

# Анализ цифровых изображений на основе формализма теории многих взаимодействующих частиц

В.А. Микин, С.С. Постнов, Е.В. Смирнов

В данной работе предложена модель цифрового изображения как динамической системы взаимодействующих частиц. На основе этой модели построен алгоритм анализа цифровых изображений. Исследован характер преобразования изображений в зависимости от типа потенциала взаимодействия и основных параметров модели.

**Ключевые слова:** цифровое изображение, потенциал взаимодействия, теория многих частиц, визуальная разборчивость изображений.

## Введение

Идея рассмотрения цифрового изображения как ансамбля частиц и построения алгоритмов его анализа и обработки на основе формализма теории многих частиц уже обсуждалась в литературе. Одним из ярких примеров здесь являются диффузионные модели изображений [1], в которых изображение рассматривается как система диффундирующих частиц – пикселов, имеющих некоторую универсальную характеристику (массу или концентрацию), определяемую их яркостью. В ряде работ было показано, что в ходе эволюции такой системы, определяемой уравнением диффузии, происходит частичная реставрация изображения и/или его сегментация и оконтуривание различных областей [1, 2, 3]. Аналогичные эффекты наблюдаются в моделях на основе гиббсовских случайных полей

или моделей стохастической динамики [4, 5]. Однако следует отметить следующую особенность упомянутых здесь моделей. В них при описании цифрового изображения исходно дискретная система пикселей (частиц) сначала представляется как непрерывная: уравнения, задающие ее эволюцию, строятся для интегральных макроскопических величин. Затем эти уравнения решаются численно, для чего проводится дискретизация и построение расчетной схемы, как правило, весьма сложной и вносящей свои погрешности в результаты вычислений. Кроме того, в большинстве упомянутых выше моделей частицы рассматриваются как взаимодействующие исключительно посредством случайных упругих соударений, что и выражается в зависимости силы взаимодействия от градиента концентрации. В моделях на основе гиббсовских случайных полей рассматривается динамика макрообъектов, описывающих целевые образы на изображении.

В настоящей работе предлагается несколько иная реализация описанной выше идеи – рассмотрение цифрового изображения как ансамбля попарно взаимодействующих частиц с потенциалом взаимодействия, зависящим от характеристик частиц и межчастичного расстояния. При этом для исходно дискретной системы потенциал межчастичного взаимодействия задается явно и на его основе формулируются дискретные правила эволюции. Это не только заметно снижает общую трудоемкость реализации алгоритма и обработки изображений с его помощью, но и избавляет от дополнительных вычислительных ошибок (связанных, главным образом, с округлением и интерполяцией), вносимых переходами между дискретным и непрерывным представлением. Следует отметить, что такой подход созвучен модели цифрового изображения как дискретного многообразия, разработанной В.Н. Козловым [6, 7] и ориентированной на изучение «статических» (геометрических, топологических) характеристик и особенностей изображения. Предлагаемый в данной работе подход может, в принципе, рассматриваться как «динамическое обобщение» данной модели. На основе предложенного подхода в работе строится алгоритм преобразования исходного изображения. На тестовых примерах изучаются особенности работы данного алгоритма.

## Модель цифрового изображения

Каждый пиксел изображения представляется частицей, имеющей некоторую универсальную характеристику, в дальнейшем называемую массой, равную

$$m_i = I_0 - I_i, \quad (1)$$

где  $I_i$  – яркость  $i$ -го пиксела,  $I_0$  – максимальное значение яркости (верхняя граница яркостного диапазона, например, 255). Согласно формуле (1) наибольшей массой будет обладать пиксел черного цвета, которому в стандартной шкале полутонов соответствует нулевое значение яркости. Далее предполагается, что представляющие интерес элементы изображения (в дальнейшем именуемые объектами интереса) состоят из более тяжелых, «темных», пикселов, чем остальные элементы и фон изображения.

Взаимодействие между частицами считается попарным (двухчастичным), притягивающим и задается потенциалом межчастичного взаимодействия  $U(\vec{r})$ , где  $\vec{r}$  – межчастичное расстояние. Последний может быть финитного или инфинитного типа (1). Потенциал финитного типа обуславливает существование в системе взаимодействующих частиц области эффективного взаимодействия – диапазона значений межчастичного расстояния, в котором частицы взаимодействуют заметным образом и за пределами которого данное взаимодействие асимптотически или резко исчезает. Инфинитный потенциал обуславливает взаимодействие частиц, сила которого монотонно спадает с расстоянием. Следует отметить, что для системы пикселов в данной работе межчастичное расстояние понимается как расстояние между центрами частиц, т.е. для соседних пикселов расстояние между ними будет равно 1 пикселу.

В случае инфинитного потенциала взаимодействие определяется массами частиц и расстоянием между ними. В случае финитного потенциала взаимодействия, помимо масс частиц и расстояния между ними, важным параметром является характерный размер области локализации потенциала (в дальнейшем – области взаимодействия), который должен выбираться, исходя из условий решаемой задачи, и согласовываться с характерным размером объектов интереса на анализируемом изображении. Следует также отметить, что в случае финитного потенциала рассматриваются недеформируемые частицы: потенциал взаимодействия характеризуется очень

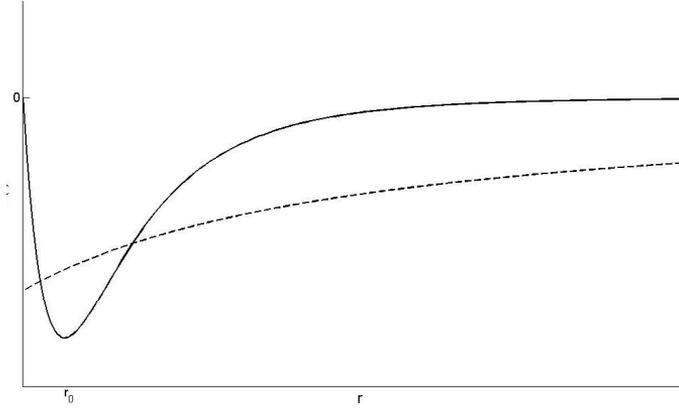


Рис. 1: Общий вид финитного (сплошная линия) и инфинитного (пунктирная линия) потенциала межчастичного взаимодействия.

быстрым асимптотическим ростом при стремлении межчастичного расстояния к нулю.

Взаимодействие пары частиц в рамках обсуждаемой модели может быть описано следующей системой уравнений:

$$\begin{aligned}\vec{F}_{ij} &= -\nabla U(\vec{r}) = Gm_i m_j f(r) \frac{\vec{r}}{r}, \\ \vec{a}_i &= \frac{\vec{F}_{ij}}{m_i}, \\ \Delta \vec{r}_i &= \frac{\vec{a}_i \Delta t^2}{2},\end{aligned}\tag{2}$$

где  $G$  – константа взаимодействия (которую можно положить равной 1),  $m_i$  и  $m_j$  – массы взаимодействующих частиц (значения яркости соответствующих пикселей),  $f(r)$  – функция, описывающая зависимость потенциала от межчастичного расстояния  $r = |\vec{r}|$ ,  $\vec{F}_{ij}$  – сила межчастичного взаимодействия,  $\Delta \vec{r}_i$  – потенциальное перемещение  $i$ -й частицы,  $\vec{a}_i$  – потенциальное ускорение приобретаемое  $i$ -ой частицей под действием силы  $\vec{F}_{ij}$ ,  $\Delta t$  – шаг по времени.

Первое из уравнений системы (2) представляет собой известное следствие теоремы Гельмгольца в теории поля [8], позволяющее вычислить силу взаимодействия (для потенциальных сил) через потенциал взаимодействия. Второе следует из закона изменения

импульса (второй закон Ньютона в классической механике). Третье уравнение представляет собой перемещение  $i$ -й частицы под действием силы  $\vec{F}_{ij}$ , вычисленное на основе второго уравнения в предположении постоянства ускорения этой частицы.

Следует отметить, что в данном случае величины, описывающие динамику частиц (перемещение и ускорение), носят потенциальный или фиктивный (виртуальный) характер и в описанном ниже алгоритме анализа изображения происходит не перемещение частиц (пикселей изображения), а перераспределение массы между ними. Это позволяет избежать необходимости использовать округление при работе с перемещениями, эквивалентными дробному числу пикселей.

Тип потенциала взаимодействия фактически определяет характер динамики системы частиц-пикселей. В случае инфинитного потенциала наиболее существенным будет взаимодействие близко расположенных массивных частиц. При этом сила взаимодействия и характерные приращения яркости пикселей, вычисляемые в соответствии с ее величиной, будут достаточно плавно зависеть от расстояния. Здесь, в принципе, возможны следующие нежелательные ситуации: 1) когда взаимодействие двух «легких» близкорасположенных частиц будет сильнее, чем взаимодействие двух массивных частиц, разнесенных на большее расстояние; 2) когда взаимодействие близкорасположенных частиц «средней» яркости окажется слабее, чем их взаимодействие с «тяжелой» частицей, расположенной на значительном расстоянии от них. Данные ситуации нежелательны, поскольку могут привести к появлению на изображении артефактов, таких как агрегация элементов разных образов, нарушение их контуров, формы и местоположения.

Чтобы избежать подобных нежелательных эффектов можно использовать локализацию взаимодействия: применять финитный потенциал взаимодействия или рассматривать инфинитный потенциал, заданный в некоторой области (окне) и равный нулю за ее пределами. При этом размер упомянутого окна, как и размер области взаимодействия для финитного потенциала, будет определять характерный масштаб расстояний, на котором частицы эффективно взаимодействуют, и характерный размер образов на изображении и расстояний между ними.

В случае финитного или локализованного инфинитного потенциала существенным образом взаимодействовать будут только части-

цы, расположенные в области взаимодействия. При этом достаточно массивные («черные») частицы будут взаимодействовать наиболее сильно, а частицы расположенные за пределами области взаимодействия, даже при их большой массе, будут взаимодействовать очень слабо. В обоих случаях (финитного и инфинитного потенциалов) в ходе эволюции системы тяжелые частицы будут группироваться, а одиночные частицы будут притягиваться к таким скоплениям массивных частиц, что будет приводить к выделению характерных контуров изображения, практически не затрагивая фон. Различным при этом будет характер группировки: либо более равномерное (по области) стягивание тяжелых частиц, часто сопровождающееся потерей детальности изображения, в случае инфинитного потенциала взаимодействия, либо более локальная группировка, происходящая в малых областях и приводящая к повышению резкости и контрастности элементов изображения без потери детальности в случае финитного потенциала.

## **Алгоритм обработки цифровых изображений**

### **Общие замечания**

На основе моделирования динамики многочастичной системы в соответствии с системой уравнений (2) можно построить алгоритм преобразования (обработки) цифровых изображений.

В начальный момент, при поступлении на вход алгоритма первичного изображения, происходит инициализация системы: всем пикселям присваиваются значения массы в соответствии с формулой (1). Далее запускается эволюция системы: выбирается скользящее окно и в нем относительно центральной частицы (центрального пикселя) с помощью системы уравнений (2) рассчитываются потенциалы и силы взаимодействия с другими частицами.

В случае инфинитного потенциала скользящее окно вводится как в целях локализации взаимодействия (см. выше), так и исходя из соображений снижения вычислительных затрат, фактически задавая эффективную область взаимодействия и число частиц, взаимодействие между которыми считается значимым. При этом эффективный потенциал взаимодействия становится кусочно-непрерывным, а размер скользящего окна должен согласовываться с характерным размером объектов интереса на изображении.

В случае финитного потенциала введение скользящего окна более естественно, т.к. соответствует концепции короткодействия, а его размер при этом связан с размером области взаимодействия. Эта связь, в принципе, может задаваться по-разному. Ниже изложен один из возможных способов.

### **Выбор размера скользящего окна в случае финитного потенциала взаимодействия**

В случае, когда фон однороден, изображение можно рассматривать как среду, обладающую некоторой постоянной плотностью  $\rho$ . Тогда характерный радиус взаимодействия в данной среде будет определяться следующим образом:

$$r_0 = C\rho^{-1/2},$$
$$\rho = \frac{M}{S},$$

где  $S$  – площадь изображения,  $M$  – суммарная масса (яркость) пикселей изображения,  $C$  – некоторая константа. В силу дискретности модели необходимо ограничить минимальный радиус взаимодействия значением в 1 пиксел. В зависимости от решаемой задачи и типа исследуемого изображения данный порог может повышаться. Значение константы  $C$ , необходимое для нормировки вычисляемого радиуса взаимодействия на его заданное минимальное значение, может быть получено из условия:

$$C = \rho_{max}^{-1/2} R_{min},$$

где  $R_{min}$  – минимальный радиус взаимодействия, а  $\rho_{max}$  – максимальное значение плотности.

Вычисляемый описанным выше образом радиус взаимодействия может быть принят за размер скользящего окна. В случае, когда характерные особенности обрабатываемого изображения имеют протяженный характер, уместно выбирать скользящее окно анизотропным – имеющим различные вертикальный и горизонтальный размеры.

### **Алгоритм перераспределения яркости пикселей**

Как отмечалось выше, в силу малости выбираемого шага по времени  $\Delta t$  и изначальной дискретности модели потенциальное малое

(меньше размера пиксела) перемещение частицы  $\Delta\vec{r}$  проявляется в "перетекании" определенной части массы от одной частицы к другой (изменении яркости пикселов). Это избавляет от необходимости производить сдвиги частиц на дробное число пикселов, заменив их перераспределением массы (яркости) между пикселями. Направление, в котором происходит передача массы от центральной частицы к другим, и величина этой массы определяются по формуле:

$$\Delta\vec{m}_i = m_i\Delta\vec{r}_i,$$

где  $\Delta\vec{r}_i$  – потенциальное перемещение, определяемое на основании системы уравнений (2). Более подробно: масса  $\Delta m_i = |\Delta\vec{m}_i|$ , переходящая от центральной частицы, распределяется между ее соседями в соответствии со следующими соотношениями (верхний индекс у распределения массы соответствует временному параметру – номеру итерации):

$$\begin{aligned} m_i &= M^t(x, y) \equiv M_{pq}^t; \\ k &= \begin{cases} 1, & \Delta x_i \geq 0, \\ -1, & \Delta x_i < 0, \end{cases} \quad l = \begin{cases} 1, & \Delta y_i \geq 0, \\ -1, & \Delta y_i < 0, \end{cases} \\ \Delta x_i > \Delta y_i &: \begin{cases} M_{p+k, q}^{t+1} = M_{p+k, q}^t + \left(1 - \frac{\Delta y_i}{\Delta x_i}\right) \Delta m_i, \\ M_{p+k, q+l}^{t+1} = M_{p+k, q+l}^t + \frac{\Delta y_i}{\Delta x_i} \Delta m_i, \end{cases} \\ \Delta x_i < \Delta y_i &: \begin{cases} M_{p, q+l}^{t+1} = M_{p, q+l}^t + \left(1 - \frac{\Delta x_i}{\Delta y_i}\right) \Delta m_i, \\ M_{p+k, q+l}^{t+1} = M_{p+k, q+l}^t + \frac{\Delta x_i}{\Delta y_i} \Delta m_i, \end{cases} \\ \Delta x_i = \Delta y_i &: M_{p+k, q+l}^{t+1} = M_{p+k, q+l}^t + \Delta m_i. \end{aligned} \quad (3)$$

К системе (3) следует добавить условие преобразования массы центральной частицы. Здесь возможны два основных варианта – ее сохранение или сохранение суммарной массы частиц в процессе взаимодействия (выполнение закона сохранения массы). Соответственно, в первом случае упомянутое условие запишется в виде

$$M^{t+1}(x, y) = M^t(x, y),$$

а во втором – в виде

$$\sum_{i,j} M^{t+1}(x_i, y_j) = \sum_{i,j} M^t(x_i, y_j),$$

где суммирование подразумевается по всем точкам скользящего окна, в котором производится перераспределение массы. Следует отметить, что в случае несохранения массы каждая частица является, по сути, точечным источником массы.

После того как в данном скользящем окне произведено перераспределение массы в соответствии с вычисленными величинами добавок, окно сдвигается на один пиксел, и описанная процедура повторяется. После прохода всего изображения такт работы считается завершенным. Далее процедура повторяется итерационно до достижения наилучшего по выбранным критериям результата.

## Методика исследования работы алгоритма на тестовых изображениях

Для программной реализации построенного выше алгоритма обработки в качестве потенциалов взаимодействия были выбраны инфинитный кулоновский потенциал, в котором зависимость от межчастичного расстояния задается как

$$f(r) = \pm \frac{r_0}{r}$$

и финитный потенциал типа Юкавы, для которого

$$f(r) = \pm \frac{\exp(-r_0/r)}{r}.$$

При этом знак  $+$  в формулах соответствует притяжению частиц (пикселов), а знак  $-$  – отталкиванию.

Оценка результата работы алгоритма производилась на основе анализа изменения ряда количественных характеристик изображения, а также на основе анализа изменений гистограммы изображения. Под количественными характеристиками изображения подразумевались оценки среднего (по изображению) отношения сигнал/шум, средней минимальной и максимальной дисперсий яркости и средней контрастности изображения. Вычисление данных величин проводилось на основе локальных статистик изображения [9]: изображение разбивалось равномерной сеткой на ячейки порядка  $20 \times 20$  пикселов, в каждой из которых вычислялись оценки дисперсии яркости пикселов (в предположении статистической независимости сигнальных и шумовых составляющих изображения). Среди этих

величин затем определялись максимальная и минимальная в каждом вертикальном или горизонтальном ряду и усреднением по числу рядов вычислялись оценки средних минимальной и максимальной дисперсий,  $D_{min}$  и  $D_{max}$ . Данные величины фактически характеризуют соответственно степень неоднородности фона изображения и степень отличия информативных компонент изображения от фона. На основе этих величин вычислялась оценка среднего отношения сигнал/шум:

$$\sigma = \sqrt{\frac{D_{max}}{D_{min}} - 1}.$$

Оценка средней контрастности  $c$  вычислялась как значение контрастности, усредненное по всем ячейкам сетки.

В качестве исходных данных для исследования был выбран ряд тестовых изображений (рис. 2-4) представляют собой фрагменты изображений из открытой базы TID2008. В ходе исследования размеры скользящего окна подбирались автоматически на основе построенного и описанного выше алгоритма. Количество итераций обработки и параметры потенциала подбирались индивидуально в зависимости от типа изображений. Полученные результаты приводятся ниже.



Рис. 2: Тестовое изображение 1.

## Результаты исследования

На рис. 5-7 показаны результаты обработки тестового изображения. Минимальный радиус взаимодействия во всех случаях выби-



Рис. 3: Тестовое изображение 2.



Рис. 4: Тестовое изображение 3.

рался равным одному пикселу, а размер окна, в котором проводилось перераспределение массы был выбран равным  $3 \times 3$ . Изображения на рис. 5 и 6 получены в результате одноэтапной обработки с различным типом потенциала и параметрами алгоритма. На рис. 7 приведен результат двухэтапной обработки: при выборе финитного потенциала в режиме несохранения массы: сначала 5 итераций с отталкивающим потенциалом и шагом  $\Delta t = 2 \times 10^{-4}$ , затем 2 итерации с притягивающим потенциалом и шагом  $\Delta t = 5 \times 10^{-4}$ . В табл. 1-3 приведены количественные характеристики изображений в процессе обработки (нулевая итерация соответствует исходному изображению, рис. 2, а последняя итерация соответствует результатам обработки, представленным на рис. 5-7).

Из рис. 5-7 и табл. 1-3 видно, что в результате обработки повышается среднее отношение сигнал-шум и средняя контрастность изображения. Кроме того, если в случае одноэтапной обработки



Рис. 5: Результат обработки тестового изображения 1 при выборе финитного притягивающего потенциала в режиме несохранения массы после 5 итераций с шагом  $\Delta t = 2 \times 10^{-4}$ .

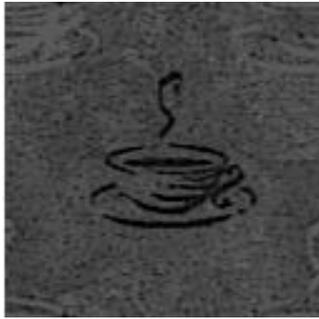


Рис. 6: Результат обработки тестового изображения 1 при выборе инфинитного притягивающего потенциала в режиме несохранения массы после 4 итераций с шагом  $\Delta t = 2 \times 10^{-4}$ .

Таблица 1

№итерации	$\sigma$	$c$	$D_{min}$	$D_{max}$	Взаимодействие	Шаг
0	3,717	0,212	14,243	195,595	-	-
1	3,918	0,232	16,573	250,980	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
2	4,218	0,256	19,008	331,166	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
3	4,575	0,285	21,803	444,828	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
4	4,734	0,386	25,928	565,884	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
5	4,606	0,408	31,215	648,514	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$

(рис. 5 и 6) средняя минимальная дисперсия увеличивается, то при двухэтапной обработке (рис. 7) она остаётся примерно на исходном



Рис. 7: Результат двухэтапной обработки тестового изображения 1 при выборе финитного потенциала в режиме несохранения массы.

Таблица 2

№итерации	$\sigma$	$c$	$D_{min}$	$D_{max}$	Взаимодействие	Шаг
0	3,717	0,212	14,243	195,595	-	-
1	4,005	0,236	16,934	266,969	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
2	4,372	0,269	20,326	379,951	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
3	4,704	0,378	24,750	533,723	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
4	4,623	0,408	30,814	644,515	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$

Таблица 3

№итерации	$\sigma$	$c$	$D_{min}$	$D_{max}$	Взаимодействие	Шаг
0	3,717	0,212	14,243	195,595	-	-
1	3,671	0,224	12,282	165,695	Отталкивание	$2 \times 10^{-4}$
2	3,665	0,235	10,817	146,084	Отталкивание	$2 \times 10^{-4}$
3	3,632	0,245	9,787	130,813	Отталкивание	$2 \times 10^{-4}$
4	3,582	0,255	9,059	118,680	Отталкивание	$2 \times 10^{-4}$
5	3,527	0,092	8,497	108,915	Отталкивание	$2 \times 10^{-4}$
6	4,025	0,303	10,703	174,300	Притяжение	$5 \times 10^{-4}$
7	4,749	0,359	14,058	313,563	Притяжение	$5 \times 10^{-4}$

уровне. В целом, контуры на изображении становятся более резкими и визуально отличимыми от фона. Структура фона при этом также "обостряется" в случае одноэтапной обработки и, напротив, "размывается" при двухэтапной обработке.

Построенный в данной работе подход оказывается применим и в за-

даче выделения локальных особенностей изображения при работе с его искусственно «зашумлённой» версией. Как показали эксперименты, наилучший эффект при этом достигается, если предварительно снизить неоднородность фона, применив одну из сглаживающих процедур.

На рис. 8-11 приведены примеры обработки тестовых изображений, приведённых на рис. 3-4 в случае, когда эти изображения подверглись искусственному "зашумлению" аддитивным белым гауссовым шумом с дисперсией 20%. В качестве предварительной сглаживающей процедуры применялся гауссов фильтр размытия с апертурой  $3 \times 3$ . В табл. 4-5 представлена динамика количественных характеристик изображений в процессе обработки. Видно, что производимая обработка позволяет увеличить среднее отношение сигнал-шум и контрастность, приводя к снижению неоднородности фона и усилению локальных особенностей изображения.

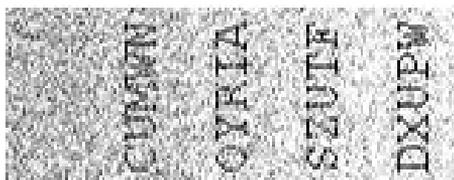


Рис. 8: Результат искусственного "зашумления" тестового изображения 2.

## Анализ результатов

По сути своей предлагаемый подход является разновидностью локальной нелинейной обработки (фильтрации) изображений, чувствительной к отличиям в яркости пикселей. Как было показано в ходе экспериментов, предложенный метод работает лучше всего на изображениях, с однородным или "квазиоднородным" фоном: распределение яркости по пикселям изображения близко к гауссовому. Из приведённых экспериментальных результатов видно, что применение предложенного в работе алгоритма позволяет повысить

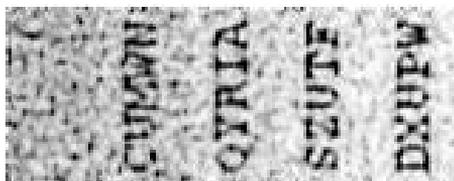


Рис. 9: Результат обработки искусственно "зашумлённого" тестового изображения 2.



Рис. 10: Результат искусственного "зашумления" тестового изображения 3.



Рис. 11: Результат обработки искусственно "зашумлённого" тестового изображения 3.

Таблица 4

№итерации	$\sigma$	$c$	$D_{min}$	$D_{max}$	Взаимодействие	Шаг
0	2,743	0,188	822,234	6615,242	-	-
1	3,892	0,149	138,532	2027,963	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
2	4,388	0,173	149,215	2733,813	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
3	4,773	0,172	161,492	3459,771	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
4	5,092	0,147	176,632	4248,211	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
5	5,286	0,158	194,540	4969,929	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$
6	5,308	0,220	216,149	5470,804	Притяжение	$2 \times 10^{-4}$

Таблица 5

№итерации	$\sigma$	$c$	$D_{min}$	$D_{max}$	Взаимодействие	Шаг
0	1,594	0,057	1366,291	4803,610	-	-
1	3,798	0,116	190,979	2765,545	Притяжение	$5 \times 10^{-4}$
2	3,598	0,421	271,894	3531,158	Притяжение	$5 \times 10^{-4}$

визуальную разборчивость изображения, заметно увеличивая контрастность и отношение сигнал-шум. Здесь следует отметить, что с увеличением числа итераций может наступать насыщение указанных характеристик, связанное с достижением большинством точек изображения граничных значений яркости в заданном динамическом диапазоне.

Как показали результаты обработки тестовых примеров, предложенный алгоритм в гораздо меньшей степени затрагивает фон изображения, избирательно влияя на его структурные особенности.

Следует отметить также существенное отличие работы построенного алгоритма от обычного контрастирования. Контрастирование – по сути изменение соотношений яркостей (масс, если пользоваться терминологией обсуждаемой модели), т.е. «тяжелые» частицы при этом станут более "тяжелыми а "лёгкие" – более "лёгкими". Кроме того, при вычислении контраста для частицы (пиксела) не учитываются ни её положение, ни взаимодействия с соседними частицами. Продолжая аналогию можно сказать, что предложенный метод является процедурой нелинейного локально-адаптивного контрастирования. Адаптивность здесь обусловлена тем, что расчёт перераспределения яркостей (масс) производится в каждой локальной

области с учётом яркостей входящих в неё пикселей.

## Заключение

Таким образом, в работе предложена дискретная динамическая модель цифрового изображения как системы многих частиц с попарным взаимодействием. На основе данной модели предложен алгоритм цифровой обработки изображений, в котором на каждом такте эволюции динамической системы происходит перераспределение яркости пикселей по заданным правилам. Представлены примеры применения построенного алгоритма для обработки тестовых изображений. Показано, что такая обработка способна улучшить формальные показатели качества изображения, и в целом его визуальную разборчивость.

Проведенное исследование показало, что построенная методика обладает избирательным влиянием на крупномасштабные структурные особенности изображения при более слабом воздействии на фон.

Полученные в работе результаты позволяют говорить о возможности использования построенной методики для обработки, в частности, структуризации и реставрации, цифровых малоcontrastных изображений.

## Список литературы

- [1] *Perona P., Malik J.* Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, v. 12, no. 7, p. 629-639.
- [2] *Weickert J.* A review of nonlinear diffusion filtering. // Lecture Notes in Computer Science, 1997, v. 1252, p. 3-28.
- [3] *Борисенко Г.В., Денисов А.М., Крылов А.С.* Об одном диффузионном методе фильтрации и повышения резкости изображений // Программирование, 2008, № 5, с. 32-36.
- [4] *Descombes X., Zhizhina E.* The Gibbs fields approach and related dynamics in image processing // Condensed Matter Physics, 2008, v. 11, no. 2, p. 1-20.

- [5] *Descombes X., Minlos R.A., Zhizhina E.* Object extraction using stochastic birth-and-death dynamics in continuum // *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2009, v. 33(3), p. 347-359.
- [6] *Козлов В.Н.* Введение в математическую теорию зрительного восприятия. М.: изд-во Центра прикладных исследований механико-математического ф-та МГУ им. М.В. Ломоносова, 2007.
- [7] *Козлов В.Н.* Алгоритмы формирования системы взаимосвязанных образов. // *Интеллектуальные системы*, 2014, т. 18, вып. 2, с. 99-114.
- [8] *Мышкис А.Д.* Математика для ВТУЗов. Специальные курсы. М.: Наука, 1971.
- [9] *Young I.T., Gerbrands J.J., van Vliet L.J.* Fundamentals of Image Processing. Delft: Delft University of Technology, 1998.