

ласть дії для алгоритмів. У цю систему слід включити сигнали трьох основних класів: випадкові, аналітичні, адитивні комбінації тих і інших (у адитивних сигналах можна використовувати і типові телеметричні функції).

Таким чином, обгрунтовані та аналітично доведені критерії ефективності зменшення надлишковості ін-

формації з врахуванням значного зменшення службової інформації згідно (2). Для апертурних адаптивних методів важливим є коефіцієнт зменшення надлишковості за двійковими значеннями, який враховує і об'єм службової інформації. Вона вноситься в потік стиснутих даних для відновлення сигналу на приймальному боці з заданою точністю.

Література

1. Орищенко В.И. Сжатие данных в системах сбора и передачи информации / Орищенко В.И. Санников. В.А., Свириденко В.А. – М.: Радио и связь, 1985. -184 с.
2. Еремеев И.С. Устройства сжатия информации / Еремеев И.С. – М.: Энергия, 1980.
3. Свириденко В.А. Анализ систем со сжатием данных / Свириденко В.А. – М.: Связь, 1977. - 184 с.
4. Фомин А.А. Основы сжатия информации / Фомин А.А.– Санкт-петербургский Государственный Технический университет. – Санкт-Петербург, 1998.– С. 26
5. Ватолин, Дмитрий Сергеевич. Методы сжатия данных : Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео Д. Ватолин [и др.] М.: Диалог-МИФИ, 2003.
6. Яцків Н.Г. Методи та засоби стиснення даних в розподілених комп'ютерних системах на основі кодів поля Галуа : Автореф. дис... канд. техн. наук: 05.13.13 / Н.Г. Яцків; Нац. ун-т "Львів. політехніка". - Л., 2003. - 20 с.

Розглянуті основні способи боротьби з шумом на трасерних зображеннях. Представлено новий комп'ютерний алгоритм фільтрації цифрових трасерних кадрів, який можна використовувати навіть у випадках перекриття діапазонів яскравості фону, шуму та зображень трасерів
Ключові слова: фільтрація, шум, трасерне зображення, закон розподілу

Рассмотрены основные способы борьбы с шумом на трасерных изображениях. Представлен новый компьютерный алгоритм фильтрации цифровых трасерных кадров, который можно использовать даже в случаях перекрытия диапазонов яркости фона, шума и изображений частиц
Ключевые слова: фильтрация, шум, трасерное изображение, закон распределения

The main ways of noise reducing in tracer images is viewed. A new computer algorithm for filtering digital frames is presented, which can be used even in cases of overlapping the brightness ranges of noise, background and particle images

Key words: filtering, noise, tracer images, the distribution law

УДК 004.9:532.574

ФИЛЬТРАЦИЯ ЗАШУМЛЕННЫХ ТРАССЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ИХ ОБРАБОТКЕ С ПОСТРОЕНИЕМ РЕКОНСТРУИРОВАННОГО КАДРА

А.Е. Мочалин

Аспирант

Кафедра специализированных компьютерных систем

Донбасский государственный технический университет

пр. Ленина, 16, г. Алчевск, Украина, 94204

Контактный тел.: 066-273-95-83

E-mail: omigo@i.ua

1. Характеристика проблемы

В настоящее время для исследования количественных и качественных характеристик потоков

жидкости и газа довольно часто применяются информационные технологии обработки трасерных изображений [1]. Использование данных технологий позволяет получить мгновенное поле скоростей в те-

чении, при этом отсутствует возмущающее влияние на поток. Этим обусловлена растущая популярность в мире цифровой трассерной визуализации. Суть методов, на которых основываются рассматриваемые информационные технологии, заключается в том, что в поток жидкости или газа добавляют маленькие частички (трассеры) и наблюдают за их перемещением. Для определения смещения частиц в потоке необходимо, используя специальную систему регистрации, получить пару разделенных известным промежутком времени трассерных изображений, а затем обработать их с применением специальных компьютерных алгоритмов [1, 2].

Одним из главных критериев оценки качества работы алгоритмов, используемых в методах трассерной визуализации, является точность определения векторов перемещений. Автоматическая обработка изображений неминуемо приводит к появлению ошибочных векторов. Источником подобных ошибок могут быть разные факторы, например, такие, как низкое качество изображения в данной измерительной области, недостаточное число трассеров, большие величины градиентов скорости и т.д. Число ошибочных векторов определяет качество исходных данных и при оптимальных параметрах эксперимента не превышает 3...5% от общего числа.

В данной статье мы уделим особое внимание влиянию качества изображения на точность компьютерных алгоритмов обработки. Оно напрямую зависит от систем регистрации трассеров. Простейшая система регистрации включает в себя три основных компонента: трассеры, лазер и камеру. Частицы в измерительной плоскости потока должны быть освещены лазером дважды. Их образы регистрируются на цифровую камеру. При этом полученные трассерные изображения содержат некоторую долю шума. Источниками шума на цифровом изображении могут быть различные факторы: плохая освещенность потока, несовершенство фотосенсора регистрирующей камеры и т.д.

Существует два основных подхода для борьбы с шумом на трассерных изображениях: использование более совершенных, с технической точки зрения, компонентов в системах регистрации трассеров и подавление шума посредством предобработки изображений специальными алгоритмами. Первый подход предусматривает значительные материальные затраты. Например, в роли трассеров могут выступать полые покрытые серебром стеклянные сферы, которые отличаются одинаковыми размерами

и большим коэффициентом отражения (вследствие чего трассерное изображение будет более четкое и менее зашумленное). А могут использоваться и частицы диоксида титана, которые не обладают высокой однородностью и сферичностью, а также таким высоким коэффициентом отражения света, но зато имеют гораздо меньшую стоимость.

Целью настоящего исследования является разработка метода устранения шума на цифровых трассерных изображениях посредством их обработки специальными компьютерными алгоритмами, и анализ эффективности его использования в сочетании с новым методом обработки трассерных изображений [3], основанным на построении реконструированного кадра (BORF – Building and Optimization of Reconstructed Frame).

2. Алгоритм фильтрации трассерного изображения

На рис. 1 представлены два цифровых трассерных изображения – зашумленное и незашумленное, размерами 256×256 пикселей. Данные изображения были получены с использованием синтетического генератора SIG [4]. Рассмотрим диаграммы распределения яркости пикселей I на этих кадрах (рис. 2).

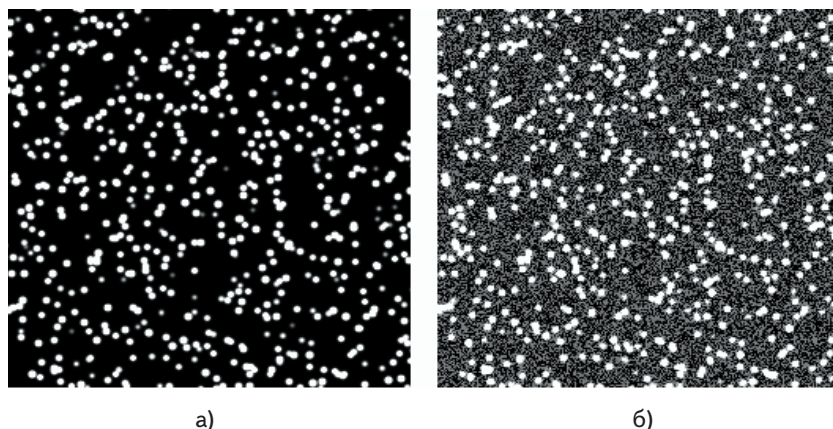


Рис. 1. Цифровые трассерные изображения: незашумленное (а) и зашумленное (б)

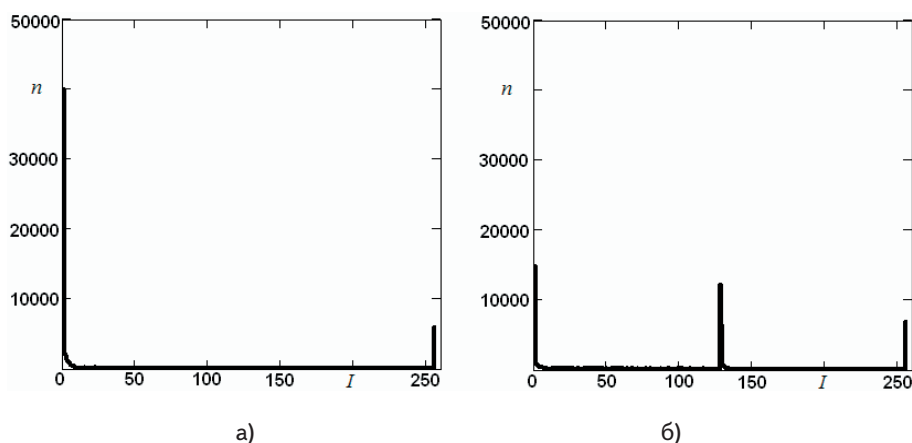


Рис. 2. Распределение числа пикселей по интенсивности на незашумленном (а) и зашумленном (б) трассерных изображениях

Мы можем наблюдать, что график распределения числа пикселей по интенсивности незашумленного кадра (рис. 2 а) имеет два ярко выраженных пика, которые соответствуют темному фону и цвету ярких частиц. В то же время на рис. 2 б мы наблюдаем еще один (третий) пик, соответствующий яркости пикселей шума.

Очень часто на диаграммах распределения яркости пикселей, соответствующих реальным трассерным изображениям, отсутствуют четко выраженные максимумы обусловленные шумом, фоном и частицами.

Это связано с тем, что диапазоны яркости фона и шума могут перекрываться, а сигнальный пик может поглощаться из-за относительно небольшого числа пикселей, соответствующих частицам. Эту ситуацию иллюстрирует рис. 3, где представлены фрагмент реального трассерного изображения исходным размером 992×1004 пикс. и соответствующее ему распределение яркости по пикселям.

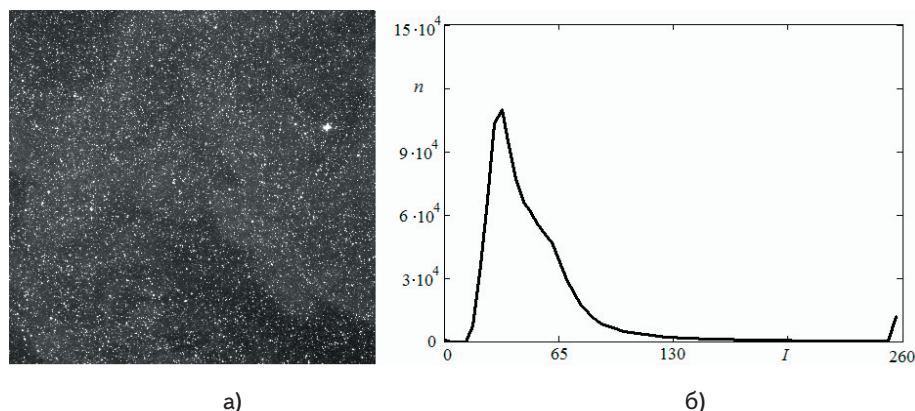


Рис. 3. Фрагмент реального трассерного изображения (а) и распределение числа пикселей по интенсивности (б)

Идея разрабатываемого метода борьбы с шумом, состоит в обнаружении порогового значения интенсивности. Пороговая интенсивность – значение яркости, которую могут иметь пиксели, равновероятно принадлежащие как шуму, так и трассерам. Все пиксели, которые имеют яркость выше пороговой, а так же соседствующие с ними пиксели, считаются изображениями трассеров. Это обусловлено тем, что одна частица на изображении чаще всего занимает несколько пикселей, ее яркость неравномерна: в центре частица имеет наибольшую яркость, а по бокам яркость падает. Следовательно, с достаточной высокой степенью вероятности можно утверждать, что пиксель, соседствующий с пикселем, яркость которого выше пороговой, так же принадлежит изображению трассера. Оставшаяся часть кадра содержит в себе фон и шум.

Для разделения фона, шума и сигнала и последующего определения пороговой интенсивности будем следовать подходу, упомянутому в работах [5], который основан на последовательном подборе законов распределения яркости по пикселям фона и шума и вычитании этих составляющих с завершающим оценочным определением закона распределения яркости по пикселям сигнала.

Относительная частота появления на кадре пикселя с заданной яркостью задается выражением:

$$W(I_j) = \frac{n_j}{N} \tag{1}$$

где n_j - количество пикселей с яркостью I_j ; N – общее количество пикселей на изображении.

По формуле (1) можно от исходной диаграммы распределения пикселей по интенсивностям определить относительные частоты появления пикселей с каждым из значений яркости ($I=0,1...255$) (рис. 4 а). Первый от начала массива $W=[w_j]_{j=0,1...255}$, пик будет, в основном, обусловлен пикселями фона и шума. Соответствующее ему значение яркости будем обозначать I_{m1} . Следующий, в направлении увеличения яркости, пик может быть обусловлен либо шумом, либо сигналом (изображениями частиц). Отвечающую ему яркость будем обозначать I_{m2} . Исходные значения I_{m1}, I_{m2} отмечены на рис. 4 а.

Первой задачей является подбор выражения для функции распределения вероятных значений интенсивности пикселей фона. Для этого будем использовать регрессию на основе имеющихся значений относительных частот W . В качестве функции регрессии примем выражение нормального закона распределения (кривой Гаусса), имеющего следующий вид:

$$f_1(I) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s_1} \exp\left[-\frac{(I-a_1)^2}{2s_1^2}\right], \tag{2}$$

где a_1, s_1 – параметры распределения, имеющие смысл математического ожидания и среднеквадратичного отклонения.

Далее необходимо определить интервал, на котором будет осуществляться регрессия. Для фона в качестве начальной точки интервала регрессии примем $I_{b0} = 0$. Конечную точку интервала определим по формуле

$$I_{b1} = \frac{I_{m1} + I_{m2}}{2}. \tag{3}$$

При отсутствии на исходной диаграмме второго пика (фон сливается с шумом и подавляют сигнал) вместо I_{m2} в формуле (3) можно использовать значение максимальной яркости – $I = 255$.

Регрессию будем проводить по методу наименьших квадратов. При использовании итерационной процедуры в качестве начального приближения параметров a_1, s_1 кривой регрессии примем I_{m1} и $I_{b1} - I_{m1}$ соответственно.

Получив функцию распределения $f_1(I)$ (рис. 4 б), мы можем определить аппроксимированное значение числа пикселей фона, имеющих каждое из значений яркости I_j :

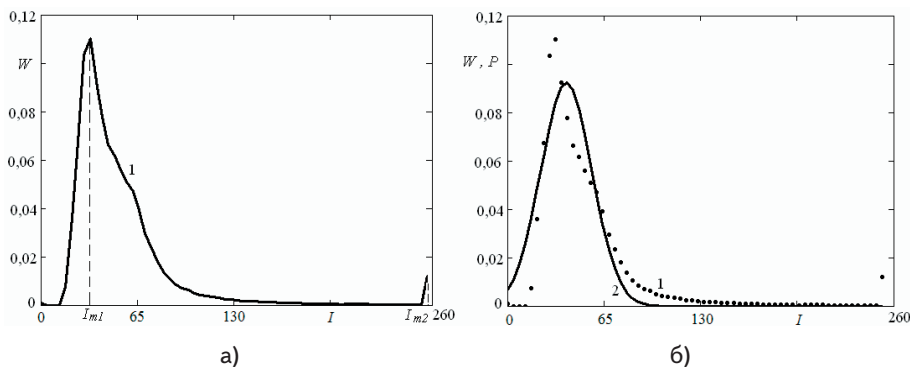


Рис. 4. График зависимости относительных частот пикселей от значений яркости (а) и аппроксимирующее распределение вероятных значений интенсивности пикселей фона (б): 1 – $W(I)$; 2 – $P(I) = f_1(I)$

$$f_p(I) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s_p} \exp\left[-\frac{(I - a_p)^2}{2s_p^2}\right],$$

где a_p, s_p – подходящие значения математического ожидания и среднеквадратичного отклонения.

Границы интервала регрессии определим на основе следующих выражений:

$$I_{p0} = I_{mp} - \max\left(60, \frac{255 - I_{mp}}{2}\right),$$

$$I_{p1} = 255.$$

Определив на основе регрессии математическое ожидание нормального распределения по яркостям пикселей шума a_1 и изображения частиц a_p , а также среднеквадратичные отклонения – s_1 и s_p , мы можем рассчитать пороговую интенсивность. Для этого необходимо решить следующие уравнение:

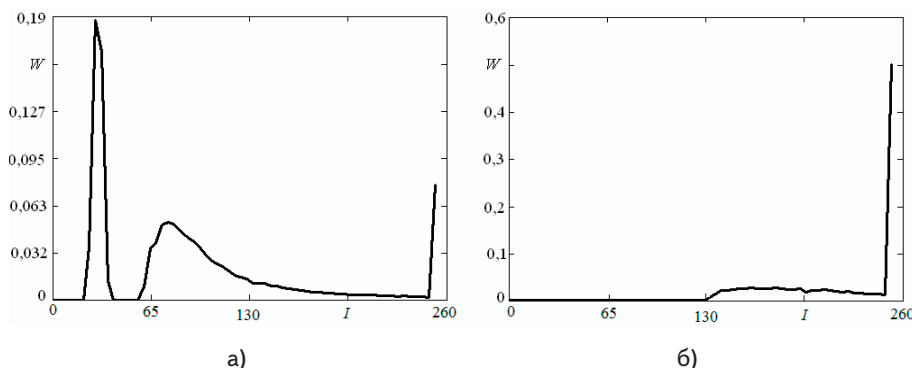


Рис. 5. График распределения по яркостям относительных частот появления пикселей сигнала с остаточным фоном и шумом на второй (а) и последней (б) итерации

$$n_{j1} = f_1(I_j) \cdot N. \tag{4}$$

После этого убираем аппроксимированный фон из рассмотрения. Для этого вычтем из исходной диаграммы распределения пикселей по яркостям значения, определяемые выражением (4), следующим образом:

$$n_j^1 = \begin{cases} 0 & (n_{j1} \geq n_j); \\ n_j - n_{j1} & (n_{j1} < n_j) \end{cases}, (j = 0, 1 \dots 255).$$

Теперь снова перейдем к вероятностным характеристикам появления пикселей заданной яркости, используя формулу 1, используя вместо n_j, N значения n_j^1 и $N_1 = \sum_{j=0}^{255} n_j^1$. Полученное распределение относительных частот представлено на рис. 5 а. Здесь, в данном случае, мы видим три пика: первый и второй обусловлены остаточным фоном и шумом, а третий – сигналом.

Повторяем описанные выше действия до тех пор, пока не приходим к распределению вида, представленного на рис. 5 б, с одним сигнальным пиком, соответствующим значению I_{mp} .

В качестве функции регрессии для вероятности появления пикселей сигнала с различными значениями интенсивности также примем выражение нормального закона:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}s_1} \exp\left[-\frac{(x - a_1)^2}{2s_1^2}\right] - \frac{1}{\sqrt{2\pi}s_p} \exp\left[-\frac{(x - a_p)^2}{2s_p^2}\right] = 0 \tag{5}$$

Найденный корень $x = I^*$ уравнения (5) и будет искомым значением пороговой интенсивности, так как пиксели имеющие яркость I^* могут равновероятно принадлежать к шуму и трассерам.

Фрагмент отфильтрованного изображения, соответствующий рис. 3 а, представлен на рис. 6.

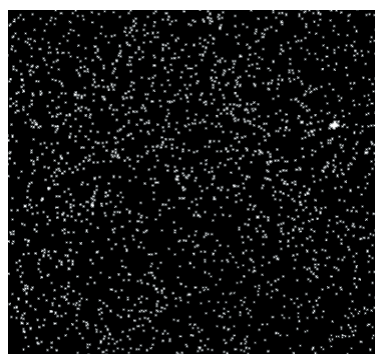


Рис. 6. Фрагмент отфильтрованного трассерного изображения

3. Анализ точности определения поля скоростей по отфильтрованным изображениям

Попробуем оценить эффективность разработанного способа фильтрации цифровых трассерных изо-

бражений с точки зрения конечного результата – точности определения смещений трассеров по методу BORF. Для этого рассчитаем систематическую и случайную погрешности компьютерных алгоритмов обработки [6] зашумленных трассерных изображений с использованием и без использования метода фильтрации, основанного на поиске пороговой интенсивности.

Для получения изображений использовалась программа SIG [4], которая позволяет создавать пары трассерных кадров с разными параметрами шума. Для их обработки использовался алгоритм BORF, основанный на построении реконструированного изображения, и наиболее распространенный в настоящее время адаптивный кросскорреляционный алгоритм, реализованный в программе EdPIV.

При обработке зашумленных изображений методом BORF, без использования фильтрации, имеют место большие погрешности, которые не имеет смысла сравнивать. Поэтому сравним точность работы алгоритма, основанного на построении реконструированного изображения с использованием предложенного способа фильтрации и программы EdPIV. В EdPIV так же используется специальная реализация алгоритма кросскорреляции, учитывающего зашум-

ленность кадров, и фильтрация полученных векторов перемещения.

Рассмотрим зависимости систематической и случайной погрешности указанных выше алгоритмов от среднеквадратического отклонения шума S_n на изображении при постоянной яркости шума $I_n = 50$ (максимальная яркость изображений частиц $I_{pmax} = 255$). Соответствующие графики даны на рис. 7.

Из рис. 7 мы видим, что при увеличении S_n точность компьютерных алгоритмов обработки падает. При этом систематическая погрешность алгоритма, разработанного автором (рис. 7 а), перестает расти после достижения среднеквадратическим отклонением шума значения 100. В отличие от этого, систематическая погрешность адаптивного кросскорреляционного алгоритма, постоянно растет с увеличением S_n .

На рис. 8 представлены зависимости погрешностей от яркости I_n гауссового шума при постоянном среднеквадратическом отклонении $S_n = 100$. При этом для максимальной яркости частиц оставлено значение $I_{pmax} = 255$.

Основываясь на графиках (рис. 8.) мы можем сделать вывод, что яркость шума не оказывает такого сильного влияния на точность нахождения векторов перемещения в сравнении с таким параметром, как

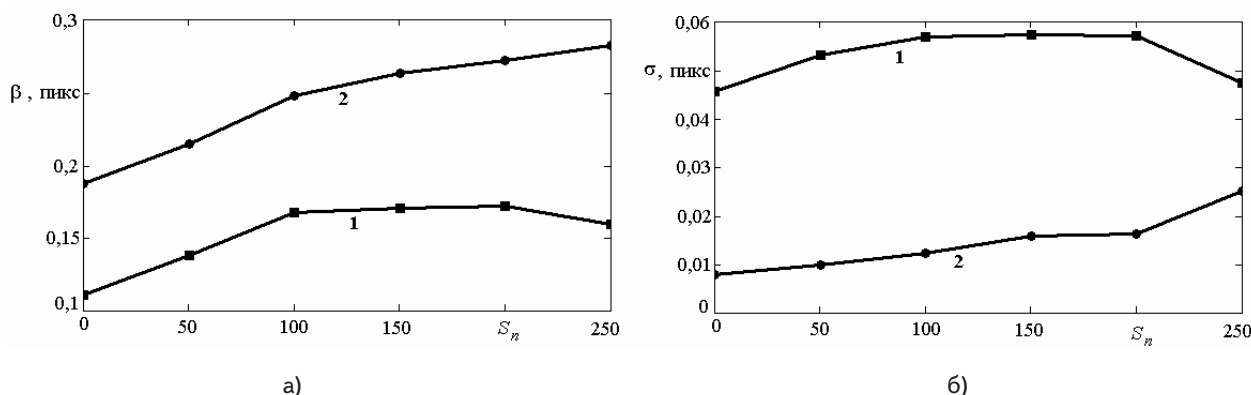


Рис. 7. Зависимость систематической (а) и случайной (б) погрешностей алгоритмов обработки трассерных изображений от среднеквадратического отклонения гауссового шума ($I_n = 50, I_{pmax} = 255$): 1 – метод BORF; 2 – адаптивный кросскорреляционный алгоритм, реализованный в программе EdPIV

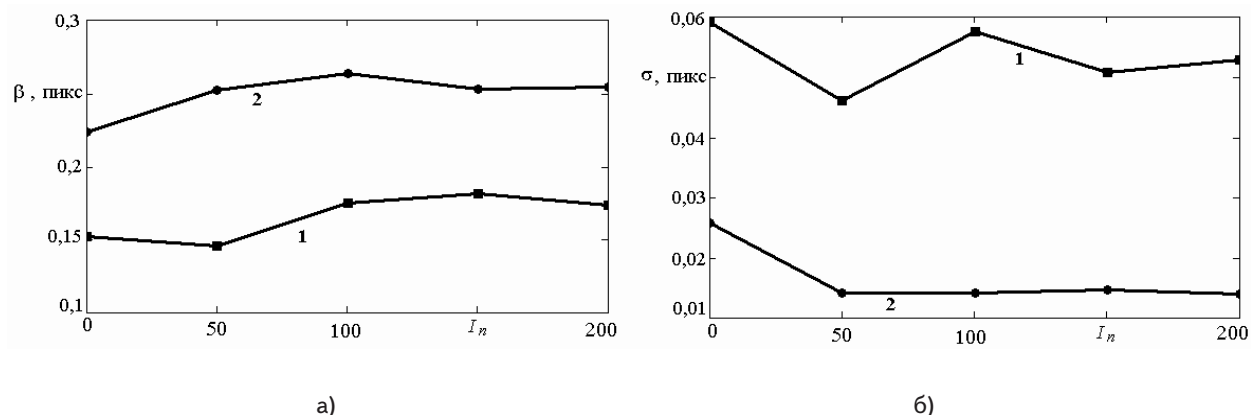


Рис. 8. Зависимость систематической (а) и случайной (б) погрешностей алгоритмов обработки трассерных изображений от яркости гауссового шума ($S_n = 100, I_{pmax} = 255$): 1 – метод BORF; 2 – адаптивный кросскорреляционный алгоритм, реализованный в программе EdPIV

его среднеквадратическое отклонение. При этом систематическая погрешность адаптивного кросскорреляционного алгоритма имеет большие значения, чем у алгоритма, основанного на построении реконструированного кадра.

Вместе с этим мы видим, что случайная погрешность программного обеспечения EdPIV слабо подвержена влиянию различных параметров шума. Это можно объяснить тем, что в данном ПО используется медианная фильтрация полученных векторов перемещения [1].

В целом, использование нового способа фильтрации трассерных изображений позволило с довольно высокой степенью точности обрабатывать зашумленные трассерные кадры, разработанным автором алгоритмом.

Выводы

Одним из основных факторов, влияющих на точность компьютерных алгоритмов обработки трассерных кадров, является качество входных изображений. Часто зашумленность изображения не позволяет оценить реальное распределение скорости в изучаемом потоке. Источники шума могут быть самыми разными и избавиться от них полностью практически невозможно.

Для подавления шума на изображении можно использовать специальные компьютерные алгоритмы. Один из таких алгоритмов представлен в настоящей работе. Его использование позволило значительно улучшить значения систематической и случайной погрешности метода, основанного на построении реконструированного кадра. Этот метод обладает высокой точностью обработки незашумленных трассерных изображений с большими локальными градиентами скорости, но из-за его особенностей он был практически неприменим в случае сильно зашумленных кадров. Совместное использование этого метода построения поля скоростей и метода фильтрации, основанного на поиске порогового значения интенсивности, показало высокую точность обработки зашумленных цифровых изображений в сравнении с наиболее распространенным на данный момент адаптивным кросскорреляционным алгоритмом.

Учитывая то, что точность алгоритма, основанного на построении реконструированного изображения, практически не зависит от различных параметров трассерных кадров [6] (диаметр трассера, дробное смещение частиц, количество трассеров в элементарной области разбиения), а использовании совместно с ним нового метода фильтрации минимизирует влияние шума на его погрешность, мы можем смело утверждать о больших перспективах метода BORF в информационных технологиях трассерной визуализации.

Литература

1. Мочалин, О.Е. Розвиток інформаційних технологій обробки цифрових трасерних зображень [Текст] / О.Е. Мочалин, С.В. Гонтовий // Наукові праці. Сер. Комп'ютерні технології. – 2011. – Вип. 130, Т 143. – С. 88 – 93.
2. Wereley, S.T. Microfluidic PIV: Algorithms and Experiments [Текст] / S.T. Wereley, C.D. Meinhart, J.G. Santiago // Amer. Phys. Soc./Div. Fluid Dyn. Annual Meeting, Philadelphia, 13-16 Nov. 1998. – P. 23 – 25.
3. Мочалин, А.Е. Информационная технология трассерной визуализации, основанная на оптимизации реконструированного изображения [Текст] / А.Е. Мочалин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2010. – № 4. – С. 174 – 178.
4. Lecordier, B The Synthetic Image Generator (SIG) [Электронный ресурс] / B. Lecordier, J. Westerweel. – Режим доступа: http://www.meol.cnrs.fr/LML/EuroPIV2/SIG/doc/SIG_Main.htm. – 13.10.2011.
5. Guezennec, Y.G. Statistical investigation of errors in particle image velocimetry [Текст] / Y. G. Guezennec, N. Kiritsis // Exp. in Fluids. – 1990. – Vol. 10. – P. 138 – 146.
6. Мочалин, А.Е. Оценка точности алгоритма обработки цифровых трассерных изображений, основанного на оптимизации реконструированного кадра [Текст] / А.Е. Мочалин // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2011. – № 4. – С. 60 – 65.