

COMPUTER IMAGE
PROCESSING
Part 2. Methods and
Algorithms

V. A. SOIFER

Sliding window method of image processing is described. Noise modifications for image recordings are introduced and corresponding techniques/algorithms for noise reduction. The applications describing methods for the analysis of blood preparations, retina images, and finger prints are considered. The growing importance of computer image processing for various human activities is discussed.

Детально описано обработка изображений скользящим окном. Введены модели помех при регистрации изображений и предложены соответствующие им методы и алгоритмы фильтрации помех: линейные и медианные фильтры. Рассмотрены некоторые прикладные задачи: анализ препаратов крови, изображений глазного дна и дактилоскопических изображений.

© Соيفер В. А., 1996

КОМПЬЮТЕРНАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ¹

Часть 2. Методы и алгоритмы

В. А. СОЙФЕР

Самарский государственный аэрокосмический университет

3. ПОЭЛЕМЕНТНЫЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

3.1. Общее описание метода

При цифровой обработке изображения обычно используется его представление в памяти в виде матрицы пикселей $f(m_1, m_2)$, $0 \leq m_1 \leq M_1 - 1$, $0 \leq m_2 \leq M_2 - 1$. Обработка изображения в общем случае заключается в выполнении какого-либо преобразования указанной матрицы, в результате которого формируется набор ее числовых характеристик или новое, обработанное изображение — $g(n_1, n_2)$, $0 \leq n_1 \leq N_1 - 1$, $0 \leq n_2 \leq N_2 - 1$. Преобразование может касаться значений элементов или их координат (индексов), выполняться над матрицей в целом, группой элементов или над каждым элементом в отдельности.

В данном разделе рассматривается простейший вид цифровой обработки изображений, заключающийся в выполнении одного и того же функционального преобразования для каждого элемента матрицы вне зависимости от его положения и значений других (соседних) элементов. Такая обработка получила название поэлементного преобразования изображений. Она переводит значение каждого элемента f в новое значение g в соответствии с заданной функциональной зависимостью

$$g = g(f). \quad (30)$$

Размеры входного и выходного изображения здесь, очевидно, совпадают ($M_1 = N_1$, $M_2 = N_2$). При практической реализации поэлементных преобразований можно непосредственно вычислять каждое значение преобразованного элемента в соответствии с конкретным видом функции (30). Однако для достаточно сложных функций такое построение процедуры обработки оказывается неудобным из-за больших затрат машинного времени на вычисления. Скорость обработки возрастает при переходе к табличному заданию функции преобразования. Алгоритм работы с таблицей очень прост: по значению f вычисляется адрес (номер строки) таблицы с выходным значением g . Очевидные преимущества такого подхода: высокое быстродействие, а также гибкость процедуры обработки (таблица преобразования по

¹Продолжение. Часть 1 см. СОЖ, 1996, №2, с. 118 – 124.

сути является параметром процедуры и может легко меняться); недостаток: приближенность результатов из-за ограниченного числа строк таблицы. Несмотря на простоту, метод поэлементных преобразований позволяет решить довольно много прикладных задач улучшения качества и анализа изображений. Рассмотрим некоторые из них.

3.2. Линейное контрастирование

Изображения, вводимые в компьютер, часто являются малоcontrastными, то есть у них вариации функции яркости малы по сравнению с ее средним значением. Реальный динамический диапазон яркостей $[f_{\min}, f_{\max}]$ для таких изображений оказывается намного меньше допустимого диапазона (шкалы яркости). Задача контрастирования заключается в “растягивании” реального динамического диапазона на всю шкалу. Контрастирование можно осуществить при помощи линейного поэлементного преобразования

$$g = af + b. \quad (31)$$

Параметры этого преобразования a, b нетрудно определить, исходя из требуемого изменения динамического диапазона. Если в результате обработки нужно получить шкалу $[g_{\min}, g_{\max}]$, то, как следует из (31),

$$\begin{aligned} g_{\min} &= af_{\min} + b, \\ g_{\max} &= af_{\max} + b. \end{aligned}$$

Отсюда

$$a = \frac{g_{\max} - g_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}, \quad b = \frac{g_{\min}f_{\max} - g_{\max}f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}. \quad (32)$$

При диалоговой обработке изображений иногда проще не определять параметры преобразования (31), а непосредственно строить его в табличной форме, ориентируясь на границы распределения вероятностей функции яркости.

3.3. Пороговая обработка

Некоторые задачи обработки изображения связаны с преобразованием полутонового изображения (то есть такого, которое имеет много градаций яркости) в бинарное (двухградационное). Такое преобразование осуществляется в первую очередь для того, чтобы сократить информационную избыточность изображения, оставить в нем только ту информацию, которая нужна для решения конкретной задачи. В бинарном изображении должны быть сохранены интересующие нас детали (например, очертания изображенных объектов) и исключены несущественные особенности (фон).

Пороговая обработка полутонового изображения заключается в разделении всех элементов изображения на два класса по признаку яркости, то есть в выполнении поэлементного преобразования вида

$$g = \begin{cases} g_{\max} & \text{при } f \geq f_0, \\ g_{\min} & \text{при } f < f_0, \end{cases} \quad (33)$$

где f_0 – некоторое “пороговое” значение яркости.

При выполнении пороговой обработки основной вопрос состоит в выборе порога f_0 . Пусть полутоновое изображение содержит интересующие нас объекты одной яркости на фоне другой яркости (типичные примеры: машинописный текст, чертежи, медицинские пробы под микроскопом и т. д.). Тогда в идеале плотность распределения яркостей должна выглядеть как две дельта-функции (рис. 8а). В данном случае задача установления порога тривиальна: в качестве f_0 можно взять любое значение между “пиками”. На практике, однако, встречаются определенные трудности, связанные с тем, что, во-первых, изображение искажено шумом и, во-вторых, как для объектов, так и для фона характерен некоторый разброс яркостей. В результате пики функции плотности распределения “расплываются”, хотя обычно ее бимодальность сохраняется (рис. 8б). В такой ситуации можно выбрать порог f_0 , соответствующий положению минимума между модами, то есть использовать функцию поэлементного преобразования, показанную на рис. 8в.

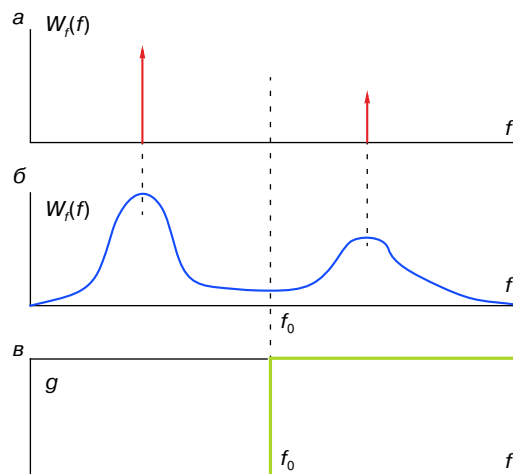


Рис. 8. Совместное распределение яркости двух объектов.

3.4. Препарирование

Широкий класс процедур обработки изображений заключается в их препарировании, то есть в приведении к такому виду, который, возможно, весьма далек от естественного, но удобен для визуальной интерпретации или дальнейшего машинного анализа.

Многие операции препарирования могут осуществляться при помощи поэлементных преобразований специальных видов. Так, частным случаем

препарирования является пороговая обработка, рассмотренная выше. Перечислим некоторые другие используемые преобразования.

Очевидным обобщением пороговой обработки является преобразование яркостного среза (рис. 9а). Оно позволяет выделить определенный интервал диапазона яркостей входного изображения. Переменная “рабочий” интервал по шкале и меняя его ширину, можно произвести визуальный анализ отдельных изображенных объектов, различающихся по яркости. Детали, не попадающие в указанный интервал, то есть относящиеся к “фону”, будут подавлены. На рис. 9б приведен вариант яркостного среза с сохранением фона. В данном случае изображение в целом сохраняется, но на нем “высвечиваются” участки, попавшие в заданный интервал яркостей. Если этот интервал примыкает к границе шкалы яркости, то получаем преобразование так называемой неполной пороговой обработки (рис. 9в).

Контрастное масштабирование в своем простейшем варианте совпадает по смыслу с линейным контрастированием, рассмотренным в п. 3.2, здесь “рабочий” интервал яркостей растягивается на весь диапазон допустимых значений (рис. 9г). В других случаях контрастное масштабирование может быть связано с обращением функции яркости, то есть получением “негатива” (рис. 9д), представлением “рабочего” интервала яркостей на однородном фоне: черном (рис. 9е), белом (рис. 9ж) или сером (рис. 9з) и т. д.

Пилообразное контрастное масштабирование иллюстрирует рис. 9и. Как показывает практика, если изображение состоит из нескольких крупных областей с медленно меняющимися (по плоскости) значениями яркости, то такое преобразование почти не разрушает целостности его восприятия и в то

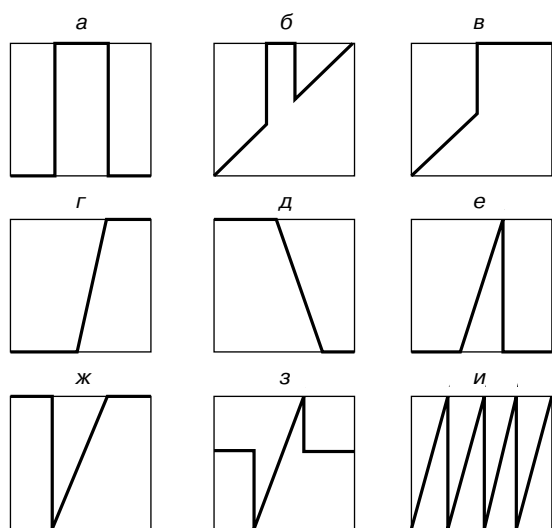


Рис. 9. Преобразование яркостного среза.

же время резко увеличивает контрастность плохо различимых мелких деталей.

4. ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ

4.1. Постановка задачи выделения контуров

Исследованиями психологов установлено, что с точки зрения распознавания и анализа объектов на изображении наиболее информативными являются не значения яркостей объектов, а характеристики их границ – контуров. Другими словами, основная информация заключена не в яркости отдельных областей, а в их очертаниях. Задача выделения контуров состоит в построении изображения именно границ объектов и очертаний однородных областей.

На рис. 10а, б показаны соответственно исходное изображение, состоящее из областей различной яркости, и его графический вариант, состоящий только из границ этих областей.

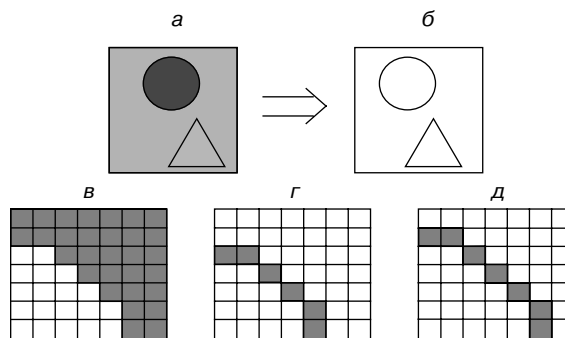


Рис. 10. К определению понятия контура.

Будем называть контуром изображения совокупность его пикселей, в окрестности которых наблюдается скачкообразное изменение функции яркости. Так как при цифровой обработке изображение представлено как функция целочисленных аргументов, то контуры представляются линиями шириной, как минимум, в один пиксел. При этом может возникнуть неоднозначность в определении линии контура, как это показано на рис. 10г, д, для исходного изображения с перепадом яркости (рис. 10а).

Если исходное изображение, кроме областей постоянной яркости, содержит участки с плавно меняющейся яркостью, то введенное определение контура остается справедливым, однако при этом не гарантируется непрерывность контурных линий: разрывы контуров будут наблюдаться в тех местах, где изменение функции яркости не является достаточно резким (этот эффект иллюстрируется на рис. 11).

С другой стороны, если на “кусочно-постоянном” изображении присутствует шум, то, возможно,

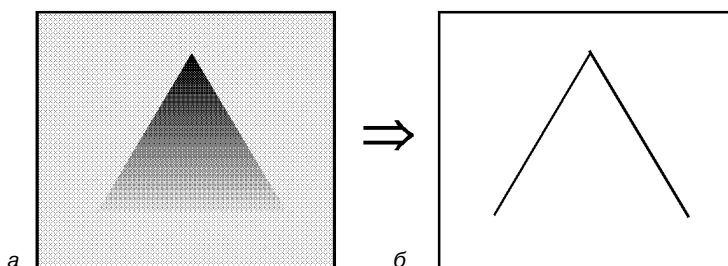


Рис. 11. Разрыв контура.

будут обнаружены “лишние” контуры в точках, которые не являются границами областей.

При разработке алгоритмов выделения контуров нужно учитывать указанные особенности поведения контурных линий. Специальная дополнительная обработка выделенных контуров позволяет устранять разрывы и подавлять ложные контурные линии.

Общую процедуру построения бинарного изображения границ объектов иллюстрирует блок-схема, представленная на рис. 12.

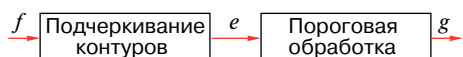


Рис. 12. Процедура выделения контуров.

Исходное изображение f подвергается линейной или нелинейной обработке, с тем чтобы выделить перепады яркости. В результате этой операции формируется изображение e , функция яркости которого существенно отличается от нуля только в областях резких изменений яркости изображения f . Затем в результате пороговой обработки из изображения e формируется графический (контурный) препарат g . Правильный выбор порога на втором этапе должен производиться из следующих соображений. При слишком высоком пороге могут появиться разрывы контуров, а слабые перепады яркости не будут обнаружены. При слишком низком пороге из-за шумов и неоднородности областей могут появиться ложные контуры. Других особенностей пороговая обработка не имеет. Поэтому обратим основное внимание на первую операцию – выделение перепадов яркости (контуров) – и рассмотрим основные методы выполнения этой операции.

4.2. Градиентный метод

Одним из наиболее простых способов выделения границ является пространственное дифференцирование функции яркости. Для одномерной непрерывной функции яркости $f(x)$ этот способ иллюстрирует рис. 13.

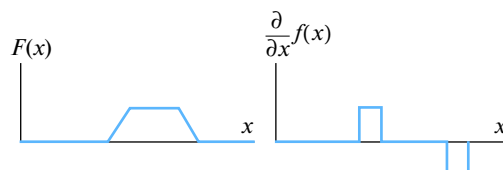


Рис. 13. Дифференцирование функции яркости.

Для двумерной функции яркости $f(x, y)$ перепады в направлениях x и y регистрируются частными производными $\partial f(x, y)/\partial x$ и $\partial f(x, y)/\partial y$, которые пропорциональны скоростям изменения яркости в соответствующих направлениях. Выделение перепадов яркости в двумерном случае иллюстрирует рис. 14, на нем однократная штриховка соответствует нулевому значению функции, двукратная – отрицательному значению, отсутствие штриховки – положительному). Видим, что подчеркивание контуров, перпендикулярных к оси x , обеспечивает производная $\partial f(x, y)/\partial x$ (рис. 14б), а подчеркивание контуров, перпендикулярных к оси y , $-\partial f(x, y)/\partial y$ (рис. 14в).

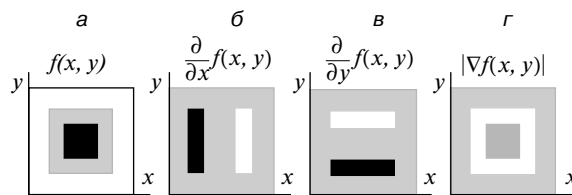


Рис. 14. Выделение перепадов яркости.

В практических задачах требуется выделить контуры, направление которых является произвольным. Для этих целей можно использовать модуль градиента функции яркости

$$|\Delta f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x, y)}{\partial y}\right)^2}, \quad (34)$$

который пропорционален максимальной (по направлению) скорости изменения функции яркости в данной точке и не зависит от направления контура.

Модуль градиента в отличие от частных производных принимает только неотрицательные значения, поэтому на получающемся изображении (рис. 14з) точки, соответствующие контурам, имеют повышенный уровень яркости.

Для цифровых изображений аналогами частных производных и модуля градиента являются функции, содержащие дискретные разности, например:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \rightarrow \Delta_x f(n_1, n_2) = f(n_1, n_2) - f(n_1 - 1, n_2),$$

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \rightarrow \Delta_y f(n_1, n_2) = f(n_1, n_2) - f(n_1, n_2 - 1), \quad (35)$$

$$|\Delta f(x, y)| \rightarrow |\Delta f(n_1, n_2)| = \sqrt{[f(n_1, n_2) - f(n_1 - 1, n_2)]^2 + [f(n_1, n_2) - f(n_1, n_2 - 1)]^2}.$$

Таким образом, операция выделения контуров заключается в выполнении нелинейной локальной обработки изображений “окном” 2×2 (без одной точки):

$$e(m, n) = \sqrt{[f(n_1, n_2) - f(n_1 - 1, n_2)]^2 + [f(n_1, n_2) - f(n_1, n_2 - 1)]^2}. \quad (36)$$

5. ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ СКОЛЬЗЯЩИМ ОКНОМ

5.1. Постановка задачи

Рассмотрим поле изображения, которое сканируется скользящим “окном”, покрывающим одновременно несколько пикселей. При этом в окне оказывается небольшой фрагмент изображения. При перемещении окна фрагмент меняется. Постепенно окно сканирует все поле изображения. Сканирование изображения скользящим окном иллюстрируется рис. 15 (изображение представляет собой полукольцо). На рис. 15 показано три различных положения окна.

Все пиксеты, попадающие в окно, обрабатываются по некоторым правилам. Результатом обработки является пиксел выходного изображения, обычно соответствующий центру окна.

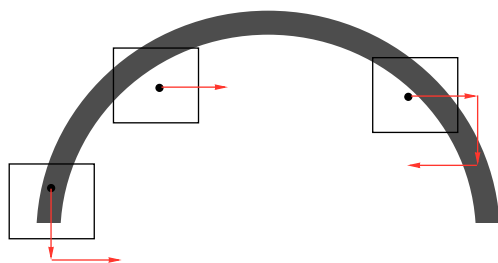


Рис. 15. Сканирование изображения скользящим окном.

Наиболее распространенные виды окон представлены на рис. 16. Все пиксеты, попадающие в окно, обрабатываются по некоторым правилам. Результатом обработки является пиксел выходного изображения, он обычно соответствует центру окна:

$$g(n_1, n_2) = g[f(n_1, n_2), f(n_1, n_2 + 1), f(n_1, n_2 - 1), \dots] = g[f(n_1 + k_1, n_2 + k_2)]_{(k_1, k_2) \text{ из области окна } W} \quad (37)$$

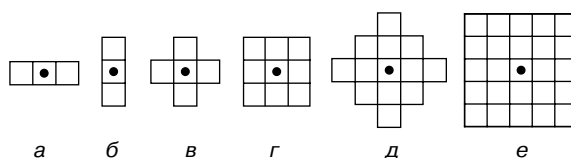


Рис. 16. Распространенные виды окон.

Из (37) следует, что поэлементное преобразование является частным случаем локальной обработки изображений, соответствующей размерам окна 1×1 . В общем случае функция (37) является нелинейной и может иметь весьма сложную структуру. Ясно, что для ее реализации нельзя использовать табличный метод (как при поэлементной обработке). Для большого числа практических задач обработку можно представить в виде наложения линейной обработки окном и поэлементного преобразования. Указанная процедура имеет вид

$$e(n_1, n_2) = \sum_{(k, l) \text{ из области окна } W} a(k, l) f(n_1 - k_1, n_2 - k_2) + c, \quad (38)$$

$$g(m, n) = g[e(n_1, n_2)],$$

где $e(n_1, n_2)$ – промежуточное изображение, $a(k_1, k_2)$ – коэффициенты линейной маски; c – коэффициент постоянного смещения.

Соотношение (38) описывает двумерную свертку функции яркости исходного изображения $f(n_1, n_2)$ с импульсной реакцией $a(k_1, k_2)$ некоторой двумерной системы. Выбирая определенным образом коэффициенты маски $a(k_1, k_2)$, а также ее размеры, можно выполнить различные операции по улучшению качества изображения: повышение резкости, сглаживание шумов, подчеркивание контуров, низкочастотную или высокочастотную фильтрацию и т. д. Из соображений простоты обычно применяются окна малых размеров 3×3 или 5×5 .

Коэффициент c в (38) не имеет принципиального значения для выполняемых операций. Он необходим для “компенсации” получающихся отрицательных значений отсчетов яркости.

При обработке изображений с использованием линейной маски следует учитывать “краевые

эффекты”. С практической точки зрения исходное и обработанное изображения удобно считать имеющими одинаковые размеры $M_1 \times M_2$. Однако из (38) следует, что в этом случае получающееся изображение не определено вблизи краев, так как окно выходит за границу изображения при некоторых значениях индексов m и n . В этом случае обычно считают, что неопределенные значения элементов яркости вне поля изображения ($n_1 \leq 0$, или $n_2 \leq 0$, или $n_1 > M_1$, или $n_2 > M_2$) равны константе (например, нулю) или значениям ближайших определенных элементов.

5.2. Модели помех при регистрации изображений

Никакая система регистрации не обеспечивает идеального качества изображений исследуемых объектов. Изображения в процессе формирования их изображающими системами (фотографическими, голографическими, телевизионными) обычно подвергаются воздействию различных случайных помех или шумов. В отличие от так называемых детерминированных искажений, которые часто описываются поэлементными функциональными преобразованиями исходного изображения, для описания случайных воздействий используют модели аддитивного, импульсного и мультипликативного шумов.

Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от видеосигнала. Модель аддитивного шума используется тогда, когда сигнал на выходе изображающей системы или на каком-нибудь промежуточном этапе преобразования может рассматриваться как сумма полезного сигнала и некоторого случайного сигнала (шума). Модель аддитивного шума хорошо описывает действие зернистости фотопленки, флуктуационный шум в радиотехнических системах, шум квантования в аналогоцифровых преобразователях и т.п.

Если действие шума сказывается не по всей протяженности поля изображения, а только в случайно расположенных точках, в которых значения функции яркости заменяются случайными величинами, то шум называют импульсным. На изображении такие помехи выглядят изолированными контрастными точками. Будем считать, что искаженные точки равномерно распределены по всему полю изображения, а яркость искаженных точек имеет равномерное распределение в некотором диапазоне. Импульсный шум характерен для систем передачи изображений по радиоканалам с использованием нелинейных методов модуляции, а также для цифровых систем передачи и хранения изображений. В частности, импульсный шум присущ устройствам ввода изображений с телевизионной камеры.

Более общей линейной моделью наблюдения изображения в условиях помех является модель, учитывающая наряду с аддитивным шумом динамические пространственные искажения. Если та-

кие искажения можно описать пространственно-однородной (инвариантной к сдвигу) линейной системой с импульсной характеристикой $h(k_1, k_2)$, то модель наблюдения принимает вид

$$y(n_1, n_2) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(k_1, k_2)x(n_1 - k_1, n_2 - k_2) + v(n_1, n_2), \quad (39)$$

где $v(n_1, n_2)$ – случайный шум.

Модель (39) описывает искажения, вызванные движением системы регистрации относительно объекта, турбулентностью атмосферы, аберрациями оптической системы, неточностью фокусировки и т.п.

5.3. Алгоритмы линейной фильтрации изображений

Рассмотрим схему искажения и фильтрации (восстановления) изображений, представленную на рис. 17.

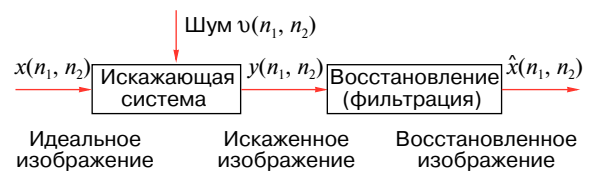


Рис. 17. Модель искажения и восстановления изображений.

Целью восстановления искаженного изображения $y(n_1, n_2)$ является получение из него при помощи некоторой обработки изображения $\hat{x}(n_1, n_2)$, которое близко к идеальному изображению $x(n_1, n_2)$ по заданному критерию. Получающееся в результате обработки изображение $\hat{x}(m, n)$ будем называть оценкой исходного (идеального) изображения $x(n_1, n_2)$. Определим ошибку оценивания в каждой точке изображения:

$$\epsilon(n_1, n_2) = \hat{x}(n_1, n_2) - x(n_1, n_2), \quad (40)$$

$$n_1 = 0, 1, \dots, M_1 - 1, \quad n_2 = 0, 1, \dots, M_2 - 1,$$

а также среднюю квадратичную ошибку (СКО) через ее квадрат, то есть дисперсию ошибки:

$$\epsilon^{-2} = \frac{1}{M_1 M_2} \sum_{n_1=0}^{M_1-1} \sum_{n_2=0}^{M_2-1} (\hat{x}(n_1, n_2) - x(n_1, n_2))^2. \quad (41)$$

Критерий минимума квадрата СКО ($\epsilon^{-2} \rightarrow \min$) является наиболее универсальным и распространенным критерием качества восстановления при проектировании алгоритмов фильтрации изображений из-за математической простоты. Однако этот критерий имеет недостаток, заключающийся в

том, что он не всегда согласуется с субъективным (психовизуальным) критерием качества, основанным в основном на точности передачи контуров.

Указанный критерий является конструктивным и позволяет теоретически рассчитывать оптимальные (дающие минимумы квадрата СКО) алгоритмы фильтрации при рассмотренных моделях наблюдения. Однако оптимальные алгоритмы оказываются весьма сложными для расчета и реализации. В автоматизированных системах обработки изображений предпочтение отдается так называемым квазиоптимальным алгоритмам, которые дают минимум квадрата СКО в некотором классе алгоритмов с заданной структурой и незначительно отличаются от оптимальных по этому критерию. Обычно спектр шума содержит более высокие пространственные частоты, чем спектр идеального изображения. Этот факт наводит на мысль, что простая низкочастотная фильтрация может служить эффективным средством подавления шумов. В принципе любой фильтр с неотрицательными коэффициентами обладает сглаживающими свойствами. Можно предложить следующие сглаживающие маски:

$$A_1 = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad A_2 = \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (42)$$

$$A_3 = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Коэффициенты масок нормированы:

$$\sum_{(k_1, k_2) \text{ из области окна } W} \sum a(k_1, k_2) = 1,$$

с тем чтобы процедура подавления помех не вызвала смещения яркости исходного изображения. Маски (42) отличаются степенью сглаживания шумов (у маски A_1 она максимальная, у A_3 — минимальная). Выбор коэффициентов маски должен производиться экспериментально. При увеличении степени сглаживания шумов происходит также подавление высокочастотной составляющей полезного изображения, что вызывает исчезновение мелких деталей и размывание контуров. Если требуемая степень сглаживания с применением маски размера 3×3 не достигается, то следует использовать сглаживающие маски больших размеров ($5 \times 5, 7 \times 7, \dots$).

5.4. Медианный фильтр

Медианный фильтр в отличие от сглаживающего фильтра реализует нелинейную процедуру подавления шумов. Медианный фильтр представляет собой скользящее по полю изображения окно W , охватывающее нечетное число отсчетов. Центральный отсчет заменяется медианой всех элементов изображения, попавших в окно. Медианой дис-

кретной последовательности x_1, x_2, \dots, x_L для нечетного L называют такой ее элемент, для которого существуют $(L-1)/2$ элементов, меньших или равных ему по величине, и $(L-1)/2$ элементов, больших или равных ему по величине. Другими словами, медианой является средний по порядку член ряда, получающегося при упорядочении исходной последовательности. Например, $\text{med}(20, 10, 3, 7, 7) = 7$. Двумерный медианный фильтр с окном W определим следующим образом:

$$\hat{x}(n_1, n_2) = \text{med}_W y(n_1, n_2) = \text{med}[y(n_1 + k_1, n_2 + k_2): (k_1, k_2) \text{ из области } W]. \quad (43)$$

Как и сглаживающий фильтр, медианный фильтр используется для подавления аддитивного и импульсного шумов на изображении. Характерной особенностью медианного фильтра, отличающей его от сглаживающего, является сохранение перепадов яркости (контуров). При этом если перепады яркости велики по сравнению с дисперсией аддитивного белого шума, то медианный фильтр дает меньшее значение СКО по сравнению с оптимальным линейным фильтром. Особенно эффективным медианный фильтр является в случае импульсного шума. На рис. 18 показано воздействие сглаживающего и медианного фильтров с трехэлементным окном на зашумленный аддитивным шумом перепад яркости для одномерного сигнала.

Что касается импульсного шума, то, например, медианный фильтр с окном 3×3 полностью подавляет одиночные выбросы на равномерном фоне, а также группы из двух, трех и четырех импульсных выбросов. В общем случае для подавления группы

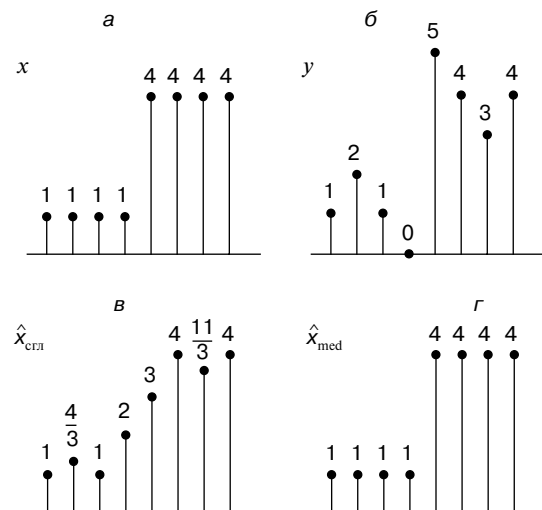


Рис. 18. а – Исходный сигнал; б – зашумленный сигнал; в – результат сглаживания; г – результат медианной фильтрации.

импульсных помех размеры окна должны быть по меньшей мере вдвое больше размеров группы помех.

Среди медианных фильтров с окном 3×3 наиболее распространены следующие:

$$\begin{aligned}
 W_1 &= \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, & W_2 &= \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \\
 W_3 &= \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, & W_4 &= \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.
 \end{aligned} \tag{44}$$

Координаты представленных масок означают, сколько раз соответствующий пиксел входит в описанную выше упорядоченную последовательность.

В таблице 1 приведены результаты обработки некоторых бинарных изображений медианными фильтрами с масками (44).

6. ПРИКЛАДНЫЕ ЗАДАЧИ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

6.1. Анализ препаратов крови

Задачу анализа препаратов крови можно представить как совокупность ряда подзадач. Рассмотрим одну из них: расчет концентрации эритроцитов.

Основные проблемы, возникающие при анализе указанного класса изображений, — это повышение качества введенного изображения, отделение частиц заданного класса от всей совокупности микрочастиц изображения, подсчет их геометрических характеристик.

Обработка изображения препарата крови, содержащего эритроциты (см. рис. 19а), представляет собой совокупность следующих задач:

- удаление импульсного и аддитивного шумов,
- пороговая обработка,
- медианная фильтрация,
- построение гистограммы площадей.

Недостаточная контрастность и неравномерное распределение яркости по полю изображения являются существенной помехой для обнаружения частиц. Разработанный и реализованный метод выравнивания с контрастированием позволяет избавиться от этих недостатков (рис. 19б). В данном методе исходное изображение сканируется “окном” произвольного размера. Внутри “окна” производится линейное преобразование яркости, которое приводит диапазон яркостей поля изображения к диапазону $[0; 255]$.

Для сокращения информационной избыточности полутоновое изображение преобразуется в результате пороговой обработки в графический препарат (двухградационное изображение) (рис. 19в). Для удаления мелких шумовых наложений на гра-

Таблица 1. Воздействие медианных фильтров на бинарные изображения

№	Исходная конфигурация элементов яркости	Результат медианной фильтрации			
		W_1	W_2	W_3	W_4
	0 1 0 1 3 1 0 1 0	0 1 0 1 3 1 0 1 0	1 1 1 1 3 1 1 1 1	0 1 0 1 1 1 0 1 0	1 1 1 1 1 1 1 1 1
1	0				
2	00	00			
3	00 0	00 0		0	
4	00 00	00 00	00 00	00 00	
5	000 0	000 0	0 0	0	
6	0 000 0	0 000 0	0 000 0	0	0
7	000 000 000	000 000 000	000 000 000	000 000 000	0 000 0
8	0 000 00000 000 0	0 000 00000 000 0	0 000 00000 000 0	000 000 000 000	000 000 000 000
9	00000	00000		00000	
10	00 0000 0000 00	00 0000 0000 00	00 0000 0000 00	00 0000 0000 00	00 0000 0000 00

фическом препарате используется медианный фильтр (рис. 19г).

Специфика изображения препарата крови, содержащего эритроциты, состоит в том, что оно содержит как одиночные, так и слившиеся частицы. Поэтому для определения концентрации эритроцитов осуществляется разбиение слившихся частиц. Разбиение производится по средней площади частицы. Графический интерфейс пользователя, содержащий гистограмму площадей и реализующий диалоговый режим работы системы, представлен на рис. 20.

Увеличение концентрации розеток свидетельствует об усилении иммунной реакции организма, например, при инфекциях или аллергии.

6.2. Анализ изображения глазного дна

Диагностическое изображение глазного дна представляет собой сеть каналов (вен и артерий),

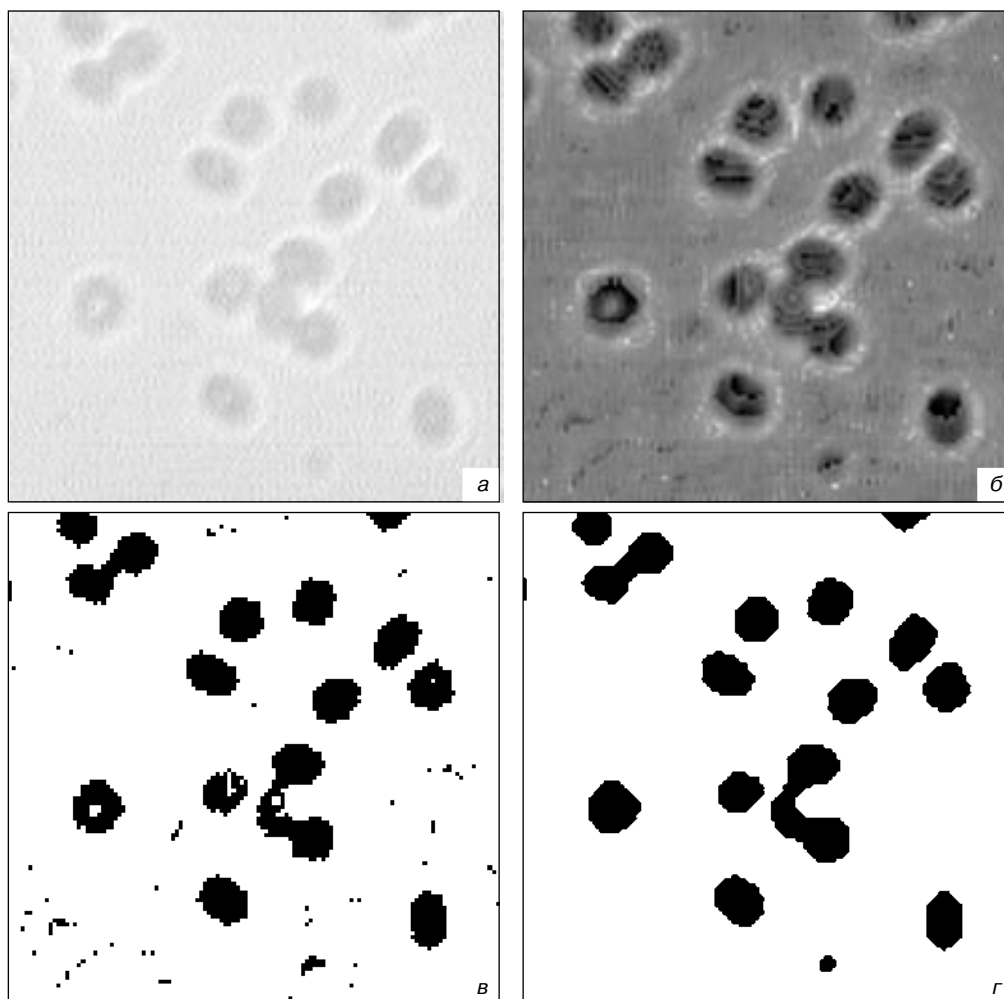


Рис. 19. Изображение препарата крови, содержащего эритроциты (а): выравнивание с контрастированием (б), пороговая обработка (в) и медианная фильтрация (г).

расположенных на фоне с плавно меняющейся яркостью, значение которой существенно больше яркости сосудов. Аномальными проявлениями на изображении глазного дна служат сгустки черных и белых пятен, сильная извилистость сосудов, обильное ветвление капилляров (см. рис. 21). Наименее заметным и в то же время важным критерием патологии глазного дна является состояние сосудистой системы. К диагностике широкого спектра заболеваний имеют отношение такие характеристики, как ширина вен и артерий, отношение их ширины, изменение ширины по длине сосуда, динамика изменения направления сосудов, углы ответвления сосудов (рис. 22).

Автоматическая трассировка отдельного сосуда производится с помощью задания пользователем начальной и конечной точки сканирования и с учетом найденного направления сосуда в текущей точке. За ширину сосуда принимается число ненулевых отсчетов, лежащих на перпендикуляре к направле-

нию сосуда. После определения ширины исходная точка смещается на некоторый заданный шаг трассировки в направлении, которое выбирается из вычисленных ранее как наиболее близкое к прямому направлению к конечной точке. В результате трассировки формируется последовательность параметров, характеризующих состояние сосудистой системы и используемых при оценке патологии.

На рис. 23 представлен графический интерфейс, позволяющий пользователю визуализировать процесс предварительной обработки изображения глазного дна и процесс трассировки сосудов. Интерфейс дает возможность пользователю анализировать накапливающиеся значения параметров сосудистой системы.

6.3. Анализ дактилоскопических изображений

В криминалистике одним из часто используемых способов установления личности является

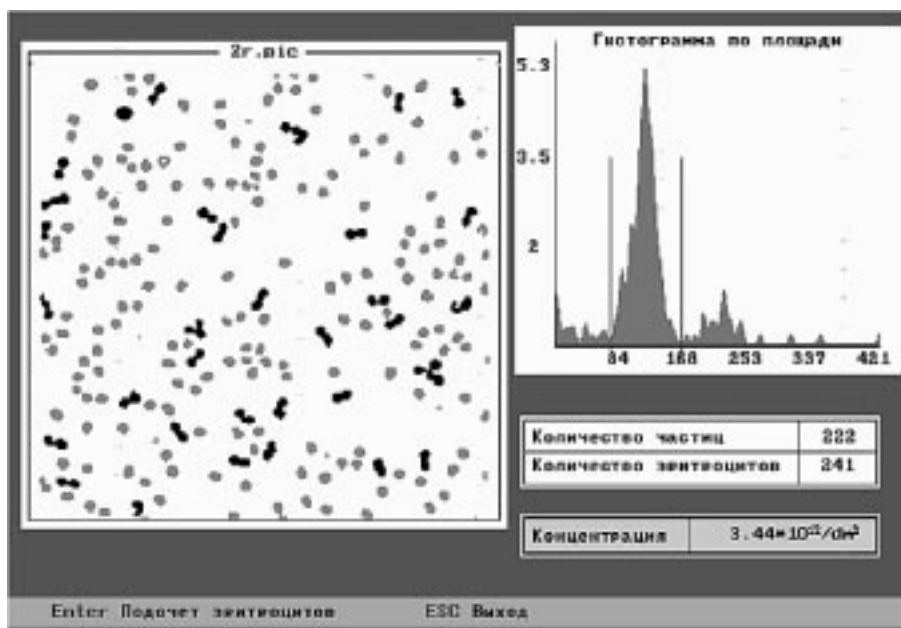


Рис. 20. Графический интерфейс пользователя при решении задачи подсчета эритроцитов.

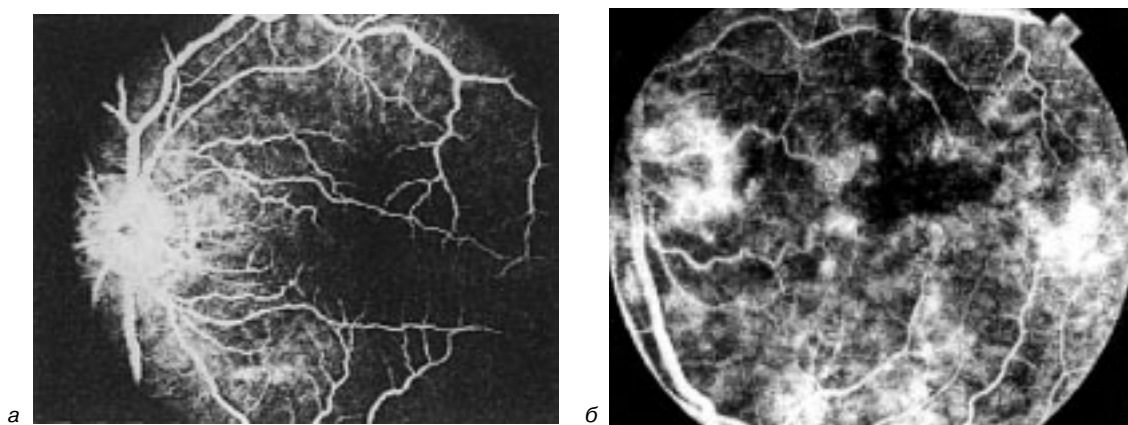


Рис. 21. Изображения глазного дна, соответствующие нормальному состоянию сетчатки (а) и патологическим изменениям (б).

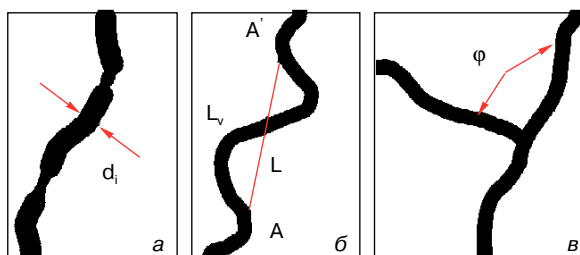


Рис. 22. Оцениваемые элементы патологической картины глазного дна: неравномерность диаметра по длине сосуда (а), извилистость сосуда (б) и разветвление сосудов (в).

идентификация по отпечаткам пальцев. В связи с этим представляется важной задача автоматизированного сличения изображений отпечатков пальцев.

Сличение отпечатков проводится сравнением их характеристик: глобальных и локальных особенностей. Глобальными особенностями являются такие конфигурации узора, как дельта, спираль, петля. Обнаружение глобальных особенностей проще производится не по исходному изображению, а по полю направлений. Каждому типу особенности соответствует определенная конфигурация поля направлений вблизи особой точки (рис. 24а – в).

Полученное в результате вычислений поле направлений в силу наличия шума на изображении и неидеальности полос папиллярного узора неустойчиво, что проявляется в виде ряби на изображении поля. Поэтому требуется его фильтрация.

На рис. 25 показаны исходное и фильтрованное поля направлений.

Использование поля направлений вместо исходных дактилоскопических изображений позволяет в десятки раз повысить эффективность распознавания отпечатков.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Компьютерная обработка изображений как фундаментальное научное направление является неисчерпаемой. Это направление опирается на математику, физику, биологию, информатику. Методы и средства компьютерной обработки изображений имеют самые разнообразные применения: наука, техника, медицина, социальная сфера. Практически уже сейчас прогресс общества, особенно в сфере здравоохранения, во многом зависит от достижений компьютерной обработки изображений.

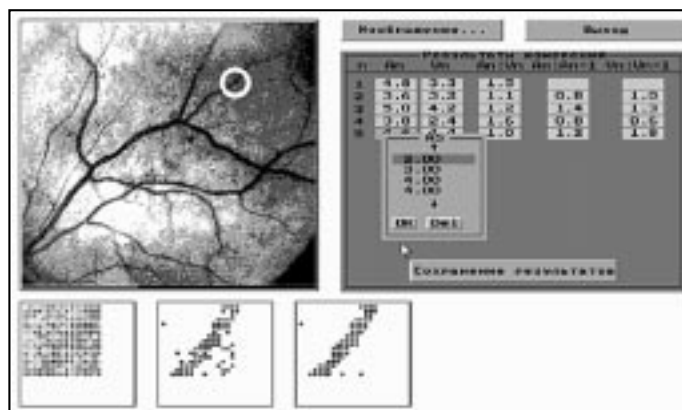


Рис. 23. Графический интерфейс пользователя для анализа изображений глазного дна.

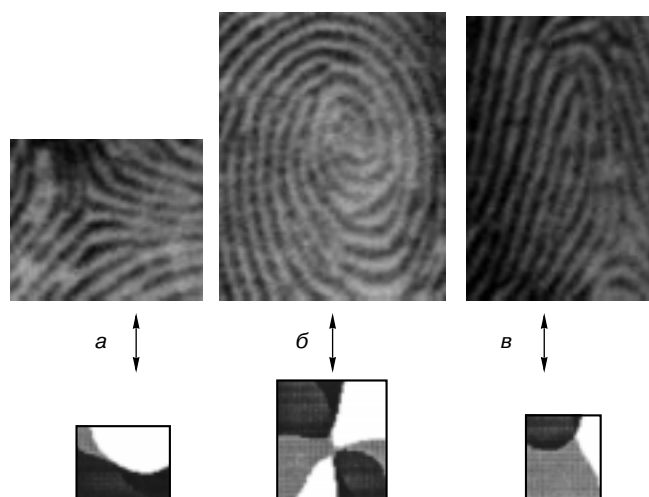


Рис. 24. Соответствие поля направлений и глобальных особенностей дактилоскопических изображений: дельта (а), спираль (б), петля (в).

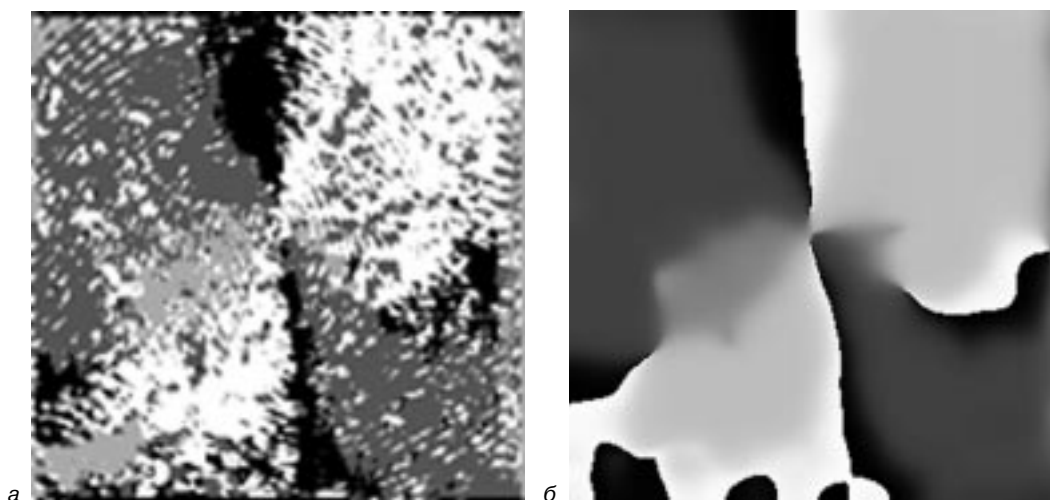


Рис. 25. Сглаживающая фильтрация изображения поля направлений: исходная картина поля направлений отпечатка пальца (а) и результат фильтрации (б).

В дальнейшем роль компьютерной обработки изображений в жизни человека будет возрастать еще больше.

* * *

Виктор Александрович Сойфер, профессор, ректор Самарского государственного аэрокосмического университета, специалист в области обработки изображений и компьютерной оптики. Им опубликовано 310 научных работ, в том числе 3 мо-

нографии, 50 работ опубликовано в зарубежных изданиях.

В.А. Сойфер – лауреат Государственной премии России в области науки и техники 1992 года за разработку лазерных технологий и их внедрение при создании новой авиационно-космической техники, в 1993 году награжден первой премией Германского общества содействия прикладной информатике за лучшую научную работу в области обработки изображений и распознавания образов. Член международного оптического общества SPIE.