

УДК 621.391

## КОМПАКТНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ШИРОКИМ ДИНАМИЧЕСКИМ НА ОСНОВЕ БЕССЕТОЧНОЙ АППРОКСИМАЦИИ ОБЛАСТЕЙ ЛОКАЛЬНЫХ ЭКСТРЕМУМОВ

А.Т. НГУЕН, В.Ю. ЦВЕТКОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь**Поступила в редакцию 1 ноября 2021*

**Аннотация.** Для компактного представления изображений с широким динамическим диапазоном предложен алгоритм на основе бессеточной аппроксимации областей локальных экстремумов с монотонным изменением яркости с использованием ограниченного набора перестраиваемых примитивов. Проведено сравнение результатов аппроксимации с помощью предложенного алгоритма и вейвлет-преобразования.

**Ключевые слова:** компактное представление изображений, бессеточная аппроксимация изображений, области локальных экстремумов с монотонным изменением яркости.

### Введение

Изображения с широким динамическим диапазоном широко используются в системах технического зрения. Из-за большого объема данных актуальной является задача их компактного представления. Наряду с классическими подходами к сжатию таких изображений возможно также использование аппроксимации их областей с монотонным изменением яркости с помощью простых двухмерных функций с перестраиваемыми параметрами. В качестве таких функций могут использоваться глобальные функции IQ (Inverse Quadric), относящиеся к радиальным базисным функциям RBF (RBF – Radial Basic Function) [1–4]. Для аппроксимации явных функций двух переменных на основе RBF возможен бессеточный подход. Ключевым моментом аппроксимации на основе RBF является поиск базовых точек, которые дают хорошее приближение с высокой точностью. В качестве таких точек могут использоваться локальные экстремумы, а также дополнительные пиксели при недостаточной точности [5–8]. Для аппроксимации на основе RBF необходимо решение системы линейных уравнений.

Цель работы: повышение компактности представления полутоновых изображений с широким динамическим диапазоном.

### Алгоритм компактного представления изображений с широким динамическим диапазоном

Для компактного представления полутоновых изображений с широким динамическим диапазоном предлагается использовать бессеточную аппроксимацию областей локальных экстремумов с монотонным изменением яркости на основе ограниченного набора перестраиваемых примитивов. При бессеточной аппроксимации изображения каждая его область с монотонным изменением яркости рассматривается как выпуклая или вогнутая двумерная функция яркости в пространстве пикселей, для которой может быть подобрана с некоторой точностью соответствующая простая монотонная математическая функция. Компактность описания изображения достигается за счет уменьшения объема информации, представляющей коэффициенты преобразования: положение областей локальных экстремумов и параметры аппроксимирующих эти области функций. Для поиска и выделения областей локальных экстремумов с монотонным изменением яркости используются алгоритмы, предложенные в [9, 10].

На вход схемы компактного представления (рис. 1) поступает исходное полутоновое изображение  $A(0)$ . На выходах НЧ-фильтров формируются отфильтрованные изображения  $A(n)_{n=1, \overline{N}}$ , используемые для поиска необходимых примитивов  $C_{SI}(n)_{n=1, \overline{N-1}}$  на разных уровнях пространственной фильтрации (преобразования). Для интерполяции изображения  $SI(C_{SI}(n))_{n=1, \overline{N-1}}$  на основе набора примитивов  $C_{SI}(n)_{n=1, \overline{N-1}}$  используются глобальные функции IQ и бессеточный подход к аппроксимации на основе RBF.

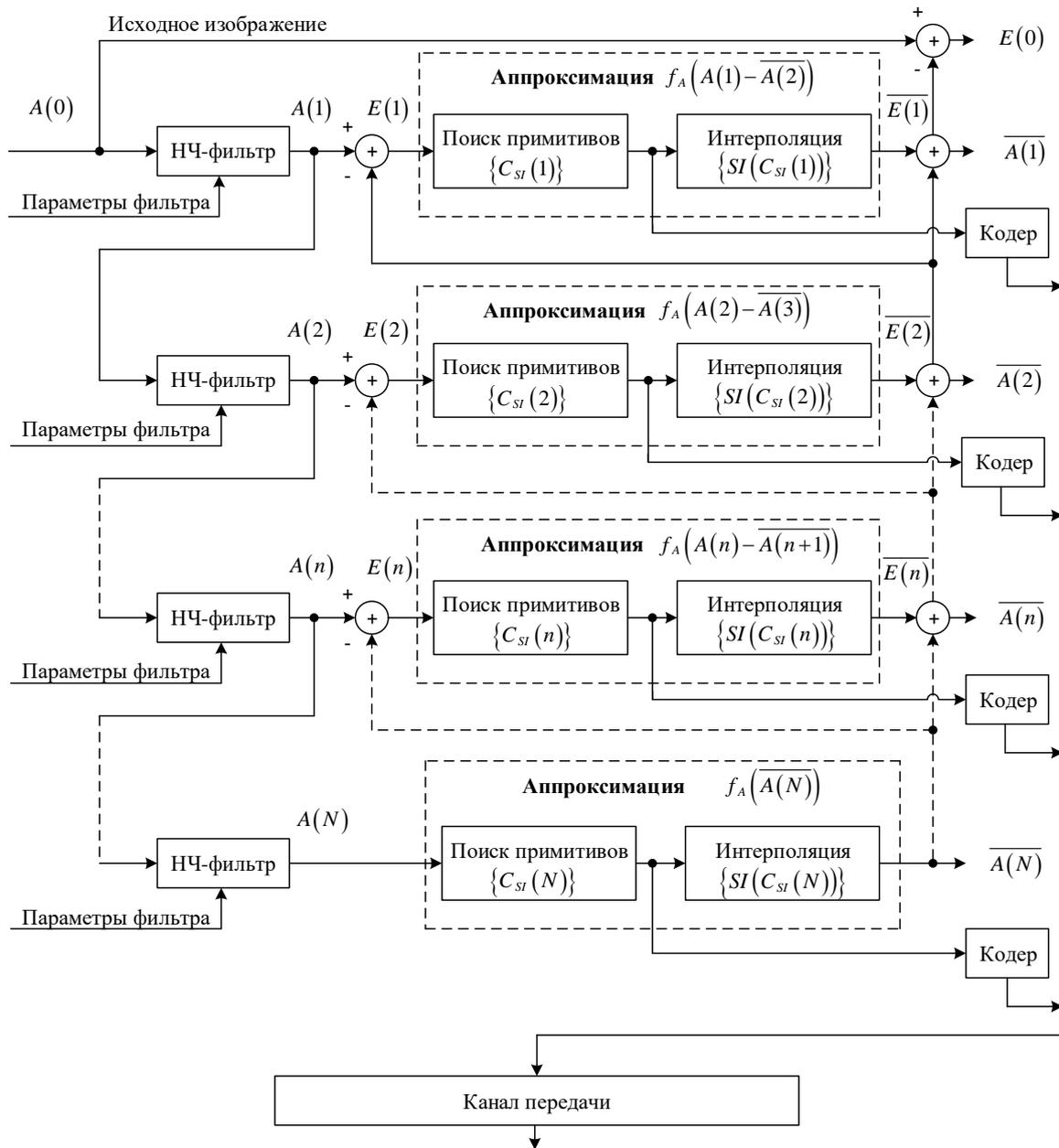


Рис. 1. Схема компактного представления изображений на основе ограниченного набора аппроксимирующих перестраиваемых примитивов

При последующем синтезе, приближение  $\overline{A(n)}$  последовательности приближений  $\overline{A(n)}_{n=1, \overline{N-1}}$  исходного изображения  $A(0)$  рекурсивно вычисляется по следующей многоуровневой схеме интерполяции:

$$E(n) = A(n) - \overline{A(n+1)}, \quad (1)$$

$$\overline{E(n)} = f_A(E(n)) = f_A(A(n) - \overline{A(n+1)}) = SI(C_{SI}(n)), \quad (2)$$

$$\overline{A(n)} = \overline{A(n+1)} + \overline{E(n)}, \quad (3)$$

$$A(0) = \overline{A(N)} + \overline{E(N-1)} + \dots + \overline{E(n)} + \dots + \overline{E(1)} + E(0), \quad (4)$$

где  $E(n)$  – изображение ошибок  $n$ -ого уровня;  $f_A(E(n))$  – функция аппроксимации изображения  $E(n)$  ошибок  $n$ -ого уровня;  $\overline{A(N)}$  – приближение (низкочастотная информация) исходного изображения  $A(0)$ ;  $\overline{E(n)}$  – интерполированное изображение ошибок  $n$ -ого уровня;  $E(0)$  – итоговая ошибка.

Набор примитивов  $C_{SI}(n)_{n=N,1}$ , полученных на выходе блоков поиска примитивов последовательно поступает на вход кодера для последующего сжатия с помощью подходящих алгоритмов эффективного кодирования изображений.

### Оценка эффективности работы алгоритмов преобразования динамического диапазона

Произведена оценка эффективности используемого подхода к представлению изображения на основе бессеточной аппроксимации с использованием ограниченного набора перестраиваемых примитивов относительно вейвлет-преобразования, а также влияния точности выделения областей локальных экстремумов различными алгоритмами на компактность представления изображения. Компактность представления оценена по энергии коэффициентов преобразования (сумма модулей значений коэффициентов) на всех уровнях вейвлет-разложения и бессеточной аппроксимации с использованием ограниченного набора перестраиваемых примитивов. Для экспериментов использованы тестовые полутоновые изображения с широким динамическим диапазоном, приведенные на рис. 2. Для этого изображения на рис. 3–5 приведены изображения, формируемые в процессе определения положения и выбора аппроксимирующих примитивов.

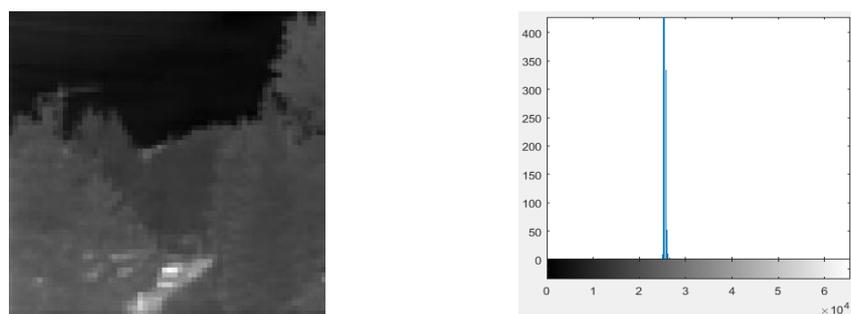


Рис. 2. Тестовое 16-битное изображение и его гистограмма

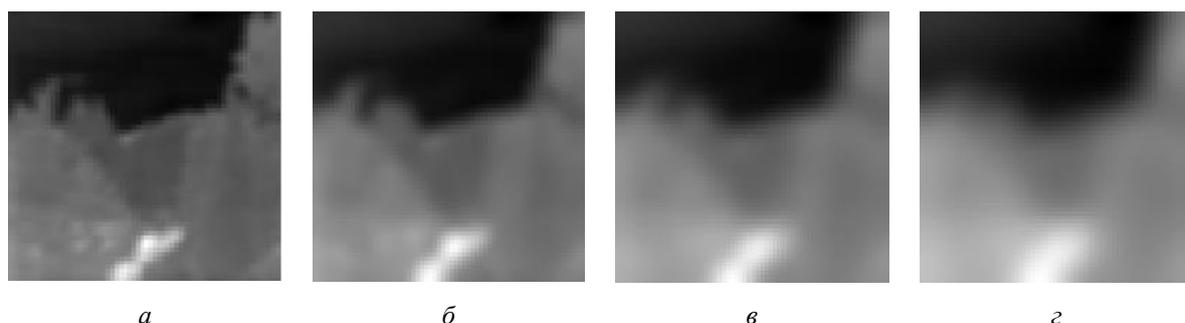


Рис. 3. Результат применения каскада фильтров к изображению на различных уровнях аппроксимации:  $a$  – с окном  $3 \times 3$  пикселей на 1-ом уровне;  $б$  – с окном  $5 \times 5$  пикселей на 2-ом уровне;  $в$  – с окном  $7 \times 7$  пикселей на 3-ем уровне;  $г$  – с окном  $9 \times 9$  пикселей на 4-ом уровне

Из рис. 3–5 следует, что блочно-сегментный поиск локальных экстремумов в сочетании с предложенным алгоритмом CLERG выделения областей с монотонным изменением яркости дает визуально схожий результат по сравнению с блочным поиском локальных экстремумов в сочетании с алгоритмом OSRG волнового выращивания областей. На рис. 6, 7 приведены изображения, восстановленные из приведенного на рис. 2 изображения, в результате бессеточной аппроксимации с использованием ограниченного набора перестраиваемых примитивов и с помощью обратного вейвлет-преобразования.

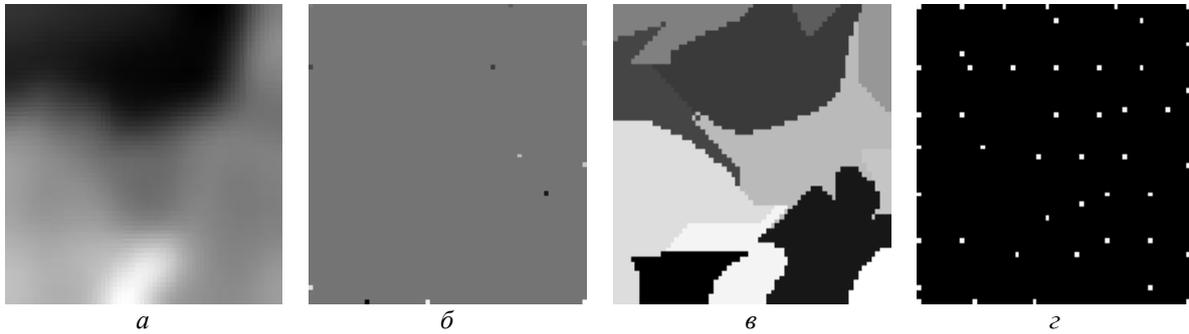


Рис. 4. Результаты обработки изображений на 4-ом уровне аппроксимации:  
*a* – отфильтрованное изображение; *б* – локальные экстремумы;  
*в* – области локальных экстремумов с монотонным изменением яркости;  
*г* – локализация примитивов для интерполяции

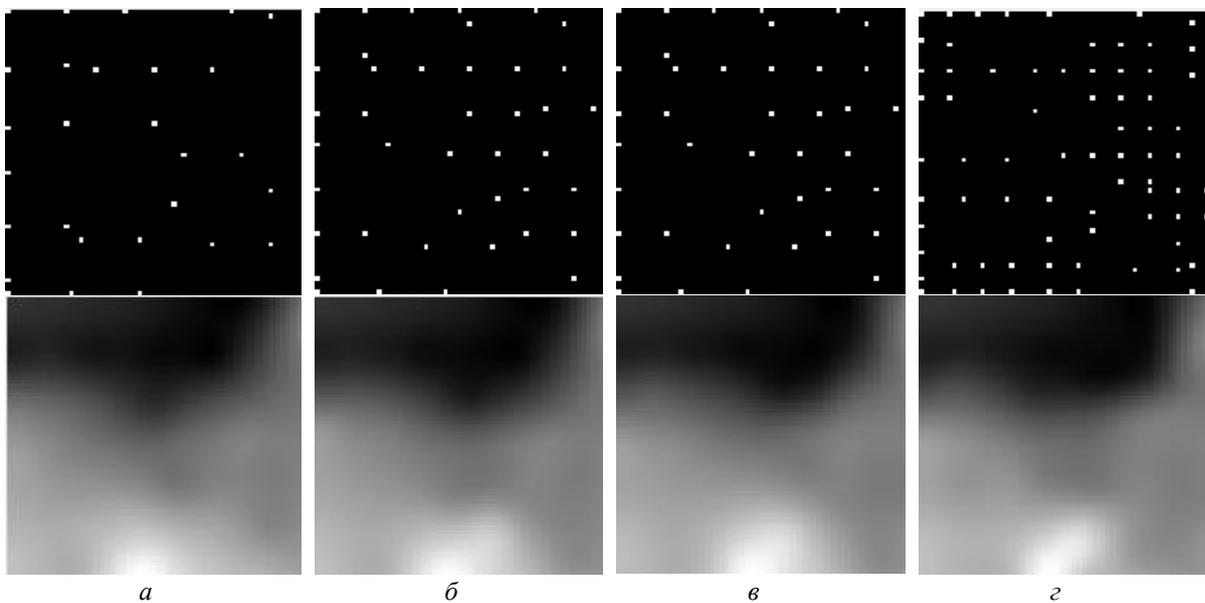


Рис. 5. Локализации примитивов и результаты интерполяции изображения на 4-ом уровне:  
*a* – 33 примитива; *б* – 47 примитивов; *в* – 56 примитивов; *г* – 82 примитива

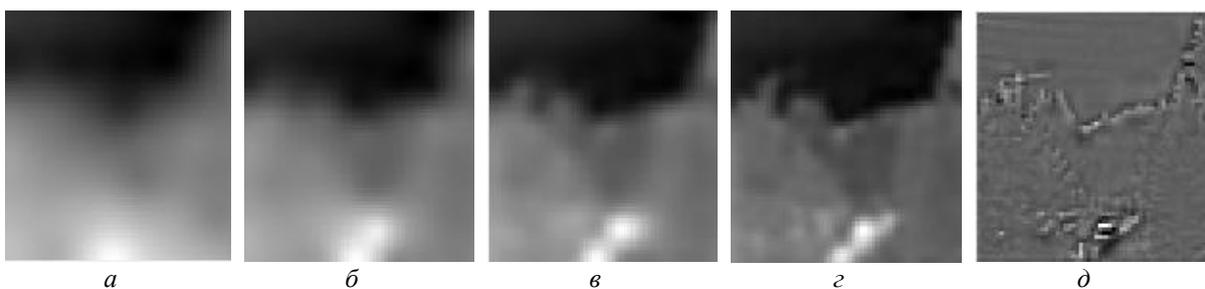


Рис. 6. Восстановление изображения при 4-уровневой аппроксимации:  
*a* – уровень 1 (33 примитива); *б* – уровни 1, 2 (33+69 примитивов);  
*в* – уровни 1–3 (33+69+154 примитивов); *г* – уровни 1–4 (33+69+154+356 примитивов);  
*д* – ошибка интерполяции для уровней 1–4

Из рис. 6, 7 следует, что результаты восстановления изображения для 4-х уровневой аппроксимации примерно схожи с результатами восстановления изображения по первому уровню 4-х уровневой вейвлет-преобразования. Различия в качестве восстановления изображения на одинаковых уровнях аппроксимации и вейвлет-преобразования объясняются различной концентрацией информации на этих уровнях.

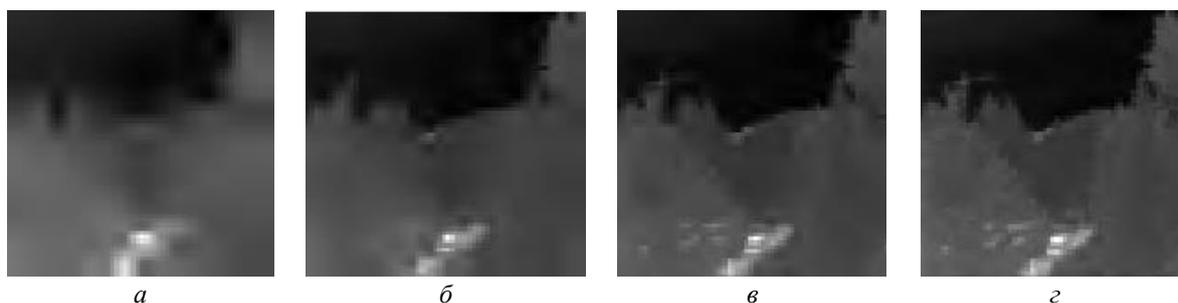


Рис. 7. Восстановление изображения при 4-х уровневом вейвлет-преобразовании по убыванию значимости вейвлет-коэффициентов: *а* – при 33 значимых коэффициентах; *б* – при 102 значимых коэффициентах; *в* – при 256 значимых коэффициентах; *г* – при 612 значимых коэффициентах

В табл. 1, 2 приведены распределения энергии коэффициентов по уровням вейвлет-разложения и бессеточной аппроксимации. Из табл. следует, что суммарная энергия коэффициентов на 4-х уровнях бессеточной аппроксимации в 7,2 раза меньше суммарной энергии на 4-х уровнях вейвлет-преобразования. Среднее уменьшение суммарной энергии коэффициентов по инфракрасным 16-битным изображениям составляет 6 раз (при дисперсии от 4,7 до 7,2 раза). Таким образом, для некоторых типов изображений с широким динамическим диапазоном возможно более компактное их представление на основе бессеточной аппроксимации по сравнению с вейвлет-разложением. Однако, бессеточная аппроксимация по сравнению с вейвлет-разложением имеет значительно большую вычислительную сложность.

Табл. 1. Распределение энергии изображения при вейвлет-разложении

Разложение на 4 уровня		Разложение на 0–6 уровней	
Уровень разложения	Энергия	Число уровней разложения	Энергия
1	$4,7368 \times 10^4$	0	$1,0395 \times 10^8$
2	$3,3746 \times 10^4$	1	$5,2018 \times 10^7$
3	$2,29409 \times 10^4$	2	$2,6059 \times 10^7$
4	$6,5008 \times 10^6$	3	$1,3086 \times 10^7$
По четырем уровням	$6,6048 \times 10^6$	4	$6,6048 \times 10^6$
		5	$3,3693 \times 10^6$
		6	$1,7621 \times 10^6$

Табл. 2. Распределение энергии изображения при бессеточной аппроксимации

Уровень	Число узлов	Энергия
0 ( $E(0)$ )	–	$8,5573 \times 10^4$
1 ( $C_{sr}(1)$ )	356	$0,9064 \times 10^4$
2 ( $C_{sr}(2)$ )	154	$0,3597 \times 10^4$
3 ( $C_{sr}(3)$ )	69	$0,2251 \times 10^4$
4 ( $C_{sr}(4)$ )	33	$8,3795 \times 10^5$
(0)+(1)+(2)+(3)+(4)	612	$9,2352 \times 10^5$

### Заключение

Разработан алгоритм компактного представления изображений с широким динамическим, основанный на многоуровневой бессеточной аппроксимации областей локальных экстремумов с монотонным изменением яркости при помощи двумерных примитивных функций яркости с

перестраиваемыми параметрами. Произведена оценка компактности представления изображений с помощью вейвлет-разложения и бессеточной интерполяции. Компактность представления изображений оценена по энергии коэффициентов их преобразования и аппроксимации как сумма модулей значений коэффициентов на всех уровнях. Установлено, что 4-уровневая бессеточная аппроксимация областей локальных экстремумов позволяет уменьшить до 7 раз суммарную энергию коэффициентов по сравнению с 4-уровневым вейвлет-разложением для 16-битных инфракрасных изображений. Недостатком бессеточной аппроксимации по сравнению с вейвлет-разложением является значительно большая вычислительная сложность.

## COMPACT REPRESENTATION OF WIDE DYNAMIC RANGE IMAGES BASED ON GRIDLESS APPROXIMATION OF LOCAL EXTREME REGIONS

A.T. NGUYEN, V.Yu. TSVIATKOU

**Abstract.** For a compact representation of images with a wide dynamic range, an algorithm is proposed based on a gridless approximation of the regions of local extrema with a monotonic change in brightness using a limited set of tunable primitives. Comparison of the results of approximation using the proposed algorithm and wavelet transform is carried out.

*Keywords:* compact representation of images, gridless approximation of images, areas of local extrema with monotonic brightness changes.

### Список литературы

1. International Conference on Mathematics and Computers in Sciences and in Industry, Greece, 24–27 August. 2017. P. 212–218.
2. Smolik M., Skala V. // Integrated Computer-Aided Engineering. 2018. Vol. 25, Iss. 1. P. 49–62.
3. Demaret L., Iske A. // Curve and Surface Fitting. 2003. P. 107–117.
4. Iske A. // Mathematical methods for curves and surfaces. 2000. P. 211–220.
5. Majdisova Z., Skala V., Smolik M. // Proceedings of the Computational Methods in Systems and Software. 2018. P. 213–224.
6. Cervenka M., Smolik M., Skala V. // Computational Science and Its Application, ICSSA 2019 proceedings, Part I, LNCS 11619. 2019. P. 322–336.
7. Skala V., Karim S.A.A., Cervenka M. // International Conference on Computational Science. 2020. P. 239–250.
8. Majdisova Z., Skala V., Smolik M. // Integrated Computer-Aided Engineering. 2020. Vol. 27, Iss. 1. P. 1–15.
9. Нгуен А.Т., Цветков В.Ю. // Системный анализ и прикладная информатика. 2019. № 4. С. 4–9.
10. Нгуен А.Т., Цветков В.Ю. // Докл. БГУИР. 2021. № 19(4). С. 61–69.