

УДК 629.391

ПОДОРОЖНЯК А.А., к.т.н., ст. научный сотрудник (Национальный технический университет “Харьковский политехнический институт”)

Метод выявления объектов интереса при обработке данных в системе дистанционного зондирования земли

Приведен метод выявления объектов интереса при обработке данных в системе дистанционного зондирования земли базирующийся на применении нейросетевых структур, позволяющих обнаружить и найти координаты объектов на полученных изображениях. Предложен алгоритм синтеза нейросетей для решения данной задачи, проанализированы результаты работы полученных нейросетевых структур в сравнении с известными алгоритмами локализации.

Ключевые слова: выявление объектов интереса, данные дистанционного зондирования земли, искусственная нейронная сеть.

Введение

Для функционирования систем навигации, распознавания и наведения, актуальным является решение задач обработки, идентификации и определения координат объектов на изображении (при распознавании, управлении, обработке полученных результатов наблюдений) в различных условиях функционирования данных систем. Локализация объектов поиска на радиометрическом изображении, формирование которого происходит при комплексном действии препятствий и шумов, является сложной задачей, решение которой получено лишь при некоторых допущениях относительно закона распределения влияющих шумов. На практике представляет интерес случай, когда в текущем радиометрическом изображении присутствуют шумы разной физической природы, закон распределения которых существенно отличается от нормального.

Решению задачи локализации объектов поиска системой дистанционного зондирования земли (ДЗЗ) на изображении местности посвящено большое количество публикаций [1 - 5]. Однако большинство из них описывает методы решения задачи обнаружения и нахождения координат объектов интереса на полученных изображениях в условиях воздействия только одного из видов шумов: адитивных шумов, распределенных по нормальному закону [1, 2], адитивных шумов, распределенных по равномерному закону [1], флуктуационных шумов, распределенных по равномерному закону [1, 3]. В некоторых источниках делались попытки исследования алгоритмов определения координат объектов поиска при совместимом действии комбинации адитивных шумов, распределенных по нормальному закону и флуктуационных шумов, распределенных по равномерному закону [4, 5].

Для радиометрических навигационных систем, которые размещаются на летательных аппаратах характерно наличие одновременного воздействия флуктуационных шумов, обусловленных изменением температуры радиояркостности объектов наблюдения, адитивных шумов приемных каналов, и ярких точечных помех, обусловленных, например, нестабильными водообразованиями на местности [1, 6].

Известно, что нейросети является универсальной технологией, что позволяет получать приемлемые решения в условиях, когда сложно или невозможно получить точное аналитическое решение [7]. Ранее автором предлагалось для локализации объектов поиска на изображении использовать нейросеть [2, 5]. Однако вопрос применимости предложенной технологии в условиях помех и шумов, характерных для радиометрических изображений, и ее сравнения с известными методами освещены недостаточно.

Цель статьи - определение возможностей применения нейросетей при локализации объектов поиска на изображении, полученном системой дистанционного зондирования земли, и сравнения их с известными методами в условиях действия флуктуационных шумов и адитивных помех.

Основной материал

Как основной элемент метода выявления объектов интереса при обработке данных ДЗЗ может быть применена нейросеть (рис. 1) с радиальными базисными функциями возбуждения (РБФ-сеть [2]).

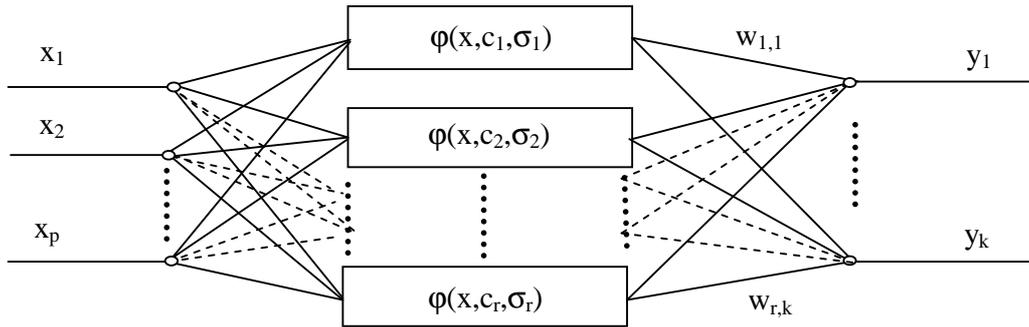


Рис. 1. Архитектура p-r-k РБФ-сети обработки данных ДЗЗ

Исходный сигнал такой сети имеет вид

$$y = \varphi W, \quad (1)$$

где $y = [y_1, \dots, y_k]$ – выход нейросети (координаты объекта интереса),

k – размерность выходного вектора;

φ – вектор, который состоит из r радиальных базисных функций нейронов скрытого слоя, s элементами

$$\varphi = \exp(-\|x - c_i\| / \sigma_i); \quad (2)$$

$x = [x_1, \dots, x_p]$ – входной сигнал нейросети (входное изображение), p – размерность входного вектора;

$c_i = [c_{i1}, \dots, c_{ip}]$ – координаты центров функций возбуждения, $i=1, \dots, r$;

r – количество скрытых нейронов в сети;

σ_i – ширина активационной функции;

W – исходная весовая матрица сети (размерность $r \times k$).

Обучение нейросети сводится к минимизации результирующей ошибки работы сети и приводит к нахождению минимального значения мультимодальной функции, зависящей от количества и местоположения нейронов скрытого слоя обучаемой сети, величины параметра регуляризации и ширины активационной функции нейронов σ_i . Именно для решения такого класса задач предназначены генетические алгоритмы.

Суть работы предлагаемого для оптимизации структуры нейросети модифицированного метода генетического обучения заключается в групповом поиске экстремума (анализируется одновременно несколько точек (особей популяции) в области определения функции) и последовательном улучшении качественных характеристик особей популяции с помощью генетических операторов (этот принцип в известной степени используют также метод деформируемого многогранника и метод группового учета аргумента) [5, 8]. Как параметры, которые

оптимизируются, используются местоположения центров c_i и значение ширины σ_i функций активации РБФ-сети, а как целевая функция – среднеквадратическая ошибка выхода сети по всему континууму значений тренировочных шаблонов «вход-выход». Для достижения минимальной структуры сети к значению целевой функции добавляется штраф за количество нейронов в скрытом слое

$$\varepsilon_{\Sigma} = \frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L \|d_i - y_i\| + \alpha r, \quad (3)$$

где L – количество тренировочных шаблонов в учебной выборке;

r – количество нейронов в скрытом слое сети;

α – штрафной коэффициент за количество нейронов в скрытом слое сети.

После того, как скрытый слой нейронов сформирован, определяется весовая матрица W (1). Оценка приспособленности каждой особи популяции осуществляется на основе вычисления целевой функции [5].

После оценки приспособленности особей начинает работать генетический алгоритм [8]. Прекращение поиска решения происходит при выполнении условия, в качестве которого используется достижение необходимой точности работы сети. В случае если необходимый уровень точности не был достигнут – возможна повторная инициализация популяции. Полученная на основе наилучшей особи РБФ-сеть на последнем этапе дополняется (к предварительно заданной характеристиками используемой аппаратной реализации количества [9]) нейронами скрытого слоя для уменьшения параметрической чувствительности.

Для синтезированной таким методом нейросети автором была проведена оценка значения вероятности правильной локализации объекта поиска (рис. 2).

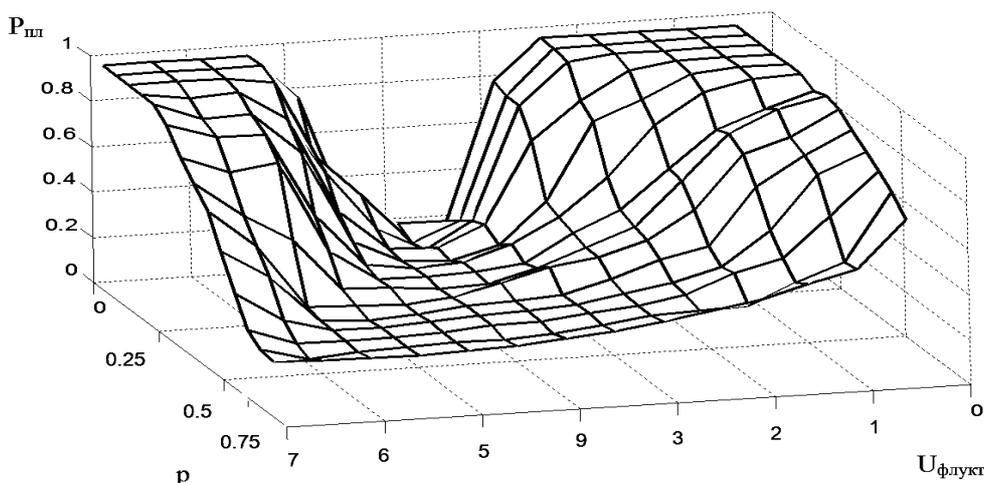


Рис. 2. Вероятность правильной локализации объекта интереса нейросетью

В качестве набора изображений для обучения использовались 1944 текущих изображения (ТИ), сформированных для разных значений параметра распределения биномиального шума p (значение p для набора обучающих изображений изменялось в пределах от 0 до 0,8), различных значений интенсивности флуктуационных шумов (значение $U_{\text{флукт}}$ изменялось от 0 до 7), и фиксированном значении среднеквадратичного отклонения нормально распределенных адитивных шумов СКВ = 1. Количество скрытых нейронов после обучения дополнялись до 256.

Полученный результат сравнивался с работой известных методов локализации объектов поиска [1, 3]. При этом размерность ТИ составила 64 элемента разрешения, количество градаций яркости - 8. Объект считался правильно локализованным при рассогласовании истинного и определенного сетью местоположения объекта поиска на ТИ в пределах одного элемента разрешения.

Оценка вероятности правильной локализации объекта интереса $P_{\text{пл}}$ на ТИ каждым из методов проводилась согласно выражения

$$P_{\text{пл}} = \frac{M_1}{N_1 * N_2}, \quad (4)$$

где M_1 – количество благоприятных результатов (правильная локализация объекта интереса на ТИ);

N_1 – количество возможных вариантов расположения объекта интереса на ТИ;

N_2 – количество повторений запусков алгоритмов локализации объекта интереса на ТИ.

При этом количество проведенных испытаний работы алгоритмов локализации объекта интереса $N_1 * N_2$ при получении значения $P_{\text{пл}}$ для каждой точки составило 3600. Данное количество испытаний алгоритма позволило обеспечить с заданной точностью результатов моделирования 0,03 достоверность оценки на уровне не меньше чем 0,9 при условии, что ошибки оценивания распределены по нормальному закону.

Результаты работы известного зонного алгоритма локализации объекта интереса на ТИ [3] приведены на рис. 3.

Анализ приведенного графика показывает, что данный алгоритм имеет стойкость к инверсии контрастов зонной структуры изображения ($U_{\text{флукт}} = 4,5 - 7$), но имеет на 15 – 25 % ниже значение вероятности правильной локализации $P_{\text{пл}}$ объекта поиска на ТИ в условиях интенсивных адитивных точечных шумов по сравнению с предлагаемым нейросетевым методом локализации объекта поиска на текущем изображении системы ДЗЗ. Результаты работы известного корреляционного алгоритма локализации объекта поиска на ТИ [1] приведены на рис. 4.

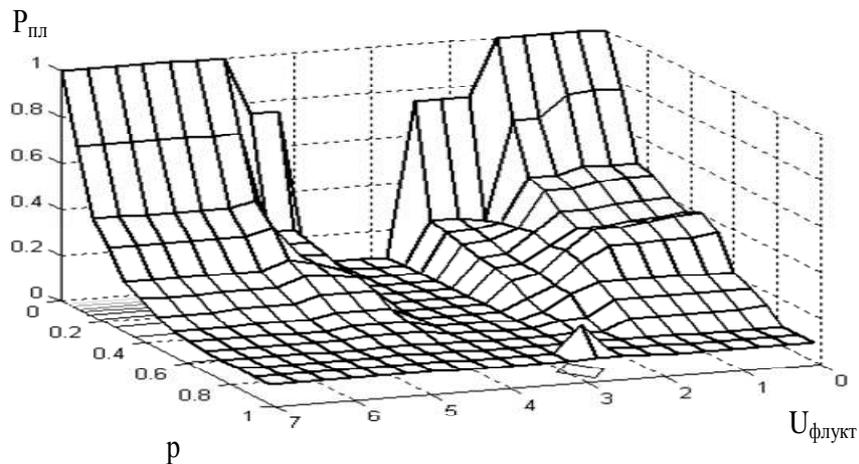


Рис. 3. Вероятность правильной локализации объекта интереса зонным алгоритмом

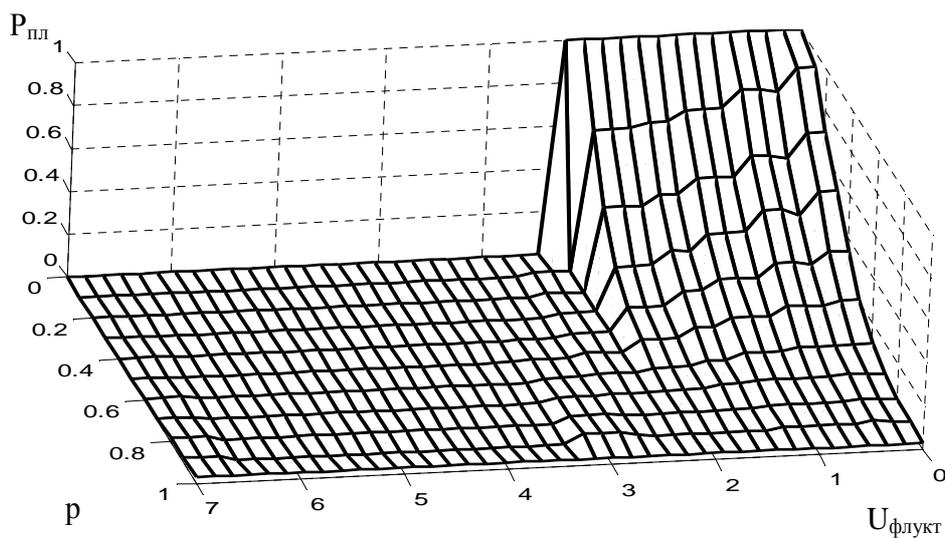


Рис. 4. Вероятность правильной локализации объекта интереса корреляционным алгоритмом

Анализ приведенного графика показывает, что данный алгоритм обладает стойкостью к действию интенсивных адитивных точечных помех на ТИ, но его приложение неэффективно при сильных флуктуационных шумах (вплоть до инверсии контрастов на ТИ) характерных для радиометрии.

Выводы

Таким образом, предложенная в работах [2, 5, 8] нейросеть для локализации объекта интереса после разработки алгоритма на основе усовершенствованного метода генетического обучения нейросети позволила

повысить помехостойкость локализации объекта интереса на текущем изображении системы ДЗЗ.

Проведение сравнительной оценки разработанного метода локализации объекта поиска на текущем изображении с известными корреляционно-экстремальными методами показало, что разработанный метод локализации объекта интереса при обработке данных дистанционного зондирования земли позволил увеличить вероятность правильной локализации в условиях флуктуационных шумов и адитивных помех на 15 – 25 % относительно известных корреляционно-экстремальных методов.

Література

1. Белоглазов И.Н., Джанджгава Г.И., Чигин Г.П. Основы навигации по геофизическим полям. - М.: Наука, 1985. - 328 с.
2. Тимочко А.И., Подорожняк А.А. Локализация объекта поиска на текущем изображении обученной генетическим алгоритмом нейросетью с радиальными базисными функциями // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. - 2005. - № 6 (6). - С. 74-76.
3. Антюфеев В.И., Быков, В.Н., Макаренко Б.И. Эффективность зонных алгоритмов локализации объектов на радиометрических изображениях // Радиотехника. - 1998. - Вып. 108. - С. 42-47.
4. Makarenko V., Kashaev I., Kulishenko V., Podorozhnyak A., Soroka A. Complexed System for Aircraft Vehicles' Navigation // AP-RASC'01. 1-4 August 2001, Tokyo, Chuo Univ. - P. 98.
5. Подорожняк А.А. Нейросетевой анализ материалов дистанционного зондирования Земли // Матеріали 63-ї науково-технічної конференції Хар-ківської державної академії та фахівців залізничного транспорту. Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті. - 2001. - № 5. - С. 124.
6. Fetterman M. R., Grata J., Jubic G., Kiser W. L., Visnansky A. Simulation, acquisition and analysis of passive millimeter-wave images in remote sensing applications // Optics Express. - 2008. - Vol. 16. - Iss. 25. - P. 20503-20515.
7. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. - М.: ООО Вильямс, 2006. - 1104 с.
8. Подорожняк А.А. Использование генетических алгоритмов для оптимизации структуры нейросети обработки изображений // Системи обробки інформації. - Харків: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. - Вип. 1 (17). - 2002. - С. 241-243.
9. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. - М: Горячая Линия - Телеком, 2012. - 496 с.

Подорожняк А.О. Метод виявлення об'єктів інтересу при обробці даних в системі дистанційного зондування землі. Приведений метод виявлення об'єктів інтересу при обробці даних в системі дистанційного зондування землі, що базується на застосуванні нейромережових структур, що дозволяють виявити і знайти координати об'єктів на отриманих зображеннях. Запропонований алгоритм синтезу нейромереж для вирішення цього завдання, проаналізовані результати роботи отриманих нейромережових структур у порівнянні з відомими алгоритмами локалізації.

Ключові слова: виявлення об'єктів інтересу, матеріали дистанційного зондування землі, штучна нейромережа.

Podorozhnyak A.A. Method of interest objects detection while processing data in the system of earth remote sensing. The method of interest objects detection while processing data in earth remote sensing system based on the application of neural network structures, allowing discovering and locating the objects on the got images has been given. The neural network synthesis algorithm for the solution of this task has been proposed. The results of the obtained neural network structures performance in the comparison with the known localization algorithms have been analyzed.

Key words: interest objects detection, earth remote sensing data, artificial neural network.

Рецензент д.т.н., професор Безрук В.М. (ХНУРЭ)

Поступила 31.03.2014г.