

УДК 681.32

С.В. Скакун

Інститут космічних досліджень НАНУ-НКАУ, Київ

СИСТЕМА ОБРАБОТКИ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СПУТНИКОВЫХ ДАННЫХ ДЛЯ КАРТОГРАФИРОВАНИЯ НАВОДНЕНИЙ

В работе предложен новый подход для картографирования затопленных территорий на основе спутниковых данных, полученных радиолокатором с синтезированной апертурой. Для сегментации и классификации спутниковых изображений используются нейронные сети – самоорганизующиеся карты Кохонена. Предложенный подход верифицирован на данных спутников Европейского космического агентства ERS-2/SAR и Envisat/ASAR и реализован в рамках системы мониторинга наводнений с использованием технологии Sensor Web.

Ключевые слова: радиолокатор с синтезированной апертурой, картографирование наводнений, нейронные сети, ERS-2, Envisat.

Введение

На сегодняшний день наводнения относятся к наиболее масштабным природным стихийным бедствиям, которые приводят к значительному ущербу имущества и потерям человеческих жизней [1]. В последние годы страны Центральной и Восточной Европы достаточно сильно страдают от затоплений, вызванных ливневыми дождями. Украина также подвержена наводнениям, особенно в Закарпатском регионе. Во время наводнений 2001 года по данным Министерства чрезвычайных ситуаций Украины 9 человек погибло, 12000 людей были эвакуированы, более 1500 домов были уничтожены и более 30000 домов были затоплены. Поэтому задача мониторинга и прогнозирования рисков, связанных с наводнениями, является чрезвычайно актуальной в контексте развития национальных систем мониторинга, а также международных систем, в частности глобальной системы систем GEOSS, развиваемой по инициативе комитета GEO [2].

Эффективный мониторинг и прогнозирование наводнений, а также управление рисками, связанными с наводнениями, невозможен без привлечения данных наблюдения Земли из космоса. Одной из актуальных задач, которая возникает при мониторинге наводнений, является задача оценки площадей затопленных территорий. Эта информация является очень важной при оценке ущерба, причиненного наводнениями, может использоваться как входная информация в гидрологических моделях для моделирования и прогнозирования наводнений, а также в качестве дополнительных данных при решении задач мониторинга в интересах сельского хозяйства.

Обычно наводнения сопровождаются значительным облачным покровом, который ограничивает использование данных, полученных в оптическом диапазоне. Поэтому более эффективным является использование радиолокационных данных (в санти-

метровом и дециметровом диапазонах), получение которых не зависит от погодных условий.

Как правило, картографирование затопленных территорий на основе спутниковых данных, получаемых радиолокатором с синтезированной апертурой, включает следующие этапы: калибровку данных, орторектификацию, геопривязку для совмещения с другими данными, фильтрацию, тематическую обработку данных для определения затопленных территорий, тестирование и верификацию результатов. В данной работе для сегментации радиолокационных изображений предлагается использовать нейронные сети Кохонена [3], которые представляют собой одну из реализаций интеллектуального подхода к анализу данных и позволяют автоматически выявить статистически значимые свойства входных данных. Тестирование предложенного подхода выполняется на радиолокационных данных, полученных приборами SAR и ASAR со спутников ERS-2 и Envisat, соответственно. Данные получены в рамках гранта Европейского космического агентства (ЕКА) Category-1 “Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne SAR and Optical Data” (№4181).

Анализ существующих подходов

На сегодняшний день радиолокационные данные широко применяются для картографирования наводнений [4]. С этой целью предложен ряд методов для определения затопленных наводнениями территорий. Рассмотрим их подробнее.

В [5] предложено анализировать разновременные снимки одной территории, сделанные во время паводковой ситуации и без нее, и их представление в виде композита RGB. На результирующем изображении затопленные территории будут отображены определенным цветом (обычно синим). В работах [6, 7] для определения затопленных территорий

на основе данных спутника RADARSAT-1 использовался метод пороговой сегментации. Причем значение порога выбиралось вручную. Авторы утверждают, что точность предложенного подхода для открытой местности достигает 90%, а для гористой — 85%.

В работе [8] радиолокационные данные, полученные спутником ERS-2, наряду с данными в оптическом диапазоне (Landsat TM, IRS WIFS/LISS, NOAA AVHRR) использовались для мониторинга наводнений 2001 года, произошедших в Венгрии. Для определения затопленных наводнениями территорий используют коэффициент изменения двух изображений: одного, сделанного во время наводнения, а другого – без наводнения. Показана согласованность результатов определения затопленных территорий на основе радиолокационных данных ERS-2/SAR и оптических IRS/LISS.

В работе [9] спутниковые данные ERS-2/SAR и Envisat/ASAR использовались для определения площадей водоемов. В предложенном подходе сначала использовался метод пороговой сегментации, а потом подстройка параметров выполнялась оператором-экспертом вручную путем визуального анализа изображений. Точность оценки метода в сравнении наземными измерениями составила 98%.

В работе [10] данные спутника RADARSAT-1 использовались для мониторинга наводнений 1997 года на Ред-ривер в США. Для определения затопленных территорий использовался метод обучения с учителем (supervised classification) – метод параллелипедов.

В работе [11] для сегментации радиолокационных изображений используется статистический метод активных контуров. Данный подход основан на оценке локальных текстур и тона изображения для идентификации контуров. Предложенный подход использован для сегментации радиолокационных изображений спутника ERS-1. Точность сегментации относительно определения границ «вода/суша» составила 1 пиксель. Однако использование метода активных контуров ограничено следующими факторами: возможность попасть в локальный минимум; сложность моделирования контуров сложной формы; зависимость от заданных начальных условиях «змейки» [12].

Следует отметить, что несмотря на простоту и высокую скорость описанных методов, они не лишены следующих недостатков: необходимость ручной настройки пороговых значений и параметров для сегментации изображений, отсутствие пространственной взаимосвязи между пикселями изображения, привлечение оператора к обработке изображений, необходимость наличия опыта у оператора для анализе радиолокационных изображений. Кроме того, применение указанных методов для

сегментации радиолокационных изображений 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.

Для преодоления указанных недостатков в данной работе предлагается новый подход для картографирования затопленных территорий, который основан на автоматической нейросетевой сегментации изображения с использованием пространственных взаимосвязей между пикселями изображения. Сегментация и классификация изображений выполняется с использованием нейронных сетей Кохонена [3]. К преимуществам нейронных сетей данного типа следует отнести адаптивную настройку весовых коэффициентов на основе самоорганизации (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 наводнениями территорий были использованы радиолокационные изображения, полученные прибором SAR со спутника ERS-2 (пространственное разрешение 4 м) во время наводнения на речке Тиса в марте 2001 г. (рис. 1) и прибором ASAR Envisat (пространственное разрешение 150 м) во время наводнения на речке Замбези (Замбия) (рис. 2). Данные были предоставлены Европейским космическим агентством (ЕКА) в рамках гранта Европейского космического агентства (ЕКА) Category-1 “Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne SAR and Optical Data” (№4181).

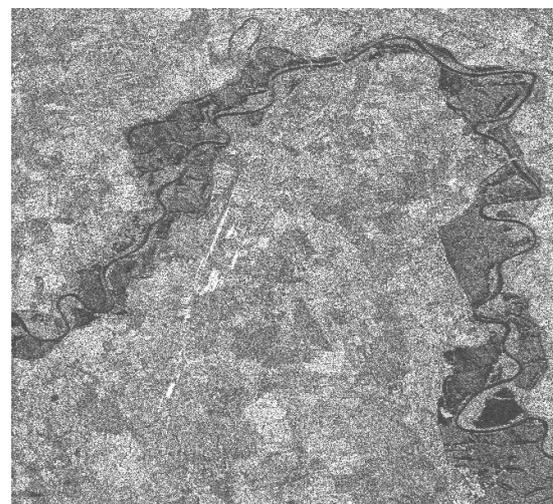


Рис. 1. Изображение ERS-2/SAR р. Тиса во время наводнения. Дата съемки: 10.03.2001. (© ESA 2001)

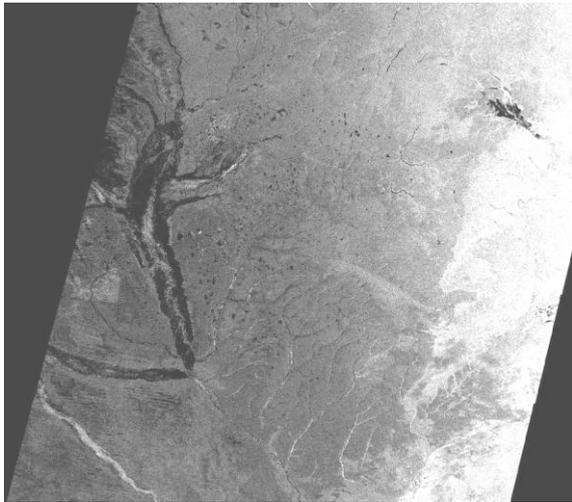


Рис. 2. Изображение Envisat/ASAR р. Замбези (Замбия) во время наводнения. Дата съемки: 24.03.2009. (© ESA 2009)

Для более точной геопривязки радиолокационных данных ERS-2 и валидации полученных результатов были использованные дополнительные данные для исследуемой территории:

- данные спутника Landsat-7/ETM+;
- данные Европейского проекта Corine Land Cover [14] по классификации земного покрова. В данном случае использовалась версия CLC 2000, которая предоставляет информацию о классах земной поверхности (всего 44 класса) для всех стран Европейского союза с пространственным разрешением 100 м.

С учетом указанной дополнительной информации для обучения нейросетевой модели (настройки весовых коэффициентов) были выбраны тестовые пиксели, которые отвечают как территориям с водой (условно отнесем их к классу "Вода"), так и без воды (класс "Суша") (табл. 1).

Таблица 1
Распределение пикселей для данных спутников ERS-2 и Envisat

Спутник	Количество пикселей по классам		
	"Суша"	"Вода"	Всего
ERS-2	148182	153096	301278
Envisat	60575	34493	95068

Метод картографирования затопленных наводнениями территорий

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

Предварительная обработка радиолокационных изображений состоит из следующих этапов.

1. Преобразование в географическую проекцию. Исходные спутниковые данные ERS-2 SLC и Envisat поставляются в формате Envisat [13] с контрольными точками на земле GCP (Ground Control Point). Эти точки используются для геопривязки изображения. Формат получаемого результирующего изображения – GeoTIFF. Кроме того, на основе комплексного изображения SLC была вычислена интенсивность каждого пикселя изображения.

2. Калибровка изображения. Для калибровки радиолокационных изображений ERS-2/SAR используется стандартная процедура, описанная в работе [15]. Согласно этой процедуре исходные значения пикселя в DN (digital number) преобразуются в коэффициент обратного рассеивания σ_0 согласно следующей формуле:

$$\sigma_0 = \frac{[DN]^2}{K} \cdot \frac{\sin(\alpha)}{\sin(\alpha_{ref})}, \quad \sigma_0, dB = 10 \log(\sigma_0),$$

где α – локальный угол наклона, $\alpha_{ref} = 23^\circ$; K – калибровочная константа (в нашем случае K=93325,3).

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

Самоорганизующиеся карты Кохонена – это специальный класс искусственных нейронных сетей (НС), работа которых основана на конкурентном принципе обучения [3]. Нейронная сеть представляет собой двумерную решетку, в узлах которой расположены нейроны (элементарные обрабатывающие элементы). В процессе работы сети нейроны конкурируют между собой за право перейти в состояние возбуждения. Выходом сети считается нейрон-победитель. В соответствии с идеей Розенблатта для реализации конкурентного принципа обучения используются латеральные тормозящие связи (отрицательные обратные связи) между нейронами, обеспечивающие изменение не только весовых коэффициентов нейрона-победителя, но и нейронов некоторой его окрестности.

Весовые коэффициенты ω_j всех нейронов из окрестности нейрона-победителя i модифицируются следующим образом при переходе от момента времени n к $n+1$ [3]:

$$i(x) = \arg \min_{j=1,1} \|x - \omega_j\|,$$

$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x - \omega_j(n)), \quad j = \overline{1,1}, (1)$
где η – коэффициент скорости обучения, $h(n)$ – функция окрестности нейрона-победителя, x – вектор обучающего множества; $\|\cdot\|$ – евклидова норма.

Значение весового вектора ω_i нейрона-победителя i приближается к x . Векторы синаптических весовых коэффициентов отслеживают рас-

пределение входных векторов в соответствии с выбором окрестности, обеспечивая тем самым топологическое упорядочение карты признаков во входном пространстве.

В качестве функции окрестности $h_{j,i(x)}(n)$ в выражении (1) обычно выбирают ступенчатую функцию или функцию Гаусса. Для скорости обучения $\eta(n)$ используют следующую эвристику:

$$\eta(n) = \eta_0 \cdot e^{-\frac{n}{\tau_2}}, \eta_0 = 0.1, n = 0, 1, 2, \dots, \quad (2)$$

где τ_2 – временная константа.

Нейронные сети Кохонена широко применяются для сегментации изображений в разных предметных областях, возможно с последующей классификацией [3]. Важным аспектом при обработке изображений является выбор информативных признаков, которые будут использованы как входные значения для нейронной сети. 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. [16]. В данной работе на вход нейронной сети в качестве информативных признаков подаются значения интенсивностей пикселей некоторой окрестности. В частности, была проведена серия экспериментов, в которой размер окрестности составлял: 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11.

Для оценки качества обучения нейронной сети Кохонена использовались следующие величины:

– погрешность дискретизации или квантования (quantization error) обученной сети Кохонена. Данная величина определяет качество сегментации изображения и вычисляется согласно следующей формуле:

$$QE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \|x_t - \omega_{i(x_t)}\|, \quad i(x_t) = \arg \min_{j=1,1} \|x_t - \omega_j\|,$$

где N – размер обучающей выборки;

– процент верно классифицированных образов, т.е. результаты классификации нейронной сети на тестовых данных.

Экспериментальные результаты

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, который отвечает количеству кластеров, на которые

будут сегментированы изображения.

Другие параметры нейронной сети Кохонена, которая использовалась для сегментации радиолокационных изображений, имели следующие значения:

- структура соседства: шестиугольная;
- функция окрестности: гауссова;
- начальное значение коэффициента обучения: 0,1;
- количество эпох обучения: 20.

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 классификации спутниковых изображений представлено в табл. 2.

Таблица 2

Результаты классификации спутниковых данных ERS-2 и Envisat

		ERS-2	Envisat
Размерность входа		7x7	3x3
Размерность выхода		10x10	7x5
Обучающая выборка	«Суша»	79,40%	100,0%
	«Вода»	90,99%	95,64%
	Всего	85,29%	98,41%
Тестовая выборка	«Суша»	79,57%	100,0%
	«Вода»	91,06%	95,90%
	Всего	85,40%	98,52%

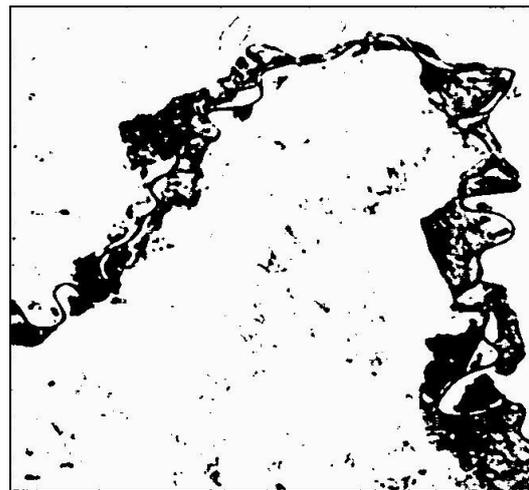


Рис. 3. Результирующее классифицированное изображение ERS-2 (черным цветом обозначены пиксели, относящиеся к классу «Вода»)

Для изображения с большим пространственным разрешением (ERS-2) лучшие результаты получены для входного окна размером 7x7. В свою оче-

редь, для данных спутника Envisat/ASAR, использовано входное окно с минимальным размером 3x3. Применение большей размерности приводит к ухудшению разрешения результирующей карты затоплений и уменьшению точности классификации. Примеры результатов обработки приведены на рис. 3, 4.



Рис. 4. Результирующее классифицированное изображение Envisat (черным цветом обозначены пиксели, относящиеся к классу «Вода»)

Система обработки радиолокационных спутниковых данных для картографирования наводнений

Разработанный метод реализован в рамках системы мониторинга наводнений, архитектура которой представлена на рис. 5.

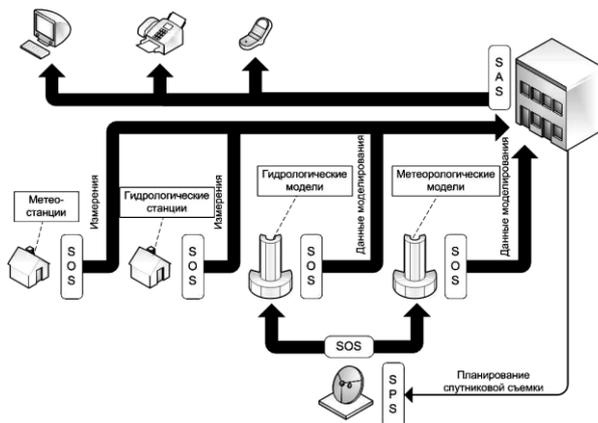


Рис. 5. Система мониторинга наводнений

Поскольку мониторинг осуществляется с использованием разнородных данных из разных источников, для реализации системы используется технология Sensor Web [17, 18]. Sensor Web представляет собой координированную инфраструктуру наблюдений, включающую распределенные источники данных (сенсоры, модели, коммуникации) и

предоставляющую доступ к исходным и обработанным данным, метаданным посредством использования стандартизированных сервис-ориентированных интерфейсов. Причем такая система является автономной, адаптивной, перенастраиваемой и управляемой [19].

В качестве таких стандартов используются стандарты консорциума OGC Sensor Web Enablement (SWE):

- OGC Observations & Measurements – общие термины и определения области Sensor Web;
- Sensor Model Language (SensorML) – язык на основе XML для описания различных видов сенсоров;
- Transducer Model Language – язык на основе XML для описания преобразований;
- Sensor Observations Service (SOS) – интерфейс для удаленного доступа к данным сенсора;
- Sensor Planning Service (SPS) – интерфейс для отправки заданий сенсорам.

На сегодняшний день в рамках системы для глобального прогнозирования и мониторинга осадков используются глобальная система прогнозирования погоды GFS и спутниковые измерения TRMM, для которых разработаны интерфейсы SOS. На основе этих измерений осуществляется заказ и планирование спутниковых данных через интерфейс SPS. Такой интерфейс уже разработан специалистами NASA для спутника EO-1. Также используются оперативные архивы ЕКА. Полученные спутниковые данные обрабатываются с использованием предложенного подхода для получения карт затопленных территорий, которые предоставляются в форматах KML и WMS.

Выводы

В данной работе описан нейросетевой подход для определения затопленных территорий на основе спутниковых данных. Информация о затоплениях является очень важной при оценке ущерба и эффективно используется в гидрологических моделях, а также в качестве дополнительных данных при решении задач мониторинга в интересах сельского хозяйства. 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 (данные ERS-2) и 3x3 (Envisat). 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 построенной нейронной сети составила 85,40% (данные ERS-2) и 98,52% (Envisat) на тестовых данных, что существенно превышает известные в литературе результаты классификации другими методами.

Список литературы

1. Committee on Earth Observation Satellites Disaster Management Support Group: *The Use of Earth Observing Satellites for Hazard Support: Assessments & Scenarios // Final Report; National Oceanic & Atmospheric Administration, Department of Commerce, USA, 2001.*
2. GEO Work Plan 2007-2009 – “*Toward Convergence*”.
3. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. – Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
4. Solheim I., Solbo S., Indregard M., Lauknes I. *User Requirements and SAR-Solutions for Flood Mapping // 4th International Symposium on Retrieval of Bio-and Geophysical Parameters from SAR Data for Land Applications, Innsbruck, Austria, 2001.*
5. ESA Earth Watch [Электронный ресурс]. – режим доступа к документу: <http://earth.esa.int/ew/floods/>.
6. Yang C., Zhou C., Wan Q. *Deciding the Flood Extent with RADARSAT SAR Data and Image Fusion // 20th Asian Conference on Remote Sensing, 1999.*
7. *Extracting the flood extent from satellite SAR image with the support of topographic data / Y. Cunjian, W. Yiming, W. Siyuan, Z. Zengxiang, H. Shifeng // Proc. of International Conference on Information Technology and Information Networks (ICII 2001). – Beijing, China. – Volume 1. – P. 87-92.*
8. *Evaluation of a remote sensing based regional flood/waterlog and drought monitoring model utilising multi-source satellite data set including envisat data / G. Csornai, Zs. Suba, G. Nádor, I. László, Á. Csekő, Cs. Wirnhardt, L. Tikász, L. Martinovich // Proc. of the 2004 Envisat & ERS Symposium. – Salzburg, Austria. – 6-10 September 2004 (ESA SP-572, April 2005).*
9. De Chiara G. *Remote sensing technique to estimate the water surface of artificial reservoirs Villani - Problems and potential solutions / G. De Chiara, V.P. Bovolin, M. Migliaccio // IEEE GOLD Remote Sensing Conference 2006.*
10. Ferdinand B. *Monitoring Flood Extent and Forecasting Excess Runoff Risk with RADARSAT-1 Data / B. Ferdinand, D. Roy // Natural Hazards. – 2005. – Volume 35. – P. 377-393.*
11. Horritt M.S. *A statistical active contour model for SAR image segmentation / M.S. Horritt // Image and Vision Computing. – 1999. – 17. – P. 213-224.*
12. Shah-Hosseini H. *A TASOM-based algorithm for active contour modelling / H. Shah-Hosseini, R. Safabakhsh // Pattern Recognition Letters. – 2004. – 24. – P. 1361-1373.*
13. *ESA Product Specification for ERS Products within Envisat Format, Ref: PX-SP-50-914.5, Issue/Revision: 3/1, Date: OCT 3, 2006. [Электронный ресурс]. – Режим доступа к док.: http://earth.esrin.esa.it/pub/ESA_DOC/gen144.pdf.*
14. *European Topic Centre on Terrestrial Environment. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа к документу: <http://terrestrial.eionet.eu.int/CLC2000>.*
15. *ERS SAR Calibration. Derivation Of The Backscattering Coefficient In ESA ERS SAR PRI Products // ES-TN-RS-PM-HL09 05, November 2004, Issue 2, Rev. 5f.*
16. Gonzalez R.C. *Digital Image Processing / R.C. Gonzalez, R.E. Woods. – Prentice Hall, Upper Saddle River: New Jersey, 2002. – 793 p.*
17. *Sensor Web Technologies for NASA Earth Science / K. Moe, S. Smith, G. Prescott, R. Sherwood // Proc. of 2008 IEEE Aerospace Conference. – 2008. – P. 1-7.*
18. *Sensor Webs: Where They are Today and What are the Future Needs? / D. Mandl, S.W. Frye, M.D. Goldberg, S. Habib, S. Talabac // Proc. Second IEEE Workshop on Dependability and Security in Sensor Networks and Systems (DSSNS 2006). – 2006. – P. 65-70.*
19. *Report from the Earth Science Technology Office (ESTO) Advanced Information Systems Technology (AIST) Sensor Web Technology Meeting. – San Diego, USA. – February 13-14, 2007. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа к документу: http://esto.nasa.gov/sensorwebmeeting/files/AIST_Sensor_Web_Meeting_Report_2007.pdf.*

Поступила в редколлегию 9.12.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Н.Н. Кукуль, Институт космических исследований НАНУ-НКАУ, Киев.

СИСТЕМА ОБРОБКИ РАДОЛОКАЦІЙНИХ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ ДЛЯ КАРТОГРАФУВАННЯ ПОВЕНЕЙ

С.В. Скакун

У роботі запропоновано новий підхід для картографування затоплених територій на основі супутникових даних, отриманих радіолокатором з синтезованою апертурою. Для сегментації і класифікації супутникових зображень використовуються нейронні мережі – карти Кохонена, що самоорганізуються. Запропонований підхід верифіковано на даних супутників Європейського космічного агентства ERS-2/SAR і Envisat/ASAR і реалізований в рамках системи моніторингу повеней з використанням технології Sensor Web.

Ключові слова: радіолокатор з синтезованою апертурою, картографування повеней, нейронні мережі, ERS-2, Envisat.

A SYSTEM FOR FLOOD MAPPING FROM SATELLITE SAR DATA

S.V. Skakun

In work new approach is offered for drawing a map of the flooded territories on the basis of satellite information, got a radio-locator with the synthesized aperture. For segmentation and classification of satellite images the networks of neurons – selforganized cards of Kohonena are used. Offered approach verify on these companions of the European space agency of ERS-2/SAR and Envisat/ASAR and realized within the framework of the system of monitoring of floods with the use of technology of Sensor Web.

Keywords: radio-locator with the synthesized aperture, drawing a map of floods, networks of neurons, ERS-2, Envisat.