
**МЕТОД НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ ЗАШУМЛЕННЫХ
ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ДАННЫХ**

Предлагается метод нейросетевой обработки зашумленных картографических данных геоинформационной системы. Метод предполагает реализацию на параллельных вычислительных структурах процедур предварительной фильтрации полутоновых пространственных изображений и помехоустойчивого детектирования контуров объектов изображений. Осуществляется программная реализация метода и приводятся результаты его тестового моделирования.

1. Введение и постановка задачи

Для представления объектов в геоинформационных системах (ГИС) используют пространственные и атрибутивные типы данных [1]. Под пространственными данными в общем случае понимают сведения, которые характеризуют местоположение объектов в пространстве относительно друг друга и их геометрию.

Задачей обработки пространственных данных в ГИС может быть как улучшение (восстановление) изображения по некоторому критерию, так и специальное преобразование, целенаправленно меняющее изображение. В последнем случае обработка изображений может быть промежуточным этапом для дальнейшего распознавания изображения (например, для выделения контура объекта). Методы обработки изображения могут существенно различаться в зависимости от того, каким путем изображение было получено (синтезировано системой машинной графики, путем оцифровки черно-белой или цветной фотографии или видеокadra). Если изображения были получены с помощью оцифровки, то они, как правило, искажены шумами различной природы. Источники шума могут быть различными: неидеальное оборудование для захвата изображения камерой, погрешности камеры или сканера, плохие условия съемки (например, шумы, возникающие при ночной фото/видеосъемке), помехи при передаче по аналоговым каналам (наводки от источников электромагнитных полей, собственные шумы активных компонентов линии передачи) неточность выделения яркостного и цветоразностных сигналов из аналогового композитного сигнала [2]. Шумы бывают разных типов, в частности: белый шум – сигнал, отсчеты которого не коррелируют друг с другом, и его разновидность – белый гауссовский шум, возникающий, в частности, при плохих условиях приема сигнала; импульсный шум – случайные изолированные точки на изображении, значение которых сильно отличается от значений окружающих их точек (обычно возникает при передаче изображений по аналоговым каналам).

Шумоподавление в задачах обработки пространственных данных в ГИС служит для улучшения визуального восприятия анализируемых изображений, но может также использоваться для специализированных целей, например, для увеличения четкости при выделении контуров объектов, для предобработки и последующего распознавания и т.п. Также шумоподавление играет важную роль при сжатии изображений. Одной из основных проблем в алгоритмах сжатия является определение локальной зашумленности анализируемой области изображения, поскольку при сжатии сильный шум может быть принят за детали изображения, что может привести к увеличению сложности сжатия и отрицательно повлиять на результирующее качество сжатого изображения. Наиболее адекватными с точки зрения использования в практических задачах являются модели аддитивного Гауссова и импульсного шумов. Аддитивный Гауссов шум характеризуется добавлением к каждому пикселю изображения значений из соответствующего нормального распределения с нулевым средним значением.

Выделение границ (контуров) занимает особое место в перечне задач обработки изображений в ГИС, связанных с последующим поиском и выделением объектов. Оно основывается на алгоритмах, которые детектируют точки цифрового изображения, в которых

резко изменяется яркость или присутствуют другие виды неоднородностей. Алгоритмы выделения границ и привязки их к существенным элементам изображения называют детекторами границ или детекторами краев (edge detector) [3]. Результатом выделения границ является набор связанных кривых, обозначающих границы объектов, граней и отрисовок на поверхности, а также кривых, которые отображают изменения положения поверхностей. Таким образом, применение фильтра выделения границ к изображению может существенно уменьшить количество обрабатываемых данных, так как отфильтрованная часть изображения считается менее значимой, а наиболее важные структурные свойства изображения сохраняются. Детекторы границ используют относительно локальные фрагменты изображения, на основании анализа которых делается вывод о наличии краевых точек – точек изображения, в которых яркость изменяется особенно сильно. Совокупность краевых точек формирует края областей изображения. Как правило, детекторы границ дают удовлетворительный результат при наличии резких локальных изменений яркости. Однако в условиях наличия шумов и помех существенным образом искажается информация о положении краевых точек, что приводит к появлению двух типов возможных ошибок. Первый тип связан с пропуском реально существующей краевой точки, а второй – с появлением ложной. Улучшение качества функционирования детекторов границ требует увеличения площади фрагмента изображения, используемого для принятия решения о наличии краевой точки, а также сложных алгоритмов предварительной обработки. С точки зрения реализации это означает необходимость выполнения значительного объема вычислений. Одним из возможных вариантов реализации задач обработки зашумленных пространственных данных, в частности, помехоустойчивого детектирования границ, является использование нейросетевых методов, позволяющих использовать параллельные схемы попиксельной обработки изображений с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС) [4].

Целью данного исследования является разработка и программная реализация метода нейросетевой обработки цифровых полутоновых пространственных изображений, позволяющего повысить качество и помехоустойчивость выделения контуров объектов ГИС.

2. Общие принципы шумоподавления в задачах обработки цифровых изображений

Алгоритмы шумоподавления (фильтрации шумов) обычно специализируются на подавлении какого-то конкретного вида шума. Многие шумы можно достаточно точно описать моделью белого Гауссова шума, поэтому большинство алгоритмов фильтрации ориентировано на его подавление. К наиболее распространенным методам фильтрации шумов относятся сглаживающие фильтры, фильтры Винера, медианные фильтры и ранжирующие фильтры. Для подавления Гауссова шума используются как линейные, так и нелинейные фильтры. Линейный фильтр определяется вещественнозначной функцией (ядром фильтра), заданной на растре. При линейной сглаживающей фильтрации значение интенсивности в каждой точке усредняется по некоторой сглаживающей маске. При осуществлении фильтрации яркостные характеристики каждой точки цифрового изображения заменяются другим значением яркости, которое признается в наименьшей степени искаженным помехой. Выделяют частотную и пространственную фильтрацию [5]. Частотные методы преобразований изображений основываются на применении преобразования Фурье. Данный подход позволяет обрабатывать функцию в частотной области, после чего без потери информации вернуться к исходному виду. Пространственные методы улучшения изображений, как правило, применяются к растровым изображениям, представленным в виде двумерных матриц. Принцип пространственных алгоритмов заключается в применении специальных оконных операторов (масок) к каждой точке исходного изображения. Чаще всего маска представляет собой небольшой двумерный массив, а методы улучшения, базирующиеся на таком подходе, называют фильтрацией по маске. При осуществлении линейной фильтрации отклик маски задается суммой произведений пикселей в области покрытия фильтра. В качестве линейного сглаживающего фильтра используется усредняющий фильтр, выходным значением которого является среднее значение по окрестности маски фильтра. Операции, выполняемые нелинейным пространственным фильтром, зависят от значений элементов матрицы изображения, которые находятся в анализируемой окрестности. При

медианной фильтрации значения пикселей представляют собой усредненное значение точек соответствующей окрестности. Часто при устранении шума медианный фильтр является более эффективным, чем обычное усреднение, так как приводит к меньшим искажениям границ выделяемых объектов. В качестве маски при медианной фильтрации используется двумерное окно с центральной симметрией, при этом его центр располагается в текущей точке фильтрации. В основу адаптивной фильтрации положен винеровский фильтр, являющийся одним из типов линейного фильтра для адаптивной локальной обработки изображений. Преимущество адаптивного фильтра состоит еще и в том, что он сохраняет края и другие фрагменты объектов изображения. В то же время винеровский фильтр требует большего времени для вычислений, чем линейный фильтр. Среднее значение яркости вычисляется для центрального пикселя маски, содержащей значения яркости исходного изображения в покрытой маской локальной области изображения.

Простейшая идея удаления шума – усреднять значения пикселей в пространственной окрестности. Для каждого пикселя анализируются соседние для него пиксели, которые располагаются в прямоугольном окне вокруг этого пикселя. Медианная фильтрация – стандартный способ подавления импульсного шума. Для каждого пикселя в некоторой его окрестности (окне) определяется медианное значение. Однако в чистом виде медианный фильтр размывает мелкие детали, величина которых меньше размера окна для поиска медианы.

Метод главных компонент (МГК) позволяет выделить структуру в многомерном массиве данных. Он применяется в основном для распознавания или для сжатия изображений с белым гауссовским шумом и основан на нахождении таких базисных векторов исследуемого пространства, которые бы наилучшим образом отражали расположение исходных данных в этом пространстве. При этом все изображение разбивается вначале на блоки, которые обрабатываются независимо и должны располагаться с небольшим перекрытием, чтобы избежать артефактов блочности при их стыковке. МГК хорошо работает на текстурированных областях (после подавления шума текстура останется по-прежнему четкой).

Конечный результат анализа изображений во многом определяется качеством сегментации, а степень детализации выделяемых характеристик зависит от конкретной задачи. В настоящее время не существует универсального метода или алгоритма для решения всех типов задач сегментации. В большинстве случаев выбирается один или несколько алгоритмов, и модифицируются под специфичные условия задачи. Сегментация решает в общем смысле две основные задачи: разделение изображения на части в целях осуществления дальнейшего локального анализа; изменение формы описания элементов изображения, что позволяет представить точки как высокоуровневые структуры, обеспечивающие эффективность дальнейшего анализа изображения.

Принцип работы методов сегментации цифровых изображений основан на разности яркости элементов и фона изображения [6]. Математическое обоснование этих методов заключается в вычислении производных, представленных для цифровых изображений в виде дискретных приближений градиента. В качестве градиентных методов выделяют операторы, представляющие собой матричные маски: перекрестный оператор Робертса, оператор Превитта, оператор Собеля и оператор Канни. Рассмотрим некоторые особенности этих операторов. Оператор Канни позволяет, как правило, обеспечить: хорошее обнаружение (повышение отношения сигнал / шум); хорошую локализацию (правильное определение положения границы); единственный отклик на одну границу. Для уменьшения чувствительности алгоритмов сегментации к шуму применяется фильтрация по первой производной, несколько размывающая исходное изображение (после вычисления градиента сглаженного изображения в контуре границы оставляются только точки максимума градиента изображения). Далее используется информация о направлении границы для того, чтобы удалять точки именно рядом с границей и не разрывать саму границу вблизи локальных максимумов градиента. Для определения направления градиента можно использовать оператор Собеля, округляющий полученные значения направлений до одного из четырех углов (0, 45, 90 и 135 градусов) и удаляющий с помощью порогов слабые границы.

Для решения задачи выделения перепадов яркости можно применить дифференциальные операторы более высокого порядка, например оператор Лапласа:

$$\Delta^2 f(x_1, x_2) = \frac{\delta^2 f(x_1, x_2)}{\delta x_1^2} + \frac{\delta^2 f(x_1, x_2)}{\delta x_2^2}. \quad (1)$$

Данный оператор обнаруживает границы в местах смены знака производной функции яркости. Роль лапласиана в задачах сегментации сводится к использованию его свойства пересечения нулевого уровня для локализации контура и выяснению, на темной или на светлой стороне контура находится рассматриваемый пиксель $(x; y)$. Основным недостатком лапласиана является высокая чувствительность к шумам и возможность появления разрывов в контуре. К его достоинствам можно отнести то, что он нечувствителен к ориентации границ областей и имеет малую ресурсоемкость. Для уменьшения влияния шумов часто используют лапласиан в сочетании со сглаживанием по методу Гаусса. Такое сочетание называют оператором лапласиан гауссиана (Laplacian of Gaussian – LoG). К его достоинствам можно отнести слабую чувствительность к шумам и ориентации границ областей, что позволяет четко выделять внешний и внутренние контуры объекта. Для вычисления дискретного градиента можно применять оператор Робертса. Поскольку для вычисления модуля градиента можно использовать разности в любых двух взаимно перпендикулярных направлениях, в операторе Робертса берутся диагональные разности. К недостаткам этого оператора относятся высокая чувствительность к шумам и ориентации границ областей, а также возможность появления разрывов в контуре и отсутствие явно выраженного центрального элемента. Оператор Робертса прост в реализации и обладает высоким быстродействием, однако сильно чувствителен к помехам. На практике для вычисления дискретных градиентов чаще всего используются операторы Превитта и Собеля, дающие нулевой отклик на областях постоянной яркости. При наличии центрального элемента и малой ресурсоемкости этим операторам свойственна высокая чувствительность к шумам и ориентации границ областей, а также возможность появления разрывов в контуре. Анализ методов фильтрации показывает, что для импульсных помех наиболее подходит медианный фильтр, хорошо сохраняющий границы элементов и обладающий высоким быстродействием. Градиентные алгоритмы выделения контуров элементов изображений просты в программной реализации, однако результаты, получаемые с их помощью, зависят от качества исследуемых изображений.

3. Метод нейросетевой обработки зашумленного изображения

Предлагаемый метод предполагает реализацию на параллельных вычислительных структурах процедур предварительной нейросетевой обработки зашумленных изображений (процедура 1) и последующего выделения границ (процедура 2).

Процедура 1. Функционирование ИНС, применяемой для улучшения визуального качества цифровых изображений, оценивается по последовательности ее выходных сигналов. Для предварительной обработки исходных изображений можно использовать мультипликативную подстройку их яркости. ИНС обрабатывает пиксели с оцениванием локальных характеристик, поэтому для более эффективной обработки представляется целесообразным введение дополнительного этапа автоматической настройки уровней яркости, реализованной в стандартных графических пакетах. Предлагаемый трехэтапный способ предварительной нейросетевой обработки изображений содержит следующие этапы: предобработка яркости исходного изображения; обработка изображения на локальном уровне с использованием ИНС; обработка изображения на глобальном уровне с применением алгоритма самонастройки уровней яркости.

В процедуре 1 используется локально-адаптивный подход к обработке изображений. Особенность этого подхода заключается в независимой обработке каждого пикселя изображения, исходя из имеющегося набора его локальных и глобальных характеристик (например, локальная и глобальная средняя интенсивность). В отличие от известных подходов, где полнопиксельное изображение поступает для обработки на вход ИНС (например, сети Хопфилда и карты Кохонена), в рассматриваемом способе обработки изображений ИНС обучается попиксельной обработке. При этом уменьшаются требования к объему оперативной памяти, необходимой для хранения информации об ИНС. Такой подход допускает

объединение множества ИНС, обрабатывающих по одному пикселю, в двухмерный массив для распараллеливания вычислений.

ИНС используется для аппроксимации преобразования следующего вида:

$$L^*(x, y) = T\left(L(x, y), D_{(x,y)}, m_{(x,y)}\right), \quad (2)$$

где $L^*(x, y)$ и $L(x, y)$ – соответственно обработанное и исходное значения яркости пикселя $(x; y)$; $m_{(x,y)}$ и $D_{(x,y)}$ – соответственно средние значения яркости и дисперсии яркости в локальной окрестности обрабатываемого пикселя.

Для рассматриваемого преобразования (2) ИНС, аппроксимирующая функцию T , должна иметь 3 входа и 1 выход. При обработке цветных изображений сначала осуществляется их преобразование в полутоновые, затем производится их обработка с использованием ИНС, а после этого информация о цвете восстанавливается [7].

Для оценки качества обработанных изображений во время ИНС обучения будем использовать оценку качества f_{mod} , которая является модификацией оценки Мунтеану-Роса f_{MR} и имеет следующий вид:

$$f_{\text{mod}} = \frac{MN - \eta}{MN} + \frac{256 - \exp(H)}{192} + \frac{255 - E / \eta}{255}; \quad H = -\sum_{i=1}^{256} l_i \log l_i, \quad (3)$$

где E – суммарная интенсивность пикселей на контурах на изображении; η – количество пикселей на контурах; N и M – соответственно ширина и высота изображения; l_i – доля пикселей с i -м уровнем яркости.

Данная оценка основана на том, что для визуального восприятия большее значение имеет перепад яркости в соседних пикселях, чем значение яркости в каждом пикселе, что позволяет сделать вывод о целесообразности максимизации E и η . В то же время, присутствие большого числа уровней градации яркости на изображении и равномерность гистограммы изображения, определяющей значение H , положительно сказывается на восприятии изображения. Уменьшение значения f_{mod} соответствует улучшению визуального качества рассматриваемого изображения. Было проведено экспериментальное сравнение оценки f_{mod} с оценкой f_{VIF} – наиболее известной объективной оценкой качества VIF (Visual Information Fidelity), основанной на сравнении исходного и измененного изображений, которая учитывает количество информации на изображениях и целостность сигнала на измененном изображении по сравнению с исходным. Корреляция между субъективной оценкой качества f_{mod} и эталонной оценкой f_{VIF} (0,59) существенно выше корреляции между оценками f_{MR} и f_{VIF} (0,23), что подтверждает целесообразность применения функции (3) для анализа качества процедур обработки изображений. Для повышения скорости обработки изображения на локальном уровне процедуры 1 предложены следующие оценочные формулы для вычисления локальных значений среднего $m_{(x,y)}$ и дисперсии $D_{(x,y)}$:

$$\tilde{m}_{(x,y)} = \frac{m_{(x)}(y_\lambda) + m_{(y)}(x_\kappa) + \langle L \rangle}{3}, \quad (4)$$

$$\tilde{D}_{(x,y)} = \frac{D_{(x)}(y_\lambda) + D_{(y)}(x_\kappa)}{2}, \quad (5)$$

где $m_{(x)}(y_\lambda)$ и $m_{(y)}(x_\kappa)$ – средняя яркость в столбце y_λ и строке x_κ соответственно; $D_{(x)}(y_\lambda)$ и $D_{(y)}(x_\kappa)$ – дисперсии яркости в столбце y_λ и строке x_κ соответственно;

$y_{\lambda} \in [i_1; i_2]$, $x_k \in [j_1; j_2]$; $\langle L \rangle$ – средняя яркость изображения. Исследование зависимостей (4) и (5) показало, что для реальных изображений соотношение «сигнал-шум» при использовании составляет около 25 дБ для приближенного среднего и около 32 дБ для приближенной дисперсии. Применение в процедуре 1 оценочных формул позволяет ускорить вычисления в среднем в 20 раз для окрестности размером 65х65 пикселей. Для обработки изображения на глобальном уровне (этап 3 процедуры 1) целесообразно использовать алгоритм самонастройки уровней яркости MSR (Multi-Scale Retinex) [6]. В процедуре 1 предлагается применять модифицированный алгоритм генетической оптимизации (ГАИНС) для определения оптимального варианта структуры ИНС с логсигмоидной функцией активации. Каждая структура кодируется при этом по списку имеющихся связей. В ГАИНС используются оригинальные операторы кроссовера и мутации, учитывающие структуру ИНС. Размер популяции может динамически настраиваться в процессе поиска оптимального решения (с функцией приспособленности f_{mod}). Структуры ИНС во время обучения оцениваются по визуальному качеству обработанных изображений. При этом для снижения вычислительных затрат может быть использован упрощенный вариант оценки (3):

$$f = \frac{N * M - \mu}{N * M} + \frac{256 - \exp(H)}{192}, \quad H = - \sum_{i=1}^{256} l_i \log l_i, \quad (6)$$

где N и M – ширина и высота изображения соответственно; μ – количество пикселей на границах перепадов уровней яркости; l_i – доля пикселей с i -м уровнем яркости.

В этом случае в качестве функции приспособленности для алгоритма ГАИНС используется функция (6). Первое слагаемое функции f необходимо для максимизации числа пикселей на границах перепадов яркости, что улучшает детализацию изображения. Второе слагаемое функции f предотвращает опасность вырождения обработанного изображения в бинарное.

Процедура 2. Принцип нейросетевого выделения контуров на изображении, предварительно улушенном с помощью процедуры 1, представлен на рис.1.

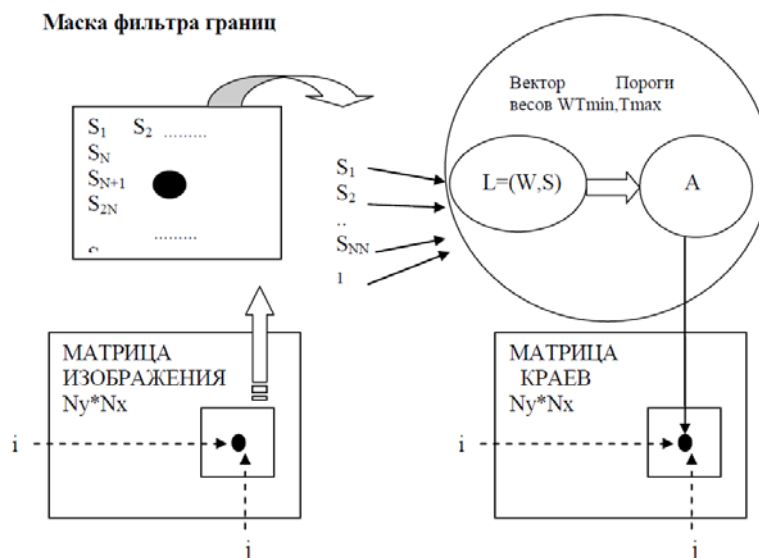


Рис. 1. Обработка изображения нейросетевым детектором границ

Исходное изображение представляет собой матрицу значений яркости размером $N_y * N_x$. Результатом обработки этой информации является матрица описания контуров обрабатываемого изображения также размером $N_y * N_x$. Для формирования значения каждого элемента (i,j) матрицы контуров (краев) используются $N * N$ элементов матрицы исходно-

го изображения (после процедуры 1), формирующих квадратную маску фильтра границ. Таким образом, для принятия решения о принадлежности точки (i,j) к подмножеству краевых точек применяется $N*N$ близлежащих элементов. Эти элементы упорядочиваются и из них формируется вектор S размерности $N_{sen} = N*N$, содержащий значения яркости в окрестности (i,j) . Размерность вектора S на единицу больше, чем количество используемых точек. Компонента $N+1$ вектора S имеет фиксированное значение 1, что обеспечивает возможность учета постоянной составляющей.

Вектор показаний сенсоров S подается на вход нейросетевого детектора границ (НСДГ), содержащего линейную (L) и нелинейную (A) части. Линейная часть НСДГ, имеющая $N+1$ вход, выполняет скалярное умножение вектора S на $(N+1)$ -мерный вектор весов W . Нелинейная часть A представляет собой кусочно-линейную активационную функцию, описываемую парой $(Tmin, Tmin)$ и $(Tmax, Tmax)$. Эта часть НСДГ может иметь сложную структуру, выполняющую последовательно несколько кусочно-линейных преобразований с заданными параметрами. Обработка изображения однослойным НСДГ состоит из $K_y * K_x$ однотипных преобразований элементов исходного изображения. Параметрами обработки являются вектор весов W линейной части и параметры активационной функции нелинейной части. Такая структура фильтра предполагает возможность полного распараллеливания. С практической точки зрения интерес представляет подход, основанный на параллельно-последовательной схеме обработки изображения. В этом случае реализуется структура НСДГ, состоящая из некоторого количества фильтров, параллельно осуществляющих базовое преобразование. Синтез такого детектора подразумевает выбор структуры ИНС, выбор активационных функций и определение значений весовых коэффициентов. В процедуре 2 (детектирование границ изображения) используется многослойный персептрон (МСП) с кусочно-линейными активационными функциями. Обучение МСП содержит два основных этапа: определение весов и определение порогов активационной функции. Обучение МСП для НСДГ подразумевает использование набора обучающих примеров, представляющих собой пары «матрица изображения - матрица контуров». Рассмотрим процесс формирования исходной системы линейных уравнений, используемой для определения вектора весов W . С помощью матрицы изображений формируется промежуточная матрица, количество строк которой равно количеству элементов матрицы описания исходного изображения (или его фрагмента), а количество столбцов зависит от размерности маски фильтра N и учитывает наличие постоянной составляющей. Порядок заполнения столбцов матрицы зависит от выбранного способа упорядочения компонент матрицы фильтра. С помощью матрицы контуров формируется вектор представления краев изображения. Таким образом, система уравнений, используемая для определения вектора весов W МСП, имеет вид:

$$S*W=F. \quad (7)$$

Размерность $N*N+1$ вектора W равна количеству столбцов матрицы S . В прямоугольной матрице S количество строк превышает количество столбцов, следовательно, система (7) переопределена. Соответственно, задача определения вектора матрицы S формулируется в виде задачи минимизации евклидовой нормы невязки $\min_w \|S*W - F\|$.

Решение такой задачи требует использования регуляризации системы уравнений:

$$\min_w (\|S*W - F\| + \mu \|W\|). \quad (8)$$

Регуляризация позволяет найти решение с минимальной нормой вектора W за счет поиска согласованного минимума W нормы невязки для системы уравнений (8) и минимума нормы вектора, который входит в результирующий функционал с регуляризующим коэффициентом μ . Такая формулировка задачи обучения означает возможность использования одинаковых фрагментов изображений без риска получить вырожденную систему уравнений. С применением скалярного произведения задача (8) может быть представлена в виде:

$$\min_w ((S*W - F, S*W - F) + \mu(W, W)). \quad (9)$$

Решение задачи (9), позволяющее получить коэффициенты МСП, эквивалентно решению системы уравнений с квадратной матрицей размерности $N*N+1$:

$$W = (S' * S + \mu E)^{-1} S' * F, \quad (10)$$

где S' – транспонированная матрица S ; E – единичная матрица размерности $N * N + 1$.

При построении матрицы S и вектора F возможно как разбиение исходного изображения на фрагменты, так и использование нескольких пар обучающих примеров. Рассмотрим вариант обучения, связанный с последовательным использованием пар обучающих примеров. Пусть ИНС обучена с применением пары (S_1, F_1) . В этом случае значение вектора весов будет равно:

$$W1 = (S1' * S1 + \mu E)^{-1} S1' * F1. \quad (11)$$

В случае использования двух пар (S_1, F_1) и (S_2, F_2) вектор весов принимает вид:

$$W2 = (S1' * S1 + S2' * S2 + \mu E)^{-1} (S1' * F1 + S2' * F2). \quad (12)$$

Представление (12) может быть обобщено для k обучающих пар:

$$W(k) = (SE(k-1) + Sk' * Sk + \mu E)^{-1} (FE(k-1) + Sk' * Fk), \quad (13)$$

где $SE(k) = \sum_{i=1}^k Sk' * Sk$, $FE(k) = \sum_{i=1}^k Sk' * Fk$.

4. Программная реализация и оценка эффективности предложенного метода

Для тестирования разработанного метода использовались пространственные данные из базы данных ГИС экологического контроля, представленные растровой моделью [8].

В процессе тестирования осуществлялось имитационное моделирование процедуры 1 (предварительная нейросетевая обработки зашумленных изображений) и процедуры 2 (нейросетевое выделение контуров на изображении, предварительно улучшенном с помощью процедуры 1). Среднее время выбора структуры и обучения ИНС, осуществляющей предварительную обработку, составило около 85 секунд (на процессоре с частотой 4 ГГц). Среднее время обработки цветного изображения размером 512x512 пикселей составило около 1,2 секунды. Параметры алгоритма ГАИНС, используемого для выбора структуры ИНС: размер начальной популяции – 50; максимальное количество поколений (критерий останова) – 35.

При тестировании процедуры 2 для формирования обучающих примеров S_1 и S_2 были сгенерированы зашумленные изображения размерностью 100*100 наложением шума заданной интенсивности на исходные изображения. Выделение контуров осуществлялось как с помощью синтезированного НСДГ, так и с помощью фильтров Собеля и Канни. Пример обработки реального зашумленного изображения с помощью процедуры 1 представлен на рис. 2 и 3.



Рис. 2. Пример улучшения качества изображений с использованием процедуры 1: исходное зашумленное изображение

Рис. 3. Пример улучшения качества изображений с использованием процедуры 1: улучшенное изображение

Пример выделения контуров зашумленных изображений, предварительно обработанных по процедуре 1, с использованием процедуры 2 представлен на рис. 4.

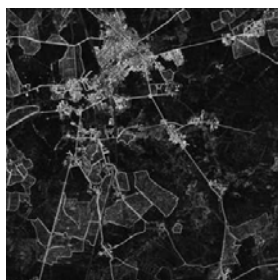
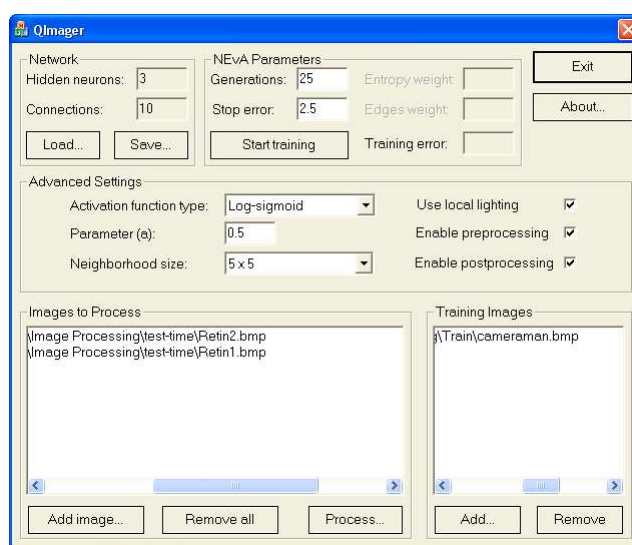
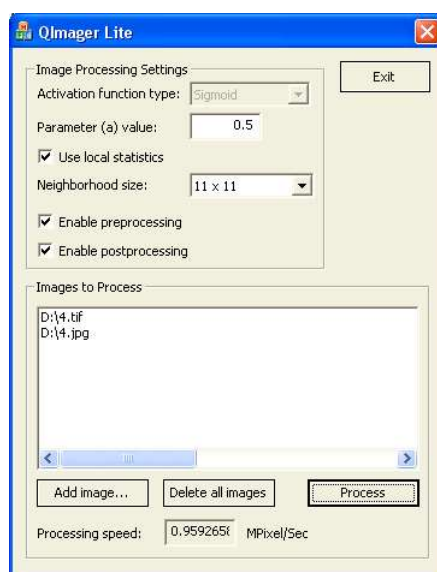


Рис. 4. Пример выделения контуров изображений с использованием процедуры 2

Было модифицировано программное обеспечение для обучения и тестирования ИНС в целях обработки изображений по процедурам 1 и 2. Элементы интерфейса программ для обучения ИНС и обработки изображений с использованием обученных ИНС представлены на рис. 5.



а



б

Рис. 5. Элементы интерфейса программ для обучения ИНС (а) и обработки изображений (б)

Результаты тестирования подтверждают перспективность предложенного метода для нейросетевой обработки фотореалистичных статических изображений в ГИС-приложениях.

5. Выводы и перспективы дальнейших исследований

Предложенный метод позволяет осуществлять реализацию на параллельных вычислительных структурах процедур предварительной нейросетевой обработки зашумленных реалистических изображений (процедура 1) и последующего выделения границ (процедура 2). Тестирование метода подтвердило его работоспособность.

Выполненные исследования свидетельствуют об эффективности предложенного подхода и подтверждают целесообразность работ по созданию подсистемы нейросетевой обработки пространственных данных в составе ГИС. Для дальнейшего повышения эффективности метода целесообразно провести: исследование эффективности применения МСП-детекторов, обучаемых по различным алгоритмам фильтрации изображений; выбор зашумленных тестовых изображений, сгенерированных с использованием существующих баз пространственных данных; совершенствование процедур определения структур ИНС, применяемых в процедурах 1 и 2. Перспективным развитием этого подхода является рассмотрение возможности его практического применения в ГИС экологического мониторинга для сжатия и архивации пространственно-распределенных данных.

Список литературы: 1. Кобзаренко Д. Н. Особенности применения некоторых алгоритмов вычислительной геометрии в геоинформационных технологиях / Д. Н. Кобзаренко // Информационные технологии. 2011. № 8. С. 37-39. 2. Беленский Й. Метод выделения контура на слабоконтрастных размытых изображениях / Й. Беленский, И.В. Микулка // Вестник Винницкого политехнического института. 2012. № 3. С. 6-7. 3. Алиев М.В. Выделение контуров на малококонтрастных и размытых изображениях с помощью фрактальной фильтрации / М.В. Алиев, А.Х. Панеш, М.С. Каспарьян // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. 2011. №3. С. 101-107. 4. Мишин А.Б. Фильтрация изображений с использованием нейросети [Текст] / А.Б. Мишин // «Телекоммуникации». 2012. №13. С. 10-14. 5. Калинкина Д. Проблема подавления шума на изображениях и видео и различные подходы к ее решению / Д. Калинкина, Д. Ватолин. Москва: Техносфера, 2007. С. 118-128. 6. Gonzalez R. C. Digital Image Processing / R. C. Gonzalez, R. E. Wood//Prentice Hall. 2008. 954 p. 7. Шамраев А.А. Метод компьютерной обработки цифровых аэрофотоснимков / А.А. Шамраев, Е.О. Шамраева, О.Б. Дудинова // Системы обработки информации. 2014. Вып. 7(123). С.168-171. 8. Удовенко С.Г. Методы обработки картографических изображений /С.Г. Удовенко, А.А. Шамраев, Е.О. Шамраева // 23-я Международная конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМи-Ко'2013). Севастополь: Вебер, 2013. С.394-395.

Поступила в редколлегию 12.12.2015

Удовенко Сергей Григорьевич, д-р техн. наук, профессор кафедры электронных вычислительных машин ХНУРЭ. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Науки, 14, тел. 057-7021453, e-mail: serhii.udovenko@nure.ua.

Дудинова Ольга Богдановна, аспирантка кафедры электронных вычислительных машин ХНУРЭ. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Науки, 14.