https://doi.org/10.15350/17270529.2022.1.5

УДК 004.932.2

Статистический анализ данных многозональной съемки для реконструкции археологических памятников

И. В. Журбин, А. Г. Злобина, А. С. Шаура, А. И. Баженова

Удмуртский федеральный исследовательский центр УрО РАН, Россия, 426067, Ижевск, ул. Т. Барамзиной, 34

Аннотация. В статье представлены результаты применения нового алгоритма статистического анализа данных многозональной съемки, позволяющего выявить и интерпретировать участки культурного слоя археологических памятников (поверхностно-трансформированный, переотложенный, замещенный). Алгоритм включает в себя следующие этапы: построение текстурных признаков Харалика по данным многозональной съемки, сокращение признакового пространства методом главных компонент, сегментация методом k-means. В качестве исходных данных использовались многозональные снимки (каналы Green, Red, NIR), полученные при съемке с беспилотного летального аппарата территории средневекового городища Садейкар (Удмуртия, Глазовский район), культурный слой которого разрушен многолетней распашкой.

Ключевые слова: культурный слой, многозональная съемка, признаки Харалика, сегментация, метод главных компонент.

✉ *Анна Злобина, e-mail: elf54@yandex.ru*

Statistical Analysis of Multispectral Imaging Data for the Reconstruction of Archaeological Sites

Igor V. Zhurbin, Anna G. Zlobina, Alexander S. Shaura, Aigul I. Bazhenova

Udmurt Federal Research Center UB RAS (34, T. Baramzina St., Izhevsk, 426067, Russian Federation)

Summary. In the XX century, the territory of the absolute majority of archaeological sites in central Russia and the Urals was used as agricultural land. As a result of ploughing, the relief features of the structures were "smoothed out", and the destroyed occupation layer was redistributed throughout the settlement site. Such trends were noted in the study of medieval Finno-Ugric settlements. Areas of the occupation layer of different degrees of preservation are recorded: superficially disrupted, transported, and replaced layer. As a rule, the superficially disrupted and replaced layers are localized at the settlement site. The transported layer moves to the slopes of capes that limit the settlement site. This leads to the need to study the settlement site itself, as well as the adjacent territory. A new algorithm is proposed to restore the structure of the occupation layer of medieval settlements (without relief features). The first stage is the calculation of Haralick's textural features. The second stage is the reduction of the number of features by the principal component analysis. The third stage is the segmentation of images by the k-means method. This procedure permits to divide the settlement site and adjacent territory into areas with a fundamentally different vegetation density. The comparison with the reference data (geophysical and archaeological studies, survey in the visible range, soil coring, etc.) allows us to interpret the selected areas. The research was carried out at the medieval fortified settlement Sadeykar (Glazovskii district, Udmurtia, Russia). The territory of the settlement has been plowed for a long time and currently the defensive structures (ditch and rampart) are not expressed in relief. As a result of the application of the proposed algorithm of the statistical analysis, the location of the areas of the occupation layer of various degrees of preservation was determined.

Keywords: occupation layer, multispectral images, Haralick's features, segmentation, principal component analysis.

✉ *Anna Zlobina, e-mail: elf54@yandex.ru*

ВВЕДЕНИЕ

Территория абсолютного большинства средневековых поселений средней полосы России и Предуралья в XX веке использовалась как сельскохозяйственные угодья. Распашка последовательно разрушала верхние горизонты культурных напластований. В результате эрозии в подчиненные формы рельефа перемещался почвенно-грунтовый материал разрушенного культурного слоя. Современное состояние культурного слоя поселений

позволяет выделить участки с различной степенью его сохранности: поверхностно-трансформированный, замещенный и переотложенный [1].

Под *поверхностно-трансформированным* понимается культурный слой, верхняя часть которого разрушена распашкой. Нижние его горизонты сохранилась *in situ*. Такой вид разрушения характерен для пологих склонов в зоне транзита эрозионного материала.

Переотложенный культурный слой представлен бесструктурным гумусированным грунтом с включениями археологических материалов. Фактически это культурный слой поселения, который был полностью разрушен распашкой и перемещен эрозионными процессами. Он может составлять основу пахотного горизонта на площадке поселения и пологих участках прилегающей территории. Также переотложенный слой фиксируется на крутых склонах высоких мысов, к которым приурочены многие средневековые поселения.

Под *замещенным слоем* понимается пахотный горизонт на месте полностью разрушенного культурного слоя. В результате постепенного снижения уровня поверхности, распашка захватывала все более глубокие слои почвы, доходя до почвообразующей породы с очень низким плодородием. Поэтому пахотный горизонт представляет собой почвенно-грунтовую массу, состоящую, преимущественно, из материкового материала с единичными включениями артефактов. Описанная ситуация встречается, как правило, на вершинах локальных водоразделов в зоне сильной эрозии. При этом большие объемы почвенно-грунтового материала разрушенного культурного слоя перемещаются в подчиненные элементы рельефа, формируя переотложенный слой. На участках замещенного культурного слоя сохраняются только заглубленные части сооружений. Иногда они перекрыты тонкими прослойками исходного культурного слоя или переотложенным слоем.

Выявление участков культурного слоя различной мощности может быть основано на данных дистанционного зондирования [2]. Основанием для интерпретации являются следующие соображения. Культурный слой формируется в результате накопления и разложения органических остатков антропогенной деятельности, поэтому выделяется интенсивностью процессов почвообразования. В свою очередь, насыщенность почв гумусом влияет на плотность растительности. Таким образом, классификация участков многозональных изображений по отличиям растительного покрова дает возможность обнаружения областей с различной мощностью культурного слоя. Поэтому для выявления и интерпретации участков поверхностно-трансформированного, замещенного и переотложенного слоя может использоваться алгоритм статистической обработки данных многозональной съемки, предназначенный для оценки изменения характера растительности [3]. Разработанный алгоритм был апробирован на средневековом городище Садейкар (Удмуртия, Глазовский район). Поселение занимает невысокий языковидный мыс, образованный двумя дугообразными оврагами (рис. 1, *a*). Система укреплений, разрушенная многолетней распашкой, не выражена в рельефе. Для определения тенденций распределения исходного культурного слоя была изучена не только сама площадка поселения, но и прилегающая территория.

МНОГОЗОНАЛЬНАЯ СЪЕМКА. ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Работы по аэрофотосъемке городища Садейкар и созданию ортофотоплана выполнены специалистами ООО "Финко" (г. Ижевск). Использовался беспилотный летательный аппарат самолетного типа Supercam S350F с многозональной камерой Tetracam ADC Micro (Green 0.52 – 0.60 мкм, Red 0.63 – 0.69 мкм и NIR 0.77 – 0.90 мкм).

В большинстве случаев, выявление археологических объектов основано на визуальном анализе изображений. Однако отсутствие рельефных признаков средневековых построек определяет существенную неоднозначность при выявлении поселения по снимкам в видимом диапазоне (рис. 1, *a*). Визуальный анализ исходных многозональных снимков также малоинформативен. На всех полученных изображениях контрастно выражены отличия структуры растительности на пологой поверхности мыса и в оврагах (рис. 1, *b–d*). При этом

на изображении в канале Green (рис. 1, *b*) контрастно выделяются только древесная и кустарниковая растительность в оврагах. На пологой поверхности аномалии растительного покрова фиксируются неоднозначно. Изображения в каналах Red (рис. 1, *c*) и NIR (рис. 1, *d*) существенно различны по отражательной способности. На них, в отличие от канала Green, более контрастно фиксируются отличия в структуре растительности на пологой поверхности: в южной части мыса выявляются локальные неоднородности преимущественно линейной формы, а в северной части – аномальные области площадного распространения достаточно однородной структуры. Эта особенность может быть вызвана культурным слоем средневекового поселения.

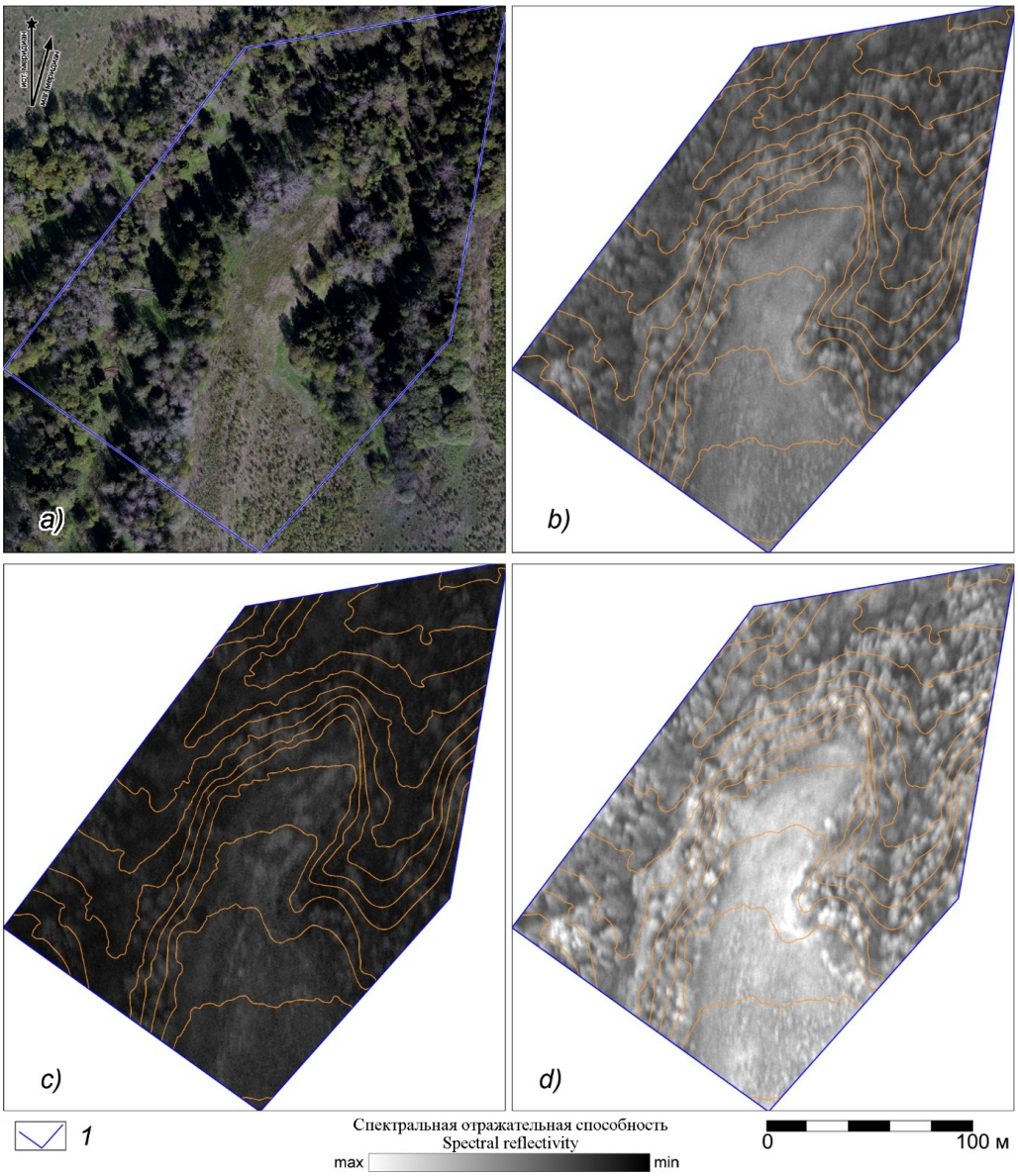

Рис. 1. Городище Садейкар: ортофотоплан (*a*). Контуры нанесены через 2.5 м. Многозональные изображения в каналах: Green (*b*), Red (*c*), NIR (*d*); *1* – граница участка статистического анализа

Fig. 1. Fortified settlements Sadeykar: orthophotomap (*a*). The contours are drawn through 2.5 m. Multispectral images in the bands: Green (*b*), Red (*c*), NIR (*d*); *1* - boundary of the site for statistical analysis

В целом, многозональные изображения дополняют снимки в видимом диапазоне. Однако исходные изображения не позволяют однозначно выявить расположение участков с различной мощностью культурного слоя. Отсутствие очевидных границ между участками поверхностно-трансформированного и замещенного слоя вызвано объективными причинами: распашка и сопутствующая плоскостная эрозия.

Одним из способов улучшения визуального восприятия является вычисление вегетационных индексов, учитывающих изменение изображений в различных сочетаниях спектральных каналов многозональной съемки [4]. В некоторых случаях повышение визуальной контрастности археологических объектов обеспечивается совместным анализом разноплановых данных: изображений вегетационных индексов и материалов тепловизионной съемки [4, 5]; объединение данных космической и многосенсорной аэрофотосъемки, вегетационных индексов с цифровыми моделями рельефа (LIDAR) [6, 7]; многозональной съемки и комплексных геофизических исследований [8]. Необходимо учесть, что в средней полосе России и Предуралье средневековые постройки отличались от вмещающего культурного слоя лишь составом грунтов (глина, суглинки, супеси и пр.) и способом их формирования (уплотнение или прокал). Очевидно, что схожий состав грунтов сооружений и культурного слоя определяет малую контрастность аномалий археологических объектов не только на данных дистанционного зондирования, но и при геофизических исследованиях. С учетом этих ограничений необходимо применение иных методических подходов для преобразования данных многозональной съемки.

Принципиально другим подходом является вычисление текстурных признаков на основе матрицы смежности [9]. Известно, что текстура ландшафтных объектов на многозональных изображениях является более стабильной характеристикой, чем интенсивность отдельных пикселей и в меньшей степени зависит от условий съемки [10 – 12]. Кроме того, текстура разнородных областей растительности в пределах анализируемого участка существенно различна. Известен опыт выявления пространственной структуры системы римских каналов на основе анализа текстурных характеристик, рассчитанных по матрице смежности, визуализация которых выполнена в цветовой модели RGB [13].

Для определения наиболее информативных многозональных изображений используется метод главных компонент (PCA) [14, 15]. В некоторых случаях изображения главных компонент используются наравне с вегетационными индексами. Обработка этого комплекса изображений для территории Ravenshall, Fife, Scotland [16] позволила выявить котлованы построек и рвы поселений, линейные и кольцевые археологические объекты по участкам с различной интенсивностью роста сельскохозяйственных культур на современных полях Шотландии. Применение селективного PCA [17], то есть PCA, рассчитанного для каналов одной и той же спектральной области, дает лучшие результаты с точки зрения выделения различий на гиперспектральных изображениях. Данный подход успешно применен при выявлении древних сооружений и захоронений в районе древнеримского города Аквилия (северо-восток Италии) [18].

Завершающим этапом является сегментация территории обследования в пространстве новой системы информативных признаков. Под сегментацией понимается разбиение изображения на непересекающиеся области, каждая из которых характеризуется однородными свойствами и близкими значениями рассматриваемых параметров. Автоматизированные методы сегментации успешно применялись для разновременных и разнотипных археологических памятников, расположенных в принципиально отличных ландшафтных условиях: о. Кипр [19], западный Иран [20], Южная Африка [21].

При отсутствии визуально фиксируемых признаков интерпретация выделенных сегментов основывается на комплексе независимых междисциплинарных данных. В большинстве случаев используются высокоточные аэрофотоснимки и спутниковые снимки в видимом диапазоне, а также наземные исследования, включая раскопки [19, 22]. Реже используются данные геофизических исследований [5, 23].

В целом, задача реконструкции средневековых поселений может быть решена только на основе анализа представительного набора косвенных признаков, характеризующих мощность и тенденции распределения культурного слоя. Именно поэтому, для поселений, разрушенных распашкой и не имеющих рельефных признаков, использован новый алгоритм статистического анализа данных многозональной съемки. Сопоставление с комплексом данных междисциплинарных исследований (геофизическая съемка, археологический

материал шурфов) позволило интерпретировать выделенные участки – определить расположение областей поверхностно-трансформированного, замещенного и переотложенного культурного слоя на площадке средневекового городища Садейкар и прилегающей территории.

АЛГОРИТМ СТАТИСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

Для выявления участков с различным характером растительности (предположительно, с различной мощностью культурного слоя) используется алгоритм статистического анализа (рис. 2). Основой алгоритма является классическая схема анализа данных feature extraction – feature selection – classification [24, 25]. На первом этапе осуществляется вычисление признаков 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 [9]. На втором этапе для снижения размерности и повышения информативности признаков применяется метод главных компонент [26], а на третьем – сегментация изображений методом k-means [27]. Классификация выполняется в пространстве главных компонент, объясняющих основную долю дисперсии (более 80 – 90 %) [28, 29]. Все последующие компоненты считаются малоинформативными. Оценка эффективности алгоритма и интерпретация результатов сегментации основана на сопоставлении с эталонными данными (геофизические и почвенные исследования, результаты целенаправленных раскопок и пр.).

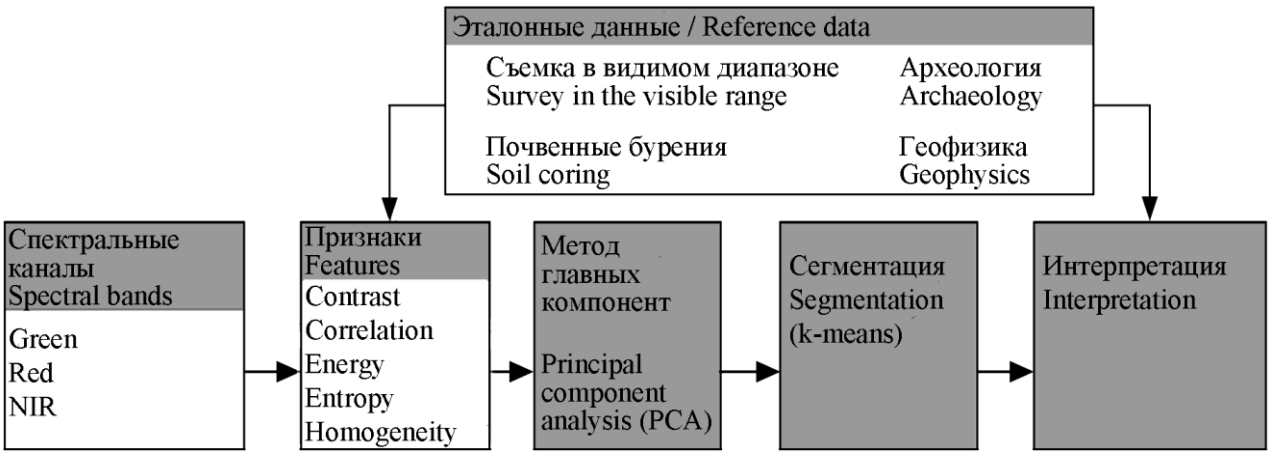

Рис. 2. Алгоритм статистического анализа многозональных данных
Fig. 2. Algorithm for statistical analysis of multispectral data

Отличительной особенностью алгоритма является использование на первом этапе текстурных признаков Харалика, вычисленных по исходным многозональным снимкам (каналы Green, Red и NIR). Анализ текстурных особенностей ландшафта делает возможным выявление «малоконтрастных» отличий растительного покрова. Работа данного алгоритма для средневекового городища Садейкар детально представлена ниже.

ЭТАП 1 – ВЫЧИСЛЕНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ ХАРАЛИКА

Признаки Харалика содержат информацию о текстурных характеристиках ландшафтных объектов. Не все текстурные признаки Харалика являются взаимно независимыми [30]. Поэтому при обработке многозональных изображений (рис. 1, *b–d*) использовались пять основных: Contrast, Correlation, Energy, Entropy и Homogeneity (рис. 3).

Contrast и Homogeneity оценивают контрастность. Contrast характеризует резкость изображения и глубину "борозд" текстуры, низкая контрастность соответствует размытым

текстурам. Homogeneity, наоборот, определяет "сглаженность": высокие значения признака соответствуют однородным областям.

Energy и Entropy являются мерами упорядоченности. Energy оценивает однородность и грубость текстуры (максимален для однотонных областей). Entropy – случайность и неравномерность. Максимальные значения признака указывают на случайное распределение значений яркости пикселей.

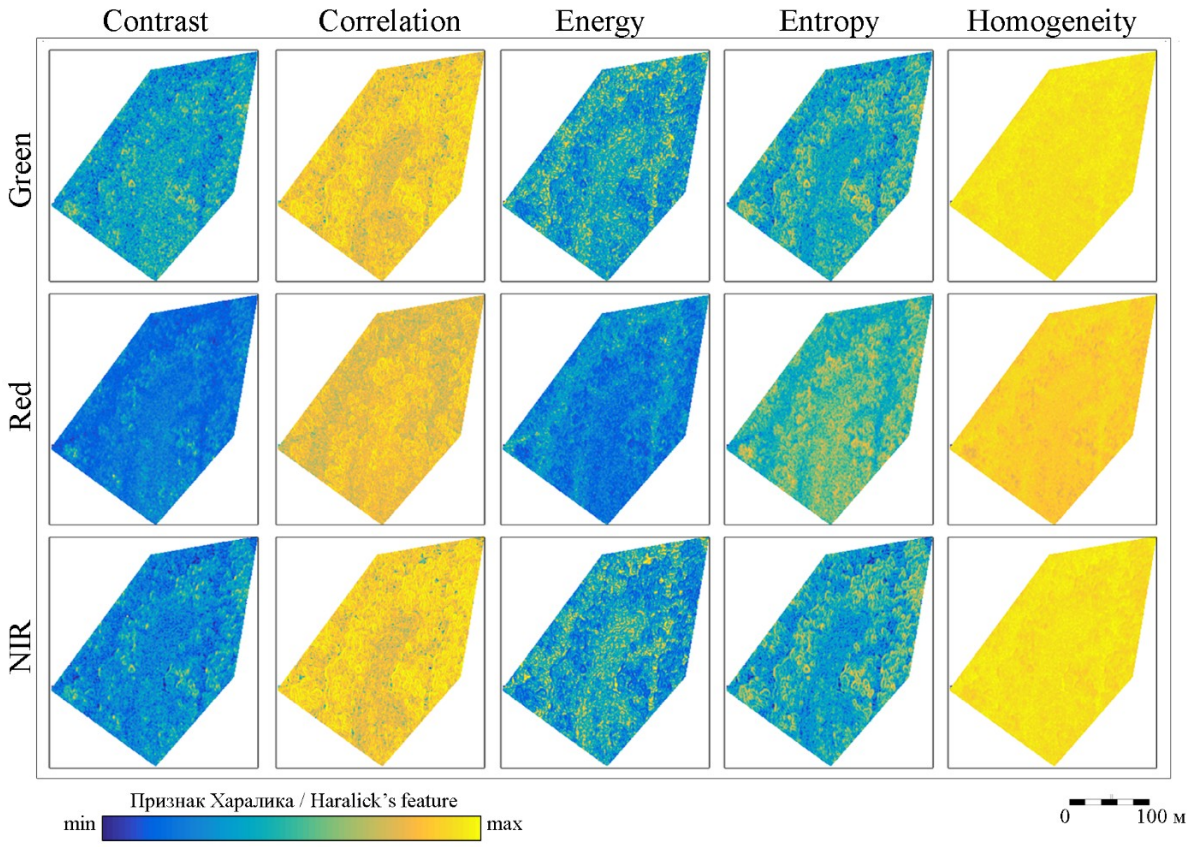

Рис. 3. Городище Садейкар: визуализация текстурных признаков Харалика
Fig. 3. Fortified settlement Sadeykar: visualization of Haralick's textural features

Correlation относится к классической статистической оценке и определяет линейность зависимости значений уровня серого от соответствующих значений для смежных пикселей.

Отметим, что при визуальном анализе ортофотоплана (рис. 1, *a*) отчетливо выделяется древесная и кустарниковая растительность в оврагах, ограничивающих площадку поселения с западной и восточной стороны. Участкам на склонах мыса соответствуют максимальные значения признаков Entropy (каналы Green и NIR) и Contrast (каналы Green, Red и NIR) (рис. 3). Растительность на противоположных склонах оврагов более контрастно выделяется на признаках Correlation (канал Red) и Energy (каналы Green и NIR). Сама пологая поверхность мыса достаточно «гладкая» на признаках Correlation (каналы Green и NIR) и Homogeneity (канал Red). При этом отличия растительности в северной и южной частях фиксируются по структуре изображений признаков Energy (каналы Green и NIR) и Entropy (канал Red). Таким образом, признаки Харалика (рис. 3) более детально, по отношению к исходным многозональным изображениям (рис. 1, *b–d*), фиксируют изменение характера растительности на различных участках территории обследования.

ЭТАП 2 – МЕТОД ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ (PCA)

PCA обеспечивает снижение размерности исходных данных и повышение информативности обобщающих компонент. По сути, компоненты являются интегральными независимыми характеристиками, значения которых для каждой точки территории

обследования описывают взаимную изменчивость 15 признаков – преобразованных изображений Contrast, Correlation, Energy, Entropy, Homogeneity по трем каналам (Green, Red, NIR). По материалам многозональной съемки городища Садейкар наибольший вклад (91 % суммарной дисперсии) вносят первые четыре главные компоненты PC1–PC4 (табл. 1, рис. 4).

Таблица 1. Собственные числа / Table 1. Eigenvalues

Главные компоненты Principal components	**Собственные числа** Eigenvalues	**Собственные числа (%)** Eigenvalues (%)	**Кумулятивный %** Cumulative %
PC1	8.81	58.73	58.73
PC2	2.54	16.95	75.68
PC3	1.32	8.80	84.48
PC4	1.04	6.96	91.45
PC5	0.56	3.75	95.20
PC6	0.42	2.83	98.03
PC7	0.11	0.71	98.74
PC8	0.07	0.44	99.18
PC9	0.04	0.30	99.47
PC10	0.04	0.27	99.74
PC11	0.02	0.11	99.85
PC12	0.01	0.10	99.95
PC13	0.01	0.05	99.99
PC14	~0.00	0.01	~100.00
PC15	~0.00	~0.00	100.00

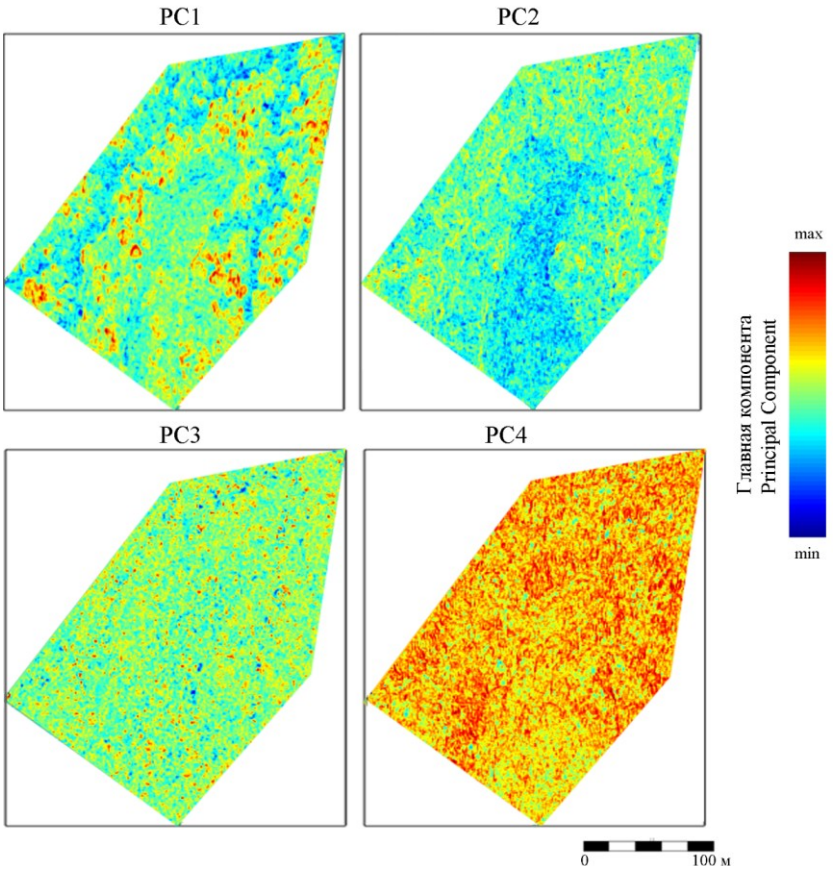

Рис. 4. Городище Садейкар: визуализация главных компонент

Fig. 4. Fortified settlement Sadeykar: visualization of principal components

Первая главная компонента PC1 дает обобщенное представление о текстуре участка, поскольку зависит от значений всех признаков практически в равной степени (табл. 2). За счет наличия положительной корреляции с Contrast, Correlation и Entropy (по всем каналам) и отрицательной корреляции с Energy и Homogeneity (по всем каналам) максимальным значениям компоненты соответствуют неоднородные области. Данные области локализованы на склонах и в южной части пологой поверхности мыса. Вероятнее всего, они соотносятся с переотложенным культурным слоем.

Вторая главная компонента PC2 в основном зависит от значений признаков в канале Red (табл. 2), более чувствительному к открытой почве и редкой растительности. Наблюдается положительная корреляция с Energy и Homogeneity, отрицательная – с Contrast, Correlation и Entropy. При такой зависимости пологая поверхность мыса выделяется минимальными значениями компоненты, что указывает на неоднородность ее текстуры. Данная особенность может быть связана с разной степенью сохранности культурного слоя (поверхностно-трансформированный или замещенный).

Третья главная компонента PC3 имеет положительную корреляцию с Energy и Homogeneity и отрицательную с Contrast и Entropy в канале Green (табл. 2). Максимальные значения компоненты указывают на области кустарниковой и древесной растительности на склонах оврагов и в южной части пологой поверхности мыса.

Таблица 2. Собственные векторы

Table 2. Eigenvectors

Признак (канал) Feature (band)	**PC1**	**PC2**	**PC3**	**PC4**
Contrast (Green)	0.28	-0.03	-0.37	-0.29
Contrast (Red)	0.26	-0.28	0.19	-0.21
Contrast (NIR)	0.29	0.10	0.29	-0.20
Correlation (Green)	0.22	0.25	-0.21	0.33
Correlation (Red)	0.12	-0.37	-0.12	0.60
Correlation (NIR)	0.20	0.34	0.16	0.35
Energy (Green)	-0.28	-0.14	0.40	-0.06
Energy (Red)	-0.24	0.40	-0.07	-0.20
Energy (NIR)	-0.27	-0.27	-0.28	-0.15
Entropy (Green)	0.30	0.13	-0.32	0.02
Entropy (Red)	0.25	-0.40	0.08	0.15
Entropy (NIR)	0.29	0.25	0.23	0.06
Homogeneity (Green)	-0.28	0.03	0.37	0.29
Homogeneity (Red)	-0.26	0.30	-0.18	0.18
Homogeneity (NIR)	-0.29	-0.11	-0.29	0.19

Четвертая главная компонента PC4 характеризуется положительной корреляцией с Correlation в канале Red (табл. 2). Ее минимальные значения (в виде локальных выбросов) наблюдаются по границе пологой поверхности мыса. Можно предположить, что это связано с локальными участками замещенного культурного слоя.

ЭТАП 3 – СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Решение задачи сегментации изображения (рис. 2) основано на применении одного из известных алгоритмов кластеризации – метода k-means. Выбор метода обусловлен, прежде всего, высокой скоростью и эффективностью обработки большого набора данных [31]. Существенным ограничением метода k-means является необходимость априорного задания

числа определяемых классов. Один из подходов, позволяющих решить данную проблему, основан на анализе индексов Calinski-Harabasz [32]. В нашем случае оптимальное расчетное число классов равно четырем. Классификация методом k-means всех текстурных признаков (рис. 3) производилась в пространстве компонент PC1–PC4 (рис. 4).

Совокупность априорной информации (геофизическая съемка, археологические данные шурфов [33]) позволяет интерпретировать результат сегментации (рис. 5, *a*) следующим образом (рис. 5, *b*). Участки класса 1, занимающие большую часть пологой поверхности мыса соответствуют *поверхностно-трансформированному слою* малой мощности. Это согласуется с результатами электропрофилирования и электротомографии [33, рис. 7]. Участки класса 2, вероятно, описывают предельное состояние культурного слоя, что согласуется с материалами шурфа, заложенного на мысовой части поселения [33, рис. 8]. По этой причине они соотнесены с *замещенным слоем*. Участки класса 3 фиксируются в основном на откосах оврагов. Конфигурация, очевидная приуроченность к подчиненным формам рельефа и расположение этих участков по периметру площадки поселения позволяют отнести их к *переотложенному слою* – разрушенному культурному слою поселения, который был перемещен эрозионными процессами. Известно, что распашка, вырубка леса и выпас скота существенно повышают интенсивность плоскостной эрозии, вследствие которой формируются такие зоны накопления мелкозема. Участки класса 4 (рис. 5, *a*), а также остальные участки классов 1–3 (рис. 5, *b*), вероятно, вызваны неоднородной плотной растительностью, которая расположена в оврагах и на участках распашки за пределами границы поселения (южная часть территории обследования). Возникновение участков плотной растительности может быть связано с высокой влажностью почв в понижениях рельефа (естественная растительность) и современной распашкой (производная растительность). Эти участки естественной и производной растительности наглядно проявляются на исходных многозональных снимках и снимках в видимом диапазоне (рис. 1, *a*).

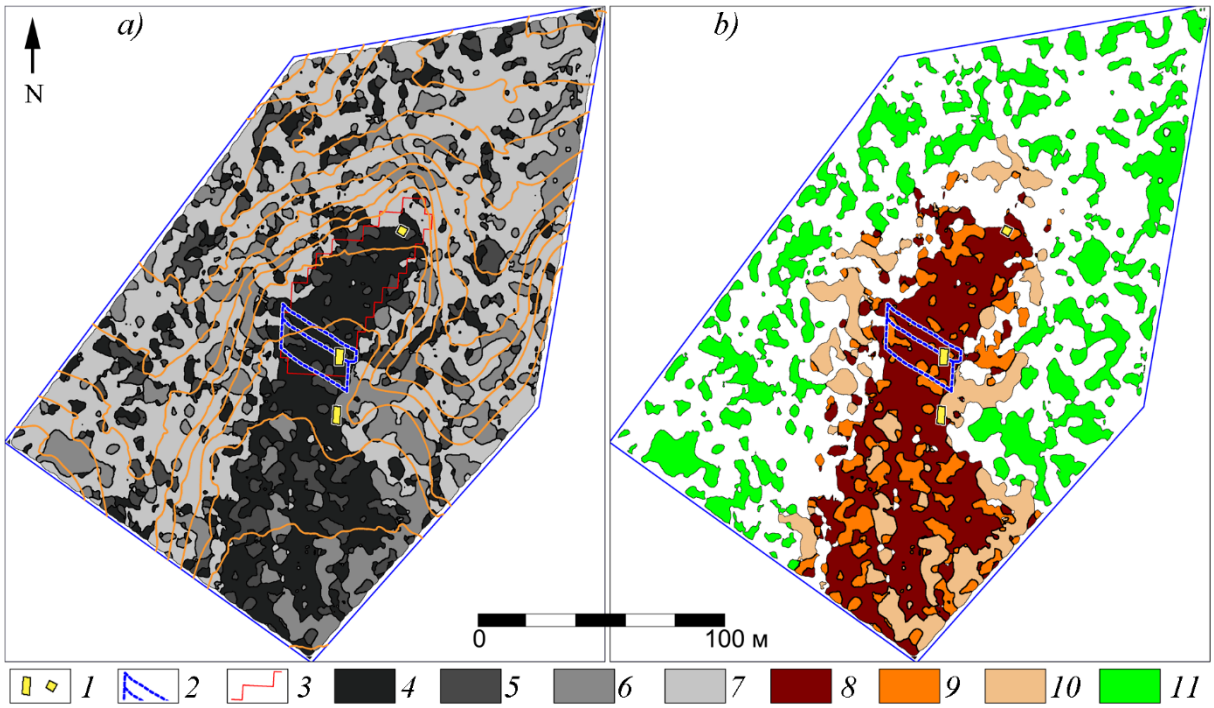

Рис. 5. Городище Садейкар: результат сегментации (*a*) и интерпретация (*b*);
***1* – шурф, *2* – границы оборонительных сооружений, *3* – граница геофизической съемки, класс 1 (*4*), класс 2 (*5*), класс 3 (*6*), класс 4 (*7*), *8* – поверхностно-трансформированный слой малой мощности, *9* – замещенный слой, *10* – переотложенный слой, *11* – естественная растительность**

Fig. 5. Fortified settlement Sadeykar: result of segmentation (*a*) and interpretation (*b*); *1* – pit, *2* – outlines of defenses, *3* – boundary of geophysics survey, class 1 (*4*), class 2 (*5*), class 3 (*6*), class 4 (*7*), *8* – superficially disrupted layer of a low thickness, *9* – replaced layer, *10* – transported layer, *11* – natural vegetation

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предварительный вывод о наличии культурного слоя различной мощности может быть основан на анализе конфигурации участков сегментированного изображения, полученного в результате статистической обработки многозональных снимков, и приуроченности этих участков к различным особенностям ландшафта. Определение археологического контекста и оценка степени сохранности культурного слоя (поверхностно-трансформированный, замещенный или переотложенный) могут быть основаны только на привлечении дополнительных сведений – данных геофизических и археологических исследований. Именно принцип последовательного уточнения интерпретации археологических объектов за счет привлечения дополнительных данных является основой междисциплинарных исследований древних поселений, разрушенных распашкой.

По результатам сегментации данных многозональной съемки выдвинуто предположение, что на площадке средневекового городища Садейкар преимущественно представлен поверхностно-трансформированный слой малой мощности. Переотложенный слой зафиксирован на склонах мыса, что объясняется эрозионными процессами, вызванными распашкой. Пологая часть мыса за пределами площадки поселения, по всей видимости, характеризуется более интенсивным разрушением культурного слоя: выявлены участки разной степени сохранности (поверхностно-трансформированный, переотложенный и замещенный).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zhurbin I., Borisov A., Zlobina A. Reconstruction of the occupation layer of archaeological sites based on statistical analysis of soil materials // Journal of Archaeological Science: Reports, 2022, vol. 41, 103347. https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2022.103347

2. Lasaponara R., Masini N. Remote sensing in archaeology: from visual data interpretation to digital data manipulation // Satellite Remote Sensing, 2012, vol. 16, pp. 3-16. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8801-7_1

3. Zlobina A. G., Shaura A. S., Zhurbin I. V., Bazhenova A. I. 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. 345-355. https://doi.org/10.1134/S1054661821020176

4. James K., Nichol C. J., Wade T., Cowley D., Poole S. G., Gray A., Gillespie J. Thermal and multispectral remote sensing for the detection and analysis of archaeologically induced crop stress at a UK Site // Drones, 2020, vol. 4, 0061. https://doi.org/10.3390/drones4040061

5. Carmona J. A. S., Quiros E., Mayoral V., Charro C. Assessing the potential of multispectral and thermal UAV imagery from archaeological sites. A case study from the Iron Age hillfort of Villasviejas del Tamuja (Cáceres, Spain) // Journal of Archaeological Science: Reports, 2020, vol. 31, 102312. https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2020.102312

6. Rowlands A., Sarris A. Detection of exposed and subsurface archaeological remains using multi-sensor remote sensing // Journal of Archaeological Science, 2007, vol. 34, pp. 795-803. https://doi.org/10.1016/j.jas.2006.06.018

REFERENCES

1. Zhurbin I., Borisov A., Zlobina A. Reconstruction of the occupation layer of archaeological sites based on statistical analysis of soil materials. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 2022, vol. 41, 103347. https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2022.103347

2. Lasaponara R., Masini N. Remote sensing in archaeology: from visual data interpretation to digital data manipulation. *Satellite Remote Sensing*, 2012, vol. 16, pp. 3-16. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8801-7_1

3. Zlobina A. G., Shaura A. S., Zhurbin I. V., Bazhenova A. I. 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. 345-355. https://doi.org/10.1134/S1054661821020176

4. James K., Nichol C. J., Wade T., Cowley D., Poole S. G., Gray A., Gillespie J. Thermal and multispectral remote sensing for the detection and analysis of archaeologically induced crop stress at a UK Site. *Drones*, 2020, vol. 4, 0061. https://doi.org/10.3390/drones4040061

5. Carmona J. A. S., Quiros E., Mayoral V., Charro C. Assessing the potential of multispectral and thermal UAV imagery from archaeological sites. A case study from the Iron Age hillfort of Villasviejas del Tamuja (Cáceres, Spain). *Journal of Archaeological Science: Reports*, 2020, vol. 31, 102312. https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2020.102312

6. Rowlands A., Sarris A. Detection of exposed and subsurface archaeological remains using multi-sensor remote sensing. *Journal of Archaeological Science*, 2007, vol. 34, pp. 795-803. https://doi.org/10.1016/j.jas.2006.06.018

7. Lasaponara R., Masini N., Holmgren R., Forsberg Y. B. Integration of aerial and satellite remote sensing for archaeological investigations: a case study of the Etruscan site of San Giovenale // Journal of Geophysics and Engineering, 2012, vol. 9, pp. S26-S39. https://doi.org/10.1088/1742-2132/9/4/S26

8. Mozzi P., Fontana A., Ferrarese F., Ninfo A., Campana S., Francese R. The Roman city of Altinum, Venice Lagoon, from remote sensing and geophysical prospection // Archaeological Prospection, 2016, vol. 23, pp. 27-44. https://doi.org/10.1002/arp.1520

9. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, vol. 6, pp. 610-621. http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314

10. 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. https://doi.org/10.1007/s12524-014-0392-6

11. 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. https://doi.org/10.3390/rs70101074

12. Kwak G.-H., Park N.-W. Impact of texture information on crop classification with machine learning and UAV images // Applied Science, 2019, vol. 9, pp. 643(1-17). https://doi.org/10.3390/app9040643

13. Bachagha N., Luo L., Wang X., Masini N., Moussa T., Khatteli H., Lasaponara R. Mapping the Roman water supply system of the Wadi el Melah Valley in Gafsa, Tunisia, using remote sensing // Sustainability, 2020, vol. 12, pp. 567(1-16). https://doi.org/10.3390/su12020567

14. Abate N., Elfadaly A., Masini N., Lasaponara R. Multitemporal 2016-2018 Sentinel-2 data enhancement for landscape archaeology: the case study of the Foggia Province, Southern Italy // Remote Sensing, 2020, vol. 12, pp. 1309(1-27). https://doi.org/10.3390/rs12081309

15. Starkova L. Toward a high-definition remote sensing approach to the study of deserted medieval cities in the near East // Geosciences, 2020, vol. 10, pp. 369(1-20). https://doi.org/10.3390/geosciences10090369

16. Moriarty C., Cowley D. C., Wade T., Nichol C. J. Deploying multispectral remote sensing for multitemporal analysis of archaeological crop stress at Ravenshall, Fife, Scotland // Archaeological Prospection, 2018, vol. 26, pp. 33-46. https://doi.org/10.1002/arp.1721

17. Chavez Jr. P. S., Kwarteng A. Y. Extracting spectral contrast in landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1989, vol. 55, pp. 338-348. https://pubs.er.usgs.gov/publication/70015931

18. Traviglia A. MIVIS hyperspectral sensors for the detection and GIS supported interpretation of subsoil archaeological sites // CAA 2006: digital discovery: exploring new frontiers in human heritage, Fargo, 2007, pp. 302-314.

7. Lasaponara R., Masini N., Holmgren R., Forsberg Y. B. Integration of aerial and satellite remote sensing for archaeological investigations: a case study of the Etruscan site of San Giovenale. *Journal of Geophysics and Engineering*, 2012, vol. 9, pp. S26-S39. https://doi.org/10.1088/1742-2132/9/4/S26

8. Mozzi P., Fontana A., Ferrarese F., Ninfo A., Campana S., Francese R. The Roman city of Altinum, Venice Lagoon, from remote sensing and geophysical prospection. *Archaeological Prospection*, 2016, vol. 23, pp. 27-44. https://doi.org/10.1002/arp.1520

9. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, vol. 6, pp. 610-621. http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314

10. 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. https://doi.org/10.1007/s12524-014-0392-6

11. 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. https://doi.org/10.3390/rs70101074

12. Kwak G.-H., Park N.-W. Impact of texture information on crop classification with machine learning and UAV images. *Applied Science*, 2019, vol. 9, pp. 643(1-17). https://doi.org/10.3390/app9040643

13. Bachagha N., Luo L., Wang X., Masini N., Moussa T., Khatteli H., Lasaponara R. Mapping the Roman water supply system of the Wadi el Melah Valley in Gafsa, Tunisia, using remote sensing. *Sustainability*, 2020, vol. 12, pp. 567(1-16). https://doi.org/10.3390/su12020567

14. Abate N., Elfadaly A., Masini N., Lasaponara R. Multitemporal 2016-2018 Sentinel-2 data enhancement for landscape archaeology: the case study of the Foggia Province, Southern Italy. *Remote Sensing*, 2020, vol. 12, pp. 1309(1-27). https://doi.org/10.3390/rs12081309

15. Starkova L. Toward a high-definition remote sensing approach to the study of deserted medieval cities in the near East. *Geosciences*, 2020, vol. 10, pp. 369(1-20). https://doi.org/10.3390/geosciences10090369

16. Moriarty C., Cowley D. C., Wade T., Nichol C. J. Deploying multispectral remote sensing for multitemporal analysis of archaeological crop stress at Ravenshall, Fife, Scotland. Archaeological Prospection, 2018, vol. 26, pp. 33-46. https://doi.org/10.1002/arp.1721

17. Chavez Jr. P. S., Kwarteng A. Y. Extracting spectral contrast in landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1989, vol. 55, pp. 338-348. https://pubs.er.usgs.gov/publication/70015931

18. Traviglia A. MIVIS hyperspectral sensors for the detection and GIS supported interpretation of subsoil archaeological sites. *CAA 2006: digital discovery: exploring new frontiers in human heritage, Fargo*, 2007, pp. 302-314.

19. Agapiou A. Evaluation of Landsat 8 OLI/TIRS Level-2 and Sentinel 2 Level-1C fusion techniques intended for image segmentation of archaeological landscapes and proxies // Remote Sensing, 2020, vol. 12, pp. 579(1-19). https://doi.org/10.3390/rs12030579

20. Sharafi S., Fouladvand S., Simpson I., Alvarez J. A. B. Application of pattern recognition in detection of buried archaeological sites based on analysing environmental variables, Khorramabad Plain, West Iran // Journal of Archaeological Science: Reports, 2016, vol 8, pp. 206-215. http://dx.doi.org/10.1016/j.jasrep.2016.06.024

21. Thabenga O. L., Merlob S., Adam E. High-resolution remote sensing and advanced classification techniques for the prospection of archaeological sites' markers: the case of dung deposits in the Shashi-Limpopo Confluence area (Southern Africa) // Journal of Archaeological Science, 2019, vol. 102, pp. 48-60. https://doi.org/10.1016/j.jas.2018.12.003

22. Traviglia A., Torsello A. Landscape pattern detection in archaeological remote sensing // Geosciences, 2017, vol. 7, pp. 128(1-16). https://doi.org/10.3390/geosciences7040128

23. Noviello M., Ciminale M., De Pasquale V. Combined application of pansharpening and enhancement methods to improve archaeological cropmark visibility and identification in QuickBird imagery: two case studies from Apulia, Southern Italy // Journal of Archaeological Science, 2013, vol. 40, pp. 3604-3613. http://dx.doi.org/10.1016/j.jas.2013.04.013

24. 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. https://doi.org/10.1109/SAI.2014.6918213

25. Popescu M. C., Sasu L. M. Feature extraction, feature selection and machine learning for image classification: A case study // International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM), 2014, pp. 968-973. https://doi.org/10.1109/OPTIM.2014.6850925

26. Jollife I. T. Principal components analysis (2nd ed.). New York, USA: Springer-Verlag, 2002, 487 p.

27. Alpaydin E. Introduction to machine learning (2nd ed.). London, England: The MIT Press, 2010, 539 p.

28. Basco G. Principal component analysis of electromyographic signals: an overview // The Open Rehabilitation Journal, 2010, vol. 3, pp. 127-137. http://dx.doi.org/10.2174/1874943701003010127

29. Ngure J. N., Kihoro J. M., Waititu A. Principal component and principal axis factoring of factors associated with high population in urban areas: a case study of Juja and Thika, Kenya // American Journal of Theoretical and Applied Statistics, 2015, vol. 4, pp. 258-263. https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20150404.15

30. Ulaby F. T., Kouyate F., Brisco B., Williams T. H. L. Textural information in SAR images // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, vol. 2, pp. 235-245. https://doi.org/10.1109/TGRS.1986.289643

19. Agapiou A. Evaluation of Landsat 8 OLI/TIRS Level-2 and Sentinel 2 Level-1C fusion techniques intended for image segmentation of archaeological landscapes and proxies. *Remote Sensing*, 2020, vol. 12, pp. 579(1-19). https://doi.org/10.3390/rs12030579

20. Sharafi S., Fouladvand S., Simpson I., Alvarez J. A. B. Application of pattern recognition in detection of buried archaeological sites based on analysing environmental variables, Khorramabad Plain, West Iran. *Journal of Archaeological Science: Reports*, 2016, vol. 8, pp. 206-215. http://dx.doi.org/10.1016/j.jasrep.2016.06.024

21. Thabenga O. L., Merlob S., Adam E. High-resolution remote sensing and advanced classification techniques for the prospection of archaeological sites' markers: the case of dung deposits in the Shashi-Limpopo Confluence area (Southern Africa). *Journal of Archaeological Science*, 2019, vol. 102, pp. 48-60. https://doi.org/10.1016/j.jas.2018.12.003

22. Traviglia A., Torsello A. Landscape pattern detection in archaeological remote sensing. *Geosciences*, 2017, vol. 7, pp. 128(1-16). https://doi.org/10.3390/geosciences7040128

23. Noviello M., Ciminale M., De Pasquale V. Combined application of pansharpening and enhancement methods to improve archaeological cropmark visibility and identification in QuickBird imagery: two case studies from Apulia, Southern Italy. *Journal of Archaeological Science*, 2013, vol. 40, pp. 3604-3613. http://dx.doi.org/10.1016/j.jas.2013.04.013

24. 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. https://doi.org/10.1109/SAI.2014.6918213

25. Popescu M. C., Sasu L. M. Feature extraction, feature selection and machine learning for image classification: A case study. *International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM)*, 2014, pp. 968-973. https://doi.org/10.1109/OPTIM.2014.6850925

26. Jollife I. T. *Principal components analysis (2nd ed.)*. New York, USA: Springer-Verlag, 2002, 487 p.

27. Alpaydin E. *Introduction to machine learning (2nd ed.)*. London, England: The MIT Press, 2010, 539 p.

28. Basco G. Principal component analysis of electromyographic signals: an overview. *The Open Rehabilitation Journal*, 2010, vol. 3, pp. 127-137. http://dx.doi.org/10.2174/1874943701003010127

29. Ngure J. N., Kihoro J. M., Waititu A. Principal component and principal axis factoring of factors associated with high population in urban areas: a case study of Juja and Thika, Kenya. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 2015, vol. 4, pp. 258-263. https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20150404.15

30. Ulaby F. T., Kouyate F., Brisco B., Williams T. H. L. Textural information in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1986, vol. 2, pp. 235-245. https://doi.org/10.1109/TGRS.1986.289643

31. 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. https://doi.org/10.1023/A:1009769707641

32. Calinski T., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis // Communications in Statistics, 1974, vol. 3, pp. 1-27. https://doi.org/10.1080/03610927408827101

33. Иванова М. Г., Журбин И. В. Археологические и геофизические исследования средневековых поселений бассейна р. Чепцы // Российская археология. 2014. № 1. С. 40-53.

31. 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. https://doi.org/10.1023/A:1009769707641

32. Calinski T., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics*, 1974, vol. 3, pp. 1-27. https://doi.org/10.1080/03610927408827101

33. Ivanova M. G., Zhurbin I. V. Arheologicheskie i geofizicheskie issledovaniya srednevekovyh poseleniy basseina r. Cheptsy [Archaeological and geophysics studies of medieval settlements of river basin Cheptsa]. *Rossiiskaya arheologiya* [Russian Archaeology], 2014, no. 1, pp. 40-53. (In Russian).

Поступила 28.02.2022; принята к опубликованию 30.03.2022
Received 28 February 2022; accepted 30 March 2022

Информация об авторах

Журбин Игорь Витальевич, *доктор исторических наук, кандидат технических наук, главный научный сотрудник, УдмФИЦ УрО РАН, Ижевск, Российская Федерация*

Злобина Анна Григорьевна, *кандидат технических наук, научный сотрудник, УдмФИЦ УрО РАН, Ижевск, Российская Федерация, e-mail: ELF54@yandex.ru*

Шаура Александр Сергеевич, *кандидат технических наук, старший научный сотрудник, УдмФИЦ УрО РАН, Ижевск, Российская Федерация*

Баженова Айгуль Илсуровна, *кандидат технических наук, научный сотрудник, УдмФИЦ УрО РАН, Ижевск, Российская Федерация*

Information about the authors

Igor V. Zhurbin, *Dr. Sci. (History), Cand. Sci. (Eng.), Chief Researcher, Udmurt Federal Research Center UB RAS, Izhevsk, Russian Federation*

Anna G. Zlobina, *Cand. Sci. (Eng.), Researcher, Udmurt Federal Research Center UB RAS, Izhevsk, Russian Federation, e-mail: ELF54@yandex.ru.*

Alexander S. Shaura, *Cand. Sci. (Eng.), Senior Researcher, Udmurt Federal Research Center UB RAS, Izhevsk, Russian Federation*

Aigul I. Bazhenova, *Cand. Sci. (Eng.), Researcher, Udmurt Federal Research Center UB RAS, Izhevsk, Russian Federation*