

# Комплексирование радиолокационных данных для решения задач спутникового мониторинга<sup>1</sup>

А.Ю. Шелестов<sup>1</sup>, С.В. Скакун<sup>1</sup>, Ю.Г. Тищенко<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*Институт космических исследований НАНУ-НКАУ  
03680 Киев, Украина, пр-т Глушкова 40, корп. 4/1*

*E-mail: [inform@ikd.kiev.ua](mailto:inform@ikd.kiev.ua)*

<sup>2</sup>*Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники РАН  
141190 Московская обл., г. Фрязино, пл. акад. Введенского, 1*

*E-mail: [tishchen@ire.rssi.ru](mailto:tishchen@ire.rssi.ru)*

В работе предложен подход для определения затопленных территорий на основе радиолокационных данных. Для сегментации и классификации спутниковых изображений используются нейронные сети — самоорганизующиеся карты Кохонена. Предложенный подход верифицирован для данных, полученных радиолокаторами с синтезированной апертурой с трех разных спутников: ERS-2 (во время наводнения на р. Тиса в марте 2001 г.), Envisat/ASAR WSM и Radarsat-1 (во время наводнений на р. Хуайхе, Китай, в июле 2007 г.). Для реализации предложенного подхода и эффективного управления данными используется Grid-технология.

## Введение

На сегодняшний день вследствие глобальных климатических изменений на порядок возросло количество природных стихийных бедствий. Наводнения относятся к наиболее масштабным чрезвычайным ситуациям, поскольку приводят к значительному материальному ущербу и потерям человеческих жизней. В последние годы наводнения, в основном вызванные обильными осадками, происходили во многих странах Европы, Америки, Азии, Африки. Поэтому задача мониторинга наводнений и прогнозирования рисков, связанных с ними, является чрезвычайно актуальной в контексте создания как национальных систем мониторинга, так и международных систем, в частности глобальной системы систем GEOSS ([www.earthobservations.org/documents/wp0709\\_v4.pdf](http://www.earthobservations.org/documents/wp0709_v4.pdf)).

Эффективный мониторинг и прогнозирование наводнений невозможны без привлечения спутниковой информации. К основным преимуществам использования спутниковых данных в системах мониторинга относятся: возможность наблюдения больших территорий, возможность оперативного получения информации, возможность проведения долговременных, устойчивых и воспроизводимых наблюдений, возможность создания системы с высоким уровнем автоматизации, а также возможность получения объективной (человеконезависимой) информации. Одной из задач космического мониторинга наводнений является картографирование и оценка площадей затопленных территорий. Эта информация важна при оценке причиненного ущерба, может использоваться как входная информация в гидрологических моделях для прогнозирования наводнений [1]. Обычно паводковые ситуации сопровождаются значительным облачным покровом, который ограничивает использование оптических данных. Поэтому более эффективным является использование радиолокационных данных (в сантиметровом и дециметровом диапазонах), получение которых не зависит от погодных условий [2, 3].

В данной работе для картографирования наводнений на основе радиолокационных изображений предлагается использовать нейронные сети Кохонена [4, 5], которые представляют собой од-

---

<sup>1</sup>Работа выполнена при поддержке грантов INTAS-CNES-NSAU “Data Fusion Grid Infrastructure” (Ref. Nr 06-100024-9154) и Европейского космического агентства (ЕКА) Category-1 “Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne SAR and Optical Data” (№4181).

ну из реализаций интеллектуального подхода к анализу данных и позволяют автоматически выявить их статистически значимые свойства. Тестирование предложенного подхода выполняется на радиолокационных данных, полученных радиолокаторами с синтезированной апертурой с трех разных спутников: ERS-2 (во время наводнения на р. Тиса в марте 2001 г.), ENVISAT/ASAR WSM (Wide Swath Mode) и RADARSAT-1 (во время наводнения на р. Хуайхе, Китай, 2007 г.).

### **Существующие методы мониторинга затоплений**

На сегодняшний день радиолокационные данные широко применяются для мониторинга наводнений, предложен ряд методов для картографирования затопленных территорий. В Европейском космическом агентстве (ESA) предложено анализировать разновременные снимки территории, сделанные во время паводковой ситуации и без нее, и их представление в виде композита RGB (ESA Earth Watch, <http://earth.esa.int/ew/floods>). На результирующем изображении затопленные территории отображены определенным цветом (обычно синим). Этот метод реализован в Grid-инфраструктуре ESA Grid Processing on Demand (G-POD, <http://eogrid.esrin.esa.int>). В работе [6] для определения затопленных территорий на основе данных спутника RADARSAT-1 использовался метод пороговой сегментации, причем значение порога выбиралось вручную. В [7] радиолокационные данные, полученные спутником ERS-2, а также данные в оптическом диапазоне (Landsat TM, IRS WIFS/LISS, NOAA AVHRR) использовались для мониторинга наводнений 2001 года в Венгрии. Для определения затопленных территорий использован коэффициент изменения двух изображений: одного, сделанного во время наводнения, а другого - без него. Показана согласованность результатов определения затопленных территорий на основе радиолокационных данных ERS-2/SAR и оптических IRS/LISS.

Среди преимуществ описанных методов можно выделить их простоту и невысокую вычислительную сложность. В то же время, они не лишены следующих недостатков: необходимость ручной настройки пороговых значений и параметров для сегментации изображений, отсутствие пространственной взаимосвязи между пикселями изображения, необходимость опыта у оператора для анализа радиолокационных изображений. Кроме того, применение указанных методов усложняется наличием информации только в одном спектральном диапазоне, который уменьшает различимость классов объектов и, соответственно, увеличивает ошибки сегментации, а также особенностями фильтрации высокочастотного сигнала (спекла), что может привести к потере полезной информации.

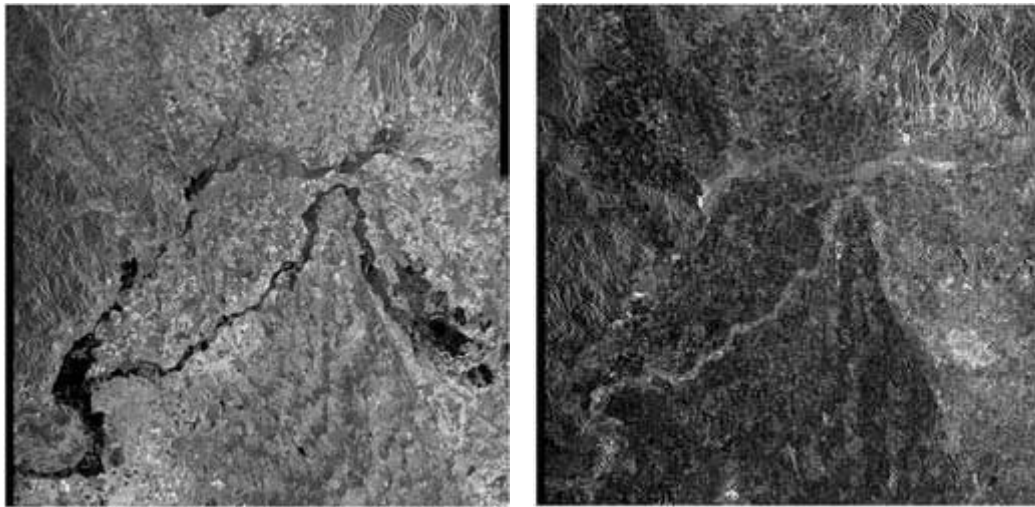
В данной работе предлагается новый подход для картографирования затопленных территорий, который основан на автоматической нейросетевой сегментации изображения с использованием пространственных взаимосвязей между его пикселями. Сегментация и классификация изображений выполняется с использованием нейронных сетей Кохонена [4]. К преимуществам нейронных сетей данного типа следует отнести адаптивную настройку весовых коэффициентов на основе самоорганизации (обучение без учителя), автоматическое выявление статистически значимых признаков в обучающей выборке данных, отсутствие необходимости в сложных моделях фильтрации для удаления спекла.

### **Описание спутниковых данных**

Для апробации предлагаемого метода определения затопленных территорий были использованы радиолокационные изображения с трех разных спутников: ERS-2 во время наводнения на р. Тиса в марте 2001 г. (рис. 1), ENVISAT и RADARSAT-1 во время наводнения на р. Хуайхе, Китай, 2007 г. (рис. 2). Данные европейских спутников ERS-2 и ENVISAT были предоставлены ESA в рамках проекта ESA Category-1 "Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne

SAR and Optical Data” (№4181). Данные канадского спутника RADARSAT-1 были предоставлены центром RSGS-CAS.

Пространственное разрешение данных ERS-2 составляет 4 м (в формате ENVISAT SLC (Single Look Complex)), ENVISAT – 75 м и RADARSAT-1 – 12,5 м.

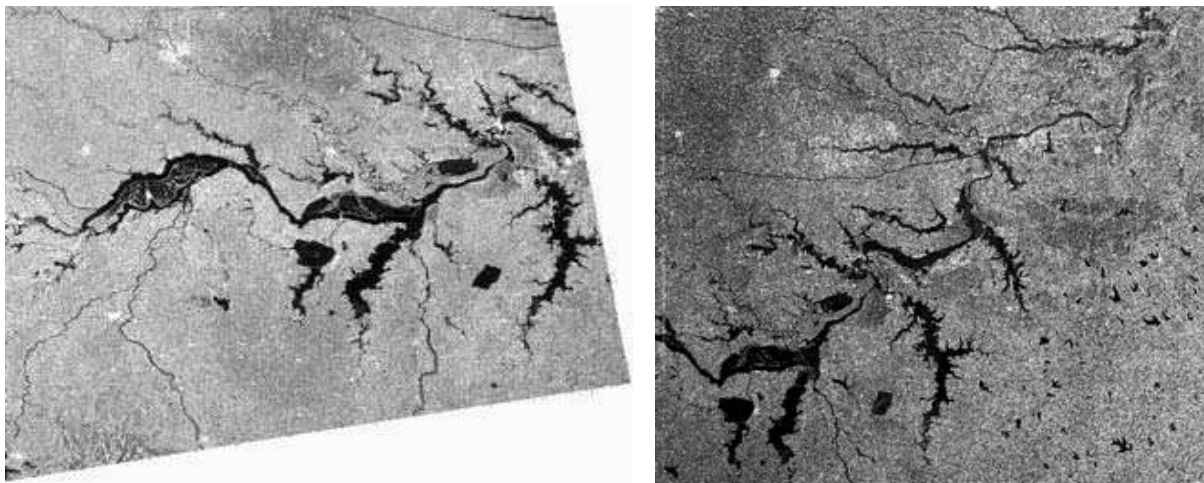


(a)

(б)

Рис. 1. Изображение SAR/ERS-2 р. Тиса во время и после наводнения. Дата съемки: 10.03.2001 (a) и 14.04.2001 (б). (© ESA 2001)

Для более точной геопривязки радиолокационных данных и валидации полученных результатов были использованные дополнительные данные, в частности, данные спутника Landsat-7/ETM+, а также данные Европейского проекта Corine Land Cover (CLC 2000) по классификации земного покрова (для р. Тиса).



(a)

(б)

Рис. 2. Данные, полученные со спутников ENVISAT (a) и RADARSAT-1 (б) во время наводнения на р. Хуэйхе, Китай, 2007 г. (© ESA 2007; CSA 2007)

С учетом указанной дополнительной информации для обучения нейросетевой модели (настройки весовых коэффициентов) для каждого изображения были выбраны тестовые пиксели, которые отвечают как территориям с водой (условно отнесем их к классу "Вода"), так и без воды (класс "Суша"). Количество таких пикселей по каждому из изображений приведено в табл. 1.

Таблица 1. Количество тестовых пикселей для изображений со спутников ERS-2, ENVISAT и RADARSAT-1

Спутник	Количество тестовых пикселей		
	«Суша»	«Вода»	Всего
ERS-2	30016	12939	42955
ENVISAT	60575	34493	95068
RADARSAT-1	135263	130244	265507

При настройке нейронной сети не использовались трудноразделяемые пиксели, относящиеся к границе двух классов (т.е. пиксели, в которые попадает и вода, и суша). Классификация изображений на три класса («Вода», «Суша», «Граница»), а также оценка ошибок первого и второго рода являются предметом дальнейших исследований.

### Метод определения затопленных наводнениями территорий

Предложенный метод включает предварительную и тематическую обработку радиолокационных изображений. Последняя сводится к сегментации изображения с использованием нейронных сетей Кохонена и их классификации на указанные выше типы («Вода» и «Суша»).

Предварительная обработка состоит из следующих этапов.

1. *Преобразование в географическую проекцию.* Исходные данные спутников ERS-2, ENVISAT и RADARSAT-1 поставляются с контрольными точками на земле GCP (Ground Control Point). Эти точки используются для геопривязки изображения. Формат получаемого результирующего изображения - GeoTIFF.

2. *Калибровка изображения.* Для калибровки радиолокационных изображений ERS-2/SAR и ENVISAT/ASAR использовались соответствующие методы, описанные в работах [8] и [9] соответственно. При обработке данных спутника RADARSAT-1 использовались исходные значения пикселей в DN (digital number).

3. *Географическая привязка.* Для данных ERS-2 осуществлялась дополнительная географическая привязка. В качестве базового изображения было использовано изображение Landsat/ETM+.

4. *Обработка изображений с использованием нейронных сетей.* Важным аспектом при обработке изображений является выбор информативных признаков, которые будут использованы как входные значения для нейронной сети Кохонена [4]. Обработку изображений обычно выполняют не попиксельно, а используют данные некоторой окрестности пикселя. В качестве информативных признаков можно выбирать значения интенсивности пикселей, значения производных, разнообразные фильтры, преобразования (например, преобразование Фурье) и т.д. [10]. В данной работе на вход нейронной сети в качестве информативных признаков подаются значения интенсивностей пикселей некоторой окрестности. При этом выход нейронной сети определяется только для центрального пикселя, а не всей окрестности. В частности, для каждого изображения была проведена серия экспериментов, в которой размер окрестности составлял: 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11.

При обработке радиолокационного изображения сначала осуществлялась сегментация всего изображения с использованием нейронной сети Кохонена. При этом каждому пикселю был поставлен в соответствие номер нейрона-победителя (т.е. номер кластера). Далее выбранные для каждого изображения тестовые пиксели использовались для присвоения каждому кластеру одного из двух классов. При проходе по всем пикселям тестового множества тот нейрон, который чаще всего относился к классу «Вода», будет соответствовать именно этому классу. Те нейроны, которые чаще всего становились победителями для пикселей, маркированных классом «Суша», будут относиться к соответствующему классу. После того, как каждый нейрон маркирован одним из классов, выполняется результирующая классификация всего изображения.

Для оценки качества нейронной сети Кохонена использовался процент верно классифицированных образов, т.е. результаты классификации нейронной сети на тестовых данных.

## Результаты обработки спутниковых изображений

Для определения оптимальной архитектуры и параметров нейронной сети Кохонена была проведена серия экспериментов. При этом варьировались следующие параметры: размер окрестности каждого пикселя радиолокационного изображения, который определял количество нейронов во входном слое нейронной сети; количество нейронов выходного слоя, отвечающей количеству кластеров, на которые будут сегментированы изображения.

Для инициализации весовых коэффициентов нейронной сети использовался следующий подход. Элементы обучающего множества обрабатывались методом анализа главных компонент. Затем выбирались собственные векторы, отвечающие первым двум наибольшим собственным числам. Начальные значения весовых коэффициентов нейронной сети выбирались из векторов линейного подпространства, натянутого на эти два собственных вектора, отвечающие максимальным собственным числам матрицы корреляции. Результаты проведенных экспериментов для каждого изображения представлены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты классификации тестовых данных нейронными сетями для каждого изображения

Спутник	Размер окрестности пикселя	Размер решетки нейронов	Процентное значение верно классифицированных тестовых пикселей		
			«Суша»	«Вода»	Всего
ERS-2	7x7	5x5	99,81	99,86	99,90
ENVISAT	3x3	7x5	100,0	95,70	98,44
RADARSAT-1	7x7	5x5	99,99	91,92	96,03

Таким образом, для спутников с большим пространственным разрешением (ERS-2 и RADARSAT-1) на вход нейронной сети подавались значения интенсивности пикселей в окрестности размером 7x7; в свою очередь, для ENVISAT/ASAR WSM использовалась окрестность меньшего размера 3x3. Поскольку пространственное разрешение для ENVISAT/ASAR WSM составляет 75 м, увеличение окрестности пикселя ведет к ухудшению пространственного разрешения результирующей маски затоплений, а также к ухудшению способности нейронной сети по идентификации рек.

Результаты классификации изображений ERS-2, ENVISAT и RADARSAT-1 на два класса («Вода» и «Суша») представлены на рис. 3-5.

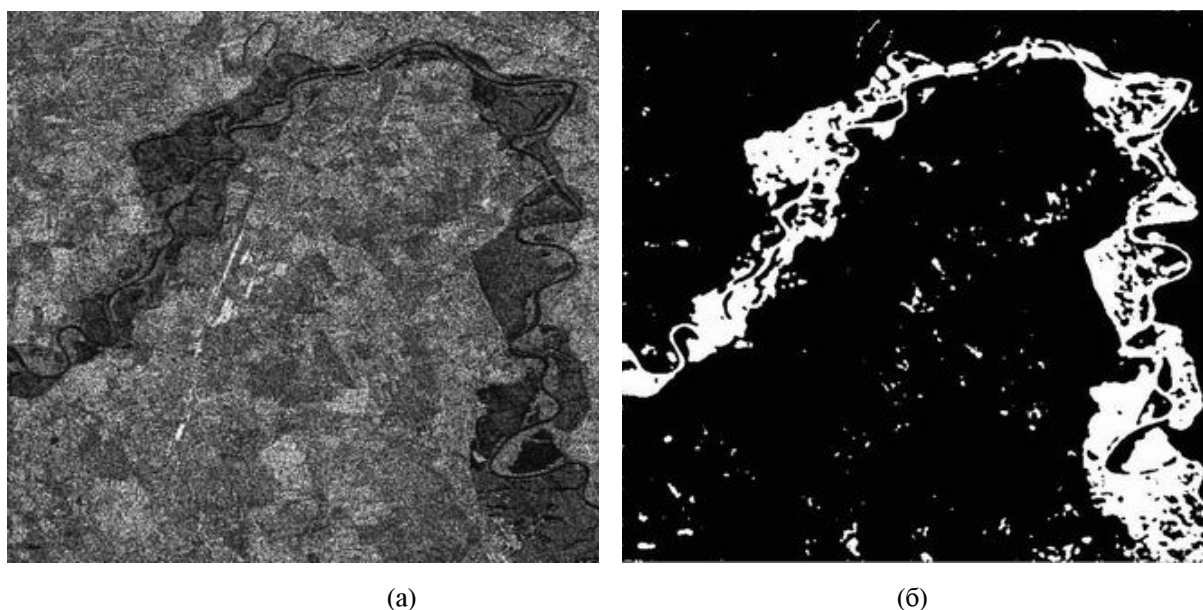
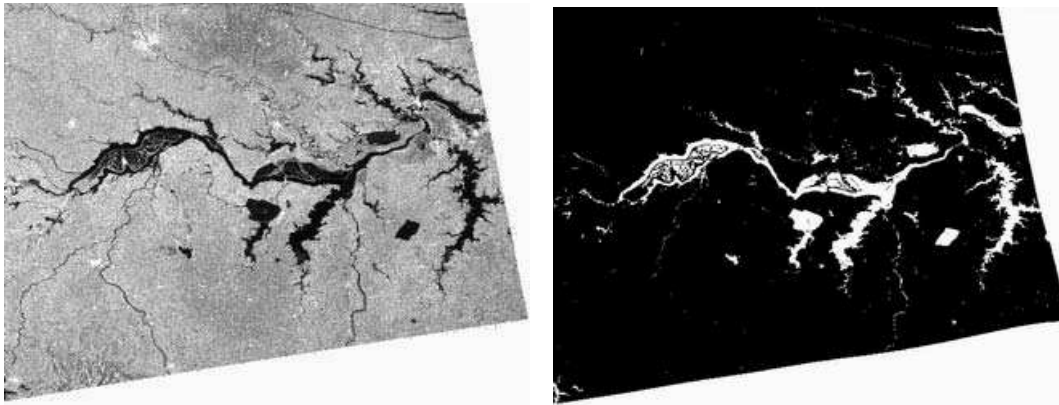


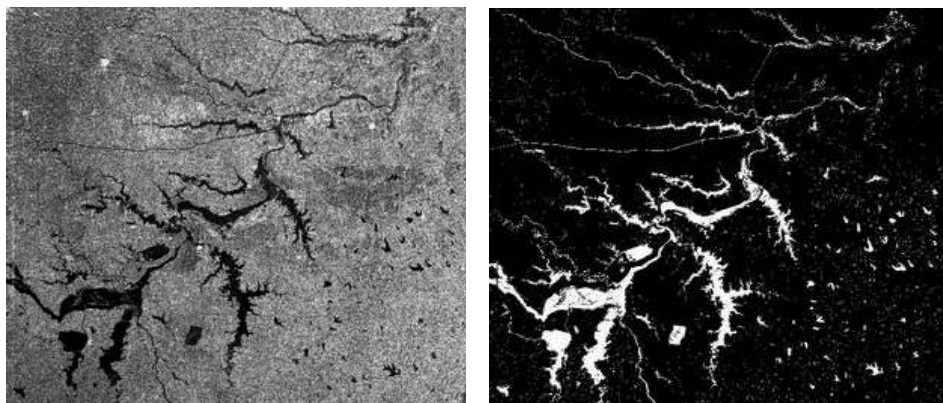
Рис. 3. Исходное радиолокационное изображение, полученное со спутника ERS-2, (а), и результирующее классифицированное изображение (б) (белым цветом обозначены пиксели, относящиеся к классу «Вода») (© ESA 2001)



(a)

(б)

Рис. 4. Исходное радиолокационное изображение, полученное со спутника ENVISAT (a), и результирующее классифицированное изображение (б) (© ESA 2007)



(a)

(б)

Рис. 5. Исходное радиолокационное изображение, полученное со спутника RADARSAT-1 (a), и результирующее классифицированное изображение (б) (© CSA 2007)

С использованием предложенного метода определения затопленных территорий на основе радиолокационных спутниковых изображений была реализована параллельная версия для выполнения на нескольких вычислительных узлах. Метод был интегрирован в качестве сервиса в InterGrid-инфраструктуру, объединяющую ресурсы нескольких географически распределенных организаций Украины, России, Китая и ЕКА.

Разработанные сервисы доступны через сеть Internet по адресу <http://floods.ikd.kiev.ua/>. Результаты работы сервисов для территории Китая представлены на рис. 6.

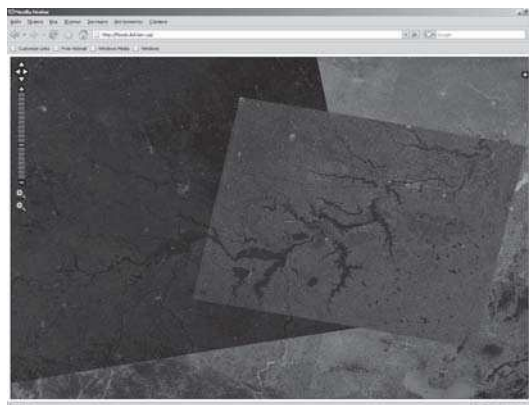


Рис. 6. Визуализация результатов обработки радиолокационных данных ENVISAT/ASAR WSM и RADARSAT-1 для определения затопленных территорий на р. Хуайхе, Китай (июль 2007 г.)

## Выводы

Описан нейросетевой подход для определения затопленных территорий на основе радиолокационных спутниковых данных. Для сегментации и классификации радиолокационных изображений используются самоорганизующиеся карты Кохонена, которые позволяют автоматически выделить статистически значимые свойства входных данных. В качестве входных признаков используются значения коэффициента обратного рассеивания для окрестности пикселя 7x7 для данных ERS-2 и RADARSAT-1 и 3x3 для ENVISAT/ASAR. Преимуществом предложенного подхода по сравнению с известными методами определения площадей затопленных территорий является не попиксельная обработка, а использование контекстной (текстурной) информации, определяемой значениями соседних пикселей из некоторой окрестности. Кроме того, предложенный метод предполагает автоматическую настройку коэффициентов модели на основе принципов самоорганизации или так называемое обучение без учителя, что дает возможность использовать данный метод в автоматических сервисах экологического мониторинга. Точность классификации построенных нейронных сетей для разных изображений составила не менее 95,00% на однозначно классифицируемых тестовых данных, что существенно превышает известные в литературе результаты классификации другими методами. При исследовании применимости для решения задачи разных спутниковых данных оказалось, что данные ERS-2 и RADARSAT-1 ввиду высокого пространственного разрешения по сравнению с данными ENVISAT/ASAR больше искажены шумом (спеклом) и подвержены влиянию волн на поверхности воды, что затрудняет идентификацию затопленных территорий.

Применение предложенного подхода на данных спутника ERS-2 во время наводнений на р. Тиса в 2001 г. и данных спутников ENVISAT и RADARSAT-1 во время наводнений на р. Хуайхе (Китай) в 2007 г. показало высокую точность определения затопленных территорий и применимость предложенного метода для решения задач экологического мониторинга.

Кроме того, радиолокационные данные могут эффективно использоваться для оценки влажности грунтов. Эта информация является чрезвычайно важной при мониторинге наводнений и построении гидрологических моделей подстилающей поверхности для оценки рисков, связанных с наводнениями. Применение радиолокационных данных для оценки влажности грунтов связано со следующими трудностями [11]: (1) влиянием растительности на СВЧ сигнал; (2) влажность грунтов является быстро изменяющимся процессом, что требует использования данных с высоким временным разрешением. Так, данные со спутника Envisat/ASAR в режимах Wide Swath Mode и Global Monitoring предоставляются с временным разрешением до 3 дней и пространственным разрешением 150 м и 1 км соответственно. Прибор ASAR работает в С-диапазоне (длина волны 5,6 см), при котором на сигнал существенное влияние оказывает растительность, что затрудняет решение задачи оценки влажности. Поэтому на сегодняшний день наиболее проработанными являются модели для открытых грунтов. В свою очередь, в Институте радиотехники и электроники (ИРЭ) РАН разработан двухлучевой панорамный малогабаритный радиометрический комплекс L-диапазона (длина волны 21 см) [12], что позволит избежать влияния растительного покрова. При этом существует возможность получения данных с временным разрешением до полусуток. Несмотря на низкое пространственное разрешение (до 150 км) использование данного прибора позволит получать интегральную оценку о влажности грунтов. Кроме того, эти данные могут использоваться как начальные для соответствующих моделей (например, модели оценки влажности грунтов Noah, связанной с моделью численного прогнозирования погоды WRF) для получения информации с более высоким пространственным разрешением (до 10 км). Таким образом, интегральное использование данных с разных приборов и данных моделирования позволяет повысить точность и эффективность оценки влажности грунтов на основе радиолокационной информации.

## Литература

1. *Corbley K.P.* Radar Imagery Proves Valuable in Managing and Analyzing Floods Red River flood demonstrates operational capabilities. *Earth Observation Magazine*. 1999. Vol. 8, num. 10.
2. *Elachi C.* Spaceborne Radar Remote Sensing: Applications and Techniques // New York: IEEE Press, 1988.
3. *Rees W.G.* Physical Principles of Remote Sensing // Cambridge University Press, 2001.
4. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation // Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999. 824 p.
5. *Kohonen T.* Self-Organizing Maps // Series in Information Sciences, Vol. 30. Springer, Heidelberg, 1995.
6. *Cunjian Y., Yiming W., Siyuan W., Zengxiang Z., Shifeng H.* Extracting the flood extent from satellite SAR image with the support of topographic data // Proc. of International Conference on Information Technology and Information Networks (ICII 2001). Beijing, China. Volume 1. P. 87-92.
7. *Csornai G., Suba Zs., Nádor G., László I., Csekő Á., Wirnhardt Cs., Tikász L., Martinovich L.* Evaluation of a remote sensing based regional flood/waterlog and drought monitoring model utilising multi-source satellite data set including ENVISAT data // Proc. of the 2004 ENVISAT & ERS Symposium. Salzburg, Austria. 2004 (ESA SP-572).
8. *Laur H., Bally P., Meadows P., Sanchez J., Schaettler B., Lopinto E., Esteban D.* ERS SAR Calibration: Derivation of the Backscattering Coefficient in ESA ERS SAR PRI Products // ES-TN-RS-PM-HL09 05. 2004. Issue 2, Rev. 5f.
9. *Rosich B., Meadows P.* Absolute calibration of ASAR level 1 products generated with PF-ASAR // ESA-ESRIN, ENVI-CLVL-EOPG-TN-03-0010. 2004.
10. *Gonzalez R.C., Woods R.E.* Digital Image Processing // Prentice Hall, Upper Saddle River: New Jersey, 2002. 793 p.
11. *Low A., Ludwig R., Mauser W.* Use of microwave remote sensing data to monitor spatio temporal characteristics of surface soil moisture at local and regional scales // *Advances in Geosciences*. 2005. Vol. 5. P. 49–56.
12. *Арманд А.Н., Тищенко Ю.Г., Аблязов В.С., Халдин А.А.* Спутниковая СВЧ радиометрия L-диапазона // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса: Физические основы, методы и технологии мониторинга окружающей среды, потенциально опасных объектов и явлений. Сборник научных статей. М.: ООО «Азбука-2000», 2006. Вып. 3. Т. 1. С. 221-223.*