# Пространственный ИНС-анализ и дифференциация территориальных структур в процедурах оперативного районирования на основе данных дистанционного зондирования

## Territorial structures spatial INS-analysis and differentiation in remote sensing data based operational zoning procedures

**Биденко / Bidenko S.**
Сергей Иванович
(sibidenko@mail.ru)
доктор технических наук, профессор.
ЗАО «Институт телекоммуникаций»,
советник генерального директора.
г. Санкт-Петербург

**Гаевская / Gaevskaya Z.**
Злата Анатольевна
(gaezlata@yandex.ru)
кандидат архитектуры.
ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»,
доцент Высшей школы промышленно-гражданского и дорожного строительства.
г. Санкт-Петербург

**Храмов / Khramov I.**
Игорь Сергеевич
(igorhramov@yahoo.com)
кандидат технических наук.
ГКУ Тверской области «Центр информационных технологий», главный специалист.
г. Тверь

**Бенгерт / Bengert A.**
Александр Александрович
(aspeldiv@gmail.com)
ФГБОУ ВО «Керченский государственный морской технический университет»,
соискатель.
г. Керчь

**Дегтярев / Degtyarev A.**
Андрей Владимирович
(larsprofi@gmail.com)
ФГБОУ ВО «Керченский государственный морской технический университет»,
соискатель.
г. Керчь

**Захаров / Zakharov K.**
Константин Валентинович
(Zakharov@itain.ru)
ЗАО «Институт телекоммуникаций»,
соискатель.
г. Санкт-Петербург

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли – remote sensing of the Earth; искусственные нейронные сети – artificial neural networks; собственное пространство и содержание территориальных образований – own space and the content of territorial formations; районирование – zoning; зонирование – zoning; границы – borders; вейвлет Габора – Gabor wavelet.

Исследованы возможности применения методического аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) в процедурах пространственного анализа и территориальной дифференциации ДЗЗ-геоизображений. Показана роль районирования в системе пространственно-содержательного структурирования территории. Решена задача адаптации методов ИНС-моделирования для распознавания границ и зон ДЗЗ-геоизображений на базе модели вейвлета Габора. Приведены практические результаты ИНС-анализа территориальных границ и зон на примере космических снимков Обской губы. Определены ограничения предложенного метода.

The possibilities of using the methodological apparatus of artificial neural networks (INS) in the procedures of spatial analysis and territorial differentiation of remote sensing geo-images are investigated. The role of zoning in the system of spatial and content structuring of the territory is shown. The problem of adapting the methods of INS modeling for the recognition of boundaries and zones of remote sensing geo-images based on the Gabor wavelet model is solved. The practical results of the INS analysis of territorial boundaries and zones on the example of satellite images of the Gulf of Ob are presented. The limitations of the proposed method are determined.

## Введение

Задачи районирования и зонирования составляют значимый класс процедур пространственного анализа и регулирования того или иного вида территориальной активности социума [12].

Районирование территории представляет собой пространственную локализацию региона в соответствии с заданными пространственными или содержательными характеристиками. Для этого выполняется анализ внутренних целостных частей определенных территориальных образований.

В зависимости от целей территориального исследования (и соответствующих им критериев и показателей отбора) может быть получено несколько вариантов районирования, но в основе любого варианта лежит расчленение региона на отдельные части по признакам их сходства и различия.

Таким образом, районирование является процедурой, характер и заданность которой определяется субъектом, с позиций которого проводится районирование.

В соответствии с доминирующими признаками (критериями) районирования выделяются его виды, например административное, экономическое, отраслевое, географическое, геофизическое, ресурсное и др.

Важнейшей характеристикой выделенного района является его граница, т. к. именно она отделяет пространственную часть территориального образования с характерным рядом отличительных признаков, локализует целостность, взаимосвязанность составляющих ее элементов. Границы между районами располагаются там, где свойства районируемого явления сходят на нет и переходят в свойства смежного района.

Исходная пространственная информация для территориального анализа берется из карт, описаний, отраслевых исследований и т.д. Важным источником для оперативного территориального исследования являются данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ).

Использование многоканальной спутниковой информации позволяет решать обширный круг задач по исследованию особенностей Земной поверхности, в том числе и в задачах территориального районирования. Оперативное выделение действительных границ районов с помощью ДЗЗ позволяет расширить возможности мониторинга обширных территорий. Несмотря на значительную практическую потребность отсутствуют методы контролируемого разделения суши, воздушно-водной растительности и отрытой водной поверхности. Цель работы – разработка алгоритмов обработки многоканальных данных спутниковых сенсоров для выделение границ различных регионов и объектов на поверхности Земли.

## Материалы и методы

Для определения границ водных объектов и зон распространения воздушно-водной растительности используют три базовых способа обработки данных ДЗЗ:

1) *Визуальное дешифрирование данных ДЗЗ.*

Простой, но одновременно требующий высоких трудозатрат способ.

2) *Применение алгоритмов сегментации геоизображений.*

Для разбиения на классы многоканального растрового изображения используется два вида классификации:

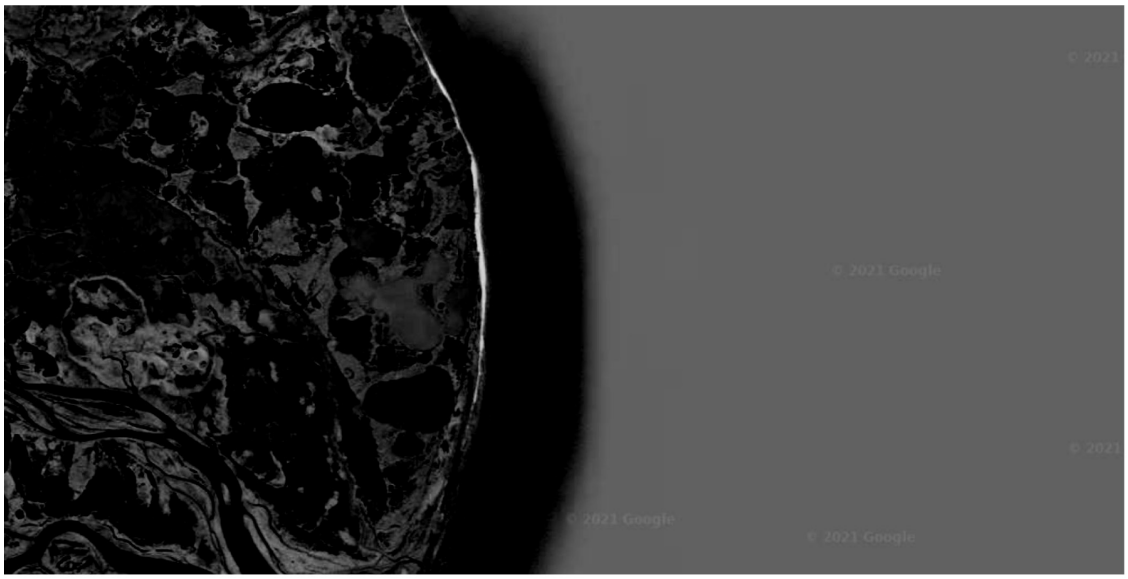


*Рис. 1. Пример изображения, используемого для решения поставленной задачи*

– «без обучения» (ISODATA) [1], где разделение на классы проводится без вмешательства оператора;

– «с обучением», где разделение на классы проводится на основании сигнатур из обучающих выборок.

Данный способ характеризуется высокой степенью автоматизации, но в то же время не лишен недостатков. При классификации «без обучения», к недостаткам следует отнести неконтролируемость порогов разделения изображения на классы, а при использовании классификации «с обучением» зависимость результатов от точности обучающих выборок. На практике, использование данного способа несет высокую вероятность получения непредсказуемых результатов, поэтому требует постоянного контроля.

3) *Использование индексных изображений, на основе многоканальных космических снимков*. Это самый распространений способ территориальной дифференциации районов (например, наземных и водных геосистем). Широкое применение нашли: нормализованный вегетационный индекс (NDVI) [2]; нормализованный разностный водный индекс (NDWI) [3]; почвенный вегетационный индекс (SAVI) [4] и др. Способ достаточно эффективен, но требует установления и контроля пороговых значений для разделения геосистем.

Описанные выше способы имеют ограничения для детального исследования прибрежных зон водоемов. Ни один из способов не позволяет проводить контролируемую дифференциацию между сушей, водной растительностью и поверхностью воды. Однако существует способ автоматизации методики визуального дешифрования данных, основанный на способности искусственных нейронных сетей распознавать изображения и выделять части из целого.

В качестве исходных материалов могут использоваться данные спутниковой съемки в графическом режиме. В учебном примере будем использовать снимки Обской губы, полученные с помощью сервиса GoogleMaps. Как видно из рис. 1, визуально можно чётко выделить три зоны – водную поверхность, зону морской растительности и побережье, отличающиеся друг от друга по цветовой гамме.

Для решения поставленной задачи необходимо определиться с функцией принадлежности. Предполагается, что ключевым параметром, по которому будет происходить разбиение, будет цвет. Определим цветовые диапазоны: пусть водяная поверхность определена диапазоном синего, прибрежная растительность данного региона – буро-зеленым и сине-зелеными тонами, остальное – побережье.

По сути, функция принадлежности может быть реализована как функция близости к заданному цвету с установленным пороговым значением.

Слишком большой порог для цветового расстояния, скорее всего «сломает» контур, захватив пиксели, которые не относятся к искомому объекту. Слишком маленький – выделит только часть искомого объекта.

Следующим этапом будет получение искомых контуров. Первичный результат будет достаточно сложным, включая полости, второстепенные элементы и т.д.

Предлагается использовать следующий алгоритм:

1. на вход подается исходное изображение, представляющее собой спутниковый снимок;

2. выбор шага сканирования (от этого зависит скорость работы и точность полученных контуров);

3. горизонтальное сканирование – определение горизонтальных границ объекта;

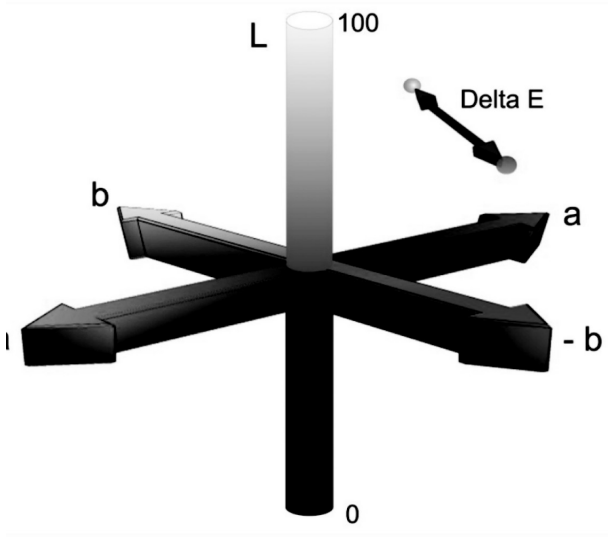


*Рис. 2. Графическое представление понятия близости к заданному цвету*

4. вертикальное сканирование и анализ пересечений для поиска обособленных «объектов» – внутренних контуров, обособленных элементов и прочего;

5. построение массива мета-пикселей (для идентификации как формы, так и внутренних особенностей объекта) и пост-обработка (фильтрация, сглаживание и т.д.);

6. окончательное построение границ восстановленной формы объекта и последующая заливка контуров.

Анализ пересечений позволяет легко локализовать отдельные, не связанные между собой, области.

С формальной точки зрения задача выделения контуров заключается в следующем. Пусть имеется $K$ канальное изображение $I$ размером $M$ строк пикселей на $N$ столбцов пикселей (1):

$$I = \left[ i(m,n,k) \right], \quad m = \overline{1,M}; n = \overline{1,N}; k = \overline{1,K}, \quad i(m,n,k) \in [0,1]; M,N,K > 0 \qquad (1)$$

Функция contour выделения контуров на изображении имеет вид (2):

$$C = contour(I); C = \left[ c(m,n) \right]; c(m,n) \in \{0,1\} \qquad (2)$$

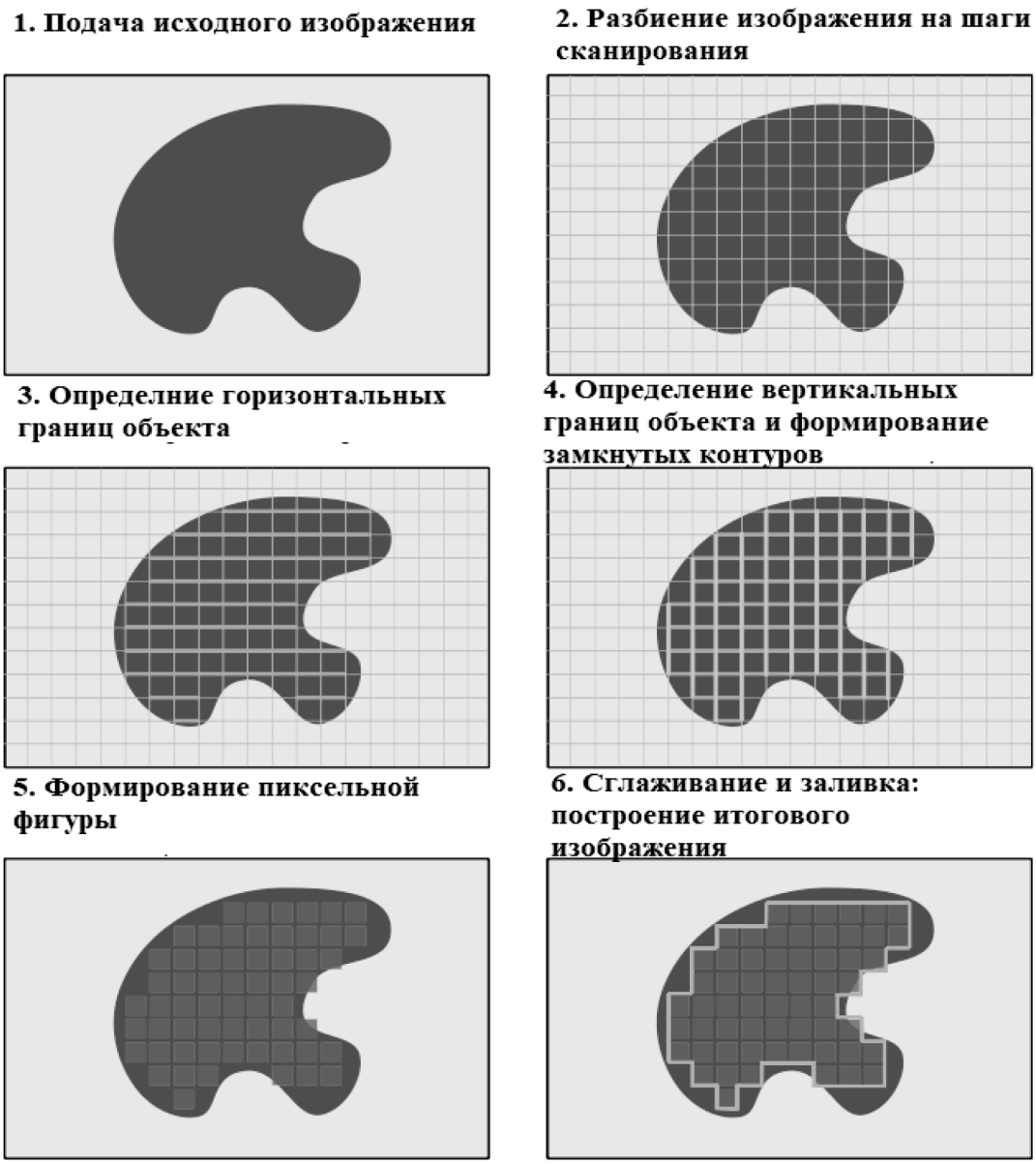


*Рис. 3. Визуализация предлагаемого алгоритма*

Функция contour ставит изображению I в однозначное соответствие одноканальное бинарное изображение *C*, пиксели *c(m,n)* которого установлены в 1, если соответствующие пиксели *i(m,n)* изображения *I* содержат контуры объектов, и в 0 в противном случае.

Анализ информации, поступающей в мозг человека от первичных зрительных органов, происходит с использованием крайне сложной системы нейронов. Вейвлет Габора может быть использован для достаточно точного моделирования действий зрительной системы человека по выделению и анализу контуров объектов на изображении.

Двухмерное вейвлет-преобразование Габора имеет вид (3):

$$gabor(x', y') = \exp\left(\frac{x'^2 + y'^2}{2\pi\sigma}\right)\cos(\lambda x' + \omega y')$$

$$x' = x\cos\Theta + y\sin\Theta,$$
$$y' = -x\sin\Theta + y\cos\Theta. \qquad (3)$$

где σ – стандартное отклонение распределения Гаусса, входящего в состав вейвлета Габора, λ и ω – коэффициенты при координатах *x* и *y*, Θ – угол относительно оси OX, относительно которого оценивается сила контуров.

Материнская функция вейвлета Габора обладает следующими параметрами:

1) σ – стандартное отклонение распределения Гаусса, входящего в состав вейвлета Габора;

2) λ,ω – коэффициенты при координатах *x* и *y*;

3) Θ – угол относительно оси OX, относительно которого оценивается сила контуров.

Таким образом, для выделения контуров на изображении, необходимо сгенерировать набор фильтров

$$F = \{f_1, ..., f_i(\sigma, \lambda, \omega, (i-1)\delta\Theta), ..., f_{S_1}),$$

$$S_F > 0, \delta\Theta = \frac{\pi}{S_F} \qquad (4)$$

Применение набора фильтров *F* к изображению *I* позволяет получить на выходе набор изображений *W* (5), каждое из которых содержит оценку силы контуров, идущих под углом $(i-1)\delta\theta$, в пикселях исходного изображения *I*:

$$W = \{W_1, ...W_i, ..., W_{S_F}\},$$
$$W_i = [w_i(m,n)] \qquad (5)$$

Применение набора фильтров *F* к изображению *I* может быть описано как обработка изображения *I* с помощью многослойной ИНС $N_1$ [5]. Действительно, каждый из фильтров можно рассматривать как отдельный нейрон с линейной функцией активации. Задача выделения контуров на изображении заключается в выборе контурных пикселей *i(m,n)* исходного изображения по результатам анализа набора изображений *W*.

Для принятия решений о нахождении в пикселе *i(m,n)* контура может быть использована многослойная ИНС $N_2$, структурная схема которой приведена на рис. 4.

Алгоритм работы ИНС N2 состоит из следующих этапов:

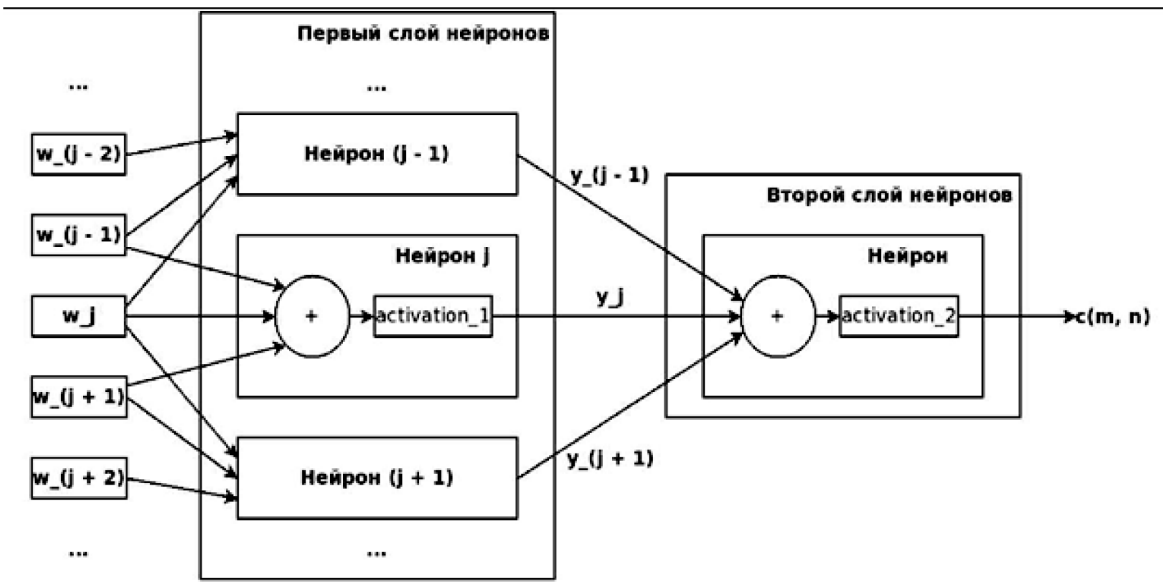


*Рис. 4. Схема функционирования искусственной нейронной сети*

1) на вход каждого нейрона $n_j, j = \overline{S_F - 1}$ первого слоя сети подаются тройки пикселей

$$w'_j = \{w^{j-1}(m.n)w_j(m,n)w_{j+1}(m,n)\};$$

2) тройки пикселей суммируются $S_1 = \{S_{1j} = \left|\sum w'_j\right|\},;$

3) к суммам $S_1$ применяется пороговая функции активации *act* с заранее определённым порогом $T_1$

$$y_j = act(S_{1j}) = \begin{cases} S_{1j}, S_{1j} > T_1, \\ 0, S_{1j} \le T_1 \end{cases};$$

1) единственный нейрон второго слоя суммирует свои входы $S_2 = \sum_j y_j$

2) к сумме $S_2$ применяется пороговая функция активации *act*2 с порогами $T_2$ и $T_3$

$$c(m,n) = act2(S_2) = \begin{cases} 1, T_2 \le S_2 \le T_3, \\ 0, S_2 \le T_2 \cap T_3 \ge S_2 \end{cases};$$

Первый слой ИНС $N_2$ оценивает силу контуров на изображении $I$ в соответствующих диапазонах направлений. Второй слой ИНС $N_2$ оценивает наличие контуров в каждом из пикселей изображения — небольшое значение суммы $S_2$ предполагает наличие в пикселе слабого контура, относящегося, скорее всего, к шумовым контурам; слишком большое значение суммы $S_2$ указывает на нахождение пикселя на пересечении нескольких контуров – пиксель может находиться на пересечении двух или трех контуров, но, когда количество таковых контуров больше трех, данный пиксель можно удалить – скорее всего, каждый из контуров, проходящих через пиксель, является достаточно широким и анализируемый пиксель попадает в центр линии контура.

Окончательно, алгоритм выделения контуров на изображении состоит из следующих основных этапов:

1) прогон изображения $I$ через ИНС $N_1$ с получением на выходе набора изображений $W$;

2) прогон набора изображений $W$ через ИНС $N_2$ с получением на выходе бинарного контурного изображения $C$.

Параметры нейронной сети $N_1$ подбираются экспериментально с целью ускорить процесс подбора. Нейронная сеть $N_2$ может быть обучена с использованием генетического алгоритма [6] на тестовом наборе изображений, для каждого из которых вручную создается бинарное контурное изображение.

После применения алгоритма на заранее разработанном учебном наборе данных, состоящих из 5000 пар (спутниковый снимок – зонированый картоид), мы получаем обученную нейронную сеть. Результаты работы такой сети приведены на рис. 5.

Как видно из рис. 5, данная метода вносит существенное упрощение в зонирование, что связано с принятыми упрощениями и сглаживанием контуров в рамках экспериментальной задачи. Однако функционирование нейронной сети существенно быстрее традиционных алгоритмов и не требует значительных ресурсов. Кроме того, в случае более сложных контуров и задач возможно проведение процессов распараллеливания, которые также существенно увеличат быстродействие методики. Таким образом, предлагаемая методика на основании распознавания контуров с помощью искусственной нейронной сети является

*Рис. 5. Пример зонирования, проведенного нейронной сетью*

эффективной и может активно применяться в задачах зонирования.

## Выводы

Рассматриваемый метод распознавания изображений на основе искусственных нейронных сетей на базе вейвлета Габора увеличивает быстродействие систем и снижение нагрузки на ресурсы в сравнении с традиционными алгоритмами, однако вносит упрощение в зонирование, в связи с применяемыми методами сглаживания контуров. Сложная структура зоны районирования требует дополнительных временных затрат на процедуру обучения. Кроме того, метод содержит возможности убыстрения процедур путем распараллеливания процессов.

## Литература

1. Никифоров, М. Б. Проектирование бортовых вычислителей реального времени / М.Б. Никифоров // Вестник РГРТУ. – 2012. – С. 13–18.

2. Елесина, С. И. Корреляционно – экстремальные навигационные системы / С.И. Елесина, А.А. Логинов, М.Б. Никифоров // Вестник РГРТУ. Приложение. – 2012. – С. 44–47.

3. Аршакян, А. А. Эффективность селекции точечных сигналов, сопровождаемых импульсной помехой / А.А. Аршакян, С.А. Будков, Е.В. Ларкин // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2012. – Вып. 12. – С. 198–204.

4. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс; пер. с англ. А.В. Назаренко, И.Ю. Дорошенко. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. – 928 с.

5. Акинин, М. В. Способы описания текстур в задачах построения топографических карт / М.В. Акинин, А.А. Логинов, М.Б. Никифоров // Материалы XI Международной научно-технической конференции «АВИА – 2013», Украина, Киев. – 2013. – Т. 4. – С. 27.36–27.40.

6. Akinin, M. V. Using Kitano's grammar encoding for finding optimal multilayer artificial neural network without feedback in image processing problems / M.V. Akinin, Y.V. Konkin, M.B. Nikiforov // Science and Education: Materials of the III International research and practice conference. – 2013. – Vol. I. – P. 82–88.

7. Ларкин, Е. В. Передаточные функции оптико-электронных систем / Е.В. Ларкин // Интеллектуальные и информационные системы. Материалы Всероссийской научно-технической конференции «Интеллект-2009», Тула. – 2009. – С. 157–159.

8. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

9. Тимофеев О.Я., Фролов С.В., Бенгерт А.А. др. Концепция централизованной информационной системы для планирования работы флота в Арктике / О.Я. Тимофеев [и др.] // Арктика: экология и экономика. – 2019. – № 1 (33). – С. 129–143.

10. Биденко, С. И. Оценка территориальной ситуации с использованием искусственных нейронных сетей / С.И. Биденко, И.С. Храмов, М.Б. Шилин // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. – 2019. – № 54. – С. 109–123.

11. Gaevskaya, Z. Modern bulding materials and the concept of «sustainability project» / Z. Gaevskaya, X. Rakova // Advanced Materials Research. – 2014. – № 941–944. – P. 825–830.

12. Груздев, В. М. Территориальное планирование. Теоретические аспекты и методология пространственной организации территории: учеб. пособие для вузов / В.М. Груздев. – Нижний Новгород: ННГАСУ, 2014. – 146 с.

13. Географические границы: [сб. статей] / под ред. Б.Б. Родомана, Б.М. Эккеля. – М.: Изд-во МГУ, 1982. – 128 с.

14. Родоман, Б.Б. Территориальные ареалы и сети. Очерки теоретической географии / Б.Б. Родоман. – Смоленск: Ойкумена, 1999. – 256 с.