



Николай Викторович Медведев родился в 1954 г., окончил в 1977 г. МВТУ им. Н.Э. Баумана. Канд. техн. наук, зав. кафедрой “Информационная безопасность” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 45 научных работ в области исследования и разработки защищенных систем автоматической обработки информации.

N.V. Medvedev (b. 1954) graduated from the Bauman Moscow Higher Technical School in 1977. Ph. D. (Eng.), head of “Data Safety” department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 45 publications in the field of study and development of secured systems of automatic data processing.



Георгий Александрович Гришин родился в 1979 г., окончил МГТУ им. Н.Э. Баумана в 2003 г. Доцент кафедры “Информационная безопасность” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 4 научных работ в области информационной безопасности.

G.A. Grishin (b. 1979) graduated from the Bauman Moscow State Technical University in 2003. Ph. D. (Eng.), assoc. prof. of “Data Safety” department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 4 publications in the field of the information safety.



Денис Петрович Кацыв родился в 1977 г., окончил в 1999 г. Московский автомобильно-дорожный институт (государственный технический университет). Вице-президент АТК “МиаОйл”. Автор пяти научных работ в области автоматизированных систем обработки информации и управления.

D.P. Katsyv (b. 1977) graduated from the Moscow Automobile and Road Institute (state technical university), vice-president of "ATK "MiaOylz". Author of 5 publications in the field of automated systems of data processing and control.

УДК 621.391:53.08

В. Я. К о л ю ч к и н, А. С. М а ч и х и н

## **МОДИФИЦИРОВАННЫЙ ИТЕРАЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*Предложен модифицированный итерационный алгоритм с ограничениями на положительность решения и нормировкой на область допустимых значений для восстановления изображений, смазанных и искаженных расфокусировкой. Для обеспечения сходимости и стабилизации решения на каждой итерации используется фильтр Винера. Приведены результаты апробации алгоритма на реальных изображениях.*

Задача восстановления изображения связана с компенсацией линейных искажений, вносимых системой регистрации. Дополнительные линейные искажения могут быть смазанными или вызваны рас-

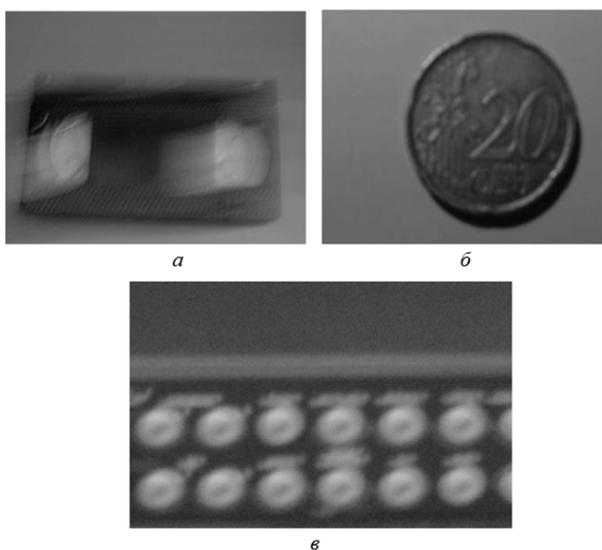
фокусировкой при регистрации изображений. Кроме этого, любое зарегистрированное изображение искажено шумом, который в большинстве практически важных случаев можно считать аддитивным и не коррелированным с изображением.

В качестве иллюстрации на рис. 1, *а* приведено изображение видеокассеты, искаженное смазом, на рис. 1, *б* — расфокусированное изображение монеты, а на рис. 1, *в* — одновременно расфокусированное и смазанное, сильно зашумленное изображение приборной панели.

Как отмечено в работе [1], успешное решение задачи восстановления изображений в значительной степени зависит от объема имеющейся априорной информации о восстанавливаемом изображении, а также о характеристиках искажений. В большинстве практически интересных случаев объем такой априорной информации крайне ограничен, что, в свою очередь, ограничивает возможности большинства существующих методов восстановления изображений.

Следует также отметить, что качество восстановления изображения оценивается человеком на основе субъективного восприятия. Поэтому эффективность тех или иных алгоритмов восстановления также оценивается субъективно на основе визуального анализа. Это осложняет решение задачи восстановления изображения, так как оптимальность алгоритма по критерию точности математического решения не означает оптимальности с точки зрения его восприятия человеком-оператором.

Цель настоящей работы — разработка алгоритма обработки изображений, позволяющего в условиях априорной неопределенности умень-



**Рис. 1. Примеры искаженных изображений**

шить искажения и при этом свести к минимуму интерактивное вмешательство оператора.

Задача восстановления изображения формулируется как процесс воссоздания исходного изображения, описываемого функцией  $f(x, y)$ , по наблюдаемому искаженному изображению  $g(x, y)$ . Методы восстановления основаны на моделировании процесса искажения и применении обратных процедур для получения исходного изображения.

Для пространственно инвариантной системы регистрации модель формирования изображения с учетом аддитивного шума  $n(x, y)$  этой системы представляется выражением вида

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

где  $h(x, y)$  — аппаратная функция регистрирующей системы;  $\otimes$  — обозначение интегральной операции свертки.

В пространственно-частотной области соотношение (1) преобразуется к виду

$$\tilde{g}(\nu_X, \nu_Y) = \tilde{f}(\nu_X, \nu_Y) \tilde{h}(\nu_X, \nu_Y) + \tilde{n}(\nu_X, \nu_Y). \quad (2)$$

Таким образом, задача восстановления изображения  $f(x, y)$  сводится к задаче деконволюции, т.е. решению интегрального уравнения типа свертки. Известно несколько способов решения задачи деконволюции. На практике, ввиду простоты реализации и высокой скорости вычислений, широко применяют линейные методы [1–3], заключающиеся в нахождении некоторого линейного оператора  $\mathbb{R}$ , который восстанавливает исходное изображение  $f = \mathbb{R}g$ . Недостатками данного подхода являются ограниченность полосы частот восстанавливаемого изображения и невозможность учета ограничений на получаемые решения. Для получения удовлетворительных результатов при использовании этих методов необходима априорная информация о характеристиках исходного изображения и шума, а также требуется интерактивное вмешательство в процесс подбора передаточной функции восстанавливающего фильтра в ходе многовариантного анализа.

Большую группу методов для решения задачи восстановления составляют нелинейные алгоритмы [1]. Их отличает значительная универсальность, возможности регуляризации и экстраполяции спектра. Однако сложность программирования, медленная скорость вычислений и отсутствие гарантированных приемов обеспечения сходимости зачастую заставляют отказаться и от этих методов.

К итерационным методам решения задач восстановления изображений относят такие методы, в которых по известному приближению ищется следующее более точное. На практике данные алгоритмы приобретают все большую популярность, так как они допускают учет

важных физических ограничений, накладываемых на решение, непосредственно в итерационной схеме. Кроме того, они свободны от указанных недостатков линейных и нелинейных алгоритмов.

Чтобы пояснить суть итерационного алгоритма, представим выражение (1) в операторном виде:

$$g = \mathfrak{R}f, \quad (3)$$

где  $\mathfrak{R}$  — обозначение оператора искажения.

Если существует обратный оператор  $\mathfrak{R}^{-1}$ , то процедуру восстановления изображения можно выразить соотношением

$$f = \mathfrak{R}^{-1}g. \quad (4)$$

Представим обратный оператор разложением в ряд Неймана:

$$\mathfrak{R}^{-1} = \mathfrak{S} + \sum_{m=0}^{\infty} (\mathfrak{S} - \mathfrak{R})^m, \quad (5)$$

в котором оператор  $\mathfrak{S}$  является единичным оператором, т.е.  $\mathfrak{S}f = f$ .

Соотношение (4) можно представить как

$$f = g + \sum_{m=1}^{\infty} (\mathfrak{S} - \mathfrak{R})^m g. \quad (6)$$

Тогда  $(k + 1)$ -й член разложения в ряд соотношения (5) определяется формулой

$$\begin{aligned} f_{k+1} &= g + \sum_{m=1}^{k+1} (\mathfrak{S} - \mathfrak{R})^m g = \\ &= g + (\mathfrak{S} - \mathfrak{R}) \left[ g + \sum_{m=1}^k (\mathfrak{S} - \mathfrak{R})^m g \right] = g + (\mathfrak{S} - \mathfrak{R})f_k, \end{aligned} \quad (7)$$

которая определяет итерационную процедуру решения обратной задачи.

Итерационная процедура (6) получения приближения  $f_{k+1}$  по приближению  $f_k$  является основой большинства реализуемых на практике итерационных алгоритмов [1]. Однако в таком простейшем виде итерационный алгоритм не имеет преимуществ по сравнению с решением обратной задачи методом линейной фильтрации. Ситуация качественно меняется, если в итерационную схему ввести нелинейные ограничения.

В предлагаемом алгоритме на каждой итерации используется оператор  $\mathbb{S}$  ограничений на положительность решения

$$\mathbb{S}\{f(x, y)\} = \begin{cases} f(x, y), & f(x, y) \geq 0 \\ 0, & f(x, y) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

и оператор  $\mathbb{N}$  нормировки решения на диапазон допустимых значений

$$\mathbb{N} \{f(x, y)\} = f(x, y) \frac{\max(g) - \min(g)}{\max(f) - \min(f)}, \quad (9)$$

где  $\min(\cdot)$  и  $\max(\cdot)$  — минимальное и максимальное значения соответствующей функции.

Применение последнего оператора позволяет уменьшить вероятность появления ложных цветов в восстановленном изображении, а также ускорить сходимость итерационного процесса примерно на порядок.

Одним из критериев эффективности итерационного метода является сходимость процесса восстановления изображения. Отличие предлагаемого алгоритма от алгоритмов, описанных в работе [1], заключается в обеспечении сходимости на каждой итерации. Для этого применяется линейный восстанавливающий оператор, уменьшающий осцилляции решения. Таким оператором может быть, например, линейный оператор, реализующий эволюционную фильтрацию или регуляризацию Тихонова.

В схеме предлагаемого итерационного алгоритма используется оптимальный фильтр Винера. При использовании фильтра, передаточная функция которого имеет вид

$$Y_V(\nu_X, \nu_Y) = \frac{\tilde{h}^*(\nu_X, \nu_Y)}{\left| \tilde{h}(\nu_X, \nu_Y) \right|^2 + \frac{P_n(\nu_X, \nu_Y)}{P_f(\nu_X, \nu_Y)}}, \quad (10)$$

в интерактивном режиме не требуется подбирать параметры регуляризации, как, например, в случае эволюционного фильтра.

В формуле (9) использованы следующие обозначения:  $P_n(\nu_X, \nu_Y)$  — энергетический спектр шума;  $P_f(\nu_X, \nu_Y)$  — энергетический спектр исходного изображения.

Фильтр Винера обеспечивает минимальное среднеквадратическое отклонение восстановленного от исходного изображения при наборе априори известных сведений о восстанавливаемом изображении и искажениях этого изображения, а также аддитивных шумах.

Восстанавливающий оператор  $\mathbb{R}_V$ , реализующий фильтр Винера, определяется как

$$\mathbb{R}_V \{f(x, y)\} = \mathbb{F}^{-1} \left\{ Y_V(\nu_X, \nu_Y) \tilde{f}(\nu_X, \nu_Y) \right\}. \quad (11)$$

Применение оператора  $\mathbb{R}_V$  позволяет значительно улучшить качество восстановленного изображения, не прибегая к вмешательству человека-оператора в процесс восстановления.

Итерационная схема (6) с учетом соотношений (7), (8) и (10) приобретает вид

$$f_{k+1} = g + (\mathfrak{S} - \mathbb{N}\mathbb{R}\mathbb{R}_V)\mathfrak{S}f_k. \quad (12)$$

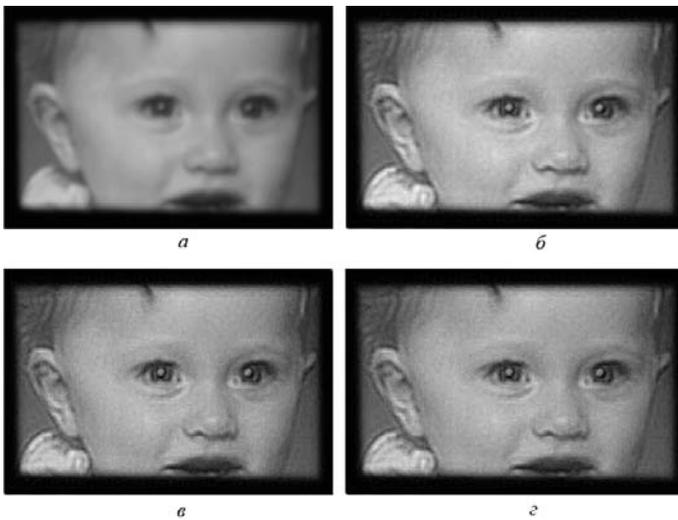
Как следует из выражений (9), (10) и (11), для использования данного алгоритма необходимо иметь передаточную функцию  $\tilde{h}(\nu_X, \nu_Y)$  линейных искажений системы регистрации, энергетический спектр  $P_n(\nu_X, \nu_Y)$  аддитивного шума, а также энергетический спектр  $P_f(\nu_X, \nu_Y)$  исходного изображения. Существенным достоинством предлагаемого алгоритма является то, что допускается использование приближенных оценок перечисленных характеристик. В ходе исследований проведен анализ методов, которые можно использовать для оценивания этих характеристик.

Известно несколько способов [1, 3] оценки передаточной функции линейных искажений системы регистрации. Для повышения уровня автоматизации в алгоритме восстановления изображения использовался метод оценки передаточной функции, основанный на измерении пограничной кривой с последующим ее дифференцированием и вычислением преобразования Фурье.

Проведенные экспериментальные исследования показали, что характер энергетического спектра шума примерно одинаков для большинства современных систем регистрации изображений. Поэтому его оценкой вполне может служить оценка энергетического спектра, полученная для типовых систем регистрации в виде аналоговых или цифровых камер. На основе обработки экспериментальных данных была принята типовая характеристика энергетического спектра шума, которая приведена к единичной дисперсии. В процедуре восстановления изображения необходимо приводить эту характеристику к абсолютным значениям, которые связаны с дисперсией шума в восстанавливаемом изображении. Дисперсия шума может быть оценена на участках изображения, имеющих равномерную текстуру.

Для оценки энергетического спектра  $P_f(\nu_X, \nu_Y)$  исходного изображения использовался метод “прототипа” [1]. Суть этого метода заключается в отнесении восстанавливаемого изображения к одному из типовых классов, например к классу изображений номеров машин, классу изображений человеческих лиц и др. При восстановлении искаженного изображения осуществляют выбор энергетического спектра, соответствующего прототипу в базе данных типовых неискаженных изображений.

Далее приведены результаты, иллюстрирующие эффективность разработанного алгоритма восстановления изображений. На рис. 2, *a* представлено расфокусированное изображение размером  $560 \times 345$



**Рис. 2.** Результаты итерационной процедуры восстановления изображения

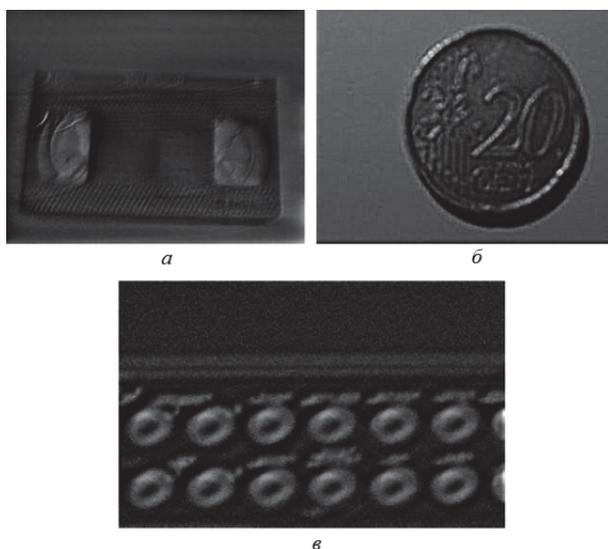
пикселей, которое было подвергнуто процедуре восстановления. На рис. 2, б, в и г представлены результаты восстановления изображения по разработанному алгоритму при 5, 10, 15 итерациях соответственно.

Можно сделать вывод о том, что визуальное качество восстановленных изображений повышается при незначительном увеличении количества итераций, что характеризует достаточно быструю сходимость процедуры. Отметим также практически полное отсутствие артефактов, т.е. дополнительных деталей в восстановленном изображении, которые отсутствуют в исходном неискаженном изображении. В зависимости от количества итераций процесс восстановления длился 3, 5 и 7 с при реализации алгоритма на языке C++ в системе Borland C++ Builder 6.0.

На рис. 3 представлены результаты восстановления изображений, которые были приведены на рис. 1.

Как следует из проведенных численных экспериментов, количество итераций существенно зависит от степени искажения изображения и достоверности априорной информации. При восстановлении смазанных изображений оценка линейных искажений получается менее достоверной, чем в случае расфокусировки. Это обусловлено тем, что аппаратная функция искажения типа смаза зависит как от формы и направления кривой, его характеризующей, так и от распределения энергии в этой кривой. Именно поэтому количество итераций для получения приемлемого по качеству изображения оказывается большим.

В заключение следует отметить, что предложенный модифицированный итерационный алгоритм восстановления изображений является эффективным средством для повышения информативности изображений, искаженных смазом и расфокусировкой. Высокая скорость



**Рис. 3. Примеры восстановленных изображений**

и относительная простота реализации алгоритма позволяет использовать его во многих практических задачах.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. В а с и л е н к о Г. И., Т а р а т о р и н А. М. Восстановление изображений. – М.: Радио и связь, 1986. – 304 с.
2. П р э т т У. Цифровая обработка изображений. Кн. 2. – М.: Мир, 1982. – 480 с.
3. Г о н с а л е с Р., В у д с Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

Статья поступила в редакцию 14.09.2006

Василий Яковлевич Колючкин родился в 1948 г., окончил МВТУ им. Н.Э. Баумана в 1972 г. Д-р техн. наук, профессор кафедры “Лазерные и оптико-электронные системы” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 102 научных работ в области системного проектирования оптико-электронных приборов и систем.

V.Ya. Kolyuchkin (b. 1948) graduated from the Bauman Moscow Higher Technical School in 1972. D. Sc. (Eng.), professor of “Laser, Optical and Electronic Systems” department of the Bauman Moscow State Technical University. Author of 102 publications in the field of system design of optical and electronic devices and systems.

Александр Сергеевич Мачихин родился в 1984 г., студент кафедры “Оптико-электронные приборы научных исследований” МГТУ им. Н.Э. Баумана. Специализируется в области цифровой обработки изображений и компьютерного зрения.

A.S. Machikhin (b. 1984) – student of the Bauman Moscow State Technical University. Specializes in the field of digital image processing.