

Использование моделей АКФ для интерполяции изображений при компрессии на основе ИСИ

М.В. Гашников¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. Разрабатываются интерполяторы, предназначенные для использования в методах компрессии изображений на основе иерархической сеточной интерполяции (ИСИ). При построении интерполяторов использован подход, который применяется при построении предсказателей в методах компрессии на основе дифференциальной импульсно-кодовой модуляции (ДИКМ). Подход основан на использовании модели автокорреляционной функции изображения (АКФ) при оптимизации параметров интерполятора. В данной работе подход модифицирован для использования на иерархических безызбыточных сетках опорных отсчётов. На основе этого подхода разработаны алгоритмы интерполяции, предназначенные для использования в методах компрессии на основе ИСИ. Проведены вычислительные эксперименты на реальных изображениях, показано повышение эффективности иерархического метода компрессии изображений.

1. Введение

В настоящее время объём данных обрабатываемых цифровых изображений растёт быстрее, чем ёмкость устройств памяти. В наибольшей степени это верно для мульти- и гиперспектральных изображений [1-3]. Из-за ограничений на доступные ресурсы (вес, энергоснабжение и т.п.), особенно остро эта проблема ощущается в бортовых системах регистрации цифровых изображений, размещённых на летательных аппаратах, в том числе на атмосферных беспилотниках и спутниках. Во всех подобных ситуациях использование методов компрессии изображений для сокращения объёма данных не имеет альтернативы.

К настоящему времени разработано большое количество методов компрессии цифровых изображений [4-9]. Фрактальные [9] методы компрессии изображений имеют высокую степень сжатия, но используются очень редко из-за большой вычислительной сложности и недопустимых искажений виде неестественных артефактов. Методы на основе вейвлет-преобразований [10], в частности JPEG-2000 [11], являются наиболее предпочтительными в координатах «эффективность/сложность» и обладают наиболее широкой возможной областью использования. Аналогичными преимуществами обладают методы на основе двумерных дискретных ортогональных преобразований (ДОП) [12], в частности JPEG [13].

Однако, большинство основанных на ресурсоёмких преобразованиях (ДКП, вейвлет, Фурье и т.п.) методы компрессии изображений имеют высокую вычислительную сложность, что существенно затрудняет их применение в бортовых системах и системах реального времени. Кроме того, такие системы часто предъявляют требования к управлению качеством сжатых изображений, что также является проблематичным для основанных на преобразованиях

методов компрессии, т.к. управлять погрешностью в этих методах приходится в преобразованном пространстве.

Таким образом, при ограниченных ресурсах и необходимости управления качеством предпочтительными являются методы компрессии, работающие в пространственной области (не использующие спектральных пространств), что обеспечивает низкую вычислительную сложность и управление качеством сжатой информации.

К таким методам можно отнести методы компрессии на основе иерархической сеточной интерполяции (ИСИ) [14-15], обладающие также рядом важных преимуществ и при использовании в наземных комплексах обработки изображений (независимая от масштаба скорость доступа к фрагменту и т.п.).

ИСИ-компрессия основана на интерполяции отсчётов изображения по прореженным версиям того же самого изображения и последующем энтропийном [16] кодировании постинтерполяционных остатков. Таким образом, ключевым этапом этих методов компрессии является интерполятор, поэтому актуальной является задача совершенствования алгоритмов интерполяции изображений, пригодных для использования в методе ИСИ. В данной работе предлагается интерполятор, основанный на оптимизации коэффициентов интерполяции на основе модели локальной автокорреляционной функции (АКФ) [6-7] изображения (используется неразделимая экспоненциальная модель АКФ), аналогично тому, как это делается при построении оптимальных предсказателей для дифференциальных [4, 6, 8] методов компрессии изображений.

2. Метод компрессии цифровых изображений на базе ИСИ

Рассмотрим безызбыточное иерархическое представление [14, 17-18] изображения $\mathbf{X} = \{x(m, n)\}$ в виде набора из нескольких иерархических уровней \mathbf{X}_l :

$$\mathbf{X} = \bigcup_{l=0}^{L-1} \mathbf{X}_l, \quad \mathbf{X}_{L-1} = \{x_{L-1}(m, n)\}, \quad \mathbf{X}_l = \{x_l(m, n)\} \setminus \{x_{l+1}(m, n)\}, \quad l < L-1, \quad (1)$$

где L – количество иерархических уровней \mathbf{X}_l , $\{x_l(m, n)\}$ – прореженное с шагом 2^l по обеим координатам изображение.

При компрессии на основе иерархической сеточной интерполяции (ИСИ) иерархические уровни (1) обрабатываются последовательно, от старшего (наиболее прореженного) уровня \mathbf{X}_{L-1} к младшим уровням: $\mathbf{X}_{L-1}, \mathbf{X}_{L-2}, \dots, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_0$. При $L > 3$ объём данных старшего уровня уже очень мал, поэтому вид алгоритма компрессии этого уровня неважен. Далее описывается алгоритм компрессии (см. также рис. 1) произвольного «нестаршего» масштабного уровня $\mathbf{X}_l, l < L-1$.

1) Интерполяция.

Интерполяция отсчётов $\{x_l(m, n)\}$ текущего иерархического уровня \mathbf{X}_l происходит на основе отсчётов $\{\bar{x}_k(m, n), k > l\}$ уже обработанных (сжатых и затем декомпрессированных) иерархических уровней $\{\bar{\mathbf{X}}_k, k > l\}$:

$$\hat{x}_l(m, n) = P \left(\bigcup_{k=l+1}^{L-1} \{\bar{x}_k(m, n)\} \right), \quad (2)$$

где $\hat{x}_l(m, n)$ – интерполирующие значения, а $P(\dots)$ – функция интерполяции.

2) Вычисление разностного сигнала.

Вычисляются разности между исходными и интерполирующими значениями отсчётов уровня:

$$f_l(m, n) = x_l(m, n) - \hat{x}_l(m, n). \quad (3)$$

3) Квантование.

Происходит квантование разностного сигнала (3). В данной работе используется квантователь с равномерной шкалой ($[..]$ – целая часть вещественного числа):

$$q_l(m,n) = \text{sign} (f_l(m,n)) \left[\frac{|f_l(m,n)| + \varepsilon_{\max}}{2\varepsilon_{\max} + 1} \right], \tag{4}$$

который обеспечивает контроль максимальной [19] погрешности ε_{\max} :

$$|f_l(m,n)| = |x(m,n) - \bar{x}(m,n)| \leq \varepsilon_{\max} . \tag{5}$$

Квантованный сигнал (3) затем сжимается статистическим кодером и помещаются в канал связи или архивный файл.

4) Восстановление.

Производится вычисление восстановленных (декомпрессированных) значений отсчётов:

$$\bar{x}_l(m,n) = q_l(m,n)(1 + 2\varepsilon_{\max}) + \bar{x}_l(m,n) . \tag{6}$$

Они нужны для интерполяции (2) следующих иерархических уровней $\{X_k, k < l\}$.

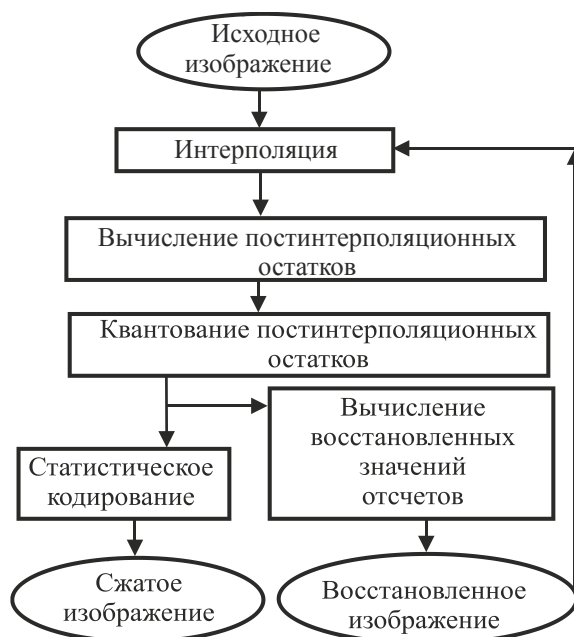


Рисунок 1. Процедура компрессии нестаршего иерархического уровня методом ИСИ.

3. Усредняющая интерполяция при компрессии на основе ИСИ

Из соображений вычислительной сложности для интерполяции при использовании метода ИСИ обычно [20-21] применяется тривиальное усреднение по ближайшим уже восстановленным отсчётам более прореженных иерархических уровней. При этом рассматриваются два типа отсчетов: «центральные» отсчёты с индексами $(2m + 1, 2n + 1)$ и «крайние» отсчёты с индексами $x_l(2m + 1, 2n)$ и $x_l(2m, 2n + 1)$. Запишем усредняющую интерполяцию отсчётов обоих типов.

Интерполяция центральных отсчётов производится на основе восстановленных значений отсчётов предыдущего (более прореженного) масштабного уровня:

$$\hat{x}_l(2m + 1, 2n + 1) = \frac{1}{4} (\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m + 1, n) + \bar{x}_{l+1}(m, n + 1) + \bar{x}_{l+1}(m + 1, n + 1)) . \tag{7}$$

Затем для этих центральных отсчётов вычисляются восстановленные значения. Интерполяция крайних отсчётов осуществляется на основе двух отсчётов более прореженного иерархического уровня и двух центральных отсчётов того же самого уровня:

$$\hat{x}_l(2m + 1, 2n) = \frac{1}{4} (\bar{x}_{l+1}(m, n) + \bar{x}_{l+1}(m + 1, n) + \bar{x}_l(2m + 1, 2n - 1) + \bar{x}_l(2m + 1, 2n + 1)) \tag{8}$$

Усредняющий интерполятор имеет низкую вычислительную сложность, но недостаточно высокую эффективность, так как не учитывает локальных особенностей и статистических характеристик изображения.

4. Интерполяция на основе модели АКФ

В данной работе предлагается интерполятор, учитывающий локальные статистические особенности изображения за счёт использования модели локальной автокорреляционной функции (АКФ) изображения аналогично тому, как это делается [4, 6, 8] в дифференциальных методах компрессии.

Данный интерполятор строится как линейный восстанавливающий [6, 8] фильтр с конечной импульсной характеристикой $h_{np}(k,l)$ (КИХ-фильтр):

$$\bar{x}(m,n) = \sum_{(k,l) \in D} h_{np}(k,l) \cdot \bar{x}(m-k,n-l), \tag{9}$$

где D задаёт область ненулевых значений импульсной характеристики (см. рис. 1), которая при интерполяции центральных и крайних отсчетов соответственно имеет вид:

$$D_u : \{(-1,-1), (-1,1), (1,-1), (1,1)\}, \tag{10}$$

$$D_k : \{(0,-1), (-1,0), (0,1), (1,0)\}. \tag{11}$$

На рис. 2 также введены компактные обозначения (a_1, a_2, a_3, a_4) для четырех ненулевых значений восстанавливающей (интерполирующей) импульсной характеристики h_{np} .

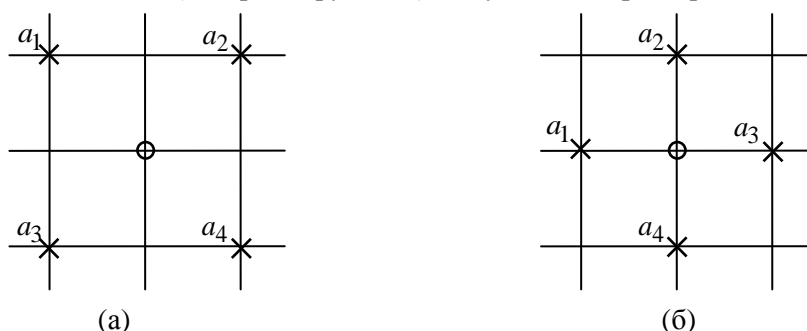


Рисунок 2. Область ненулевых значений (кресты) импульсной характеристики при интерполяции центральных (а) и крайних (б) отсчетов (круги).

В качестве импульсной характеристики h_{np} будем использовать функцию, минимизирующую среднеквадратическое отклонение (СКО) между исходным и интерполирующим сигналами (т.е. СКО интерполяции). Из теории линейной фильтрации известно, что такая импульсная характеристика является решением уравнений Винера-Хопфа [6, 8]:

$$\begin{cases} \sum_{(k,l) \in D} h_{np}(k,l) R_{\bar{x}}(m-k,n-l) = R_{\bar{x}}(m,n), & (m,n) \in D, \\ h_{np}(m,n) = 0, & (m,n) \notin D, \end{cases} \tag{12}$$

где $R_{\bar{x}}$ нормированная на дисперсию σ_x^2 АКФ восстановленного изображения.

$$R_{\bar{x}}(m,n) = \frac{B_{\bar{x}}(m,n)}{\sigma_x^2}, \tag{13}$$

С учётом введённых обозначений система уравнений Винера-Хопфа для центральных и крайних отсчетов соответственно принимает вид:

$$\begin{cases} a_1 + a_2 R_{\bar{x}}(0,2) + a_3 R_{\bar{x}}(2,0) + a_4 R_{\bar{x}}(2,2) = R_{\bar{x}}(1,1), \\ a_1 R_{\bar{x}}(0,2) + a_2 + a_3 R_{\bar{x}}(2,2) + a_4 R_{\bar{x}}(2,0) = R_{\bar{x}}(1,1), \\ a_1 R_{\bar{x}}(2,0) + a_2 R_{\bar{x}}(2,2) + a_3 + a_4 R_{\bar{x}}(0,2) = R_{\bar{x}}(1,1), \\ a_1 R_{\bar{x}}(2,2) + a_2 R_{\bar{x}}(2,0) + a_3 R_{\bar{x}}(0,2) + a_4 = R_{\bar{x}}(1,1), \\ a_1 + a_2 R_{\bar{x}}(1,1) + a_3 R_{\bar{x}}(0,2) + a_4 R_{\bar{x}}(1,1) = R_{\bar{x}}(0,1), \\ a_1 R_{\bar{x}}(1,1) + a_2 + a_3 R_{\bar{x}}(1,1) + a_4 R_{\bar{x}}(2,0) = R_{\bar{x}}(1,0), \\ a_1 R_{\bar{x}}(0,2) + a_2 R_{\bar{x}}(1,1) + a_3 + a_4 R_{\bar{x}}(1,1) = R_{\bar{x}}(0,1), \\ a_1 R_{\bar{x}}(1,1) + a_2 R_{\bar{x}}(2,0) + a_3 R_{\bar{x}}(1,1) + a_4 = R_{\bar{x}}(1,0). \end{cases} \quad (14)$$

Решение системы уравнений Винера-Хопфа для центральных отсчётов:

$$a_1 = a_2 = a_3 = a_4 = \frac{R_{\bar{x}}(1,1)}{R_{\bar{x}}(2,0) + R_{\bar{x}}(0,2) + R_{\bar{x}}(2,2) + 1}, \quad (16)$$

Решение системы уравнений Винера-Хопфа для крайних отсчётов:

$$a_1 = a_3 = a_h = \frac{2R_{\bar{x}}(1,1)R_{\bar{x}}(1,0) - R_{\bar{x}}(0,1)(1 + R_{\bar{x}}(2,0))}{4R_{\bar{x}}^2(1,1) - (1 + R_{\bar{x}}(0,2))(1 + R_{\bar{x}}(2,0))}, \quad (17)$$

$$a_2 = a_4 = \frac{2R_{\bar{x}}(1,1)R_{\bar{x}}(0,1) - R_{\bar{x}}(1,0)(1 + R_{\bar{x}}(0,2))}{4R_{\bar{x}}^2(1,1) - (1 + R_{\bar{x}}(0,2))(1 + R_{\bar{x}}(2,0))}. \quad (18)$$

Для вычисления приведённых интерполирующих значений необходимо производить оценку АКФ восстановленного изображения. В данной работе оценка АКФ вычисляется не для всего изображения в целом, а для скользящего окна (рис. 3) оценивания параметров размера $w_v \times w_h$ пикселей, включающего уже восстановленных отсчёты более прореженных иерархических уровней. При этом для АКФ принимается неразделимая экспоненциальная модель [6, 8]

$$B_x(m,n) = \sigma_x^2 \rho_1 \sqrt{m^2 + \gamma^2 n^2}, \quad (19)$$

где ρ_1 – коэффициент корреляции по вертикали; γ^2 – коэффициент анизотропности.

Использование оценки локальной АКФ позволяет учесть локальные статистические особенности изображения и повысить таким образом адаптивность алгоритма интерполяции.

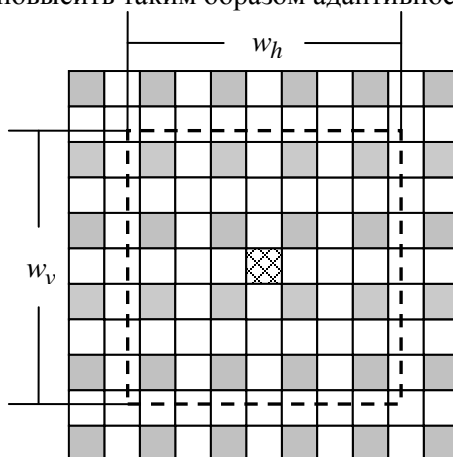


Рисунок 3. Скользящее окно размера $w_v \times w_h$ для построения оценки локальной АКФ, построенное вокруг интерполируемого отсчета (заштрихован).

5. Экспериментальное исследование алгоритмов интерполяции

В данной работе был реализован программно предложенный интерполятор на основе оценки АКФ. Затем этот интерполятор был встроен в метод компрессии ИСИ. Для исследования

эффективности предложенного алгоритма интерполяции были проведены вычислительные эксперименты на реальных изображениях, некоторые из которых приведены на рис. 4.

В качестве меры эффективности использовался относительный выигрыш в размере архивного файла, который достигается благодаря использованию предложенного алгоритма интерполяции вместо усредняющего (7-8) алгоритма интерполяции в рамках метода ИСИ:

$$\Delta = \left(1 - \frac{S^{ACF}}{S^{averaging}} \right) \cdot 100\% , \quad (20)$$

где $S^{averaging}$, S^{ACF} – размеры архивных файлов при компрессии методом ИСИ с использованием усредняющего и предложенного алгоритмов интерполяции соответственно. Некоторые результаты для приведённых тестовых изображений показаны на рис. 5.

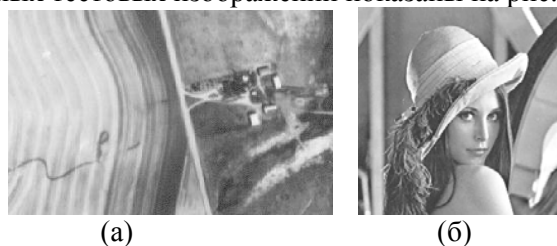


Рисунок 4. Примеры тестовых изображений.

Из полученных результатов видно, что предложенный алгоритм обеспечивает выигрыш (до 2%) по объёму архива, причём для портретных изображений этот выигрыш «в целом» растёт при увеличении максимальной погрешности.

6. Заключение

Рассмотрено построение адаптивных интерполяторов при компрессии изображений методом ИСИ. Предложен интерполятор, адаптирующийся к локальным особенностям изображения за счёт учёта локальных статистических характеристик. В качестве учитываемой статистической характеристики использовалась оценка локальной АКФ изображения, как это делается при построении оптимальных предсказателей в дифференциальных методах компрессии изображений. Проведено построение предложенного интерполятора для экспоненциальной неразделимой модели АКФ. Проведена программная реализация предложенного интерполятора, который затем встроен в метод компрессии ИСИ. Показано преимущество предложенного интерполятора над усредняющим интерполятором по размеру архива в рамках метода ИСИ.

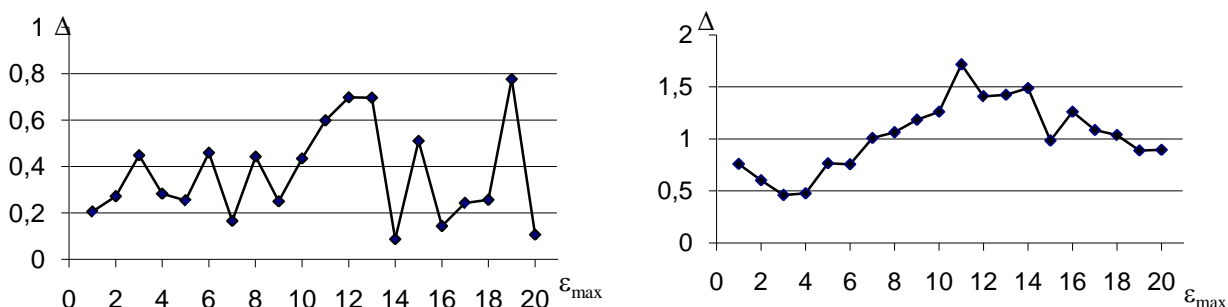


Рисунок 5. Зависимость выигрыша в объеме архива предлагаемого интерполятора у усредняющего интерполятора от максимальной погрешности для изображений, показанных на рис. 4а и 4б соответственно.

7. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 18-01-00667, 18-07-01312.

8. Литература

- [1] Chang, C. *Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis* / C. Chang. – Wiley Press, 2013. – 1164 p.
- [2] Chang, C. *Hyperspectral data exploitation: theory and applications* / C. Chang. – Wiley-Interscience, 2007. – 440 p.
- [3] Borengasser, M. *Hyperspectral Remote Sensing – Principles and Applications* / M. Borengasser, W. Hungate, R. Watkins. – CRC Press, 2004. – 128 p.
- [4] Ватолин, Д. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео / Д. Ватолин, А. Ратушняк, М. Смирнов, В. Юкин. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 384 с.
- [5] Sayood, K. *Introduction to Data Compression* / K. Sayood // *The Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems*, 4ed. – 2012. – 743 p.
- [6] Woods, E *Digital Image Processing* / E. Woods, R. Gonzalez // Prentice Hall, 3ed, 2007. – 976 p.
- [7] Salomon, D. *Data Compression. The Complete Reference* / D. Salomon. – Springer-Verlag, 4ed, 2007. – 1118 p.
- [8] Pratt, W. *Digital image processing* / W. Pratt. – Wiley, 4ed, 2007. – 807 p.
- [9] Woon, W.M. Achieving high data compression of self-similar satellite images using fractal / W.M. Woon, A.T.S. Ho, T. Yu, S.C. Tam, S.C. Tan, L.T. Yap // *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. – 2000. – P. 609-611.
- [10] Gupta, V. Enhanced Image Compression Using Wavelets / V. Gupta, V. Sharma, A. Kumar // *International Journal of Research in Engineering and Science (IJRES)*. – 2014. – Vol. 2(5). – P. 55-62.
- [11] Li, J. *Image Compression: The Mathematics of JPEG-2000* / J. Li // *Modern Signal Processing*. – MSRI Publications. – 2003. – V. 46. – P. 185-221.
- [12] Plonka, G. Fast and numerically stable algorithms for discrete cosine transforms / G. Plonka, M. Tasche // *Linear Algebra and its Applications*. – 2005. – Vol. 394(1). – P. 309-345.
- [13] Wallace, G. *The JPEG Still Picture Compression Standard* / G. Wallace // *Communications of the ACM*. – 1991. – Vol. 34(4). – P. 30-44.
- [14] Gashnikov, M.V. Compression Method for Real-Time Systems of Remote Sensing / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov, V.V. Sergeyev // *Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition*. – Barselona 2000. – Vol. 3. – P. 232-235.
- [15] Гашников, М.В. Минимизация энтропии постинтерполяционных остатков при компрессии изображений на основе иерархической сеточной интерполяции / М.В. Гашников // *Компьютерная оптика*. – 2017. – Т. 41, № 2. – С. 266-275.
- [16] Лидовский, В.В. *Теория информации - учебное пособие* / В.В. Лидовский. – М.: Спутник+, 2004. – 111 с.
- [17] Gashnikov, M.V. Development and Investigation of a Hierarchical Compression Algorithm for Storing Hyperspectral Images / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov // *Optical Memory and Neural Networks*. – Allerton Press. – 2016. – Vol. 25(3). – P. 168-179.
- [18] Gashnikov, M.V. Hyperspectral images repository using a hierarchical compression / M.V. Gashnikov, N.I. Glumov // *Posters Proceedings of 23-rd International Conference on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG)*. – 2015. – P. 1-4.
- [19] Lin, S. *Error Control Coding: Fundamentals and Applications*, second edition / S. Lin, D. Costello. – New Jersey: Prentice-Hall, inc. Englewood Cliffs, 2004. – 1260 p.
- [20] Ефимов, В.М. Оценка эффективности иерархических и построчных алгоритмов сжатия полутоновых изображений без потерь / В.М.Ефимов, А.Н.Колесников // *Тезисы докладов III конференции “Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии”*. – Нижний Новгород, 1997. – Часть I. – С. 157-161.
- [21] Gashnikov, M. Interpolation for hyperspectral images compression / M.V. Gashnikov // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2016. – Vol. 1638. – P. 327-333.

Use of ACF models for interpolation of images for compression on the basis of HGI

M.V. Gashnikov¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

Abstract. Interpolators are developed for use in the image compression methods based on hierarchical grid interpolation (HGI). When constructing interpolators, an approach is performed that is used in the construction of predictors in compression methods based on differential pulse-code modulation (DPCM). The approach is based on the the model of the autocorrelation function of the image when optimizing the parameters of the interpolator. In this paper, the approach is modified to use hierarchical non-redundant pixel grids. On the basis of this approach, interpolation algorithms are developed for compression methods based on HGI. Computational experiments on real images are carried out. Increasing the efficiency of the hierarchical method compression is demonstrated.

Keywords: Image interpolation, image compression, compression ratio, ACF model.