

А.С. ШАУРА, А.Г. ЗЛОБИНА, И.В. ЖУРБИН, А.И. БАЖЕНОВА  
**АНАЛИЗ ДАННЫХ РАЗНОВРЕМЕННОЙ  
МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОЙ АЭРОФОТОСЪЕМКИ ДЛЯ  
ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦ ИСТОРИЧЕСКОГО  
АНТРОПОГЕННОГО ВОЗДЕЙСТВИЯ**

*Шаура А.С., Злобина А.Г., Журбин И.В., Баженова А.И. Анализ данных разновременной мультиспектральной аэрофотосъемки для обнаружения границ исторического антропогенного воздействия.*

**Аннотация.** В работе представлено применение алгоритма статистического анализа данных разновременной мультиспектральной аэрофотосъемки с целью выявления участков исторического антропогенного воздействия на природную среду. Исследуемый участок расположен на окраине поселка городского типа Знаменка (Знаменский район Тамбовской области) в лесостепной зоне с типичными черноземными почвами, где во второй половине XIX – начале XX вв. были расположены пашни. Признаком для выявления следов исторического антропогенного воздействия может быть растительность, возникшая в результате вторичной сукцессии на заброшенных участках. Отличительной особенностью такой растительности от окружающей природной среды является ее тип, возраст и плотность произрастания. Таким образом, задача обнаружения границ антропогенного воздействия по мультиспектральным изображениям сводится к задаче классификации растительности. Исходными данными являлись результаты разновременной мультиспектральной съемки в зеленом (Green), красном (Red), краевом красном (RedEdge) и ближнем инфракрасном (NIR) спектральных диапазонах. На первом этапе алгоритма предполагается вычисление текстурных признаков Харалика по данным мультиспектральной съемки, на втором этапе – уменьшение количества признаков методом главных компонент, на третьем – сегментация изображений на основе полученных признаков методом k-means. Эффективность предложенного алгоритма показана при сопоставлении результатов сегментации с эталонными данными исторических картографических материалов. Полученный результат сегментации отражает не только конфигурацию участков антропогенно-преобразованной природной среды, но и особенности зарастания заброшенной пашни, поскольку исследование разновременных мультиспектральных снимков позволяет более полно охарактеризовать и учесть динамику наращивания фитомассы в разные периоды вегетации.

**Ключевые слова:** мультиспектральная съемка, текстурная сегментация, признаки Харалика, метод главных компонент, кластеризация, k-means, разновременные данные, период вегетации, вторичная сукцессия.

**1. Введение.** Исследование природной среды регионов, где современные ландшафты сложились под влиянием хозяйственного воздействия, становится заметным явлением в современной науке. Различные виды исторического природопользования вызывают долговременные изменения растительности, почв и гидрографии (например, [1–3]). Эти проблемы в губерниях средней полосы России привлекли пристальное внимание еще в конце XIX – начале XX в. [4]. В настоящее время для некоторых регионов, в частности для Тамбовской области (бывш. Тамбовской губернии), на основании разнообразных исто-

рических источников конкретизированы некоторые причины сложившейся экологической ситуации [5–7]. В связи с этим, поиск участков сплошных рубок леса, пашен и сенокосов второй половины XIX – начала XX вв. необходим для реконструкции системы хозяйства в исторической ретроспективе и использования исторического опыта для определения перспективных направлений в освоении территории.

Необходимо отметить, что следы исторического антропогенного воздействия неоднозначно выражены в современном ландшафте. Одним из признаков заброшенных сельскохозяйственных угодий могут являться участки растительности, сформировавшейся в результате вторичной сукцессии [8, с. 225–257; 9].

Апробация метода выявления участков антропогенно-преобразованной природной среды проведена на материалах мультиспектральной съемки ныне заброшенной пашни имения Знаменское (совр. поселок городского типа Знаменка, Знаменский район Тамбовской области) [10]. Усадебная часть имения расположена в лесостепной зоне с типичными черноземными почвами. Известно, что в лесостепи восстановление профиля чернозема происходит в течение 30–40 лет после завершения эксплуатации возделываемых полей [9, 11]. Далее, при отсутствии блокирующих процессов (пожары, выпасы скота и др.), происходит полное восстановление растительности, типичной для данной местности, – в большинстве случаев, разнотравья и кустарников. Этот процесс занимает в среднем 50–60 лет с момента прекращения хозяйственной деятельности. В некоторых случаях продолжительное отсутствие антропогенного воздействия на природную среду (более 100 лет) способствует формированию участков достаточно плотного произрастания древовидных пород, преобладающих в лесостепной зоне [12]. Таким образом, признаком для выявления следов сплошных рубок леса и пашен второй половины XIX – начала XX вв. может быть растительность, возникшая в результате вторичной сукцессии на заброшенных участках. Отличительной особенностью такой растительности от характеристик окружающей природной среды является ее тип, возраст и плотность произрастания [8, с. 250–257], что отображается в текстуре соответствующих фрагментов мультиспектральных изображений. Таким образом, задача обнаружения границ антропогенного воздействия по мультиспектральным изображениям сводится к задаче классификации растительности на территории обследования.

Использование мультиспектральных данных в задачах сегментации изображений поверхности Земли обусловлено тем, что разные ландшафтные объекты (в том числе и растительность) отличаются

спектральными характеристиками. Кроме того, отражательная способность растительности существенно изменяется на разных этапах вегетационного периода. Эта особенность наиболее ярко проявляется у лиственных деревьев и кустарников, а также у травянистой растительности. Поэтому анализ разновременных снимков позволяет выявлять изменения растительного покрова и используется для мониторинга состояния природной среды и сельскохозяйственных угодий [13–16]. Не менее важно, комплексный анализ мультиспектральных данных, полученных в разные периоды вегетации, обеспечивает повышение достоверности классификации участков растительности [17, 18]. Высокая эффективность такого подхода доказана для различных природно-климатических зон. В частности, при распознавании различных типов пойменной растительности в южной части Нидерландов анализ комплекса мультиспектральных снимков позволил достигнуть высоких показателей точности классификации (6 классов с общей точностью более 90%) [19]. Принципиально важно, для схожих классов растительности (луга и травянистая растительность) было доказано существенное повышение точности классификации в сравнении с результатами, полученными без учета динамики процесса вегетации. Схожие результаты были получены при классификации участков хозяйственной деятельности на юге Португалии [20]. Показано, что совместный анализ материалов разновременной мультиспектральной съемки необходим для достижения удовлетворительной точности картографирования участков открытых почв, кустарников, полей, засеянных зерновыми культурами, а также лесных массивов и лугов (общая точность классификации – 74,5%). Необходимость использования набора мультиспектральных снимков также продемонстрирована для тропических и засушливых регионов центральной и южной Африки, где особенно ярко проявляется сезонность растительности [21]. Для 12 классов ландшафтных объектов, включающих древесную, кустарниковую и травянистую растительность с различной плотностью произрастания, а также открытые пространства, была достигнута общая точность классификации более 90%.

Таким образом, применение разновременной мультиспектральной съемки позволяет учесть динамику изменения спектральных отражательных свойств растительности. Это играет существенную роль при классификации схожих ландшафтных объектов: луга и заброшенные поля, покрытые травянистой растительностью; участки разновозрастной кустарниковой растительности. Для выявления участков хозяйственного использования второй половины XIX – начала XX вв.

исходными данными являются мультиспектральные изображения в период ранней вегетации (май) и развитой растительности (июль).

**2. Исходные и эталонные данные.** Участок обследования расположен на окраине поселка городского типа Знаменка (Знаменский район Тамбовской области). В начале XVIII века, здесь, у слияния рек Кариана и Цны, возникла усадьба Кариан-Загряжское (поздние названия – Кариан-Строганово, Кариан-Знаменка). Зоны жилой застройки и парка усадьбы являются центром современного поселка. Северо-восточная часть имения, где были расположены пашни, луга и лесные угодья усадьбы, в настоящее время выведена из хозяйственного оборота.

Согласно исторической карте 1913-1914 гг. «План Тамбовской губернии Тамбовского уезда усадебной части Знаменского имения владения князя Г.А. Щербатова» [10], фрагмент которой приведен на рисунок 1а, значительную часть участка обследования занимала пашня (области со штриховкой). На северо-востоке участка располагались луга, а его западная часть покрыта кустарником. Анализ ортофотоплана и натурные обследования показали, что участок достаточно равномерно покрыт плотной кустарниковой растительностью, следы пашни и луга начала XX в. визуально не фиксируются.

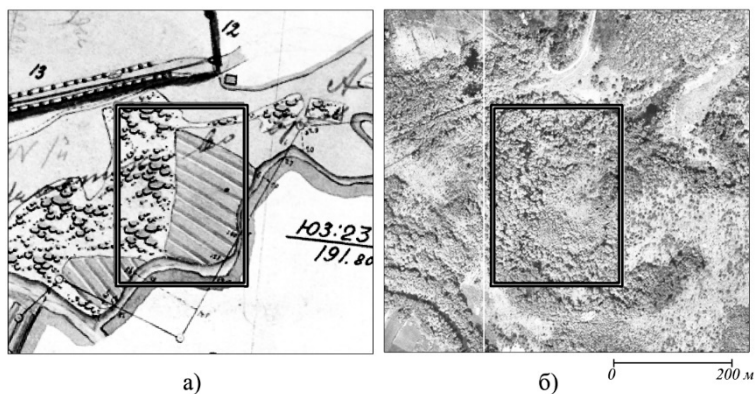


Рис. 1. Исследуемый участок: фрагменты исторической карты (а) и ортофотоплана (б). Черная рамка – граница участка обследования

Вероятно, этот участок обрабатывался короткий промежуток времени. На ранних картографических материалах – «Топографический межевой атлас Тамбовской губернии» 1862 г., выполненный под руководством А.И. Менде [22], – вся территория имения на северном берегу р. Цны еще обозначена как «мокрый луг с кустарником всякого

рода». На поздних картографических источниках – карта РККА 1930-х гг. [23] – это участок уже обозначен пустующим. Предположительно, изучаемый участок был распахан в пик малоземелья в конце XIX в., так как в ходе реформы 1861 г. крестьяне Знаменки получили очень маленькие наделы. Также распашка могла быть связана с сильными засухами 1880-х и, особенно, начала 1890-х гг. Известно, что заливные участки периодически распахивались в годы засух 1905-1906, 1920-1921, 1932-1933 гг. Здесь могли сеять озимую пшеницу. Помимо этого, распашка могла быть связана с посевами кормовых трав, для устойчивого роста которых необходима достаточно высокая влажность почвы. Из описания хозяйства графа П.С. Строганова, владельца Знаменки до 1911 г., известно, что тимофеевку в имении сеяли несколько десятилетий [24]. Поэтому следы пашни могли сохраниться на долгое время. Вероятно, регулярная распашка на участке обследования прекратилась в 1918 г., после социализации помещичьей земли. В результате вторичной сукцессии, продолжавшейся около 100 лет, растительность постепенно вернулась к состоянию непаханого заливного луга.

Современные беспилотные летательные аппараты (БПЛА) позволяют выполнить крупномасштабную аэрофотосъемку с высоким пространственным разрешением. Очевидным преимуществом аэрофотосъемки с БПЛА перед космической съемкой и пилотируемой аэрофотосъемкой является ее доступность и возможность целенаправленного обследования локальных участков (единицы-десятки гектар) при выборе оптимальных условий (высоты полета, времени суток, погодных условий и т.п.). Это обеспечивает контрастное выявление теневых, почвенных и растительных признаков разноплановых ландшафтных объектов поиска.

Аэрофотосъемка в видимом диапазоне поселка Знаменка и прилегающей территории проведена в период ранней вегетации (май 2019 г.). Съемка выполнена с БПЛА самолетного типа Supercam S350-F (ООО «Финко», Ижевск) при высоте 250 м над средним уровнем рельефа местности. В результате фотограмметрической обработки (PHOTOMOD UAS) был построен ортофотоплан в системе координат МСК-68 с разрешением 0,05 м на пиксель (рисунок 1б).

Для локализации участка заброшенной пашни использованы материалы мультиспектральной съемки, полученные на этапе ранней вегетации в мае 2019 г. и при развитой растительности в июле 2019 г. (рисунок 2). Съемка выполнена мультиспектральной камерой Parrot Sequoia. Применяемая камера имеет следующие характеристики: динамический диапазон – 10 бит, пространственное разрешение мультиспектральной съемки – 0,05 м на пиксель.

тиспектральных снимков – 0,3 м, спектральное разрешение – 4 канала (видимый зеленый Green, 530 – 570 нм; видимый красный Red, 640 – 680 нм; граничный красный RedEdge, 730 – 740 нм и ближний инфракрасный NIR, 770 – 810 нм). Фотограмметрическая обработка мультиспектральных аэрофотоснимков выполнена в программе Pix4d. Исходя из известных особенностей вегетационного периода лиственной и травянистой растительности, на этапе ранней вегетации (активация жизненных процессов) объем зеленой массы существенно меньше, в сравнении с этапом развитой растительности, когда в полной мере проявляется зеленая биомасса лиственных лесов, кустарников и трав. Эти отличия наглядно прослеживаются при визуальном анализе исходных снимков территории обследования (рисунок 2)

Спектральная отражательная способность растительного покрова имеет характерные особенности: высокое значение в канале Green, резкий подъем в каналах RedEdge и NIR [25]. Так как на канал Red приходится минимум отражательной способности зеленой фитомассы, данный канал не используется при дальнейшем анализе результатов мультиспектральной съемки.

**3. Алгоритм обработки комплекса мультиспектральных данных.** Традиционно, в качестве признаков разноплановых объектов на мультиспектральных изображениях, принято использовать отличия спектрально-яркостных характеристик отдельных областей снимка [26–29]. Однако яркостные характеристики в значительной степени подвержены влиянию условий съемки: неравномерная освещенность отдельного снимка, вызванная низкой облачностью, или отличия в освещенности смежных снимков и др. Поэтому, для исключения искажений исходных изображений, вызванных условиями съемки, используются методы фильтрации [30–32]. Сглаживание и подавление шумов, с одной стороны, устраняет артефакты съемки, но с другой – снижает контрастность проявления ландшафтных объектов, которые незначительно отличаются по спектрально-яркостным характеристикам. Именно к таким объектам относятся участки растительности, возникшие в результате вторичной сукцессии. Другим известным подходом является вычисление вегетационных индексов, учитывающих взаимное изменение изображений в различных парах спектральных каналов мультиспектральной съемки [33, 34] Обычно такое преобразование также выполняется после фильтрации исходных данных. При этом очевидно, что предварительная фильтрация не гарантирует однородность исходных данных в разных спектральных каналах. Поэтому анализ вегетационных индексов не исключает проблему, возникающую при выявлении малоконтрастных областей растительности.

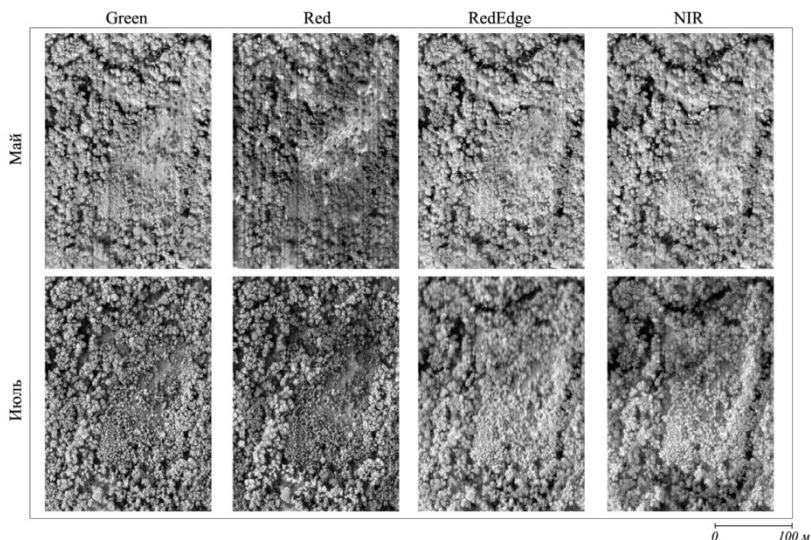


Рис. 2. Разновременные снимки в спектральных каналах Green, Red, RedEdge и NIR

Следовательно, для контрастного проявления ландшафтных объектов более эффективны подходы, которые нечувствительны к спектральным шумам. Примером такого преобразования является вычисление текстурных признаков на основе матрицы смежности [35]. Текстура ландшафта на мультиспектральных изображениях является более стабильной характеристикой, чем интенсивность отдельных пикселей: для определенных типов ландшафта текстура достаточно постоянна и в меньшей степени зависит от условий съемки. Кроме того, текстура разнородных областей в пределах анализируемого участка существенно различна [36–38]. Таким образом, анализ текстурных особенностей ландшафта делает возможным выявление «малоконтрастных» отличий растительного покрова на мультиспектральных изображениях. Поэтому в настоящей работе в качестве признаков используются текстурные признаки Харалика, которые рассчитываются по всем каналам мультиспектрального изображения, что позволяет учесть и спектральные особенности объектов.

Основным способом выявления разноплановых объектов на преобразованном изображении является сегментация. Для выделения наиболее информативных признаков зачастую используется метод главных компонент. Такой подход нередко применяется при анализе гипер- и мультиспектральных изображений для классификации расти-

тельного покрова [39–41]. Сегментация изображения по текстурным признакам, вычисленным по данным одномоментной мультиспектральной съемки, позволяет локализовать следы участков антропогенного преобразования природной среды, что было показано при поиске пашен первой половины XIX в., расположенных на участках сплошной вырубki лесных массивов, в условиях вторичной сукцессии елово-пихтово-южнотаежных лесов [42]. Необходимо отметить, что одномоментный снимок позволяет с некоторой достоверностью констатировать лишь доминирование определенного типа растительности и оценить особенности ее состояния (здоровая растительность; растительность, испытывающая угнетение или стресс). Однако применение разновременной мультиспектральной съемки позволяет оценить этапы процесса вегетации. Именно на разновременных снимках наглядно проявляется влияние характеристик природной среды, определяющих скорость вегетации (тип и состав почв, мощность почвенного горизонта, увлажненность и экспозиция склона и пр.) [15, 18]. Отличие этих характеристик на участках природной среды, не подвергавшейся антропогенному воздействию, и участках антропогенно-преобразованной природной среды дает принципиально новую дополнительную информацию для выявления растительности, появившейся в результате вторичной сукцессии.

Для сегментации мультиспектральных изображений используется классическая схема анализа данных *feature extraction* → *feature selection* → *classification* [43, 44], включающая в себя этапы расчета признаков, сокращение признакового пространства и распознавания. В связи с этим алгоритм обнаружения следов антропогенного преобразования природной среды принимает вид, представленный на рисунок 3.



Рис. 3. Алгоритм обнаружения следов антропогенного преобразования природной среды

**3.1. Текстурные признаки.** Задача состоит в разделении мультиспектрального изображения территории обследования на множество площадных объектов: участков природной среды, сохранившихся в



естественном состоянии, и участков антропогенного воздействия на природную среду. Поэтому принципиальную роль играет текстура ландшафтных объектов и ее изменение при переходе от одной области к другой. Для описания текстуры в количественной шкале применяются текстурные признаки Харалика, которые рассчитываются по матрицам смежности полутоновых изображений и содержат информацию о различных текстурных характеристиках: однородности, линейной зависимости тона (линейная структура), контрасте, количестве и природе границ, сложности изображения [35]. Поскольку не все текстурные признаки Харалика являются взаимно независимыми [45], было принято решение ограничиться рассмотрением основных из них: Contrast, Correlation, Energy, Entropy, Homogeneity, Variance (таблица 1).

Для построения матрицы смежности выполняется квантование исходного изображения  $I$ , что позволяет преобразовать его из полутонового 10-битного изображения в квантованное изображение  $I_q$  с  $N$  уровнями градаций серого в интервале  $[1, \dots, N]$ . По квантованному изображению  $I_q$  для каждого положения скользящего окна размером  $W \times W$  строится матрица  $X_\theta$  – матрица смежности уровня серого (*Gray-Level Co-Occurrence Matrix, GLCM*):

$$X_\theta(i, j) = \sum_{m=1}^W \sum_{k=1}^W \delta_{mk} \begin{cases} 1, & \text{если } I_q(m, k) = i \text{ и } I_q(m+d_x, k+d_y) = j, \\ 0, & \text{в противном случае.} \end{cases}$$

Таблица 1. Признаки Харалика

|             |  |
|-------------|--|
| Contrast    | $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i-j)^2 p_{ij}$   |
| Correlation | $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left( \frac{i - \mu_x}{\sigma_x} \right) \left( \frac{j - \mu_y}{\sigma_y} \right) p_{ij},$ $\mu_x = \sum_{i=1}^N i \cdot \sum_{j=1}^N p_{ij}, \quad \mu_y = \sum_{j=1}^N j \cdot \sum_{i=1}^N p_{ij},$ $\sigma_x^2 = \sum_{i=1}^N (i - \mu_x)^2 \cdot \sum_{j=1}^N p_{ij},$ $\sigma_y^2 = \sum_{j=1}^N (j - \mu_y)^2 \cdot \sum_{i=1}^N p_{ij}$ |

Продолжение Таблицы 1

|             |  |
|-------------|--|
| Energy      | $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_{ij}^2$                     |
| Entropy     | $-\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_{ij} \log p_{ij}$          |
| Homogeneity | $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{p_{ij}}{1 + (i - j)^2}$ |
| Variance    | $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - \mu_x)^2 p_{ij}$         |

Матрица смежности показывает, как часто пара пикселей с интенсивностями  $i$  и  $j$  оказывается смежной. Понятие смежности в направлении  $\theta$  определяется вектором  $r_\theta = (d_x, d_y)$ , где  $d_x$  и  $d_y$  – расстояние между пикселями по горизонтали и по вертикали соответственно. *GLCM* рассчитывается для каждого из направлений:

$$r_0 = (d_x, d_y), \quad r_{\frac{\pi}{4}} = (d_x, d_y), \quad r_{\frac{\pi}{2}} = (d_x, d_y) \quad \text{и} \quad r_{\frac{3\pi}{4}} = (d_x, d_y),$$

после чего усредняется:

$$X = \frac{1}{4} \left( X_0 + X_{\frac{\pi}{4}} + X_{\frac{\pi}{2}} + X_{\frac{3\pi}{4}} \right),$$

и нормируется:

$$P = \frac{X}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X(i, j)}.$$

Нормированная матрица смежности выступает в роли функции плотности распределения вероятностей проявления смежных пар пикселей в различных областях изображения. По нормированной матрице

смежности  $P = (p_{ij})$  рассчитываются текстурные признаки Харалика (таблица 1).

Контраст (Contrast) характеризует резкость изображения и глубину «борозд» текстуры. Низкая контрастность соответствует размытым текстурам.

Корреляция (Correlation) оценивает линейность зависимости уровня серого от соответствующих значений для смежных пикселей.

Энергия (Energy) оценивает однородность и грубость текстуры, она максимальна для однотонных областей.

Энтропия (Entropy) характеризует случайность и неравномерность. Максимальные значения признака соответствуют случайному распределению значений яркости пикселей.

Однородность (Homogeneity) противоположна контрасту, характеризует «сглаженность» области изображения. Большие значения признака соответствуют однородным областям (с небольшой разницей в уровне серого), а близкие к 0 – наоборот.

Вариация (Variance) – соответствует квадрату стандартного отклонения, вычисленному по матрице смежности *GLCM*. Однотонное серое изображение имеет вариацию, равную 0.

Текстурные признаки Харалика, рассчитанные для каждого спектрального канала (видимый зеленый Green, граничный красный RedEdge и ближний инфракрасный NIR) по снимкам, сделанным в мае и июле, представлены на рисунке 4 и рисунке 5 соответственно.

Полученные изображения более наглядно, в сравнении с исходными мультиспектральными снимками (рисунок 2), выявляют участки растительности схожей текстуры, сглаживая малоинформативные детали ландшафтных объектов. Визуально выделяемые разноплановые фрагменты изображения могут соответствовать участкам, покрытым растительностью различных типов и плотности. Кроме того, очевидное преимущество дает сравнительный анализ разновременных снимков. Так изображение на «фоновых» участках – вне зоны исторического антропогенного воздействия (западная и северо-восточная части исследуемого участка, рисунок 1а) – практически неизменно по структуре и интенсивности. Данная особенность наблюдается для всех пар преобразованных изображений (май – июль) в каждом из трех каналов съемки. С другой стороны, на участке возможной исторической пашни (центральная и восточная части исследуемого участка, рисунок 1а), характер вариации изображений текстурных признаков существенно иной. Здесь, в зависимости от времени съемки, существенно изменяется конфигурация выделяемых областей и значение текстурных признаков (вплоть обратного соотношения их интенсивности). Очевидным

образом разделяется северная и южная части участка предполагаемой пашни. Эти наблюдения позволяют предположить принципиально различный характер современного растительного покрова, как минимум, в трех областях исследуемого участка: в «фоновой» области, в южной и северной частях исторической пашни. Последующее определение количества и конфигурации участков разноплановой растительности основано на статистическом анализе полученных 36 массивов текстурных признаков.

**3.2. Снижение размерности признакового пространства.** Для исключения корреляционных связей между полученными признаками проводится процедура снижения размерности методом главных компонент [46]. Идея метода заключается в формировании системы новых признаков и выборе из них наиболее информативных, объясняющих большую часть изменчивости данных в целом. Новые признаки, которые называют главными компонентами, независимы и представляют собой линейную комбинацию исходных признаков.

Основной способ отбора главных компонент основан на оценке кумулятивной суммы их дисперсий. Как правило, эта сумма (в процентах) должна быть не менее установленного порога 80-95% [47, 48].

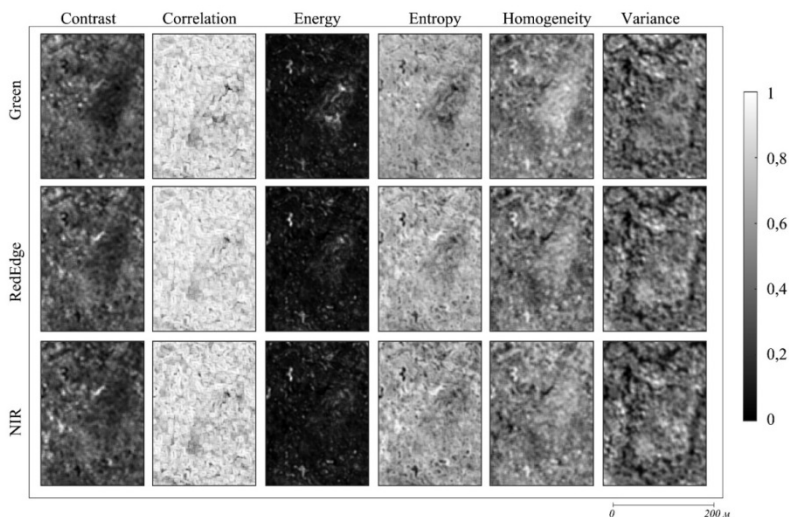


Рис. 4. Текстурные признаки Харалика (май)

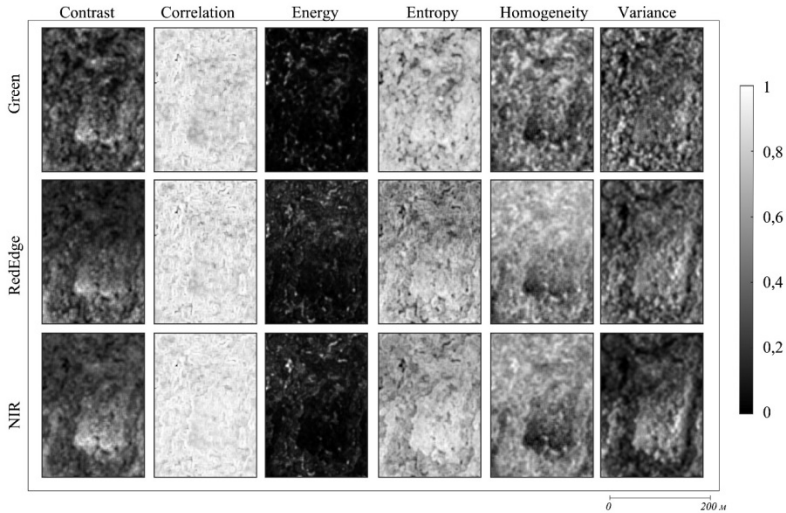


Рис. 5. Текстурные признаки Харалика (июль)

Для каждого из наборов текстурных признаков Харалика выделено по четыре главные компоненты (рисунок 6). По наибольшему вкладу признаков (таблица 2, серая заливка) можно сделать следующие предположения. Первая главная компонента PC1, описывающая большую часть общей дисперсии, отображает наиболее контрастные объекты – участки растительности, значительно отличающиеся по своей текстуре от окружающей территории. Конфигурация областей максимальных значений компоненты близка к линейной (рисунок 6), в большинстве случаев они приурочены к «переходной зоне» между природной средой, не подвергавшейся антропогенному воздействию, и участками антропогенно-преобразованной природной среды (рисунок 1а). Вторая главная компонента PC2 характеризует степень однородности: чем меньше значение, тем более хаотичная текстура. Именно поэтому в период ранней вегетации область максимальных значений компоненты охватывает участок непреобразованной природной среды, а на этапе развитой растительности ситуация на всем участке обследования становится однородной (рисунок 6).

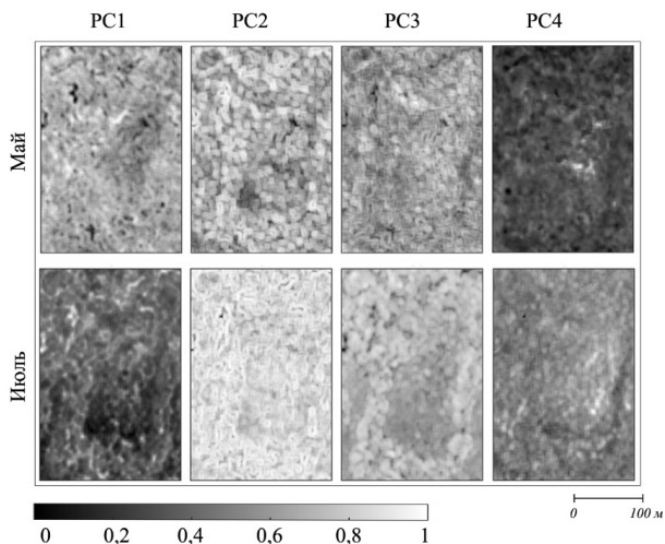


Рис. 6. Визуализация главных компонент

Таблица 2. Коэффициенты корреляции между исходными признаками и главными компонентами

|                              |             | Май   |       |       |       | Июль  |       |       |       |
|------------------------------|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|                              |             | PC1   | PC2   | PC3   | PC4   | PC1   | PC2   | PC3   | PC4   |
| Green                        | Contrast    | 0,27  | -0,05 | -0,24 | -0,27 | -0,26 | -0,17 | 0,09  | -0,20 |
|                              | Correlation | 0,10  | 0,41  | 0,22  | -0,14 | 0,06  | 0,47  | 0,22  | -0,08 |
|                              | Energy      | -0,26 | -0,08 | -0,07 | 0,48  | 0,23  | -0,02 | -0,44 | 0,08  |
|                              | Entropy     | 0,28  | 0,13  | 0,01  | -0,37 | -0,26 | 0,01  | 0,36  | -0,16 |
|                              | Homogeneity | -0,28 | 0,09  | 0,18  | 0,35  | 0,27  | 0,16  | -0,23 | 0,13  |
|                              | Variance    | 0,04  | -0,36 | 0,39  | -0,24 | -0,19 | -0,12 | 0,47  | 0,29  |
| RedEdge                      | Contrast    | 0,28  | -0,08 | -0,23 | 0,17  | -0,26 | 0,00  | -0,23 | -0,31 |
|                              | Correlation | 0,11  | 0,40  | 0,29  | 0,11  | -0,04 | 0,53  | 0,05  | 0,10  |
|                              | Energy      | -0,28 | 0,00  | -0,17 | 0,01  | 0,26  | -0,23 | -0,07 | 0,12  |
|                              | Entropy     | 0,31  | 0,09  | 0,06  | 0,12  | -0,26 | 0,24  | -0,09 | -0,17 |
|                              | Homogeneity | -0,29 | 0,14  | 0,16  | -0,09 | 0,28  | 0,00  | 0,17  | 0,26  |
|                              | Variance    | 0,07  | -0,39 | 0,39  | 0,02  | -0,24 | -0,13 | 0,04  | 0,55  |
| NIR                          | Contrast    | 0,27  | -0,07 | -0,21 | 0,31  | -0,27 | -0,08 | -0,30 | -0,04 |
|                              | Correlation | 0,10  | 0,39  | 0,31  | 0,17  | -0,05 | 0,50  | -0,13 | 0,25  |
|                              | Energy      | -0,28 | 0,02  | -0,19 | -0,13 | 0,26  | -0,14 | -0,01 | -0,11 |
|                              | Entropy     | 0,30  | 0,07  | 0,08  | 0,28  | -0,28 | 0,13  | -0,20 | 0,11  |
|                              | Homogeneity | -0,28 | 0,14  | 0,13  | -0,25 | 0,28  | 0,08  | 0,24  | 0,00  |
|                              | Variance    | 0,07  | -0,38 | 0,39  | 0,09  | -0,25 | -0,12 | -0,20 | 0,46  |
| Кумулятивная сумма дисперсий |             | 54%   | 77%   | 88%   | 93%   | 60%   | 78%   | 86%   | 91%   |

Визуализация первых главных компонент PC1 и PC2, объясняющих большую часть дисперсии исходных данных, даёт обобщённое представление о структуре участка по всем спектральным каналам. На этих компонентах выделяются все природные объекты, которые устойчиво отображаются на исходных снимках. Последние главные компоненты PC3 и PC4 содержат в себе сведения о скрытых закономерностях – локальных особенностях участка, которые явно не фиксируются в исходных данных. Эти особенности не имеют выраженного контраста, поэтому могут быть интерпретированы как следы антропогенного воздействия, которые существенно «сглажены» вторичной сукцессией.

Построенные главные компоненты содержат практически всю информацию об исходных данных (более 90%, таблица 2). Поэтому переход от текстурных признаков (рисунок 4, 5) к новым переменным PC1 – PC4 (рисунок 6) существенно упрощает сравнительный анализ разновременных снимков.

**3.3. Сегментация.** Сегментация изображения заключается в разбиении его на непересекающиеся области с однородными свойствами и, вероятно, близкими значениями рассматриваемых характеристик природной среды. Поэтому на последнем этапе алгоритма может быть получена «карта» распределения типов растительности и следов антропогенного преобразования природной среды.

Сегментированное изображение (рисунок 7) получается в результате кластеризации методом *k*-means в пространстве главных компонент. Выбор метода обусловлен, прежде всего, высокой скоростью и эффективностью обработки большого набора данных [49]: матрица главных компонент содержит  $746496 \times 4$  элементов ( $\approx 3$  млн.). Количество выделяемых классов задано, исходя из визуального анализа ортофотоплана (рисунок 1б), который позволил выделить 4 вида ландшафтных объектов: древесная влаголюбивая растительность, плотная и редкая поросль кустарника, участки травянистой растительности.

В работе использована реализация алгоритма *k*-means, приведенная в [50]. Интерпретация выделенных классов (таблица 3 и 4) выполнена путем сопоставления результата сегментации (рисунок 7) с исторической картой (рисунок 1а) и ортофотопланом (рисунок 1б).

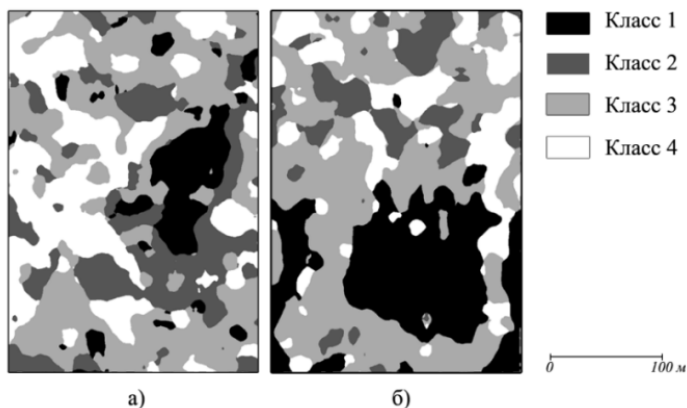


Рис. 7. Результат сегментации: а) май, б) июль

Таблица 3. Интерпретация результатов сегментации (май)

|         |   |
|---------|---|
| Класс 1 | Поросль восстановившегося кустарника, прогалины. Северная часть пашни |
| Класс 2 | Восстановившийся кустарник. Южная часть пашни                         |
| Класс 3 | Крупный кустарник, древесная влаголюбивая растительность              |
| Класс 4 | Редкий кустарник, преимущественно вдоль русла реки                    |

Таблица 4. Интерпретация результатов сегментации (июль)

|         |  |
|---------|--|
| Класс 1 | Плотный восстановившийся кустарник. Южный участок пашни  |
| Класс 2 | Плотный крупный кустарник                                |
| Класс 3 | Крупный кустарник, древесная влаголюбивая растительность |
| Класс 4 | Редкий кустарник, преимущественно вдоль русла реки       |

Очевидны визуальные отличия между полученными сегментированными изображениями (рисунок 7а и 7б), описывающие один и тот же участок, но в разные периоды вегетации. Эти отличия объяснимы разной плотностью растительного покрова и, как следствие, – текстурой на разновременных снимках. Условное разделение заброшенной пашни на две части: северную (рисунок 7а, Класс 1) и южную (рисунок 7б, Класс 1), – можно связать с неравномерным процессом восстановления природного кустарника. Северная часть зафиксирована по результатам сегментации майских данных, южная – июльских. Выявленные участки антропогенного воздействия соответствуют положению пашни на исторической карте (рисунок 8).



Таким образом, анализ разновременных снимков дает взаимодополняющую информацию о текстуре растительного покрова. Такой анализ обеспечивает возможность выявить следы антропогенного воздействия в случае неравномерной вторичной сукцессии на заброшенном участке.

**4. Результаты и обсуждение.** Снимки в периоды ранней вегетации и развитой растительности выделяют разные участки заброшенной пашни второй половины XIX – начала XX вв. (рисунок 7, таблица 3 и 4). Следовательно, совместный анализ разновременных снимков позволяет выделить зону исторического хозяйственного освоения на фоне природной среды, не подвергавшейся антропогенному воздействию, а также дает возможность оценить ее возможную конфигурацию. В частности, результаты сегментации по майским (рисунок 8а) и июльским (рисунок 8б) снимкам, сопоставленные с фрагментом исторической карты (эталонные данные), согласуются с расположением пашни на участке обследования. Кроме того, объединение выделенных сегментов мультиспектральных изображений позволяет восстановить конфигурацию зоны антропогенного воздействия (рисунок 8в). Независимая сегментация разновременных снимков выделяет разные участки исторической пашни, именно поэтому, только совместный анализ позволяет восстановить границы области пашни наиболее полно.

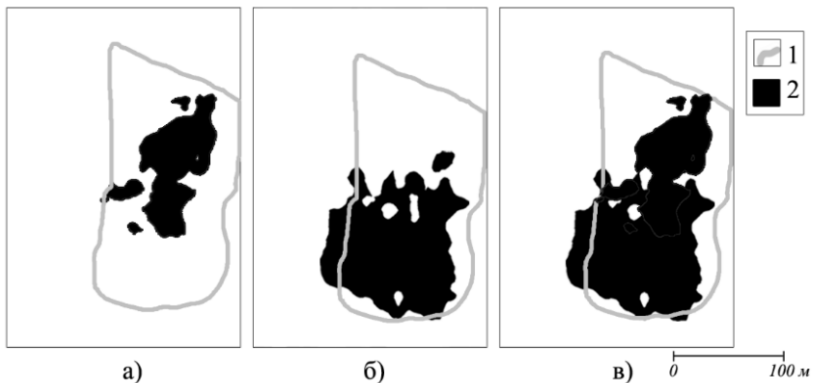


Рис. 8. Сопоставление результата сегментации с исторической картой: а) участок вторичной сукцессии в период ранней вегетации; б) участок вторичной сукцессии в период развитой растительности; в) конфигурация территории заброшенной пашни по результатам сегментации; 1 – граница пашни на исторической карте; 2 – участок пашни по результатам сегментации

Полученный результат сегментации отражает неравномерность вторичной сукцессии на участке заброшенной пашни. С точки зрения восстановившейся растительности территория пашни разделяется на две условные части: северная (рисунок 8а) и южная (рисунок 8б). Растительность северной части (первая надпойменная терраса р. Цны) – поросль кустарника с травой – отчетливо проявляется по текстуре на майских снимках (рисунок 7а, Класс 1). В период зрелой вегетации (июльские снимки) – «сливается» с окружающей средой (рисунок 7б, Класс 3). Отличия растительности в южной части исторической пашни от окружающей территории фиксируются в разные периоды вегетации. Здесь, в пойме р. Цны, наблюдается более контрастная текстура плотного молодого кустарника. На майских снимках восстановившаяся растительность выделяется как «переходная зона» (рисунок 7а, Класс 2) от участка вторичной сукцессии (рисунок 7а, Класс 1) к территории природной среды, не подвергавшейся антропогенному воздействию (рисунок 7а, Классы 3 и 4). На июльских снимках южный участок пашни определяется по компактной зоне значительной площади (рисунок 7б, Класс 1) на фоне достаточно однородной растительности природной среды (рисунок 7б, Класс 3). Разделение территории заброшенной пашни на две зоны связано с тем, что исходное состояние непаханого заливного луга восстанавливается неравномерно. Вероятной причиной этого являются особенности рельефа. Во время весенних паводков затапливается южная часть территории, расположенная в пойме р. Цны. Вследствие этого она менее контрастно проявляется в период ранней вегетации, но явно выделяется более активным наращиванием фитомассы в период зрелой растительности.

Для анализа комплекса мультиспектральных данных успешно использован классический подход *feature extraction* → *feature selection* → *classification*, адаптированный для применения статистических текстурных признаков Харалика на этапе извлечения признаков (*feature extraction*). Необходимость использования признаков Харалика вызвана тем, что текстура ландшафта на мультиспектральных изображениях является более стабильной характеристикой площадных объектов чем интенсивность отдельных пикселей мультиспектрального изображения. Именно это дает возможность выявления сегментов с «малоконтрастными» отличиями растительного покрова, возникшего в результате вторичной сукцессии. Другой отличительной особенностью предложенного подхода является анализ набора снимков, сделанных в разные периоды вегетации. В условиях неравномерности вторичной сукцессии в лесостепной зоне это позволяет полнее охарактеризовать изменение интенсивности лиственной и травянистой растительности.

Объединение результатов сегментации обеспечивает выявление участков восстановившейся растительности, соответствующих антропогенно-преобразованным областям природного ландшафта.

Авторы благодарят д.и.н. В.В. Канищева и к.и.н. К.С. Кунавина, коллег из Тамбовского государственного университета им. Г.Р. Державина, за конструктивное обсуждение и предоставленные материалы.

### Литература

1. Бешенцев А.Н. Геоинформационное обеспечение мониторинга трансформации природных ландшафтов в бассейне оз. Байкал на основе ретроспективных картографических материалов // Аридные экосистемы. 2011. Т. 17. № 4 (49). С. 53–62.
2. Черепанова Е.С. Исторические аспекты освоения лесных территорий бассейна Верхней Камы и их последствия // Интерэкспо ГЕО-Сибирь. 2012. Т. 4. С. 37–41.
3. Чернов С.З. Рекомендуемые форматы исторических карт земельных дач средневековой России XIII-XVII вв. (по материалам древнего Радонежа) // Актуальные проблемы аграрной истории Восточной Европы X–XXI вв.: источники и методы исследования: материалы XXXII сессии симпозиума по аграрной истории Восточной Европы. Рязань: Ряз. гос. ун-т им. С.А. Есенина, 2012. С. 58–78.
4. Россия. Полное географическое описание нашего Отечества: настольная и дорожная книга для русских людей. Т.2: Среднерусская Черноземная область: Курская, Орловская, Тульская, Рязанская, Тамбовская, Воронежская и Пензенская губернии // СПб.: А.Ф. Девриен. 1902. 717 с.
5. Аврех А.Л., Канищев В.В. Естественно-исторические условия модернизации аграрного общества. Тамбовская губерния, XIX–XX вв. // Социальная история российской провинции в контексте модернизации аграрного общества в XVIII–XX вв. Тамбов. 2002. С. 3–17.
6. Канищев В.В. Экономика, демография, экология в контексте модернизации аграрного общества (Тамбовская губерния в XIX – начале XX в.) // Экономическая история: Ежегодник. 2002. М.: РОССПЭН. 2003. С. 513–530.
7. Цинцадзе Н.С. Демографические и экологические проблемы развития аграрного общества России во второй половине XIX – начале XX века в восприятии современников. Монография // Тамбов: Изд. дом ТГУ им. Г.Р. Державина. 2012. 286 с.
8. Мониторинг биологического разнообразия лесов России: методология и методы // М.: Наука. 2008. 453 с.
9. Kalinina O., Goryachkin S.V., Lyuri D.I., et al. Post-agrogenic development of vegetation, soils, and carbon stocks under self-restoration in different climatic zones of European Russia // Catena. 2015. vol. 129. pp. 18–29. DOI: 10.1016/j.catena.2015.02.016.
10. План Знаменской усадьбы и окрестных территорий // Государственный архив Тамбовской области. Ф. 29. Оп. 4. Д. 10052.
11. Kalinina O., Krause S.-E., Goryachkin S.V., et al. Self-restoration of post-agrogenic chernozems of Russia: Soil development, carbon stocks, and dynamics of carbon pools // Geoderma. 2011. vol. 162. pp. 196–206. DOI: 10.1016/j.geoderma.2011.02.005.

12. Агроэкологическое состояние и перспективы использования земель России, выбывших из активного сельскохозяйственного оборота / под ред. Г.А. Романенко // М.: ФГНУ «Росинформарготех». 2008. 64 с.
13. Cao Y., Li G.L., Luo Y.K., et al. Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. vol. 171: 105331. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105331.
14. Eng L.S., Ismail R., Hashim W., et al. Vegetation monitoring using UAV: a preliminary study // *International Journal of Engineering & Technology*. 2018. no.7. pp. 223–227. DOI: 10.14419/ijet.v7i4.35.22736.
15. Liu S., Marinelli D., Bruzzone L., et al. A review of change detection in multitemporal hyperspectral images: current techniques, applications, and challenges // *IEEE Geo science and Remote Sensing Magazine*. 2019. vol. 7. no. 2. pp. 140–158. DOI: 10.1109/MGRS.2019.2898520.
16. Wei Z., Gu X., Sun Q., et al. Analysis of the spatial and temporal pattern of changes in abandoned farmland based on long time series of remote sensing data // *Remote Sensing*. 2021. vol. 13(13): 2549. DOI: 10.3390/rs13132549.
17. Alonso L., Picos J., Armesto J. Forest Land Cover Mapping at a Regional Scale Using Multi-Temporal Sentinel-2 Imagery and RF Models // *Remote Sensing*. 2021. vol. 13(12): 2237. DOI: 10.3390/rs13122237.
18. Possoch M., Bieker S., Hoffmeister D., et al. Multi-temporal crop surface models combined with the rgb vegetation index from UAV-based images for forage monitoring in grassland // *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2016. vol. XLI-B1. pp. 991–998. DOI:10.5194/isprsarchives-XLI-B1-991-2016.
19. Iersel W., Straatsma M., Middelkoop H., et al. Multitemporal classification of river floodplain vegetation using time series of UAV Images // *Remote Sensing*. 2018. vol. 10(7): 1144. DOI:10.3390/rs10071144.
20. Senf C., Leitão P.J., Pflugmacher D., et al. Mapping land cover in complex mediterranean landscapes using Landsat: improved classification accuracies from integrating multi-seasonal and synthetic imagery // *Remote Sensing of Environment*. 2015. vol. 156. pp. 527–536. DOI: 10.1016/j.rse.2014.10.018.
21. Simonetti D., Simonetti E., Szantoi Z., et al. First results from the phenology-based synthesis classifier using Landsat 8 imagery // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015. vol. 12. no. 7. pp. 1496–1500 DOI: 10.1109/LGRS.2015.2409982.
22. Топографический межевой атлас Тамбовской губернии 1:84000 (1862) [Электронный ресурс] / Это Место. URL: <http://www.etomesto.ru/karta5623> (дата обращения 12.07.2021 г.).
23. Карта РККА 1:100000 (1935-1941) [Электронный ресурс] / Это Место. URL: <http://www.etomesto.ru/karta2027> (дата обращения 12.07.2021 г.).
24. Самодуров И. Краткое описание имения графа Павла Сергеевича Строганова, Тамбовской губернии и уезда, при селе Знаменском-Кариан. М.: типо-лит. т-ва И.Н. Кушнерев и К°. 1895. 19 с.
25. Xie Q., Dash J., Huang W., et al. Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. vol. 11. no. 5. pp. 1482–1493. DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2813281.
26. Кондратьев К.Я., Федченко П.П. Спектральная отражательная способность и распознавание растительности // Л.: Гидрометеоздат. 1982. 215 с.
27. Roy P.S. Spectral reflectance characteristics of vegetation and their use in estimating productive potential // *Proceedings of the Indian Academy of Sciences (Plant Science)*. 1989. vol. 99. no 1. P. 59 – 81. DOI: 10.1007/BF03053419.

28. Govender M., Chetty K., Bulcock H. A review of hyperspectral remote sensing and its application in vegetation and water resource studies // *Water SA*. 2007. vol. 33. no. 2. pp. 145–151. DOI:10.4314/wsa.v33i2.49049.
29. Sharma A., Kaur D., Gupta A., et. al. Application and Analysis of Hyperspectral Imaging // *IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPC 2k19)*. 2019. pp. 30–35. DOI: 10.1109/ISPC48220.2019.8988436.
30. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений // М.: Техносфера. 2006. 1072 с.
31. Gao J., Li H., Han Z., et. al. Aircraft Detection in Remote Sensing Images Based on Background Filtering and Scale Prediction // *PRICAI 2018: Trends in Artificial Intelligence. Lecture Notes in Computer Science*. 2018. vol. 11012. pp. 604–616. DOI: /10.1007/978-3-319-97304-3\_46.
32. Andriyanov N.A, Vasiliev K.K., Dement'ev V.E. Analysis of the efficiency of satellite image sequences filtering // *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. vol.1096: 012036. DOI: 10.1088/1742- 6596/1096/1/012036.
33. Bannari, A., Morin, D., Bonn, F, et. al. A review of vegetation indices // *Remote Sensing Reviews*. 1995. vol. 13. no.1. pp. 95–120. DOI: 10.1080/02757259509532298.
34. Черепанов А.С. Вегетационные индексы // *Geomatics*. 2011. №2. С. 98 – 102.
35. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1973. vol. SMC-3. no. 6. pp. 610–621. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
36. Feng Q., Liu J., Gong J. UAV Remote Sensing for Urban Vegetation Mapping Using Random Forest and Texture Analysis // *Remote Sensing*. 2015. vol. 7. pp. 1074–1094. DOI: 10.3390/rs70101074.
37. Kwak G.-H., Park N.-W. Impact of Texture Information on Crop Classification with Machine Learning and UAV Images // *Applied Science*. 2019. vol. 9: 643. DOI: 10.3390/app9040643.
38. Dian Y., Li Z., Pang Y. Spectral and texture features combined for forest tree species classification with airborne hyperspectral imagery // *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 2015. vol. 43. pp. 101–107. DOI: 10.1007/s12524-014-0392-6.
39. Bekkari A., Idbraim S., Elhassouny A., et. al. SVM and Haralick features for classification of high resolution satellite images from urban areas // *ICISP 2012: Image and Signal Processing. Lecture Notes in Computer Science*. 2012. vol. 7340. pp. 17–26. DOI: 10.1007/978-3-642-31254-0\_3.
40. Rodarmel C., Shan J. Principal component analysis for hyperspectral image classification // *Surveying and Land Information Systems*. 2002. vol. 62. no. 2, pp. 115–122.
41. Rejichi S., Chaabane F. Feature extraction using PCA for VHR satellite image time series spatial-temporal classification // *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2015. pp. 485-488. DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7325806.
42. Zlobina A.G., Shaura A.S., Zhurbin I.V., et al. Algorithm for statistical analysis of multispectral survey data to identify the anthropogenic impact of the 19th century on the natural environment // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2021. vol. 31. no. 2. pp. 344–354. DOI: 10.1134/S1054661821020176.
43. Khalid S., Khalil T., Nasreen S. A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning // *Science and Information Conference*. 2014. pp. 372–378. DOI: 10.1109/SAL2014.6918213.
44. Popescu M.C., Sasu L.M. Feature extraction, feature selection and machine learning for image classification: A case study // *2014 International Conference on*

- Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM). 2014. pp. 968–973. DOI: 10.1109/OPTIM.2014.6850925.
45. Ulaby F.T., Kouyate F., Brisco B., et al. Textural Information in SAR Images // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1986. vol. GE-24. no. 2. pp. 235–245. DOI:10.1109/TGRS.1986.289643.
  46. Jolliffe I.T. Principal Components Analysis. 2nd ed. // N.Y.: Springer-Verlag New York Inc. 2002. 487 p.
  47. Kang, B., Jung H., Jeong H., et al. Characterization of three-dimensional channel reservoirs using ensemble Kalman filter assisted by principal component analysis // Petroleum Science. 2020. vol. 17. pp. 182–195. DOI: 10.1007/s12182-019-00362-8.
  48. Artoni F., Delorme A., Makeig S. Applying dimension reduction to EEG data by principal component analysis reduces the quality of its subsequent independent component decomposition // NeuroImage. 2018. vol. 175. pp. 176–187. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2018.03.016.
  49. Huang Z. Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values // Data mining and knowledge discovery. 1998. vol. 2. pp. 283–304.
  50. Jain A.K. Data clustering: 50 years beyond k-means // Pattern Recognition Letters. 2010. vol. 31. pp. 651–666. DOI: 10.1016/j.patrec.2009.09.011.

**Шаура Александр Сергеевич** — канд. техн. наук, старший научный сотрудник, Удмуртский федеральный исследовательский центр Уральского отделения Российской академии наук. Область научных интересов: искусственный интеллект, методы оптимизации и оптимальное управление, интеллектуальный анализ данных. Число научных публикаций — 23. shauraa@mail.ru; ул. Татьяны Барамзиной, 34, 426067, Ижевск, Россия; р.т.: 8(912)467-8365.

**Злобина Анна Григорьевна** — канд. техн. наук, научный сотрудник, Удмуртский федеральный исследовательский центр Уральского отделения Российской академии наук. Область научных интересов: информационные технологии, анализ изображений, цифровая обработка сигналов. Число научных публикаций — 25. elf54@yandex.ru; ул. Татьяны Барамзиной, 34, 426067, Ижевск, Россия; р.т.: +7(952)401-8129.

**Журбин Игорь Витальевич** — д-р ист. наук, главный научный сотрудник, Удмуртский федеральный исследовательский центр Уральского отделения Российской академии наук. Область научных интересов: информационные технологии, анализ изображений, междисциплинарные исследования. Число научных публикаций — 120. zhurbin@udm.ru; ул. Татьяны Барамзиной, 34, 426067, Ижевск, Россия; р.т.: 8(912)853-0973.

**Баженова Айгуль Илсуровна** — канд. техн. наук, научный сотрудник, Удмуртский федеральный исследовательский центр Уральского отделения Российской академии наук. Область научных интересов: цифровая обработка сигналов, распознавание образов, вейвлет-анализ. Число научных публикаций — 25. aigul\_bazh@udman.ru; ул. Татьяны Барамзиной, 34, 426067, Ижевск, Россия; р.т.: 8(950)174-3743.

**Поддержка исследований.** Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФ, проект № 19-18-00322 «Сравнительно-историческое изучение антропогенных ландшафтов различных регионов средствами беспилотных летательных аппаратов (Тамбовская область и Удмуртия, середина XVIII — начало XX вв.)».

A. SHAURA, A. ZLOBINA, I. ZHURBIN, A. BAZHENOVA  
**ANALYSIS OF MULTI-TEMPORAL MULTISPECTRAL AERIAL  
PHOTOGRAPHY DATA TO DETECT THE BOUNDARIES OF  
HISTORICAL ANTHROPOGENIC IMPACT**

*Shaura A., Zlobina A., Zhurbin I., Bazhenova A. Analysis of Multi-Temporal Multispectral Aerial Photography Data to Detect the Boundaries of Historical Anthropogenic Impact.*

**Abstract.** The article presents the application of a statistical analysis algorithm for multi-temporal multispectral aerial photography data to identify areas of historical anthropogenic impact on the natural environment. The investigated site is located on the outskirts of the urban-type village of Znamenka (Znamensky District, Tambov Region) in a forest-steppe zone with typical chernozem soils, where arable lands were located in the second half of the 19th - early 20th centuries. Grown vegetation as a result of secondary succession in abandoned areas can be a sign for identifying traces of historical anthropogenic impact. Distinctive signs of such vegetation from the surrounding natural environment are its type, age and growth density. Thus, the problem of detecting the boundaries of anthropogenic impact on multispectral images is reduced to the problem of vegetation classification. The initial data were the results of multi-temporal multispectral imaging in green (Green), red (Red), edge of red (RedEdge) and near-infrared (NIR) spectral ranges. The first stage of the algorithm is the calculation of the Haralick texture features on multispectral images, the second stage – reduction in the number of features by the principal component analysis, the third stage – the segmentation of images based on the obtained features by the k-means method. The effectiveness of the proposed algorithm is shown by comparing the segmentation results with the reference data of historical cartographic materials. The study of multi-temporal multispectral images makes it possible to more fully characterize and take into account the dynamics of phytomass growth in different periods of the growing season. Therefore, the obtained segmentation result reflects not only the configuration of areas of an anthropogenic transformed natural environment, but also the features of overgrowth of abandoned arable land.

**Keywords:** multispectral survey, texture segmentation, Haralick texture features, principal component analysis, clustering, k-means, multi-temporal data, growing season, secondary succession.

**Shaura Alexander** — Ph.D., Senior researcher, Udmurt Federal Research Center of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. Research interests: artificial intelligence, optimization methods and optimal control, data mining. The number of publications — 23. shauraa@mail.ru; 34, Tatyana Baramzina St., 426067, Izhevsk, Russia; office phone: 8(912)467-8365.

**Zlobina Anna** — Ph.D., Researcher, Udmurt Federal Research Center of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. Research interests: information technology, image analysis, digital signal processing. The number of publications — 25. elf54@yandex.ru; 34, Tatyana Baramzina St., 426067, Izhevsk, Russia; office phone: +7(952)401-8129.

**Zhurbin Igor** — Ph.D., Dr.Sci., Chief researcher, Udmurt Federal Research Center of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. Research interests: information technologies, image analysis, interdisciplinary research. The number of publications — 120. zhurbin@udm.ru; 34, Tatyana Baramzina St., 426067, Izhevsk, Russia; office phone: 8(912)853-0973.

**Bazhenova Aigul** — Ph.D., Researcher, Udmurt Federal Research Center of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. Research interests: digital signal processing, pattern recognition, wavelet analysis. The number of publications — 25. aigul\_bazh@udman.ru; 34, Tatyana Baramzina St., 426067, Izhevsk, Russia; office phone: 8(950)174-3743.

**Acknowledgements.** The research was supported by the Russian Science Foundation under grant 19-18-00322 «Comparative historical research of anthropogenic landscapes in different regions by means of unmanned aerial vehicles (the Tambov region and Udmurtia, mid-XVIII - early XX centuries)».

## References

1. Beshencev A.N. [Geoinformation support for monitoring the transformation of natural landscapes in the Lake Baikal basin based on retrospective cartographic materials]. *Aridnye ekosistemy*. 2011. vol. 17. no. 4 (49). pp. 53–62. (In Russ.).
2. Cherepanova E.S. [Historical aspects of the development of forest territories of the Upper Kama basin and their consequences]. *Interesko GEO-Sibir'*. 2012. vol. 4. pp. 37–41. (In Russ.).
3. Chernov S.Z. [Recommended formats of historical maps of land dachas in medieval Russia of the XIII-XVII centuries. (based on the materials of ancient Radonezh)]. *Aktual'nye problemy agrarnoj istorii Vostochnoj Evropy X–XXI vv.: istochniki i metody issledovaniya: materialy XXXII sessii simpoziuma po agrarnoj istorii Vostochnoj Evropy*. [Actual problems of the agrarian history of Eastern Europe of the X-XXI centuries: sources and research methods. Collected papers]. Ryazan': Ryaz. gos. un-t im. S.A. Esenina. 2012. pp. 58–78. (In Russ.).
4. Rossiya. *Polnoe geograficheskoe opisanie nashogo Otechestva: nastol'naya i dorozhnaya kniga dlya russkikh lyudej*. T.2: Srednerusskaya Chernozemnaya oblast': Kurskaya, Orlovskaya, Tul'skaya, Ryazanskaya, Tambovskaya, Voronezhskaya i Penzenskaya gubernii. [Russia. A complete geographical description of our Fatherland: a desktop and travel book for Russian people. Vol. 2: Central Russian Chernozem region: Kursk, Orel, Tula, Ryazan, Tambov, Voronezh and Penza provinces]. SPb.: A.F. Devrien. 1902. 717 p. (In Russ.).
5. Avrekh A.L., Kanishchev V.V. [Natural-historical conditions of modernization of agrarian society. Tambov province, XIX-XX centuries]. *Sotsial'naya istoriya rossijskoj provincii v kontekste modernizacii agrarnogo obshchestva v XVIII–XX vv.* [The social history of the Russian province in the context of the modernization of agrarian society in the XVIII-XX centuries. Collected papers]. Tambov. 2002. pp. 3–17. (In Russ.).
6. Kanishchev V.V. [Economics, demography, ecology in the context of modernization of agrarian society (Tambov province in the XIX-early XX century)]. *Ekonomicheskaya istoriya: Ezhegodnik*. [Economic History: Yearbook]. 2002. M.: ROSSPEN. 2003. p. 513–530. (In Russ.).
7. Cincadze N.S. *Demograficheskie i ekologicheskie problemy razvitiya agrarnogo obshchestva Rossii vo vtoroj polovine XIX – nachale XX veka v vospriyatii sovremennikov*. Monografiya. [Demographic and environmental problems of the development of the agrarian society of Russia in the second half of the XIX-early XX century in the perception of contemporaries. Monograph]. Tambov: Izd. dom TGU im. G.R. Derzhavina. 2012. 286 p. (In Russ.).
8. *Monitoring biologicheskogo raznoobrazija lesov Rossii: metodologija i metody* [Monitoring of the biological diversity of Russian forests: methodology and methods]. Moscow: Nauka, 2008. 453 p. (In Russ.).
9. Kalinina O., Goryachkin S.V., Lyuri D.I., et.al. Post-agrogenic development of vegetation, soils, and carbon stocks under self-restoration in different climatic zones



- of European Russia. *Catena*. 2015. vol. 129. pp. 18–29. DOI: 10.1016/j.catena.2015.02.016.
10. Plan Znamenskoy usad'by i okrestnyh territorij [Plan of the Znamenskaya estate and surrounding areas]. *Gosudarstvennyj arhiv Tambovskoj oblasti* [State Archive of the Tambov Region]. F. 29. Op. 4. D. 10052. (In Russ.).
  11. Kalinina O., Krause S.-E., Goryachkin S.V., et al. Self-restoration of post-agrogenic chernozems of Russia: Soil development, carbon stocks, and dynamics of carbon pools. *Geoderma*. 2011. vol. 162. pp. 196–206. DOI: 10.1016/j.geoderma.2011.02.005.
  12. Agrojekologicheskoe sostojanie i perspektivy ispol'zovanija zemel' Rossii, vybyvshih iz aktivnogo sel'skohozjajstvennogo oborota [Agroecological state and prospects for the use of Russian lands that have been eliminated from active agricultural turnover]. Ed. by G.A. Romanenko. Moscow.: FGNU "Rosinformagroteh". 2008. 64 p. (In Russ.).
  13. Cao Y., Li G.L., Luo Y.K., et al. Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. vol. 171: 105331. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105331.
  14. Eng L.S., Ismail R., Hashim W., et al. Vegetation monitoring using UAV: a preliminary study. *International Journal of Engineering & Technology*. 2018. no. 7. pp. 223–227. DOI: 10.14419/ijet.v7i4.35.22736.
  15. Liu S., Marinelli D., Bruzzone L., et al. A review of change detection in multitemporal hyperspectral images: current techniques, applications, and challenges. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. 2019. vol. 7. no. 2. pp. 140–158. DOI: 10.1109/MGRS.2019.2898520.
  16. Wei Z., Gu X., Sun Q., et al. Analysis of the spatial and temporal pattern of changes in abandoned farmland based on long time series of remote sensing data. *Remote Sensing*. 2021. vol. 13(13): 2549. DOI: 10.3390/rs13132549.
  17. Alonso L., Picos J., Armeso J. Forest Land Cover Mapping at a Regional Scale Using Multi-Temporal Sentinel-2 Imagery and RF Models. *Remote sensing*. 2021. vol. 13(12): 2237. DOI: 10.3390/rs13122237.
  18. Possoc M., Bieker S., Hoffmeister D., et al. Multi-temporal crop surface models com-bined with the rgb vegetation index from UAV-based images for forage monitoring in grassland. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2016. vol. XLI-B1. pp. 991–998. DOI:10.5194/isprsarchives-XLI-B1-991-2016.
  19. Iersel W., Straatsma M., Middelkoop H., et al. Multitemporal classification of river floodplain vegetation using time series of UAV Images. *Remote Sensing*. 2018. vol. 10(7): 1144. DOI:10.3390/rs10071144.
  20. Senf C., Leitão P.J., Pflugmacher D., et al. Mapping land cover in complex mediterranean landscapes using Landsat: improved classification accuracies from integrating multi-seasonal and synthetic imagery. *Remote Sensing of Environment*. 2015. vol. 156. pp. 527–536. DOI: 10.1016/j.rse.2014.10.018.
  21. Simonetti D., Simonetti E., Szantoi Z., et al. First results from the phenology-based synthesis classifier using Landsat 8 imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015. vol. 12. no. 7. pp. 1496–1500 DOI: 10.1109/LGRS.2015.2409982.
  22. Topograficheskij mezhevoj atlas Tambovskoj gubernii 1:84000 (1862) [Topographic boundary atlas of the Tambov province 1:84000 (1862)]. *Jeto Mesto* [This place]. Available at: <http://www.etomesto.ru/karta5623> (accessed 12.07.2021). (In Russ.)
  23. Karta RKA 1:100000 (1935-1941) [Red Army map 1:100000 (1935-1941)]. *Jeto Mesto* [This place]. Available at: <http://www.etomesto.ru/karta207> (accessed 12.07.2021). (In Russ.).

24. Samodurov I. Kratkoe opisanie imenija grafa Pavla Sergeevicha Stroganova, Tambovskoj gubernii i uezda, pri sele Znamenskoy-Karian [A brief description of the estate of Count Pavel Sergeevich Stroganov, Tambov province and district, near the village of Znamenskoye-Karian]. Moscow: tipo-lit. t-va I.N. Kushnerev i K°. 1895. 19 p. (In Russ.).
25. Xie Q., Dash J., Huang W., et al. Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. vol. 11. no. 5. pp. 1482–1493. DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2813281.
26. Kondrat'ev K.Y., Fedchenko P.P. Spektral'naya otrazhatel'naya sposobnost' i raspoznavanie rastitel'nosti. [Spectral reflectivity and vegetation recognition]. L.: Gidrometeoizdat. 1982. 215 p. (In Russ.).
27. Roy P.S. Spectral reflectance characteristics of vegetation and their use in estimating productive potential. *Proceedings of the Indian Academy of Sciences (Plant Science)*. 1989. vol. 99. no 1. P. 59 – 81. DOI: 10.1007/BF03053419.
28. Govender M., Chetty K., Bulcock H. A review of hyperspectral remote sensing and its application in vegetation and water resource studies. *Water SA*. 2007. vol. 33. no. 2. pp. 145–151. DOI:10.4314/wsa.v33i2.49049.
29. Sharma A., Kaur D., Gupta A., et. al. Application and Analysis of Hyperspectral Imaging. *IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC 2k19)*. 2019. pp. 30–35. DOI: 10.1109/ISPCC48220.2019.8988436.
30. Gonsales R., Vuds R. Cifrovaya obrabotka izobrazhenij. [Digital image processing]. M.: Tekhnosfera. 2006. 1072 p. (In Russ.).
31. Gao J., Li H., Han Z., et. al. Aircraft Detection in Remote Sensing Images Based on Background Filtering and Scale Prediction. *PRICAI 2018: Trends in Artificial Intelligence. Lecture Notes in Computer Science*. 2018. vol. 11012. pp. 604–616. DOI: /10.1007/978-3-319-97304-3\_46.
32. Andriyanov N.A, Vasiliev K.K., Dement'ev V.E. Analysis of the efficiency of satellite image sequences filtering. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. vol.1096: 012036. DOI: 10.1088/1742- 6596/1096/1/012036.
33. Bannari, A., Morin, D., Bonn, F, et. al. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*. 1995. vol. 13. no.1. pp. 95–120. DOI: 10.1080/02757259509532298.
34. Cherepanov A.S. [Vegetation indices]. *Geomatics*. 2011. №2. p. 98–102. (In Russ.).
35. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1973. vol. SMC-3. no. 6. pp. 610–621. DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
36. Feng Q., Liu J., Gong J. UAV Remote Sensing for Urban Vegetation Mapping Using Random Forest and Texture Analysis. *Remote Sensing*. 2015. vol. 7. pp. 1074–1094. DOI: 10.3390/rs70101074.
37. Kwak G.-H., Park N.-W. Impact of Texture Information on Crop Classification with Machine Learning and UAV Images. *Applied Science*. 2019. vol. 9: 643. DOI: 10.3390/app9040643.
38. Dian Y., Li Z., Pang Y. Spectral and texture features combined for forest tree species classification with airborne hyperspectral imagery. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 2015. vol. 43. pp. 101–107. DOI: 10.1007/s12524-014-0392-6.
39. Bekkari A., Idbraim S., Elhassouny A., et. al. SVM and Haralick features for classification of high resolution satellite images from urban areas. *ICISP 2012: Image and Signal Processing. Lecture Notes in Computer Science*. 2012. vol. 7340. pp. 17–26. DOI: 10.1007/978-3-642-31254-0\_3.

40. Rodarmel C., Shan J. Principal component analysis for hyperspectral image classification. *Surveying and Land Information Systems*. 2002. vol. 62. no. 2, pp. 115–122.
41. Rejichi S., Chaabane F. Feature extraction using PCA for VHR satellite image time series spatial-temporal classification. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2015. pp. 485-488. DOI: 10.1109/IGARSS.2015.7325806.
42. Zlobina A.G., Shaura A.S., Zhurbin I.V., et al. Algorithm for statistical analysis of multispectral survey data to identify the anthropogenic impact of the 19th century on the natural environment. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2021. vol. 31. no. 2. pp. 344–354. DOI: 10.1134/S1054661821020176.
43. Khalid S., Khalil T., Nasreen S. A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning. *Science and Information Conference*. 2014. pp. 372–378. DOI: 10.1109/SAL.2014.6918213.
44. Popescu M.C., Sasu L.M. Feature extraction, feature selection and machine learning for image classification: A case study. *2014 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)*. 2014. pp. 968–973. DOI: 10.1109/OPTIM.2014.6850925.
45. Ulaby F.T., Kouyate F., Brisco B., et al. Textural Information in SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1986. vol. GE-24. no. 2. pp. 235–245. DOI:10.1109/TGRS.1986.289643.
46. Jolliffe I.T. *Principal Components Analysis*. 2nd ed. N.Y.: Springer-Verlag New York Inc. 2002. 487 p.
47. Kang, B., Jung H., Jeong H., et al. Characterization of three-dimensional channel reservoirs using ensemble Kalman filter assisted by principal component analysis. *Petroleum Science*. 2020. vol. 17. pp. 182–195. DOI: 10.1007/s12182-019-00362-8.
48. Artoni F., Delorme A., Makeig S. Applying dimension reduction to EEG data by principal component analysis reduces the quality of its subsequent independent component decomposition. *NeuroImage*. 2018. vol. 175. pp. 176–187. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2018.03.016.
49. Huang Z. Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values. *Data mining and knowledge discovery*. 1998. vol. 2. pp. 283–304.
50. Jain A.K. Data clustering: 50 years beyond k-means. *Pattern Recognition Letters*. 2010. vol. 31. pp. 651–666. DOI: 10.1016/j.patrec.2009.09.011.