

УДК 681.32
**НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЗАТОПЛЕНИЙ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ДАННЫХ**

Н.Н. КуССуль., А.Ю. Шелестов, С.В. Скакун
Институт космических исследований НАНУ-НКАУ

В работе предложен новый подход для выявления затопленных территорий на основе радиолокационных данных. Для сегментации и классификации спутниковых изображений используются нейронные сети – самоорганизующиеся карты Кохонена. Предложенный подход верифицирован на данных спутника ERS-2 во время наводнения на р. Тиса в марте 2001 г.

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. 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.

Обычно паводковые ситуации сопровождаются значительным облачным покровом, который ограничивает использование данных, полученных в оптическом диапазоне. Поэтому более эффективным является использование радиолокационных данных (в сантиметровом и дециметровом диапазонах), получение которых не зависит от погодных условий.

На сегодняшний день радиолокационные данные широко применяются для мониторинга наводнений [2]. При этом для обработки радиолокационных изображений, как правило, используют методы пороговой сегментации [3] или анализа разновременных снимков [4]. Несмотря на простоту и высокую скорость этих 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.

В данной работе предлагается новый подход для определения 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 [5]. К преимуществам нейронных сетей данного типа следует отнести автоматическое выявление статистически значимых признаков в обучающей выборке данных и 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 во время наводнения на речке Тиса в марте 2001 г. и без наводнения в апреле того же года. Данные были предоставлены Европейским космическим агентством (ЕКА) в рамках гранта ЕКА Category-1 “Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne SAR and Optical Data” (№4181).

Для более точной геопривязки радиолокационных данных ERS-2 и валидации полученных результатов были использованные дополнительные данные для исследуемой территории: данные спутника Landsat-7/ETM+, дата съемки: 30.09.2000 и данные Европейского проекта Corine Land Cover [6] по классификации земного покрова.

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"). Всего для обучающей выборки было отобрано 42955 пикселей, из которых 12939 относятся к классу "Вода" и 30016 к классу «Суша».

Метод определения затопленных наводнениями территорий. Предложенный метод определения затопленных наводнениями территорий включает предварительную и тематическую обработку. Предварительная обработка радиолокационных изображений состоит из следующих этапов:

преобразование исходных данных в географическую проекцию, калибровка изображения, географическая привязка на основе данных спутника Landsat-7/ETM+.

Тематическая обработка сводилась к сегментации изображения с использованием нейронных сетей Кохонена и их классификации на указанные выше типы («Вода» и «Суша»). Самоорганизующиеся карты Кохонена – это специальный класс искусственных нейронных сетей, работа которых основана на конкурентном принципе обучения [5]. Нейронная сеть представляет собой двумерную решетку, в узлах которой расположены нейроны (элементарные обрабатывающие элементы). Весовые коэффициенты ω_j всех нейронов из окрестности нейрона-победителя i модифицируются следующим образом при переходе от момента времени n к $n+1$ [5]:

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

$$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x - \omega_j(n)), \quad j = \overline{1, l},$$

где η – коэффициент скорости обучения, $h(n)$ – функция окрестности нейрона-победителя, x – вектор обучающего множества; $\|\cdot\|$ — Евклидова норма.

Нейронные сети Кохонена широко применяются для сегментации изображений в разных предметных областях, возможно с последующей классификацией [5]. 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. [7]. 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:

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

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.

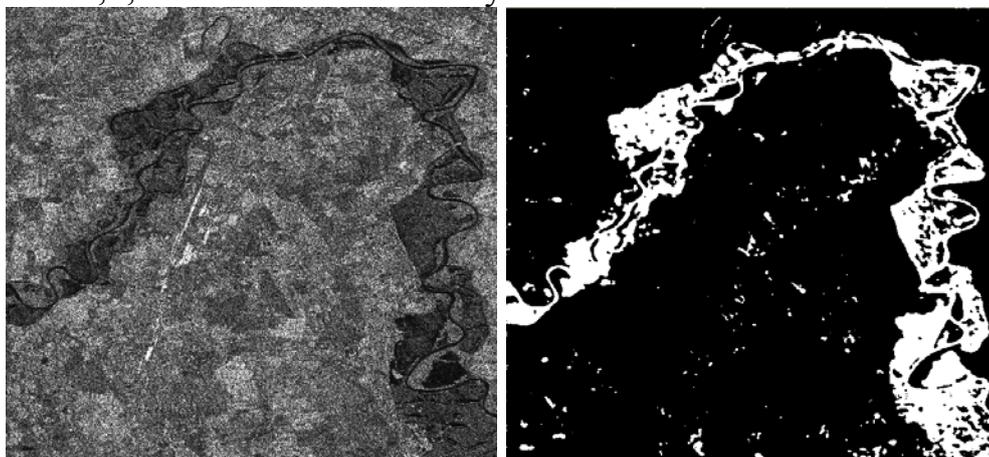


Рис. 1. Исходное радиолокационное изображение (слева) и результирующее классифицированное изображение (справа, белым цветом обозначены пиксели, относящиеся к классу «Вода»)

Уже для окрестности 7×7 было достигнуто значение 99,90% верно классифицированных пикселей на всех тестовых данных. Именно это значение окрестности было выбрано для сегментации изображений. Результаты классификации изображения ERS-2 на два класса («Вода» и «Суша») представлены на рис. 1.