

## Предварительная обработка видеопоследовательностей, формируемых капилляроскопом

П. А. Чочиа

*Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия*

Поступила в редколлегию 01.03.2011

**Аннотация**— Рассматриваются вопросы цифровой обработки видеопоследовательностей, формируемых компьютерным капилляроскопом. Исследуются особенности получаемых видеоданных, предлагаются методы и алгоритмы устранения систематических искажений и случайных помех, компенсации дрейфа, формирования усредненного изображения, улучшения изображения.

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Капилляроскопия — способ неизвасивного (т.е. без проникновения внутрь организма и повреждения кожных покровов) исследования и диагностики микроциркуляторного кровяного русла путем визуального анализа капилляров [1]. Она является одним из вспомогательных диагностических методов исследования функционирования периферического отдела сердечно-сосудистой системы человека в кожных и слизистых покровах; форма капилляров, скорость кровотока и другие параметры позволяют сделать выводы о состоянии здоровья, а также о предрасположенности к различным заболеваниям [2].

В капилляроскопии используются специальные приборы — компьютерные капилляроскопы, позволяющие осуществлять микровидеосъемку объекта в отраженном свете [2–5] с увеличением в 100–200 и более раз. В качестве объекта исследований выступает ногтевое ложе пальцев рук или ног (как альтернатива — десна). Это обусловлено тем, что именно в этих областях капиллярные петли выстраиваются параллельно поверхности кожи и в последнем слое их можно достаточно четко рассмотреть по всей длине [4]. Во время обследования пучок светового излучения попадает на палец обследуемого, отражается от капилляров и других тканей, и после прохождения через оптическую систему регистрируется устройством ввода изображений и поступает в компьютер. Изначально капилляроскоп использовали лишь для визуального осмотра капилляров человека, но современные капилляроскопы, имеющие возможность видеосъемки, позволяют определять также динамические параметры микроциркуляции крови [1], поэтому обработка поступающих видеоданных и извлечение из них необходимой информации представляют большой интерес.

В настоящей работе рассматриваются вопросы предварительной обработки видеоданных, получаемых компьютерным капилляроскопом [4, 6], использующим в качестве регистратора сигнала КМОП–матрицу [7]. Данный капилляроскоп формирует изображение размерами  $640 \times 480$  пикселей при поле зрения около  $0,6 \times 0,4$  мм и разрешающей способности 1,3 мкм [4]. При работе с устройством палец обследуемого помещается в специальный держатель, оптическая система прибора фокусируется на капилляры, после чего включается видеозапись. Получаемая видеoinформация (с частотой до 100 кадров в секунду) передается в компьютер и запоминается в виде мультимедийного AVI–файла, содержащего видеопоследовательность из зарегистрированных кадров.

## 2. ОСОБЕННОСТИ ПОЛУЧАЕМЫХ ВИДЕОДАНЫХ

Видеосигнал, получаемый с капилляроскопа [6], содержит ряд различных искажений и помех, поэтому требует довольно существенной обработки. Искажения можно разделить на два класса: систематические, повторяющиеся в видеопоследовательности от кадра к кадру, и случайные, индивидуальные для каждого кадра.

К систематическим искажениям относятся рассогласования измерений, вызванные различиями характеристик каждого из датчиков КМОП–матрицы [7], неравномерность освещения по полю кадра, артефакты (пыль, пятна) на матрице, малый контраст полезного сигнала, наличие периодических помех. К случайным искажениям — индивидуальные шумы датчиков КМОП–матрицы, а также дрейф наблюдаемого объекта в поле изображения, вызываемый дрожанием пальца обследуемого [6] в пределах нескольких десятков микрон.

Как выглядит исходный кадр типичной видеопоследовательности можно видеть на Рис. 1,а. Видно, что интересующие детали (капилляры) достаточно слабо различимы на фоне имеющихся помех, среди которых доминируют регулярные вертикальные линии. Исследования показывают, что значения элементов данного исходного изображения имеют среднеквадратическое отклонение (СКО) 12,55 градаций яркости (из полного диапазона в 256 градаций). При этом собственно полезный сигнал оказывается заметно слабее уровня помех — его СКО равно всего 7,51 градаций, в то время как СКО систематических помех равно 9,94 градаций, а СКО случайных шумов датчиков равно 1,77 градации (что составляет 23% полезного сигнала). Подсчет СКО осуществлялся способом, описанным в [9]. Таким образом, корректная фильтрация и улучшение изображений в видеопоследовательности являются абсолютно необходимыми этапами обработки видеоданных.

## 3. УСТРАНЕНИЕ СИСТЕМАТИЧЕСКИХ ИСКАЖЕНИЙ

Используемая КМОП–матрица [7] есть, по сути, двумерный массив независимых сенсоров, каждый из которых имеет свои индивидуальные параметры усиления сигнала, отличающиеся от параметров остальных сенсоров. Для коррекции сигнала, получаемого каждым из сенсоров, рекомендуется [7, 8] использовать линейное преобразование вида

$$y = 256(x - X_B)/(X_W - X_B), \quad (1)$$

где  $x$  и  $y$  — исходное и скорректированное значения сигнала,  $X_W$  и  $X_B$  — опорные значения белого и черного эталонных стимулов каждого отдельного сенсора (пикселя) матрицы [8], полученные при вводе калибровочных стимулов со значениями яркости  $W$  и  $B$ . Такие стимулы должны представлять собой черную и белую поверхности с круговой диаграммой направленности отраженного света (не бликующие), которые необходимо вводить при одной и той же яркости ламп подсветки, причем при вводе оптическая система должна быть расфокусирована относительно положения этих поверхностей.

Эксперименты, однако, показывают, что рекомендуемый алгоритм (1) не позволяет устранить помехи полностью. После контрастирования изображения на нем остаются заметными следы вертикальных полос. Вероятно, это связано с некоторой нелинейностью характеристик сенсоров, а также отчасти с необходимостью значительного усиления полезного сигнала из-за низкого его исходного контраста.

Для компенсации нелинейности и уменьшения заметности помех было принято решение вместо линейного преобразования по двум точкам, во-первых, использовать кусочно–линейное преобразование по нескольким точкам. А во-вторых, калибровочные значения  $W$  и  $B$  выбирать не на краях яркостного диапазона, а вблизи максимального и минимального значений

яркости исходного сигнала. Эксперименты показали, что трех калибровочных точек кусочно-линейного преобразования вполне достаточно для получения приемлемых результатов. Преобразование (1) в этом случае примет следующий вид:

$$\begin{aligned} y &= (G - B)(x - X_B)/(X_G - X_B) + B, & \text{если } x \leq X_G, \\ y &= (W - G)(x - X_G)/(X_W - X_G) + G, & \text{если } x > X_G, \end{aligned} \quad (2)$$

Здесь  $W$ ,  $B$ ,  $G$  – калибровочные значения белого, черного и серого стимулов, т.е. те, которые подавались на вход системы и, соответственно, должны быть получены на выходе после ввода, оцифровки и преобразования.  $X_W$ ,  $X_B$ ,  $X_G$  – опорные значения каждого отдельного сенсора (пикселя) матрицы, получаемые по калибровочным стимулам.

Возникает вопрос, откуда взять значения  $X_W$ ,  $X_B$  и  $X_G$  для каждого сенсора, поскольку у нас нет иных измерений, кроме значений  $x$ , возникающих на выходе сенсоров матрицы. Получить их можно путем ввода светлого, темного и серого эталонных стимулов соответственно, при сохранении одной и той же схемы освещения, и дальнейшим усреднением значений  $x$  по достаточно большой окрестности каждого из сенсоров. Однако при этом происходит не полное устранение контрастных вертикальных линий, в результате чего остаются следы в виде заметных широких полос. Альтернативным подходом может служить полное усреднение значений  $x$  по всему полю изображения. Дополнительным преимуществом второго варианта является то, что при таком подходе автоматически устраняются неравномерности освещения стимула по полю кадра (вызванные, например, особенностями системы подсветки). Еще один плюс преобразования (2) заключается в значительном подавлении артефактов на изображении, вызванных наличием пятен или пыли на матрице.

После того, как найдены значения  $X_W$ ,  $X_B$  и  $X_G$ , коррекция (2) выполняется для всех кадров видеопоследовательности. Результат такой коррекции (отдельный кадр) показан на Рис. 1,б. Легко видеть, что наряду с устранением вертикальных полос, являющихся следствием разброса характеристик сенсоров, устранены также и пятна.

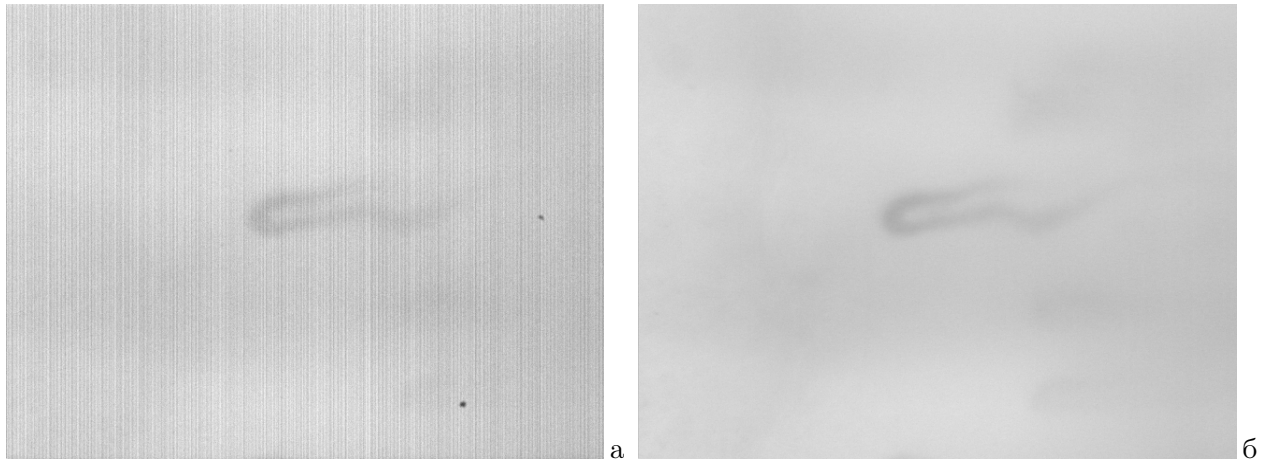


Рис. 1. Исходный кадр видеопоследовательности (а); результат устранения систематических искажений (б).

#### 4. УЛУЧШЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Наиболее распространенный путь улучшения визуального качества изображения — глобальное повышение его контрастов путем растяжения динамического диапазона используемых яркостей, а также усиления локальных контрастов его деталей [9, 10, 12]. Эти обе операции могут

быть выполнены одновременно с помощью общего преобразования повышения локальных контрастов [13]:

$$Y = A(x - \bar{X}) + B\bar{X} + C, \quad (3)$$

при соответствующем подборе параметров  $A$ ,  $B$  и  $C$ . Параметр  $A$  здесь определяет коэффициент усиления локальных контрастов,  $B$  — степень сохранения уровня яркости фона, а  $C$  предназначен для компенсации среднего уровня яркости. Частотные характеристики данного фильтра определяются размерами фрагмента, по которому вычисляется локальное среднее  $\bar{X}$ , которое находится как среднее по скользящему фрагменту с центром в обрабатываемой точке [9]. Параметры формулы (3) выбираются исходя из усредненной гистограммы видеопоследовательности. Для сокращения времени анализа она может вычисляться не по всем кадрам, а с прореживанием — в нашем случае мы ограничивались выборкой не более 32 кадров на всю видеопоследовательность, при условии, что интервалы между ними составляют не менее 17 кадров.

Пусть  $H(x)$ , ( $x = 0, \dots, 255$ ) — полученная гистограмма (вероятность точки со значением  $x$ ), т.е.  $\sum_{x=0}^{255} H(x) = 1$ . Выберем достаточно малое значение ранга  $\delta$  ( $\delta = 0,001$  в нашем случае). Найдем такие значения  $L$ ,  $M$  и  $R$ , ( $0 < L < M < R < 255$ ), чтобы выполнялись условия:

$$\sum_{x=0}^{x<L} H(x) \leq \delta < \sum_{x=0}^{x<L+1} H(x), \quad \sum_{x=0}^{x<M} H(x) \leq \frac{1}{2} < \sum_{x=0}^{x<M+1} H(x) \quad \text{и} \quad \sum_{x=0}^{x<R-1} H(x) < 1 - \delta \leq \sum_{x=0}^{x<R} H(x).$$

Отсюда искомые параметры вычисляются следующим образом:

$$A = 256 \alpha / (R - L); \quad B = 0; \quad C = 256(M - L) / (R - L).$$

Параметр  $\alpha$  служит для некоторого уменьшения размаха результирующего сигнала и должен быть меньше единицы. В нашем случае было выбрано значение  $\alpha = 0,8$ . При улучшении желательно сохранить также и крупноразмерные объекты, поэтому размер фрагмента для вычисления локального среднего  $\bar{X}$  выбирался достаточно большим — равным  $\min(M, N)/5$ , где  $M$  и  $N$  — размеры кадра.

Затем все кадры видеопоследовательности обрабатываются по формуле (3) с найденными значениями параметров. Полученный результат представлен на Рис. 2. СКО данного изображения стало равно уже 21,3, а СКО шума составило 12,1 градации. Такое значительное повышение относительной доли шума (до 57%) вызвано большим значением коэффициента усиления  $A$  из-за малого контраста исходного сигнала, а также эффектом выравнивания фона при  $B = 0$ .



Рис. 2. Результат улучшения изображения.

## 5. КОМПЕНСАЦИЯ ДРЕЙФА

Как уже говорилось выше, получаемые видеопоследовательности характеризуются заметным дрейфом наблюдаемого объекта в поле изображения, причина которого — естественное дрожание пальца обследуемого [6]. Так, отклонение наблюдаемого объекта всего на несколько десятков микрон, приводит к смещению изображения (всей наблюдаемой сцены целиком) на

несколько десятков пикселей. С достаточной степенью точности можно считать, что дрейф приводит только к сдвигу кадров, без их поворота или изменения масштаба. Компенсация такого дрейфа, т.е. нахождение параметров совмещения отдельных кадров и соответствующий сдвиг изображений, является необходимым этапом обработки данных.

Задача автоматического совмещения кадров видеопоследовательности осложняется несколькими факторами. Очевидно, что основой для совмещения кадров должны служить изображения капилляров, однако их контуры достаточно размыты. Кровоток, присутствующий в капиллярах, выглядит как перемещение объекта внутри сцены, что в свою очередь мешает правильному совмещению. Дополнительной спецификой задачи является весьма высокий уровень шума, остающийся после устранения систематических помех и улучшения изображений.

В связи с вышеперечисленными факторами, для совмещения был выбран корреляционный подход, но имеющий ряд следующих особенностей.

— Совмещение очередного кадра осуществляется не с предыдущим или некоторым „нулевым“ кадром, а с формируемым базовым изображением, являющимся усреднением ранее совмещенных кадров видеопоследовательности. Это позволяет уменьшить как влияние шумов, так и фактор изменения изображения, вызванный движением кровотока по капиллярам.

— В качестве изображения без смещения выбирается первый кадр видеопоследовательности.

— Для повышения скорости корреляционного совмещения используется иерархический подход; сначала совмещаются уменьшенные копии изображений, и лишь затем полноразмерные.

— Используется двухэтапная процедура совмещения: предварительно выполняется одномерное корреляционное совмещение проекций (совмещения по строкам и столбцам), которое затем уточняется двумерным корреляционным совмещением.

— Для обеспечения наилучшего корреляционного совмещения осуществляется предварительная фильтрация изображений. Производится выравнивание фона, повышение контраста капилляров, подавление шума, устранение периодических помех.

Схематически алгоритм компенсации дрейфа изображений в видеопоследовательности может быть представлен в виде следующего алгоритма:

0. Выборка очередного кадра видеопоследовательности.
1. Фильтрация изображения перед корреляционным совмещением.
2. Совмещение изображения с базовым изображением и определение параметров смещения.
3. Сдвиг фильтрованного изображения, суммирование его с базовым изображением.
4. Сдвиг исходного изображения, формирование усредненного изображения.
5. Копирование сдвинутого кадра обратно в видеопоследовательность и переход к п. 0.

Рассмотрим этапы алгоритма более подробно.

### *5.1. Фильтрация изображения перед совмещением*

Для повышения контраста капилляров и выравнивания фона использовался алгоритм (3) с  $A = 1, 3$ ,  $B = 0$  и  $C = 128$ . Поскольку в данном случае основная задача фильтрации состоит в контрастировании капилляров и максимальном выравнивании фона, то размер окрестности, по которой осуществляется подсчет локального среднего  $\bar{X}$ , должен выбираться небольшим — ориентировочно в 3 раза превышающим размер капилляров. С учетом используемого увеличения, при котором типичный размер капилляров составляет около 10 пикселей, размер окрестности был выбран  $31 \times 31$  пикселей.

Поскольку шумы на изображениях в видеопоследовательности специфические и довольно сильные, фильтрация шумов осуществлялась в два прохода. На первом использовался алго-

ритм псевдомедианной фильтрации [9] по скользящей окрестности  $3 \times 3$  пикселей, а на втором — арифметическое среднее по такой же окрестности.

Оказалось, что на имеющихся изображениях, даже после коррекции систематических искажений, присутствует горизонтальная периодическая помеха с периодом в 8 элементов, довольно слабая, но заметно мешающая правильной корреляционной привязке. Для устранения помехи использовался простой алгоритм фильтрации, заключающийся в следующем. На каждой строке подсчитывается набор из 8 значений  $U_0, \dots, U_7$ , где  $U_i$  есть среднее значение элементов с номерами  $i+8k$  ( $k = 0, 1, \dots, N/8$ ). Пусть также  $V$  есть среднее значение полученных  $U_0, \dots, U_7$ . Тогда фильтрация сводится к следующей простой операции:  $x_i = x_i - U_{i(\bmod 8)} + V$ .

### 5.2. Совмещение изображений и определение параметров смещения

Задача совмещения двумерных сигналов (изображений) известна давно. Без использования распознавания и семантической интерпретации объектов, классическим средством является корреляционное совмещение изображений [14, 15]. Оно сводится к поиску максимума двумерной функции ковариации совмещаемых изображений  $S$  и  $T$ :

$$\text{cov}_{T,S}(v, h) = \frac{1}{W_{v,h}} \sum_{m,n} (x_T(m, n) - \bar{X}_T)(x_S(m - v, n - h) - \bar{X}_S). \quad (4)$$

Здесь  $x_S(m, n)$  и  $x_T(m, n)$  — значения элементов в точке  $(x, y)$ ;  $\bar{X}_S$  и  $\bar{X}_T$  — средние значения изображений  $S$  и  $T$ ;  $(v, h)$  — величина относительного сдвига изображений по вертикали и горизонтали;  $W_{v,h}$  — число точек в пересечении изображений при текущих  $(v, h)$ . Легко видеть, что для подсчета ковариационной функции по всему множеству возможных параметров  $(v, h)$  требуется порядка  $Z = M \times N \times V \times H$  количества операций, где  $M \times N$  — размеры изображения, а  $V \times H$  — размеры фрагмента анализа, внутри которого ищется максимум функционала (4). Смещения (даже относительно предыдущего кадра) могут быть достаточно заметными — до десятка элементов, поэтому  $Z$  оказывается чрезмерно большим.

Пути сокращения требуемого количества вычислений могут быть разными. Один из них — использование иерархического подхода [16, 17], когда сначала совмещаются копии изображений уменьшенных размеров, и лишь на последнем этапе — полноразмерные изображения. Второй — предварительное совмещение проекций изображений по вертикальной и горизонтальной осям (одномерное), после чего — окончательное двумерное корреляционное совмещение в малой окрестности найденной точки [18]. В нашем случае использовались оба вышеуказанных подхода.

Сначала осуществлялось сжатие изображений (как совмещаемого кадра, так и базового) в 3 раза. Для каждого из них подсчитывались пары массивов сумм элементов по строкам и столбцам (вертикальный и горизонтальный профили). Строилась функция ковариации для соответствующих массивов пар изображений, и находились значения максимумов —  $v_1$  и  $h_1$ . Вблизи найденной точки  $(v_1, h_1)$  по небольшой окрестности (размерами порядка  $M/10$ ) осуществлялся поиск максимума функции двумерной ковариации  $(v_2, h_2)$  по формуле (4).

После этого полученные значения  $(v_2, h_2)$  пересчитывались в координаты полноразмерного изображения, для которого повторялись обе процедуры поиска: максимумов ковариаций проекций и затем максимума двумерной ковариации. На полноразмерном изображении поиск осуществлялся в небольшой окрестности: одномерная ковариация на отрезке в 7 элементов, а двумерная — в окрестности  $5 \times 5$  элементов. Полученные в результате значения  $(v_r, h_r)$  являются искомыми параметрами совмещения и используются далее как координаты сдвига кадров видеопоследовательности.

### 5.3. Сдвиг исходного изображения и запись кадра обратно в видеопоследовательность

Обрабатываемый кадр видеопоследовательности (исходный) сдвигается по вертикали и горизонтали в соответствии со значениями параметров  $(v_r, h_r)$ , полученными на предыдущем шаге. Очевидно, что при сдвиге часть изображения выдвигается за края кадра и пропадает, а противоположная часть кадра оказывается неопределенной. Для устранения этой проблемы такие неопределенные части кадра заполняются значениями, взятыми из усредненного изображения, сформированного по предыдущим кадрам (см. п. 5.4). Преобразованный таким образом кадр записывается обратно в видеопоследовательность на старое место.

### 5.4. Формирование усредненного изображения

Полученное в п. 5.3 изображение суммируется с ранее обработанными кадрами видеопоследовательности и тем самым формирует усредненное изображение.

### 5.5. Сдвиг фильтрованного изображения и формирование базового изображения

Аналогично исходному кадру видеопоследовательности, сдвигу и суммированию подвергается фильтрованное изображение, обработанное согласно п. 5.1. Полученное суммированием по всем предыдущим обработанным кадрам, оно используется в качестве базового изображения для корреляционного совмещения со следующим кадром видеопоследовательности.

На Рис. 3,а показана трасса дрейфа изображений обрабатываемой видеопоследовательности, полученной в течение одной секунды измерений. Графики на Рис. 3,б показывают параметры смещения кадров; по горизонтали — номер кадра, по вертикали — величина смещения. Черный график соответствует вертикальному смещению, красный — горизонтальному.

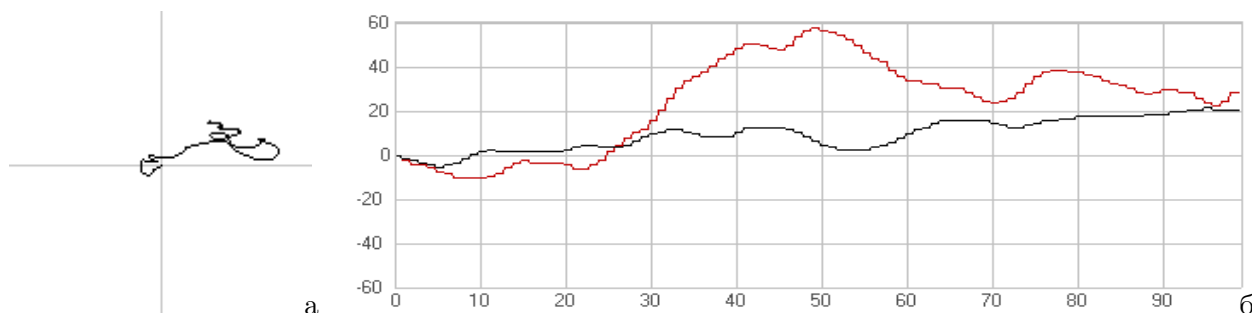


Рис. 3. Трасса дрейфа кадра видеопоследовательности (а); графики параметров смещения кадров (б).

Компенсация дрейфа вышеописанным методом позволяет получить видеопоследовательность, в которой практически полностью устранено видимое дрожание объектов. К обработанным таким образом данным в дальнейшем могут быть с успехом применены различные методы межкадровой фильтрации, что позволит дополнительно снизить уровень случайных помех на изображениях видеопоследовательности.

## 6. УСРЕДНЕННОЕ ПО КАДРАМ ИЗОБРАЖЕНИЕ

Усредненное по кадрам (суммированное) изображение создается во время процедуры компенсации дрейфа (п. 5.4). Такое усреднение позволяет в значительной степени подавить шум, имеющийся на всех кадрах видеопоследовательности. Поскольку шум считается случайным и независимым, то в результате сложения он должен уменьшаться приблизительно в  $\sqrt{K}$  раз, где  $K$  — число суммируемых кадров видеопоследовательности. На Рис. 4,а показано усредненное

изображение, полученное в результате обработки приведенной в качестве иллюстрации видеопоследовательности в 99 кадров. СКО шума на данном изображении составляет 1,47 градации, т.е. шум уменьшился в 8,23 раза по сравнению с шумом на отдельных кадрах.

На полученном усредненном изображении стали видны многие детали, незаметные на исходных зашумленных кадрах даже после устранения на них систематических помех и первоначального их улучшения. Чтобы дополнительно улучшить видимость деталей, можно применить один из нелинейных способов улучшения изображений [10].

Нами был использован следующий алгоритм адаптивного повышения локальных контрастов, близкий по смыслу формуле (3):

$$Y = f(R - L)(x - \text{med}(X)) + B \text{med}(X) + C.$$

В данной формуле используются квантили распределения значений элементов по локальному фрагменту с центром в обрабатываемой точке. Здесь  $L$  и  $R$  — левый и правый квантили (рангов 0,3 и 0,7), а  $\text{med}(X)$  — медиана, т.е. квантиль ранга 0,5. Функция  $f(x)$  является коэффициентом усиления локальных контрастов. Ее смысл заключается в адаптивном изменении коэффициента усиления в зависимости от величины исходных контрастов в локальном фрагменте, которые как раз и определяются разностью квантилей ( $R - L$ );  $f(x)$  должна иметь максимум при  $x = 0$  и убывать с увеличением  $x$ . Нами была выбрана следующая функция:

$$f(x) = 1 + A/(1 + x/Q)^2.$$

Здесь  $A$  — коэффициент усиления, аналогичный такому же в формуле (3), а  $Q$  — параметр, управляющий скоростью спада  $f(x)$  до единицы. В нашем случае значения параметров были:  $A = 4$ ;  $Q = 30$ ;  $B = 0,5$ ;  $C = 0,4$ , а размер локального фрагмента равнялся  $75 \times 75$  элементов, т.е. приблизительно в 7 раз больше типичного размера капилляра. Результат обработки усредненного изображения описанным алгоритмом показан на Рис. 4,б. Стали хорошо видны детали, ранее плохо, или совсем не различимые на зашумленных исходных кадрах.

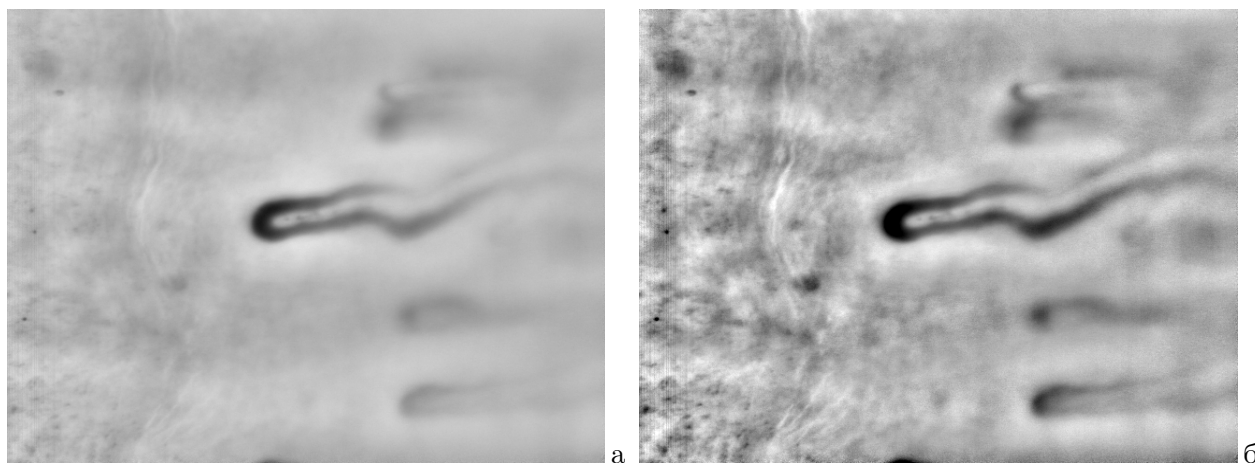


Рис. 4. Вид усредненного изображения (а); результат его локального контрастирования (б).

При интерпретации усредненного изображения следует иметь в виду некоторые особенности. Во-первых, движущиеся объекты (например, кровотоки в капиллярах) смазываются, что естественно. Во-вторых, если на кадрах видеопоследовательности имелись неподвижные артефакты (например, пятна пыли на матрице), по каким-то причинам не удаленные при устранении систематических помех, то они могут оставить на усредненном изображении следы, центрально симметричные трассе дрейфа кадра (показанной на Рис. 3,а). Их следует отличать от изображений тканей обследуемого.



## 7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ. ВОЗМОЖНЫЕ ПЕРСПЕКТИВЫ

Полученные результаты демонстрируют, какими способами можно устранить искажения и помехи изображений видеопоследовательности, компенсировать их дрейф, и в итоге повысить визуальную информативность анализируемых данных. Показано также, сколько визуальной информации можно дополнительно извлечь из исходных видеоданных в результате их обработки, что позволит сократить время и повысить точность диагностики.

Компенсация дрейфа и улучшение видеопоследовательности позволяет в дальнейшем разрабатывать и применять специальные методы и алгоритмы автоматического анализа видеоданных. К таковым, в частности, можно отнести:

- Обнаружение и локализация капилляров.
- Оценка частоты расположения капилляров.
- Выделение контуров капиллярного русла.
- Оценка размеров капилляров.
- Анализ параметров капиллярного кровотока: скорости, объема протекающей крови.

Возможны также и другие направления анализа и извлечения необходимых данных, требующих врачу-диагносту.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Компьютерная капилляроскопия*. <http://www.ckb-rzd.ru/php/content.php?id=1621>.
2. Гурфинкель Ю.И., Каце Н.В., Макеева О.В., Михайлов В.М. Возможности использования неинвазивной компьютерной капилляроскопии в космической медицине и в клинической практике. В кн.: *Методы нелинейного анализа в кардиологии и онкологии*. Вып. 2. М.: Университет, 2010, с. 111–121.
3. *Капилляроскоп общеклинического применения „Капилляроскан-1“*. <http://www.aetechnologies.ru/production/2-details.htm>.
4. *Разработка серии капилляроскопов*. <http://www.aetechnologies.ru/dev/6-details.htm>.
5. Баранов В.В., Гурфинкель Ю.И., Кленин С.М., Кузнецов М.И. *Капилляроскоп. Способ и устройство для неинвазивных исследований капилляров, капиллярного кровотока, крови у пациентов болеющих сахарным диабетом, ишемической болезнью сердца*. <http://www.medlinks.ru/article.php?sid=7201>.
6. Гурфинкель Ю.И., Кузнецов М.И., Певгов В.Г. *Устройство и способ неинвазивного исследования характеристик капилляров и капиллярного кровотока*. Пат. РФ; № 2008123909/14; заявл. 18.06.2008. <http://bd.patent.su/2389000-2389999/pat/servlet/servlet34cf.html>.
7. *LUPA-300 CMOS Image Sensor*. [http://www.fastvideo.ru/info/sensor/cypress/lupa\\_300.pdf](http://www.fastvideo.ru/info/sensor/cypress/lupa_300.pdf), <http://www.cypress.com/?docID=18894>.
8. *LUPA-300 Frequently Asked Questions — AN6019*. <http://www.cypress.com>.
9. Чочиа П.А. *Обработка и анализ изображений на основе двухмасштабной модели*. Препринт ИППИ АН СССР. М.: ВИНТИ, 1986.
10. Chochia P.A. Image Enhancement Using Sliding Histograms. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1988, vol. 44, no. 2, pp. 211–229.
11. Чочиа П.А. Методы преобразования изображений, использующие двухмасштабную модель. В кн.: *Кодирование и обработка изображений*. М.: Наука, 1988, с. 98–112.
12. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений*. М.: Техносфера, 2005.
13. Chochia P.A. Two Tasks in Image Enhancement Technology. *Optical Memory and Neural Networks*. 1998, vol. 7, no. 1, pp. 37–50.

14. Gruen A.W. Adaptive least squares correlation: a powerful image matching technique. *S. Afr. J. of Photogrammetry, Remote Sensing and Cartography*. 1985, vol. 14, no. 3, pp. 175–187.
15. Ackermann F. Digital image correlation: Performance and potential application in photogrammetry. *Photogrammetric Record*. 1984, vol. 64, no. 11, pp. 429–439.
16. Hunter G.M., Steiglitz K. Operation of Images Using Quad Trees. *IEEE Trans. PAMI-1*. 1979, no. 2, pp. 145–153.
17. Rosenfeld A., Quadrees and Pyramids for Pattern Recognition and Image Analysis. *Proc. 5th Int. Conference on Pattern Recognition*. Miami Beach, 1980, pp. 802–811.
18. Чочиа П.А. Быстрое корреляционное совмещение квазирегулярных изображений. *Информационные процессы*. 2009, том 9, № 3, с. 117–120.

*Статью представил к публикации член редколлегии В. И. Венец*