

2

*Прикладні аспекти
інтелектуальних
обчислень*

APPLYING MATHEMATICAL MODELS TO ANALYZING OF BANK'S FINANCIAL STANCE

N. Karnaukh, O. Voitenko

National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institut»

Bank failures contribute significantly to the fragility of the global economic system. Therefore, predicting banks' financial difficulties is crucial to prevent and/or mitigate the expected negative effects. This is originally a classification problem which aims to categorize banks into healthy and risky. In our study, we apply fuzzy neural network techniques to the bank failure prediction problem and present a comprehensive computational comparison of the classification performances of the techniques tested. The performance of the developed models based on the off-site data on European banks and macro/microeconomics indicators was compared. The efficacy of fuzzy vs precise methods in early bank failure detection has been also compared. Neural fuzzy systems do not suffer from problems associated with the assumptions of standard statistical methods and like an artificial neural network can learn the relationship from the data. In our study, were computed and employed two fuzzy logic systems: ANFIS (adaptive-network-based fuzzy inference system) and TSK (Takagi-Sugeno-Kang).

The bank clustering algorithm is used to classify the input data. As pointed in several studies, the performance of early warning systems, regardless of the econometric specification chosen, might be improved markedly by taking care to verify that the objects used in the estimation possess similar characteristics. The surveyed literature suggested that both macroeconomic and microeconomic factors are important in determining bank failure and distress.

In the paper we compare neural fuzzy methods (ANFIS and TSK) with precise methods (Kromonov's and multilevel aggregated index MAI) for early bank failure detection. We also compare the performance of the models built for the failure prediction of European banks and Ukrainian banks. In general, the results have shown that fuzzy methods are more accurate in predicting financial state deterioration. In this study we have also determined a set of financial and macroeconomic indicators that perform most effectively as predictor variables in the learning of fuzzy neural networks

The objective of this paper is also to study the relationship between the level of financial stance of banks and profitability of banks' products. We analyzed the following bank products: loans, deposits, current accounts, card products. For the analysis we built the models of current products' profitability and investigated different methods for predicting the performance of these products. In the study we used the following methods for predicting the profitability of products: regression models, neural fuzzy networks and others. After the comparative analysis the best models for profitability prediction were built. We also applied the results on the products' profitability for the forecasting of banks' financial stance. The outcome of your study is the system able to analyze the profitability of banking products and make the forecasts of their future. The latter results could also be used by the system to make the decision on the financial stance of the bank in the future.

Literature

1. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. — К.: Издательский дом «Слово», 2008. — 344 с.
2. Quarterly reporting of banks in Ukraine
http://www.bank.gov.ua/Bank_supervision/Finance_b/2009/01.10.2009/fin_state.htm
3. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети. — Х.: ТОВ Компанія Смит, 2006.- 404 с.

A FINE-GRAINED QoS APPROACH TO MEASURING REPUTATION IN GRID SYSTEMS

O. Kussul, O. Novikov

National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institut»

At present, Grid represents a distributed environment that integrates a variety of heterogeneous resources within different controlled domains. Grid could be also considered as an e-collaboration platform allowing scientific cooperation within a virtual team (or organization), i.e. sharing information, knowledge, applications, data and resources via dedicated Web gateways [1, 2]. The resources provide various quality of service (QoS) capabilities to support applications. Therefore, enabling and managing trust in such distributed environments becomes a major issue [3].

Resource reputation is one of the key metrics to develop trust models. Reputation is an assumption about the expected quality or reliability of a resource based on existing information or observations about his behavior in the past [4]. Here, we propose a fine-grained QoS approach to measuring resource reputation in a Grid system using previously developed utility-based reputation model [5]. This reputation model was based on the model described in [6], and incorporated a coarse-grained QoS approach where the whole QoS is considered as a single issue. In such a model, the utility function that measures the level of satisfaction of a user in relation to a resource provider is utilised to estimate the reputation value. In order to define a utility function, an auxiliary function that indicates the service level agreement (SLA) accorded between a VO user and a resource provider for a particular resource within a VO is implemented. The SLA value represents quality of a resource provider as expected by user. The utility function is defined as follows [6]: for a variable x and its value v returned by a resource provider: $utility(x,v) = 1$, if $v \geq SLA(x)$, and $utility(x,v) = v/SLA(x)$, otherwise. Therefore, the reputation of the resources is the expectation of the $utility()$ function over specific period of traces.

In this paper, we propose a fine-grained QoS approach to measuring the reputation of the resource. In particular, two important metrics are used: job waiting time and job execution time. The former is the difference between job start time and job release time. The latter is the difference between job finish time and job start time. It is also possible to incorporate the number of job resubmissions until job successful completion. In such a case, the value of the utility function will be decreased. In order to integrate various QoS metric values the minimum value is used. Another modification proposed is the use of exponential utility function [7]. In contrast to the linear utility function [6], the exponential one decreases faster and provides stricter penalty to the resource if the SLA values are not met. To demonstrate the efficiency of our approach the results of simulations with different scenarios will be presented. To generate system workload we use real data from traces available from Grid-Observatory project.

References

1. Bourras C., Giannaka E., Tsiatos E. e-Collaboration Concepts, Systems and applications // In: Inf. Sci. Ref., E-Collaboration: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications. -2009. - Vol 1, Section I, Chap. 1.2 Ed. N. Kock.
2. Shelestov A. Yu., Kussul N. N. Using the fuzzy-ellipsoid method for robust estimation of the state of a grid system node // Cybernetics and Systems Analysis. – 2008. – Vol. 44, N 6. – P. 847-854.
3. Chakrabarti A. Grid Computing Security. - Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. – 331 p.
4. Abdul-Rahman A., Hailes S. Supporting trust in virtual communities // In: Proceedings of the IEEE 33rd Hawaii Int Conf on System Sciences (HICSS '00). – 2000. – vol 6. – P. 6007.
5. Kussul O., Novikov O. Utility-based reputation model for VO in Grids // Visnyk NTUU “KPI”. Series “Informatics, control and computer engineering”. – 2009. – N 50. – P. 135-145.
6. Arenas A., Aziz B., Silaghi G.C. Reputation management in grid-based virtual organisations // In: Fernandez Medina E., Malek M., Hernando J. (ed.) Proc. Int. Conf. on Security and Cryptography (SECRYPT 2008), Porto, Portugal. – 2008. – P. 538-545.
7. Menasce D., Dubey V. Utility-based QoS Brokering in Service Oriented Architectures // IEEE 2007 Intl. Conf. Web Services, Appl. Services and Industry Track, Salt Lake City, Utah, July 9-13, 2007.

THE USE OF TIME-SERIES OF SATELLITE IMAGERY AND GROUND OBSERVATIONS TO FLOOD HAZARD MAPPING

S. Skakun

Space Research Institute NASU-NSAU

Over last decades we have witnessed the upward global trend in natural disaster occurrence. Hydrological and meteorological disasters are the main contributors to this pattern [1]. In 2007, hydrological disasters, such as floods and wet mass movements, represented 55% of the overall disasters reported. It should be noted that in recent years flood management has shifted from protection against floods to managing the risks of floods (European Flood risk directive) [2]. To enable flood risk assessment, corresponding flood hazard and flood risk maps should be developed. Flood probability density is to be estimated in order to produce flood hazard maps. Usually, this is done through hydraulic modeling of peak flow. But running such models faces many uncertainties [3] due to the lack of hydrological and other required data, their incompleteness and imperfection [2]. The use of space-borne remote sensing data to flood risk mapping is a complement approach to the existing flood modeling techniques [5].

Two approaches to flood hazard mapping from satellite imagery have been proposed in this paper. The first approach uses a time-series of Landsat TM and ETM+ images (with 30 m spatial resolution) to estimate flood probability density. Firstly, clouds and shadows are identified on Landsat images, as well as SLC-off pixels on ETM+ images are skipped. All these pixels are set with the “NoData” value, and are removed from the further analysis. At second, water bodies are detected using a density sliding method. Thus, each pixel in the image can get one of the following values: 0 - «No water», 1 - «Water», 2 - «No Data». For each pixel (that corresponds to the region with specific coordinates, i.e. latitude and longitude, assuming all satellite images were co-registered) the probability of inundation (PI) value is estimated as $PI_{pixel} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{I}_{pixel=1}$, where N is the number of images.

The second approach is targeted for event-specific flood hazard mapping [4]. In [5-7], a neural network approach for flood mapping using radar satellite data has been proposed. The Kohonen neural network was calibrated in the following way. For each neuron, we calculated the number of pixels from the training set that activated this neuron. If maximum number of these pixels belonged to the class “Water”, then this neuron was assigned the class “Water”. If maximum number of these pixels belonged to the class “No water”, then this neuron was assigned “No water” class. In such a case, the resulting flood map was binary. To generate a probabilistic map we propose to assign each neuron of a neural network a value that correspondence to the relative number pixels that activated this neuron. Thus, the value of each pixel will be in the range [0; 1] and indicate possibility of pixel being inundated.

References

1. Rodriguez J., Vos F., Below R., Guha-Sapir D. Annual Disaster Statistical Review 2008: The numbers and trends. - Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, Jacoffset Printers, Melin (Belgium), 2009. – 33 p.
2. Mostert E., Junier S. J. The European flood risk directive: challenges for research // Hydrology and Earth System Sciences Discussions. – 2009. - Vol. 6, N 4. - p. 4961-4988.
3. Horritt M.S. A methodology for the validation of uncertain flood inundation models // Journal of Hydrology. – 2006. - 326. - p. 153-165.
4. Schumann G., Di Baldassarre G. The direct use of radar satellites for event-specific flood risk mapping // Remote Sensing Letters. – 2010. - Vol. 1, N 2. - p. 75-84.
5. Skakun S. A Neural Network Approach to Flood Mapping Using Satellite Imagery // Computing and Informatics. – 2010. - Vol. 29, N 6. - p. 1013-1024.
6. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Grid and sensor web technologies for environmental monitoring // Earth Science Informatics - 2009. -- Volume 2, Numbers 1-2. - P. 37-51.
7. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Grid System for Flood Extent Extraction from Satellite Images // Earth Science Informatics. - 2008. - 1(3-4). - P. 105-117.

СРЕДСТВА DATA MINING КАК ОСНОВА СОЗДАНИЯ БАЗ ЗНАНИЙ**В.С. Абриков¹, В.П. Широчин², Д.А. Троешестова¹, Е.В. Карлович¹, С.В. Абриков¹**¹Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова²Национальный технический университет Украины Киевский политехнический институт

В России, на Украине и в мире накоплено чрезвычайно большое число экспериментальных данных в самых различных областях знаний. Количество их постоянно увеличивается. Вопрос заключается в следующем – как можно обобщить этот огромный и постоянно обновляющийся поток информации в конкретных предметных областях, сделать его удобным в использовании для научных и прикладных исследований.

В данной работе представлены примеры такого обобщения данных в виде баз знаний (БЗ), которые представляют собой совокупность баз данных по объекту исследования, качественных и количественных (в том числе вычислительных) моделей закономерностей объекта (связей между переменными объекта) и средств визуализации этих закономерностей.

Для создания БЗ использовались средства Data Mining, часто называемых методами интеллектуального анализа данных. Data Mining в широком понимании этого термина – комплекс современных средств предобработки данных, их анализа, моделирования и визуализации. Data Mining включает в себя такие средства, как: средства очистки данных (например, парциальная обработка, факторный и корреляционный анализ, выявление дубликатов и противоречий, спектральный анализ, фильтрация), средства трансформации данных (метод скользящего окна, квантование, слияние – объединение данных из нескольких таблиц и др.), автокорреляционный анализ, линейная и логистическая регрессия, «деревья решений», искусственные нейронные сети, самоорганизующиеся карты Кохонена, ассоциативные правила и др.). Базы знаний создавались на основе аналитической платформы Deductor: <http://www.basegroup.ru/>.

К настоящему времени нами созданы примеры баз знаний как в области естественных и технических наук: горения конденсированных систем, вибрационного горения газов в камерах сгорания, решения обратных задач оптики на основе «одноточечного измерения» – измерения оптического сигнала в одной точке плоскости изображения, определения свойств нанопленок линейно-цепочечного углерода с внедренными в него различными химическими элементами, так и в области социальных наук: социологии семейных отношений - <http://www.chuvsu.ru/2008/proekt.html>. В последнем случае полученная база знаний позволяет узнать, каков прогноз на продолжительность будущего брака, если жених (или невеста) уже есть. Если нет, то система подскажет, среди кого искать мужа (жену). Она же выдаст прогноз на продолжительность существующего брака и скажет, что надо делать, чтобы он был «вечным». Основана система на анализе 10...20 параметров супругов и их семьи для более, чем 500 распавшихся и продолжающихся браков (углубленные анкеты-интервью, содержащие более 50 вопросов приведены на сайте). Среди этих параметров и стандартные социологические, и астрологические, и биологические, и относящиеся к детству.

Полученные базы знаний содержат в себе в компактном виде большое количество разнообразной качественной и количественной информации об объекте и его закономерностях, обеспечивают быстрый доступ к информации в удобном графическом виде (различного рода графики, диаграммы, гистограммы, OLAP-куб и соответствующие кросс-диаграммы и таблицы).

Они способны адаптироваться к новым экспериментальным данным («дообучаться»). Их можно представить как специализированные калькуляторы, позволяющие мгновенно производить требуемые вычисления. Необходимо отметить, что базы знаний позволяют придать принципиально новое качество уже имеющимся данным: получать на их основе новые «экспериментальные» результаты (существенно выходящие за диапазон использованных данных), выявлять новые не выявленные ранее закономерности объекта.

ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ В МЕДИЦИНЕ

А.Р. Агаджанян

Одесский национальный политехнический университет

Обработка сигналов биологического объекта с целью выделения некоторых патологических особенностей в последнее время приобрела высокую популярность среди медиков, ученых и инженеров [1]. Возрастающий интерес к методам обработки сигналов в первую очередь связан с появлением и усовершенствованием алгоритмов частотно-временного анализа, расширяющих возможности ранней диагностики заболеваний.

По данным Центра медицинской статистики МОЗ Украины смертность населения от сердечно-сосудистых заболеваний (заболеваний системы кровообращения) составляет ~65,2% (на 2009 год.), поэтому качественная обработка кардио-сигналов является важнейшей медицинской задачей. В настоящее время не существует электрокардиографа, позволяющего эффективно обнаружить признаки ранней стадии ишемической болезни сердца (ИБС) и тем самым решить задачу прогнозирования внезапной сердечной смерти. Для решения такой задачи требуется обладать полной информацией о потенциалах сердца. Типовой кардио-сигнал содержит QRST комплекс, позволяющий выделить патологию при ИБС.

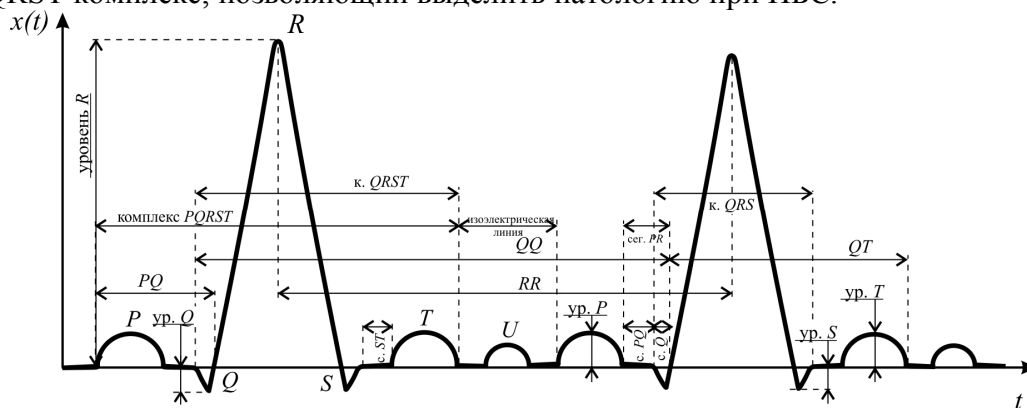


Рис.1 – Типовой кардио-сигнал с обозначением характерных точек

Для выделения патологии ИБС достаточно измерить сдвиг ST сегмента (рис. 1), как подъем или спад вниз по отношению к изоэлектрической линии. Наиболее простым является корреляционный метод анализа, который позволяет провести измерения, используя лишь временную функцию, иначе говоря, такой метод удовлетворяет медиков и не требует никакой специальной аппаратуры, кроме штатного электрокардиографа. Корреляционный метод обладает рядом недостатков связанных, в первую очередь, с усложнением анализа при появлении шумов.

В качестве альтернативного метода возможно применение преобразования Фурье [1]:

$$S(\omega, t_0) = \int_{t_0-T}^{t_0+T} x(t) \cdot e^{-j\omega t} dt, \quad (1)$$

в таком случае обработка сигнала осуществляется и в частотной области, что существенно улучшает возможности диагностирования патологий в кардио-сигналах, но обладает существенным недостатком: кардио-сигналы не удовлетворяют условиям стационарности, наличие какой-либо особенности вызывает “размывание” спектра (1). Обработка кардио-сигналов с помощью вейвлет-преобразованием не создает указанные недостатки. Основное различие между вейвлет-преобразованием и преобразованием Фурье состоит в ширине окна [1]. Частотное окно изменяется по мере того, как вычисляется преобразование для каждого из компонентов спектра, что является существенной особенностью.

$$R(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) W\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (2)$$

Для получения высокочастотной информации с высокой точностью важно выявить ее в относительно малых временных интервалах, а не из всего интервала, и наоборот – низкочастотную спектральную информацию важно выявить в относительно широких временных интервалах.

Вейвлет-преобразование (2) представляет собой непрерывный блок оконных преобразований Фурье с различными окнами для каждой частоты, что позволяет одинаково хорошо выделять низкочастотные и высокочастотные характеристики сигнала. Данное свойство вейвлет-преобразования позволяет полагать, что этот метод для вычисления частотно-временных параметров сигнала будет давать более качественные результаты.

Вейвлет-преобразование по своей природе не дает накопление спектров; основная его задача – получение информации о развитии сигнала, поэтому частотное представление сигнала тем четче, чем правильнее выбрана оконная функция, в связи с этим вейвлет-преобразование чаще всего используют при анализе широкополосных сигналов в задачах медицинской диагностики.

Выбор материнской функции является сложной математической процедурой. Для анализа кардио-сигналов и выявления патологии ИБС в первую очередь преследуется цель наглядности выделения смещенного ST сегмента.

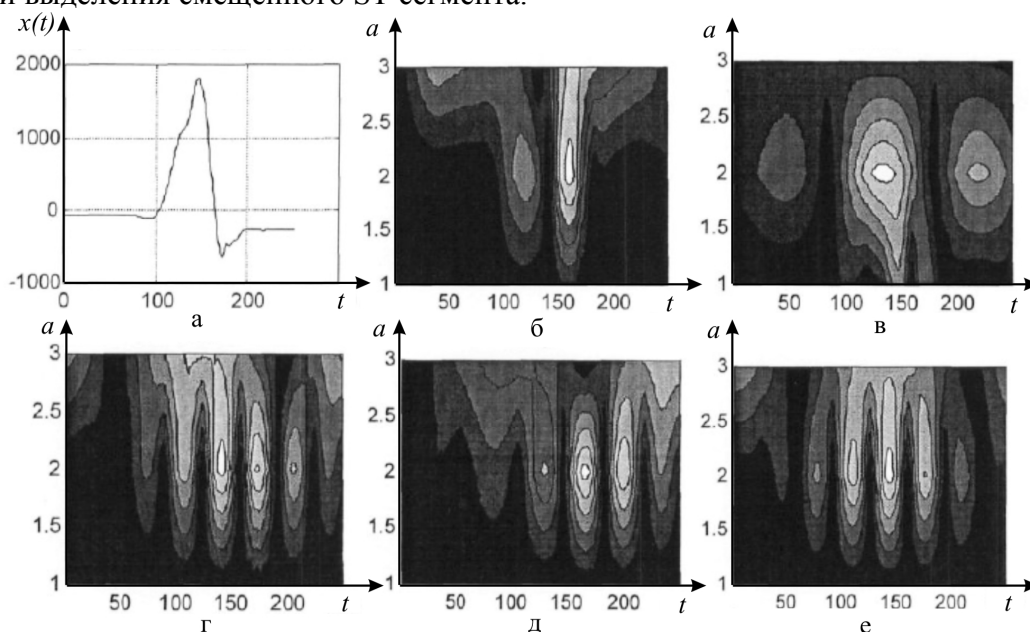


Рис. 2 – Обработка кардио-сигнала с помощью различных материнских функций

На рис. 2 показаны различные варианты применения материнских функций к исследованию патологии сигнала (а) пациента с ИБС: (б) - функция “Хаара”, (в) - “Мексиканская шляпа”, (г) - функция “Марлета”, (д) - функция “Мейера”, (е) - функция “Марлета” для сигнала без патологии. Наиболее наглядно выделяется патология с помощью функций “Мейера” и “Марлета”. В этом можно убедиться, изучив ширину изоклин кардио-сигнала, обработанного указанными функциями. Изоклин имеет более узкую полосу по времени и масштабу и точно отражают изменение ST сегмента (175...200) в градациях серого.

Вейвлет-преобразование для обработки кардио-сигналов дает ощутимые преимущества и разрешает указанные недостатки корреляционного метода и преобразования Фурье. С помощью вейвлет-преобразования возможно создание автоматизированного комплекса, следящего за состоянием пациента.

Литература

1. Короновский, А.А. Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения / А.А. Короновский, А.Е. Храмов — М: Физматлит, 2003. — 175 с.

МОДЕЛЬ НЕЧІТКОГО ЛОГІЧНОГО ВИСНОВКУ ОЦІНКИ РИЗИКУ ПРОПУСКУ ПРАВОПОРУШНИКІВ ЧЕРЕЗ ДЕРЖАВНИЙ КОРДОН

О.С. Андрощук

Національна академія Державної прикордонної служби України ім. Богдана Хмельницького

На сучасному етапі розвитку Державної прикордонної служби України (ДПСУ) постає актуальне питання підвищення ефективності виконання завдань щодо захисту національних інтересів на державному кордоні (ДК). Один із напрямків – удосконалення процесу управління ризиками, що включає аналіз та оцінку ризиків. Об'єктами оцінки ризиків у пунктах пропуску через ДК (у контрольованих прикордонних районах) є: особи; їх паспортні та інші документи; відомості, які надаються особами під час проведення контролю; транспортні засоби, які використовуються для перевезення пасажирів та вантажів, самі вантажі, що переміщуються, тощо. Як свідчить практика, одним із найскладніших питань з точки зору невідомості є оцінка осіб, що перетинають ДК [1].

Для оцінки ризиків у ДПСУ створено автоматизовану інформаційну підсистему “РИЗИК” [2]. Аналіз її застосування свідчить, що відпрацьовано питання автоматизації зберігання та видачі за запитом інформації стосовно осіб, які перетинають ДК. Питання аналізу (обробки) інформації, яка отримується під час перевірки осіб, залишаються прерогативою інспекторів прикордонного контролю (ІПК) на підставі їх досвіду, інтуїції, суб'єктивних уявлень.

У роботі [3] запропоновано модель, яка основана на бінарній інтерпретації ознак (індикаторів ризику) опису осіб і не є придатною для оцінки ознак ризику, які мають якісний характер.

У випадку, коли особи перетинають державний кордон, ІПК повинен на підставі аналізу ознак прийняти рішення: пропустити чи не пропустити їх через ДК, відправити для проведення поглибленої перевірки тощо. Наприклад, типовими зовнішніми ознаками оцінки ризику особи, яка перетинає ДК є: країна та регіон прибуття, мета прибуття, термін прибуття, наявність і відповідність паспортних даних, знаходження паспорту на обліку, знаходження особи на обліку (індикаторів ризику) тощо. Така інформація отримується частково з баз даних та в основному шляхом візуального спостереження і спілкування.

Автором запропоновано застосування моделі нечіткого логічного висновку для оцінки ризику правопорушників, що переміщуються через ДК, на підставі структури поданої у [4]:

фаззифікатор, який перетворює фіксований вектор вхідних змінних опису вантажу (X) у вектор нечітких множин, що необхідні для нечіткого висновку (наприклад, вхідними змінними можуть бути: країна прибуття; країна куди здійснюється переміщення; відповідність меті пересування тощо);

нечітка база знань, що складається з: бази правил, яка містить інформацію про залежність $Y=f(X)$ у вигляді лінгвістичних правил <ЯКЩО–ТО> та призначена для формального подання емпіричних знань або знань експертів у предметній сфері; бази даних, що містить параметри функцій належності та коефіцієнти важливості правил;

функції належності, які використовують для подання лінгвістичних термів у вигляді нечітких множин (побудову здійснено за допомогою методу статистичної обробки експертної інформації);

машина нечіткого логічного висновку, яка на основі правил бази знань визначає значення вихідної змінної у вигляді множини $\tilde{Y}$, що відповідає нечітким значенням вхідних змінних ($\tilde{X}$);

дефаззифікатор, який перетворює вихідну нечітку множину $\tilde{Y}$ у чітке число Y (вихідною змінною є ступінь приналежності особи до категорії порушник ДК (нелегальний мігрант, контрабандист, терорист тощо). На підставі цієї змінної приймається рішення стосовно пропуску через ДК, направлення особи на поглиблений огляд або не пропуску особи через ДК.

При побудові нечіткої моделі оцінки причетності особи до протиправної діяльності всі змінні, які розглядаються, є лінгвістичними, універсальна множина $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ вимірюється в балах в інтервалі дійсних чисел від 0 до 10. Як метод агрегування використано *min*-кон'юнкцію. Для акумуляції закінчень правил використано *max*-диз'юнкцію, які застосовуються у випадку схеми нечіткого висновку методом Мамдані. Як метод дефазифікації використано метод центру тяжіння.

Для автоматизації процесу аналізу оцінки змінної “Країна звідки” (що надасть додаткові можливості зменшення часу) пропонується здійснювати її оцінку таким чином. Здійснюється статистичне узагальнення основних категорії незаконних мігрантів (за громадянством). Наприклад, за перше півріччя 2010 року найбільша кількість нелегальних мігрантів з Узбекистану (3333 осіб), Таджикистан (1018 осіб), Туреччина (68 осіб), найменша з Єгипту (26 осіб).

Для визначення бальної оцінки відношення країни до потенційного постачальника нелегальних мігрантів здійснимо масштабування значення кількості осіб за формулою

$$O_i = (K_i / K_{max}) * 10,$$

де O_i – бальна оцінка i -ої країни; K_i – дійсна оцінка i -ої країни; K_{max} – максимальна оцінка країн.

Отже, Узбекистан має оцінку 10 балів, Таджикистан – 3,1 бали, Туреччина – 0,2 бали. Ці данні автоматично вводяться у програмний модуль “Оцінка ризику щодо осіб, які перетинають ДК” з облікових баз даних автоматизованої інформаційної системи ДПСУ. Визначивши період, можна динамічно змінювати бальну оцінку змінної “Країна звідки”. Аналогічно можна визначаються інші змінні, які оцінюються статистично.

Реалізацію й експериментальне дослідження моделі нечіткого логічного висновку здійснено з використанням пакету MATLAB 7.0.1.

Практичну реалізацію цієї моделі здійснено у вигляді програмного модуля “Оцінка ризику щодо осіб, які перетинають ДК”, який запропоновано включити до складу підсистеми “РИЗИК”.

Застосування запропонованої моделі на відміну від існуючих надає можливість отримати більш точну оцінку ризику особи за менший час.

Література

1. Аналіз та оцінка ризиків з метою протидії незаконній міграції та торгівлі людьми в пунктах пропуску через державний кордон : методичний посібник. – К. : Адміністрація ДПСУ, 2005. – 45 с.
2. Про прийняття на озброєння підсистеми “Ризик” : Наказ Голови ДПСУ від 02 черв. 2005 р. № 511 / Державна прикордонна служба України. – Офіц. вид. – К., 2005.
3. Городнов В. П. Модель визначення ступеня відповідності зовнішніх інформаційних ознак типовим ознакам розміщення незаконних об'єктів у транспортних засобах / В. П. Городнов, В. А. Кириленко, Р. Г. Каратаєв // Збірник наукових праць № 46. Ч. II. – Хмельницький : Видавництво Національної академії Державної прикордонної служби України імені Богдана Хмельницького, 2009. – С. 13–17.
4. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику / С. Д. Штовба. – Винница : Издательство Винницкого государственного технического университета, 2001. – 198 с.

БІБЛІОТЕКА АЛГОРИТМІВ НЕЧІТКОГО ВИВЕДЕННЯ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ В СИСТЕМАХ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Н.А. Антіпова¹, Ю.В. Триус²

¹Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького,

²Черкаський державний технологічний університет

В останні роки системи з нечіткою логікою і нечіткі нейронні мережі отримали широке застосування в інтелектуальних системах прийняття рішень, в задачах розпізнавання образів і класифікації, в кластерному аналізі, в економіці і фінансовій сфері для прогнозування і стратегічного аналізу, оптимізації інвестиційного портфеля і оцінки ризику банкрутства підприємств. Сьогодні важко знайти сфери прийняття рішень, де б активно не використовувалися методи і моделі, засновані на нечіткій логіці [1-4]. Не є виключенням і сфера освіти, зокрема вищої освіти, де методи і моделі, засновані на нечіткій логіці, все частіше використовуються з метою підвищення ефективності управлінських рішень щодо удосконалення навчального процесу.

За участю авторів розробляється інформаційно-аналітична система управління навчальним процесом ВНЗ (ІАС УНП), однією з складових якої є підсистема прийняття рішень і яка, поряд з чіткими моделями і традиційними методами прийняття рішень, буде використовувати методи і моделі, засновані на нечіткій логіці.

Оскільки для реалізації ІАС УНП ВНЗ використовується виключно вільнопоширюване програмне забезпечення, то виникла проблема створення власної бібліотеки алгоритмів, що реалізують основні методи нечіткого логічного виведення: алгоритми Мамдані, Сугено, Цукamoto та Ларсена. В результаті дослідження була створена бібліотека функцій, що реалізують зазначені алгоритми.

Для перевірки правильності роботи створених алгоритмів використовувався пакет Fuzzy Logic Toolbox системи комп'ютерної математики Matlab, зокрема редактор FIS (Fuzzy Inference System – графічне середовище з системами нечіткого логічного виведення), в якому реалізовані алгоритми Мамдані та Сугено. Зокрема при аналізі працездатності та коректності роботи алгоритмів використовувався приклад «Часві у ресторані» [5, 358-370], де потрібно визначити обсяг чайових у залежності від обслуговування та якості їжі (рис. 1), а також розв'язувалися задачі апроксимації часових рядів. Крім окремих алгоритмів для однієї або двох змінних, у бібліотеці реалізовано функцію, за допомогою якої можна працювати із системами, що містять більше вхідних та вихідних параметрів, з вибором методу нечіткого виведення, і знаходити залежність кожної вихідної змінної від будь-якої пари вхідних змінних та від кожної змінної окремо.

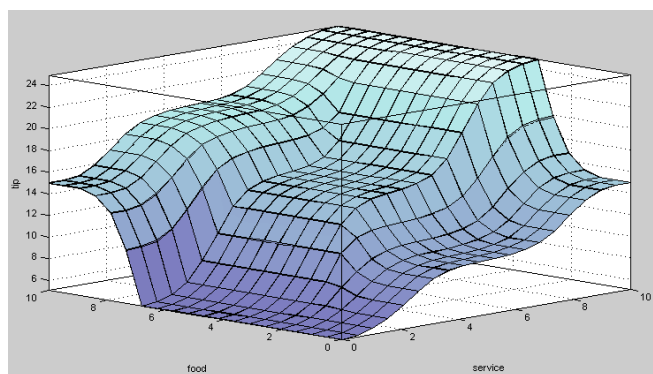


Рис. 1 – Результат роботи функції, що реалізує алгоритм Сугено

Література

1. Алмутин А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: Монография. – Тюмень: Изд-во ТГУ, 2000. – 352 с.
2. Блюми С.Л., Шуйкова И.А. Модели и методы принятия решений в условиях неопределенности: Монография. – Липецк: ЛЭГИ, 2001. – 139 с.
3. Гнатієнко Г.М., Снитюк В.Є. Експертні технології прийняття рішень: Монографія. – К.: ТОВ «Маклаут», 2008. – 444 с.
4. Зайченко Ю.П. Нечёткие модели и методы в интеллектуальных системах. – К.: «Издательский Дом «Слово», 2008. – 344 с.
5. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzy TECH. – Санкт-Петербург: БХВ-Петербург. – 2005. – 736 с.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧЕ ВЫБОРА ЗАПАСНОГО АЭРОДРОМА

О.В. Артеменко, Т.Ф. Шмелева, А.С. Тимошенко

Государственная летная академия Украины

Предполетная подготовка экипажа воздушного судна является одним из условий обеспечения безопасности полетов. Перед каждым полетом, экипажу воздушного судна (ВС) на предполетной подготовке необходимо выбрать запасные аэродромы (ЗА), а затем, принимая решение на вылет, уточнить метеоусловия на них. Выбор запасного аэродрома регламентируют следующие документы: Руководство по летной эксплуатации ВС, Наставление по производству полетов гражданской авиации, и принятый в 2005 году Государственной авиационной службой Украины «Порядок принятия решения на вылет и прилет воздушных судов гражданской авиации Украины по правилам полета по приборам».

Варианты принятия решения на вылет с обеспечением возможности ухода на запасной аэродром с высоты принятия решения (ВПР) аэродрома назначения должны рассматриваться как основные и предусматриваться при разработке планов движения воздушных судов.

Одним из современных средств повышения безопасности полетов, является разработка эффективных программных средств, которые поддерживают деятельность авиационного оператора в процессе решения различных задач предполетной подготовки, а также освобождают летных диспетчеров и пилотов от трудоемкой, стандартизированной работы по поиску, приему, группированию, обобщению и обработке информации, связанной с предполетной подготовкой.

В целях оптимизации предполетной подготовки в авиации разрабатываются и применяются автоматизированные системы подготовки предполетной информации [1]. Центральное место в системе предполетной подготовки занимает проблема выбора оптимального запасного аэродрома по маршруту полета. Для решения этой задачи в таких системах предлагается применение модуля автоматизированного выбора запасного аэродрома [2].

Чтобы оптимизировать решение задачи выбора ЗА и добиться более точных и объективных результатов, предлагается поэтапный подход к методике выбора ЗА. Рассмотрим работу модуля.

Первый этап. Ввод полетного задания.

Он заключается во вводе пользователем полетного задания в расчетную систему, т.е. ввод аэродрома (АД) вылета и назначения.

Данные о выбранных аэродромах и сведения по выбранному маршруту поступают в модуль выбора ЗА из базы данных.

Второй этап. Определение потенциально возможных запасных аэродромов.

В блоке определения возможных ЗА на основе введенного полетного задания происходит определение маршрута и определение возможных запасных аэродромов. Сначала определяется расстояние от аэродрома вылета до аэродрома назначения $L_{\text{маршрута}}$ и в радиусе R равном половине маршрута с центром в аэродроме назначения определяются возможные запасные аэродромы. Далее происходит сортировка возможных запасных аэродромов в порядке возрастания расстояния от аэродрома назначения до них.

Третий этап. Первое оценивание аэродромов по факторам и отсев заранее непригодных аэродромов.

Выбранные возможные аэродромы оцениваются по 3-м значимым факторам:

1. А – Тактико-технические характеристики аэродрома (характеристики взлетно-посадочной полосы, светотехнического оборудования, системы захода на посадку, навигационной система подхода).
2. В – Метеоусловия.
3. С – Количество топлива.

Оценивание аэродромов по всем факторам будем осуществлять с помощью двухслойной прямонаправленной *нейронной сети* – двухслойного персептрона [3]. Входными параме-

трами модели являются факторы, которые влияют на выбор запасного аэродрома при принятии решения на вылет:

- компонент $\bar{A}$ - оценка тактико – технических характеристик ЗА, (a_1 – ТТХ ВПП, a_2 – система захода на посадку, a_3 – навигационная система подхода, a_4 – светотехническое оборудование) $\bar{A} = \{a_i\}, i = \overline{1,4}$;
- компонент $\bar{B}$ - оценка метеоусловий на предполагаемом ЗА (b_1 – соответствие НГО и видимости установленным минимумам, b_2 – соответствие составляющих ветра установленным предельно допустимым), $\bar{B} = \{b_j\}, j = \overline{1,2}$.
- компонент $\bar{C}$ - оценка наличия топлива на борту ВС, т.е. хватит ли топлива до предполагаемого ЗА, $\bar{C} = \{c_k\}, k = \overline{1,1}$;

Каждому входному параметру ставится также бинарный вектор, который отображает соответствие (1) или несоответствие (0) определенного параметра удовлетворительным условиям.

Выходным параметром модели является оценка аэродромов относительно возможности быть выбранными в качестве запасных $\bar{R} : r_1$ – АД может быть запасным (1), или АД не может быть запасным (0), $\bar{R} = \{r_x\}, x = \overline{1,1}$.

Таким образом, определяются аэродромы, которые могут быть выбраны в качестве запасных.

Четвертый этап. Второе оценивание аэродромов по факторам.

На четвертом этапе аэродромы, которые могут быть выбраны в качестве запасных, оцениваются с точки зрения экономичности. Здесь играют роль такие факторы как аэронавигационные сборы по маршруту и на аэродроме, количество топлива, маршрут и другие факторы.

Выбранные пригодные аэродромы оцениваются по данным факторам и выбирается оптимальный запасной аэродром.

Данные о выбранном запасном аэродроме поступают на интерфейс пользователя.

Рассмотренная проблема выбора запасного аэродрома является актуальной не только в контексте предполетной подготовки. Нередко проблема выбора альтернативного аэродрома или другого места для вынужденной посадки возникает уже в полете. Такие ситуации, требующие вынужденной посадки, всегда связаны с дефицитом времени и высокой нервно-эмоциональной нагрузкой при принятии решения. Таким образом, просматриваются пути внедрения подобных модулей автоматизированного выбора запасного аэродрома в бортовых автоматизированных системах управления полетом для определения оптимального запасного аэродрома или пригодного места посадки в любой момент времени и в любой точке маршрута. Таким нововведениям способствуют и существующие и широко применяющиеся в авиации системы глобального позиционирования (GPS); набирающие обороты и все больше применяемые для целей авиации геоинформационные системы (ГИС); а также возможность получать необходимую информацию из баз данных аэропортов или непосредственно из самих аэропортов в режиме on-line.

Литература:

1. Артеменко О.В. Розробка автоматизованої системи підготовки передпольотної інформації / О.В. Артеменко, Ю.Б. Беляєв, Т.Ф. Шмельова // Науково-практичний журнал «Науково-технічна інформація». – К.: 2010. - №3. – С. 41-44.
2. Шмелева Т.Ф. Выбор запасного аэродрома в условиях неопределенности / Т.Ф. Шмелева, О.В.Артеменко, В.В. Павлова // Наукові праці академії: випуск VII, частина I/ За ред. Р.М. Макарова. – Кіровоград: Видавництво ДІАУ, 2003 – С. 234-240.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.

НЕЙРО-НЕЧІТКІ МОДЕЛІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ПОШИРЕННЯ ПОЖЕЖІ ТА МЕТОДИ ЇХ ОПТИМІЗАЦІЇ

А.О. Биченко, О.М. Джулай

Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля

Моделювання процесів розвитку пожеж на особливо небезпечних об'єктах має унікальний характер, який визначається їх особливостями. Тому для кожного підприємства необхідно здійснювати розробки моделей і виконувати моделювання окремо. У доповіді представлено постановки задач, які мають частковий характер і безпосередньо впливають із задачі (1) у залежності від типу вхідної інформації та кількості експертів, які беруть участь в її оцінці.

$$T_{x,y} = G(V, S) = G(V_l, V_m, T_f, T_p, X_{in}, X_{out}, S) \quad (1)$$

Зокрема, запропоновано класифікувати такі задачі у відповідності до того, один чи декілька експертів роблять висновки про час та маршрути поширення пожежі [1,2].

Для кожної із задач розроблено відповідні моделі, які є нечіткими продукційними правилами, і розрізняються за типами значень параметрів. Якщо параметри відомі, то розрахунок часу пожежі зводиться до застосування процедур типу Сугено або Мамдані, а також принципу узагальнення Заде. Невідомі параметри є причиною того, що як моделі часу вибрано нейро-нечіткі мережі типу ANFIS чи TSK, і ці мережі відіграють роль „чорного ящика”.

Здійснення їх параметричної ідентифікації запропоновано здійснювати, використовуючи технології градієнтної оптимізації та еволюційні алгоритми. І у першому, і у другому випадку експерти можуть давати суперечливі висновки. Для того, щоб максимально уникнути протиріч, та об'єктивізувати експертну інформацію, запропоновано їх висновки враховувати з певними ваговими коефіцієнтами.

У результаті цього одержано моделі, які можна використовувати для прогнозування часу поширення пожежі до об'єкта, що становить підвищену небезпеку; визначати маршрут, по якому пожежа може поширитись максимально швидко, чи навпаки; знаходити час поширення пожежі між будь-якими двома точками.

Запропоновані процедури обчислення часу поширення пожежі від однієї точки до іншої дозволяють керівнику процесом пожежогасіння визначати вирішальні напрямки розгортання бойових сил та засобів, що особливо важливо для об'єктів, які становлять загрозу життю людей та навколишньому середовищу. Моделювання із застосуванням елементів теорії нечітких множин сприятиме збільшенню адекватності процесів прийняття рішень реальній ситуації.

Очевидно, що розглянутими шістьма задачами визначення часу поширення пожежі не обмежується весь круг їх можливих релевантних постановок. Сформульовані і розв'язані задачі за допомогою методів теорії нечітких множин і нейро-нечітких мереж є найпростішими. Подальші дослідження полягатимуть у зведенні до єдиного висновку і об'єктивізації суджень багатьох експертів, можливо з суперечливими твердженнями. Підкреслено роль нейро-нечітких мереж як адаптивного інструментарію розв'язання задач ідентифікації.

Література

1. Биченко А.О. Гібридні моделі часу поширення пожежі на основі висновків одного експерта / А.О. Биченко // Науковий вісник УкрНДІПБ. – 2008. – № 1(17). – С. 190-195.
2. Снитюк В.Є. Моделі визначення параметрів розвитку пожежі на основі висновків багатьох експертів / В.Є. Снитюк, А.О. Биченко, О.М. Джулай, В.О. Колесник // Пожежна безпека: теорія і практика. Збірник наукових праць. – 2010 - №6(1) – С. 71-76.

ЧЕЛОВЕЧЕСКИЙ ФАКТОР НАДЕЖНОСТИ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ И ЕГО УЧЁТ В РАЗРАБОТКЕ КОГНИТИВНО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

А.Ф. Верлань¹, М.Ф. Сопель², Ю.О. Фуртат¹, И.А. Чмырь³

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

²Институт электродинамики НАН Украины, г. Киев,

³Одесский государственный экологический университет

В наше время из-за расширения спектра решаемых задач управления с помощью сложных компьютеризированных систем происходит разрастание их структуры и увеличение нагрузки на отдельные компоненты систем, в связи с чем все острее встает проблема надежности. Традиционно эта проблема решается, как правило, с позиций чисто технического подхода. В этом подходе в поле зрения находится лишь «машинный» компонент сложной системы, а надежность обеспечивается за счет мероприятий, направленных на совершенствование технических составляющих.

Однако современные автоматизированные системы управления являются эргатическими, т.е. человеко-машинными (ЧМС), надежность функционирования которых в значительной мере зависит от «человеческого фактора». Например, на тепловых электростанциях из-за ошибок операторов происходит до четверти всех нарушений [1]. Более полные данные по этой проблеме весьма ограничены для открытого доступа. Однако вряд ли данную проблему можно уже игнорировать – примерами могут служить многочисленные аварии на технически совершенных объектах энергетики по всему миру. Исследования, активно ведущиеся в этом направлении в развитых странах мира [2, 3], позволяют говорить об актуальности проблемы.

Учет человеческого фактора в сложных ЧМС позволит повысить не только надежность систем, но и их эффективность благодаря созданию и внедрению методов поддержки принятия решений, основанных на учете когнитивных особенностей и психофизиологического состояния операторов ЧМС [4]. Такие методы призваны обеспечить возможность быстрого, точного и полноценного реагирования операторов на информацию, поступающую от системы [5], как в рутинных, так и в критических ситуациях, что дополнительно повысит надежность системы.

Для разработки соответствующих методов и средств поддержки принятия решений необходимо привлечь как психологический анализ (с переходом в нём от понятийного к системному уровню), так и методы построения человеко-машинного диалога (в аспектах обмена информацией и обучения).

Литература

1. Глебов И.А., Розанов М.Н., Чельцов М.Б. и др. Теоретико-методические проблемы надежности систем энергетики. – Новосибирск: Наука, 1985. – 224 с.
2. Yang Mengzhuo, Gao Jia, Zhao Bingqun, Huang Xiangrui, Shen Zubei. Study of operator reliability in nuclear power plants. – Chinese Science Bulletin, Vol. 42, No. 19, October 1997 – pp. 1585-1590.
3. Sergey Nesterov. A Human operator function reliability statistical modelling for preliminary system safety and risk assessment. – Defence And Systems Institute University of South Australia, 2008. – SimTecT 2008 Conference Proceedings, pp. 65-70.
4. Верлань А.Ф., Сопель М.Ф., Фуртат Ю.О. Особенности оперативного тестирования на рабочем месте операторов систем поддержки принятия решений (СППР). – Сборник научных трудов «Математичне та комп'ютерне моделювання». Сер.: «Технічні науки». – Каменец-Подольський національний університет ім. Івана Огієнка, 2010. – Вып. 3. – С. 37-45.
5. Верлань А.Ф., Чмырь И.А., Жирякова И.А. Компьютерное моделирование сфокусированного слухового внимания. – Журнал «Электронное моделирование». – Киев, 2006, – т. 28, № 1. – С. 19-31.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСА АКЦИЙ КОМПАНИИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ПО ОПЦИОНАМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

П.А. Гнатенко

Национальный технический университет Украины «КПИ»

Прогнозирование – одна из самых востребованных и в то же время самая сложная задача «наших дней». Ее решение связано со многими проблемами, которые обусловлены разнообразными причинами, самыми главными из которых являются недостаточное качество и неполнота исходной информации. Но именно качественный прогноз является ключом к решению многих финансовых задач.

Использование нейронных сетей представляет большую ценность в задачах прогнозирования, поскольку они способны улавливать сложные нелинейные зависимости и динамику развития показателей, когда, порой, классические методы не предоставляют должного результата. Но в сетях такого вида нельзя задать начальные сведения о процессе в виде правил «если-то», которые могут быть известны специалистам данной финансовой области. Такие сведения можно задать в нечетких нейронных сетях, основанных на нечеткой логике.

Во многих публикациях последних лет исследуется наличие связи типа запаздывания в ценах на опционы и обыкновенные акции. Характерной особенностью опционов является то, что небольшие начальные вложения позволяют получать прибыль от изменения рыночных курсов, соответствующую большому количеству акций (так называемый левеидж). За большинством сделок по опционам рано или поздно следуют сделки по соответствующим акциям, в частности, потому что продавцы опционов немедленно хеджируют свои позиции сделками на рынке акций (дельта-хеджирование), а также потому, что многие контракты по опционам исполняются раньше срока (там, где в ходу опционы американского типа). В результате та информация, на основании которой принимаются решения по сделкам с опционами, в некотором преобразованном виде передается на рынок акций. Из этого следует такой очевидный вывод в отношении гипотезы эффективного рынка: зная положение на рынке опционов, можно извлечь информацию, которая еще не дошла до рынка акций [1]. Поэтому для нечеткой нейронной сети, рассчитанной на прогнозирование курса акций, данные о позициях на рынке опционов, представляют собой важный источник потенциальной информации, которая даст возможность сделать удачный прогноз будущей цены акций для проведения выгодной торговой стратегии.

Целью данной работы является проведение эксперимента по прогнозированию курса акций крупного международного оператора супермаркетов Ahold, при помощи нечеткой нейронной сети с нечеткими логическими выводами Мамдани и Цукамото с функцией принадлежности Гаусса [2]. В качестве входных данных использовались средняя цена за день акций компании Ahold на Euronext Amsterdam, средняя величина премии за день по европейским опционам call с кодами АНО3118.0С, АНО3119.2С, АНО6119.6С, АНО9118.8С, АНО2118.4С, АНО2119.4С, а также другие эндогенные и экзогенные переменные. В качестве временного интервала был взят период с 22.11.2010 по 16.02.2011. В результате был получен курс акций на следующий день (17.02.2011).

Литература

1. Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. – Москва: ТВП, 1997. – хх, 236 с.
2. Ю.П. Зайченко. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: «Издательский Дом «Слово», 2008. – 344 с.

ОБЧИСЛЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КАПІТАЛУ КОМПАНІЇ МЕТОДАМИ ТЕОРІЇ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Г.М. Гнатієнко

Українська Міжнародна Фондова Біржа

Умовою успішного розвитку сучасної компанії є збалансованість інтересів її власників, персоналу та клієнтів. У наш час стало зрозуміло, що людський капітал є важливішим від усіх матеріальних, фінансових, технологічних, інформаційних, енергетичних та інших ресурсів і основою конкурентоспроможності та ефективності діяльності сучасних компаній. Ефективність роботи будь-якої компанії безпосередньо пов'язана з ефективністю роботи її персоналу. У свою чергу, кваліфікація, лояльність, взаємодія персоналу компанії залежить від того, наскільки ефективно вирішуються задачі усього циклу управління персоналом. Адекватним інструментом розв'язання таких задач є системи підтримки прийняття рішень, які призначені для підтримки слабо структурованого та неструктурованого прийняття рішень.

На сьогодні математичне забезпечення дослідження багатьох практичних задач традиційно складають методи математичної статистики й в окремих випадках застосовуються методи дослідження операцій (математичного програмування). Але в той же час відомо, що цей математичний апарат прийнятний для структурованих задач, а слабо структуровані задачі доцільно розв'язувати методами теорії прийняття рішень. Доведено, що найадекватнішим математичним апаратом для дослідження частково структурованих проблем є апарат теорії прийняття рішень [1].

Більшість задач управління персоналом є слабо (частково, погано) формалізованими. Це обумовлюється, зокрема тим, що будь-яка задача управління персоналом містить у контурі прийняття рішення людину або колектив людей, що автоматично породжує суб'єктивність, багатовимірність, невизначеність, неоднозначність у її постановці, моделюванні, розв'язанні, застосуванні та інтерпретації. Крім того, значну частину задач управління персоналом неможливо розв'язати без залучення експертної інформації. Але у більшості випадків недооцінюється значення процесу її коректного одержання та обробки. Не зважаючи на існування великої кількості методик розв'язання задач управління персоналом, на сьогодні універсальної методики не існує. Застосування експертних технологій при дослідженні людського капіталу є актуальним та перспективним. Можна стверджувати, що основою для прийняття рішень при управління персоналом та інтелектуальним капіталом мають бути експертні технології, як сукупність моделей, методів і засобів, що дозволяють досягти бажаного результату з урахуванням суб'єктивних особливостей експертів.

На сьогодні існують різні класифікації капіталу компанії. Найчастіше виділяються: фізичний, фінансовий, природний, інтелектуальний, людський капітали. Існують різні підходи до моделювання структури інтелектуального капіталу та різні його означення. Найадекватнішою структурою інтелектуального капіталу організації, на думку автора, є

$$K^0 = f_1(K^1, K^2, K^3), \quad (1)$$

$$K^3 = f_2(K^4, K^5, K^6), \quad (2)$$

де f_1, f_2 – функціональні залежності між різними видами капіталів, що сприяють синергетичному ефекту; K^0 – інтелектуальний капітал; K^1 – капітал відносин (бренд-капітал, клієнтський, ринковий, споживчий, маркетинговий капітал) (маркетингові можливості компанії, ділове співробітництво, прихильність покупців тощо); K^2 – людський (кадровий) капітал (знання, навички, здоров'я тощо); K^3 – структурний (соціальний) капітал; K^4 – інноваційний капітал (капітал розвитку) (права інтелектуальної власності, ліцензії, торгові марки тощо); K^5 – процесний капітал (капітал процесів) (бізнес-процеси, бізнес-системи, ін-

формаційні ресурси тощо); K^6 – організаційний капітал (стратегія управління, організаційна (корпоративна) культура, організаційно-правова структура тощо).

Між елементами інтелектуального капіталу існує тісний взаємозв'язок, тобто функція визначення інтелектуального капіталу не є сепарабельною. Управління персоналом прямо або опосередковано впливає на усі зазначені складові інтелектуального капіталу. Так, наприклад, якщо втрачений людський капітал, то автоматично втрачає цінність структурний капітал. І навпаки, якщо втрачений структурний капітал, то персонал і менеджмент будь-якої кваліфікації не зможе вести успішний бізнес. З погляду практики управління більша значимість структурного капіталу в порівнянні з людським пояснюється тим, що він значно легше піддається капіталізації. Інакше кажучи, людський капітал не може бути власністю компанії. Але від людського капіталу лажежить стан та перспективи зростання усього інтелектуального капіталу компанії.

Позначимо зв'язки між різними видами капіталу через

$$C^0 = (c_{ij}^0), \quad i, j = 1, \dots, 6. \quad (3)$$

У випадку, коли значення $c_{ij}^0 > 0$, для $i, j = 1, \dots, 6$, зв'язок є синергетичним, при $c_{ij}^0 < 0$ – деструктивним, при $c_{ij}^0 = 0$, має місце нульовий синергетичний ефект.

З точки зору стратегічного управління набагато ефективніше направити зусилля з управління персоналом на оптимізацію структурного капіталу: максимально залучити досвід та знання персоналу і зробити їх надбанням організації. Обчислення оцінок елементів матриці (3) здійснюється за допомогою алгоритмів визначення вагових коефіцієнтів об'єктів, описаних у монографії [2]. Величини капіталів (1)-(2) та зв'язків між ними (3) можна визначати за допомогою функцій належності нечіткої множини, алгоритми побудови яких також наводяться у книзі [2]. Для визначення загальної вартості інтелектуального капіталу компанії

K^0 слід визначити величину кожної категорії капіталів, представлених формулами (1)-(2), та оцінити значення зв'язків (3) між цими категоріями. За результатами обчислень одержуємо оцінку інтелектуального капіталу компанії з урахуванням синергетичного ефекту.

При обчисленні інтелектуального капіталу компанії слід зважати на наявність його необхідних елементів у вигляді ліцензій, сертифікатів, інтелектуальних прав тощо, а також достатні елементи для стабільного функціонування та розвитку компанії. У випадку, коли величину категорій інтелектуального капіталу $K^i, i = 1, \dots, 6$, неможливо обчислити безпосередньо, слід визначати його динамічний приріст чи зниження вартості компанії.

Комплексний підхід до визначення величини інтелектуального капіталу та системне управління усіма його складовими сприяє зростанню ринкової вартості компанії. Застосування моделей та методів теорії прийняття рішень у цій галузі дозволяє адекватно оцінювати економічний стан компанії на ринку, визначати перспективи її розвитку та завчасно прогнозувати необхідні управлінські впливи для ефективного управління усіма категоріями інтелектуального капіталу та компанією в цілому.

Література

1. Моделі та методи прийняття рішень: навч. посіб. для студ. вищ. навч. закл. / О.Ф.Волошин, С.О.Машенко. – 2-ге вид., перероб. та допов. – К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2010. – 336 с.
2. Гнатієнко Г.М., Снитюк В.Є. Експертні технології прийняття рішень: Монографія. – К.: ТОВ «Маклаут», 2008. – 444с.

ОБЧИСЛЕННЯ ЕВРИСТИК, ЩО ЗАСТОСОВУЮТЬСЯ ПРИ ЕКСПЕРТНИХ РАНЖУВАННЯХ ОБ'ЄКТІВ

Г.М. Гнатієнко, О.Г. Гнатієнко
Українська Міжнародна Фондова Біржа

При розв'язанні багатокритеріальних задач проблема визначення області Парето є строго об'єктивною і вирішується без застосування будь-яких евристик. Але область компромісів є множиною точок, з яких у більшості випадків треба вибрати одну. Звуження області ефективних об'єктів потребує застосування додаткової інформації від експертів, оскільки ефективні набори параметрів не можна порівняти один з одним формально. Для визначення єдиного розв'язку багатокритеріальної задачі застосовуються три евристики [1]. По-перше, покладається, що розв'язок багатокритеріальної задачі є точкою перетину променя нормованих вагових коефіцієнтів відносної важливості критеріїв і області ефективних альтернатив задачі. По-друге, використовується вектор відносної важливості критеріїв є евристикою, беручи до уваги суб'єктивність визначення вагових коефіцієнтів критеріїв. По-третє, для переводу всіх значень параметрів об'єктів до безрозмірного виду в заданому інтервалі значень застосовується обрана дослідником евристична формула.

Відомо, що побудова структури переваг у формалізованому вигляді є складною задачею для людини. Наукові дослідження в галузі задач експертного оцінювання та практика побудови систем підтримки прийняття рішень показують, що далеко не завжди експерти та особи, що приймають рішення, мають чітке уявлення про структуру переваг на множині об'єктів. У більшості випадків людина не може адекватно визначати вагові коефіцієнти, а також виділяти у явному випадку евристики, які застосовуються нею у ситуації прийняття рішення. Для визначення структури переваг на множині об'єктів у [2] запропоновано групу адаптивних алгоритмів визначення гіперпаралелепіпеда вагових коефіцієнтів важливості параметрів об'єктів.

Нехай досліджується множина об'єктів A і кожен об'єкт $a \in A$ характеризується значеннями параметрів, множину індексів яких позначимо через $j \in J = \{1, \dots, m\}$. Параметри об'єктів множини A переведено до безрозмірного виду: $\omega_j(a) \in [0, 1]$, для $a \in A, j \in J$. На множині безрозмірних значень параметрів об'єктів експертом задано відношення переваги для двох довільних наборів параметрів $\omega^1 = (\omega_1^1, \dots, \omega_m^1) \succeq (\omega_1^2, \dots, \omega_m^2) = \omega^2$. У монографії [2] запропоновано такі евристики: з суб'єктивного судження експерта про перевагу об'єкта a_1 над об'єктом a_2 , тобто з відношення $a_1 \succ a_2$, $a_1, a_2 \in A$, впливає справедливості співвідношення $f(\omega^1, \rho) < f(\omega^2, \rho)$, де $\rho = (\rho_1, \dots, \rho_m)$ – вектор вагових коефіцієнтів параметрів, $f(\omega, \rho)$ – деякий узагальнений критерій. При цьому вид функції $f(\omega, \rho)$ може бути різним. У роботі [2] описано алгоритми визначення вагових коефіцієнтів параметрів об'єктів для таких видів функції $f(\omega, \rho)$:

$$f^{(1)}(\omega, \rho) = \sum_{j \in J} \omega_j \rho_j, \quad (1)$$

$$f^{(2)}(\omega, \rho) = \sqrt{\sum_{j \in J} (\omega_j \rho_j)^2}, \quad (2)$$

$$f^{(3)}(\omega, \rho) = \max_{j \in J} \omega_j \rho_j. \quad (3)$$

Нехай експерт виділяє на множині A деяку підмножину $A', A' \subset A$, і задає на цій підмножині свої переваги у вигляді строгого ранжування об'єктів підмножини $A' : R(a), a \in A'$. При аналізі такої ситуації виникає кілька задач.

Задача Z1. Для заданого вектора $\rho^\Phi = (\rho_1^\Phi, \dots, \rho_m^\Phi)$ та відомої евристики $f^{(E)}$, яка застосовується експертом, тобто виду агрегуючого критерію, вибраного з (1)-(3), визначити значення нев'язки: $d(\rho^\Phi, \rho^E)$, де ρ^E – вектор вагових коефіцієнтів, обчислений за заданим експертним ранжуванням $R(a), a \in A'$. Величина нев'язки $d(\rho^\Phi, \rho^E)$ може свідчити, наприклад, про компетентність експерта, про адекватність заданого вектора ρ^Φ реальній структурі переваг початкової задачі або про допустимість евристики агрегування параметрів об'єктів, яка застосовується при розв'язанні початкової задачі.

Задача Z2. За апіорно відомим вектором вагових коефіцієнтів параметрів об'єктів ρ^Φ визначити, яку евристику застосував експерт при ранжуванні об'єктів підмножини A' . Тобто задача Z2 полягає у визначенні мінімальної нев'язки $d(\rho^\Phi, \rho^{E_i}) \rightarrow \min, i = 1, 2, 3$, де ρ^{E_i} – вектор вагових коефіцієнтів, обчислений за заданим експертом ранжуванням $R(a), a \in A'$, при застосуванні ним евристик, представлених формулами (1), (2) або (3).

Задача Z3. Якщо відома евристика, яку застосував експерт, то слід визначити вагові коефіцієнти параметрів об'єктів, при яких задане експертом ранжування об'єктів підмножини A' «найкращим» чином співпадає з застосованою для них відомою евристикою. У цьому випадку здійснюється пошук таких значень вектора вагових коефіцієнтів ρ , для яких мінімізується відстань $d(\rho^\Phi, \rho) \rightarrow \min, \rho_i \in [0, 1], i \in J$.

Задача Z4. Обчислити, яка додаткова евристика кращим чином підходить для розв'язання задач Z1 та Z2, якщо значення нев'язок для розв'язання цих задач із застосуванням формул (1)-(3) є надто великими. Такими новими евристиками можуть бути, наприклад:

$$f^{(4)}(\omega, \rho) = 1 / \left(\sum_{j \in J} 1 / (\omega_j \rho_j) \right), \quad f^{(5)}(\omega, \rho) = \left(\prod_{j \in J} (\omega_j \rho_j) \right)^{-m}, \quad f^{(6)}(\omega, \rho) = \sum_{j \in J} ((1 - \omega_j)^{-1} + \rho_j \omega_j (1 - \omega_j)).$$

За результатами розв'язання задач Z1 – Z4 може бути визначено компетентність експерта, його схильність до ризику тощо. Крім того, відомо, що від характеристик ситуації прийняття рішення залежить вигляд евристики, яка застосовується експертами для прийняття рішення. У [3] вважається, що напружені ситуації прийняття рішень характеризуються застосуванням евристики, яка описується формулою (3), а із зменшенням напруженості ситуації переваги на множині параметрів вирівнюються. Тому, якщо ситуація не є напруженою, можна застосовувати модель інтегральної оптимальності (позицію нейтралітету), яка описується формулою (1).

Література

1. Михалевич В.С., Волкович В.Л. Вычислительные методы исследования и проектирования сложных систем. – М.: Наука, 1982. – 286 с.
2. Гнатієнко Г.М., Снитюк В.С. Експертні технології прийняття рішень: Монографія. – К.: ТОВ «Маклаут», 2008. – 444с.
3. Воронин А.Н. Нелинейная схема компромиссов в многокритериальных задачах управления // Изв. АН СССР. – Техн.кибернетика. – 1990. – № 4. – С. 37-46.

НАВЧАННЯ І ТЕСТУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОЇ СКЛАДОВОЇ МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Т.О. Говорушенко

Хмельницький національний університет

Вступ. Одним з основних засобів аналізу та оцінювання якості програмного забезпечення (ПЗ) є метричний аналіз. При аналізі методів опрацювання результатів метричного аналізу в [1], [2] виявлені наступні невирішені питання: 1) відсутність єдиних стандартів на метрики, що призводить до суб'єктивізму вибору способів оцінювання якості; 2) складність інтерпретації значень метрик, обумовлена індивідуальними особливостями проектів та відсутністю еталонних значень метрик; 3) відсутність можливості порівняння принципово нового проекту з попередніми, що призводить до неможливості інтерпретації одержаних метрик для нового проекту; 4) основними параметрами при виборі варіанту реалізації ПЗ є вартість та тривалість розроблення і репутація фірми-проектувальника, але рішення, прийняті на основі цих параметрів, не завжди гарантують належну якість ПЗ. З вищесказаного випливає потреба і актуальність наукових досліджень в галузі оцінки та прогнозування якості ПЗ. Наразі перспективними є інтелектуальні методи, зокрема, нейромережні методи оцінювання та прогнозування якості програмного забезпечення.

1. Суть нейромережного методу оцінювання та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення. Нейромережний метод оцінювання та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення (НМОП) [1], [2] складається з: 1) підготовки метрик етапу проектування з точними та прогнозованими значеннями для подання їх на вхід штучної нейронної мережі (ШНМ); 2) перевірки, чи не виходять одержані значення метрик, за межі діапазонів значень входів ШНМ; 3) опрацювання значень метрик штучною нейронною мережею; 4) аналізу вихідних значень ШНМ; 5) формування висновку про складність та якість проекту і розроблюваного ПЗ на основі вихідних значень ШНМ.

ШНМ опрацьовує набори вхідних векторів та у якості вихідних значень надає числові оцінки з діапазону $[0, 1]$: оцінка складності проекту, оцінка якості проекту, прогноз складності ПЗ, прогноз якості ПЗ, де 0 - метрики даного типу не визначались; близько 0 – проект або розроблюване ПЗ є складним або неякісним, а 1 – проект або ПЗ є простим або високоякісним.

2. Реалізація нейромережної складової НМОП. Вибір архітектури нейромережі для реалізації нейромережної складової НМОП описано в [3]. Для задачі аналізу метрик та прогнозування характеристик якості ПЗ використано багатоваровий персептрон. Нейромережну складову НМОП представлено на наступній структурній схемі (рис.1).

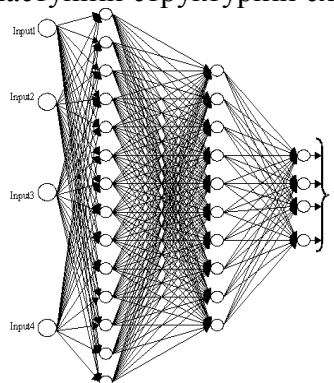


Рис. 1 – Архітектура ШНМ для аналізу метрик та прогнозування характеристик якості ПЗ

Вхідний вектор Input1 складається з 4 елементів (точні метрики складності); вхідний вектор Input2 – з 5 елементів (точні метрики якості); вхідний вектор Input3 – з 6 елементів (прогнозовані метрики складності); вхідний вектор Input4 складається з 9 елементів (прогнозовані метрики якості). ШНМ має 24 нейрони вхідного шару, 14 нейронів другого, прихова-

ного (апроксимуючого) шару, 8 нейронів третього, прихованого (коригуючого) шару та 4 нейрони четвертого, вихідного шару (4 оцінки складності та якості проекту та ПЗ).

Діапазони значень вхідних векторів ШНМ розраховані за формулами, наведеними в [2], з врахуванням введених припущень та обмежень у [3]. Описану ШНМ реалізовано в пакеті Matlab та візуалізовано в пакеті Simulink (рис. 2, 3).

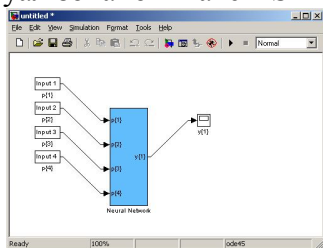


Рис. 2 – Архітектура ШНМ

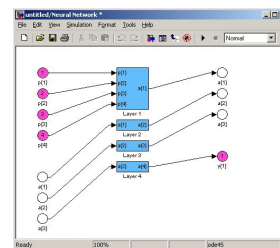


Рис. 3 – Структурна схема шарів ШНМ

3. Навчання ШНМ та аналіз отриманих результатів. Для вибору алгоритму навчання проводилось навчання ШНМ навчальною вибіркою з 1935 векторів за різними алгоритмами навчання. Дослідження показали, що найменшу похибку навчання одержано при комбінованому критерії якості навчання (msereg); оптимальною кількістю нейронів другого, прихованого, шару є 14 нейронів. В ході дослідження виявлено, що похибка навчання суттєво не відрізняється для різних алгоритмів навчання при використанні однакового критерію якості навчання, тому вибір алгоритму навчання обумовлювався показниками "кількість епох" та "час навчання", за якими кращими є алгоритми навчання OSS, CGB, SCG. Тестування ШНМ здійснювалось на основі тестової вибірки з 324 векторів.

Процес навчання і тестування за алгоритмом OSS зображено на рис. 4, за алгоритмом SCG – на рис. 5. Нижня лінія відображає навчання, а верхня лінія – тестування ШНМ.

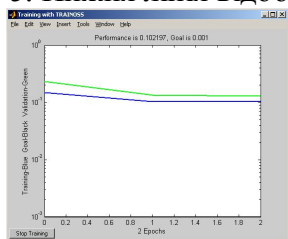


Рис. 4 – Однокроковий алгоритм методу січної (OSS)

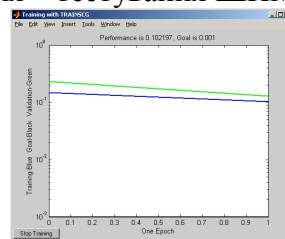


Рис. 5 – Алгоритм навчання SCG

Аналіз графіків навчання і тестування ШНМ показав, що похибка мережі зменшується зі зростанням об'єму навчальної та тестової вибірок.

Висновки. Дослідження присвячено реалізації та дослідженню нейромережної складової НМОП. В ході дослідження було побудовано, навчено та протестовано ШНМ в пакеті Matlab. В результаті дослідження обрано: критерій якості навчання ШНМ – msereg; кількість нейронів другого, прихованого, шару – 14; алгоритми навчання ШНМ за кількістю епох та часом навчання – OSS, CGB, SCG.

Отримані оцінки характеристик складності та якості, надані ШНМ, дозволяють обґрунтувати прогноз щодо складності та якості реалізації конкретної версії проекту та порівняти між собою різні версії проектів у ситуації, коли вартість і тривалість проекту приблизно однакові.

Література

1. Поморова О.В., Говорущенко Т.О. Аналіз методів та засобів оцінки якості програмних систем // Радіоелектронні і комп'ютерні системи – Харків: НАУ "ХАІ", 2009 – № 6, с.148-158.
2. Поморова О.В., Говорущенко Т.О. Інтелектуальний метод оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення // Радіоелектронні і комп'ютерні системи – Харків: НАУ "ХАІ", 2010 – № 6, с.211-218.
3. Поморова О.В., Говорущенко Т.О., Онищук О.С. Оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення // Вісник Хмельницького національного університету – Хмельницький: ХНУ, 2011. - №2.

АНАЛИЗ ОЦЕНКИ РИСКОВ В ЗАДАЧЕ КЛАССИФИКАЦИИ ПОСЕВНЫХ ТЕРРИТОРИЙ

Ю.А. Грипич

Институт космических исследований НАНУ-НКАУ

Сельское хозяйство является одним из наиболее приоритетных направлений развития экономики Украины. При этом наша страна страдает от глобальных изменений климата, стихийных бедствий и засух, низких температур, наводнений, перепадов температуры. В последние годы такая тенденция стала еще более угрожающей.

Поэтому органам государственной власти всех уровней очень важно иметь средства мониторинга состояния сельскохозяйственных культур и оценки рисков их развития, таким образом, иметь возможность решения актуальных заданий государственного значения, а именно прогнозирование урожайности, оперативной оценки площадей посевов, прогнозирования валовых сборов сельскохозяйственной продукции, задач продовольственной безопасности и т.д. Но сейчас в Украине системы и средства мониторинга практически полностью отсутствуют.

Для мониторинга сельскохозяйственных культур и оценки рисков в мире используют геопространственные данные разной природы: аэрокосмические снимки и продукты (например, цифровую модель рельефа, карты землепользования), а также данные двумерного или трехмерного моделирования (в частности, метеорологические или физические модели). Результатом мониторинга при использовании такого рода информации становятся цифровые карты или многослойные геопространственные данные, существенно облегчающие процесс принятия решения соответствующими органами. Подобная информация может использоваться не только для картографирования районов с повышенным риском во время или после неблагоприятного события (засухи, заморозков, града), но и на других этапах цикла развития стихийного бедствия (disaster cycle) — в том числе для построения карт рисков, иллюстрирующих вероятность наступления события и ущерб, который может быть им причинен.

В нашем случае общее понятие риска будет трактоваться следующим образом:

$$R_A = \iint P(x, y)h(x, y)dxdy, \quad (1)$$

где $P(x, y)$ — вероятность неблагоприятного события в точке A с координатами (x, y) , определяемая на основе совместного анализа разнородной информации, $h(x, y)$ — функция ущерба в позиции (x, y) , связанного с этим событием.

Для оценивания риска неблагоприятных ситуаций в сельском хозяйстве использовались разные нейросетевые методы классификации спутниковых изображений: классификация с помощью многослойного персептрона (MLP), гауссовского классификатора максимального правдоподобия (ML) и нейронной сети типа ARTMAP.

Таблица 1

Сравнение результатов работы различных нейросетевых архитектур

Класс		MLP	ML	ARTMAP
1	лиственный лес	98.97	98.73	99.88
2	хвойный лес	85.67	83.68	80.88
3	смешанный лес	67.37	67.68	68.14
4	пашня	89.56	89.66	83.50
5	пастбище	91.43	92.82	78.94
6	вода	97.64	96.57	93.76
7	искусственные материалы	83.56	82.18	76.78
8	открытая местность	96.52	96.75	98.24
Всего		88.85	88.02	84.22

Чтобы повысить эффективность классификации и интегрированную оценку рисков неблагоприятных ситуаций в сельском хозяйстве предлагается использовать ансамблевую обработку данных. В качестве отдельных обработчиков данных можно применять различные классификаторы, в том числе ансамблевые нейронные сети. Нейронная сеть называется ансамблевой, если ее можно разбить на две или более подсистемы, которые функционируют на определенных входных данных без взаимодействия между собой.

Сравнительные результаты ансамблевой обработки данных приводятся в табл. 2.

Таблица 2

Сравнение результатов работы различных методов классификации

Класс		Метод		
		MLP (6-45-8)	One-One	Arch
1	лиственный лес	98.97	99.39	99.19
2	хвойный лес	85.67	84.44	84.24
3	смешанный лес	67.37	67.51	68.64
4	пашня	89.56	89.18	89.61
5	пастбище	91.43	92.48	93.08
6	вода	97.64	97.15	97.97
7	искусственные материалы	83.56	79.63	84.20
8	открытая местность	96.52	97.86	96.79
Всего		88.85	88.45	89.21

Реализация сервиса определения оценки рисков засух в Украине представлена на рис. 1, которая базируется на методах ансамблевой обработки данных с учетом минимизации функционала эмпирического риска при обучении.

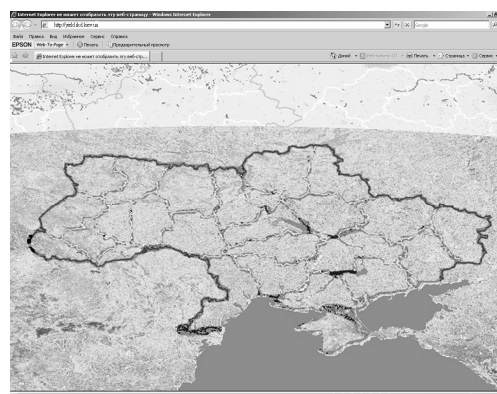


Рис. 1 – Сервис оценки риска засух по разнородным данным

Литература:

1. 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.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. - М. Издательский дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В КЛИНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ

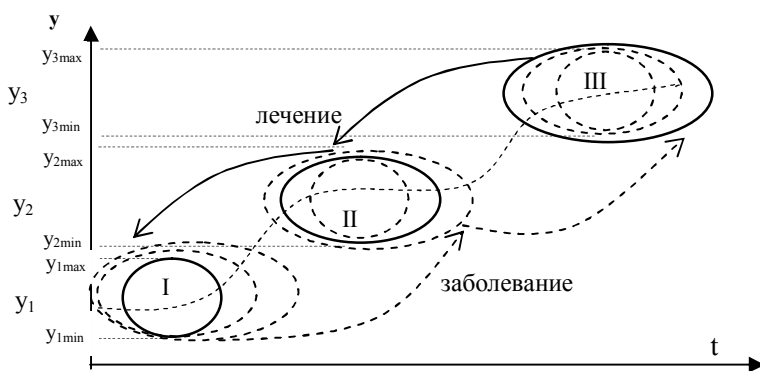
И.Н. Долгополов¹, Е.А. Савченко¹, А.А. Тимченко²

¹Международный центр информационных технологий и систем
НАН и МОН Украины, г. Киев,

²Черкасский государственный технологический университет

Введение. Существующие методы распознавания образов, несмотря на многочисленность и широту практического использования, подошли к пределу своих возможностей. Задачи практического применения индуктивных методов, которые можно отнести к методам распознавания образов, требуют новых подходов, в которых процессы распознавания и управления состоянием могут быть объединены в рамках единой информационной технологии. Для этого предлагается технология совершенствования методов распознавания образов, которая заключается не только в решении задачи таксономии (т.е. разбиения на классы), но и задачи мерономии, т.е. поиск взаимосвязей внутри класса [1].

Постановка задачи. Весь процесс болезни может быть разбит, например, на три этапа (класса) развития болезни от лучшего состояния (I) к худшему (III) (рис.1). Каждое состояние y_i определяется своим набором признаков x_i .



Модели каждого класса могут быть найдены по алгоритмам МГУА:

$$\text{I: } y_1 = f_1(x_1, x_2, \dots, x_m),$$

$$\text{II: } y_2 = f_2(x_1, x_2, \dots, x_m),$$

$$\text{III: } y_3 = f_3(x_1, x_2, \dots, x_m),$$

где $y_{i \min}$ и $y_{i \max}$ - минимальное и максимальное значение признаков соответственно.

Рис.1 – Схема поэтапного развития болезни

Обобщенная модель болезни в линейном случае может быть записана:

$$y_i = \sum_{j=1}^m a_j x_j, \quad y_{\text{обобщ}} = \sum_{i=1}^k b_i y_i, \quad \text{где } k - \text{число классов.}$$

Подходы, основанные на технологии мерономического анализа, позволяют получить структуру класса в виде структурной модели. Совокупность моделей классов позволяет построить функцию развития процесса, в которой класс может занимать промежуточное состояние. Это позволяет не только распознать состояние объекта и принадлежность его к классу, но и определить тренд и скорость развития доминантного процесса.

Кроме того, полученная модель класса позволяет определить принадлежность к данному классу для его оптимальной коррекции состояния (управления). В терминах и понятиях клинической диагностики это означает, что определяется не только состояние объекта на основе выделенных информационных признаков, но и принадлежность к классу в виде постановки диагноза, и в итоге данная технология позволяет также определить, в каком случае коррекция состояния (лечение) в настоящий момент нецелесообразно.

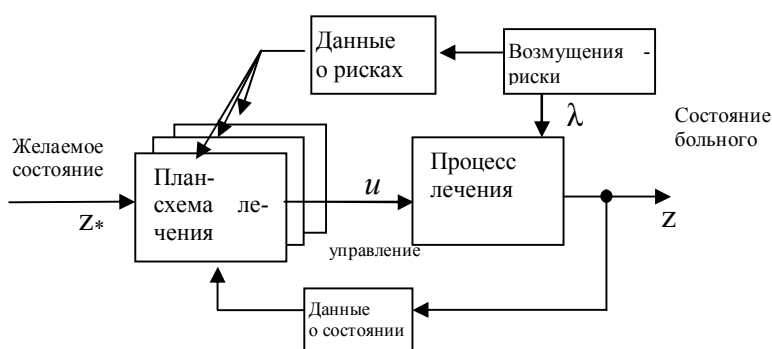
Задача аналитика состоит в том, чтобы отнести текущее состояние больного к одному из классов болезни и, подобрав лечение, т.е. корректируя некоторые показатели, влияющие на течение болезни, перевести больного из худшей стадии (класса) заболевания в лучшую, т.е. устранить проявление болезни [2].

Подходы и методы решения задачи. Обычно задачи распознавания образов и системного проектирования (конструирования) дуальны между собой [3], т.е. если при распознава-

нии образов необходимо разделить пространство признаков на непересекающиеся подпространства соответственно числу распознаваемых объектов, то при системном поиске проектного решения в пространстве конструктивных параметров необходимо достичь компромисса. Этот подход эффективно был применен при создании системы «Альфа» [4], а также создании объектов новой техники и управляемых систем и процессов [3]. Применительно к исследованию управляемых процессов при лечении заболеваний предлагается использование логической схемы: <диагностирование заболевания> → <планирование процесса лечения> → <управление процессом выздоровления>.

Если процессы диагностирования и планирования лечения в достаточной мере в каждой области знания достаточно изучены, то процессы мониторинга (анализа результатов и коррекция назначений) с использованием современных технико-математических методов требуют своего дальнейшего изучения.

Обычно процесс управления вкладывается в схему системы комбинированного управления, где объектом является процесс лечения, управляющим воздействием на который поступают лекарственные препараты, а на выходе контролируются показатели состояния больного. Возмущениями выступают всевозможные риски ($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$) (см. рис. 2).



Динамическая модель системы управления задается системой уравнений состояний $y_{i+1} = f(y_i, u_i, \lambda_i)$ и уравнений выхода $z_i = \varphi(y_i, x_i)$, где y_{i+1} - состояние в $(i+1)$ -й момент времени, y_i, u_i, λ_i, z_i - состояние, управление, возмущение и выход системы в i -й момент времени.

Рис. 2 – Блок-схема комбинированной системы управления процессом лечения

Заключение. Предложен подход к формированию информационной технологии интеллектуального анализа данных о процессах протекания, т.е. возникновения и развития болезни на примере сердечнососудистых заболеваний, где риском может быть гипертензия, перерастающая в гипертонию с последующим перерастанием в инфаркт. Процесс лечения может включать поэтапный подход, начиная с профилактики болезни с последующим консервативным лечением или хирургическим вмешательством.

Литература

1. Мейен С.В. Таксономия и мерономия // Вопросы методологии в геологических науках. Киев: Наук. думка, 1977. С. 26–33.
2. Савченко Е.А., Поднебесная Г.А., Долгополов И.Н. Методология разработки технологий извлечения знаний из клинических данных индуктивными методами // Индуктивне моделювання складних систем. Збірник наукових праць. – К.: МННЦ ІТС, 2009. – С. 175-182.
3. Тимченко А.А. Основы системного проектирования та системного аналізу складних об'єктів: Підручник: У двох книгах. Книга 1. – К.: Либідь, 2000. – 272 с. – Книга 2. – К.: Либідь, 2004. – 287 с.
4. А.Г. Ивахненко. Кибернетические системы с комбинированным управлением. – Киев: Техника, 1966. - 512 с.

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОИСК ДЛЯ РАСЧЕТА МНОГОКОНТУРНЫХ СИСТЕМ ТРУБЧАТЫХ ГАЗОВЫХ НАГРЕВАТЕЛЕЙ

К.В. Дудкин, Ю.В. Хацкевич

ООО «КВ-автоматизация», Государственный ВУЗ «НГУ»

Трубчатые газовые нагреватели, производимые КНПП «Энергокомплекс» по техническим условиям ТУ У 29.2-13440098-2:2007 «Нагреватели газовые трубчатые «Селект»», разработанные с участием авторов, предназначены для сжигания горючих газов и передачи полученной тепловой энергии воздушному, водяному теплоносителю или окружающему пространству путем воздушно-лучистого теплообмена. Для интенсификации теплопередачи эти нагреватели изготавливаются как многоконтурные трубчатые системы. Параметры трубчатых нагревателей в результате процессов тепло-, массообмена и динамики движения изменяются непрерывно по длине трубчатых элементов. С учетом наличия активных элементов (источников механического движения) в их цепи, многоконтурные трубчатые нагреватели следует рассматривать как гидравлические цепи с распределенными и регулируемыми параметрами. В докладе излагается разработанный подход к расчету многоконтурных систем трубчатых газовых нагревателей с помощью эволюционного поиска.

Предлагается рассматривать в качестве модели гидравлической цепи плоский граф, состоящий из множества узлов J , и множества дуг (участков) I , их соединяющих; известна матрица соединений A и матрица контуров цепи B . Множество узлов J состоит из множества J_1 источников, множества J_2 стоков и множества J_3 узлов сочленения.

Для элементарного участка нагревателя была разработана математическая модель [1], которую можно представить в виде системы обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$\begin{aligned} dy_{li} / dz &= f_{li}(y_{li}, z_i), \\ l &= 1, 2, \dots, u; \\ i &= 1, 2, \dots, v, \end{aligned} \quad (1)$$

где u – общее число параметров теплового и гидравлического режима; v – общее число элементарных участков, z_i – линейные координаты рассматриваемого участка.

Для многоконтурной гидравлической цепи должны выполняться уравнения второго закона Кирхгофа в матричной форме

$$\|B \cdot H\| = 0, \quad (2)$$

где $H = \{h_i\}$ – вектор потерь давления на элементарных участках, $i=1, 2, \dots, v$.

В узлах-стоках J_2 предполагается наличие активных элементов (вытяжных вентиляторов), для которых имеют место зависимости активного напора от расхода воздушной среды

$$P_{aj} = g(q_i), \quad (3)$$

где $j \in J_2$.

После введения фиктивного узла – общего стока, j_0 появляются дополнительные дуги, соединяющие узлы-стоки с узлом j_0 , а алгебраические соотношения (1) становятся математической моделью дополнительных дуг.

Разработано решение двух задач анализа многоконтурных систем трубчатых газовых нагревателей. Первая – задача расчета теплового и гидравлического режима при известных расходах горючего газа и известных расходах воздушной среды на источниках и стоках. Вторая – то же, но при неизвестных расходах воздушной среды на источниках и стоках, а при заданных зависимостях (3) для узлов-стоков.

Задачи анализа формулируются как задачи определения искомого решения вида $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, где x_i – расходы среды по хордам гидравлической цепи.

Для поиска численных решений использовался алгоритм эволюционного поиска [2, 3] наиболее предпочтительных решений

$$X_k = S(G(X_{k-1})), \quad k=1, 2, \dots, \quad (4)$$

где X_K – множество наиболее предпочтительных решений по отношению выбора R_S для шага k ; X_{K-1} – то же для $(k-1)$ -го шага итерации; $G(X)$ – функция генерации, порожденная отношением генерации R_G ; $S(X)$ – функция выбора, порожденная отношением выбора. Функция выбора обеспечивает выбор решений по минимуму критерия (2), где потери давления по участкам рассчитываются после интегрирования уравнений (1) с учетом (3).

Искомые значения расходов являются непрерывными переменными в диапазоне допустимых значений. На k -ом шаге итерации выбираются лучшие решения по критерию минимизации

$$\|B \cdot H\| \rightarrow \min. \quad (5)$$

Затем производится оценка лучших решений, отобранных во всех ветвях поиска:

$$x_0^i = \left(\sum_{j=1}^{N_B} \sum_{l=1}^{N_L} x_{lj}^i \right) / (N_B \cdot N_L), \quad (6)$$

$$l = 1, 2, \dots, N_L,$$

$$j = 1, 2, \dots, N_B,$$

где i – порядковый номер переменной; l – номер отобранного решения; j – номер ветви эволюционного процесса; N_L – количество лучших решений, отбираемых на каждом шаге эволюционного поиска в одной ветви; N_B – количество ветвей расчета эволюционного алгоритма.

После этого производится оценка эмпирических дисперсий в виде:

$$\sigma_i^2 = \left(\sum_{j=1}^{N_B} \sum_{l=1}^{N_L} (x_{lj}^i - x_0^i)^2 \right) / (N_B \cdot N_L - 1). \quad (7)$$

На $(k+1)$ -ом шаге итерации производится генерация новых решений по нормальному закону для каждой переменной x^i с центрами в точках x_{lj}^i , $l = \overline{1, N_L}$, $j = \overline{1, N_B}$ и дисперсией σ_i^2 .

Выводы. В работе показан подход к решению задачи расчета многоконтурных систем трубчатых газовых нагревателей с помощью эволюционного поиска. Приведена постановка задачи, основанная на применении теории графов и разработанной ранее модели элементарного участка трубчатого газового нагревателя. Описаны подходы к генерации решений задачи путем эволюционного поиска.

Литература

1. Хацкевич Ю.В. Численное моделирование температурных режимов помещений с системами воздушно-лучистого отопления / Ю.В. Хацкевич // Науковий вісник НГУ. – 2006. – №2. – С. 81-84.
2. Иродов В.Ф., Хацкевич Ю.В. Развитие методов эволюционного поиска и его применение для задач идентификации // Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: Материалы международной научной конференции. Том 1. – Херсон, ХНТУ, 2010. – С. 332–335.
3. Иродов В.Ф., Хацкевич Ю.В. К вопросу развития одной схемы поиска наиболее предпочтительных решений // Системний аналіз та інформаційні технології: матеріали 12-ї Міжнародної науково-технічної конференції SAIT 2010, Київ, 25–29 травня 2010 р. / ННК “ІПСА” НТУУ “КПІ”. – К.: ННК “ІПСА” НТУУ “КПІ”, 2010. – С. 250.

ІНСТРУМЕНТАЛЬНИЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ЗАСТОСУВАННЯ ЗАСОБІВ ІНДУКТИВНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

С.М. Єфіменко, В.С. Степашко

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

В доповіді подано характеристику комплексу інструментальних засобів, розробленого для всебічного вивчення ефективності методів моделювання за даними спостережень, а також їх застосування для розв'язання практичних задач. Інструментарій має архітектуру, яка передбачає можливість розширення його функціональних можливостей за рахунок введення нових алгоритмічних модулів.

Комплекс призначено для надання користувачу таких можливостей:

- самостійно конструювати алгоритми моделювання;
- порівнювати наявні методи моделювання за певними критеріями;
- тестувати ефективність різних методів та їх компонентів;
- розробляти методики і планувати статистичні випробування;
- розв'язувати реальні задачі моделювання;
- проводити імітаційні експерименти (екстраполяцію, прогнозування) з моделями, побудованими за різними методами моделювання;
- поповнювати свої знання про методи моделювання під час роботи з комплексом.

Інструментальний комплекс складається з таких основних блоків:

- зберігання даних;
- отримання даних;
- генерація даних;
- підготовка даних;
- попередня обробка початкових даних;
- формування задачі;
- моделювання або тестування;
- представлення результатів;
- перевірка адекватності;
- використання моделей;
- збереження результатів.

У розробленому програмному комплексі реалізовано 4 основних режими роботи:

- генерація вибірки для різних класів задач;
- тестування елемента алгоритму;
- тестування алгоритму;
- розв'язання задач моделювання.

В доповіді демонструються результати застосування інструментального комплексу для порівняльного тестування класів моделей, комбінаторних генераторів структур, методів розв'язання систем лінійних рівнянь в задачі оцінювання параметрів за МНК, критеріїв структурної ідентифікації. Наведено також приклади розв'язання низки прикладних задач моделювання різної природи засобами цього комплексу.

Література

1. Степашко В.С. Алгоритмы МГУА как основа автоматизации процесса моделирования по экспериментальным данным // Автоматика. – 1988. – № 4. – С.44-55.
2. Ефименко С.Н., Степашко В.С. Имитационный эксперимент как средство исследования эффективности методов моделирования по данным наблюдений // Управляющие системы и машины. – 2009. – № 1. – С. 69-78.

ДОСЛІДЖЕННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ FPGA ПРИ ПОБУДОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ЛОГІЧНОЇ ФУНКЦІЇ XOR ЗАСОБАМИ LABVIEW

В.А. Жеребко, А.В. Онацький, Ю.Р. Соломонюк

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Сучасні прикладні наукові проекти в сфері інтелектуальних систем оптимального управління постійно вимагають від науковця-дослідника виконання наступних обов'язкових етапів дослідження: теоретичні розробки методів та алгоритмів управління; моделювання та синтез структурних елементів системи; вибір цільових платформ та програмно-апаратних засобів для реалізації алгоритмів управління; схемно-технічна та програмна реалізація синтезованих структур алгоритмів оптимального управління.

Останніми роками невід'ємною частиною сучасних інтелектуальних систем управління є використання нейромережових технологій [1] де необхідно вирішувати задачі оперативного та довгострокового прогнозування станів об'єкту управління або класифікацію його образів. Динамічна процедура моделювання та синтезу нейромережових структур (НС) зазвичай не потребує відслідковування витрат ресурсів. Побудова та навчальні дії до НС можуть виконуватись годинами та займати весь вільний об'єм оперативної пам'яті платформи розробника, наприклад, персонального комп'ютера. Надалі статичні синтезовані НС завантажуються на виконавчу платформу, наприклад, промисловий контролер автоматизації.

Враховуючи те що, математичний апарат сучасних інтелектуальних алгоритмів обробки даних та управління є достатньо об'ємним, тому вибір необхідних програмних засобів для синтезу НС та кінцевої реалізації НС а також платформ (виконавчих й розробника) має ґрунтуватись на принципі мінімізації засобів розробки та витрати ресурсів при цьому.

Одним із сучасних схемних елементів систем управління, що використовується для швидкісного паралельного обрахунку масиву даних та реалізації НС є перепрограмовані мікросхеми ПЛІС (FPGA) [2], програмування яких виконується спеціалізованими засобами мовою VHDL. Підготовчі процедури моделювання й синтезу НС здебільшого виконуються засобами MATLAB, але цей програмний пакет не орієнтований на цільову реалізацію. Тож постає достатньо серйозне та актуальне питання вибору єдиного універсального засобу та платформи для повного циклу проектування НС в системах управління.

Пропонується для модельних та прикладних досліджень НС в задачах оптимального управління використовувати універсальний програмний засіб LabVIEW компанії National Instruments, а у якості цільовою виконавчої платформи обрати контролер CompactRIO [3]. Пакет LabVIEW дозволяє виконати побудову та синтез НС, провести компіляцію в код VHDL та дослідити витрати ресурсів CompactRIO в мікросхемі FPGA [4].

В роботі наведений приклад реалізації типової НС, що виконує просту логічну функцію XOR. Були проведені дослідження витрат ресурсів мікросхеми FPGA для реалізації цієї НС різної архітектури та типів даних (вагові коефіцієнти, функція активації, топологія НС).

Література

1. Каширина И.Л. Нейросетевые технологии. Учебно-методическое пособие для вузов. [Текст] / И.Л. Каширина — Воронеж: Изд-во ВГУ, 2008. — 72 с.
2. Omondi Amos. FPGA Implementations of Neural Networks [Текст] / Amos R Omondi, Rajapakse Jagath S. — The Netherlands: Springer, 2006. — 364 p.
3. Жеребко В.А. Підхід до побудови штучних нейронних мереж та їх реалізація на апаратній платформі CompactRIO [Текст] / В.А. Жеребко, П.І. Кравець, Х.С. Василевська, О.О. Степанчук // Вісник вінницького політехнічного інституту. — 2009. — №3(84). — С. 66-70.
4. Жеребко В.А. Дослідження ємності FPGA платформи для розміщення штучних нейронних мереж [Текст] / В.А. Жеребко, П.І. Кравець, О.О. Степанчук // Інтелектуальний аналіз інформації : IX міжнар. наук. конф., 19-22 травня 2009 р.: зб. пр. — К.: Просвіта, 2009. — С. 178-184.

ОСОБЛИВОСТІ ЕКСПЕРТНОЇ СИСТЕМИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ІНВЕСТУВАННІ КЛІЄНТІВ БАНКІВ

А.В. Жеребцов, Д.Н. Моамар, Н.П. Халіман

Черкаська філія Європейського університету

В даний час банківський кредит в розвинених країнах має надзвичайно важливе значення в розвитку реального сектора економіки, дозволяє залучати підприємствам кредит на розвиток виробництва. При раціональному використанні повернутих засобів це приводить до підвищення рентабельності власних засобів. Відносини, що складаються між банками і підприємствами з приводу кредитування, строго регламентовані системою і положень відомчих актів. На їх підставі в практиці західних банків розроблені надійні комп'ютерні системи надання і повернення кредиту.

У процесі повсякденної діяльності менеджерам фірм і банків доводиться аналізувати події та факти і приймати рішення, обґрунтовані на логічному висновку. Для проведення аналізу складних ситуацій потрібні значні затрати праці і часу. Велику допомогу у вирішенні складних завдань можуть надати системні аналітики, які володіють навиками програмування, що дозволяє використовувати широкі можливості сучасних комп'ютерних засобів. Однак, перед тим, як приступити до розробки програми, необхідно створити логічну модель досліджуваної ситуації, причому, для побудови моделі доцільно використовувати зрозумілі і наглядні форми відображення. Однією з наглядних форм відображення логічних функцій являються релейно-контактні схеми. У даних схемах застосовуються елементи замикаючого типу, контакти яких замикаються при подачі вхідного сигналу $X_i=1$ і елементи розмикаючого типу, котрі навпаки розмикають свої контакти при $X_i=1$.

Диз'юнкції $X \vee Y$ відповідає паралельне з'єднання замикаючих контактів, а кон'юнкції $X \wedge Y$ – послідовне з'єднання. Операцію інверсії $\neg X$ виконує розмикаючий елемент, контакти якого замкнуті при відсутності вхідного сигналу X . Кожному простому висловлюванню можна співставити контакт, який замкнутий, якщо висловлювання істинне і відкритий, якщо висловлювання хибне. Із простих висловлювань формуються складні твердження, для яких можна також зібрати складні релейно-контактні схеми, що відображають процеси логічного виводу рішення, яке приймається.

Розглянемо процедуру прийняття рішення про доцільність інвестування якого-небудь проекту. Спочатку менеджери кредитного відділу отримують і аналізують відомості про фірму-позичальника. Аналізу піддаються наступні основні відомості і думки, які формулюються у вигляді наступних висловів: A = «Фірма стабільна»; B = «Фірма надійна»; C = «Число співробітників менше $Rmin$ »; D = «Сума інвестицій більше $Smax$ ».

Для детальнішого аналізу ситуації весь діапазон можливої кількості співробітників можна розділити на два піддіапазони з максимальними граничними значеннями кожного $R1, R2$ відповідно. При цьому формуються наступні додаткові вислови: $N1$ = «Число співробітників більше або рівне $Rmin$ »; $N2$ = «Число співробітників більше або рівне $R1$ »; $N3$ = «Число співробітників більше або рівне $R2$ ».

Аналогічно можна розділити весь об'єм інвестицій на два піддіапазони з максимальними граничними значеннями для кожного $S1, S2$ відповідно. Тут також формуються наступні вислови: $I1$ = «Сума інвестицій менше або рівна $S1$ »; $I2$ = «Сума інвестицій менше або рівна $S2$ »; $I3$ = «Сума інвестицій менше або рівна $Smax$ ».

Таким чином, логічну модель завдання можна представити у вигляді сукупності наступних компонентів:

$$M = \langle A, B, C, D, \left\{ \begin{matrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \end{matrix} \right\}, \left\{ \begin{matrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{matrix} \right\} \rangle .$$

Для забезпечення візуалізації процесу ухвалення рішення дану логічну модель можна представити у вигляді релейно-контактної схеми, приведеної на рис. 1, на якому видно, що запрошувана сума інвестицій $S1$ може бути видана при кількості співробітників фірми-позичальника, що задовольняють умові:

$$U_1 = \neg C \wedge (N_1 \vee N_2 \vee N_3).$$

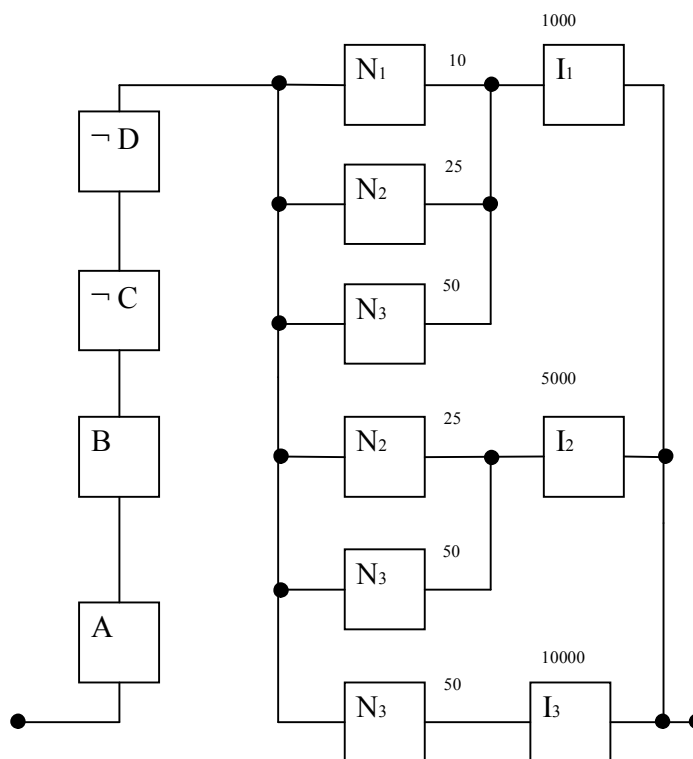


Рис. 1 – Релейно-контактна схема доцільності інвестування проекту

Сума інвестицій $S2$ видається при істинності наступного вислову:

$$U_2 = \neg C \wedge (N_2 \vee N_3).$$

Нарешті, сума $S3$ може бути отримана при істинності наступної умови:

$$U_3 = \neg C \wedge N_3.$$

При приведеній релейно-контактній схемі, що відображає процес ухвалення рішення, на мові Turbo Prolog розроблена програма «Інвестування», яка формує запити менеджерів банку і на підставі його відповідей виконує логічний висновок про доцільність інвестування.

Застосування релейно-контактних схем дозволяє побудувати наочну логічну модель процесу ухвалення рішення і забезпечує автоматизацію рішення задачі за допомогою сучасних комп'ютерних засобів.

ВИКОРИСТАННЯ ІНСТРУМЕНТАРІЮ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ПРИ МОДЕЛЮВАННІ БАНКІВСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

А.О. Замула

Державний університет інформатики і штучного інтелекту

Останніми роками все більше банків з метою підвищення ефективності управління економічними процесами намагаються організувати свою діяльність на основі сучасних наукових досліджень. В банківську діяльність впроваджується бізнес-планування, фінансовий і інвестиційний аналіз, сучасні програмні продукти, засновані на останніх наукових розробках. Одночасно зростає попит на ринкові дослідження (як на мікроекономічному, так і макроекономічному рівні), на фінансову і загальноекономічну інформацію.

Сьогодні одним з найбільш перспективних напрямів наукових досліджень в області аналізу, прогнозування і моделювання економічних явищ і процесів є нечітка логіка (fuzzy logic). Нечітко-множинні моделі, часто представлені у вигляді програмного забезпечення для персональних комп'ютерів, дозволяють як менеджерам різного рівня, так і власникам підприємств приймати економічно грамотні рішення. Хоча вперше згадка про новий метод математичного моделювання з'явилася біля півстоліття назад, дана область наукових досліджень залишається мало вивченою. Нечітка логіка застосовується для наборів даних, де приналежність даних до якої-небудь групи є вірогідністю в інтервалі від 0 до 1. Чітка логіка маніпулює результатами, які можуть бути або істиною або ні. Нечітка логіка застосовується в тих випадках, коли існує "може бути" в доповненні до "так чи ні".

Нечітка логіка служить методологічним розширенням будь-якої іншої специфічної теорії, отриманої шляхом розмивання (fuzzification) її базисних об'єктів - їхнім перекладом із дискретного стану в безупинне. Сучасні дослідження проводяться, зокрема, в області нечітких обчислень (fuzzy calculations), нечітких диференціальних рівнянь (fuzzy differential equations) та інше. Безпосереднє використання алгоритмів нечіткої логіки в додатках – рідко поки досить рідкісна. Втім, очевидною областю впровадження є всілякі експертні системи, у тому числі:

- нелінійний контроль за процесами (виробництво);
- системи, що самонавчаються, названі також класифікаторами (classifiers), дослідження ризикових і критичних ситуацій.

У цій області особливо цінується спроможність системи з нечіткою логікою одночасно вдосконалювати декілька каналів узагальнення правил, що помітно відрізняє цей підхід від систем штучного інтелекту, по черзі охоплюючих одну закономірність за іншою;

- розпізнавання образів;
- фінансовий аналіз (ринки цінних паперів);
- дослідження даних (корпоративні сховища);
- вдосконалювання стратегій керування і координації дій, наприклад
- складне промислове виробництво.

Потужність і інтуїтивна простота нечіткої логіки як методології вирішення проблем гарантує її успішне використання у вбудованих системах контролю і аналізу інформації. При цьому відбувається підключення людської інтуїції і досвіду оператора. На відміну від традиційної математики, яка вимагає на кожному кроці моделювання точних і однозначних формулювань закономірностей, нечітка логіка пропонує зовсім інший рівень мислення, завдяки чому творчий процес моделювання відбувається на високому рівні абстракцій, при якому існує лише мінімальний набір закономірностей.

Існуючі методи рішення задач управління в умовах невизначеності враховують тільки достатньо малі зміни коефіцієнтів цільової функції та системи обмежень моделі та практично не дозволяють врахувати варіації структури моделі.

У банківській діяльності ця проблема є актуальною. Адже точність і оптимальність ухвалення рішень – це запорука успішної стратегії банку, яка дозволяє досягати його найбільш-ої ефективності. Це завдання є ключовим: якщо сформульовано наукове обґрунтоване уявлення про лінію поведінки банку, то це є вирішальним чинником успіху банківської діяльності. Управління банківською діяльністю і розподіл ресурсів банку на основі концепцій теорії нечіт-

ких множин значно розширює можливості обліку невизначеностей різної природи, неминуче супутніх математичному опису реальності. Адже важливою особливістю управління і розподілу ресурсів банку є наявні чинники випадковості, неточності. Таким чином, математичні моделі в прикладних галузях повинні будуватися не лише з точки зору найбільш адекватного відображення суті модельованих процесів і явищ, але і з урахуванням умов невизначеності. У зв'язку з цим, апарат нечітких множин застосовується для вирішення завдань, в яких початкові дані є ненадійними і слабо формалізованими.

Засновані на цій теорії методи побудови інформаційних моделей істотно розширюють традиційні сфери застосування комп'ютерів і утворюють самостійний напрям науково-прикладних досліджень, який отримав спеціальну назву — нечітке моделювання.

Останнім часом нечітке моделювання є одним з найбільш активних і перспективних напрямів прикладних досліджень в області управління і ухвалення рішень. Нечітке моделювання виявляється особливо корисним, коли в описі технічних систем і бізнес-процесів присутні чинники, які утрудняють або навіть виключають вживання точних кількісних методів і підходів. В області управління технічними системами нечітке моделювання дозволяє отримувати адекватніші результати в порівнянні з результатами, які ґрунтуються на використанні традиційних аналітичних моделей і алгоритмів управління.

Сильними сторонами застосування математичного підходу, заснованого на нечітких множинах і нечітких логіках, є:

- врахування умов невизначеності і наближених даних;
- здатність застосовувати модель до процесів, безпосередньо пов'язаних з практичною управлінською діяльністю;
- здатність обробляти відмінну за якістю і природою інформацію, в цілому підвищуючи достовірність опису поведінки об'єкту;
- можливість вирішувати багатокритеріальні оптимізаційні завдання з використанням нечітких розширень відповідних детермінованих постановок цих завдань.

В той же час, є характерні недоліки:

- початковий набір нечітких правил формується експертом і може виявитися неповним або суперечливим;
- вид і параметри функції приналежності, що описує вхідні і вихідні змінні системи, обирається суб'єктивно, і можуть недостатньо адекватно відображати реальну дійсність.

Застосування методів теорії нечітких множин в завданнях підтримки ухвалення рішень має безумовну перспективу, оскільки забезпечує найбільш адекватне відображення різноманіття форм існування даних, що описують конкретний процес. Враховуючи досвід класичного моделювання економічних, соціальних і технічних систем, нечітка логіка може служити потужним засобом підвищення достовірності інформації на вході таких моделей і сприяти об'єктивній оцінці їх погрішності.

Можна виділити ряд обставин, що призводять до необхідності робіт з вивчення й використання моделей і рішень на основі нечітких процесів: не всі цілі керування об'єктом можуть бути представлені у вигляді кількісних співвідношень; між деякими параметрами, що впливають на процес керування, дуже складно встановити точні кількісні залежності; керування є багатокроковим, а зміст кожного кроку не завжди може бути заздалегідь однозначно визначено; мета змісту об'єкта не завжди чітко й кількісно виражена.

Для адекватної оцінки діяльності банку є перспективним застосовувати модель, засновану на поняттях нечіткості, яка дозволяє об'єднати достоїнства точних та імовірнісних моделей із суб'єктивними даними й одержати нові розрахункові схеми, які дають можливість вивчати реальність без її деформації.

Література

1. Масалович А. П. Нечітка логіка в бізнесі та фінансах. – К.: Літера, 2008. – 345 с.
2. Селянин. В. Е. Використання математичних методів в банківській діяльності. – Х.: Либідь, 2002. – 412 с.

МОДЕЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА МАРШРУТИЗАЦІЇ МОБІЛЬНОЇ AD HOC МЕРЕЖІ

Ю.Я. Зелінська, Н.В. Лисак, В.І. Месюра

Вінницький національний технічний університет

Швидке зростання ролі комунікацій в інформаційному суспільстві призвело до появи бездротових мереж без фіксованої інфраструктури (ad hoc) мереж, які отримали назву спеціалізованих або ситуативних мобільних мереж (СММ) [1,2]. Вузли в таких мережах можуть вільно пересуваються у просторі, що викликає необхідність постійної адаптації маршрутів пакетів до не передбачуваних змін топології мережі, динаміка яких може навіть перевищувати швидкість розповсюдження мережею інформації маршрутизації.

Висока динамічність вузлів СММ потребує високого ступеня децентралізації системи управління мережею, яку можна забезпечити реалізацією протоколів її маршрутизації на основі багато-агентної архітектури з використання інтелектуальних агентів.

Інтелектуальні агенти здатні підтримувати взаємодію з навколишнім світом, отримуючи від нього інформацію, яка впливає на їх подальші дії. Основною властивістю агентів є їх автономність, тобто здатність проявляти ініціативу, отримувати і відправляти повідомлення від інших агентів, спілкуватися один з одним, а також діяти без втручання людини.

Рівень «інтелекту» певного агента можна оцінити як здатність використовувати старі знання в нових, заздалегідь невідомих йому ситуаціях і проблемних областях, де оцінюваний агент є активним вирішувачем задач.

У СММ кожен агент має своє локальне середовище (ЛС), яке складається із локального хоста, операційної системи, мережі та локальних додатків, що взаємодіють з ним. Агент a діє в локальному оточенні, стан якого p у момент часу t можемо визначити як:

$$p_t^a \in P, \quad (1)$$

де P – множина всіх станів локального середовища; a – множина агентів у момент часу t .

Стани ЛС не залежать від станів агента, який підтримує часткове уявлення свого ЛС з використанням інформації, отриманої від інших агентів. Внутрішній стан агента a за час t складається із всіх компонентів його часткового уявлення:

$$I_t^a = (N_t^a, L_t^a, S_t^a, F_t^a, C_t^a), \quad (2)$$

де N_t^a – множина сусідніх агентів, L_t^a – модель локального оточення, S_t^a – інформація від сусідніх агентів, F_t^a – локалізовані властивості системи, C_t^a – множина кластерних зон.

Засновані на інтелектуальних агентах технології можуть забезпечити зменшення навантаження СММ (за рахунок обчислень на віддалених хостах), автономність та динамічність роботи мережі. Недоліком даної технології є небезпека використання мобільних агентів (наприклад вірус може бути замаскований під мобільного агента), яку необхідно враховувати.

Запропонована модель агента маршрутизації призначена для використання у дослідженнях топології мережі, для забезпечення самоорганізації СММ, поділу її на кластерні зони та знаходження найкращого маршруту передачі інформації. Подальші дослідження будуть пов'язані із проведенням моделювання, а також порівнянням із існуючими схемами.

Література

1. Таненбаум Э. Компьютерные сети. 4-е изд. – СПб.:Питер, 2006.-992 с.
2. Parineeth M Reddy Mobile Agents. – Bangalore. Resonance, July 2002. – 35-43 с.
3. Migas, Nikos, Buchanan, William J and McArtney, Kevin Mobile agents for routing, topology discovery, and automatic network reconfiguration in ad-hoc networks. – In: Proceedings. 10th IEEE International Conference and Workshop on the Engineering of Computer-Based Systems, IEEE, 2003 – 200 - 206.

АСПЕКТИ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ПРОЦЕСУ МОНІТОРИНГУ КОНЦЕНТРАЦІЇ НЕБЕЗПЕЧНИХ РЕЧОВИН

О. М. Землянський

Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля

Сучасний світ відрізняється ростом техногенної та екологічної навантаженості. Проблеми із харчуванням, якістю питної води, глобальним потеплінням, чистотою навколишнього середовища підсилюється потенційними загрозами катастроф та аварій. Події останніх років в Україні, землетруси та цунамі в США і Японії свідчать про необхідність прогнозування майбутніх процесів, їх сценарний аналіз [1] та мінімізацію негативних наслідків.

Одним із аспектів, який сприятиме розв'язанню вищевказаних проблем і задач є прогнозування концентрації небезпечних речовин у випадку вибухів, пожеж та розгерметизації об'єктів, що містять хімічні речовини. Традиційно у таких випадках використовують табличні дані та розрахункові формули. Прикладом таких розрахунків є візуалізоване представлення площі зараження та концентрації небезпечних речовин, одержане за допомогою пакету Матлаб (рис. 1). При побудові поверхні, яка визначає концентрацію, враховуються напрямок і сила вітру, напрямок руху теплових потоків у повітрі.

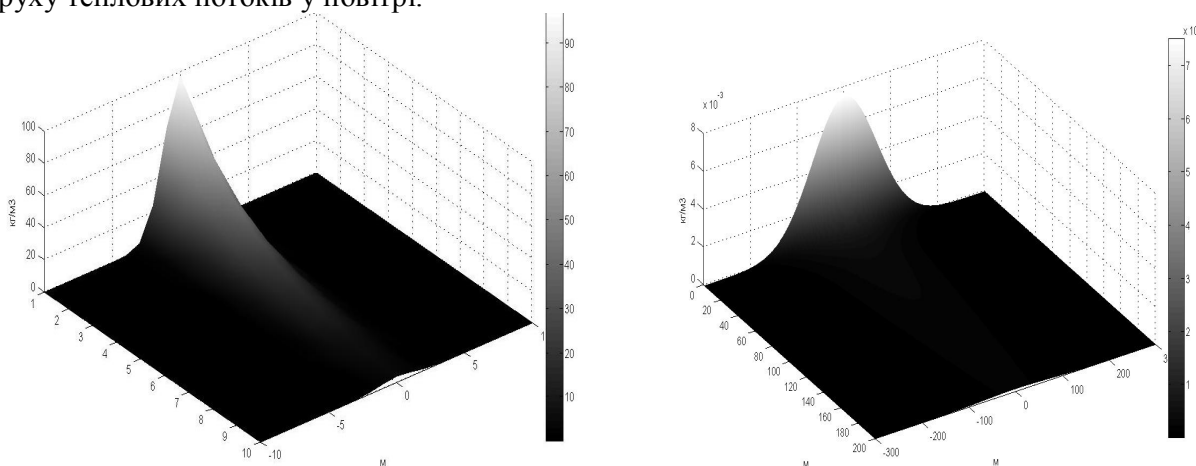


Рис. 1 – Концентрація речовини через 5 та 300 секунд після вибуху

На практиці застосування таких розрахунків призводить до результатів із значною похибкою. Причинами цього є наявність на шляху руху хімічної «хмари» будівель і споруд, лісових масивів тощо. У доповіді запропоновано для визначення концентрації як функції від координат місця та часу використати елементи теорії нечітких множин та експертні висновки. Попередній аналіз процесу вимірювання концентрації небезпечних речовин дозволяє зробити висновок про декілька причин невизначеності. По-перше, прилади, які для цього використовуються (газоаналізатори) допускають до 25% похибки. По-друге, процес вимірювання є тривалим (приблизно 1 хв). За цей час концентрація істотно змінюється і неможливо встановити, яке її значення прилад покаже (мінімальне, максимальне, середнє тощо). Заважимо також, що пелюсткова форма зони зараження не завжди відповідає дійсності. Таким чином, показано, що концентрація небезпечної речовини $K(x, y, z, t)$ визначатиметься за формулою

$$K(x, y, z, t) = F(x, y, z, t, \tilde{A}, \tilde{B}),$$

де $\tilde{A}, \tilde{B}$ – нечіткі множини із відповідними функціями належності для похибки газоаналізатора та вимірної концентрації. Функція F є чіткою функцією від чітких та нечітких аргументів. Результуюча концентрація є нечіткою величиною, функція належності якої може бути встановленою з використанням виведення Заде. Крім запропонованого підходу, який вимагає наявності практичних вимірів, доцільним є застосування виключно експертних висновків щодо певних ключових точок та відновлення поверхні концентрації небезпечних речовин з використанням нейро-нечітких мереж.

Література

1. Згуровський М. З. Сценарний аналіз як системна методологія передбачення / М. З. Згуровський // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2002. – № 1. – С. 7–38.

НЕЧІТКІ МОДЕЛІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КІЛЬКОСТІ ПОЖЕЖНИХ СПОВІЩУВАЧІВ У БУДІВЛЯХ ТА СПОРУДАХ

Ол-др М. Землянський

Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля

У доповіді розглядається задача оптимізації системи пожежної сигналізації будівель і споруд. Актуальність задачі визначається наступними факторами. Останнє десятиліття відзначене відносно постійною щорічною кількістю пожеж та тенденцією росту кількості загиблих і травмованих, а також обсягів матеріальних збитків. Не в останню чергу цей факт обумовлений низькою ефективністю систем пожежної автоматики і, зокрема, систем виявлення пожеж – систем пожежної сигналізації. Незважаючи на те, що за рядом кількісних показників щодо таких систем країни СНД і Україна, зокрема, входять до групи провідних країн світу, якісні показники, що відображають рівень технічних рішень в цій галузі, в країнах СНД на один-два порядки є нижчими, ніж у світі.

Задача має таку формалізовану постановку. Нехай X_{in} – внутрішні фактори будівлі, які впливають на час розвитку та поширення пожежі, $X_{in} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, де X_1 – площа приміщення, X_2 – його висота, X_3 – пожежне навантаження приміщення, X_4 – горючість матеріалів, що в ньому знаходяться, тощо. Припустимо, що S_1 – потенційно можлива кількість людських жертв, S_m – потенційно можливий обсяг матеріальних збитків, S_e – збитки, які будуть завдані техногенною або екологічною катастрофою як наслідком пожежі.

Необхідно ідентифікувати залежності [1]:

$$K = F_1(X_{in}, S_1, S_m, S_e), \quad L = F_2(X_{in}, S_1, S_m, S_e), \quad (1)$$

де K – кількість сповіщувачів у приміщенні, L – структура (місцезорозташування) сповіщувачів.

Для визначення кількості сповіщувачів пропонуємо використати нечіткі продукційні правила. Припустимо, що пожежна завантаженість приміщення змінюється. Тоді модель (1) модифікується і буде такою:

$$\begin{aligned} &\text{Якщо } x \in A_1 \text{ і } y \in B_1 \text{ і } X_3 \in D_1, \text{ то } t \in C_1; \\ &\text{Якщо } x \in A_2 \text{ і } y \in B_2 \text{ і } X_3 \in D_2, \text{ то } t \in C_2; \\ &\dots\dots\dots; \\ &\text{Якщо } x \in A_r \text{ і } y \in B_r \text{ і } X_3 \in D_r, \text{ то } t \in C_r, \end{aligned} \quad (2)$$

де (x, y) є координатами точки виникнення пожежі, X_3 – рівень пожежного навантаження в околі точки виникнення пожежі, t – час виявлення пожежі (спрацювання сповіщувача), $A_j, B_j, C_j, D_j, j = \overline{1, r}$ є нечіткими множинами із відповідними функціями належності.

Для моделювання використаємо нейро-нечітку мережу ANFIS [2] з виведенням Мамдані [3]. Для кожної змінної створюємо відповідні функції належності та формуємо правила. Після процесу навчання мережу ANFIS можна використовувати для визначення часу спрацювання пожежних сповіщувачів, якщо пожежа виникла в будь-якій точці будівлі.

Система допускає додавання нових правил та перенавчається в режимі реального часу, що спрощує її використання. Інформація, одержана за її допомогою, є першим етапом технології прогнозування наслідків пожеж.

Література

1. Землянський А.Н. Проектирование систем пожарного мониторинга в условиях неопределенности / А.Н. Землянський, Н.П. Каверина, В.Е. Снитюк // Искусственный интеллект. – 2010. – № 4. – С. 483-488.
2. Jang R. ANFIS: Adaptive-Network-Based-Fuzzy Inference System / Jyh-Shing Roger Jang // IEEE Transactions on Systems: Man and Cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – № 3. – P. 665-685.
3. Mamdani E.H. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller / E.H. Mamdani, S. Assilian // International Journal of Man-Machine Studies. – 1975. – Vol. 7. – № 1. – P. 1-13.

ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ В ПРОЕКТИРОВАНИИ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНЫХ ЦИФРОВЫХ УСТРОЙСТВ

Д.Е. Иванов

Институт прикладной математики и механики НАН Украины, г. Донецк

Одной из основных проблем при проектировании современных СБИС является существенный рост рассеивания тепла. Это связано с усовершенствованием технологического процесса производства КМОП микросхем, что позволяет размещать на одном кристалле всё большее число транзисторов. Повышенное рассеивание тепла ведёт к перегреву устройства, что ведёт либо к выходу его из строя, либо к существенному падению производительности.

Проблема рассеивания тепловой энергии ведёт к необходимости разработки новых подходов в проектировании СБИС [1]. Задачи данного рода делятся на 4 основных класса: 1) оценка среднего рассеивания тепла в процессе работы; 2) оценка пикового возможного рассеивания тепла; 3) оценка максимального рабочего рассеивания; 4) построение энергоэффективных тестов.

Первая из указанных задач, рассматривалась, например в [2]. Для её решения достаточно псевдослучайной генерации входных последовательностей. Наиболее важным здесь является используемая модель рассеивания тепла. Для построенных на КМОП технологии цифровых БИС известно [3], что общее рассеивание тепла делится на две составляющие: статическое и динамическое. При этом доминирующей является динамическая составляющая, которая для заданной входной последовательности s_{ex} определяется выражением:

$$P(s_{ex}) = 0,5 \cdot V^2 \cdot C \cdot f \cdot A(s_{ex}), \quad (1)$$

где: V – напряжение работы схемы, C – физическая ёмкость на выходе вентиля, f – частота работы схемы, $A(s_{ex})$ – переключательная активность при моделировании на заданной входной последовательности (число событий). В [4] показано, что более точная оценка достигается, когда при вычислении $A(s_{ex})$ выбирается не число событий при работе схемы, а учитывается «ёмкостная» составляющая каждого события. В простейшем случае ёмкость события равна числу последователей элемента с изменившимся значением на выходе:

$$A(s_{ex}) = \sum_{g \in G} [A_g^i \cdot C(g)] \quad (2)$$

где G – множество всех логических элементов в схеме, $A_g^i = 1$, если выход вентиля g изменился на i -м такте работы схемы, $C(g)$ – число последователей элемента g .

Однако более важным с точки зрения надёжности работы является пиковое рассеивание тепла. Очевидно, что задача поиска такта времени с наибольшим рассеиванием является NP-полной. Предлагаемые для её решения структурные подходы (например, основанный на обходе графа переходов последовательностной схемы [5]) оказались неприемлемыми с практической точки зрения. Поэтому были разработаны подходы, основанные на генетических алгоритмах (ГА).

Математически задача оценки пикового рассеивания математически ставится как поиск тройки объектов (Z, X_1, X_2) (где Z – начальное состояние схемы, X – одиночный входной вектор), которые максимизируют функционал (1). При этом моделирование на первом входном наборе необходимо для того, чтобы снять неопределённость с внутренних линий схемы, а для подсчёта переключательной активности (2) необходимо использовать только моделирование на втором входном наборе. В такой постановке задача рассматривалась в [6]. В работе предложен эффективный генетический алгоритм решения задачи, а также ряд эвристик, улучшающих его работу. Особь в данном ГА кодируется как битовая строка (рис.1), и к ней применяются стандар-

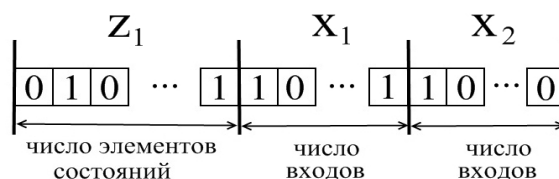


Рис.1 – Кодирование особи.

тные генетические операции из простого ГА. Показывается, что ГА решения задачи гораздо эффективнее псевдослучайного метода и при этом требует существенно меньшего времени на поиск решения.

В работе [7] вводятся дополнительные пиковые метрики рассеивания тепла СБИС:

- пиковая n -тактовая – максимальная рассеиваемая мощность за n тактов работы схемы; является обобщением пиковой однотоковой путём добавления $n-1$ входного набора к особи на рис.1;
- пиковая установившаяся – максимальное рассеивание при длительной работе; дополнительно вводится предположение, что в процессе работы произойдёт замыкание последовательности состояний, т.е. в некоторый такт времени будет достигнуто состояние Z_1 .

В работе предлагается эффективный ГА решения указанных задач, а также показывается связь между всеми введенными метриками. При этом кодирование особей является расширением представленного на рис. 1.

Важной при разработке энергоэффективных схем является проблема рассеивания тепла СБИС во время стартового самотестирования схемы, когда оно максимально. Для решения задачи построения энергоэффективных тестов используются подходы, которые основаны на генерации избыточных тестов.

Один из таких подходов описан в [8]. Задача разбивается на три этапа. На первом этапе производится генерация избыточных тестовых наборов с заданным фактором избыточности r , который показывает, что любая неисправность проверяется не менее чем r подпоследовательностями теста. На втором этапе производится оценка качества всех подпоследовательностей теста в соответствии с моделью рассеивания тепла (1)-(2). На третьем этапе необходимо выбрать набор подпоследовательностей, который обладает полнотой не хуже начального теста (но уже без учёта избыточности) и для которого рассеивание тепла минимально. Данная задача комбинаторной оптимизации также решается с помощью ГА. При этом особи соответствует набор подпоследовательностей, а кодирование включает набор номеров таких подпоследовательностей. В качестве генетических операций используются: добавление и удаление номеров, а также обмен элементами множеств.

Литература.

1. Piguet C. Low-power CMOS circuits: technology, logic design and CAD tools / C. Piguet.- CRC/Taylor & Francis, 2005.- 440p.
2. Ghosh A. Estimation of average switching activity in combinational and sequential circuits / A. Ghosh, S. Devadas, K. Keutzer, J. White // Proc. Design Automation Conf.- 1992.- P.253-259.
3. A. Shen, A. Ghosh, S. Devadas, K. Keutzer An Average Power Dissipation and Random Pattern Testability of CMOS Combinational Logic Networks // Proc. IEEE International Conference on Computer-Aided Design.- 1992.- P.402-407.
4. Manich S. Maximizing the weighted switching activity in combinational CMOS circuits under the variable delay model / S. Manich, J. Figueras // Proc. European Design & Test Conf.- 1997.- P.597-602.
5. Manne S. Computing the maximum power cycles of sequential circuit / S. Manne, A. Pardo, R.I. Bahar et al. // Proc. Design Automation Conf.- 1995.- P.23-28.
6. Hsiao M.S. Peak power estimation using genetic spot optimization for large VLSI circuits / M.S. Hsiao // Design, Automation and Test in Europe Conference.- 1999.- P.175-179.
7. Hsiao M.S. K2: an estimator for peak sustainable power of VLSI circuits / M.S. Hsiao, E. Rudnick, J.H. Patel // International symposium on low power electronics and design.- 1997.- P.178-183.
8. Иванов Д.Е. Генетический алгоритм оптимизации рассеивания тепловой энергии входных тестовых последовательностей // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія: "Обчислювальна техніка та автоматизація". Випуск 18(169).- Донецьк: ДонНТУ, 2010.- С.206-215.

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ОБРОБКИ ДОБОВОГО СЕРЦЕВОГО РИТМУ

О.Г. Кисельова, М.В. Герасименко

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Відомо багато експертних систем для постановки медичних діагнозів. Вони побудовані головним чином на основі правил, що описують поєднання симптомів різних захворювань. За допомогою таких правил не лише ставлять хворому діагноз, але і призначають потрібне лікування. Правила допомагають вибрати засоби медикаментозної дії, визначати протипоказання, орієнтуватися в лікувальних процедурах, створювати умови найбільш ефективного лікування, передбачати результати призначеного курсу лікування та багато іншого. Технології інтелектуального аналізу даних дозволяють виявляти в медичних даних шаблони та складові.

В медицині інтелектуальний аналіз даних використовується для вирішення завдань виявлення нормальних та патологічних станів, своєчасної та більш точної діагностики, фундаментальних біологічних відкриттів, дослідження ефективності використання клінічних препаратів. Одним із методів інтелектуального аналізу даних є технології Data Mining, які представляють собою процес підтримки прийняття рішень, заснований на пошуку в даних прихованих закономірностей, тобто шаблонів, або патернів, інформації.

Одним із прикладів застосування технологій інтелектуальної обробки даних є вирішення задачі виявлення нормальних та патологічних станів організму людини при аналізі даних серцевого ритму, отриманого методом холтерівського моніторингу. Для вирішення поставленої мети було розроблено алгоритм аналізу показників добового серцевого ритму 23 обстежуваних за допомогою статистичного аналізу (рис. 1).

Виявлення функціональних патернів добового серцевого ритму дозволяє аналізувати стан адаптаційних резервів організму практично здорових людей та спортсменів в режимах інтенсивного навантаження.

На основі отриманих результатів обробки даних було розроблено метод розпізнавання періодів аномальних коливань серцевого ритму, які характеризують зниження адаптаційних властивостей організму та/або підвищений ризик раптової зупинки серця.

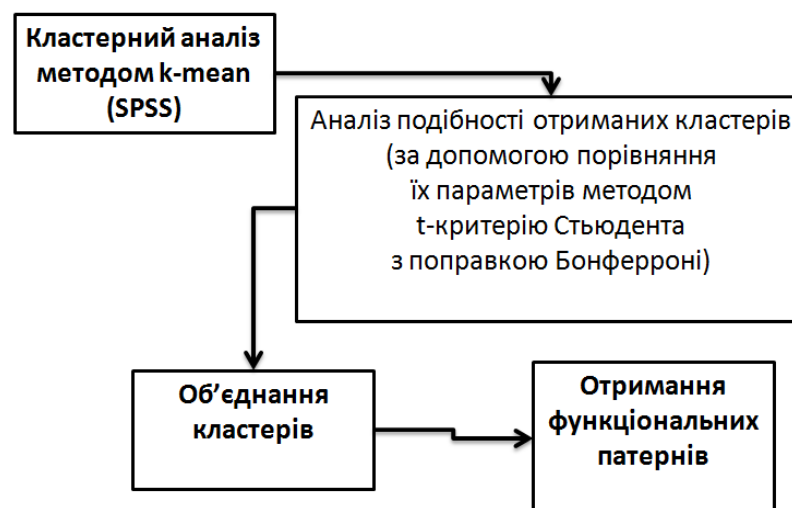


Рис.1 – Алгоритм аналізу показників добового серцевого ритму за допомогою методів статистичного аналізу

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ ДАНИХ

К.В. Колесніков, А.Р. Карапетян

Черкаський державний технологічний університет

Задачі управління потоками даних в корпоративних мережах (КМ) можна розв'язувати за допомогою методів оптимізації процесів маршрутизації даних з використанням сучасних нейромережових технологій. У роботі розглянуто принцип оптимізації нейромережової маршрутизації потоків даних КМ в динаміці.

Нейронні мережі (НМ) є ефективною обчислювальною моделлю апроксимування функцій будь-якої складності, що ґрунтується на неповній інформації, розміщеній в навчальній БД.

В якості математичної моделі статичної КМ, комунікаційні характеристики якої не змінюються з часом, розглядатимемо граф $G = G(V, E(V))$, де V — множина вузлів; E — впорядкована множина направлених дуг.

Визначимо набір параметрів, що властиві комунікаційним можливостям КМ. Розглянемо множину пар вузлів граф G виду $D_0 = \{(s, d) | s, d \in V, s \neq d\}$, де перший елемент пари є вузлом-джерелом даних, а другий — вузлом-одержувачем даних.

Побудуємо НМ для даної моделі. Розглянемо оптимізаційне завдання:

$$F \rightarrow \min$$

при наступних обмеженнях: $\Gamma^T x = \Phi, x \geq 0$.

Дане завдання при виконанні наступних умов має, принаймні, одне рішення.

I. Середня вартість маршруту визначається як сума вартостей навантажень на його ребра (канали зв'язків), тобто $T_p = \sum_{l \in E(V)} \delta_{lp} T_l(p_l)$.

II. Для будь-якого ребра $l \in E(V)$ справедливим є $T_l: [0, \infty) \rightarrow [0, \infty]$ і $T_l(0) < \infty$

III. Для кожного ребра $l \in E(V)$ функція $T_l(p_l)$ опукла і або монотонно зростає на інтервалі, де $T_l(p_l) < \infty$, або $T_l(p_l) = \text{const}$.

IV. Функція $T_l(p_l)$ безперервна на всій області визначення, причому на інтервалі, де $T_l(p_l) < \infty$, вона неперервне диференційована.

Для всіх вирішень значення вектора розподілу навантажень p будуть незмінними.

$$\text{Розглянемо систему: } F = \sum_{p \in \Pi} \frac{x_p}{\Phi(D)} T_p = \frac{1}{\Phi(D)} \sum_{l \in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l).$$

Оскільки для конкретної множини $D \subset D_0$ значенням функції Φ_D є позитивна константа, то

$$F \Phi_D = \sum_{l \in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l).$$

Введемо матрицю T виду

$$\Delta = \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \dots \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix},$$

де δ_{ij} — частка інтенсивності інформаційного потоку X_j , яка доводиться на ребро.

Оскільки $\rho_l = \rho_l(x)$, то завдання можна переформулювати таким чином:

$$F \Phi_D \rightarrow \min$$

при обмеженнях виду $\Gamma^T x = \Phi; \Delta x = \rho; x \geq 0$.

Як можливі рішення задач, шукатимемо вектори (ρ, x) за умов, що $0 < \rho < 1$ та $0 < x < 1$.

Для вирішення завдань — побудуємо енергетичну функцію $E = E(\rho, x)$ для НМ, таку щоб вона була квадратичною формою від (ρ, x) . Спочатку розглянемо функцію E_0 :

$$E_0 = \frac{\alpha_{11}}{2} \left(\sum_{l \in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l) \right)^2 + \sum_{d \in D} \frac{\alpha_{2d}}{2} \left(\sum_{p \in \Pi} \gamma_{pd} x_p - \varphi_d \right)^2 + \sum_{l \in E(V)} \frac{\alpha_{2l}}{2} \left(\sum_{p \in \Pi} \delta_{lp} x_p - \rho_l \right)^2,$$

де α_{ij} — деякі позитивні константи, причому α_{ij} — достатньо мале число.

Замінімо першу суму в на квадрат лінійної комбінації p . Тоді одержимо енергетичну функцію для НМ:

$$E = \frac{\alpha_{11}}{2} \left(\sum_{l \in E(V)} c_l \rho_l \right)^2 + \sum_{d \in D} \frac{\alpha_{2d}}{2} \left(\sum_{p \in \Pi} \gamma_{pd} x_p - \varphi_d \right)^2 + \sum_{l \in E(V)} \frac{\alpha_{21}}{2} \left(\sum_{p \in \Pi} \delta_{lp} x_p - \rho_l \right)^2,$$

де параметри $c_l \geq 0$ і достатньо малі.

Заміна на допустима, оскільки для двох строго зростаючих функцій з однаковими областями визначення (що задані системою) екстремуми досяжні в однакових точках.

Таким чином, синтезована модель НМ, що складається з $|E| + |\Pi|$ нейронів, де Π — впорядкована множина всіх маршрутів для всіх пар вузлів, а E — множина ребер графа відповідної КМ. Ця модель НМ орієнтована на централізовану схему маршрутизації [1].

Розглянемо завдання локальної оптимізації

$$(T(x) - GA(x))x = 0; \quad T(x) - GA(x) \geq 0; \quad \Gamma^T x - \varphi = 0; \quad x \geq 0,$$

для розподіленої схеми маршрутизації. При виконанні умов I—IV це завдання має, принаймні, одне рішення. Розглянемо перше рівняння системи. Через другу і четверту нерівності системи одержимо, що для будь-якого x справедлива нерівність виду $(T(x) - GA(x))x \geq 0$.

Тому невід'ємна функція $(T(x) - GA(x))x$ приймає нульові значення (з урахуванням решти обмежень) в точках можливих рішень нерівностей. Тобто точки мінімумів даної функції співпадають з рішеннями оптимізаційної задачі. Враховуючи і те, що

$$T(x)x - GA(x)x = (F\Phi_D) - GA(x)x$$

переформулюємо завдання (2.3) таким чином:

$$F\Phi_D - GA(x)x \rightarrow \min; \\ T(x) - GA(x) \geq 0; \quad \Gamma^T x - \varphi = 0; \quad x \geq 0.$$

Це завдання можна звести до наступного оптимізаційного завдання:

$$F\Phi_D - GA(x)x \rightarrow \min; \\ T(x) - GA(x) - z = 0; \quad \Gamma^T x - \varphi = 0; \quad x \geq 0, z \geq 0.$$

Відмітимо, що $z_p = 0$, якщо $T_p(x) = (GA(x))_p$. Тому з урахуванням $x_p \geq 0$ і $z_p > 0$ одержимо, що $T_p(x) > (GA(x))_p$ і $x_p = 0$.

Побудуємо НМ, що розв'язує оптимізаційне завдання. Як можливі рішення шукатимемо вектори (x, z) . Втім, вважатимемо, що $0 \leq x \leq 1$ і $0 \leq z \leq 1$.

Отже, з першої рівності в системі обмежень витікає, що $F\Phi_D - GA(x)x = zx$.

Таким чином, енергетична функція E для НМ набуватиме наступного вигляду:

$$E = \alpha_{11} \left(\sum_{p \in \Pi} z_p x_p \right)^2 + \sum_{d \in D} \frac{\alpha_{3d}}{2} \left(\sum_{p \in \Pi} \gamma_{pd} x_p - \varphi_d \right)^2 + \sum_{l \in E(V)} \frac{\alpha_{2p}}{2} \left(T_p(x) - \sum_{p \in \Pi} \gamma_{pd} A_d - z_d \right)^2.$$

Модель НМ з енергетичною функцією складається з $2|\Pi|$ нейронів, де Π — впорядкована множина всіх маршрутів для всіх пар вузлів КМ. Ця НМ орієнтована на розв'язок задачі локальної оптимізації для розподіленої схеми маршрутизації.

Дослідження показали можливість застосування запропонованих модифікацій НМ для розв'язку завдань маршрутизації потоків даних як у статичних, так і у динамічних КМ. Недоліком запропонованого методу нейромережевої маршрутизації для розподіленої схеми є великий об'єм попередніх обчислень.

Література

1. Колесніков К.В. Проблеми нейромережевої та адаптивної маршрутизації даних в розподілених системах комунікацій. / К.В.Колесніков, А.Р.Карпетян // Вісник Хмельницького національного університету. - №2. - 2009. - С.178-181
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей.: М.: Изд. дом "Вильямс", 2001. 287 с.

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

К.В. Колесніков, М.С.Савісько

Черкаський державний технологічний університет

Необхідність оптимізації маршрутизації даних виникає при непередбачуваних змінах структури (топології вузлів і каналів зв'язку) або параметрів глобальних телекомунікаційних систем (ТКС), а також, при перевантаженні буферів вузлів і каналів зв'язку цих систем. Розглянемо метод маршрутизації в нестационарних глобальних ТКС зі змінною і частково невідомою структурою (топологією зв'язків) та її параметрами (вагами каналів зв'язку).

Математична модель статичної ТКС, комунікаційні характеристики якої не змінюються з часом, матиме вигляд графу:

$$G = G(V, E(V)),$$

де V – множина вузлів; E – впорядкована множина направлених дуг.

Централізована схема вирішення задачі маршрутизації являє собою деяке розподілення інформаційних потоків, при якому загальні затрати на їх обслуговування мінімальні.

Для цієї задачі застосуємо нейронну мережу, яка представляє собою ефективну обчислювальну модель, що дозволяє розпізнавати образи і апроксимувати функції будь-якої складності, ґрунтуючись на неповній інформації, котра представляє собою базу даних. Властивість нейронної мережі (зокрема нейронної мережі Хопфілда (НМХ)) отримувати потрібний результат при зашумлених вхідних параметрах надзвичайно корисна при маршрутизації в глобальних ТКС з топологією та мережевим трафіком, що непередбачувано змінюється.

Для використання нейронної мережі Хопфілда достатньо мінімізувати функцію вигляду

$$F\Phi_D = \sum_{l \in E(V)} \rho_l T_l(\rho_l),$$

де $\Phi_D = \Phi(D) = \sum_{d \in D} \phi_d$ – загальна інтенсивність інформаційних потоків D ;

ρ_l – навантаження на ребро (канал зв'язку) $l \in E(V)$;

$T = (T_1, T_2, \dots)$ – вектор розподілення вартостей по маршрутам,

та синтезувати модель НМХ, яка складається з $|E| + |\Pi|$ нейронів, де Π – впорядкована множина маршрутів для всіх пар вузлів, а E – множина ребер графу, відповідної ТКС.

Ця модель НМХ орієнтована на централізовану схему маршрутизації, яка зображена на рис. 1.

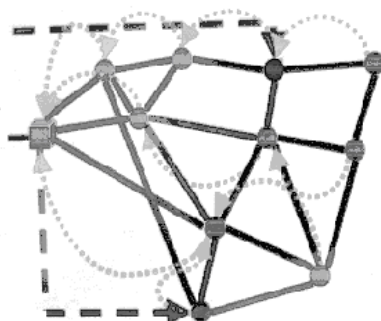


Рис. 1 – Модель НМХ орієнтована на централізовану схему маршрутизації

Література

1. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. - Изд. "Вильямс", 2001. - 287 с.
2. Назаров А. В., Лоскутов А. И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб.: Наука и техника, 2003. - 384 с.
3. Колесніков К.В. Карапетян А.Р. Застосування нейронних мереж Хопфілда до задач адаптивної маршрутизації даних в телекомунікаціях: Х., 17-та Міжнародна конференція з автоматичного управління «Автоматика-2010». Тези доповідей т.2 с. 168-169

ІНФОРМАЦІЙНА МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ ВИЯВЛЕННЯ КОМП'ЮТЕРНИХ АТАК НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ КЛАСИФІКАТОРІВ

М.П. Комар

Тернопільський національний економічний університет

Розробка нових методів виявлення атак на комп'ютерні системи, заснованих на застосуванні штучних нейронних мереж, а також побудова на їх основі інтелектуальних технологій дозволить підвищити рівень захищеності комп'ютерних систем від несанкціонованого впливу.

В [1] представлена структура нейромережевого детектора на основі багатошарової нейронної мережі з одним прихованим шаром, що складається з нейронів Кохонена.

Розглянемо процес побудови штучної нейромережевої системи. Спочатку генерується початкова популяція нейромережевих детекторів, кожен з яких представляє собою штучну нейронну мережу з випадковими синаптичними зв'язками:

$$D = \{ D_i, \quad i = \overline{1, r} \}, \quad (1)$$

де D_i – i -й нейромережевий детектор; r – загальна кількість детекторів.

Для навчання сформованих нейромережевих детекторів навчальна вибірка формується випадковим чином з сукупності значень визначеного типу атаки і з сукупності значень нормальних з'єднань.

Нехай T – множина визначеного типу атаки, а F – множина нормальних з'єднань. З них випадковим чином формується множина вхідних образів для навчання i -го детектора:

$$X_i = \begin{bmatrix} X_i^1 \\ X_i^2 \\ \dots \\ X_i^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{i1}^1 & X_{i2}^1 & \dots & X_{in}^1 \\ X_{i1}^2 & X_{i2}^2 & \dots & X_{in}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{i1}^L & X_{i2}^L & \dots & X_{in}^L \end{bmatrix} \quad (2)$$

Вихідні значення детектора формуються після подачі на нього всіх вхідних образів у відповідності з наступним виразом

$$Z_1 = \begin{cases} 1, & \text{якщо атака} \\ 0, & \text{легітимне з'єднання} \end{cases} \quad (3)$$

Відповідно, множина еталонних образів

$$X_i = \begin{bmatrix} X_i^1 \\ X_i^2 \\ \dots \\ X_i^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{i1}^1 & X_{i2}^1 & \dots & X_{in}^1 \\ X_{i1}^2 & X_{i2}^2 & \dots & X_{in}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{i1}^L & X_{i2}^L & \dots & X_{in}^L \end{bmatrix} \quad (4)$$

де L – розмірність навчальної вибірки.

Еталонні вихідні значення для i -го детектора формуються наступним чином:

$$l_i^k = \begin{cases} 1, & \text{якщо } X_i^k \in T \\ 0, & \text{якщо } X_i^k \in F \end{cases} \quad (5)$$

Нейронна мережа навчається шляхом навчання з учителем [2], тобто ми вказуємо штучній нейронній мережі, де дані з'єднань з атакою, а де нормальні з'єднання.

Навчання кожного детектора здійснюється з метою мінімізації сумарної середньоквадратичної помилки детектора. Сумарна середньоквадратична помилка i -го детектора визначається наступним чином:

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^2 (Z_{ij}^k - l_{ij}^k)^2, \quad (6)$$

де Z_{ij}^k – значення j -го виходу i -го детектора при подачі на вхід його k -го образу.

Величина сумарної середньоквадратичної помилки характеризує пристосованість детектора до виявлення атак.

Відбір нейромережевих детекторів відбувається на тестовій вибірці. На даній стадії знищуються ті детектори, які виявилися нездатними до навчання, і детектори, в роботі яких, спостерігаються різні недоліки (наприклад, помилкові спрацьовування). У результаті для кожного детектора визначається значення квадратичної помилки E_i (формула 6).

Відбір детектора проводиться таким чином:

$$D_i = \begin{cases} 0, & \text{якщо } E_i \neq 0 \\ D_i, & \text{інакше} \end{cases} \quad (7)$$

де 0 означає операцію знищення детектора.

Набір навчених та відібраних нейронних мереж утворює популяцію детекторів, які циркулюють в комп'ютерній системі і здійснюють виявлення комп'ютерних атак.

Таким чином, процес виявлення комп'ютерних атак можна представити у вигляді узагальненої інформаційної моделі (рис. 1).

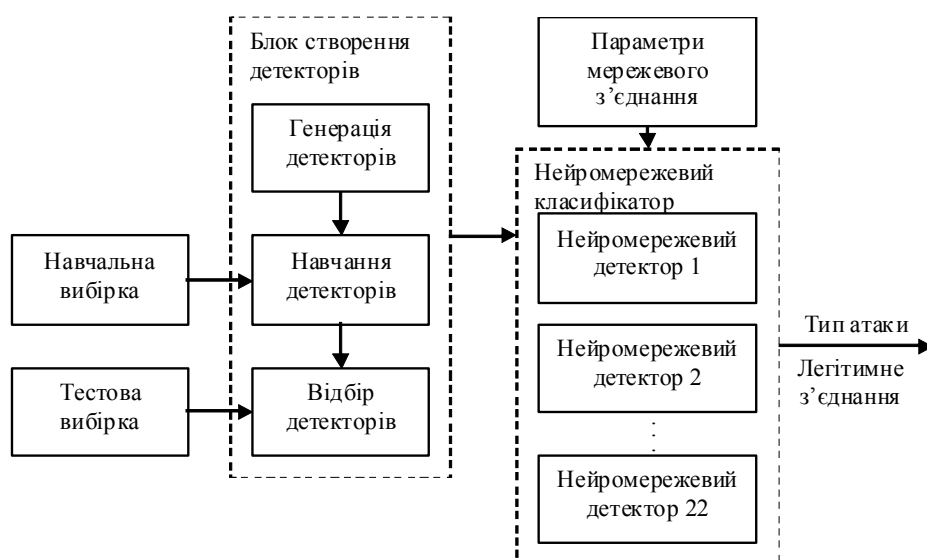


Рис. 1. Узагальнена інформаційна модель процесу виявлення комп'ютерних атак

У результаті, запропонована система виявлення мережевих атак складається з 22 нейромережевих детекторів, кожен з яких характеризує певний тип атаки. На нейромережеві детектори по черзі подається 41 параметр мережевого з'єднання і відбувається перевірка на наявність заборонених дій. В якості вхідних даних для навчання та тестування використовувалася база даних KDD Cup1999 Data [3].

Результати експериментів показали, що найкращий відсоток здатності до навчання і виявлення відбувається, коли для навчання використовується навчальна вибірка, що складається з 80% з'єднань одного з типів атак і 20% нормальних з'єднань.

Література

1. Комар М. Методы искусственных нейронных сетей для обнаружения сетевых вторжений / М. Комар // Збірник тез сьомої Міжнародної науково-технічної конференції „Інтернет – Освіта – Наука” – Вінниця : Вінницький національний технічний університет, 2010. – С. 410-413.
2. Головкин, В.А. Нейронные сети: обучение, организация, применение / В.А. Головкин // Нейрокомпьютеры и их применение : учеб. пособие / В.А. Головкин. – М., 2001 – 256 с.
3. KDD Cup 1999 Data [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://kdd.ics.uci.edu/databases/kddcup99/kddcup99.html>.

ВИЗНАЧЕННЯ ПРІОРИТЕТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАТРИЦІ РІШЕНЬ**Г.М. Кондор, М.М. Маляр**

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

Сформулюємо задачу багатокритеріального вибору в наступному вигляді. Нехай задана множина альтернатив $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ та множина критеріїв ефективності $K = \{k_1, k_2, \dots, k_m\}$, по яким проводиться оцінка елементів множини A . Завдання полягає у ранжуванні множини альтернатив A у відповідності з множиною критеріїв K .

ОПР (особа, що приймає рішення) формує матрицю оцінок $O = (o_{ij})$, $i = 1, \dots, m$; $j = 1, \dots, n$, в якій елементи o_{ij} характеризують оцінки j -ої альтернативи по i -му критерію.

За допомогою матриці O можна здійснити ранжування альтернатив різними способами [1], наприклад, методом попарних порівнянь. Даний метод вимагає виконання $n(n-1)m$ порівнянь. Це число є досить великим, що призводить до витрати більших ресурсів при розв'язуванні задачі.

Пропонується спосіб ранжування множини альтернатив за допомогою вектора пріоритету.

Під пріоритетом будемо розуміти величину, що характеризує важливість деякого об'єкта чи процесу по відношенню до інших аналогічних об'єктів або процесів, між якими можлива конфліктна ситуація.

Вектором пріоритету будемо називати такий вектор $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{n-1})^T$, j -та компонента якого показує у скільки раз альтернатива a_j важливіша, ніж альтернатива a_{j+1} .

Використовуючи відомі підходи до нормалізації значень матриці O (нормалізація по заданому значенню, відносна нормалізація, повна нормалізація, нормалізація Севіджа і т.д.) ми отримаємо матрицю $D = (d_{ij})$, $i = 1, \dots, m$; $j = 1, \dots, n$, елементи якої – це критеріальні оцінки, які виражені в однакових шкалах. Побудуємо матрицю $R = D^T \cdot D$. Очевидно, що R – симетрична матриця, розмірності $n \times n$. Елементи матриці R характеризують інтегральні оцінки важливості елементів множини альтернатив A .

Знаходимо власні значення матриці R . Оскільки дана матриця являється симетричною, то це можна зробити, наприклад, за допомогою методу Якобі [2]. Серед усіх власних значень вибираємо $\lambda_{\max} = \max_i \lambda_i$, де $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_j$ ($j \leq n$) – усі власні значення матриці R . Знаходимо власний вектор $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ матриці R , що відповідає власному значенню $\lambda_{\max}$. За допомогою цього вектора ми можемо побудувати вектор пріоритету μ , координати якого ви-

значаються згідно рівності: $\mu_i = \frac{x_i}{x_{i+1}}$, $i = 1, \dots, n-1$.

Література

1. Ю.П.Зайченко Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: "Издательский Дом "Слово", 2008. – 344 с.
2. Воеводин В.В. Вычислительные основы линейной алгебры. – М.: «Наука», 1997. – 304 с.

НЕЧІТКІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ СИНТЕЗУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ЗАДАЧ ТРАНСПОРТНОЇ ЛОГІСТИКИ

Ю.П. Кондратенко, Є.В. Сіденко

Чорноморський державний університет імені Петра Могили

Інформаційні системи і програмні комплекси відіграють важливу роль в транспортній логістиці, оскільки призначені для аналізу, планування і підтримки процесів прийняття технічних та комерційних рішень, а також для забезпечення необхідного рівня якості обслуговування і підвищення ефективності транспортних операцій.

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) для розв'язання задач транспортної логістики допомагають операторам (ЛПР) формувати і використовувати відповідні масиви апріорних і поточних даних, моделі, алгоритми та критерії прийняття ефективних рішень [4] в автоматичних та інтерактивних режимах.

Дана доповідь присвячена автоматизації задач транспортної логістики, зокрема, автоматизації процесів оцінки рівня якості при аналізі і виборі системи доставки вантажів, що ґрунтується на параметрах і факторах, які є важливими і першочерговими для конкретних клієнтів, та автоматизації процесів вибору оптимальних маршрутів транспортних перевезень.

Для вимірювання очікувань клієнта звичайно використовуються різні методи оцінок, зокрема, анкетні опитування, експертні оцінки, статистичні методи тощо. Складність полягає в тому, що більшість параметрів оцінки якості доставки неможливо виміряти кількісно, тобто складно отримати формалізовані оцінки. Очікування клієнта, як правило, будуються на його суб'єктивній думці, досвіді його роботи і найчастіше виражаються такими висловлюваннями, як: «бажано, щоб вантаж був доставлений о 10 годині», «є можливість платити в межах від 100 до 120» тощо. У цих пропозиціях є елементи нечіткості, що висловлюються «бажано», «в межах» і т.п. Інструментом для вираження певних нечітких очікувань споживачів є математичний апарат, що базується на теорії нечітких множин [3,8].

Запропонована авторами СППР на основі нечіткого логічного виведення для оцінки якості доставки вантажу має ієрархічну структуру. Групування та ранжування [5] факторів впливу на якість перевезення вантажу є необхідною умовою при розробці ієрархічної нечіткої СППР, що містить 4 рівні ієрархії, які реалізовані за допомогою 11-ти нечітких підсистем [1]. Зокрема, підсистеми першого рівня ієрархії формують наступні інформаційні складові: ціна доставки вантажу; доступність системи доставки вантажу; інформативність компанії; гнучкість транспортної компанії; збереження вантажу; потенціал транспортної компанії. Нечіткі підсистеми другого рівня ієрархії СППР формують такі складові: комунікабельність транспортної компанії; сфера надання послуг; надійність процесів транспортування на окремих етапах. На виході нечіткої підсистеми третього рівня ієрархії формується узагальнена оцінка фактору – надійність доставки вантажу. На виході СППР, зокрема на виході нечіткої підсистеми четвертого рівня ієрархії, формується оцінка якості вантажоперевезень у відповідності з масивом значень вхідних параметрів та факторів.

В доповіді обговорюються результати моделювання і апробації нечіткої СППР для різнотипних масивів вхідних даних кількісного та якісного характеру.

Вибір оптимальних маршрутів міжнародних мультимодальних вантажоперевезень є також однією з найважливіших задач транспортної логістики, яку можна вирішувати за допомогою спеціалізованих СППР, зокрема, на основі методу аналізу ієрархій з використанням нечіткого логічного виведення (НМАІ).

Оскільки використання більш дешевого виду транспорту вимагає більших витрат часу на транспортування, то мета мінімізації транспортних витрат вступає в явне протиріччя з метою мінімізації транзитного часу. Присутність цих суперечливих цілей вимагає використання моделі НМАІ, яка дозволяє зробити оптимальним компроміс між ціною, часом, надійністю і безпекою транспортування. НМАІ є багатокритеріальним методом оцінки, що забезпечує синтез пріоритетів всіх альтернатив можливого рішення за кожним критерієм вибору (прийняття) рішення з відповідною їх трансформацією в загальну оцінку пріоритетності ко-

жного альтернативного рішення [2,7]. НМАІ допомагає планувальникам перевезень визначити кращий варіант маршрутизації серед всіх альтернативних варіантів, а також оцінити переваги і недоліки кожної з альтернатив в рамках транспортного перевезення згідно з наступними критеріями прийняття рішень:

- витрати;
- час транспортування;
- надійність;
- безпека.

Для визначення пріоритетності оцінок кожної з альтернатив необхідно попередньо розрахувати центри тяжіння нечітких чисел (a_j^i, b_j^i, c_j^i) , що характеризують відповідні критерії [6]

$$G_j^i = c_j^i - \sqrt{(c_j^i - a_j^i)(c_j^i - b_j^i) / 2}, \quad (1)$$

де a_j^i, b_j^i, c_j^i – параметри відповідного нечіткого числа j -го критерію i -ї альтернативи, наприклад, з трикутною формою функції належності.

Загальний бал пріоритетності оцінок альтернатив S^i формується за наступною формулою:

$$S^i = \sum_j W_j \cdot G_j^i, \quad (2)$$

де W_j – вага j -го критерію.

Наведені в доповіді результати моделювання для різнотипних задач транспортної логістики підтверджують ефективність і працездатність спеціалізованої СППР при виборі оптимальних маршрутів вантажоперевезень локального, регіонального, державного та міждержавного характеру.

Література

1. Кондратенко Ю., Енчева С., Сіденко Є. Синтез нечітких систем підтримки прийняття рішень для задач транспортної логістики // Технічні вісті. Вип. 1(31), 2(32), 2010. - С. 61-66.
2. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий. – М.: Радио и связь, 1993. – 320 с.
3. Транспортная логистика. Под общ. ред. Л.Б. Миротина. – М.: Издательство «Экзамен», 2005. – 512 с.
4. Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
5. Encheva S., Kondratenko Y., Tumin Sharil, Kumar Khattri Sanjay. Non-Classical Logic in an Intelligent Assessment Subsystem // Computational Science and Its Applications - ICCSA 2007, Lecture Notes in Computer Science 4705, International Conference, Kuala Lumpur, Malaysia, August 26-29, 2007. Proceedings, Part I, Springer: Berlin/Heldelberg, by Osvaldo Gervasi, Marina L. Gavrilova (Eds.). – P. 305-314.
6. Ko H. J. A DSS approach with Fuzzy AHP to facilitate international multimodal transportation network // Department of Logistics, Kunsan National University, 1170 Daehangno, Kunsan, Jeonbuk, 573-701, Korea. – P. 51-70.
7. Wind Y., Saaty T. L. Marketing applications of the analytic hierarchy process // Management Science 26(7). – P. 641-658.
8. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control 8, 1965. - P. 338-353.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЛЕГКОЙ ФОРМОЙ КОАГУЛОПАТИИ И ТРОМБОЦИТОПАТИИ НА ОСНОВЕ МГУА

Н.В. Кондрашова¹, В.А. Павлов², Ан.В. Павлов¹

¹Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем НАН и
МОН Украины,

²Открытый международный университет развития человека «Украина»

Метод индуктивного моделирования позволяет получать хорошие результаты в медицине, в частности, при построении классификаторов дифференциальной диагностики заболеваний, трудно различимых по клиническим признакам во врачебной практике.

Пусть в пространстве клинических признаков $x_i, i = 1..m$ ($m=12$) заданы 4 класса (диагноза): D_1 – болезнь Виллебранда (БВ), D_2 – коагулопатия (КП), D_3 – дезагрегационная тромбоцитопатия (ДТ), D_4 – комбинированная патология системы гемостаза (КПСГ). Клинические признаки x_i принимают, как правило, бинарные значения «да» или «нет», но для некоторых больных вводится третье значение – «не было условий для проявления данного признака». Для построения классификаторов выбрана группа пациентов: женщины от 19 до 49 лет. Будем искать уравнения поверхностей $y_j(\theta, x) = b_j, j = 1, \dots, 4$, используемые для разделения классов, как в задаче «один против всех», отделяя каждый j -ый класс от прочих классов своим j -ым классификатором. Здесь x – вектор признаков, $\dim x = m \times 1, x_i \in \{25, -5, 1\}, \theta$ – вектор параметров, b_j – пороговое значение. Каждый такой классификатор будет являться индикатором своего j -ого класса, если в точках (значениях клинических признаков n -го пациента) j -го диагноза функция $y_j(\theta, x_n) - b_j, n \in \{1, 2, \dots, N\}$ будет принимать значения одного определенного знака (допустим, положительные значения), а для всех других диагнозов – неположительные значения.

Сформулируем требования к классификаторам $y_j(\theta, x) - b_j, j = 1, \dots, 4$.

Требуется получить такие классификаторы $y_j(\theta, x) - b_j$, которые будут чувствительны и специфичны не только к пациентам обучающей выборки A пациентов, но и к пациентам новых выборок. Нелинейную аппроксимирующую функцию $y_j(\theta, x)$, строящуюся по МГУА, будем приближать к идеальной пороговой функции $P_j(x)$:

$$P_j(x) = \begin{cases} Q, & \forall x \in D_j \\ G, & \forall x \notin D_j \end{cases},$$

Здесь задаются значения порогов, например, $Q=220$ – для точек (пациентов) «своего» диагноза, $G=100$ – для точек (пациентов) всех других диагнозов. На проверочной выборке B выбирается классификатор $y_j(\theta, x)$ с наилучшими экстраполирующими свойствами. На экзаменационной выборке C , которая не участвует в построении поверхности $y_j(\theta, x) = b_j$, тестируются распознающие способности полученных классификаторов.

Общее количество пациентов в группе $N=80$, распределение пациентов каждого диагноза в обучающей, проверочной и экзаменационной выборке:

БВ - всего точек - 24, в обучении - 17, в проверке - 3, экзамен - 4.

КП - всего точек - 17, в обучении - 13, в проверке - 2, экзамен - 2.

ДТ - всего точек - 31, в обучении - 24, в проверке - 3, экзамен - 4.

КПСГ - всего точек - 8, в обучении - 8 или 6, в проверке 0 или 2, экзамен - 0.

В связи с малым объемом выборки КПСГ при расчете классификаторов БВ и КП в обучении оставлены все 8 точек КПСГ, в проверке и экзамене 0 точек КПСГ. При расчете классификатора ДТ и КПСГ в обучении оставлено 6 точек, в проверке 2 точки, в экзамене - 0 точек.

При расчете классификатора БВ обучающая выборка по всем диагнозам – (выборка A) – 62 точек, проверочная (выборка B) – 8 точек, экзамен (выборка C) – 10 точек.

При расчете классификатора КП обучающая выборка по всем диагнозам – (выборка A) – 62 точек, проверочная (выборка B) – 8 точек, экзамен (выборка C) – 10 точек.

При расчете классификатора ДТ обучающая выборка по всем диагнозам – (выборка А) – 60 точек, проверочная (выборка В) – 10 точек, экзамен (выборка С) – 10 точек.

При расчете классификатора КПСГ обучающая выборка по всем диагнозам (выборка А) – 60 точек, проверочная (выборка В) – 10 точек, экзамен (выборка С) – 10 точек.

Таблица 1

Характеристики полученных классификаторов

Выборки	БВ			КП			...	КПСГ		
	точность	S_e	S_p	точность	S_e	S_p		точность	S_e	S_p
$A \cup B \cup C$	97,50%	0,953	0,953	96,25%	0,941	0,962	...	100,00%	1	1
$A \cup B$	100,00%	1	1	98,57%	1	0,982	...	100,00%	1	1
A	100,00%	1	1	100,00%	1	1	...	100,00%	1	1
B	100,00%	1	1	87,50%	1	0,833	...	100,00%	1	1
C	80%	0,75	0,833	80%	0,5	0,875	...	100,00%	1	1

В табл.1 представлены результаты расчета точности, чувствительности и специфичности для различных классификаторов на соответствующих выборках. Точность определяется процентом правильно классифицированных больных. Чувствительность $S_e \in [0,1]$ и специфичность $S_p \in [0,1]$ связаны с ошибками первого и второго рода, которые дают представление о риске постановки неправильного диагноза со стороны врача.

Выводы

1. Высокие показатели классификатора КПСГ позволяют рекомендовать его для дифференциальной диагностики. При этом, по-видимому, потребуются определенная его доработка с учетом новых данных ввиду крайне малой выборки (8 пациентов).
2. Классификатор БВ допустил 2 ошибки. Оба неверно диагностированных пациента – номера: 74 – ложный отказ от диагноза и 79 – ложно установленный диагноз БВ, были согласованно ложно диагностированы классификаторами КП – ложный диагноз для 74 и ДТ – ложный отказ от диагноза для 79. Таким образом, двойная ошибка классификаторов делает ошибку классификатора БВ неустранимой с помощью других используемых здесь классификаторов.
3. Схожая ситуация получена для классификатора КП – получены неустранимые ошибки диагнозов для пациентов 70, 74 и 75 и классификатора ДТ – неустранимые ошибки диагнозов для пациентов 70 и 79.
4. Всего классификаторы на выборке 80-ти пациентов ошиблись на 9 пациентах – 21,42,70,71,73,74,75,77,79 при этом получено 4 неустранимых ошибки диагноза – номера 70,74,75,79. Для остальных пяти пациентов ввиду конфликта классификаторов или согласованному их отказу от диагноза, следует провести уточнение диагноза.

Заключение

Дальнейшее развитие системы дифференциальной диагностики на основании классификаторов диагнозов БВ, КП, ДТ и КПСГ может осуществляться по двум направлениям:

Включение в перечень используемых признаков дополнительных характеристик диагностируемых патологий и на основе нового состава признаков разработка более надежных классификаторов.

Выделение отдельного класса пациентов с неустранимыми ошибками диагнозов уже разработанных классификаторов, накопление статистики таких пациентов и построение дополнительного классификатора для выделения такой специальной области значений признаков.

НЕЧІТКІСТЬ В ЗАДАЧАХ ЗБАЛАНСОВАНОГО ХАРЧУВАННЯ ЛЮДИНИ

Н.Е. Кондрук

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

Відома єдина офіційна система номерних дієт за Певзнером, яка використовується у лікарнях, санаторіях та профілакторіях [1].

Недоліком цього способу дієтотерапії є те, що дієти при цьому є стандартними і розраховані на середнього, а не на конкретного хворого. При застосуванні ж її до конкретного хворого виникають технічні труднощі визначення складових дієти з потрібним вмістом в ньому жирів, білків, вуглеводів, калорій та основних нутрієнтів [1].

Тому доцільно створити підсистему підтримки прийняття рішень для лікаря-дієтолога, яка б враховувала рекомендовані лікарем дієтологом величини для індивідуалізації лікувального харчування хворим.

Розглянемо загальну постановку задач збалансованого харчування людини [2].

Нехай до „харчового” споживчого кошика або раціону людини включено n видів продуктів. Потрібно підібрати таку їх кількість $x_1, x_2, \dots, x_n$ (в грамах), щоб харчування людини відповідало певній меті – дієті, або було збалансованим.

Всі величини, які характеризують рекомендовані добові дози нутрієнтів та енергії визначаються експертами-дієтологами. Вони є наближеними усередненими показниками і розраховуються в залежності від статі, віку, маси середньостатистичної особи. Тому їх доцільно вважати нечіткими величинами.

Дані нечіткі величини можна описати за допомогою нечітких множин виду: $A = \{x : \text{величина } x \text{ повинна приблизно дорівнювати } a\}$, $B = \{x : \text{величина } x \text{ дуже близька до } b\}$ або $C = \{x : \text{величина } x \text{ не перевищує } c\}$ і т. д., де a , b і c деякі числові показники.

Пропонується розбити дані величини на 4 групи.

До першої групи потрапляють ті показники в яких невелике відхилення величини від рекомендованих приводить до деяких негативних ознак порушень нормального стану організму. При цьому пропонується будувати функцію належності трикутного виду.

До другої групи можна віднести ті показники, рекомендовані величини яких точно обчислити неможливо або відхилення від рекомендованих величин яких допустиме, але їх високий рівень негативно впливає на організм. При цьому доцільно використовувати функції належності трапеційного виду.

До третьої групи віднесемо ті показники, які є шкідливими для організму, тобто мають лише верхню допустиму межу. В даному випадку доцільно використовувати функції належності зигзагоподібного спадного виду.

До четвертої групи належать ті показники, якими має бути збагачений добовий раціон, тобто які мають лише нижню необхідну межу. Функцію належності в цьому випадку пропонується будувати зигзагоподібного зростаючого виду.

Використавши дані підходи на практиці для побудови підсистем підтримки прийняття рішень для лікаря дієтолога можна зробити висновок, що розгляд величин, що характеризують рекомендовані добові дози нутрієнтів та енергії, як нечітких збільшує ймовірність існування розв'язку задачі, бо тим самим розширює множину допустимих розв'язків.

Література

1. Гігієна харчування з основами нутриціології: Підручник; У 2 кн. – Кн. 1 Т.І. Аністратенко, Т.М. Білко, О.В. Благодарова та ін.; За ред. проф. В.І. Ципріяна. – К.: Медицина, 2007.–528 с.
2. Кондрук Н. Е., Маляр М. М. Застосування багатокритеріальних моделей для задач збалансованого харчування //Вісник Черкаського державного технологічного університету. Серія: технічні науки, Вип. 1, 2010. – №1. – С. 3-7.

МЕТОДЫ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ СПРОСА НА СТРАХОВЫЕ УСЛУГИ

Ю.В.Конохова

Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт»

На сегодняшний день существует множество способов описания поведения субъектов, подверженных разного рода рискам, среди них избегание риска, самострахование и страхование. Известно, что тип поведения субъекта зависит от его склонности к риску, в частности, договоры страхования заключают лица, не приемлющие риск.

С другой стороны, на страховом рынке работает определенное количество страховых компаний, каждая из которых стремится расширить портфель договоров и привлекает клиентов ценой страхования, с помощью набора сопутствующих услуг и др. Потенциальный страхователь из всех компаний выбирает такую, которая наилучшим образом удовлетворяет его требованиям и тем самым формирует спрос на страховую услугу.

Традиционный подход к анализу спроса не учитывает возможности различий в потребностях страхователей – прогноз спроса строится в среднем. При этом оценивается либо совокупный спрос, либо спрос, предъявляемый к услуге конкретной компании. В данной работе построена модель распределения страхователей, подверженных одному риску между компаниями, страхующими этот риск.

Положим, что лица, подверженные схожим рискам представляют собой неорганизованную социальную совокупность, каждый субъект которой стремится минимизировать влияние этого риска наиболее выгодным для себя способом, то есть максимизировать полезность от снижения риска. Таким образом, такую социальную совокупность можно рассматривать в рамках подходов, изучающих роевой интеллект. Модель построена на предположении, что каждый потенциальный страхователь имеет функцию полезности, включающую несколько факторов, и что для лиц, подверженных схожим рискам и имеющих схожее материальное положение функции полезности будут похожими. Кроме того, положим, что после окончания срока действия договора страхования вне зависимости от того, был ли реализован риск, субъект вновь заключает договор страхования – с той же компанией или с другой, в зависимости от того, насколько удачным с его точки зрения оказалось сотрудничество. Таким образом, в ходе выбора страховых компаний, субъекты будут неизбежно встречаться и со временем образуют своеобразное сообщество, схожее с роем – оно не имеет структуры, не имеет лидеров, но в целом действует достаточно организованно из-за того, что все участники делятся опытом. В результате такого обмена информацией через некоторое количество итераций каждый страхователь находит компанию, максимально соответствующую его требованиям и происходит распределение страхователей среди компаний.

Подобный подход позволяет решать как прямую задачу – задачу прогнозирования долей рынка страховщиков (то есть отыскание равновесного распределения страхователей между страховыми компаниями), так и обратную – задачу выявления параметров функции полезности субъектов целевой группы страховщика по современному распределению страхователей между компаниями. Информация о структуре функции полезности крайне ценна для компаний-страховщиков, так как позволяет сразу разрабатывать целевые продукты, а не подбирать характеристики страховой услуги под нужды определенной группы страхователей или ждать, пока целевая группа обнаружит компанию и протестирует ее.

Литература

1. В.В. Курейчик, Е.Е. Полупанова «Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчел» Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009, № 12 (101). – 254 с.
2. В.В. Курейчик, Д.Ю. Запорожец «Роевой алгоритм в задачах оптимизации» Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР». – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2010. – № 7 (108). – 262 с.

АНАЛІЗ СТАНІВ СИСТЕМ НА ОСНОВІ БАЙЕСОВИХ МЕРЕЖ

Л.О. Коршевнюк

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Вступ. В прикладних задачах, пов'язаних із функціонуванням складних систем різної природи, наприклад, технічних, економічних, соціальних та екологічних часто виникає необхідність розв'язання задач діагностування і прогнозування станів системи, задач виявлення відхилень, аномалій і нештатних ситуацій у функціонуванні системи та їх типів.

Актуальність таких задач обумовлюється наявністю у складних системах великої кількості взаємозалежних елементів, які характеризуються великою множиною змінних і параметрів, що визначають стан системи. Крім того, далеко не всі параметри можуть бути контрольованими, інформація про значення параметрів може бути неповною і неточною та певні негативні впливи і збурення на початковому етапі можуть мати прихований характер.

Пропонується аналіз станів діагностованих систем здійснювати на основі апарату байесових мереж довіри (БМ) [1]. Байєсівські мережі довіри, або просто Байєсівські мережі – це графічні моделі, які складаються з множини вузлів і сукупності спрямованих ребер, що з'єднують вузли між собою [1]. Ребра визначають причинно-наслідкові зв'язки у предметній області, які можуть бути не завжди однозначними. Вірогідність твердження (або події) представляється за допомогою умовних ймовірностей. Концепція функціонування БМ полягає в оновленні ймовірностей подій (станів процесу або системи) при надходженні додаткової інформації. На відміну від систем, заснованих на правилах, метод оновлення ймовірностей у байесових мережах є фундаментальним і, якщо модель та інформація коректні, то нові ймовірності будуть обчислені також коректно.

Стан системи визначається за допомогою логічного висновку БМ за такими даними: ретроспективні статистичні значення, поточні значення контрольованих параметрів, дані про зовнішні впливи, відомі дані про значення неконтрольованих параметрів. Логічна схема байесової мережі для формування логічного висновку за такими даними представлена на рис. 1.

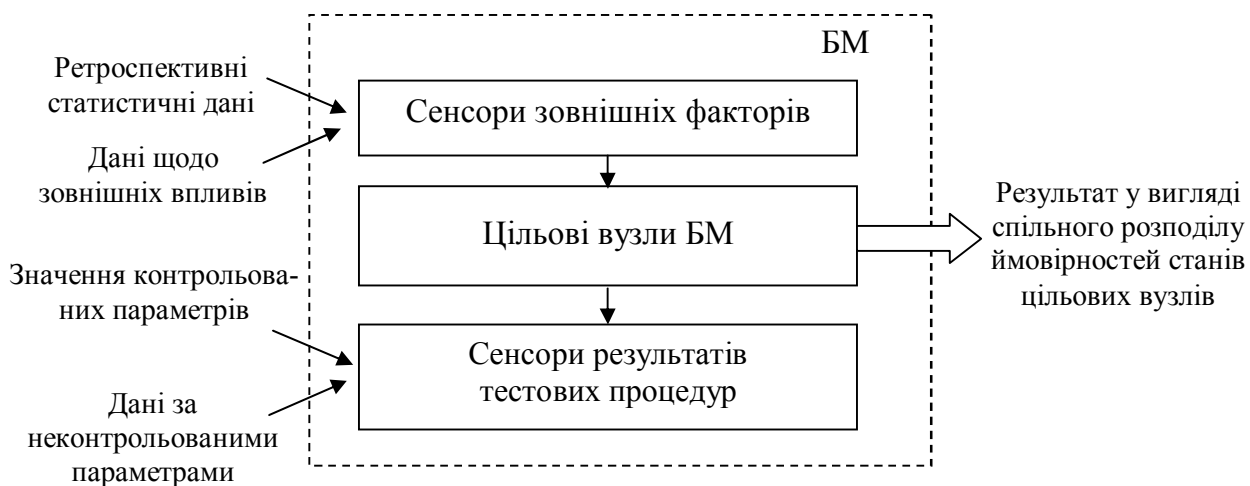


Рис. 1 – Схема байесової мережі для визначення стану складної системи

Така структура БМ відрізняється від класичної умовним поділом усієї множини вузлів на чотири категорії, що відповідають різним каналам одержання інформації та відповідним типам даних про діагностовану систему. Байєсова мережа стає трирівневою, де перший і третій рівні містять вузли-сенсори, що приймають дані, а другий рівень містить вузли, щодо яких формується логічний висновок. Параметризація діагностуючої байесової мережі відбувається за аналогією до класичної, тобто, за допомогою таблиць умовних ймовірностей.

Оскільки процедури визначення значень контрольованих та неконтрольованих параметрів, як найбільш ресурсоємні джерела даних для байесової мережі, вимагають певних витрат ресурсів, то виникає задача вибору оптимальної послідовності таких тестових процедур. Для її розв'язання пропонується алгоритм процедури пошуку місця і типу відхилень, аномалій або нештатних ситуацій у функціонуванні системи, що ґрунтується на використанні інформативно-вартісного показника. Ця процедура пошуку складається з наступних послідовних етапів.

Етап 1. Збір даних за різними інформаційними каналами БМ. Дані надходить на сенсори байесової мережі як кількісні значення параметрів системи після попередньої обробки або як експертні оцінки.

Етап 2. Оновлення ймовірностей відмов (відхилень у роботі) елементів системи у байесовій мережі, яке реалізується з використанням математичного апарату і процедур формування ймовірнісного логічного висновку у БМ.

Етап 3. Вибір цільового вузла БМ з максимальною ймовірністю відмови.

Етап 4. Обчислення інформативності кожної процедури визначення значень параметрів системи стосовно обраного цільового вузла за виразом:

$$I_a^t = \sum_j P(a_j) \sum_i P(t_i | a_j) \cdot \log P(t_i | a_j) - \sum_j P(a_j) \sum_i P(t_i | a_j) \cdot \log P(t_i),$$

де I_a^t – інформативність процедури a щодо цільового вузла t ; $P(a_j)$ – апіорна ймовірність результату a_j процедури a до її виконання; $P(t_i | a_j)$ – апостеріорна ймовірність стану t_i цільового вузла t , якщо проведена процедура a показала результат a_j ; $P(t_i)$ – апіорна ймовірність стану t_i цільового вузла до проведення процедури.

Етап 5. Обчислення інформативно-вартісного показника (вагового коефіцієнта) процедури за формулою:

$$w_a^t = \frac{I_a^t}{\sum_{j=1}^{N_d} I_j^t} - \mu \cdot \frac{C_a}{C_{\max}},$$

де $C_{\max}$ – значення максимального ресурсу; C_a – ресурсоємність (витрати) процедури a .

Етап 6. Упорядкування процедур на підставі значень вагових коефіцієнтів.

Етап 7. Виконання процедури з максимальною вагою.

Процес діагностування завершується в той момент, коли серед процедур тестування, що залишилися, немає жодної, яка могла б істотно вплинути на результат діагностування, тобто $\forall a, I_a^t < I_{\min}$.

Висновки. Розроблений підхід до діагностування та аналізу станів системи на основі байесових мереж відрізняється універсальністю застосування до систем різної природи, дозволяє оптимізувати процес пошуку відхилень в режимі функціонування системи та поліпшує роздільну здатність розпізнаваних станів системи при частковому контролі.

Література

1. Terentyev A.N. Bayesian Network as Instrument of Intelligent Data Analysis / A.N. Terentyev, P.I. Bidyuk, L.A. Korshevnyuk // Journal of Automation and Information Sciences, Begell House, Inc. Publishers, CT. – Vol.39, issue 8, 2007. – P.28-38.

ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ОПТИМАЛЬНОГО ТА ЕНЕРГОЗБЕРІГАЮЧОГО УПРАВЛІННЯ В БАГАТООБ'ЄКТНИХ РОЗПОДІЛЕНИХ ТЕХНІЧНИХ КОМПЛЕКСАХ ЗА ДОПОМОГОЮ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

П.І. Кравець, В.М. Шимкович

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Однією з найважливіших проблем людства є економія енергоресурсів. У зв'язку із зростанням цін на електроенергію і паливо, посиленням конкурентної боротьби між фірмами, що виробляють теплові апарати, машини з електроприводами, транспортні засоби та інші енергоспоживаючі вироби, а також з огляду на складність соціально-економічної обстановки, актуальність завдань економії та раціонального використання енергоресурсів з кожним роком зростає. Проблема економії паливно-енергетичних ресурсів займає важливе місце в тематиці робіт науково-дослідних організацій, проектних і промислових фірм всіх країн світу. Клас енергоспоживаючих об'єктів, що використовуються в машинобудуванні, включає різні види теплових апаратів, машин з електроприводами та рухомих пристроїв. Мільйони цих машин функціонують на промислових підприємствах, у сферах обслуговування та життєзабезпечення населення.

Більшість енергоємних технологічних об'єктів (машин, апаратів та інших) мають кілька входів і декілька виходів, тобто відносяться до класу багатовимірних динамічних систем, званих МІМО-системами (Multi-Input Multi-Output). Також багато систем енергозберігаючого управління в процесі реальної експлуатації піддаються впливу збурень і перешкод. Тому важливим завданням аналізу є оцінка впливу цих факторів на значення енергетичного функціонала (1), досягнення кінцевого значення вектора фазових координат і вибір стратегії управління [1].

$$J_E = \int_{t_0}^{t_k} u^T(t) C u(t) dt \rightarrow \min, \quad (1)$$

де u – керуючий вплив; C – $m \times m$ – матриця вагових коефіцієнтів.

Існуюча теорія рішення задач оптимального управління такими об'єктами в основному базується на методах аналітичного конструювання оптимальних регуляторів або синтезі лінійних квадратичних регуляторів. Дана теорія не одержала розвитку для вирішення завдань енергозберігаючого управління у зв'язку зі складністю оперативного визначення видів функцій оптимального управління, що викликаються зміною виробничо-технологічної ситуації. В цих випадках необхідно змінювати параметри налагодження регулятора, тобто, робити регулятор адаптивним. Однак проблеми побудови адаптивних систем управління загальновідомі: це складність алгоритмів, необхідність побудови моделі об'єкту, обмеженість на динаміку об'єкту та інше. В той же час відомо, що системи керування з нейромережевими регуляторами є менш чутливими до змін параметрів об'єкта та дії збурень і можуть знаходити кращі рішення в умовах різних видів невизначеності [2].

Застосування нейромережових структур для реалізації систем керування МІМО-системами має дуже багато переваг, зокрема: нейронні мережі є ідеальними апроксиматорами будь-якої нелінійної функції багатьох змінних, що дає можливість просто моделювати багатомірні, багатозв'язані об'єкти керування; внутрішня адаптивність завдяки можливості самонавчання; високу швидкодію та паралельну обробку інформації, що є природним при побудові багатомірних систем керування [3].

Є два принципово відмінних підходи до побудови нейромережових систем управління та їх поєднання [3, 4]:

- прямі методи синтезу – регулятор реалізується безпосередньо на нейромережі. Застосування методу не викликає труднощів, однак необхідність постійного перенавчання нейромережі призводить до ряду проблем;
- непрямі методи синтезу – нейромережа використовується в якості моделі об'єкта управління, а синтез регулятора здійснюється традиційним методом.

Найбільш привабливою властивістю систем управління з прямою та інверсною моделями об'єкта є здатність компенсувати збурення на виході об'єкта (рис. 1).

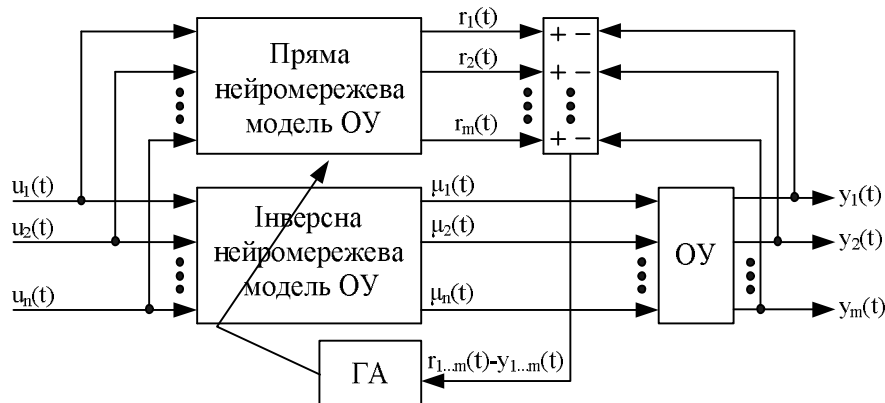


Рис. 1 – Структурна схема нейромережевої системи управління об'єктом типу МІМО з прямою та інверсною моделями об'єкту

На рис. 1 ОУ – об'єкт управління з n входами та з m виходами, $u_1, u_2 \dots u_n$ – вплив що задається на n входів ОУ, $y_1, y_2 \dots y_m$ – вихід об'єкту, $r_1, r_2 \dots r_m$ – вихід прямої нейромережевої моделі ОУ, $\mu_1, \mu_2 \dots \mu_n$ – вихід інверсної моделі ОУ (регулюючі впливи на ОУ), ГА – блок навчання та адаптації інверсної моделі ОУ, який оптимізує параметри нейромережі за допомогою генетичних алгоритмів, для синтезу оптимального по енергозбереженню управління.

В даній роботі розроблено структуру моделі задачі енергозберігаючого управління.

Наведено алгоритми визначення виду моделі й оцінки параметрів, розглянуто особливості ідентифікації моделей нелінійних об'єктів, при оперативному синтезі ОУ, а також застосування інформаційних технологій для вирішення задач ідентифікації та енергозберігаючого управління.

Розроблено ієрархічну структурну схему функціонування окремих зв'язаних локальних контурів на кожному ієрархічному рівні розподілених об'єктів управління та вирішено оптимізаційні задачі від рівнів локальних контурів до рівня оперативного управління та прийняття рішень, розроблено методики вирішення оптимізаційних задач управління, в тому числі і багатокритеріальних, та побудови систем управління МІМО-об'єктами на основі генетичних алгоритмів, методу аналізу ієрархії, методів пошукової оптимізації в рамках інтелектуальних технологій управління.

Литература

1. Матвейкин В.Г. Теоретические основы энергосберегающего управления динамическими режимами установок производственно-технического назначения: монография / В.Г. Матвейкин, Д.Ю. Муромцев. – М.: "Издательство Машиностроение-1", 2007. – 128 с.
2. Нейроуправление и его приложения. Кн. 2. Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф; Пер. с англ. Н. В. Батина; Под ред. А. И. Галушкина, В.А. Птичкина. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
3. Егупов Н.Д. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. – 744 с.
4. Терехов В.А. Нейросетивые системы управления: Учеб. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. шк. 2002. – 183 с.

АГЕНТНА МОДЕЛЬ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ З НЕЧІТКИМ ЛОГІЧНИМ ВИВЕДЕННЯМ РІШЕНЬ

П.О.Кравець

Національний університет «Львівська політехніка»

Одним із способів керування системами в умовах невизначеності є використання інтелектуальних агентів [1], наділених проблемно-орієнтованими експертними знаннями з нечітким логічним виведення рішень [2].

Метою роботи є побудова моделі керування динамічною системою на основі правил формування рішень з нечіткою логікою.

Розглянемо зображену на рис. 1 систему керування, яка складається з включених у контур зворотного зв'язку керованої та керуючої підсистем.

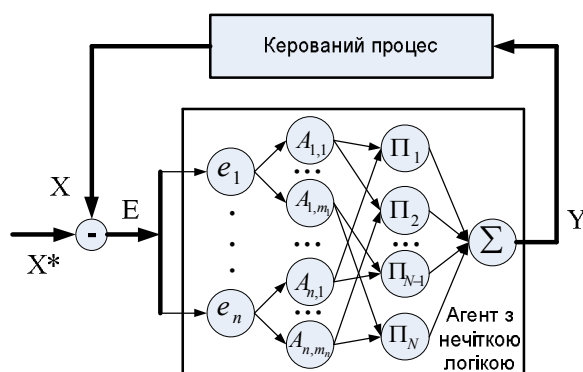


Рис. 1 – Структура системи керування з нечіткою логікою

Динаміка керованого процесу описується за допомогою різницьових співвідношень:

$$S(t+1) = F[S(t), Y(t), t], \quad S(0) = S_0,$$

$$X(t) = H[S(t), Y(t), t],$$

де $S(t)$ – p -вимірний вектор станів системи у дискретні моменти часу $t = 0, 1, 2, \dots$, $X(t)$ – n -вимірний вектор доступних для спостереження виходів системи, $Y(t)$ – m -вимірний вектор входів системи, S_0 – початковий стан системи.

Виходи системи X піддаються дії випадкових завад $x_i := x_i + \text{Normal}(0, d_i)$, $i = 1..n$ з нормальним законом розподілу, де $d_i = d \geq 0$ – значення дисперсії.

Керуючий процес генерується стратегіями інтелектуального агента, під яким будемо розуміти активну підсистему вироблення та реалізації рішень, яка спостерігає виходи системи X , впливає на стани керованого процесу S за допомогою вектора керуючих дій Y та взаємодіє з іншими подібними агентами і людиною для досягнення заданої мети.

На вхід агента поступають поточні відхилення $E = X - X^*$ виходів системи X від еталонних значень X^* . Нехай відхилення e_i по кожному параметру x_i , $i = 1..n$ мають нечіткі відповідники у вигляді лінгвістичних змінних $\tilde{E}_i = \{A_{i,j} \mid j = 1..m_i\}$, які складаються з m_i термів $A_{i,j}$, кожен з яких є нечіткою множиною. Модель керованого процесу апіорі не відома агенту. Для керування системою він використовує знання експертів, сформульовані у вигляді продукційних правил $\Pi = A \rightarrow B$ над нечіткими множинами. Отримання нечіткого результату B' з нечітких входних множин A' на основі знань $A \rightarrow B$ задамо у вигляді:

$$B' = A' \bullet \Pi = A' \bullet (A \rightarrow B),$$

де $\bullet$ – композиційне правило нечіткого виведення.

Алгоритм роботи агента з нечіткою логікою складається з таких кроків:

1. Задати початковий момент часу $t = 0$.
2. Отримати вектор параметрів X_t від середовища.

3. Обчислити вектор відхилень $E_t = (e_1, e_2, \dots, e_n)_t$ параметрів X_t від еталонних значень X^* : $e_i = x_i - x_i^*$, $i = 1..n$.
 4. Виконати фазифікацію, або перетворення числових відхилень e_i у нечіткі значення $A'_i(e, \mu_{A'_i}(e))$, $i = 1..n$ з синглетонними функціями належності: $\mu_{A'_i}(e) = 1$, якщо $e = e_i$ та $\mu_{A'_i}(e) = 0$ при $e \neq e_i$.
 5. Для кожного правила виконати обчислення рівня істинності $\alpha_{\Pi_k}(E_t) = \min_{i=1}^n \left[\max_{R^1} (A'_i \wedge A_{i,j}) \right]$, $k = 1..N$, де R^1 – простір визначення входів A'_i , $i = 1..n$; операція $\wedge$ – нечітка кон'юнкція.
 6. Обчислити зрізи вихідних нечітких множин $B'_k = \min(\alpha_k, B_k)$, $k = 1..N$ на рівні α_k .
 7. Отримати значення агрегованого виходу $B' = \max_k (B'_k)$, $k = 1..N$.
 8. Виконати дефазифікацію, або перетворення нечіткого агрегованого виходу B' у чітке значення $y = \sum_{j=1}^M y_j B'(y_j) / \sum_{j=1}^M B'(y_j)$, де M – кількість дискретизованих значень вихідної величини, визначеної на носії нечіткої множини B' .
 9. Виконати дію Y_t .
 10. Задати наступний момент часу $t := t + 1$ та перейти на крок 2.
- Результати комп'ютерного моделювання процесу керування лінійною динамічною системою зображено на рис. 2 у вигляді графіків поточного $\delta_t = \|E_t\|$ та усередненого $\Delta_t = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t \delta_\tau$ у часі $t = 1, 2, \dots$ відхилення вхідних параметрів від еталонних значень.

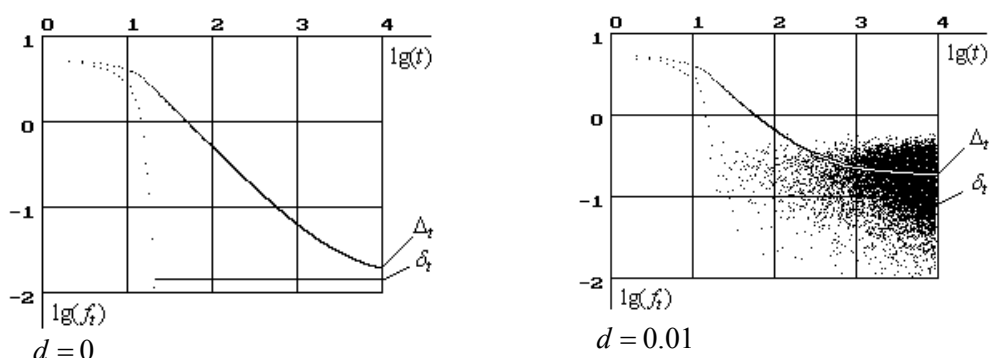


Рис. 2 – Динаміка керування системою

Стабілізація усередненого у часі відхилення виходів системи від еталонних значень підтверджує працездатність моделі керування з нечітким логічним виведенням рішень. Керуваність системи зберігається також при дії завад обмеженої інтенсивності.

Збіжність та точність процесу керування з нечіткою логікою визначається адекватним заданням нечітких множин, несуперечливістю, повнотою та змістом правил нечіткого логічного виведення рішень.

Модель керуючого агента з нечіткою логікою може бути покладена в основу проектування мультиагентних систем розподіленого штучного інтелекту.

Література

1. Wooldridge M. An Introduction to Multiagent Systems. – John Wiley & Sons, 2002. – 366 p.
2. Shaw I. S. Fuzzy Control of Industrial Systems: Theory and Applications. – Kluwer, Academic Publishers, 1998. – 192 p.

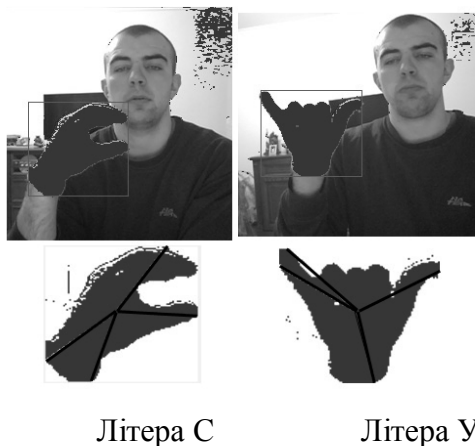
ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК ДЛЯ ЗАДАЧ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ДАКТИЛЬНОЇ АБЕТКИ

Ю.В. Крак, К.С. Кручинін, Д. В. Шкільнюк

Інститут кібернетики ім. В. М. Глушкова НАН України

Дактильна мова зображує букви абетки, цифри, слова і словосполучення [1]. Люди з вадами слуху використовують дактильну мову для відображення власних назв, імен, іншомовних, наукових термінів, речовин і т.д.

В даній роботі пропонується використання кутових параметрів в якості ознак для розпізнавання елементів дактильної мови на зображенні кисті. Алгоритм знаходження кутових параметрів заключається в наступному. Нехай N кількість пікселів, які відносяться до об'єкта. Всю множину пікселів $p(x, y)$, що відносяться до об'єкта позначимо Ω . Обчислимо координати центра мас наступним чином[2]: $x_c = \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} x$, $y_c = \frac{1}{N} \sum_{p(x,y) \in \Omega} y$. Проведемо з центра мас вектори в крайні точки області пікселів які відносяться до руки (рис. 1). Обрахуємо кути між побудованими векторами. Значення даних кутів будемо використовувати за ознаки для розпізнавання. Крім значень кутів пропонується в якості ознак брати відношення довжин векторів проведених з центра мас в крайні точки виділеного зображення кисті руки людини (рис. 1).



Літера С

Літера У

Рис. 1. Виділення кутів між векторами проведених з центра мас у крайні точки та довжин векторів

Отримані значення ознак використовувались для розпізнавання станів руки людини на основі нейромережових методів та методу головних компонент [3]. Отримані результати дозволили вхідний жест класифікувати до відповідного класу об'єктів. Проведені експерименти показали ефективність такого підходу для вирішення даного типу задач.

Подальші дослідження будуть направлені на вдосконалення даного підходу. А саме планується будувати опуклу оболонку навколо області кисті руки людини, визначати вершини опуклої області і використовувати їх в якості ознак. Також будуть проводитись дослідження для виділення інших типів ознак, які характеризують стани кисті руки людини при відображенні дактильної жестової інформації.

Література

1. Д. Форсайт, Ж. Понс "Компьютерное зрение. Современный подход". – М.: "Вильямс", 2004. – 926с.
2. Крак Ю.В., Шкільнюк Д.В. Аналіз елементів дактильної жестової мови // Штучний інтелект. – 2010. – №3. – С. 322-328.
3. Ю.В.Крак, К.С.Кручинін. Попередня вейвлет-обробка і використання методу головних компонент для вирішення задачі ідентифікації особи за фотографічним зображенням // Штучний інтелект. – 2010. – №1. – С. 32-41.

АНАЛІЗ ТА СИНТЕЗ МОВЛЕННЄВОЇ КОМУНІКАЦІЙНОЇ ІНФОРМАЦІЇ ДЛЯ СТВОРЕННЯ ЗАСОБІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ ОЗВУЧУВАННЯ ТА СТЕНОГРАФУВАННЯ

Ю.В. Крак, М.М. Шатковський, А.С. Загваздин
Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова НАН України

Розроблення сучасних комп'ютерних засобів природномовної комунікації є одним з основних завдань моделювання інтелектуальної діяльності людини. До них відносяться автоматизоване озвучення текстової та стенографування звукової мовленнєвої інформації.

Постановка задачі автоматизації комп'ютерного озвучування. Основною сучасною проблемою створення методів комп'ютерного синтезу мовлення є підвищення природності звучання синтезованих сигналів, ґрунтуючись на аналізі мовленнєвих даних та врахуванні просодичних властивостей природного мовлення[1].

Специфіка української мови полягає у тому, що орфографічне подання та фонетичне відтворення мови є досить наближеним. Фонема в українському мовленні не є ізольованими і, внаслідок взаємодії між фонемами, модифікуються різні артикуляційні ознаки при кожному промовлянні. В українському мовленні переважають відкриті склади «приголосний-голосний» з відповідними міжфонемними коартикуляційними переходами. Така будова української мови дає змогу синтезувати мовлення не конкатенацією транскрибованих фонем (з їх штучною модифікацією, наприклад, PSOLA-методами), а конкатенацією коартикуляційно та просодично природно зумовлених конструкцій, зокрема, сегментів, забезпечуючи натуральність та розбірливість звучання синтезованих слів.

Подальші дослідження будуть направлені на підвищення кількісних і якісних характеристик при врахуванні ознак природності звучання, створення моделей подання мовленнєвих даних та їх практичну реалізацію для автоматизованого озвучення.

Постановка задачі автоматизації комп'ютерного документування мовленнєвих сигналів. В системах автоматизованого стенографування необхідно мінімізувати непродуктивну роботу операторів-стенографістів, чого можна досягти за допомогою сегментації вхідного сигналу на короткі сегменти, які можна легко запам'ятати, що виключає необхідність повторного відтворення сигналу та попередньої цифрової обробки сигналу для підвищення його зрозумілості [2].

Сегментацію сигналу доцільно виконувати за паузами у мовному потоці таким чином, щоб мінімальна довжина сегменту не була меншою за задане значення. Визначення пауз у мовному сигналі проводимо за допомогою адаптивного алгоритму, де фрагмент сигналу позначається як такий, що містить паузу, якщо енергія сигналу в цьому фрагменті є нижчою за поріг, що визначається автоматично, за інформацією, що є в наявності з попередніх фрагментів. Часто швидкість мовленнєвого сигналу не є комфортною для набору тексту оператором, а уповільнення відтворення сигналу суттєво змінює частоту основного тону і спотворює його сприйняття. Виправити цю проблему можна за допомогою процесу темпокорекції. Методика PSOLA є одним з найбільш ефективних способів реалізації темпокорекції. Для її реалізації знаходимо границі пітч-періодів наявних в сигналі і за заданими бажаними границями пітч-періодів модифікуємо сигнал до досягнення бажаної тривалості звучання, додаючи копії фрагментів там, де це необхідно.

Подальші дослідження будуть направлені на підвищення якісних характеристик алгоритмів визначення пауз та визначення границь пітч-періодів в сигналі.

Література

1. Кривонос Ю.Г., Крак Ю.В., Шатковский Н.Н. Структура, свойства, характеристики объектов и элементов синтеза речи // Компьютерная математика. – 2006. – №1. – С. 61–69.
2. Кривонос Ю.Г., Крак Ю.В., Бармак А.В., Загваздин А.С. Автоматизированная система стенографирования // Штучний інтелект. – 2009. – №3. – С. 228-233.

ПРИМЕНЕНИЕ ВЕЙВЛЕТ АНАЛИЗА ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ В ЭЭГ ЧЕЛОВЕКА

С.С. Кротких, Л.О. Кириченко

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

В настоящее время растет интерес к изучению реакции мозга человека на воздействие внешних возбудителей. Наиболее часто для их изучения анализируют электроэнцефалограмму (ЭЭГ). Вызванные потенциалы (ВП), связанные с событиями, являются реакцией мозга на внешние события. Таким событием может быть, к примеру, сенсорный возбудитель или его отсутствие. Составляющие ВП делятся на компоненты, вызывающие быструю реакцию в стволе головного мозга (реакция возникает в течении 0 – 12 мс с момента стимуляции), компоненты средней задержки (12 – 50 мс) и компоненты с долгой задержкой (от 50 мс и обычно до 500 мс). ВП с долгой задержкой связаны с когнитивными процессами, такими как обращение к памяти, эмоции или выполнение задач на внимание.

Многочисленные исследования отмечают влияние наличия внешних возбудителей на частотный спектр ЭЭГ человека, поэтому основным инструментом анализа частотных характеристик сигнала является преобразование Фурье (ПФ). В частности, количественным показателем меры сложности сигнала является спектральная энтропия, которая позволяет оценить меру упорядоченности сигнала. Вся энергия упорядоченного сигнала, такого как синусоида, сконцентрирована в соответствующих гармониках, что говорит о низкой энтропии сигнала. С другой стороны, зашумленный сигнал содержит широкий диапазон частот, следовательно, обладает высокой энтропией. Однако применение ПФ к исследованию ЭЭГ весьма ограничено, поскольку участки ВП являются весьма кратковременными и сильно нестационарными. ПФ не несет информацию о времени изменения частот и, следовательно, спектральная энтропия не может быть определена, как функция времени. Этот недостаток может быть частично решен использованием оконного ПФ. Однако, при узком окне частотное разрешение будет слишком мало, а при широком – временная локализация становится неточной. Это ограничение становится критическим, когда сигнал содержит кратковременные изменения частот, такие как ВП.

Преодолеть это ограничение можно, используя частотно-временное представление сигнала, как это предусматривается вейвлет-преобразованием, не требующим допущений от стационарности сигнала. При применении ортогонального дискретного вейвлет-преобразования (ОДВП) сигнал $X(t)$ раскладывается на сумму детализирующих и аппроксимирующей компонент:

$$X(t) = \text{approx}_J(t) + \sum_{j=1}^{J-1} \text{detail}_j(t),$$

где j определяет уровень разложения, соответствующий определенному частотному диапазону. Применение энтропии, полученной с помощью ОДВП, способно предоставить дополнительную информацию об исследуемом сигнале.

В работе рассматриваются следующие количественные характеристики: относительная вейвлет-энергия, вейвлет-энтропия и относительная вейвлет-энтропия. Понятие вейвлет-энергии схоже с понятием спектральной энергии Фурье. Она равна количеству энергии на заданном уровне вейвлет-разложения. Относительная вейвлет-энергия – это отношение количества энергии на заданном уровне разложения к суммарной энергии сигнала. Относительная вейвлет-энтропия служит для оценки частотной схожести двух сигналов или двух участков одного сигнала. Ее значение строго положительно и стремится к нулю, если распределения энергий двух сигналов близки.

На рис. 1 представлен модельный сигнал, до середины реализации являющийся суммой двух синусов частотой 2 и 7 Гц, а после – синусоидой 13 Гц. Справа представлены спектры вейвлет-энергии в разные временные интервалы. Значения вейвлет-энтропии указывают момент изменения сигнала.

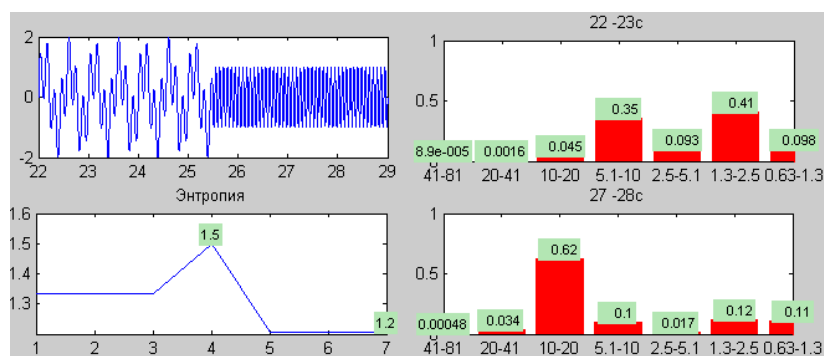


Рис. 1 – ЭЭГ, спектр вейвлет-энергии и вейвлет-энтропия для гармонического сигнала

В работе исследован сигнал ЭЭГ здорового человека, находящегося в состоянии покоя и выполняющего двигательные задачи под действием внешних возбудителей. На рис. 2 показан график ЭЭГ человека, релаксирующего с закрытыми глазами. На спектре вейвлет-энергии просматривается доминирование альфа-ритма (7 – 14Гц), который активизируется только при расслаблении с закрытыми глазами.

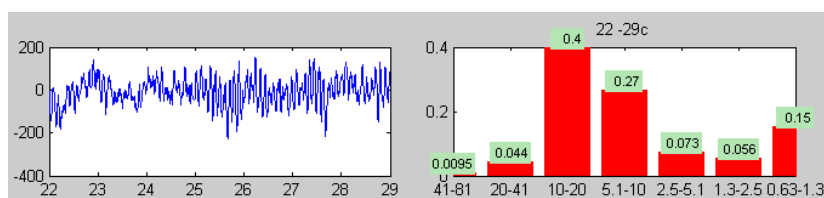


Рис. 2 – ЭЭГ и спектр вейвлет-энергии, субъект в расслабленном состоянии

На рис. 3 представлен график ЭЭГ человека, выполняющего сжатие и разжимание обеих кистей руки. В этом случае на спектре вейвлет-энергии заметно преобладание низких частот в диапазоне 0.6-1.3Гц.

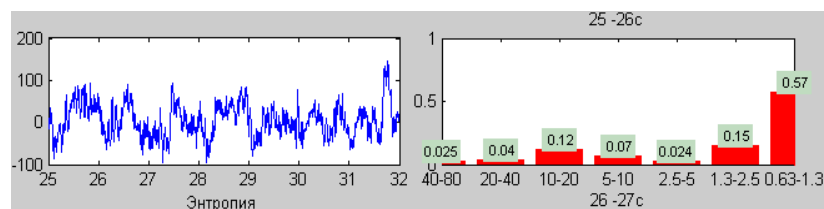


Рис.3 – ЭЭГ и спектр вейвлет-энергии, субъект выполняет сжатие и расжимание

В работе проведено исследование динамики вейвлет-энтропии и относительной вейвлет-энтропии для реализации ЭЭГ с вызванными потенциалами, предложены критерии близости участков ВП, позволяющие распознать выполняемые действия.

Литература

1. Osvaldo A. Rosso. Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. Journal of Neuroscience Methods. V. 105 (2001) P.65–75
2. Wavelets in Medicine and Biology. Aldroubi A, Unser M, editors. Boca Raton: CRC Press, 1996.
3. В. А. Голуб, И. Н. Козлова, Н. П. Сереженко. Выявление патологических паттернов ЭЭГ с помощью вейвлет-преобразования. Вестник ВГУ. Серия: системный анализ и информационные технологии. - 2007. - №2. С. 61-64.

НЕЧЕТКО-МНОЖЕСТВЕННЫЙ ПОДХОД К ПЛАНИРОВАНИЮ В GRID-СИСТЕМАХ

В.О. Кучер

Национальный технический университет Украины «КПИ»

Предложено использовать в планировании принцип матричной оценки уровня факторов, характеризующих поставщиков и потребителей ресурсов. В работе используются как количественные, так и качественные шкалы. Введена двухуровневая шкала, содержащая ряд базовых факторов, которые в свою очередь, характеризуются наборами своих составляющих факторов. В качестве базовых факторов используются: вычислительные ресурсы поставщиков, ресурсы хранения, системная сеть.

Решаемая задача представляет собой совокупность составляющих, связанных с постановкой задачи, требованиями к решению, результатом решения и руководством пользователя по выполнению. Для Grid-систем производственного типа, в которых количество пользователей значительно превышает количество поставщиков ресурса, при распределении заданий необходимо учитывать наличие очередей. Для описания очередей введена базовая компонента, составляющие факторы которой отражают длину очередей разных типов, а также характеристики заданий, находящихся в очередях.

Введена лингвистическая переменная «Уровень фактора» с подмножествами «Очень низкий уровень», «Низкий уровень», «Средний уровень», «Высокий уровень», «Очень высокий уровень» и введен носитель x – отрезок вещественной оси $[0,1]$ (01-носитель). На этом отрезке определен набор функций принадлежности трапециевидального вида по всем выделенным подмножествам лингвистической переменной «Уровень фактора».

В работе приведен порядок проведения расчетов уровней базовых факторов для гомогенных и гетерогенных ресурсов. Используя вычисленные значения уровней базовых факторов, определяются поставщики ресурсов, которые соответствуют требованиям пользователя, а по совокупности факторов определяется множество поставщиков ресурсов для поступившего задания. Из выделенного множества поставщиков планировщик должен выбрать того, который лучшим образом отвечает поставленной цели по минимизации времени выполнения задания и сбалансированности загрузки поставщиков.

В целях минимизации времени обслуживания очереди выбирается подход прямоугольной упаковки в полосу заданной ширины. Используя указанный подход, планировщик накапливает некоторое количество заданий и осуществляет их прямоугольную упаковку. Таким образом, часть очереди заданий упакована, а другая часть – накапливается для упаковки. Этот факт учитывается при распределении заданий. Время для обслуживания заданий упакованных частей оценивается длиной занятых полос, а для неупакованных – с помощью отношения общей площади этих заданий к числу процессоров кластера. Выбирается кластер с минимальным суммарным временем.

В работе рассмотрены также ситуации, когда отсутствуют очереди к поставщикам ресурсов или имеются свободные ресурсы.

Определены соотношения для моментов начала установки файлов для задания и перечислены множества моментов времени, когда происходят события, требующие реакции планировщика.

Проведено описание процесса планирования в операторной форме.

Литература

1. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – БХВ-Петербург, 2003. – 719 с.
2. Yu and R. Buyya, A Taxonomy of Workflow Management Systems for Grid Computing, Journal of Grid Computing, Springer, 3(3-4): 171-200, Spring Science+Business Media B.V., New York, USA, Sept. 2005.

КОМПЛЕКТУВАННЯ АВАРІЙНО-РЯТУВАЛЬНОЇ ТЕХНІКИ З ВИКОРИСТАННЯМ «М'ЯКИХ» ОБЧИСЛЕНЬ

П.П. Кучер

Академія пожежної безпеки імені Героїв Чорнобиля

Сучасний світ знаходиться в умовах неперервних природних катаклізмів. До природних явищ додаються техногенні, екологічні катастрофи, а також загрози, що виходять від окремих суб'єктів, або викликані іншими, можливо випадковими факторами. В розвинених країнах створені спеціальні служби, що надають допомогу людям, які потерпіли у вищевказаних ситуаціях. В Україні відповідні функції покладені на МНС і їх певний універсалізм є причиною існування проблем забезпечення та комплектування рятувальних підрозділів технічними засобами. У більшості випадків їх носієм є пожежний автомобіль і у цьому випадку маємо протиріччя між необхідністю забезпечення універсальності аварійно-рятувальної техніки (АРТ) та обмеженістю носія. Необхідно розв'язати задачу оптимального комплектування АРТ.

У доповіді запропоновано вважати критеріями, які визначають вибір того чи іншого комплекту АРТ, F_1 – функціональність, F_2 – потужність, F_3 – надійність, F_4 – ціна, F_5 – інші. Маємо задачу багатокритеріальної оптимізації: знайти комплект АРТ, який є розв'язком задачі

$$F_1 \rightarrow \max, F_2 \rightarrow \max, F_3 \rightarrow \max, F_4 \rightarrow \min, F_5 \rightarrow \max. \quad (1)$$

Попередньо необхідно визначити вагові коефіцієнти критеріальних функцій. Запропоновано здійснити таку процедуру з використанням елементів методу аналізу ієрархій Т. Сааті та схеми Беллмана-Заде [1]. Для цього вибирають m експертів, які, використовуючи шкалу Т. Сааті, здійснюють порівняння критеріальних функцій та формують відповідну матрицю.

На наступному кроці оцінюють варіанти комплектування АРТ за кожним із критеріїв F_i , $i = \overline{1,5}$. Аналогічно попередньому кроку одержують p матриць Q_i , елементи кожної з яких містять значення парних порівнянь варіантів комплектування за критеріями F_i , $i = \overline{1,5}$. Їх аналіз дозволяє встановити пріоритети різних комплектів АРТ.

До важливих аспектів, які необхідно враховувати при розв'язанні задачі, відносяться наявність змінної кількості елементів у кожному варіанті комплектування. Така обставина вимагає формального визначення критеріальних функцій, оскільки для різного типу обладнання поняття і одиниці вимірювання функціональності та потужності відрізняються.

Уточнена формалізація задачі пошуку оптимального варіанта комплектування АРТ є такою:

$$\text{знайти } \underset{p}{\operatorname{Arg\,max}} F(K_p) = \underset{p}{\operatorname{Arg\,max}} \sum_{j=1}^m u_j \sum_{l=1}^n \left(\sum_{i=1}^5 \alpha_i^j \cdot F_i(X_l) \right) \cdot \chi[(X_l \in C_j) \& (X_l \in K_p)], \quad (2)$$

де F – інтегральна цільова функція, K_p – комплект АРТ, $p = \overline{1, K}$, K – максимально можлива кількість комплектів АРТ, u_j , $j = \overline{1, m}$ – ваговий коефіцієнт j -го класу обладнання, α_i^j , $i = \overline{1, 5}$ – ваговий коефіцієнт i -ї критеріальної функції для j -го типу обладнання, X_l , $l = \overline{1, n}$ – елементи АРТ, C_j , $j = \overline{1, m}$ – класи обладнання АРТ, $\chi(*)$ – функція-індикатор. Наведений розв'язок задачі (2) є лише одним із можливих, для його одержання використано принцип домінування та генетичний алгоритм. Адекватність розв'язку впливає із поліекстремального характеру цільової функції та табличного характеру вихідних даних. Відомо, що використання класичних методів для розв'язання такого типу задач, які базуються на інтегро-диференціальному численні, є проблематичним. Тому еволюційні технології, в основі яких лежить випадковий, але направлений пошук є чи не єдиним способом розв'язати поставлену задачу.

Література

1. Zadeh L. A. Fuzzy logic, neural network and soft computing / L. A. Zadeh // Communications of the ACM. – 1994. – Vol. 37, № 3. – P. 77–84.

АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ НАДЕЖНОСТИ ИНФОРМАЦИОННЫХ СЕТЕЙ

О.Н. Лозович

Одесская государственная академия холода

Современный этап развития информационных технологий Украины требует использования новых методов обеспечения надежности информационных систем.

Надежность функционирования информационной системы можно определить как способность объекта выполнять свои функции в процессе эксплуатации. Отказы объектов информационной системы являются случайными событиями, т.к. в большинстве случаев предсказать время их возникновения практически невозможно.

Приведем основные методы анализа надежности систем:

1. Методы анализа надежности систем, основанные на применении теорем теории вероятностей:
 - метод перебора гипотез;
 - метод, основанный на применении классических теорем теории вероятностей;
 - метод минимальных путей и минимальных сечений.
2. Логико-вероятностные методы анализа надежности:
 - метод кратчайших путей и минимальных сечений;
 - алгоритм разрезания;
 - алгоритм ортогонализации.
3. Топологические методы анализа надежности.
4. Методы, основанные на теории марковских процессов.
5. Методы статистического моделирования:

Обзор основных методов анализа надежности показывает, что ни один из них не может быть использован для всестороннего анализа сложных информационных систем.

В ходе подготовки статьи достигнуты следующие результаты.

1. В ходе сравнения сети прямого распространения и рекуррентными сетями предложена искусственная нейронная сеть, позволяющая, в отличие от известных подходов, оценить вероятность возникновения отказов в соответствии с различными входными параметрами.
2. Приведены сравнительные характеристики применения методов базирующихся на состояниях метода Монте-Карло и динамически управляемой рекуррентной сети.

Практическая значимость исследования состоит в возможности использования полученных результатов в организации компьютерных и информационных систем и сетей служб и предприятий:

1. Предложенная искусственная нейронная сеть, имеющая нелинейную организационную структуру, позволяет выбрать оптимальную стратегию повышения надежности информационной системы.
2. Результаты применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования отказов возможно использовать при проектировании информационной системы предприятия в целом.
3. Применение искусственных нейронных сетей для моделирования оценки характеристик надежности информационных систем совершенствует систему отказоустойчивости и дает возможность прогнозировать наиболее значимые отказы в компьютерных и информационных системах и сетях.

Теоретической и методологической основой написания статьи явились работы отечественных и зарубежных авторов по разработке информационных систем, определения их надежности, работы в области искусственного интеллекта.

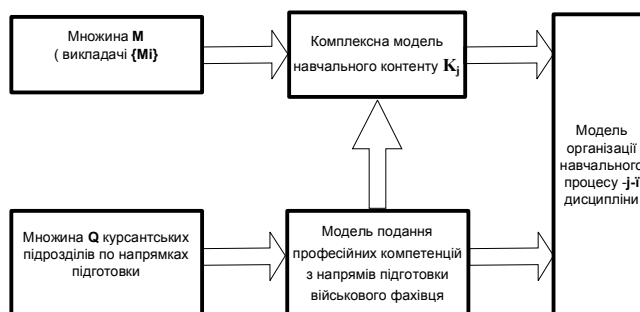
ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ НЕЧІТКОГО АНАЛІЗУ В ОРГАНІЗАЦІЇ НАВЧАЛЬНОГО ПРОЦЕСУ В АКАДЕМІЇ СУХОПУТНИХ ВІЙСЬК

Г.В. Лунькова, Ю.В.Шабатура

Академія сухопутних військ

Підготовка офіцера вищого військового навчального закладу (ВВНЗ) має значні особливості, обумовлені специфікою військового середовища та окреслені Державною програмою розвитку Збройних Сил України на 2006-2011 роки. Мета роботи – розробити семантичну модель керування Web-контентом навчального середовища АСВ. Отримана модель повинна вирішувати задачі: подання великої кількості навчальних матеріалів з різних предметних областей; врахування міжпредметних і міждисциплінарних взаємозв'язків; семантичне моделювання предметних областей навчання для підтримки дидактичних задач системи; автоматизація обробки результатів навчального процесу; автоматизація контролю знань.

Відповідно до кваліфікаційних вимог, принципів побудови навчального середовища АСВ та переваг fuzzy-систем пропонується наступний комплекс моделей управління інформаційно-навчальним контентом навчального середовища АСВ:



Задачу досягнення максимально високої якості підготовки курсантів АСВ за мінімально необхідний період часу при оптимізації загальних витрат пропонується вирішувати на основі застосування нечіткого логічного аналізу. Вказана задача нечіткого нелінійного програмування зводиться до прийняття рішення в умовах невизначеності на основі застосування продукційних правил нечіткої логіки.

До розгляду беруться такі лінгвістичні змінні: рейтинг, витрати, якість. Кожна лінгвістична змінна характеризується термом, якій є нечіткою множиною $A_j = \{x, \mu_{A_j}(x) \mid x \in X, 0 \leq \mu_{A_j}(x) \leq 1\}$

На основі проведеного комп'ютерного моделювання з застосуванням центроїдного ме-

тоду $y = \frac{\sum_{j=1}^m y_j B'(y_j)}{\sum_{j=1}^m B'(y_j)}$ зроблений висновок про необхідність зменшення витрат, тобто ін-

тенсифікацію учбової діяльності завдяки трансформації навчального процесу у технологію навчання (оскільки часові витрати обмежені відповідними освітньо-кваліфікаційною характеристикою та освітньо-кваліфікаційною програмою для відповідних спеціальностей ВВНЗ).

Література

1. А. Н. Павлов, Б. В. Соколов Принятие решений в условиях нечеткой информации; ГУАП – СПб, 2006 – 72 с.
2. Герасимов Б.М. Проективання та застосування експертно-навчальних систем: Монографія. / Б.М. Герасимов, О.Г. Оксінюк, С.А. Шворов. – К.: Вид-во Європ. Ун-ту, 2008.– 263 с.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ БАЗИС БЫСТРОГО РЕАГИРОВАНИЯ ДЛЯ СППР КРИТИЧЕСКИХ ИНФРАСТРУКТУР

А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин

Полтавский национальный технический университет им. Юрия Кондратюка

Эффективность мониторинга, макродиагностики и оперативной коррекции динамики функционирования критических инфраструктур (финансовая устойчивость предприятия, работа реактора, управление летательным аппаратом и др.) с целью обеспечения безопасности были и остаются актуальной проблемой, частичное решение которой возможно на основе автоматизации базовых функций в среде нейроэмуляторов. Системообразующие процессы подобных объектов трудно формализуемы и, как правило, не поддаются аналитическому представлению, что препятствует оперативному выявлению основных факторов, связей между ними и силы влияния на целевую функцию. Кроме того, критические инфраструктуры в силу особенностей контролируемой предметной области должны, как правило, реагировать в режиме реального времени. Задача реагирования на быстро меняющуюся ситуацию сводится к реализации базовых процедур ситуационного центра быстрого реагирования (СЦБР). В отмеченных объектах управления, как правило, имеется значительный массив априорных и текущих данных, что является объективной основой для продуктивного применения интеллектуальных технологий для трансформации базы данных в базу знаний. Построение автоматизированной СППР будет успешным, если найден инструментарий реализации базовых функций:

- описание и представление объекта или его состояния как образа из некоторого алфавита классов на языке словаря информативных признаков;
- присвоение формальных имен, сопоставление образа объекта конкретного класса с набором соответствующих значений признаков в форме принадлежности к некоторым градациям определенных смысловых шкал;
- формирование обобщенных образов состояний объектов на основе использования процедур восприятия и идентификации в пространстве априорных данных, которые используются в качестве примеров;
- оценка дифференцирующей силы признаков и расстановка их в мажоритарный ряд;
- понижение размерности пространства признаков с сохранением состоятельности для принятия решений информации;
- кластеризация признаков: определение сходств и различий признаков по их смыслу; объединение сходных по смыслу признаков в группы;
- распознавание объектов: сравнение предметного образа конкретного объекта со всеми обобщенными образами и принятие решения о принадлежности к классу;
- выбор оптимальных управляющих факторов: формирование массива возможных управляющих воздействий, анализ их силы и направления, адаптация к предметной области, обеспечение заданных целевых состояний объекта.

Таким образом, разрешение проблемы оперативного (быстрого) реагирования при принятии решений для функциональной безопасности критических инфраструктур, сводится к реализации указанных функций путем создания алгоритмов и программ отображения массива входных данных на состояния и динамику их эволюции под влиянием управляющих факторов. Если эта задача имеет решение, то автоматизированная СППР, оперативно (время принятия решения определяется техническими возможностями вычислителей) идентифицирует состояние объекта, прогнозирует его динамику и определяет управляющие факторы, адекватные целевому (требуемому) состоянию. Предложены модели базовых функций распознавания на примерах диагностики технического устройства и классификации объекта по геофизическим признакам, реализованные в среде нейроэмулятора Statistika Neural Network. Решена задача поиска отображения

$$F : X \rightarrow Y, X \subset \mathfrak{R}^m, Y \subset \mathfrak{R}^k \quad (1)$$

для системы распознавания в виде зависимости “ состояние – факторы ”, когда и первые и вторые в общем случае являются векторными величинами

$$|y^k| = F |x^m| \quad (2)$$

Оператор F включает в себя все процедуры преобразований пространства $\vec{X} = (x_1, \dots, x_m) \in X$ в пространство $\vec{Y} = (y_1, \dots, y_k) \in Y$. Пространство признаков, описывающих образ исследуемого изделия и характеризующих его состояние, определено по условию задачи. Оценка этого вектора характеризует текущее состояние объекта. Состояния объекта исследования описаны на языке информативных признаков как алфавит классов и для каждого из них поставлен в соответствие определенный словарь признаков. При обоснованных ограничениях задача свелась к модификации синаптического пространства нейросети как к процедуре обучения с учителем и решена в среде стандартных нейроэмуляторов.

Следующая группа задач решена моделями кластерного анализа в контексте нахождения однородных подмножеств в данных и многомерной регрессии для каждого из них. Эта процедура необходима при автоматизации процесса описания классов на языке признаков и при нахождении однородных групп в задаче прогноза на основе многомерной регрессии. По конечному массиву обучающих выборок $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$ и известной функции расстояния между объектами $\rho(x, x^*)$ построены модели разделения данных на непересекающиеся подмножества путем реализации условий:

$$\sum_i^n d(X_i, \bar{X}_j) \Rightarrow \min; \sum_j^K d(\bar{X}_h, \bar{X}_j) \Rightarrow \max, \frac{1}{mn} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (y_{ij} - d_{ij})^2 \Rightarrow \min \quad (3)$$

$\vec{X} = (x_1, \dots, x_n) \in X$; $\vec{K} = (k_1, \dots, k_j) \in K$; X – множество выборок; K – множество кластеров;

$\vec{X} = (x_1, \dots, x_m) \in X$; $\vec{K} = (k_1, \dots, k_j) \in K$ – множества входных факторов и номеров классов;

$h, j = 1, 2, \dots, K$ – средние значения в кластерах; $d(X_i, \bar{X}_j)$ – расстояние объекта от центра кластера; $d(\bar{X}_h, \bar{X}_j)$ – расстояние между центрами кластеров. В результате сеть распознала структуру обучающего множества и оказалась пригодна для использования в прогнозировании значений зависимой переменной. Приведено обоснование надежности принимаемых решений адекватное решениям традиционных методов математической статистики. С практической точки зрения СППР критических инфраструктур приобретают новое качество, которое проявляется в наличии технического инструмента принятия решений в режиме реального времени с надежностью, не уступающей традиционным методам математической статистики.

Литература

1. Ляхов А.Л. Техническая диагностика бортовых радиолокационных систем в среде Statistika Neural Network / А.Л.Ляхов, С.П. Алёшин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2010. - № 7(48). – С. 195 – 199.
2. Морозов А.А. Состояние и перспективы нейросетевого моделирования СППР в сложных социотехнических системах / В.П. Клименко, А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин // Математичні машини і системи. – 2010. - № 1. - С. 127 – 149.
3. Ляхов А.Л. Сложная социотехническая система как объект управления искусственной нейронной сетью / А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин // Вісник інженерної академії України. – 2010. – № 1. – С. 93 – 97.
4. Ляхов А.Л., Алёшин С.П. Гарантоспособные технологии принятия решений ситуационными центрами быстрого реагирования. V-я научно-практическая конференция «МОДС' 2010». Сб. докладов: ИПММС НАУ Украины, Киев – 2010. – С. 199 - 201.

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОДХОД К ОПТИМИЗАЦИИ СИНЕРГЕТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ОБУЧЕНИЕМ

Т.Л. Мазурок

Южноукраинский национальный педагогический университет им. К.Д. Ушинского

Одним из перспективных направлений совершенствования различных форм электронного обучения является отход от детерминированных траекторий обучения в сторону их полной индивидуализации. Дидактическая необходимость учёта всего комплекса индивидуальных характеристик обучаемого определяет противоречие между слабой степенью формализации постановки задачи для автоматизации её решения и высокими потенциальными возможностями современных систем автоматизированного управления.

Разрешение данного противоречия осуществляется на основе разработки системы управления обучением (СУО) в виде интеллектуальной информационно-управляющей системы. Теоретической основой разработки такой системы составляет предложенная автором синергетическая модель индивидуализированного управления обучением [1]. Одной из существенных особенностей данного подхода является учёт собственного развития обучаемого при выработке управляющих решений.

Система обучения является нелинейной, диссипативной, динамической, что определяет возможность применения для её моделирования и управления синергетических постулатов. Таким образом, учёт в процессе анализа «синергетических» свойств и особенностей, характерных для обучения, даёт возможность определить параметры процесса управления обучением, адаптированного к конкретному обучаемому. Для разработки схемы управления обучением на основе синергетического подхода необходимо разработать структуру учебного материала с учётом логических взаимосвязей внутрипредметного и межпредметного типов, сформировать модель обучаемого, отражающую динамику усвоения учебного материала, построить модель системы формируемых компетенций, разработать механизм оценки достижимости требуемых компетенций на основе прогноза усвоения материала обучаемым.

Многовариантность составления индивидуальных траекторий, представляющих собой последовательность изучения учебных элементов, определяет актуальность задачи оптимизации выбора таких последовательностей. Особенности процесса обучения, определяющие структурно-функциональную модель системы управления, определяют целесообразность использования в качестве средства оптимизации эволюционного подхода.

Двухклассовая модель «знаний и умений» управления обучением с вектором состояния (x, y) и вектором обучения (h, U) имеет вид:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= fUy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-U)xy, \\ \frac{d}{dt}(Ux + (1-U)y) &= \frac{h(t)}{1+r} + \frac{c-f}{1+r}(Ux + (1-U)y), \end{aligned} \tag{1}$$

где $h(t)$ – скорость выдачи информации,
 r – коэффициент сопротивления дидактическому процессу,
 f – коэффициент забывания,
 c – коэффициент умозаключения,
 U – доля времени, отведённая на накопление знаний,
 S – нормированное количество информации ($0 < S < 1$),
 x, y – нормированные объёмы накопленных знаний и умений.

Решение третьего уравнения системы (1), получаем инвариантное многообразие в фазовом пространстве синергетического метода управления сложными системами [2], в котором связаны координаты состояния и управления, т.е.

$$(1+r)e^{at}(Ux + (1-U)y) = \beta + \int e^{-at}h(t)dt, \tag{2}$$

где $\alpha = \frac{c-f}{1+r}$, β – произвольные постоянные.

Интерес представляет частный случай, при котором скорость выдачи информации постоянна ($h(t)=h_0$), а уравнение (2) после интегрирования принимает вид:

$$Ux + (1-U)y = \frac{e^{-\alpha t}}{1+r} \left(\beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha t} \right) \quad (3)$$

откуда следует

$$y = \frac{1}{1-U} \left(-Ux + \frac{e^{-\alpha t}}{1+r} \left(\beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha t} \right) \right) \quad (4)$$

Тогда подстановка (4) в первое уравнение (1) приводит задачу управления к аналитическому конструированию скалярного регулятора [2].

Целевая функция получена на основе синергетической модели управления обучением, имеет следующий вид:

$$N_{y3} = F(h, U, T, t, w), \quad (5)$$

где N_{y3} – количество учебных элементов в траектории, T – тезаурус, w – тестовый параметр интеллекта. Идентификация целевой функции выполнена с помощью обучения трёхслойной нейронной сети на основе метода обратного распространения по алгоритму Левенберга–Марквардта. Вариация частот тезаурусов из различных учебных дисциплин, прогнозируемых значений параметра интеллекта на основе статистических данных, управляющих параметров h , U определяют постановку переборной задачи нахождения максимума целевой функции при заданном времени обучения. Ограничениями задачи являются ресурсы, показатели качества обучения: уровень усвоения $K_y \geq 0,7$; показатель степени абстракции; показатель степени осознанности $K_o = 3$ (для межпредметных связей); коэффициент усвоения навыка.

Прогнозирование параметров индивидуального и группового векторов интеллекта выполнено на основе полученных математических моделей по определению доверительных интервалов и доверительных вероятностей. Определение вектора состояний выполнено на основе модели нечёткого графа обучения с последующим определением вершин (учебных элементов) и взаимосвязей между ними (внутри- и межпредметных связей).

Объектами кроссвера в эволюционной модели являются наборы учебных элементов, обеспечивающих требуемые степени интеграции между учебными дисциплинами. Модель предусматривает реализацию компетенстного обучения, т.е. система целей обучения сведена к достижению набора компетенций. Подход реализован для формирования компетенций у бакалавров ОНПУ, обучающихся по специальности 0925 «Автоматизация и компьютерно-интегрированные технологии».

Предложенная модель реализована с применением инструмента Optimization Tool пакета Matlab. Применение эволюционного метода оптимизации позволило значительно сократить время перебора различных комбинаций входных данных, а также позволило выполнить оптимизацию функции, не имеющей аналитического выражения.

Литература

1. Мазурок Т.Л. Синергетическая модель индивидуализированного управления обучением // Математические машины и системы. – 2010. - №3. – С. 124-134.
2. Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза. М.: УРСС. – 2006. - 240 с.

ПОБУДОВА МОДЕЛІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ ТЕПЛОВИХ ПАРАМЕТРІВ ЖИТЛОВОГО СЕРЕДОВИЩА

М. В. Машевська

Національний університет «Львівська політехніка»

З точки зору комфорту проживання малоповерхові будівлі, порівняно з багатоповерховими, є пріоритетним напрямком житлового будівництва. Висотні будівлі сильніше піддаються негативному впливу кліматичних факторів і в них неможливо встановити однаковий рівень теплового режиму. Тому в процесі розрахунку параметрів житлового середовища доцільно зосередити увагу на дослідженні малоповерхових будинків.

Розрахунок прогнозованого рівня комфорту житлового середовища передбачає сукупну оцінку рівня теплового режиму приміщення (або будівлі), співвідношення параметрів мікроклімату, коефіцієнту скління та орієнтації світлопрозорих елементів за сторонами світу і вплив конструкції на людину всередині будівлі. Оскільки сприйняття людиною режиму „комфорт - дискомфорт” середовища залежить від особистих характеристик, таких як, вік, вага, стан здоров'я та психоемоційний стан, потрібно ввести, як мінімум, дві категорії людей – дорослі і діти. Такий підхід є раціональним і з точки зору оцінювання впливу конструкції будівлі на людину. Прогнозування параметрів теплового мікроклімату в приміщенні є актуальною задачею для забезпечення відповідного рівня теплового комфорту з метою покращення життя людини в „замкнутому просторі”.

Для забезпечення комфортного рівня теплового режиму в приміщенні необхідно встановити оптимальне співвідношення температури внутрішнього повітря та радіаційної температури, що визначається як середня температура внутрішніх поверхонь зовнішніх огорожувальних конструкцій (ЗОК). Зовні житлова споруда, залежно від характеристик території, обраних будівельних матеріалів та конструктивних рішень, піддається в більшій чи меншій мірі впливу кліматичних факторів. Найбільш значимими зовнішніми факторами є температура повітря, швидкість вітрового потоку та інтенсивність сонячної радіації. Висока швидкість направленої вітрового потоку збільшує тиск зовнішнього повітря на огорожувальну конструкцію. У зв'язку з цим відбувається зменшення опору теплопровідності стіни і збільшення залежності температур на внутрішній та зовнішній поверхнях ЗОК. В холодний період року вплив сонячної радіації на вертикальну поверхню ЗОК є мінімальним і не призводить до зміни температури внутрішньої поверхні стіни. Натомість, в спекотні дні сонячне проміння, залежно від орієнтації, нагріває зовнішню поверхню ЗОК з різною інтенсивністю. Вплив кліматичних факторів є тим більшим, чим меншим є опір теплопровідності. Оскільки спостерігаємо різну інтенсивність впливу зовнішніх факторів на ЗОК залежно від періоду року, при побудові математичної моделі, що б описувала відповідну залежність, доцільно розглядати окремо два сезони – холодний і теплий. Для прогнозування рівня теплового комфорту і побудови відповідної математичної залежності запропоновано метод оцінювання температури внутрішньої поверхні ЗОК на основі моделі нечіткої логіки. При формуванні правил логічних виводів і формалізації їх засобами теорії нечітких множин можна встановити більш точний та повний зв'язок ”входи-вихід” без застосування складного апарату диференціального або інтегрального обчислення.

На рис.1 показана структурна схема моделей, побудованих на основі комплексного підходу – використанні синтетичної інформації, отриманої одночасно за допомогою експериментальних даних, імітаційного моделювання та висновків кваліфікованих експертів.

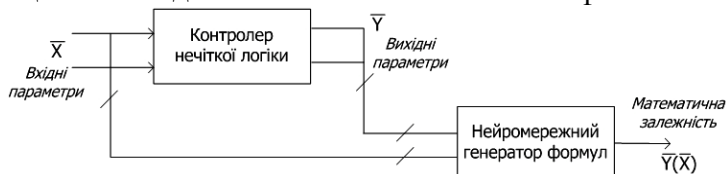


Рис.1 – Структурна схема моделі

Контролер нечіткої логіки складається з трьох блоків: блок фазифікації, блок формування логічних виводів, що містить базу правил, та блок дефазифікації. Особливістю застосованого контролера є використання методу дефазифікації, побудованого на нейроподібній структурі машини геометричних перетворень [1].

При побудови моделі, що характеризує холодний період року, введено такі лінгвістичні змінні, як: температура всередині приміщення (T_{in}), температура зовнішнього повітря (T_{out}), швидкість вітру (V_w), опір теплопровідності огорожувальної конструкції (R). Для характеристики теплового періоду року додатково були введені дві лінгвістичні змінні: інтенсивність впливу сонячної радіації (S_{inf}) та коефіцієнт поглинання сонячної радіації вертикальною поверхнею ЗОК (coef). Вихідною лінгвістичною змінною є температура внутрішньої поверхні зовнішньої огорожувальної конструкції (T_{surf}).

В процесі моделювання будується трикутна функція належності для кожного лінгвістичного терму із базових терм-множини. Сукупність функцій належності $f(x)$ для кожного терму з базової терм-множини вихідної лінгвістичної змінної T_{surf} зображена, для прикладу, на рис. 2.

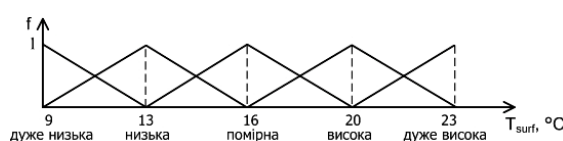


Рис. 2 – Функції належності для вихідної лінгвістичної змінної T_{surf}

Формування правил логічних виводів відрізняється від класичного підходу [2] і виглядає наступним чином:

T_{surf} є „низька”, якщо T_{in} є „холодно”, і T_{out} є „мороз”, і S_{inf} є „середній”, і coef є „малий”, або якщо T_{in} є „холодно” і T_{out} є „холодно”, і V_w є „помірний”, і S_{inf} є „середній”, і R є „високий”, або

В результаті використання відповідного контролера нечіткої логіки [3] були отримані таблиці залежностей для холодного періоду року (табл. 1) і для теплового періоду року (табл. 2).

Таблиця 1

T_{in}	T_{out}	V_w	R	T_{surf}
18	15	1,7	1,9	17,163
14,5	-2	12,5	2,1	11,991
20	-17	8,4	2,05	16,793
19	-6	13,4	2,7	16,114
18	7	7,1	0,7	14,022
17	-3	3	0,65	13,462
17	10	9,4	2,1	16,075

Таблиця 2

T_{in}	T_{out}	V_w	S_{inf}	coef	R	T_{surf}
23	25	6,9	0,5	0,7	0,7	23,142
23	28	13,4	0,5	0,6	0,7	24,440
21	24	1,5	1	0,3	1,9	21,500
22,5	29	9,4	1	0,7	0,7	23,943
20	31	6,3	1	0,4	2,8	21,875
20	35	3,9	0,5	0,5	0,8	22,501
23,5	33	9,1	1	0,6	2,1	25,063

На основі отриманих матриць залежностей можна побудувати відповідну аналітичну формулу, що буде застосована для розрахунку прогнозованого рівня комфорту житлового середовища. Використання математичної моделі для прогнозування значень теплових параметрів на етапі проектування житлової будівлі дозволить провести більш точні та повні розрахунки з метою забезпечення оптимальних умов проживання.

Література

1. Ткаченко Р., Дорошенко А. Нейроподібні структури машини геометричних перетворень у завданнях інтелектуального аналізу даних // Вісник Нац. ун-ту „Львівська політехніка”: Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – Львів: Вид-во Нац. ун-ту "Львівська політехніка", 2009. – № 638 – С. 179-184.
2. Яхъяева Г.Э., Нечеткие множества и нейронные сети: учебное пособие, 2-е изд., испр. - М.: Интернет-Университет Информационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008.
3. T-controller workshop // Керівництво користувача – Львів: ТЗОВ Sapienware, 2011.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ ЗЕМЕЛЬНОГО КАДАСТРА

А.Ю. Мельников, Т.Н. Клиш

Донбасская государственная машиностроительная академия

Система ведения государственного земельного кадастра играет важную роль в сфере управления недвижимостью, налогообложения и ипотечного кредитования, информационного и правового обеспечения рынка недвижимого имущества, обеспечения конституционных прав граждан, юридических лиц, территориальных общин и государства на землю.

Одной из важных задач органов земельных ресурсов является наличие информации о земельном участке, начиная с момента подачи заявления о желании гражданина или юридического лица получить земельный участок в собственность или пользование. В работе отделений Главного управления Госкомзема в Донецкой области для этого используется различное программное обеспечение:

- специализированные программные продукты в виде windows-приложений для обработки инженерно-геодезических данных – CREDO_DAT 3.1.2, CREDO ГЕНПЛАН 1.0;
- интернет-сайт для хранения данных о правоустанавливающих документах на землю и организации доступа к этим данным с любого места в Украине;
- вспомогательное программное обеспечение в виде процессора электронных таблиц для хранения информации о движении актов на землю в пределах одного района.

В последнем случае информация хранится в книге MS-Excel, содержащей ряд листов с данными о поступивших заявлениях, подавших их граждан, выделяемых им земельных участках и государственных актах. Проведя анализ этих данных, можно предположить, что из 35 полей значимыми полями будут:

- код района;
- дата регистрации заявки;
- площадь земельного участка;
- код предназначения участка;
- дата подписания договора на регистрацию государственного акта;
- дата подписания акта выполнения договора на регистрацию государственного акта.

Поставленную задачу можно сформулировать следующим образом: необходимо выяснить, как на продолжительность обработки заявки влияет площадь и предназначение земельного участка, а также его принадлежность определенному селу. Входными данными в таком случае будут «Код района» (дискретное поле), «Площадь» (непрерывное поле) и «Код предназначения» (дискретное поле). Выходными – «Разность 1» (между датой подписания договора на регистрацию государственного акта и датой регистрации заявки) и «Разность 2» (между датой подписания акта выполнения договора на регистрацию государственного акта и датой подписания договора на регистрацию государственного акта).

Для решения такой задачи классификации (прогнозирования) использовался метод искусственных нейронных сетей [1]. В среде визуального программирования была разработана программная система, реализующая данный метод. Структурно приложение состоит из трех вкладок: «Исходные данные» (рис. 1), «Параметры сети» (рис. 2), «Обучение и работа» (рис. 3). Исходные данные импортируются из Excel-таблицы, после чего система проверяет их на наличие пропущенных значений (записи, в которых число полей с пустыми или нулевыми значениями превышает 30%, удаляются из таблицы). Вкладка «Параметры сети» позволяет определить, какие поля считать входными и выходными переменными, определить тип каждого поля («неиспользуемое», «непрерывное» и «дискретное»), задать число скрытых слоев в нейронной сети и число нейронов в каждом скрытом слое, осуществить приведение данных (замену текстовых значений их числовыми аналогами) и их нормализацию (масштабирование).

	Код района	Дата1	Площадь	Код назначения	Дата2	Дата3	Разность1	Разность2
1	14220811	01.10.2009	0,17	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
2	14220811	01.10.2009	0,19	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
3	14220811	01.10.2009	0,105	1,8			0	0
4	14220811	01.10.2009	0,105	1,8			0	0
5	14220811	01.10.2009	0,22	1,8			0	0
6	14220811	01.10.2009	0,25	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
7	14220811	01.10.2009	0,23	1,2	30.10.2009	03.11.2009	29	4
8	14220811	01.10.2009	0,25	1,8	06.11.2009	12.11.2009	36	6
9	14220811	01.10.2009	0,1	1,2	06.11.2009	12.11.2009	36	6
10	14220811	01.10.2009	0,2	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
11	14220811	01.10.2009	0,25	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
12	14220811	01.10.2009	0,16	1,2	30.10.2009	03.11.2009	29	4
13	14220811	01.10.2009	0,06	1,8			0	0
14	14220811	01.10.2009	0,17	1,8	30.10.2009	03.11.2009	29	4
15	14220811	05.10.2009	0,17	1,8	30.10.2009	03.11.2009	25	4
16	14220811	05.10.2009	0,21	1,8			0	0
17	14220811	05.10.2009	0,18	1,8	30.10.2009	03.11.2009	25	4
18	14220811	05.10.2009	0,22	1,8			0	0
19	14220877	05.10.2009	0,18	1,8			0	0

Рис. 1 – Введенные данные

Входные переменные:

- ☒ Код района
- ☒ Дата1
- ☒ Площадь
- ☒ Код назначения
- ☐ Дата2
- ☐ Дата3
- ☐ Разность1
- ☐ Разность2

Выходные параметры:

- ☐ Код района
- ☐ Дата1
- ☐ Площадь
- ☐ Код назначения
- ☐ Дата2
- ☐ Дата3
- ☒ Разность1
- ☒ Разность2

Число скрытых слоев: 3

Слой	Нейроны
1	4
2	4
3	4

Поле	Тип поля
Код района	дискретное
Дата1	неиспользуемое
Площадь	непрерывное
Код назначения	дискретное
Дата2	неиспользуемое
Дата3	неиспользуемое
Разность1	непрерывное
Разность2	непрерывное

Данные приведены успешно
Осуществить приведение данных

Данные нормализованы успешно
Осуществить нормализацию данных

Рис. 2 – Настройка нейронной сети

Запуск

999 10122 0990 14367 5843
1000 10115 3318 14358 2638
Весы:
0,5014
0,3077

Число эпох обучения по одному образцу: 1
Число итераций - повторений обучения: 1000
Норма обучения: 0,1
Момент инерции: 0,9
Процент для обучения: 80

Обучающее множество

N	Код рай	Дата1	Площадь	Код на	Дата2	Дата3	Разнос	Разнос	Расчет	Расчет
2	142208	01.10.20	0,19	1,8	30.10.20	03.11.20	29	4	27,3790	4,95686
3	142208	01.10.20	0,25	1,8	30.10.20	03.11.20	29	4	26,7071	4,88866
6	142208	01.10.20	0,1	1,2	06.11.20	12.11.20	36	6	37,5381	5,97402
7	142208	01.10.20	0,2	1,8	30.10.20	03.11.20	29	4	27,2664	4,94545

Тестовое множество

N	Код рай	Дата1	Площадь	Код на	Дата2	Дата3	Разнос	Разнос	Расчет	Расчет
246	142208	26.10.20	0,1	1,2	10.12.20	17.12.20	45	7	40,6344	6,27847
248	142208	26.10.20	0,057	1,8	10.12.20	17.12.20	45	7	38,2585	5,03862
253	142209	27.10.20	0,1065	1,8	26.11.20	30.11.20	30	4	32,5106	5,47081
255	142209	27.10.20	0,1043	1,2	01.12.20	07.12.20	35	6	39,0585	6,11772

Вид проверки:
☒ Тестовое множество
☐ Проверочный ввод

Рис. 3 – Обучение и работа нейронной сети

Обучение нейронной сети осуществляется методом обратного распространения ошибок. Активационная функция – сигмоида.

Литература

1. Ковалевский С.В. Создание и применение нейронных сетей для решения прикладных задач: Учебно-методическое пособие для студентов специальности «Интеллектуальные системы принятия решений» / С.В. Ковалевский, В.Б. Гитис. – Краматорск: ДГМА, 2008. – 75 с.

УПРАВЛЕНИЕ ГОРОДСКИМ ТРАНСПОРТОМ ПРИ ПОМОЩИ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А.Л. Меньшиков

Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»

Проблема организации дорожного движения является на сегодня одной из самых острых коммунальных проблем. Важной составляющей системы управления движением является управление светофорами. Именно эффективное управление светофором определяет возможность достаточно точного прогнозирования времени перемещения в пределах города и, тем самым, влияет на качество жизни горожан.

В докладе рассматривается решение проблемы управления работы светофора на основе моделей и механизмов нечеткой логики. Подход к решению включает традиционные для нечеткой логики четыре этапа: введение нечеткости (фаззификация), нечеткий вывод, композиция и приведение к четкости, или дефаззификация [1]. Управление работой установленно-го на перекресте светофора зависит от ряда входных переменных, в частности, степени интенсивности движения, погодных условий, сложившейся в транспортной системе ситуации, которые принадлежат к нечетким переменным. Выходная переменная – параметр изменения длины фазы светофора.

В нечеткой логике с n входами и одним выходом рассуждения осуществляются по правилам (нечеткими правилами), которые имеют следующий вид:

$$R_j: \text{Если } X_1 \in A_{1,j} \wedge X_2 \in A_{2,j} \wedge \dots \wedge X_n \in A_{n,j}, \text{ то } Y \in S_j, \quad (1)$$

где $X_i, i = 1, \dots, n$, – входные лингвистические переменные; Y – выходная лингвистическая переменная; $A_{i,j}$ – нечеткое множество входной лингвистической переменной X_i ; R_j – нечеткое правило; S_j – выходное нечеткое множество.

Поскольку для второго и третьего этапов приведенной выше схемы существуют хорошо проработанные алгоритмы, например Мамдани, Сугено, Ларсена, а для дефаззификации можно использовать стандартные методы в докладе внимание сосредоточено на введении нечеткости, построении правил для логического вывода и практической реализации подхода [2].

Основными особенностями предлагаемого подхода к управлению работой светофора, кроме использования нечеткой логики, являются учет логики работы группы светофоров на сложном перекрестке, двухуровневая схема логического вывода и использование нескольких групп правил для светофора в различные периоды времени. Двухуровневая схема логического вывода, приведенная на рисунке 1, позволяет учесть логику взаимодействия светофоров перекрестка на основании решений модулей управления каждого из светофоров группы.

Последовательность действий модулей светофора выглядит таким образом. На модули светофоров с датчиков поступает информация о количестве автомобилей на соответствующих направлениях. На основе заданных функций принадлежности выполняется фаззификация входных данных. Потом выполняется нечеткий вывод в каждом модуле и результаты подаются в модуль принятия решений. Модуль принятия решений осуществляет вывод на основе соответствующей периоду времени системы правил. После этого выполняется дефаззификация выходной переменной (перевод в числовой формат) и рассылка управляющего сигнала на светофоры. В соответствии с этим сигналом время зеленого света светофора в следующем цикле будет другим.



Рис. 1 – Схема работы нечеткого светофора

Для моделирования работы светофора с нечетким управлением и сравнения эффективности стандартного и нечеткого светофоров были использованы модули системы инженерных вычислений MatLab, что позволило существенно упростить и ускорить реализацию системы управления[3].

Были проведены многочисленные эксперименты которые позволили уточнить шкалы лингвистических переменных, продолжительность фазы управления и системы правил и соответствующие периоды времени. Для реализации использовался алгоритм Мамдани а дефазификация выполнялась при помощи метода центроидов[2]. Основным вывод который сформулирован на основе полученных результатов – подтверждение эффективности нечеткой логики в задачах управление движение городского транспорта. Дальнейшие исследование нацелены на управление городским транспортом на совокупности перекрестков.

Литература

1. Рыжов А.П. Элементы теории нечётких множеств и её приложений. – Москва: Диалог_МГУ, 2003.- 81 с.
2. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов В.Ю. Нечёткая логика и нейронные сети, - Москва: Издательство физико-математической литературы, 2001.-224 с.
3. Marzuki Khalid, See Chin Liang, Robiah Yusof Control of complex traffic junction using fuzzy inference.//Control conference 5, 2004 – 1544-1551 с.

МОДЕЛЮВАННЯ ЕВОЛЮЦІЇ ВИРОБНИЧИХ ПІДПРИЄМСТВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

Б.В. Мисник

Черкаський державний технологічний університет

З розвитком інформаційних технологій широкого застосування набули програмні продукти, що моделюють роботу складних штучних систем з ціллю планування їх роботи, управління процесом функціонування або можливої модернізації для вирішення задачі прогнозування процесів життєвого циклу складної системи на тому чи іншому етапі. Створення моделі виробничого підприємства (ВП) дозволить передбачити ефективність його роботи та виконати прогнозування, пов'язане з використанням ідентифікованих залежностей результатуючих характеристик від вхідних факторів.

Моделювання діяльності ВП пов'язане з дослідженням впливу численних факторів різної природи, до яких відносять впливи зовнішнього середовища та внутрішніх параметрів. Серед усіх еволюційних парадигм найкращим чином відповідає задачі моделювання складних штучних систем концепція «штучного життя (Artificial Life)» (ШЖ) [1].

Розглянемо підприємства, які не є монополістами у своєму регіоні. Процеси їх життєвого циклу подібні, у деякому сенсі, еволюційним процесам у живій природі [2]. Так, природний відбір здійснюється, виходячи із ефективності роботи підприємства, а боротьба за існування відповідає законам функціонування ринку, зокрема закону рівності попиту та пропозиції.

Моделюванню еволюції штучних систем [2, 3] передують ініціалізація життєвого простору та введення таких умовних позначень. Нехай є деяка прямокутна область Ω , що є життєвим простором і в ній існує чотири типи елементів:

- *виробничі підприємства* $PV = \{pv_1, pv_2, \dots, pv_{n_p}\}$ – множина елементів, які за аналогією з індивідами ШЖ еволюціонують, їх властивості: джерелом енергії E^M є елементи з множини M (матеріальні ресурси); джерелом енергії $E^{R \leftarrow}$ є елементи з множини R (кадрові ресурси); джерелом енергії $E^{S \leftarrow}$ є елементи з множини S (споживачі); вони самі є джерелом енергії $E^{R \rightarrow}$ для елементів з множини R ; мають здатність до розмноження (утворення філій, розширення виробництва);
- *робоча сила* $R = \{r_1, r_2, \dots, r_{n_r}\}$ – множина елементів, їх властивості: є джерелом енергії $E_{PV}^{R \rightarrow}$ для елементів з множини PV , одержують енергію $E_{PV}^{R \leftarrow}$ від елементів множини PV та опосередковано $E_S^{R \leftarrow}$ від елементів множини S ;
- *ресурс матеріалів* $M = \{m_1, m_2, \dots, m_{n_m}\}$ – множина елементів, їх властивості: є джерелом енергії $E_{PV}^{M \rightarrow}$ для елементів з множини PV ;
- *споживачі* $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{n_s}\}$ – множина елементів, їх властивості: є джерелом енергії $E_{PV}^{S \rightarrow}$ для елементів з множини PV .

Кожний елемент має відповідні атрибути, значення яких змінюються з часом.

У доповіді наведена розроблена модель, яка в першому наближенні дозволяє прогнозувати діяльність сукупності однотипних підприємств, що є конкурентами та визначати параметри їх оптимальної поведінки на ринку.

Література

1. Bedau M.A. Artificial Life: organization, adaptation and complexity from the bottom up//Trends in cognitive science. 2003. – Vol. 7, № 11. – P. 505-512.
2. Снитюк В.Є. Еволюційні технології прийняття рішень в умовах невизначеності: Дис... докт. техн наук: 05.13.06. – Київ, 2009. – 305 с.
3. Букатова И.Л., Михасев Ю.И., Шаров А.М. Эволюционная информатика: Теория и практика эволюционного моделирования. – АН СССР, Ин-т радиотехники и электрон. – М.: Наука, 1991. – 205 с.

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ У ДІАГНОСТИЦІ ФАРМАКОРЕЗИСТЕНТНОСТІ ЕПІЛЕПСІЇ

П.П. Мулеса, М.М.Орос

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

У нашому житті дуже часто доводиться зустрічатися з проблемами, при вирішенні яких потрібно робити вибір по багатьом критеріям у нечітких умовах. Якраз у таких випадках дуже зручно застосовувати апарат нечіткої логіки. Однією з основних прикладних галузей, де застосовується такий підхід, є медична діагностика. У даній тезі розглянуто застосування нечіткої логіки саме у діагностуванні фармакорезистентності епілепсії.

Існують два основні методи лікування епілепсії: хірургічне втручання (яке є найбільш ефективним на ранніх стадіях захворювання) та лікування за допомогою антиепілептичних препаратів (АЕП). Зрозуміло, що хворі більш схильні до другого, більш безпечного методу лікування (без хірургічного втручання), але воно є ефективним тільки для курабельних (не фармакорезистентних хворих). Тому задача своєчасного визначення оптимального методу лікування для хворого є дуже актуальною.

Для визначення основних критеріїв було обстежено 204 хворих на епілепсію. Усі досліджувані хворі були розділені на дві групи: перша група із ефективністю медикаментозного лікування (курабельна група) і друга група – це пацієнти із фармакорезистентністю (фармакорезистентна група). Фармакорезистентність ми встановлювали відповідно вимогам ILAE, що стверджують: «Фармакорезистентність – це неможливість досягнути контролю над нападами при терапії двома препаратами (відповідно до типу нападу та в адекватній дозі) у вигляді монотерапії та/або комбінованої терапії». Перша група включала 135 пацієнтів, а друга група складалася із 69 хворих на епілепсію.

За результатами аналізу анамнезу хворих, даних клінічного та параклінічного дослідження, результатами генетичного аналізу деяких генів рецепторів АЕП та, опираючись на роботи Карлова В.А. та N. Hirtis, було виділено 17 показників, які, на нашу думку, могли б слугувати критеріями для віднесення конкретного хворого до фармакорезистентної групи і 10 критеріїв при яких медикаментозне лікування є ефективними (хворий курабельний).

На основі даних, отриманих під час обстеження 204 хворих на епілепсію, було вирішено створити математичну модель, яка б допомогла при обстеженні хворого швидше і ефективніше визначати групу, до якої відноситься хворий (фармакорезистентний чи курабельний) і, таким чином, допомагала б завчасно вибирати правильний метод лікування. Але вихідні умови даної задачі не чітко визначені, тому застосування класичних математичних методів у цій ситуації сильно спотворює модель [1]. Дана задача відноситься до класу задач теорії прийняття рішень при нечіткій інформації, для розв'язання яких використовується теорія нечітких множин.

В результаті дослідження даної задачі було вирішено використати метод багатокритеріального вибору альтернатив на основі нечіткого відношення переваги. Спрощений варіант описання задачі визначення групи хворого (фармакорезистентний / курабельний) можна описати наступним чином: є дві альтернативи: x_1 – хворий фармакорезистентний, x_2 – хворий курабельний. Також виділено 27 основних критеріїв, що враховуються під час «оцінки» хворого $R_1 - R_{27}$. Використовуючи оцінки експерта (лікаря) цих критеріїв та вхідні дані (наявність у хворого того чи іншого симптому) встановлюється група, до якої з відповідною функцією належності $\mu(x)$ відноситься хворий. На основі отриманих даних було створено програму, яка дає змогу лікарю швидше визначити рекомендований ефективний спосіб лікування епілептичних нападів і виступає в ролі програмного забезпечення для підтримки прийняття рішень.

Література

1. Зайченко Ю.П. Дослідження операцій – Київ, «Віпол», 2000, с.538
2. Hiritis N. Predictors of pharmacoresistant epilepsy//Epilepsy res. -2007.-Vol.75.P.192-196

КЛІТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ПЕРИСТАЛЬТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

Б.Б. Нестеренко, М.А. Новотарський

Інститут математики НАН України

Перистальтичні процеси лежать в основі переважної більшості механізмів забезпечення руху рідин в живій природі. Все ширшого застосування набувають ці процеси і в техніці при перекачуванні агресивних рідин та стерильних рідин зі складною структурою. Тому актуальною є проблема розробки нових підходів до моделювання фізичних явищ, які супроводжують згадані процеси.

Сучасні математичні моделі перистальтичних процесів представлені системою рівнянь, до якої входить рівняння Нав'є-Стокса та рівняння неперервності потоку. Викликає значний інтерес розв'язування даної системи у нестационарній постановці, що дозволяє дослідити коливання тиску рідин на різних фазах перистальтичного процесу. В той же час, такий підхід потребує нових методів та засобів для його реалізації.

Одним з напрямків підвищення ефективності моделювання складних фізичних процесів, що описуються рівняннями математичної фізики, є розвиток асинхронних паралельних чисельних методів [1]. Особливістю таких методів є той факт, що вони можуть бути ефективно реалізовані тільки в певному обчислювальному середовищі. В якості такого обчислювального середовища доцільно використовувати штучні нейронні мережі, як структури з асинхронною взаємодією, здатні до паралельної обробки інформації [2]. Запропонована модель кліткової нейронної мережі на основі циркулянтних графів, які утворюють множину тривимірних циркулянтних графів ступеня 6 і характеризуються такими параметрами: вершини пронумеровані за допомогою послідовності чисел $0, \dots, N-1$; з кожної вершини $0 \leq i \leq N-1$ виходять шість ребер, які пов'язують цю вершину з сусідніми вершинами:

ми: $\left\{ \left(\left\lfloor \frac{i}{\sqrt[3]{N^2}} \right\rfloor \sqrt[3]{N^2} \pm (i \pm s_1) \bmod \sqrt[3]{N^2} \right), \left(\left\lfloor \frac{i}{\sqrt[3]{N^2}} \right\rfloor \sqrt[3]{N^2} \pm (i \pm s_2) \bmod \sqrt[3]{N^2} \right), (i \pm s_3) \bmod N \right\}$;

співвідношення між елементами множини $S = \{s_1, s_2, s_3\}$:

$$0 < s_1 < s_2 < s_3, \quad s_1 = \frac{\sqrt[3]{N}}{2} - 1, \quad s_2 = \sqrt[3]{N}, \quad s_3 = \sqrt[3]{N^2}$$

Функція досяжності $f_N: Z^3 \rightarrow V$ задає номер вершини, в яку можна потрапити з вершини 0, виконуючи послідовно переходи x, y та z , $(x, y, z) \in Z^3$, вздовж ребер графа $G_N(N, s_1, s_2, s_3)$:

$$f_N(x, y, z) = (xs_1 + ys_2) \bmod \sqrt[3]{N^2} + zs_3 \bmod N$$

На рис. 1 показано приклад структури кліткової нейронної мережі на основі циркулянтного графа $G(512; 3, 8, 64)$.

Використання даної моделі кліткової нейронної мережі дозволяє забезпечити обчислювальну складність методу на рівні $O(\sqrt[3]{N})$, де N – кількість вузлів кліткової нейронної мережі.

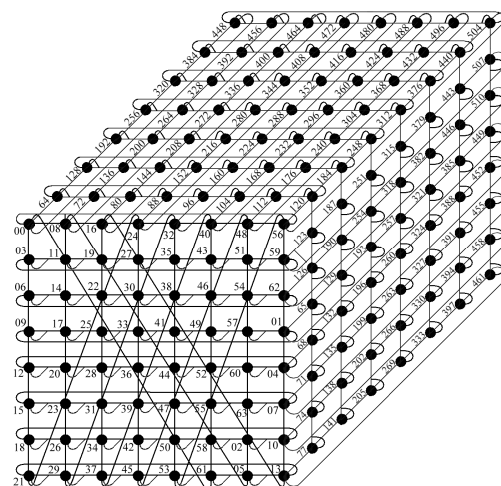


Рис. 1 – Структура кліткової мережі

Література

1. Нестеренко Б.Б., Марчук В.А. Основы асинхронных методов параллельных вычислений. Киев: Наукова думка, 1989. – 176 с.
2. Новотарський М.А., Нестеренко Б.Б. Штучні нейронні мережі: обчислення. – К.: Інститут математики НАН України, 2004. – 408 с.

СЕМАНТИЧНИЙ АНАЛІЗ ПРИРОДНОМОВНИХ ТЕКСТІВ: ПІДХОДИ ТА ЗАСОБИ**А.О. Никоненко**

Київський національний університет ім. Т.Шевченка

Як показали останні дослідження сучасних методів інтелектуального аналізу текстової інформації на природній мові статистичні методи аналізу тексту, на яких дотепер було сконцентровано основні зусилля розробників прикладних систем, досягли своєї природної межі. Подальше ускладнення математики без залучення серйозної лінгвістики не дозволить помітно підвищити якість подібних систем. На зміну застарілим статистичним методам приходять нові, в основу яких покладено знання про структуру мови. Серед них найбільш поширені морфологічні, статистичні, синтаксичні та семантичні методи.

Кожен з цих методів дозволяє повністю вирішити деякі класи лінгвістичних задач. Так, наприклад, морфологічні методи дозволяють вирішувати задачі нечіткого/повнотекстового/з помилками пошуку в мережі інтернет та на текстових корпусах, також важливе місце дані методи займають в задачах лексико-граматичного аналізу, наприклад, при автоматичному формуванні словників. Синтаксичні методи, навіть, не зважаючи на відсутність повних синтаксичних аналізаторів для флективних мов, можуть бути застосовані до вирішення задач визначення тематики текстів, автоматичної рубрикації, реферування та визначення емоційного забарвлення текстів. В деяких випадках, спільне застосування одного з перерахованих вище методів разом з певною модифікацією статистичних методів може покращити отримані результати (такі підходи, як правило, носять назву асоціативно-синтаксичні або асоціативно-статистичні).

Зрозуміло, що наведені методи не можуть, в загальному випадку, претендувати на звання інтелектуальних, адже жоден з них не забезпечує хоча б мінімального розуміння контексту системою – весь лінгвістичний аналіз проходить на базі стандартної, наперед заданої множини правил. Забезпечити машинне розуміння змісту та розв'язати найбільш складні комп'ютерно-лінгвістичні задачі покликані семантичні (іноді використовують назву асоціативно-семантичні) методи. Головною ознакою таких методів є знання про структуру мови, взаємозв'язки між поняттями та розуміння контексту текстового повідомлення. Для успішної роботи такі методи потребують велику кількість додаткової інформації: як про текст, що підлягає аналізу, так і про мову, якою створено текст, в цілому. Джерелом даних про текст виступають методи попереднього класу: морфологічні, синтаксичні, статистичні; джерелом даних про структуру мови виступають спеціальні словники. Нажаль, застосування простих тезаурусів, в даному випадку, не є прийнятним, адже вони не відображають усієї множини специфічних значень терміну, що може використовуватися в різних спільнотах. Також, зазвичай, тезауруси містять недостатньо велику кількість зв'язків (та їх типів) між поняттями. Найбільш оптимальною базою знань про мову, в даному випадку, виступає онтологія.

Онтологічний підхід до проектування інтелектуальних систем наразі є найбільш перспективним і створення нових онтологічних баз знань йде високими темпами, однак, на даний момент ні для української, ні для російської мови не існує достатньо повної загальнодоступної онтології. Таку ситуацію не можна вважати прийнятною, адже це значно сповільнює розвиток семантичних методів для даних мов та комп'ютерної лінгвістики в цілому.

На базі факультету кібернетики КНУ ім. Шевченка нами було здійснено спробу створення онтологічної бази знань української мови для лінгвістичних задач. Створена глобальна лексико-семантична онтологічна база знань UWN в якості понять містить синсети (множини семантично зв'язаних понять), а в якості додаткової інформації зв'язки між поняттями (14 різних типів), приклади використання понять, списки семантично та лексично близьких слів. Для української мови дана база знань містить понад 50000 синсетів (близько 100000 слів), 145000 семантичних та 45000 лексичних зв'язків. Разом з базою знань було створено спеціальний інструментарій, за допомогою якого користувач може здійснювати поповнення та редагування концептів. Унікальність даного проекту полягає в тому, що робота з онтологічною базою знань доступна у режимі он-лайн. Отже, вся внесена різними користувачами інформа-

ція стає спільним надбанням, більше не потрібно завантажувати з мережі нові версії – користувач завжди має доступ до найсвіжішої інформації.

Робота з базою знань здійснюється через спеціально розроблені клієнтські додатки, доступні для завантаження на сайті проекту www.lingvoworks.org.ua. Для роботи з додатком користувачу потрібно отримати логін та пароль написавши листа за адресою uwn.project@gmail.com. Після отримання доступу до системи користувач має можливість проводити перегляд структури онтології та її даних, редагувати вміст та зв'язки, а також перевіряти якість роботи інших користувачів (за наявності необхідного рівня доступу).

На базі онтології UWN також розгорнуто програмну логіку, що здатна вирішувати певні види лінгвістичних завдань, спираючись на інформацію отриману з онтології. Типова архітектура додатків на основі UWN виглядає як дворівнева клієнт-серверна система, де всі функції лінгвістично-семантичного аналізу проводяться на серверній машині, а клієнтська машина відповідає лише за GUI, та передачу необхідних даних на сервер. Використання такої архітектури дозволяє значно підвищити швидкість створення нових комп'ютерно-лінгвістичних систем за рахунок повторного використання вже готових серверних додатків.

З нашої точки зору, об'єднання в одному місці потужних онтологічних баз знань та семантичних алгоритмів, створення методів надання доступу до цих модулів у режимі он-лайн, та забезпечення широкого загалу користувачів засобами для редагування даних в онтології дозволяє зробити наступний крок до підвищення якості роботи систем комп'ютерно-лінгвістичної обробки текстів, створити передумови для виникнення технології швидкої розробки лінгвістичних додатків та вирішити питання слабкості наявних загальнолексичних онтологічних баз української мови.

Література

1. Сайт проекту www.lingvoworks.org.ua
2. Никоненко А.О., Марченко О.О., Анісімов А.В. «Алгоритмічна модель асоціативно-семантичного аналізу природномовних текстів», науковий журнал «Проблеми Програмування» (2008 №2-3, стр. 379-384)
3. Никоненко А.О., Марченко О.О., Глибовець М.М. «Побудова україномовної онтології засобами СУБД», Наукові записки. Національний університет "Києво-Могилянська академія". - Том 86 : Комп'ютерні науки (2008. стр. 46-50)

ВИЯВЛЕННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ЛІТАКІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРЯМОГО ПОШИРЕННЯ

М. В. Олексів, В. Я. Пуйда

Національний університет «Львівська політехніка»

Перед проектуванням підсистеми виявлення та ідентифікації літаків на зображеннях з використанням штучних нейронних мереж прямого поширення (ШНМПП) необхідно виділити силуети літаків на зображеннях сцен та вибрати розмір вхідних для ШНМПП зображень літаків. Задача виділення силуетів літаків на зображеннях сцен вирішується розробленими методами первинного опрацювання зображень та сегментації [1-5]. Задача вибору розмірів вхідних для ШНМПП зображень літаків полягає у мінімізації спотворень зображень літаків при масштабуванні до розміру входу ШНМПП. Для рішення задачі запропоновано критерій вибору ширини та висоти двовимірних зображень літаків, які подаються на вхід ШНМПП:

$$W = \left\lceil \max(\max(\frac{Wp_i}{Hp_i}), \max(\frac{Lp_i}{Hp_i}) + 0.5) * H, \right. \quad (1)$$

де $i = \overline{1, N}$, N - загальна кількість моделей літаків, що виявляються або ідентифікуються; W - ширина зображення літака в пікселях; H - висота зображення літака в пікселях; Wp_i , Lp_i , Hp_i - відповідно лінійні розміри ширини, довжини, висоти i -ої моделі літака виражені в метрах [2].

Для рішення задачі виявлення літаків мінімально допустимий розмір висоти зображень визначений експериментально і рівний 8 пікселів. Згідно (1) розмір ширини зображень рівний 40 пікселів [2]:

$$W = \lceil \max(5.3, 5) + 0.5 \rceil * 8 = 40 \text{ (пікселів)}.$$

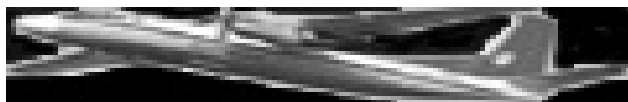
Таким чином, мінімальний розмір вхідного шару ШНМПП для задачі виявлення літаків на візуальних зображеннях рівний $40 * 8 = 320$ пікселів. Приклади виділених бінарних зображень літаків розробленими методами первинного опрацювання зображень та сегментації і масштабованих до розміру $40 * 8$ пікселів зображено на рис.1.



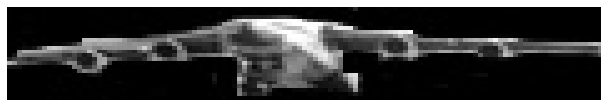
Рис. 1 – Приклади зображень літака АН-225 в різних ракурсах: а) фас; б) знизу під кутом, літак повністю в кадрі; в) знизу під кутом, літак частково в кадрі; г) ззаду під кутом

Для виявлення літаків розроблено повнозв'язну ШНМПП з топологією 320-20-2. Навчання відбувалося на навчальній вибірці з 11743 бінарних зображень літаків АНТК ім. О. К. Антонова (див. рис.1) з використанням алгоритму градуального спряженого градієнту, який показав найкращі результати серед усіх досліджених [2]. Результатом виявлення є ймовірність того, чи представлене зображення є бінарним силуетом літака. Точність виявлення залежить від умов, при яких отримане зображення сцени та вибору методів виділення бінарного зображення літака на зображенні сцени. Найкраще значення точності виявлення на навчальній вибірці рівне 100%, на контрольній вибірці рівне 99,6%. Воно отримане для вхідного зображення приземлення літака в умовах підвищеної хмарності та використанні розроблених методів первинного опрацювання зображень і сегментації.

Після успішного виявлення літака здійснюють його ідентифікацію. Ідентифікація літаків здійснюється по напівтоновому зображенню після операції первинного опрацювання зображення або по вхідному зображенню (якщо первинне опрацювання не здійснювалося). Виділення літака на напівтоновому зображенні здійснюється з використанням отриманого бінарного зображення при сегментації як маски. Вибір ширини та висоти двовимірних зображень літаків також відбувається згідно критерію (1). Експериментальним шляхом було встановлено, що для коректного вирішення даної задачі пропорції вхідного для ШНМПП зображення мають бути мінімум в 3 рази більші, ніж обрані для вирішення задачі виявлення літаків.



а)



б)

Рис. 2 – Приклади зображень літаків АНТК ім. О. К. Антонова, які поступають на вхід ШНМПП при операції ідентифікації

Таким чином, мінімальний розмір вхідного шару ШНМПП для задачі ідентифікації літаків на візуальних зображеннях рівний $120 \times 24 = 2880$ пікселів.

Для рішення задачі ідентифікації 17-ти моделей літаків АНТК ім.О.К.Антонова розроблено повнозв'язну ШНМПП з топологією 2880-500-500-100-17. Результатом ідентифікації є ймовірність того, що представлене зображення літака (див. рис.2) є однією з 17-ти моделей літаків АНТК ім.О.К.Антонова. Навчання відбувалося з використанням алгоритму градуального спряженого градієнту, який показав найкращі результати серед усіх досліджених [6]. Точність ідентифікації, як і точність виявлення, залежить від умов при яких отримане зображення сцени та вибору методів виділення бінарного зображення літака на зображенні сцени. Найкраще отримане значення точності ідентифікації на навчальній вибірці рівне 100%, а на контрольній вибірці - 82,6%. Воно отримане для вхідного зображення приземлення літака в умовах підвищеної хмарності та використанні розроблених методів первинного опрацювання зображень і сегментації.

Висновок. Розроблений критерій вибору ширини та висоти двовимірних зображень літаків дозволяє визначити розмір входу ШНМПП та пропорції зображень літаків з мінімальним спотворенням та максимальною інформативністю. Для рішення задачі виявлення літаків розроблено повнозв'язну ШНМПП з топологією 320-20-2. Найкраще отримане значення точності виявлення на контрольній вибірці рівне 99,6%. Для рішення задачі ідентифікації 17-ти моделей літаків АНТК ім.О.К.Антонова розроблено повнозв'язну ШНМПП з топологією 2880-500-500-100-17. Найкраще отримане значення точності ідентифікації на контрольній вибірці рівне 82,6%.

Література

1. Пуйда В.Я., Олексів М.В. Патент № 52535 U Україна. G06K9/00 Спосіб автоматичної ідентифікації візуальних об'єктів за їх силуетами. – К: Промислова власність, Бюл. № 16, 2010.
2. Олексів М. Виявлення об'єктів, що представлені бінарними зображеннями їх силуетів, за допомогою штучних нейронних мереж // Технічний вісник Хмельницького національного університету № 4, Хмельницький, Україна, 2010. – с. 63-69.
3. Олексів М., Пуйда В. Первинне опрацювання зображень літаків з метою їх ефективного відділення від фону // Advanced computer systems and networks: design and application. Матеріали 4-ої міжнародної конференції ACSN-2009. 9-11 листопада 2009 р. – Львів, Україна, 2009. – с. 191-193.
4. Олексів М. Цифрове опрацювання візуальних зображень з метою ефективного відділення об'єктів від фону // Вісник НУ “Львівська політехніка” “Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика” № 685, Львів, Україна, 2010. – с. 134-137.
5. Олексів М., Пуйда В. Метод сегментації зображень візуальних об'єктів за їх силуетами // The IV International academic conference of young scientists "Computer science and engineering". Матеріали 4-ї міжнародної конференції CSE-2010. 25-27 листопада 2010 р. Львів, Україна, 2010 р. – с. 154-155.
6. Олексів М., Пуйда В. Дослідження алгоритмів навчання нейронної мережі прямого поширення для ідентифікації літаків // Вісник НУ “Львівська політехніка” “Комп'ютерні системи та мережі” № 630, Львів, Україна, 2008. – с. 87-91.

ОЦЕНКА БЕЗОПАСНОСТИ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННЫХ ИНТЕРФЕЙСОВ ИНФОРМАЦИОННО-УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ АЭС НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОГО МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОГО АНАЛИЗА ВАРИАНТОВ

А.А. Орехова, В.С. Харченко

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»

Актуальность. Цель исследований Модернизация атомных электростанций (АЭС) требует разработки и внедрения новых информационно-управляющих систем (ИУС). Их безопасность зависит от качества человеко-машинных интерфейсов (ЧМИ). Для предотвращения ошибок операторов ЧМИ необходимо проектировать с учетом требований к безопасности ИУС. Современные подходы к проектированию ЧМИ ориентированы на пользователя, его цели и задачи. В процессе проектирования ЧМИ этап оценки качества занимает центральное место и обязан выполняться после каждого этапа проектирования. Известные методы оценки ЧМИ слабо формализованы и ориентированы, главным образом, на оценку эффективности, производительности и субъективной удовлетворенности пользователя. В то же время для критических приложений, таких как ИУС АЭС, важным направлением исследований является совершенствование и разработка моделей, методов, методик, а также инструментальных средств оценки безопасности ЧМИ.

Обзор работ в области оценки ЧМИ, проведенный по результатам последних конференций ICONE (Китай), NPIC-NMIT (США) дан в [1]. Цель данной работы – адаптация известной модели оценки, базирующейся на Safety Case-подходе и его реализации на основе принципов, изложенных в [2], а также постановка задачи оценивания безопасности ЧМИ путем нечеткого многокритериального анализа вариантов.

Концептуальная модель. На рис. 1 приведена концептуальная модель системы оценки безопасности ЧМИ ИУС АЭС.

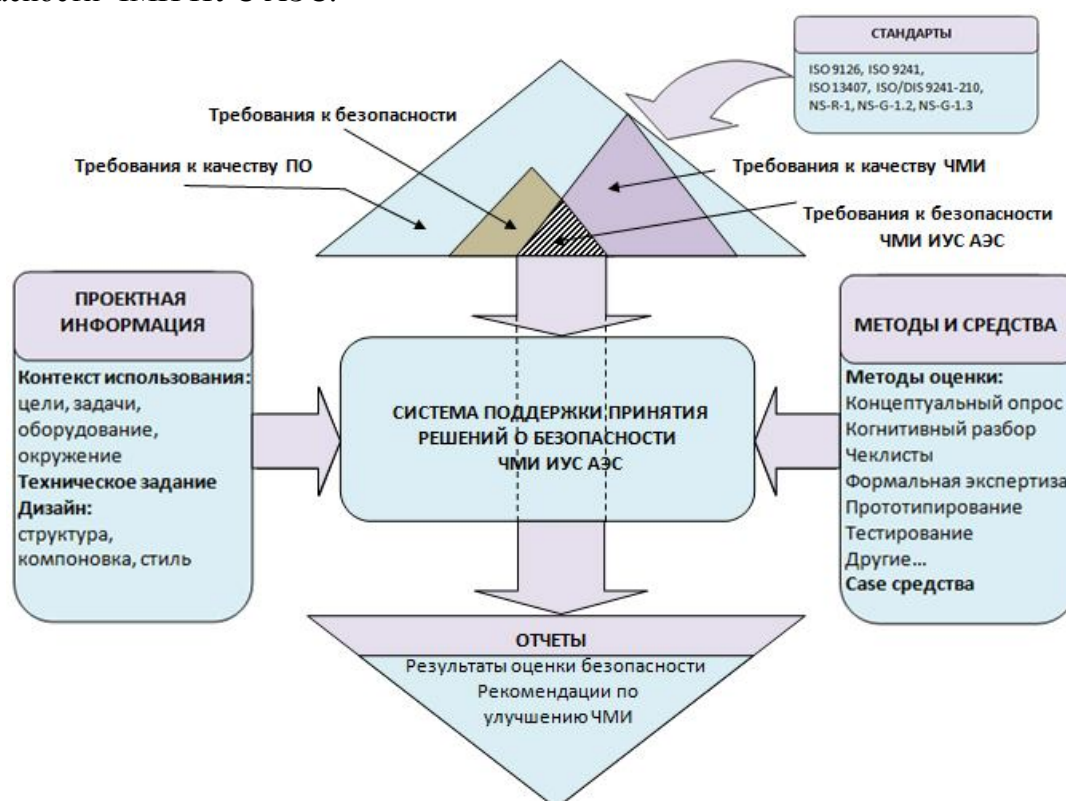


Рис. 1 – Концептуальная модель системы оценки безопасности ЧМИ ИУС АЭС

Решение проблем оценки безопасности ЧМИ ИУС АЭС носит комплексный характер и непосредственно связано с моделированием и анализом процесса проектирования, требований технического задания, учета контекста использования и дизайна. Модель безопасности

ЧМИ строится путем анализа (профилирования) нормативной базы. Выбор методов оценки напрямую зависит от профиля безопасности и этапа жизненного цикла ЧМИ. Результаты оценки непосредственно влияют на повышение безопасности ЧМИ ИУС АЭС.

Анализ последних публикаций позволяет сделать вывод, что современные методы проектирования безопасных ЧМИ ИУС основаны на учете человеческого фактора, анализе надежности и ментальных возможностей оператора [3]. Согласно [4] критериями безопасности интерфейсов пользователя при определении удобства использования программного обеспечения являются: постоянность (consistency), правильность (accuracy), полнота (completeness), отказоустойчивость (fault tolerance), безопасность ресурсов (resource safety), защита (security), страхование (insurance).

Данный перечень критериев может быть расширен за счет характеристик качества и безопасности ЧМИ ИУС АЭС [5] таких как: сложность заданий, нагрузка на оператора, приоритет действий оператора, последствия ошибочных действий, чувствительность к ошибкам, простота и однозначность информации, легкость восприятия информации, объем необходимой информации, качество инструкций оператора.

Задача оценивания безопасности ЧМИ. Анализ критериев безопасности показал, что они имеют, как правило, качественный и интервальный характер. Значения большинства из них могут быть описаны лингвистическими переменными [6]. Поэтому задача оценки безопасности и выбора лучшего с точки зрения критерия безопасности варианта ЧМИ ИУС АЭС может быть сформулирована, как задача нечеткого многокритериального анализа вариантов [7].

Пусть варианты ЧМИ заданы множеством $P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$, а критерии безопасности – множеством $G = \{G_1, G_2, \dots, G_n\}$, тогда задача многокритериального анализа состоит в упорядочивании элементов множества P по критериям из множества G . Вариант ЧМИ $P_j \in P$ оценивают по критерию $G_i \in G$ числом $\mu_{G_i}(P_j)$ в диапазоне $[0,1]$. Чем больше число $\mu_{G_i}(P_j)$, тем лучше вариант P_j по критерию G_i , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, k}$.

В докладе приводятся элементы методики и пример оценивания безопасности ЧМИ на основе данного подхода.

Литература

- Орехова А.О., Харченко В.С. Аналіз вимог до інтерфейсів інформаційно-управляючих систем АЕС // Вісник Харківського національного технічного університету ім. Петра Василенка. Технічні науки. Випуск 102. “Проблеми енергозабезпечення та енергозбереження в АПК України”. – Харків: ХНТУСГ, 2010. – с.109-111.
- Andrashov A., Kharchenko V., Netkachova K., et.al. Safety Case-Oriented Assessment of Critical Software: Several Principles and Elements of Techniques. Monographs of System Dependability. Dependability of Networks, Wroclaw, OWPW, 2010. – p. 11-25.
- Danying Gu. Study on a methodology of human factor engineering operating experience review for nuclear power plant / Danying Gu, Shuhui Zhang, Zhonghe Ning // Proceedings of the 18th International Conference on Nuclear Engineering ICONE18 May 17-21, 2010, Xi'an, China
- Padda Harkirat. QUIM: A Model for Usability/Quality in use Measurement. LAP Lambert Academic Publishing, 2009. –120 p.
- Оценка безопасности и независимая проверка для атомных электростанций. Руководства / Серия норм МАГАТЭ по безопасности № NS-G-1.2 МАГАТЭ: Вена, 2004. – 99 с.
- Орехова А.А. Анализ критериев и методов проектирования безопасных интерфейсов информационно-управляющих систем // Міжнародна науково-технічна конференція “Інтегровані комп’ютерні технології в машинобудуванні ІКТМ-2010”: Тези доповідей. Том 2. – Харків: Національний аерокосмічний університет “Харківській авіаційний інститут”, 2010. – с. 219.
- Шовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.

ДОСЛІДЖЕННЯ КОМП'ЮТЕРНИХ МЕРЕЖ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ЇХ ФРАКТАЛЬНОГО РОСТУ

В. Пасічник, Н. Іванущак

Національний університет «Львівська політехніка»
Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича

Предметом огляду та дослідження є теорія складних мереж. Форма мережі притаманна багатьом системам, зокрема, це Інтернет, WWW, нейронні, телекомунікаційні, транспортні, соціальні мережі, мережі цитування, тощо.

Складні мережі являються об'єктом як теоретичних, так і емпіричних досліджень [1], в яких топологія розглядуваних мереж відіграє провідну роль. Як природні мережі, так і мережі, що виникають внаслідок людської життєдіяльності, зазвичай, не являються статичними, а динамічно розвиваються, тому для розуміння їхньої структури необхідно дослідити принципи їх еволюції.

Розглянуті моделі генерації, сформульовані правила структуризації та фактори впливу на динаміку росту складних мереж. На їх основі запропонована імітаційна теоретико-ймовірнісна модель росту локальних комп'ютерних мереж.

В роботах [2,3] означені основні характеристики, які використовуються при дослідженні та моделюванні мереж. «Лінійний розмір» мережі характеризується поняттями середнього $\langle l \rangle$ і максимального $l_{\max}$ найкоротших шляхів. Шляхом між вузлами l_{ij} назвемо найкоротшу відстань між ними. Для зв'язаної мережі з N вузлів середній найкоротший шлях позначається як: $\langle l \rangle = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i>j} l_{ij}$, l_{ij} – довжина найкоротшого шляху між вузлами i та j , $l_{\max}$ – найбільше значення з усіх l_{ij} , заданих для цієї мережі.

Головною характеристикою мережі, яка задає розподіл ребер вершини, тобто, ступінь вершини, є розподіл ступенів вузлів $P(k)$, що визначає імовірність того, що вузол i має ступінь $k_i=k$, іншими словами: випадково вибрана вершина буде мати рівно k ребер. Мережі, які характеризуються різними $P(k)$, демонструють дуже різноманітну поведінку. До найчастіше спостережуваних прикладів розподілу ступенів вузлів відносяться:

а) розподіл Пуассона $P(k) = e^{-\langle k \rangle} \langle k \rangle^k / k!$, (1)

б) експоненційний розподіл $P(k) \sim e^{-k/\langle k \rangle}$, (2)

в) степеневий розподіл $P(k) \sim 1/k^\gamma$, $k \neq 0$, $\gamma > 0$. (3)

В залежності від виду розподілу ступенів вершин (1)-(3) мережі поділяються на три різних типи – класичні випадкові графи, які є варіантом моделі Ердоша-Рені, моделі тісного світу [4] та мережі без масштабування, які мають місце для більшості реальних складних мереж.

В роботі [2] нами були проаналізовані характеристики, динамічні та кореляційні властивості основних типів природних та штучних мереж, таких як соціальні, інформаційні та технологічні, та продемонстровано, що вони являються безмасштабними і підпорядковуються одному і тому ж степеневому закону зростання. Зокрема, до таких мереж відносяться мережі співавторства в різних галузях науки, електронних повідомлень, WWW, мережі цитування, мережі громадського транспорту, Інтернет та ін.

Нами досліджена топологія та розраховані типові характеристики комп'ютерної мережі BW-Star & Fox Net, що знаходиться в місті Чернівці. Для кожного типу вершин, якими є сервери, світчі та користувачі, підраховувалися їхні кількості та ступені, а потім знаходилися кількості $N(k)$ вершин із заданими ступенями k та ймовірність реалізації даного ступеня $P(k)$. Результати досліджень продемонстровані на рис.1, із якого видно що розподіл ступенів немонотонний і спадає значно повільніше, ніж розподіл Пуассона (1), проте швидше за

степеневий розподіл $P(k) = k^{-1,5}$. Це вказує на те, що досліджувана нами мережа займає проміжне місце між класичним випадковим і безмасштабним графами.

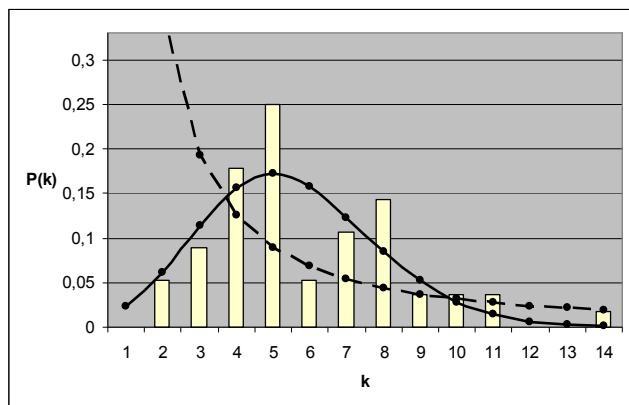


Рис.1 – Розподіл ступенів вершин мережі (гістограма) в порівнянні з розподілом Пуассона (1) (суцільна лінія) і степеневим законом $P(k) = k^{-1,5}$ (штрихована лінія).

Аналіз розвитку комп'ютерної мережі ґрунтується на встановленні *факторів впливу* на генерацію вузлів та умов утворення і приєднання у мережу нових серверів зі своєю структурою.

Серед факторів впливу на ріст мережі в першу чергу необхідно вирізнити **розмір** або **протяжність** локальної мережі, що визначається відстанню між найбільш віддаленими станціями, при якій за нормальної роботи вузлів чітко розпізнаються колізії та кількістю об'єднаних в мережу комп'ютерів.

При розростанні мережі зростає число колізій і різко падає її корисна пропускна

здатність та швидкодія передачі сигналу, тому може знадобитися використання дуже дорогого або рідкісного обладнання.

Спостерігається динаміка мережі, своєрідна **кластеризація**, сервери виступають центрами утворених кластерів, відбувається просторове розміщення компонент мережі в чітку ієрархічну структуру.

Враховуючи фактори впливу на ріст та кластеризацію комп'ютерної мережі нами розроблена імітаційна модель, яка дозволяє відтворити фрактальну структуру мережі для різних початкових умов росту, динамічно візуалізувати процес та відслідковувати його в довільний момент часу. Нами розглянута концепція моделювання процесів утворення та росту фрактальних кластерів комп'ютерної мережі за алгоритмом обмеженої дифузії агрегації та росту дендритних дерев нейронів.

Мережа розглядається як упорядкована множина сегментів, кожен з яких закінчується точкою розгалуження чи кінцем мережі. Вона характеризується низкою числових характеристик: довжинами сегментів, кутами між сегментами та різними ступенями приєднання вузлів мережі $P(k)$. Початковою точкою мережі вважається сервер, якому приписується z зв'язків, які визначають напрямки $l_0^{(z)}$ зростання мережі. До складу мережі входять два типи часток – світчі та споживачі. Кожному із n світчів випадковим чином приписується різна кількість k зв'язків, яка визначається кількістю портів світча та змінюється дискретно.

На основі розроблених алгоритмів реалізована програма, результатом роботи якої являється зображення динаміки росту локальної комп'ютерної мережі, виявлені та проаналізовані особливості роботи запропонованого алгоритму. Програма допускає коректування форми, розміру, орієнтування у просторі мережі та дозволяє прогнозувати ріст кількості споживачів мережі, які утворюють простір моделювання.

Література

1. Ю.Головач, О.Олемской, К.фон Фербер, Т.Головач, О.Мриглод, І.Олемской, В.Пальчиков Складні мережі. // Журнал фізичних досліджень. – 2006. – т.10, №4, с. 247-289.
2. Пасічник В.В., Іванущак Н.М. Дослідження та моделювання складних мереж // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2010. – 2/3 (44), с. 43-48.
3. Пасічник В.В., Іванущак Н.М. Структуризація та динамічні властивості складних комп'ютерних мереж. // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2010. – 4/9 (46), с. 16-21.
4. Watts D.J., Strogatz S.H. Collective dynamics of “small-world” networks. // Nature. - 1998. - Vol. 393. pp. 440-442.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ВИЯВЛЕННЯ СПОЖИВАЦЬКОГО ДОСВІДУ У ВІРТУАЛЬНИХ СОЦІАЛЬНИХ СПІЛЬНОТАХ**А.М. Пелешишин, О.Ю. Тимовчак-Максимець**

Національний університет «Львівська політехніка»

Виявлення споживацького досвіду, тобто, сукупність міркувань про якийсь предмет або явище, які формуються у споживача на основі знань, отриманих від взаємодії з навколишнім світом, стає одним з пріоритетних завдань у сучасному споживацькому суспільстві. Засилля маркетингової інформації та інформаційний шум спричиняють споживацьку дезорієнтацію – неспроможність охопити та швидко й ефективно проаналізувати інформацію про продукти чи послуги, виявити їх переваги та недоліки. Така дезорієнтація нейтралізується шляхом звертання до відповідного досвіду інших споживачів, які прямо чи опосередковано отримали такий споживацький досвід.

Джерелами споживацького досвіду найчастіше є рідні або близькі, друзі або люди, які користуються довірою у зацікавленої особи. Коло таких людей, зазвичай, є вузьким і, відповідно, спектр компетентності є обмежений. Звертання до досвіду соціальних мас найзручніше здійснювати через віртуальні середовища спілкування, які є відкриті для всіх користувачів, що дозволяє отримати широке і різностороннє обговорення. Базою для дослідження вибрані Веб-форуми, оскільки їх віртуальні спільноти є постійно діючими та достатньо стійкими, учасники мають спільні зацікавлення і цінності, усталені норми спілкування, поведінки, а також міжособистісні взаємозв'язки. Окрім цього, дослідження комунікації відбувається ретроспективно, що дозволяє простежити розгортання та динаміку обговорення як цілісну структуру.

Схема видобування споживацького досвіду з віртуальних спільнот на основі Веб-форумів зображена на Рис.1. Гілки дискусій з Веб-форумів каталогізують відповідно до предметної області, тематики, фаховості, тощо. Тексти дискусій консолідуються у базі даних відповідно до предметної області, до якої вони належать. На наступному етапі з множини дискусій у певній предметній області виділяють ряд дискусій, які тематично дотичні до тематики шуканого досвіду.

Словник N-грам це словник словосполучень (N відповідає кількості складових у словосполученні), які позначають досвід. Прикладами таких словникових одиниць є граматичні парадигми біграмів: “*вважати якісним*”, “*бути поганим*”; триграмів: “*як на мене*”, “*на мою думку*”, тощо. Словник формується шляхом пошуку і відбору таких N-грамів із гіпертекстових масивів у Веб. У структурі словника містяться додаткові дані про предметні області, в яких використовується N-грам, а також дані про характер судження, які він виражає у кожній предметній області. Деякі N-грами, такі як, наприклад, уніграм “*дешевий*”, можуть описувати позитивний або негативний досвід залежно від контексту та предметної області, тому вибірка N-грамів зі словника здійснюється відповідно до предметної області.

Для здійснення пошуку у гіпертекстовому масиві дописів, N-грами трансформують у шаблони висловлення споживацького досвіду. Створюються регулярні вирази мови програмування Perl (від англ. regular expressions) – зразки (англ. pattern), тобто, послідовність символів та мета символів, які задають правила пошуку за створеними шаблонами у тексті. Програмне забезпечення здійснює пошук підстрічок, які відповідають заданим шаблонам, у текстовому масиві дискусій, які заздалегідь відібрані згідно предметної області та тематики.

До бази даних користувацького досвіду потрапляють фрагменти дискусій, які відповідають заданим шаблонам. Фрагменти дискусій складаються з ініціативного допису (запиту на отримання споживацького досвіду) та один або більше реактивних дописів (дописів-відповідей на користувацький запит), в яких власне і міститься споживацький досвід.

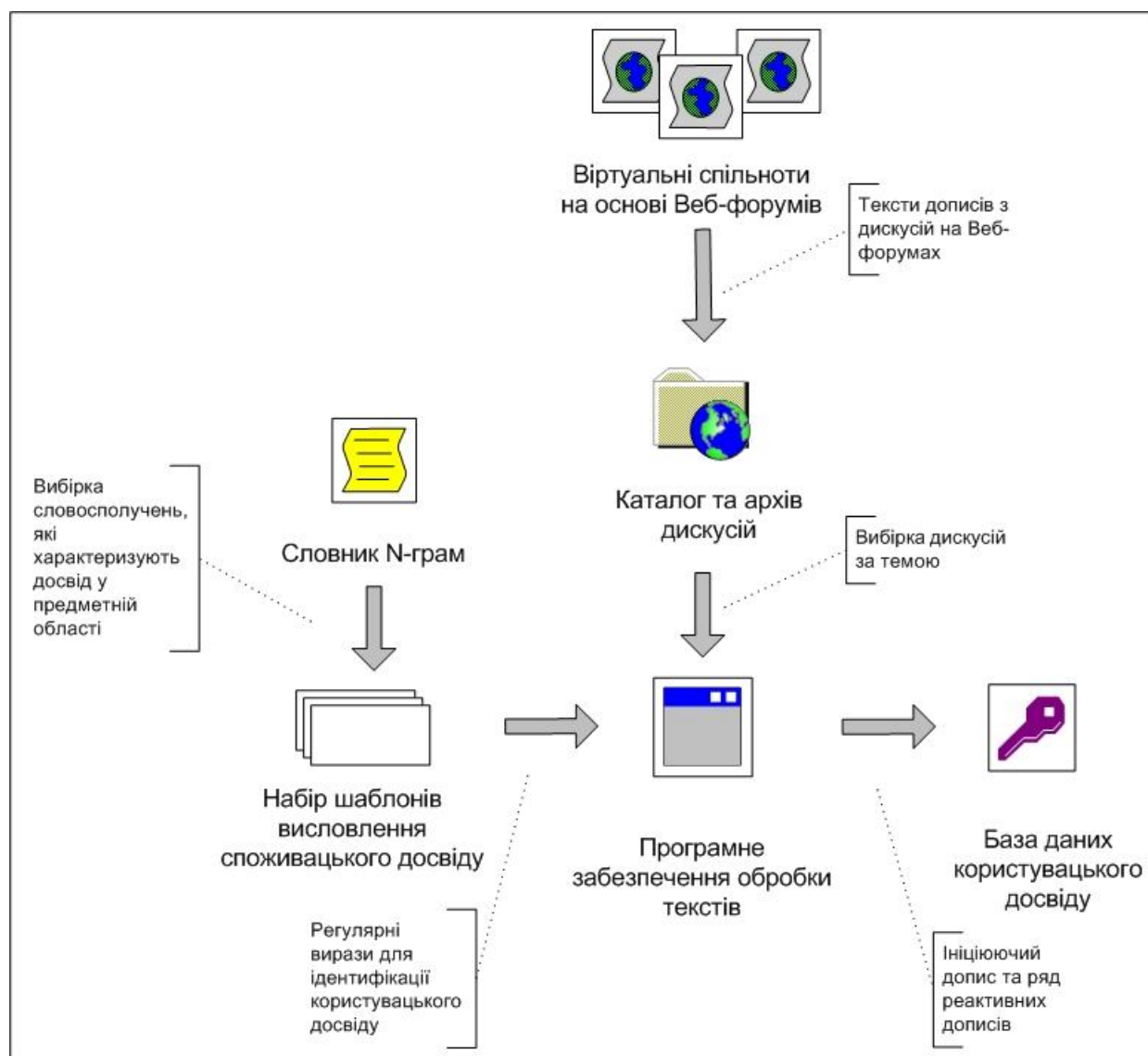


Рис. 1 – Схема видобування користувацького досвіду з Веб-форумів

Цікавим і перспективним з точки зору інтелектуалізації програмних засобів опрацювання гіпертексту є підхід, у якому в якості зразків (англ. patterns) використовуються традиційні текстові шаблони – розмічені спеціальною мовою зразки тексту, які опрацьовуються процесором шаблонів – відбувається заміна команд шаблону на відповідну текстову інформацію. Прикладом такої технології є популярний модуль мови Perl Template Toolkit.

Проте, можливим є використання таких шаблонів для автоматизованого розбору тексту та відокремлення змістовних фрагментів від структурної розмітки в гіпертексті. Прикладом такої технології є експериментальний модуль Template-Extract, що підтримує виявлення структури тексту на основі шаблонів Template Toolkit. Щоправда, такий підхід вимагає вкрай акуратного та зваженого формування зразків, з огляду на погано передбачувані затрати обчислювальних ресурсів при застосуванні таких зразків.

Проте в перспективі, такий підхід може стати основою для програмних компонент базового опрацювання гіпертекстових масивів у задачах виявлення споживацького досвіду.

РЕАЛІЗАЦІЯ АЛГОРИТМУ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ НА МІКРОКОНТРОЛЕРІ З ЯДРОМ ARM7**І.І. Пищак**

Національний університет «Львівська політехніка»

Вейвлет-перетворення є ефективним математичним інструментом в багатьох дослідженнях. Основна причина його використання – можливість отримання в результатах аналізу деякого сигналу не лише переліку його характерних частот, але і відомостей про локальні координати, при яких ці частоти проявляють себе. Такі особливості дозволяють використовувати вейвлет-перетворення для обробки звуку, зображень та відео.

Використання алгоритмів вейвлет-перетворення в системах цифрової обробки сигналів вимагає великої кількості арифметичних операцій таких, як додавання, множення та множення з накопиченням.

Для дослідження вибрано ітераційний алгоритм Малла (1).

$$\begin{aligned} C_{m+1,k} &= \sum_n h_n C_{m,2k+n}, \\ D_{m+1,k} &= \sum_n g_n C_{m,2k+n} \end{aligned} \quad (1)$$

В алгоритмі для розкладу сигналу використовується каскад дзеркально спряжених фільтрів h та g (рис.1). Вхідний сигнал пропускається через кожен з них та розкладається на частотні компоненти. Робота кожного з фільтрів побудована на базі операції згортки. Тому серед основних операцій, що застосовуються, є множення з накопиченням. Тому при виборі мікропроцесора слід звертати увагу на функціональність ядра та можливість швидкого виконання операцій множення.

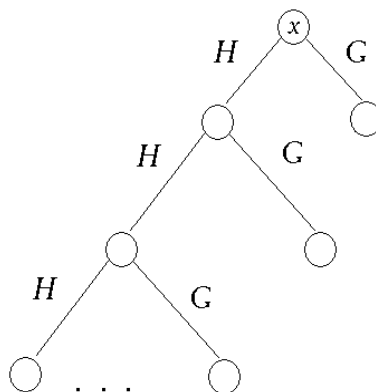


Рис. 1 – Схема розкладу вхідного сигналу

Для реалізації алгоритму вибрано продуктивне 32-розрядне ядро ARM7, що має спеціалізовані команди, які дозволяють виконувати операції множення (MUL) та множення з накопиченням (MLAL). Такі команди дозволяють значно прискорити роботу програми.

Система складається з мікроконтролера ADuC7128, що містить 32-розрядне ядро ARM7 і призначена для обробки одновимірних сигналів низького діапазону частот рис. 2. Введення даних відбувається через вбудоване АЦП. Заповнення буфера проходить в неперервному режимі. В проміжках між надходженням відліків відбувається вейвлет-перетворення 32 точок взятих з буфера. Важливим є те, щоб в такій схемі час вейвлет-перетворення не перевищував інтервал між надходженнями відліків і, таким чином, не було втрати інформації. Результати обробки передаються на USB порт та відображаються на моніторі ПК.

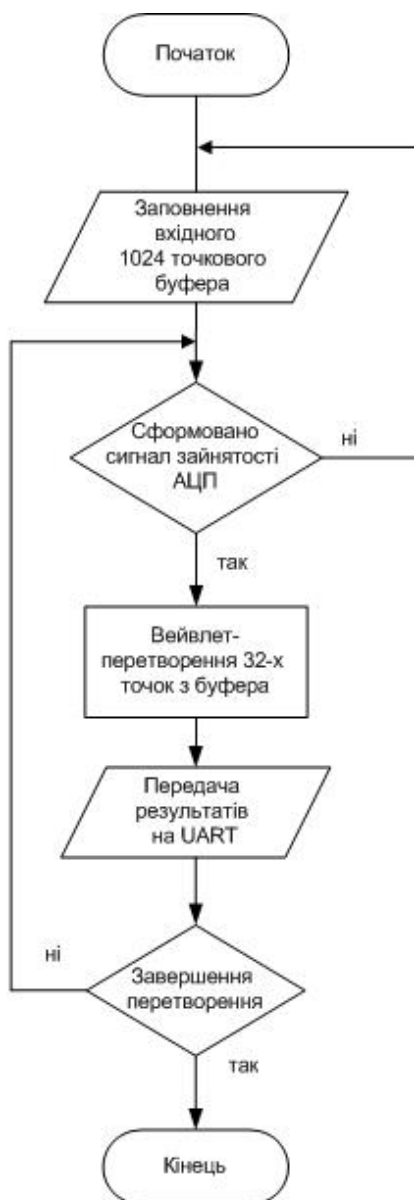


Рис.2 – Граф-схема роботи алгоритму

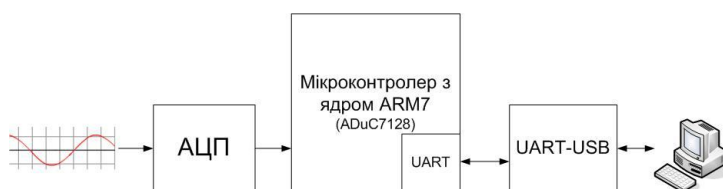


Рис. 3 – Структура системи

Важливо, щоб в такій схемі час вейвлет-перетворення не перевищував інтервал між надходженнями відліків i , таким чином, не було втрати інформації. Результати обробки передаються на USB порт та відображаються на моніторі ПК.

Робота алгоритму зображена на рис. 2.

Результат моделювання алгоритмів показаний в таблиці 1.

Таблиця 1

Результати моделювання

Кількість точок вейвлет-перетворення	Час виконання модифікованого алгоритму, мс	Час виконання алгоритму без модифікації, мс
256	5.3	7.23
512	9.87	14.56
1024	20.4	27.45

Література

1. S. G. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, 1998.
2. I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets. SIAM, 1992.
3. К. Баттлер Вейвлет-анализ. Основы теории. М. 2004, - 280с.
4. Ч.Чуи Введение в вэйвлеты: Пер. с англ.-М.: Мир, 2001. – 412 с.
5. <http://www.wavelet.org/>

ФОРМУВАННЯ МЕХАНІЗМУ ВИВОДУ ЗНАНЬ У МЕДИЧНИХ ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМАХ

А.В. Плотніков, О.О. Супруненко

Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького

Інформатизація медичної галузі нерозривно зв'язана зі створенням систем формального опису та обробки медичних знань. Медична інформація має певні особливості, так опис хвороб проводиться у словесному вигляді, який складно обробляти. Для ефективного аналізу подібної інформації створюються медичні експертні системи, в яких можливо накопичення та обробка слабко структурованої інформації.

В представлений роботі структура медичної експертної системи [1] складається з двох підсистем: підсистеми накопичення знань, з якою працює лікар-експерт, та підсистеми використання знань, якою користується лікар-стажист. Базова медична інформація зберігається та обробляється в базі знань [2], при створенні якої основна увага приділялася механізмам виводу знань.

Основна задача, яку належить розв'язати при використанні експертної системи, є визначення хвороби чи перелік хвороб, що відповідають певному набору симптомів та ступеню їх вираженості. Для реалізації цієї задачі був розроблений інтерфейс лікаря-експерта, який дозволяє формалізувати та впорядкувати інформацію по зв'язкам між симптомами, ступенями вираженості й захворюваннями. Отримані дані зберігаються у базі даних, з якої відбувається вибірка по запиту відповідної інформації.

Відомо що існує близько 100 тисяч найменувань хвороб і близько 10 тисяч різноманітних симптомів. Тобто, база даних експертної системи згодом буде вміщувати великий обсяг інформації. Одним з найважливіших завдань у даному проєкті є реалізація ефективного механізму виводу знань. Тому варіант побудови загального дерева рішень є неприйнятним. Для реалізації поставленого завдання була обрана локальна графова модель, яка пов'язує перелік поточних симптомів та їх наборів із захворюваннями, при яких вони спостерігаються. Граф створюється динамічно і служить для формування аналітичних залежностей по факту та ступеню зв'язків. В якості графів використовується модифікація мереж Петрі, яка дозволяє описати в моделі безконфліктні варіанти зв'язків [3] при визначеній кількості та числових значеннях вхідних параметрів (симптомів), а також відобразити відсутність певних симптомів при визначенні захворювань. Аналіз варіантів захворювань проводиться починаючи з поточного набору симптомів і продовжується при зменшенні групи. Механізм дроблення груп симптомів може задаватися системою по пріоритетних шаблонах чи через інтерфейс лікаря-стажиста шляхом формування груп у відповідних ввідних групах комірок інтерфейсу. Даний підхід забезпечує формування моделі виводу знань, яка дозволяє відобразити опис певного захворювання по кількісним та якісним характеристикам, реалізувати спрямований перебір взаємопов'язаних варіантів діагнозу, оцінити кількісні показники кількох обраних системою діагнозів, що відображає можливість виявлення в організмі кількох захворювань, зв'язаних симптоматикою.

Представлені рішення по реалізації механізмів виводу у базах знань дозволяють підвищити ефективність експертних систем медичного призначення, виявляти перелік взаємопов'язаних факторів та загроз, яким потрібно приділити увагу паралельно з лікуванням основного захворювання.

Література

1. Плотніков А.В., Супруненко О.О., Філюнова О.Г. Модель накопичення досвіду лікаря в експертних системах. // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2011. – № 1/2 (49). – С. 62-64.
2. Григорьев Ю.А., Ревунков Г.И. Банки данных. Учебник для вузов. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с.
3. Кузьмук В.В., Супруненко О.А. Модифицированные сети Петри для формирования параллельных процессов в системах управления. // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2010. – № 6/8 (48). – С. 50-53.

АНАЛИЗ ПРОГНОЗА ФИНАНСОВЫХ РЯДОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ДОВЕРИТЕЛЬНЫХ ИНТЕРВАЛОВ

Г.А. Поднебесная¹, А.А. Поднебесная²

¹МНУЦ ИТС АН и МОН Украины,

²Киевский Национальный университет им. Т.Г.Шевченко

При построении прогнозов с применением какой-либо прогнозирующей системы естественно возникает вопрос: насколько хорошо эта система работает. Под прогнозирующей системой понимается реализация определенного алгоритма для получения прогноза исследуемого процесса. Необходимо ввести некоторые количественные характеристики полученного прогноза. Существует ряд показателей, которые могут использоваться для оценки эффективности прогнозирующей системы. В зависимости от поставленных задач они могут быть самыми разными. Одним из видов подобной характеристики является изучение доверительных интервалов, т.е. меры того, насколько далеко отклоняется спрогнозированное значение от значения реального.

Отметим, что нельзя говорить в общем случае о точности работы прогнозирующей системы. Это имеет смысл только, если рассматривать прогнозирующую систему и конкретный вид данных, для которых строится прогноз, используя эту систему. Только в этом случае можно говорить о каких-либо качественных и количественных характеристиках прогноза.

В работе рассматривались прогнозы временных рядов с помощью прогнозирующих систем, основанных на использовании метода группового учета аргументов (МГУА) [1, 2] с различными параметрами: полиномиальным и гармоническим базисом, различными разбиениями выборки [3]. Приведен пример анализа полученных прогнозов с помощью построения доверительных интервалов.

В качестве данных взят реальный финансовый ряд котировок валют рынка Форекс за период с 1 января по 30 июня 2010 года [4].

В результате построения доверительных интервалов для указанных прогнозирующих систем был проведен анализ полученных прогнозов и сделаны следующие выводы.

1. Проведя расчеты для различных наборов параметров и используя критерий Колмогорова для всех рассмотренных точек, получили, что эмпирическая функция распределения не совпадает с нормальной. Следовательно, нельзя строить доверительный интервал, основываясь только лишь на правиле «трех сигм», т.к. оно не выполняется.
2. Анализ результатов расчетов для различных разбиений выборки позволяет предположить, что точность прогноза не зависит от соотношения длин обучающей и проверочной выборок. Однако, длина выборки должна быть не меньше количества точек прогноза.
3. Для прогнозирования временных рядов выбор гармонических базисных функций в алгоритмах МГУА дает лучшие результаты, чем использование полиномиального базиса.

Литература

1. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. – К.: Наукова думка, 1984. – С.295
2. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. - М: Радио и связь, 1987. - С.120.
3. Поднебесная Г.А., Поднебесная А.А. Индуктивне моделювання складних систем. Збірник наукових праць. – Київ: МННЦ ІТС, 2010.- Вип. 2. – С. 140 – 150.
4. http://www.forexite.com/free_forex_quotes/forex_history_arhiv.html

СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА НА ОСНОВЕ ТЕХНИЧЕСКОЙ НЕРВНОЙ СИСТЕМЫ СО ЗРЕНИЕМ

В.Э. Прукс¹, А.Э. Прукс²

¹Балтийский федеральный государственный университет имени Иммануила Канта,

²ФГУП «Ростехинвентаризация — федеральное БТИ»

Во время работы по созданию автономного мобильного робота было предложено в качестве системы управления использовать обучаемую систему управления со зрением[1]. Построена виртуальная модель робота, реализованы алгоритмы функционирования и обучения системы управления, а также интерфейсы для ручного управления роботом и обучения его системы управления (рис. 1).

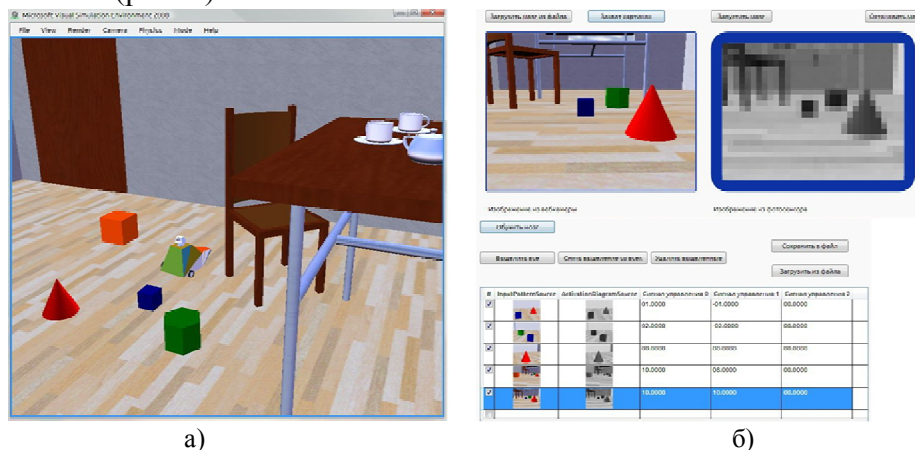


Рис. 1 – а) Виртуальная среда симуляции и модель робота; б) интерфейс управления роботом и средство обучения технического мозга

Робот представляет собой трехколесную платформу с одной вебкамерой. На рис. 2 приведена принципиальная схема системы управления робота. Вебкамера преобразует зрительный сигнал в последовательность статических изображений, которые техническим глазом преобразуются в вектор возбуждений фоторецепторов; этот вектор техническим мозгом преобразуется в сигналы управления.

Технический мозг возможно обучать. Это достигается путем сопоставления векторов возбуждений фоторецепторов требуемым сигналам управления. Математически процесс обучения представляет собой решение системы линейных алгебраических уравнений большой размерности.

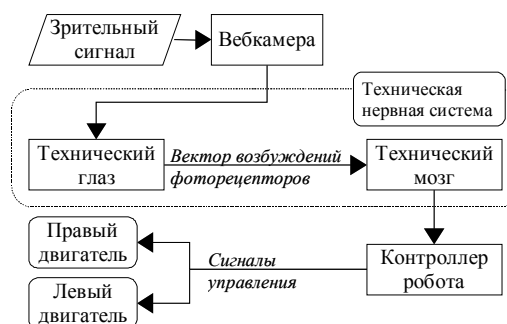


Рис. 2 – Принципиальная схема системы управления робота

Литература

1. Буков А. А. Технические нервные системы. Обучаемые системы управления со зрением для промышленных роботов. Липецк: Липецкий государственный технический университет, 2001.
2. Kaczmarz, S. Approximate solution of systems of linear equations / Kaczmarz S. // Internat. J. Control. – 1993. – V. 57, N 6. – P. 1269–1271.
3. Астапкович А.М. Виртуальный мобильный робот SOFA-2009 для исследований в области вычислительной робототехники. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Студенческое конструкторское бюро, 2009.
4. В.Э.Прукс, О.В.Толстель. Модель Гибридной нейронной сети для распознавания графических образов. Научно-теоретический журнал «Искусственный интеллект», №3, 2007. стр. 578-583.

ЗАСТОСУВАННЯ ПОШУКОВИХ АЛГОРИТМІВ НЕЧІТКОГО ПОШУКУ

А.С. Прядкін

Науково-дослідний, проектно-конструкторський
та технологічний інститут мікрографії, м. Харків

Протягом створення та розвитку страхового фонду документації України були розроблені та продовжують розроблятися програмні продукти та комплекси, призначені для виконання суб'єктами страхового фонду (далі - СФД) своїх функцій. Серед них можна відокремити такі програмні продукти, як:

- Державний реєстр СФД;
- Державний реєстр ПНО;
- інформаційна підсистема моніторингу стану ПНО.

Усі вищезазначені комплекси прикладного програмного забезпечення мають справу з достатньо великим обсягом даних, які є результатом занесення користувачами. При такому засобі наповнення досить велика ймовірність викривлення введених даних та збереження отриманих помилок у базі даних програмного комплексу. Ця особливість є істотною завадою отримання адекватних запиту результатів операції пошуку необхідної інформації при роботі з нею. Помилки в даних умовно можна поділити на кілька різновидів:

- друкарські помилки;
- орфографічні помилки;
- невірний переклад слів іншомовного походження;

При цьому помилки можуть знаходитися як у даних, серед яких проводиться пошук, так і у самому пошуковому запиті. Таким чином, істотно знижується толерантність програмного забезпечення до викривлених даних та помилкових пошукових запитів.

Реалізовані на цей час у програмних продуктах СФД алгоритми та методи пошуку не мають необхідної функціональності для вирішення цієї проблеми.

У зв'язку з цим було проаналізовано та оброблено інформацію стосовно існуючих алгоритмів нечіткого пошуку та їх математичних моделей.

- відстань Хеммінга;
- відстань Левенштейна;
- алгоритм Шинглів (призначений для порівняння великих текстів);
- SoundEx (погано працює для неанглономовних рядків).

Відстань Хеммінга та відстань Левенштейна.

Відстань Хеммінга між двома рядками однакової довжини визначається як число позицій, в яких символи не співпадають. Це еквівалентно мінімальній ціні перетворення першого рядка в другий у разі, коли дозволена тільки операція заміни з одиничною вагою. Якщо допускається порівняння рядків різної довжини, то, як правило, потрібні також вставка і видалення. Якщо додати їм ту ж вагу, що й заміні, мінімальна загальна вартість перетворення буде дорівнювати одній з метрик, запропонованих Левенштейном. Інша метрика дорівнює мінімальній ціні перетворення у разі, коли дозволені тільки вставка і видалення. Це еквівалентно призначенням ваги «1» видаленню та вставленню, і «2» заміні, оскільки останню можна замінити парою вставка-видалення. Першу з цих метрик ми нижче називаємо відстанню Левенштейна, а другу – відстанню редагування.

Завдання, таким чином, полягає в тому, щоб при заданій функції відстані знайти всі підрядки тексту, віддалені від зразка не більше, ніж на k . Якщо d є відстанню Хеммінга, завдання називається зіставленням рядків з k неспівпаданнями, якщо ж d - відстань Левенштейна, завдання називається зіставленням рядків з k відмінностями (або, іноді, помилками).

Метод Шинглів.

Для кожного десятислів'я тексту розраховується контрольна сума (шингл). десятислів'я йдуть з перекриттям так, щоб жодне не пропало. Після цього зі всієї сукупності контрольних сум (кількість їх, дорівнює кількості слів у документі мінус 9) відбираються тільки ті, які ді-

ляться на, скажімо, 25. Оскільки значення контрольних сум розподілені рівномірно, критерій вибірки ніяк не прив'язаний до особливостей тексту. Таким чином, повторення навіть одного десятислів'я – вагома ознака дублювання, якщо ж їх багато, скажімо, більше половини, то з упевненістю можна стверджувати, що документи є ідентичними за змістом. (один збіг у вибірці відповідає приблизно 25 збігам десятислів'я у повному тексті)

SoundEx.

Soundex - алгоритм порівняння двох рядків за їх звучанням. Він встановлює однаковий індекс для рядків, які мають схоже звучання.

Цей алгоритм має сильну залежність від мови, слова якої порівнюються.

Послідовність дій:

- 1) Перша літера зберігається.
- 2) Голосні (aehiouwy) викидаємо.
- 3) Кожну приголосну замінюємо на цифру від 1 до 6, причому схожим за звучанням буквах відповідають однакові цифри. (b, f, p, v - на 1; c, g, j, k, q, s, x, z - на 2; d, t - на 3; l - на 4; m, n - на 5; r - на 6)
- 4) Позбавляємося від повторів: будь-яка послідовність однакових цифр замінюється на одну таку цифру.
- 5) Обрізаємо до перших чотирьох символів.

Приклади:

- ammonium -> ammmn -> a5555 -> a5
- implementation -> implmntn -> i51455335 -> i514535 -> i514

Серед вищеозначених алгоритмів було проведено дослідження можливості їх застосування для задач пошуку у програмних комплексах СФД. Було визначено такі особливості функціонування деяких з них, що заважають застосуванню у поставлених задачах:

- алгоритм Шинглів для коректного функціонування потребує статистично достатню кількість даних (слів) для аналізу, тому може бути застосований для порівняння текстів на схожість, ідентичність, але не для пошуку слів у рядку;
- SoundEx має задовільну теоретичну модель та реалізацію для англійської мови, але його застосування для української або російської мови пов'язане із деякими завадами, притаманними лише цим та спорідненим з ними мовами.

Таким чином, серед зазначених алгоритмів, що мають досяжний для поставлених задач рівень вимог, було окремо виділено відстань Хеммінга.

Позитивні особливості застосування відстані Хеммінга:

- нескладна математична основа алгоритму, придатна для реалізації у більшості програмних систем;
- достатній рівень знаходження релевантної інформації при присутності деякої кількості не релевантної («пошукового сміття»), кількість якої, однак, не заважає сприйняттю та аналізу отриманого результату;
- залежність часу виконання пошуку від об'єму пошукових даних є лінійним, таким чином, час пошуку не буде зростати надмірно при збільшенні кількості пошукової інформації.

Результатом дослідження пошукових алгоритмів стала реалізація методу відстані Хеммінга у вигляді User Defined Function (UDF) СКБД Firebird 2.1 мовою програмування Delphi. Застосовано реалізацію у програмному забезпеченні «Оперативний черговий», введеному в експлуатацію у Державному департаменті СФД у 2010 році.

Час виконання пошукового запиту до індексованого символічного поля таблиці бази даних об'ємом 42000 записів без читання даних з жорсткого диску комп'ютера з процесором Intel Celeron 1,7 GHz (з кешу СКБД) складає у середньому 350 мілісекунд.

ПОБУДОВА ТА ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СИГНАЛІВ ДЕФЕКТОСКОПІЙ РЕЙОК

Ю.М. Романишин, В.О. Нічога, С.Р. Пукіш, Р.М. Якимів

Національний університет «Львівська політехніка»

Вступ. Найважливіше питання при магнітному методі швидкісного контролю рейок – це виділення інформації про дефекти з дефектоскопічного сигналу, знятого під час руху вагона-дефектоскопа. В даній роботі розглянуто підхід до виявлення дефектів в рейці на основі обробки сигналів заїздів вагона-дефектоскопа, використовуючи штучну нейронну мережу.

На рис.1 показаний знакозмінний сигнал відносно великої амплітуди від стикового зазору, який має навколо себе два імпульси різної полярності, які означають, відповідно, початок і кінець стикової накладки [1].

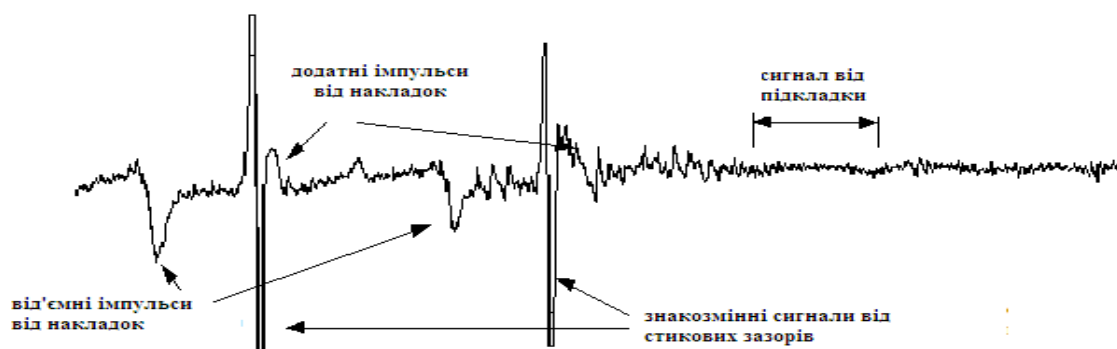


Рис. 1 – Фрагмент дефектограми

Початок і кінець накладки представлені на дефектограмі різнополярними відносно середнього рівня від'ємними і додатними імпульсами зі значно більшою, ніж від підкладок, амплітудою і меншою тривалістю. На фоні сигналів від підкладок виникають сигнали від різного роду пошкоджень і дефектів головки рейок. Характерною для цих сигналів є порівняно невелика їх тривалість (у 10-15 разів менша, ніж тривалість сигналів від підкладок). Амплітуда цих сигналів залежить від ступеня розвитку дефекту. Але навіть порівняно невеликі дефекти і поверхневі пошкодження металу дають сигнали, які можна порівняти за амплітудою з сигналами підкладок. Це пояснюється тим, що поля дефектів мають у кілька разів меншу протяжність по довжині рейки в порівнянні з полями підкладок і, отже, велику похідну за часом, тобто, імпульс більшої величини е.р.с. в котушці.

Можливості застосування штучних нейронних мереж для розпізнавання сигналів дефектоскопії. На рис. 2 наведено фрагмент дефектограми від правої (верхнє зображення) і лівої (нижнє зображення) нитки колії так, як він, зазвичай, буває представлений оператору вагона-дефектоскопа на екрані монітора для візуального аналізу. Рівень фону або середній рівень сигналу являє собою послідовність образів підкладки, а всі інші образи дефектограми представляють собою від'ємні або додатні викиди сигналу щодо середнього рівня.



Рис. 2 – Фрагмент дефектограми для двох ниток колії

Оператор може розшифровувати дефектограми магнітного вагона-дефектоскопа тільки тому, що при певних умовах контролю сигнали від дефектів можуть набувати характерні ознаки форми, що дають змогу візуально відрізнити їх від сигналів, викликаних безпечними

поверхневими ушкодженнями. Істотну роль в точності та достовірності оцінки об'єктів дефектограми відіграє величина відхилення сигналу від середнього рівня (відносна амплітуда сигналу). Так, чим більша відносна амплітуда сигналів, тим яскравіше в них виявляються ознаки, характерні для даного типу образу об'єкта на дефектограмі. Зі зменшенням величини сигналів ці відмінності починають згладжуватися і при відносній амплітуді, близькій до одиниці (сигнали порівнянні з фоном), однозначне розділення сигналів від дефектів і безпечних поверхневих ушкоджень за ознакою форми стає практично неможливим.

Для розділення сигналів від дефектів і безпечних поверхневих ушкоджень пропонується застосування штучної нейронної мережі. Після навчання штучна нейронна мережа здатна відділяти дефектні сигнали від безпечних поверхневих ушкоджень, сигналів від підкладок, стиків та стрілок навіть при відносно малій величині амплітуди цих сигналів, що є суттєвим для автоматизації процесу виявлення дефектів.

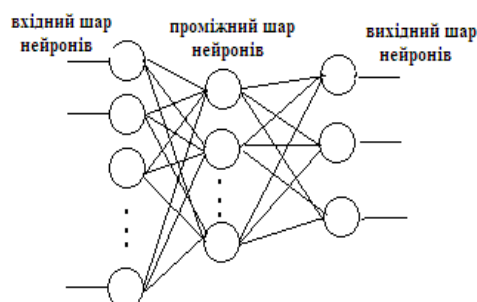


Рис. 3 – Штучна нейронна мережа нейронної прямого поширення

На рис. 3. зображена штучна нейронна мережа прямого поширення, яка була побудована та використовувалася в даній роботі. Кількість нейронів вхідного шару мережі – 50, у проміжному шарі 5 нейронів та 3 нейрони вихідного шару. Побудова, навчання та функціонування штучної нейронної мережі здійснювалися засобами пакету прикладних програм Neural Networks Toolbox системи MATLAB.

Навчання нейронної мережі здійснювалося процедурою **train**. Результат навчання мережі (кількість ітерацій та досягнута похибка навчання) зображено на рис. 4. Після процедури навчання проводилася перевірка результатів на трьох векторах вхідних даних. У зв'язку з тим, що для навчання нейронної мережі, зазвичай, потрібно достатньо великі навчальні вибірки, однак набрати статистику дефектів складно, було використано формування для всіх трьох фрагментів сигналів тестових вибірок з використанням генератора псевдовипадкових чисел з рівномірним розподілом на інтервалі (-8; 8). Обсяг кожної вибірки становив 50.

Висновки. У роботі розроблено процедури попереднього автоматизованого комп'ютерного аналізу експериментальних дефектоскопічних сигналів, отриманих магнітодинамічним методом, для подальшої ідентифікації фрагментів сигналів, що потенційно можуть відповідати дефектам. Для дослідження були використані експериментальні сигнали, отримані магнітодинамічним методом з допомогою вагона-дефектоскопа, на основі яких здійснюється діагностика стану залізничних рейок. Ці сигнали отримують з допомогою моніторингової апаратури вагона-дефектоскопа – апаратно-програмного комплексу “Дефектоскоп”, розробленого НКФ “Логіка”. [2].

Література

1. М.Н. Максимов “Алгоритмы обнаружения нерегулярных фрагментов сигналов от датчиков магнитного вагона-дефектоскопа”. Дис. на соиск. уч. степ. к.т.н., Таганрог. – 1999. – 143 с.
2. Инструкция по использованию аппаратно-програмного комплекса (АПК) “Дефектоскоп”, фирма “Логика”, Киев, 1995-1997. – 27 с.

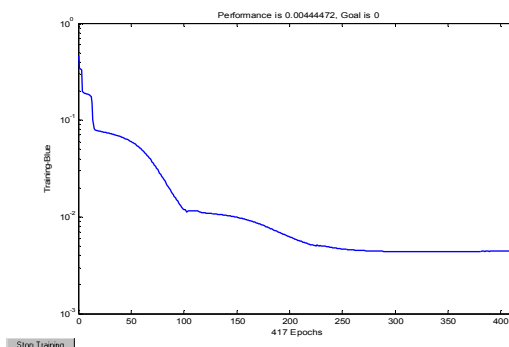


Рис. 4 – Результати навчання нейронної мережі

ПРОГНОЗУВАННЯ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МГУА

Є.А. Савченко¹, О.В. Директоренко²

¹Міжнародний центр інформаційних технологій та систем
НАН та МОН України,

²Черкаський державний технологічний університет

В наш час, коли економічна ситуація в Україні є нестабільною, задача прогнозування змін макроекономічних показників є актуальною. Деякі з чинників, що впливають на соціально-економічну ситуацію України не вимірюються і не можуть бути враховані при розрахунку прогнозу. Тому досить часто моделі прогнозування змін соціально-економічної ситуації в Україні є неточними.

Тому виникає потреба у пошуку метода, який би максимально враховував знання, закладені у вибірку даних. Для аналізу даних проводиться попередня обробка вибірки, щоб виявити фактори, які істотно впливають на вихідну змінну.

Змінною, що прогнозується у роботі розглядається індекс розвитку людського потенціалу (ІРЛП). Індекс розвитку людського потенціалу (ІРЛП) - інтегральний показник, що розраховується щорічно для міждержавного порівняння і вимірювання рівня життя, грамотності, освіченості і довголіття як основних характеристик людського потенціалу досліджуваної території. Він є стандартним інструментом при загальному порівнянні рівня життя різних країн і регіонів. Індекс публікується в рамках Програми розвитку ООН в звітах про розвиток людського потенціалу і був розроблений в 1990 р. групою економістів. Індекс публікується ООН в щорічному звіті про розвиток людського потенціалу [1].

При підрахунку ІРЛП враховуються: очікувана тривалість життя; рівень грамотності населення країни (середня кількість років, витрачених на навчання) і очікувана тривалість навчання; рівень життя, оцінений через ВВП на душу населення за паритетом купівельної спроможності в доларах США.

ООН щорічно публікує звіти, в яких містяться соціально-економічні показники, що описують стан кожної з країн світу.

У роботі поставлено задачу користуючись вибіркою даних, що описує соціально-економічний розвиток України, побудувати моделі залежності ІРЛП від макроекономічних показників до 2015 року. Порівнюються прогнози, розраховані за комбінаторним алгоритмом МГУА [2] та регресійним аналізом [3].

Особливістю алгоритмів МГУА є поділ вибірки на дві частини. Приблизно дві треті точок відносяться до навчальної підвибірки, а одна третина точок, що залишилися (кожна третя точка) формує перевіірочну підвибірку. Навчальна вибірка використовується для одержання оцінок коефіцієнтів полінома, а перевіірочна підвибірка використовується для вибору структури оптимальної моделі, для якої зовнішній критерій регулярності $AR(s)$ приймає найменші значення [4]. Моделі оцінюються на відповідність за критерієм і так далі, поки значення критерію зменшується.

Отримані прогнози індексу розвитку людського потенціалу за комбінаторним алгоритмом та регресійним аналізом нададуть можливість проаналізувати тенденції розвитку економіки України та покращити окремі соціально-економічні показники.

Література

1. Human Development Reports [<http://hdr.undp.org/en/reports>].
2. Івахненко О.Г. Індуктивні методи прогнозування та аналізу економічних систем // Економіст. — 1998. — № 5.
3. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. М.: Издательский дом «Вильямс». 2007.
4. Івахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. — Киев: Наук. думка, 1985. — 215 с.

МЕТОДИКА ПРОГНОЗУВАННЯ РІВНЯ ГЛЮКОЗИ В КРОВІ НА ОСНОВІ ВИДІЛЕННЯ ТРЕНДУ ПРОЦЕСУ

Є.А.Савченко¹, Л.П. Сьоміна¹, А.О.Прачов²

¹Міжнародний центр інформаційних технологій та систем НАН та МОН України,

²Національний технічний університет України «КПІ»

Запропоновано методику прогнозування рівня глюкози в крові хворого (РГК) на діабет при надомному моніторингу діабету на основі виділення регулярного тренда і випадкового залишку процесу. За вибіркою експериментальних даних розраховується часовий тренд і прогнозується відхилення від тренду за комбінаторним алгоритмом методу групового урахування аргументів (МГУА). Застосування такої методики дозволяє збільшити точність прогнозу, що показано на прикладі.

У результаті надомного моніторингу діабету отримано вибірку, яка містить 8 змінних:

$x_6, x_{12}, x_{17}, x_{22}$ – РГК, виміряні о 6, 12, 17 та 22 годині відповідно, ммоль/л;

$z_6, z_{12}, z_{17}, z_{22}$ – дози ін'єкцій інсуліну, що вводяться хворому в той же час, МО.

Крім заданих початкових змінних введено дві додаткові змінні w_1, w_2 :

$$w_1 = x_i \cdot z_i; \quad w_2 = \frac{x_i}{z_i}. \quad (1)$$

Потрібно побудувати залежність:

$$x_{iT+1} = f(x_{iT}, z_{iT}, w_{1T}, w_{2T}), \text{ де } i = 6, 12, 17, 22. \quad (2)$$

Індекс « T » означає поточну добу, « $T+1$ » - значення РГК завтра.

Для прогнозування РГК потрібно спочатку виділити регулярну складову процесу лікування діабету. Для цього знаходиться рівняння степеневого тренду за допомогою підбору за мінімумом помилки на екзанаційній підвибірці, тобто, даних, що не використовувались для побудови моделі. Оцінки коефіцієнтів знаходимо за методом найменших квадратів. Отримано таке рівняння:

$$x_{itr} = 8,69 - 0,23T + 1,45t + 0,017Tt - 0,0006T^2 - 0,0047t^2. \quad (3)$$

Прогноз тільки за цим рівнянням є неточним, тому розрахуємо відхилення дійсних значень від тренду Δx_i . За комбінаторним алгоритмом МГУА будуюмо залежність Δx_i від вхідних змінних:

$$\Delta x_i = 0,114 + 0,430w_2 - 0,452x_{itr}. \quad (4)$$

Отриманий прогноз РГК за допомогою розрахунку відхилення від тренду дозволяє зменшити середню помилку прогнозу з 21 до 17%. Крім того, в прикладі тенденція зміни РГК показана правильно. Розрахований таким чином прогноз може надати допомогу лікарю при ухваленні рішення щодо оцінки стану хворого та вибору його подальшого лікування. Таким чином, виділення тренду і прогноз відхилення від нього може зменшити помилку моделювання або прогнозування.

Література

1. Ивахненко А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей. – Киев : Техника, 1985. – 221 с.
2. Savchenko I., Ivakhnenko G., Somina L. Forecasting Model Accuracy Enhancement Using Trend Extraction // Proceedings of 3rd International Conference on Inductive Modelling ICIM'2010, May 16-22, 2010, Yevpatoria. – ХНТУ. – P.152-157.
3. Ивахненко А.Г., Савченко Е.А. Индуктивное моделирование в задаче мониторинга лечения диабета // Праці міжнародного семінару з індуктивного моделювання (МСІМ-2005). – К. : МННЦ ІТС, 2005. – С. 136–139.

РОЗРОБКА МОДИФІКОВАНОГО АЛГОРИТМУ K-MEANS ДЛЯ АНАЛІЗУ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ НА ЗАЛІЗНИЧНОМУ ТРАНСПОРТІ

Т.О. Савчук, С.І. Петришин

Вінницький національний технічний університет

Сталого розвитку будь-якого виду транспорту, зокрема і залізничного, що буде використовуватись для перевезення шкідливих та небезпечних вантажів, можливо досягти при поєднанні технічного вдосконалення його рухомого складу з розвитком систем реагування та попередження надзвичайних ситуацій. Актуальним є створення автоматизованих систем аналізу прогнозування та попередження надзвичайних ситуацій, що можуть виникнути при перевезенні небезпечних та шкідливих речовин [1].

Метою даного дослідження є підвищення достовірності розбиття множини надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті на кластери за рахунок адаптації алгоритму k-means під предметну область.

Основні поняття в рамках даного алгоритму [2, 3]:

- навчальна вибірка $M = \{m_j\}_{j=1}^d$, де d – потужність навчальної вибірки;
- метрика відстані. Надзвичайні ситуації на залізничному транспорті є складними багатовимірними об'єктами із складними внутрішніми зв'язками. Всі параметри надзвичайної ситуації є різними за своїм фізичним змістом та за важливістю. При необхідності врахування «важливості» кожної характеристики λ_l надзвичайної ситуації на залізничному транспорті (наприклад, температура в цистерні при перевезенні легкозаймистих речовин та відносна вологість повітря), яка буде пропорційною ваговому коефіцієнту з точки зору віднесення певної надзвичайної ситуації на залізничному транспорті до конкретного кластера, доцільно використовувати евклідову відстань з урахуванням вагових коефіцієнтів (1):

$$a_{3E}(Y_i, Y_j) = \sqrt{\lambda_1 \cdot (y_{i1} - y_{j1})^2 + \lambda_2 \cdot (y_{i2} - y_{j2})^2 + \dots + \lambda_m \cdot (y_{im} - y_{jm})^2}, \quad (1)$$

де $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ ($0 \leq \lambda_l \leq 1 (l = \overline{1, m})$) – вектор значень вагових коефіцієнтів, які відповідають характеристикам $y_1, y_2, \dots, y_m$ надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті;

$y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}$ – вектор значень характеристик, який описує i -ту надзвичайну ситуацію на залізничному транспорті;

$y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jm}$ – вектор значень характеристик, який описує j -ту надзвичайну ситуацію на залізничному транспорті.

Для визначення вектора значень вагових коефіцієнтів $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ можливо використовувати навчальні вибірки надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті або досвід експертів. Спроби визначити вагові коефіцієнти $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ лише за інформацією, яка міститься у вхідних даних, не дають бажаного результату і можуть збільшити похибку отриманого результату.

У зв'язку зі складністю/неможливістю визначення середнього значення параметрів надзвичайної ситуації y , середньоквадратичне відхилення, найбільше значення параметра у надзвичайної ситуації на залізничному транспорті, найменше значення параметра y не доцільно використовувати стандартні методи нормування параметрів при аналізі надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті. А оскільки відомі оптимальні умови для перевезення небезпечних/шкідливих речовин – краще застосовувати наступний спосіб нормування (2.15):

$$q = \frac{y}{y'}, \quad (2)$$

де q – нормоване значення параметра y ;

y – поточне значення параметра надзвичайної ситуації на залізничному транспорті;

y' – деяке нормативне (оптимальне) значення параметра у надзвичайної ситуації на залізничному транспорті.

- множина центрів кластерів $C = \{c^{(i)}\}_{i=1}^c$, де

$$c^{(i)} = \frac{\sum_{j=1}^d u_{ij} \cdot m_j}{\sum_{j=1}^d u_{ij}}; \quad (3)$$

- матриця розбиття $U = \{u_{ij}\}$, де

$$u_{ij}^{(l)} = \begin{cases} 1 \text{ при } d(m_j, c_i^{(l)}) = \min_{1 \leq k \leq c} d(m_j, c_k^{(l)}), \\ 0 \text{ в інших випадках.} \end{cases} \quad (4)$$

- цільова функція. У стандартному методі не враховується особливості предметної області. При аналізі надзвичайних ситуацій, що належать одному із дев'яти класів [2] – доцільним є використання стандартного методу. Але щоб використовувати метод для аналізу множини надзвичайних ситуацій, що належать різним класам – потрібно ввести у цільову функцію коефіцієнт η , що дозволить суттєво відрізнити надзвичайні ситуації різних класів. Значення коефіцієнта залежить від класу надзвичайних ситуацій і повинен визначатись експертом. Для подібних класів він повинен меншу різницю (наприклад, вибухові матеріали та стиснені, скраплені та розчинені під тиском газу), ніж для принципово різних (наприклад, легкозаймисті тверді речовини, самозаймисті речовини та речовини, що виділяють займисті гази при взаємодії з водою та радіоактивні речовини).

$$J(M, U, C) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^d \eta u_{ij} d(m_j, c_i^{(l)}); \quad (5)$$

- набір обмежень:

$$u_{ij} \in \{0, 1\}; \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1; \quad 0 < \sum_{i=1}^d u_{ij} < d, \quad (6)$$

який визначає, що кожен вектор даних може належати лише одному кластеру і не належати іншим. В кожному кластері міститься не менше однієї точки, але менше загальної кількості точок.

Отже, основними перевагами представленого алгоритму, що базується на неієрархічному алгоритмі k-means, висока якість та достовірність, розбиття на кластери, що дає можливість його ефективного використання для ідентифікації надзвичайних ситуацій в реальному режимі часу.

Література

1. Т.О. Савчук, С.І. Петришин Використання ієрархічних методів кластеризації для аналізу надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті// Стаття, Міжнародний науково-технічний журнал «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах» (м.Хмельницький, 2009.-№1, с.193-198).
2. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. – М.:Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
3. Барсегян А. А. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining. / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, В. В. Степаненко, И. И. Холод – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 336 с.

ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ УПРАВЛЕНИЯ В КОМПЬЮТЕРНОМ ТРЕНАЖЕРЕ ПО ХОЛОДИЛЬНОЙ СПЕЦИАЛЬНОСТИ

А. В. Селиванова

Одесская государственная академия холода

По определению компьютерный тренажер – это компьютерное средство обучения для выработки умений и навыков определенной деятельности, а также развития связанных с ней способностей [1].

Холодильные установки относятся к объектам повышенной опасности, ошибки, в эксплуатации которых могут привести не только к поломке оборудования, но и к катастрофическим последствиям – гибели эксплуатирующего персонала установки. В тех областях, где обучение на натурном объекте связано с большими затратами, а подчас и с опасностью возникновения аварийных ситуаций нашла применение тренажерная подготовка специалистов. Применение компьютерных тренажеров при обучении холодильному делу обеспечивает высокий уровень и безопасность обучения. В процессе обучения в профильных учебных заведениях невозможно заранее предусмотреть тип холодильной установки, с которым студенту придется столкнуться в будущей профессиональной деятельности. Поэтому очень важно, чтобы студенты получили навыки, которые можно применить при управлении холодильными установками разных типов. При создании тренажера заложить модели всех известных установок практически невозможно. Холодильные установки отличаются одна от другой средством получения холода и низкой температуры, назначением и разной холодопроизводительностью. В отрасли умеренного холода наибольшее распространение получили компрессорные холодильные машины, которые входят в состав компрессорных установок. Данный тип установок характеризуется разнообразием схемно-цикловых решений. В состав действительных схем входит большое количество дополнительных элементов и оборудования предназначенного для повышения эффективности и безопасности работы холодильной установки, но не все эти элементы принимают непосредственное участие в производстве холода и требуют регулирования. Поэтому обобщенный перечень элементов, который войдет в состав обобщенной тренажерной холодильной установки, можно сократить, оставив элементы, которые являются обязательными для получения холода, безопасной работы и оказывают влияние на способ управления. Общая схема холодильной установки для компьютерного тренажера может иметь вид представленный на рис. 1.

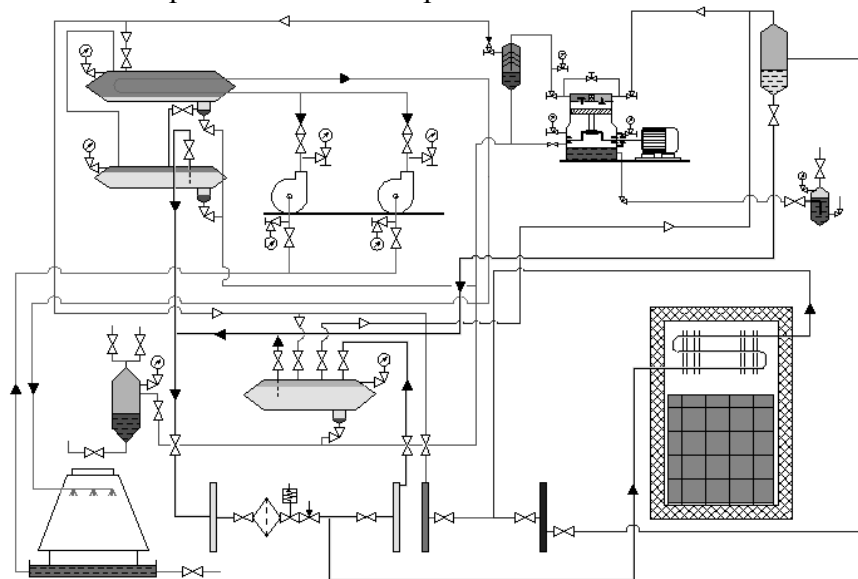


Рис. 1 – Общая схема холодильной установки

Для достижения максимальной эффективности обучения компьютерный тренажер должен максимально точно отображать процессы, протекающие в холодильной установке, реагировать на действия обучаемого, выполнять функции инструктора, осуществлять контроль обучения, т. е. в некотором роде выполнять функции человека. Выполнение данных требований требует применения методов искусственного интеллекта.

На рис. 2 представлены основные источники интеллектуального управления [2].



Рис.2 – Два основных источника интеллектуального управления

В промышленных процессах, особенно в ситуациях, где обычные методы управления трудно применимы, широко используются методы нечеткого управления. Однако они все еще страдают из-за сложности получения управляющих правил для процессов, в которых априорные знания недостаточны или не существуют вообще. Поэтому очень важным для нечеткого управления является то, как получить управляющие правила.

Существуют различные типы методов разработки нечетких регуляторов. Один из наиболее широко используемых методов получения управляющих правил - это метод извлечения экспертных знаний управления или использование знаний опытных операторов. В результате набор управляющих правил отражает эмпирические знания экспертов о протекании процесса. Этот метод зависит от опыта различных личностей, так что нечеткие управляющие правила могут быть невыполнимы и даже противоречить друг другу. Другой метод имеет дело с нечетким моделированием процесса, где приблизительная модель объекта конфигурируется с использованием импликаций, описывающих возможные состояния системы. Подобно традиционным подходам, взятым из теории управления, нечеткий регулятор конструируется для управления нечеткой моделью, полученной методами структурной идентификации и оценки параметров. Разнообразие нейро-нечетких регуляторов усовершенствовало нечеткое управление [3].

Литература

1. Башмаков А. И., Башмаков И. А.. Разработка компьютерных учебников и обучающих систем. – М.: Издательский дом «Филинь». – 2003. – 616 с.
2. Васильев С.Н. От классических задач регулирования к интеллектуальному управлению// Теория и системы управления, 2001, № 1. — С.5-22, № 2 — С.5-21.
3. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления: Учебник / Под ред. Н.Д. Егупова. - М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. - 744 с, ил.

ВИЗНАЧЕННЯ СТАТУСУ СУБ'ЄКТІВ НАВЧАЛЬНОГО ПРОЦЕСУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ІЄРАРХІЙ

Сіпко О.М.

Черкаський державний технологічний університет

Однією з найбільш складних і важливих з практичної точки зору задач системного аналізу є планування спільної роботи елементів складної системи з урахуванням їх взаємозв'язку і обумовлених нею різноманітних обмежень. Задача часового планування спільної роботи множини елементів складної системи зустрічається в багатьох галузях: управління рухом транспортних потоків, плануванні виробництва на промисловому підприємстві або виконання замовлень у проектно-конструкторській організації, організації роботи закладів соціально-економічної сфери, освіти та багатьох інших.

Складання розкладу навчальних занять є однією з найважливіших задач управління навчальним процесом. У зв'язку з цим проблема автоматизації складання розкладу занять в освітніх системах масового навчання, як і раніше залишається однією з актуальних проблем організації навчального процесу.

Існує багато класичних методів розв'язання задачі складання розкладу, загальним недоліком яких є те, що вони в своїй основі використовують ітераційну процедуру пошуку або поліпшення деякого початкового наближення (опорного плану розкладу), причому пошук результату здійснюється в околицях цього наближення [1]. Це означає, що отриманий результат безпосередньо залежить від деякого початкового наближення і природно виникає проблема вибору її значення.

У зв'язку з цим раціонально використовувати методи, які зберігають переваги класичних і вільних від їх недоліків. До таких методів відносять еволюційне моделювання.

Для того, щоб повноцінно вести наукову, навчально-методичну роботу, готуватися до занять викладач повинен мати вільний час. Ця умова не є достатньою, але є необхідною. Тому для створення розкладу занять у вищому навчальному закладі використовується інтегральна цільова функція, яка включає в себе вимоги і студентів, і викладачів [2]. В цільовій функції введено вагові коефіцієнти, за допомогою яких повинен враховуватися статус викладача – його науковий ступінь і вчене звання, займана посада, науково-суспільна активність, тощо. Вагові коефіцієнти визначають пріоритетне право викладачів на розподіл занять. Ці коефіцієнти в алгоритмі складання розкладу занять пропонується визначати методом аналізу ієрархій Т. Сааті [3] за посадою викладача: професор, доцент, старший викладач, викладач.

В доповіді буде детально описано алгоритм визначення вагових коефіцієнтів цільової функції на конкретному прикладі.

В результаті використання методу аналізу ієрархій ми частково вирішили проблему редагування готового розкладу для забезпечення вимог викладачів за їх статусом. Дана методика є інноваційною в задачі складання розкладів навчальних занять і варта подальшого дослідження для врахування людського фактору в автоматизації створення розкладу занять у вищих навчальних закладах.

Література

1. Бойко О.М. Еволюційна технологія розв'язування задачі складання розкладів навчальних занять // Искусственный интеллект. – 2006. – №3. – С. 341-348.
2. Сіпко О.М. Аспекти еволюційної технології для визначення області компромісу між значеннями цільових функцій „викладача” і „студента” у задачі складання розкладів // Матеріали VIII-ї міжнародної конференції „Інтелектуальний аналіз інформації”. – 2007. – С. 128.
3. Саати Т.Л. Взаимодействие в иерархических системах // Техническая кибернетика. – 1979. – №1. – С. 68-84.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ШВИДКОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЛЮДИНИ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ ОКА

А.М. Скаковська, І.В. Маслова

Сумський державний університет

В наш час виявляється зростаючий інтерес до систем автоматичного визначення особистості людини за зображенням ока. Це пов'язано, в першу чергу, з нагальною потребою в створенні безпарольних систем контролю доступу і систем швидкого визначення особистості людини. Розроблені методи автоматичної ідентифікації людини дозволяють використовувати їх для побудови систем контролю доступу та пошуку в базі даних, які базуються на аналізі зображень ока, а також для створення інтелектуальних систем взаємодії комп'ютера з користувачем.

Розглянемо постановку задачі формування інтелектуальної системи швидкої ідентифікації людини за зображенням ока. Нехай відома навчальна матриця $\|x_i^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$, де N, n - кількість класів розпізнавання і реалізацій образу відповідно і відомий вектор параметрів навчання $g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \Xi_1 + \Xi_2 = \Xi$, де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$ - параметри функціонування системи ідентифікації, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу; $\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$ - параметри функціонування системи, які прямо впливають на геометричні властивості контейнера класу розпізнавання. Треба знайти оптимальне значення параметра навчання, що забезпечить максимум критерію функціональної ефективності навчання: $\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max E_m$, де E_m - критерій функціональної ефективності навчання інтелектуальної системи розпізнавання; M - кількість класів розпізнавання.

Як критерій оптимізації, використовується модифікований критерій Кульбака:

$$E_m = \log_2 \frac{P_i}{P_f} * (P_i - P_f) = 0.5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)],$$

де P_i, P_f - повні ймовірності правильної і неправильної класифікації, D_1, D_2, α, β - перша та друга достовірності розпізнавання, помилки першого та другого роду відповідно.

Алгоритм навчання за методом функціонально-статистичних випробувань має вигляд

$g_{\xi_1}^* = \langle \arg \{ \max_{G_{\xi_1}} \{ \dots \{ \max_{G_2} \{ \max_{G_1} \{ \bar{E}_m \} \} \} \} \} \rangle, m = \overline{1, M}$, де $\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m$ - усереднене значення критерія функціональної ефективності навчання; $g_{\xi_1}^*$ - оптимальне значення параметра навчання, яке визначається у зовнішньому циклі ітераційної процедури оптимізації.

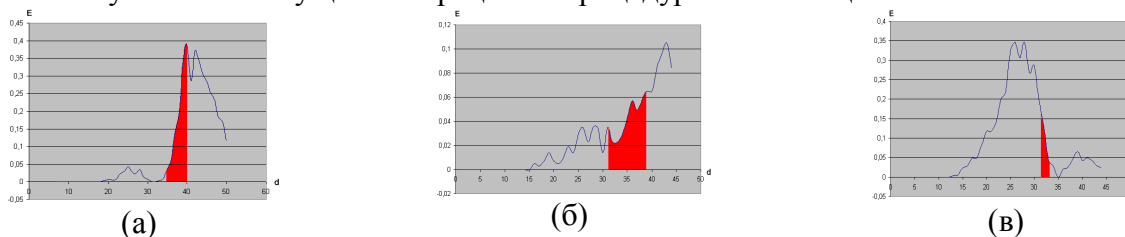


Рис.1 – Результати оптимізації радіусів контейнерів 1-го класу (а), 2-го класу (б), 3-го класу (в)

Аналіз графіків на рис. 1 показує, що оптимальний радіус гіперсферичного контейнеру класу X_1^0 дорівнює $d_1^* = 40$ кодових одиниць, для другого класу X_2^0 - $d_2^* = 43$, а для класу X_3^0 - $d_3^* = 29$.

ТЕРМИНАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ РЕСУРСОВ В КРИТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ ПРИ ИСПОЛЬЗОВАНИИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

А.В. Скатков, Д.Ю. Воронин

Севастопольский национальный технический университет

Повышенные требования к ресурсному обеспечению информационно-управляющих систем (ИУС) обусловлены особыми функциональными свойствами объектов критического применения (ОКП): наличием поглощающего состояния, критичностью, нестационарностью, режимом реального времени. Возникает конфликтная ситуация между дефицитом вычислительных ресурсов ИУС и весьма сжатыми директивными сроками окончания обработки требуемого комплекса работ (высокая терминальная готовность), что может спровоцировать переход ОКП в невозвратное (поглощающее) состояние, сопровождающееся человеческими жертвами, техногенными катастрофами и существенным материальным ущербом. На сегодняшний день одной из основных проблем интенсификации процессов обработки информации, связанной с формированием управлений, обеспечивающих гарантоспособность ОКП, является отсутствие эффективных информационных технологий терминального распределения вычислительных ресурсов (ТРВС), ориентированных на обеспечение высокой терминальной готовности ИУС и функционирующих в реальном масштабе времени. Таким образом, целью данной работы является разработка нейросетевой технологии диспетчеризации (НТД), направленной на повышение эффективности распределенной обработки данных критических приложений при различных информационных ситуациях.

Формализация функциональных требований к СППР по ТРВС состоит в следующем. Всем допустимым вариантам распределения ресурсов поставлены в соответствие элементы множества Ω , эффективным – $\Omega^{\text{ПР}}$, а слабо эффективным – Ω^0 . Причем, $\Omega = \Omega^{\text{ПР}} \cup \Omega^0$, $\Omega^{\text{ПР}} \cap \Omega^0 = \emptyset$. Основной функцией СППР является получение отображения $\Omega \xrightarrow{A} \omega$, $A: \{(|\omega| < |\Omega|) \wedge (\omega \subset \Omega^{\text{ПР}})\}$. Элемент множества $\omega^{\text{ОПТ}} \in \omega$ представляет собой наилучший вариант ТРВС информационной системы критического применения. Очевидно, что выбор наиболее эффективного диспетчерского решения, заключающийся в нахождении $\omega^{\text{ОПТ}} = \text{extr}_{\omega \subset \Omega^{\text{ПР}}} \Phi(\omega)$, где Φ – функция, реализуемая ЛПР. НТД состоит в следующем: на основе специального функционального устройства, именуемого «нейросетевой классификатор» (НсК), исходя из уровня априорной информации о пакете обрабатываемых заданий [1], осуществляется классификация и идентификация задач диспетчеризации $\left(\Omega \xrightarrow{B} \Omega^{\text{ПР}}, B: \{|\Omega^{\text{ПР}}| < |\Omega| \} \right)$. Путем использования полученной при этом информации происходит адаптивная настройка решения задачи ТРВС на основе одного из известных методов с оценкой его эффективности и последующим перерасчетом вероятностей его применения $\left(\Omega^{\text{ПР}} \xrightarrow{C} \omega, C: \{(|\omega| < |\Omega^{\text{ПР}}|) \wedge (\omega \subset \Omega^{\text{ПР}})\} \right)$. Предложенная нейросетевая модификация классических методов диспетчеризации, выполненная с использованием архитектуры сети Хопфилда, обеспечила должную оперативность диспетчерских сервисов, тем самым, повысив качество вычислительного обслуживания информационных потоков системы критического применения. Необходимо отметить, что при построении энергетической функции сети Хопфилда были учтены ограничения (предшествования, бинарности, одностадийности и вычислительной устойчивости), накладываемые на решение задачи ТРВС ИУС ОКП. На рисунке 1 представлена схема СППР по оперативной диспетчеризации информационно-вычислительных работ на основе нейросетевых технологий. Необходимо найти такое

$\omega_i \in \Omega^{\text{Пр}}$, что $K(\bar{G}(t_k), R, m(t_k), t_{\phi}^k(\omega_i), \omega_i) \rightarrow \text{extr}_{\omega_i \in \Omega^{\text{Пр}}}$, где K – критериальный функционал качества решения векторной задачи ТРВС ИУС; $\bar{G}(t_k)$ – граф работ, которые необходимо обработать; t_k – k -ый момент времени принятия решений о распределении вычислительных ресурсов ИУС; R – матрица, столбцы которой соответствуют типам ресурсов, а строки – ресурсным ограничениям для $\forall t_i \in T_{\text{пр}}$; $m(t_k)$ – метод диспетчеризации работ; $t_{\phi}^k(\omega_i)$ – момент окончания выполнения множества информационно-вычислительных работ при i -ом варианте распределения ресурсов, полученном при использовании $m(t_k)$ в момент времени t_k .

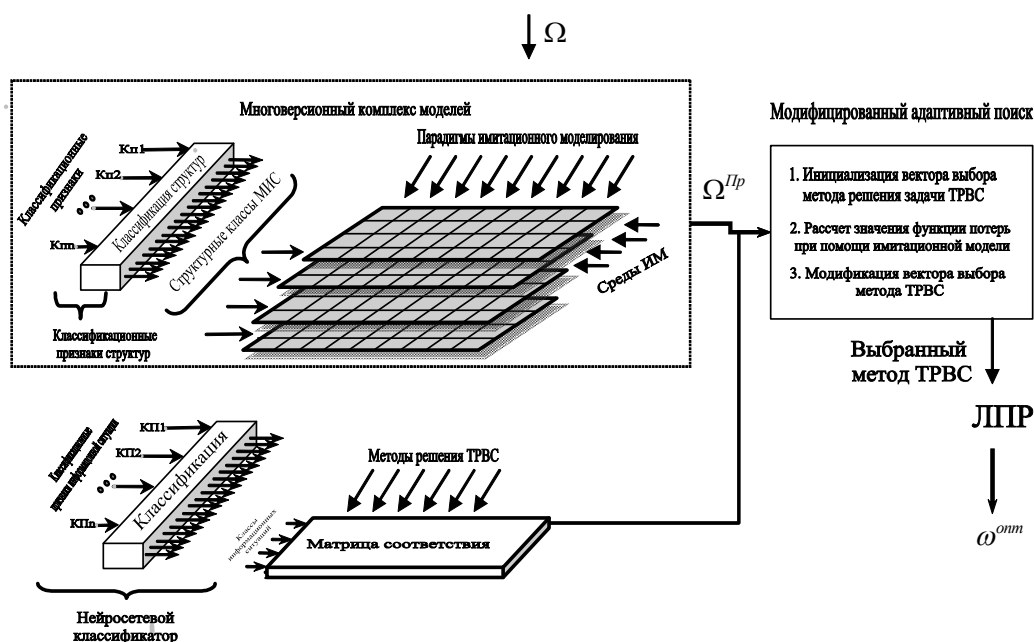


Рис. 1 – Схема СППР по оперативной диспетчеризации работ на основе нейросетевых технологий

Интеграция версионно-модельной избыточности в контур адаптивного выбора методов диспетчеризации позволила найти компромисс между реактивностью и точностью диспетчерских решений. Результаты проведенных экспериментов, уточняют область применения предлагаемой НТД. Программно-диалоговый комплекс поддержки принятия решений по ТРВС ориентирован, в первую очередь, на использование в гетерогенных распределенных вычислительных средах, для случая, когда мощность множества допустимых решений Ω на несколько порядков превосходит мощность множества $\Omega^{\text{Пр}}$.

Предлагаемая НТД для большинства информационных ситуаций существенно повысила оперативность диспетчерских решений что, в свою очередь, обеспечило высокую терминальную готовность системы критического применения.

Литература

1. Воронин Д.Ю. Оперативная диспетчеризация в распределенных вычислительных системах на основе нейросетевых моделей / Д. Ю. Воронин // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – №6 (47). – Харьков: Изд-во ХАИ, 2010. – С. 73-77
2. Воронин Д.Ю. Сервис-ориентированная кластеризация оптимизационных задач в распределенных системах диагностики / Д.Ю. Воронин // Оптимизация производственных процессов: Сб. научн. трудов. – Севастополь. – 2010. – Вып. 12. – С. 136 – 141.
3. Руденко О. Г., Бодянский Е. В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2002. – 317с.

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ТЕСТИРОВАНИИ И ПРОЕКТИРОВАНИИ ЦИФРОВЫХ СИСТЕМ

Ю.А. Скобцов¹, В.Ю. Скобцов²

¹Институт прикладной математики и механики НАН Украины,

²Донецкий национальный технический университет, Украина

Методы вычислительного интеллекта (ВИ) широко применяются для повышения «интеллектуальности», эффективности и расширения функций САПР цифровых систем (ЦС). Одним из наиболее перспективных подходов является использование эволюционных алгоритмов (ЭА) [1], представляющих активно исследуемое новое направление в теории и практике ВИ. В общем случае ЭА может быть представлен следующей последовательностью операторов [1]: создание начальной популяции; оценка популяции; отбор лучших особей популяции; выполнение генетических операторов; создание новой популяции на основании старой; если не выполнено условие останова, то переход к п.2; поиск лучшего решения в полученной популяции.

Одним из первых применений ЭА в проектировании ЦС является построение на их основе генераторов тестовых последовательностей. Суть задачи заключается в поиске двоичной входной последовательности, которая для каждой неисправности из заданного множества дает различные выходные значения сигналов в исправной и неисправной ЦС. Использование ЭА при генерации проверяющих тестов является естественным развитием псевдослучайных методов генерации тестов.

На первом этапе ЭА применялись для генерации тестов комбинационных ЦС [2]. Поскольку значения на выходных линиях комбинационной ЦС зависят только от значений на внешних входах и не зависят от внутреннего состояния схемы, в качестве особи здесь выступает одиночный тестовый набор, представляющий собой двоичную строку длины, равной количеству входов N комбинационной схемы. Группа тестовых наборов образует популяцию. К выбранным таким образом особям применимы стандартные операции ЭА – кроссинговер и мутация.

При генерации тестов для последовательностных схем в качестве особи используется тестовая последовательность (бинарная таблица). Популяция состоит из фиксированного числа тестовых последовательностей, возможно, различной длины. Для выбранного таким образом представления особей и популяций разработаны проблемно ориентированные генетические операторы, суть которых сводится к обмену множествами подстрок (подстолбцов) бинарных таблиц. Разработанные методы реализованы в виде программной системы моделирования и диагностики АСМИД.

При синтезе цифровых систем методы ВИ применимы на основных уровнях представления ЦС: транзисторном, вентиляционном, функциональном [2]. Эволюционный подход используется, чтобы найти конфигурацию ЦС, соответствующую данной спецификации. На разных уровнях представления применяются различные эволюционные операторы и представления особей (от простой бинарной строки до более сложных структур), и, соответственно, применяются различные эволюционные парадигмы (генетические алгоритмы (ГА), генетическое программирование (ГП), эволюционные стратегии (ЭС)) [1,2].

В настоящий момент ЭА активно применяются для адаптации непосредственно оборудования – адаптивных систем с подстраиваемыми параметрами [2,3]. В этом случае выделяется три основных направления: 1) внешнее, 2) внутреннее и 3) полная эволюция оборудования. Внешний эволюционный подход основывается на адаптации оборудования и его моделировании на инструментальном компьютере. Внутренний подход использует эволюцию на инструментальном компьютере, но при этом выполняется оценка эффективности реализации полученной модели. Наконец, в полной эволюции процесс реализуется как интегрированное решение на некоторой платформе.

Эффективной областью применения ЭА является создание реконфигурируемых систем на основе FPGA. В этом случае микрочип реализуется как 2-мерная матрица логических яче-

ек, зв'язаних между собой. Для такого представлення ефективна графоподобная модель Картезианского генетического программирования [3]. Здесь применяется $(1 + \lambda)$ -ES еволюційна стратегія [1].

В настоящее время эволюционирующие системы реализуются на кристалле (SoC) и системах IP уровня. На текущий момент автоматически синтезированы эволюционными методами уже сотни цифровых и аналоговых схем, которые запатентованы и не уступают созданным «вручную» человеком. Таким образом, можно с определенной долей уверенности сказать, что мы вступаем в период эволюционирующего оборудования.

Литература

1. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений. Донецк: ДонНТУ, 2008. – 326с.
2. Ю.А. Скобцов, В.Ю. Скобцов. Логическое моделирование и тестирование цифровых устройств.- Донецк:ИПММ НАНУ, ДонНТУ, 2005.-436с.
3. .Evolutionary computing in design of digital systems// Proceedings of VIi international conference “computer aided design of discrete devices –CAD DD’07”.- Minsk.-2007.- p.57-64.

ЗНАННЯ-ОРІЄНТОВАНИЙ ПІДХІД ДО КОНСТРУЮВАННЯ ІНТЕРАКТИВНИХ ЗАСОБІВ ІНДУКТИВНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

В.С.Степашко, Г.А.Піднебесна, Т.Ф.Зворигіна

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

Індуктивне моделювання є процесом переходу від статистичних даних до моделей, що складається з певної сукупності послідовно виконуваних етапів, кожен з яких передбачає прийняття рішень щодо вибору класу базисних функцій, генератора структур моделей, методу оцінювання параметрів, критеріїв селекції кращих моделей, тощо [1]. Основна складність процесу моделювання для дослідника полягає у виборі найбільш ефективних методів та алгоритмів з великої кількості наявних.

Запропонована у [2] концепція побудови алгоритмів із заданих підмножин їх конструктивних елементів базується на структуризації знань в галузі моделювання та їх реалізації з метою створення інтелектуальної діалогової системи. Концепція заснована на декомпозиції задачі моделювання на етапи та послідовному прийнятті рішень на кожному етапі процедури в залежності від прийнятих на попередніх етапах.

Інтелектуальна оболонка такої системи має задовольняти такі вимоги [3]: містити експертні знання предметної галузі індуктивного моделювання; надавати інтерактивну підтримку на всіх етапах моделювання; мінімізувати вимоги до рівня підготовки користувача; використовувати його знання на всіх етапах; забезпечувати постійний контроль та перевірку несуперечливості прийнятих рішень та автоматичних процедур, розв'язання задачі від початку до кінця, прийняття рішень у випадку відмови користувача, цілісність бази знань, відкритість для поповнення новими методами, тощо.

Для ефективного використання такої системи необхідною умовою є зручний інтерактивний інтерфейс користувача, який дає можливість використати всі переваги запропонованого підходу, тобто, орієнтованою на користувачів різного рівня підготовленості (від новачка до експерта). Причому поради системи не повинні обмежувати творчі можливості користувача, але мають позбавляти його від помилок або непродуктивного витрачання сил.

Значущою частиною інтелектуальної оболонки такої системи є реалізація моделі предметної галузі, яка базується на багаторічному досвіді експертів з застосуванням методів моделювання. Частина автоматичних рішень реалізується на підставі знань, видобутих з даних у процесі роботи системи.

Сучасні комп'ютерні засоби та технології розробки ПЗ, що ґрунтуються на використанні об'єктно-орієнтованої методології, дозволяють побудову знання-орієнтованої інтелектуальної оболонки для індуктивного моделювання зі зручним інтерактивним інтерфейсом користувача.

Література

1. Степашко В.С., Савченко Е.А., Піднебесна Г.А. Індуктивне моделювання як процес послідовного прийняття рішень // Матеріали міжнародної наукової конференції „Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту” (ISDMCI'2010), Євпаторія.– Херсон: Видавництво ХНТУ.– 2010.– Т.2.– С. 426-430.
2. Степашко В.С., Зворыгина Т.Ф. Об одном подходе к проблеме вывода решений в сложной задаче// УСиМ. – 2003. – № 6. – С.82-87.
3. Зворыгина Т.Ф., Степашко В.С. Концепция знание-ориентированного конструирования алгоритма моделирования процессов и объектов по данным наблюдений // Матеріали 11-ї Міжнародної конференції по автоматичному управлінню „Автоматика – 2004” . – Том 4. – Київ, 2004. – С. 47.

НЕЧІТКІ МОДЕЛІ В ЗАДАЧАХ ПІДБОРУ ПЕРСОНАЛУ З УРАХУВАННЯМ ОСОБЛИВИХ УМОВ

Т.В. Тарадайко

Вінницький національний технічний університет

В умовах інтенсивної інформатизації суспільства інформаційні технології широко впроваджуються в сферу управління персоналом. Для успішного розв'язання задачі підбору персоналу використовуються можливості Інтернету, а саме: соціальні мережі, відео-вакансії, відео-резюме та ін.. Для пошуку найкращих кандидатів на існуючі вакансії менеджери з персоналу активно використовують новітні досягнення мережі Інтернет з метою встановлення ділових контактів.

Перед фахівцями, які мають справу з підбором персоналу, постійно виникають задачі відбору та оцінювання кандидатів, які потрапили в базу даних [1,2]. Особливо важливими серед цих задач є задачі підбору кандидатів на відповідальні та керівні посади з урахуванням особливих умов праці, а саме: пілот, пілот космічного корабля, космонавт-інженер, авіадиспетчер та інші, що потребують неабиякої відповідальності, бездоганного стану здоров'я, наявних якостей лідера, впевненості у своїх силах, готовності до надзвичайних ситуацій, уважності, фізичної й емоційної витривалості. При вирішенні таких задач виникає проблема вибору альтернатив. З метою прийняття раціонального рішення множину альтернатив в залежності від наявності інформації описують з певним ступенем чіткості. Відомим методом для дослідження таких задач є прийняття рішень при нечіткому відношенні переваги на множині альтернатив [3,4]. За цим методом експерти мають можливість описати ступінь своєї впевненості у перевагах між альтернативами за допомогою чисел з інтервалу $[0,1]$. Таким чином, за допомогою експертів знаходиться нечітке відношення переваги на множині альтернатив, в якому кожній парі альтернатив відповідає число, яке описує ступінь виконання відношення переваги між ними. Безумовно, такий метод опису відношення в більш повній мірі дозволяє ввести в математичну модель знання та уявлення експертів про реальну ситуацію. Але одночасно посилює залежність адекватності відображення реальності від думки експертів. Для усунення цього недоліку запропонуємо побудову нечіткої логічної системи, яка виконуватиме роль порадника експертів і будуватиметься з експериментальних даних. При побудові такої системи процес отримання інформації є незалежним, оскільки буде відбуватися на основі проведення кваліфікаційного та психологічного тестування.

Таким чином, в задачах підбору персоналу важливу роль відіграє інформація, яку отримано за результатами опитування чи тестування. При проведенні різних видів тестування та опитування, процес надання відповідей на питання супроводжується появою невизначеностей, таких як неясність, нечіткість та інші. Ці невизначеності виникають внаслідок суб'єктивності чи індивідуальності людини у процесах мислення і висловлювання. Для опису цих невизначеностей будемо використовувати апарат теорії нечітких множин вищих порядків [5]. Врахування цих невизначеностей в задачах підбору та оцінюванні персоналу дозволяє підвищити якість прийняття рішень. Тому доцільно розробити нечітку модель, на основі якої можливо будувати інформаційні системи, які будуть виконувати роль порадника з питань підбору та оцінювання персоналу.

Розробивши математичну модель, що представимо у вигляді моделі класифікації, на рис.1. наведемо приклад структури інтервальної нечіткої моделі типу-2, яка представлена моделлю класифікації і включає в себе: базу правил (нечітку базу знань), процедуру проведення до нечіткості, процедуру нечіткого логічного введення, процедуру пониження типу та процедуру приведення до чіткості.

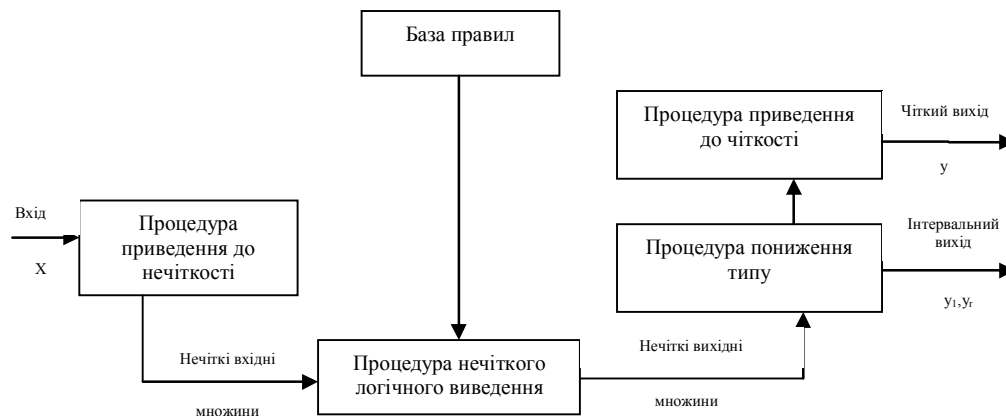


Рис. 1. Структура інтервальної нечіткої моделі типу-2

На основі системи якісних термів та знань експерта формується база правил, що представляє собою систему логічних висловлювань типу ЯКІЩО-ТО.

Для опису інтервальних нечітких множин типу-2 термів лінгвістичних змінних використовували гаусові первинні функції належності з невизначеним центром і сталим відхиленням або зі сталим центром та невизначеним відхиленням.

За допомогою експерта з підбору персоналу було сформовано базу правил нечіткої моделі для визначення професійної придатності людини, де на вхід подавалась множина вхідних векторів, що представляли собою результати тестування людей, для яких визначалась професійна придатність. Модель давала на виході інтервальне та чітке значення в діапазоні $[0;10]$ та якісне значення (низька придатність, придатність нижче середнього, середня, вище середнього та висока придатність).

Отримані результати показують, що дана модель може виконувати функції помічника експерта з питань визначення найкращих претендентів на працевлаштування. Для підвищення якості прийняття рішень експерту необхідно враховувати оцінку невизначеності професійної придатності, яку дає інтервальна нечітка модель типу-2.

Провівши ряд досліджень, ми отримали основу для побудови нечіткого логічного порадики, що дозволить підвищити якість підбору та оцінювання персоналу. Це досягнуто шляхом використання інтервальних нечітких множин типу-2, що дозволило обчислити нижню та верхню границі професійної придатності людини, що проходить тестування і, таким чином, надати додаткову інформацію для експерта, що приймає рішення.

Література

1. Рабочая книга практического психолога: пособие для специалистов, работающих с персоналом / [под ред. А. А. Бодалева, А. А. Деркача, Л. Г. Лаптева]. – М.: Издательство Института Психотерапии, 2002. – 640с.
2. Інформаційна технологія психофізіологічного тестування і відбору персоналу для органів внутрішніх справ України: Монографія / [С. М. Злепко, Л. Г. Коваль, М. Т. Бондарчук та ін.]. – Вінниця: Універсум, 2008. – 154с.
3. Беллман Р. Принятие решений в расплывчатых условиях / Р. Беллман, Л. Заде // Вопросы анализа и процедуры принятия решений. Пер. с англ. – М: Мир, 1976. – С. 172-215.
4. Борисов А. Н. Принятие решений на основе нечетких моделей. Примеры использования / А. Н. Борисов, О. А. Крумберг, И. П. Федоров. – М: Мир, 1976. – 167с.
5. Mendel J.M. Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and new Directions. – NJ: Prentice Hall, 2001 – 500p.

УПРАВЛЯЕМЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ В ЗАДАЧАХ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ВИРТУАЛЬНЫХ МАШИН В ЦОД

С.Ф. Теленик, А.И. Ролик, П.С. Савченко, М.Е. Боданюк

Национальный технический университет Украины «КПИ»

Введение. В настоящее время развитие информационных технологий связано с внедрением центров обработки данных (ЦОД). ЦОД осуществляют консолидированную обработку информации предприятий с территориально распределенными филиалами, позволяют снизить корпоративные затраты на обслуживание серверов и программного обеспечения. Высокая эффективность использования вычислительных ресурсов ЦОД достигается путем применения технологии виртуализации. Дороговизна инфраструктуры ЦОД, существенные затраты на обслуживание и энергоснабжение делают актуальной задачу рационального распределения виртуальных машин (ВМ) по физическим серверам. Максимально плотное распределение ВМ позволяет либо снизить затраты на энергоснабжение и обслуживание путем отключения незадействованных серверов, либо обслужить большее количество пользователей на том же парке физических серверов. Данная работа, посвященная разработке алгоритмов максимально плотного заполнения серверов виртуальными машинами, является актуальной.

Анализ исследований и публикаций. В [1] показано, что применение варианта классического генетического алгоритма (ГА) для решения задач распределения вычислительных ресурсов ЦОД связано с рядом проблем, обусловленных быстрым вырождением популяции, отсутствием хорошего генетического материала при генерации начальной популяции, неоптимальным распределением ресурсов при наличии относительно малых по требованиям приложений, которые должны быть размещены на серверах ЦОД.

В [2] предложен вариант управляемого генетического алгоритма (УГА) для решения задач малой размерности. Проведено сравнение УГА только с одним эвристическим алгоритмом, что не позволяет в полной мере оценить преимущества ГА. Рассматривается применение оператора кроссовера только второго порядка. Не исследовано влияние вероятности мутации на правильность получаемого результата. Не рассмотрены принципы генерации начальной популяции.

Целью работы является повышение эффективности использования вычислительных ресурсов ЦОД путем максимально плотного размещения виртуальных машин на серверах.

Постановка задачи. Пусть ЦОД содержит множество одинаковых по мощности физических серверов $N = \{N_1, \dots, N_n\}$, где n — количество серверов. Вычислительная мощность каждого сервера N_i , $i = 1, \dots, n$, характеризуется двумя параметрами: Ω_i — мощность процессора и Γ_i — емкость оперативной памяти. Необходимо разместить на серверах из множества N множество виртуальных машин $K = \{K_1, \dots, K_m\}$, где m — количество ВМ, с максимально плотной загрузкой физических серверов. Критерием оптимального размещения ВМ является минимальное количество задействованных физических серверов. При этом каждая ВМ K_j , $j = 1, \dots, m$, имеет потребности: ω_j — в процессорном времени; γ_j — в оперативной памяти.

Суть работы. Для достижения поставленной цели разработана математическая модель решения задачи минимизации задействованных вычислительных ресурсов ЦОД для сокращения затрат на энергоресурсы и обслуживание.

Для решения задачи распределения ВМ по физическим серверам ЦОД предложен управляемый генетический алгоритм. Введение таких параметров управления, как размер начальной популяции, количество эпох генерации, скорость схождения, давление отбора, коэффициент прироста популяции, позволило существенно улучшить качество работы по сравнению с классическим ГА.

Разработана система правил, основанная на изменении параметров управления в процессе вычислений, которая строго регламентирует применение операторов мутации и кроссовера. Это позволило существенно ускорить процесс получения результата. Применение оператора многоточечного кроссовера дает возможность решать задачу распределения ресурсов при наличии малых ВМ с результатами, не уступающими результатам эвристических

алгоритмов. Генерация начальной популяции с использованием эвристических алгоритмов позволяет получать готовое решение уже в первой эпохе работы, а в дальнейшем улучшить первоначальный результат.

В работе предложено два варианта эвристического алгоритма — алгоритмы типа «М» и «Т». В алгоритме «Т» множество ВМ разбивается на два подмножества — подмножество ВМ, для которых потребности в памяти в процентном выражении превышают или равны потребности в процессорном времени, и подмножество ВМ с противоположным соотношением потребностей в вычислительных ресурсах. Размещение ВМ чередованием из каждого списка позволяет равномерно задействовать ресурсы сервера. Алгоритм типа «М» одинаково хорошо подходит для распределения ВМ любого размера с пропорциональными и непропорциональными требованиями к ресурсам, так как при размещении учитывается средняя потребность ВМ, которая зависит от величины каждого из требуемых ресурсов и задается соответствующим коэффициентом. Серверы для ВМ подбираются исходя из значения средней занятости, которая также оценивается соответствующим коэффициентом и зависит от количества задействованных ресурсов. Алгоритм «Т» показывает хорошие результаты при распределении ВМ малого размера с пропорциональным соотношением ресурсов, однако несколько уступает другим алгоритмам при увеличении размеров ВМ.

Проведенные исследования позволили дать рекомендации по выбору алгоритма для оптимального распределения ВМ. Так, для распределения непропорциональных по ресурсам ВМ лучше использовать УГА, тогда как для пропорциональных ВМ целесообразно использовать эвристические алгоритмы. УГА проигрывает эвристическим алгоритмам при наличии малых ВМ, поскольку требует большего времени моделирования для нахождения приемлемого результата. Это объясняется многократным применением оператора многоточечного кроссовера. Для средних ВМ УГА позволяет задействовать меньшее количество серверов для размещения ВМ, чем эвристические алгоритмы, причем экономия возрастает с увеличением размерности задачи. Для больших ВМ все алгоритмы предлагают примерно одинаковые по качеству решения, поскольку сокращается количество возможных вариантов расположения ВМ на серверах. Таким образом, эвристические алгоритмы целесообразно использовать для решения задач малой размерности. При увеличении размерности задачи УГА заметно превосходит эвристические алгоритмы по качеству полученного решения, однако требует большего времени моделирования.

Выводы: Разработаны управляемый генетический и эвристические алгоритмы распределения виртуальных машин в ЦОД. Предложены параметры управления генетическим алгоритмом, которые позволяют улучшить процесс поиска решения задачи распределения ВМ в ЦОД. Определена система правил и условий применения операторов кроссовера и мутации. Описаны варианты эвристических алгоритмов, превосходящие по скорости и качеству принятия решения алгоритм последовательного заполнения. Сформулированы рекомендации по выбору алгоритма для решения задач распределения ВМ в зависимости от размерности задачи и параметров размещаемых ВМ. Лучшие результаты показали УГА и эвристический алгоритм типа «М», которые уступают алгоритму типа «Т» только тогда, когда размещению подлежат малые ВМ с пропорциональными требованиями к ресурсам. В этом случае алгоритм типа «Т» позволяет обеспечить экономию 6,5%—30% ресурсов ЦОД по сравнению с алгоритмом последовательного заполнения.

Литература

1. Теленик С. Управління навантаженням і ресурсами центрів оброблення даних при віртуальному хостингу / С. Теленик, О. Ролік, М. Букасов, С. Андросов, Р. Римар // Вісн. Тернопільського держ. техн. ун-ту. — 2009. — Том 14. — № 4. — С. 198—210.
2. Теленик С.Ф. Генетичні алгоритми вирішення задач управління ресурсами і навантаженням центрів оброблення даних / С.Ф. Теленик, О.І. Ролік, М.М. Букасов, С.А. Андросов // Автоматика. Автоматизація. Електротехнічні комплекси та системи. — 2010. — №1 (25). — С. 106—120.

ПОРІВНЯННЯ ПРОГНОЗІВ ФІНАНСОВИХ ПРОЦЕСІВ НА ОСНОВІ МГУА ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

А.А. Тимченко, А.А. Терентьєва

Черкаський державний технологічний університет

Розвиток прогностики як науки в останні десятиліття привів до створення безлічі методів, процедур, прийомів прогнозування, нерівноцінних за своїм значенням. За оцінками закордонних і вітчизняних систематиків прогностики вже налічується понад ста методів прогнозування. Кожний метод має свої переваги та недоліки щодо практичного застосування. В зв'язку з цим перед спеціалістами виникає завдання вибору методів, які давали б адекватні прогнози для досліджуваних процесів або систем [1].

Не дивлячись на велику кількість розроблених методів, задача прогнозування фінансових процесів залишається актуальною й сьогодні. Отримати досить точні прогнози дуже важко, оскільки вибірка даних фінансового процесу не завжди містить всі фактори, що насправді впливають на його зміну.

Використовуючи спеціалізовану літературу та ресурси глобальної мережі Інтернет, проведено огляд теоретичних аспектів побудови і застосування найпоширеніших методів та алгоритмів прогнозування фінансових процесів, їх переваг та недоліків. За результатами огляду для прогнозування фінансових процесів обрано комбінаторний алгоритм МГУА та алгоритм зворотного поширення помилки, як методи, які дають можливість за вибіркою експериментальних даних побудувати досить точні прогнози.

Постановка та виконання прогнозування може бути поділено на такі етапи:

- 1) збір даних (отримання даних та перевірка достовірності);
- 2) спрощення даних (відбір інформативних аргументів, оскільки для здійснення прогнозу буває занадто багато даних, деякі з них можуть занижувати точність прогнозу);
- 3) побудова моделі та її оцінка (вибір моделі за мінімумом помилки прогнозу);
- 4) перевірка адекватності моделі (при отриманні вихідних даних та оптимальної моделі прогнозу використовуються дані, які були відомі за минулі періоди).
- 5) оцінка отриманого прогнозу (частина значень виключається з множини даних, після підбору оптимальної моделі здійснюється прогноз на певний період і порівнюється з виключеними з множини даними, які не використовувались при побудові моделі).

У роботі порівнюються результати прогнозування ціни акцій на Нью-Йоркській фондовій біржі за комбінаторним алгоритмом МГУА [2] та нейронною мережею [3]. На основі отриманих результатів проведених експериментів буде розроблено рекомендації для практичного використання при прогнозуванні фінансових процесів.

Проведене порівняння прогнозів за комбінаторним алгоритмом та нейронною мережею надасть можливість застосування цих методів для прогнозування фінансових процесів, що показано на прикладі прогнозу ціни акцій на Нью-Йоркській фондовій біржі і обрати метод, що дає найточніший прогноз.

Кожний метод потребує від розробника застосування знань предметної галузі, як на етапі вибору метода, так і в процесі його застосування. Під час прогнозування фінансових процесів, точність та ефективність прогнозування залежить від розуміння автором моделювання процесу, що моделюється, а також від відбору даних для прогнозування.

Література

1. Э.Е. Тихонов. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие. - Невинномысск, 2006. – 221 с.
2. Івахненко О.Г. Індуктивні методи прогнозування та аналізу економічних систем // Економіст. — 1998. — № 5.
3. Руденко О.Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 404 с.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ УРОЛОГИЧЕСКИХ ЗАБОЛЕВАНИЙ ПО УРОФЛОРОГРАММАМ

Н. И. Федоренко

Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ»

Работа посвящена нейросетевому распознаванию заболеваний в урологии. Экспериментально установлено, что наилучшим образом нейросетевое распознавание урофлорограмм заболеваний осуществляется с помощью сетей встречного распространения. Для обучения и тестирования нейронных сетей необходимо значительное количество обучающих и тестовых данных, учитывающих “индивидуальные особенности” урофлорограмм заболеваний в урологии. Предполагается, что решение подобного рода задач можно решить путем разработки генератора семейства урофлорограмм, отображающих индивидуальные особенности типовых урологических заболеваний. Одним из возможных вариантов решения этой проблемы может быть попытка обучения нейронной сети как идеальными, так и искаженными входными векторами. При этом искаженные векторы имеют шум со средним значением 0.1.

В работе апробирован подход по обучению нейронных сетей, как типовыми урофлорограммами заболеваний, так и дообучение сетей зашумленными урофлорограммами. Таким образом, предлагается попытка дообучения нейронной сети “индивидуальными особенностями” урологических заболеваний. При этом типовые урофлорограммы подвергались искажениям с помощью аддитивной и мультипликативной помехами.

На рис. 1 представлены графики урофлорограмм четырех заболеваний в урологии.

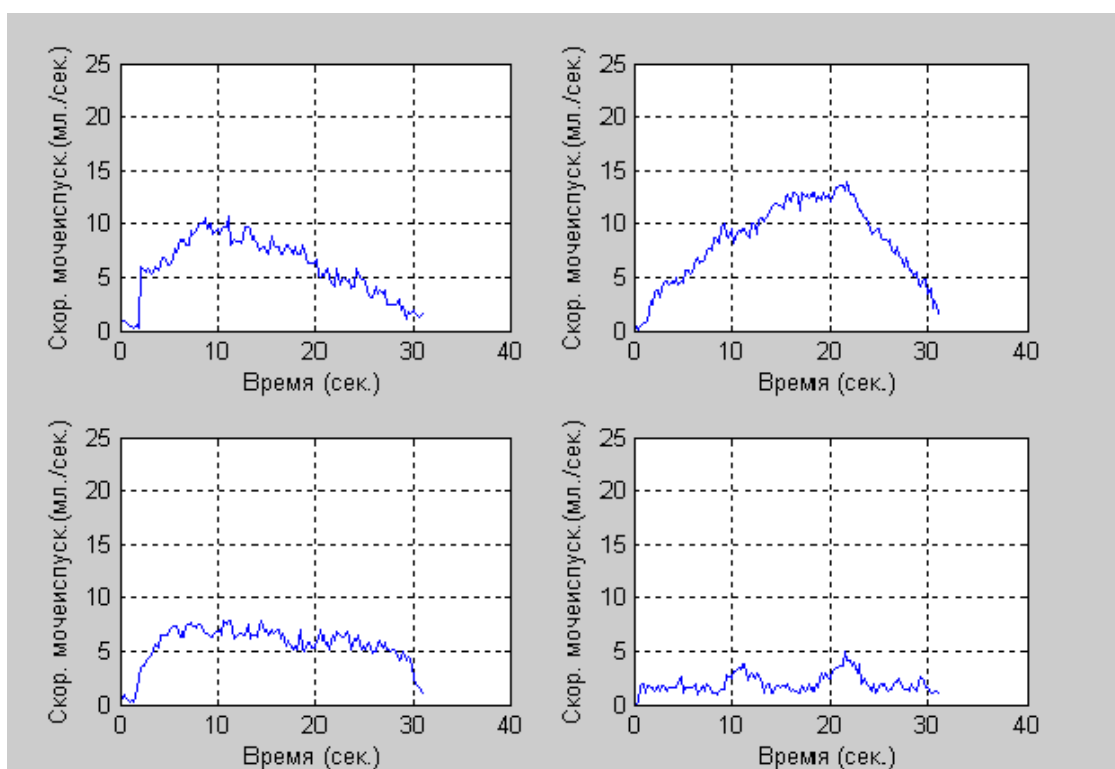


Рис. 1 – Графики четырех зашумленных урофлорограмм заболеваний

Литература

1. Руденко О.Г., Бодянский С.В. Штучні нейронні мережі. - Харків: тов. «Компанія СМІТ», 2006.- 404с.
2. Дьконов В.П., Круглов В.В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. - М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006.-456 с.: ил.

СЕНСОРНЫЕ КОМПОНЕНТЫ ДАТЧИКОВ РОБОТОТЕХНИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ**Н.Б. Фесенко**

Институт кибернетики им.В.М.Глушкова НАН Украины

Робототехнические системы относятся к одному из самых перспективных направлений развития искусственного интеллекта. Сенсорные элементы являются чувствительными компонентами датчиков, которые выполняют функцию приема информации и ее первичного преобразования. В совокупности они образуют сенсорную подсистему, отвечающую за восприятие и ввод информации в объект, в качестве которого может выступать, например, робототехническая система, для которой - это неотъемлемая составляющая искусственных (технических) органов чувств. Существуют различные классификации как датчиков, от универсальных, направленных буквально на все технические системы, до специализированных, а также классификации еще более сложных составных объектов - сенсорных подсистем. Однако отсутствие достаточно приемлемой классификации чувствительных элементов датчиков робота как системы усложняет и ограничивает поиск новых решений в проектировании подсистем восприятия информации для робототехники. Поэтому актуально решение задачи упорядочения многообразия сенсорных компонентов датчиков робототехнических систем.

Целью работы является решение этой задачи посредством поиска разделяющих и объединяющих признаков для классификации сенсорных элементов датчиков. В тоже время одной из задач проводимой классификации сенсорных элементов является анализ на функциональную совместимость для возможности последующего их дублирования. По своей сути сенсорный (чувствительный) компонент датчика представляет собой специализированный приемник, а часто и первичный преобразователь, а в отдельных случаях также и фиксатор информации, поступающей на него в виде входного воздействия различной природы – физического, химического, комбинированного.

Очень важной характеристикой робототехнической системы является устойчивость – от восприятия информации до принятия решений. Недаром многие живые организмы наделены сенсорными системами с многократным дублированием функций. Поэтому качество робототехнической системы во многом определяется количеством дублирующих систем. Помимо дублирования, роботы могут отличаться сочетанием функциональных возможностей сенсоров восприятия информации.

Выделенный в настоящей работе набор признаков позволил выполнить классификации сенсорных компонентов датчиков робототехнической системы (рис.) и сенсорных компонентов робототехнической системы по уровню и типу решаемых задач, где выделены следующие уровни: элементный, уровень устройства, системный и интеллектуальный. Проведенный на их основе анализ сенсорных компонентов на функциональную совместимость для возможности последующего их дублирования позволяет определить следующие подходы, используемые в их дальнейшем развитии, которые представляются перспективными. Первый подход: многофункциональность – сочетание нескольких функций. К нему относятся сенсорные элементы датчиков, которые обладают свойством сочетания нескольких функций. Вторым подходом является функциональное дублирование, повышающее надежность и чувствительность восприятия робота. Если одну и ту же задачу можно решить несколькими методами с привлечением разных сенсорных компонент-датчиков, то результат работы каждого из них можно использовать для проверки и коррекции работы другого. При таком подходе несколько вариантов реализации могут служить не только для проверки друг друга, но и для повышения устойчивости принятия робототехнической системой правильных решений. По мере развития робототехники, все большее количество разнообразных сенсорных элементов может быть адаптировано для использования в робототехнической системе.

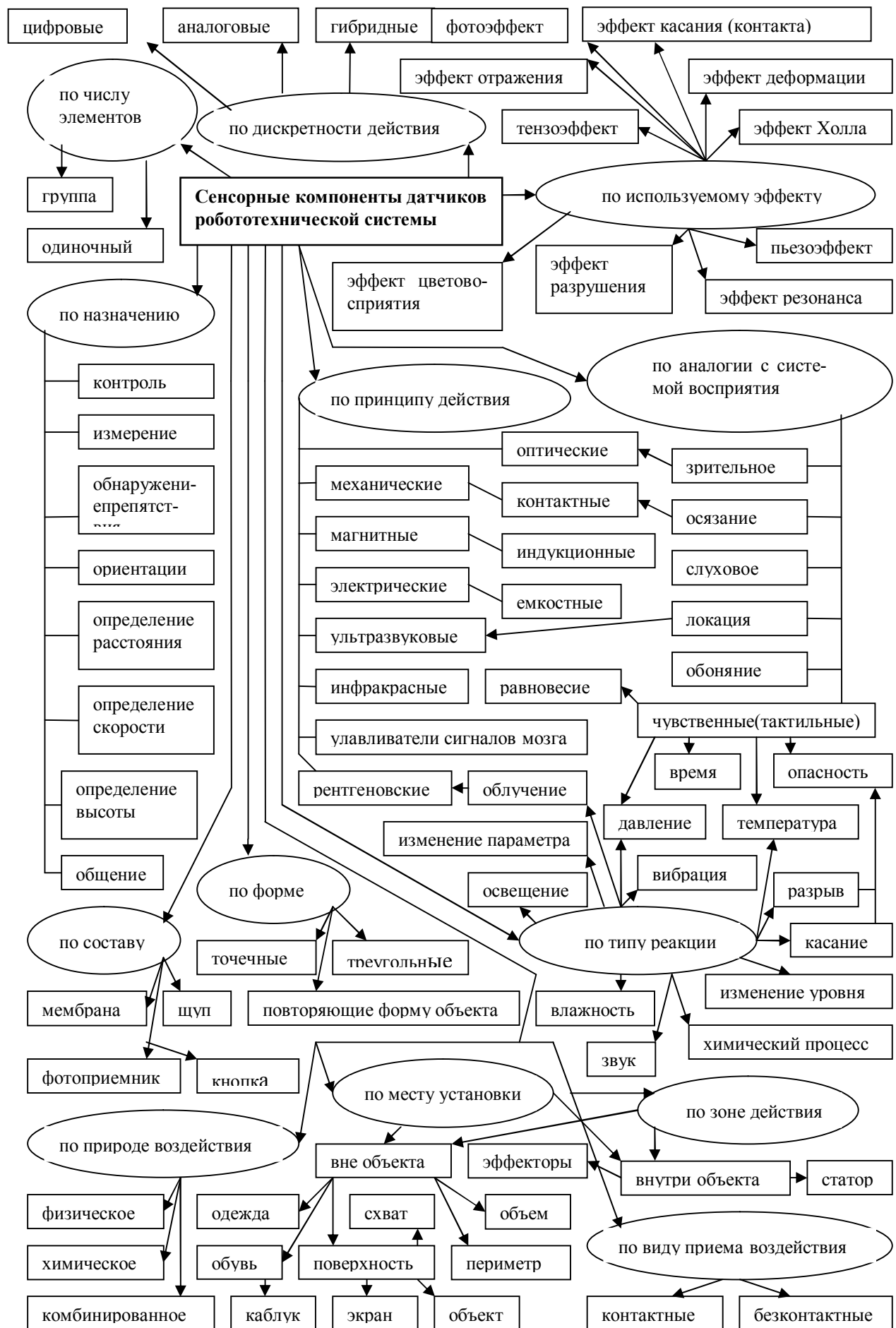


Рис.1 – Классификация сенсорных компонент датчиков робототехнической системы

ОЦІНКА РИЗИКІВ WEB-ПРОЕКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ БАЙЄСІВСЬКИХ МЕРЕЖ**А.О. Фоменко**

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»

Створення реальних Web-додатків рідко буває простим. Кілька років тому «інтерактивний» Web-сайт надавав можливість відправки форми по електронній пошті і це було все. Сьогодні Web-сайти стали Web-додатками, іншими словами, справжніми програмними засобами, доступними через Інтернет. В результаті замість коротких сценаріїв Web-сайти містять тисячі і тисячі рядків коду. Проекти подібного масштабу вимагають планування і управління такою ж мірою, як і розробка будь-яких інших програмних засобів.

Умови розробки Web-додатків багато в чому відрізняються від розробки звичайних програмних систем. Розробка Web-додатків часто нагадує створення звітів. Вона припускає побудову структури документа, графічне оформлення і публікацію. Цей підхід орієнтований на документ. Він цілком застосовний для статичних сайтів малого і середнього розмірів. Проте, із зростанням динамічного вмісту Web-сайтів до рівня, коли вони надають не стільки документи, скільки послуги, даний принцип стає непридатним.

У життєвому циклі веб-проекту відбувається безліч подій, які тим або іншим способом ставлять під загрозу успішне його виконання. В процесі управління проектом важливу роль відіграє управління ризиками проекту.

Процес ризик-менеджменту, як правило, складається з наступних етапів: визначення ризиків, аналіз ризиків, планування пом'якшення результатів матеріалізації ризиків, впровадження плану пом'якшення ризиків, моніторинг ризиків. В процесі аналізу ризиків виконують якісну оцінку ризиків, ранжування ризиків, кількісний аналіз.

В процесі аналізу ризиків зручно розглянути причини, які можуть призвести до виникнення певного ризику і його матеріалізації. На базі отриманих даних можна скласти модель ризику. У даній роботі для побудови моделі ризику і його кількісної оцінки пропонується використовувати байєсівські мережі довіри. У байєсівських мережах можуть органічно поєднуватися емпіричні частоти появи різних значень змінних, суб'єктивні оцінки «очікувань» і теоретичні уявлення про математичну вірогідність тих або інших слідувань з апіорної інформації. Це є важливою практичною перевагою і відрізняє байєсівські мережі від інших методик інформаційного моделювання.

Основною перевагою байєсівської мережі довіри в завданнях ризик-менеджменту є можливість сумісного обліку кількісних і якісних показників, динамічна обробка інформації, що поступає, а також явні залежності між причинами, що впливають на виникнення ризиків.

У життєвому циклі веб-проекту відбувається ряд подій, які збільшують вірогідність виникнення певного ризику. Деякі події (причини) можуть впливати на виникнення декількох ризиків одразу. За наявності даних про те, що подія-причина відбулася, можна зробити висновок про збільшення вірогідності настання певного ризику.

Байєсівські мережі надають зручний апарат для дослідження ризиків інтернет-проектів, складання їх моделі і кількісної оцінки. Модель ризику зручно представляти у вигляді орієнтованого графа, це дозволяє якомога точніше досліджувати складові ризику і включити максимальну кількість чинників, що впливають на вірогідність його виникнення.

Для складання байєсівської мережі і таблиць апіорної вірогідності для кожної події використовуються дані, які можуть бути отримані від експертів в галузі або з досвіду багатократного виконання подібних проектів.

Модель, яка побудована у вигляді байєсівської мережі довіри, – динамічна, вона легко підстроюється під отримані свідчення. Це дозволяє вносити до системи дані, отримані на кожному етапі виконання проекту. Вдосконалені таким чином моделі ризиків можуть використовуватися в наступних проектах.

Література

1. Руководство к Своду знаний по управлению проектами М.: — Project Management Institute, Inc, 2004. — 400 с.
2. Терехов С.А. Введение в байесовы сети. — М.: МИФИ, 2003. — 188 с.
3. Ковалев А. Управление проектом по созданию интернет-сайта — М.: Альпина, 2001. — 338 с.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ДЛЯ КОМПЬЮТЕРНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

А.Н. Химич, А.В. Попов, Т.В. Чистякова

Институт кибернетики им. В.М. Глушкова НАН Украины

В большинстве случаев при компьютерном моделировании различных объектов, явлений и процессов промежуточным или конечным этапом является решение задач вычислительной математики с приближенно заданными исходными данными. К базовым задачам вычислительной математики относятся: решение систем линейных алгебраических уравнений; нахождение собственных значений и собственных векторов матриц; решение систем нелинейных уравнений; численное интегрирование задач с начальными условиями для систем обыкновенных дифференциальных уравнений.

В математическом аспекте компьютерное моделирование наталкивается на серьезные трудности. Задача, которая решается на компьютере (компьютерная задача), имеет всегда приближенный характер. Проблема заключается в том, чтобы в компьютерной среде исследовать свойства машинной задачи и создать компьютерный алгоритм получения приближенного решения, адекватного решению математической задачи. Ключевой проблемой процесса компьютерного моделирования, которое аккумулирует в себе влияние многих факторов, является обеспечение достоверности полученных компьютерных результатов.

Значит, необходимо проводить компьютерное исследование математических свойств компьютерных моделей задач, а именно:

- установить существование и единственность решения компьютерной модели задачи;
- исследовать устойчивость решения в рамках уровня погрешностей перевода чисел из десятичной системы исчисления в компьютерную;
- определить характерные свойства компьютерной модели задачи для выбора эффективного алгоритма задачи;
- оценить наследственную погрешность математического решения и вычислительную погрешность компьютерного решения, т. е. оценку близости полученного решения к точному решению компьютерной задачи.

Для параллельных компьютеров, которые в настоящее время являются основным инструментом компьютерного моделирования, кроме вышеупомянутых проблем математического характера, неотложными становятся проблемы, связанные с разработкой параллельных алгоритмов и программного обеспечения, которые учитывают архитектуру и технические особенности таких компьютеров, выбор оптимального количества процессов, распределение данных задачи между процессами, синхронизацию вычислений и обменов и тому подобное.

Самостоятельное решение этих проблем требует от конечного пользователя значительных интеллектуальных усилий и знаний в непрофильных для него предметных областях. Таким образом, возникает необходимость создания программного обеспечения уровня конечного пользователя – интеллектуального программного обеспечения, которое реализует общение конечного пользователя с компьютером при решении научно-технических задач на языке предметной области, исключение пользователя из этапов алгоритмизации и программирования задач, автоматизацию процесса вычисления решения в условиях приближенных исходных данных с анализом достоверности полученных результатов. Интеллектуальное программное обеспечение реализует функцию адаптивной настройки алгоритма, программы и архитектуры компьютера на свойства компьютерной задачи для ее эффективного решения [2, 3].

Основные концептуальные положения технологической схемы решения задач:

- возможность решения задач с приближенно заданными исходными данными;
- постановка задачи на языке предметной области;
- естественные для пользователя формы ввода исходных данных;
- автоматизация процессов компьютерного исследования математических свойств компьютерной модели задачи, выбора алгоритма и синтеза программы решения;

- решение задачи с оценкой достоверности получаемых компьютерных результатов;
- получение не только решения задачи, но и протокола процесса решения задачи с анализом выявленных ее свойств и достоверности полученных результатов;
- реализация принципа «скрытого» параллелизма.

«Скрытый» параллелизм [1] предполагает распараллеливание алгоритмов исследования и решения задач, выбор оптимального количества процессов для эффективного решения задачи, создание топологии компьютера и распределение исходных данных по процессам в соответствии с требованиями алгоритмов, реализацию обменов между процессами, синхронизацию обменов и вычислений.

Функционально интеллектуальное программное обеспечение представляет собой программное средство, позволяющее на языке предметной области сформулировать в компьютере задачу с приближенными исходными данными; автоматически исследовать математические свойства компьютерной модели задачи; построить алгоритм решения в соответствии с выявленными свойствами задачи; автоматически определить оптимальное количество процессов и сформировать эффективную топологию MIMD-компьютера; распределить исходные данные по процессам, синтезировать параллельную программу решения задачи с учетом математических и технических особенностей компьютера; решить задачу с оценками достоверности решения, объяснить и визуализировать результаты решения на языке предметной области.

Предметная область по каждому классу задач включает в себя широкий спектр задач, методов, алгоритмов, вычислительных схем с учетом приближенного характера исходных данных [3]. Интеллектуальный интерфейс позволяет конечному пользователю осуществлять только постановку исходной задачи, а последовательность действий для получения ее решения автоматически определяется самим программным средством.

Для систем линейных уравнений с матрицами различной структуры, кроме решения вычисляются обратная матрица, сингулярные числа, ранг матрицы, оценка числа обусловленности, оценки достоверности решения и т.д. Для алгебраической проблемы собственных значений (обычной и обобщенной) решается как частичная, так и полная проблема собственных значений с матрицами различной структуры (полностью заполненной, ленточной или разреженной). Для систем нелинейных уравнений вычисляются локальное число обусловленности функции, условия окончания итерационных процессов, точность полученного решения с учетом приближенных исходных данных. Для систем обыкновенных дифференциальных уравнений с начальными условиями решаются как обычные, так и жесткие системы уравнений, используются методы с различным порядком точности, в том числе с любой наперед заданной точностью. По желанию пользователя можно провести исследования жесткости систем обыкновенных дифференциальных уравнений, вычислить константу Липшица и т.д.

Версии описаного интеллектуального программного обеспечения реализованы на интеллектуальных рабочих станциях серии Инпарком, которые разработаны Институтом кибернетики им. В.М. Глушкова совместно с Государственным научно-производственным предприятием “Электронмаш”, могут быть использованы в глобальных и локальных сетях.

Литература

1. Молчанов И.Н. Интеллектуальные компьютеры – средство исследования и решения научно-технических задач // Кибернетика и системный анализ. – 2004. – № 1. – С. 174–179.
2. Химич А.Н., Молчанов И.Н., Мова В.И. и др. Численное программное обеспечение интеллектуального MIMD- компьютера. – Киев, Наук. думка – 2007 – 216 с.
3. Химич А.Н., Молчанов И.Н., Попов А.В., Чистякова Т.В., Яковлев М.Ф. Параллельные алгоритмы решения задач вычислительной математики. – Киев, Наук. думка – 2008 – 248 с.

НЕЧЕТКАЯ ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПУТЕЙ СОКРАЩЕНИЯ ТРАНСПОРТНОГО ВРЕМЕНИ ПЕРЕВОЗОЧНОГО ПРОЦЕССА

А.В. Чадюк, З.В. Руновская

Научно-производственное объединение ЕДД

Наблюдающееся в последнее время сокращение объемов перевозок по сети железных дорог оказывает негативное влияние на длительность простоев при формировании грузовых поездов. Поэтому возникает необходимость в проведении анализа целесообразности содержания или реорганизации существующей сети сортировочных станций и оптимизации распределения сортировочной работы и вагонопотоков между ними. Тем более, что концентрация сортировочной работы на меньшем числе станций создает условия для эффективного внедрения дорогостоящих средств механизации и автоматизации.

Выводы о целесообразности сохранения или реорганизации сортировочной станции могут быть сделаны на основании просчета как натуральных показателей, характеризующих перевозочный процесс, так и оценки экономической эффективности проводимых мероприятий.

Известные в литературе расчеты времени оборота вагона включают основные стадии перевозочного процесса. Причем время в движении значительно ниже времени простоев. Поэтому важно при управлении перевозками уметь анализировать возникающие простои и изыскивать пути их сокращения.

Эффект от ускорения перевозок грузов выражается экономией капитальных вложений в результате уменьшения потребного парка вагонов, сокращением эксплуатационных расходов, связанных с ускорением перевозочного процесса, а также экономией оборотных средств на грузы в пути в результате ускорения их доставки.

Сложность перевозочного процесса и тот факт, что часть из его параметров обладают «размытостью», т.е. их точное планируемое значение неизвестно, не позволяют использовать принятые подходы для анализа перевозочного процесса. Инструментом, который позволяет измерять возможности (ожидания) в такой ситуации, является теория нечетких множеств. Наиболее результативным путем исследований и оценки эффективности различных вариантов организации перевозочного процесса и расчета показателей эксплуатационной деятельности железных дорог в таком случае оказывается подход с использованием методов имитационного моделирования.

Оценить эксплуатационные расходы после реорганизации сортировочной станции на запланированный объем работ можно следующим образом:

$$\mathcal{E}_0 = (1 - [z_1 + z_2] / P1) \mathcal{E}, \quad (1)$$

где z_1 - ожидаемая экономия времени в течение планового периода за счет проследования исследуемой станции без переработки; z_2 - ожидаемая экономия времени в течение планового периода на станции концентрации сортировочных работ; $P1$ - длительность планового периода.

Для расчета указанных величин используются следующие данные: $S1_i$ - количество поездов транзитного перерабатываемого вагонопотока (ТПВ) на планируемый период: $i = 1$ - через исследуемую станцию (ИС); $i = 2$ - через станцию предполагаемой концентрации сортировочных работ (СК); $S2_l$, ($l = 1, \dots, L$) - количество вагонов l - го направления в поезде; $P2$ - нормативы формируемых поездов; $P3_i$ - пропускная способность горок.

Модель расчета ожидаемого ускорения перевозок базируется на следующих соотношениях: $[S1_i * S2_l / P2]$ - количество поездов ТПВ l - го направления на планируемый период: $i = 1$ - через исследуемую станцию, $i = 2$ - через станцию предполагаемой концентрации сортировочных работ; $[(S1_1 + S1_2) * S2_l / P2]$ - количество поездов ТПВ l - го направления на планируемый период через станцию концентрации сортировочных работ; $[P2 / S2_l] + 1$ -

количество поездов, вагоны l - го направления которых используются для формирования одного состава этого направления; $P1/S1_i$ - длительность промежутков времени между очередными поездами ТПВ; $[P2/S2_i] * P1/S1_i + ([P2/S2_i] + 1)/P3_i$ - длительность формирования поезда l - го направления на ИС ($i = 1$) и СК ($i = 2$) до проведения реорганизации.

После проведения реорганизации ИС длительность формирования поезда l - го направления на СК вычисляется следующим образом:

$$[P2/S2_i] * P1/(S1_1 + S1_2) + ([P2/S2_i] + 1)/P3_2.$$

Длительности задержек вагонов одного состава l - го направления на станциях до проведения реорганизации ИС и после ее проведения вычисляются по следующим соответствующим соотношениям:

$$\begin{aligned} & [P2/S2_i] * P1/2S1_i + ([P2/S2_i] + 1)/P3_i ; \\ & [P2/S2_i] * P1/2(S1_1 + S1_2) + ([P2/S2_i] + 1)/P3_2 \end{aligned}$$

Приведенные соотношения позволяют рассчитать ожидаемую экономию времени за счет проследования ИС без переработки:

$$z_1 = [S1_1 * S2_i / P2] * [P2/S2_i] * P1/2S1_1 + ([P2/S2_i] + 1)/P3_1 \quad (2)$$

Ожидаемая экономия времени на станции концентрации сортировочных работ при той же пропускной способности горки будет осуществляться за счет сокращения интервала между пребывающими поездами:

$$z_2 = [(S1_1 + S1_2) * S2_i / P2] * [P2/S2_i] * P1/2S1_2 - [P2/S2_i] * P1/2 * (S1_1 + S1_2) \quad (3)$$

Часть из перечисленных параметров, обладает «размытостью», т.е. их точное планируемое значение неизвестно. Тогда в качестве исходных данных уместно использовать треугольные нечеткие числа. Расчеты приводят к наиболее ожидаемым значениям экономии времени за счет проследования исследуемой станции без переработки и концентрации сортировочных работ на другой.

В свою очередь реорганизация сортировочных станций требует дополнительных вложений, связанных с переквалификацией и трудоустройством работников станций, оплатой выходных пособий, оплатой необходимых при реорганизации работ и др.

В качестве показателя соизмерения затрат и эксплуатационных расходов может быть выбран срок окупаемости дополнительных капитальных вложений T : где $T = K / (\mathcal{E} - \mathcal{E}_0)$, где K – вложения на реорганизацию сортировочной станции. Причем эти средства должны быть скорректированы в соответствии с эффектом от мероприятий по сортировочной станции.

Если срок окупаемости меньше заданной нормы, то эффективен вариант по реорганизации сортировочной станции. Если это неравенство не соблюдается, то предпочтительнее вариант, не предусматривающий реорганизацию сортировочной станции.

Тот факт, что концентрация сортировочной работы на меньшем числе станций создает условия для эффективного внедрения дорогостоящих средств механизации, может вызвать необходимость оценки целесообразности проведения таких мероприятий. Изменив параметры $P3_2$, можно провести расчеты, соответствующие функционированию системы с интересующими характеристиками средств механизации. Проведя оценку эксплуатационных расходов при новых режимах работы и учтя необходимые капитальные вложения, можно сделать вывод об эффективности проведения модернизации.

Литература

1. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – БХВ-Петербург, 2003. – 719 с.
2. Под редакцией Дмитриева В.А. Экономика железнодорожного транспорта. – М.: Транспорт, 1996. – 328 с.
3. Смехов А.А. Основы транспортной логистики. – М.: Транспорт, 1995. – 201 с.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ ПЕТРИ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ В ДИАГНОСТИЧЕСКОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЕ

Е. А. Череватенко

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

С каждым годом постоянно возрастает сложность компьютерных средств и увеличивается стоимость диагностического обслуживания для устранения возможных отказов. Использование диагностической экспертной системы для поиска неисправностей является одним из путей оперативного восстановления работоспособности компьютерных средств. Основным вопросом при создании данной экспертной системы является накопление и организация знаний, необходимых для диагностирования. В большинстве случаев информация, полученная от экспертов-диагностов, является нечеткой и субъективной, что требует соответствующих методов обработки и организации этой информации в базе знаний.

В данной работе для структурирования знаний экспертов предлагается использовать нечеткую сеть Петри. По сравнению с обычной сетью Петри такая сеть отличается тем, что каждому переходу ставится в соответствие определенное правило грамматики, которое специфицирует входную и выходную позиции. Текущее состояние сети Петри характеризуется неупорядоченным набором позиций. В качестве примера рассмотрим структуру нечеткой сети Петри для трех неисправностей с пятью диагностическими признаками.

Пусть есть некоторый набор неисправностей – Н1, Н2, Н3; и набор признаков - П1, П2, П3, П4, П5; идентифицирующие эти неисправности, т.е.: Н1 – П1, П2, П4; Н2 – П1, П2, П5; Н3 – П1, П3.

Нечеткая сеть Петри для представления данной информации будет выглядеть следующим образом:

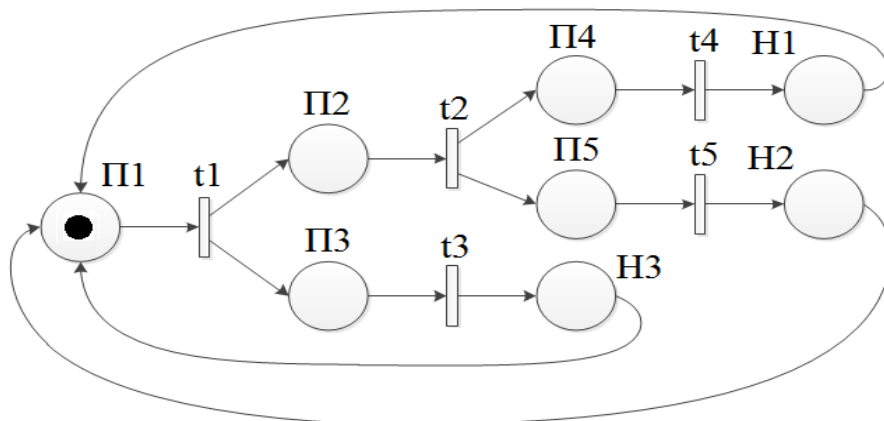


Рис.1 – Сеть Петри базы знаний для диагностической экспертной системы

Учитывая качественную оценку ценности того или иного признака, переходам при инициализации присваивается некоторая степень уверенности от 0 до 1, эквивалентная степени уверенности пользователя экспертной системы в присутствии соответствующего признака. При переходе фишки от позиции к позиции степени уверенности пройденных переходов перемножаются, и результирующая будет равна степени уверенности о наличии неисправности, позиции которой достигла фишка.

Литература

1. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем – СПб: Питер, 2000. – 384 с.
2. Viktor Pavliska. Petri nets as fuzzy modeling tool: University of Ostrava; research report № 112. – O., 2006. – 7 с.

БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНА ЗАДАЧА ОЦІНКИ КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ В УМОВАХ НЕЧІТКОСТІ

М.М.Шаркаді

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»

В ринкових умовах висока конкурентоспроможність підприємства є запорукою отримання високого та стабільного прибутку. У зв'язку з цим, перед будь-яким суб'єктом господарювання постійно постає проблема оцінки рівня конкурентоспроможності підприємства та визначення його місця серед конкурентів.

У конкурентоспроможності підприємства відбиваються сукупні результати роботи всіх його підрозділів, стан їх матеріальної бази, надійність кадрового і фінансового забезпечення, рівень управління і здатність підприємства реагувати на зміну зовнішніх чинників дії, здатність адекватно і оперативно реагувати на зміну в поведінці покупців, їх смаків і переваг. Посилення конкуренції на товарному ринку можливо тільки при наявності на ньому конкурентоздатних і фінансово стійких підприємств.

Однак оцінка конкурентоспроможності є складним процесом, так як при її проведенні необхідно використовувати велику кількість критеріїв, значення яких є непорівняними або вимірюються у різнотипних шкалах якісних та кількісних[2]. У конкурентоспроможності підприємства відбиваються сукупні результати роботи всіх його підрозділів, стан їх матеріальної бази, надійність кадрового і фінансового забезпечення, рівень управління і здатність підприємства реагувати на зміну зовнішніх чинників дії, здатність адекватно і оперативно реагувати на зміну в поведінці покупців, їх смаків і переваг. Отже ми маємо багатокритеріальну задачу, розв'язання якої будемо проводити у декілька етапів.

На першому етапі значення критеріїв, які мають різну розмірність та одиниці виміру, необхідно привести у порівнюваний вид. Для цього можна застосовувати стандартні методи (застосування метричної шкали, нормування) та методи теорії нечітких множин.

На другому етапі потрібно провести оцінку вагомості критеріїв, тобто визначення коефіцієнтів вагомості з допомогою експертів.

На третьому етапі розраховуємо інтегральну рейтингову оцінку. Зазвичай використовуються методи адитивної або мультиплікативної згорток. Однак, погоджуючись із твердженням Волошина О.Ф. про те що: «"Нечіткість", як правило, є проявом суб'єктивності осіб, що приймають рішення, експертів та аналітиків, які формулюють задачу прийняття рішень. Тому, як множина альтернатив, множина наслідків, так і зв'язок між ними можуть бути нечіткими. Такі задачі прийняття рішень називаються ЗПР в умовах нечіткої інформації»[1], ми пропонуємо використовувати методи побудови інтегральної функції належності, яка є згорткою функцій належності нечітких множин, що відповідають критеріям, за якими вони оцінюються із врахуванням вагових коефіцієнтів.

На четвертому етапі проводиться ранжування підприємств за значенням інтегральної функції належності. Таке представлення інформації дозволяє робити висновки не тільки про загальний рівень конкурентоспроможності підприємств та їх найближчих суперників по місцю в рейтингу, але і виявити «вузькі місця», резерви покращення конкурентоспроможності на основі аналізу рейтингу.

Література

1. Волошин О.Ф. Моделі та методи прийняття рішень. / О.Ф. Волошин, С.О. Мащенко – К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2010. – 336 с.
2. Фатхутдинов Р.А. Конкурентоспособность: экономика, стратегия, управление / Фатхутдинов Р.А. - М.: ИНФРА-М. - 2000. - 312 с.

МОДЕЛЮВАННЯ СОЦІАЛЬНОГО ПОРТРЕТУ ОСОБИ

О.Ю. Швалагін¹, Ю.Ю. Млавець¹, Ж.Б. Миронюк²

¹ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,

²Закарпатська обласна клінічна лікарня ім. А.Новака

Загальна постановка задачі багатокритеріального оцінювання може бути сформульована наступним чином. Нехай задані множина об'єктів $X = \{x^1, x^2, \dots, x^n\}$ та множина критеріїв $K = \{K^1, K^2, \dots, K^m\}$ за допомогою яких дані об'єкти можуть бути оцінені. Необхідно визначити результуючу оцінку для кожного об'єкту на основі інформації, отриманої від експертів.

Розглядається соціальний портрет особи (жінки), отриманий за результатами аналізу наявних соціологічних досліджень, що проводилися в різних регіонах України [1]. Наш підхід полягає у побудові моделі для оцінювання «міри можливої належності» особи до наперед заданої групи за допомогою багатокритеріальної задачі прийняття рішень.

Наприклад, для побудови моделі «належності» особи-жінки до групи жінок секс-бізнесу, необхідно враховувати оцінки за такими показниками (критеріями):

- вік,
- сімейний стан,
- освітній рівень,
- місце проживання,
- рід занять.

Для кожного з вищевказаних критеріїв визначимо відповідні їм шкали (значення, які вони можуть приймати).

Вік:

- 13-19;
- 20-24;
- 25-29;
- 30-34;
- 35-39;
- 40-44;
- 45-49;
- 50-54;
- 55 років і старші.

Сімейний стан:

- незаміжня;
- розлучена;
- перебуває у громадянському шлюбі;
- офіційно заміжня.

Освітній рівень:

- неповна середня освіта;
- середня освіта;
- середня спеціальна освіта;
- вища освіта.

Рід занять:

- Безробітна
- навчається;
- працює.

Місце проживання:

- проживає в тому ж в місті, де і працює;
- проживає в сільській місцевості;
- проживає в іншому місті.

Для розв'язування такого класу задач пропонується підхід з використанням апарату нечітких множин і нечіткого логічного виводу [2].

Місце проживання:

- проживає в тому ж в місті, де і працює;
- проживає в сільській місцевості;
- проживає в іншому місті.

Для розв'язування такого класу задач пропонується підхід з використанням апарату нечітких множин і нечіткого логічного виводу [2].

Література

1. Моніторинг поведінки та поширеність ВІЛ-інфекції серед жінок, які надають сексуальні послуги за плату, як компонент епідагляду за ВІЛ другого покоління. – К.: МБФ "Міжнародний Альянс з ВІЛ/СНІД в Україні", 2010. – 74 с.
2. Ю.П.Зайченко Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах. Учебное пособие для студентов высших учебных заведений. – К.: "Издательский Дом "Слово", 2008. – 344 с.

**ГЕОІНФОРМАЦІЙНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ СТАНУ
СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР****А.Ю. Шелестов¹, С.В. Скакун², О.М. Кравченко²**¹Національний університет біоресурсів та природокористування України,²Інститут космічних досліджень НАНУ-НКАУ

Глобальні кліматичні зміни та лавиноподібне зростання об'ємів даних із різних джерел (супутникових, модельних та даних наземних спостережень) поставило на порядок денний проблему створення систем моніторингу, які забезпечують автоматизовану обробку різномірної інформації та можливість оцінки і прогнозування економічних показників. Такі системи моніторингу для потреб сільського господарства активно розвиваються в Європі (проект GEOLAND системи GMES), в світі (в межах плану робіт комітету GEO), в Росії, Казахстані та інших країнах. В останні роки активізувалась робота зі створення подібних систем і в Україні [1].

В межах кількох конкурсних, в тому числі міжнародних, проектів автори розробили дворівневу систему агромоніторингу (на рівні міністерств та окремих господарств), яка ґрунтується на принципах «геопросторового інтелекту» — інтелектуальної обробки різномірної геопросторової інформації для підтримки прийняття управлінських рішень. Основне призначення системи — надавати інформаційні продукти оцінки площ сільськогосподарських культур та моніторингу стану посівів на регулярній основі, з залученням як даних дистанційного зондування земної поверхні, так і даних наземних вимірювань, що забезпечують верифікацію дистанційних методів. В системі реалізована інтелектуальна технологія оцінки площ посівів сільськогосподарських культур, розроблена в Об'єднаному дослідницькому центрі Євро комісії, а також інтелектуальні методи оцінки стану посівів [3].

Технологія базується на класифікації з учителем безкоштовних даних дистанційного зондування Землі. Для застосування технології необхідні дані наземних спостережень, зокрема межі полів для кожного класу культур. Як класифікатор використовується штучна нейронна мережа типу багатошарового перцептрона. Запропонована технологія враховує можливість невідповідності між ймовірностями класів у навчальній вибірці та у реальних даних. До результатів класифікації використовується спеціалізована постобробка даних на основі алгоритму для оцінки ймовірності класу у реальних даних. Така подальша обробка підвищує точність класифікації на 10%. Здійснюється також попередня оцінка похибок для оцінки ймовірностей класу у реальних даних. Технологія апробована для даних невисокого розрізнення MODIS NDVI за вегетаційний сезон 2009-2010 р. для території північної України. Для моніторингу земель окремого господарства розроблена геоінформаційна система, яка базується на використанні даних середнього та високого розрізнення. Система реалізована з використанням програмного забезпечення з відкритим кодом. Супутникова та геопросторова інформація надається за стандартами OGC та може використовуватись в інших моніторингових та ГІС-системах. Доступ до системи через Web-інтерфейс забезпечується через Web- сайт за адресою: <http://agro.ikd.kiev.ua>.

Література

1. Куссуль Н.Н., Соколов Б.В., Зельк Я.И., Зеленцов В.А., Скакун С.В., Шелестов А.Ю. Оценка рисков стихийных бедствий на основе разнородной геопространственной информации // Проблемы управления и информатики. — 2010. — № 6. — С. 97-110.
2. Куссуль Н.М., Кравченко О.М., Шелестов А.Ю., Скакун С.В., Грипич Ю.А., Міронов А.І. Розробка методів оцінювання посівних площ на основі супутникових та наземних даних // Цільова комплексна програма фундаментальних досліджень «Наукові основи, методичне, технічне та інформаційне забезпечення створення системи моніторингу геосистем на території України (GEO-UA)»: збірник наукових звітів. — К.: НАН України, 2010. — С. 128-135.

ARMABIS-ЭМУЛЯТОРЫ В СТРУКТУРАХ АДАПТИВНЫХ САУТП ГОРНО-МЕТАЛЛУРГИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА

В.П. Щекин

Криворожский технический университет

В разработках и промышленной реализации САУТП горно-металлургического комплекса в Украине и СНГ достигнуты определенные позитивные результаты, однако такие задачи решались не комплексно, и в основном представляют собой разрозненные или слабосвязанные системы. Проблемы оперативного планирования и управления взаимосвязанными производствами, а также автоматизация взаимодействия различных уровней системы практически не исследованы и не получили соответствующей промышленной реализации.

На примере внедренной первой очереди информационно-управляющей системы контроля и управления технологическим процессом агломерации горно-обогастительного комплекса ОАО "АрселорМиттал Кривой Рог" (Криворожсталь) [1] сформулирован перечень приоритетных задач направленных на решение научно-технической проблемы автоматизации агломерационного производства. К основным задачам относится разработка: способов и систем управления (стабилизации) процессом дозирования компонентов шихты и спекания агломерата; системы стабилизации теплового режима зажигательного горна; системы контроля и стабилизации ТП эксгаустерного отделения и газоочистки.

Одним из путей синтеза систем адаптивного управления процессами подготовки компонентов шихты, дозирования и спекания является определение оптимальных соответствий между параметрами объекта управления и настроечными параметрами регуляторов. Реализация поставленной задачи рассмотрена ниже.

Аналитический обзор работ связанных с проблемами автоматического управления агломерационным процессом [2] показал, что в условиях, когда характеристики агломерационного сырья и состояние технологического оборудования изменяются, конечные показатели работы аглоцехов существенно зависят от эффективности автоматического управления подсистемами нижнего уровня, что, в первую очередь, определяется адаптивными и робастными свойствами локальных САУ.

Принимая во внимание тот факт, что производительность агломашины и качество агломерата связаны с целым рядом независимых параметров процесса, при создании адаптивной системы нижнего уровня САУТП предварительно рассмотрен вопрос создания математической модели технологического процесса спекания агломерата. При этом в целом, процесс управления реализован как функция нескольких переменных, в которой одна или несколько переменных имеют заранее заданные критерии ведения технологического процесса: минимизации затрат энергоносителей; максимальной производительности основного агрегата; максимального качества готового продукта и т.д.

В качестве динамической модели технологического процесса агломерации применена разработанная структура адаптивной ARMABiS-модели с распределенным лагом [3]:

$$y_i = \alpha + Bf(B)y_i + g(B)x_i + \varepsilon. \quad (1)$$

Разностное уравнение (1) характеризует авторегрессионные со скользящим средним.

Запишем дискретную ARMA-модель с распределенным лагом порядка (0,q) (MA(q)) для эталонного значения $y^*(t) = r(t)$ выходной координаты объекта управления $y(t)$:

$$y^*[i] = \alpha + \sum_{j=0}^q \gamma_j x[i-j] + \varepsilon. \quad (2)$$

При этом конечная разность второго порядка выходной координаты будет иметь вид:

$$\Delta^2 y[i] = 1 - 2B + B^2 = \mu (y^*[i] - 2y[i-1] + y[i-2]), \quad (3)$$

где μ – настроечный коэффициент.

В результате преобразований получим дискретную модель ADL (2,2) характеризующую ARMA-процесс:

$$y[i] = \mu\gamma_0x[i] + \mu\gamma_1x[i-1] + \mu\gamma_2x[i-2] + (1-\mu)2y[t-1] + (\mu-1)y[i-2] + \mu\varepsilon. \quad (4)$$

С целью придания адаптивных свойств ADL-моделям разработан метод адаптации весовых коэффициентов $\gamma_0, \gamma_1, \gamma_2 \dots \gamma_n$ на базе модифицированного градиентного метода минимизации квадратичного функционала $J(\varepsilon_u) = 0,5\varepsilon_u^T \varepsilon_u$. Т.к. отсутствует явная зависимость вектора ε_u от весовых коэффициентов $\gamma_0 \dots \gamma_\ell$ ошибка ε_u в процедуре адаптации модели (4) пересчитывается в обобщенные ошибки $\delta^{(\ell)}$, явно зависящие от значений $\gamma_0 \dots \gamma_\ell$.

Задача определения лаговой структуры моделей ADL(p,q) (1) решается в соответствии с разработанным методом оценки величины наибольшего лага [3].

Описанная методика синтеза ARMABiS-регуляторов для нестационарных нелинейных систем была применена при разработке адаптивной системы автоматического регулирования процесса спекания агломерата (рис.1).

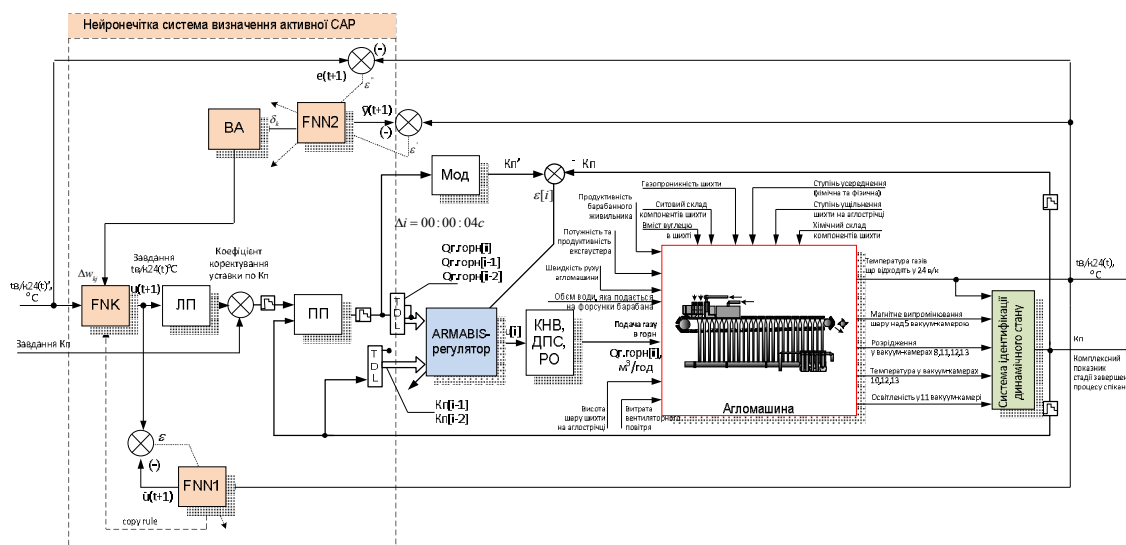


Рис.1 – Структурная схема адаптивной ARMABiS-CAP температуры поверхности шихты под зажигательным горном с нейронечеткой системой определения активной САР

Подсистема автоматического регулирования процесса спекания обеспечивает окончание процесса спекания в конце активной длины аглоленты, что обеспечивает максимальную производительность агломашины. Динамическая идентификация процесса реализована на базе метода коллективной косвенной оценки стадии завершения спекания [4].

Выводы. Приведена методика синтеза адаптивных ARMABiS-эмуляторов нестационарных динамических объектов управления. Описанная методика синтеза применена при разработке адаптивной САР процесса спекания агломерата.

Литература

1. Щокін В.П. Автоматизована система управління технологічним процесом шихтопідготовки агломератційного виробництва в умовах ГЗК БАТ "Міттал Стіл Кривий Ріг" / В.П. Щокін, В.М. Нечитайло, С.М. Мисько, А.І. Шнипко // Гірничі електромеханіка і автоматика. -2007. -№78. -С.49-56.
2. Щекин В.П. Структурный и параметрический синтез адаптивных ARMA-моделей динамических систем / В.П.Щекин // Вестник ХНТУ. -2009.-№1(34).-С.389-398.
3. Пат. 14981 Україна, МПК (2006) С22В 1/16 Спосіб одержання агломерату / Щокін В.П., Сидоренко В.Д.; заявник та патентоутримувач Криворізький технічний університет. - №u2005 10498; заявл. 06.01.06; опубл. 15.06.2006, Бюл. № 6.
4. Щокін В.П. Автоматичний контроль процесу спікання агломерату на основі електромагнітного випромінювання низької частоти: дис. кандидата техн. наук: 05.13.07 / Щокін Вадим Петрович. – Кривий Ріг, 2000. – 175с.

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ДИАГНОСТИКИ ПОЛУПРОВОДНИКОВЫХ ПРИБОРОВ

Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов, О.В. Логвинов

Одесский национальный политехнический университет

Современный этап развития электроники характеризуется необходимостью применения автоматизированных систем технической диагностики (АСТД) для контроля качества полупроводниковых приборов в процессе производства. Такие системы могут использоваться для диагностики на основе «предвестников» отказов (изменения формы вольт - амперных характеристик (ВАХ)) диодов, транзисторов, тиристоров. «Предвестники» отказов сигнализируют о возникновении дефектов, которые с высокой вероятностью могут привести к отказам изделия при определенных условиях. Их выявление способствует отбраковке этих изделий, прогнозированию постепенных отказов схем на их основе, выявлению нарушений технологических процессов производства. По результатам оценки «предвестников» отказов в АСТД изделия разделяют по классам точности, по параметрам надежности, используя автоматизированный подход на основе классификации при распознавании образов.

Для настройки АСТД необходимо ее обучение на представительной выборке и большой объем априорных исследований. Такое обучение АСТД по параметрам больших партий повышает время, необходимое для производства, и стоимость изделий. Это обуславливает необходимость обучения при диагностике по данным о малых выборках (партиях) изделий.

При диагностике по малым выборкам повышается уровень помех в данных, используемых для обучения при классификации. Высокий уровень помех обуславливает сложную форму кластеров данных. Поэтому необходимы помехоустойчивые методы классификации и информационные технологии (ИТ) их реализации, допускающие дополнительное обучение АСТД на производстве. Такое обучение возможно реализовать с помощью ИТ классификации и идентификации на основе нейронных сетей (НС).

При выборе НС и реализации ИТ на ее основе необходимо учитывать, что сложность поверхности, разделяющей классы объектов в пространстве параметров, может быть понижена путем выбора для классификации параметров, по которым объекты диагностики максимально различаются.

Значения измеренных при диагностике параметров невозможно непосредственно использовать для автоматизированной классификации, если кластеры данных разных классов сближены (например, вольт - амперные характеристики (ВАХ) транзисторов пересекаются). Решить задачу определения другой системы параметров, например коэффициентов полиномов, описывающих указанные ВАХ, возможно, используя ИТ идентификации с НС. Эти ИТ и НС на их основе обладают особенностями, затрудняющими их применение при диагностике в указанных условиях. Так многослойному персептрону (МП) для определения параметров характеристик сложной формы требуется большее количество внутренних слоев. При обучении по малым выборкам и применении помехоустойчивого субградиентного метода обучения из-за особенностей оценки субградиента увеличивается время обучения МП при изменении параметров или номенклатуры изделий на производстве. У сетей с радиально-базисными функциями (РБФ) высокая скорость обучения, но при определении параметров радиальных элементов в них применяют методы группировки с низкой помехоустойчивостью.

Поскольку в рассматриваемых задачах диагностики из-за высокого уровня помех в данных сложная форма кластеров, необходимо повышать помехоустойчивость уже на этапе группировки. Авторами разработан помехоустойчивый субградиентный метод кластеризации. На основе этого метода предлагается нейросетевая технология диагностики с помощью «предвестников» отказов для повышения помехоустойчивости на этапе идентификации при определении параметров. Для достижения этой цели решены задачи разработки процедуры определения параметров и нейросетевой технологии помехоустойчивой диагностики на основе «предвестников» отказов.

Эта технология реализуется АСТД и включает этапы формирования исходных данных, идентификации и классификации. В этой АСТД система формирования исходных данных (СФИД) формирует испытательные воздействия, осуществляет измерение параметров и (или) характеристик изделий и предварительную обработку результатов (фильтрацию и др.). На этапе идентификации путем группировки данных, измеренных СФИД, определяются координаты центров радиальных элементов НС с РБФ. Количество радиальных элементов определяется интервалом измерения параметров и требуемой точностью идентификации. Радиус радиальных элементов определяется из максимального расстояния между центрами соседних групп данных. В результате НС с РБФ рассчитывает векторы коэффициентов b и w радиального базисного и линейного слоев НС, которые являются исходными параметрами для этапа классификации с помощью МП. Итеративный выбор числа слоев и элементов в слое осуществляется на этапе обучения при классификации с помощью МП, обученного с помощью градиентного метода обратного распространения ошибки для заданной погрешности диагностики. Такой подход позволяет при необходимости повысить оперативность диагностики. При требовании более высокой точности – классификация (построение разделяющих поверхностей) на этапе обучения проводится с помощью МП, обученного с помощью субградиентного метода, с определенным на предыдущем этапе числом слоев и элементов в слое. При классификации в рабочем режиме МП формирует данные о классах исследуемых изделий.

Особенности применения этой технологии на этапе идентификации и выборе числа элементов внутреннего слоя сети рассмотрены на примере обратных ветвей ВАХ кремниевых планарных транзисторов. Первый вариант ВАХ (транзистор без дефектов) характеризуется резким нарастанием коллекторного тока после пробоя перехода. Для транзисторов с характеристикой второго варианта (в виде ломаной кривой), характерны микродефекты структуры коллекторного перехода и высокий процент отказов. Третий вариант ВАХ отличается интенсивностью нарастания коллекторного тока при увеличении напряжения, обусловленной нарушениями технологического процесса (загрязнением коллекторного перехода или повышением влажности внутри корпуса транзистора).

С целью увеличения помехоустойчивости обучение МП сети проводилось на двух исходных и двух зашумленных (с СКО 0,1 и 0,2 соответственно) последовательностях параметров – признаков. В процессе последующего тестирования шум со средним значением 0 и с СКО от 0 до 0,5 с шагом 0,05 добавлялся к векторам исходных данных. Для каждого уровня шума было сформировано 100 зашумленных последовательностей параметров для каждого варианта ВАХ, после чего оценивался процент ошибочных классификаций для двух вариантов сети – обученной только на исходном наборе данных и на зашумленных данных. При этом погрешность МП, обученного на зашумленных данных на 5-30% ниже, чем у обученного только на данных ВАХ.

Таким образом, для предложенной в работе нейросетевой технологии помехоустойчивой диагностики с помощью «предвестников» отказов для заданных форм ВАХ оценено количество элементов внутреннего слоя сети; проведен выбор набора информативных параметров с помощью НС с РБФ, который обеспечил возможность разделения классов ИЭТ с погрешностью до 5 % при дополнительном обучении с помощью данных с добавлением шума с СКО до 0,2. Эти результаты позволяют рекомендовать эту технологию диагностики к применению в широком круге практически важных задач классификации при контроле и диагностике изделий электронной техники в случае меняющихся параметров объектов диагностики, при высоком уровне помех и при малых объемах исследуемых выборок.

ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМАХ ПЛАНУВАННЯ РОБОТИ ЦІЛЬОВОЇ АПАРАТУРИ КОСМІЧНИХ АПАРАТІВ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

С.Л. Янчевський

Київський оперативний центр, Національне космічне агентство України

Існуючі підходи до планування зйомки земної поверхні космічними апаратами (КА) дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) досі орієнтуються на КА минулих поколінь, які мали невисоку продуктивність і використовувались переважно для потреб оборонних відомств та, за залишковим принципом, для цивільних потреб. Зростання можливостей КА ДЗЗ співпадає зі значним збільшенням попиту на їх інформацію. В Україні дані ДЗЗ все більш затребувані такими міністерствами й відомствами як МНС, Мінагрополітики, Мієкології, Держкомзем тощо [1,2]. Виконати вчасно всі заявки від стількох споживачів, інтереси яких можуть не співпадати, досить складно. Процес планування зйомок КА ДЗЗ також ускладнюється. Особам, що приймають рішення, потрібно на власний розсуд ранжувати заявки отримані на всіх етапах планування (перспективне – до 1 кварталу, довгострокове – до 7 діб) та оперативне – на 1 добу). Таким чином, сучасна підсистема планування поступово набуває рис експертної системи. На осіб, що приймають рішення у процесі планування покладається все більше навантаження та відповідальність. На сьогодні, такі рішення приймаються на основі власних знань та досвіду членів органу прийняття рішень (Оператора системи, операторського центру, групи планування ЦУП). Відповідно, потрібні нові алгоритми планування роботи цільової апаратури супутників ДЗЗ.

У першій половині 2011 року НКАУ планує запустити національний КА ДЗЗ «СІЧ-2». Один КА не зможе вирішити потреби всіх зацікавлених відомств, однак, оптимізація використання цільової апаратури КА «СІЧ-2» дозволить виконати максимально можливу кількість заявок споживачів із різних відомств [3]. Крім того, значна частина завдань може бути виконана за допомогою даних з низькою розрізненістю з іноземних супутників. При цьому особливості актуальності набувають підходи, які дозволяють формалізувати і провести відповідні обчислення використовуючи сукупний досвід осіб, що приймають рішення, як з боку замовника (міністерство, відомство), так і з боку виконавця. При цьому очевидно, що такі експертні знання мають «нечітку природу», що ще більше ускладнює задачу.

У доповіді буде викладено можливий підхід до оптимізації планування роботи цільової апаратури КА ДЗЗ «СІЧ-2» із застосуванням методів системного аналізу та багатокритеріальної оптимізації з використанням нечіткої експертної інформації [4]. На прикладі спрощеної задачі планування зйомок КА ДЗЗ з низькою розрізненістю буде запропоновано метод довгострокового планування зйомок зі схемою адаптації до ситуації обмеженого фінансування. Будуть викладені нові підходи до узагальнення і узгодження заявок отриманих від споживачів у різних органах виконавчої влади України.

Література

1. Кукуль Н.М., Оптимізаційний підхід до використання даних спостереження Землі/ Кукуль Н.М., Янчевський С.Л. //тези 10-ї Української конференції з космічних досліджень, Євпаторія, Крим, 2010. — с. 44.
2. Янчевський С.Л. Оптимізація використання інформаційного ресурсу космічних систем дистанційного зондування Землі для потреб системи державного управління/ Янчевський С.Л.// Матеріали доповідей Другої всеукраїнської конференції Аерокосмічні спостереження в інтересах сталого розвитку та безпеки GEO-UA 2010. – Київ, Освіта України 2010. - с. 166 – 168.
3. Тактико-техническое задание на опытно-конструкторскую работу «Космическая система оптико-электронного наблюдения и связи «Січ-2» від 07.02.2002 р. // ДП «КБ «Південне». – 7-8 с.
4. Воронин А.Н. Сложные технические и эргатические системы: методы исследования / А.Н. Воронин, Ю.К. Зиятдинов, А.В. Харченко – Харьков: Факт, 1997.– 240 с.

