

УДК 550.8

DOI 10.33764/2411-1759-2022-27-6-120-130

## Сравнительный анализ методов определения сходства геополей

О. Г. Гвоздев<sup>1</sup>, А. В. Матерухин<sup>1</sup>, А. А. Майоров<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Московский университет геодезии и картографии (МИИГАиК), г. Москва,  
Российская Федерация

\* e-mail: maiorov@miigaik.ru

**Аннотация.** В общем случае задача пространственного моделирования может быть сформулирована как задача получения оценок значений исследуемых параметров в тех местоположениях, где измерения не проводились. Важным классом пространственных моделей являются геополы, а наиболее распространенным представлением геополей являются двух- и трехмерные массивы, снабженные метаданными, включающими в себя параметры геопривязки. Для решения задачи определения сходства геополей (например, истинного и полученного с помощью интерполяции исходных данных) на практике часто используются методы, изначально разработанные для оценки сходства изображений, таких как фотографии или результаты трехмерной визуализации. Поскольку эти методы разрабатывались для анализа изображений, которые существенно отличаются от геополей, их применение к геополям является скорее эвристикой, нежели теоретически обоснованным подходом. В ходе описываемых в статье вычислительных экспериментов была исследована применимость известных методов для количественной оценки сходства геополей, в частности для задачи выявления геополей, которые являются «моментальными снимками» изменяющегося во времени геополя. Для проведения экспериментов было сгенерировано семь наборов геополей по пять тысяч геополей в каждом. Результаты проведенных вычислительных экспериментов показали, что методы MAE, MSE, QSE, NMI, PSNR, RMSE позволяют достаточно четко разделить пары геополей, которые не связаны друг с другом, и пары геополей, которые являются последовательными «моментальными снимками» изменяющегося во времени геополя.

**Ключевые слова:** пространственное моделирование, геополе, оценка сходства

### Введение

Значение геоинформационных технологий для экономики страны состоит в обеспечении создания и использования пространственных информационных моделей для различных предметных областей [1–5]. При пространственном моделировании в качестве исходных данных обычно выступает некоторое количество измерений исследуемых параметров в различных местоположениях, причем число этих измерений ограничено. Таким образом, в общем случае задача пространственного моделирования может быть сформулирована как задача получения оценок значений исследуемых параметров в тех местоположениях, где измерения не проводились. Важным классом пространственных моделей являются геополы, а наиболее распространенным представлением геополей являются двух- и трехмерные массивы, снабженные метаданными, включающими в себя параметры геопривязки. Различным аспектам использования геополей как про-

странственных моделей посвящено много работ [6–11]. Достаточно очевидно, что получаемые результаты пространственного моделирования будут зависеть не только от качества и количества исходных данных, но и в значительной мере от модельно-зависимых параметров. Легко показать, что даже в случае использования одного и того же метода интерполяции и одних и тех же исходных данных можно получить разные результаты в зависимости от выбора модельных параметров. Таким образом, возникает важная задача получения оценки качества проведенного пространственного моделирования как инструмента оптимизации подбора этих модельных параметров. В случае задачи определения сходства геополей (например, истинного и полученного с помощью интерполяции исходных данных) на практике часто используются методы количественной оценки сходства, изначально разработанные для оценки сходства изображений, таких как фотографии или результаты трехмерной визуализации. Однако геополе обычно используется

для моделирования объектов, непрерывно изменяющихся в пространстве и во времени. В качестве примера такого объекта можно привести воздушную среду большого города, для которой возможно построить изменяющиеся во времени геополя таких параметров как температура, давление воздуха, уровень содержания какого-либо загрязнения воздуха. В этом случае от методов количественной оценки сходства геополей логично ожидать, что они будут определять как более похожие друг на друга близкие по времени «моментальные снимки» изменяющегося во времени геополя. Однако нам не удалось обнаружить в научной литературе работ, в которых известные методы оценки сходства анализировались бы с этой точки зрения, поэтому мы решили восполнить этот пробел.

### Описание методики исследования

В ходе предварительного этапа исследования авторами настоящей статьи были выполнены поиск и анализ научных публикаций, в которых описаны методы определения сходства геополей. Для этой цели был проведен поиск по международным реферативно-библиографическим базам с использованием следующих словосочетаний: *gis raster similarity*, *geofield similarity index*, *geofield similarity score*, *geofield similarity measure*, *geofield similarity metric*. В результате проведенного поиска и последующего анализа были выделены следующие методы, используемые для оценки схожести геополей: CW-SSIM (Complex

Wavelet Structural Similarity), описанный в [12]; FSIM (Feature-based similarity index), описанный в [13]; GMSD (Gradient Magnitude Similarity Deviation), описанный в [14]; MSE (Mean Square Error), описанный в [15]; QSE,  $q=0.90$  (0.90 Quantile of Square Error), описанный в [6]; NMI (Normalized Mutual Information), описанный в [16]; PSNR (Peak Signal/Noise Ratio), описанный в [15]; RMSE (Root Mean Square Error), описанный в [17]; SAM (Spectral Angle Mapper), описанный в [18]; SCC (Spatial Correlation Coefficient), описанный в [19]; SSIM (Structure Similarity), описанный в [20]; UQI (Universal image quality index), описанный в [21]; VIF (Visual Information Fidelity), описанный в [22].

Для формирования наборов исходных данных авторами использовался метод модельной генерации геополей уровня загрязнения воздуха, предложенный в [23], и метод восстановления геополей по данным от сети геосенсоров из работы [6]. Было сгенерировано семь наборов геополей по пять тысяч геополей в каждом. Описание сформированных наборов приведено в табл. 1.

Каждый из методов оценки сходства, выделенный на предварительном этапе исследования, был применен к следующим парам геополей:

- геополя из одного временного ряда;
- эталонное геополе и геополе, восстановленное с помощью процедуры восстановления из точечных измерений, проведенных по эталонному геополю;
- пара геополей, не связанных друг другом.

Таблица 1

### Сформированные наборы данных

Набор данных	Описание
$P_0$	Набор исходных эталонных геополей
$P_{t+10}$	Набор геополей со сдвигом от эталонного на 10 единиц модельного времени
$P_{t+50}$	Набор геополей со сдвигом от эталонного на 50 единиц модельного времени
$P_{t+100}$	Набор геополей со сдвигом от эталонного на 100 единиц модельного времени
$I(P_0)$	Набор геополей, восстановленных из эталонных геополей
$S(P_0)$	Случайно переупорядоченный набор исходных эталонных геополей
$S(I(P_0))$	Случайно переупорядоченный набор восстановленных из эталонных геополей

**Результаты  
вычислительных экспериментов**

Для представления результатов настоящей статьи был использован метод визуализации Gaussian Kernel Density Estimation [24, 25], который, по мнению авторов настоящей

работы, является более удобным для визуального анализа по сравнению с гистограммами в случае большого размера выборки. Результаты проведенных вычислительных экспериментов представлены на рис. 1–25, а цветовые обозначения линий на графиках приведены в табл. 2.

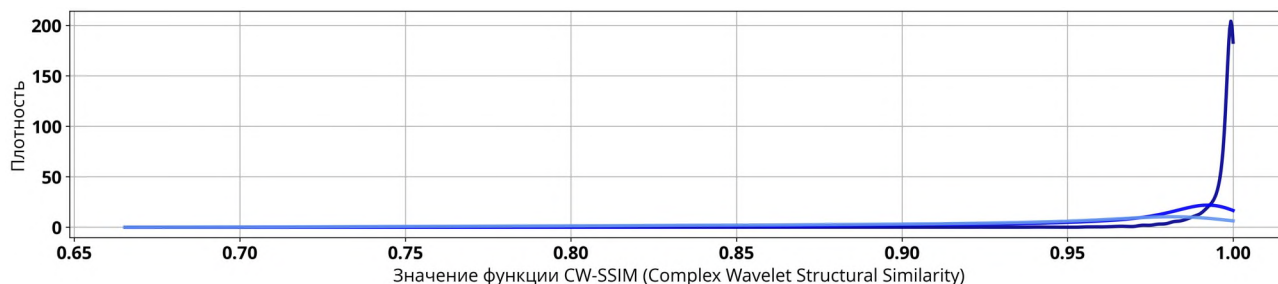


Рис. 1. Применение к геополям одного временного ряда CW-SSIM (Complex Wavelet Structural Similarity)

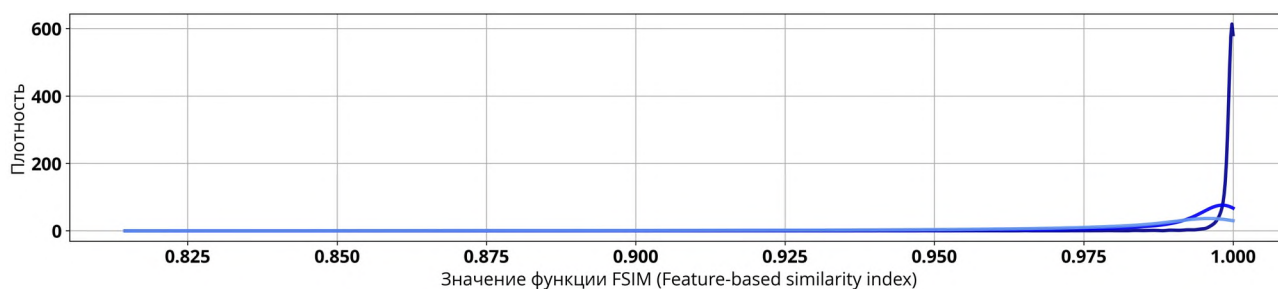


Рис. 2. Применение к геополям одного временного ряда FSIM (Feature-based similarity index)

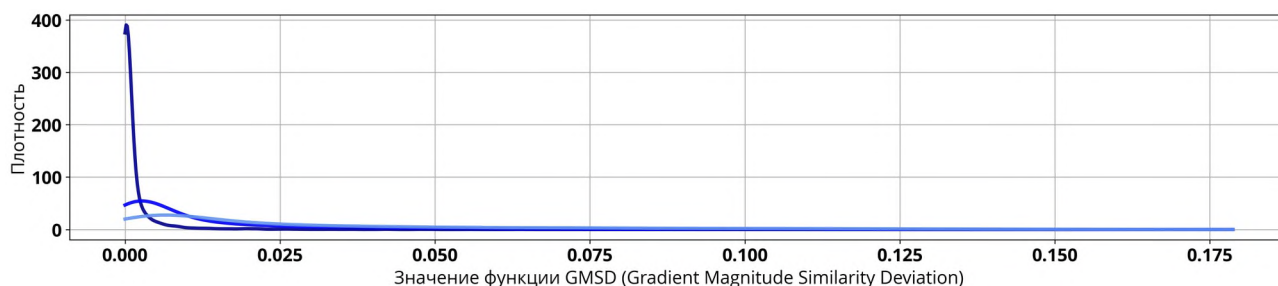


Рис. 3. Применение к геополям одного временного ряда GMSD (Gradient Magnitude Similarity Deviation)

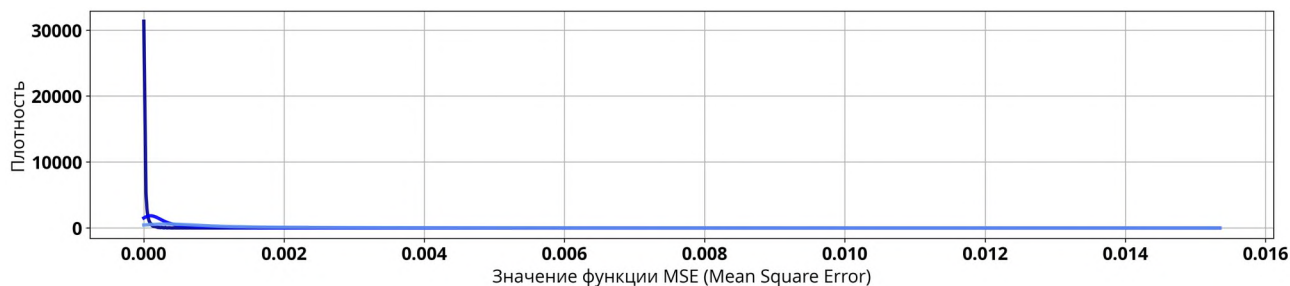


Рис. 4. Применение к геополям одного временного ряда MSE (Mean Square Error)

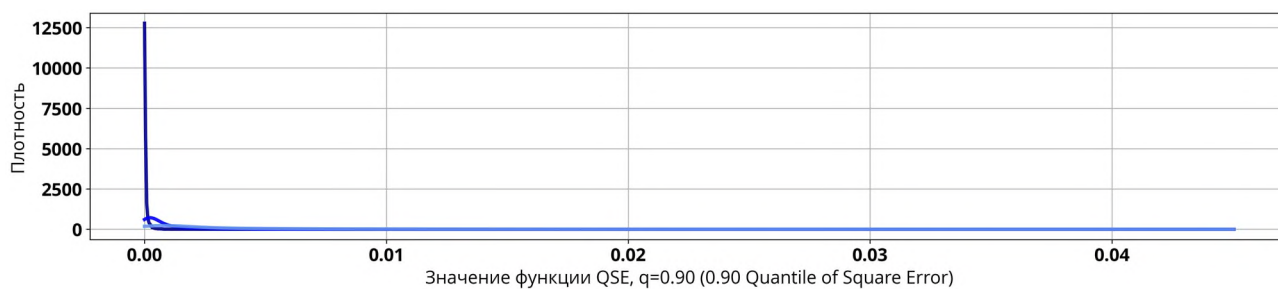


Рис. 5. Применение к геополям одного временного ряда QSE,  $q = 0.90$  (0.90 Quantile of Square Error)

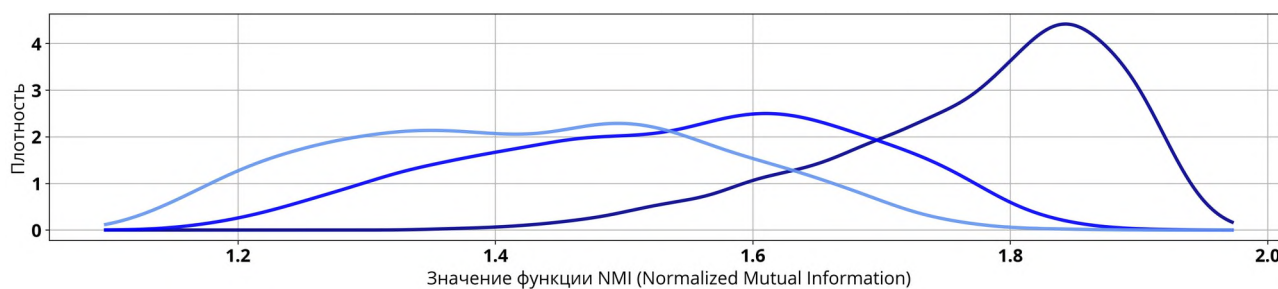


Рис. 6. Применение к геополям одного временного ряда NMI (Normalized Mutual Information)

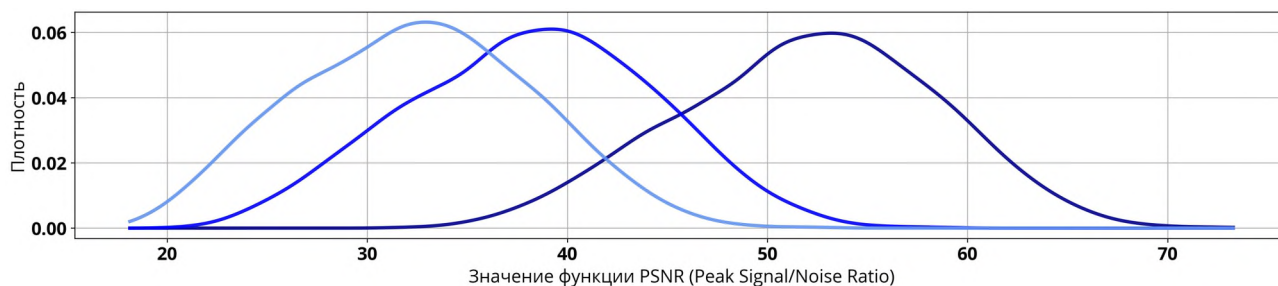


Рис. 7. Применение к геополям одного временного ряда PSNR (Peak Signal/Noise Ratio)

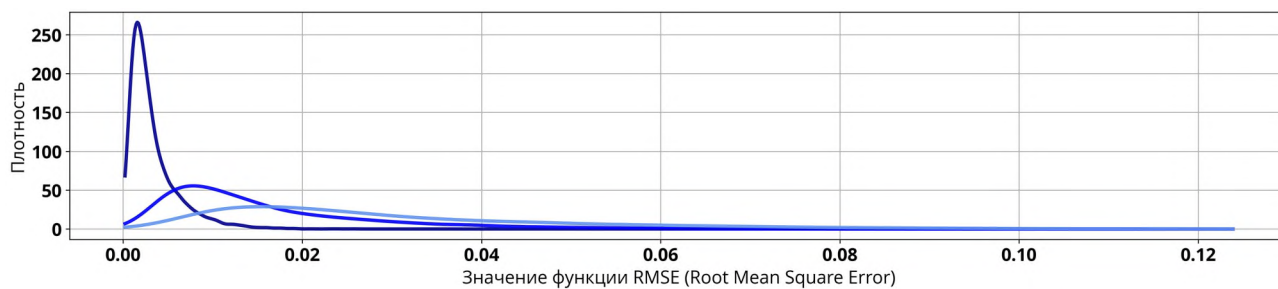


Рис. 8. Применение к геополям одного временного ряда RMSE (Root Mean Square Error)

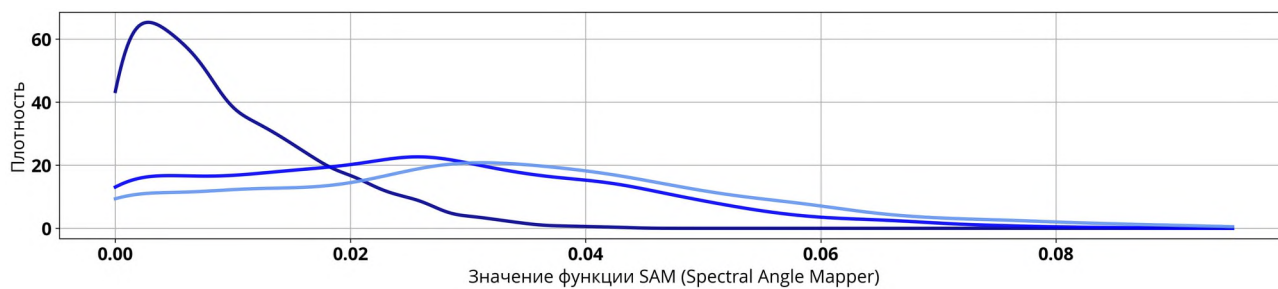


Рис. 9. Применение к геополям одного временного ряда SAM (Spectral Angle Mapper)

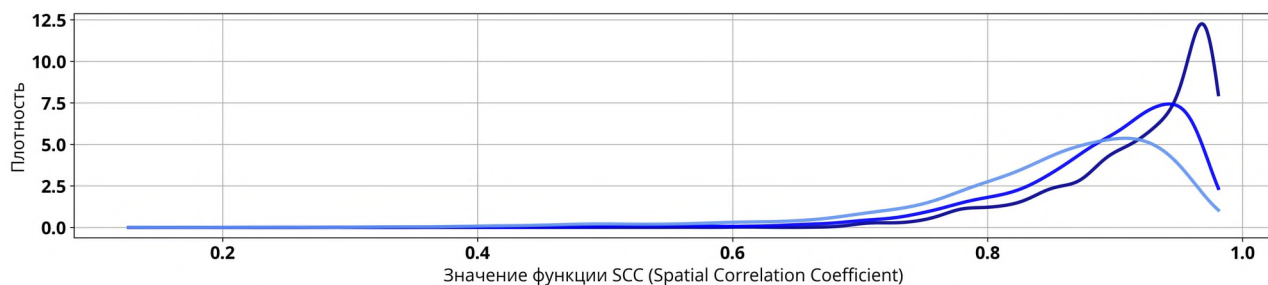


Рис. 10. Применение к геополям одного временного ряда SCC (Spatial Correlation Coefficient)

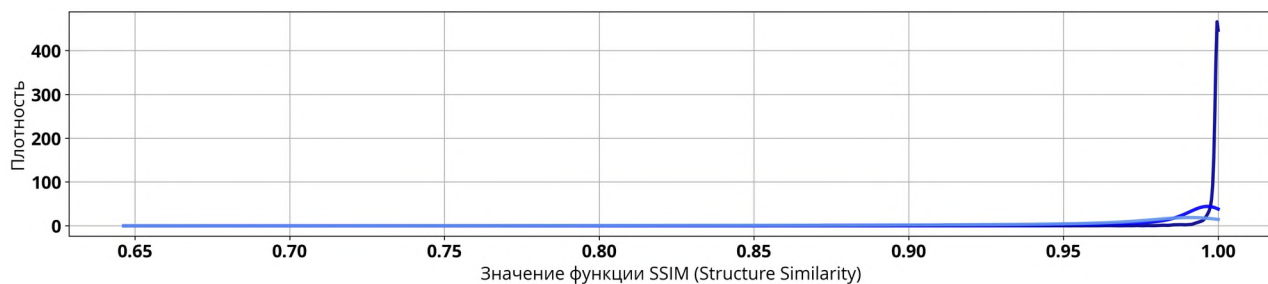


Рис. 11. Применение к геополям одного временного ряда SSIM (Structure Similarity)

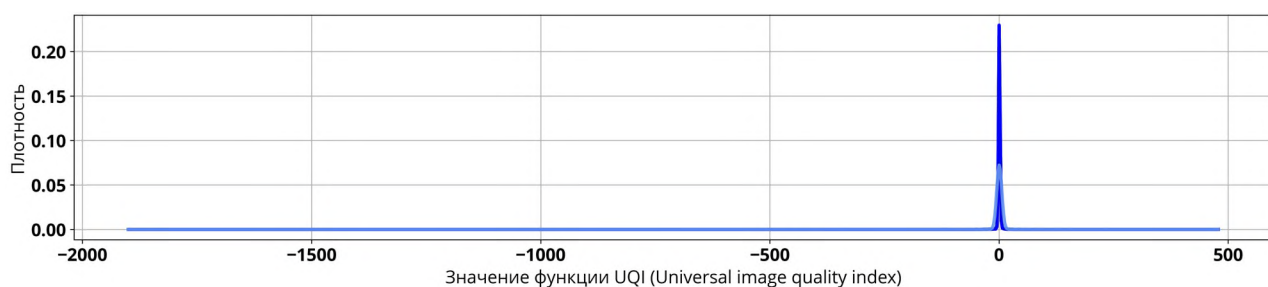


Рис. 12. Применение к геополям одного временного ряда UQI (Universal image quality index)

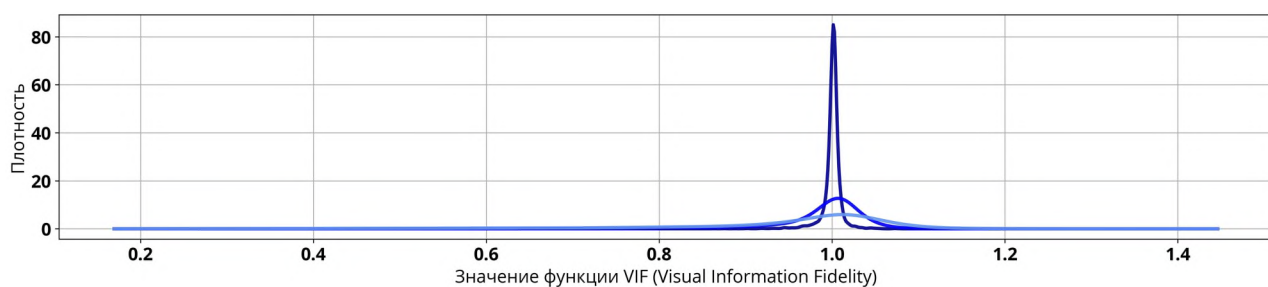


Рис. 13. Применение к геополям одного временного ряда VIF (Visual Information Fidelity)

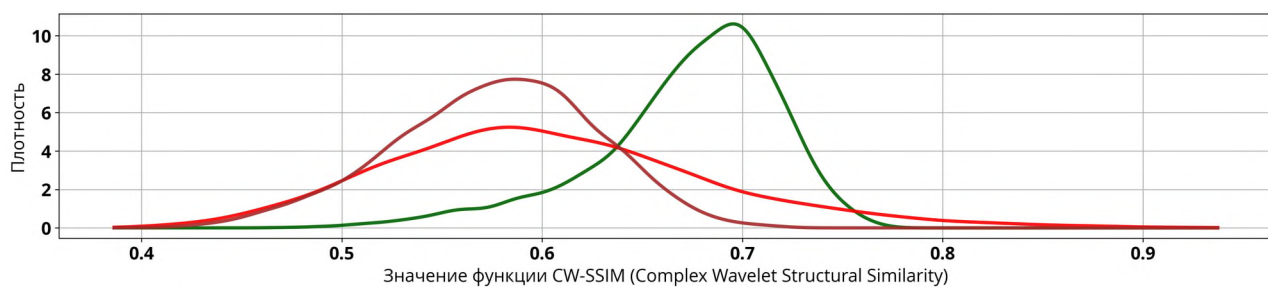


Рис. 14. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью CW-SSIM (Complex Wavelet Structural Similarity)

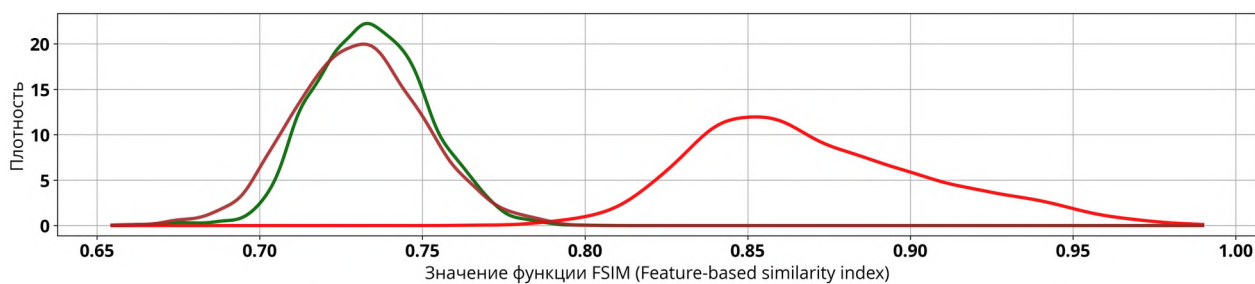


Рис. 15. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью FSIM (Feature-based similarity index)

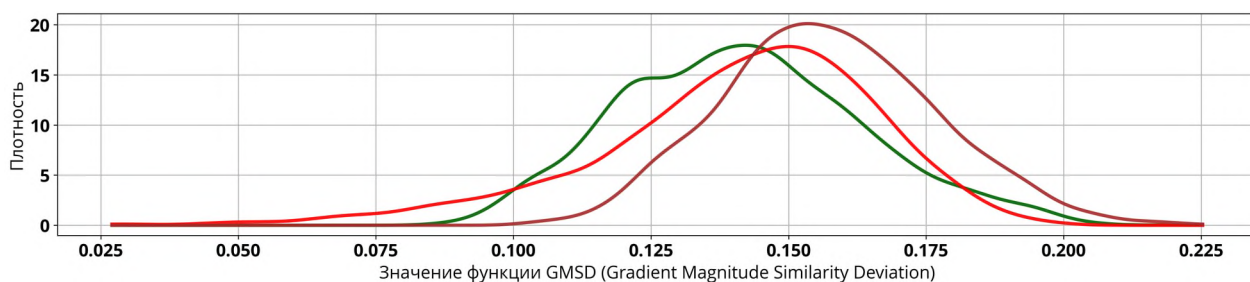


Рис. 16. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью GMSD (Gradient Magnitude Similarity Deviation)

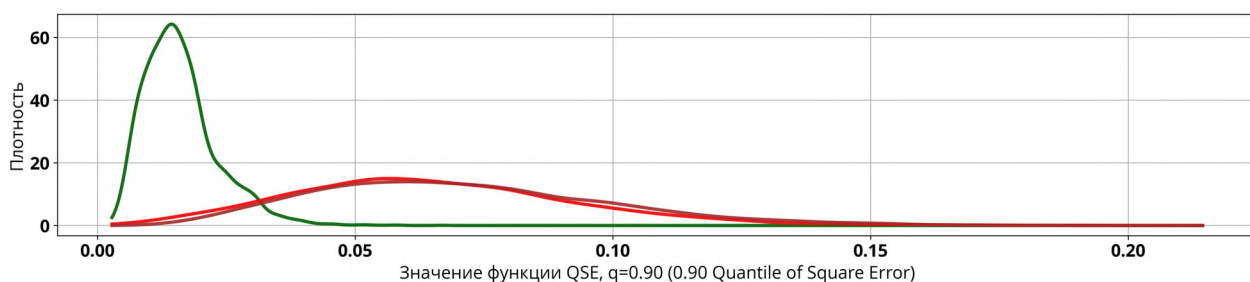


Рис. 17. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью QSE,  $q = 0.90$  (0.90 Quantile of Square Error)

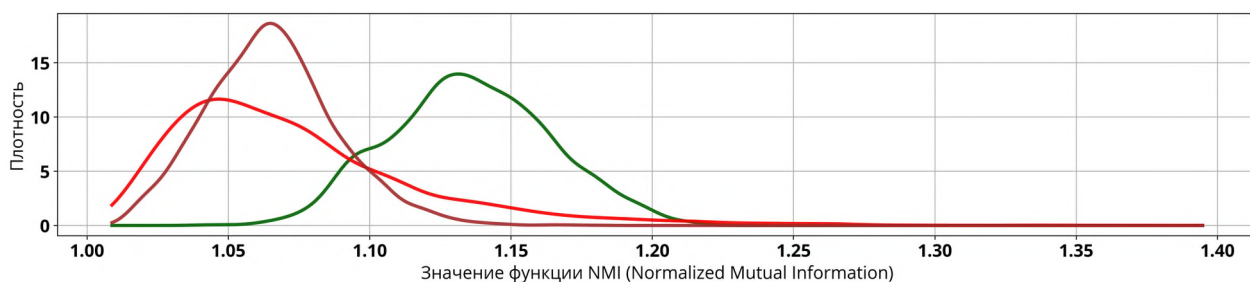


Рис. 18. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью NMI (Normalized Mutual Information)

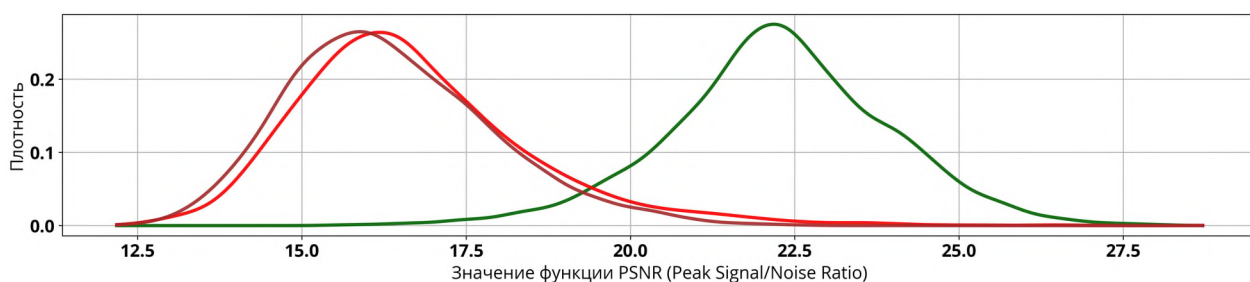


Рис. 19. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью (Peak Signal/Noise Ratio)

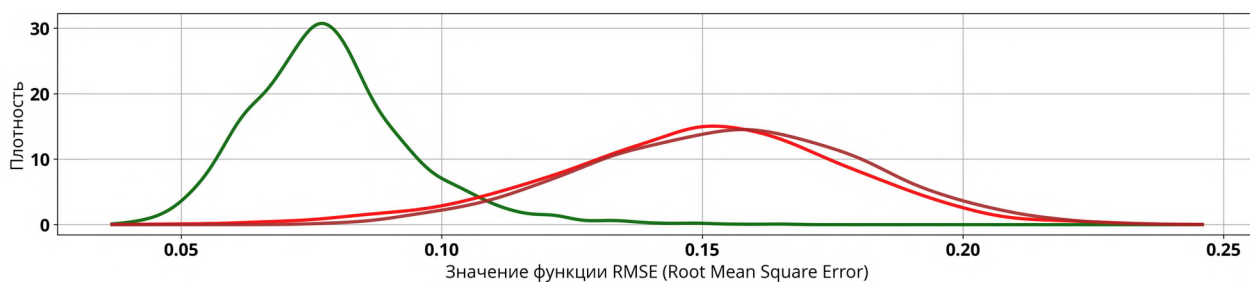


Рис. 20. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью RMSE (Root Mean Square Error)

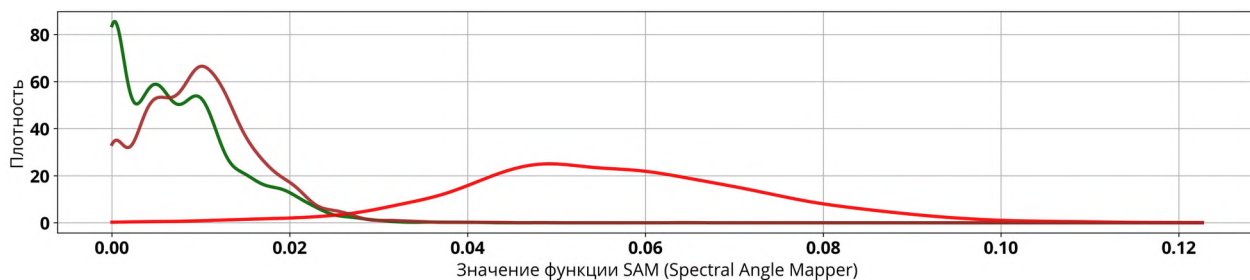


Рис. 21. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью SAM (Spectral Angle Mapper)



Рис. 22. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью SCC (Spatial Correlation Coefficient)

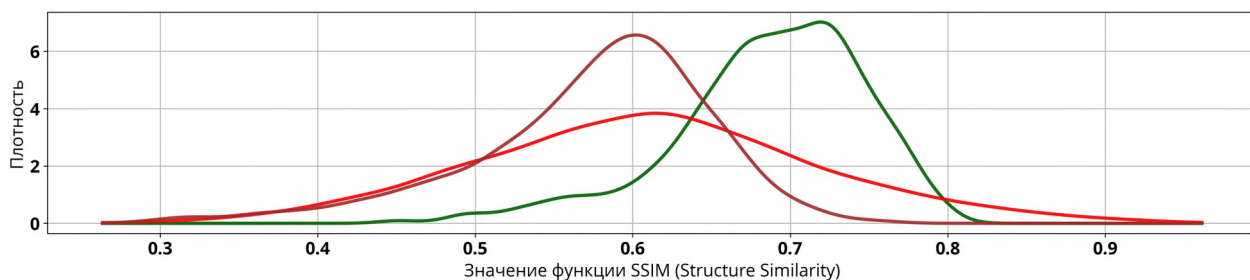


Рис. 23. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью SSIM (Structure Similarity)

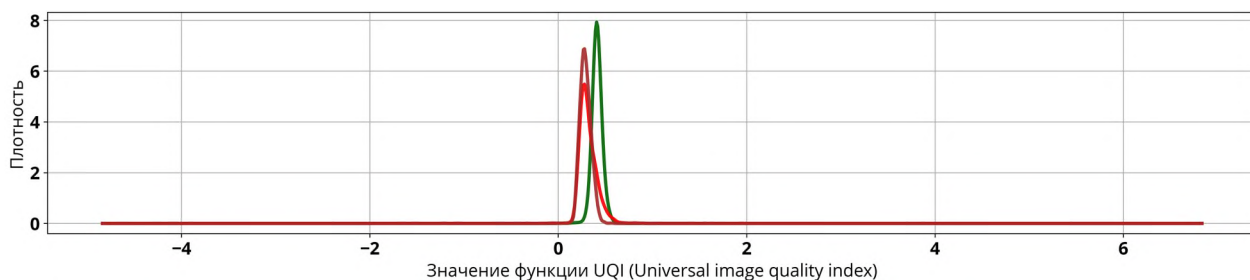


Рис. 24. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью UQI (Universal image quality index)



Рис. 25. Сравнение эталонного поля и восстановленного и сравнение геополей, не связанных друг с другом, с помощью VIF (Visual Information Fidelity)

Таблица 2

Цветовые обозначения линий на графиках

Сравниваемые наборы геополей		Тест	Цвет
$P_0$	$P_{t+10}$	1. Сравнение геополей из одного временного ряда	■
$P_0$	$P_{t+50}$		■
$P_0$	$P_{t+100}$		■
$P_0$	$I(P_0)$	2. Сравнение эталонного поля и восстановленного	■
$P_0$	$S(P_0)$	3. Сравнение геополей, не связанных друг с другом	■
$P_0$	$S(I(P_0))$		■

**Выводы**

Была исследована применимость известных и применяемых на практике методов для количественной оценки сходства геополей для задачи выявления геополей, которые являются «моментальными снимками» изменяющегося во времени геополя. Результаты проведенных вычислительных экспериментов показали, что методы MAE, MSE, QSE, NMI, PSNR, RMSE позволяют достаточно четко разделить пары геополей, которые не связаны друг с другом, и пары геополей, которые являются последовательными «моментальными снимками» изменяющегося во вре-

мени геополя. Кроме того, проведенное исследование показало, что обнаружение геополей, являющихся членами одного временного ряда, возможно с использованием следующих методов определения сходства: CW-SSIM, GMSD, MAE, MSE, QSE, RMSE, SCC, SSIM, UQI, VIF. Если же необходима большая различительная способность между геополями одного временного ряда, то следует использовать методы NMI, PSNR, SAM. По мнению авторов настоящей статьи, необходимо дополнительное исследование метода FSIM, который обнаруживал сходство между парами восстановленных геополей различного происхождения.

*Результаты получены в рамках государственного задания № FSFE-2022-0002 Минобрнауки России.*

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Господинов С. Г. Цифровое пространственное моделирование // Науки о Земле. – 2019. – № 3. – С. 4–15.
2. Андреева О. А. Пространственное моделирование объектов транспортной инфраструктуры // Наука и технологии железных дорог. – 2020. – Т. 4, № 2 (14). – С. 57–69.
3. Аскарлов Р. А., Лакман И. А., Садикова Л. Ф., Карелин А. О., Аскарлова З. Ф. Пространственное моделирование уровня смертности населения в зависимости от химического загрязнения атмосферного воздуха (на примере Республики Башкортостан) // Экология человека. – 2019. – № 4. – С. 4–9.



4. Лакман И. А., Горшечникова А. В., Шамсутдинова Н. К., Прудников В. Б. Пространственное моделирование человеческого потенциала в Республике Башкортостан // *Статистика и Экономика*. – 2019. – Т. 16, № 4. – С. 35–44.
5. Кислов А. В., Константинов П. И. Детализированное пространственное моделирование температуры московского мегаполиса // *Метеорология и гидрология*. – 2011. – № 5. – С. 25–32.
6. Гвоздев О. Г., Майоров А. А., Матерухин А. В., Методика восстановления геополя на основе данных сети высокомобильных геосенсоров с использованием автоматического адаптивного метода определения параметров ядра локальной регрессии // *Геодезия и картография*. – 2021. – № 12. – С. 23–33. – DOI 10.22389/0016-7126-2021-978-12-23-33.
7. Демьянов В. В., Савельева Е. А. *Геостатистика: теория и практика* / под ред. Р. В. Арутюняна; Ин-т проблем безопасного развития атомной энергетики РАН. – М. : Наука, 2010. – 327 с.
8. Копнов М. В., Марков Н. Г. Восстановление двумерных геополей методами геостатистики // *Проблемы информатики*. – 2011. – № 2 (10). – С. 36–43.
9. Каневский М. Ф., Демьянов В. В., Савельева Е. А., Чернов С. Ю. Основные понятия и элементы геостатистики // *Проблемы окружающей среды и природных ресурсов*. – 1999. – № 11. – С. 26–32.
10. Каковкин П. А., Друки А. А. Применение нейросетевых алгоритмов для решения задачи восстановления двумерных геополей // *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*. – 2016. – Т. 32, № 2. – С. 35–43.
11. Пашаев А. М., Садыхов Р. А., Илдыз Ф. Т., Караборк Х. Т. Восстановление параметров геополей // *Измерительная техника*. – 2005. – № 12. – С. 3–9.
12. Gao Y., Rehman A., Wang Z. CW-SSIM based image classification // *18th IEEE International Conference on Image Processing*. – 2011. – P. 1249–1252. – DOI 10.1109/ICIP.2011.6115659.
13. Zhang L., Zhang L., Mou X., Zhang D. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2011. – Vol. 20, no. 8. – P. 2378–2386. – DOI 10.1109/TIP.2011.2109730
14. Xue W., Zhang L., Mou X., Bovik A. C. Gradient Magnitude Similarity Deviation: A Highly Efficient Perceptual Image Quality Index // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2014. – Vol. 23, no. 2. – P. 684–695. – DOI 10.1109/TIP.2013.2293423.
15. Sara U., Akter M. Uddin M. Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR. A Comparative Study // *Journal of Computer and Communications*. – 2019. – No. 7. – P. 8–18. – DOI 10.4236/jcc.2019.73002.
16. Studholme C., Hill D. L. G., Hawkes D. J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment // *Pattern Recognition*. – 1999. – Vol. 32 (1). – P. 71–86. – DOI 10.1016/S0031-3203(98)00091-0.
17. Chai T., Draxler R. R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature [Electronic resource] // *Geoscientific Model Development*. – 2014. – No. 7. – P. 1247–1250. – Mode of access: <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>.
18. Chakravarty S., Paikaray B., Mishra R., Dash S. Hyperspectral Image Classification using Spectral Angle Mapper // *IEEE International Women in Engineering (WIE) Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)*. – 2021. – P. 87–90. – DOI 10.1109/WIECON-ECE54711.2021.9829585.
19. Zhou J., Civco D. L., Silander J. A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data // *International Journal of Remote Sensing*. – 1998. – No. 19 (4). – P. 743–757. – DOI 10.1080/014311698215973.
20. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2004. – Vol. 13, no. 4. – P. 600–612. – DOI 10.1109/TIP.2003.819861.
21. Wang Z., Bovik A. C. A universal image quality index // *IEEE Signal Processing Letters*. – 2002. – Vol. 9, no. 3. – P. 81–84. – DOI 10.1109/97.995823.
22. Sheikh H. R., Bovik A. C. Image information and visual quality // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2006. – Vol. 15, no. 2. – P. 430–444. – DOI 10.1109/TIP.2005.859378.
23. Бондарев И. Н., Матерухин А. В., Гвоздев О. Г. Использование клеточных автоматов для имитационного моделирования распространения загрязнения атмосферного воздуха в условиях мегаполиса // *Проблемы оптимизации сложных систем : сборник трудов XVI Международной Азиатской школы-семинара*. – Новосибирск, 2020. – С. 10–15.
24. Scott D. W. *Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization*. – 2nd ed. – New York : Wiley, 2015. – 525 p. – DOI 10.1002/9781118575574.
25. Silverman B.W. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. – New York : Springer, 2018. – 175 p. – DOI 10.1201/9781315140919.

## Об авторах

Олег Геннадьевич Гвоздев – кандидат технических наук, заведующий лабораторией мониторинговых систем.

Андрей Викторович Матерухин – доктор технических наук, декан факультета геоинформатики и информационной безопасности.

Андрей Александрович Майоров – доктор технических наук, профессор; заведующий кафедрой информационно-измерительных систем.

Получено 03.10.2022

© О. Г. Гвоздев, А. В. Матерухин, А. А. Майоров, 2022

## Comparative analysis of methods for the similarity assessment of geofields

O. G. Gvozdev<sup>1</sup>, A. V. Materukhin<sup>1</sup>, A. A. Maiorov<sup>1</sup>\*

<sup>1</sup> Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russian Federation

\* e-mail: maiorov@miigaik.ru

**Abstract.** In the general case, the problem of spatial modeling can be formulated as the problem of obtaining estimates of the values of the studied parameters in those locations where no measurements were made. An important class of spatial models are geofields, and the most common representation of geofields are two- and three-dimensional arrays, equipped with metadata, including georeferencing parameters. To solve the problem of determining the similarity of geofields (for example, true and obtained by interpolation of the initial data), in practice, methods are often used that were originally developed for assessing the similarity of images, such as photographs or 3D visualization results. Since these methods were developed to analyze images that differ significantly from geofields, their application to geofields is more of a heuristic than a theory-based approach. In the course of the computational experiments described in the article, the applicability of known methods for quantifying the similarity of geofields was investigated, in particular, for the problem of identifying geofields, which are "snapshots" of a geofield changing over time. For the experiments, 7 sets of geofields were generated, each containing five thousand geofields. The results of the computational experiments have shown that the MAE, MSE, QSE, NMI, PSNR, RMSE methods make it possible to quite clearly separate the pairs of geofields that are not related to each other, and the pairs of geofields that are consecutive "snapshots" of a geofield that changes in time.

**Keywords:** spatial modeling, geofield, similarity assessment

## REFERENCES

1. Gospodinov, S. G. (2019). Digital spatial modeling. *Nauki o Zemle [Earth Sciences]*, 3, 4–15 [in Russian].
2. Andreeva, O. A. (2020). Spatial modeling of transport infrastructure. *Nauka i tekhnologii zheleznnykh dorog [Science and Technology of Railways]*, Vol. 4, No. 2(14), 57–69 [in Russian].
3. Askarov, R. A., Lakman, I. A., Sadikova L. F., Karelin, A. O., & Askarova, Z. F. (2019). Spatial modeling of mortality and air contamination in the Republic of Bashkortostan. *Ekologiya cheloveka [Human Ecology]*, 4, 4–9 [in Russian].
4. Lakman, I. A., Gorschechnikova, A. V., Shamsutdinova, N. K., & Prudnikov, V. B. (2019). Spatial modeling of human potential in the Republic of Bashkortostan. *Statistika i Ekonomika [Statistics and Economics]*, 16(4), 35–44 [in Russian].
5. Kislov, A. V., & Konstantinov, P. I. (2011). Detailed spatial modeling of temperature in Moscow. *Russian Meteorology and Hydrology*, 36(5), 300–306.
6. Gvozdev, O. G., Maiorov, A. A., & Materukhin, A. V. (2021). Method of restoring the geofield values based on data from a highly mobile geosensors network using an automatic adaptive technique for determining the parameters of the local regression kernel. *Geodeziya i kartografiya [Geodesy and Cartography]*, 12, 23–33 [in Russian].
7. Demyanov, V. V., & Savelyeva, E. A. (2010). *Geostatistika: teoriia i praktika [Geostatistics: theory and practice]*. R. V. Arutyunyan (Ed.). Moscow: Nauka Publ., 327 p.
8. Kopnov, M. V., & Markov, N. G. (2011). Recovery of two-dimensional geofields by geostatistics methods. *Problemy informatiki [Problems of Informatics]*, 2(10), 36–43 [in Russian].

9. Kanevsky, M. F., Demyanov, V. V., Savelyeva, E. A., & Chernov, S. Yu. (1999). Basic concepts and elements of geostatistics. *Problemy okruzhaiushchei sredy i prirodnikh resursov [Problems of Environment and Natural Resources]*, 11, 26–32 [in Russian].
10. Kakovkin, P. A., & Druki, A. A. (2016). Application of artificial neural networks for solving the problem of two-dimensional geofields reconstruction. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov [Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Engineering of Georesources]*, 32(2), 35–43 [in Russian].
11. Pashaev, A. M., Sadykhov, R. A., Ildyz F. T., & Karabork, Kh. T. (2005). Geofield parameter recovery. *Izmeritel'naiia tekhnika [Measurement Techniques]*, 12, 1149–1158
12. Gao, Y., Rehman, A., & Wang, Z. (2011). CW-SSIM based image classification. *18th IEEE International Conference on Image Processing* (pp. 1249–1252). doi: 10.1109/ICIP.2011.6115659.
13. Zhang, L., Zhang, L., Mou, X., & Zhang, D. (2011). FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(8), 2378–2386. doi: 10.1109/TIP.2011.2109730
14. Xue, W., Zhang, L., Mou, X., & Bovik, A. C. (2014). Gradient Magnitude Similarity Deviation: A Highly Efficient Perceptual Image Quality Index. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(2), 684–695. doi: 10.1109/TIP.2013.2293423.
15. Sara, U., & Akter, M. (2019). Uddin M. Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR. A Comparative Study. *Journal of Computer and Communications*, 7, 8–18. doi: 10.4236/jcc.2019.73002.
16. Studholme, C., Hill, D. L. G., & Hawkes, D. J. (1999). An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, 32(1), 71–86. doi: 10.1016/S0031-3203(98)00091-0.
17. Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7, 1247–1250. Retrieved from <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>.
18. Chakravarty, S., Paikaray, B., Mishra, R., & Dash, S. (2021). Hyperspectral Image Classification using Spectral Angle Mapper. *IEEE International Women in Engineering (WIE) Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE)* (pp. 87–90). doi: 10.1109/WIECON-ECE54711.2021.9829585.
19. Zhou, J., Civco, D. L., & Silander, J. A. (1998). A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *International Journal of Remote Sensing*, 19(4), 743–757. doi: 10.1080/014311698215973.
20. Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600–612. doi: 10.1109/TIP.2003.819861.
21. Wang, Z., & Bovik, A. C. (2002). A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 9(3), 81–84. doi: 10.1109/97.995823.
22. Sheikh, H. R., & Bovik, A. C. (2006). Image information and visual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(2), 430–444. doi: 10.1109/TIP.2005.859378.
23. Bondarev, I. N., Materukhin, A. V., & Gvozdev, O. G. (2020). The use of cellular automata for simulation modeling of the spread of atmospheric air pollution in the conditions of a metropolis. In *Sbornik trudov XVI Mezhdunarodnoi Aziatskoi shkoly-seminara: Problemy optimizatsii slozhnykh sistem [Proceedings of the XVI International Asian School-Seminar: Problems of Optimization of Complex Systems]* (pp. 10–15). Novosibirsk [in Russian].
24. Scott, D. W. (2015). *Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization*. (2nd ed.). New York: Wiley, 525 p. doi: 10.1002/9781118575574.
25. Silverman, B. W. (2018). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. New York : Springer, 175 p. doi: 10.1201/9781315140919.

#### Author details

Oleg G. Gvozdev – Ph. D, Head of the Laboratory of Monitoring System.

Andrei V. Materukhin – D. Sc., Dean of the Faculty of Geoinformatics and Information Security.

Andrei A. Maiorov – D. Sc., Professor; Head of the Department of Data Acquisition Systems.

Received 03.10.2022

© O. G. Gvozdev, A. V. Materukhin, A. A. Maiorov, 2022