

## **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 аналоговому каналу).

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 текстурованных 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  $f_{\text{mod}}$ , которая является модификацией оценки Мунтеану-Роса  $f_{\text{MR}}$  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;  $\eta$  – 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  $\eta$ . 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  $f_{\text{mod}}$  соответствует улучшению визуального качества рассматриваемого изображения. Было проведено экспериментальное сравнение оценки  $f_{\text{mod}}$  с оценкой  $f_{\text{VIF}}$  – 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  $f_{\text{mod}}$  и эталонной оценкой  $f_{\text{VIF}}$  (0,59) существенно выше корреляции между оценками  $f_{\text{MR}}$  и  $f_{\text{VIF}}$  (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  $y_\lambda$  и строке  $x_\kappa$  соответственно;  $D_{(x)}(y_\lambda)$  и  $D_{(y)}(x_\kappa)$  – дисперсии яркости в столбце  $y_\lambda$  и строке  $x_\kappa$  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 65x65 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;  $\mu$  – 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.

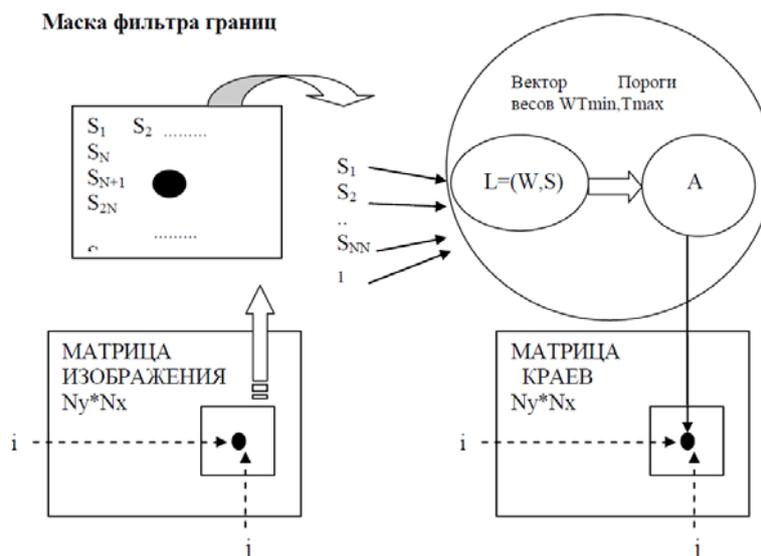


Рис. 1. Обработка изображения нейросетевым детектором границ

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  $K_y * K_x$  одностипных 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 регуляризирующим коэффициентом  $\mu$ . 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  $SE(k) = \sum_1^k Sk' * Sk$ ,  $FE(k) = \sum_1^k Sk' * Fk$ .

#### 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 обработка 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 НДСГ, 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.

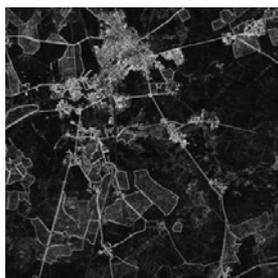
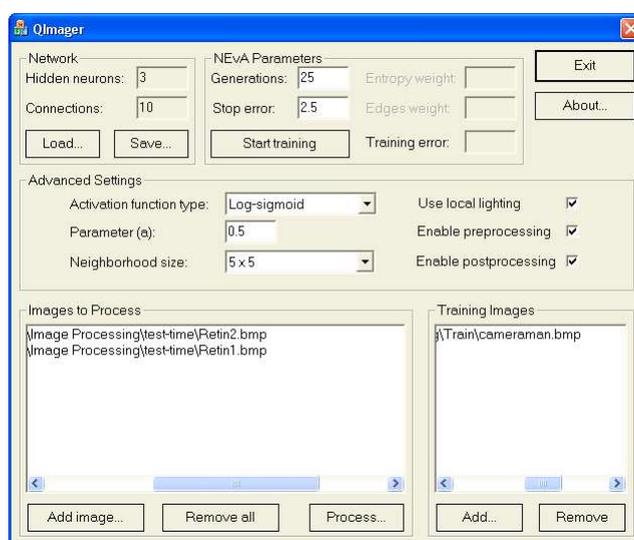
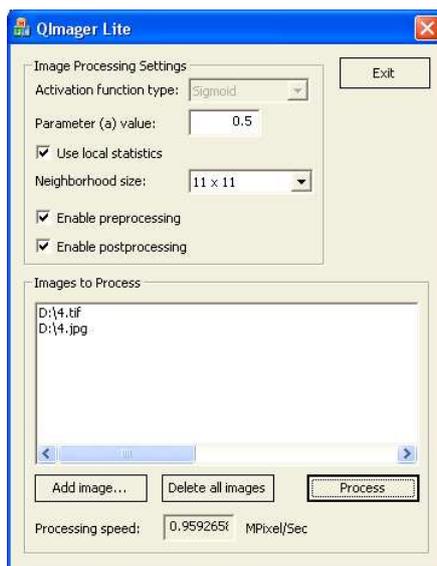


Рис. 4. Пример выделения контуров изображений с использованием процедуры 2

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. И. Метод выделения контура на слабоконтрастных размытых изображениях / Й. И. Беленский, И. В. Микулка // Вестник Винницкого политехнического института. 2012. № 3. С. 6-7. 3. Алиев М. В. Выделение контуров на мало контрастных 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 // Системи обробки інформації. 2014. Вип. 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» (КрыМиКо'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.