

Алгоритм сбалансированной интерполяции пикселей при выделении контуров объектов на границах изображения

Д. В. Заерко, Н. Л. Боброва

Работа алгоритмов выделения контуров объектов, использующих операцию двумерной свертки, на границах растровых изображений всецело зависит от местоположения преобразуемого пикселя в пиксельной матрице. Проблема связана с необходимостью использования в самом алгоритме свертки дополнительного набора пикселей, находящихся вне пиксельной матрицы обрабатываемого изображения [1, 2, 3]. В данной работе предлагается к рассмотрению алгоритм сбалансированной интерполяции пикселей на границах изображения в дополнение к алгоритмам на основе статистических средних величин [4, 5]. Рассматриваются различные наборы коэффициентов, находящихся при определенной схеме расположения пикселей и участвующих в алгоритме интерполяции. Проводится сравнительный анализ результатов работы алгоритма сбалансированной интерполяции с результатами, полученными при использовании методов среднеарифметического взвешенного и моды по значениям дисперсии. Также приводится пример использования нового алгоритма для решения задачи выделения контуров объектов на границах растрового полутонового изображения. Описанный алгоритм прост для восприятия и использования, легко интегрируется с другими алгоритмами и не требует значительных вычислительных мощностей.

Ключевые слова: полутоновые изображения, пиксельная матрица, выделение контуров объектов, операция двумерной свертки, нелинейные операторы, интерполированные пиксели, алгоритм сбалансированной интерполяции.

1. Введение

С развитием технологий визуальных средств, улучшением каналов передачи данных, повышением возможностей физического хранения и обработки этих данных – роль технических ограничений в процессе распознавания постепенно снижается и основными ограничениями теперь выступают алгоритмические проблемы и их несовершенство. Неверно выбранный алгоритм или неэффективно работающий сведёт на нет все преимущества технических новшеств. С другой стороны, эффективный алгоритм позволит извлечь как можно больше полезной информации с имеющихся данных, открывая таким образом новые аспекты данных и многократно увеличивая возможности уже существующей технической инфраструктуры без дополнительных финансовых вложений. Большинство систем распознавания не уделяют должного внимания эффективности работы алгоритмов и опираются на широко распространенный, однако спорный принцип: «больше данных лучше, чем хороший алгоритм» [6]. Например: нет возможности воспроизвести повторно интересующий нас момент или событие для фиксации (снимки небесных тел, которые изменяют свое расположение постоянно). При обработке уже имеющегося набора данных, которые нельзя дополнить новыми данными (медицинская томография, криминалистика). Использование старой инфраструктуры одновременно с жесткими критериями по времени обработки и к результату. Например: в сфере

аэрофотосъемки или спутниковой съемки, где соединение нескольких изображений требует дополнительного снимка, чтобы убрать линии соединений снимков.

Во всех вышеперечисленных случаях, как и в других, где проводится обработка или распознавание изображений, применяются фильтры – специальные рода матрицы. Вид матрицы (фильтра) зависит от поставленной задачи, однако алгоритмов воздействия этих матриц на оригинальное изображения не так много, и одна из них – это операция свертки или двумерной свертки для матрицы. Как известно [1, 2, 3], алгоритм двумерной свертки имеет существенный недостаток при обработке граничных пикселей растрового изображения – алгоритм требует дополнительного набора пикселей вне изображения для корректной обработки последних пикселей изображения. Проблема актуальна для целого спектра алгоритмов, базирующихся на операции двумерной свертки, однако популярные и примитивные методы ее решения не дают приемлемого результата при конкатенации нескольких изображений высокого разрешения [4, 5, 7, 8]. Алгоритмы нелинейной фильтрации не являются исключением, используя для выделения контуров объектов на растровых изображениях принципы работы двумерной свертки: алгоритмы Собеля, Прюитта, Шарра. Прямая зависимость между результатами использования алгоритмов выделения контуров объектов на краях изображения от интерполированных пикселей указывает на необходимость выбора оптимального алгоритма с точки зрения значения дисперсии пикселей до и после интерполяции, а также вычислительных операций. В ходе сравнительного анализа методов интерполирования пикселей вне краев изображения статистическими методами [4, 5] с целью дальнейшего их использования в алгоритмах нелинейной фильтрации возникла гипотеза о неравномерном влиянии близлежащих пикселей на интерполируемый пиксель и прямую зависимость степени влияния от их расположения. Задача выделения контуров объектов на растровых изображениях относится к проблеме сегментации изображений. Сегментация изображения – процесс разделения цифрового изображения на сегменты по некоторому признаку, основная цель которого – упростить восприятие информации на изображении. Она является важной частью процесса распознавания.

Использование верно интерполируемых пикселей позволит выполнить операцию двумерной свертки без пиксельных искажений в алгоритмах выделения контуров объектов и в результате приведёт к четкости границ объектов. Существующие методы интерполяции пикселей вне изображения решают проблему заполнения пикселями, не учитывая особенности этих пикселей – их яркость, сочетаемость с близлежащими и т.д. Первоначальная попытка проводить интерполяцию пикселей вне изображения по близлежащим с помощью общеизвестных статистических методов среднего выявила ряд практических вопросов [5]:

– Одинаково ли влияют близлежащие пиксели на интерполируемый пиксель? Если нет, то какие из них должны участвовать в интерполяции или каков вид схемы их расположения относительно интерполируемого пикселя?

– По какому критерию оценить влияние пикселей, а также какие весовые коэффициенты сопоставить для пикселей, участвующих в интерполяции?

– Имеет ли преимущество сбалансированный алгоритм интерполяции, построенный на основе весовых коэффициентов, перед другими методами? В частности, перед методом среднеарифметического взвешенного или моды, которые дали наилучшие результаты [5].

Объект исследования в статье – пиксельная матрица полутонового изображения. Предмет изучения – оценка степени влияния близлежащих пикселей на значения интерполируемых пикселей вне изображения и описание ее в виде нормированного набора весовых коэффициентов. Основная цель – описание алгоритма сбалансированной интерполяции пикселей вне изображения и подбор нормированных коэффициентов для него для практического использования при решении задачи выделения контуров объектов на растровых изображениях. Рассмотрим подробнее описанные проблемы и ответим на вопросы, поставленные выше. Проведем построение алгоритма сбалансированной интерполяции пикселей вне изображения в контексте задачи выделения контуров объектов на растровом изображении.

2. Выбор схемы для алгоритма сбалансированной интерполяции пикселей вне краев изображения

Определение схемы расположения пикселей в пиксельной матрице оригинального изображения играет важную роль в процессе интерполяции пикселей. Ранее в алгоритмах интерполяции использовались пиксели на расстоянии двух единичных шагов относительно интерполируемого пикселя. Пример такой схемы представлен на рис. 1.

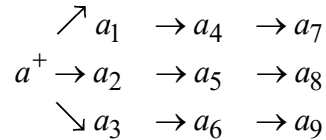


Рис. 1. Схема элементов пиксельной матрицы при интерполяции пикселя вне изображения в центральной части крайнего левого столбца

Такое расположение и число элементов было обусловлено числом пикселей, используемых в матрице фильтра для операции двумерной свертки. Размер матрицы свертки составлял 3×3 . Это гарантировало, что число пикселей относительно невелико, и это не приводило к учету «чужих» значений, которые затрагивали бы уже контур нескольких объектов. Однако даже такое небольшое число элементов матрицы может затрагивать пиксели, не относящиеся непосредственно к контуру объекта на краях изображения и выступающие фоном. В свою очередь, фон может влиять на значение интерполируемого пикселя, исходя из своего веса среди общего числа анализируемых пикселей.

При оценке весовых коэффициентов для выбранной схемы возникает вопрос: какой алгоритм выбрать для интерполяции на «начальном» этапе? Если отталкиваться от предположения, что каждый пиксель имеет одинаковое влияние на интерполируемый, то возможно использовать общеизвестный метод среднего арифметического для интерполяции пикселей. Затем произвести вычисление коэффициента множественной корреляции для каждого из используемых в схеме пикселей относительно интерполируемого. Используя корреляционную оценку пикселей, выбрать весовые коэффициенты для пикселей, где коэффициенты нормализованы и в сумме равны единице $\sum_k b_k = 1, \sum_p c_p = 1$. Так будет получена приблизительная

оценка весовых коэффициентов. Полученные весовые коэффициенты будут учитываться в алгоритме сбалансированной интерполяции. Их дальнейшую подгонку можно проводить, изменяя нормированные весовые коэффициенты и наблюдая за изменением дисперсий пиксельных значений до и после включения интерполируемого пикселя в схему. В случае пикселей с малыми весовыми коэффициентами выполняется изменение вида схемы (рис 2). Корреляционный анализ позволит оценить влияние выбора схем расположения близлежащих пикселей на интерполируемый пиксель и выбрать схему с наибольшим влиянием.

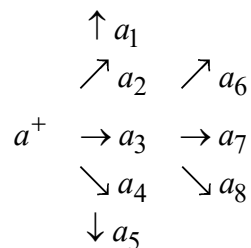


Рис. 2. Улучшенная схема расположения элементов пиксельной матрицы при интерполяции пикселя вне изображения в центральной части крайнего левого столбца

Проведем корреляционную оценку пикселей по улучшенной схеме на рис. 2 и используем в качестве источника данных пиксели с левой стороны растрового изображения (рис. 3) и его полутонового представления (рис. 4).



Рис. 3. Схема кварталов Барселоны



Рис. 4. Полутоновый вид схемы кварталов Барселоны

Корреляционную оценку выполним, используя возможности программных пакетов Wolfram Mathematica 9 и MS Excel. Пусть a^+ – интерполируемый пиксель вне изображения, выступающий в качестве зависимой переменной, a_1, \dots, a_8 – смежные пиксели к интерполируемому пикселю a^+ , используемые как объясняющие переменные, располагаемые согласно схеме на рис. 2. Результаты корреляции приведем в табл. 1. Коэффициенты корреляционной матрицы в табл. 1 характеризуют тесноту связи между пикселями или, точнее, кодами полутонов пикселей.

Таблица 1. Результаты корреляции пикселей по улучшенной схеме на рис. 2

	a^+	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8
a^+	1								
a_1	0.81	1							
a_2	0.85	0.82	1						
a_3	0.95	0.67	0.82	1					
a_4	0.83	0.62	0.67	0.82	1				
a_5	0.64	0.54	0.62	0.67	0.82	1			
a_6	0.82	0.75	0.83	0.71	0.62	0.58	1		
a_7	0.78	0.64	0.75	0.83	0.71	0.62	0.88	1	
a_8	0.71	0.59	0.64	0.75	0.84	0.71	0.76	0.87	1

Оценивая результаты столбца a^+ и анализируя корреляционные коэффициенты, указанные в строках столбца, делаем следующие выводы:

1. Существует корреляционная связь между анализируемыми пикселями из схемы на рис. 2 с интерполируемым пикселем вне изображения, так как все коэффициенты корреляции имеют значения 0.65 и более.
2. Анализ изменений значений коэффициентов от расположения в схеме на рис. 2 указывает на уменьшение влияния по мере удаления от интерполируемого пикселя.
3. Описанная на рис. 2 схема позволяет выполнять интерполяцию для пикселей вне изображения.

3. Формульные выражения весовых коэффициентов алгоритма сбалансированной интерполяции пикселей вне изображения

На основе коэффициентов корреляции и схемы расположения пикселей, используемых в процессе интерполяции, приведем строгую математическую формулировку задачи.

Рассмотрим алгоритм сбалансированной интерполяции пикселей вне изображения на базе оригинальной пиксельной матрицы $A = \{a_{i,j}\}, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$ растрового изображения и дальнейшее его применение для выделения контуров объектов. Введем обозначения и представим основные формульные выражения, справедливые для вышеуказанного алгоритма. Пусть число строк и столбцов матрицы $A^+ = \{a_{i,j}^+\}$ с интерполируемыми пикселями равны $i = \overline{0, n+1}, j = \overline{0, m+1}$ относительно размера $i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$ оригинальной матрицы A растрового изображения. Оригинальная матрица составляет ядро матрицы A^+ и отличается лишь числом строк и столбцов, обрамляющих оригинальную, т.е. по строке и столбцу для всех сторон изображения: $a_{i,j}^+ = a_{i,j}, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$. Для упрощения восприятия матрицы A^+ и ее элементов $\{a_{i,j}^+\}$ дополнительные обозначения, кроме вышеперечисленных, вводиться не будут.

Пиксели вне изображения, требующие интерполяции, условно можно сгруппировать по их расположению относительно пиксельной матрицы. Опишем группы.

1. К «угловым» пикселям относятся первый и последний пиксели в интерполируемой строке или столбце, т.е. $a_{0,0}^+; a_{0,m+1}^+; a_{n+1,0}^+; a_{n+1,m+1}^+$.

2. «Предугловые» – пиксели, смежные к угловым пикселям и расположенные в интерполируемых строках и столбцах на удалении не более одного пикселя к угловому, т.е. $a_{1,0}^+; a_{1,m+1}^+; a_{0,m}^+; a_{n+1,1}^+; a_{n,0}^+; a_{n,m+1}^+; a_{n+1,m}^+$.

3. К «центральному» относятся все остальные пиксели, расположенные в интерполируемых строках и столбцах между предугловыми.

Определение конкретного набора весовых коэффициентов $b_1, b_2; c_1, c_2, c_3$ проводится путем их подбора с учетом оценки по наименьшей дисперсии и с соблюдением условия нормировки для каждой из групп коэффициентов, т.е. сумма весовых коэффициентов при интерполяции пикселя равна единице. Для интерполяции угловых и «предугловых» пикселей справедливо:

$$\begin{aligned}
 a_{0,0}^+ &= a_{1,1}; a_{0,m+1}^+ = a_{1,m}; a_{n+1,0}^+ = a_{n,1}; a_{n+1,m+1}^+ = a_{n,m}; \\
 a_{0,1}^+ &= a_{0,0}b_1 + a_{1,1}b_1 + a_{0,2}b_1 + a_{1,0}b_2 + a_{1,2}b_2, a_{0,2} = a_{1,2}, a_{1,0} = a_{1,1}; \\
 a_{1,0}^+ &= a_{0,0}b_1 + a_{1,1}b_1 + a_{2,0}b_1 + a_{0,1}b_2 + a_{2,1}b_2, a_{2,0} = a_{2,1}, a_{0,1} = a_{1,1}; \\
 a_{1,m+1}^+ &= a_{1,m}b_1 + a_{2,m+1}b_1 + a_{0,m+1}b_1 + a_{0,m}b_2 + a_{2,m}b_2, a_{2,m+1} = a_{1,m}, a_{0,m} = a_{1,m}; \\
 a_{0,m}^+ &= a_{1,m}b_1 + a_{0,m+1}b_1 + a_{0,m-1}b_1 + a_{1,m-1}b_2 + a_{1,m+1}b_2, a_{0,m-1} = a_{1,m-1}, a_{1,m+1} = a_{1,m};
 \end{aligned}$$

$$a_{n+1,1}^+ = a_{n+1,0}b_1 + a_{n,1}b_1 + a_{n+1,2}b_1 + a_{n,0}b_2 + a_{n,2}b_2, a_{n+1,2} = a_{n,1}, a_{n,0} = a_{n,1};$$

$$a_{n,0}^+ = a_{n+1,0}b_1 + a_{n-1,0}b_1 + a_{n,1}b_1 + a_{n-1,1}b_2 + a_{n+1,1}b_2, a_{n-1,0} = a_{n-1,1}, a_{n+1,1} = a_{n-1,1};$$

$$a_{n,m+1}^+ = a_{n+1,m+1}b_1 + a_{n,m}b_1 + a_{n+1,m-1}b_1 + a_{n,m-1}b_2 + a_{n-1,m+1}b_2, a_{n+1,m-1} = a_{n,m-1}, a_{n-1,m+1} = a_{n-1,m}.$$

Для интерполяции центральных пикселей воспользуемся выражениями:

$$a_{n+1,m}^+ = a_{n,m}b_1 + a_{n+1,m+1}b_1 + a_{n-1,m+1}b_1 + a_{n-1,m}b_2 + a_{n+1,m}b_2, a_{n-1,m+1} = a_{n-1,m}, a_{n+1,m} = a_{n,m};$$

$$a_{i,j}^+ = c_1a_{i,j+1} + c_2a_{i-1,j+1} + c_2a_{i+1,j+1} + c_3a_{i,j+1} + c_3a_{i+2,j+1} + c_3a_{i-1,j+2} + \\ + c_3a_{i,j+2} + c_3a_{i+1,j+2}; i = \overline{3, n-2}; j = 0;$$

$$a_{i,j}^+ = c_1a_{i,j-1} + c_2a_{i+1,j-1} + c_2a_{i,j-1} + c_3a_{i+2,j-1} + c_3a_{i-2,j-1} + c_3a_{i-1,j-2} + \\ + c_3a_{i,j-2} + c_3a_{i+1,j-2}; i = \overline{3, n-2}; j = m+1;$$

$$a_{i,j}^+ = c_1a_{i-1,j} + c_2a_{i-1,j-1} + c_2a_{i-1,j+1} + c_3a_{i-1,j+2} + c_3a_{i-1,j-1} + c_3a_{i-2,j} + \\ + c_3a_{i-2,j-1} + c_3a_{i-2,j+1}; i = n+1; j = \overline{3, m-2};$$

$$a_{i,j}^+ = c_1a_{i+1,j} + c_2a_{i+1,j-1} + c_2a_{i+1,j+1} + c_3a_{i+1,j+2} + c_3a_{i+1,j-1} + c_3a_{i+2,j} + \\ + c_3a_{i+2,j-1} + c_3a_{i+2,j+1}; i = 0; j = \overline{3, m-2}.$$

Теперь необходимо провести подбор значений коэффициентов для «предугловых» b_1, b_2 и центральных c_1, c_2, c_3 пикселей. Оценка справедливости используемых весовых коэффициентов будет проводиться по значениям дисперсии до и после включения интерполируемого пикселя.

4. Оценка весовых коэффициентов. Пример использования алгоритма

В качестве примера тестовых данных для дальнейшей оценки будут использоваться полутоновые значения пиксельной матрицы по изображению на рис. 4. Исходя из того, что интерес для анализа представляют только интерполируемые и граничные пиксели полутоновой матрицы изображения, и ввиду большой размерности пиксельной матрицы представим данные в графическом виде. Чтобы избежать загромождения излишними данными на рисунках и для сохранения всей полноты информации, достаточной для аргументации выводов, можно рассмотреть одну из сторон анализируемого изображения, например, левую (левый столбец пиксельной матрицы). Выбор стороны изображения произвольный. Аналогичные выводы можно получить, анализируя другие стороны.

Основные цели теста:

1. Провести интерполяцию пикселей вне изображения, используя алгоритм сбалансированной интерполяции с заданными весовыми коэффициентами, а также методами среднеарифметического взвешенного и моды.

2. Вычислить значения дисперсий интерполируемых и граничных смежных к ним кодов полутонов растрового изображения до и после включения в оценку интерполируемых значений.

3. Оценить используемые коэффициенты путем сравнения значений интерполируемых по сбалансированному алгоритму пикселей вне изображения с граничными смежными пикселями оригинального изображения. Сравнить дисперсии интерполируемых и смежных к ним кодов полутонов. Сравнить различные методы интерполяции по пиксельным значениям и по значениям их дисперсий.

4. В случае положительной оценки весовых коэффициентов для алгоритма сбалансированной интерполяции применить алгоритмы нелинейной фильтрации (Собеля, Прюитта,

Шарра) по интерполированным значениям. Сравнить результаты применения алгоритмов выделения контуров объектов по пикселям, интерполированных различными методами.

Пусть $b_1 = 0.25$; $b_2 = 0.125$ и $c_1 = 0.1$; $c_2 = 0.15$; $c_3 = 0.06$. Построим графики кодов полутонов для граничных смежных пикселей изображения и интерполированных пикселей вне изображения по алгоритму сбалансированной интерполяции, а также их дисперсии.

Из анализа графиков на рис. 5 видно, что значения кодов полутонов, полученные при помощи алгоритма сбалансированного интерполирования (красным цветом), близки к значениям пикселей оригинального изображения (черный цвет). Близкие, но не одинаковые, так как строятся на основе оценки множества пикселей. Такой принцип гарантирует, что в случае единичных пиксельных ошибок в кодах полутона интерполированное значение не будет значительно искажено. В большинстве случаев черный график совпадает или находится над красным – алгоритм сбалансированной интерполяции имеет свойство незначительно уменьшать значения по отношению к граничным пикселям оригинального изображения. На рис. 7 и 9, где сравниваются коды полутонов, интерполированные по различным методам, красные графики (алгоритм сбалансированной интерполяции) совпадают с черными (мода и среднеарифметический взвешенный метод) на основных интервалах. На некоторых интервалах алгоритм сбалансированной интерполяции выстраивает скорректированные и меньшие значения. Происходит корректировка скачков, которые описывались ранее в [5]. Оценка средних значений дисперсий после учета пикселей без интерполяции \bar{D}_{org} , т.е. копии граничных пикселей оригинального изображения с использованием интерполяции пикселей методами среднеарифметического взвешенного \bar{D}_{avg} и моды \bar{D}_{mod} в сравнении с результатами интерполяции сбалансированным алгоритмом $\bar{D}_{balance}$ имеют значения:

$$\bar{D}_{balance} = 331; \bar{D}_{avg} = 428; \bar{D}_{mod} = 654; \bar{D}_{org} = 631.$$

Значения дисперсий для алгоритма сбалансированной интерполяции значительно меньше, чем при использовании других методов. Рост значений дисперсии после добавления интерполированного значения не наблюдался.

Улучшенная схема на рис. 2, используемая для интерполяции пикселей вне изображения с набором предложенных весовых коэффициентов, может быть использована в процессе интерполяции пикселей и показала лучшие результаты в сравнении с другими методами интерполяции.

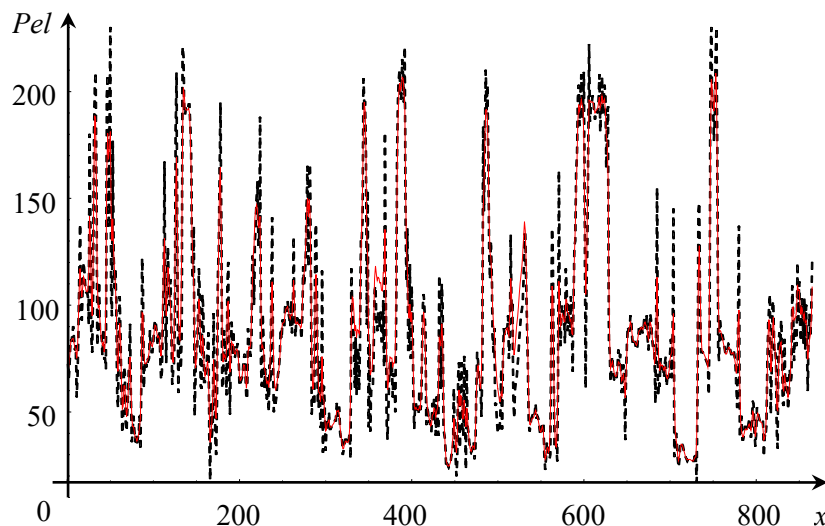


Рис. 5. Коды полутонов для интерполированных сбалансированным алгоритмом и граничных пикселей изображения

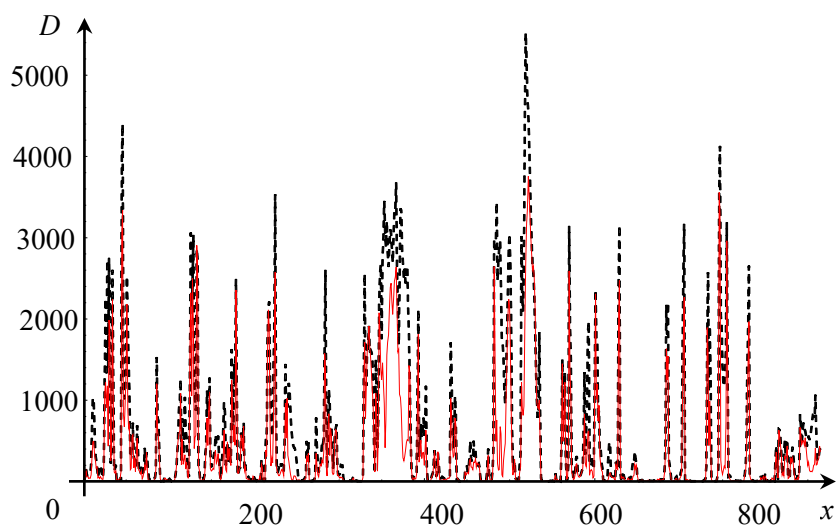


Рис. 6. Дисперсия значений кодов полутонов для интерполированных сбалансированным алгоритмом и граничных пикселей изображения

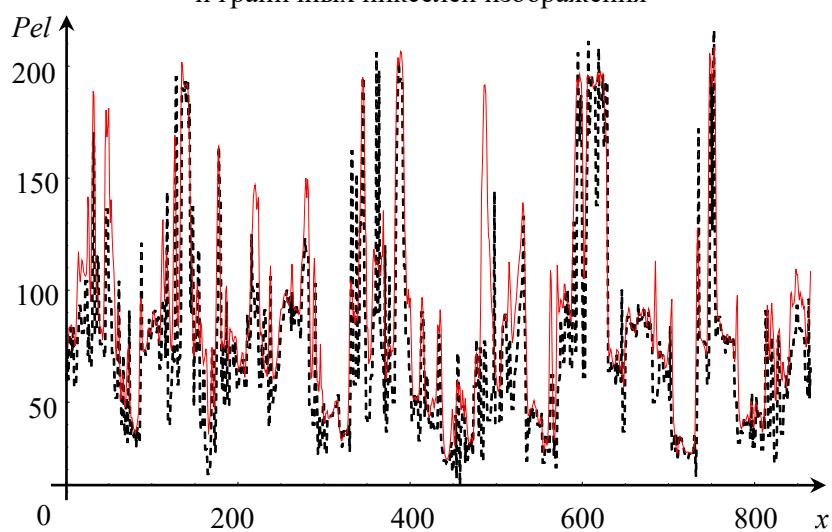


Рис. 7. Коды полутонов для интерполированных по моде и сбалансированным алгоритмом пикселей

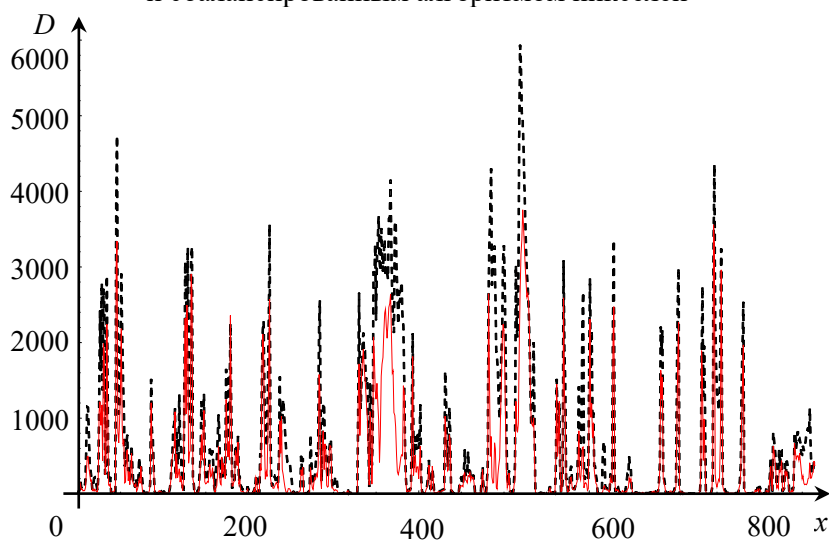


Рис. 8. Дисперсия значений кодов полутонов для интерполированных по моде и сбалансированным алгоритмом пикселей

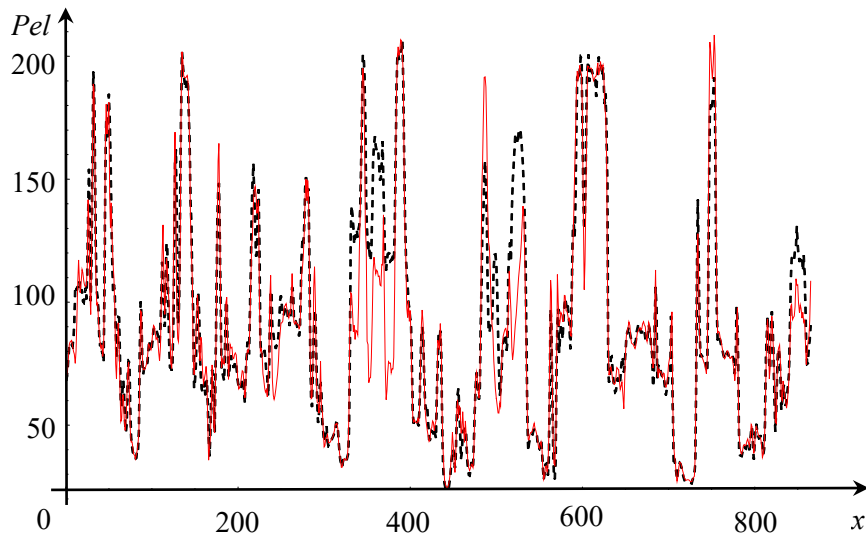


Рис. 9. Коды полутонов для интерполированных среднеарифметическим взвешенным методом и сбалансированным алгоритмом пикселей

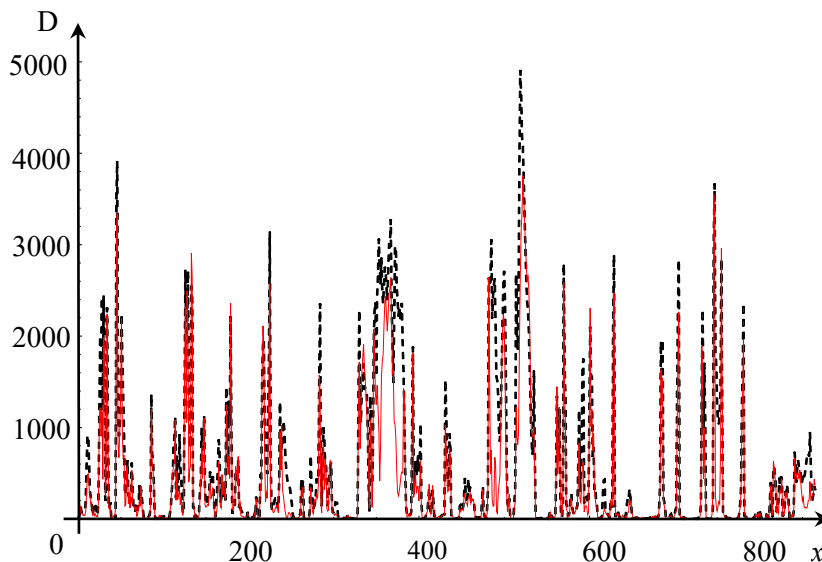


Рис. 10. Дисперсия кодов полутонов для интерполированных среднеарифметическим взвешенным методом и сбалансированным алгоритмом пикселей

Следующим шагом в оценке алгоритма сбалансированной интерполяции будет использование интерполированных пикселей в алгоритмах выделения контуров объектов, которые, как упоминалось ранее, основаны на принципах работы операции двумерной свертки и требуют интерполяции пикселей вне границ оригинального изображения. Применяя операторы Собеля, Прюитта, Шарра, сравним результаты их применения для граничных смежных пикселей оригинального изображения, а также для пикселей, интерполированных методами среднеарифметического взвешенного, моды и алгоритмом сбалансированной интерполяции. Графики откликов по методу Собеля представлены на рис. 11 – 13.

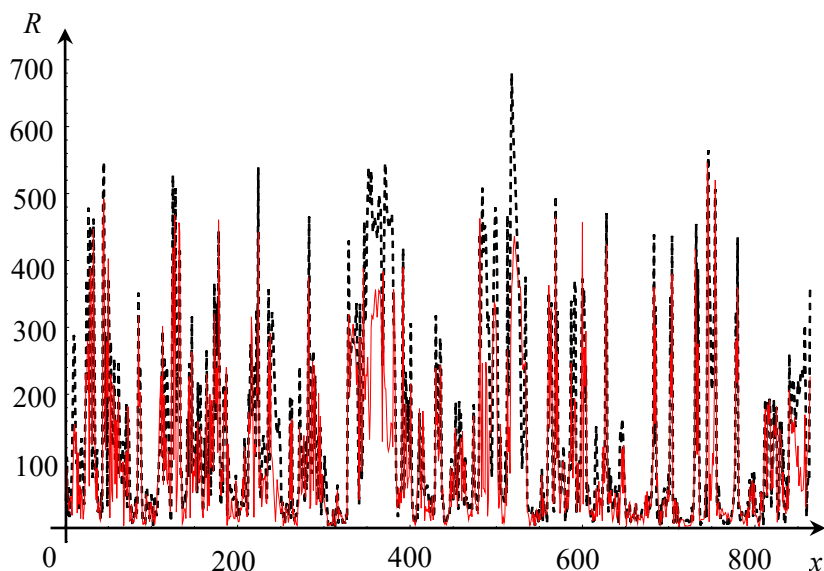


Рис. 11. Значения откликов R по интерполированным сбалансированным алгоритмом и граничным пикселям изображения

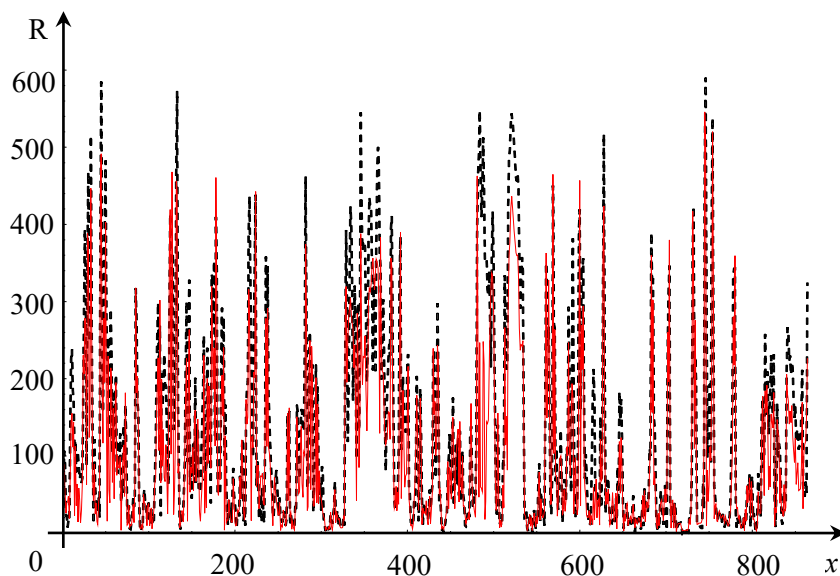


Рис. 12. Значения откликов для интерполированных модой пикселей и сбалансированным алгоритмом

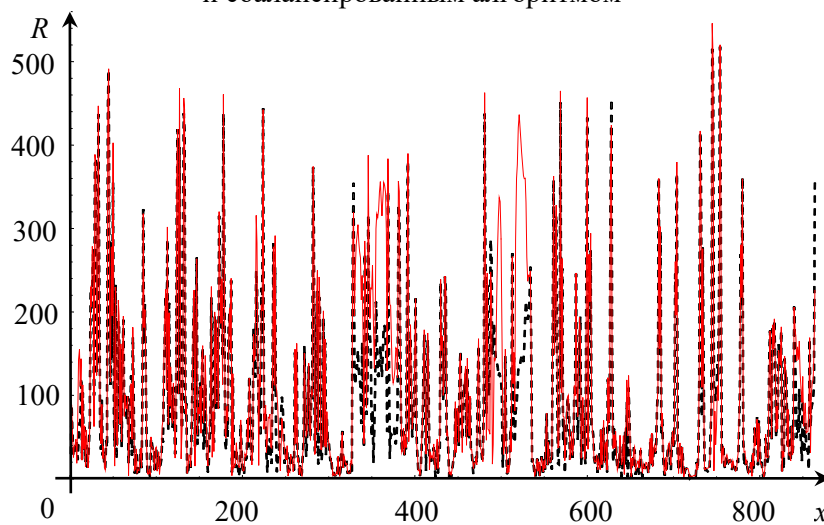


Рис. 13. Значения откликов R для интерполированных среднеарифметическим методом и сбалансированным алгоритмом пикселей

Графики откликов при использовании фильтра Шарра (рис. 14 – 16):

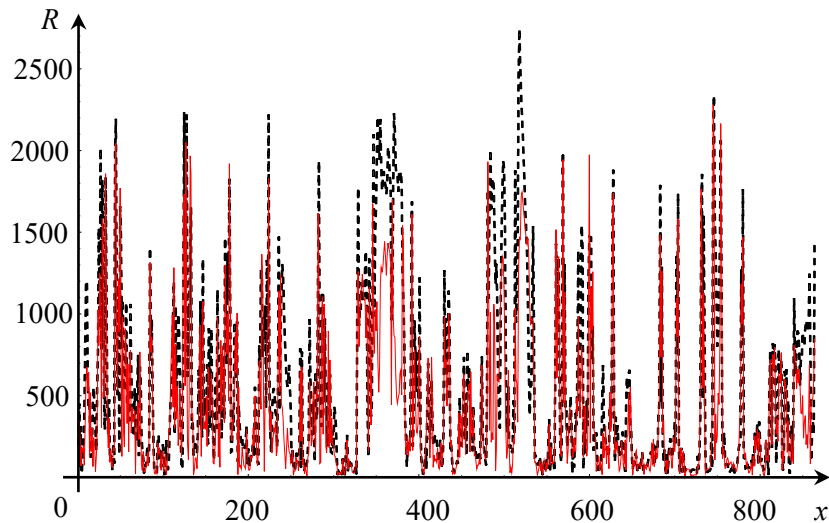


Рис. 14. Значения откликов R по интерполированным сбалансированным алгоритмом пикселям и граничным пикселям изображения

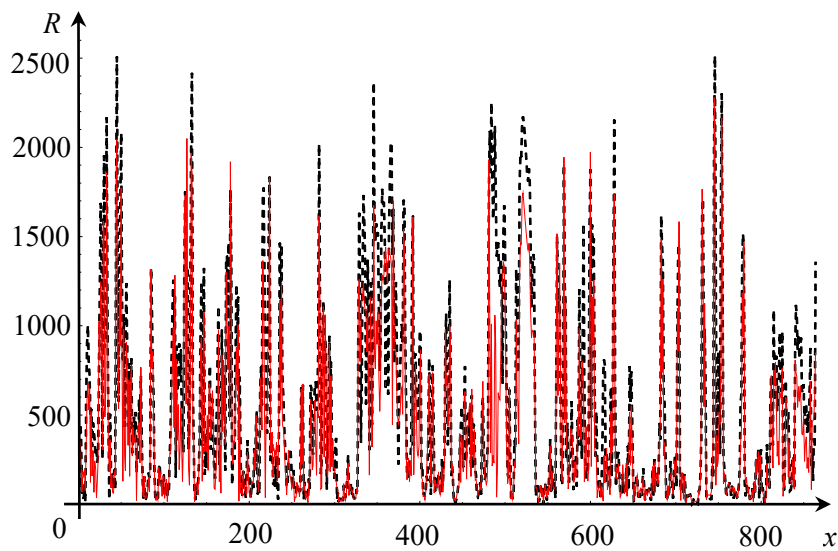


Рис. 15. Значения откликов для интерполированных модой и сбалансированным алгоритмом пикселей

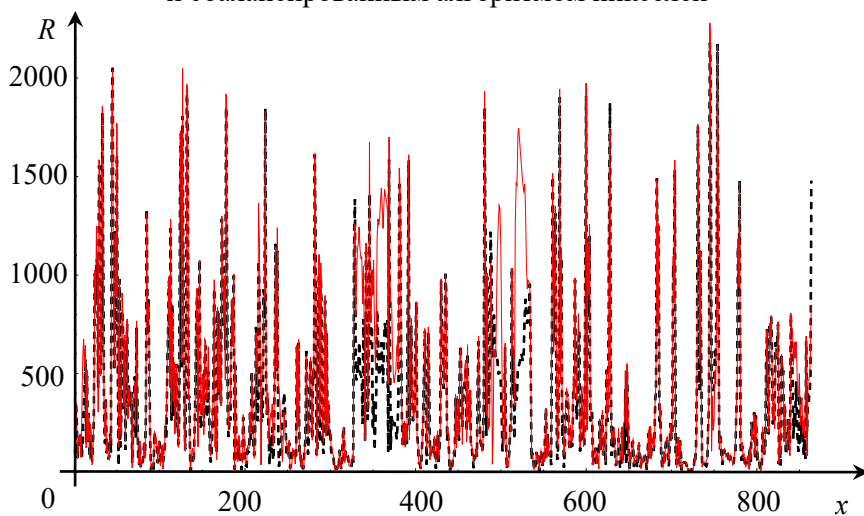


Рис. 16. Значения откликов R для интерполированных среднearифметическим методом и сбалансированным алгоритмом пикселей

Графики откликов при использовании оператора Прюитта (рис. 17 – 19):

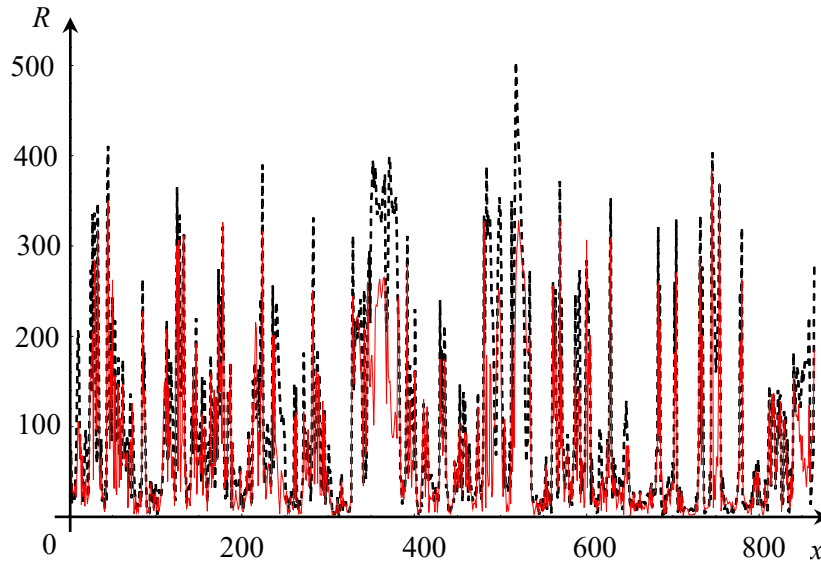


Рис. 17. Значения откликов R по интерполированным сбалансированным алгоритмом и граничным пикселям изображения

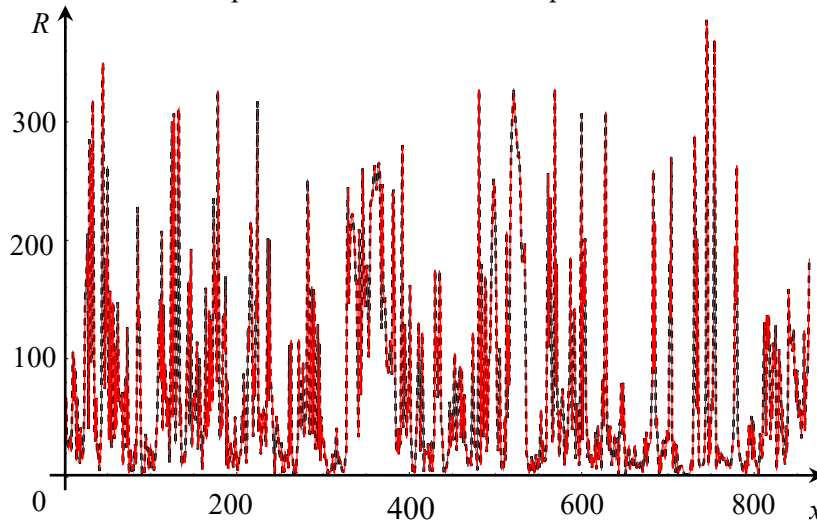


Рис. 18. Значения откликов для интерполированных модой и сбалансированным алгоритмом пикселей

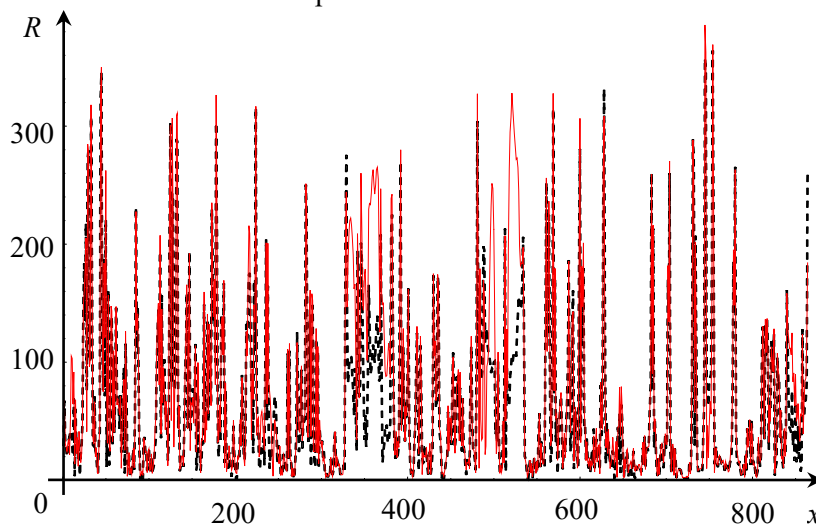


Рис. 19. Значения откликов R для интерполированных среднearифметическим методом и сбалансированным алгоритмом пикселей

Оценивая в целом графики откликов, для всех трех методов выделения контуров объектов прослеживается общая тенденция: графики, построенные с учетом интерполированных пикселей по алгоритму сбалансированной интерполяции, на большинстве интервалов строк совпадают с графиками других методов интерполяции. Имеющиеся различия касаются отдельных фрагментов строк, на которых алгоритм сбалансированной интерполяции выдает меньшие значения, чем при других методах интерполяции. Иными словами, в закономерностях по откликам прослеживаются схожие тенденции, так же как в графиках кодов полутонов. Это еще раз указывает на важность выбранного метода интерполяции пикселей вне изображения при решении задач алгоритмами на основе матриц двумерной свертки.

Приведенный пример не только носил иллюстрационный характер рассуждений при оценке нового алгоритма, но и имел практическую направленность. Решение задачи выделения контуров объектов на краях изображения целиком зависит от интерполяции пикселей вне изображения и выполняется в контексте выделения контуров объектов городской инфраструктуры. Перепад описывает разграничение между объектами на изображении или, оперируя терминами прикладной задачи, разграничение улицами домов и прочих объектов городской инфраструктуры. При детальном изучении графиков, увеличивая их размер, становится ясно, что увеличение значения отклика указывает на наличие границ контура некоторого объекта. В противном случае при относительной однородности значений и отсутствии явно выраженных скачков поведение значений укажет на промежутки между объектами (улицы и т.д.).

5. Заключение

Схема работы на основе операций двумерной свертки широко распространена среди прикладных алгоритмов, особенно в сфере сегментации. Проблема выхода алгоритма свертки за пределы обрабатываемой пиксельной матрицы существует и оказывает существенное воздействие на последующие этапы процесса обработки, в частности, на этап выделения контуров объектов на краях растрового изображения, что было продемонстрировано в примере статьи. В статье была доказана справедливость предположения о различии степени влияния на интерполируемые пиксели в зависимости от расположения смежных пикселей. Предположение было подтверждено как теоретически, опираясь на оценку результатов корреляционного анализа, так и на практике – по эмпирическому анализу графиков. На основе доказанного предположения была представлена улучшенная схема для алгоритма сбалансированной интерполяции и подобраны его весовые коэффициенты. Представленный алгоритм сбалансированной интерполяции пикселей дополняет уже существующие и используемые примитивными алгоритмами. Как показал анализ дисперсий и интерполированных значений, алгоритм позволяет получить лучшие результаты для дальнейшей обработки с несущественным увеличением сложности в отношении к иным алгоритмам. В то же время алгоритм открыт для улучшения в плане подбора более точного значения весовых коэффициентов.

Литература

1. Хиршман И. И., Уиддер Д. В. Преобразования типа свертки. М.: Издательство иностранной литературы, 1958. 312 с.
2. Брейсуэлл Р. Н. Преобразование Хартли: пер с англ. М.: Мир, 1990. 175 с.
3. Dettmers T. Understanding convolution in deep learning // TD Blog. URL: <https://timdettmers.com/2015/03/26/convolution-deep-learning> (дата обращения: 20.03.2022).
4. Заерко Д. В., Липницкий В. А. Алгоритмическая проблема выделения контуров объектов на растровых изображениях // Технические средства защиты информации: тезисы докла-

дов XVII Белорусско-российской научно-технической конференции, Минск, 6 июня 2021 г. С. 45.

5. Заерко Д. В., Липницкий В. А. Анализ методов определения граничных пикселей полутонового изображения при операции двумерной свертки. // *Новости науки и технологии*. 2021. № 2. С. 43–52.
6. Хендрик Б., Джозеф Р., Марк Ф. *Машинное обучение*. СПб.: Питер, 2017. 336 с.
7. Заерко Д. В., Липницкий В. А. Алгоритм весового определения граничных пикселей // *Системный анализ и прикладная информатика*. 2022. № 4. С. 59–62.
8. Bailey D. G. Image border management for FPGA based filters // *Proc. Sixth IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Application*. Queenstown, New Zealand, 17–19 Jan 2011. P. 144–149.

*Статья поступила в редакцию 03.05.2022;
переработанный вариант – 23.06.2022.*

Заерко Денис Владимирович

аспирант кафедры информатики БГУИР, e-mail: zaerko1991@gmail.com.

Боброва Наталия Леонидовна

к.т.н., доцент кафедры информатики БГУИР (Республика Беларусь, Минск, ул. Платонова, 39, корп. 5, каб. 401а), e-mail: bobrova@bsuir.by.

Balanced pixel interpolation algorithm when identifying the object's contours on the borders of the image

Denis V. Zaerko

Postgraduate student, Informatics department of Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR, Minks, Republic Belarus), zaerko1991@gmial.com.

Natalia L. Bobrova

Ph. D of technical sciences, associate Professor of the Informatics Department of Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR, Minks, Republic Belarus), bobrova@bsuir.by.

The operation of algorithms for identifying object's contours using two-dimensional convolution operation on the boundaries of raster images depends entirely on the location of the transformed pixel in the pixel matrix. The problem is related to the need for the convolution algorithm itself to use an additional set of pixels located outside the pixel matrix of the processed image [1, 2, 3]. In this paper, an algorithm for balanced interpolation of pixels at image boundaries in addition to algorithms based on statistical averages [4, 5] is proposed. Various sets of coefficients which are located at a certain pixel layout and participate in the interpolation algorithm is considered. A comparative analysis of the results of the balanced interpolation algorithm with the results using the arithmetic mean methods is carried out. Also, an example of using a new algorithm to solve the problem of the object's contours identification on the borders of a raster halftone image is presented. The described algorithm is easy to understand, use and integrate with other algorithms and it does not require significant computing power.

Keywords: halftone images, pixel matrix, object contour selection, two-dimensional convolution operation, non-linear operators, interpolated pixels, balanced interpolation algorithm.

References

1. Hirschman I. I., Widder D. V. *The convolution transform*. Princeton, N.J, Princeton University Press, 1955, 268 p.
2. Bracewell Ronald N. *The Hartley Transform*. Oxford University Press, New York, NY United States. 1986.
3. Dettmers T. Understanding convolution in deep learning *TD Blog*. available at: <https://timdettmers.com/2015/03/26/convolution-deep-learning> (accessed: 20.03.2022).
4. Zaerko D. V., Lipnitski. V. A. *Algoritmicheskaja problema vydelenija konturov ob#ektov na rastrovyh izobrazhenijah* [Algorithmic problem of selecting the contours of objects on bitmaps]. *Theses of 17th RNTK «Technical means of information protection» Conference*, Minsk, Republic Belarus, 6 June, 2021, p. 45.
5. Zaerko D V., Lipnitski. V. A. *Analiz metodov opredeleniya granichnyh pikselej polutonovogo izobrazheniya pri operacii dvumernoj svertki* [Analysis of methods and algorithms for determining boundary pixels of a half-tone image in a two-dimensional conversion operation]. *News of science and technologies*. 2021. no 2. pp 43-52.
6. Henrick B, Joseph W. R, Mark Fetherolf. *Real Word Machine Learning*, Manning Publications, 2016. 234 p.
7. Zaerko D. V., Lipnitski V. A. *Algoritm vesovogo opredelenija granichnyh pikselej* [Weighted determination algorithm of boundary pixels]. *System analysis and applied information science*. 2020. no. 4. pp. 59-62.
8. Bailey D. G. Image border management for FPGA based filters. *2011 Sixth IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Application*. Queenstown, New Zealand, 17-19 Jan 2011, pp 144-149.