

## **Recognition of Earth Surface Categories Based on Correlation Portraits and its Use in Modeling Atmospheric Pollution Dispersion**

*Boris M. Balter<sup>1</sup>, Victor V. Egorov<sup>1</sup>, Vladimir A. Kottsov<sup>1</sup>, Marina V. Faminskaya<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Space Research Institute, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

*Balter@mail.ru*

<sup>2</sup>Russian State Social University, Moscow, Russia

*Faminskaya@mail.ru*

### **Abstract**

We describe a method for recognition of template objects in multi- and hyperspectral remote sensing data. The matrices of correlation between spectral channels are compared to correlation matrices of templates. The correlation between these matrices is a measure of similarity (double correlation, DC). Templates are recognized in data using the maximum of DC between a template and a fragment of data. The method is sensitive to spatial variations within the fragment as a complement to maximum likelihood (ML) method of classification based on averaged spectra. We add DC to ML in classification of multitemporal Landsat data stacked like a hyperspectral cube for surface types important for air pollution dispersion. For three surface targets for DC (industrial, dense residential and low intensity residential), similar spectrally but different spatially, the effect of DC measured by improvement of the sum of missed target and false alarm probabilities is 2% - 14%.

**Keywords:** correlation matrix, hyperspectral and multispectral data, template objects, maximum likelihood, pollutant dispersion, probability of recognition, probability of false alarm

## РАСПОЗНАВАНИЕ КАТЕГОРИЙ НАЗЕМНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ ПОРТРЕТОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ В МОДЕЛИ РАССЕЯНИЯ АТМОСФЕРНЫХ ЗАГРЯЗНЕНИЙ

*Б.М. Балтер<sup>1</sup>, В.В. Егоров<sup>1</sup>, В.А. Котцов<sup>1</sup>, М.В. Фаминская<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Институт космических исследований РАН, Москва, Россия  
Balter@mail.ru

<sup>2</sup>Российский государственный социальный университет, Москва, Россия  
Faminskaya@mail.ru

Описан метод распознавания эталонных объектов в многоспектральных и гиперспектральных данных дистанционного зондирования Земли. Метод основан на вычислении межканальных корреляционных матриц и последующем корреляционном сравнении их с аналогичными матрицами эталонных объектов (двойная корреляция, ДК). Распознавание наземных объектов проводится по максимуму двойной корреляции с эталонами. Метод чувствителен к пространственной структуре объектов и является естественным дополнением к методу максимума правдоподобия (МП), ориентированному на средние спектральные показатели. Описано совместное с МП применение ДК для распознавания объектов, существенных для моделирования рассеяния атмосферных загрязнений. Использованы многолетние данные Landsat, организованные в подобие гиперспектральной структуры. Рассчитаны вероятности распознавания и ложной тревоги. Эффект ДК для трех наиболее проблемных категорий (индустрия, плотная и неплотная жилая застройка) – от 2% до 14% по сумме ошибок 1 и 2 рода.

**Ключевые слова:** корреляционная матрица, гиперспектральные и многоспектральные данные, эталонные объекты, максимум правдоподобия, рассеяние загрязнений, вероятность распознавания, вероятность ложной тревоги.

### Введение

В настоящей работе описано развитие метода межканальных корреляционных портретов, вычисляемых из спектров гиперспектральных или многоспектральных данных. Достоинство этого метода – устойчивость к изменению абсолютных значений спектральной яркости объектов зондирования, влиянию мешающих факторов и др. Предлагаемый метод двойной корреляции (ДК) основан на вычислении корреляции реальных корреляционных портретов с эталонными корреляционными портретами и формировании карт величины этой двойной корреляции как меры сходства участков зондируемой сцены с эталонными объектами [1]. Эта мера учитывает и спектральную, и пространственную изменчивость. Метод защищен патентом РФ 2586405 [2].

Описано применение метода в сочетании с методом максимума правдоподобия (МП) для улучшения распознавания трудных для различения характеристик застройки: индустриальной территории, плотной и неплотной застройки. Это распознавание является критичным для расчета рассеяния индустриальных загрязнений воздуха, которое зависит от типа поверхности. Приведены количественные характеристики эффекта ДК применительно к распознаванию этих категорий застройки и к соответствующим расчетным концентрациям загрязнений.

## Метод двойной корреляции

Корреляционный портрет – это цветокодированное представление межканальной корреляционной матрицы в виде квадрата, где по осям – спектральные каналы, а цвет пиксела портрета отражает величину корреляции пары каналов, соответствующей пикселу (Рисунок 1). Известен давно [3] – [7], но мало применялся. Способ «двойной корреляции» (ДК) впервые описан в [8] и использует пофрагментный проход зондируемой поверхности со сравнением матриц межканальных корреляций для каждого фрагмента с матрицей межканальных корреляций эталонов. Сравнение корреляционных матриц локальных участков (объектов) реального изображения с эталонными матрицами производится путем расчета корреляции этих матриц («двойная корреляция», ДК). Результат такого сравнения отражает в виде карты степень сходства пространственно-спектральной изменчивости участка зондируемой территории с эталонными объектами (Рисунок 2). Эффективность метода зависит от выбора спектрального диапазона, числа и ширины используемых спектральных каналов.

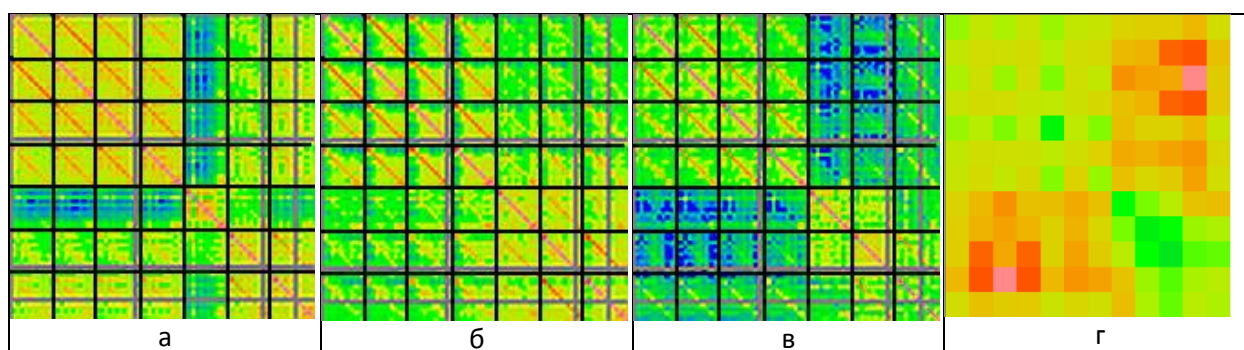


Рисунок 1. Корреляционные портреты эталонных типов застройки (а – индустрия, б – плотная застройка, в – неплотная застройка), г – спектральные области максимального контраста между ними. По многоспектральным данным Landsat-8: вниз и направо – 7 групп, соответствующих 7 спектральным каналам (разделены черными линиями), в каждой – 12 дат съемки. Цветокод корреляции: от фиолетового = -1 до красного = 1 (серые линии – отсутствие или дефект данных). Цветокод контраста относительно максимального значения: от фиолетового = 0 до красного = 1

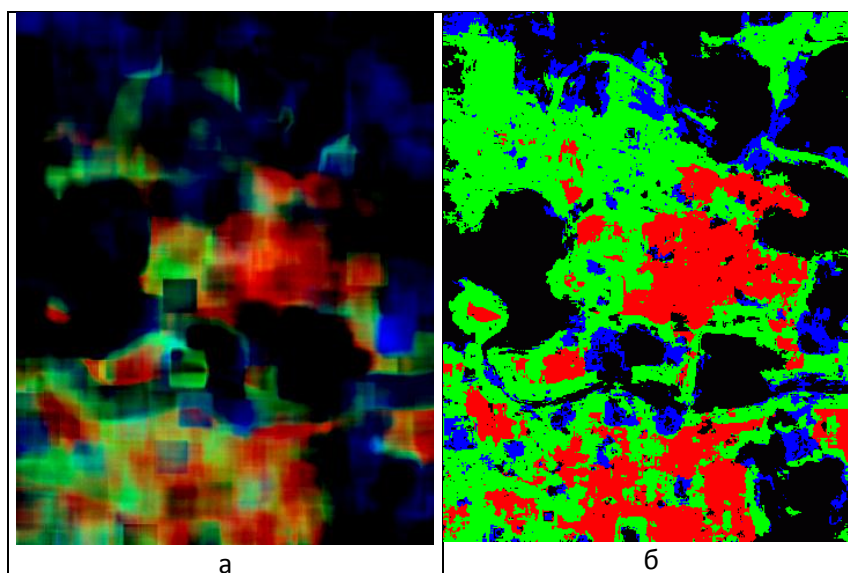


Рисунок 2. Карты корреляционного сходства многоспектральных данных Landsat-8 по 12 датам съемки с эталонными типами застройки: красный – с индустриальной, синий – с плотной жилой, зеленый – с неплотной жилой, корреляции ниже порога не показаны (а – исходная карта, б – результат распознавания этой карты методом МП)

Целесообразно производить расчет ДК между небольшими спектральными областями, наиболее чувствительными к интересующим нас изменениям состояния объекта. Эти области выбираются исходя из анализа эталонных корреляционных матриц, например, по максимуму контраста между разными эталонами (Рисунок 1). Дальнейшее применение ДК более эффективно, если карты ДК дискретизовать, классифицируя их методом МП, так что в каждой точке будет не мера ДК, а номер присвоенного ей эталонного класса (Рисунок 2). Но сама по себе эта классификация недостаточно точна и применяется как добавка к обычному МП.

### **Применение метода для распознавания категорий застройки**

При моделировании рассеяния индустриальных загрязнений воздуха существенную роль играют характеристики территории, над которой происходит рассеяние. В модели рассеяния AERMOD, которой мы пользуемся, важно различие между типами застройки: индустриальной, плотной жилой и неплотной жилой. Эти различия связаны с пространственной структурой застройки и плохо определяются методами, ориентированными на спектральные различия, в частности, методом максимума правдоподобия (МП). Мы использовали многоспектральные данные, составляя из разных дат съемки пакет-куб, имитирующий гиперспектральную структуру, из данных Landsat-8 по Тюмени за 2013 – 2018 г. Он состоял из 12 дат съемки, для каждой даты использовались 7 спектральных каналов, так что куб имел «квази-спектральную» размерность 84. На первом шаге проводилась классификация этого куба без обучения методом кластеризации Кохонена в качестве «сырья» для последующей обработки с обучающими данными. Были идентифицированы кластеры, соответствующие требуемым для AERMOD категориям поверхности (10 категорий из полного набора 21 категорий AERMOD). Из соответствующих кластеров были выделены наиболее характерные обучающие участки. Наряду с этим, для проверки качества обработки была построена возможно более тщательная ручная классификация территории с использованием снимков высокого разрешения. Она далее считалась истинной классификацией (ground truth). Далее по обучающим участкам проводилась тестовая классификация с обучением методом опорных векторов (пока без учета двойной корреляции). Она позволила выявить наиболее проблемные категории: 3 вышеуказанных варианта застройки (они имеют наихудшую точность). Поэтому далее применение ДК сосредоточено на этих 3 категориях.

Корреляционные матрицы для обучающих участков-эталонов 3 рассматриваемых категорий и построенную по ним RGB-карту сходства с этими категориями, измеряемую двойной корреляцией, приводит Рисунок 1. Карта сходства дискретизируется обработкой ее методом МП по тем же обучающим участкам. В результате получают 3 карты двойной корреляции, по одной для каждой категории, где значения карты равны единице там, где данная категория распознана по двойной корреляции. При дальнейшей классификации по МП с учетом ДК для каждого пикселя величина его дискретизованной ДК для каждой из 3 категорий добавляется к правдоподобию этой категории, рассчитанному в этом пикселе по МП. Для каждой категории можно устанавливать порог МП и вес, с которым ДК добавляется к правдоподобию.

Рисунок 3 приводит рабочие кривые качества распознавания как функцию веса ДК (а – для суммы ошибок распознавания 1 и 2 рода; б – для точности распознавания) и как функцию порога правдоподобия, по которому проводится классификация (в – для вероятностей распознавания и ложной тревоги; г – для точности распознавания). Использован не стандартный подход, при котором вариация порога правдоподобия проводится для каждого рассматриваемого класса изолированно, без учета конкуренции с другими классами в классификации, а «нештатный» вариант: точность для каждой категории – с учетом воздействия всех остальных категорий. При этом, за счет конкуренции категорий, вероятность распознавания, естественно, снижается по сравнению с изолированным случаем, так что рабочие кривые не доходят до вероятности 1.

Эффект ДК для индустрии весьма существенен, для плотной застройки менее существенен, а для неплотной застройки отрицателен. Существует оптимальное значение веса ( $\sim 40$ ), с которым надо учитывать ДК: малые значения не дают эффекта, а слишком большие ухудшают классификацию, так как сама по себе ДК классифицирует хуже, чем МП и может быть использована лишь в качестве «добавки». В качестве критерия оптимальности веса ДК мы использовали либо максимум суммы вероятностей правильного распознавания по всем 3 категориям, либо минимум суммы ошибок 1 и 2 рода по категориям. Это оптимальное значение и используется далее. Эффект ДК по первому критерию максимален для индустрии и плотной застройки (до 0.15 – 0.18). Количественную оценку величины этого критерия с ДК и без ДК в зависимости от вероятности ложной тревоги приводит

Таблица 1.

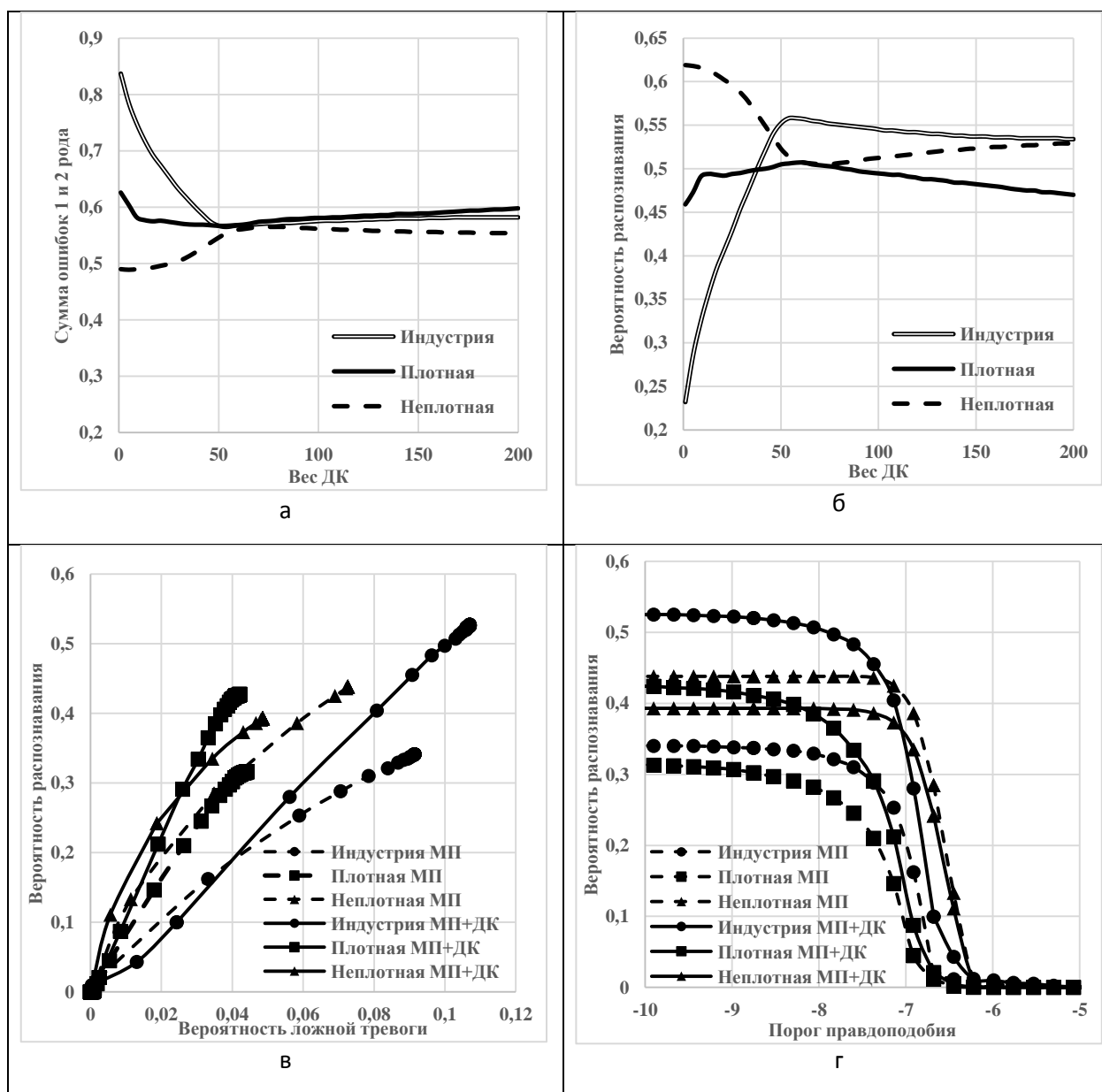


Рисунок 3. «Нештатный» (совместный) вариант: а – сумма ошибки 1 и 2 рода; б – вероятность распознавания; в – взаимозависимость вероятностей обнаружения и ложной тревоги; г) вероятность распознавания в зависимости от порога правдоподобия

Таблица 1. Вероятность распознавания в зависимости от вероятности ложной тревоги с ДК и без ДК. Выделены области рабочих кривых, где ДК дает выигрыш

Вероятность ложной тревоги	0.02	0.04	0.06	0.08	0.1
Индустрия МП	0.1	0.18	0.26	0.31	0.35
Индустрия МП+ДК	0.08	0.19	0.3	0.4	0.5
Плотная застройка МП	0.16	0.3	0.4	0.45	0.5
Плотная застройка МП+ДК	0.22	0.42	0.55	0.63	0.66
Неплотная застройка МП	0.2	0.31	0.39	0.45	0.48
Неплотная застройка МП+ДК	0.25	0.36	0.41	0.45	0.46

## Применение метода в модели рассеяния атмосферных загрязнений

Построенная классификация может быть применена в модели рассеяния AERMOD. Рисунок 4 представляет наиболее существенную характеристику местности – мелкую неровность, определяющую рассеяние выбросов загрязнителей в AERMOD, – для одного из 4 сезонов. Вариант с ДК ближе, чем вариант без ДК, к «истинной» классификации: без ДК часть пикселей типа «индустрия» неверно классифицирована как «плотная застройка».

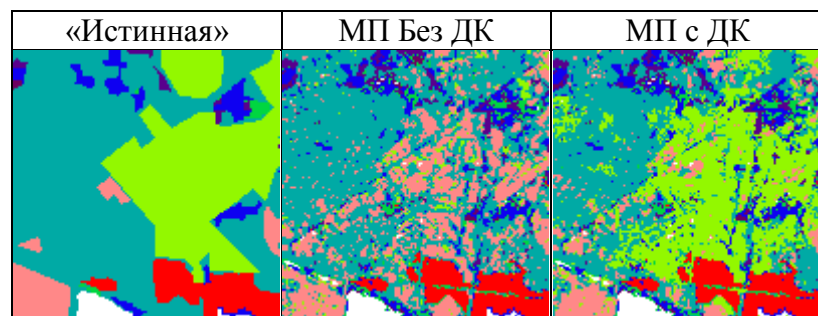


Рисунок 4. Неровность местности по AERMOD для летнего сезона по результатам классификации с ДК и без ДК. Цветокод: от фиолетового = 0.1 м до красного >1 м, белым – менее 0.1 м. Масштаб 2 x 2 км

Расчет рассеяния загрязнителей от основных промышленных источников включает определение почасовых концентраций  $SO_2$  за год на сетке размером 10 x 10 км вокруг промзоны без ДК ( $x_1$ ) и с ДК ( $x_2$ ). Точность расчета измеряется отношением к расчету на основе «истинной» классификации территории ( $x_0$ ). Мера пользы от ДК выражается величиной  $D = |x_1/x_0 - 1| - |x_2/x_0 - 1|$ . Для разных расчетных точек, загрязнителей, моментов времени  $D$  может различаться, в том числе может быть отрицательной, так что ДК приносит не пользу, а «вред». Поэтому необходимо перейти для оценки эффекта ДК к агрегированным по времени и пространству показателям. В первом варианте эффект ДК можно измерять, беря максимумы почасовых концентраций за год в роли  $x_0$ ,  $x_1$ ,  $x_2$ , а во втором варианте – рассчитывая  $D$  для каждого момента времени и беря ее максимум за год (или минимум ее отрицательных величин, как меру «вреда» от ДК). Кроме того, мы агрегируем результаты по точкам каждого района, беря максимум по району (минимум для отрицательных значений  $D$ ) или среднее по району.

Результаты сравнения расчетных концентраций с ДК и без ДК в первом варианте: в большинстве районов мера  $D$  положительная и меняется от -5% до 3%, составляя в среднем по районам 2%. Таким образом, на агрегированные по времени величины ДК оказывает небольшое положительное влияние в смысле повышения точности. Однако во многих случаях необходим более детальный анализ концентраций на конкретный момент времени. В этом случае применим второй вариант, дающий оценку максимально возможного почасового  $D$ . В большинстве районов максимальная польза от ДК превышает максимальный «вред» от ДК довольно значительно: до

30% в отдельных точках, до 16% в среднем по каждому району, около 10% в среднем по всем районам. Наибольший часовой выигрыш от ДК достигает 60%, а проигрыш – 50%. Обобщенное представление эффекта ДК для почасовых концентраций дает Рисунок 5. В идеале гистограмма отношения почасовых концентраций к ним же, но рассчитанным по «истинной» карте, должна представлять собой одиночный пик на значении 1. Видно, что гистограмма с ДК в целом ближе к этому идеалу, чем гистограмма без ДК.

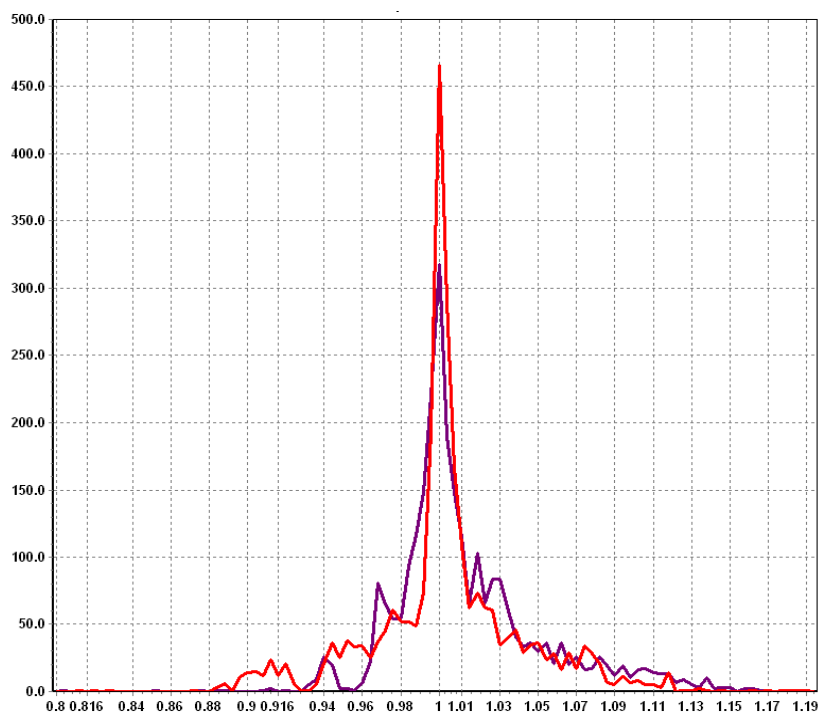


Рисунок 5. Гистограммы отношения почасовых концентраций, рассчитанных с ДК и без ДК, к аналогичным концентрациям, рассчитанным по «истинной» карте категорий застройки. Абсцисса – указанное отношение (среднее по СЗЗ), ордината – количество часов в год с этим отношением: с ДК – красным, без ДК – фиолетовым. Качество расчета определяется остротой концентрации гистограммы вблизи значения 1

## Выводы

Метод двойной корреляции (ДК) применим как к гиперспектральным данным, так и к их имитации путем «пакетирования» многоспектральных данных различных дат съемки. Метод может использоваться как дополнение к методу максимального правдоподобия (МП), улучшающее распознавание сложных пространственно-спектральных структур, как показано на примере различения типов городской застройки, важных для рассеяния промышленных загрязнений воздуха. Для этого случая получены оценки эффекта комбинации МП+ДК сравнительно с чистым МП. Эффект составляет от единиц до первых десятков процентов по точности распознавания, сумме ошибок 1 и 2 рода и расчетным максимальным концентрациям загрязнителей. Для наиболее распространенной задачи оценки максимальных за год почасовых концентраций их уточнение с помощью ДК в среднем по расчетной территории – около 2%, поэтому можно констатировать целесообразность применения ДК для этой задачи, хотя и с небольшим эффектом. Это улучшение достаточно устойчиво по территории: есть только один район из 18, где применение ДК ухудшает результаты. В более сложной и менее распространенной задаче анализа почасовых концентраций на конкретный момент времени их уточнение с помощью ДК в среднем по расчетной территории и времени больше – около 10%, и оно также устойчиво по территории, однако гораздо менее устойчиво по времени – для значительного числа часовых интервалов ДК дает ухудшение оценок. К таким задачам метод ДК применим при дополнительных условиях, например, при сглаживании его эффекта усреднением за достаточно длительный интервал времени.

## References

- [1] Balter B.M., Egorov V.V., Kottsov V.A., Stal'naya M.V., Korrelyatsionnye portrety giperspektral'nykh dannykh distantsionnogo zondirovaniya (Correlation portraits of hyperspectral remote sensing data), *Vserossiyskaya nauchno-tekhnicheskaya konferentsiya "Sovremennye problem opredeleniya orientatsii i navigatsii kosmicheskikh apparatov* (All-Russia Scientific and Technical Conference "Current Problems of Orientation and Navigation of Spacecraft), Moscow, 2009, No. 1, pp. 510-518 (In Russian).
- [2] Balter B.M., Egorov V.V., Kottsov V.A., Novye vozmozhnosti korrelyatsionnogo analiza dlya system tekhnicheskogo zreniya (New capabilities of correlation analysis for systems of technical vision), *Tekhnicheskoe zrenie*, 2017, No. 1, pp. 53-59 (In Russian).
- [3] Chekalina T.I., Popova I.V., Balter B.M., Egorov V.V., Correlation portraits and neural networks for spaceborne high-resolution spectrometry, *Proceedings of ISSSR International Symposium*, Maui, Hawaii, 1992, Vol. 2, pp. 1137-1149.
- [4] Lee C., Landgrebe D., Analyzing High Dimensional Multispectral Data, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, Vol. 31, pp. 792-800, DOI: 10.1109/36.239901.
- [5] Balter B.M., Egorov V.V., Kuz'min A.A., Chekalina T.I., Primenenie spektral'no-korrelyatsionnykh metodov i teorii katastrof v izuchenii prostranstvennoi neodnorodnosti zemnoi poverkhnosti (Using spectro-correlational methods and catastrophe theory for studies of spatial nonuniformity of Earth surface), *Isslevovanie Zemli iz kosmosa*, 1991, Vol. 10, No. №5, pp. 10-15 (In Russian).
- [6] Popa A., Balter B.M., Ganzorig M., Egorov V.V., Osobennosti korrelyatsionnoi struktury spektra opticheskogo signala, voskhodyashchego ot zondiruemykh ob'ektov na primere morskoi poverkhnosti (Characteristics of spectral correlation structure of optical signal from remotely sensed objects exemplified by sea surface), *Isslevovanie Zemli iz kosmosa*, 1988, Vol. 7, No. 3, pp. 23-30 (In Russian).
- [7] Biehl L., Landgrebe D. MultiSpec—a tool for multispectral–hyperspectral image data analysis, *Computers & Geosciences*, December 2002, Vol. 28, No. 10, pp. 1153-1159, DOI: 0.1016/S0098-3004(02)00033-X.
- [8] Balter B.M., Egorov V.V., Kottsov V.A., Obrabotka giperspektral'nykh dannykh po Zemle i Marsu (Processing of hyperspectral data on Earth and Mars), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2006, 3(1), pp. 68-76 (In Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-4-12-16.