

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ, МОЛОДІ ТА СПОРТУ УКРАЇНИ
ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
АКАДЕМІЯ ПОЖЕЖНОЇ БЕЗПЕКИ ІМЕНІ ГЕРОЇВ ЧОРНОБИЛЯ**

I Міжнародна науково-технічна конференція

**Обчислювальний інтелект
(результати, проблеми, перспективи)**

**Матеріали Першої Міжнародної науково-технічної конференції
«Обчислювальний інтелект (ОІ-2011)»**

**10-13 травня 2011 р.
м. Черкаси, Україна**

Організатори конференції:

Міністерство освіти і науки України
Національна академія наук України
Інститут кібернетики НАНУ імені В.М. Глушкова
Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Київський національний технічний університет України «КПІ»
Харківський національний університет радіоелектроніки
Черкаський державний технологічний університет
Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля
Ужгородський національний університет
Інститут інформаційних теорій та додатків (Болгарія)
Технологічний університет м. Ржешув (Польща)

Програмний комітет:

Лега Ю.Г., (співголова), Кришталь М.А. (співголова), Зайченко Ю.П., (співголова),
Бодяньський Є.В., Верлань А.Ф., Волошин О.Ф., Гуляницький Л.Ф., Донченко В.С.,
Івохін Є.В., Крак Ю.В., Куссуль Н.М., Литвинов В.В., Маляр М.М., Марков К., Сетлак Г.,
Снитюк В.Є., Тимченко А.А., Штовба С.Д.

Організаційний комітет: Качала Т.М. (співголова), Снитюк В.Є. (співголова), Джулай О.М.,
Биченко А.О., Землянський О.М., Гаркавенко Г.А., Єгорова О.В.

Наукові редактори: Зайченко Ю.П., Снитюк В.Є.

Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи): Матеріали 1-ї Міжнародної науково-технічної конференції (10-13 травня 2011 р., Черкаси). – Черкаси: Маклаут, 2011. – 512 с.

Вычислительный интеллект (результаты, проблемы, перспективы): Материалы 1-й Международной научно-технической конференции (10-13 мая 2010 г., Черкассы). – Черкассы: Маклаут, 2011. – 512 с.

Computational Intelligence (Results, Problems and Perspectives): Proceedings of the First International Conference (10-13 May 2011, Cherkasy). – Cherkasy: McLaut, 2011. – 512 p.

У збірнику представлені матеріали науково-технічної конференції «Обчислювальний інтелект», яка відбулась в м. Черкаси та була присвячена актуальним питанням, проблемам та перспективам інтелектуальних обчислень, зокрема їх філософським, теоретичним та прикладним аспектам, а також висвітленню результатів щодо розробки інформаційних технологій та систем і математичного моделювання.

ПРО ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Перша Міжнародна науково-технічна конференція «Обчислювальний інтелект» проводиться на базі Черкаського державного технологічного університету. Наш університет є науковим осередком Черкаського регіону у технічній, економічній та гуманітарній сферах і відіграє все більшу роль як у підготовці висококваліфікованих кадрів, так і в розвитку науки стосовно впливу на практичну діяльність людини. Історія університету розпочалась у березні 1960 року із створення Черкаського загальнотехнічного факультету Київського технологічного інституту харчової промисловості, а вже через рік він був підпорядкований Київському інженерно-будівельному інституту. У листопаді 1977 року факультет став Черкаським філіалом цього ж інституту. З грудня 1979 року філіал було підпорядковано Київському політехнічному інституту. Самостійна історія вищого навчального закладу почалась у 1991 році, коли Черкаський філіал став Черкаським інженерно-технологічним університетом. У березні 2001 року на його базі утворено Черкаський державний технологічний університет.

Протягом 50-річного існування навчального закладу підготовлено понад 40 тис. фахівців з вищою освітою, які працюють у різних галузях народного господарства нашої держави. Сучасний ЧДТУ має 10 факультетів, у ньому працює біля 500 викладачів, серед яких 60 докторів наук, професорів. Наукова діяльність — це невід’ємна складова розвитку нашого університету. У нас працює 12 наукових шкіл, які відомі не лише в Україні, а й визнані на світовому рівні. Наші науковці беруть участь у міжнародних проектах, їх запрошують до викладання в закордонних вузах. Ми співпрацюємо з університетами Саарланда (Німеччина), Аліканте (Іспанія), Санкт-Петербурзьким електротехнічним університетом по проекту TEMPUS-TACIS з розвитку трансферу технологій. ЧДТУ — учасник спільного канадсько-українського проекту з економічного розвитку громад. Нашими партнерами є Латвійський аграрний університет, університет Небраски (США), інститут ім. Гете (Німеччина) та Британська Рада, Ягелонський університет (Польща) та ін. ЧДТУ сьогодні знаний у світі як один з найвпливовіших наукових центрів України, який відіграє важливу роль у розбудові держави. Тож не дивно, що конференція присвячена актуальним проблемам, state-of-the-art інтелектуальних обчислень проводиться саме в Черкаському державному технологічному університеті.

Незважаючи на те, що конференція «Обчислювальний інтелект» проводиться вперше, кількість поданих матеріалів значно перевищила очікування оргкомітету. Зокрема, серед авторів, крім українських вчених, є науковці з Азербайджану, Білорусії, Німеччини, Росії. Представлено більше ста вищих навчальних закладів, академічних установ та підприємств. Учасниками конференції є 51 доктор наук, 106 кандидатів наук, 10 представників промисловості, 145 аспірантів та пошукачів і 64 студенти. Значний інтерес до конференції сприяв розширенню кола питань, які є предметом розгляду, а саме додано напрямки «Інформаційні технології та системи» і «Математичне моделювання». Серед учасників є значна кількість молодих науковців, що засвідчує актуальність та перспективність інтелектуальних обчислень.

Вітаємо учасників Першої міжнародної науково-технічної конференції «Обчислювальний інтелект» у Черкаському державному технологічному університеті.

Ректор ЧДТУ



Ю.Г. Лера

ПРЕДИСЛОВИЕ

Уважаемые участники конференции!

На базе Черкасского государственного технологического университета и Академии пожарной безопасности имени Героев Чернобыля проходит Первая Международная научно-техническая конференция «Вычислительный интеллект 2011». Программа конференции включает обсуждение результатов, проблем и перспектив вычислительного интеллекта, его философских, теоретических и прикладных аспектов. Википедия определяет «вычислительный интеллект» как ответвление и как альтернативу классическому искусственному интеллекту. В отличие от искусственного интеллекта, концепция которого базируется на строгом логическом выводе, в основе вычислительного интеллекта лежат эвристические алгоритмы.

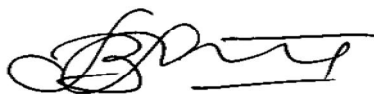
Последние десятилетия отмечены значительной динамикой научной активности в мире. Количество научных конференций по вычислительному интеллекту или отдельным его составляющим с каждым годом увеличивается. Все больше ученых занимаются исследованиями, связанными с развитием и применением вычислительного интеллекта при решении прикладных проблем. Если еще 15 лет назад в нашем университете не было ни одного предмета связанного с вычислительным интеллектом, то сегодня по направлению подготовки «Компьютерные науки» студенты изучают 4-6 дисциплин.

Известно, что основными направлениями вычислительного интеллекта являются искусственные нейронные сети, эволюционное моделирование и нечеткая логика. Начало изучения и исследования искусственных нейронных сетей относят к 1943 году (У. Маккалок и У. Питтс) и 1957 году (Ф. Розенблатт), теории нечетких множеств – к 1965 году (Л.Заде), эволюционного моделирования – к 1963 и 1975 годам (И. Рехенберг и Дж. Холланд.). В основе каждого из этих направлений лежали определенные идеи, связанные с исследованием и использованием механизмов функционирования живой природы. В последние десятилетия, к сожалению, не появились новые, столь же значимые парадигмы, однако наблюдаются тенденции к развитию их ответвлений и разработке технологий, базирующихся на композиции указанных направлений.

Поисковая система Google выдает такие результаты: на запрос «Computational intelligence» – 4220000 источника, «Neural network» – 14600000, «Genetic algorithm» – 5660000, «Evolutionary modeling» – 11000000, – «Fuzzy logic» – 6260000, «Вычислительный интеллект» – 379000, «Нейронные сети» – 8490000, «Генетические алгоритмы» – 134000, «Эволюционное моделирование» – 432000, «Нечеткая логика» – 58700. Учитывая не абсолютную репрезентативность Интернет-статистики, тем не менее, можно сделать выводы о тенденциях в мировых и отечественных исследованиях по вычислительному интеллекту, а также определить менее исследованные области.

Значительная часть аспектов вычислительного интеллекта представлена на нашей конференции. Учитывая интересы участников конференции, а также неоднозначность определения понятия «Вычислительный интеллект», Программный комитет расширил ее тематику, включив два новых направления. Поскольку конференция проводится впервые, ее организаторы будут благодарны за замечания и пожелания как по тематике, так и по организации проведения.

Доктор технических наук



В.Е. Снитюк

Зміст · Содержание

Пленарні доповіді · Пленарные доклады	17
<i>Бодянский Е.В., Винокурова Е.А.</i> Вэйвлет-нейро-система управления нестационарным нелинейным объектом.....	19
<i>Верлань А.Ф., Митько Л.А., Олецький А.В., Фуртат Ю.О.</i> Объектно-ориентированная организация интеллектуальных систем компьютерного моделирования.....	23
<i>Волошин О.Ф., Кудін В.І.</i> Про філософські аспекти оцінки впливу скінченно-малих збурень лінійних моделей при організації обчислень.....	25
<i>Гуляницький Л.Ф., Рудик В.О.</i> Особливості застосування алгоритмів оптимізації мурашиними колоніями до задачі прогнозування третинної структури протеїнів.....	30
<i>Донченко В.С.</i> Еліпси групування в задачах кластеризації.....	32
<i>Зайченко Ю.П.</i> Оптимизация инвестиционного портфеля в условиях неопределенности. Состояние, проблемы, перспективы.....	33
<i>Івохін Є.В., Матузенко В.Г.</i> Математична модель процесу розподілу ресурсів в дворівневих ієрархічних системах.....	35
<i>Крак Ю.В., Тернов А.С., Троценко Б.А., Барчукова Ю.В., Лісняк М.П.</i> Прикладні аспекти розробки інформаційно-навчальних комплексів української жестової мови...	36
<i>Куссульт Н.Н., Скакун С.В., Шелестов А.Ю.</i> Интеллектуальный подход к оценке рисков на основе геопространственной информации.....	38
<i>Петренко А.І.</i> Концепція нової магістерської програми «Системне проектування».....	39
<i>Провотар А.И., Провотар О.А.</i> Нечеткие модели диагностики в системе ГОМЕОПАТ.....	42
<i>Руденко О.Г., Бессонов А.А.</i> М-обучение искусственных нейронных сетей.....	46
<i>Семенов В.В., Семенова Н.В.</i> Перерозподільчі властивості податкових систем.....	48
<i>Снитюк В.Е.</i> Эволюционные стратегии и направленная оптимизация.....	52
<i>Федунов Б.Е.</i> Оперативные интеллектуальные системы системообразующего ядра антропоцентрического объекта.....	54
<i>Цейтлин Н.А.</i> Операторная блок-схема алгоритма построения регрессионных моделей.....	63
<i>Штовба С.Д., Мазуренко В.В.</i> Дослідження навчання компактних нечітких баз знань.....	67
Секція 1. Філософські та теоретичні аспекти інтелектуальних обчислень	69
Секция 1. Философские и теоретические аспекты интеллектуальных вычислений	69
<i>Pavlenko V.D., Burdeinyi V.V., Pavlenko S.V.</i> Organization of intelligent computations in clusters using transparent parallelizing principles.....	71
<i>Rudyk V.O.</i> Formalization of lattice path encoding concepts for protein structure prediction	73
<i>Tsoy Y.R.</i> Combining neuroevolutionary and gradient learning for solving classification problems.....	75
<i>Абдуллаев П.Ш., Мирзоев А.Дж.</i> Порядок интеграции методов математической статистики в задачах формирования архитектуры динамической нейронной.....	77
<i>Антосяк П.П., Волошин О.Ф.</i> Підходи до побудови колективного ординального експертного оцінювання при нечіткій вихідній інформації.....	81
<i>Артюхина Е.В., Горбаченко В.И.</i> Настройка весов в процессе обучения радиальных базисных нейронных сетей при решении краевых задач.....	82

<i>Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В.</i> Оцінка якості прогнозування у багаторівневих алгоритмах прийняття рішень.....	84
<i>Булгакова О.С.</i> Дослідження впливу свободи вибору кращих рішень на ефективність ітераційних алгоритмів МГУА.....	86
<i>Гаркавенко Г.А.</i> Ідентифікація складних залежностей методом програмування генетичних виразів.....	88
<i>Гривко Б.С., Проскурня Ю.С.</i> Сравнение скорости обучения ННС FOTSK при реализации на MATLAB, C и CUDA C.....	90
<i>Демчина М.М.</i> Представлення знань нафтогазової предметної області у вигляді структурованої фреймової системи.....	91
<i>Єгорова О.В.</i> Особливості комбінованого використання технологій Soft Computing при розв'язанні задач з обмеженнями.....	92
<i>Кадомский К.К., Каргин А.А.</i> Структурная классификация нечетких образов с помощью сетей ART.....	93
<i>Коваленко О.Є., Коваленко А.О.</i> Аспекти функціонування інтелектуальних систем заснованих на знаннях.....	95
<i>Колбасин В.А.</i> Использование технологи CUDA для ускорения обработки потока данных искусственными нейронными сетями.....	97
<i>Копытчук Н.Б., Тишин П.М., Ботнарь К.В., Цюрупа М.В.</i> Применение нечеткой дескрипционной логики для описания неопределенностей в формализованном языке анализа рисков.....	98
<i>Короткая Л.И., Семёнова К. Г.</i> Анализ применимости нейронных сетей при выборке параметров численного решения дифференциальных уравнений.....	99
<i>Лежнюк П.Д., Петрушенко О.Ю.</i> Визначення критеріїв подібності в задачах оптимального керування з використанням засобів нейро-нечіткого моделювання.....	100
<i>Литвин Б.А.</i> Про розпаралелення гібридного генетичного алгоритму з дійсним кодуванням.....	102
<i>Мальшев О.В.</i> Анти-DIKW.....	104
<i>Мартинюк Т.Б., Куперштейн Л.М.</i> Реалізація функцій моделі нейрона.....	106
<i>Михалев А.И., Бабенко Ю.В.</i> Сравнительный анализ классического и хаотического генетических алгоритмов в задачах глобальной оптимизации.....	108
<i>Осипенко В.В.</i> Виявлення однорідних груп експертів в системно-аналітичних дослідженнях за індуктивною процедурою кластерного аналізу.....	109
<i>Осінній Є.М., Вовкотруб Ю.М.</i> Філософські аспекти кібернетичного моделювання штучного інтелекту.....	111
<i>Павленко В.Д., Павленко С.В.</i> Вычислительный интеллект и информационная оптимизация систем диагностирования состояния непрерывных объектов.....	113
<i>Різник В.В., Цимбал Ю.В., Пазюк О.В., Коліда В.С., Олійник Д.В.</i> Інтелектуальна система розподілених обчислень для пошуку оптимальних комбінаторних структур.....	115
<i>Романишин Ю.М., Ткаченко В.С.</i> Зниження рівня шумів в мовних сигналах на основі вейвлет-технологій.....	116
<i>Рудик І.І., Наконечний Ю.М.</i> Безпека глобальних комп'ютерних систем та оцінка показників інформаційних ресурсів.....	117
<i>Рясна І.І.</i> Про кластеризація на нечітких мультимножинах.....	119
<i>Савка Н.Я.</i> Методи ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями.....	120
<i>Сапунов С.В.</i> Об использовании топологических свойств операционной среды при навигации мобильных агентов.....	122
<i>Серебровский А.Н.</i> Гибридная технология прогнозирования техногенной опасности...	124

<i>Столяренко Н.В., Тимашова Л.А.</i> Некоторые метапроцедуры для построения интеллектуальной системы управления гибким производством.....	126
<i>Тимчий М.А.</i> Побудова оптимальної архітектури нейронних мереж зворотного розповсюдження помилки за допомогою генетичних алгоритмів.....	128
<i>Тимчук С.А.</i> Метод поиска множества недоминируемых решений в нечеткой форме..	129
<i>Троешествова Д.А., Абриков В.С.</i> Антропокибернетический аспект философии искусственного интеллекта.....	130
<i>Чабаненко Д.М.</i> Використання генетичного підходу при прогнозуванні сигналів з вираженою періодичною складовою.....	132
<i>Штовба С.Д., Филинюк М.О.</i> Кластеризация на основе муравьиных алгоритмов....	133
<i>Яджак М.С.</i> Особливості реалізації штучних нейронних мереж одного типу на квазі-систолічних обчислювальних структурах.....	134
Секція 2. Прикладні аспекти інтелектуальних обчислень	136
Секция 2. Прикладные аспекты интеллектуальных вычислений	136
<i>Karnaikh N., Voitenko O.</i> Applying mathematical models to analyzing of bank's financial stance.....	138
<i>Kussul O., Novikov O.</i> A fine-grained QoS approach to measuring reputation in GRID systems.....	139
<i>Skakun S.</i> The use of time-series of satellite imagery and ground observations to flood hazard mapping.....	140
<i>Абриков В.С., Широцин В.П., Троешестов Д.А., Карлович Е.В., Абриков С.В.</i> Средства Data mining как основа создания баз знаний.....	141
<i>Агаджянян А.Р.</i> Перспективы использования вейвлет-преобразования в медицине.....	142
<i>Андрощук О.С.</i> Модель нечіткого логічного висновку оцінки ризику пропуску правопорушників через державний кордон.....	144
<i>Антіпова Н.А., Триус Ю.В.</i> Библиотека алгоритмов нечіткого виведення для використання в системах прийняття рішень.....	146
<i>Артеменко О.В., Шмелева Т.Ф., Тимошенко А.С.</i> Применение искусственных нейронных сетей в задаче выбора запасного аэродрома.....	147
<i>Биченко А.О., Джулай О.М.</i> Нейро-нечіткі моделі ідентифікації параметрів поширення пожежі та методи їх оптимізації.....	149
<i>Верлань А.Ф., Сопель М.Ф., Фуртат Ю.О., Чмырь И.А.</i> Человеческий фактор надёжности сложных систем и его учёт в разработке когнитивно-ориентированных технологий поддержки принятия решений.....	150
<i>Гнатенко П.А.</i> Прогнозирование курса акций компании на основе данных по опционам с использованием нечеткой нейронной сети.....	151
<i>Гнатієнко Г.М.</i> Обчислення інтелектуального капіталу компанії методами теорії прийняття рішень.....	152
<i>Гнатієнко Г.М., Гнатієнко О.Г.</i> Обчислення евристик, що застосовуються при експертних ранжуваннях об'єктів.....	154
<i>Говорущенко Т.О.</i> Навчання і тестування нейромережної складової методу оцінювання та прогнозування якості програмного забезпечення.....	156
<i>Грипич Ю.А.</i> Анализ оценки рисков в задаче классификации посевных территорий.....	158
<i>Долгополов И.Н., Савченко Е.А., Тимченко А.А.</i> Применение технологий интеллектуального анализа данных в клинической диагностике.....	160
<i>Дудкин К.В., Хацкевич Ю.В.</i> Эволюционный поиск для расчета многоконтурных систем трубчатых газовых нагревателей.....	162

<i>Єфіменко С.М., Степашико В.С.</i> Інструментальний комплекс для дослідження та застосування засобів індуктивного моделювання.....	164
<i>Жеребко В.А., Онацький А.В., Соломонюк Ю.Р.</i> Дослідження витрат ресурсів FPGA при побудові нейромережевої логічної функції XOR засобами LABVIEW.....	165
<i>Жеребцов А.В., Моамар Д.Н., Халіман Н.П.</i> Особливості експертної системи прийняття рішень при інвестуванні клієнтів банків.....	166
<i>Замула А.О.</i> Використання інструментарію нечіткої логіки при моделюванні банківської діяльності.....	168
<i>Зелінська Ю.Я., Лисак Н.В., Месюра В.І.</i> Модель інтелектуального агента маршрутизації мобільної AD НОС мережі.....	170
<i>Землянський О.М.</i> Аспекти невизначеності процесу моніторингу концентрації небезпечних речовин.....	171
<i>Землянський Ол-др М.</i> Нечіткі моделі для визначення кількості пожежних сповіщувачів у будівлях та спорудах.....	172
<i>Іванов Д.Е.</i> Генетические алгоритмы в проектировании энергоэффективных цифровых устройств.....	173
<i>Кисельова О.Г., Герасименко М.В.</i> Використання методів інтелектуального аналізу даних для обробки добового серцевого ритму.....	175
<i>Колесніков К.В., Карапетян А.Р.</i> Нейромережевий метод оптимізації маршрутизації даних.....	176
<i>Колесніков К.В., Савісько М.С.</i> Використання методу нейромережевої маршрутизації в телекомунікаційних системах.....	178
<i>Комар М.П.</i> Інформаційна модель процесу виявлення комп'ютерних атак на основі нейромережевих класифікаторів.....	179
<i>Кондор Г.М., Маляр М.М.</i> Визначення пріоритетів з використанням матриці рішень... ..	181
<i>Кондратенко Ю.П., Сіденко Є.В.</i> Нечіткі моделі та методи синтезу інтелектуальних систем прийняття рішень для задач транспортної логістики.....	182
<i>Кондрашова Н.В., Павлов В.А., Павлов А.В.</i> Решение задачи диагностики заболеваний легкой формой коагулопатии и тромбоцитопатии на основе МГУА.....	184
<i>Кондрук Н.Е.</i> Нечіткість в задачах збалансованого харчування людини.....	186
<i>Конохова Ю.В.</i> Методы роевого интеллекта в прогнозировании распределения спроса на страховые услуги.....	187
<i>Коршевилюк Л.О.</i> Аналіз станів системи на основі байєсових мереж.....	188
<i>Кравець П.І., Шимкович В.М.</i> Вирішення задачі оптимального та енергозберігаючого управління в багатооб'єктних розподілених технічних комплексах за допомогою інтелектуальних технологій.....	190
<i>Кравець П.О.</i> Агентна модель системи керування з нечітким логічним виведенням рішень.....	192
<i>Крак Ю.В., Кручинін К.С., Шкільнюк Д.В.</i> Виділення ознак для задач розпізнавання елементів дактильної абетки.....	194
<i>Крак Ю.В., Шатковський М.М., Загваздин А.С.</i> Аналіз та синтез мовленнєвої комунікаційної інформації для створення засобів автоматизації озвучування та стенографування.....	195
<i>Кротких С.С., Кириченко Л.О.</i> Применение вейвлет анализа для исследования вызванных потенциалов в ЭЭГ человека.....	196
<i>Кучер В.О.</i> Нечетко-множественный поход к планированию в GRID-системах.....	198
<i>Кучер П.П.</i> Комплектування аварійно-рятувальної техніки з використанням «м'яких» обчислень.....	199
<i>Лозович О.Н.</i> Анализ применения нейросетевых технологий для повышения надежности информационных сетей.....	200

<i>Лунькова Г.В., Шабатура Ю.В.</i> Застосування методів нечіткого аналізу в організації навчального процесу в Академії сухопутних військ.....	201
<i>Ляхов А.Л., Алёшин С.П.</i> Нейросетевой базис быстрого реагирования для СППР критических инфраструктур.....	202
<i>Мазурок Т.Л.</i> Эволюционный подход к оптимизации синергетического управления обучением.....	204
<i>Машевська М.В.</i> Побудова моделі нечіткої логіки для розрахунку теплових параметрів житлового середовища.....	206
<i>Мельников А.Ю., Клищ Т.Н.</i> Интеллектуальный анализ данных земельного кадастра.....	208
<i>Меньшиков А.Л.</i> Управление городским транспортом при помощи нечетких нейронных сетей.....	210
<i>Мисник Б.В.</i> Моделювання еволюції виробничих підприємств на основі нейромережевої ідентифікації.....	212
<i>Мулеца П.П., Орос М.М.</i> Застосування нечіткої логіки у діагностиці фармакорезистентності епілепсії.....	213
<i>Нестеренко Б.Б., Новотарський М.А.</i> Кліткові нейронні мережі для моделювання перистальтичних процесів.....	214
<i>Никоненко А.О.</i> Семантичний аналіз природномовних текстів: підходи та засоби.....	215
<i>Олексів М.В., Пуйда В.Я.</i> Виявлення та ідентифікація літаків на зображеннях з використанням штучних нейронних мереж прямого поширення.....	217
<i>Орехова А.А., Харченко В.С.</i> Оценка безопасности человеко-машинных интерфейсов информационно-управляющих систем АЭС на основе нечеткого многокритериального анализа вариантов.....	219
<i>Пасічник В., Іванушак Н.</i> Дослідження комп'ютерних мереж та моделювання їх фрактального росту.....	221
<i>Пелецишин А.М., Тимовчак-Максимець О.Ю.</i> Интеллектуальні програмні засоби виявлення споживацького досвіду у віртуальних соціальних спільнотах.....	223
<i>Пищак І.І.</i> Реалізація алгоритму вейвлет-перетворення на мікроконтролері з ядром ARM7.....	225
<i>Плотніков А.В., Супруненко О.О.</i> Формування механізму виводу знань у медичних експертних системах.....	227
<i>Поднебесная Г.А., Поднебесная А.А.</i> Анализ прогноза финансовых рядов с применением доверительных интервалов.....	228
<i>Прукс В.Э., Прукс А.Э.</i> Система управления мобильного робота на основе технической нервной системы со зрением.....	229
<i>Прядкін А.С.</i> Застосування пошукових алгоритмів нечіткого пошуку.....	230
<i>Романишин Ю.М., Нічога В.О., Пукіш С.Р., Якимів Р.М.</i> Побудова та застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання сигналів дефектоскопії рейок.....	232
<i>Савченко Є.А., Директоренко О.В.</i> Прогнозування соціально-економічних процесів на основі МГУА.....	234
<i>Савченко Є.А., Сьоміна Л.П., Прачова А.О.</i> Методика прогнозування рівня глюкози в крові на основі виділення тренду процесу.....	235
<i>Савчук Т.О., Петришин С.І.</i> Розробка модифікованого алгоритму K-MEANS для аналізу надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті.....	236
<i>Селиванова А.В.</i> Применение интеллектуальных методов управления в компьютерном тренажере по холодильной специальности.....	238
<i>Сінко О.М.</i> Визначення статусу суб'єктів навчального процесу на основі аналізу ієрархії.....	240
<i>Скаковська А.М., Маслоva І.В.</i> Интеллектуальна система швидкої ідентифікації людини за зображенням ока.....	241

<i>Скатков А.В., Воронин Д.Ю.</i> Терминальное распределение ресурсов в критических информационных системах при использовании нейросетевых технологий.....	242
<i>Скобцов Ю.А., Скобцов В.Ю.</i> Вычислительный интеллект в тестировании и проектировании цифровых систем.....	244
<i>Степашко В.С., Піднебесна Г.А., Зворигіна Т.Ф.</i> Знання-орієнтований підхід до конструювання інтерактивних засобів індуктивного моделювання.....	246
<i>Тарадайко Т.В.</i> Нечіткі моделі в задачах підбору персоналу з урахуванням особливих умов.....	247
<i>Теленик С.Ф., Ролик А.И., Савченко П.С., Боданюк М.Е.</i> Управляемый генетический алгоритм в задачах распределения виртуальных машин в ЦОД.....	249
<i>Тимченко А.А., Терентьева А.А.</i> Порівняння прогнозів фінансових процесів на основі МГУА та нейронних мереж.....	251
<i>Федоренко Н.И.</i> Нейросетевое распознавание урологических заболеваний по урофлюорограммам.....	252
<i>Фесенко Н.Б.</i> Сенсорные компоненты датчиков робототехнической системы.....	253
<i>Фоменко А.О.</i> Оцінка ризиків Веб-проектів з використанням байєсівських мереж.....	255
<i>Химич А.Н., Попов А.В., Чистякова Т.В.</i> Интеллектуальное программное обеспечение для компьютерных вычислений.....	256
<i>Чадюк А.В., Руновська З.В.</i> Нечеткая имитационная модель оценки эффективности путей сокращения транспортного времени перевозочного процесса	258
<i>Череватенко Е.А.</i> Применение нечетких сетей Петри для формирования базы знаний в диагностической экспертной системе.....	260
<i>Шаркаді М.М.</i> Багатокритеріальна задача оцінки конкурентоспроможності підприємств в умовах нечіткості.....	261
<i>Швалагін О.Ю., Млавець Ю.Ю., Миронюк Ж.Б.</i> Моделювання соціального портрету особи.....	262
<i>Шелестов А.Ю., Скакун С.В., Кравченко О.М.</i> Геоінформаційна інтелектуальна система моніторингу стану сільськогосподарських культур.....	263
<i>Щекин В.П.</i> ARMAViS-эмуляторы в структурах адаптивных САУТП горно-металлургического комплекса.....	264
<i>Щербатова Г.Ю., Крылов В.Н., Логвинов О.В.</i> Нейросетевая технология диагностики полупроводниковых приборов.....	266
<i>Янчевський С.Л.</i> Оптимізація процесів прийняття рішень у експертних системах планування роботи цільової апаратури космічних апаратів дистанційного зондування землі.....	268
Секція 3. Інформаційні системи та технології	269
Секция 3. Информационные системы и технологии	269
<i>Bilodray Y., Mesyura V.</i> Communication system for support of collective directed activities on microblogging media.....	271
<i>El Joueidi R.R.</i> Development tools for knowledge base generation on the basis of the ontology system.....	273
<i>Shostak I.V., Butenko I.I.</i> Information technology for normative profile forming on the basis of ontology system.....	275
<i>Аль-Аммори Али</i> Методологические аспекты управления безопасностью полетов.....	276
<i>Антонов В.М., Антонова_Рафі Ю.В.</i> Кібернетично-акмеологічна експертно-аналітична система.....	278

<i>Аралова Н.И., Мاستыкаш Ю.И., Машикина И.В.</i> Информационные технологии оценки резервных возможностей функциональной системы дыхания лиц, выполняющих работу в экстремальных условиях высокогорья.....	279
<i>Бандирська О.В.</i> Феномен досконалих кутомірів і теоретико-пізнавальна природа вимірювань.....	281
<i>Бобко О.В.</i> Порівняльний аналіз методів автоматичної генерації онтологій.....	282
<i>Бойко В.В.</i> Інтелектуальна автомобільна система, як системна інтеграція сучасних інформаційних технологій і засобів автоматизації.....	284
<i>Бурляй І.В.</i> Розробка структурної схеми багаторівневої системи зв'язку в складі автоматизованої системи оперативного управління.....	285
<i>Веревкин С.В.</i> Мониторинг деятельности учебных заведений как задача классификации.....	287
<i>Висоцька В.А., Чирун Л.Б., Чирун Л.В.</i> Формальна модель формування інформаційних ресурсів систем електронної контент-комерції.....	289
<i>Волкова Н.С., Колос П.О.</i> Особливості біоморфних кібернетичних систем.....	291
<i>Восинская Е.И.</i> Разработка информационной системы оценки риска кредитоспособности заемщика.....	292
<i>Гамоцька С.Л.</i> Оцінка впливу ризиків на процес створення програмних продуктів.....	293
<i>Гнатієнко Г.М., Гнатієнко С.Г.</i> Моделювання віртуальної комунікації та деякі аспекти психології лідерства у віртуальному просторі.....	295
<i>Голуб С.В., Сисоєнко Н.В., Немченко В.Ю.</i> Інформаційна технологія соціогігієнічного моніторингу.....	297
<i>Гонтарь Н.А.</i> Менеджмент знаний с применением онтологий предметных областей... ..	298
<i>Горелова Г.В.</i> О практике когнитивного моделирования сложных систем.....	299
<i>Григорьев П.Е., Бычков В.В., Игнатов А.Н., Хорсева Н.И., Коваленко А.С., Козак Л.М., Оленчук А.В., Асанов Э.Э., Килесса Г.В., Шмидт М.В., Храмов В.В.</i> Информационные технологии мониторинга биосоциальных систем	301
<i>Данильченко А.М., Литвинчук Д.Г., Узденов Т.А.</i> Автоматизация построения онтологии предприятия.....	303
<i>Демчук А.Б., Литвин В.В., Войчишен М.М., Шаховська Н.Б.</i> Підхід до побудови інтелектуальної системи моніторингу якості трубопроводів на основі онтології.....	305
<i>Дифучин А.Ю.</i> Розробка бібліотеки класів для створення тривимірної графіки з використанням шейдерної мови HLSL.....	306
<i>Дорофеев Д.В.</i> Система автоматического распознавания тематики устной речи.....	308
<i>Дронюк І.М., Назаркевич М.А.</i> Захист інформації на основі Ateb-функцій.....	309
<i>Дручинина В.Е., Канищева О.В.</i> Комбинированное использование методов LSA и TRM на семантических уровнях процесса реферирования.....	310
<i>Ель Джувейді Р.Р.</i> Використання програмних агентів для розподілених обчислень у ГРІД середовищі.....	312
<i>Жук С.В., Глуханик О.І.</i> Семантизований доступ до розподілених джерел даних.....	313
<i>Зацерковний В.І.</i> Інтелектуалізація інструментарію ПС.....	314
<i>Калмыков В.Г., Малышев О.В.</i> Оценочные аспекты управления качеством организации.....	316
<i>Карапетян А.Р.</i> Проблемы створення інтелектуальних навчальних систем віртуальної реальності.....	318
<i>Каргин А.А., Крачковский Н.В.</i> Метод проектирования систем ситуационного управления, основанный на принципах развивающегося интеллекта.....	319
<i>Килесса Г.В.</i> Параллельные вычисления на графических процессорах с использованием технологии CUDA.....	321
<i>Климов И.В.</i> Система мониторинга событий «Цифровой гражданин».....	323

<i>Коленцева Т.А.</i> Снижение служебного трафика в мультиагентных системах мониторинга для компьютерных сетей.....	324
<i>Колесніков К.В., Лавданський А.О.</i> Варіанти реалізації динамічних методів біометричної ідентифікації в інформаційних системах захисту.....	325
<i>Кравцова Л.В., Каминская Н.Г., Пуляева А.В.</i> О методическом обеспечении курсов дистанционного обучения специальных дисциплин в морском институте.....	326
<i>Кравченко О.В.</i> Аспекти проектування програмного забезпечення обчислювального кластеру з використанням GRID-технології.....	328
<i>Крючковский В.В., Петров К.Э.</i> Обоснование общей методологии идентификации моделей интеллектуальной деятельности.....	330
<i>Левченко С.П., Артюшенко О.Ф., Супруненко О.О.</i> Розробка експертної системи для оцінки особистісних характеристик в процесі фізичного виховання школярів.....	331
<i>Лещенко В.А., Морозова А.И.</i> Применение объектно-структурного подхода для построения поля знаний интеллектуальной системы управления производством машиностроительного предприятия.....	332
<i>Литвин В.В., Мельник А.С., Досин Д.Г., Даревич Р.Р., Шкутяк Н.В.</i> Методи оптимізації змісту та структури онтології.....	334
<i>Ляшенко О.А., Данилов К.И.</i> Проектирование и программная реализация средствами Visual Prolog экспертной системы, основанной на логике.....	336
<i>Ляшенко О.А., Кондаков Д.С.</i> Розробка вирішувача до гри “САПЕР” з використанням засобів логічного програмування.....	337
<i>Мазничко А.Б.</i> Дистанційне навчання. Переваги та проблемні питання.....	338
<i>Маклаков Г.Ю.</i> Интеллектуальная система мониторинга качества телекоммуникационных услуг в децентрализованных распределенных системах дистанционного обучения.....	339
<i>Максишко Н.К., Заховалко Т.В., Слободяник О.О.</i> Застосування теорії активних систем до моделювання процесів місцевого самоуправління.....	340
<i>Малахов К.С., Карун О.В.</i> До розробки програмної системи опрацювання природно-мовних текстів.....	341
<i>Маляр М.М., Штимак А.Ю.</i> Побудова моделі оцінювання компетентності випускника.....	342
<i>Мелащенко А.О., Перевозчикова О.Л., Скарлат Е.С.</i> Электронная идентификация как часть информационного общества.....	343
<i>Мироненко Д.С.</i> Использование информационной системы планирования и учета порезки металла в условиях заготовительных цехов ОАО «МЗТМ».....	345
<i>Мороз А.В.</i> Інтелектуалізація процесу формування можливих відповідей на питання до тексту.....	347
<i>Морозова О.И.</i> Применение нечеткого управления в адаптивной системе обучения и оценивания знаний.....	348
<i>Нейчева Ю.І.</i> Прикладні аспекти використання нечіткої логіки в процесі створення адаптивної системи навчання.....	350
<i>Нечуйвитель С.Н.</i> Восстановление и агрегация экспертного опыта.....	351
<i>Ночевнов Д.П.</i> Многозначная классификация пользователей Социального Web по интересам.....	353
<i>Пікуляк М.В.</i> Побудова експертних правил у адаптивній системі навчання.....	355
<i>Подорожний В.І., Козирев В.М.</i> Проблеми забезпечення системи оцінки якості бінарних зображень.....	357
<i>Поліщук О.Д.</i> Підходи до оцінювання складних систем (на прикладі Укрзалізниці)....	358
<i>Поморова О.В., Гнатчук Є.Г.</i> Формування вимог до автоматичної системи поливу кімнатних рослин.....	360

<i>Порхун О.В., Тарануха В.Ю.</i> Розпізнавання авторського стилю текстів на основі аналізу звукової організації мови автора.....	361
<i>Почанский О.М.</i> Разработка персонализированного рейтинга Web-страниц, посвященных одной и той же тематике.....	363
<i>Пурський О.І.</i> Особливості застосування інформаційних систем в медицині: експертні системи.....	364
<i>Рехман А.В.</i> Совершенствование методов планирования и контроля выполнения полетов в авиакомпании «Роза ветров».....	365
<i>Рувинская В.М., Туршатов И.А., Тройнина А.С.</i> 3D-визуализация положений датчиков для принятия решений.....	367
<i>Саенко В.И.</i> Методология формирования классификаторов типовых состояний инфраструктуры компьютерной сети.....	369
<i>Саух В.М., Великжанін Г.В., Фесенко Т.В.</i> Архітектура Semantic Web-порталу електронної бібліотеки ВНЗ.....	371
<i>Святогор Л.А., Гладун В.П.</i> Вычисление смысла текстов естественного языка: онтологический подход.....	373
<i>Семененко Н.В., Молчановський О.І.</i> Визначення емоційної складової текстів новин на природній мові.....	375
<i>Сергиенко В.В.</i> Калибровка чувствительности и степени разнообразия методов оценки бездефектности критического программного обеспечения.....	376
<i>Сіренко І.П., Стеля І.О.</i> Інформаційна система водно-болотних угідь України.....	378
<i>Смикодуб Т.Г., Маршак О.І.</i> Концепція викладання дисципліни «методи та системи штучного інтелекту» при підготовці бакалавра напряму «Комп'ютерні науки».....	379
<i>Суранова А.А., Любченко К.М.</i> Система інтелектуального управління трафіком у комп'ютерних мережах.....	380
<i>Тацій В.Я., Иванов С.Н., Карасюк В.В.</i> Онтологическое представление системы знаний с использованием принципов самоорганизации.....	381
<i>Ткаченко Н.М.</i> Обґрунтування ефективності функціонування інноваційної моделі вітчизняного промислового комплексу.....	383
<i>Томашевський В.М., Новіков Ю.Л.</i> Складання розкладів занять у дистанційних системах навчання.....	384
<i>Триус Ю.В., Герасименко І.В.</i> Моделі і методи прийняття рішень в ІАС контролю і оцінювання навчання діяльності студентів ВНЗ.....	387
<i>Тур Л.П., Тимашова Л.А., Леценко В.А., Музалева В.А.</i> Построение ситуационных логистических решений онтологическом пространстве интеллектуальных систем управления предприятиями.....	389
<i>Файнзильберг Л.С., Лебедушко Т.Ю.</i> Интеллектуальные компьютерные средства в задаче индивидуального подбора сердечно-сосудистых препаратов.....	391
<i>Федорук П.І., Дутчак М.С.</i> Визначення ймовірнісних показників якості засвоєння нової інформації в адаптивних системах дистанційного навчання.....	393
<i>Флорескул В.Я., Молчановський О.І.</i> Розробка пошукового робота-краулера.....	395
<i>Чернова М.Л.</i> Применение рефлекторных экспертных систем к поддержке принятия решений в бизнесе.....	396
<i>Чёрный С.Г., Козуб Н.А., Ширяева И.В.</i> Применение процесса обфускации для защиты приложений.....	398
<i>Чухрай А.Г., Педан С.И.</i> Принятие решений во внутреннем цикле заданий интеллектуальной компьютерной обучающей программы.....	400
<i>Шатовская Т.Б., Оноприенко О.И., Барашков В.С.</i> Информационная образовательная система управления процессом дипломирования специалистов.....	402

<i>Щербакова Н.В., Самойленко О.А.</i> Конструювання засобів зберігання, обробки та передачі даних для систем індуктивного моделювання.....	404
<i>Юрченко К.М.</i> Про оптимальність процесів навчання та контролю знань з використанням інтелектуальних систем професійної підготовки.....	405
<i>Якуценя Д.М.</i> Інформаційне забезпечення контролю екологічної якості небезпечних відходів на основі ризик-аналізу.....	406
<i>Яремчук О.Я.</i> Застосування системного аналізу при створенні інформаційних систем в туризмі.....	408
Секція 4. Математичне моделювання	409
Секция 4. Математическое моделирование	409
<i>Андросов Є.С., Колесніков К.В.</i> Залежність часу затримки пакетів від етапів передавання даних мережею LTE.....	411
<i>Аралова А.А.</i> Численное решение обратных краевых задач осесимметричного деформирования длинного толстого полого цилиндра.....	412
<i>Арсирій Е.А., Антощук С.Г.</i> Информационный подход при диагностике процессов массопереноса в каналах энергетического оборудования.....	414
<i>Атаманюк И.П., Кондратенко Ю.П.</i> Полиномиальный фильтр-экстраполятор винера для нестационарных случайных процессов, наблюдаемых с погрешностями.....	416
<i>Беклер Т.Ю., Файнзильберг Л.С.</i> Вычислительный алгоритм порождения искусственных электрокардиограмм с заданными амплитудно-временными характеристиками.....	418
<i>Бердінських І.В., Колесніков К.В.</i> Особливості побудови моделей виникнення загроз несанкціонованого доступу до мережевої інформації.....	420
<i>Бидюк П.И., Фёдоров А.В.</i> Анализ возможности выбора лучшего из множества торговых роботов.....	421
<i>Бондаренко Л.М., Триус Ю.В.</i> Програмний засіб для розв'язування задач багатокритеріальної оптимізації в середовищі MATLAB.....	423
<i>Бондарська Я.А.</i> Порівняльний аналіз методів побудови розділяючої площини.....	424
<i>Бурдейный В.В., Павленко В.Д.</i> Планирование вычислений в технологии транспарентного распараллеливания на основе заказов.....	425
<i>Бухарі Рудакі, Колесніков К.В.</i> Оптимізація дедуктивного методу моделювання дефектів цифрових систем на ПЛІС.....	426
<i>Васильев И.А.</i> Разработка модели процесса отгрузки контейнеров на железнодорожный транспорт контейнерного терминала.....	427
<i>Василюк А.С., Басюк Т.М.</i> Інтелектуальний аналіз геометричних параметрів формул алгоритмів.....	429
<i>Волошин М.В.</i> Особливості використання методу AdaBoost та методу локальних бінарних шаблонів для задач комп'ютерного зору.....	431
<i>Гренджа В.І., Брила А.Ю.</i> Задачі парето-лексикографічної оптимізації з альтернативними критеріями.....	433
<i>Грицук Ю.В., Безуглов О.Ю., Грицук І.В., Шилін І.В.</i> Реалізація в MS EXCEL методики прогнозування масштабів зараження сильнодіючими отруйними речовинами для хімічно небезпечних об'єктів міста Донецька.....	434
<i>Дорошенко А.Ю., Ігнатенко О.П., Іваненко П.А.</i> Моделювання оптимального виконання задач паралельних обчислень.....	435
<i>Евсеева Л.Г.</i> Полный класс реализаций интервальных математических моделей задач размещения.....	437

<i>Жеребко В.А., Афанасьев В.В.</i> Імітаційне моделювання дискретної системи управління маніпулятором багатостадійного технологічного процесу.....	439
<i>Иродов В.Ф., Осетянская Д.Е.</i> Выбор наиболее предпочтительных решений при конструировании трубчатого нагревателя повышенного лучеиспускания.....	440
<i>Козленко М. І.</i> Часова складність цифрової демодуляції ширококутових сигналів.....	442
<i>Колесніков К.В., Харченко М.М.</i> Аспекти синтезу оптимальної логічної структури надійної телекомунікаційної мережі.....	444
<i>Корнеев В.А.</i> Предварительные результаты моделирования процесса разрушения горных пород при вдавливания индентора в стенки скважины.....	445
<i>Лежнюк П.Д., Петрушенко Ю.В.</i> Апроксимація заданих функцій позином-сплайнами	447
<i>Медведев Д.Г.</i> Алгоритм визначення геометричних параметрів еозинофілів за допомогою сплайнів.....	449
<i>Мельник Р.А., Каличак Ю.І.</i> Сегментування зображень на основі об'ємів інтенсивності.....	451
<i>Мельников А.Ю., Руденко А.Е.</i> Кластеризация оборудования механосборочного цеха.....	453
<i>Месюра В.І., Шаригін О.А.</i> Модель прийняття рішень для задач ліквідації швидкоплинних надзвичайних ситуацій.....	454
<i>Мирошник О.М.</i> Моделі визначення області компромісу між вартістю житла та його пожежною безпекою на основі експертного аналізу.....	455
<i>Міца О.В., Повідайчик М.М.</i> Оптимізація портфеля замовлень на підприємстві.....	456
<i>Мурга М.О.</i> Структура інтелектуального агента-експерта з торгівлі певним фінансовим інструментом.....	458
<i>Нич Л.Я., Камінський Р.М.</i> Оцінювання ефективності інтелектуальної діяльності оператора в системах розпізнавання динамічних образів на основі експериментальних даних.....	459
<i>Олейник Ю.А., Кучерявый В.Н.</i> Использование скрытых марковских моделей для поиска лиц на изображениях.....	461
<i>Опанасенко В.А.</i> Моделирование плоского течения жидкости со свободной поверхностью для исследования гидродинамических нагрузок.....	463
<i>Охріменко К.Я., Дяченко П.В.</i> Електронне моделювання динаміки евольвентної кінематичної зубчастої пари.....	465
<i>Пепа Ю.В.</i> Точність наведення робота.....	467
<i>Пічугіна О.С.</i> Аналітичний вигляд опуклого продовження квадратних поліномів на одному класі полірозміщень та застосування в оптимізації.....	469
<i>Плахтеев П.А.</i> Организация проводной сенсорной сети на основе многофункциональных модулей.....	471
<i>Різник В.В., Броницький Т.М., Чорненко В.Я.</i> Застосування евристичного підходу до синтезу оптимізованих циклічних кодів.....	473
<i>Родіонова О.А.</i> Екстремальні задачі на комбінаторних конфігураціях при умові багатокритеріальності.....	474
<i>Рябушенко А.В., Богуш К.В.</i> Методи оцінки точності прогнозування випадкових процесів.....	475
<i>Савчук Т.О., Козачук А.В.</i> Результати моделювання нагріву залізничної цистерни зовнішнім джерелом тепла.....	477
<i>Сергеева Е.Л.</i> Применение дифференциальных операторов для космического мониторинга температурного поля горнопромышленных территорий.....	478
<i>Соколова Н.О., Волковский О.С.</i> Поиск оптимального маршрута на картографическом изображении для мобильных устройств.....	479

<i>Стеля О.Б., Стеля І.О.</i> Моделювання хвостосховищ підприємств гірничодобувної промисловості для оцінки впливу фільтраційних втрат на довкілля.....	481
<i>Стеценко І.В.</i> Проектування інтелектуальних систем управління засобами Петрі-об'єктної моделі.....	482
<i>Сытник А.А., Раевский Н.В., Киселёва А.А., Киселёв В.Б.</i> Кубатурный фильтр Калмана в задачах статистического оценивания параметров радиолокационных систем.....	484
<i>Таран В.М.</i> Інтелектуальна система моделювання зсувних процесів південного берега Криму.....	487
<i>Тимофієва Н.К.</i> Розпізнавання мовних сигналів та задача клінічної діагностики.....	489
<i>Торубка Т.В.</i> Аналіз алгоритмів виявлення рухомих об'єктів в полі зору відеокамери	491
<i>Тюрин С.Ф., Греков А.В., Громов О.А.</i> Определение функционально-полных толерантных булевых функций четырех аргументов с учетом модели замыканий переменных.....	493
<i>Шадхін В.Ю., Копотій А.В., Белов К.Е., Костомаров О.В., Попов О.В.</i> Детерміністська модель розповсюдження комп'ютерних вірусів.....	495
<i>Шевченко В.С.</i> Метод вирішення двокритеріальної транспортної задачі та його оцінка.....	496
<i>Щербовських С.В.</i> Автоматизація побудови моделі надійності відновлюваної системи із ієрархічною структурною схемою.....	498
<i>Юрко О.В.</i> Рекурсивний розклад зображень методом квадродерева.....	500
<i>Якимов А.І., Борчик Е.М., Башаримов В.В.</i> Процедура выделения классов целевых функций с обобщением результатов кластеризации несколькими методами.....	502
<i>Якимов Е.А., Ковалевич А.А., Албкеират Д.М.</i> Особенности преобразования временных рядов методом сингулярного спектрального анализа.....	504
Алфавітний показчик · Алфавитный показчик	506

Пленарні доповіді

ВЭЙВЛЕТ-НЕЙРО-СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫМ НЕЛИНЕЙНЫМ ОБЪЕКТОМ

Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

Введение

С позиции теории управления большинство технологических процессов представляет собой нелинейный динамический нестационарный стохастический объект, характеризующийся высоким управлением априорной и текущей неопределенности. Понятно, что эффективное управление таким объектом не может быть реализовано на основе традиционных процедур автоматического управления, включая классический адаптивный подход, а требует использования более изощренных методов на основе гибридных систем вычислительного интеллекта [1] и, прежде всего, нейрорегуляторов, в основе которых лежат искусственные нейронные сети, обладающие универсальными аппроксимирующими свойствами, что позволяет им успешно справляться с проблемами, порождаемыми произвольного вида нелинейностями [2]. Естественно, что качество синтезируемого управления полностью определяется точностью настраиваемой модели, в связи с чем на первый план выходит проблема быстрого действия процессов обучения. Эта проблема достаточно часто осложняется малыми объемами обучающей выборки, когда реальных данных об объекте явно недостаточно для построения точной нейро-модели.

В связи с этим в [3-5] была предложена адаптивная система управления технологическим процессом, в основе которой вместо обычной нейронной сети лежит нео-фаззи-модель, характеризующаяся высоким быстродействием, следящими и фильтрующими свойствами и обеспечивающая кусочно-линейную аппроксимацию нелинейных характеристик объекта управления, что, однако, в ряде случаев может не обеспечивать требуемой точности. Для адаптивного управления нестационарными динамическими объектами в качестве настраиваемых моделей с успехом могут быть использованы вэйвлет-нейронные сети [6, 7], сочетающие в себе аппроксимирующие возможности нейронных сетей и локальные нестационарные свойства вэйвлет-разложения, однако характеризующиеся недостаточно высоким быстродействием процесса обучения.

В связи с этим в настоящем докладе предлагается процедура синтеза непрямої адаптивной системы управления нестационарным нелинейным объектом, функционирующим в условиях неопределенности [8], характеризующейся высокой скоростью обучения и обладающей как следящими, так и сглаживающими свойствами.

1. Архитектура вэйвлет-нейро-модели

Для описания нелинейного нестационарного технологического процесса принята нелинейная модель авторегрессии с управляющими входами (NARX-модель) вида [3-5]

$$y(k) = f(y(k-1), u(k-1)) + \xi(k) = f(x(k)) + \xi(k), \quad (1)$$

где $y(k)$, $u(k)$, $\xi(k)$ – выходной сигнал, управляющее воздействие, стохастическая шумовая компонента с нулевым математическим ожиданием и ограниченной дисперсией соответственно в текущий момент дискретного времени $k = 0, 1, 2, \dots$; $f(\bullet)$ – некоторая ограниченная нелинейная функция в общем случае неизвестная; $x(k) = (y(k-1), u(k-1))^T = (x_1(k), x_2(k))^T$.

Для идентификации объекта (1) в реальном времени будем использовать адаптивную модель на основе вэйвлет-нейрона [8]. Как видно, вэйвлет-нейрон достаточно близок по конструкции к стандартному n – входовому формальному нейрону, однако вместо обычных настраиваемых синаптических весов содержит вэйвлет-синапсы WS_i , $i = 1, 2$, обучаемыми параметрами которых являются не только веса w_{ih} , но и параметры центра (сдвига) и ширины (растяжения) вэйвлетов $\varphi_{jh}(x_i(k))$.

Введем в рассмотрение модель объекта (1) на основе вэйвлет-нейрона вида

$$\mathfrak{f}(k) = F(y(k-1), u(k-1)) = \sum_{i=1}^2 f_i(x_i(k)) = \sum_{i=1}^2 \sum_{h=1}^m \varphi_{ih}(x_i(k))w_{ih}(k-1), \quad (2)$$

где функция $f_i(x_i(k))$ описывает выходной сигнал i -го нелинейного вэйвлет-синапса в k -й момент текущего времени

$$f_i(x_i(k)) = \sum_{h=1}^m \varphi_{ih}(x_i(k))w_{ih}(k-1), \quad (3)$$

φ_{ih} – h -я функция активации-принадлежности i -го входа, $w_{ih}(k-1)$ h -й настраиваемый синаптический вес i -го нелинейного вэйвлет-синапса в предыдущий момент времени $k-1$.

Структура вэйвлет-нейро-модели (2) объекта (1) приведена на рис. 1, где WS_i – нелинейный синапс, z^{-1} – элемент чистого запаздывания, $e_i(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ – ошибка идентификации.

В качестве функции активации-принадлежности будем использовать адаптивный одномерный вэйвлет [9, 10]

$$\varphi_{ih}(x_i(k)) = \left(1 - \alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^2(x_i(k))\right) \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right), \quad (4)$$

где $\tau_{ih}(k) = (x_i(k) - c_{ih}(k))\sigma_{ih}^{-1}(k)$, $c_{ih}(k), \sigma_{ih}^{-1}(k)$ – параметры, определяющие положение центра (сдвига) и ширину (растяжение). При этом производные по параметрам $x_i(k), c_{ih}(k), \sigma_{ih}^{-1}(k)$ вэйвлет-функции имеют вид:

$$\frac{\partial \varphi_{ih}(x_i(k))}{\partial x_i(k)} = \sigma_{ih}^{-1}(k) \left(\alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^3(x_i(k)) - (1 + 2\alpha_{ih}(k))\tau_{ih}(x_i(k)) \right) \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right),$$

$$\frac{\partial \varphi_{ih}(x_i(k))}{\partial c_{ih}(k)} = \sigma_{ih}^{-1}(k) \left((1 + 2\alpha_{ih}(k))\tau_{ih}(x_i(k)) - \alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^3(x_i(k)) \right) \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right),$$

$$\frac{\partial \varphi_{ih}(x_i(k))}{\partial \sigma_{ih}^{-1}(k)} = (x_i(k) - c_{ih}(k)) \left(\alpha_{ih}(k)\tau_{ih}^3(x_i(k)) - (1 + 2\alpha_{ih}(k))\tau_{ih}(x_i(k)) \right) \cdot \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right),$$

$$\frac{\partial \varphi_{ih}(x_i(k))}{\partial \alpha_{ih}(k)} = -\tau_{ih}^2(x_i(k)) \exp\left(-\tau_{ih}^2(x_i(k))/2\right).$$

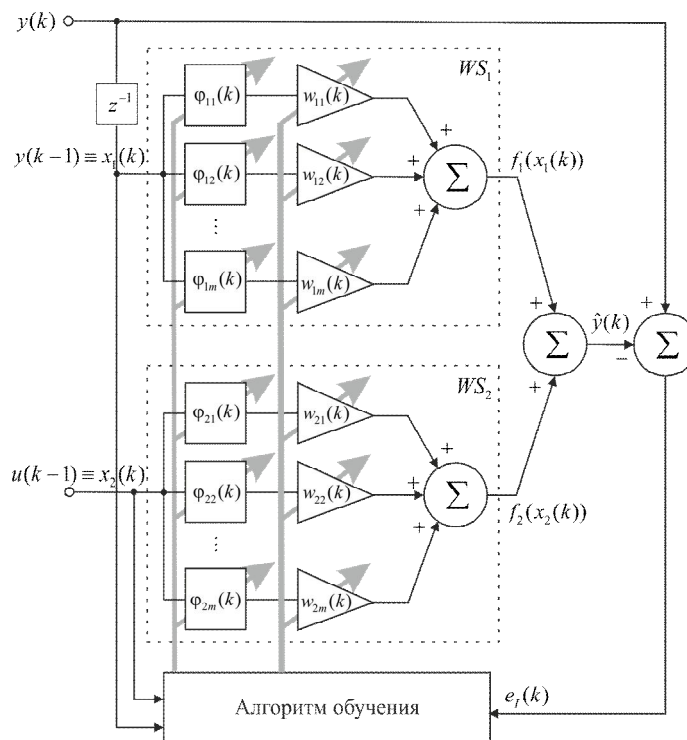


Рис. 1 – Вэйвлет-нейро-модель объекта управления

2. Алгоритм обучения вэйвлет-нейро-модели

В качестве критерия обучения вэйвлет-нейрона используется традиционная квадратичная функция ошибки

$$E(k) = 1/2 (d(k) - y(k))^2 = 1/2 e^2(k) = 1/2 \left(d(k) - \sum_{i=1}^2 \sum_{h=1}^m w_{ih}(k-1) \varphi_{ih}(x_i(k)) \right)^2 \quad (5)$$

(здесь $d(k)$ – внешний обучающий сигнал), производные которой по настраиваемым параметрам имеют вид

$$\begin{aligned} \partial E(k) / \partial w_{ih} &= -e(k) \varphi_{ih}(x_i(k)) = -e(k) J_{ih}^w(k), \\ \partial E(k) / \partial c_{ih}(k) &= -e(k) w_{ih}(k) (\partial \varphi_{ih}(x_i(k)) / \partial c_{ih}) = -e(k) J_{ih}^c(k), \\ \partial E(k) / \partial \sigma_{ih}^{-1} &= -e(k) w_{ih}(k) (\partial \varphi_{ih}(x_i(k)) / \partial \sigma_{ih}^{-1}) = -e(k) J_{ih}^\sigma(k), \\ \partial E(k) / \partial \alpha_{ih} &= -e(k) w_{ih}(k) (\partial \varphi_{ih}(x_i(k)) / \partial \alpha_{ih}) = -e(k) J_{ih}^\alpha(k). \end{aligned}$$

Вводя $(m \times 1)$ – векторы переменных $\varphi_i(x_i(k)) = (\varphi_{i1}(x_i(k)), \varphi_{i2}(x_i(k)), \dots, \varphi_{im}(x_i(k)))^T$, $w_i(k) = (w_{i1}(k), w_{i2}(k), \dots, w_{im}(k))^T$, $c_i(k) = (c_{i1}(k), c_{i2}(k), \dots, c_{im}(k))^T$, $\sigma_i^{-1}(k) = (\sigma_{i1}^{-1}(k), \sigma_{i2}^{-1}(k), \dots, \sigma_{im}^{-1}(k))^T$ и $\tau_i(k) = (\tau_{i1}(k), \tau_{i2}(k), \dots, \tau_{im}(k))^T$, $J_i^{\{\bullet\}}(x_i(k)) = (J_{i1}^{\{\bullet\}}(x_i(k)), J_{i2}^{\{\bullet\}}(x_i(k)), \dots, J_{im}^{\{\bullet\}}(x_i(k)))^T$ и проведя ряд преобразований запишем скоростной градиентный алгоритм обучения i -го вэйвлет-синапса с улучшенными следящими и фильтрующими свойствами [10]:

$$\begin{cases} w_i(k) = w_i(k-1) + e(k) J_i^w(x_i(k)) / \gamma_i^w(k), & \gamma_i^w(k) = \beta \gamma_i^w(k-1) + \|J_i^w(x_i(k))\|^2, \\ c_i(k) = c_i(k-1) + e(k) J_i^c(x_i(k)) / \gamma_i^c(k), & \gamma_i^c(k) = \beta \gamma_i^c(k-1) + \|J_i^c(x_i(k))\|^2, \\ \sigma_i^{-1}(k) = \sigma_i^{-1}(k-1) + e(k) J_i^\sigma(x_i(k)) / \gamma_i^\sigma(k), & \gamma_i^\sigma(k) = \beta \gamma_i^\sigma(k-1) + \|J_i^\sigma(x_i(k))\|^2, \\ \alpha_i(k) = \alpha_i(k-1) + e(k) J_i^\alpha(x_i(k)) / \gamma_i^\alpha(k), & \gamma_i^\alpha(k) = \beta \gamma_i^\alpha(k-1) + \|J_i^\alpha(x_i(k))\|^2 \end{cases} \quad (6)$$

(здесь β – параметр забывания).

Несложно видеть, что при $\beta = 1$ процедура (6) приобретает свойства адаптивного алгоритма идентификации Гудвина-Рэмеджа-Кэйнеса [11], а при $\beta = 0$ имеет форму популярного в теории искусственных нейронных сетей алгоритма Уидроу-Хоффа. Как видно, использование модифицированных алгоритмов обучения практически не усложняет численную реализацию процедур настройки вэйвлет-синапсов, обеспечивая при этом повышение их скорости сходимости.

3. Адаптивный регулятор с обобщенной минимальной дисперсией

Введем в рассмотрение стандартный критерий управления с обобщенной минимальной дисперсией [12] в форме

$$E^c(k) = 1/2 (e_c^2(k+1) + \rho u^2(k)) = 1/2 ((y^*(k+1) - y(k+1))^2 + \rho u^2(k)), \quad (7)$$

где $y^*(k+1)$ – требуемое значение влажности материала, $\rho \geq 0$ – штрафной коэффициент, который задает «цену» энергетики управляющего сигнала (задает стоимость энергозатрат).

Решение дифференциального уравнения, позволяющего получить оптимальные значения управляющего сигнала $\partial E^c(k) / \partial u(k) = 0$, в аналитическом виде невозможно, в связи с чем для минимизации критерия управления (7) используется градиентная процедура оптимизации

$$u(k) = u(k-1) - \eta(k) \frac{\partial E^c(k)}{\partial u(k)} = u(k-1) + \eta(k) e_c(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} + \rho u(k-1), \quad (8)$$

(десь $\eta(k)$ – параметр шага мінімізації), при цьому в рамках непрямого підходу к синтезу адаптивних регуляторів в вираженні (8) похідна $\partial y(k)/\partial u(k-1)$ замінюється оцінкою $\partial \mathcal{F}(k)/\partial u(k-1)$:

$$\begin{aligned} \partial \mathcal{F}(k)/\partial u(k-1) &= \partial \mathcal{F}(k)/\partial x_2(k) = \partial \varphi_{2h}(x_2(k))/\partial x_2(k) = \\ &= \sum_{h=1}^m w_{2h}(k-1) \sigma_{2h}^{-1}(k) \left(\alpha_{2h}(k) \tau_{2h}^3(x_2(k)) - (1 + 2\alpha_{2h}(k)) \tau_{2h}(x_2(k)) \right) \exp\left(-\frac{\tau_{2h}^2(x_2(k))}{2}\right) = \\ &= \sum_{h=1}^m w_{2h}(k-1) J_{2h}^u(x_2(k)) = w_2^T(k-1) J_2^u(x_2(k)) = w_2^T(k-1) J_2^u(u(k-1)). \end{aligned}$$

В результаті несложних перетворень отримуємо закон управління в остаточному вигляді

$$u(k) = u(k-1) + \eta(k) e_c(k) w_2^T(k-1) J_2^u(u(k-1)) + \rho u(k-1), \quad (9)$$

де $w_2(k-1) = (w_{21}(k-1), \dots, w_{2m}(k-1))^T$, $J_2^u(u(k-1)) = (J_{21}^u(u(k-1)), \dots, J_{2m}^u(u(k-1)))^T$.

Выводы

В доповіді запропонована вейвлет-нейро-система управління нестационарним нелінійним об'єктом. Предложено адаптивний регулятор з обобщенной мінімальною дисперсією на основі предложенной моделі, отличающиеся простотой реализации, высоким быстродействием, учетом ограничений на энергетические затраты. Проведены экспериментальные исследования на реальных данных, результаты которых подтверждают эффективность предлагаемого подхода.

Литература

1. Rutkowski L. Computational Intelligence. Methods and Techniques. – Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. – 514 p.
2. Neural Systems for Control / Eds. by O. Omidvar, D.L. Ellion. – San Diego: Academic Press, 1997. – 358 p.
3. Бодянский С.В., Винокурова О.А., Соколовский Я.И., Петрянич О.В. Адаптивный интеллектуальный регулятор на основе нео-фаззи-модели // Сб. наук. праць 17-ї міжнародної конференції з автоматичного управління «Автоматика - 2010», Т.2. - Харків: ХНУРЕ. - 2010. – С. 151-152.
4. Bodyanskiy Ye, Vynokurova O., Sokolowsky J., Petryanych O. Adaptive intelligent controller for non-linear dynamical non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model // Proc. 3rd Int. Conf. on Inductive Modelling. – May 16-22. – 2010. - Yevpatoriya. – P.92-99.
5. Otto P., Bodyanskiy Ye., Vynokurova O., Sokolowsky J., Petryanych O. Adaptive controller for nonlinear dynamic non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model // Proc. 48. Int. Wiss. Koll. Tagungsband. – TU Ilmenau (Thuer), 2003. – S. 255-260.
6. Lin F.-J., Shen P.-H., Kung Y.-S. Adaptive wavelet neural network control for linear synchronous motor servo drive // IEEE Trans. on Magnetics. – 2005. – 41. – 12. – P. 4401-4412.
7. Zhang H., Pu J. A novel self-adaptive control framework via wavelet neural network // Proc. 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. – Dalian. – China, 2006. – P. 2254-2258.
8. Бодянский С.В., Винокурова Е.А. Адаптивный вейвлет-нейронный предиктор // Проблемы бионики. – Вып. 58. – 2003. – С. 10-17.
9. Бодянский С.В., Винокурова Е.А. Адаптивный вейвлон и алгоритм его обучения // Управляющие системы и машины. – 2009. – 1 (219). – С.47-53.
10. Bodyanskiy Ye., Vynokurova O., Yegorova E. Radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network with adaptive activation-membership function // Int. J. on Artificial Intelligence and Machine Learning. – 2008. – V.8. – II. – P. 9-15.
11. Goodwin G.C., Ramadge P.J., Caines P.E. A globally convergent adaptive predictor // Automatica. – 1981. – 17. – № 1 – P. 135-140.
12. Clark D.W., Gawthrop P.J. Self-tuning controller // Proc. IEE. – 1975. – 122. - № 9. – P. 929-934.

ОБЪЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ КОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

А.Ф. Верлань¹, Л.А. Митько¹, А.В. Олецкий², Ю.О. Фуртат¹

¹Институт проблем моделирования в энергетике им. Г.Е. Пухова НАН Украины, г. Киев

²Национальный университет «Киево-могилянская академия»

Математическое моделирование применяется для решения многих практических задач. Научная задача может быть описана с помощью алгебраических, дифференциальных, интегральных и других математических уравнений, графов, логических описаний и т.д.

Существует множество методов работы с такими описаниями моделей, для многих существует программная реализация. Если бы пользователь точно знал, какой метод следует использовать для решения его задачи, то серьезных проблем бы не возникало. Он смог бы вызвать соответствующую процедуру или даже написать программу на основе алгоритма. Но часто пользователь не знает нужного метода для решения задачи или значений параметров для этого метода. Часто пользователь не очень силен в математике и моделировании, а потому не способен даже формализовать свою задачу для построения математической модели. Из-за этого ему приходится иметь дело с нечеткими описаниями вместо точных моделей.

Другая проблема заключается в том, что существует большое количество методик выбора и оптимизации параметров отдельных алгоритмов. Эти методики обычно используются в программах, реализующих эти алгоритмы, но было бы полезно вынести выбор параметров, оптимизацию и прочее из отдельных программ в ядро среды моделирования. Это бы значительно облегчило труд программистов.

Таким образом, задача создания современной интеллектуальной среды для решения практических задач при помощи компьютерной симуляции является актуальной. Основными подзадачами этой задачи являются:

- перевод запросов пользователя во внутренние языки математических моделей;
- автоматизация выбора необходимых методов и получения оптимальных параметров для этих методов.

Говоря формально, обработка запроса пользователя может быть записана в виде следующего выражения:

$$R = L_S^-(U_M(L_S^+(Q))),$$

где R – ответ системы, L_S^+ – перевод оригинального запроса, зависящий от семантического контекста S . Этот семантический контекст зависит от знаний о предметной области, особенностях пользователя, целях диалога, языке, возможностях системы и т.д. Результатом перевода является конкретная математическая модель. L_S^- – обратный перевод.

U_M является решающим оператором для полученной модели, учитывающим базу знаний о математических методах M . Эта база знаний не зависит от предметной области. Она содержит знания о представлениях математических объектов (функциях, векторах, матрицах, операторах и т.д.), об отдельных методах решения уравнений.

В этом докладе рассматривается только оператор U_M . Для определения этого оператора следует сначала описать базу знаний. Разрабатывается объектно-ориентированный подход, рассматривающий обработку как взаимодействие соединенных друг с другом классов. Вводятся различные уровни такого описания: уровень *черного ящика*, уровень *порождающих процессов*, уровень *функциональной сети*, уровень *структур данных*.

Уровень черного ящика – наивысший. На нем рассматриваются связи, задаваемые операторными уравнениями.

Следующим идет уровень порождающих процессов. Он зависит от типа уравнений (например, для построения моделей могут использоваться линейные и нелинейные интегральные уравнения).

Интересным частным случаем являются интегральные уравнения Фредгольма Iго рода. У них существует большое количество применений, например, задача восстановления сигнала

ла [1]. Для решения этих уравнений существует большое количество методов и программ [2, 3].

Следующим уровнем является уровень функциональной сети. Рассматривается особая функциональная сеть для интегральных уравнений, описанная в [4].

Объектно-ориентированный подход подразумевает, что на всех уровнях представления модель состоит из объектов, принадлежащих к разным классам. Все структуры классов подробно описываются на уровне структуры данных.

Литература

1. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. – Москва: «Наука», 1986.
2. Верлань А.Ф., Сизиков В.С. Интегральные уравнения: методы, алгоритмы, программы. – Киев: «Наукова думка», 1986.
3. Baker С.Т.Н. The numerical treatment of integral equations. – Oxford: Caledon Press, 1978.
4. Верлань А.Ф., Олецкий А.В. An Object-oriented Architecture of an Intelligent Program Environment for Modeling and Simulation of Dynamic Systems. Proceedings of the Fifth Int. Conf. on Advanced Computer Systems. – Poland, Szczecin, 1998. – pp. 244-248.

**ПРО ФІЛОСОФСЬКІ АСПЕКТИ ОЦІНКИ ВПЛИВУ СКІНЧЕННО-МАЛИХ
ЗБУРЕНЬ ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ПРИ ОРГАНІЗАЦІЇ ОБЧИСЛЕНЬ****О.Ф. Волошин, В.І. Кудін**

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Включення в “контур” процесу моделювання особи, що приймає рішення (ОПР) є необхідним, при проведенні аналізу впливу різних стратегій обчислень (типів даних, алгоритмів, рівня обумовленості системи) на основні параметри розв'язку - область належності (область локалізації), точність самого розв'язку, обернення матриць, швидкодію, об'єми обчислень. Розробка ефективних обчислювальних схем методів і алгоритмів оцінюючих обумовленість системи (коректність) в ході експерименту за зазначеними критеріями на моделях різної розмірності – основа побудови систем підтримки прийняття рішень (СППР) при моделюванні процесів, тобто інтелектуалізації обчислень.

Лінійні моделі (ЛМ) є лише першим наближенням, локальною апроксимацією при дослідженні процесів реального світу, який є в принципі нелінійним. Для добре обумовлених задач (навіть в «гладкій» ситуації, а в деяких випадках – і в «негладкій» [1]) існуючий математичний апарат (аналіз нескінченно малих) є основним інструментом при моделюванні процесів дозволяє оцінити вплив малих збурень параметрів на властивості моделі лише локально. Однак, у багатьох випадках апроксимуючі лінійні моделі описуються в класі систем погано обумовлених (некоректних) лінійних систем, зокрема, алгебраїчних рівнянь (СЛАР) із квадратною та сильно заповненою матрицею обмежень [2-5]. Навіть при невеликій розмірності моделі й при відсутності структурних особливостей у будові матриці обмежень залежності розв'язків від збурень апроксимуються досить погано (локалізуються за допомогою еліпсів з осями суттєво різної довжини або паралелепіпедами із суттєво різними границями на змінні). Зокрема, при дослідженні економічних процесів у багатьох випадках результат моделювання представляється у вигляді системи лінійних алгебраїчних нерівностей (СЛАН) або як лінійна оптимізаційна модель [6]. Відомо, що категорія поганої обумовленості є визначальною в побудові залежностей розв'язків (і областей локалізації) від збурень в елементах моделі [3].

Досвід розв'язання практичних задач показує, що характерним для математичного моделювання є неадекватність моделі й реального модельованого процесу (спрощення явища, неточність задання параметрів), а для обчислювального експерименту - неадекватність математичної й машинної моделі (неусувні помилки, похибки дискретизації, похибки методу, округлень, усікань, втрати значущих цифр при виконанні операцій). Округлення чисел з точністю до фіксованого значення при обчисленнях пов'язане з наближеним представленням чисел із скінченною (усіченою) розрядною сіткою (числа з фіксованою та плаваючою комою). Помилки округлення для таких обчислень можуть характеризуватися відносною похибкою. У ході виконання основних арифметичних операцій помилки округлень можуть накопичуватися (у більшій або меншій мірі). Існують певні відмінності в схемі нагромадження помилок при виконанні обчислень із фіксованими й плаваючими числами. У сукупності вони поєднуються як похибки обчислень [2-5].

Алгоритми, які реалізують методи, можуть бути стійкими (похибки в ході обчислень накопичуються незначно) і, відповідно, у протилежному випадку - нестійкими. Про проблеми неадекватності математичної та машинної моделі дає уявлення «феномен Рунге» [2], в якому при інтерполюванні Лагранжа похибка апроксимації зростає при збільшенні кількості вузлів (рис. 1).

Зі збіжністю алгоритмів пов'язане таке поняття як коректність чисельного методу (неперервна залежність від вхідних даних, рівномірна щодо кількості рівнянь). Зокрема, коректність, як стійкість при змінах вхідних даних у лінійних системах, характеризується як стійкість від вхідних даних правих частин (обумовленість) і від усіх елементів моделі [2]. Міра коректності задачі кількісно описується числом обумовленості. Відзначимо, що категорія ко-

ректності оптимізаційної лінійної системи (обумовленість задачі) проявляється на кожному кроці ітераційного процесу.

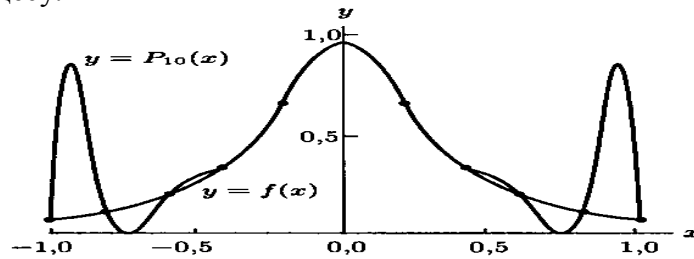


Рис. 1 – Наближений поліном для функції $f(x) = 1/(1 + 12x^2)$, побудований по 11 рівновіддалених вузлах на інтервалі $[-1; 1]$

У неперервному випадку основним критерієм збіжності є монотонність оцінок розв'язку, у випадку комп'ютерної моделі «чисельна» монотонність у обмеженому «комп'ютерному» часі не гарантує відсутності «викидів» в «реальному» майбутньому. Так, для функції $f(t) = e^{1/e} - |t - T|^{1/e}, t \neq T, f(t) = e^{1/e}, t = T$ (де e - константа Ейлера) при достатньо великому T (наприклад, рівному 10^{20}) «чисельна» монотонність на проміжку $[0; B]$ (зокрема, на проміжку $[A; B], A < B$, реалізується «машинний нуль» при обчисленні значень функції) дає «практичні» підстави вважати, що $f(t) \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty$, хоча це «детерміновано» не так! (див. рис. 2).

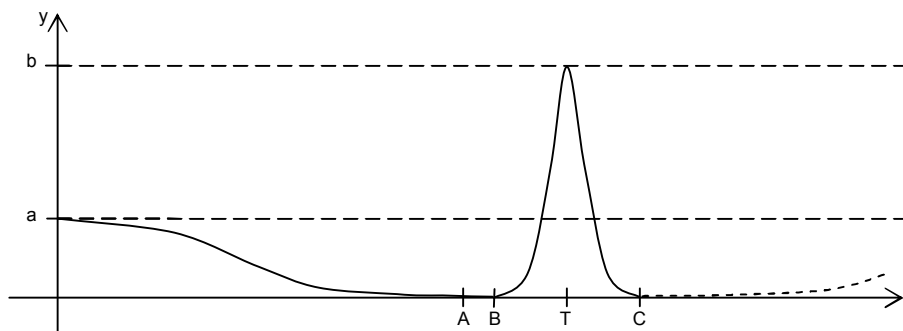


Рис. 2 – $a = e^{1/e} - 1, b = e^{1/e}, A < B, B = T - e, C = T + e$, де e – константа Ейлера

В умовах некоректності (за Адамаром) малі неточності (і нечіткості [3]) подання математичної моделі, зокрема, на рівні обчислювального алгоритму, можуть суттєво впливати на кількісні і якісні характеристики одержуваного розв'язку при використанні конкретного методу (алгоритму) [7-8]. Такі неточності найчастіше обумовлені обмеженістю довжини мантиси при представленні чисел із плаваючою комою (помилки усікання, округлення). Незважаючи на наявність ЕОМ з ефективною організацією операції округлення, в повній мірі уникнути їх або поліпшити відомі теоретичні оцінки не вдається.

Важливо відзначити, що проведення обчислень із низькою точністю ("грубо") згладжує ("ховає") деякі важливі деталі. У таких випадках створюється ілюзія неєдиності розв'язку (неповний ранг) для СЛАР або сумісності області розв'язків для СЛАН. Високоточні обчислення розкривають деталі й найчастіше "дають" єдиний розв'язок (повний ранг матриці) для СЛАР й несумісність для СЛАН. При проведенні аналізу обчислень із різним ступенем точності важливо погоджувати (погоджувати між собою) властивості грубих і високоточних обчислень.

Проводиться дослідження залежності якості локалізації області належності розв'язків (або апроксимації) від величини збурень у елементах моделі, від числа обумовленості (як визначального фактора) та організації обчислень (від довжини мантиси у поданні чисел) для деяких порівняно простих задач. Акцентується увага на складності побудови апроксимуючих (локалізуючих) множин у загальному випадку. В основу досліджень було покладено методологію послідовного аналізу варіантів (ПАВ) [6] і метод базисних матриць (МБМ), як його

конкретну реалізацію [7,8]. МБМ дозволяє враховувати вплив скінченно-малих збурень на розв'язки СЛАР. На відміну від класичних ітераційних методів (наприклад, симплекс-методу) МБМ знаходить розв'язок у два етапи: 1) виділення базисної матриці; 2) знаходження розв'язку СЛАР, що відповідає виділеній базисній матриці, та аналіз обумовленості системи, що дозволяє передбачувати ситуацію нагромадження помилок. Проведено:

- аналіз властивостей погано обумовлених задач малої розмірності;
- аналіз типової моделі заданої середньої розмірності;
- дослідження властивостей алгоритмів на основі базисного методу;
- розрахунки на основі обчислювальних алгоритмів (без процедури уточнення, з одно або двохстадійною процедурою уточнення) при використанні різних типів даних (із плаваючою комою з мантисою розмірністю 64, 128, 256 біт) для СЛАР з різними числами обумовленості;
- побудовано функціональні залежності (інтерполяційні багаточлени точності розв'язку від використовуваних типів даних, алгоритмів і числа обумовленості системи).

Обчислювальний експеримент по аналізу малих збурень у ЛМ малої розмірності

Вплив малих збурень в “малих” ЛМ на якість локалізації ілюструється на тестовому дослідженні, яке структурно було організовано як багатокрокова алгоритмічна процедура: побудова послідовності модельних задач малої розмірності із властивістю поганої обумовленості з деякого кроку; знаходження на основі МБМ елементів методу; обчислення чисел обумовленості; графічне подання основних функціональних залежностей.

Експеримент демонструє кількісно-якісні зв'язки деяких параметрів моделі та методу базисних матриць.

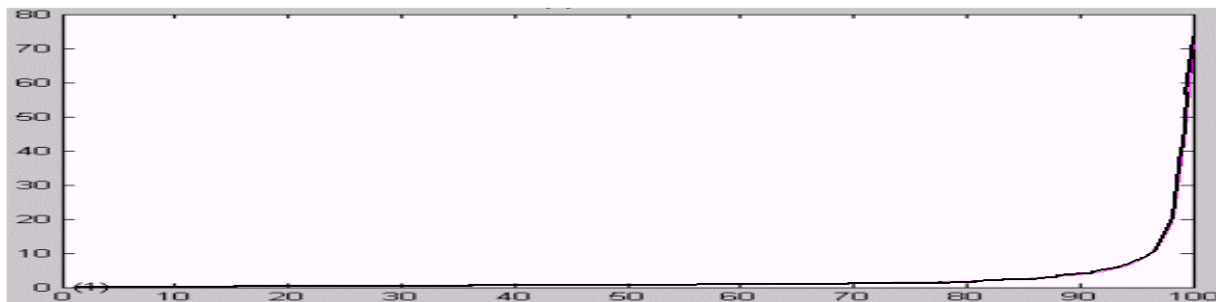


Рис. 3 – Залежність значень чисел обумовленості від номера ітерації

Нижче приведені отримані в результаті експерименту графічні образи множин приналежності розв'язків (локалізація).

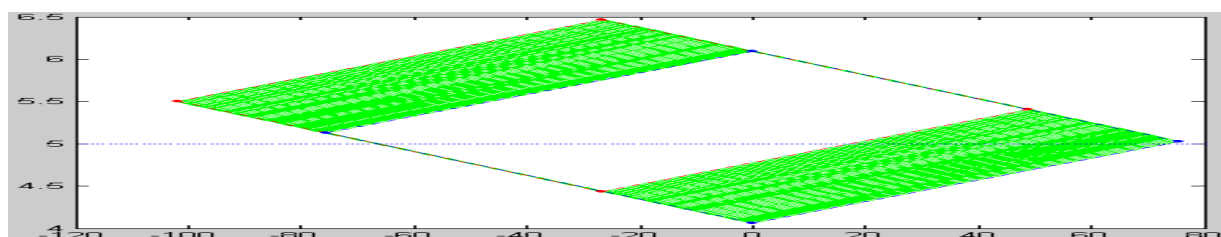


Рис. 4 – Ромбовидні фігури оціночних множин приналежності (локалізації) розв'язків на ітераціях методу (осі координат компоненти – вектора розв'язків) при збуреннях типу „паралельний перенос” гіперплощини

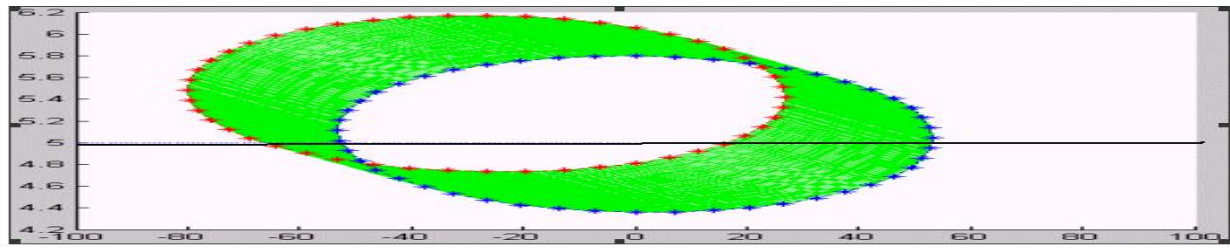


Рис. 5 – Еліпси приналежності розв'язків (локалізація) на ітераціях методу при збуреннях вектору правих частин обмежень зі сфери малого діаметру (осі координат компоненти-вектора розв'язків)

Графічні образи еліпсоподібних фігур і ромбів (локалізація) наведені в непропорційному відношенні мінімуму й максимуму осей абсцис і ординат. Еліпсоподібні фігури й ромби образів збурювання множини розв'язків (при малих збуреннях елементів моделі) є витягнутими відносно багатовиду розв'язків граничної системи неповного рангу. Фігури структурно включають у себе “більшу вісь” (діагональ) і “малу”. Більша вісь (діагональ) відповідає більшому власному числу за віссю абсцис і мала (з малим значенням діагонали по осі ординат), що відповідає малому власному числу.

Обчислювальний експеримент по аналізу малих збурень у ЛМ середньої розмірності

Для обчислювального експерименту були обрано три процедури МБМ: без уточнення розв'язку (0), з одностадійним (1) і двох стадійним (2) уточненням [7,8], застосовувалися різні типи даних: числа із плаваючою комою (подвійної точності (Double), 128-бітні числа (Dd) і 256-бітні числа (Qd), а також обчислення в точних числах. Для побудови евристичних залежностей між точністю розв'язку й числом обумовленості була проведена серія обчислювальних експериментів. Використана для тестування апаратна платформа – процесор AMD Athlon64 с реальною тактовою частотою 1.8Ghz, 512Mb оперативної пам'яті. Проводився розв'язок різними алгоритмами МБМ СЛАР розмірністю 256x256 [8]. У якості критерію точності бралися точність машинного розв'язку u_0 (1) у порівнянні з аналітичним (точним) $u=(1,0,\dots,0)$, $\varepsilon_2 = \|u_0 - (1,0,\dots,0)\|$. На основі цих даних (і даних при інших розмірностях) побудовані залежності точності розв'язку від числа обумовленості (рис.6), $\log_{10} c$ – порядок числа обумовленості системи, $\log_{10} \varepsilon_2$ – порядок точності розв'язку.

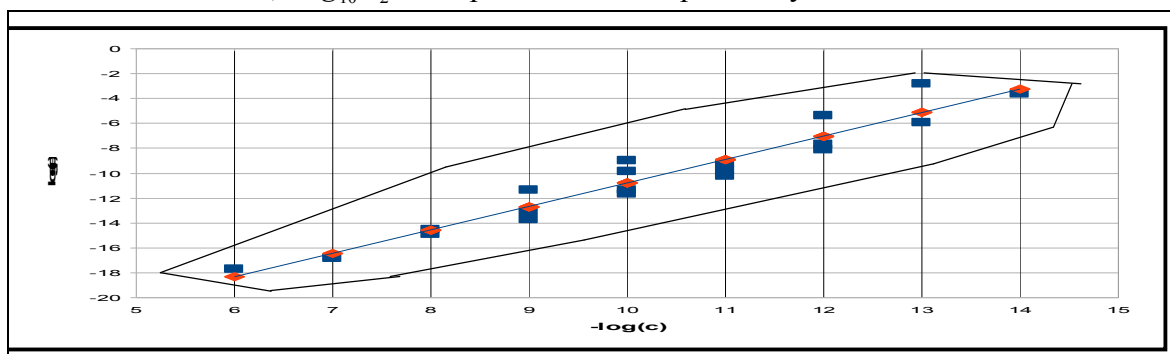


Рис. 6 – Варіант кусково- лінійної апроксимації (локалізації) області значень порядку точності ε_2 ($\log_{10} \varepsilon_2$) у системі координат значень порядку точності й порядку числа обумовленості

Обчислювальний експеримент установив близькі до лінійних залежності:

- точності розв'язку (і обертання матриці) від числа обумовленості (при фіксованому типі даних, алгоритмі) і розмірності моделі,
- точності розв'язку від типу даних (при фіксованім числі обумовленості й алгоритмі),
- близькі до поліноміальних залежності швидкодії від розмірності завдання (при фіксованих типах даних, числі обумовленості й розмірності моделі).

Останнє дозволяє будувати:

- інтерполяційні багаточлени - залежності точності розв'язку від обумовленості;
- апроксимуючі множини приналежності точності розв'язків (в тому числі, еліпси мінімальної площі);
- екстраполяційні залежності (для точності розв'язків алгоритмів) від числа обумовленості.

Методологія ПАВ [6] спрямована на проведення досліджень по встановленню статусу компонент моделі, аналізу включень (виключень) компонент моделі на обмеженість та замкнутість (тобто на якість локалізації). Як випливає з результатів обчислювального експерименту, навіть незначні кількісні зміни в компонентах таких моделей можуть якісно змінити статус компоненти моделі і, як наслідок, структуру множини розв'язків задачі. При дослідженні стійкості задачі важливо виявити кількісну міру змін вихідних даних (коректності), при яких ця властивість зберігається (губиться) і значення параметрів, при яких відбуваються якісні зміни властивостей системи. "Піймати й оцінити" такі структурні залежності якісних параметрів від кількісних (у малому) між практичною задачею, математичним і машинним описом моделі, скажімо, на мові " $(\varepsilon - \delta)$ " - оцінки відхилення або зміни розв'язків - ε від зміни даних у межах δ (категорія стійкості) не тільки важко (але, найчастіше, і неможливо) навіть для погано обумовлених задач малої розмірності. Визначати й установлювати кількісне значення поганої обумовленості системи сама по собі теж складна задача [5,6].

В цілому, це підтверджує важливість включення в процес моделювання особи, що приймає рішення, для аналізу впливу різних стратегій проведення обчислень (типів даних, алгоритмів, рівня обумовленості системи) на основні параметри розв'язку (точність самого розв'язку, обернення матриць, швидкодію, об'єми обчислень).

Література

1. Кларк Ф. Оптимизация и негладкий анализ. – М.:Наука, 1988. – 280 с
2. Метьюз Д.Г., Финк К.Д. Численные методы. –Москва–С.-Петербург–Киев: Вильямс, 2001. – 703 с.
3. Самарский А.А., Гулин А.Г. Численные методы. – М.: Наука, 1989. – 432с.
4. Воеводин В.В. Вычислительные основы линейной алгебры. – М.: Наука, 1979. – 303с.
5. Деммель Дж. Вычислительная линейная алгебра. Теория и приложение. – М.: Мир, 2001. – 430 с.
6. Волошин О.Ф. Методи аналізу статичних балансових еколого-економічних моделей великої розмірності // Наукові записки, Т. VII, КПДВ "Педагогіка", Київ, 2004. – С. 43-55.
7. Волошин А, Кудин Г., Кудин В. Методы анализа малых возмущений линейных моделей // Natural and Artificial Intelligence, ITNEA, Sofia, 2010. – P. 41-47.
8. Богаенко В, Кудин В. О принятии решений при анализе малых возмущений линейных моделей // Information Models of Knowledge, ITNEA, Kiev-Sofia, 2010. – P. 226-231.

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МУРАШИНИМИ КОЛОНІЯМИ ДО ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ ТРЕТИННОЇ СТРУКТУРИ ПРОТЕЇНІВ

Л.Ф. Гуляницький, В.О. Рудик

Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова НАН України

Розглядається задача комбінаторної оптимізації, що виникає при прогнозуванні третинної структури протеїнів. Вихідними даними для неї є послідовність амінокислотних залишків, яка визначає молекулу. Кожен із залишків відноситься до однієї з двох груп – гідрофобних чи полярних. Розглядається деяка дискретна решітка, і кожен із залишків розміщується в її вузлі, задовольняючи наступні умови:

1. сусідні в послідовності залишки розташовуються в сусідніх вузлах решітки;
2. у кожному вузлі міститься не більше одного залишку.

Між гідрофобними залишками, розташованими в сусідніх вузлах решітки, але не сусідніми в амінокислотній послідовності, виникає контакт. Енергія структури – число контактів в ній зі знаком мінус. Потрібно знайти структуру з мінімальною енергією – вважається, що це і буде природна форма молекули протеїну.

Оптимізація мурашиними колоніями (ОМК) [1] відноситься до систем ройового інтелекту. Одне з основних понять методу ОМК – феромонна матриця – аналог феромонних міток, які створюються мурахами під час пошуку найкоротших шляхів від мурашника до їжі. Алгоритми методу ОМК довели свою ефективність для розв'язання багатьох класів задач комбінаторної оптимізації, зокрема задачі комівояжера та інших задач знаходження оптимальних маршрутів. Виділимо деякі особливості застосування цього методу для розв'язання задачі прогнозування третинної структури протеїнів.

Із постановки задачі випливає, що форма молекули протеїну в контексті обраної моделі визначається послідовністю вузлів тривимірної дискретної решітки, в яких знаходяться амінокислотні залишки. Але не кожна така послідовність визначає валідну молекулу – необхідне виконання умов 1-2. Крім того, різні послідовності задіяних вузлів можуть відповідати одній і тій же третинній структурі (у випадку, якщо одна послідовність переводиться в іншу шляхом комбінації паралельного переносу і повороту). Щоб уникнути цих проблем для подання структури протеїну використовуються абсолютне і відносне кодування [2]. Кожне з них має свої переваги і недоліки, проте в алгоритмах ОМК більш ефективним є відносне кодування, що пояснюється його особливостями і підтверджується обчислювальними експериментами.

На кожній ітерації алгоритмів методу ОМК при побудові розв'язків (варіантів структур) на основі феромонної матриці ймовірне виникнення недопустимих варіантів – таких, які містять самоперетини. Можна не враховувати такі структури і продовжувати процес побудови, поки не буде знайдений допустимий варіант. Але такий підхід неефективно використовує наявну інформацію – із шляху в решітці, що заданий структурою, можна виділити частини без самоперетинів і аналізувати контакти всередині них.

Пропонується і досліджується декілька способів підвищення ефективності пошуку в методі ОМК шляхом корекцій роботи алгоритму, які при формуванні розв'язків враховують і недопустимі варіанти:

- 1) До енергії структури з самоперетином додається деякий додатний штраф (зокрема, залежний від кількості перетинів в ній).
- 2) При поновленні феромонної матриці недопустимі розв'язки враховуються з певним коефіцієнтом, меншим одиниці, таким чином зменшуючи їх вплив.
- 3) Для кожного контакту в структурі виділяється частина шляху між залишками, які його утворюють, і, якщо вона не містить самоперетинів, поновлюються лише відповідні цій частині елементи феромонної матриці.

Як свідчать результати попередніх досліджень, процедури локального пошуку (детермінований локальний пошук, алгоритми імітаційного відпалу, G-алгоритми), побудовані на

основі використання абсолютного та відносного способів кодування, здатні істотно покращувати (в контексті мінімізації значень описаної функції енергії) задані на вхід варіанти структури [2–4]. Але використання таких процедур для покращення кожного знайденого в процесі розв'язання методом ОМК проміжного варіанту призводить до істотних витрат часу. Якщо ж використовувати локальний пошук тільки для деяких із знайдених структур, виникає проблема передчасної збіжності, оскільки енергія покращених розв'язків істотно нижче енергії інших. Необхідне тонке налаштування параметрів, що впливають на поновлення феромонної матриці, кількості всіх мурах в популяції і числа тих знайдених проміжних варіантів розв'язку, до яких застосовується локальний пошук, в залежності від довжини вихідної амінокислотної послідовності, щоб уникнути описаних проблем. Також важливо відзначити, що локально оптимальні розв'язки найчастіше є компактними структурами, внаслідок чого більшість їх сусідів (варіантів, що відрізняються лише одним елементом коду) є недопустимим. Така особливість вказує на те, що доречно дослідити питання розробки та застосування острівних моделей ОМК для розв'язання поставленої задачі.

Підкреслені особливості задачі розпізнавання дозволяють будувати різноманітні алгоритми для її розв'язання, базуючись на методі ОМК [3,4]. Розробка таких алгоритмів також вимагає вирішення питань обґрунтованого вибору значень їх параметрів з урахуванням, зокрема, залежності від вхідних даних задачі. Враховуючи ту обставину, що задача прогнозування, яка розглядається, відноситься до числа NP-складних проблем, дослідження ефективності розроблених алгоритмів ґрунтується на проведенні обчислювальних експериментів і детального аналізу їх результатів, що дозволяє розроблювати більш ефективні алгоритми ОМК для пошуку розв'язків з підвищеною точністю.

В доповіді будуть подані результати досліджень розроблених на основі ОМК алгоритмів прогнозування третинної структури протеїну в трикутній тривимірній решітці та порівняльний аналіз показників їх ефективності.

Література

1. Dorigo M., Stützle T. *Ant Colony*. – Cambridge: MIT Press, MA, 2004. – 348 p.
2. Гуляницький Л., Рудык В. Моделирование свертывания протеина в пространстве // Компьютерная математика. – 2010. – №1. – С. 128-138.
3. Shmygelska A, Hoos H. An ant colony optimization algorithm for the 2D and 3D hydrophobic polar protein folding problem // BMC Bioinformatics.– 2005. – № 6(30).
4. Fidanova S., Lirkov I. Ant Colony System Approach for Protein Folding // Int. Conf. Multiconference on Computer Science and Information Technology. – 2008. – P.887-891.

ЕЛІПСИ ГРУПУВАННЯ В ЗАДАЧАХ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

В.С. Донченко

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Математичне моделювання в прикладних задачах полягає, власне, у використанні засобів математичного структурування для передачі структури об'єкта та його властивостей з метою прогнозу його «поведінки». Для перерахунку засобів математичного структурування вистачає пальців однієї руки. Одною із фундаментальних математичних структур, що широко використовується у прикладних задачах, є структура евклідового простору. Ця математична структура є базовою і в задачах групування інформації: із самого початку об'єкт представляється тим, що позначається як «вектор ознак», тобто як елемент слушного евклідового простору. Фундаментальні математичні структури, що використовуються і в задачах кластеризації, можна поділити на лінійні: підпростори, гіперплощини, лінійні оператори та функціонали, – та нелінійні. Серед останніх відзначимо слушні еліпсоїди (еліпсоїдальні циліндри) та відповідні їм симетричні квадратичні форми. Отже, принципово важливими є математичні засоби конструктивного опису відповідних структур евклідового простору та переходу від одної до іншої.

Псевдообернення за Муром – Пенроузом (в подальшому позначатиметься аббревіатурою ПдО) є потужним математичним апаратом опису та конструктивного використання згаданих вище фундаментальних структур евклідового простору (див., наприклад [1-2]). Принциповим внеском в засобів ПдО є роботи М.Ф.Кириченка і, зокрема, його основоположна робота [3]. Основою ефективності використання ПдО є конструктивна побудова ортогональних проєкторів, принципів для опису лінійних структур, що відповідають тим чи іншим класам: породжуються тими чи іншими навчальними вибірками. Як виявляється, ПдО так само ефективно і конструктивно може бути використане в описі нелінійних структур евклідового простору. Це стосується квадратичних структур, що відповідають еліпсам, точніше – еліпсоїдальним циліндрам – групування. Ці квадратичні структури описуються матрицею невід'ємно визначеної симетричної квадратичної форми, яка у зв'язку із ПдО позначається як $R(A^T)$, називається групуючим оператором (іноді – зваженим проєкційним) і визначається співвідношенням $R(A^T) = A^{+T} A^+$. Виявляється, що всі вектори - стовпчики матриці A лежать у еліпсоїді («еліпсоїді групування») $x^T R(A^T) x \leq r, x \in R^m, r = \text{rank} A$. «Радіус» еліпсоїда можна, іноді суттєво, зменшити.

Відстані, що обчислюються за групуючими операторами несподіваним чином виявляються зв'язаними з відстанями Махаланобіса.

Література

1. Донченко В.,Кривонос Ю., Омардибирова В. Базовые структуры евклидовых пространств: конструктивные методы описания и использования/ New Trends in Classification and Data Mining. – ITNEA, Sofia, Bulgaria. -2010.- ISBN 978-954-16-0042-9.- P. 155-170.
2. Донченко В.С. Неопределённость и математические структуры в прикладных исследованиях/ Human aspects of Artificial Intelligence International Book Series Information science & Computing.– Number 12. – Supplement to International Journal “Information technologies and Knowledge”. –Volume 3.–2009. – P. 9-18.
3. Кириченко Н.Ф. Аналитическое представление псевдообратных матриц //Киб. и СА.- №2. –1997.– С.98-122.
4. Кириченко Н.Ф. Донченко В.С. Гиперплоскости в «множествах и расстояниях соответствия»: кластеризация / Artificial Intelligence and Decision Making.– International book series “INFORMATION SCIENCE&COMPUTING”, Number 7.– Sofia 2008. – P. 25-36

ОПТИМИЗАЦИЯ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ. СОСТОЯНИЕ, ПРОБЛЕМЫ, ПЕРСПЕКТИВЫ

Ю.П. Зайченко

Национальный технический университет Украины «КПИ»

Одной из важных задач, решаемых на финансовых рынках, является задача оптимизации инвестиционного портфеля, состоящего ценных бумаг (ЦБ). От ее правильного решения зависит эффективность использования свободных финансовых средств инвесторов и снижение риска от возможных ошибочных решений. Первая известная классическая постановка данной задачи, выполненная американскими учеными Марковицем и Тоббиным использует традиционные допущения, которые не выполняются на практике, а именно доходности ЦБ представляют собой стационарные случайные процессы, распределенные нормально. В дальнейших работах допущение о нормальности распределений было снято, но требование стационарности финансовых процессов осталось. Но это допущение также не подтверждается на практике. Поэтому потребовалась ревизия всей классической теории портфельной оптимизации и разработка нового, альтернативного подхода, свободного от указанных недостатков.

Такой подход базируется на нечетко-множественной постановке задачи портфельной оптимизации [1-3]. Пусть имеется фондовый портфель из N активов на интервале $[0, T]$. Прогнозное состояние каждой из компонент портфеля $i = 1, \dots, N$ на момент T характеризуется своей финальной расчетной доходностью r_i (оцененной как относительное приращение цены актива за период). Поскольку доход по ЦБ случаен, а его точное значение в будущем неизвестно, то в качестве описания доходности целесообразно использовать нечеткие числа, моделируя экспертное высказывание следующего вида: «Доходность ЦБ по завершении срока владения *ожидаемо равна* \bar{r} и находится в расчетном интервале $[r_1; r_2]$ ».

Таким образом, для i -ой ценной бумаги имеем: \bar{r}_i – ожидаемая доходность; r_{i1}, r_{i2} – нижняя и верхняя граница доходности i -ой ценной бумаги соответственно; $r_i = (r_{i1}, \bar{r}_i, r_{i2})$ – доходность по i -ой ценной бумаге, нечеткое число с некоторой функцией принадлежности, например треугольной или усеченной Гауссовской.

Тогда доходность по портфелю:

$$r = (r_{\min} = \sum_{i=1}^N x_i r_{i1} ; \bar{r} = \sum_{i=1}^N x_i \bar{r}_i ; r_{\max} = \sum_{i=1}^N x_i r_{i2})$$

также является нечетким числом с той же функцией принадлежности (как линейная комбинация нечетких чисел), где x_i - вес i -го актива в портфеле, причем

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1, \quad 0 \leq x_i \leq 1.$$

Также задается критический уровень доходности портфеля на момент T . Это может быть нечеткое число треугольного вида $r^* = (r_1^*; \bar{r}^*; r_2^*)$ либо четкое значение r^* . Далее определяется риск нечеткого портфеля как возможность событий, когда реальная доходность портфеля оказывается ниже критического значения. В работах [1,2] было получено аналитическое выражение для риска нечеткого портфеля $\beta(x)$.

Задача нечеткой портфельной оптимизации формулируется так:

$$\text{найти такие } \{x_i\}, \text{ при которых} \quad \tilde{r} = \sum_{i=1}^N x_i \tilde{r}_i \rightarrow \max \quad (1)$$

$$\text{при условиях} \quad \beta(x) = \text{const}, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1, \quad x_i \geq 0, \quad i = \overline{1, N}. \quad (3)$$

В работе [2] разработан метод ее решения и проведено исследование получаемых решений задачи нечеткой портфельной оптимизации (1)-(3) для акций ведущих компаний (голубых фишек), котируемых на Российском рынке ЦБ НП«РТС». Были проведены сравнительные эксперименты с классической задачей Марковица и построены зависимости «оптимальная доходность-риск» для решений обеих задач. Показано, что характер этих зависимостей для задачи Марковица и нечеткой портфельной оптимизации прямо противоположен: если для Марковица эта зависимость монотонно возрастающая, чем больше ожидаемая доходность, тем выше риск, то в нечеткой задаче эта зависимость оказывается во многих случаях противоположной- *монотонно убывающая*.

Для применения данного подхода необходимо построить прогнозные интервалы принадлежности для нечетких доходностей по предыстории котировок акций на рынке. С этой целью предложено использовать нечеткий метод группового учета аргументов (НМГУА), результаты применения которого представлены в [3]. Показано, что применение НМГУА для прогнозирования курсов акций при построении инвестиционного портфеля повышает обоснованность принимаемых проектных решений и позволяет повысить эффективность инвестиционного портфеля.

Проведены исследования, в результате которых получены следующие результаты:

- 1) найдены достаточные условия, при которых для нечеткого портфеля зависимость «доходность-риск» будет монотонно убывающей [4].
- 2) сформулирована двойственная задача нечеткой портфельной оптимизации вида:

$$\min \beta(x)$$

$$\text{при условиях } \tilde{r} = \sum_{i=1}^N x_i \tilde{r}_i \geq r^* \text{ и } \sum_{i=1}^N x_i = 1.$$

- 3) Проведено исследование двойственной задачи и получены *достаточные условия, при которых эта задача является задачей выпуклого программирования*. Соответствующие условия представлены в докладе. В докладе также представлены результаты экспериментальных исследований решений прямой и двойственной задач нечеткой портфельной оптимизации на примере рынков ценных бумаг России и Украины, дан их анализ и обсуждаются перспективы дальнейших исследований в этой области.

Литература

1. Недосекин А.О. Монотонные портфели и их оптимизация // Аудит и финансовый анализ. – 2002. – №2. - Также на сайте: http://sedok.narod.ru/s_files/PF_Article_4.zip
2. Зайченко Ю.П. Малихах Есфандиярфард. Анализ инвестиционного портфеля для различных видов функций принадлежности // Системні дослідження та інформаційні технології. -№2-2008. -с. 64-78.
3. Зайченко Ю.П., Малихах Есфандиярфард, Заика А.И. Анализ инвестиционного портфеля на основе прогнозирования курсов акций// Вісник національного технічного університету України «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка.» Київ ТОО «ВЕК+», №47 – 2007, - С. 168-179
4. Зайченко Ю.П., Малихах Есфандиярфард, Ови Нафас Агаи Аг Гамиш. Анализ модели оптимизации нечеткого портфеля // Вісник національного технічного університету України «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка.» Київ ТОО «ВЕК+», №51 – 2010, - С. 197-203.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ РОЗПОДІЛУ РЕСУРСІВ В ДВОРІВНЕВИХ ІЄРАРХІЧНИХ СИСТЕМАХ

Є.В. Івохін, В.Г. Матузенко

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Вивчення процесів керування складними системами зумовлює появу поняття ієрархічної структури взаємодії окремих складових (підсистем) системи та приводить до формулювання специфічних для такого підходу математичних та інженерних проблем.

Однією з характерних особливостей складних ієрархічних систем є наявність у кожній підсистемі власної задачі керування. У даному випадку для керування процесами на рівні підсистем послідовно розв'язуються три основні задачі: отримання даних про об'єкт, аналіз структури й визначення процесів керування, а також використання результатів дослідження для оптимізації функціонування підсистем. Однак наявність у підсистем стратегій самоуправління приводить до виникнення конфліктів в їх діях. Це, як правило, пов'язано з антагоністичністю критеріїв функціонування підсистем, що, у свою чергу, приводить до необхідності вирішення проблем узгодження їх діяльності.

Розглянемо задачу динаміки дворівневої ієрархічної системи на прикладі управління процесом розподілу ресурсів сервера баз даних по обробці запитів віддалених користувачів.

Контроль за споживанням ресурсів на рівні підсистем (користувачів) і запобігання тупиковим ситуаціям можна здійснювати за допомогою спеціальних управлінських стратегій поведінки. Тупикову ситуацію ефективніше за все обходити, використовуючи інформацію про складність сигналів від кожної підсистемі [1]. Для розв'язання цієї задачі можна використати, наприклад, алгоритм банкіра. За цим алгоритмом аналізується поточний стан системи й запити на ресурси, що надходять від підсистем.

Однак потрібно звернути увагу, що залишається можливою тупикова ситуація, яка виникає внаслідок надвисокого завантаження серверу й неможливості виділення в межах часового проміжку достатньої кількості ресурсів для обробки запитів, навіть з урахуванням диспетчеризації [2].

Використаємо ідею алгоритму банкіра й наявність граничних значень складності сигналів від підсистем для управління рівнем завантаженості дворівневої ієрархічної системи. Забезпечення контролю за виходом кожної підсистемі здійснюється за допомогою спостереження за рівнем порогових значень складності запитів. Планування послідовності обробки сигналів підсистем на рівні сервера з метою обрахування його завантаженості можна проводити на основі вирішення динамічної задачі про рюкзак.

Сформульовано задачу оптимального завантаження ресурсів сервера баз даних в умовах наявності порогових значень складності запитів, нечіткій класифікації важливості підсистем і диспетчеризації запитів з урахуванням граничного рівня наявних вільних ресурсів сервера.

Розроблено алгоритм управління допустимими рівнями складності запитів.

Проведено чисельне моделювання роботи двохрівневої ієрархічної системи управління процесом розподілу ресурсів сервера на різноманітних тестових прикладах, що підтвердило ефективність запропонованої методики.

Література

1. Кейлінгерт П. Элементы операционных систем. – М., 1985.
2. Дейкстра Е. Cooperating Sequential Processes / Сб. "Языки программирования". Под ред. Ф. Женноу. М., 1972. – С. 38-49.

ПРИКЛАДНІ АСПЕКТИ РОЗРОБКИ ІНФОРМАЦІЙНО-НАВЧАЛЬНИХ КОМПЛЕКСІВ УКРАЇНСЬКОЇ ЖЕСТОВОЇ МОВИ

Ю.В. Крак, А.С. Тернов, Б.А. Троценко, Ю.В.Барчукова, М.П. Лісняк

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України

Розвиток комп'ютерної техніки, виникнення та розвиток новітніх підходів до аналізу, організації, зберігання та подання інформації, робить можливим створення інформаційних технологій в області моделювання та аналізу комунікаційної жестової мови [1]. Перспективними з точки зору практичних застосувань були виділені напрямки розробок по створенню систем навчання українській жестовій мові (УЖМ) з використанням тривимірних моделей аватара людини, а саме: розробка жестівника української жестової мови, розробка інформаційно-навчального комплексу української дактильної абетки. Під жестівником розуміється словник жестових одиниць, що містить опис характеру рухів, які відтворюють відповідну жестову одиницю та приклади використання в розмовній жестовій мові.

Відповідні програмні реалізації включають підзадачі одночасного функціонування і взаємодії різних інформаційних потоків пов'язаних з інтерфейсною частиною програмної реалізації та обчислювальних і «комунікаційно-інформаційних» потоків. Для вирішення цих питань запропоновано та імплементовано модель обміну повідомленнями з енкапсуляцією функціональності по створенню визначеної кількості робочих потоків, організацію пріоритетної черги, інформування про закінчення обробки повідомлення. Таким чином, фактичне звернення до бази даних, проведення обчислень та відображення інформації відбуваються у різних потоках, що дозволяє оптимальніше використати апаратні ресурси, ніж при традиційному програмуванні. Дану модель оформлено як окрему бібліотеку MessagingBusLib.

Запропонована модель сценаріїв була використана при розробці системи навчання українській дактильній абетці «Дактильна абетка» та при реалізації інформаційних каналів жестової мови в інформаційній технології «Жестівник». В якості інформаційних каналів жестової мови (граматична та емоційна артикуляційна міміка, жестові одиниці, додаткові рухи голови, очей) використовуються відповідні їх аналоги, які впливають на формування стану і положення аватара на відповідному кадрі з використанням функцій розподілу по кадрам.

На рис. 1 наведені вікна програмних реалізація відповідних експериментальних комп'ютерних технологій – «Дактильна абетка» і «Жестівник».



Рис.1 – Інтерфейсна частина комп'ютерних технологій «Дактильної абетки» і «Жестівника»

З метою покращення синтезованого візуального мовлення та для аналізу зв'язків між віземами було створено базу віземних переходів української мови на основі множини фонематично записаних слів-зразків та проведено захоп ключових точок для аналізу характеру руху губ при відтворенні коартикуляційних моментів. За базові використовувались дослідження в області фонетики і фонології української мови [2], які визначають основні артикуляційні моменти у відповідності до фонемно-алофонного подання морфем і слів української мови. Проведене поширення цих досліджень у область візуальних артикуляційних змін на обличчі людини при відтворенні мовленнєвого процесу. Розглядалися прогресивні типи во-

кальної та консонантної акомодатії та асиміляції, які відносяться до головних модифікацій українських звуків у мовному потоці. Перевага надавалась мовленнєвим коартикуляційним моментам, які пов'язані зі зміною форми і положення групи артикуляторів «гу-би-щелепа-язик».

Для задачі ефективного розпізнавання мимічних проявів на обличчі людини розроблено алгоритм обчислення положень точок у просторі з використанням розпаралелення обчислень на графічному процесорі [3]. Обчислення виконуються за допомогою відкритої графічної бібліотеки роботи з трьохвимірною графікою OpenGL.

Наведені у доповіді результати створюють необхідну інформаційну та інструментальну базу для проведення досліджень задач синтезу і розпізнавання елементів жестової мови з використанням тривимірних моделей людини[4].

Крім того, використання тривимірних моделей в контексті розробки інтерактивного людино-комп'ютерного інтерфейсу вимагає формального опису рухів жестової мови для забезпечення процесу моделювання граматично правильних синтезованих жестових елементів [5]. Тому при розробці інформаційних технологій навчання УЖМ важливими аспектами є якість відтворення анімації жестів та повнота текстового опису жестових мовних одиниць. Ці фактори залежать від сукупності формальних визначень і позначень УЖМ. Розробка специфікацій опису жестових мовних одиниць у вигляді послідовності символів, які відповідають параметрам конфігурації, траєкторії та динаміки рухів для моделювання та ідентифікації елементів жестової мови дозволить створити інструмент формалізації побудови структурних одиниць УЖМ, що надалі може бути використаний для створення систем синтезу та ідентифікації елементів жестової мови.

Подальші дослідження будуть спрямовані на формалізацію та класифікацію структурних елементів української жестової мови з метою ідентифікації і моделювання її жестових одиниць, а також на покращення роботи функціональних модулів інформаційно-навчальних технологій.

Література

1. Ю.Г. Кривонос, Ю.В. Крак О.В. Бармак [та ін.]. Інформаційна технологія для моделювання української мови жестів // Штучний інтелект. – 2009. №3. – С. 186-197.
2. Білодід І.К. Сучасна українська літературна мова / І.К. Білодід // К. Ін-т мовознавства ім. О.О. Потебні: Наукова думка, 1969. – 435 с.
3. Крак Ю., Кривонос Ю., Троценко Б. Исследование информационных процессов для эффективного воспроизведения дактильного жестового языка. In book: Information Models of Knowledge/ Ed. by K.Markov, V.Velychko, O.Voloshin. C/o Iusautor, Sofia. - 2010. – P. 262-271
4. Крак Ю.В., Тернов А.С. Синтез миміки та емоцій на обличчі людини для моделювання жестової мови // ВІСНИК Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Кібернетика. – 2010. Випуск №10 – С.52-55.
5. Кривонос Ю.Г., Крак Ю.В., Бармак А.В. Моделювання рухів віртуального персонажа для просторового відтворення жестової мови // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2010. – Т.2. – №5. – С. 181-189.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ РИСКОВ НА ОСНОВЕ ГЕОПРОСТРАНСТВЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ

Н.Н. Куссуль¹, С.В. Скакун¹, А.Ю. Шелестов²

¹Институт космических исследований НАНУ-НКАУ,

²Национальный университет биоресурсов и природопользования Украины

В современных условиях глобальных климатических изменений и связанных с этим участвовавших катаклизмов природного характера особую актуальность приобретают проблемы раннего прогнозирования стихийных бедствий и связанных с ними рисков (экономического, финансового, социального характера и т.п.). Согласно общепринятому определению, мера риска пропорциональна ожидаемым потерям, которые могут быть причинены стихийным бедствием, и вероятности этого события. В качестве исходной информации для решения проблемы оценивания такого рода рисков могут быть использованы разнородные данные, в том числе геопространственные (данные спутниковых, наземных измерений и моделирования). Методы анализа такой информации для систем поддержки принятия решения получили название «геопространственного интеллекта» и активно развиваются во всем мире [1]. В качестве математического аппарата для решения проблемы оценки рисков используются методы машинного обучения и слияния данных (data fusion) [2].

В докладе будет изложена методология применения этого аппарата к анализу разнородной информации при решении конкретных задач анализа рисков затоплений и засух [3]. Предлагаемая методология основывается на достаточно развитом математическом аппарате оценки среднего риска по эмпирическим данным, разработанном для задач оценивания качества восстановления функциональных зависимостей на основе эмпирических данных в статистической теории обучения [4]. Вводится понятие совокупного ожидаемого риска последствий стихийного бедствия (совокупных ожидаемых потерь) в некоторой области, который определяется в результате интегрирования по всей области локального риска в каждой ее точке. Локальный ожидаемый риск последствий стихийного бедствия в некоторой точке области вычисляется как значение функционала среднего риска, который представляет собой математическое ожидание функции ущерба последствий бедствия в этой позиции. Неизвестная плотность вероятностей стихийного бедствия в точке зависит от различных факторов окружающей среды, которые могут быть прямо или косвенно измерены с помощью наземных средств и дистанционных методов, либо получены с помощью моделирования. Для оценки плотности вероятности стихийного бедствия анализируется (классифицируется) информация, поступающая из различных источников с различным временным и пространственным разрешением. Совместный анализ такой информации выполняется на основе ансамблевого подхода, а также методов и технологий слияния данных (data fusion).

В докладе рассматривается пример реального применения предложенного подхода к оценке рисков затоплений в международном пилотном проекте мониторинга затоплений в Намибии на основе технологии Sensor Web (<http://sensorweb.nasa.gov/NamibiaFlood.html>).

Литература

1. Bacastow, T.S. and Bellafiore, D.J. (2009). Redefining geospatial intelligence. American Intelligence Journal. Pp 38-40.
2. Vapnik, V. - Statistical Learning Theory. New York: Wiley, 1998. – 740 p.
3. Н.Н. Куссуль, Б.В. Соколов, Я.И. Зельк, В.А. Зеленцов, С.В. Скакун, А.Ю. Шелестов Оценка рисков стихийных бедствий на основе разнородной геопространственной информации // Пробл. упр. и информатики. — 2010. — N 6. — С. 97-110.
4. Haykin, S. Neural Networks. A comprehensive Foundation. — New Jersey: Prentice Hall, 1, 1994. – 768 p.

КОНЦЕПЦІЯ НОВОЇ МАГІСТЕРСЬКОЇ ПРОГРАМИ «СИСТЕМНЕ ПРОЕКТУВАННЯ»

А.І.Петренко

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Нова спеціальність 8.06010301 «Системне проектування» входить до напрямку 6.050101 «Комп'ютерні науки» підготовки фахівців і поріднена з спеціальністю 8.06010201 «Інформаційні технології проектування». Вона охоплює етап попереднього проектування, коли формуються вимоги до можливого технічного завдання, виходячи з аналізу потоків даних майбутньої системи і її призначення, дослідження і вибору доцільних алгоритмів її функціонування.

Системне проектування – це міждисциплінарна методологія побудови інтелектуальних середовищ, призначених для розв'язування задач дослідження і проектування складних об'єктів (систем, процесів) різної фізичної природи комп'ютерними засобами та за активною участю людей (експертів, аналітиків, інженерів, дослідників, проєктантів тощо). Фахівець з системного проектування займається вирішенням спектру задач, пов'язаних зі збиранням корисних даних для поставленої мети, їх аналізом, побудовою методів і моделей оброблення цих даних, розробкою варіантів структур та архітектурних рішень складних об'єктів та вибором оптимальних проєктних рішень, що реалізують мету проектування. Об'єктом дослідження в системному проектуванні є різноманітні об'єкти, які підпадають під категорію складних систем та процесів, скажімо, такі, як інформаційні середовища (наприклад, розподілені комп'ютерні системи, семантичні Веб- та Грід-мережі), об'єкти наукових досліджень (наприклад, космічні або біологічні об'єкти), складні технічні системи (наприклад, інтегральні електронні схеми або гібридні вбудовані електронно-механічні системи), екологічні системи, технологічні або бізнес-процеси тощо. Таким чином, результати системного проектування в одних випадках можуть бути представлені у вигляді конкретних проєктних технічних рішень, а в інших випадках – у вигляді певних узагальнень, прогнозів або рекомендацій, побудованих на підставі збирання та обробки великих обсягів даних та їх інтелектуального аналізу з використанням автоматизованих комп'ютерних засобів.

Головним інструментарієм системного проектування є складні комп'ютерні системи (розподілені, гетерогенні тощо), за допомогою яких здійснюється пошук, аналіз та синтез корисної інформації для розв'язання поставленої мети, на підставі якої приймаються певні проєктні рішення. Наукове обладнання і комп'ютерне моделювання є джерелами створення великих обсягів даних, для обробки яких потрібні потужні обчислювальні ресурси і нові наукові методи аналізу даних та їх організації. Це стосується, перш за все, наук про Землю (супутникове дослідження Землі), медицини, фізики високих енергій, науки про життя, «зеленої» енергетики, нанотехнологій тощо. Дані зазвичай географічно розподілені – так само як і вчені, що співпрацюють. Об'єми даних приблизно подвоюються кожен рік. У 2009 в світі було вироблено сорок екзабайт ($\text{exabyte} = 10^{18}$) даних. Нажаль, всі існуючі нині сховища даних не здатні вмістити такі великі обсяги даних.

Управління даними базується на використанні програмного забезпечення і апаратних засобів, які забезпечують попереднє оброблення «сирих» даних, їх архівацію і збереження, пошук і всебічну інтелектуальну обробку. Сучасна наука (e-наука) базується на обробці потенційно величезних обсягів інформації незалежно від місць знаходження сховищ даних і потребує виконання великого об'єму складних обчислень при забезпеченні ефективного спілкування і співпраці вчених під час досліджень. Ці вимоги сьогодення з врахуванням обмеженості ресурсів, які існують в будь-якому суспільстві, можна задовольнити лише спільним і скоординованим використанням розподілених і розділених ресурсів. Треба зробити доступними для вчених і фахівців різних організацій і країн існуючі комп'ютери, сховища даних, додатки, прилади, мережі з врахуванням різноманіття (гетерогенності) цих ресурсів в межах розподіленого обчислювального середовища.

Тому з'явилася потреба в нових фахівцях, підготовка яких включала би такі напрямки:

- Системне інтегрування різних за природою даних, їх інтеоперабельність, сумісність), семантичний опис даних.
- Мови і системи представлення знань. Властивості знань. Моделі представлення знань. Методи роботи із знаннями.
- Інтелектуальні технології Data Mining для вилучення і формалізації знань. Поповнення знань. Логічний вивід на знаннях.
- Розпізнавання образів і зображень. Аналіз сцен. Машинний зір. Навчання. Моделі навчання. Планування рішення завдань
- Системи високопродуктивних обчислень. Розподілені системи збереження і оброблення даних.
- Принципи організації і функціонування розподілених інтелектуальних систем. Засоби віртуалізації ресурсів в Грід- і Клауд- інфраструктурах. Апаратні і програмні засоби. Елементна база.
- Метадані для пошуку ресурсу, обміну і повторного використання даних.
- Семантичні Веб- і Грід- послуги.
- Математичний апарат «м'яких» обчислень (нейронні обчислення, нечітка логіка та інше), побудованих на підставах методів штучного інтелекту, для розроблення гібридних розподілених систем. Планування рішення задач проектування.
- Автоматизація пошукового конструювання (структура, архітектура, фізичні принципи роботи тощо).
- Міжнародні стандарти побудови платформ інтелектуальних програмних середовищ (наприклад, стандартів мультиагентних платформ).
- Сучасні чисельні методи математичного моделювання та їх паралельні варіанти; застосування методів багатокритеріальної оптимізації з функціональними і параметричними обмеженнями. Сучасні інтелектуальні методи синтезу проектних рішень.
- Інструментальні засоби для розробки інтелектуальних систем. Засоби моделювання розподілених систем оброблення даних. Мови програмування інтелектуальних систем.
- Багатомодальний (multimodal) інтерфейс користувача з комп'ютером та інші.
- Прикладні інтелектуальні системи. Створення розподілених прикладних складних систем для різних предметних галузей з використанням парадигм інтелектуального програмування.

Поява такої спеціальності відповідає завданню сприяння розвитку науки і технологій відповідно до нових викликів і пріоритетів міжнародної науки, удосконалення наукового і технічного управління даними і їх використання, що поставлене перед світовою спільнотою міжнародною організацією CODATA (Committee on Data for Science and Technology) і її Міжнародною Академією даних (IDA – International Data Academy), які координуються Міжнародним комітетом з науки ООН (**International Council for Science**).

За кордоном для аналогічних цілей недавно в ряді провідних вузів була введена нова магістерська спеціальність «Інженерія даних і знань» (Data & Knowledge Engineering), оскільки необхідність у швидкому доступі до потрібної інформації стала важливою умовою для успішної участі в наукових, економічних, культурних та соціальних процесах як на роботі в контакт з державними установами, так і вдома, в магазинах і банках, в школах, університетах тощо. Інформацією, як правило, вважаються будь-які структуровані дані, які мають контекстне значення. Що в такому разі являють собою знання? Знання – це короткий виклад інформації, що вбирає воедино структуровані дані і підсумовує на високому рівні миттєвий досвід. Знання відображають загальну, стабільну та довгострокову інформацію в якійсь області, в той час як дані виражають конкретну, змінювану та короткочасну інформацію. Звичайно, інформація, що споживається, включає в себе і дані, і знання. Разом вони складають ядро інтелектуальних систем. Інженерія знань займається основними проблемами

створення інтелектуальних вирішувачів задач і є важливою складовою системного проектування.

Програма «Системне проектування» пропонує студентам унікальне поєднання курсів комп'ютерних наук, прикладної математики і штучного інтелекту. З точки зору комп'ютерних наук акцент робиться на програмному забезпеченні, програмуванні, алгоритмізації та логіці, а не на апаратній складовій. Курси з прикладної математики розроблені так, щоб студенти могли швидко на практиці ознайомитись з важливими поняттями, методами і прийомами. Штучний інтелект дозволяє їм робити різні висновки в залежності від доступних знань. Системне проектування готує магістрів до успішної професійної кар'єри в сучасному суспільстві, в якому інформація і знання – це центральні чинники. Світова спільнота вчених, базуючись на даних і знаннях, розроблює заходи і нові технології протистояння викликам людству на початку 21-го століття, які пов'язані з загрозами нестачі енергетичних носіїв і питної води, забруднення середовища і зміною клімату, поширенням хвороб, дисбалансом між зростанням населення Землі і спроможністю виготовлення достатньої кількості їжі, з глобальним інформаційним «бумом», коли обсяги даних, що оброблюються на комп'ютерах, досягли розмірів петабайтів. Перед фахівцями спеціальності «Системне проектування» відкривається широкий спектр можливостей застосування своїх знань і умінь в суспільстві: науці, ІКТ, медицині, біології, економіці, управлінні бізнесом та багатьох інших галузях. Перелік базових і вибіркових дисциплін цієї спеціальності наведений у табл. 1.

Таблиця 1

Перелік дисциплін спеціальності 8.06010301 «Системне проектування»

Дисципліна	Обсяг	Семестр
Пошук і попередня підготовка даних	3.5	9
Розподілені середовища високопродуктивних паралельних обчислень	3.5	9
Інтелектуальна обробка даних в розподілених інформаційних середовищах	3.5	9
Функціональне та логічне програмування	2.5	9
Входження знань в базах даних	3.0	9
Семантичні Веб- та Грід- сервіси	3.0	9
Системи з самоорганізацією	2.5	9
Географічні інформаційні системи (вибіркова)	2.0	9
Системи мультимедіа (вибіркова)	2.0	9
Розподілені системи прийняття рішень і логічних висновків	3.0	10
Комп'ютерний зір і 3D моделювання	3.0	10
Мультіагентні системи	2.5	10
Експертні системи на базі нечіткої логіки і нейронних мереж	3.0	10
Розпізнавання образів	3.0	10
Багатомодальний інтерфейс користувача	2.5	10
Методи багатокритеріальної і мінімаксної оптимізації	2.5	
Комп'ютерні ігри (вибіркова)	2.0	10
Вбудовані системи (вибіркова)	2.0	10
Засоби моделювання розподілених систем обробки даних	3.0	11
Захист знань (проти дія атак)	2.0	11
Інформаційні технології для бізнесу	2.0	11
Біоінформатика (вибіркова)	1.5	11
Проектний менеджмент (вибіркова)	1.5	11
Магістерський проект		12

Підготовка фахівців з «Системного проектування» в НТУУ «КПІ» розпочата з 2010 року.

НЕЧЕТКИЕ МОДЕЛИ ДИАГНОСТИКИ В СИСТЕМЕ ГОМЕОПАТ

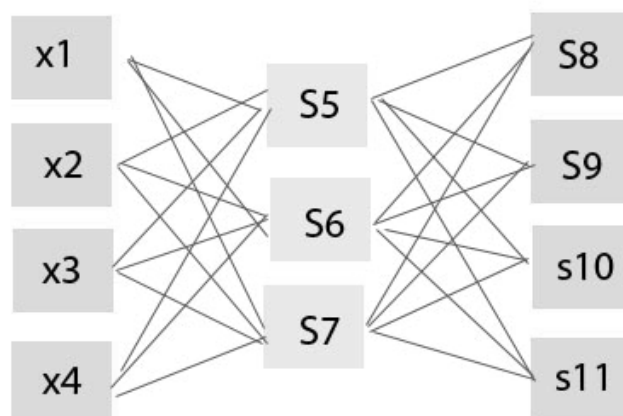
А.И. Провотар., О.А.Провотар

Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко

Разработкой математических методов решения медицинских задач диагностики ученые занимаются уже много лет. Эффективность подобных математических методов можно проследить по ряду медицинских диагностических систем, которые были разработаны в последнее время [1]. Общей чертой подобных систем является зависимость от конкретных методов обработки групповых данных, а также особенностей медицинской информации.

Удобным инструментом для представления информационных моделей в диагностических системах являются нечеткие множества [2,3,5].

Постановка задачи. Для решения задачи диагностирования в системе ГОМЕОПАТ [4] используется нейронная сеть (НС) следующей архитектуры.



Обучение нейронной сети проходит на ограниченном количестве примеров, затем ей позволяют самостоятельно генерировать поведение в других ситуациях. Способность генерировать правильную реакцию на различные симптомы, не входящие в набор обучающих, является ключевым фактором при создании НС.

Сеть работает в двух режимах: в режиме обучения и в режиме распознавания. В режиме обучения производится в формировании так называемых логических цепочек. В режиме распознавания НС по конкретным входным сигналам с высокой степенью достоверности определяет, какие действия предпринять.

Построенная нейронная сеть достаточно точно определяет диагноз пациента по представленной симптоматике. Однако такая сеть не рассчитана на работу с нечеткой информацией, с помощью которой в большинстве случаев можно описать реальную картину симптоматики. Поэтому, в статье предлагаются и исследуются нечеткие модели диагностики, определяющие нечеткий логический вывод, а также соответствующие нейронные сети для его реализации.

Нечеткие спецификации логического вывода. Под нечеткой спецификацией логического вывода (алгоритмом) понимают упорядоченное множество нечетких инструкций, которые при выполнении дают приближенное (нечеткое) решение проблемы.

Пусть x и y - входная и выходная лингвистические переменные [2,3]; A и B - некоторые нечеткие множества, задающие значения элементов терм-множеств переменных x и y , соответственно. Простейшим нечетким алгоритмом может быть такая конструкция:

вход (x);
если x *есть* A , *то* y *есть* B ;
выход (y).

Инструкция “*если* x *есть* A , *то* y *есть* B ” интерпретируется как нечеткая импликация $A \rightarrow B$ и, следовательно, задается нечетким отношением на декартовом произведении областей

определения (четких множествах) X входной переменной и Y выходной переменной. Выходное значение алгоритма определяется с помощью композиционного правила. А именно, если на вход подается нечеткое множество A' , то на выходе получаем нечеткое множество B' , которое определяется по формуле

$$B'(y) = \max_{x \in X} \min(A'(x), \min\{A(x), B(y)\}), y \in Y.$$

Более сложный нечеткий алгоритм образует конструкция вида:

вход (x);
если x *есть* A_1 , *то* y *есть* B_1 ;
если x *есть* A_2 , *то* y *есть* B_2 ;
 ...
если x *есть* A_m , *то* y *есть* B_m ;
выход (y),

где A_i и B_i – нечеткие множества.

Существует два основных способа определения выхода B' . В обоих используется так называемое понятие *агрегации* правил, т.е. учет сумарного эффекта от работы всех правил. Оператор агрегации **Agg** действует как s -норма [2], но разрешается использование произвольной t -нормы.

Первый способ определения выхода состоит в предварительной агрегации нечетких отношений $R = \mathbf{Agg}(R_1, R_2, \dots, R_m)$. Результат B' при заданном входе A' определяется при помощи композиционного правила: $B' = A' \circ R$. Если оператор агрегации есть операцией нахождения максимума, то B' определяется по формуле

$$B' = A' \circ \bigcup_{i=1}^m R_i.$$

Второй способ состоит в определении выходов для каждого правила при помощи использования композиции $B'_i = A' \circ R_i$, $i = 1, \dots, m$. Далее осуществляется агрегация полученных выходов по правилу $B' = \mathbf{Agg}(B'_1, B'_2, \dots, B'_m)$, т.е.

$$B' = \bigcup_{i=1}^m (A' \circ R_i).$$

Утверждение. При использовании \max - \min композиций совместно с операцией максимума в роли оператора агрегации результаты, полученные обоими механизмами логического вывода, будут эквивалентными, т.е. справедливо соотношение

$$A' \circ \bigcup_{i=1}^m R_i = \bigcup_{i=1}^m (A' \circ R_i).$$

Более интересной представляется ситуация, когда алгоритм имеет не один, а несколько входов:

вход (x_1, x_2, \dots, x_n);
если x_1 *есть* $A_{11} \wedge x_2$ *есть* $A_{12} \wedge \dots \wedge x_n$ *есть* A_{1n} *то* y *есть* B_1 ;
если x_1 *есть* $A_{21} \wedge x_2$ *есть* $A_{22} \wedge \dots \wedge x_n$ *есть* A_{2n} *то* y *есть* B_2 ;
 ...
если x_1 *есть* $A_{m1} \wedge x_2$ *есть* $A_{m2} \wedge \dots \wedge x_n$ *есть* A_{mn} *то* y *есть* B_m ;
выход (y),

где x_j , $j = 1, \dots, n$ – входные лингвистические переменные, y – выходная лингвистическая переменная; A_{ij} и B_i – нечеткие множества. Логическая связка “ \wedge ” интерпретируется как t -норма нечетких множеств. В отличие от случая с одной входной переменной, представление импликации в виде отношения в алгоритмах со многими входными параметрами невозможно. В связи с этим используется другая процедура нахождения выхода, которая использует так называемые уровни истинности правил типа *если* x_1 *есть* $A_{i1} \wedge x_2$ *есть* $A_{i2} \wedge \dots \wedge x_n$ *есть* A_{in} *то* y *есть* B_i .

В случае двух входов x_1 і x_2 процедура выполнения алгоритма будет состоять из следующих шагов:

1. Для каждого правила $R, i = 1, \dots, m$ вычисляем уровень истинности правила

$$\alpha_i = \min \left[\max_{X_1} (A'_1(x_1) \wedge A_{i1}(x_1)), \max_{X_2} (A'_2(x_2) \wedge A_{i2}(x_2)) \right];$$

2. Для каждого правила вычисляем индивидуальные выходы

$$B'_i(y) = \min (\alpha_i, B_i(y));$$

3. Вычисляем агрегатный выход

$$B'(y) = \max (B'_1, B'_2, \dots, B'_m).$$

Эта процедура называется max–min процедурой или процедурой логического вывода Мамдани (импликация интерпретируется как операция минимум, агрегация выходов правил – как операция максимум).

Утверждение. При использовании max–min композиций и логического вывода Мамдани результаты будут эквивалентными, т.е. справедливо соотношение

$$B'(y) = \max_{x \in X} (A'(x) \wedge (R(x,y))) = \max_{i=1}^m (\alpha_i \wedge B_i(y)).$$

Нечеткие спецификации логического вывода в системе Гомеопат. Рассмотрим пример построения нечетких спецификаций для диагностирования пациента в системе Гомеопат. Пусть $X_1 = \{5, 10, 15, 20\}$, $X_2 = \{5, 10, 15, 20\}$, $X_3 = \{35, 36, 37, 38, 39, 40\}$ – пространства для определения значений элементов терм-множеств “Кашель” = {“слабый”, “умеренный”, “сильный”}, “Насморк” = {“слабый”, “умеренный”, “сильный”} и “Температура” = {“нормальная”, “повышенная”, “высокая”, “очень высокая”}, соответственно. Определим элементы этих терм-множеств следующим образом:

“Кашель”:	“слабый”	= 1/5 + 0.5/10;
	“умеренный”	= 0.5/5 + 0.7/10 + 1/15;
	“сильный”	= 0.5/10 + 0.7/15 + 1/20.
”Насморк”:	“слабый”	= 1/5 + 0.5/10;
	“умеренный”	= 0.5/10 + 1/15;
	“сильный”	= 0.7/15 + 1/20.
“Температура”:	“нормальная”	= 0.5/35 + 0.8/36 + 0.9/37 + 0.5/38;
	“повышенная”	= 0.5/37 + 1/38;
	“высокая”	= 0.5/38 + 1/39;
	“очень высокая”	= 0.8/39 + 1/40.

Пусть $Y = \{6, 12, 24, 30, 48, 96\}$ – пространство для определения значений элементов терм-множества ”Антигриппин” = {“низкое”, “среднее”, “высокое”}. При этом

”Антигриппин”:	“низкое”	= 1/6 + 0.5/12;
	“среднее”	= 1/24 + 1/30;
	“высокое”	= 0.8/48 + 1/96.

Тогда зависимость разведения препарата от симптомов пациента может быть описана следующей системой спецификаций:

вход (x_1, x_2, x_3) ;

если x_1 есть “слабый” \wedge x_2 есть “слабый” \wedge x_3 есть “повышенная” **то** y есть “низкое”;

если x_1 есть “слабый” \wedge x_2 есть “умеренный” \wedge x_3 есть “высокая” **то** y есть “среднее”;

если x_1 есть “слабый” \wedge x_2 есть “умеренный” \wedge x_3 есть “очень высокая” **то** y есть “высокое”;

выход (y) ,

где x_1, x_2, x_3 – входные лингвистические переменные, принимающие значения из термножеств “Кашель”, “Насморк” и “Температура”, соответственно, y – выходная лингвистическая переменная. Если на вход x_1 этого алгоритма подать величину $A'_1 = 1/5 + 0.7/10$, на вход x_2 - величину $A'_2 = 1/5 + 0.5/10$, на вход x_3 - величину $A'_3 = 1/36 + 0.9/37$, то в соответствии с процедурой выполнения этого алгоритма получим:

1. Уровень истинности первого правила

$$\alpha_1 = \min[\max(1 \wedge 1, 0.7 \wedge 0.5), \max(1 \wedge 1, 0.5 \wedge 0.5), \max(1 \wedge 0, 0.9 \wedge 0.5)] = \min[\max(1, 0.5), \max(1, 0.5), \max(0, 0.5)] = \min(1, 1, 0.5) = 0.5.$$

2. Уровень истинности второго правила

$$\alpha_2 = \min[\max(1 \wedge 1, 0.7 \wedge 0.5), \max(0.5 \wedge 0.5), \max(1 \wedge 0, 0.9 \wedge 0)] = \min[\max(1, 0.5), \max(0.5, 0.5), \max(0, 0)] = \min(1, 0.5, 0) = 0.$$

3. Уровень истинности третьего правила

$$\alpha_3 = \min[\max(1 \wedge 1, 0.7 \wedge 0.5), \max(0.5 \wedge 0.5), \max(1 \wedge 0, 0.9 \wedge 0)] = \min[\max(1, 0.5), \max(0.5, 0.5), \max(0, 0)] = \min(1, 0.5, 0) = 0.$$

Вычисляем индивидуальные выходы B'_i каждого правила:

$$B'_1 = \min(0.5, 1)/6 + \min(0.5, 0.5)/12 = 0.5/6 + 0.5/12;$$

$$B'_2 = 0,$$

$$B'_3 = 0.$$

Агрегация индивидуальных выходов приводит к следующему выходу алгоритма:

$$B' = 0.5/6 + 0.5/12.$$

При дефазификации полученного нечеткого множества B' получим:

$$y^* = (0.5 \cdot 6 + 0.5 \cdot 12)/(0.5 + 0.5) = 9.$$

Этот результат может быть интерпретирован как “Антигриппин” девятого разведения.

Выводы. Таким образом, процесс диагностирования в системе обеспечивается как в случае четкой, так и нечеткой симптоматики. При этом, основываясь на фундаментальном результате Фунахаши о том, что с помощью нечетких систем можно аппроксимировать с любой заданной точностью любую непрерывную на компакте функцию, появляется возможность использования нечетких спецификаций для решения задач четкой диагностики. Открытым остается вопрос об эффективности такого использования.

Литература

1. Cholewa W., Czogala E. Podstawy systemow ekspertowych. Warszawa: Prace IBIB PAN, N28, 1989.
2. Д. Рутковская, М.Пилиньский, Л.Рутковский. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Телеком, 2006. – 382 с.
3. J. Leski. Systemy neuronowo-rozmyte. Warszawa: Naukowo-Techniczne, 2008. – 690 с.
4. Л. Катеринич, А. Провотар. Диагностирование на нейронных сетях в системе Гомеопат // XIII-th International Conference: Knowledge Dialogue Solution. – Sofia, 2007. – V1. – P.64-68.
5. Zadeh L.A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility //Fuzzy Sets ana Systems, 1978, N1, p. 3–28.

М-ОБУЧЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

О.Г. Руденко, А.А. Бессонов

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

Широкое использование искусственных нейронных сетей (ИНС) для решения задач, связанных с обработкой информации (управления, идентификация, прогнозирование, фильтрация, обработка изображений и т.д.), обусловлено их хорошими аппроксимирующими свойствами, так как доказано, что ИНС с одним скрытым слоем может сколь угодно точно аппроксимировать любую нелинейную функцию. Важным является тот факт, что решение задачи может успешно происходить при отсутствии априорной информации о свойствах исследуемого объекта и действующих на него помех. При этом, однако, статистические свойства помехи оказывают существенное влияние на качество и длительность процесса обучения сети.

Большинство существующих в настоящее время методов обучения основано на использовании жестких и трудно проверяемых условий, связанных с гипотезой нормальности закона распределения помех и обосновываемых ссылками на центральную предельную теорему.

Однако данное предположение, как правило, неверно в реальных условиях, так как априорная информация о распределении помех обычно недоступна или помеха является засоренной негауссовским шумом, из-за чего некоторые измерения удалены на относительно большое расстояние от основного объема данных и образуют так называемые «хвосты». Неустойчивость оценки МНК при наличии таких помех послужила основанием для развития альтернативного, робастного оценивания в статистике, целью которого и явилось исключение влияния больших ошибок.

Среди основных типов робастных оценок, М-, L-, и R-оценок, являющихся соответственно оценками максимального правдоподобия, линейными комбинациями порядковых статистик и оценками, получаемыми в ранговых критериях, в задачах обучения наиболее часто используется предложенная Хьюбером М-оценка [1].

Если информация о принадлежности помехи ξ некоторому определенному классу распределений известна, то путем минимизации оптимального критерия, представляющего собой взятый с обратным знаком логарифм функции распределения помехи, может быть получена оценка максимального правдоподобия (М-оценка). Если же такой информации нет, то для оценивания искомого вектора параметров θ следует применить какой-либо неквадратичный критерий, обеспечивающий робастность получаемой оценки.

В основе робастных методов обучения лежат те или иные критерии, позволяющие «подавлять» нежелательные свойства выборок данных, используемых в алгоритмах. Естественной платой за надежность получаемых оценок является некоторая потеря эффективности по сравнению с оптимальными методами обучения при известных статистических характеристиках обрабатываемых данных. Однако, если информация о виде плотностей распределения отсутствует, то робастные методы имеют несомненное преимущество, а говорить об их оптимальности или неоптимальности нет никаких оснований.

При М-оценивании в качестве критерия выбирается величина

$$F(\theta) = \sum_{i=1}^K \rho(e(i, \theta)), \tag{1}$$

где $\rho(\xi(i, \theta))$ – некоторая функция потерь; $\xi(i, \theta) = S^{-1}e(i, \theta)$; $e(i, \theta) = y(i) - \hat{y}(i, \theta)$; S – параметр масштаба (в случае нормального распределения – СКО помехи).

Если параметр S известен, то обучение сводится к поиску оценки $\hat{\theta}$, определяемой как решение системы уравнений

$$\nabla F(\theta_j) = \frac{\partial F(\theta)}{\partial \theta_j} = \sum_{i=1}^K \psi(e(i, \theta)) \frac{\partial e(i, \theta)}{\partial \theta_j} = 0, \tag{2}$$

где $\psi(e(i, \theta)) = \frac{\partial \rho(\mathcal{E}(i, \theta))}{\partial \mathcal{E}(i, \theta)}$ – функция влияния.

При неизвестном S используется его некоторая помехоустойчивая оценка, например, MAD-оценка (Median of Absolute Deviations). Отметим, что от того, насколько удачно оценен параметр масштаба, зависит эффективность робастного обучения ИНС.

Существует достаточно большое количество функционалов, обеспечивающих получение робастных М-оценок, однако наиболее распространенными являются комбинированные функционалы, предложенные Хьюбером [1] и Хемпелем [2] и состоящие из квадратичного, обеспечивающего оптимальность оценок для гауссовского распределения, и модульного, позволяющего получить более робастную к распределениям с тяжелыми «хвостами» (выбросами) оценку.

В работе исследуются М-оценки параметров нейросетей при наличии помех измерений, описываемых моделью Тьюки-Хьюбера

$$\xi(k) = (1 - \varepsilon)q_1(k) + \varepsilon q_2(k), \quad (3)$$

где $q_1(k) \in N(0, \sigma_1)$, $q_2(k) \in N(0, \sigma_2)$, $\sigma_1 \ll \sigma_2$; $\varepsilon \in [0, 1]$ – параметр, характеризующий степень засорения основного распределения.

Предлагается рекуррентное оценивание дисперсий σ_1^2 и σ_2^2 , результаты которого используются как для нормирования выбранного функционала, так и в алгоритмах обучения сети. В качестве таковых в работе применяются алгоритмы Гаусса-Ньютона и Левенберга-Марквардта [3-5].

Следует отметить, что нормирование квадратичного функционала существенно повышает устойчивость процесса обучения, а получаемые при этом модификации алгоритмов Гаусса-Ньютона и Левенберга-Марквардта оказываются весьма простыми. Показано, что при выборе минимизируемого функционала, отличного от квадратичного, следует учитывать вид его второй производной. Использование же в алгоритмах обучения вместо функции влияния весовой функции, представляющей собой произведение функции влияния на ошибку идентификации, также обеспечивает устойчивость процесса идентификации независимо от выбора вида минимизируемого функционала.

В докладе приведены результаты имитационного моделирования, свидетельствующие об эффективности применения рассматриваемых процедур обучения ИНС.

Литература

1. Хьюбер П.Дж. Помехоустойчивое сглаживание // В кн. «Устойчивые стохастические методы оценки данных» - М.: Машиностроение, 1984. – С. 36-46.
2. Hampel F.R., Ronchetti E.M., Rousseeuw P.J., Stahel W.A. Robust Statistics. The Approach Based on Influence Functions. – N.Y.: John Wiley and Sons, 1986. – 526p.
3. Руденко О.Г., Бессонов А.А. Робастное обучение вейвлет-нейросетей // Проблемы управления и информатики. – 2010. - №5. – С.66-79.
4. Rudenko O.G., Bezsonov O.O. Function Approximation Using Robust Radial Basis Function Networks // Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 2011, 3, 17-25.
5. Бессонов А.А., Руденко О.Г., Руденко С.О. Устойчивое обучение радиально-базисных сетей с ограниченной точностью / Вестник ХНТУ. – 2010. – 2(38). – С.130-134.

ПЕРЕРОЗПОДІЛЬЧІ ВЛАСТИВОСТІ ПОДАТКОВИХ СИСТЕМ

В.В. Семенов¹, Н.В. Семенова²

¹Інститут демографії та соціальних досліджень ім. М.В. Птухи НАН України

²Інститут кібернетики імені академіка Глушкова НАН України

Останніми роками в багатьох економіках здійснюються реформи податкових систем в напрямку вирівнювання їх структури. Головною передумовою переходу від прогресивної системи оподаткування до пропорційної системи із базовим звільненням від податкових зобов'язань та фіксованим маргінальним рівнем податків є економічна ефективність. Редистрибутивна схема пропорційної податкової системи із базовим звільненням від податкових зобов'язань може розглядатись як множина композитних трансферів, прогресивних в нижній та регресивних в верхній частині розподілу доходів. Головним мотивом таких реформ є те, що чистий прогресивний перерозподіл приводить до втрати ефективності.

Одна із головних проблем при конструюванні податкових систем полягає в їх оцінюванні з точки зору перерозподільчих властивостей, закладених в ці системи. В [1, стор.90] зазначено, що одним із інструментів забезпечення соціальної підтримки малозабезпечених верств населення та реалізації принципу соціальної справедливості є застосування неоподатковуваного мінімуму доходів громадян. Економічним змістом цього має бути відповідність розміру неоподатковуваного мінімуму прожитковому мінімуму.

Нехай x – сукупний доход платника податків; $t(x)$ – двічі диференційовна функція податкових зобов'язань, $0 \leq t(x) \leq 1, 0 \leq t'(x) \leq 1$. Середній рівень податків особи з доходом x позначимо $a(x) = t(x)/x$, а граничний (маргінальний) податковий рівень $m(x) = dt(x)/dx = t'(x)$. Маргінальний рівень податків в строго прогресивній податковій системі повинен бути більшим середнього податкового рівня, $m(x) > a(x) \forall x > 0$ і вони повинні бути зростаючими функціями доходів. Запровадження мінімального рівня доходів, який не оподатковується, дає можливість розрізнити пряму прогресивність, коли немає звільнення від оподаткування, від непрямої прогресивності, коли таке звільнення має місце. Пряма прогресивність означає зростання маргінального рівня податків: $d[dt(x)/dx]/dx = t''(x) > 0$. Непряма прогресивність характеризується постійним маргінальним рівнем податків, $t''(x) = 0$. За такої умови ефект прогресивності виникає лише за рахунок запровадження мінімального неоподатковуваного рівня доходу. Концепція непрямої прогресивності є основою лінійної податкової системи, яка визначена за допомогою:

1) податкового зобов'язання вигляду

$$t(x) = \max \{m(x - b); 0\} = \begin{cases} m(x - b), & x \geq b, \\ 0, & x < b. \end{cases} \quad (1)$$

де $b > 0$ – рівень звільнення від податку, $0 \leq m \leq 1$ – постійний маргінальний податковий рівень, $x \geq 0$;

2) середнього рівня податків

$$a(x) = \frac{t(x)}{x} = \frac{\max \{m(x - b); 0\}}{x} = \begin{cases} m - \frac{mb}{x}, & x \geq b, \\ 0, & x < b, \end{cases} \quad (1')$$

Нехай G_x, G_{x-T} та C_T – індекси Джині передподаткового і післяподаткового доходу та індекс концентрації податків, $f(x)$ – функція щільності сукупних доходів, $L_x(p), L_{x-T}(p)$, та $L_T(p)$ – криві Лоренса для сукупних і чистих доходів та податкових зобов'язань, відповідно [2]. Тоді $T(x) = N \int_0^x t(x)f(x)dx$ – сукупні податкові надходження, N – кількість платників податків. Середній податковий рівень (коефіцієнт податкового навантаження) становить

$$e(x) = T(x) / X = \frac{1}{\mu} \int_0^{\infty} t(x) f(x) dx, g(x) > 0,$$

де $X = N\mu$ – загальний передподатковий дохід усіх платників податків. Криві Лоренса для передподаткових, післяподаткових доходів і податкових зобов'язань відповідно мають вигляд:

$$L_X(p(x)) = \frac{1}{\mu} \int_0^x z f(z) dz, L_T(p(x)) = \frac{1}{\mu e} \int_0^x t(z) f(z) dz, L_{X-T}(p(x)) = \frac{1}{\mu(1-e)} \int_0^x t(z) f(z) dz,$$

де $p(x)$ – частка осіб із доходами, не вищими x . Тоді різниця $(L_X(p) - L_T(p))$ може розглядатися як частка податкового навантаження, яка від найбідніших $p100\%$ осіб перекладена на $(1-p)100\%$ багатших осіб за рахунок перерозподільчих властивостей прогресивної податкової системи, а різниця $(L_{X-T}(p) - L_X(p))$ – як частка сукупного післяподаткового доходу, яка передана від $(1-p)100\%$ найбагатших осіб $p100\%$ найбіднішим особам в результаті прогресивності податкової системи. Індекс Рейнольдса–Смоленськи [2] оцінює перерозподільчий вплив прогресивності на основі відстані між $L_{X-T}(p)$ та $L_X(p)$:

$$PR_{RS} = 2 \int_0^1 [L_{X-T}(p) - L_X(p)] dp = G_X - C_{X-T},$$

де C_{X-T} – коефіцієнт концентрації доходів після оподаткування. Фехлер [4] при оцінюванні рівня перерозподілу запропонував використовувати відносні криві концентрації:

$$PR_p = 2 \int_0^1 [q - C_{X-T}(q)] dq = 2 \int_0^1 [L_{X-T}(p) - L_X(p)] dL_X(p) = 2 \int_0^1 [L_{X-T}(p) - L_X(p)] L'_X dp,$$

де $C_{X-T}(q)$ – крива концентрації розподілу доходів після оподаткування. Якщо при оподаткуванні не порушуються принципи горизонтальної та вертикальної рівності (впорядкування доходів після сплати податків не змінюється), то $C_{X-T} = G_{X-T}$. При оцінюванні рівня перерозподілу прогресивної податкової системи може бути використаний індекс нерівності Аткинсона A_ε [2,3]:

$$PR_{KF}(\varepsilon) = A_{X,\varepsilon} - A_{X-T,\varepsilon}, \quad (2)$$

$$PR_{BD}(\varepsilon) = (A_{X,\varepsilon} - A_{X-T,\varepsilon}) / (1 - A_{X,\varepsilon}). \quad (3)$$

Дві податкові системи, які зменшують значення індексу нерівності Аткинсона на однакову величину будуть розглядатись індексом (2) як такі, що мають однаковий рівень прогресивності. Проте, індекс (3), запропонований Блеккорбі та Дональдсоном [3], буде вказувати на вищий рівень перерозподілу у випадку більшої нерівності передподаткового розподілу.

Для подальшого висвітлення перерозподільчої компоненти прогресивної податкової системи розглянемо наступну ситуацію. Припустимо, що значення нерівності розподілу доходів, виміряне за індексом Джині, G_X , змінилось на G_{X-T} не за рахунок прогресивної податкової системи, а за рахунок прямого перерозподілу, тобто середні доходи, μ_X , не змінились. У такому випадку середня очікувана різниця змінилась із $2\mu_X G_X$ на $2\mu_X G_{X-T}$. Тоді $PR_{ABS} = 2\mu_X N(G_X - G_{X-T})$ – частка сукупного доходу суспільства, яку необхідно перерозподілити на користь бідніших платників податків, щоб досягти значення індексу Джині G_{X-T} . $PR_E = PR_{ABS} / N = 2\mu_X(G_X - G_{X-T})$ визначає частку середнього доходу, яку (в середньому) кожна особа із доходом вищим медіани повинна передати особам із доходом нижчим медіани без зміни доходних рангів для того, щоб нерівність передподаткового розподілу доходів після оподаткування досягла значення G_{X-T} . Тоді відносне середнє значення $PR_{REL} = PR_E / \mu_X = 2(G_X - G_{X-T})$ може використовуватись як індекс перерозподілу податкової

системи. Якщо податкова система регресивна, $G_X - G_{X-T} < 0$, це еквівалентно вилученню відповідної частки сукупних доходів у осіб із доходами меншими медіани на користь осіб із вищими доходами.

Зв'язок між відхиленням від пропорційності податкової системи та впливом перерозподілу отримуємо із наступної властивості кривої Лоренса:

$$L_X(p) = eL_T(p) + (1-e)L_{X-T}(p), \tag{4}$$

де $e = T / X$. Отже, крива Лоренса розподілу доходів до сплати податків є зваженим середнім значенням кривих Лоренса для податкових зобов'язань та для розподілу післяподаткових доходів. Із (4) отримуємо наслідок: *передподатковий розподіл після сплати податків буде більш рівно розподілений, тобто, $L_{X-T}(p) \geq L_X(p), \forall p \in (0,1)$, тоді і тільки тоді, коли податкові зобов'язання розподілені більш нерівно, ніж передподаткові доходи, $L_T(p) \leq L_X(p), \forall p \in (0,1)$* . Отже, перерозподільча компонента прогресивної податкової системи зменшує нерівність. Це основна характеристика прогресивності податкової системи, оскільки може бути доведено, що

$$L_{X-T}(p) \geq L_X(p) \geq L_T(p), \forall p \in (0,1) \Leftrightarrow d[t(x)/x]dt \geq 0 \forall F(x),$$

де $F(x)$ – функція розподілу доходів. Для пропорційної податкової системи без базового звільнення від оподаткування маємо: $L_{X-T}(p) = L_X(p) = L_T(p)$.

Із співвідношення (4) можемо отримати зв'язок між перерозподілом та диспропорційністю. Дійсно, запишемо (4) у вигляді:

$$\begin{aligned} L_X(p) - (1-e)L_X(p) &= eL_T(p) + (1-e)L_{X-T}(p) - (1-e)L_X(p) \Rightarrow \\ eL_X(p) - eL_T(p) &= (1-e)L_{X-T}(p) - (1-e)L_X(p). \end{aligned}$$

Отже

$$L_{X-T}(p) - L_X(p) = \frac{e}{1-e}(L_X(p) - L_T(p)) \tag{5}$$

або в термінах індексу Джині

$$G_X - G_{X-T} = \frac{e}{1-e}(G_T - G_X).$$

Ліва частина (5) оцінює перерозподільчий вплив податкової системи на добробут перших (найбідніших) $p100\%$ осіб. Права частина є відхиленням податкової системи від пропорційності, зваженим податковим навантаженням:

$$e / (1 - e) = (\text{дохід} - \text{брutto}) / (\text{дохід} - \text{нетто}) - 1 = T / (X - T).$$

За відсутності переранжування (тобто, за умови дотримання принципу горизонтальної рівності), індекси перерозподілу та диспропорційності співпадають при $e = 0.5$.

Розглянемо нейтральну за надходженнями реформу податкової системи, в якій маргінальний податковий рівень m_1 та рівень звільнення від податкових зобов'язань b_1 замінюються на m_2 та b_2 , відповідно. Зростання маргінального рівня податків за умови фіксованих податкових надходжень означає підвищення рівня звільнення від податкових зобов'язань: $m_2 > m_1 \Rightarrow b_2 > b_1$. Якщо функції податкових зобов'язань перетинаються один раз, причому нова функція перетинає стару знизу, то крива Лоренса нового післяподаткового розподілу буде домінувати криву Лоренса післяподаткового розподілу старої податкової системи. Усі особи із доходами нижчими точки перетину двох функцій, x^* , за умови $t_2(x, m_2, b_2)$ мають вищі доходи-нетто, ніж за умови $t_1(x, m_1, b_1)$. В усіх осіб із доходами вищими x^* доходи-нетто зменшилися. Отже, перехід від $t_1(x, m_1, b_1)$ до $t_2(x, m_2, b_2)$ означає перерозподіл доходів на користь бідних. У цьому випадку має місце міжгруповий прогресивний трансфер, що приводить до зростання відносних середніх доходів біднішої групи. Загальна та міжгрупова нерівність зменшуються, тому міжгрупова поляризація також зменшується. Таким чином, для довільної податкової системи існують лінійні податкові системи із достатньо низькими рів-

нями податків та рівнем звільнення від оподаткування, які домінуються існуючою системою. І, навпаки, існує лінійна податкова система із достатньо високими рівнями податків та рівнем звільнення від оподаткування, яка домінує за Лоренсом існуючу.

Таким чином, ми можемо сформулювати наступне твердження.

Твердження 1. Нехай для довільної лінійної податкової системи $t(x, m, b)$ шляхом збільшення маргінального податкового рівня t та відповідного рівня звільнення від податкових зобов'язань b за умови фіксованого об'єму податкових надходжень отримується лінійна податкова система $t_1(x, m_1, b_1)$. Тоді застосування $t_1(x, m_1, b_1)$ дає розподіл післяподаткових доходів, який домінує за Лоренсом розподіл, отриманий за допомогою $t(x, m, b)$, а тому має меншу нерівність за будь-яким індексом нерівності. Крім того, оскільки така трансформація податкової системи означає чистий міжгруповий прогресивний трансфер, новий післяподатковий розподіл доходів має нижчий рівень поляризації.

Вище розглянуто перерозподільчі властивості податкових систем. Доцільно також розглянути методи оцінювання цих систем з точки зору закладених в них редистрибутивних властивостей відносно можливого еталонного перерозподілу. У такому випадку ефективність діючої системи порівнюється із системою, яка може бути отримана за умови оптимальності податкової системи, яку, при фіксованому об'ємі податкових надходжень, необхідно ідентифікувати. Така оптимальна система, за відсутності дестимулюючих впливів, після оподаткування повинна приводити до розподілу чистих доходів, який максимізує функцію соціального добробуту. Тоді, за визначеними критеріями, можна оцінити міру відхилення діючої податкової системи від запропонованого еталону. Припускаючи, що при фіксованих сукупних доходах в суспільстві усі податкові системи породжують однакову величину податкових надходжень, природно виникає задача: при заданих бюджетних обмеженнях, оптимально розподілити податкові навантаження з метою максимізації соціального добробуту, визначеного у відповідності із заданим критерієм (мінімізація нерівності, бідності, адміністративних витрат на обслуговування різних програм, втрат ефективності тощо). Задовольняючи лише наведеним вище обмеженням, множина таких систем є достатньо загальною і може бути використана як засіб дослідження добробуту в суспільстві. Застосування будь-якої податкової системи приводить до трансформації кривої Лоренса, зміни значень індексу Джині та індексів соціального добробуту. Тому податкові системи мають конкретні математичні властивості, дослідження яких дає потужні аналітичні засоби для аналізу реально функціонуючих систем. Можуть бути встановлені екстремальні криві Лоренса та значення індексів нерівності. Різні податкові системи по різному впливають на рівень добробуту різних соціальних груп. Відповідні криві Лоренса можуть перетинатись. Проте, для довільної податкової системи існує оптимальна система, яка домінує за Лоренсом усі інші, а індекс Джині якої є мінімальним. Важливою особливістю є те, що різні, в тому числі граничні, значення індексів нерівності та добробуту можуть бути досягнуті шляхом реформування податкової системи, яка дає однакову величину податкових надходжень. На основі розглянутих методів можуть бути розроблені методики оцінювання ефективності функціонування реальної податкової системи. На жаль, цей напрям економіко-математичних досліджень не привернув увагу вітчизняних дослідників, а тому розробка відповідних інституціональних інструментів базується на принципах доцільності та оцінюванні сценарних варіантів.

Література

1. Податкова політика України: стан, проблеми та перспективи: монографія / П.В. Мельник, Л.Л. Тарантул, З.С. Варналій [та ін.]; за ред. З.С. Варналія. – К.: Знання України, 2008. – 675с.
2. Семенов В.В. Економіко-статистичні моделі та методи дослідження соціальних процесів: нерівність, бідність, поляризація: Т. 2. Бідність та поляризація / В.В. Семенов – Полтава: РВВ ПУСКУ, 2008. – 269 с.
3. Blackorby C., D. Donaldson Ethical Social Index Numbers and the Effective Tax / Benefit Progressivity // The Canadian Journal of Economics.–1984.–Vol.17.–P.683-694.
4. Pfahler W. Redistributive effect of income taxation: decomposing tax base and tax rate effects // Bulletin of Economic Research. – 1990. – Vol.42. – P.121-129.

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СТРАТЕГИИ И НАПРАВЛЕННАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ**В.Е. Снитюк**

Черкасский государственный технологический университет

В природе все разумно. Базируясь на этом тезисе, в последние семьдесят лет внимание многих исследователей сосредоточено на изучении механизмов функционирования природы и их адаптации к решению задач оптимизации среды обитания человека и процессов, в ней происходящих. Три направления лежат в основе такой парадигмы, названной Лотфи Заде Soft Computing [1]: теория нечетких множеств – для исчисления субъективных суждений [2], искусственные нейронные сети – для идентификации зависимостей [3], эволюционное моделирование – для решения оптимизационных задач [4]. Области их применения пересекаются, они часто используются композиционно и заметим, что ими не исчерпывается все многообразие биоинспирированных технологий, которых насчитывается еще несколько десятков.

В докладе детально рассмотрены эволюционные стратегии, лежащие в основе направленной оптимизации. Их история началась в 1963 году, когда встретились два студента Технического университета в Берлине и начали вместе проводить эксперименты с использованием аэродинамической трубы [1,2]. У них возникла идея использовать единую технологию для определения оптимальной формы тел. Однако попытки применить традиционные техники, такие, как покоординатная или градиентная оптимизация, к успеху не привели. И тогда студент Инго Рехенберг, ныне профессор бионики и эволюционного инжиниринга предложил идею использования случайных изменений значений параметров подобно природным мутациям. Так родилась эволюционная стратегия. Второй студент, Ханс-Пауль Швэфель, тестировал эффективность нового метода с помощью компьютера Цузе Z23, а третий студент, Петер Бинер, занимался разработкой автоматического экспериментатора, который работал по простым правилам мутации и селекции. В дальнейшем все они защитили докторские диссертации, а эволюционные стратегии получили дальнейшее развитие и интерес к ним не уменьшается. Этот факт подтверждается, в том числе, и постоянным наличием на конференциях соответствующего направления, а также использованием идей эволюционных стратегий на современных компьютерах с параллельной архитектурой.

В своих работах И. Рехенберг прослеживает эволюцию жизни на Земле, начиная от появления сгустков слизи, рыб в океане и заканчивая фактом размышления «вершины» эволюции об ее начале. Применяя эволюционные идеи к созданию высокоэффективных технических систем, он утверждает, что последние должны самовоспроизводиться с незначительными издержками при известной частоте ошибок и иметь качество (пригодность), которое просто измерить. В докладе будет проиллюстрирован пример определения оптимальной формы крыла самолета с использованием эволюционной стратегии, обоснована эффективность формы крыла коршуна с растопыренными перьями.

Существует несколько эволюционных стратегий (ЭС). Первая из них, $(1+1)$ -ЭС, применялась авторами [1,2] для определения оптимальной формы крыла самолета. Вторая – $(1, \lambda)$ -ЭС использовалась при расчете оптимальной формы тела вращения. Третья – (μ, λ) -ЭС лежала в основе определения оптимальной формы трубы для течения горячей жидкости. И четвертая, $(\mu/\rho, \lambda)$ -ЭС, лежала в основе доказательства оптимальности формы крыла коршуна. Заметим, что λ – это количество потенциальных решений, называемых родителями, а μ – количество потенциальных решений потомков.

В 1996 году Станислав Лем писал о том, что человечество накопило информации 10 в 15 степени бит, к 2000 году предполагалось ее удвоение. Три пятых этой информации он называл шумом, одна пятая – полезная информация, но преходящая и только еще одна пятая – это действительно необходимая информация, которую полезно запомнить. Принцип «одной пятой успеха» является одним из основных в эволюционных стратегиях.

С помощью ЭС решаются оптимизационные задачи. Кратко суть ЭС заключается в следующем: в области определения функции $f(x)$ генерируются равномерно распределенные

потенциальные решения x_p^g , где g – номер популяции решений. Далее для простейшей (1+1)-ЭС находят решения-потомки: $x_{II}^g = x_p^g + \delta z^g$, где δ интерпретируем как шаг, z^g – нормально распределенное число. Тогда следующая популяция решений формируется по правилу

$$x_p^{g+1} = \begin{cases} x_{II}^g, & \text{если } f(x_{II}^g) \geq f(x_p^g), \\ x_p^g, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Аналогичные соображения имеют место и для многомерных зависимостей, и других ЭС.

В докладе также рассмотрен разработанный метод оптимизации сложных зависимостей (EvoMax), в основе которого лежит композиция методов Soft Computing и метода анализа иерархий Т. Саати. Соображения, определяющие его актуальность, заключаются в том, что исследователь играет пассивную роль в процессе поиска оптимального решения, из-за чего выполняется множество неверных шагов и увеличивается время выполнения алгоритма. Мы предлагаем «ввести» исследователя в процесс решения и использовать его субъективные соображения для поиска оптимального решения.

Основные шаги процесса поиска решения заключаются в следующем. Генерируем начальную популяцию потенциальных решений. Находим соответствующие значения оптимизируемой функции. Используя метод анализа иерархий Саати, выполняем попарные сравнения потенциальных решений, исходя из значений оптимизируемой функции. Полученные результаты дают возможность построить функцию принадлежности для таких решений, значения которой указывают на меру их оптимальности. В зависимости от этих значений производится отсев неперспективных решений, а перспективные решения получают возможность «производства» потенциальных решений – потомков. Количество потомков у каждого «родительского» решения пропорционально значению функции принадлежности. Для минимизации вероятности заикливания в локальном оптимуме используется генерация дополнительных потенциальных решений. Предложенная процедура циклично повторяется до тех пор, пока не выполнится условие останова. Такие условия обсуждаются в докладе. Заметим, что метод показал результаты, значительно превышающие результаты методов, принадлежащих к классу эволюционных, в частности, генетических алгоритмов и эволюционной стратегии.

Реализацию метода сопровождает ряд проблем и задач. В частности, определение закона изменения шага δ , так как от его величины зависит скорость сходимости и точность определения оптимального решения. Нетривиальной задачей является определение значения среднеквадратического отклонения σ и его динамики в процессе поиска решения. Параметр σ используется при генерации потенциальных решений – потомков и определяет «ширину» области генерации. Его значение непосредственно влияет на глубину исследования окрестности возможного оптимума.

К преимуществам метода можно отнести отсутствие бинарного кодирования потенциальных решений подобно генетическим алгоритмам, а также отсутствие априорного влияния заданной точности на формирование потенциальных решений, за счет чего увеличивается скорость сходимости и точность результата. Уменьшение количества неверных шагов также указывает на преимущество EvoMax по сравнению с эволюционными стратегиями.

Литература

1. Rechenberg I. Evolutionstrategie –Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution. – Fromman-Holzboog, 1973.
2. Schwefel H.-P. Numerische Optimierung von Computer Modellen. – Birkhauser, 1977.
3. Саати Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс. – М.: Радио и связь, 1991. – 224 с.
4. Zadeh L. A. Fuzzy logic, neural network and soft computing / L. A. Zadeh // Communications of the ACM. – 1994. – Vol. 37, № 3. – P. 77–84.
5. Zadeh L. Fuzzy sets / L. Zadeh // Information and control. – 1965. – № 8. – P. 338–353.

ОПЕРАТИВНЫЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ СИСТЕМООБРАЗУЮЩЕГО ЯДРА АНТРОПОЦЕНТРИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА

Б.Е. Федун

ФГУП ГосНИИАС, Москва, Россия

В настоящее время осознано, что совершенствование «аппаратной составляющей» разрабатываемых антропоцентрических объектов (Антр/объект) недостаточно для желаемого резкого повышения эффективности их использования. Достичь этого возможно путем направления усилий конструкторов и ученых на совершенствование интеллектуальной составляющей «системообразующего ядра» бортового комплекса Антр/объекта – совокупности алгоритмов бортовых цифровых вычислительных машин (БЦВМ-алгоритмы) и алгоритмов деятельности экипажа, которая сейчас называется «бортовым интеллектом» и которая из набора разрозненных систем бортового оборудования создает функционально целостный комплекс, нацеленный на выполнение заданных задач сеансов функционирования.

На современном Антр/объекте алгоритмическим обеспечением БЦВМ решаются задачи обработки информации, управления, применения средств воздействия на внешнюю обстановку. Задачи оперативного назначения текущей цели сеанса функционирования и выбора рационального способа (тактики) достижения этой цели (тактические задачи) решаются только экипажем.

Результаты проведенных НИР, совершенствование бортовых вычислительных машин, измерительных и исполнительных устройств Антр/объектов дают возможность разработать и реализовать на их борту алгоритмы и системы нового типа, которые будут способны обеспечивать решение упомянутых тактических задач.

1. Антропоцентрические объекты и их модели для разработки бортового алгоритмического и индикационного обеспечения

Антропоцентрическим объектом (Антр/объектом) называется:

- его оболочка и реализованная в ней совокупность его макросоставляющих (борт Антр/объекта) в составе:
- бортовых измерительных устройств (иногда и бортовых комплексов измерительных устройств), получающих информацию о внешнем и внутри бортовом мире,
- системообразующего ядра Антр/объекта, в котором (ядре) главенствующая роль принадлежит команде операторов (экипажу).
- бортовых исполнительных устройств (бортовых комплексов исполнительных устройств), воздействующих на внешний и внутри бортовой мир.

Макросоставляющие борта Антр/объекта. Бортовые измерительные устройства получают физические сигналы о внешнем и внутри бортовом мире, выделяя из них полезную (для текущей задачи Антр/объекта) информацию (первичная и вторичная обработка информации через аналоговые и цифровые алгоритмы, реализованные в бортовых цифровых вычислительных машинах (БЦВМ) измерительных устройств) и передавая ее в бортовую цифровую вычислительную систему (БЦВС) и на информационно-управляющее поле (ИУП) кабины экипажа. На ИУП поступает также информация и рекомендации из БЦВС.

Экипаж через алгоритмы деятельности экипажа (АДЭ), опираясь на информацию с ИУП, и/или алгоритмы, реализованные в БЦВМ-алгоритмах, входящих в БЦВС, решают текущие задачи, и результат посылают (экипаж через ИУП) на бортовые исполнительные устройства, которые воздействуют на внешний и внутри бортовой мир.

На информационной части ИУП представляется экипажу информация на кабинных индикаторах и приборах (информационные кадры) и в речевых сообщениях.

Традиционные заботы конструкторов об уменьшении загрузки экипажа привели к разработке бортовых интеллектуальных систем поддержки экипажа, состав и возможности которых обсуждаются ниже.

2. Концепция построения бортового алгоритмического и индикационного обеспечения антр/объекта и алгоритмов деятельности его экипажа

Алгоритмическое и индикационное обеспечения (АиИО) включает в себя БЦВМ-алгоритмы и АДЭ, которые поддерживаются информационно управляющим полем кабины экипажа и «Руководством экипажу по применению Антр/объекта». Современная концепция построения бортового АиИО Антр/объектов базируется на:

А) иерархическом построение бортового АиИО, которое работает на трех глобальных уровнях управления [1]:

- первый глобальный уровень управления (IГЛУУ), обеспечивающий решение задач оперативного целеполагания,
- второй глобальный уровень управления (IIГЛУУ), обеспечивающий выбор рационального способа достижения оперативно назначенной цели,
- третий глобальный уровень управления (IIIГЛУУ), обеспечивающий реализацию назначенного (выбранного) способа достижения цели.

Задачи IГЛУУ и IIГЛУУ решаются в системообразующем ядре Антр/объекта его БЦВМ-алгоритмами и АДЭ. Структура и облик этих алгоритмов тесно привязаны к особенностям предметной области и не могут быть конструктивно описаны без ориентировки на определенный класса Антр/объектов и глубокого знания как самого Антр/объекта, так и сферы его применения;

Б) разбиение всего объема работ рассматриваемого класса Антр/объектов на конечное число сеансов функционирования с подготовкой к каждому конкретному сеансу (априорная информация) как самого Антр/объекта, так и его экипажа;

В) постоянное (в течение выполняемого сеанса функционирования) согласование АиИО (выдаваемой экипажу информации и рекомендаций по решению текущей задачи) с активизированной концептуальной моделью поведения каждого члена экипажа.

Перенесем на все Антр/объекты классификацию по поколениям, сложившуюся для самолетов истребителей (самолеты 4-го поколения, самолеты 5-го поколения [2,3]).

Антр/объекты 4-го поколения в части разработки бортового АиИО (и руководства экипажу по применению Антр/объекта) были ориентированы на следующую модель объекта.

В соответствии с техническим заданием (ТЗ) на разработку Антр/объекта выделяется ряд возможных эпизодов, которые могут встречаться в любом из возможных сеансах функционирования. Назовем эту модель Антр/объекта моделью «Эпизод». Для каждого эпизода независимо разрабатываются его АиИО. Само понятие сеанса функционирования в такой модели отсутствует. Оно появляется только в руководстве по применению Антр/объекта, в котором экипажу «показывается, как собирать» такие эпизоды в семантическую сеть сеанса функционирования. Но уже даже на последних разработках Антр/объектов 4-го поколения обнаружилась недостаточность модели «Эпизод» и возникла необходимость проектировать бортовое АиИО, используя новую модель антропоцентрического объекта, называемую «Генеральная задача – ГЛУУ» (или модель «Этап»).

3. Модель антропоцентрического объекта «этап» для разработки его бортового алгоритмического и индикационного обеспечения

Модель «Этап» имеет три составляющие, которые включают описания [1,4]:

- иерархии управления в антропоцентрическом объекте (модель собственно Антр/объекта);
- процесса функционирования Антр/объекта во внешней среде (модель процесса функционирования);
- функционирования группы Антр/объектов.

Модель собственно Антр/объекта (рис.1) описывает три оперативных глобальных уровня управления (ГЛУУ)

- первый (IГЛУУ) – назначение текущей цели выполняемого сеанса функционирования (уровень целеполагания),

- второй (ІГЛУУ) – выбор рационального способа достижения оперативно назначенной цели,
- третий (ІІГЛУУ) – реализация выбранного способа.

Задачи ІГЛУУ и ІІГЛУУ решаются в системообразующим ядре Антр/объекта.

Модель процесса функционирования Антр/объекта (рис.1) содержит набор назначенных (в техническом задании на разработку Антр/объекта) к алгоритмизации сеансов функционирования (с описанием генеральной задачи каждого сеанса); представление каждого сеанса через дерево (семантическую сеть) типовых ситуаций (ТС) и представление каждой ТС в свою очередь через дерево (семантическую сеть) проблемных субситуаций (ПрС/С). Семантические сети строятся по причинно следственному отношению.

Множество ТС конечно и строится по всей совокупности заданных сеансов функционирования.

Модель функционирования группы Антр/объектов. Для разработки бортового алгоритмического и индикационного обеспечения работы группы Антр/объектов принята трехуровневая функциональная иерархия группы: командир первого уровня управления в группе (КІ), командир второго уровня управления в группе (КІІ), командир третьего уровня управления в группе (КІІІ).

В группе действуют два информационных потока: поток управления сверху вниз (КІ \Rightarrow КІІ \Rightarrow КІІІ) и поток текущей информации (поток оповещения) снизу вверх (КІ \leftarrow КІІ \leftarrow КІІІ; КІ \leftarrow КІІІ).

Группа Антр/объектов перед сеансом функционирования готовится к выполнению одной и той же генеральной задачи сеанса, получая на борт априорную информацию по предстоящему сеансу. В процессе реализации сеанса численность группы может уменьшаться, но в оставшейся части оперативно сохраняется принятая перед сеансом функциональная иерархия группы. На каждом этапе выполнения сеанса все Антр/объекты группы находятся в одной и той же ТС.

На современном уровне развития теории и практики создания бортового алгоритмического и индикационного обеспечения решение всех задач ІГЛУУ доступно только экипажу. Инженеры проектировщики АиИО для обеспечения решения экипажем этих задач должны создать на ИУП легко воспринимаемую экипажем информационную модель внешней и внутри бортовой обстановки, обеспечивающую экипажу ситуационную осведомленность для назначения текущей адекватной ТС (см. модель «Этап»). Эта информационная модель реализуется бортовыми БЦВМ-алгоритмами и предъявляется экипажу на ИУП кабины.

Задачи ІІГЛУУ могут решать создаваемые в настоящее время интеллектуальные системы класса бортовых оперативно советующих экспертных систем типовых ситуаций (БОСЭС ТС) сеансов функционирования Антр/объекта [5,6]. Вырабатываемые ими решения предъявляются на ИУП экипажу в качестве рекомендаций. Экипаж анализирует и санкционирует их исполнение.

Используя модель «Этап» проведем классификацию бортовых интеллектуальных систем.

4. Бортовые интеллектуальные системы антропоцентрического объекта

При разработке находящихся в эксплуатации Антр/объектов 4-го поколения в силу ряда причин не ставилась задача интеллектуализации борта: разработка бортовых интеллектуальных систем (БИС).

В то же время отличительной особенностью Антр/объектов 5-го поколения является наличие на их борту БИС-ов и, прежде всего БИС-ов системообразующего ядра Антр/объекта.

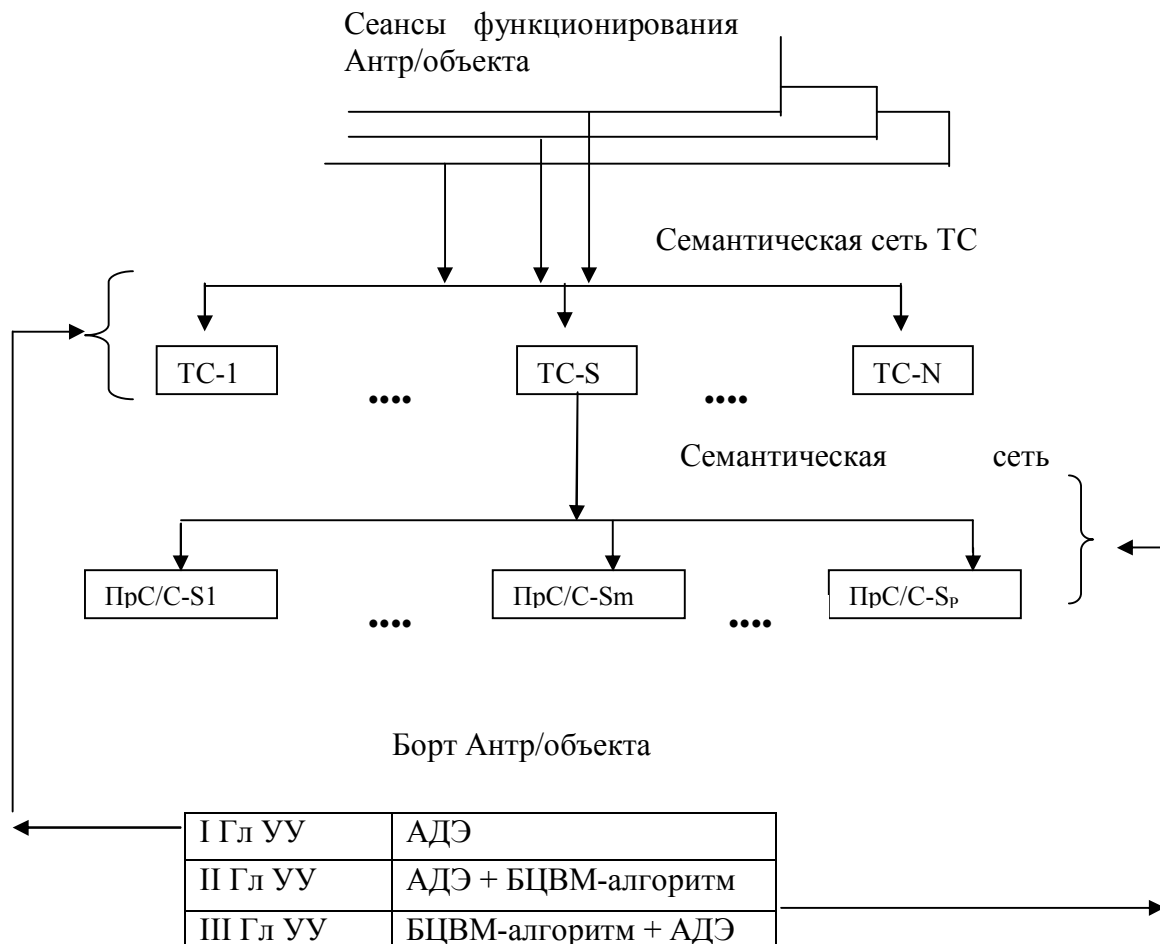


Рис. 1 – Модель Антр/объекта «Этап» для проектирования АиИО

В инженерной и прикладной научной практике принята следующая функциональная классификация бортовых интеллектуальных систем Антр/объектов.

- 1) БИС ситуационной осведомленности экипажа, обеспечивающая ему адекватное представление о внешней и внутри бортовой обстановке. Эти БИС представляют экипажу на ИУП когнитивную (в ряде случаев только интегрированную) информационную модель, позволяющую экипажу оперативно назначать текущую цель сеанса функционирования в соответствии с выполняемой генеральной задачей сеанса, рангом Антр/объекта в группе и сложившейся обстановкой. БИС ситуационной осведомленности относятся к классу интеллектуальных информационных систем.
- 2) БИС решения «тактических» задач [7-14], вырабатывающих рекомендации экипажу по способу достижения оперативно назначенной цели сеанса. БИС подобной ориентации относятся к классу бортовых оперативно советующих экспертных систем типовых ситуаций (БОСЭС ТС).
- 3) БИС, обеспечивающие эффективную работу комплексов бортовой аппаратуры Антр/объекта и их составляющих. Эти БИС непосредственно не работают с экипажем. Структура их баз знаний (БЗ) определяется задачами и обликом соответствующих комплексов бортовой аппаратуры Антр/объекта.

Бортовая интеллектуальная система ситуационной осведомленности и бортовые интеллектуальные системы класса БОСЭС ТС являются вместе с соответствующими АДЭ интеллектуальной составляющей системообразующего ядра Антр/объекта.

Для создания интеллектуальных систем системообразующего ядра Антр/объекта потребовался переход от разработки бортового алгоритмического и индикационного обеспечения (АиИО) для отдельных эпизодов сеанса функционирования Антр/объекта (эта разработ-

ка обслуговувалась моделью Антр/об'єкта «Епізод») к разработке АиИО типовых ситуаций сеанса Антр/об'єкта, что уже могла обеспечить только модель «Этап».

4.1. Интеллектуальная система, обеспечивающая экипажу решение задач ИГЛУУ

В модели «Этап» задачей ИГЛУУ является оперативное назначение экипажем текущей ТС. Мотивация такого назначения складывается из:

- поставленной генеральной задачи сеанса функционирования, на выполнения которой нацелен экипаж;
- состоянием материальной части Антр/об'єкта;
- возникшей или ожидаемой внешней естественной (для ЛА гроза, потеря ориентировки и т.д.) или искусственной (тер/акт, воздушный противник и т.д.) угрозах;
- состоянием экипажа;
- появления новой цели сеанса функционирования (в том числе и обеспечение физического и психологического гомеостаза Антр/об'єкта).

Часть из этих мотивов слабо структурирована или даже вербально не обозначена [5]. В силу этого на Антр/об'єктах задачи ИГЛУУ решаются только экипажем. Для бортового АиИО остается только создание на ИУП информационной модели, адекватной сложившейся внешней и внутри бортовой обстановки.

Для Антр/об'єктов типа самолет истребитель такую информационную модель создает специальная бортовая интеллектуальная системы «Ситуационная осведомленность экипажа» [15]. Она относится к классу систем, не предполагающих использования диалоговых процедур с пользователем. Ее база знаний имеет одноуровневую семантическую структуру с набором продукционных правил, подключающих к выполнению в зависимости от текущей обстановки группы БЦВМ-алгоритмы.

Выходная информация системы предьявляется оператору на индикаторах ИУП и через бортовые речевые информаторы.

4.2. Бортовые оперативно советующие экспертные системы типовых ситуаций сеансов функционирования Антр/об'єкта

Создание БЗ БОСЭС ТС - длительный и трудоемкий процесс, требующий формализации больших объемов знаний, которые в ряде случаев не всегда даже вербализованы. Для адекватного представления этих знаний в программном продукте, посредством которого БОСЭС ТС устанавливается в информационную среду Антр/об'єкта, требуется разработка таких математических форм представления знаний в БЗ БОСЭС, которые адекватны предметной области. Назовем найденные адекватные конкретной предметной области математические формы представления знаний в БЗ БОСЭС ТС алгоритмической оболочкой БОСЭС ТС [9].

Особенности БОСЭС ТС [6,7]. «Внешним миром», в котором будет работать БОСЭС ТС, является бортовая информационная среда Антр/об'єкта. Среда формируется выходной информацией бортовых измерительных устройств, «штатных» (не входящих в БОСЭС ТС) бортовых БЦВМ-алгоритмов и сигналов с ИУП кабины экипажа. Перед сеансом функционирования из интеллектуальной системы подготовки Антр/об'єкта к сеансу в базу знаний БОСЭС ТС загружается априорная информация. По каждой значимой для выполнения ТС проблемной субситуации БОСЭС ТС вырабатывает для экипажа рекомендации по ее разрешению с краткими пояснениями.

Рекомендации и пояснения к ним появляются на ИУП (информационная часть) кабины экипажа. Экипаж вправе не принять предложенную БОСЭС рекомендацию и разрешить возникшую проблемную субситуацию другим способом, ничего не сообщая об этом БОСЭС ТС. При этом следующую рекомендацию БОСЭС ТС должна будет уже выработать с учетом реализованного экипажем способа. Любое игнорирование экипажем предложенной из БОСЭС рекомендации фиксируется в бортовой системе объективного контроля и после окончания

сеанса функционирования эта информация передается во внебортовую интеллектуальную систему анализа результатов прошедшего сеанса функционирования [4].

Рекомендации БОСЭС должны быть постоянно согласованными с активизированной моделью поведения экипажа на концептуальном и оперативном уровнях. Экипаж, обладая профессиональной подготовкой и имея текущую и априорную информацию (самую общую о внешнем мире и конкретную о предстоящем сеансе функционирования), в рамках своей активизированной модели поведения в этой ТС каждый раз выделяет текущую проблему (ПрС/С), не сообщая об этом БОСЭС ТС. Именно по этой ПрС/С БОСЭС ТС должна дать в текущий момент обоснованную и эффективную рекомендацию по ее разрешению.

Перечислим основные особенности БОСЭС ТС. Она должна:

- решать все проблемы «своей» ТС (быть замкнутой по проблемам ТС);
- иметь ограниченный диалог с экипажем (ограничения по временному лимиту, отпускаемому внешней обстановкой, и по возможностям ввода информации экипажем через ИУП кабины);
- иметь алгоритмы и правила в БЗ, которые должны ориентироваться на структуры ситуационного управления [8];
- быть всегда согласованной с активизированной концептуальной моделью поведения экипажа, вырабатывая рекомендации по разрешению возникшей текущей проблемы на уровне оператора-профессионала с достаточной для него значимостью;
- иметь «отложенную» компоненту самообучения.

Структура таких БОСЭС и технология их разработки обсуждалась в [4,6,7,9].

Структура БЗ БОСЭС ТС. В базе знаний БОСЭС в полной мере используются: а) априорная информация о генеральной задаче сеанса функционирования Антр/объекта и ожидаемых условиях ее выполнения, содержащаяся в задании экипажа на предстоящий сеанс функционирования Антр/объекта; б) текущая качественная и количественная информация, поступающая от бортовых измерительных устройств, из ИУП кабины (от экипажа) и из «штатных» БЦВМ-алгоритмов.

В соответствии с моделью предметной области и из опыта разработки исследовательских прототипов БОСЭС ТС [7 - 14] в ее БЗ должны быть: а) двухуровневая (по семантике) иерархическая база знаний с со своими механизмами вывода на каждом уровне [13]; б) база математических моделей; в) блок формирования комментариев к выработанным рекомендациям; г) блок регистрации отказов экипажа от рекомендаций.

Блок предъявления экипажу рекомендаций и объяснений к ним посылает экипажу на ИУП кабины соответствующую информацию. Рекомендации экипажу предъявляются в естественном для них месте на ИУП кабины. Они кратки и мгновенно воспринимаемы экипажем.

Блок регистрации отказов экипажа от использования рекомендаций БОСЭС фиксирует в штатной бортовой системе объективного контроля (СОК) носителя БОСЭС отвергнутую рекомендацию, принятое экипажем решение, текущие условия сеанса функционирования. Блок вместе с механизмом «Листков совершенствования БЗ БОСЭС» [4] реализует компоненту отложенного «самообучения» БОСЭС.

База знаний БОСЭС относится к типу стационарных. Абсолютное время в ней реализуется: через событийную шкалу значимых событий, генерируемых математическими моделями (ММ) соответствующего типа; через смену правил выработки рекомендаций при смене ПрС/С; через постоянное использование структур ситуационного управления.

Разработка практически значимых БОСЭС ТС ведется в соответствии с нормативно – технической документацией (НТД) и проходит через соответствующие этапы контроля целостности и полноты ее БЗ [14,16].

Созданная база знаний БОСЭС ТС представляется семантическим паспортом БОСЭС, по которому осуществляется экспресс–контроль полноты и глубины спроектированной базы знаний БОСЭС ТС и контроль «вписываемости» рекомендаций БОСЭС ТС в семантический облик ИУП кабины экипажа.

5. Об эргономическом проектировании Антр/объектов

Эргономическое проектирование интеллекта системообразующего ядра Антр/объекта должно вестись: сверху вниз от первого до второго ГЛУУ. На начальной стадии проектирования бортового АиИО разработка спецификации БЦВМ-алгоритмов и АДЭ должна сопровождаться оценкой временной реализации оператором состава АДЭ по каждой ТС (второй ГЛУУ) [17].

5.1. О распределении задач системообразующего ядра между экипажем и БЦВМ-алгоритмами

Остановимся только на распределении задач системообразующего ядра.

Решение задач I ГЛУУ выполняется только экипажем, которому для успешного выполнения этой функции должна постоянно предъявляться на ИУП когнитивная информационная модель внешней и внутри бортовой обстановки. Информацию для такой модели целесообразно вырабатывать в бортовой информационной интеллектуальной системе «Ситуационная осведомленность экипажа» (ИИС СОЭ). Конструирования когнитивного образа предъявления на ИУП этой информации является отдельной задачей профессионалов-пользователей и психологов.

Решения оператора задач I ГЛУУ относятся, как правило, к классу эвристических решений.

По задачам II ГЛУУ (конструирования фрагмента семантической сети ПрС/С). Если у организации-проектировщика есть интеллектуальные, материальные и временные ресурсы и на борту проектируемого Антр/объекта 5-го поколения есть достаточные вычислительные мощности (в БЦВС), то решение задач II ГЛУУ по каждой ТС следует поручить соответствующей БОСЭС ТС. Здесь потенциально за экипажем остается только контроль над качеством рекомендаций, выработанных соответствующей БОСЭС ТС, и принятие разрешения на их реализацию.

Проектируемые решения оператора задач II ГЛУУ относятся, как правило, к классу речемышлительных решений.

Начальная стадия отработки баз знаний интеллектуальных систем проводится на компьютерных системах имитационного моделирования [18] с включением в процесс моделирования оператора-пользователя (для ИИС СОЭ) и без такого включения (для БОСЭС ТС).

5.2. Структура деятельности оператора в техническом Антр/ объекте

Уже на начальной стадии проектирования бортового АиИО и АДЭ следует проводить оценивать его загрузку, учитывая все составляющие деятельности оператора.

В антропоцентрическом объекте оператор в общем случае: принимает решения по оперативно возникающей проблеме, реализует принятые решения (диспетчеризация решения), участвует в качестве «динамического звена» в различных операциях слежения.

Все решения оператора классифицируются как π -решений (перцептивно-опознавательные), ρ -решений (речемышлительные) и π - ρ -решений (эвристические)[19].

Класс π -решений характеризуется только временем на поиск, восприятие (количество оперативных единиц восприятия (ОЕВ)) и осмысливание оператором необходимой информации. Процесс принятия решения происходит мгновенно.

Каждое ρ -решение при проектировании деятельности оператора охарактеризовано через состав информации, на основании которой оператор должен принять это решение и через алгоритм принятия решения.

Такое решение описывается:

- входной информацией: состав информации на ИУП кабины, по которой оператор должен принимать это решение; состав и продолжительность речевого сообщения, которое передается оператору кабинным речевым информатором и которое используется при принятии этого решения:

- структурой решения: количество оперативных единиц восприятия (ОЕВ), состав и последовательность элементарных актов выработки решения (ЭАВР), представляемых через индикационную символику на кадрах кабинных индикаторов;
- выходной информацией: составом и последовательностью ручных операций, необходимых для реализации принятого решения.

При выполнении операций слежения предполагается, что оператор работает в дискретно – непрерывном режиме, отвлекаясь от операции слежения на время принятия и реализации решения (решений). После отвлечения оператор опять возвращается к процессу слежения. При этом состав и описание динамических звеньев этой следящей системы на рассматриваемом этапе проектирования АИИО, как правило, отсутствуют. Имеется только представление о зависимости времени отработки оператором $\tau_{\text{слеж}}$ накопившейся за время его отвлечения $\tau_{\text{отв}}$ ошибки слежения.

Глубина представления алгоритмов оператора по диспетчеризации решений зависит от наличия информации о топологии управляющей части ИУП и вида органов управления на ней.

5.3. Оценка временной загрузки оператора на начальных стадиях проектирования бортового АИИО

Оценка загрузки оператора задачами ИГЛУУ не подлежит (эвристические решения!) аналитической оценке и производится на стендах с оператором, которому предъявляется в динамике спроектированная информационная модель внешней и внутри бортовой обстановки, обеспечивающая его ситуационную осведомленность на Антр/объекте.

Оценку загрузки оператора задачами ИГЛУУ можно получить аналитически.

Для оценки загрузки оператора весь объем его работы представляется в форме графа решений оператора (ГРО), являющегося исходной информацией для оценки загрузки оператора на компьютерной системе «ГРО – оценка» [20]. Согласно разработанным требованиям каждая вершина представляемого для оценки ГРО может принадлежать к одному из установленных типов.

Решение о реализуемости совокупности АДЭ, вошедших в анализируемый ГРО, выносится по результатам сопоставления расчетного времени, необходимому оператору на ее реализацию, со временем, которое отпускает оператору расчетная внешняя и внутри бортовая обстановка.

Выводы

Сложилась определенная система взглядов на интеллектуальный облик Антр/объектов 5-го поколения и процесс его проектирования:

- необходим переход на модель «Этап»;
- системообразующее ядро Антр/объекта должно содержать два типа интеллектуальных систем: а) одну интеллектуальную информационную систему «Ситуационная осведомленность экипажа», обеспечивающую экипаж информацией для решения им задач ИГЛУУ (назначения текущей цели функционирования); б) набор бортовых оперативно советующих экспертных систем типовых ситуаций функционирования (БОСЭС ТС), вырабатывающие рекомендации экипажу по решению задач каждой ТС;
- интеллектуальные системы, обеспечивающие решение задач ИГЛУУ должны ориентироваться на автономную работу и не требовать диалоговых процедур от экипажа.

Эргономическое проектирование системообразующего ядра Антр/объекта в части содержательной деятельности экипажа (комфорт в кабине обеспечивают другие технологии) должно вестись по трем направлениям:

- семантическое проектирование АДЭ с первоначальной разработкой спецификаций БЦВМ-алгоритмов и АДЭ по первому и второму ИГЛУУ с оценкой возможности временной реализации АДЭ по каждой ТС,

- по эргономичности предъявления информации на индикаторах и в речевых сообщениях (информационная составляющая ИУП),
- по эргономичности расположения и форме органов управления на управленческой составляющей ИУП.

Уже на ранней стадии проектирования бортового АиЮ и АДЭ должна проводиться оценка загрузки экипажа запланированной для него работой (набором АДЭ).

Литература

1. Васильев С.Н., Жерлов А.К., Федосов Е.А., Федун Б.Е. Интеллектуальное управление динамическими системами. М., Физматлит. 2002.
2. Авиация ПВО и научно-технический прогресс. Под редакцией акад. РАН Е.А.Федосова. М: Дрофа, 2001.
3. Системы управления вооружением истребителей: основы интеллекта многофункционального самолета / Под ред. акад. РАН Е.А. Федосов. Российская академия ракетных и артиллерийских Наук. - М. Машиностроение, 2005. - 399 с.
4. Федун Б.Е. Проблемы разработки бортовых оперативно советующих экспертных систем. // Изв. РАН. ТиСУ. 1996. №5.
5. Веллер М.И., Кассандра. С-Пб. 2003. - 400 с.
6. Стефанов В.А., Федун Б.Е. Бортовые оперативно советующие экспертные системы (БОСЭС) типовых ситуаций функционирования антропоцентрических (технических) объектов. М.: Изд-во МАИ. 2006. 191 с.
7. Федун Б.Е. Бортовые оперативно советующие экспертные системы тактических самолетов пятого поколения (обзор по материалам зарубежной печати). М.: НИЦ ГосНИИАС, 2002.
8. Поспелов Д.А. Ситуационное управление. Теория и практика. М.: Наука, 1986.
9. Федун Б.Е. Базовая алгоритмическая оболочка бортовых оперативно советующих экспертных систем типовых ситуаций функционирования объекта.– М., Изв. РАН, ТиСУ. №.5 , 2009. стр. 90 - 101.
10. Демкин М.А., Тищенко Ю.Е., Федун Б.Е. Базовая бортовая оперативно советующая экспертные системы для дуэльной ситуации дальнего воздушного боя // Изв. РАН. ТиСУ. 2008. №.4. С.59 -75.
11. Федун Б.Е., Киреев В.В., Хорькина Н.Н. Бортовая оперативно советующая экспертная система типовой боевой ситуации «Ввод группы в воздушный бой». // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2006. Т.4. №8. С.91-99.
12. Демкин М.А., Федун Б.Е. Бортовая оперативно советующая экспертная система «Противоракетный маневр».// Тр. ГосНИИАС. «Вопросы авионики». 2005. Вып. 2(16), С.13-38.
13. Федун Б.Е. Механизмы вывода в базе знаний бортовых оперативно советующих экспертных систем. // Изв. РАН. ТиСУ. 2002. №4
14. Козловских Б.Д., Федун Б.Е.. Нормативно-техническая документация при разработке БОСЭС //Стандартизация и унификация АТ. Вопросы авиационной науки и техники. 1995. Вып. 1-2.
15. Грибков В.Ф., Федун Б.Е.. Бортовая информационная интеллектуальная система «Ситуационная осведомленность экипажа» для боевых самолетов. Труды ГосНИИАС, серия ВА, вып.1(18), 2010, стр.5-16.
16. Рыбина Г.В. Теория и технология построения интегрированных экспертных систем. Москва: Научтехлитиздат, 2008. 482 с.
17. Федун Б.Е. Методика экспресс-оценки реализуемости графа решений оператора антропоцентрического объекта на этапе разработки спецификаций алгоритмов бортового интеллекта. – М., Изв. РАН, ТиСУ. №.3, 2002.
18. Романенко А.В., Федун Б.Е. Компьютерные системы имитационного моделирования для отработки баз знаний бортовых интеллектуальных систем системообразующего ядра антропоцентрического объекта.– М., Изв. РАН, ТиСУ, 2010, №6 стр.144 – 163
19. Основы инженерной психологии / Под ред. Б.Ф. Ломова. М.: Высш. шк., 1977г.
20. Абрамов А.П., Выдрук Д.Г., Федун Б.Е. Компьютерная система оценки реализуемости алгоритмов деятельности экипажа. – М., Изв. РАН, ТиСУ. №.4, 2006. стр.122-134.

ОПЕРАТОРНАЯ БЛОК-СХЕМА АЛГОРИТМА ПОСТРОЕНИЯ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ

Н.А. Цейтлин

фирма CuBe Matrix GbR, Гамбург, Германия

Обычно исследователь-прикладник, работающий с существующим программным обеспечением прикладной статистики (ПО ПС, например, SPSS, STATISTICA, SAS и др.), не обладая большими объёмами знаний и опытом аналитического статистика (АСа) [1], встречает серьёзные препятствия при построении статистических математических моделей. Поэтому, например, для наиболее часто встречающейся задачи построения линейной по параметрам регрессионной модели (РМ) объекта экспериментальных исследований прикладнику зачастую приходится привлекать профессионального АСа. В свою очередь, АС, работая с ПО ПС, руководствуется сложной логикой, вытекающей из целей построения РМ (для аппроксимации, экстраполяции, управления и интерпретации: РМ, в отличие, например, от нейронных сетей, при определённых условиях допускает чёткую интерпретацию).

При решении многих задач построения линейных РМ логику, которой руководствуется АС, можно описать с помощью операторной блок-схемы (рис.) и реализовать её автономно или в качестве приложения к ПО ПС.

Наибольшие трудности при построении РМ возникают при обработке результатов «пассивных» наблюдений (электронных баз данных, анкет и т. п.), в лучшем случае (и реже) – активно-пассивного эксперимента [1 - 3]. Это приводит к возникновению ряда проблем.

Наличие пропусков и выбросов (или грубых ошибок) в исходных данных может привести к смещению оценок параметров РМ; отсутствие параллельных наблюдений затрудняет проверку адекватности моделей; мультиколлинеарность базисных функций (БФ) РМ приводит к плохой обусловленности информационной матрицы, усложняет описание области определения РМ, поиск наилучшей структуры РМ и её интерпретацию.

Предлагаемая блок-схема (см. рис.) включает неформальные (индекс «н») блоки, предполагающие участие экспертов, формальные блоки, обеспеченные стандартным ПО ПС и дополнительные (индекс «д») программные блоки, составляемые пользователем.

Исходные данные для обработки готовят эксперты (блок $A_{нд}$). Построение БФ осуществляются (блок $B_{нд}$) с учётом уровня теоретических достижений в данной предметной области. БФ могут быть тривиальными факторами, логарифмами положительных величин, членами рядов Фурье, Тейлора (часто - неполного второго порядка, включающими парные произведения переменных), кодами номинальных переменных и т. п. [1 - 3].

Для отбора **информативных** БФ лучшим является метод «всех регрессий» [1 - 5]. Этот метод заключается в построении РМ со всеми возможными комбинациями БФ и отбором варианта, обладающего значимыми коэффициентами при БФ, минимальной остаточной дисперсией отклика и наилучшей интерпретирующей способностью РМ. Однако такое решение возможно лишь при наличии незначительного количества БФ, «претендующих» на включение в модель. В случае же большого количества (n) БФ эта методика приводит к большим затратам машинного времени, так как количество РМ ($2^n - 2$), которые необходимо построить, очень велико. Например, при $n = 45$ БФ получаем $(2^{45} - 2) \approx 3,6 \times 10^{16}$ комбинаций БФ. Тем не менее, в пользу метода «всех регрессий» свидетельствует:

- 1) большая скорость работы процессоров в современных компьютерах;
- 2) использование в качестве критерия остановки расчётов максимума нижней доверительной границы коэффициента детерминации [3, формула (2.65)];
- 3) небольшое количество (не более 20-ти) БФ, зачастую включаемых в лучшую РМ.

При очень большом количестве БФ наилучшие результаты среди известных методов [4] даёт простой метод серий [1, с. 485; 2, с. 106] и более сложный метод Лбова Г. С. [5, с. 77].

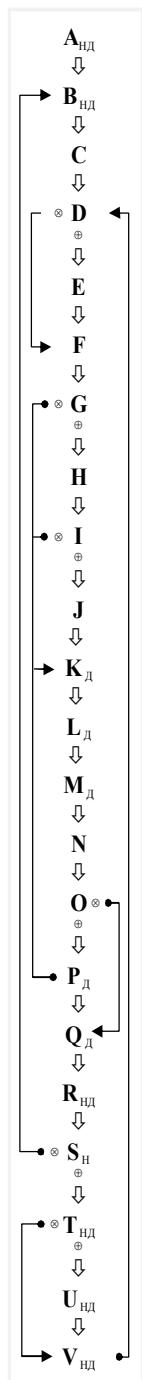


Рис. Операторная блок-схема алгоритма построения регрессионных моделей объекта экспериментальных исследований:

знаки в кружочках: «⊗» – «нет»; «⊕» – «да»; индекс «н» – неформальный блок; индекс «д» – дополнительный блок к стандартному ПО ПС;

$A_{нд}$ – ввод матрицы исходных («сырых») данных, наименований переменных, выделение факторов и откликов для различных вариантов расчёта;

$B_{нд}$ – задание БФ, уровня ϵ (%) ответственности за выводы, требований к изображению диаграмм рассеяния, области определения, линий регрессии и доверительных интервалов, распределению остатков, написанию отчёта;

C – построение расширенной матрицы данных согласно заданию БФ;

D – есть ли в матрице данных пропуски?

E – расчёт ковариационной матрицы БФ методом парного вычеркивания;

F – расчёт средних, среднеквадратичных отклонений и α -критериев значимости коэффициентов корреляции БФ;

G – есть ли пропуски значений отклика?

H – исключение строк, содержащих пропуски значений отклика;

I – есть ли пропуски значений БФ?

J – расчет ковариационной матрицы БФ (процедура парного вычеркивания);

$K_д$ – процедура выбора информативных БФ в сочетании с варьированием критическим уровнем значимости коэффициентов регрессии;

$L_д$ – вывод характеристик лучшей и полезных регрессионных моделей (PM);

$M_д$ – вывод корреляционной матрицы оценок коэффициентов лучшей PM;

N – проверка гипотезы о нормальном распределении остатков лучшей PM;

O – обнаружены ли выбросы остатков?

$P_д$ – исправление остатков (винсоризация);

$Q_д$ – окаймление области определения регрессионной модели;

$R_{нд}$ – поиск почти параллельных наблюдений, расчет смещённой оценки дисперсии воспроизводимости отклика по ним и критерия адекватности PM;

$S_н$ – адекватна ли PM?

$T_{нд}$ – независимы ли оценки коэффициентов PM?

$U_{нд}$ – машинная запись интерпретации PM (о влиянии факторов на отклик);

$V_{нд}$ – ортогонализация расширенной матрицы плана методом исключения наблюдений, вызывающих мультиколлинеарность.

Оригинальные алгоритмы расчётов с большим количеством тестовых примеров в операторах $B_{нд}$, $K_д$, $L_д$, $Q_д$, $R_{нд}$, $S_н$, $U_{нд}$ и $V_{нд}$ описаны в монографиях [1 и 2].

Популярные процедуры отбора значимых коэффициентов при БФ [4] - «прямой отбор», «обратное исключение» и др. требуют небольших затрат машинного времени, но позволяют получить только одну PM и не лучшего качества. Сразу несколько пригодных

PM можно получить «методом серий» [1], испытанным на большом количестве задач. На первых шагах метода серий в PM включается по одной БФ методом «прямого отбора» с высоким критическим уровнем значимости. Если на некотором шаге t какой-либо коэффициент регрессии оказался незначимым, то поиск информативных БФ возвращается на n шагов ($n > 1$) к тому шагу, на котором соответствующая БФ впервые была включена в PM. В следующей серии отбора эта БФ включается в PM только на шаге $t + 1 - n$ с невысоким критическим уровнем значимости. При $n = 1$ отбор БФ прекращается. Эта процедура в сочетании с варьированием критического уровня значимости позволяет получить несколько полезных и одну лучшую PM (блок J).

В основе метода Лбова [5] лежит идея последовательного построения PM со случайно включёнными БФ. На каждом следующем шаге построения очередной PM вероятность попадания в расчёт отдельных БФ тем больше, чем более значимыми были коэффициенты регрессии при них в предыдущей итерации. Метод Лбова даёт кроме одной лучшей PM, большее, чем метод серий, количество пригодных PM.

Лучшая РМ используется в процедурах «исправления» выбросов (ошибочных значений) отклика (блоки О, Р), анализа остатков (блок N) и оценивания дисперсии воспроизводимости отклика [1, 2] по параллельным и почти параллельным наблюдениям (блок R_n).

Область определения лучшей регрессионной модели (блок Q) **окаймляется** плоскостями, проходящими через максимально удаленные от центра распределения всех «подозреваемых» факторов РМ экспериментальные точки (тогда это - гиперпараллелепипед), а также, в случаях значимой корреляции факторов, - максимально удаленными плоскостями, расположенным параллельно диагональным регрессиям Фриша [1, 2].

Если гипотеза об адекватности РМ экспериментальным данным не отклонится (блок S_n), то эту РМ можно (при необходимости) использовать и для восстановления значений откликов в строках, содержащих их пропуски и поэтому исключённых (в блоке H) на первом этапе расчётов. Если гипотеза об адекватности отклонится, то следует включить новые БФ (блок B_{нд}) и повторить всю процедуру регрессионного анализа.

Исследователю бывает необходимо выявить влияние каждого фактора в отдельности на отклик (блок T_n). Это позволяет лучше разобраться в сущности изучаемого явления и использовать полученную РМ для управления объектом. РМ, обладающие таким свойством, являются **корректно интерпретируемыми**. В случае же плохой обусловленности информационной матрицы, значимая корреляция между оценками параметров РМ не позволяет интерпретировать модель корректно. Для построения корректно интерпретируемых моделей (блок V_n) используется **алгоритм исключения «лишних» строк матрицы данных**. Исключение ведётся таким образом, чтобы уменьшить максимальный по модулю коэффициент корреляции оценок параметров РМ. Алгоритм позволяет отбросить «далёкие» точки, наличие которых заведомо приводит к существованию значимо отличающихся от нуля коэффициентов корреляции до тех пор, пока не будет достигнута незначимость коэффициентов корреляции, либо пока максимальное значение коэффициента корреляции между факторами не станет меньше заданного «пренебрежимо малого значения» (например, 0,3), либо пока оставшееся число строк наблюдений не совпадёт с числом оцениваемых параметров (что при большом объёме N выборки данных маловероятно).

Известно [1], что результат проверки нулевой гипотезы H₀ зависит от соотношения между оценкой уровня значимости α статистического критерия («р-значением», или «достигнутым уровнем значимости») и его критическим значением α_{ki} [$i \in (1 \text{ или } 2)$], априори задаваемым экспертом (блок B_n). В свою очередь, критическое значение α_{ki} определяется экспертной оценкой **уровня ответственности за вывод e** , заключённой в пределах – снизу 0% и сверху – 100%, то есть, $0\% < e < 100\%$. Если предпочтительна альтернативная гипотеза H₁, то эксперту рекомендуется определять $\alpha_{k1} = (1 - 0,01e)^{4,3}$ [и наоборот: $e = 100(1 - \alpha_{k1}^{0,233})$]; если же предпочтительна нулевая гипотеза H₀, то $\alpha_{k0} = (0,01e)^{4,3}$ (и наоборот: $e = 100\alpha_{k0}^{0,233}$). Если окажется, что $\alpha < \alpha_{ki}$, то проверяемая гипотеза H₀ отклоняется в пользу альтернативы H₁, если же $\alpha \geq \alpha_{ki}$, то гипотеза H₀ не отклоняется. Если эксперт оценивает уровень ответственности за вывод «средним баллом», и принимает $e = 50\%$, то α_{k0} и α_{k1} приблизительно равны «общепринятому» критическому значению уровня значимости: $\alpha_{k0} \approx \alpha_{k1} \approx 0,05$. Однако следует учесть, что при низком уровне ответственности ($e < 50\%$) получаем $\alpha_{k0} < \alpha_{k1}$, а при высоком уровне ответственности ($e > 50\%$) получаем $\alpha_{k0} > \alpha_{k1}$.

При описании РМ, как показывает наш опыт, необходимо ориентироваться в первую очередь на уровень компетентности заказчика, не искушённого в проблемах ПС, аргументируя, тем не менее, свои выводы числовыми данными, убедительными для высококвалифицированных экспертов - АСов. Поэтому описание лучшей РМ начинается с представления следующих её характеристик: называется изучаемый отклик и сама РМ, «подозреваемые» факторы и БФ; приводится вид лучшей РМ (обычно - в виде суммы произведений коэффициентов регрессии на БФ или (и) то же – в стандартизированном виде); коэффициент детерминации; среднеквадратичное отклонение остаточной ошибки отклика с числом её степеней свободы; смещённая оценка среднеквадратичного отклонения ошибки воспроизводимости отклика (найденная по «почти параллельным» опытам) с числом её степеней свободы; уровень значимости как критерий адекватности РМ; вектор уровней значимости коэффициентов регрессии; фрагмент корреляционной матрицы факторов и БФ, содержащий только значимые коэффициенты корреляции; описывается область определения РМ с помощью си-

стемы неравенств в пространстве факторов; все точечные оценки параметров РМ приводятся с округлением до необходимого количества значащих цифр.

Текст отчёта автоматически синтезируется модулем в следующем виде:

- 1) делается вывод о степени корректности интерпретации влияния факторов: однозначная, приближённая, грубая или невозможная интерпретация;
- 2) сравниваются «силы» влияния БФ на отклик (по абсолютным величинам стандартизированных коэффициентов РМ или - по значениям соответствующих элементов вектора уровней значимости коэффициентов регрессии);
- 3) анализируются направления влияния факторов на отклик (они определяются знаками перед коэффициентами регрессии и эффектами взаимодействия факторов);
- 4) область определения РМ и количественные соотношения между откликом и значимыми БФ иллюстрируются соответственно диаграммами рассеяния «подозреваемых» факторов и графиками сечений поверхности отклика с доверительными интервалами.

Дополнительно эксперты приводят в отчёте содержательный анализ РМ (если РМ описывает физические, экономические, психологические и другие объекты или процессы, то обоснование описываемых закономерностей должны быть основанными соответственно на физическом, биологическом, психологическом и прочих содержательных принципах).

Итак, исследователю достаточно ввести в ЭВМ таблицу данных, названия факторов и откликов, настроить параметры расчёта, а модуль сможет вывести на экран дисплея статистические характеристики лучшей и ряда полезных РМ, а также создать обстоятельный отчёт с описанием на языке пользователя содержательной интерпретации лучшей РМ.

Окончательный вид описываемая блок-схема (см. рис.) приобрела в процессе совершенствования при решении многочисленных прикладных задач [1, 2], и может рекомендоваться к широкому внедрению.

Литература

1. Цейтлин Н. А. Из опыта аналитического статистика. - М.: Солар, 2007. - 906 с.
2. Горбач А. Н., Цейтлин Н. А. Анализ спонтанных последовательностей и регрессионных моделей в маркетинге. - Харьков: ФО-П Шейнина О. В., 2008. - 182 с.
3. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Прикладная статистика и основы эконометрики. – М.: Юнити, 1998. – 1022 с.
4. Методы отбора переменных в регрессионные модели:
www.basegroup.ru/library/analysis/regression/feature_selection/.
5. Лбов Г. С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. – Новосибирск: Наука, 1982. – 160 с.

ДОСЛІДЖЕННЯ НАВЧАННЯ КОМПАКТНИХ НЕЧІТКИХ БАЗ ЗНАТЬ

С.Д. Штовба, В.В. Мазуренко

Вінницький національний технічний університет

Сьогодні все частіше моделювання багатофакторних залежностей здійснюють за допомогою нечітких баз знань. В публікаціях з проектування нечітких систем представлені підходи до вирішення прикладних задач за допомогою різних моделей баз знань, але в них немає відповіді на важливе питання про необхідну кількість правил в базі знань.

В доповіді представлені результати експериментів із визначення залежності помилки навчання компактних нечітких баз знань. Експерименти проведено для залежностей «2 входи – 1 вихід» за такою схемою: 1) для трьох еталонних залежностей сформовано множину баз знань, що містять усі комбінації адекватних нечітких правил; 2) для кожного нечіткого розбиття вхідних змінних із множини баз знань одного обсягу обрано по одній з найменшою нев'язкою; 3) здійснено навчання нечітких баз знань та отримано залежності (рис. 1) збільшення нев'язки ($\Delta RMSE$) від рівня наповненості бази знань правилами (Fullness).

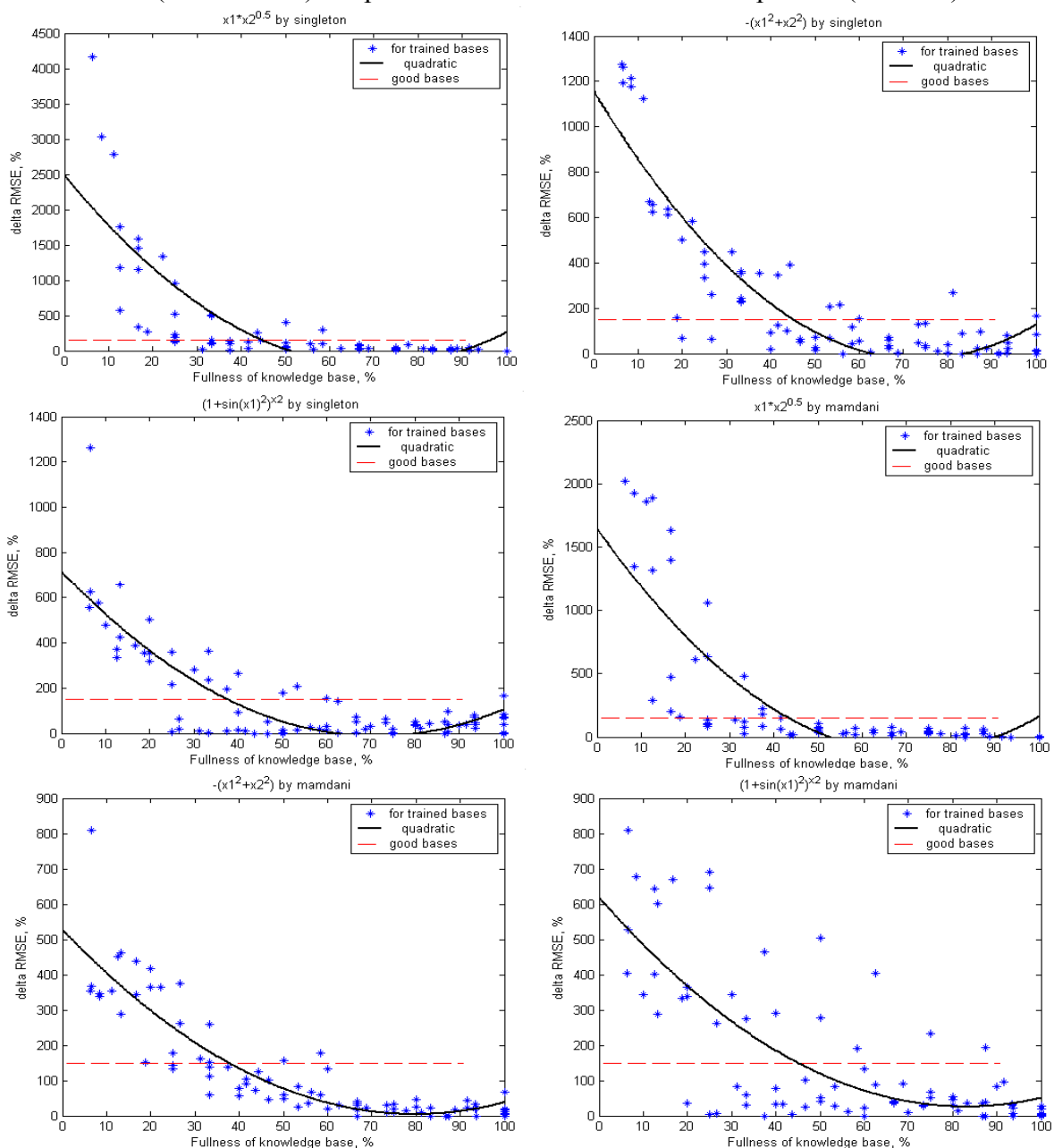


Рис. 1 – Залежність збільшення похибки ідентифікації від повноти бази знань

Досліджено нечіткі бази знань Мамдані та нечіткі бази знань Сугено 0-го порядку (сингтонні бази знань) за такого нечіткого розбиття входних змінних: 2×2 , 2×3 , 2×4 , 3×2 , 3×3 , 3×4 , 3×5 , 4×2 , 4×3 , 4×4 , 5×2 та 5×3 . В залежності від нечіткого розбиття під час навчання на-строювалися від 4-х до 12-ти параметрів гаусових функції належності нечітких термів входних змінних. Навчання здійснено за технологією збереження прозорості [1, 2].

На рис. 2 наведено квадратичні апроксимації експериментальних даних навчання компактних баз знань різного розміру для трьох залежностей. У проведеному дослідженні виявлено, що мінімальну похибку ідентифікації можливо отримати при наповненості бази знань на 45-50%, після чого збільшення кількості правил не приводить до зменшення похибки, або її зменшення незначне. На нашу думку це виникає з декількох причин: збільшенням кількості керованих параметрів в задачі оптимізації та збільшенням взаємодії між правилами на їх границях. В залежності від задачі прийнятними базами знань можуть бути обрані бази знань з рівнем наповненості біля 30%, які забезпечують добрий баланс між складністю навчання, тривалістю оптимізації та точністю ідентифікації.

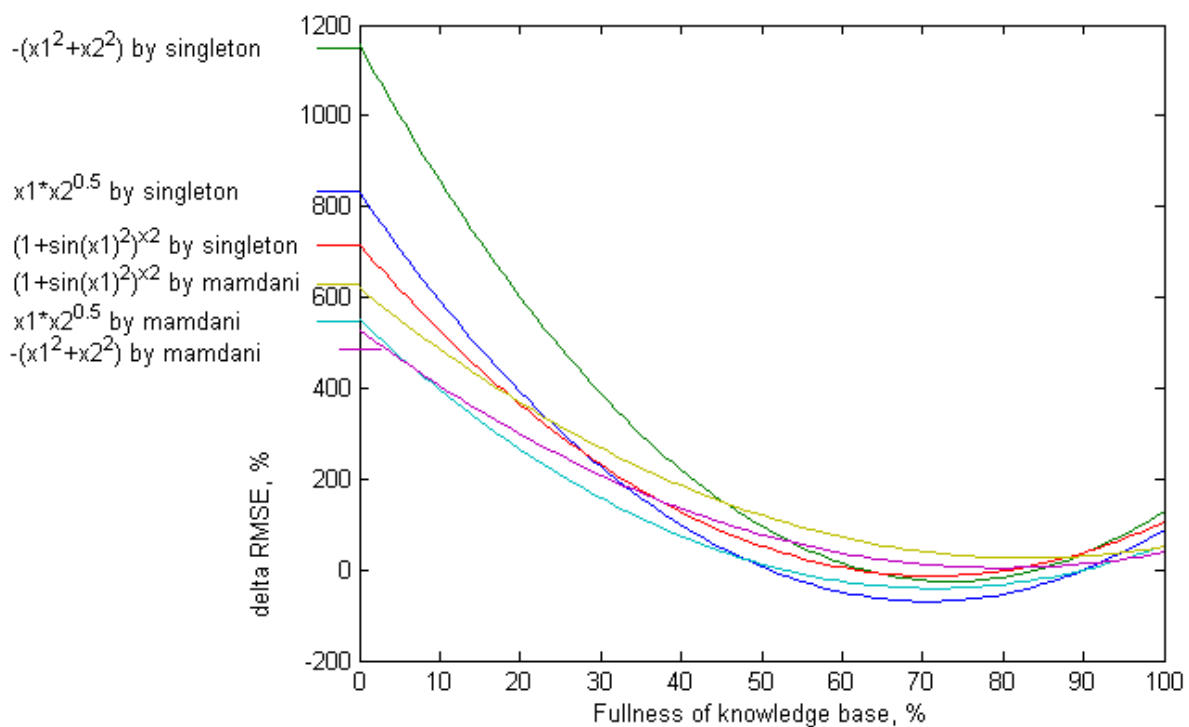


Рис. 2 – Залежність збільшення похибки ідентифікації від повноти бази знань (загальний)

Литература

1. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
2. Штовба С.Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным // Проблемы управления и информатики. – 2007. – №4. – С. 102–114.

1

*Філософські та
теоретичні аспекти
інтелектуальних
обчислень*

ORGANIZATION OF INTELLIGENT COMPUTATIONS IN CLUSTERS USING TRANSPARENT PARALLELIZING PRINCIPLES

V.D. Pavlenko, V.V. Burdeinyi, S.V. Pavlenko
Odessa National Polytechnic University

Parallel computing is the subject of many researches nowadays [1], which is caused by big number of computational problems that cannot be solved fast enough on single processor (for instance, those are methods of identification of models of nonlinear dynamic systems, based on Volterra series [2]). Also modern processors are often multi-core, so applications have to use parallel computing to utilize all power of modern processors. There are many approaches used for parallel applications development, such as manual parallelizing (for example, by enhancing traditional imperative programming languages with communication libraries), automatic and semi-automatic parallelizing. The technology of transparent parallelizing has been proposed in earlier papers. This paper is devoted to implementing it as a cluster computing framework.

Transparent parallelizing technology is based on splitting of parallel algorithms and the means of their parallelizing. Its main idea is finding large groups of algorithms that can be parallelized in similar way, introducing template of parallel algorithm and implementing parallel version of the template. It has to be done only once, so we can implement some advanced features in such parallel algorithm, such as handling communication failures, monitoring tools, tools for adding computers to cluster while computations are in progress and removing them and so on. Once such parallel template is implemented we can run any algorithm that fits the template.

One algorithm template has been implemented. It is based on two principles. Let's assume that we have selected some procedures in the program. Each procedure should pass parameters by value and should not modify any data during execution except values of parameters and temporary data structures.

The first principle introduces the concept of an order as the minimal unit of work that should be executed on one computer and cannot be split into smaller parts. Such a unit of work is defined as execution of one procedure without execution of procedures it calls. Each procedure call creates a new order that should be executed by some computer of cluster (let's call such call making of order). One of selected procedures should be marked as main one to define program entry point.

A lot of algorithms contain intervals of time between moments of getting some values computed and moments of first usage of these values. If we perform procedure call in common programming languages, caller procedure continues its execution only after called one is over. We can say that caller procedure starts waiting for output parameters of called procedure in the moment of call and stops waiting in the moment when called procedure finishes its execution. The second principle proposes to continue execution of caller procedure after a call and to start waiting only in the moment of first request to output parameters of called procedure. If called procedure execution is already over in the moment of such request we should not start waiting at all.

Please refer to [3] for more information about transparent parallelizing technology.

Architecture of the framework implementing the technology is shown on figure 1.

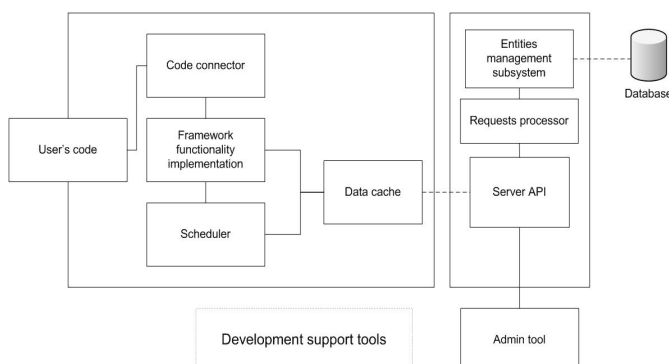


Fig. 1 – Architecture of the framework

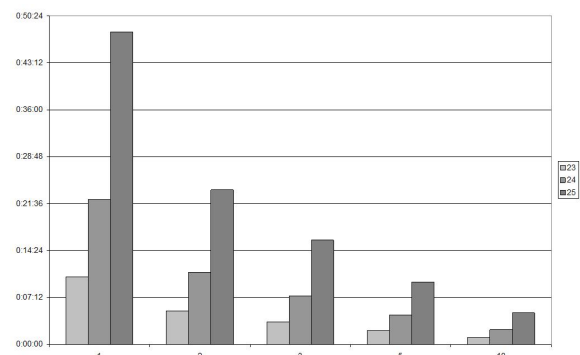


Fig. 2 – Results of experimental testing

It has been implemented on Java and consists of server part responsible for storing intermediate data and providing tasks to clients and clients that are responsible for performing computations. The framework works with the following entities:

- *Data identifier*. It identifies a value of input or output parameter of a method. Actual value of the parameter can be obtained by the identifier. If some data identifier is used in multiple calls we can avoid sending actual value of parameter multiple times as it can be cached on clients.
- *Unready data identifier*. Procedures can use it as a "future" value that will be bound with data identifier or other unready data identifier later. Each time when a new order is created an unready data identifier is created for each of its output parameters. Parent order puts these identifiers in its local parameters and child order binds these identifiers after its execution is over.
- *Order*. It is a formal description of an order that includes information about method that should be executed, its input parameters (data identifiers or unready data identifiers) and output parameters (unready data identifiers).

Code, written by user, interacts only with the "code connector" layer. This layer implements semantics of orders and their parameters. On one hand, it provides user code with a small set of methods of framework (creating an order, obtaining data by unready data identifier and some utility methods); on the other hand, it represents user code to the rest of framework as a "black box" that can execute orders. Functionality for accessing data handlers is provided indirectly by the means of DataHandler class. Classes of parameters of orders should meet the following requirements: they should extend DataHandler class; they should implement methods for saving data to stream and restoring data from stream (standard mechanism of serialization cannot be used as it creates new objects during deserialization and cannot update existing objects in place); they should provide access to their content only by the means of getters and setters that should call inherited methods preRead(), preWrite() and preReplace() before accessing data.

Framework functionality implements logic of threads management and provides functionality for management of data identifiers, unready data identifiers and orders, remote logging, accessing remote files and reporting failures to code connector. The scheduler is a block responsible for choosing orders to be loaded from server or a ready order to be woken up. At the moment there's only one scheduler based on naïve planning heuristic that prefers continuation of execution of ready order to getting a new one from server. The data cache stores information about data identifiers and unready data identifiers to reduce traffic between client and server. Communication between server and client is implemented by the means of RMI technology. The administrative tool provides functionality for creating orders, viewing their status and accessing computations result. Requests processor and entities management subsystem implement processing of requests from clients and administrative tool and provide methods that are used for scheduling. Data can be stored either in database or in memory. The framework also includes a tool that generates classes for sending orders according to description provided by user.

A solution of the problem of determination of diagnostic value of formed diagnostic features has been implemented for testing the efficiency of created framework. It has been run on clusters with Intel Pentium 1.7 GHz processors, connected via Fast Ethernet, for on clusters of different sizes for problems dimensions 23, 24 and 25. The dependence of execution time from the problem dimension and the number of computers is shown on figure 2. Result of multiplication of execution time by number of processors grows by not more than 1.13% when using 2, 3 or 5 computers instead of one, and by not more than 3.25% when using 10 computers instead of one.

References

1. Воеводин В.В. Параллельные вычисления / В.В.Воеводин, Вл.В. Воеводин – СПб.:БХВ–Петербург, 2002. – 608 с.
2. Pavlenko V.D. Method for Modeling and Fault Simulation using Volterra kernels / V.D. Pavlenko, A.A. Fomin // Proc. 6th IEEE East–West Design & Test Symposium (EWDTS'08), Lviv, Ukraine, October 9–12, 2008. – P. 204 – 207.
3. Pavlenko V.D. Cluster Computing Using Orders Based Transparent Parallelizing / V.D. Pavlenko, V.V. Burdejnyj // Lecture Notes in Informatics, Series GI – Bonn, 2007. – Vol. P–107. – P.152–163.

FORMALIZATION OF LATTICE PATH ENCODING CONCEPTS FOR PROTEIN STRUCTURE PREDICTION

V.O. Rudyk

V.M Glushkov Institute of Cybernetics of NAS of Ukraine

The protein tertiary structure prediction problem is one of the most examined combinatorial optimization problems in computational biology in recent years. Its essence lies in the fact that linear sequence of elements constituting a molecule is used to determine its spatial form. To solve the problem a self-avoiding path in a discrete lattice may be assumed as a model that describes the structure of the protein. When considering the simplest case – the plane lattices – the relative and absolute encoding notions are used to represent the path [1-2]. The extension of these concepts to three-dimensional lattices requires their formalization.

Basic concepts

Let's define some concepts in the sense they are used in the study.

Let $L = \{ \sum_{i=1}^3 k_i \mathbf{e}_i : \mathbf{e}_i \in \mathbb{R}^3, k_i \in \mathbb{Z} \}$ be a discrete lattice (vectors $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ are linearly independent, \mathbb{R} and \mathbb{Z} are the sets of real numbers and integers numbers respectively) in three-dimensional Euclidean space. Let the neighborhood relation R be defined on L and satisfy the following characteristics:

$$\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2 \in L, (\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2) \in R \Rightarrow (\mathbf{c}, \mathbf{c} + (\mathbf{c}_2 - \mathbf{c}_1)) \in R \quad \forall \mathbf{c} \in L.$$

The set $V = \{v_1, \dots, v_s\}, v_i \in L$ is called a set of neighborhood vectors of lattice L with the neighborhood relation R in case if $v \in V \Leftrightarrow \exists \mathbf{c} : (\mathbf{c}, \mathbf{c} + v) \in R, v, \mathbf{c} \in L$.

Let's consider the set of vectors V to span the whole space. The former means that every vector from \mathbb{R}^3 can be expressed as a linear combination of the elements from V .

It can be proved that $v \in V \Leftrightarrow \forall \mathbf{c} : (\mathbf{c}, \mathbf{c} + v) \in R, v, \mathbf{c} \in L$.

The path of length $n (n > 1)$ in a discrete lattice is a sequence of n neighboring nodes: $\mathbf{c}_{(n)} = \mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \dots \mathbf{c}_n : (\mathbf{c}_i, \mathbf{c}_{i+1}) \in R, i = \overline{1, n-1}$. Let's designate the set of all paths in a lattice as F and the set of path with length equal $n - F_n$.

Two paths $\mathbf{c} = \mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \dots \mathbf{c}_n \in F_n$ and $\tilde{\mathbf{c}} = \tilde{\mathbf{c}}_1 \tilde{\mathbf{c}}_2 \dots \tilde{\mathbf{c}}_n \in F_n$ are equal ($\mathbf{c} \sim \tilde{\mathbf{c}}$), if there exists the isometric transformation $\phi : L \rightarrow L$, such that $\phi(\mathbf{c}_i) = \tilde{\mathbf{c}}_i, i = \overline{1, n}$.

The paths that are equal accurately within translation will be denoted as $\mathbf{c} \simeq \tilde{\mathbf{c}}$. Thereby $\mathbf{c} \simeq \tilde{\mathbf{c}} \Rightarrow \mathbf{c} \sim \tilde{\mathbf{c}}$.

Definition 1. Function $Enc : F \rightarrow \tilde{V}, \tilde{V} = \bigcup_{i=0}^{\infty} V^i$ is called the encoding function if it satisfies the following conditions:

1. $Enc(\mathbf{c}) = \mathbf{a}, \mathbf{c} \in F_n \Rightarrow \mathbf{a} \in V^{n-1}$.
2. There exists the inverse decoding function $Dec : \tilde{V} \rightarrow F$, such that $\forall \mathbf{c} \in F \quad Dec(Enc(\mathbf{c})) \sim \mathbf{c}$.
3. $\forall \mathbf{c} \in F_n \exists \tilde{\mathbf{c}} \in F_n : Enc(\mathbf{c}) = Enc(\tilde{\mathbf{c}}), Dec(Enc(\tilde{\mathbf{c}})) = \tilde{\mathbf{c}}$.
4. $Enc(\mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \dots \mathbf{c}_n) = \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_{n-1} \Rightarrow Dec(\mathbf{a}_i \mathbf{a}_{i+1} \dots \mathbf{a}_j) \sim \mathbf{c}_i \mathbf{c}_{i+1} \dots \mathbf{c}_{j+1} \quad \forall i, j, 1 \leq i < j \leq n-1$.
5. $Enc(\mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \dots \mathbf{c}_n) = \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_{n-1} \Leftrightarrow Enc(\mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \dots \mathbf{c}_{n-1}) = \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_{n-2}$.

The first three conditions form the correspondence between lattice paths and their encodings and from last two it follows that similar paths are encoded by similar sequences and vice versa.

Definition 2. The function $aEnc$ is called an absolute encoding function if the condition $aEnc(\mathbf{c}) = aEnc(\tilde{\mathbf{c}}) (\mathbf{c}, \tilde{\mathbf{c}} \in F)$ implicates $\mathbf{c} \simeq \tilde{\mathbf{c}}$.

The decoding function of $aEnc$ will be denoted as $aDec$.

The following characteristic can be proved.

Characteristic 1. If $aEnc$ is an absolute encoding function then $aEnc(aDec(a)) = a$ ($a = a_1 a_2 \dots a_{n-1}$, $a_i \in V$).

The simplest example of absolute encoding function is $\overline{aEnc}(c_1 c_2 \dots c_n) = a_1 a_2 \dots a_{n-1}$, where $a_k = c_{k+1} - c_k$, $k = \overline{1, n-1}$ [3-5].

The next definition is applied to the lattices that satisfy the following condition: for any $v, v' \in V$ there exists the rotation around the origin $\varphi: V \rightarrow V$, such that $\varphi(v) = v'$. One of the features of such lattices is the fact that the lengths of all vectors from a set of neighborhood vectors are equal. The examples in three-dimensional space are cubic and face-centered cubic lattices.

Definition 3. The function $rEnc$ is relative encoding function if the following condition takes place:

$$\forall c, \tilde{c} \in F : c \sim \tilde{c} \Rightarrow rEnc(c) = rEnc(\tilde{c}).$$

$rDec$ will denote the decoding function of $rEnc$.

Basing on given definitions the algorithms of encoding and decoding paths in different three-dimensional lattices different algorithms can be built. Both of adduced encoding types have pros and cons, that are important to be understood while using them in different applications.

Литература

1. Cutello V., Nicosia G., Pavone M., Timmis J. An Immune Algorithm for Protein Structure Prediction on Lattice Models // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2007. – №11(1). – P.101-117.
2. Shmygelska A, Hoos H. An ant colony optimisation algorithm for the 2D and 3D hydrophobic polar protein folding problem // BMC Bioinformatics. – 2005. – № 6(30).
3. Agarwala R., Batzoglou S., Dancik V., Decaturt S., Farach M., Hannenhalli S., Muthukrishnan S., Skiena S.. Local rules for protein folding on a triangular lattice and generalized hydrophobicity in the HP model // Journal of Computational Biology. – 1997 – 4.– P. 275–296.
4. Гуляницький Л., Рудык В. Моделирование свертывания протеина в пространстве // Компьютерная математика. – 2010. – №1. – С. 128-138.
5. Hulianytskyi L., Rudyk V. Protein Structure Prediction on a Three-dimensional Triangular Lattice / Information Models of Knowledge (Eds. K.Markov, V.Velichko, O.Voloshin). – Kiev-Sofia: ITHEA, 2010. – P.198–208.

COMBINING NEUROEVOLUTIONARY AND GRADIENT LEARNING FOR SOLVING CLASSIFICATION PROBLEMS*

Y. R. Tsoy

Tomsk Polytechnic University
Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics

The problem of input features transform is one of the central problems in training a classifier. There's a lot of different methods have been proposed. Some of them consider linear and non-linear transform of the features, including decomposition of the object description into some basis [1-4], while other try to remove insignificant features [5, 6]. Large review on feature space dimensionality reduction and feature selection can be found in [7]. But due to large variety of real-world problems no approach can be considered a universal. This fact can be used to encourage application of methods, which can adapt "on-the-fly" to the problem's properties, for such a transform of input features, which could ease a subsequent gradient learning.

To address this idea a novel combined method for training of artificial neural networks (ANN) is proposed in this paper. In this method ANN is divided in two parts (fig. 1): the first part (ANN-1) is trained using neuroevolutionary approach, while the second (ANN-2) is trained with use of traditional gradient method. Note that the ANN should not obligatory be multilayered since neuroevolution assumes in general evolutionary emergence of ANNs with irregular structure as well.

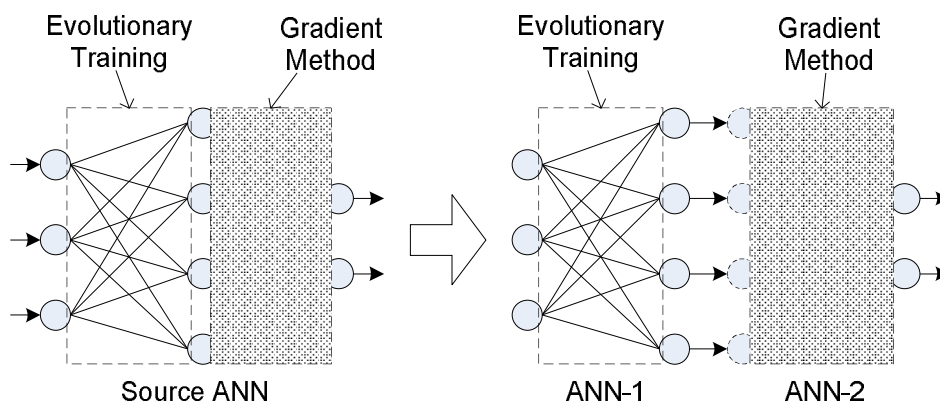


Fig. 1 – General scheme for dividing of ANN for combined training. Input nodes for ANN-2 have activation $y(x) = x$

In this paper ANN-1 and ANN-2 have no hidden layers. Since ANN-1 is not connected with the ANN output the objective function for ANN-1 training should guide the evolutionary search in some indirect manner. We'll test combined training with 3 objective functions for ANN-1.

1. The first objective function f_1 considers is maximization of

$$f = \frac{2 \sum_{i=1}^N \sum_{j>i}^N R_{Y^i, Y^j}}{N(N-1)}, \quad (1)$$

where $Y^i = \{y_k^i\}, i = 1, \dots, \alpha n_j, k = 1, \dots, N$ – vector of i -th output signal of ANN-1, obtained during application of all training sets.; \bar{Y}^i and σ_{y^i} – are mean and deviation of Y^i respectively; R_{Y^i, Y^j} – Pearson's correlation coefficient for vectors \bar{Y}^i and \bar{Y}^j .

2. The second objective function f_2 considers minimization of (1).
3. The third objective function

* The research is supported by the Russian Foundation for Basic Researches grant (project no. 09-08-00309-a)

$$f_3 = \max\{e_j, j = 1, 2, 3\}, \quad f_3 \rightarrow \min,$$

where e_j – training error of ANN-2 trained using RPROP algorithm for 50 epochs.

RPROP implementation is taken from the Encog¹ library, while the combined training is made using Mental Alchemy² library.

Overview of the test classification accuracy on some problems from the Proben1 [8] test set for combined training and comparison with results from [8] is given in the table 1. The best statistically significant results are given in bold.

Table 1

Mean classification accuracy on the test set for different algorithms.

Deviation is given inside round brackets

Problem	f_1	f_2	f_3	RPROP [8]
cancer1	1,03 (0,53)	1,26 (0,45)	2,07 (0,73)	1,38 (0,49)
card1	11,28 (0,30)	12,21 (0,39)	10,17 (0,63)	14,05 (1,03)
diabetes1	22,55 (0,95)	22,24 (0,65)	21,51 (0,43)	24,10 (1,91)
glass1	25,66 (0,97)	27,17 (0,97)	26,41 (0)	32,70 (5,34)
heart1	17,04 (0,34)	18,43 (0,42)	17,74 (1,02)	19,72 (0,96)
horse1	24,51 (0,53)	28,35 (2,25)	34,40 (3,84)	29,19 (2,62)

In all test problems the proposed combined training method allowed obtaining better results than traditional ANN training.

Note that it's often when 'indirect' training with objective functions f_1 and f_2 , which is not pushed towards local best result for ANN-2, allows obtaining better generalization results than more 'greedy' training of ANN-1 using f_3 .

Future research is aimed towards revealing of possibility to use combination of f_1 , f_2 and f_3 for ANN-1 training and committee of ANNs trained with different objective functions via bagging scheme. Also interesting results can be obtained using evolutionary algorithm for simultaneous search of structure and connection weights of ANN-1.

References

1. Jaeger H., Haas H. Harnessing Nonlinearity: Predicting Chaotic Systems and Saving Energy in Wireless Communication // Science. – 2004. – Vol. 304 (5667). – P. 78 – 80
2. LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition // Proceedings of the IEEE. – 1998. – P. 2278-2324.
3. Kecman V. Learning and Soft Computing – Support Vector Machines, Neural Networks, Fuzzy Logic Systems. – The MIT Press, Cambridge, MA, 2001.
4. Principal Manifolds for Data Visualisation and Dimension Reduction / A. Gorban, B. Kegl, D. Wunsch, A. Zinovyev (Eds.). – LNCSE 58. – Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 2007.
5. Vafaie H., De Jong K. Genetic Algorithms as a Tool for Feature Selection in Machine Learning // Proceedings of the Fourth International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 1992. TAI '92. – IEEE Press, 1992. – P. 200-203.
6. Tsoy Y.R. On Adaptive Increase of the Features Space Dimensionality // 12th International Conference. with International Participation on Artificial Intelligence (CAI-2010), Vol. 4. – Moscow: Physmathlit, 2010. – P. 134-140. (In Russian). http://qai.narod.ru/Workshop/Tsoy_cai2010.pdf
7. Zhao Z., Sharma S., Anand A., Morstatter F., Alelyani S., Liu H. Advancing Feature Selection Research. – 2010. http://featureselection.asu.edu/featureselection_techreport.pdf
8. Prechelt L. PROBEN1 – a set of neural network benchmark problems and benchmarking rules. Technical Report 21/94. – Fakultat fur Informatik, Universitat Karlsruhe, Karlsruhe, Germany, 1994.

¹ <http://www.heatonresearch.com/encog>

² <http://code.google.com/p/mentlalchemy/>

ПОРЯДОК ИНТЕГРАЦИИ МЕТОДОВ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ В ЗАДАЧАХ ФОРМИРОВАНИЯ АРХИТЕКТУРЫ ДИНАМИЧЕСКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

П.Ш. Абдуллаев, А.Дж. Мирзоев

Национальная Академия Авиации Азербайджана

Одним из изделий авиационной техники, техническое состояние (ТС) которого в значительной степени определяет уровень безопасности и регулярности полетов, является авиационный газотурбинный двигатель (АГТД), надежная работа которого зависит от степени совершенства конструкции и его эксплуатационных процессов. Основными направлениями повышающими качества мониторинга, диагностирования и управления (на основе прогнозирования) ТС АГТД следует считать интеллектуализацию процессов обработки информации с привлечением методов интеллектуального анализа данных, позволяющих повысить качества распознавания в условиях неопределенности и нечеткости полетной информации. Методы интеллектуального анализа данных представляют новые направления, дополняющие и развивающие классические статистические методы исследования, в основе которых лежат нейронные технологии.

Анализ работ [1-3] в области контроля, диагностики и управления состоянием АГТД на основе нейронных сетей (НС) показывает, что в настоящее время такого рода работы ведутся, однако в этих публикациях отсутствуют инженерные методики по формированию архитектуры НС или они носят теоретические и общепринятые рекомендации.

В связи с вышеприведенными факторами была поставлена цель исследования возможности создания инженерной методики формирования архитектуры динамической НС с обратной связью в задачах управления ТС АГТД. Проведенные нами экспериментальные исследования [4] показали, что для того чтобы создать такие алгоритмы целесообразно решить задачу интеграции методов математической статистики в структуру динамической НС.

В качестве фундаментальных признаков для построения архитектуры динамической НС с обратной связью примем характеристики законов распределения ($A(P)$ и $E(P)$) и корреляционные связи параметров ($r(P)$). При этом подход формирования архитектуры динамической НС с обратной связью включает в себя:

- а) формирование входного и выходного пространств динамической НС с обратной связью;
- б) формирование объема обучающей и тестовой выборки;
- в) выбор стратегии минимизации функционала ошибки;
- г) порядок назначения необходимого количества нейронов на базе «выращивание сети».

Рассмотрим отдельные этапы реализации методики оценки ТС АГТД на основе динамической НС с обратной связью:

- а) Основной задачей формирования входного и выходного пространств динамической НС с обратной связью является извлечение информативных признаков из исходного ансамбля данных, путем преобразования полетной информации. Методика извлечения информативных параметров базируется на прослеживании динамик изменения основных характеристик законов распределения, коэффициента асимметрии $A(P)$ и эксцесса $E(P)$, и корреляционных связей параметров двигателя.

По мере накопления значений параметров рабочего процесса двигателя подсчитываются коэффициенты асимметрии и эксцесса и сравниваются их абсолютные значения для четырех последовательных замеров:

$$\begin{aligned}
 &|A(P_1)_{n-4}| \gg |A(P_2)_{n-4}| \gg |A(P_3)_{n-4}| \gg \dots \gg |A(P_n)_{n-4}| \\
 &|E(P_1)_{n-4}| \gg |E(P_2)_{n-4}| \gg |E(P_3)_{n-4}| \gg \dots \gg |E(P_n)_{n-4}| \\
 &|A(P_1)_{n-3}| \gg |A(P_2)_{n-3}| \gg |A(P_3)_{n-3}| \gg \dots \gg |A(P_n)_{n-3}| \\
 &|E(P_1)_{n-3}| \gg |E(P_2)_{n-3}| \gg |E(P_3)_{n-3}| \gg \dots \gg |E(P_n)_{n-3}| \\
 &|A(P_1)_n| \gg |A(P_2)_n| \gg |A(P_3)_n| \gg \dots \gg |A(P_n)_n|
 \end{aligned}$$

$$|E(P_1)_n| \gg |E(P_2)_n| \gg |E(P_3)_n| \gg \dots \gg |E(P_n)_n|$$

где >” и <” – означает знак ”меньше” или ”больше”.

Параметр, коэффициент асимметрии или эксцесса которого имеет минимальное значение по абсолютному знаку, назначается выходным (диагностируемым) параметром динамической НС с обратной связью.

$$|A(P)| = |A(P)|_{min}, |E(P)| = |E(P)|_{min} \tag{1}$$

В случае подчинения нескольких параметров условию (1), выходной параметр (диагностируемый) динамической НС с обратной связью уточняется динамикой изменения значений, по абсолютному знаку, коэффициентов асимметрии и эксцесса:

$$\begin{aligned} |T_{A(P_1)}|_{\Delta\tau} \gg |T_{A(P_2)}|_{\Delta\tau} \gg \dots \gg |T_{A(P_m)}|_{\Delta\tau} \\ |T_{E(P_1)}|_{\Delta\tau} \gg |T_{E(P_2)}|_{\Delta\tau} \gg \dots \gg |T_{E(P_m)}|_{\Delta\tau} \end{aligned}$$

где $T_{A(P_n)}$ и $T_{E(P_n)}$ - темпы изменения (скорость изменения) значений коэффициентов асимметрии $A(P_n)$ и эксцесса $E(P_n)$ в период наработки двигателя $\Delta\tau$.

Возможна ситуация незначительного отличия динамики изменения значений коэффициентов $A(P_i)$ и эксцесса $E(P_i)$ рассматриваемых параметров P_i . В данном случае выходной (диагностируемый) параметр уточняется количеством входных параметров динамической НС с обратной связью, имеющих с выходным сильную корреляционную связь:

$$r_{\gamma j} \geq 0.7$$

где r - коэффициент парной корреляции диагностируемого (выходного) γ и входного параметра j динамической НС с прямым распространением сигнала.

При совпадении объема входных параметров, имеющих сильную корреляционную связь с выходными параметрами динамической НС с обратной связью,

$$Q(r_\gamma) = Q(r_j)$$

где $Q(r_\gamma)$ и $Q(r_j)$ - объем входных параметров, имеющих сильную корреляционную связь с выходными параметрами n и m динамической НС с обратной связью, выходное пространство динамической НС с обратной связью формируется на основе нескольких параметров.

Кроме уточнения информативных параметров изучение изменения коэффициентов асимметрии и эксцесса способствует определению объема обучающей и тестовой выборки динамической НС с обратной связью.

- б) Критериальным условием начала процесса обучения динамической НС с обратной связью является подчинение диагностируемого (выходного) параметра условию (1). При этом необходимо отметить, что формирование обучающей выборки сети ведется одновременно с уточнением информативных параметров АГТД.

Здесь процесс останова обучения и начала тестирования (аппроксимации) выходного параметра нейромодели двигателя реализуется при выполнении условия

$$\begin{aligned} |A(P)_{n-4}| \leq |A(P)_{n-3}| \leq |A(P)_{n-2}| \leq |A(P)_{n-1}| \leq |A(P)_n| \\ |E(P)_{n-4}| \leq |E(P)_{n-3}| \leq |E(P)_{n-2}| \leq |E(P)_{n-1}| \leq |E(P)_n| \end{aligned}$$

Для полного формирования архитектуры динамической НС с обратной связью необходимо выбрать стратегию минимизации функционала ошибки.

- в) В качестве базового алгоритма обучения динамической НС с обратной связью применим комбинированный алгоритм LM-CGP [5]:

$$X_{k+l} = X_k - (H + \mu I)^{-1} J^T \left(\frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^l w_j p_j(n-l) + b_i \right) \right)^2 \right)$$

$$X_{k+1} = X_k + \eta_k \left(- \left(\frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^l w_j p_i(n-l) + b_i \right) \right)^2 \right) + \beta_k p_{k+1} \right) \quad (2)$$

где X_k - параметры обучения комбинированного алгоритма на k -ой итерации (цикла) обучения, H - матрица Якоби первых производных функционала ошибки, J^T - матрица Гессе ошибки, η_k - скорость обучения, e_k - ошибка обучения на k -ой итерации.

При этом степень корректности отображения входного-выходного ансамбля динамической НС с обратной связью за обучающую и тестовую выборку данных (степень адекватности и обобщенности) проверяется коэффициентами качества прогнозирования (аппроксимации) K_{k1} и K_{k2} [5], определяемыми по формулам:

$$\begin{aligned} K_{k1} &= (P_\phi - P_{жс}) / P_{жс} 100\% \\ K_{k2} &= (1 - S) 100\% \end{aligned} \quad (3)$$

где K_{k1} и K_{k2} - коэффициенты качества прогнозирования соответствующего подхода, P_ϕ и $P_{жс}$ - фактический и желаемый выходы динамической НС с прямым распространением соответственно, S - среднеквадратическое отклонение отклика сети,

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{\theta=1}^q \sum_{j=1}^r \delta_{\theta j}^2}{q * r}},$$

$$\delta = (P_\phi - P_{жс}) / \Delta_{ткк}$$

где q - количество входных параметров, r - объем обучающей выборки данных, $\Delta_{ткк}$ - максимальная погрешность измерительной аппаратуры контроля параметров работы двигателя.

Однако достижение удовлетворительной степени корректности отображения входного и выходного ансамбля динамической НС с обратной связью во многом определяется выбором оптимального размера (количества нейронов) скрытого слоя.

- г) С целью оперативного определения удовлетворительного размера скрытого слоя динамической НС с обратной связью введем стратегию «выращивание сети», которая реализуется в следующем порядке.

В качестве исходной структуры динамической НС с обратной связью применим двухслойную сеть типа TDDN с гиперболической функцией активации:

Шаг 1. Определение нижнего и верхнего диапазонов возможного количества нейронов в скрытом слое:

$$L_H = \frac{ur}{1 + \log_2 r};$$

$$L_B = u \left(\frac{r}{u} + 1 \right) (q + u + 1) + u,$$

где L_H и L_B - нижние и верхние границы возможного количества нейронов соответственно, q и u - размерность входного и выходного пространств динамической НС с прямым распространением, r - число элементов обучающей выборки.

Шаг 2. Присвоение скрытому слою сети нижнего диапазона возможного количества нейронов.

$$\begin{aligned} L &= i + (L_H - 1) \\ i &= L_H : 1 : L_B \end{aligned}$$

i - шаг назначения количества нейронов.

Шаг 3. Корректировка параметров обучения на основе комбинированной стратегии минимизации функционала ошибки (см. формула 2)

Шаг 4. Оценка адекватности и обобщенности динамической НС с обратной связью над учебным и тестовым набором данных по формулам (3).

Шаг 5. Сравнение степени корректности отображения учебных и тестовых данных.

$$\begin{aligned} K_{k1}^y - K_{k1}^T &> K_D ; \\ K_{k2}^y - K_{k2}^T &> K_D , \end{aligned} \quad (4)$$

где $K_D = 5\%$ - экспериментально исследуемая допустимая ошибка аппроксимации значения выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала.

В случае не выполнения или не полного выполнения условия (3) необходимо вернуться на **Шаг 2**, в противном случае на **Шаг 6**.

Шаг 6. Принятие решения на основе полученных результатов.

Предложенный алгоритм формирования архитектуры динамической НС с обратной связью позволяет сформировать легко адаптируемую, для различных конфигураций средств регистрации и типов двигателя, автоматизированную систему диагностирования ТС АГТД, которая проходит успешную экспериментальную реализацию на двигателях ПС-90-76SW, Д30КУ-154, RB-211-534E и PW127.

Литература

1. Kobayashi, T. and Simon, D.L.;" Application of a Bank of Kalman Filters for Aircraft Engine Fault Diagnostics;" Proceedings of ASME Turbo Expo 2003, Atlanta, USA; GT2003-38550, pp. 751-758
2. Sampath,S., Gulati, A., and Singh, R.;" Fault Diagnostics using Genetic Algorithm for Advanced cycle Gas Turbine;" Proceedings of ASME Turbo Expo 2002, Amsterdam, The Netherlands, pp. 211-251.
3. Bajwa, A.R. and Kulkarni, D.;" Engine Data Analysis Using Decision Trees;" paper presented at the 36 Joint Propulsion Conference, 2000; AIAA 2000-3627, pp. 591-601.
4. Абдуллаев П.Ш. Система диагностирования авиационных газотурбинных двигателей/ П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // Авиационно-космическая техника и технология. – 2009. – № 5(62). – С. 1-11.
5. Пашаев А.М., Шахтактинский М.Г., Абдуллаев П.Ш., Мирзоев А.Дж. Комбинированный алгоритм обучения НС с прямым распространением сигнала в задачах диагностирования ТС АГТД / Международная научно-техническая конференция проблемы и перспективные развития авиации, наземного транспорта и энергетики "АНТЭ-2009", Том 2. Казань: Изд-во Казан. Гос. Тех.ун-та, 2009, Т. 1, с. 344- 347.

ПІДХОДИ ДО ПОБУДОВИ КОЛЕКТИВНОГО ОРДИНАЛЬНОГО ЕКСПЕРТНОГО ОЦІНЮВАННЯ ПРИ НЕЧІТКІЙ ВИХІДНІЙ ІНФОРМАЦІЇ**П.П. Антосяк¹, О.Ф. Волошин²**¹ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,²Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Серед задач колективного експертного оцінювання задачі ранжування множини альтернатив (об'єктів, варіантів, планів тощо) за ступенем проявлення деяких властивостей виділяються великою кількістю конкретних застосувань. Такі експертизи виникають, наприклад, при комплексному аналізі якості продукції, аналізі характеристик продукції та виділенні головних показників якості; оцінюванні різноманітних проектів розвитку деяких галузей чи наукових досліджень; формуванні стратегії в області маркетингу, зокрема, у політиці, аналізі «якості» політичних кандидатів та їх стратегій тощо.

Основною метою проведення таких експертиз є отримання відносних ординальних оцінок (оцінок альтернатив у порядковій шкалі, які є їх рангами у послідовності переваг) у вигляді колективного (групового, узгодженого) ранжування альтернатив. Тобто, виникає задача колективного ординального експертного оцінювання у такій постановці:

дано: скінченна множина альтернатив $A = \{a_1, \dots, a_{n_A}\}$, n_A – кількість альтернатив; якісний критерій оцінки альтернатив (K); нормовані коефіцієнти $\alpha_l \in (0,1)$, $l \in N_E = \{1, \dots, n_E\}$,

$\sum_{l=1}^{n_E} \alpha_l = 1$, які визначають компетентність експертів, n_E – кількість експертів; індивідуальні ранжування всіх експертів;

знайти: колективне ранжування альтернатив множини A за критерієм K , яке “найкращим чином” узагальнює думку всіх експертів та є узгодженим із урахуванням компетентності експертів.

Доповідь присвячено проблемам подання експертної інформації у нечіткій формі та її агрегуванню (побудові колективного ранжування).

Для випадку нечітких експертних оцінок, поданих у вигляді матриць нечітких турнірів, нечітких відношень нестрогої переваги та нечітких лінгвістичних відношень переваги, розвинуто підхід до визначення результуючого ранжування, що базується на понятті відстані між нечіткими оцінками. Результати проведеного теоретичного дослідження підтвердили обґрунтованість такого підходу за рядом нечітких аналогів раціонального групового вибору.

Для випадку нечітких ординальних експертних оцінок альтернатив та випадку оцінок альтернатив у вигляді матриць нечітких турнірів пропонується непрямий підхід. Агрегування індивідуальних оцінок реалізовано шляхом використання принципу більшості поданого нечітким квантифікатором. Аналогічно, нечіткий принцип більшості застосовується для обчислення впорядкованих ваг, які використовуються при побудові усереднюючого оператора для визначення нечіткої колективної оцінки.

Література

1. Тоценко В.Г. Методы и системы поддержки принятия решений. Алгоритмический аспект / В.Г. Тоценко. – К.: Наукова думка, 2002. – 381 с.
2. Волошин О.Ф. Моделі та методи прийняття рішень: Навч. посіб. / О.Ф. Волошин, С.О. Мащенко. – К.: ВПЦ “Київський університет”, 2010. – 336 с.
3. Гнатієнко Г.М. Експертні технології прийняття рішень: Монографія / Г.М. Гнатієнко, В.Є. Снитюк. – К.: ТОВ «Маклаут», 2008. – 444 с.
4. Антосяк П.П. Узагальнення медіанного підходу на випадок нечітких індивідуальних переваг / П.П. Антосяк // Вісник Київського університету. Серія: фіз.-мат. науки. – 2010. – № 2. – С. 81–86.

НАСТРОЙКА ВЕСОВ В ПРОЦЕССЕ ОБУЧЕНИЯ РАДИАЛЬНЫХ БАЗИСНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ РЕШЕНИИ КРАЕВЫХ ЗАДАЧ

Е.В. Артюхина, В.И. Горбаченко

Пензенский государственный педагогический университет имени В.Г. Белинского

Для численного решения краевых задач математической физики, описываемых дифференциальными уравнениями, в частных производных (ДУЧП), наибольшее распространение получили методы конечных разностей и конечных элементов, требующие применения сложных алгоритмов построения расчетных сеток. Кроме того, сеточные методы позволяют получить решение только в узлах сетки. Альтернативным подходом является использование различных вариантов метода взвешенных невязок, когда в качестве базисных функций применяются радиальные базисные функции (RBF – radial basis function). Использование RBF-функций рассматривается как бессеточный метод (meshless, meshfree). Применение RBF-функций позволяет исключить трудоемкий процесс построения сетки и получить приближенное дифференцируемое решение в произвольных точках области.

Бессеточные методы эффективно реализуются на радиальных базисных нейронных сетях (RBFNN). Главное достоинство RBFNN состоит в использовании принципов обучения для формирования весов сети и параметров радиальных базисных функций. Решение ДУЧП на нейронной сети строится в процессе обучения сети, сеть обучается аппроксимации неизвестного решения, используя в качестве критерия качества обучения сумму квадратов невязок. Однако в настоящее время отсутствуют эффективные алгоритмы обучения RBFNN при решении краевых задач.

Целью работы является совершенствование алгоритмов обучения RBFNN при решении краевых задач.

Аппроксимация решения с помощью RBFNN основана на методе коллокаций

$$u(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \varphi_k(\mathbf{x}),$$

где u – выход сети; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ – вектор координат точки области (точки коллокаций), n – размерность пространства; $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ – вектор весов сети, $\mathbf{c}_k = [c_k^1, c_k^2, \dots, c_k^n]^T$ – центр радиальной базисной функции φ_k ; $a_k > 0$ – ширина; m – число нейронов первого слоя. Обучение сети сводится к нахождению неизвестных параметров \mathbf{w} , a , \mathbf{c} путем минимизации функционала

$$I(\mathbf{w}, \mathbf{c}, a) = \frac{1}{2}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_1) + \frac{\lambda}{2}(\mathbf{r}_2, \mathbf{r}_2), \tag{1}$$

где $\mathbf{r}_1 = [r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1K}]^T$, $\mathbf{r}_2 = [r_{21}, r_{22}, \dots, r_{2N}]^T$ – векторы невязки решения во внутренних и граничных точках коллокации соответственно, N и K – количество внутренних и граничных точек коллокации.

Известный алгоритм градиентного спуска совместного обучения весов, центров и ширины строится путем чередования нескольких циклов обучения весов при зафиксированных центрах и ширине с несколькими циклами обучения центров и ширины при зафиксированных весах. Алгоритм отличается низкой скоростью сходимости и требует подбора коэффициентов скорости обучения.

Для совершенствования процесса обучения была построена векторно-матричная модель обучения RBFNN при решении краевых задач. Пусть решается уравнение Пуассона $\Delta u = f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} \in \Omega$ с граничными условиями $B(u)|_{\partial\Omega} = p(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} \in \partial\Omega$, где B – оператор граничных условий, $\partial\Omega$ – граница области Ω . Доказано, что при настройке вектора весов функционал (1) может быть представлен в виде

$$I = (\mathbf{A}\mathbf{w}, \mathbf{w}) - 2(\mathbf{s}, \mathbf{w}) + \frac{1}{2}(\mathbf{f}, \mathbf{f}) + \frac{\lambda}{2}(\mathbf{p}, \mathbf{p}), \quad (2)$$

где \mathbf{f} и \mathbf{p} – векторы, компоненты которых равны значениям функций $f(x, y)$ и $p(x, y)$ в точках коллокации; $\mathbf{A} = \frac{1}{2}(\mathbf{M}^T\mathbf{M} + \lambda\mathbf{N}^T\mathbf{N})$, $\mathbf{s} = \frac{1}{2}(\mathbf{M}^T\mathbf{f} + \lambda\mathbf{N}^T\mathbf{p})$, где \mathbf{A} – симметричная положительно определенная матрица; \mathbf{M} и \mathbf{N} – матрицы, элементы которых определяются параметрами RBF-функций. Из (2) видно, что минимизация функционала является задачей минимизации квадратического функционала с симметричной положительно определенной матрицей \mathbf{A} , для решения которой оптимальным является метод сопряженных градиентов (МСГ).

Экспериментальное исследование предложенного алгоритма проводилось на модельной задаче $\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = \sin(\pi x) \cdot \sin(\pi y)$, $(x, y) \in \Omega$ с граничными условиями $u = 0$, $(x, y) \in \partial\Omega$. Задача имеет аналитическое решение. Алгоритм совместной настройки весов, центров и ширины строился путем чередования нескольких циклов настройки весов с несколькими циклами настройки центров и ширины. Для настройки весов применялся МСГ минимизации квадратичного функционала. Для настройки центров и ширины применялись простейший алгоритм градиентного спуска и алгоритм МСГ для нелинейной задачи наименьших квадратов. Задача решалась при числе нейронов, равном 64. Число внутренних точек коллокации равно 100, число граничных точек коллокации равно 124. Нейроны первоначально располагались на квадратной сетке, включающей область решения и один слой контурных точек. Применялась многократная случайная генерация относительно небольшого числа точек коллокации внутри и на границе области решения.

Получены следующие результаты: достигнуто значение относительной среднеквадратической погрешности решения 0,0005, абсолютная погрешность по сравнению с аналитическим решением не превышает 0,00003. Относительное время решения задачи различными методами представлено на рис. 1. За единицу принято время решения МСГ минимизации квадратичного функционала.

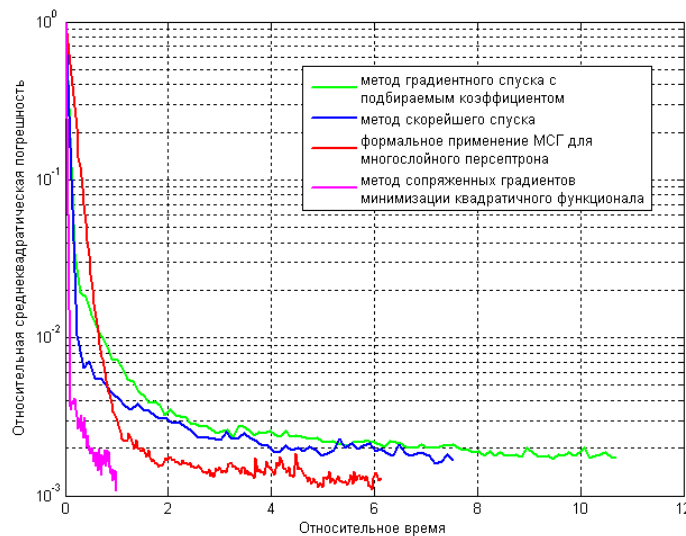


Рис. 1 – Сравнение эффективности алгоритмов обучения

Алгоритм МСГ минимизации квадратичного функционала позволил сократить время решения модельной задачи в 6 раз по сравнению с формальным применением МСГ. По сравнению с методом градиентного спуска с подбираемым коэффициентом обучения для весов время решения сократилось почти на порядок.

ОЦІНКА ЯКОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ У БАГАТОРІВНЕВИХ АЛГОРИТМАХ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

О.Ю. Берзлев, М.М. Маляр, В.В. Ніколенко
ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

Прогнозування часових рядів є однією з найбільш складних, але, в той же час, найбільш потрібних задач сьогодення. Оцінка можливих шляхів розвитку процесів у майбутньому розглядається в найрізноманітніших галузях людської діяльності, таких як промислове виробництво, економіка, наука, тощо. Прогнозування також широко застосовується на фондовому ринку, в банківській справі, страховому бізнесі, сфері електронної комерції, торгівлі і маркетингу. Прогнозування часто є незамінною складовою прийняття управлінських рішень і використовується з метою організації процесу управління як певних господарських суб'єктів, так і економіки в цілому.

З розвитком інформаційних технологій з'явилося багато модифікацій традиційних підходів, виникли концептуально нові, надійніші методи, які здатні більш ефективно обробляти вхідні набори даних, оцінювати і відбирати тільки ті методи, які найкраще підходять для аналізу часового ряду і прогнозування.

Ціллю дослідження є проведення аналізу задачі розробки методу прийняття рішень на біржі, в основі якої лежать результати роботи як новітніх інтелектуальних моделей, так і традиційних адаптивних комбінованих моделей прогнозування.

Нехай $z(t)$ – часовий ряд. Якщо $t_i = t_0 + \Delta t$, ($0 \leq i \leq n$), t_0 – початковий час, Δt – часовий інтервал, тоді часовий ряд можна записати у вигляді:

$$Z = (z_0, z_1, \dots, z_n) = (z(t_0), z(t_1), \dots, z(t_n)). \quad (1)$$

Задача прогнозування полягає у побудові такої моделі M , яка б для довільного m , $0 \leq m$, визначала прогнозоване значення \hat{x}_m в момент t_m , на основі множини даних $\{z_i | i < m\}$, і величина похибки прогнозу була б мінімальною. Основними етапами реалізації задачі прогнозування є дослідження загальної структури і первинна обробка часового ряду, вибір і розробка методів прогнозування, реалізація прогнозу і оцінка якості прогнозування.

Для розв'язання задачі прогнозування можна обрати клас адаптивних моделей, які коректують власні параметри у відповідності з похибками прогнозу на попередніх кроках. Крім того, процес адаптації може відбуватися в результаті аналізу як послідовних в часі, так і паралельних модифікацій моделей [1]. Результатив застосування такого підходу на реальних часових рядах часто буває досить, щоб отримати задовільні оцінки майбутніх членів ряду. Збільшити точність прогнозування можна шляхом дослідження набору адаптивних моделей різних типів з різними параметрами, які оцінюються апріорно на експериментальному інтервалі часового ряду. До програмного набору моделей можуть, наприклад, включатися адаптивні поліноміальні моделі Брауна та Трігга-Ліча різного порядку. Прогноз рекомендують знаходити на основі піднабору програмного набору або, так званого, базового набору, в який включають тільки ті моделі, які дають найточніші прогнози на ділянці ряду, яка досліджується у визначений момент часу. Формування базового набору моделей може здійснюватися з використанням певного критерію відбору (для деталей див. [1]).

Для підвищення точності прогнозування пропонується будувати на основі набору адаптивних моделей комбіновані селективні та гібридні моделі. Адаптація комбінованих моделей здійснюється на трьох рівнях: адаптація параметрів згладжування поліноміальних моделей, адаптація за типом моделі і за параметрами комбінованої моделі.

Для прогнозування часових рядів можуть бути застосовані й підходи інтелектуальних обчислень та інтелектуальної обробки даних (Time Series Data Mining), серед яких: дерева рішень, інструментарій нечіткої логіки і створення гібридних моделей з його використанням [2], системи класифікації та розпізнавання образів [3], еволюційне моделювання, генетичні алгоритми та програмування генетичних виразів [4-6] тощо.

Розглядається деяка схема прийняття рішень на біржі (СПРБ), яка певним чином, визначає точки часового ряду для купівлі та продажу і виконує відповідні операції, змінюючи тим самим початкову суму активів S^0 (грошові запаси) на S^1 . Тоді $S^1 = NS^0$, де $N = \frac{S^1}{S^0}$ називається коефіцієнтом нагромадження. Якщо $N > 1$, то активи збільшилися, якщо ж $N < 1$ – зменшилися. Якщо розглядається пара СПРБ A_1 і A_2 з коефіцієнтами навантаження N_{A_1} і N_{A_2} відповідно, то їх можна порівняти за формулами:

$$\Phi(A_1, A_2) = \frac{N_{A_1}}{N_{A_2}} \text{ або } F(A_1, A_2) = \frac{N_{A_1}}{N_{A_2}} \cdot 100 \% .$$

Для визначення абсолютної оцінки якості прийнятих рішень на фіксованому часовому ряді пропонується алгоритм, еталонний оракул (ЕО), який полягає у визначенні коефіцієнта нагромадження активів N шляхом виконання в кожній точці максимуму операцій продажу, а в точках мінімуму операцій купівлі найбільш ефективним чином. Якщо z_{k_i} – точка купівлі, а z_{m_i} – точка продажу для ряду (1), $k_i < m_i$, $i > n$, а r – кількість точок купівлі та продажу, то

$$S^r = S^0 \left(1 + \frac{z_{m_1} - z_{k_1}}{z_{k_1}} \right) \left(1 + \frac{z_{m_2} - z_{k_2}}{z_{k_2}} \right) \dots \left(1 + \frac{z_{m_r} - z_{k_r}}{z_{k_r}} \right) = S^0 \frac{z_{m_1}}{z_{k_1}} \frac{z_{m_2}}{z_{k_2}} \dots \frac{z_{m_r}}{z_{k_r}},$$

тоді коефіцієнт нагромадження ЕО визначається так:

$$N = \frac{z_{m_1} z_{m_2} \dots z_{m_r}}{z_{k_1} z_{k_2} \dots z_{k_r}} .$$

Нехай τ – горизонт прогнозування. Було побудовано багаторівневий алгоритм, який для різних значень τ визначає точки купівлі та продажу [3]. Для проведення експерименту було обрано часовий ряд цін на срібло за 2007-2010 роки, всього 720 вимірювань. Було отримано максимальний коефіцієнт навантаження для $\tau = 7$, $N = 4,58$. Коефіцієнт навантаження ЕО для даного ряду $N = 509,21$.

В ході проведених досліджень було виявлено, що навіть попри достатньо високу якість прогнозів, використання СПРБ, які засновані на традиційних підходах, ведуть до втрати активів у 50-100 разів більше, в порівнянні з еталоном. На думку авторів, мінімізувати помилки в управлінні капіталом і збільшити активи може застосування новітніх інтелектуальних обчислень для розв'язання задачі прогнозування і прийняття рішень на біржі.

Література

1. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
2. Матвійчук А.В. Моделювання економічних процесів із застосуванням методів нечіткої логіки: Монографія. – К.: КНЕУ, 2007. – 264 с.
3. Берзлев О.Ю., Маляр М.М., Ніколенко В.В. Багаторівневі адаптивні моделі у задачах передбачування // Наук. вісник Ужгород. ун-ту. Серія матем. і інформатика. – 2009. – Вип. 19. – С. 4-10.
4. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі. Методи. Алгоритми: Навчальний посібник. – К.: "Маклаут", 2008. – 364 с.
5. Ferreira C. Gene Expression Programming. A new adaptive Algorithm for solving Problems. Complex Systems. – Vol. 13, Nu. 2. – 2001. – pp 87-129.
6. Jie Zuo, Chang-jie Tang, Chuan Li, Chang-an Yuan, An-long Chen Time Series Prediction Based on Gene Expression Programming: Lecture notes in Computer Science. – Vol. 3129. – 2004. – pp 55-64.

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ СВОБОДИ ВИБОРУ КРАЩИХ РІШЕНЬ НА ЕФЕКТИВНІСТЬ ІТЕРАЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ МГУА

О.С. Булгакова

Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем
НАН та МОН України, Київ

В доповіді представлено результати чисельного дослідження впливу ключового параметра ітераційних алгоритмів методу групового урахування аргументів (МГУА) – свободи вибору кращих рішень ряду F – на ефективність багаторядного, релаксаційного, комбінованого та узагальненого алгоритмів. Основні показники ефективності – відновлення структури істинної моделі, закладеної в даних та значення критерію селекції.

Характеристика алгоритмів. Ітераційні алгоритми МГУА [1] розв’язують задачі побудови моделей за вибіркою $W=(X, y)$ даних n спостережень за m вхідними та однією вихідною змінними. Для дослідження було обрано такі різновиди алгоритмів [2]:

- *багаторядний* (Б) – класичний алгоритм МГУА [1], де в процесі обчислень на кожній ітерації (ряді) формуються проміжні частинні моделі з усіх можливих пар аргументів, якими є F кращих виходів попереднього ряду r , де F – свобода вибору рішень:

$$y_i^{r+1} = f(y_i^r, y_j^r), i=1, \dots, F; j=i+1, \dots, F; l=1, \dots, C_m^2.$$

- *релаксаційний* (Р) – алгоритм, у якому пари формуються з проміжних та початкових аргументів: $y_i^{r+1} = f(y_i^r, x_j)$;
- *комбінований* (К) – алгоритм, у якому формуються пари як з проміжних, так і з початкових аргументів, він об’єднує два попередніх;
- *узагальнений* (У) [2] – алгоритм, де пари формуються як у комбінованому і, крім того, застосовується комбінаторна оптимізація складності всіх частинних моделей, тобто, він узагальнює три названі вище алгоритми.

Всі алгоритми шукають оптимальну модель як розв’язок задачі оптимізації:

$$f^* = \operatorname{argmin}_{f \in \Phi} CR(y, f(X, \hat{\theta}_f)), \tag{1}$$

де CR – деякий критерій селекції, наприклад, критерій регулярності:

$$AR_{B/A} = \|y_B - \hat{\mathcal{E}}_{B/A}\|^2 = \|y_B - X_B \hat{\mathcal{E}}_A\|^2, \tag{2}$$

що ґрунтується на розбитті вибірки W на дві частини A та B , де $\hat{\mathcal{E}}_A$ – оцінка параметрів на A .

Методика чисельного дослідження [3]. Кожен алгоритм характеризується своїми вхідними (управляючими) параметрами, а також проміжними та вихідними показниками процесу побудови моделі.

Вхідні параметри: число початкових аргументів m ; число точок у вибірці n ; критерій селекції моделей; свобода вибору моделей F .

Проміжні показники: графік зміни мінімальних та максимальних значень критерію по рядах; зміна складу аргументів у кращій моделі по рядах.

Вихідні показники: краща модель та її параметри; значення критерію селекції; склад аргументів кращої моделі та її близькість до істинної; загальний час роботи програми (час роботи центрального процесора).

Методика чисельного дослідження впливу свободи вибору F на ефективність алгоритмів містить такі основні етапи: згенерувати матрицю аргументів X із випадкових чисел за певним розподілом; задати конкретний вид залежності виходу не від усіх, а лише від певної частини аргументів; обчислити значення вектора y та сформувати вибірку $W=(X, y)$; побудувати оптимальні моделі за кожним з алгоритмів при різних значеннях F .

Отримані результати дозволяють вивчити вплив управляючих параметрів на проміжні та вихідні показники процесу побудови моделі та обрати найбільш ефективний алгоритм.

Результати дослідження. Дослідження проводилось за описаною методикою для випадку лінійної істинної моделі. Матриця $X = [\overset{\circ}{X} \tilde{X}]$ отримана за датчиком випадкових рівномірно розподілених чисел в інтервалі від 0 до 10, де $\overset{\circ}{X}$ - істинні, а \tilde{X} - зайві аргументи.

Вибірка складається з 200 аргументів, з яких 10 інформативних та 190 зайвих.

Істинна модель від 10 аргументів $y = \overset{\circ}{X} b$, де b – вектор точних параметрів:

$$y = -3x_1 - 3x_2 + 5x_3 - x_4 - x_5 + 3x_6 + x_7 - 2x_8 + x_9 + x_{10}$$

На рисунку показано зміну значень критеріїв селекції для різних алгоритмів при збільшенні свободи вибору кращих моделей. Видно, що найменші величини критеріїв при всіх значеннях F має узагальнений алгоритм, а при $F > 40$ значення критеріїв у всіх алгоритмах стабілізуються. Але вже при $F = 20$ результати практично не змінюються, що свідчить про достатність цього значення для всіх алгоритмів. Тому саме для такої свободи вибору $F = 20$ в таблиці 1 подано повну характеристику ефективності всіх алгоритмів.

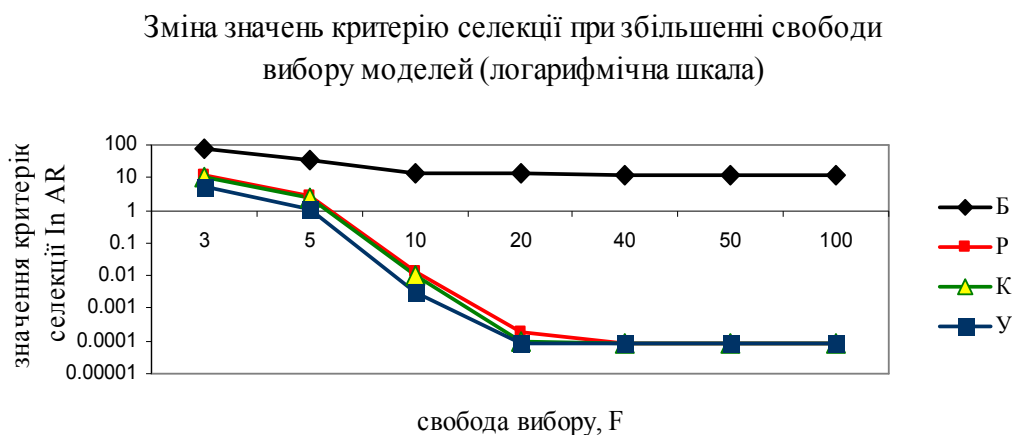


Рис.1 – Вплив свободи вибору на зміну значень критерію селекції

Таблиця 1

Основні характеристики ітераційних алгоритмів при $F = 20$

F = 20				Істинні одночлени										Зайві одночлени
алгоритм	r	AR	час, хв	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	
Багаторядний (Б)	9	12.988	0.09	+	+	+		+	+		+		+	9
Релаксацийний (Р)	23	0.0002	3.52	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	0
Комбінований (К)	21	0.0001	4.10	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	0
Узагальнений (У)	36	0.00008	15.44	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	0

Видно, що істинну лінійну залежність відтворюють всі алгоритми, крім класичного багаторядного, але в узагальненому алгоритмі значення критерію регулярності AR найменше.

Література

1. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. - М.: Радио и связь, 1986. – 118 с.
2. Степашко В.С. Гібридні алгоритми самоорганізації моделей для прогнозування складних процесів/ Степашко В.С., Булгакова О.С., Зосімов В.В.// Індуктивне моделювання складних систем. Збірник праць, Випуск 2. – Київ: МННЦ ІТС, 2010.
3. Булгакова О.С. Порівняльний аналіз ефективності ітераційних алгоритмів МГУА за допомогою обчислювальних експериментів. / Булгакова О.С. Степашко В.С. // Вісник ЧДТУ. – 2011. – №1.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ СКЛАДНИХ ЗАЛЕЖНОСТЕЙ МЕТОДОМ ПРОГРАМУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ ВИРАЗІВ

Г.А. Гаркавенко

Черкаський державний технологічний університет

Протягом своєї діяльності дослідник часто стикається із розпізнанням образів, визначенням закономірностей поведінки різноманітних систем, аналізом результатів експериментів та прогнозуванням. При великих обсягах вибірок та присутності шумів ідентифікувати дані стає досить складно. Використання класичних методів ідентифікації проводить до значних похибок в обчисленнях та, як результат, до створення неточної моделі. Використання не класичних та більш складних методів призводить до ще однієї проблеми – визначення оптимальних початкових налаштувань системи ідентифікації, що залежать від дослідника і задаються на основі аналізу даних, попереднього досвіду та здорового глузду. Некласичні методи ідентифікації є досить складними і реалізуються на ЕОМ.

Ідентифікація об'єктів у загальному випадку полягає у визначенні їхньої структури і параметрів за спостережуваними даними – вхідному впливу і вихідних величинах. У цьому випадку об'єкт (елемент системи, об'єкт управління, елемент технологічного процесу і т. п.) є "чорним ящиком". Дослідник, піддаючи об'єкт зовнішнім впливам і аналізуючи його реакції, отримує математичну модель (опис його структури і параметрів), тобто, здійснює перетворення "чорного ящика" в "білий ящик", домагаючись його "інформаційної прозорості". Графічно процес ідентифікації ілюструє рис. 1.

Таблиця 1

Початкові дані для ідентифікації

$x_{1,1}$	$x_{1,2}$...	$x_{1,n}$	y_1
$x_{2,1}$	$x_{2,2}$...	$x_{2,n}$	y_2
...
$x_{m,1}$	$x_{m,2}$...	$x_{m,n}$	y_m

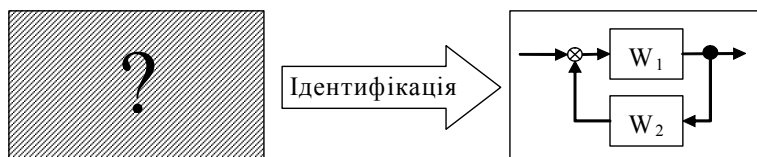


Рис. 1 – Принципова схема процесу ідентифікації

Значення вхідних та вихідних факторів є початковими даними задачі і формують вибірку, яку зручно представити у вигляді таблиці (табл. 1), де $x_{i,j}, y_i \in R$.

При цьому висувається гіпотеза про існування деякої залежності

$$y_i = f(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}), \tag{1}$$

яка є функцією.

При цьому задача знаходження потрібної закономірності автоматично перетворюється в задачу моделювання деякої функції $f' \sim f$ (2).

$$f'(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}) = f(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}) + \xi, \tag{2}$$

де ξ є значенням похибки.

Для розв'язання задачі ідентифікації пропонується використати метод, розроблений на базі генетичного алгоритму та парадигми програмування генетичних виразів. Схема алгоритму (рис. 2) та використана в методі функція пристосованості (3) подані нижче

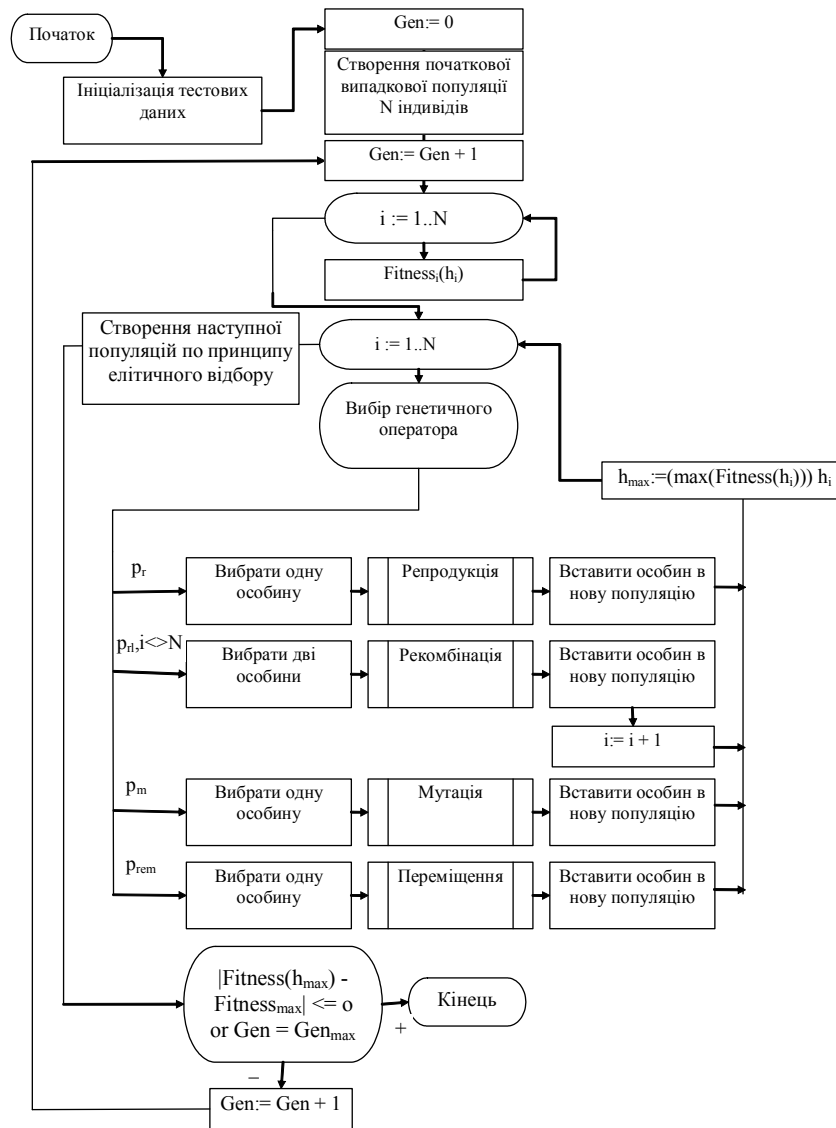


Рис. 2. – Блок-схема алгоритму

$$Fitness(h_i) = \begin{cases} \frac{numVar(h_i)}{Var} * \left(Fitness_{max} - \sum_i |h_j(x_{j,1}, \dots, x_{j,n}) - y_j| \right), \\ 0, \text{ при } Fitness_{max} \leq \sum_i |h_j(x_{j,1}, \dots, x_{j,n}) - y_j| \cup x_{j,1}, \dots, x_{j,n} \notin D(h_j). \end{cases} \quad (3)$$

В (3) $D(h_j)$ є областю визначення для функції h_i яка виходить при трансляції. $|h_j(x_{j,1}, \dots, x_{j,n}) - y_j|$ є точністю обчислень. $numVar(h_i)$ є функцією, що повертає кількість присутніх в формулі хромосоми факторів. Var є значенням загальної кількості факторів обчислень. $numVar(h_i)$ будує дерева виразів для кожного гена, проглядає їх на присутність кожного фактору. $\frac{numVar(h_i)}{Var}$ є факторним коефіцієнтом ваги хромосоми.

Література

1. Ferreira C. 2001. Gene Expression Programming: A New Adaptive Algorithm for Solving Problems. – Complex Systems. – 13(2). – 2001. – Pp. 87-129.
2. В.Є. Снитюк. Прогнозування. Моделі, методи, алгоритми. – К.: Маклаут, 2008. – 364 с.

СРАВНЕНИЕ СКОРОСТИ ОБУЧЕНИЯ ННС FOTSK ПРИ РЕАЛИЗАЦИИ НА MATLAB, C И CUDA C

Б.С. Гривко, Ю.С. Проскурня

Национальный технический университет Украины «КПИ»

Рассмотрим задачу, в рамках которой возникла необходимость обучения нечеткой нейронной сети (ННС), а именно ННС FOTSK.

Задача связана с прогнозированием курсов ценных бумаг (ЦБ) посредством ННС FOTSK. Целью обучения ННС FOTSK является получение как можно более точного прогноза, построенного на основании информации за прошлые периоды. В нашем случае речь идет о подаче на входы нейронной сети данных о цене закрытия, наибольшей и наименьшей цене курса ЦБ, объемах торгов, индекса рынка, к которому принадлежит ЦБ за определенный период времени.

Реализация алгоритма обучения ННС FOTSK основана на методе Differential Evolution.

Изначально были проведены вычисления, использующие центральный процессор (CPU). Для этого была создана нейросетевая библиотека на языке C, которую в дальнейшем будем условно обозначать FOTSK_C, реализующая процесс обучения ННС FOTSK. Также была создана реализация обучения ННС FOTSK на Matlab.

После проведения вычислений с помощью FOTSK_C и Matlab была создана программа, реализующая нейросетевые вычисления под CUDA. Данная программа использует графический процессор (GPU) для проведения вычислений.

Вычисления проводились с использованием одинарной точности (single, float). Использование вычислений с двойной точностью для данного случая представляется излишним, так как это не улучшит качество обучения, зато потребует больше памяти и особенно времени.

Было проверено, что результаты работы программы под CUDA идентичны результатам, получаемым при использовании FOTSK_C и Matlab.

Для исследований использовалась следующая аппаратная конфигурация компьютера:

- DualCore AMD Athlon II X2 250, 3000 MHz;
- DDR3-1333 (667 MHz);
- nVIDIA GeForce GTX 470.

Проведен сравнительный анализ скорости обучения ННС FOTSK при реализации обучения данной нейронной сети на Matlab, C и CUDA C.

Литература

1. Зайченко Ю.П. Нечёткие модели и методы в интеллектуальных системах. Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: «Издательский дом «Слово», 2008. – 344 с.
2. Kenneth V. Price, Rainer M. Storn, Jouni A. Lampinen. Differential Evolution. A Practical Approach to Global Optimization. Springer – Verlag Berlin Heidelberg, 2005. – 538с.
3. Боресков А.В., Харламов А.А. Основы работы с технологией CUDA. – М.: ДМК Пресс, 2010. – 232 с.

ПРЕДСТАВЛЕННЯ ЗНАТЬ НАФТОГАЗОВОЇ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ У ВИГЛЯДІ СТРУКТУРОВАНОЇ ФРЕЙМОВОЇ СИСТЕМИ

М.М. Демчина

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Аналіз поточного стану реалізації проблеми інформаційного моделювання нафтогазової предметної області [1] у вигляді інформаційних інтелектуальних систем на основі баз даних та знань дозволяє виділити основні проблеми представлення знань в досліджуваній області: 1) недостатня структуризація концептів та входжень знань; 2) наявність включень нечітких та розмитих даних та знань; 3) відсутність загальноприйнятих онтологій та таксономій ключових слів, термінів та понять; 4) слабка структуризація, зв'язаність та описовість джерел даних та знань предметної області.

Аналіз функціональності інтелектуальних систем для нафтогазової предметної області таких як PLAST, COLECTOR, PRYPLYV, NAFTA [1] дозволяє виділити в них фреймово-орієнтовані структуровані входження знань, які на рівні абстрактного представлення можна класифікувати у вигляді формального кортежу:

$$Frame^{set} = \left\{ \left[Object^{frame} \right]_{i=1..i_{max}}^{i_1}, \left[Rule^{frame} \right]_{i_2=1..j_{max}}^{i_2}, \left[Domain^{frame} \right]_{i_3=1..i_3^{max}}^{i_3}, \left[Goal^{frame} \right]_{i_4=1..i_4^{max}}^{i_4} \right\}_{i_1, i_2, i_3, i_4 \in N} \quad (1)$$

Згідно класичних означень в даній області фреймова модель розглядається, в першу чергу, як добре структурована та об'єктно-орієнтована, що особливо сприятливо для реалізації системи в імперативних програмних парадигмах. Хоча згідно класичного визначення фреймом вважається структурований фрагмент знань для представлення стандартної ситуації предметної області, в новітній реалізації систем на основі знань, що орієнтовані на правила, фрейми не використовуються в чистому вигляді, а є, як правило, частиною гібридної конструкції знань. Побудуємо формальне представлення та опишемо формальну математичну модель фреймово-продукційної системи на основі знань нафтогазової предметної області

$$FPM = \left\{ \begin{array}{l} Frame^{set}, \left[Frame_i, \left[Slot_j \right] \right], Frame_i.Slot_j.AttributesDomain_k, \\ DataTypes, FrameRelations, FrameRoutines \end{array} \right\}, \quad (2)$$

де $i = 1..i_{max}$, i_{max} – максимальна кількість фреймів (розглядається випадок тільки скінченної кількості) в системі; $j = 1..j_{max}^i$, j_{max}^i – максимальна кількість слотів у i -му фреймі; $AttributesDomain_k$ визначає області зміни значень слотів; в якості основних типів даних використовуються три типи: категорійний (перелічуваний), числовий, логічний:

$$DataTypes = \{ Category(enumerated), numerical(number), boolean(logical) \};$$

$FrameRelations$ – множина введених відношень між фреймами (як правило базовим є відношення включення, орієнтоване на фрейми правил $\left[Rule^{frame} \right]^{i_2}$); $FrameRoutines$ – множина імперативних та декларативних процедур на основі фреймів.

Таким чином, в даному дослідженні представлено концептуальну формалізацію процесу представлення знань нафтогазової предметної області засобами структурованих фреймів в інтелектуальних системах на основі баз даних та знань, що дозволить побудувати уніфіковану методологію інтерпретації знань предметної області.

Література

1. Юрчишин В.М., Шекета В.І., Юрчишин О.В. Інформаційне моделювання нафтогазових об'єктів: Монографія.– Івано-Франківськ; Видавництво Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу, 2010 – 196 с.

**ОСОБЛИВОСТІ КОМБІНОВАНОГО ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ
SOFT COMPUTING ПРИ РОЗВ'ЯЗАННІ ЗАДАЧ З ОБМЕЖЕННЯМИ****О. В. Єгорова**

Черкаський державний технологічний університет

Функціонування складних виробничих, економічних, технічних і соціальних систем характеризується набором певних факторів, параметрів та оцінюється за множиною критеріїв. Як фактори, так і критерії можуть мати різну природу, але у переважній більшості випадків (у практичних задачах) кількість критеріїв є обмеженою, а на значення факторів або їх комбінації накладено певні обмеження. Математично формалізовані задачі оптимізації процесів функціонування вказаних систем складають клас задач з обмеженнями (Constraint Satisfaction Problem). Їх розв'язання є складним нетривіальним процесом, який вимагає розробки ефективних методів пошуку розв'язків з використанням комп'ютерної техніки, нових ідей, принципів, моделей та методів. Одним із таких підходів є комбіноване використання технологій Soft Computing.

Нехай дано задачу лінійного програмування

$$y = f(x) \rightarrow opt, \quad x \in X^n$$

при обмеженнях

$$\begin{aligned} c_i(x) &= 0, \quad i = 0, \dots, p, \quad p \geq 0, \\ c_i(x) &\leq 0, \quad i = p + 1, \dots, m, \quad m - p \geq 0. \end{aligned}$$

Відомо декілька десятків методів пошуку глобального оптимуму цільової функції $f(x)$. В останні десятиліття для розв'язання оптимізаційних задач використовуються методи, що наслідують певні механізми функціонування живої природи. До них належать і еволюційні методи. Однак такі недоліки технологій Soft Computing як: залежність точності розв'язків від дискретності їх представлення і заданої точності майбутнього результату (як у генетичних алгоритмах); використання виключно рівномірного і (або) нормального розподілу, що значно збільшує час розв'язання задачі (як у еволюційних стратегіях); залежність збіжності алгоритму від якості популяції, значною мірою подолані у технології композиційного подолання невизначеності [2], яка дозволяє здійснювати цілеспрямовану оптимізацію, враховуючи цілі і завдання дослідження.

Ефективність методу пояснюється тим, що він працює із оновленими вибірконими сукупностями, сформованими із найкращих точок попередньої сукупності за певними правилами та нових точок, які пройшли попередній відбір.

Основними проблемами реалізації відповідного алгоритму є значні витрати часу на перетворення обмежень, їх обчислення та відбір тих значень факторів, що належать простору пошуку.

У доповіді наведено перший експериментальний результат використання запропонованого методу, виконано порівняльний аналіз результатів з результатами, отриманими іншими методами. Визначено невирішені проблеми, що супроводжують процес застосування методу та реалізації відповідного алгоритму.

Література

1. Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. – Springer Berlin 3ed, 1996.
2. Снитюк В. Е. Композиционное преодоление неопределенности в задачах нелинейной многофакторной оптимизации // Донецк: Искусственный интеллект. – 2004. – № 4. – С. 207-210.

СТРУКТУРНАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ НЕЧЕТКИХ ОБРАЗОВ С ПОМОЩЬЮ СЕТЕЙ ART

К.К. Кадомский, А.А. Каргин
Донецкий национальный университет

Задача структурной классификации нечетких образов возникает в нечетких системах ситуационного управления и поддержки принятия решений [1], где входная информация о состоянии объекта управления представлена в нечетком либо лингвистическом виде. В таких системах целью классификации является переход от данных измерений к абстрактным категориям ситуаций и решений (реакций либо действий системы), удобным для построения отображения множества ситуаций во множество решений. В докладе построение классификатора в процессе работы системы рассматривается как задача неконтролируемой иерархической кластеризации (unsupervised hierarchical clustering) [2] нечетких образов на основе признаков. Эта задача решается с использованием принципов теории адаптивного резонанса (adaptive resonance theory, ART) [3, 4].

Сеть ART реализует последовательный конкурентный алгоритм кластеризации известный как конкурентное обучение (competitive learning) [2]. Этот алгоритм эффективен при работе с описаниями ситуации на основе признаков. Однако, существующие модели сети ART (fuzzy ART [4], distributed ART (dART) [5]) работают с аналоговыми (не нечеткими) входными данными и не позволяют выявить иерархические связи между категориями. В некоторых исследованиях [6, 7] лингвистическое описание ситуации перед подачей на вход сети ART преобразуется в аналоговый вектор - набор значений степени активности всех термов всех входных лингвистических переменных. Эффективность системы при этом снижается, поскольку:

- а) увеличивается размерность входных образов и объем ресурсов, необходимых для работы сети;
- б) алгоритм классификации не получает никакой информации о числовых значениях признаков входного образа и поэтому не может выявить количественные отношения между ними;
- в) обобщение на основе признаков, которое реализует сеть ART, и обобщение в терминах значений уверенности имеют различную семантику.

В докладе предлагается модификация сети ART, которая непосредственно поддерживает нечеткое представление данных. Входными данными являются нечеткие либо лингвистические описания ситуации. Каждый компонент такого описания характеризует значение соответствующего признака, измеренное неточно, либо оцененное с некоторой долей уверенности на основе неполной информации. Количество входов сети соответствует количеству входных лингвистических переменных. Долговременная память сети содержит набор нечетких категорий ситуаций. Каждая категория есть некоторое выпуклое унимодальное нечеткое множество на универсальном множестве всех возможных ситуаций. Для каждого входного описания ситуации сеть формирует:

- а) описание ситуации на основе имеющихся категорий, т.е. вектор активности категорий, каждая компонента которого есть степень принадлежности текущей ситуации соответствующей категории;
- б) восстановленное описание ситуации на основе признаков (в случае, если входное описание неполно либо искажено).

Внутренним представлением ситуации является упорядоченный набор нечетких чисел (нечеткий вектор). Для повышения скорости работы сети используется параметрическое представление нечетких множеств и все операции над ними выполняются в параметрическом виде.

Нечеткие категории в памяти системы представлены прототипами. Значения признаков каждого прототипа кодируются нечеткими весами связей F1-F2, каждый из которых, кроме числового значения признака, определяют также степень размытости этого значения и сте-

пень уверенности в том, что данный признак является характерным для категории. Это позволяет хранить категории различного уровня обобщения. Используется распределенное кодирование категорий, однако, в отличие от модели dART [5], каждый отдельный элемент слоя категорий (F2) также представляет самостоятельную простую категорию. Одной ситуации соответствует множество активных элементов слоя F2, прототипы которых рассматриваются как дополнительные нечеткие описания составного прототипа сложной категории, к которой отнесена текущая ситуация. Таким образом, сложные категории кодируются ансамблями активных элементов слоя F2, и множество категорий, хранимых сетью, образуют иерархию по принципу конкретизации.

Для активации в слое F2 предложена оценка расстояния в пространстве прототипов, которая является аналогом корреляционной оценки расстояния Махаланобиса между экземпляром и статистической совокупностью, модифицированной для случая нечетких множеств. Для формирования составного прототипа на основе вектора активности слоя F2 предложена операция взвешенной суперпозиции прототипов. Процедура сравнения в слое F1 реализована на основе оценки расстояния между входным образом и сформированным составным прототипом. Процедура поиска реализует исключение избыточных элементов из вектора активности слоя категорий.

В процессе обучения обобщенной сети ART формируются прототипы категорий, подмножества признаков, характерных для каждой категории, а также иерархические связи между категориями. Как и в модели dART, обучение организовано по конкурентному принципу: на каждой итерации обучения величина изменения нечеткого веса связи между узлами сети пропорциональна степени активности этих узлов.

Предложенная модель позволяет повысить эффективность применения принципов ART в задаче структуризации базы знаний нечеткой системы управления по сравнению с существующими исследованиями [6, 7]. Модель апробирована в составе автоматической системы управления роботом Lego® Mindstorms® NXT 2.0.

Литература

1. Мелихов А. Н. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой [Текст] / А. Н. Мелихов, Л. С. Берштейн, С. Я. Коровин. – М.: Наука. Физматлит, 1990. - 272 с. : ил. - ISBN 5-02-014144-5.
2. Romesburg C. Cluster analysis for researchers [Текст] / H. Charles Romesburg. – New York : Lulu Press, 2004. – 344 p. -ISBN 1-411-60617-5.
3. Carpenter G. A. Adaptive resonance theory [Текст] : The handbook of brain theory and neural networks / Gail A. Carpenter and Stephen Grossberg ; in M. A. Arbib (ed.). – 2nd edition. – Cambridge, MA : MIT Press, 2003. – P. 87-90. – ISBN 0-262-51102-9.
4. Carpenter G. A. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system / G. A. Carpenter, S. Grossberg, D. B. Rosen // Neural Networks. – 1991. - No. 4. – P. 759-771. – ISSN 0893-6080.
5. Carpenter G. A. Distributed learning, recognition, and prediction by ART and ARTMAP neural networks / G. A. Carpenter // Neural networks. – 1997. - Vol. 10. No 8. - P. 1473-1494. - ISSN 0893-6080.
6. Нечаев Ю. И. Анализ сложных ситуаций на основе принципа адаптивного резонанса в высокопроизводительных системах обучения и принятия решений / Ю. И. Нечаев, О. Н. Петров // Телематика'2005 : XII Всероссийская научно-методическая конференция : материалы. – СПб. : СПбГУ ИТМО, 2005. - Т. 1. – С. 301-302. – ISBN 5-318-00358-3.
7. Нечаев Ю. И. Распознавание динамических ситуаций с помощью нейронных сетей / Ю. И. Нечаев, И. А. Кирюхин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2007. - № 6. – С. 34-42. – ISSN 1999-8554.

АСПЕКТИ ФУНКЦІОНУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ЗАСНОВАНИХ НА ЗНАННЯХ**О.Є. Коваленко¹, А.О.Коваленко²**¹Інститут проблем математичних машин і систем НАН України,²Національний університет «Києво-Могилянська Академія»

Однією з основних задач при створенні інтелектуальних систем є моделювання процесів мислення, пізнання та навчання. Оскільки розумова діяльність пов'язується із людиною, то й створення штучних інтелектуальних систем йде шляхом моделювання та імітації аналогічних процесів у людині. Визначний прогрес у дослідженнях процесів і створенні теорій, пов'язаних з розумовою діяльністю людини, було досягнуто впродовж останніх ста років, хоча ці питання цікавили ще античних філософів, зокрема Платона і Арістотеля. Здатність до мислення, пізнання, абстрагування, формування системи знань та використання їх в цілеспрямованій діяльності для зміни та пристосування оточуючого середовища стала найважливішою конкурентною перевагою людини в процесі еволюції.

Знання представлені взаємопов'язаними практичною і теоретичною складовими через які реалізуються основні функції знань – пізнавальна (гносеологічна), онтологічна (інтерпретаційна, сутнісна), прогностична, твірна (синтетична). Платон вважав, що людина вже вміщує в собі увесь можливий обсяг знань і лише шлях інтелектуальних обчислень та суджень відділяє людину в розумово-незрілому стані від людини, що володіє значними обсягами інформації. Зокрема, Платон визначає процес виділення знання на основі постійного міжособистісного контакту (комунікацій, контактів, транзакцій). Наступним кроком у теорії пізнання була ідея І.Канта про три рівні створення знання – відчуття; інтерпретація відчуттів (підведення під окремі категорії усього здобутого простими даними чуттів); інтелектуальні (логічні) судження на основі гіпотез і ситуацій. Значний склад у феноменологічні аспекти пізнання було зроблено Е. Гуссерлем, зокрема ним була створена теорія знаку. За Гуссерлем пізнання носить характер інформаційних актів, що дозволяє визначити ноєму – відоме ядро, яке разом з множиною змінних характеристик утворює різноманітні модифікації даного знання. На основі теорії Е. Гуссерля П. Прехтль зробив припущення, що істинним може бути те, що є цінним у житті. Цим феноменом можна пояснити обмеженість, відносність і нескінченність пізнання. Важливим доповненням до феноменології пізнання є ідея логіцизму, сформульована Ф.Л.Г. Фреге, зокрема ним була визначена відмінність між змістом і значенням і запропонований семантичний трикутник, що пов'язував знак, зміст і значення. В системі уявлень Ф.Л.Г. Фреге значення – це іменована предметна область, а зміст – певний аспект розгляду цієї предметної області.

Базовим інструментом представлення, накопичення, передачі та використання знань є мова, в тому числі її формальна семіотична модель. Важливі у семіотиці результати були отримані Ф.де Соссюром та Ч.С. Пірсом. Зокрема, Ф.де Соссюром було введено дихотомічна концепція знаку – визначник-визначальне. Мова за Ф.де Соссюром являє собою систему значимостей. На відміну від значення значимість знаку виникає із його відношень із іншими знаками мови. Відповідно виділяють два види значимостей: синтагматичні відношення і асоціативні відношення. В розвиток ідей Ф.де Соссюра Ч.С.Пірс визначив предмет семіотики як вчення про природу і основні різновиди знакових процесів та створив базову семіотичну класифікацію знаків: знаки-образи (icon), знаки-індекси (index), знаки-символи (symbol). Сучасна семіотика була сформована Ч.У.Моррісом, який систематизував семіотику і виділив основні її розділи – синтактику, семантику і прагматику [1]. Семіотику відносять до метанаяк.

Поняття синтаксису застосовується в різних контекстах (предметних сферах). Синтаксис в семіотиці вивчає сукупність відношень між знаками. Прагматика у межах семіотики досліджує відношення між знаковими системами та їх користувачами. При створенні штучних інтелектуальних систем правильний вибір або створення знакової системи дозволяє

структурувати процес комунікацій і надати йому адекватності (змістовності) і передбачуваності реакцій учасників комунікацій на різні повідомлення (знаки). Знакова система забезпечує однозначність інтерпретації (розпізнавання) і трактування знаків-повідомлень, якими обмінюються учасники комунікацій.

Семантика в семіотиці вивчає зміст мовних конструкцій виходячи із відношень між визначниками мови – словами, словосполученнями, знаками і символами. Предмет семантики визначається її предметною сферою. Для створення штучних інтелектуальних систем важлива формальна семантика, що надає формальні математичні засоби для опису семантичних моделей та інтерпретації формальних і природних мов. Формальна семантика визначає різні підходи до опису семантики формальних систем, найбільш поширеним з яких є модельно-теоретична семантика. Модельно-теоретична семантика ґрунтується на теорії істинності А.Тарського [2] і полягає в тому, що зміст частин твердження задається різними способами рекурсивного визначення групи функцій інтерпретації на попередньо задані математичні множини. Крім того, А.Тарським був запропонований механізм вирішення семантичних парадоксів на основі використання метамови, причому для кожної метамови може бути визначена метамова наступного, вищого рівня. Множина метамов для усунення семантичних парадоксів мов нижчих рівнів дістала назву «сходи Тарського».

При побудові штучних інтелектуальних систем використовуються також положення основних складових сучасної математики – теорії доведень, теорії моделей, аксіоматичної теорії множин, теорії рекурсивних обчислень, причому теорія доведень представляє синтаксичний аспект, а теорія моделей – семантичний.

Таким чином, при створенні і функціонуванні інтелектуальних систем, орієнтованих на знання слід враховувати описані вище особливості використання знакових систем, які є характерними для природних інтелектуальних систем.

Окрім описаних особливостей пізнання і трансформації інформації із зовнішнього середовища в інтелектуальних системах не менш важливим є активний аспект – цілеспрямований вплив штучних систем на оточуюче середовище в процесі свого функціонування з урахуванням поточного стану «розвитку» («навченості») системи. Актуальними у цьому контексті стають процедури визначення поточного стану інтелектуальної системи та визначення адекватності її реакції на зовнішні збудники. Отже, процес функціонування інтелектуальної системи може бути описаний такою послідовністю:

реальність – сприйняття – мова – інтерпретація (пояснення) – пізнання (розширення) – знання (систематизація, модель) – трансформація — навчання (створення моделі) – застосування моделі – вироблення навичок – свідомо/несвідоме відтворення моделі.

Література

1. Моррис Ч.У. Основания теории знаков // Семиотика. Сборник переводов. Под ред. Ю. С. Степанова. – М.: Радуга, 1982.
2. Tarski A. The Semantic Conception of Troth and the Foundations of Semantics. // Philosophy and Phenomenologica Research, 1944, v. 4, №. 3. – pp. 341–375.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИИ CUDA ДЛЯ УСКОРЕНИЯ ОБРАБОТКИ ПОТОКА ДАННЫХ ИСКУССТВЕННЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

В.А. Колбасин

Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт»

Искусственные нейронные сети (ИНС) широко применяются при решении практических задач, связанных с распознаванием сигналов различной природы [1]. Однако для их программной реализации требуются ощутимые затраты вычислительных ресурсов, что затрудняет применение ИНС в задачах, связанных с обработкой данных в режиме реального времени. В таких задачах для достижения требуемой производительности могут быть использованы технологии параллельных вычислений. Однако как специализированные нейропроцессоры, так и классические технологии параллельных вычислений (OpenMP, MPI) существенно повышают стоимость решения. Более приемлемое соотношение цена/производительность можно получить при использовании технологии массовых параллельных вычислений CUDA [2], но для ее использования необходимо, чтобы задача эффективно представлялась в модели вычислений «одна инструкция для многих данных» (SIMD), что выполняется для ИНС и удовлетворяла ряд ограничений по затратам памяти и используемым функциям. Данная работа посвящена исследованию программной реализации на платформе CUDA ИНС прямого распространения для задачи обнаружения и распознавания одномерных сигналов.

Проведено сравнение трех способов вычисления сигмоидной активационной функции нейрона: прямое вычисление по соответствующей формуле, вычисление с использованием функции ускоренного вычисления экспоненты и вычисление с помощью интерполяции табулированных значений активационной функции. Для тестовой задачи выбор варианта вычисления не оказал существенного влияния на результаты распознавания, но надо отметить, что с использованием выбранного метода вычисления проводилось как обучение ИНС, так и последующее распознавание. Наименьшим оказалось время вычисления с использованием функции ускоренного вычисления экспоненты.

Были изучены два режима распараллеливания обработки потока данных: на уровне алгоритма обработки одного блока данных и на уровне распределения блоков данных по процессорным ядрам. Показано, что в первом случае повышается скорость реакции системы, но снижается достигаемая пиковая производительность, а во втором случае – достигается наибольшая производительность, но при этом увеличивается время запаздывания между приходом сигнала в систему и его распознаванием.

Рассмотрены варианты использования разделяемой памяти и кеша текстур для ускорения работы ИНС. Приведены зависимости скорости обработки данных ИНС в зависимости от характеристик аппаратуры CUDA, параметров потока и нейронной сети. Приведены рекомендации по выбору аппаратной платформы для конкретных параметров потока данных и ИНС. Также приведено сравнение реализации ИНС на платформе CUDA с реализацией на базе платформы OpenMP

Литература

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.
2. Боресков А.В., Харламов А.А. Основы работы с технологией CUDA. – М. ДМК-Пресс, 2010. – 232 с.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОЙ ДЕСКРИПЦИОННОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ ОПИСАНИЯ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЕЙ В ФОРМАЛИЗОВАННОМ ЯЗЫКЕ АНАЛИЗА РИСКОВ

Н.Б. Копытчук, П.М. Тишин, К.В. Ботнар, М.В. Цюрупа

Одесский национальный политехнический университет

Важность разработки методов анализа рисков в сложных технических системах обуславливается высокой ценой последствий возникающих ситуаций. Последствия некоторых нежелательных ситуаций может выражаться как в экономических, так и в технических, либо каких-нибудь других единицах. Так, например, кроме некоторых финансовых потерь, различные ситуации могут привести к понижению эффективности работы системы или к потере доверия у пользователей или клиентов. Результатом анализа рисков для некоторой сложной технической системы обычно является набор некоторых мероприятий, который направлен на уменьшение рисков в системе. Для оптимального выбора таких действий необходимо иметь описание состояний системы, ситуаций, в которых система может находиться, а также ее взаимодействие с другими системами и окружающей средой. Подобное описание можно осуществить в рамках онтологии, которая содержит знания о технической системе и окружающей ее среде с помощью некоторого формализованного языка представления знаний (ЯПЗ). При описании системы и особенно окружающей ее среды часто возникают сложности в четком описании некоторых понятий либо их значений. Для подобных случаев необходима формализация нечеткостей в рамках ЯПЗ и правил нечеткого вывода.

В работе рассмотрен вопрос разработки формализованного ЯПЗ для анализа рисков в сложной технической системе на основе графического языка анализа рисков *CORAS*. За основу формализованного языка взят язык дескрипционной логики *ALC* [1]. Для формализации нечеткостей применялся нечеткий *ALC* [2]. В основе *ALC* лежат понятия «концепт» и «роль», которые задают множество индивидов и бинарные отношения между ними соответственно. Для нечетких понятий вводятся более общие понятия нечеткого концепта и нечеткой роли. При использовании нечеткостей в *ALC* концепт интерпретируется как нечеткое множество, а роль – как нечеткое отношение. Это означает, что каждый концепт или роль характеризуются некоторой своей функцией принадлежности. Функции принадлежности, определяющие некоторые лингвистические значения некоторого параметра, задавались с точки зрения формирования полного ортогонального семантического пространства [3] на заданной области значений параметра.

Методология *CORAS* поддерживает несколько видов диаграмм, каждая из которых описывает свой конкретный аспект исследуемой системы. Используя возможности языка *ALC*, были введены нечеткие концепты, описывающие диаграммы *CORAS* и объекты, которые они содержат. Также введены нечеткие роли, описывающие отношения между объектами. На основе полученных понятий и отношений была создана онтология в среде *Protégé*, что позволило строить запросы и делать логический вывод.

Подобный подход в построении онтологий для сложных технических систем упрощает проведение анализа рисков в системе. Построение онтологии позволяет достаточно быстро проводить поиск и анализ источников риска для системы, благодаря возможности формирования запросов. Использование же нечеткого описания дает возможность оценить уровень риска при отсутствии точных исходных данных.

Литература

1. F. Baader, D. Calvanese, D. McGuinness, D. Nardi, P.F. Patel-Schneider. The Description Logic Handbook: Theory, Implementation, and Applications. – Cambridge University Press, 2003. – 505 p.
2. Straccia 2001 Reasoning within Fuzzy Description Logic. – Journal of Artificial Intelligence Research №14 – 2001. – P.137-166.
3. П. М. Тишин, К. В. Ботнар. Нечеткие модели сетей связи. Холодильная техника и технология. – Одесса: ОГАХ, 2009. – №8. – С. 60-67.

АНАЛИЗ ПРИМЕНИМОСТИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ВЫБОРЕ ПАРАМЕТРОВ ЧИСЛЕННОГО РЕШЕНИЯ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ УРАВНЕНИЙ

Л.И. Короткая, К.Г. Семёнова

ГВУЗ «Украинский государственный химико-технологический университет»

В решении задач искусственного интеллекта нейронные сети (НС) находят всё более широкое применение. Алгоритм вычисления долговечности конструкций, эксплуатирующихся в агрессивных средах с изменяющейся геометрией элементов, предполагает совместное решение задачи напряжённо-деформированного состояния и системы дифференциальных уравнений (СДУ). На точность решения задачи существенное влияние оказывает выбор конкретного значения шага интегрирования СДУ. При нерегулируемом параметре интегрирования и при различном запасе прочности, возможны расхождения получаемого результата долговечности системы численным и аналитическим методами от 0,3 до 15%. В связи с этим представляется актуальным создание регулятора, который позволил бы определить значение шага интегрирования на основании входной информации о параметрах агрессивной среды, геометрических характеристиках сечений, запаса прочности и требуемой точности решения. В данной работе в качестве такого регулятора предлагается использование НС.

При практической работе с НС приходится экспериментировать с большим числом различных архитектур сетей и алгоритмов их обучения. Главным показателем качества результата обучения НС является контрольная ошибка. Для сетей с приблизительно равными ошибками целесообразно выбирать ту, которая имеет более простую архитектуру [1]. В данной работе было рассмотрено две сети: с одним и двумя скрытыми слоями в последовательном режиме обучения. Порядок представления примеров обучения для разных эпох изменялся случайным образом для предотвращения замкнутых циклов в процессе эволюции синаптических весов. Проблема многослойного персептрона с одним скрытым слоем состоит в том, что нейроны взаимодействуют на глобальном уровне. С одной стороны, в сложных задачах такое взаимодействие усложняет повышение качества аппроксимации в одной точке без явного ухудшения в другой, а с другой – при наличии двух скрытых слоев процесс аппроксимации становится более управляемым.

Авторам представляется целесообразным использование многослойного персептрона, обучение которого проводилось с учителем с помощью алгоритма обратного распространения ошибки. Успех применения нейронной сети обычно требует проведения значительного числа экспериментов. Несомненно, важным фактором является выбор учебных данных. Множество образцов должно обладать наибольшей информационной насыщенностью и минимальной зашумлённостью. Следующим важным аспектом использования НС является представление числа обучаемых образцов для каждой эпохи. Очевидно, что при недостаточном числе образцов сеть будет плохо натренирована, но и чрезмерное их количество может привести к так называемому параличу сети. Кроме того, для ускорения обучения сети целесообразно проводить кросс-проверки, что позволяет контролировать на определённых этапах процесс обучения сети. Ещё один вопрос, возникающий перед проектировщиком НС – это выбор функции активации. В данной работе рассматривались две сигмоидальные функции: логистическая и гиперболический тангенс.

Использование НС для определения параметров численных процедур дает основание квалифицировать созданную информационную систему, предназначенную для решения задач долговечности корродирующих конструкций с заданной точностью получаемого решения как интеллектуальную.

Литература

1. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 221 с.

ВИЗНАЧЕННЯ КРИТЕРІЇВ ПОДІБНОСТІ В ЗАДАЧАХ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗАСОБІВ НЕЙРО-НЕЧІТКОГО МОДЕЛЮВАННЯ

П.Д. Лежнюк, О.Ю. Петрушенко

Вінницький національний технічний університет

Обчислювальний процес пошуку оптимальних параметрів будується за схемою, коли у відповідність до прямої задачі оптимізації ставиться і розв'язується двоїста їй задача [1]. У нашому випадку двоїстими змінними є критерії подібності досліджуваного процесу[2]. Ефективність обчислюваного процесу залежить від розмірності прямої задачі оптимізації, зокрема, від співвідношення між кількістю членів математичної моделі m і параметрів n , що оптимізуються. *Метою даної роботи є підвищення ефективності процесу розв'язування оптимізаційних задач великої розмірності шляхом використання засобів нейро-нечіткого моделювання.*

Пряма задача оптимального керування формулюється таким чином:
мінімізувати

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m_1} a_i \cdot \prod_{j=1}^n x_j^{\alpha_{ji}} \tag{1}$$

за умов

$$q_k(x) = \sum_{i=m_k+1}^{m_{k+1}} a_i \prod_{j=1}^n x_j^{\alpha_{ji}} \leq G_k, \quad k = \overline{1, p} \tag{2}$$

$$x_j > 0, \quad j = \overline{1, n},$$

де $f(x)$ – деякий узагальнений критерій оптимальності; x_j – змінні параметри; a_i, α_{ji} – постійні коефіцієнти; m_1 – кількість складових цільової функції (1); m_{k+1} – кількість складових k -го обмеження (для зручності використовується суцільна нумерація членів математичної моделі).

Відповідна двоїста задача оптимального керування формулюється таким чином [1]:
максимізувати

$$d(\pi) = \prod_{i=1}^m \left(\frac{a_i}{\pi_i} \right)^{\pi_i} \prod_{k=1}^p \left(\frac{\lambda_k}{G_k} \right)^{\lambda_k} \tag{3}$$

за умов

$$\mathbf{b} \mathbf{p} = \mathbf{b}, \tag{4}$$

де

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \dots & \alpha_{1m} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \alpha_{23} & \dots & \alpha_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{n1} & \alpha_{n2} & \alpha_{n3} & \dots & \alpha_{nm} \\ \alpha_{n+1,1} & \dots & \alpha_{n+1,m_1} & \dots & 0 \end{pmatrix} \text{ – матриця показників степені (розмірності) змінних } x;$$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} \pi_1 \\ \pi_2 \\ \pi_3 \\ \dots \\ \pi_m \end{pmatrix} \text{ – вектор критеріїв подібності; } \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix} \text{ – вектор вільних членів;}$$

$$\lambda_k = \sum_{i=m_k+1}^{m_{k+1}} \pi_i \text{ – нормовані множники Лагранжа.}$$

Тут розглядаються задачі, коли $m \gg n$, тобто матриця \mathbf{a} прямокутна і система рівнянь (4) невизначена. В цьому випадку розв'язок системи рівнянь (4) відносно критеріїв подібності можна отримати у вигляді:

$$\mathbf{p}_3 = \mathbf{v}_0 + \sum_{j=1}^t \pi_{nj} \mathbf{v}_j, \quad (5)$$

де p_3 і π_{nj} – залежні і незалежні (базові) критерії подібності; \mathbf{v}_0 – вектор нормалізації; \mathbf{v}_j – вектор нев'язки; $t=m-n-1$ – міра складності задачі критеріального програмування.

В (5) вектори нормалізації \mathbf{v}_0 і нев'язки \mathbf{v}_j визначаються з матриці \mathbf{a} в результаті перетворення її методом Гаусса-Жордана відносно залежних змінних \mathbf{p}_3 .

Суть застосування методу нейро-нечіткого моделювання полягає в тому, що незалежні критерії подібності π_{nj} в (5) розглядаються як такі, що за своїм змістом відповідають функції належності μ . Функція належності як і критерій подібності змінюється від 0 до 1. Отже, можна провести аналогію між функцією належності та критерієм подібності. Схожість функції належності і критерію подібності дозволяє використовувати функції належності замість критеріїв подібності при визначенні оптимізуючого вектора критеріїв подібності.

Замінімо критерії подібності π_{nj} в (5) функціями належності

$$\mathbf{p}_3 = \mathbf{v}_0 + \sum_{j=1}^t \mu_j \mathbf{v}_j, \quad (6)$$

де μ_j – функції належності для незалежних критеріїв подібності π_{nj} .

Тоді двоїста функція (3) з врахуванням (6) перепишеться в такому вигляді:

$$d(\mu_j) = \prod_{i=1}^m \left(\frac{a_i}{\beta_{i0} + \sum_{j=1}^t \beta_{ij} \cdot \mu_j} \right)^{\beta_{i0} + \sum_{j=1}^t \beta_{ij} \cdot \mu_j} \times \prod_{k=1}^p \left(\sum_{i \in I_k} \left(\beta_{i0} + \sum_{j=1}^t \beta_{ij} \cdot \mu_j \right) \right)^{\sum_{i \in I_k} \left(\beta_{i0} + \sum_{j=1}^t \beta_{ij} \cdot \mu_j \right)}. \quad (7)$$

Запропоновано алгоритми пошуку оптимального значення цільової функції (3) за обмежень (4). Один з них використовується тоді, коли є достатньо велика вибірка ретроспективних даних про можливі оптимальні значення незалежних критеріїв подібності. При цьому використовуються можливості існуючих програмних засобів (MATLAB) з метою автоматизації процесу визначення параметрів функції приналежності. Інший алгоритм полягає в представленні критеріїв подібності у вигляді нечітких множин. Для розв'язку задачі оптимізації критерії подібності представляються у вигляді нечітких множин $\tilde{\pi}_i$. Цей алгоритм використовується тоді, коли є нечітка множина значень незалежних критеріїв подібності та можна самостійно записати правила нечіткого висновку у вигляді системи логічних рівнянь.

Розроблені метод і алгоритми використані для розв'язування задачі визначення поточних і оптимальних значень технічних втрат потужності в електричних мережах, зокрема для тестової схеми електричної мережі 110–220 кВ ІЕЕЕ та схем реальних енергосистем. Отримані результати підтверджують їх ефективність.

Література

1. Астахов Ю.Н., Лежнюк П.Д. Применение критериального метода в электроэнергетике. К.: УМК ВО, 1989. – 137 с.
2. Веников В.А. Теория подобия и моделирования. – М.: Высшая школа, 1976. – 479 с.

ПРО РОЗПАРАЛЕЛЕННЯ ГІБРИДНОГО ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ З ДІЙСНИМ КОДУВАННЯМ

Б.А. Литвин

Інститут прикладних проблем механіки і математики ім. Я. С. Підстригача НАН України

У цій роботі запропоновано розпаралелену модифікацію гібридного генетичного алгоритму з дійсним кодуванням [2]. Генетичні алгоритми (ГА) є засобами стохастичного пошуку, в основі якого лежать принципи “біологічного” відбору, репродукції та мутації [4, 7]. Ці алгоритми успішно використовуються для розв’язання різноманітних прикладних та наукових задач, вони дають можливість побудувати розв’язок за прийнятний проміжок обчислювального часу. Проте існуюча тенденція до подальшого ускладнення задач, викликана потребами сучасності, призводить до збільшення тривалості обчислень. Тому актуальними є різні спроби модифікації ГА з метою його пришвидшення і серед них найбільш ефективною, на даний час, є розробка процедур розпаралелення [3]. Доцільність цього підходу пояснюється також широким розповсюдженням багатоядерних процесорів у новітніх комп’ютерних системах.

Типова схема генетичного алгоритму передбачає формування початкової популяції особин, з якої генерується нова популяція за допомогою генетичних операторів селекції, схрещування та мутації, що триває доти, поки не виконається заданий критерій зупинки. Особина у ГА характеризується хромосомою та пристосованістю, що є певним поданням оптимізаційних параметрів і значення цільової функції. Традиційно ГА використовують бінарне кодування хромосом [4]. Однак, багато практичних задач передбачають знаходження оптимальних параметрів, які приймають дійсні значення. Для розв’язання таких задач оптимізації широкої популярності набули ГА з дійсним кодуванням [7, 8]. Для останніх характерною особливістю є різноманіття операторів схрещування і мутації, поєднання яких дозволяє підвищити ефективність розв’язання задач [5, 6].

Розглянемо таку задачу оптимізації:

$$f(x) \rightarrow \min; x \in \Omega \subset R^n, \Omega: a_i \leq x_i \leq b_i, i = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

де цільова функція $f(x) \geq 0$. Останнє обмеження зумовлене особливістю реалізації операторів селекції [2]. Відзначимо, що у багатьох практичних задачах оптимізації, зокрема, задачах параметричної оптимізації режимів керування механічних систем [1], цільова функція характеризує енерговитрати системи, а тому таке обмеження є припустимим. У розробленій модифікації ГА поєднано низку відомих операторів схрещування і мутації: а) оператори схрещування – Unimodal Normal Distributed Crossover (UNDX), одноточкового, Simulated Binary Crossover, BLX- α , двоточкового, арифметичного; б) оператори мутації – неоднорідної, Гауса, Мугленбейна, числового зсуву [5-8]. Ці оператори схрещування і мутації послідовно застосовуються під час рекомбінації хромосом, за якої заміна хромосом предків на хромосоми потомків відбувалась лише у випадку покращення пристосованості особин у популяції.

Запропонована процедура розпаралелення ГА ґрунтується на методиці “Master-Slave” [3], згідно з якою використовується одна спільна популяція особин (як у звичайному послідовному ГА), а обчислення пристосованості особин розподіляються між декількома процесорами. Розроблена модифікація ГА реалізована у вигляді багатопотокового програмного модуля (розробленого в середовищі Delphi 7 у рамках Windows XP) де кількість “slave” потоків є вхідним параметром алгоритму. У “master”-потоці відбувається наступне: 1) будується початкова популяція; 2) застосовується селекція з метою побудови пулу особин для подальшої рекомбінації; 3) створюються та запускаються “slave”-потоки для виконання рекомбінації хромосом (побудови нової популяції); 4) очікується закінчення роботи “slave”-потоків; 5) перевіряється критерій завершення алгоритму (якщо критерій не виконується, то переходимо до пункту 2, інакше – хромосома з найкращою пристосованістю буде розв’язком). Кожен “slave”-потік формує свою частину нової популяції. У запропонованому алгоритмі кількість особин у пулі для схрещування співпадає з розміром популяції. Популяція розбивається

на N рівних частин, де N – кількість потоків. Кожен j -й потік формує N_{popul}/N особин. Кожна нова особина генерується шляхом послідовного застосування з певною ймовірністю операторів схрещування та мутації до трьох особин (UNDX-схрещування використовує 3 особини для схрещування), де перша особина вибирається послідовно з відповідної частини пулу схрещування, дві інші різні хромосоми – випадково з усього пулу схрещування (N_{popul} – розмір популяції). Далі до вибраної трійки хромосом застосовуються оператори схрещування та мутації, як у [2].

Тестування запропонованої розпаралеленої числової схеми ГА проводилось на комп'ютерах з процесорами Intel Pentium T2080 (2 ядра) і Intel Core I5-860 (4 ядра). Метою тестування було дослідити працездатність схеми та прискорення при переході до багатопотокового виконання ГА. Алгоритм тестувався при кількості потоків від 1 до 4-х, а також порівнювався з відповідною послідовною версією алгоритму [2]. Тестування здійснювалось для узагальненої функції Розенброка [5] розмірності $n=300$, розміру популяції 500, максимальної кількості епох 200. Як свідчать числові експерименти, порівняно з одним потоком час виконання процедури у багатопотоковій реалізації був суттєво зменшений. Так, на 2-ядерному процесорі з 2-ма потоками час обчислення зменшився в 1.67 рази, для 4-ядерного процесора з 4-ма потоками час обчислення зменшився у 2.2 рази. Зазначимо також, що час виконання процедури з 3-ма потоками виявився меншим порівняно з 4-ма потоками. При цьому, завантаження процесора під час виконання ГА на 4-ядерному процесорі 4-ма потоками не перевищувало 70%. Було досліджено причини неповного завантаження процесора у багатопотоковому виконанні. Числові експерименти показали, що динамічне виділення пам'яті в одному потоці тимчасово призупиняє інші потоки, що очікують виділення пам'яті. Оптимізація числової процедури, під час якої всі тимчасові об'єкти створювались до запуску потоків, дозволила завантажити процесор до 97-99%. При цьому, прискорення виконання ГА зросло до 2.9. Для підвищення складності досліджуваної цільової функції у відповідний програмний модуль вводились певні цикли затримки, що передбачали виконання заданої наперед кількості операцій множення. У випадку 1000 таких додаткових операцій для 4-х потоків прискорення складало 3.55, а при 10000 додаткових операцій прискорення становило 3.89. Також з'ясувалось, що розпаралелений ГА порівняно з послідовним [2], навіть у разі однопотокового його виконання на комп'ютері з багатоядерними процесорами, працював на 13% швидше.

Отже, розроблено паралельну модифікацію гібридного генетичного алгоритму з дійсним кодуванням. Числовими експериментами показано, що для ефективного використання можливостей розпаралелення у програмних модулях, які реалізують потоки, слід уникати операцій динамічного виділення пам'яті. У перспективі, запропоновану паралельну числову схему ГА доцільно використати до розв'язання задач параметричної оптимізації руху нелінійних механічних систем, зокрема, локомотивних систем антропоморфного типу [1].

Література

1. Демидюк М.В., Литвин Б.А., Голуб Б.А. Параметрична оптимізація ходи двоногого робота // Мат. методи та фіз. мех. поля. – 2005. – 48, № 3. – С. 162–171.
2. Литвин Б.А. Про одну модифікацію гібридного генетичного алгоритму з дійсним кодуванням у задачах оптимізації // Вісник Львів. Ун-ту, Серія прикл. матем. інформ. 2009. Вип. 15. С. 313–324.
3. Cantú-Paz E. A Survey of Parallel Genetic Algorithms / E. Cantú-Paz // Calculateurs Paralleles, Reseaux et Systems Repartis, – 1998. – vol. 10, No. 2. – P. 141–171.
4. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems // The MIT Press: London, 1992. – 228 p.
5. Herrera F., Lozano M., Sánchez A. M. Hybrid crossover operators for real-coded genetic algorithms: an experimental study // Soft Comput. – 2005. – No 9. P. 280–298.
6. Nakanishi H., Kinjo H., Oshiro N. Searching performance of a real-coded genetic algorithm using biased probability distribution function and mutation // Artif. Life Robotics. – 2007. – No 11. P. 37–41.
7. Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. 3rd // Springer-Verlag: New York, 1998. – 387 p.
8. Wright A.H. Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization // Foundations of Genetic Algorithms / Rawlings G.J.E. ed., Morgan Kaufman. – San Mateo (California). – 1991. – Vol. 1. P.205-228.

АНТИ-DIKW

О.В. Малышев

Институт проблем математических машин и систем НАН Украины

Сложившаяся в настоящее время «мода» на повсеместное и интенсивное использование понятий «знания» и «информация» имеет один недостаток – она существует в условиях, когда её приверженцы прямо или косвенно признают, что глубинная сущность этих понятий им до конца не ведома, но необходимая в связи с этим «разъяснительная» работа как бы откладывается «на потом». Когда в научной литературе без необходимых уточнений встречаются, например [1], такие фразы:

«...в качестве «сырья» в современное производство включаются также информация и знания, а также средства их переработки...»;

«...в качестве товара ... могут выступать знания и информация», складывается впечатление, что «информация» и «знания» упоминаются как сущности одного плана и от их «перестановки» абсолютно ничего не меняется.

Очевидно, что использовать слова «информация» и «знания» как синонимы – не лучшая практика. В частности, это прямо влечёт за собой «размывание» предметов таких уважаемых дисциплин, как «управление данными» и «управление знаниями». Стало быть, эти разные понятия следует «развести», закрепив за каждым из них свой чёткий смысл. При этом «теоретически» возможны такие варианты:

1. Объёмы рассматриваемых понятий как-то «пересекаются», т.е. допускается существование таких объектов, которые являются:
знаниями, но не информацией;
информацией, но не знаниями;
информацией и знаниями одновременно.
2. Информация полностью поглощает знание, т.е. любое знание есть информация, но не всякая информация есть знание.
3. Знание полностью поглощает информацию, т.е. любая информация есть знания, но не всякое знание есть информация.

Справедливость первой модели была бы легко доказана, если бы были приведены убедительные (т.е., не вызывающие ни у кого возражений) примеры объектов каждого из трёх указанных типов. Сделать это, по крайней мере, в данной работе, мы затрудняемся.

В пользу второй модели выступает известная концепция DIKW [2] (от англ. **D**ata, **I**nformation, **K**nowledge, **W**isdom — данные, информация, знания, мудрость), устанавливающая т.н. информационную иерархию или иерархию знаний (иногда используются образы «информационной пирамиды» или «пирамиды знаний» [3]). Известны модификации «классической» DIKW - например, в [4] «знание» (knowledge) и «мудрость» (wisdom) разделяет «понимание» (understanding),

Конечно, пирамида – это уже красиво. Но давайте разберёмся с её предлагаемыми уровнями, заглянув в англоязычную Wikipedia [5].

Что есть «данные»? В контексте DIKW данные понимаются как символы или знаки, представляющие стимулы или сигналы. Более подробно, различаются данные как факт (Data as Fact), данные как сигнал (Data as Signal), данные как символ (Data as Symbol).

Что есть «информация»? В контексте DIKW информация отвечает определению «описанного знания» и, в отличие от данных, является полезной, практичной (useful). Кроме того, оказывается, что информация – это организованные, структурированные данные. Для отделения информации от данных зачем-то противопоставляются понятия «структурированный» и «функциональный» (Structural vs. Functional), «символический» и «субъективный» (Symbolic vs. Subjective). Интересен приведённый пример: «Шум, который я слышу – это данные. Значение этого шума - информация».

Что есть «знание»? Ответ на это вопрос начинается с признания двух фактов: 1) дать определение понятию «знание» весьма затруднительно и 2) «знание» обычно определяют,

ссылаясь на «информацию». Но здесь же приводится и другое мнение – знание не является объектом изучения информатики (information science), любое знание является неявным (tacit), т.е. не выразимым словами, результатом извлечения и фиксации (capture) неявного знания является информация. Кроме того, цитируется и такое высказывание: знание – это способность действовать правильно (doing things right).

Что есть «мудрость»? Из россыпи приведенных мнений можно привести, например, такое: мудрость – это способность повышать результативность (ability to increase effectiveness).

В русскоязычной Википедии в статье «DIKW» [6] говорится, что концепция строится по следующему простому принципу: в предлагаемой иерархии каждый уровень добавляет определенные свойства к предыдущему уровню. Утверждается, что:

информация к основанию (уровню данных) добавляет контекст;

знание добавляет «как» (механизм использования);

мудрость добавляет «когда» (условия использования).

К сожалению, с этим нельзя согласиться, по крайней мере, по двум причинам:

- 1) понятия «контекст», «механизм использования», «условия использования», не будучи определёнными, не могут служить критериями отделения информации от данных, знания от информации, мудрости от знания. Признавая неизбежность «непонятное объяснять понятным образом через еще более непонятное» [7], следует констатировать, что в данном случае отсутствует элемент «понятным образом»;
- 2) англоязычный текст недвусмысленно указывает на то, что «знание» - это гораздо более ёмкое понятие по сравнению с «информацией». В наших терминах это звучало бы так: информация – это всегда знание; знание – не всегда информация.

Кроме того:

попытка отделения «информации» от «данных» представляется не вполне мотивированной, а предлагаемые критерии - неубедительными;

мудрость, как некоторое качество знания, и есть способность «действовать правильно», а не «повышать результативность».

Основываясь на сделанных замечаниях, приходится сделать вывод о том, что концепция DIKW является несостоятельной.

В работе [8] предложена прямо противоположная концепция «воплощённого знания», согласно которой любая часть Мира (реальный объект) и Мир в целом являются воплощением некоторого знания. Принятие этой концепции предполагает:

отказ от попыток дать «строгое» определение понятия «знания», которое по сути своей является философской категорией;

предельное расширение сферы возможного применения дисциплины «управление знаниями», поскольку объектом управления, в отличие от «управления данными», может оказаться объект любой природы, что, как представляется, вынуждает по-новому взглянуть на прагматику, методы и средства управления знаниями.

Литература

1. Теслер Г. С. Новая кибернетика. – К.: Логос, 2004. – 404 с.
2. Ackoff, R. L., "From Data to Wisdom", Journal of Applied Systems Analysis, Volume 16, 1989 p 3-9.
3. Sharma N. The Origin of the "Data Information Knowledge Wisdom" Hierarchy. - http://www-personal.si.umich.edu/~nsharma/dikw_origin.htm. - [Updated: February 4, 2008].
4. Bellinger G., Castro D., Mills A. Data, Information, Knowledge, and Wisdom. - <http://www.systems-thinking.org/dikw/dikw.htm>.
5. DIKW. - <http://en.wikipedia.org/wiki/DIKW>.
6. DIKW. - <http://ru.wikipedia.org/wiki/DIKW>.
7. Налимов В. В., Дрогалина Ж. А. Реальность нереального. Вероятностная модель бессознательного. – М.: Издательство «Мир идей», АО АКРОН, 1995. – 432 с. С илл.
8. Малышев О.В. Воплощенное знание // Математичні машини і системи, 2009. - № 1. – С. 55-69.

РЕАЛІЗАЦІЯ ФУНКЦІЙ МОДЕЛІ НЕЙРОНА

Т.Б. Мартинюк¹, Л.М. Куперштейн²

¹Вінницький національний технічний університет,

²Вінницький фінансово-економічний університет

Останніми роками досить активно проводяться ученими у всьому світі роботи по розробці систем штучного інтелекту та дослідженню проблем його реалізації. Одним із перспективних підходів до реалізації його функцій є нейрокібернетичний підхід, тобто побудова програмно-апаратних систем на базі адаптивних, самонавчаючихся нейронних мереж [1]. Одними з основних проблем у даному напрямку є адекватне відтворення основних функцій біологічного нейрона як основної функціональної та структурної одиниці інтелекту. Найбільш поширеною операцією, яку виконують вузли нервової системи людини, є інтегрування нервових сигналів, яка у штучних аналогах найчастіше реалізовується за допомогою операції математичного підсумовування. Ця операція в свою чергу є важкорозпаралелюваною та виконується послідовним формуванням суми оброблюваних операндів, що призводить до збільшення часу обробки нервових сигналів.

Тому адекватна реалізація основних функцій нейронів, а також методів паралельної нейроподібної обробки даних, які забезпечили б підвищення продуктивності обробки інформації та розширення областей їх ефективного використання за рахунок додаткових функціональних можливостей, є досить актуальним і перспективним напрямком наукових досліджень.

Також при реалізації функцій нейрона є досить важливим їх відтворення з максимальним наближенням до біологічного аналога, а саме реалізація механізму латерального гальмування, який відповідає за „гостроту” сприйняття, особливо зорової системи [2].

Одним із перспективних та ефективних методів розпаралелення операції підсумовування є відомий принцип різницевого зрізів (РЗ), коли у кожному j-му циклі формується відповідний РЗ A_j виду:

$$A_j = \{a_{ij}\}_{i=1}^n = \{a_{i,j-1} - q_j\}_{i=1}^n, \quad (1)$$

де $a_{i,0}$ – i-й елемент початкового векторного масиву A_0 ; q_j – загальна частина РЗ A_{j-1} , тобто його мінімальний елемент. Надалі отриманий РЗ A_j є вхідним векторним масивом для наступного (j+1)-го циклу. Тобто, суть такої позрізової обробки полягає у виділенні загальної частини всіх додатків масиву операндів і формуванні відповідних РЗ в процесі циклічної реалізації з поступовим зменшенням кількості первісних операндів до моменту отримання нульового залишку [3].

Такий підхід дозволяє реалізувати базові функції штучного нейрона, а саме зважене паралельне алгебраїчне підсумовування та нелінійне перетворення, а саме функцію одиничного стрибка. Математичну модель такого варіанту реалізації з використанням РЗ можна зобразити таким чином [4]. Вихідний сигнал Y нейрона описується пороговою функцією активації:

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{якщо } S = \sum_{i=1}^n \pm a_i \geq p, \\ 0, & \text{в протилежному випадку,} \end{cases} \quad (2)$$

де, $\pm a_i$ – i-ий додатний чи від’ємний зважений елемент вхідного векторного масиву нейрона, n – кількість елементів у масиві, p – поріг обробки.

Суму елементів вхідного масиву можна визначити у такий спосіб:

$$\sum_{i=1}^n (\pm a_i) = S = \pm S_1 + (\pm S_2) + \dots + (\pm S_N), \quad (3)$$

де $\pm S_j$ – поточна часткова різниця зі знаком, сформована у j-му циклі обробки, причому

$$S_j = S_j^+ - S_j^- = q_j^+ \cdot d_j^+ - q_j^- \cdot d_j^-, \quad j = \overline{1, N} \quad (4)$$

де S_j^+ , S_j^- – поточні часткові суми відповідно додатних та від’ємних масивів, d_j – кратність загальної частини у j-му циклі обробки.

При цьому в процесі оброблення формується поточний поріг Δ_j виду

$$\Delta_j = \Delta_{j-1} - (\pm S_j), \Delta_0 = p, j = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

Крім того, в кожному циклі виконується перевірка співвідношення

$$\Delta_j \leq 0. \quad (6)$$

На рис. 1 наведено приклад нейроподібної обробки даних з використанням РЗ за (1)–(6).

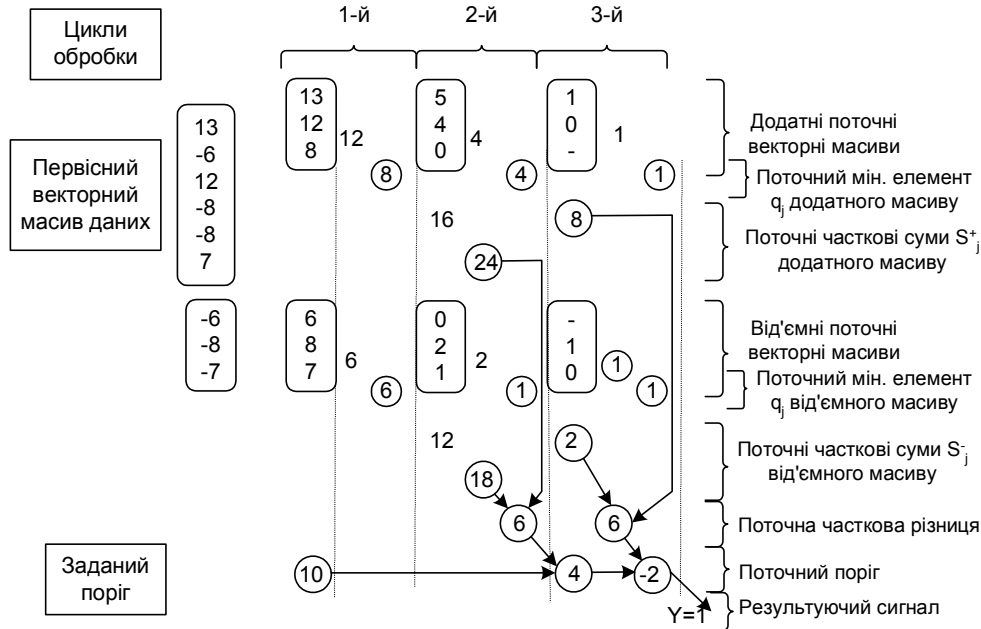


Рис. 1 – Приклад порогового паралельного алгебраїчного підсумовування елементів векторного масиву даних за РЗ

Такий спосіб порогового паралельного алгебраїчного підсумовування, який дозволяє модифікувати модель нейрона з латеральним гальмуванням, забезпечує більш широку область ефективного застосування. Він відрізняється паралельним формуванням поточних часткових сум додатних та від'ємних елементів масиву, формуванням поточної часткової різниці, а також порівнянням її із поточним порогом у кожному циклі обробки. Це призводить до зменшення тривалості процесу порогової обробки даних за рахунок формування у кожному циклі обробки поточного підсумового сигналу, який дорівнює одиниці тільки тоді, коли отримана поточна величина у вигляді поточної часткової різниці більша або дорівнює порогові обробки. За рахунок цього відсутня необхідність у формуванні кінцевої накопиченої різниці елементів додатного та від'ємного масивів, якщо отримане в процесі підсумовування одиничне значення результуючого сигналу. Така реалізація суматорної та активаційної функцій нейрона, які виконують обробку як підсилюючих, так і гальмуючих зважених сигналів векторного масиву, забезпечує їх ефективне використання у нейроподібних структурах типу ART, MAXNET, когнітрон, неоконітрон, які за реакцією та деякими функціями наближаються до біологічних аналогів [5].

Література

1. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры : Учеб. пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000. – 258 с.
2. Фомин С.В. Математические проблемы в биологии. – М.: Наука, 1973. – 200 с.
3. Мартинюк Т.Б. Рекурсивні алгоритми багатооперандної обробки інформації. Монографія. – Вінниця: Універсум – Вінниця, 2000. – 216 с.
4. Патент № 73776, МПК7 G06G7/14. Спосіб порогового паралельного алгебраїчного додавання тривалостей групи часових інтервалів / Т.Б.Мартинюк, В.В. Хом'юк, Л.М. Куперштейн. - № 2003010394; Заявлено 16.01.2003; Опубл. 15.09.2005, Бюл. №9.- 14с.
5. Васюра А.С., Мартинюк Т.Б., Куперштейн Л.М. Методи та засоби нейроподібної обробки даних для систем керування. Монографія. – Вінниця: УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2008. – 175 с.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ КЛАССИЧЕСКОГО И ХАОТИЧЕСКОГО ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ В ЗАДАЧАХ ГЛОБАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ

А.И. Михалев, Ю.В. Бабенко

Национальная металлургическая академия Украины

Известно, что ни один из существующих детерминированных методов оптимизации не является эффективным при решении задач глобальной оптимизации. В связи с этим для решения подобных задач широкое распространение получили методы эволюционного поиска. Одним из алгоритмов, реализующим стратегию эволюционного поиска, на практике доказавшего свою эффективность, является генетический алгоритм (ГА) [1,2].

В данной работе ставится задача исследования процессов глобальной оптимизации многоэкстремальных функций при использовании различных генераторов псевдослучайных чисел, а также проводится сравнение классического ГА и его хаотической модификации. В качестве алгоритма решения оптимизационной задачи предлагается использовать классический ГА и ГА с хаотическим механизмом в мутации, именуемый далее как хаотический ГА. Существенная особенность данной модификации заключается в замене стохастического оператора на хаотический [3,5].

Сравнение результатов работы ГА и его хаотической модификации проводилось на многоэкстремальных функциях Растригина, Швифеля и Гривонка [3].

Исследована работа трех генераторов случайных чисел: генератор Мерсена, линейный конгруэнтный генератор и генератор Фибоначчи с запаздыванием. Все они, а также отдельно исследованный линейный конгруэнтный генератор (Urand) [4], были использованы при реализации ГА.

Получено, что классический ГА хорошо справляется с задачей глобальной оптимизации, хотя и имеет разные скорости определения глобального минимума при использовании различных генераторов случайных чисел, в частности, при минимизации функции Гривонка только генератор Urand показал наилучшую сходимость к минимуму. В то же время, хаотическая модификация ГА, основанная на применении хаотического генератора в механизме мутации, требует дальнейшего исследования. При этом выявлена принципиальная возможность такого подхода к организации процессов мутации и кроссовера. Показано [3], что хаотический ГА может быть достаточно эффективным при зашумленных многоэкстремальных оптимизируемых функциях и/или в условиях полной неопределенности с точки зрения задания самой функции, например, в задачах экстремального управления.

Литература

1. Панченко Т. В. Генетические алгоритмы. Учебно-методическое пособие / под ред. Ю. Ю. Тарасевича. — Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. — 87 с.
2. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л.: Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Горячая линия – Телеком, 2006. – 383 с.
3. Михалёв А.И., Бабенко Ю.В. Исследование и сравнительный анализ классического и хаотического генетических алгоритмов в задачах глобальной оптимизации // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. – Выпуск 3(74). – Днепропетровск, 2011. – С.106-112.
4. Форсайт Дж., Малькольм М., Моулер К. Машинные методы математических вычислений. – М: Издательство «Мир», 1980. – 279 с.
5. Михальов О.І., Гуда А.І., Дмитрієва І.С. Особливості моделювання та ідентифікації хаотичної системи Ресслера зі збуреннями. // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. – Выпуск 2(67). – Днепропетровск, 2010. – С.114 – 118.

ВИЯВЛЕННЯ ОДНОРІДНИХ ГРУП ЕКСПЕРТІВ В СИСТЕМНО-АНАЛІТИЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ ЗА ІНДУКТИВНОЮ ПРОЦЕДУРОЮ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ

В.В. Осипенко

Національний університет біоресурсів і природокористування України

В комплексних системно-аналітичних дослідженнях (САД) велику роль відіграють групи експертів верхнього рівня [1], одним із головних завдань яких є побудова так званих експертних матриць результатів досліджень. З бурхливим розвитком автоматизованих інформаційно-аналітичних систем цим питанням в останні роки приділяється значна увага. Наприклад, у [2] запропоновано алгоритм для визначення компетентності експертів на основі аксіоми незміщеності. У [3] для оцінки компетентності експертів і дотичних питань в сфері трансферу технологій запропоновано підхід, який базується на методології нечітких множин. Але в загальній проблематиці САД необхідно вирішувати паралельно декілька складніших задач, про які сказано нижче. Тому в додатку до роботи [4] цілком слушним є зауваження про доцільність і ефективність застосування методів кластерного аналізу для вирішення завдань подібного класу.

Тут пропонується оригінальний підхід до вирішення задачі виявлення однорідних експертних груп в САД з одночасним вибором найголовніших параметрів результату при проектуванні САД із застосуванням індуктивного підходу в процедурах кластерного аналізу.

Постановка задачі вибору однорідних груп експертів в САД

Для участі в проекті системно-аналітичного дослідження необхідно відібрати певну кількість (можливо декілька груп) експертів $m^* \leq m$ (m – стартова кількість учасників експертних змагань) на основі обов'язкової кваліфікаційної сесії, яка повинна передувати відбору групи експертів для подальшої участі в проекті системно-аналітичного дослідження та відібрати $n^* \leq n$ майбутніх проектних вимог, які є для запланованого САД найважливішими з точки зору вибраних експертів.

Отже, з позицій загальної постановки задачі кластерного аналізу в широкому сенсі, тобто, вибору найкращої кластеризації і оптимального ансамблю інформативних ознак [5], нашу проблему вибору однорідних груп експертів в САД можна сформулювати так.

Нехай задано вектор x_{0j} , $j=1, \dots, m$ кваліфікаційних рейтингів (цільові ознаки) експертів, присвоєних їм на основі їхнього попереднього досвіду, а також задані вхідні ознаки $x_{ij} \in X$, $i=1, \dots, n$, $j=1, \dots, m$. Це можуть бути, наприклад, значення «ключів» тестових завдань експертам на відбірковій кваліфікаційній сесії. Тобто, X – множина всіх тестів, до якої можуть бути включені й завдання, які не є імперативними для запланованого дослідження, але дотично можуть мати певне відношення до його тематики. Отже, загальний вид вхідних даних є таким:

$$\tilde{X} = (x_{0j} : X), j = \overline{1, m}. \quad (1)$$

Необхідно:

- 1) класифікувати експертів на $k^* \leq m$ однорідних кластерних груп за результатами поточної кваліфікаційної сесії та відібрати $m^* \leq m$ експертів для подальшої участі в САД (вочевидь, значення m^* надалі може визначати розмірність матриці експертних оцінок цільового результату системно-аналітичного дослідження);
- 2) відібрати підмножину $\{x_l^*\} = X^* \subset X$, $l=1, \dots, n^*$, $n^* \leq n$ тестів, яка найкращим чином в сенсі заданого критерію оптимальності дозволяє класифікувати експертів за групами і потім побудувати експертну матрицю майбутнього «еталонного» результату САД (в термінах кластерного аналізу – $\{x_l^*\} = X^*$ – ансамбль інформативних ознак).

Алгоритм індуктивного кластерного аналізу з цільовою ознакою в САД

Алгоритм реалізує одну з процедур кластер-аналізу й в загальних рисах є таким.

1. Згідно методології методу групового урахування аргументів (МГУА) [див., напр. 6], виконується розбиття (1) на дві частини для застосування принципу зовнішнього доповнення в критерії оптимальності кластеризації. Підготовлена загальна матриця \tilde{X} матиме умовний вид:

$$\tilde{X} = (x_{0j}^A \vdots X^A) \cdot (x_{0j}^B \vdots X^B) . \quad (2)$$

2. Виконується налаштування однієї з процедур кластеризації (наприклад, алгоритму агломеративної кластеризації Ланса-Уільямса) відповідно до природи \tilde{X} .

3. Виконується кластеризація \tilde{X} незалежно на підвибірках A і B об'єктів в просторах X^A , X^B за однією із схем багаторядних алгоритмів МГУА [6]. Центри отриманих кластерів проєктуються на вісь x_0 і, при умові $k_t^{(A)} = k_t^{(B)} = K_t$ (t – деякий поточний номер кластеризації), обчислюються значення критерію оптимальності, який в найпростішому випадку може мати вид:

$$\rho^2(\dot{m}) = \sum_{k=1}^{K_t} (\dot{m}_k^A - \dot{m}_k^B)^2 \rightarrow \min , \quad (3)$$

де \dot{m}_k^A – центр k -го кластера в кластеризації за описом X^A на осі x_0 ; \dot{m}_k^B – центр k -го кластера в кластеризації за описом X^B також спроектованого на вісь x_0 , тобто \dot{m}_k^A і \dot{m}_k^B обчислені за значеннями цільових ознак x_{0j}^k об'єктів k -х кластерів на A і B відповідно. Критерій (3), зазвичай, нормується в інтервалі $[0, 1]$ і його можна назвати *критерієм несуперечності кластеризації*.

4. Індуктивна процедура продовжується до тих пір, поки виконується умова:

$$\rho^2(\dot{m})_{s+1} < \rho^2(\dot{m})_s , \quad (4)$$

s – ряд селекції в термінах МГУА. При цьому фіксується значення $k^{*(A)} = k^{*(B)} = K^*$, $K^* \leq m$.

Таким чином, результатом роботи описаної індуктивної процедури є:

- 1) оптимальна кількість кластерів – K^* ;
- 2) підпростір інформативних ознак – найголовніших параметрів результату САД – $\{x_l^*\} = X^*$;
- 3) відповідна $\{x_l^*\}$ оптимальна кластеризація з однорідними групами експертів $S^*(X^*)$.

Література

1. Осипенко В.В. Синтез результатів в системних проєктах аналітичних досліджень за принципами методу групового урахування аргументів // Індуктивні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту. – Херсон: ХНТУ, 2010. – С.117-121.
2. Снитюк В.Е., Рифат М.А. Модели и методы определения компетентности экспертов на базе аксиомы несмещенности // Черкаси: Вісник ЧПІ. 2000. – №4. – С. 121-126.
3. Герасимов Б.М., Евтухова Т.И. Информационно-аналитическое обеспечение трансфера технологий // Автоматизация виробничих процесів. – 2004. – №2 (19). – С. 118-124.
4. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. / Пер. с англ. Р. Вачнадзе. – М.: Радио и связь, 1993. – 279 с.
5. Осипенко В.В. Решение задачи двойной кластеризации на основе самоорганизации // Автоматика. – К.: Наукова думка. – 1988. – № 5. – С. 74–79.
6. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. – К.: Наукова думка, 1984. – 296 с.

ФІЛОСОФСЬКІ АСПЕКТИ КІБЕРНЕТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Є. М. Осінній, Ю. М. Вовкотруб

Черкаський державний технологічний університет

Проблемою штучного інтелекту займаються вчені різних спеціальностей: кібернетики, лінгвісти, психологи, філософи, математики та інженери. При дослідженні проблем, пов'язаних зі штучним інтелектом, вирішується багато основоположних питань, пов'язаних зі шляхами розвитку наукової думки, з впливом досягнень в області обчислювальної техніки і робототехніки на життя майбутніх поколінь людей.

Виділяють три підходи до проблеми вивчення штучного інтелекту: механічний, електронний та кібернетичний. В сучасних наукових дослідженнях широкого розповсюдження набуло кібернетичне моделювання штучного інтелекту. Кібернетичне моделювання використовується і як загального плану евристичний засіб, і як штучний організм, і як система-замінник. Використання кібернетичної теорії зв'язків та управління для побудови моделей у відповідній галузі наукового дослідження обумовлене максимальною спільністю її законів та принципів [1; 2; 3]. Широке використання кібернетичного моделювання дозволяє розглядати цей логіко-методологічний феномен, як невід'ємний елемент інтелектуального клімату сучасної науки [2, 170]. З кібернетичним моделюванням пов'язуються можливі напрямки росту процесів теоретизації різних наук та підвищення рівня теоретичних досліджень.

Аналіз біологічних систем за допомогою кібернетичного моделювання, зазвичай, пов'язують з необхідністю пояснення деяких механізмів їх функціонування (наприклад, функціонування психічної діяльності людини). В цьому випадку система кібернетичних понять та принципів є джерелом гіпотез щодо будь-яких самокерованих систем, оскільки ідеї зв'язків та управління справедливі для цієї області їх застосування.

Відомо, що спроби зрозуміти механізми роботи мозку на основі виявлення принципів, які лежать в основі його діяльності, робились давно. Відомий російський учений і мислитель І. М. Сеченов висловлював ідею про те, що в основі усіх форм психічної діяльності лежить принцип рефлексу. Російським фізіологом І. П. Павловим було розроблено вчення про вищу нервову діяльність, створено метод об'єктивного вивчення мозку і розкрито багато важливих принципів роботи останнього [1, 185]. Як відмічає А. Н. Кочергін [4, 151], “для вивчення мозку як складної функціональної системи важливого значення набуває метод моделювання, який дозволяє розкрити структуру мозку, форму зв'язків нейронів та різних ділянок мозку між собою, принципи нейронної організації, закономірності переробки, передачі, зберігання та кодування інформації в мозку тощо”.

Використання ЕОМ при моделюванні діяльності мозку дозволяє відображати процеси в їх динаміці. Однак у цього методу в даному випадку є свої сильні та слабкі сторони. До сильних сторін відносять: матеріальність, закономірний характер усіх процесів, спільність деяких форм руху матерії, відображення, приналежність до класу динамічних систем, що самоорганізуються, в яких закладені принципи зворотного зв'язку, структурно-функціональна аналогія та здатність накопичувати інформацію. Проте слід вказати і суттєві недоліки, такі як: 1) моделюючому пристрою властиві лише нижчі форми руху – фізична та хімічна, а мозку окрім цього – соціальна та біологічна; 2) процес відображення в мозку людини виявляється в суб'єктивно-свідомому сприйнятті зовнішніх чинників, мислення виникає в результаті взаємодії суб'єкту пізнання з об'єктом в умовах соціального середовища; 3) в мові людини і машини – мова людини має понятійний характер, властивості предметів і явищ позначаються за допомогою мови, а моделюючий пристрій має справу з електричними імпульсами, які співвіднесені людиною з літерами та цифрами.

Таким чином, машина “розмовляє” не на понятійній мові, а на системі правил, яка за своїм характером є формальною, такою, що не має предметного змісту.

Використання кібернетичних методів при аналізі процесів відображуючої діяльності мозку стало можливим завдяки деяким припущенням, що сформульовані американськими

фізіологами У. Мак-Калоком та У. Пітсом. В рамках побудованої ними теорії формальної нервової мережі, вони сформулювали та довели теорему, що названа їх іменами. Теорема Маккалока-Пітса стверджує, що “будь-яка функція природної нервової системи, яка може бути логічно описана за допомогою кінцевого числа слів, може бути реалізована формальною нервовою мережею” [1, 327]. Звідси випливає висновок, що не існує таких функцій мислення, які не можуть бути реалізовані за допомогою формальної нервової мережі, а отже – відтворені машиною. Існуючі моделі, що імітують діяльність мозку (Ферлі, Кларка, Неймана, Комбертсона, Уолтера, Джорджа, Шеннона, Аттли, Берля та ін.) хоча і не враховують якісну специфіку справжніх нейронів, проте з точки зору вивчення функціональної сторони діяльності мозку це є несуттєвим.

Успіхи, досягнуті при вивченні діяльності мозку в інформаційному аспекті на основі моделювання, на думку відомого вітчизняного хірурга М. М. Амосова, створили ілюзію, що проблема закономірностей функціонування мозку може бути вирішена лише за допомогою цього методу. Проте, на його думку, будь-яка модель пов’язана зі спрощенням: не усі функції та специфічні властивості враховуються, відсторонення від соціального, нейродинамічного характеру [5].

До цих пір діалектико-матеріалістичне розуміння мислення спиралося, головним чином, на узагальнені дані психології, фізіології та мовознавства. Дані кібернетики дозволяють поставити питання про більш конкретне розуміння мислення. Інструментом же кібернетики є моделювання. З точки зору теорії моделювання взагалі не має сенсу говорити про повну тождність моделі та оригіналу. Тому не можна стовідсотково змоделювати розумну поведінку чи об’єкт, який здатний мислити.

Розвиток інформаційної техніки дозволив компенсувати людині психофізіологічну обмеженість свого організму в ряді напрямків. “Зовнішня нервова система”, створювана людиною, вже дала їй можливість виробляти теорії, відкривати кількісні закономірності та розширювати межі пізнання складних систем. Штучний інтелект та його вдосконалення є важливим моментом сучасної епохи, коли суспільство не може успішно розвиватися без раціонального управління складними і надскладними системами. Розробка проблем штучного інтелекту є істотним внеском в усвідомлення людиною закономірностей зовнішнього і внутрішнього світу, у їхнє використання в інтересах суспільства.

Література

1. Кибернетика, мышление, жизнь / Под ред. А. И. Берга, Б. В. Бирюкова, И. Б. Новика, И. В. Кузнецова, А. Г. Спиркина. – М.: “Мысль”, 1964. – 511 с.
2. Батороев К. Б. Кибернетика и метод аналогий. – М.: Высшая школа, 1974. – 264 с.
3. Веденов А. А. Моделирование элементов мышления. – М.: Наука, 1988. – 216 с.
4. Кочергин А. Н. Моделирование мышления. – М.: Политиздат, 1969. – 224 с.
5. Амосов Н. М. Алгоритмы разума. – К.: Наук, думка, 1979. – 218 с.
6. Клаус Г. Кибернетика и философия. – М.: Издательство иностранной литературы, 1963. – 532 с.

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ИНФОРМАЦИОННАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ СИСТЕМ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЙ НЕПРЕРЫВНЫХ ОБЪЕКТОВ**В. Д. Павленко, С. В. Павленко**

Одесский национальный политехнический университет

В автоматизированных системах распознавания состояний объектов разной природы все шире используются методы модельной диагностики, основанные на построении информационных моделей объектов контроля (ОК) [1]. При этом математическое описание ОК может быть получено с помощью решения задачи параметрической или непараметрической идентификации по экспериментальным данным наблюдений ОК “вход–выход”. Следует выделить методы, основанные на анализе динамических характеристик ОК, которые несут наиболее полную информацию о их текущем состоянии. Динамические характеристики используются при формировании пространства диагностических признаков, в котором с помощью методов обучения распознаванию образов или нейросетевых технологий строятся диагностические модели классификаторов для косвенной оценки и диагностики состояний ОК.

Реальные ОК, как правило, одновременно обладают и нелинейными, и динамическими свойствами. Поэтому, в качестве информативного описания непрерывных ОК неизвестной структуры (типа “черный ящик”) целесообразно использовать модели Вольтерра., которые характеризуют состояние ОК в виде последовательности инвариантных к виду входного сигнала многомерных ядер Вольтерра (ЯВ) $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$, $k=1, 2, \dots, N$ (N – порядок модели) [2]. Применение подобных моделей позволяет более полно и точно учесть нелинейные и инерционные свойства ОК, делает процедуру диагностики более универсальной, повышает достоверность диагноза.

Диагностическая процедура в этом случае сводится к определению ЯВ по данным эксперимента “вход–выход” и построению на их основе диагностической системы признаков, в пространстве которых с использованием методов статистической классификации строится решающее — диагностическое — правило оптимальной классификации [3].

Реализация метода модельной диагностики сопряжена с решением задачи параметризации непрерывных функций ЯВ. При построении математических моделей непрерывных функций выделяют три уровня описания [4].

1. Исходный уровень, на котором функции $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$, получаемые в результате идентификации ОК, рассматриваются как единое целое.
2. Уровень исходных признаков, на котором функция $w_k(\tau_1, \dots, \tau_k)$ представляется вектором $\mathbf{x}=(x_1, \dots, x_n)'$. Информативные признаки могут быть получены с помощью предварительного преобразования $T_j: C[a, b] \rightarrow R^n$, $j=1, \dots, n$: $x_j = T_j(w_k(\tau_1, \dots, \tau_k))$. В качестве оператора T_j могут применяться ортогональные разложения и интегральные преобразования ЯВ в векторы коэффициентов базисных функций [2, 3]. В простейшем случае оператор T_j является оператором дискретизации $x_j = w_k(t_j, \dots, t_j)$, $t_j = j\Delta t$ (Δt — шаг дискретизации).
3. Уровень преобразованных признаков, получаемых в результате реализации выбранного ортогонального преобразования $L: R^n \rightarrow R_m$ ($m \leq n$), что обеспечивает сокращение размерности пространства признаков. При этом решается задача минимизации количества вторичных признаков при максимальном сохранении информации, содержащейся в исходном описании ОК [5]. Оптимальным в этом смысле является разложение Карунена–Лоэва [4].

Выполнены исследования диагностической ценности – информативности – различных систем признаков в смысле критерия – максимальной вероятности правильного распознавания P_{\max} , реализуемой построенной системой распознавания на подмножестве X' из заданного множества признаков ($X' \subseteq X$) в выбранной системе признаков. Рассматриваются различные системы признаков, полученные на основе диагональных сечений ЯВ $w_k(t, \dots, t)$ порядков k ($k=1, 2, 3$): выборки отсчетов с заданной дискретностью (Vk); эвристические призна-

ки (E_k); моменты μ_r^k порядков r (Mrk); коэффициенты вейвлет–преобразований (Wk) и разложения Карунена–Лоэва (KLk) [2].

Оценка информативности признаков производилась для тестовых ОК средствами компьютерного моделирования в среде MATLAB–SIMULINK. Получены обучающая и экзаменационная выборки для классов ОК, условно годных и негодных по некоторым параметрам, которые определяют соответственно динамические и нелинейные свойства и недоступны для прямых измерений.

Эффективность выбранной совокупности признаков из рассматриваемой системы признаков оценивается по результатам классификации ОК из экзаменационной выборки с помощью построенных одним из алгоритмов обучения решающих правил [3]. Для каждого решающего правила вычисляется вероятность правильного распознавания, на основе которых находится максимальное значение усредненной оценки \bar{P}_{\max} [2]. Таким образом, в результате выполнения процедуры полного перебора исследуемых диагностических признаков определяется наиболее ценный, а также наилучшие сочетания из 2–х, 3–х и т.д. признаков.

Исследования указанных систем признаков показывают, что уже при 3–4–х признаках в комбинации практически реализуется максимальная информативность системы и дальнейший перебор вариантов сочетаний признаков не приводит к значимому росту показателя \bar{P}_{\max} . Если информации, которую содержат эти признаки, достаточно для распознавания заданных классов состояний ОК с приемлемой достоверностью, то остальные признаки можно в дальнейшем не учитывать. Такое сокращение описания упрощает сбор данных, делает классификатор более простым и быстродействующим.

Повышение достоверности диагностирования при использовании нелинейных динамических моделей в виде ЯВ (для рассматриваемого тестового ОК) — диагонального сечения ЯВ 2–го порядка по сравнению с наилучшими результатами диагностирования, полученными на основе линейных динамических моделей ОК, составляет 19%.

Исследована устойчивость показателя информативности признаков к погрешностям оценки ЯВ. Получены усредненные значения показателя \bar{P}_{\max} для систем признаков, полученных на основе ЯВ 2–го порядка $V2$, $E2$, $M2$, $W2$, $KL2$, при различных погрешностях в оценках ЯВ. Высокой помехоустойчивостью обладают системы признаков $E2$, $W2$ и $KL2$, относительно низкой – системы признаков $V2$ и $M2$.

Литература

1. Patton R.J. Model–Based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques / R.J. Patton, C. Fantuzzi, S. Simani – New York: Springer–Verlag, 2003.
2. Павленко В.Д. Информационная технология косвенного контроля и диагностики динамических объектов на основе моделей Вольтерра / В.Д. Павленко // Труды Одесск. политехн. ун–та. – Одесса, 2008. – Вып. 2 (30). – С. 194 – 199.
3. Павленко В.Д. Метод диагностики непрерывных систем на основе моделей в виде ядер Вольтерра / В.Д. Павленко, А.А. Фомин, С.В. Павленко, В.М. Ильин // Збірник наукових праць “Моделювання та керування станом еколого-економічних систем”. – Київ: МННЦІТС. – 2008. – Вип. 4. – С. 180 – 191.
4. Верлань А.Ф. Построение математических моделей непрерывных сигналов на основе интегрального преобразования Карунена–Лоэва / А.Ф. Верлань, А.А. Игнатченко, А.В.Олецкий // Электронное моделирование. – 1992. – № 2. –С. 3 – 7.
5. Бернштейн А.В. Задачи снижения размерности моделей сложных объектов / А.В. Бернштейн, А.П. Кулешов // Вторая международная конференция “Системный анализ и информационные технологии”, САИТ-2007, 10–14 сентября 2007 г. Обнинск, Россия.– М.:Институт системного анализа РАН, 2007. – Т.1. – С. 243–247.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПОДІЛЕНИХ ОБЧИСЛЕНЬ ДЛЯ ПОШУКУ ОПТИМАЛЬНИХ КОМБІНАТОРНИХ СТРУКТУР

В.В. Різник, Ю.В. Цимбал, О.В. Пазюк, В.С. Коліда, Д.В. Олійник

Національний університет «Львівська політехніка»

Одним з напрямків структурної оптимізації складних систем є пошук найкращого взаємного розміщення елементів і зв'язків системи для досягнення максимальної комбінаторної різноманітності. Прикладом такої системи є електрична схема з обмеженим числом резисторів і контактних з'єднань. Комбінаторна різноманітність полягає у відтворенні послідовного ряду значень опорів між можливими парами з'єднань.

Задача знаходження значень опорів для певної схеми зводиться до пошуку відповідної оптимальної комбінаторної структури графового типу. До них належать гармонійні графи, дерева Ліча, ідеальні кільцеві в'язанки (ІКВ) та інші конструкції (рис. 1) [1, 2].

Такі структури знаходять застосування в технологіях завадостійкого кодування, в системах захисту інформації, радіоастрономії та для побудови недвійкових обчислювальних пристроїв.

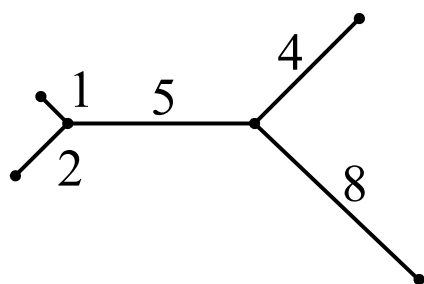


Рис. 1 – Приклад оптимального дерева Ліча (суми ваг ребер утворюють ряд від 1 до 15)

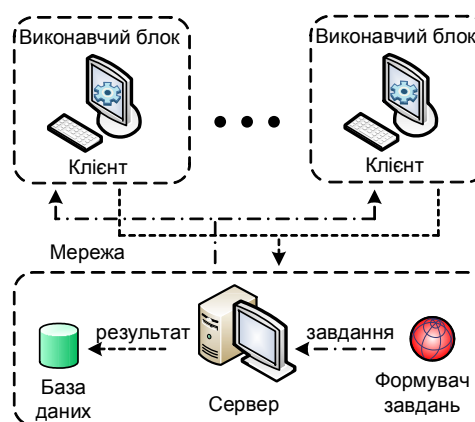


Рис. 2 – Структурна схема системи розподілених обчислень

Метою досліджень є створення ефективних методів та засобів для знаходження оптимальних комбінаторних структур різних конфігурацій та критеріїв оптимальності [3]. Особливістю таких структур є стрімке зростання часу обчислень при збільшенні їх розмірності, тобто, задача пошуку буде NP-складною. Пропонується поєднати можливості розподілених обчислень, які застосовуються при повному переборі варіантів, з можливостями евристичних алгоритмів, зокрема, генетичних. Таку інтелектуальну систему можна вдосконалити, доповнюючи певними засобами динамічного програмування за прикладом алгоритму асиметричних розгалужень для ІКВ [1]. В процесі проведених досліджень розроблено тестову модель системи розподілених обчислень для пошуку оптимальних дерев Ліча з повним перебором варіантів, яка передбачає різні варіанти розподілу задач між сервером і клієнтами (рис. 2) та програмні модулі для реалізації генетичних алгоритмів пошуку таких дерев. Наступною задачею є створення системи розподілених обчислень із використанням генетичних алгоритмів, її застосування для пошуку дерев з кількістю ребер ≥ 8 та дослідження оптимальних дерев різних топологій.

Література

1. Різник В.В. Синтез оптимальних комбінаторних систем. – Львів: Вища школа. Вид-во при Львів. ун-ті, 1989. – 168 с.
2. Bloom G.S., Golomb S.W. Applications of Numbered Undirected Graphs // Proceedings of the IEEE. – 1977. – Vol. 65, No. 4, pp. 562-570.
3. Пазюк О.В., Цимбал Ю.В. Система розподілених обчислень для пошуку оптимальних числових лінійок // Комп'ютерні науки та інформаційні технології: Матеріали 4-ї Міжнародної науково-технічної конференції CSIT-2009. – Львів: Вид-во ПП "Вежа і КО", 2009. – с. 214-216.

ЗНИЖЕННЯ РІВНЯ ШУМІВ В МОВНИХ СИГНАЛАХ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ТЕХНОЛОГІЙ

Ю.М. Романишин, В.С. Ткаченко

Національний університет «Львівська політехніка»

Часто процес запису мовного сигналу супроводжується різноманітними акустичними шумами. При використанні будь-яких методів розпізнавання мовних сигналів важливим є зниження рівня шумів, оскільки їх наявність може сильно впливати на якість розпізнавання. Основними напрямками розв'язання цієї задачі є спектральні методи та методи на основі ортогональних дискретних вейвлет-перетворень [1].

Дискретне вейвлет-перетворення, як основна альтернатива дискретному перетворенню Фур'є (ДПФ), має широке застосування в задачах цифрової обробки сигналів, в тому числі, пов'язаних з обробкою мовних сигналів. Таке широке використання вейвлет-перетворень забезпечується можливістю побудувати на їх основі методи, що мають обчислювальну складність $O(N)$ операцій (N – кількість відліків сигналу), тоді як алгоритми ДПФ мають обчислювальну складність $O(N \log N)$.

Багаторівневий розклад сигналу $s(t)$ в ортогональному вейвлет-базисі (вейвлет-ряд) має вид [2]:

$$s(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} v_j \varphi_j(t) + \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} w_j^{(i)} \psi_j^{(i)}(t), \quad (1)$$

де $\varphi_j(t)$ – зсунуті масштабуючі функції для початкового рівня розкладу; $\psi_j^{(i)}(t)$ – відповідні масштабовані (на i -му рівні) та зсунуті вейвлет-функції; v_j та $w_j^{(i)}$ – коефіцієнти розкладу.

Для цифрового сигналу $s[n]$ ($n = \overline{1, m}$, m – кількість відліків сигналу) еквівалентом вейвлет-ряду є дискретне вейвлет-перетворення, при якому здійснюється багаторівнева декомпозиція сигналу з обчисленням на кожному i -му рівні розкладу коефіцієнтів апроксимації $a_j^{(i)}$ за допомогою фільтра нижніх частот та коефіцієнтів деталізації $d_j^{(i)}$ за допомогою фільтра верхніх частот.

Суть процесу зниження рівня шумів полягає в розкладі мовного сигналу по декількох рівнях, знаходженні коефіцієнтів апроксимації на останньому рівні, коефіцієнтів деталізації на всіх рівнях, усуненні (прирівнюванням до нуля) частини коефіцієнтів деталізації на тих масштабних рівнях, які можуть відповідати внесеному шуму (звичайно це ті коефіцієнти деталізації вейвлет-розкладу, модуль яких менший за певне визначене порогове значення, причому потрібні рівні та порогові значення встановлюються експериментально). На завершальному етапі очищення мовний сигнал синтезується оберненим вейвлет-перетворенням.

Обчислювальні експерименти проводилися для різних сигналів, шумів, різних вейвлет-базисів, при використанні різної кількості рівнів розкладу. Зокрема, було використано вейвлет-базиси Добеші порядків 2, 4, 6, 8, 10.

Для цих базисів найкращим з точки зору зниження рівня шумів виявився базис Добеші 10-го порядку.

Література

1. Добрушкін Г.О., Данилов В.Я. Застосування вейвлет-перетворення для сегментації і видалення шуму з мовних сигналів // Наукові вісті НТУУ «КПІ». - 2010/2. - С. 34-42.
2. Переберин А.В. О систематизации вейвлет-преобразований // Вычислительные методы и программирование. - 2001. - Т. 2. - С. 15-40.

БЕЗПЕКА ГЛОБАЛЬНИХ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ТА ОЦІНКА ПОКАЗНИКІВ ІНФОРМАЦІЙНИХ РЕСУРСІВ

І.І. Рудик, Ю.М. Наконечний

Національний університет «Львівська політехніка»

Для оцінки інформаційних ресурсів (ІР) країн світу застосовують наступні показники: індекс технологічної оснащеності (ІТО)[1], індекс прозорості комунікацій (ІПК)[2] та індекс інформаційного суспільства (ІС)[3]. Відомі також показники інформаційної безпеки (ІБ), що впливають з наявності певного набору засобів і механізмів захисту (МЗ), методик виготовлення, експлуатації і тестування, які дозволяють віднести систему інформаційно-комунікаційних технологій до одного з рівнів захищеності відповідно до стандартів країн, в яких вони використовуються [1, 4]. Такі показники інформаційних ресурсів і інформаційної безпеки не враховують ієрархію глобальних комп'ютерних систем окремих країн і матеріальні витрати, які необхідні для підтримки інфраструктури глобальних інформаційно-комунікаційних систем.

Розглянемо показники інформаційних ресурсів, які пов'язані з *рівнем розвитку інформаційного суспільства*. Вихідні дані – результати *експертних оцінок* розподілу інформаційних ресурсів по країнах (групах країн) подають у вигляді матриці CR "країни-ІР".

$$CR_{m \times p} = \begin{pmatrix} cr_{11} & cr_{12} & \vdots & cr_{1p} \\ cr_{21} & cr_{22} & \vdots & cr_{2p} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ cr_{m1} & cr_{m2} & \vdots & cr_{mp} \end{pmatrix},$$

$i = 1, \dots, m$ – число проаналізованих країн, $j = 1, \dots, p$ – число проаналізованих показників ІР. Аналогічно формують матрицю RH "ІР-ієрархія" розподілу інформаційних ресурсів за ієрархією ГКС країн, що належать до однієї групи за рівнем розвитку ІКТ

$$RH_{p \times n} = \begin{pmatrix} rh_{11} & rh_{12} & \vdots & rh_{1n} \\ rh_{21} & rh_{22} & \vdots & rh_{2n} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ rh_{p1} & rh_{p2} & \vdots & rh_{pn} \end{pmatrix},$$

$i = 1, \dots, p$ – число проаналізованих показників ІР, $j = 1, \dots, n$ – число рівнів ієрархії в ГКС країни.

Формують матрицю матеріальних затрат на експлуатацію і модернізацію ГКС країни "ієрархія-ІР" HR

$$HR_{n \times p} = \begin{pmatrix} hr_{11} & hr_{12} & \vdots & hr_{1p} \\ hr_{21} & hr_{22} & \vdots & hr_{2p} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ hr_{n1} & hr_{n2} & \vdots & hr_{np} \end{pmatrix}$$

$i = 1, \dots, n$ – число рівнів ієрархії в ГКС країни, $j = 1, \dots, p$ – число проаналізованих показників ІР, і матрицю "ІР-країни" RC .

Інтегральні показники отримують в результаті операцій над матрицями. Зокрема, множення матриць "країни-ІР" CR і "ІР-ієрархія" RH дозволяє отримати матрицю "країни-ієрархія" CH розмірністю $m \times n$ – матрицю розподілу інформаційних ресурсів за країнами і ієрархії ГКС.

Проміжні оцінки у вигляді рядка і стовпця інтегральних показників значущості [2] характеризують розподіл інформаційних ресурсів за ієрархією ГКС і за групою країн, а також дозволяють оцінити матеріальні витрати на підтримку інформаційної інфраструктури країн і ієрархії ГКС.

Подальші операції над матрицями CH і HC дають можливість узагальнити в діагональних елементах підсумкової матриці як показник розподілу інформаційних ресурсів, так і матеріальних витрат на підтримку інформаційної інфраструктури країн.

Для матриці CC , як узагальнюючий показник можна розглядати вектор, утворений діагональними елементами $cc_{ij} = ci, i = j = 1, \dots, m$, матриці - вектор затрат на підтримку інформаційної інфраструктури ГКС по країнах

$$C_{1 \times m} = (c_1, c_2, \dots, c_m),$$

а для матриці HH - вектор з її діагональних елементів $hh_{ij} = hi, i = j = 1, \dots, n$, - вектор витрат на підтримку інформаційної інфраструктури за рівнями ієрархії ГКС

$$H_{1 \times n} = (h_1, h_2, \dots, h_n),$$

Як інтегральні показники інформаційної оснащеності групи країн можна використати рейтинговий показник RC - довжину вектору $C_{1 \times m}$

$$R_c = |C_{1 \times m}| = \sqrt{\sum_{i=1}^m c_i^2}, \quad i=1, \dots, m,$$

а як ієрархію ГКС - рейтинговий показник RH - довжину вектору $H_{1 \times n}$

$$R_H = |H_{1 \times n}| = \sqrt{\sum_{i=1}^n h_i^2}, \quad i=1, \dots, n,$$

Як узагальнену матрицю $EMob$ використовують результат поелементного множення матриці EM відносного потенційного збитку на транспоновану матрицю MET достовірності активації відомих механізмів захисту.

Рейтинговим показником рівня розвитку ІКТ окремої країни також може бути результат множення відповідного вектору-рядка з матриці "країни-ієрархія" CH на вектор $D_{1 \times n}$ достовірного розподілу потенційного збитку за ієрархією системи ІКТ цієї країни (чи групи країн).

Завдання комбінування показників ІР і ІБ з метою формування групи рейтингових показників підлягає подальшому опрацюванню залежно від цілей аналізу тенденцій розвитку інформаційних ресурсів і засобів інформаційної безпеки ІКТ.

Запропонований комплекс показників не лише враховує розподіл інформаційних ресурсів (механізмів захисту) і матеріальних затрат на підтримку інфраструктури за ієрархією усередині країни (системи ІКТ), але і дає змогу вирішувати завдання оптимізації матеріальних затрат при розширенні складу ІР і засобів забезпечення ІБ по країнах (ГКС) і ієрархії усередині окремої країни (системи ІКТ).

Література

1. Девянин П.Н. и др. Теоретические основы компьютерной безопасности. – М.: «Радио и Связь», 2000. – С. 54-65.
2. Корнеев В. В., Гареев А. Ф., Васютин С. В., Райх В. В. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. – М.: Нолидж, 2001. – С. 141-155.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – С. 99-104.
4. Golub G., Van Loan C Matrix Computations. N.Y.: Academy Puss, 2002. – С. 56-61.

ПРО КЛАСТЕРИЗАЦІЮ НА НЕЧІТКИХ МУЛЬТИМНОЖИНАХ

І.І. Рясна

Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України

Задача кластеризації розв'язується у два етапи. На першому етапі формалізується поняття кластеру, на другому етапі використовуються додаткові критерії та обмеження і розв'язується оптимізаційна задача.

У даній роботі розглядається модель кластеру у вигляді сукупності достатньо подібних між собою нечітких мультимножин, тобто, кластер визначається як спеціального виду нечітка мультимножина – сегмент, сутність якого визначається його ядром.

Нехай $X = \{x_i\}_{i=1}^n$ – задана множина об'єктів, $W = \{w_j\}_{j=1}^m$ – множина сумісних якісних ознак об'єктів. Нехай $\psi: X \rightarrow W$. При цьому $x_i \approx x_j \Leftrightarrow \psi(x_i) = \psi(x_j)$. Введемо на X бінарне відношення $T: t(x_i, x_j) = |\psi(x_i) \cap \psi(x_j)|$, задамо $\pi(x_i, x_j) = t(x_i, x_j) / t(x_i, x_i)$, $i, j \in \{1, \dots, n\}$.

Означення 1. Нечітким C_{x_i} -кластером назвемо нечітку множину $C_{x_i} = \left\{ \left(x_j, \mu_{C_{x_i}}(x_j) \right) \right\}_{j=1}^n = \left\{ \left(x_j, \mu_i(x_j) \right) \right\}_{j=1}^n$, де $\mu_i(x_j) = \pi(x_i, x_j)$, $i \in \{1, \dots, n\}$.

Означення 2. Нечітким ядром рівня α кластеру C_{x_i} назвемо нечітку множину $\Omega_{C_{x_i}}^\alpha = \left\{ \left(x_j, \mu_i(x_j) \right) \mid \mu_i(x_j) \geq 1 - \alpha, \alpha \in [0, 1] \right\}$, де α достатньо мале число.

Означення 3. Межами рівня β C_{x_i} -кластеру з нечітким ядром рівня α назвемо звичайну множину $Bound_\beta C_{x_i} = \left\{ x_j \in X \mid 0 < \beta \leq \mu_{C_{x_i}}(x_j) < 1 - \alpha \right\}$.

Нехай $\mathbf{K} = \{K_l\}_{l=1}^p$ – множина класів еквівалентності множини X , $\xi(K_l) = \left\{ C_{x_i} \mid x_i \in K_l \right\} = \mathcal{Q}_l$ – образ класу K_l , що є множиною рівних C_{x_i} -кластерів, $|K_l| = k_l$. Нехай $x_i \in K_l$, $\mathcal{Q}_l = \xi(K_l)$, $C_{x_i} \in \mathcal{Q}_l$, $Ker_\alpha C_{x_i} = \left\{ x_t \mid \mu_{C_{x_i}}(x_t) \geq 1 - \alpha \right\}$ – множина елементів у носії нечіткого ядра рівня α кластеру C_{x_i} , $t \in J_i = \left\{ j_1, \dots, j_{i_1}, \dots, j_{i_{r(i)}} \right\}$, де J_i , $r(i)$ – відповідно, перелік номерів елементів та кількість елементів у носії нечіткого ядра кластеру C_{x_i} .

Матрицю (a_{lq}) , $l, q = \overline{1, p}$, назвемо нечіткою матрицею зв'язку множини класів еквівалентності $\mathbf{K} = \{K_l\}_{l=1}^p$ множини X , де $a_{lq} = \pi(x_i \in K_l, x_j \in K_q)$, $a_{lq} \in [0, 1]$, $l, q \in \{1, \dots, p\}$.

Означення 4. Сегментом назвемо нечітку мультимножину $S_i(\alpha, \beta) = \sum_{t \in J_i} C_{x_t}$, де $x_t \in Ker_\alpha C_{x_i}$, $0 < \beta < 1 - \alpha$.

Потужність ядра сегменту має дві оцінки: перша дорівнює потужності нечіткого ядра рівня α кластеру $C_{x_i} \in \mathcal{Q}_l$, що обчислюється за формулою $\left| \Omega_{(C_{x_i} \in \mathcal{Q}_l)}^\alpha \right| = \sum_{q=j_1}^{j_{r(i)}} k_q a_{lq}$, друга – потужність носія нечіткого ядра рівня α цього кластеру $\left| Ker_\alpha C_{x_i} \right| = \sum_{q=j_1}^{j_{r(i)}} k_q$.

Висновки. Представлення кластерів (сегментів), як сукупності достатньо подібних нечітких мультимножин, дозволяє формалізувати та розв'язувати задачі кластеризації з урахуванням подібності та потужності класів еквівалентності.

МЕТОДИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ З РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИМИ ФУНКЦІЯМИ

Н.Я. Савка

Тернопільський національний економічний університет

У сучасному світі штучні нейронні мережі знаходять все ширше застосування при розв'язуванні різноманітних задач обробки інформації, зокрема, ідентифікація нелінійних систем, апроксимація функцій, прогнозування, фільтрація, адаптивне управління, розпізнавання образів, кластеризація, технічна діагностика і тому подібних.

Проаналізувавши праці вітчизняних та зарубіжних науковців, зокрема таких, як Головкин В.А., Галушкин А.И., Круглов В.В., Борисов В.В., можна зробити висновок, що як архітектуру, зазвичай, застосовують багатошарові штучні нейронні мережі перцептронного типу із прямою передачею інформації, які характеризуються суттєвими недоліками [1, 2, 3].

Альтернативою багатошаровим штучним нейронним мережам перцептронного типу є штучні нейронні мережі (ШНМ) з радіально-базисними функціями (РБФ), які сьогодні набувають широкого застосування. Дослідженню особливостей ШНМ з РБФ присвячені праці відомих науковців Nelles O., Бодяньського Є.В., Руденка О.Г., Горшкова Є.В., Колодяжного В.В., Плісс І.П. [4, 5, 6].

Штучні нейронні мережі радіального типу мають універсальні апроксимуючі властивості, складаються із двох шарів обробки інформації і при цьому, на відміну від багатошарових перцептронів, що дуже важливо, включають лише лінійні синаптичні ваги вихідного шару для забезпечення бажаної продуктивності для нелінійного введення-виведення інформації.

Математичну основу штучної нейронної мережі з радіально - базисними функціями становить метод потенціальних функцій, що дозволяє подати деяку функцію $y(x)$ у вигляді суперпозицій потенціальних або базисних функцій $f_i(x)$ [5]. Радіально – базисна функція кожного нейрона характеризується своїми параметрами: центром c_i та шириною чи коефіцієнтом згладжування (параметром впливу) $\sigma_i > 0$, які уточнюються в процесі навчання.

$$y(x) = \sum_{i=1}^N a_i f_i(x) = a^T f(x), \quad (1)$$

де $a_i(t) = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$ – вектор параметрів, які необхідно визначити; $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_N(x))^T$ – вектор базисних функцій.

У ШНМ з РБФ як базисні вибираються деякі функції відстані між векторами

$$f_i(x) = f(\|x - c_i\|). \quad (2)$$

Вектори c_i називають центрами базисних функцій. Базисні функції вибираються невід'ємними й зростаючими при зменшенні $\|x - c_i\|$. Як міра близькості векторів x і c_i вибирається, зазвичай, евклідова метрика.

Навчання штучної нейронної мережі з радіально - базисними функціями полягає в наступному [5]:

- визначають центри c_i ;
- вибирають параметри σ_i ;
- обчислюють елементи матриці ваг W .

Структурно-параметрична ідентифікація ШНМ з РБФ є однією із важливих задач, оскільки правильний вибір оптимальної структури ШНМ даного типу, а також визначення та оптимізація параметрів підвищить її прогностичні властивості, що дозволить знайти розв'язок проблем, які потребують негайного вирішення сьогодні, зокрема, знайти взаємозв'язок між випадковими величинами та спрогнозувати їх поведінку у майбутньому [7].

Для навчання штучних нейронних мереж з РБФ існують різні методи. Як правило, вони намагаються використовувати лінійність ваг вихідного шару і здатність геометричної інтерпретації параметрів прихованого шару. Таким чином, більшість методів полягає, по-перше, у

визначенні параметрів прихованого шару і, по-друге, згодом, в оцінюванні ваг вихідного шару за методом найменших квадратів. Для настроювання штучних нейромереж радіального типу найчастіше застосовуються алгоритми, які базуються на квадратичних критеріях та функції похибки.

Часто для навчання ШНМ з РБФ використовується градієнтний алгоритм, який ґрунтується на мінімізації цільової функції середньоквадратичної похибки мережі. В результаті досліджень виявлено ряд недоліків градієнтного методу налаштування параметрів ШНМ радіального типу, зокрема, немає конкретних правил щодо початкового задання кількості елементів мережі та їх параметрів, а також зміни кількості елементів в процесі навчання; низька швидкість навчання мережі; низька якість навчання мережі, оскільки у градієнтному методі навчання припускається, що на вихідні значення ШНМ з РБФ в кожній точці робочої області в основному впливає лише один елемент.

Для ідентифікації вагових коефіцієнтів штучної нейронної мережі радіального типу, досить часто використовується метод найменших квадратів (МНК). Застосування МНК пов'язане із певними проблемами, оскільки для обчислення достовірних оцінок статистичних характеристик об'єкта необхідні достатньо великі вибірки експериментальних даних, що суттєво ускладнює структуру ШНМ з РБФ та характеризується високою обчислювальною складністю.

В останні десятиліття розвиваються робастні методи ідентифікації параметрів моделі, які базуються на обмеженні шумів за амплітудою. Методи аналізу інтервальних даних з урахуванням обмежених за амплітудою похибок, забезпечують гарантовані прогностичні властивості в межах похибок експериментальних даних.

У інтервальному вигляді ШНМ з РБФ можна записати:

$$y^- \leq w_j^T F \left(\|x - c\| R^{-1} \right) \leq y^+, \quad (3)$$

де w_i ваги вихідного шару.

Проведено аналіз основних методів ідентифікації ШНМ з РБФ й окреслено основні їх недоліки. Застосування методів аналізу інтервальних даних призведе до спрощення структури ШНМ радіального типу, а також зробить можливою побудову якісних оцінок вагових коефіцієнтів вихідного шару ШНМ з РБФ.

Література

1. Головкин В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей: Брест. Изд. БПИ, 1999 – 228 с.
2. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учебное пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 с.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 1-е. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001. – 382 с.
4. Nelles O. Nonlinear Systems Identification. – Berlin: Springer, 2001.–785 p.
5. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применение // Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
6. Bodyanskiy Y., Gorshkov Y., Kolodyazhnyi V., Pliss I. Rough Sets-Based Recursive Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks – Berlin: Springer-Verlag, 2005. – Pages 59-65.
7. Савка Н.Я. Проблемы ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями та можливі напрями їх розв'язання / Н.Я. Савка, І.Я. Співак, В.М. Спільчук // Індуктивне моделювання складних систем. Збірник наукових праць.-К.: МННЦ ІТС, 2010. - Вип.2.- С. 181-193.

ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ТОПОЛОГИЧЕСКИХ СВОЙСТВ ОПЕРАЦИОННОЙ СРЕДЫ ПРИ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНЫХ АГЕНТОВ

С.В. Сапунов

Институт прикладной математики и механики НАН Украины, Донецк

В докладе рассматривается задача определения мобильным агентом (МА) своего положения в среде моделируемой графом с помеченными вершинами. Эта задача относится к проблематике взаимодействия управляющей и управляемой систем, являющейся классической для теоретической кибернетики [1,2]. В настоящее время эта проблема актуальна в связи с задачами навигации автономных мобильных роботов [3]

Конечным графом с помеченными вершинами (помеченным графом) назовем четверку $G = (V, E, M, \mu)$, где V, E, M – конечные множества вершин, ребер и меток вершин соответственно, $\mu : V \rightarrow M$ – сюръективная функция разметки. Последовательность $\mu(g_1)\mu(g_2)\dots\mu(g_k)$, соответствующую пути $g_1g_2\dots g_k$ в графе G , назовем словом, порожденным вершиной g_1 . Языком L_g вершины $g \in V$ назовем множество всех слов, порожденных этой вершиной. Будем говорить, что вершины $g, h \in V$ ε -неотличимы, если $L_g = L_h$. Лингвистическим идентификатором (ЛИ) вершины $g \in V$ назовем конечное множество слов $W_g \subseteq M^+$ такое, что для любой вершины $h \in V$ равенство $W_g \cap L_g = W_g \cap L_h$ выполняется тогда и только тогда, когда $g = h$. Через S_g обозначим подграф графа G , порожденный всеми вершинами, достижимыми из вершины $g \in V$. Будем говорить, что вершины $g, h \in V$ σ -неотличимы если $S_g \cong S_h$. Топологическим идентификатором (ТИ) вершины $g \in V$ назовем помеченный граф D_g такой, что для любой вершины $h \in V$ изоморфизм $D_g \cap S_g \cong D_h \cap S_h$ существует тогда и только тогда, когда $g = h$. Показано, что $\sigma \subseteq \varepsilon$, причем обратное включение не выполняется. Предложены полиномиальные методы построения ЛИ и ТИ вершин помеченных графов. Показано, что гомоморфный образ растущего помеченного дерева, соответствующего ЛИ W_g вершины $g \in V$ является ТИ этой вершины. Показано, что обратное утверждение в общем случае неверно.

Экспериментом с графом G относительно априорной информации I цели C и средств S назовем процесс, состоящий из трех этапов: 1) построение теста P на основе I и C ; 2) получение МА экспериментальных данных W на основе P и S ; 3) вывод заключений о свойствах графа на основе W и I . Априорная информация – это класс графов, к которому принадлежит G . В качестве S выступают возможности МА перемещаться по графу, воспринимать локальную информацию о вершинах и ставить в них дополнительные стираемые/нестираемые метки. Эксперимент назовем диагностическим, если априори полностью известен граф G и МА установлен в произвольную начальную вершину этого графа, а целью является определение этой вершины, т.е. отличие этой вершины от всех других вершин. Из определения эксперимента следует, что он осуществляется посредством прохождения МА некоторого связанного с тестом P множества путей по графу G из начальной вершины. В работах [4, 5] автором были предложены методы построения и реализации диагностических экспериментов с помеченными графами, основывающиеся на проверке ε -эквивалентности вершин при помощи их ЛИ. Целью данной работы является создание аналогичных методов, основывающихся на ТИ вершин.

Прямой суммой помеченных графов G и H назовем помеченный граф $G + H$, полученный объединением множеств вершин и ребер этих графов (с предварительным переобозначением вершин так, чтобы исходные графы не имели общих вершин). Соединением инициально-связных помеченных графов G_g и H_h назовем инициально-связный помеченный граф $\langle G_g + H_h \rangle$, полученный из графов G_g и H_h отождествлением их начальных вершин и

последующей детерминизацией, т.е. многократным и исчерпывающим применением следующей операции: если в множестве преемников некоторой вершины оказываются одинаково отмеченные вершины, то такие вершины отождествляются с заменой возникающих кратных дуг одной дугой.

Следующая теорема дает метод построения диагностических тестов для СД-графов.

Теорема. Граф $\left\langle \sum_{g \in V} D_g \right\rangle$ является диагностическим тестом для графа G для любого множества ТИ $\{D_g\}_{g \in V}$.

МА может перемещаться по ребрам графа от вершины к вершине, оставляя маркер в текущей вершине, а также обнаруживать и подбирать маркер в случае его нахождения в текущей вершине. Находясь в вершине, МА считывает ее метку и метки смежных с ней вершин.

1-й этап эксперимента состоит в построении тестового графа P по множеству ТИ всех вершин графа G . Получение экспериментальных данных (2-й этап) заключается в том, что МА, стартуя из неизвестной ему вершины h графа G , проверяет наличие/отсутствие в G путей, совпадающих по разметке с путями обхода в ширину графа P из его инициальной вершины. В зависимости от исхода каждой из этих проверок сокращается множество гипотетически возможных начальных вершин. По окончании работы алгоритма остается ровно одна такая вершина (3-й этап). Показано, что временная сложность предложенного алгоритма проведения диагностического эксперимента полиномиальна от числа вершин исследуемого графа.

Литература

1. Кудрявцев В.Б., Алешин С.В., Подколзин А.С. Введение в теорию автоматов. – М.: Наука, 1985. – 320 с.
2. Капитонова Ю.В., Легичевский А.А. Математическая теория проектирования вычислительных систем. – М.: Наука, 1988. – 296 с.
3. Dudek G., Jenkin M, Computational Principles of Mobile Robotics. – Cambridge University Press, Cambridge, 2000. – 280 p.
4. Сапунов С.В. Определение положения робота в топологической среде. // Искусственный интеллект. – 2008. – т. 4. – С. 558-565.
5. Грунский И.С., Сапунов С.В. Идентификация вершин помеченных графов. // Труды ИПММ. – 2010. – т.21. – С. 86-97.

ГИБРИДНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНОГЕННОЙ ОПАСНОСТИ

А.Н. Серебровский

Институт проблем математических машин и систем НАН Украины

Целью работы является создание гибридной технологии прогнозирования вероятности возникновения аварии на заданном прогнозном интервале.

Постановка задачи:

Построить модель, которая позволяет после проведения контроля состояния объекта на момент t_p прогнозировать вероятность возникновения аварии в интервале $(t_p, t_p + \Delta t)$, где Δt – заданный интервал прогнозирования.

Техногенная авария может быть описана совокупностью взаимосвязанных элементарных (базисных) событий. Базисные события (БС) представляют собой: отказы оборудования установленного на объекте (систем, узлов, устройств); ошибки персонала; события, причинами которых являются различные явления окружающей среды. Для формализации связей между БС используются методы моделирования “Дерево отказов” (ДО) и “Дерево событий” (ДС) [1]. Данные модели позволяют представить вероятность возникновения аварии как аналитическую функцию, в которой в качестве аргументов фигурируют вероятности БС. Таким образом, прогнозирование аварии сводится к решению двух задач:

- формирования модели аварии в виде дерева отказов и дерева событий;
- формирования модели БС, позволяющей вычислять оценки вероятностей БС на заданном прогнозном интервале $(t_p, t_p + \Delta t)$ в условиях конкретной ситуации, возникающей на объекте.

Решение первой задачи достаточно апробировано и не вызывает методических трудностей. Решение второй задачи (во всей полноте) до сих пор остается проблематичным. В настоящей работе предлагается гибридная технология решения задачи прогнозирования БС, основанная на комбинированном использовании, базы экспертных знаний о влиянии причинных факторов техногенной опасности на возникновение БС и результатов испытаний оборудования.

Определение. Эталонная функция наработки $F_i^N(t)$ есть интегральная функция распределения вероятности наработки до BCi в ситуации, когда все причинные факторы принимают значения своих норм, т.е. при условии:

$$\forall_{(j=1, \bar{k})} X_j = x_j^N, \tag{1}$$

где $x_j^N = x_{j,1}$ - значение фактора X_j , соответствующего норме.

Определение. Функцией моновливания $F_{i,j}^M(t, x_{j,l})$ фактора X_j ($j = \bar{1}, \bar{k}$) на возникновение BCi есть интегральная функция распределения вероятности наработки до возникновения BCi при условии, когда фактор X_j принимает одно из своих возможных значений $(x_{j,l})$ отличное от его нормы, а остальные факторы равны своим нормальным значениям, т.е. при условии

$$"M": (X_j = x_{j,l}) \cap (\forall_{(q=\bar{1}, \bar{k}, q \neq j)} X_q = x_q^N), \tag{2}$$

где x_q^N – нормальное значение фактора X_q .

В основе предлагаемой технологии прогнозирования БС лежат следующие положения:

- описание ситуаций на объекте представляется совокупностью значений независимых факторов, обуславливающих возникновение БС;
- вероятности базисных событий представляются в виде суперпозиции аналитических функций сепаратного влияния причинных факторов риска (функций “моновливания”);
- функции моновливания формируются на основании:

- эталонного распределения наработки до возникновения БС, которое, в свою очередь, создается с применением моделей отказов и испытанием оборудования [2,3];
- характеристик степени влияния возможных значений причинных факторов на возникновение БС, которые получены на основе экспертных оценок с применением метода анализа иерархий [4].

В технологии процесса прогнозирования выделяются две компоненты:

- создание базы знаний, содержащей следующие: описания БС; формализованное представление аварии в виде ДО и ДС; описания факторов, влияющих на возникновение БС; экспертные характеристики степени влияния отдельных значений причинных факторов на БС; “Эталонные” функции распределения наработок до возникновения БС;
- собственно прогнозирование (вывод), в котором выделены этапы: вычисления вероятностей BC_i ($i = \overline{1, n}$) входящих в модель ДО аварии; вычисления вероятности аварии; оценка степени прогнозируемой опасности.

Входными данными процедуры прогнозирования являются: база знаний; прогнозный интервал $(t_p, t_p + \Delta t)$, задаваемый пользователем; описание ситуации на объекте

$$X_1 = R_1, X_2 = R_2; \dots; X_k = R_k, \quad (3)$$

где R_j ($j = \overline{1, k}$) – ситуационные значения причинных факторов опасности X_j в момент t_p , определяемые по результатам мониторинга.

Результатом процедуры является оценка техногенной опасности объекта по критерию вероятности возникновения аварии в прогнозируемый период.

Заключение

Предлагаемая технология переносит центр тяжести подготовки БЗ, используемой для решения задачи прогнозирования, на экспертные оценки за счет значительного снижения объема необходимых испытаний оборудования. В результате сокращается трудоемкость подготовки БЗ и прогнозирование опасных событий становится реалистичным для всего спектра ситуаций, возможных на контролируемом объекте.

Литература

1. Бегун В.В., Горбунов О.В., Каденко И.Н и др. Вероятностный анализ безопасности атомных станций (ВАБ). – НТУУ “КПИ”, -2000. – 568 с.
2. Стрельников В.П., Федухин А.В. Оценка и прогнозирование надежности электронных элементов и систем. – К.: Логос, - 2002. – 486 с.
3. Серебровский А.Н., Стрельников В.П. Об использовании вероятностно-физических моделей отказов для оценки вероятностей элементарных событий, порождающих техногенную опасность // Математические машины и системы. - 2007. – №1. – С.137-143.
4. Серебровский А.Н. Метод анализа иерархий при создании базы знаний экспертных систем техногенной опасности // Математические машины и системы. - 2008. - №3. - С.62-67.

НЕКОТОРЫЕ МЕТАПРОЦЕДУРЫ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ГИБКИМ ПРОИЗВОДСТВОМ

Н.В. Столяренко, Л.А. Тимашова

Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем

Современная промышленность характеризуется использованием сложной быстродействующей техники. Новые возможности производства при построении систем управления инициируют формулирование новых задач. Последние представляют собой плохоформализуемые задачи. Отличительными особенностями указанных задач являются, например, усложнение структуры за счет дополнительных видов элементов, необходимость учета интересов более широкого круга участников процессов производства и управления. Для построения решения поставленных проблем необходимо использовать инструментарий искусственного интеллекта.

Для рассматриваемого класса задач под искусственным интеллектом (ИИ) будем понимать совокупность метапроцедур, с помощью которых управляющая система конструирует образы объектов и их атрибутов, а также образы процессов и их атрибутов, соответствующие той или иной цели и определенным условиям. В качестве объектов могут выступать и классы моделей. Применение инструментария ИИ дает возможность организовать процесс достижения поставленных целей.

В работе рассматривается участок гибкого автоматизированного производства (ГАП). Робото-технические комплексы (РТК) ведут обработку деталей. Тип производства – мелкосерийный, т.е. отсутствует постоянная составляющая в спросе на обрабатываемые детали на сборке. Детали на рассматриваемом участке хранятся на складе. Доставка деталей к заданному РТК для обработки осуществляется со склада с помощью тележек по кольцевой линии. Необходимо построить систему оперативного управления, реализующую интересы следующих участников операции:

- производственного участка (У1);
- потока заявок (партий деталей) (У2);
- управляющей системы (УС) (У3). Это новый участник операции, интересы которого ранее не рассматривались. Цель УС формулируется следующим образом: деятельность УС должна быть синхронизирована с работой производственной системы. Приведенная цель имеет высший приоритет.

Отсутствие характеристик регулярности в поступлении партий одноименных деталей на обработку не дает возможности рассматривать участок ГАП в качестве системы массового обслуживания. На практике для изучаемых объектов используют процедуру построения календарного графика. Однако применение указанного подхода для изучаемого объекта затруднено в связи с невозможностью представления в функции цели интересов всех участников операции.

Повысить скорость функционирования УС возможно путем распараллеливания процессов принятия решений, построения моделей и расчета граничных значений их параметров в подготовительный период планирования. А это значит использовать для реализации целей образы-модели – регуляторы, блок ситуационного управления и др., а также образы-процессы – реструктуризация исходных условий конкретной (например, оптимизационной) задачи.

Для достижения интересов всех участников оперативного управления производством предлагается метапроцедура 1, включающая следующие шаги:

- регуляризация движения тележек (повторение последовательности пунктов назначения при организации движения транспортных средств). Таким образом, формируются запасы различных дискретов времени, что является предпосылкой для использования множества регуляторов;
- построение регуляторов, отражающих интересы производственной системы (У1);

- построение блоков моделей для удовлетворения целей входного потока (партий деталей) (У2).

Отметим, что применение регулятора в качестве образа-модели (образа-объекта) способствует минимизации времени принимаемых решений, так как в момент поступления отклонения «исповедуется» вместо идеологии «пересоставлять план действий» идеология «выделять зарезервированный ресурс». Поэтому следует выбрать или создать ресурс, предназначенный для запаса. Разработанный подход предполагает реализацию всех интересов производственного участка осуществлять путем построения регуляторов.

Составной частью оперативного управления является диспетчирование. При построении функции диспетчирования предполагается реализовать следующие цели:

- производственная система должна быть диагностируема (анализируется величина такта движения транспортного средства) (цель У1);
- необходимо исключить возникновение брака при обработке деталей в связи с действиями диспетчера (цель У2).

Для реализации первой из указанных целей используется регулятор величины такта (скорости движения тележки). Метапроцедура 2 построения указанного регулятора состоит из следующих этапов:

- имитация сбоев в работе транспортных средств и определение минимального числа работоспособных тележек на линии;
- расчет скорости работы транспортных единиц;
- анализ: если рассчитанная скорость превышает максимально допустимую величину, то ставится задача увеличения числа тележек и осуществляется переход к пункту 1, в противном случае – фиксируется структура транспортной системы;
- задание формулы расчета величины такта.

Для реализации второй из указанных целей используется блок ситуационного управления. Метапроцедура 3 построения блока включает следующие шаги:

- формирование ситуаций, возникающих в системе;
- конструирование для каждой ситуации действий диспетчера, которые обеспечивают достижение заданной цели.

Следует отметить, что ситуации и действия диспетчера также представляют собой образы. Для их описания используются определенные процедуры.

Таким образом, для построения интеллектуальных систем управления предлагается использовать метапроцедуры, которые дают возможность:

- представить путь решения проблемы с различной степенью детализации;
- осуществить выбор классов моделей и последовательность их формирования для учета интересов всех участников при построении системы оперативного планирования и управления производством;
- сконструировать модель, граничные значения ее параметров для реализации каждой цели и указать условия, обеспечивающие ее жизнедеятельность.

ПОБУДОВА ОПТИМАЛЬНОЇ АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗВОРОТНОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ ПОМИЛКИ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ**М.А. Тимчій**

Черкаський національний університет ім. Б. Хмельницького

На даний момент проблема використання методів штучного інтелекту до прогнозування часових рядів є досить популярною в наукових колах. Нейронні мережі та генетичні алгоритми є одними з ключових методів розвитку даного напрямку. Окремо це дуже потужні методи в даній галузі, проте правильно поєднавши їх, можна отримати ще кращі результати.

Однією з проблем, яка може виникнути при прогнозуванні числових рядів, є первинна невизначеність архітектури нейронної мережі, яка б найкраще прогнозувала значення згідно вхідних даних. Зараз, частіше за все, для пошуку оптимальних архітектур нейронних мереж використовують людський фактор, тобто, експертів у цій галузі, які, посилаючись на певні правила та власний досвід, намагаються створити оптимальну архітектуру.

В даній роботі розглядається проблема поєднання генетичних алгоритмів та нейронних мереж для вирішення проблеми конструювання оптимальної архітектури нейронної мережі відповідно до вхідних значень задачі.

У роботі було застосовано наступні методи та підходи:

- I. Нейронні мережі зворотного розповсюдження помилки.
- II. Використання різних порогових функцій з даного набору в кожному нейроні.
- III. Класичні генетичні алгоритми.
- IV. Авторський метод кодування нейронних мереж в хромосоми.
- V. Авторський метод схрещування хромосом нейронних мереж довільної форми та розміру.
- VI. Популяційний підхід.
- VII. Мультипопуляційний підхід.

Використовуючи вищезазвані методи було розроблено програмний продукт мовою високого рівня (Java). Результатом роботи програми є створення архітектур, які найоптимальніше підходять для прогнозування значень конкретної задачі.

Для керування роботою програми додана можливість задавати наступні параметри (за бажанням): коефіцієнт навчання, коефіцієнт додаткового імпульсу, кількість нейронів у першому шарі, кількість нейронів у вихідному шарі, мінімальна кількість нейронів у вхідному шарі, максимальна кількість нейронів у вхідному шарі, мінімальна кількість нейронів у вихідному шарі, максимальна кількість нейронів у вихідному шарі, максимальна кількість шарів, вибір функції активації, включення можливості мультипопуляцій, коефіцієнт густини вагів в послідовно пов'язаних шарах, коефіцієнт вибору кількості вагів між шарами вигляду $(n) \rightarrow (n + k)$ та $(n + k) \rightarrow (n)$, коефіцієнт мутації, кількість особин в популяції (бажано задавати користувачу), кількість популяцій.

Література

1. Гладков Р.А. Генетические алгоритмы. – Физматлит., 2006. – 320 с.
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М., 2001. – 287 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М., 2006. – 1104 с.
4. Тимчій М.А. Побудова архітектури нейронних мереж зворотного розповсюдження за допомогою генетичних алгоритмів. – Вісник Черкаського університету, Випуск 172. – с. 94-104.

МЕТОД ПОИСКА МНОЖЕСТВА НЕДОМИНИРУЕМЫХ РЕШЕНИЙ В НЕЧЕТКОЙ ФОРМЕ

С.А. Тимчук

Харьковский НТУ сельского хозяйства им. П. Василенко

Поиск множества решений Парето является одним из способов решения задачи многокритериальной оптимизации. В общем случае он сводится к организации процесса попарных сравнений между собой всех альтернатив. В задачах, где есть необходимость проводить оптимизацию на больших множествах альтернатив при дефиците времени такой подход не применим.

В данной статье предлагается использовать одну целевую функцию в виде функции принадлежности нечеткого понятия близости к идеальному оптимуму по всем компонентам векторного критерия. Применив аппарат теории нечеткого нелинейного программирования [1] и варьируя условия поиска можно получить множество недоминируемых решений за приемлемое время.

Задача поиска единственного решения является обобщением однокритериальной задачи [1]:

$$\begin{aligned} f_i(x) &\leq Z_i, \quad \varphi_i(x) \leq 0, \quad x \in X, \\ \mu(x) &= \max(0, 1 - \sqrt{R(x)}), \\ \text{где } R(x) &= \sum_{i=1}^n \frac{(f_i(x) - f_i^0)^2}{\lambda_i^2 (f_{i\max} - f_{i\min})^2}, \end{aligned}$$

X – множество альтернатив, $f_i(x)$ – составляющие векторного критерия, $\varphi_i(x)$ – ограничения, $\mu(x)$ – целевая функция, эллипсоид $R(x)$ ограничивает область поиска единственного решения, Z_i – значения составляющих векторного критерия, которые лицо, принимающее решение считает допустимыми. Одновременно эти значения определяют полуоси эллипсоида $R(x)$.

Единственное решение задачи (1) должно удовлетворять условие

$$\mu(x_0) = \max_X(\mu(x)).$$

То есть, ищется то решение из множества альтернатив, которое имеет отображение в области изменений компонентов векторного критерия, расположенное ближе всего к точке f_1^0, \dots, f_n^0 . Это могут быть, например, максимальные или минимальные значения компонентов векторного критерия на множестве альтернатив.

Поиск недоминируемых решений может быть осуществлен при различных условиях решения поставленной задачи оптимизации. В данном случае, при изменении значений коэффициентов λ , то есть деформируя эллипсоид $R(x)$, за счет этого вносятся изменения в условия решения задачи оптимизации. Количество находимых таким методом элементов множества Парето зависит от количества деформаций эллипсоида. При апробации данного метода на множестве 60000 альтернатив множество Парето было получено через 2 минут, а методом попарных сравнений – через 45 минут.

Таким образом, предложенный метод нечеткого поиска множества Парето, основанный на построении нечеткой интегральной целевой функции, реализуется простыми быстродействующими алгоритмами и может быть полезен в системах оперативного управления и принятия решений.

Литература

1. Орловский С. А. Проблема принятия решений при нечеткой исходной информации / С. А. Орловский - М.: Наука, 1981. – 208 с.

АНТРОПОКИБЕРНЕТИЧЕСКИЙ АСПЕКТ ФИЛОСОФИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**Д.А.Троешестова, В.С.Абруков**

Чувашский государственный университет им.И.Н.Ульянова

Двадцать первый век, признанный учеными веком информационного общества, заставляет по-новому взглянуть на природу современного человеческого знания, в частности, на его состояние и структуру. Экспоненциальный рост информации, приведший к информационному взрыву, поставил перед научным сообществом и, прежде всего, перед философами задачу повысить их аналитическую компетентность. Тем самым информатизация современного общества существенным образом изменила классический облик философии: на смену гегелевской метафизичности и декартово-кантовской трансцендентальности приходит философия, тесно переплетающаяся с кибернетикой.

Несомненно, самой животрепещущей проблемой в этом аспекте философии вот уже больше полувека является проблема создания искусственного интеллекта (ИИ). Ключевым вопросом, рассматриваемым философией ИИ, является следующий: одинакова ли природа человеческого (естественного) и искусственного интеллектов?

Прежде чем исследовать возможные ответы на этот вопрос, необходимо дать четкие определения таких понятий, как интеллект, разум, мышление, ответить на вопрос, какова их природа? Однако, видимо, это невозможно и эти дефиниции будут постоянно модифицироваться с развитием науки, так как открытия ученых будут вносить свои поправки. В своей работе мы придерживаемся следующих трактовок.

Интеллект — способность к опосредованному, абстрактному познанию, включающая в себя такие функции, как сравнение, абстрагирование, образование понятий, суждение, умозаключение [1].

Под современным определением интеллекта также понимается способность к осуществлению процесса познания и к эффективному решению проблем, в частности при овладении новым кругом жизненных задач.

Искусственный интеллект (ИИ) - область компьютерной науки (информатики), специализирующаяся на моделировании интеллектуальных и сенсорных способностей человека с помощью вычислительных устройств [2].

Коннекционизм - (от англ. connection — соединение, согласованность, связь) — разработанный в когнитивной науке вычислительный (компьютерный) подход к моделированию мозга, использующий искусственные нейронные сети для имитации процессов познания живых существ (включая человека) и их интеллектуальных способностей. [2]

Искусственные нейронные сети (ИНС) – математические модели или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей (материал из википедии).

В основу искусственных нейронных сетей положены следующие черты биологических нейронных сетей:

- простой обрабатывающий элемент – нейрон;
- большое количество нейронов, участвующих в обработке информации;
- связь каждого нейрона с большим количеством других нейронов;
- изменяющиеся по весу связи между нейронами;
- массивная параллельность обработки информации.

Следовательно, можно ожидать, что ИНС в процессе своей работы выполняет функции (операции, действия), присущие интеллектуальной деятельности человека [3].

Результаты сравнения способностей и свойств ИНС и естественного интеллекта приведены в таблице.

Способности естественного интеллекта	Способности ИИС
восприятие воздействий окружающей среды	загрузка данных, прием сигналов
переработка информации	классификация, кластеризация, аппроксимация данных
обучение на опыте	обучение на эмпирических данных
самоанализ	настройка параметров сети в процессе обучения
правильно реагировать на новую ситуацию	адаптируемость
приобретать и сохранять знания	накапливать знания
целесообразное поведение, целеполагание	целенаправленность
выполнение конкретных задач	решение поставленной задачи

Отметим, что рассматриваемые характерные для интеллекта способности не просто присутствуют в ИИС, а логически связываются, образуя самоорганизующуюся функциональную систему.

Можно отметить также следующие свойства ИИС, которые характерны и для естественного интеллекта: переобучаемость, способность к обобщению, зависимость результата от качества обучения (структуры ИИС, качества и количества данных, имеющихся для обучения), вариативность результата обучения на одних и тех же данных и др.

Однако, насколько бы не были успешны достижения в области ИИС, это всего лишь модель интеллектуальных способностей человека. А любая модель, будучи аналогом исследуемого явления, никогда не может достигнуть степени сложности последнего. В случае с моделированием нейронных сетей это верно хотя бы потому, что для их создания используется сильно упрощенная модель базового элемента (нейрона). Тем не менее, искусственным нейронным сетям подвластно выявление сложных, многофакторных, скрытых, неочевидных, нелинейных закономерностей явления там, где человеческий интеллект бессилён. Следовательно, сравнительный анализ искусственного и естественного интеллектов производится не с целью их метафизического отрыва, а с целью поиска условий их максимального прогрессивного взаимодействия.

Основная цель исследований в этом направлении – не возможность замены человеческого разума искусственным интеллектом, а создание систем ИИ, реализующих «прогрессивные» способности естественного интеллекта для дальнейшего всестороннего его развития. Такая философская концепция была названа антропокибернетической, «где на первый план выдвигается человек, взаимодействующей с кибернетической техникой» [4]. При этом происходит взаимосвязь общественных, естественных и технических наук. Таким образом, проблема создания ИИ становится общенаучной в гносеологическом плане.

Литература

1. Новая философская энциклопедия: В 4 тт. — М.: Мысль. Под редакцией В. С. Стёпина, 2001.
2. Философия: Энциклопедический словарь. — М.: Гардарики. Под редакцией А.А. Ивина, 2004.
3. Чораян О.Г. Естественный интеллект (физиологические, психологические и кибернетические аспекты). Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. Под редакцией Г.А. Кураев. Ростов-на-Дону, 2002.
4. Пушкин В.Г., Урсул А.Д. Информатика, кибернетика, интеллект. Философские очерки. Кишинев: Штиница, 1989. - 293 с.

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО ПІДХОДУ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ СИГНАЛІВ З ВИРАЖЕНОЮ ПЕРІОДИЧНОЮ СКЛАДОВОЮ

Д.М. Чабаненко

Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького

Підходи до виокремлення періодичних коливань та побудови прогнозних алгоритмів на основі цих коливань, розглянуті у монографії [1]. Пропонується удосконалений алгоритм прогнозування, який базується на апроксимації ряду комбінацією тренду та гармонічних коливань. Нехай часовий ряд задано в певній часовій дискретизації Δt послідовністю дискретних значень показника, що прогнозується $\{y_i\}$, де $y_i = y(t_0 + i\Delta t)$. Припустимо в ряді наявний лінійний або експоненціальний тренд та періодичні коливання. У якості апроксимуючої функції вибираємо комбінацію тренду та гармонічної функції:

$$y_{lin}(t) = a + bt + \sum_{i=1}^m c_i \sin(d_i t + e_i), \quad (1)$$

де $y_{lin}(t)$ – апроксимуюча функція; $a, b, c_1, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m, e_1, \dots, e_m$ – параметри моделі.

Критерієм відповідності побудованої аналітичної функції досліджуваному часовому ряду є середній квадрат помилки (Mean squared error, MSE) відповідно для лінійного та експоненціального виду:

$$F(a, b, c_1, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m, e_1, \dots, e_m) = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{lin}(t_0 + i\Delta t))^2. \quad (2)$$

Функція F має бути мінімізована відносно невідомих параметрів $a, b, c_1, \dots, c_m, d_1, \dots, d_m, e_1, \dots, e_m$, оптимальні значення яких будуть використані при побудові прогнозної моделі. Варто зауважити, що модель (1) може описувати ряди з відносними змінами, якщо застосувати попереднє перетворення $y_i^* = \log(y_i)$.

Пряма оптимізація функції F є досить трудомісткою, що спричинено наявністю локальних мінімумів, спричинених її нелінійністю, особливо на середніх та високих частотах. Пропонується генетичний підхід, який полягає у розкладанні критерію оптимальності F на послідовність критеріїв $\{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, які мінімізуються простіше, ніж F та із їх виконання впливає оптимальність остаточного критерію F . Проводиться послідовна оптимізація за вибраною ієрархією критеріїв, початкові умови кожного наступного критерію вибираються у відповідності з результатами оптимізації попередніх. Наприклад, виявлення оптимальних частот, відповідних Фур'є або вейвлет-спектру досліджуваного ряду (оптимізація за параметром d_i моделі (1) або (2)) значно пришвидшує послідовну оптимізацію за фазою e_i та амплітудою c_i .

Пропонується ітераційно застосувати даний алгоритм до залишків апроксимації $r_i^{(1)} = y_i - y_{lin}^{(1)}(t_0 + i\Delta t); r_i^{(k)} = r_i^{(k-1)} - y_{lin}^{(k)}(t_0 + i\Delta t)$, відокремлюючи таким чином найбільш важливі гармоніки ряду, що досліджується. В рамках генетичного підходу, на кожній ітерації пропонується вибирати декілька кортежів параметрів моделі (1), які показують мінімальне значення функціоналу нев'язки (2) та здійснювати наступні ітерації з залишками кожної з вибраних на попередній ітерації моделей. Для запобігання комбінаторному буму при переборі можливих варіантів (основних частот), найгірші за мірою (2) моделі вилучаються.

Література

1. Грицюк П. М. Аналіз, моделювання та прогнозування динаміки врожайності озимої пшениці в розрізі областей України : монографія / П.М. Грицюк. – Рівне: НУВГП, 2010.– 350 с.
2. Дискретне Фур'є-продовження часових рядів / Д.М. Чабаненко // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 1 (66). – Дніпропетровськ, 2010. – С. 114-122.

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ НА ОСНОВЕ МУРАВЬИНЫХ АЛГОРИТМОВ**С.Д. Штовба, М.О. Филинук**

Винницький національний технічний університет

Кластеризация – это процесс разбиение объектов на группы со схожими признаками. В докладе дается обзор теорических основ и результатов практического применения кластеризации на основе муравьиных алгоритмов.

Кластеризация на основе муравьиных алгоритмов может осуществляться по двум схемам. Первая схема состоит в сведении кластеризации к дискретной задаче оптимизации на графе с последующим ее решением с помощью различных муравьиных алгоритмов оптимизации, например, [1, 2]. Такая схема кластеризации предложена в [3] и развита в [4]. Вторая схема состоит в имитации поведения реальных муравьев при выполнении задач кластеризации и сортировки. К таким задачам относятся уборка муравейника от погибших насекомых (формирование кладбищ) и сортировка яиц и личинок. Основу этого поведения составляет положительная обратная связь, когда большее скопления объектов сильнее притягивает новый объект, чем меньше. Алгоритм кластеризации на основе имитации естественного кластеризирующего поведения муравьев предложен в [5] и улучшен в [5, 6].

В докладе будут проанализированы преимущества и недостатки различных муравьиных алгоритмов в сравнении с другими методами кластеризации. Также будут указаны результаты прикладного применения муравьиных алгоритмов кластеризации по данным работ [6–9].

Литература

3. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A. The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents // *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. Part B.* – 1996. – Vol. 26, №1. – P. 29-41.
4. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы: теория и применение // *Программирование.* – №4. – 2005. – С. 1–16.
5. Shelokar P.S., Jayaraman V.K., Kulkarni B.D. An Ant Colony Approach for Clustering // *Analytica Chimica Acta.* – 2004. – №509. – P. 187–195.
6. Kao Y., Cheng K. An ACO-Based Clustering Algorithm / In “Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence”. Eds.: M. Dorigo et al., LNCS 4150. – Berlin: Springer-Verlag. – 2006. – P. 340–347.
7. Deneubourg J.L., Goss S.N., Sendova-Franks A., Detrain C., Chretien L. The Dynamics of Collective Sorting Robot-Like Ants and Ant-Like Robots / *Proc. of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour: From Animals to Animats.* Cambridge. – 1991. – P. 356–363.
8. Handl J., Knowles J., Dorigo M. Ant-Based Clustering and Topographic Mapping // *Artificial Life.* – 2006. – №12. – P. 35–61.
9. Kuntz P., Snyers D., Layzell P. A Stochastic Heuristic for Visualizing Graph Clusters in a Bi-dimensional Space Prior to Partitioning // *Journal of Heuristics.* – 1988. – №5(3). – P. 327–351.
10. Handl J., Meyer B. Improved Ant-Based Clustering and Sorting in a Document Retrieval Interface / *Proceedings of Seventh International Conference on Parallel Problem Solving from Nature.* Eds.: Merelo J.J. et al., LNCS 2439. – Berlin: Springer. – 2002. – P. 913–923.
11. Щуревич Е. В., Крючкова Е. Н. Автоматический анализ текстов на естественном языке // *Мат. II Всероссийская конференция «Знания – онтологии – теории».* Новосибирск. – 2009. Режим доступа – <http://www.math.nsc.ru/conference/zont09/reports/43Schurevich-Kryuchkova.pdf>.

ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ОДНОГО ТИПУ НА КВАЗИСИСТОЛІЧНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ СТРУКТУРАХ

М.С. Яджак

Інститут прикладних проблем механіки і математики ім. Я. С. Підстригача НАН України,
м. Львів

Останнім часом штучні нейронні мережі (ШНМ) широко застосовують для розв'язання багатьох практично важливих задач, розв'язок яких неможливо або досить складно одержати з допомогою традиційних обчислювальних або аналітичних методів. До таких задач можна віднести розпізнавання образів, класифікацію об'єктів різної природи, прогнозування ситуацій, відновлення функцій; оброблення масивів «зашумлених» та пошкоджених даних, одержаних, наприклад, шляхом вимірювань чи експерименту.

Відомі два основні підходи до реалізації нейромережних методів та алгоритмів:

- 1) використання програмних імітаторів (нейроемуляторів) [5] для персонального комп'ютера або універсального суперкомп'ютера;
- 2) використання різноманітних апаратних засобів: нейрокомп'ютерів [4], нейрочипів [8], прискорюючих пристроїв [7] тощо.

Під час розв'язання прикладних задач перший підхід є доволі універсальним, а тому і більш поширеним та перспективним. Однак, для багатьох застосувань (в бортових системах обробки інформації космічних та підводних апаратів, в системах керування наземними пересувними засобами, в робототехнічних системах) за такими характеристиками як швидкість обчислень, вартість та надійність апаратури, безпека (захист авторських прав, стійкість до здійснення несанкціонованого доступу), спеціальні експлуатаційні режими (обмеження для розмірів та маси) другий підхід не має альтернативи. Ця робота стосується проблеми реалізації ШНМ на спеціалізованих обчислювальних засобах, близьких до систолічних структур і певним внеском саме в розвиток другого підходу.

У праці [2] розглядається задача цифрової фільтрації (ЗЦФ), яка в загальному випадку полягає у виконанні деякої кількості перерахунків згладжування масиву значень змінних через рухоме вікно заданого розміру. Для ефективного розв'язання цієї задачі нами запропоновано квазисистолічний метод (КСМ) обчислень, на підставі якого розроблено та теоретично обґрунтовано оптимальні за швидкодією та використанням пам'яті паралельноконвеєрні алгоритми (ПКА). Оптимальність доведено у вказаних класах алгоритмів, які є еквівалентними за інформаційним графом з точністю до виконання співвідношень асоціативності та комутативності для операції додавання. Слід зазначити, що одержані результати є правильними і у разі, коли замість операцій додавання (+) та множення (*) використовувати логічні \vee та \wedge , теоретико-множинні \cup та \cap або операції знаходження найбільшого та найменшого значення \max і \min . Отже, розроблений КСМ можна застосовувати для організації масових обчислень під час розв'язання у режимі реального часу складних науково-технічних задач з різних предметних областей.

На підставі встановлення відповідності між основними параметрами сформульованої ЗЦФ (кількість перерахунків згладжування, кількість перераховуваних значень змінних, розмір рухомого вікна) та параметрами ШНМ (кількість шарів мережі, кількість нейронів шару, кількість синаптичних зв'язків нейронів), а також, враховуючи активаційні функції нейронів та конвеєрний характер інформаційних процесів, які протікають у багатошарових мережах [6], запропонований КСМ було розвинуто для організації масових обчислень у нейронних мережах з проєктивними та латеральними зв'язками у режимі функціонування [1]. внаслідок цього одержано ПКА, ефективність яких підтверджена відповідними оцінками їх прискорення. Згадані ПКА орієнтовані для реалізації на високопаралельних засобах спеціального призначення – квазисистолічних обчислювальних структурах (КСОС) [9], які точно «копіюють» потактові схеми виконання цих алгоритмів і складаються з функціональних елементів (ФЕ) декількох типів. Нами розроблено архітектуру таких обчислювальних структур для окремих прикладів двовимірних ШНМ. Від чисто систолічних запропоновані КСОС відрізняються

лише тим, що для них не виконується одна із властивостей систоличності, а саме: дозволяється передача даних від однієї «інстанції» одразу в декілька «точок прийому». Ця обставина дещо порушує локальність зв'язків між ФЕ обчислювальної структури. Однак дана проблема технічно легко усувається шляхом використання для комутації та зв'язку оптичних елементів.

Необхідно зазначити, що результати праці [3] дозволяють узагальнити задання активаційної функції нейрона, яка б володіла властивостями сигмоїдальних функцій. Тому відпадає потреба у постійному внесенні поправок в обчислювальні алгоритми та відповідні засоби їх реалізації під час зміни згаданої функції.

У запропонованих варіантах КСОС для реалізації ШНМ з проєктивними та латеральними зв'язками є можливість урахування різних типів (лінійна, порогова, сигмоїдальні) та способів задання функцій активації нейронів.

Слід зауважити, що подальшого збільшення швидкодії розроблених обчислювальних структур можна досягти внаслідок реалізації їх ФЕ на підставі використання клітинних автоматів, які є досить перспективним засобом не лише для моделювання різноманітних фізичних процесів та явищ, але і для паралельного виконання на бітовому рівні арифметичних і логічних операцій [10].

Отже, для ефективної реалізації двовимірних багат шарових ШНМ з проєктивними та латеральними зв'язками нами, зважаючи на сучасні тенденції в розвитку таких галузей, як мікро- та оптоелектроніка (збільшення рівня інтеграції під час виробництва двовимірних та виникнення передумов і можливостей для створення тривимірних мікросхем, розвиток таких технологій як фотонні кристали та мікрорезонатори для створення надшвидкої оптичної елементної бази), розроблено архітектуру високопаралельних КСОС, які характеризуються високою швидкістю, економним енергоспоживанням, технологічністю проектування та виготовлення, можливістю нарощування є надійними в експлуатації та мають мінімальні габарити. Загалом, розглянуті у цій роботі основні підходи до реалізації двовимірних мереж можна узагальнити і стосовно реалізації масових обчислень у тривимірних багат шарових мережах такого типу.

Література

1. Анисимов А. В., Яджак М. С. Параллельные алгоритмы выполнения массовых вычислений в нейронных сетях // Проблемы програмування. – 2008. – № 1. – С. 17–25.
2. Анисимов А. В., Яджак М. С. Построение оптимальных алгоритмов массовых вычислений в задачах цифровой фильтрации // Кибернетика и системный анализ. – 2008. – № 4. – С. 3–14.
3. Бодянский Е. В., Кулишова Н. Е., Руденко О. Г. Обобщенный алгоритм обучения формального нейрона // Кибернетика и системный анализ. – 2002. – № 5. – С. 176–182.
4. Галушкин А. И. Нейрокомпьютеры в задачах распознавания образов, обработки сигналов, изображений и управления динамическими системами // Докл. междунар. научн. конф. «Суперкомпьютерные системы и их применение» (SSA'2004), Минск, 26–28 октября 2004 г. – Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2004. – С. 28–30.
5. Гриценко В. И., Мисуно И. С., Рачковский Д. А. и др. Концепция и архитектура программного нейрокомпьютера SNC // УСиМ. – 2004. – № 3. – С. 3–14.
6. Захаров И. С., Лопин В. Н. Конвейерные информационные процессы в многослойных нейронных сетях // Радиоелектроніка, інформатика, управління. – 1999. – № 1. – С. 53–56.
7. Реализация искусственных нейронных сетей в НТЦ «Модуль» // Компоненты и технологии. – 2005. – № 4. – С. 98–102. – Режим доступа: <http://www.module.ru/files/papers-compitech0405.pdf>.
8. Шахнов В., Власов А., Кузнецов А. Элементная база параллельных вычислений // Открытые системы. – 2001. – № 5–6. – Режим доступа: <http://www.osp.ru/os/2001/05-06/180165>.
9. Яджак М. С. Моделирование нейронных сетей с проєктивными та латеральними зв'язками на квазісистолических структурах // Відбір і обробка інформації. – 2005. – Вип. 23 (99). – С. 122–127.
10. Valkovskii V., Zerbino D., Farid T. Realization of Arithmetic Computations on Cellular Automata // Optoelectronic information-power technologies. – 2001. – № 2. – P. 8–13.

