

УДК 519.6

## МЕТОД МАКСИМИЗАЦИИ ЭНТРОПИИ ДЛЯ РЕКОНСТРУКЦИИ ОБЪЕМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЧАСТИЦ В ТОМОГРАФИЧЕСКОМ МЕТОДЕ ИЗМЕРЕНИЯ СКОРОСТИ В ОБЪЕМЕ ПОТОКА

А. В. Бильский<sup>1</sup>, В. А. Ложкин<sup>2</sup>, Д. М. Маркович<sup>1</sup>, М. П. Токарев<sup>1</sup>

Рассмотрен предложенный ранее метод максимизации энтропии (MENT) в применении к реконструкции объемных изображений для измерения полей скорости томографическим методом анемометрии по изображениям трассеров (метод Томо-PIV). В работе представлены результаты теоретического и экспериментального тестирования алгоритма MENT в сравнении с наиболее быстрым алгоритмом SMART. Теоретические оценки, обработка синтетических и полученных в эксперименте изображений демонстрируют существенное повышение производительности при незначительном снижении качества результатов. Работа выполнена при частичной финансовой поддержке проектов седьмой рамочной программы ЕС (AFDAR #265695), Федеральной целевой программы “Научные и научно-педагогические кадры инновационной России” на 2009–2013 гг. (проект № 8233) и программы поддержки научных исследований, проводимых под руководством ведущих ученых в российских вузах (код проекта 11.G34.31.0046).

**Ключевые слова:** метод максимизации энтропии, MENT, томографический метод измерения скорости в объеме потока, Томо-PIV, SMART.

**1. Введение.** Томографический метод анемометрии по изображениям трассеров [1–3] (международное название Томо-PIV: Tomographic Partical Image Velocimetry) используется для измерения скорости в объеме потоков жидкости или газа. В исследуемое течение добавляются трассеры.

Поток, подобно традиционным PIV-методам [4], дважды с контролируемой временной задержкой освещается лазерным импульсом, однако при этом освещается не плоскость, а объем потока. Рассеянный частицами свет регистрируется на три или более цифровые камеры, ориентированные под различными направлениями к области измерения. На фотоматрицы цифровых камер проецируется распределение света, рассеянного частицами в данном направлении.

Истинные положения трассеров в измерительном объеме потока восстанавливаются методами томографической реконструкции по полученным изображениям частиц (проекциям) с использованием информации о пространственной калибровке камер. Для реконструкции объемных изображений трассеров в потоке обычно применяются приближенные алгоритмические подходы MART (Multiplicative Algebraic Reconstruction Technique), AART (Adaptive Algebraic Reconstruction Technique) и SMART (Simultaneous MART) [5, 6], как наиболее подходящие в условиях малого количества проекций. Мгновенное поле трехкомпонентных векторов скорости в объеме потока рассчитывается по смещениям частиц за время между вспышками лазера, которые вычисляются посредством корреляции реконструированных объемных изображений трассеров. Подробное описание томографического метода анемометрии по изображениям трассеров можно найти в работах [1–3, 5].

На рис. 1 схематически представлена процедура обработки данных, которая включает в себя два основных шага — реконструкция объемных изображений по нескольким проекциям и их корреляционная обработка для расчета поля скорости.

Томографический метод был предложен сравнительно недавно, в 2006 г. [1]. К настоящему моменту в мировой литературе можно встретить ряд работ, в которых данный метод применяется для изучения струйных потоков [7], следов [8, 9], пограничного слоя [10] и даже моделирования потока в артерии [11].

Большой интерес научного сообщества связан с тем, что данный метод позволяет получать наиболее полную информацию о структуре изучаемого течения по сравнению со стандартными плоскостными

<sup>1</sup> Институт теплофизики СО РАН (ИТ СО РАН), просп. Лаврентьева, 1, 630090, г. Новосибирск; Новосибирский государственный университет (НГУ), ул. Пирогова, 2, 630090, г. Новосибирск; А. В. Бильский, ст. науч. сотр., e-mail: bilsky@itp.ncs.ru; Д. М. Маркович, зам. директора, e-mail: dmark@itp.ncs.ru; М. П. Токарев, науч. сотр., e-mail: mtokarev@itp.ncs.ru

<sup>2</sup> Институт теплофизики СО РАН (ИТ СО РАН), просп. Лаврентьева, 1, 630090, г. Новосибирск; инженер, e-mail: v.a.lozhkin@gmail.com

методами исследования. Так, на основе полученных экспериментальных данных можно рассчитать все компоненты тензора турбулентных напряжений и тензора градиента скорости, что может быть использовано для анализа процессов переноса в турбулентных потоках.

Кроме того, использование высокоскоростных камер и источников излучения позволяет измерять поля скорости с высоким временным разрешением и изучать динамику трехмерных турбулентных образований [12]. Возможность измерения скорости сразу во всем объеме потока может быть полезна и для практических приложений.

Одним из основных недостатков томографического метода является высокая ресурсоемкость обработки данных [6, 13]. Для вычислений требуются высокая производительность, большие объемы дискового пространства и оперативной памяти. Например, расчет одного трехмерного поля скорости по изображениям размером 1 Мпикс на процессоре Core 2 Duo с 3 Гб оперативной памяти занимает 30–60 минут.

В реальном эксперименте для расчета статистических характеристик турбулентных потоков может потребоваться анализ тысяч и даже десятков тысяч мгновенных полей скорости. Если при этом для повышения пространственного разрешения использовать матрицы размером 10 Мпикс и более, то обработка данных может занять месяцы и даже годы. Использование многоядерных суперкомпьютеров отчасти может решить эту проблему [14]. Однако применение высокопроизводительных систем в обычных лабораторных исследованиях ограничено их недоступностью и высокой стоимостью, которая может значительно превышать стоимость остального оборудования для эксперимента.

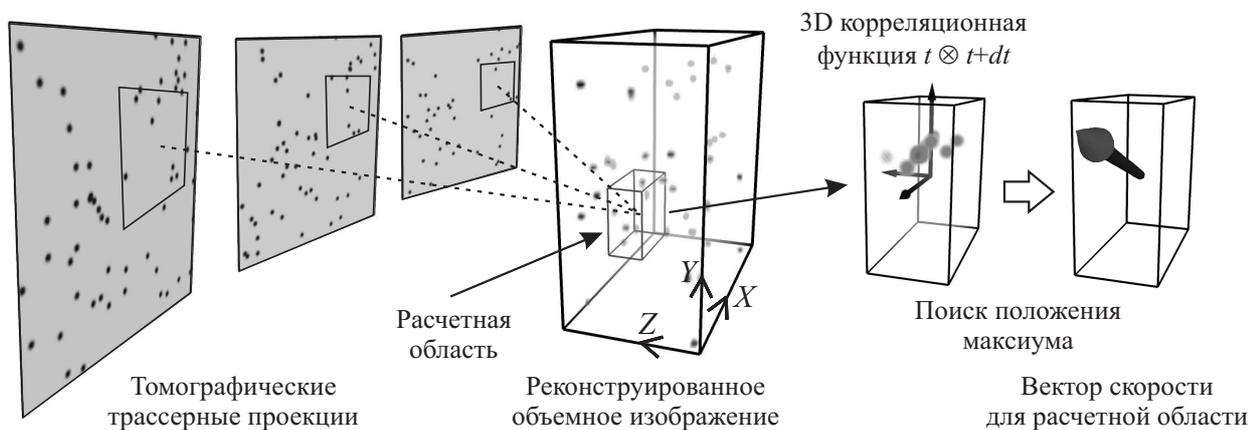


Рис. 1. Принцип метода Томо PIV

Из сказанного следует, что одной из самых актуальных задач развития томографического метода измерения скорости в объеме потока является поиск новых подходов к обработке данных, позволяющих получить существенный прирост производительности без значительного ущерба для качества результата. Одним из таких подходов может быть метод томографической реконструкции объемных изображений, основанный на максимизации энтропии (MENT), предложенный G. Minerbo [15].

Принцип работы данного метода существенно отличается от методов, которые до настоящего момента применялись в практике для реконструкции изображений трассеров, а его применение, как будет показано ниже, позволяет не только в несколько раз повысить производительность обработки данных, но и существенно снизить требования к объемам оперативной памяти. Преимущества метода максимизации энтропии в данной работе продемонстрированы на синтетических (искусственно сгенерированных) данных, а также на изображениях, полученных в реальном эксперименте.

**2. Методика максимизации энтропии.** Как следует из самого названия, рассматриваемый метод реконструкции изображений максимизирует энтропию. Строго говоря, другие методы реконструкции (ART, MART, SMART) также приводят к максимизации энтропии [16]. Основным отличием метода MENT является то, что он решает оптимизационную задачу напрямую. В отличие от широко распространенного метода MART, где на каждой итерации обновляется каждый пиксель объемного изображения (воксель), метод MENT оперирует двумерными дискретными функциями. Количество таких функций равно количеству проекций (камер). В результате итерационной обработки проецированных изображений получаются двумерные дискретные вспомогательные функции (псевдоизображения)  $h_j$ .

По завершении итерационного расчета псевдоизображений по первой приведенной ниже формуле искоемое трехмерное изображение восстанавливается методом обратного проецирования псевдоизображений

по второй формуле:

$$h_j^{k+1}(u, v) = \frac{p_j(u, v)V}{\sum_{l \in L_n} \prod_{i \neq j} h_i^k(u_l, v_l)}, \tag{1}$$

$$f(x, y, z) = \frac{1}{V} \prod_j h_j(u, v). \tag{2}$$

Здесь  $x, y, z$  — координаты вокселя,  $u, v$  — координаты пикселя на проекциях,  $f$  — реконструированное изображение,  $h_j$  — псевдоизображение,  $p_j$  — изображение (проекция),  $L_n$  — линия наблюдения  $n$ -го пикселя и  $V$  — нормировочный коэффициент, равный количеству вокселей.

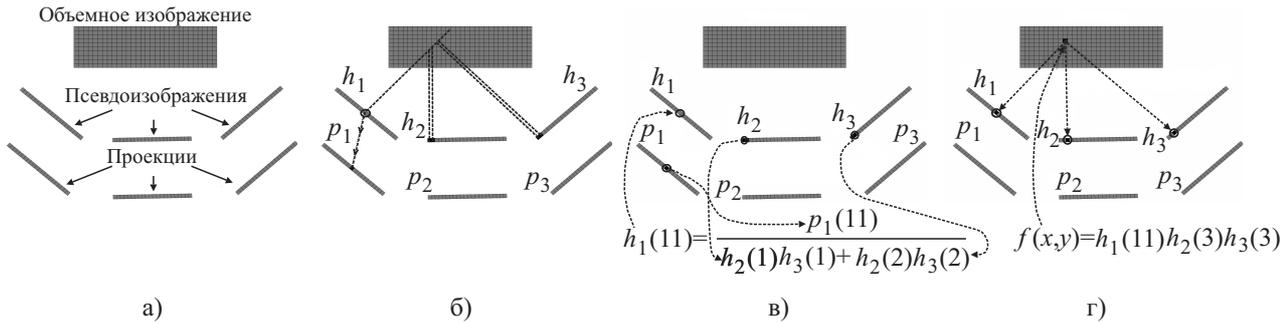


Рис. 2. Схема процесса MENT-реконструкции: а) основные элементы, б) построение частичной репроекции, в) расчет псевдоизображения, г) реконструкция объемного изображения

Основные этапы алгоритма MENT проиллюстрированы на рис. 2. На рис. 2а показаны проекции, псевдоизображения и искомый реконструированный объем. На рис. 2б показан первый этап расчета псевдоизображений, на котором для выбранного элемента первого псевдоизображения ( $h_1$ ) рассчитывается его линия обзора. После этого на остальных псевдоизображениях определяются элементы, которые “наблюдают” данную линию обзора. Значение текущего элемента псевдоизображения рассчитывается согласно формуле (1) (рис. 2в). Операции, показанные на рис. 2б и 2в, повторяются для каждого элемента каждого псевдоизображения, что в целом составляет одну итерацию. После нескольких итераций происходит восстановление искомого объемного изображения: значение вокселя рассчитывается как произведение значений всех вспомогательных функций  $h_j$  в точках его проекций.

**3. Оценка производительности алгоритма.** Основным ожидаемым преимуществом алгоритма MENT является высокая производительность по сравнению с другими алгоритмическими методами реконструкции. Это связано с тем, что при обработке этим алгоритмом полное объемное изображение не хранится в оперативной памяти. Выделение памяти под объемное изображение необходимо только на последнем этапе — реконструкции по псевдоизображениям. Однако даже на этом этапе нет необходимости использовать оперативную память. Реконструированное изображение может быть сохранено непосредственно на жесткий диск. Другой причиной высокой производительности алгоритма MENT является меньшее количество операций процедуры реконструкции.

В качестве теоретического обоснования эффективности алгоритма MENT рассмотрим оценку вычислительной сложности алгоритма по сравнению с алгоритмом SMART. В данной работе алгоритм SMART выбран для сравнения как наиболее быстрый алгоритм реконструкции, точность которого сравнима с другими распространенными подходами (ART, MART).

Согласно (1) и (2), методика томографической реконструкции MENT состоит из двух шагов: расчет псевдоизображений (1) и реконструкция объемных изображений (2). Реконструкция происходит довольно быстро. Для этого требуется для каждого вокселя перемножить  $N_{cam}$  соответствующих значений псевдоизображений. При этом отсутствуют шаги с расчетом весовых коэффициентов или расчетом среднего геометрического обновлений интенсивности по всем проекциям, как в методе SMART. При расчете псевдоизображений для каждого пикселя рассчитывается знаменатель из (1), а затем для каждого пикселя требуется одна дополнительная операция деления для расчета окончательной его величины. В табл. 1 представлена оценка сложности одной итерации алгоритма MENT, где  $P_x$  и  $P_y$  — высота и ширина изображений. Следует отметить, что схема MENT сходится гораздо быстрее по сравнению с SMART, и почти во всех случаях для MENT достаточно 1–3 итераций, в то время как алгоритм SMART потребует 15–20

Таблица 1

Оценка вычислительной сложности для одной итерации алгоритма MENT

Выражение	Оценка сложности
$p_j(u, v) V \left( \sum_{l \in L_k} \prod_{i \neq j} h_j^k(u_l, v_l) \right)^{-1}$	$((N_{\text{cam}} - 2)N_z + 1)P_x P_y N_{\text{cam}}$
$\prod_j h_j(u, v)$	$(N_{\text{cam}} - 1)N_x N_y N_z$
Полное количество операций	$((N_{\text{cam}} - 2)N_z + 1)P_x P_y N_{\text{cam}} + (N_{\text{cam}} - 1)N_x N_y N_z$

итераций. Для одной итерации алгоритма SMART формула для расчета интенсивности вокселя следующая:

$$f_j^{k+1} = f_j^k \prod_i^{N_j} \left[ p_i^{\mu W_{ij}} \left( \sum_{l \in L_i} W_{il} f_l^k \right)^{-\mu W_{ij}} \right]^{1/N_j}. \tag{3}$$

Здесь  $f_j$  — элемент объемного изображения (воксель),  $p_i$  — элемент двумерных изображений (пиксель на проекциях),  $N_j$  — количество обрабатываемых пикселей на всех проекциях,  $W$  — весовая матрица,  $\mu$  — релаксационный параметр.

В схеме реконструкции SMART, в соответствии с (3), каждый шаг вокселя обновления состоит из нескольких операций. Для каждой проекции требуется рассчитать интенсивность репроекции (в том числе весовые коэффициенты в случае, если они не хранятся в памяти), а затем рассчитать частное между значением интенсивности проекции и интенсивности репроекции и возвести это отношение в степень. И наконец, требуется вычислить среднее геометрическое значение и умножить его на предыдущее значение яркости вокселя. В табл. 2 показана общая вычислительная сложность одной MENT-, SMART- и MART-итерации. Сложность SMART-алгоритма была взята из работы [6], а сложность алгоритма MART была выведена из сложности схемы SMART. Здесь  $N_x$ ,  $N_y$  и  $N_z$  — размеры реконструированного объема в вокселях и  $N_{\text{cam}}$  — количество камер (проекций). Теоретические оценки показывают улучшение по времени реконструкции алгоритмом MENT по сравнению со стандартными методами на порядок.

Таблица 2

Сравнение вычислительной сложности для одной MENT-, SMART- и MART-итерации

Тип алгоритма	Оценка сложности
MENT	$(N_{\text{cam}}^2 - N_{\text{cam}} - 1)N_x N_y N_z$
SMART	$(24N_{\text{cam}} + 3)N_x N_y N_z$
MART	$84N_{\text{cam}}N_x N_y N_z$
SMART/MENT	$\approx 9 (N_{\text{cam}} = 4)$
MART/MENT	$\approx 30 (N_{\text{cam}} = 4)$

Далее рассмотрим оценку количества памяти, необходимой для алгоритмов SMART и MENT. В алгоритме SMART необходимо хранить объемное изображение и проекции на протяжении всей процедуры реконструкции. Кроме того, требуется хранение в памяти значимой ненулевой части весовой матрицы (в случае, если весовые коэффициенты не рассчитываются “на лету”). Следовательно, без учета весовой матрицы требуется объем памяти порядка  $O(N_x N_y N_z + N_{\text{cam}} P_x P_y)$ . Для алгоритма MENT требуется хранить проекции, псевдоизображения и объемное изображение, что дает оценку  $O(N_x N_y N_z + 2N_{\text{cam}} P_x P_y)$ . Принимая во внимание, что  $N_{\text{cam}} P_x P_y \ll N_x N_y N_z$ , требования к памяти обоих алгоритмов могут быть оценены одинаково:  $O(N_x N_y N_z)$ . Однако алгоритм SMART не позволяет никоим образом снизить данное требование на объем оперативной памяти, тогда как алгоритм MENT может записывать результат реконструкции непосредственно на жесткий диск. Это позволяет снизить объем необходимой для алгоритма MENT памяти на  $N_x N_y N_z$ , т.е. на размер объемного изображения. Это возможно благодаря тому, что на этапе реконструкции объемного изображения значение каждого вокселя не зависит от других вокселей (каждый воксель рассчитывается последовательно из значений псевдоизображений). Таким образом, производительность увеличивается за счет экономии времени на выделение большого количества оперативной памяти. С этой точки зрения первый шаг MENT-алгоритма хорошо подходит для реализации на ГПУ-устройстве, поскольку он работает с двумерными массивами и не требует большого объема памяти.

Кроме того, алгоритм выиграет от аппаратного ускорения 2D-интерполяции на ГПУ и не будет ограничен небольшим количеством памяти, особенно для дешевых устройств, по сравнению со стандартными процедурами восстановления.

**4. Оценка точности реконструкции и ошибки методики максимизации энтропии при обработке синтетических данных.** Оценка точности реконструкции и ошибки расчета поля скорости для алгоритмов MENT в сравнении с алгоритмом SMART получены на искусственно сгенерированных данных и представлены в данном разделе. Точность томографической реконструкции  $Q$  определяется как коэффициент корреляции между реконструированными объемными изображениями и синтетическими объемными изображениями с известным распределением частиц (интенсивности) [1, 6]:

$$Q = \sum_j (I_j^{\text{rec}} * I_j^{\text{synth}}) \left( \sqrt{\sum_j (I_j^{\text{rec}})^2 * \sum_j (I_j^{\text{synth}})^2} \right)^{-1}. \quad (4)$$

Синтетические изображения сгенерированы искусственно по набору частиц со случайными, но известными координатами в объеме.

Ошибка расчета скорости в нашем случае является ошибкой расчета смещения частиц и определяется как среднеквадратичное отклонение между известными и рассчитанными значениями смещений во всем объеме:

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta_{0i} - \Delta_i)^2},$$

где  $\Delta_{0i}$  и  $\Delta_i$  — известные и рассчитанные значения смещения в  $i$ -й точке. Поле смещений (скорости) в синтетических изображениях имеет ненулевую вертикальную компоненту скорости с периодической зависимостью по координате  $X$  и постоянным градиентом скорости по оси  $Z$ :

$$\Delta(X, Z) = \Delta_0 \left( \frac{2w}{w_{\text{img}}} \right) \left[ \frac{Z + d}{d} \right] \sin \left( \frac{2\pi X}{w} \right),$$

где  $(X, Y, Z)$  — координаты точек в объеме,  $w$  и  $d$  — полуширина и половина величины глубины объема в миллиметрах соответственно и  $w_{\text{img}}$  — ширина области измерения в вокселях. Заданное смещение прямо пропорционально скорости потока. Размеры области измерения были  $2w \times 2w \times 2d = 20 \times 20 \times 5$  мм с началом в точке  $(0, 0, 0)$ . Максимальное смещение было  $\Delta_0 = 2.3$  вокселя. Для расчетов были сгенерированы несколько наборов синтетических изображений и проекций. Варьируемыми параметрами были выбраны концентрация частиц ( $N_s$ ), которая изменялась в диапазоне от 0.07 до 0.7, что соответствует счетной концентрации от 0.01 до 0.1 частиц/пиксель, а также угол наблюдения камер ( $\theta$ ) и количество камер ( $N$ ).

Во всех тестах, за исключением теста с вариацией угла наблюдения камер, камеры были расположены в углах квадрата, плоскость которого параллельна  $XY$ . Угол наблюдения  $\{1, 5, 15, 20, 30, 45, 55\}$  всегда одинаков для всех камер теста. В тестах с вариацией количества камер они располагались по окружности, таким образом, что угол наблюдения всегда был равен 45 градусов. Размер изображений частиц по уровню  $\exp^{-2}$  был 2.5 пикселя. Оптическая дисторсия и шум на изображениях не моделировались. Размер сенсора был выбран  $w_{\text{img}} \times w_{\text{img}} = 256 \times 256$  пикселей. Размер реконструированных объемных изображений был  $256 \times 256 \times 64$  вокселя. Размер области, где производится расчет смещения частиц, был  $32 \times 32 \times 16$  вокселей, что при 50% перекрытия областей дает размер векторного поля  $15 \times 15 \times 7$  векторов. В результате обработки синтетических изображений получено, что реконструкция алгоритмом MENT в среднем происходила в 15 раз быстрее реконструкции алгоритмом SMART (использовался один процессор Intel Core 2 4300). Здесь и далее при расчете алгоритмом SMART было использовано начальное распределение интенсивности, полученной методом MLOS (Multiple Line Of Sight) [6]. Данный метод значительно ускоряет сходимость алгоритма SMART, уменьшая количество итераций примерно в два раза, а следовательно, и время расчета, без существенного влияния на результат реконструкции. Поскольку в настоящее время связка алгоритмов MLOS + SMART стала общеупотребительной, авторы использовали ее при обработке.

Для указанных параметров обработки были рассчитаны точность реконструкции и ошибка расчета смещения частиц, полученные методиками MENT и SMART. Смещение частиц в объемных изображениях рассчитывается стандартным корреляционным методом с одной итерацией [4]. В методике SMART для увеличения точности результатов выполнялось 15 итераций, в методике MENT — одна. Сравнение результатов представлено на рис. 3 и 4. Точность реконструкции и погрешность расчета смещения как функции

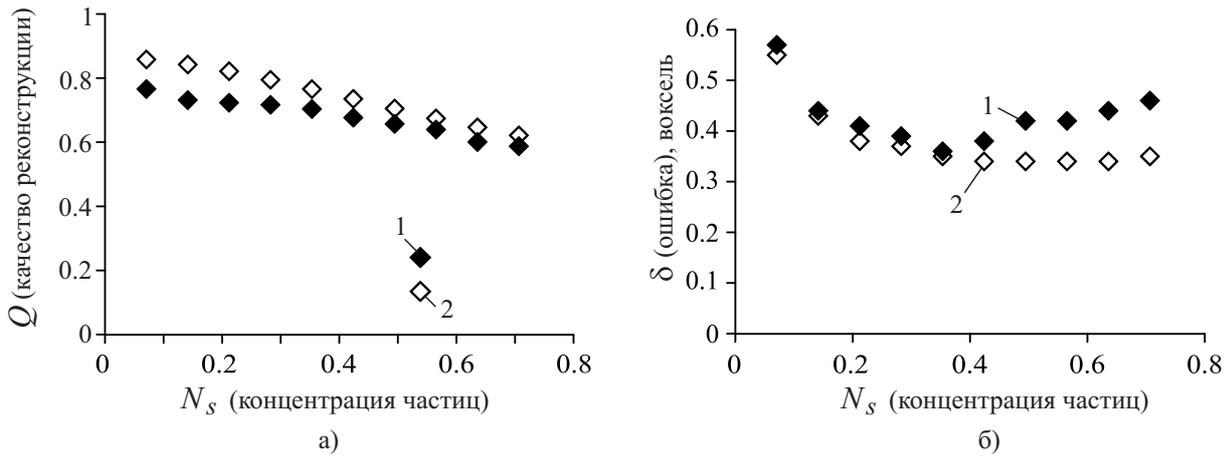


Рис. 3. Сравнение точности реконструкции изображений  $Q$  (а) и ошибки расчета смещения частиц  $\delta$  (б), полученных методиками MENT и SMART в зависимости от концентрации частиц на изображении: 1) MENT, 2) SMART

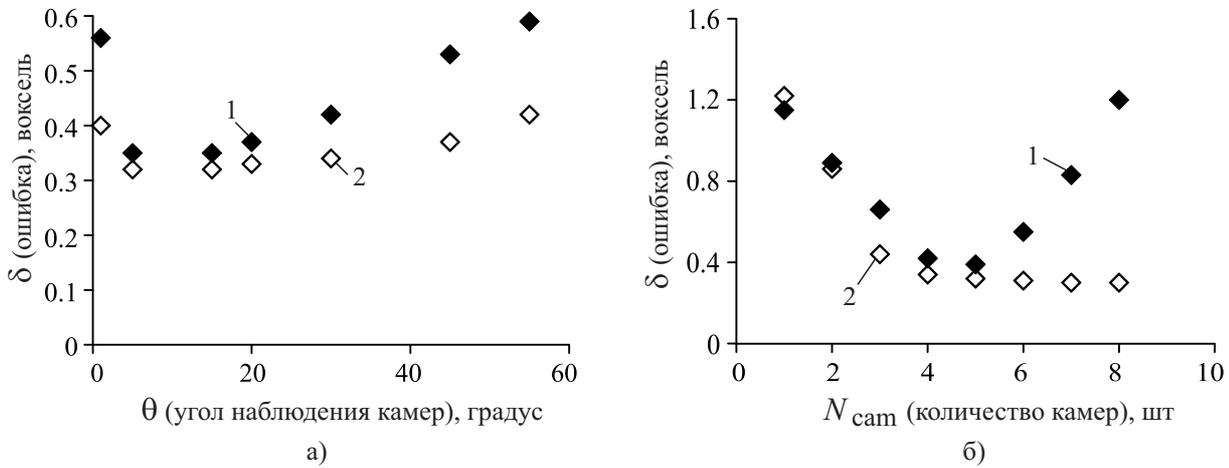


Рис. 4. Ошибка расчета смещения в зависимости от угла наблюдения камер (а) и количества камер (б): 1) MENT, 2) SMART

концентрации частиц показаны на рис. 3а и 3б. Видно, что точность реконструкции уменьшается с увеличением концентрации частиц, что является закономерным, поскольку оптическая прозрачность объема уменьшается, частицы начинают перекрывать друг друга. Методика MENT дает на 20% хуже точность реконструкции, чем методика SMART. Тем не менее, точность реконструкции на уровне 0.7 можно считать приемлемой. Хотя точность реконструкции методикой MENT хуже, ошибка расчета смещений для обоих методов различается всего на 5–7% до значений концентрации 0.4. При дальнейшем увеличении концентрации ошибка алгоритма MENT в отличие от алгоритма SMART увеличивается. Таким образом, для алгоритма MENT оптимальная концентрация частиц лежит в диапазоне 0.1–0.5.

На рис. 4а показана ошибка расчета смещения частиц в зависимости от угла наблюдения камер. Видно, что при всех углах наблюдения ошибка алгоритма MENT всегда больше, чем ошибка алгоритма SMART и для обоих алгоритмов существует диапазон оптимальных углов наблюдения. Для методики MENT оптимальным можно считать диапазон углов от 5 до 25 градусов, когда ошибка лежит в пределах 0.4 вокселя. Ошибка расчета смещения частиц в зависимости от количества камер (проекций) показана на рис. 4б. Как и в предыдущих случаях, ошибка алгоритма MENT всегда больше ошибки алгоритма SMART. В то время как ошибка алгоритма SMART практически не зависит от числа камер больше четырех, ошибка алгоритма MENT имеет локальный минимум при значениях 4 и 5 камер, где она незначительно превышает ошибку алгоритма SMART. Данный тест показывает, что более пяти камер в измерениях использовать не целесообразно, поскольку это приводит к ухудшению точности расчета смещений. Данный факт пока не имеет точного объяснения, ведь, как правило, при томографической реконструкции увеличение числа проекций приводит к увеличению точности реконструкции.

**5. Тестирование методики максимизации энтропии на реальных данных.** В данном разделе методика максимизации энтропии (MENT) была протестирована на экспериментальных данных, полученных в реальном лабораторном эксперименте. Основной целью данных экспериментов является проверка полученных теоретических результатов по производительности работы алгоритма и качеству результатов реконструкции.

Для проведения экспериментальных тестов была использована простая экспериментальная установка, состоящая из двух оргстеклянных пластин, установленных параллельно друг другу с зазором 4 мм. В щели между пластинами находилась вода с взвешенными полиамидными частицами (средний диаметр частиц 20 мкм, плотность 1.05 г/см<sup>3</sup>). Для регистрации изображений была использована измерительная система ПОЛИС, состоящая из четырех цифровых камер (разрешение 1360 × 1024 пикселей, разрядность 12 бит, объектив Nikkor 50 мм); сдвоенного импульсного Nd:АИГ лазера (энергия в импульсе 50 мДж, длительность импульса 10 нс); электронного устройства для синхронизации лазера и камер; персонального компьютера с программным обеспечением ActualFlow, предназначенным для сбора, хранения и обработки данных. Описанные выше алгоритмы MENT и SMART были реализованы в виде модулей обработки, подключаемых к оболочке ActualFlow. Камеры были расположены в углах квадрата, плоскость которого параллельна плоскости щели. Лазерный луч был расфокусирован таким образом, чтобы засветить весь измерительный объем, который составил 40 × 34 × 4 мм. Для пространственной калибровки камер использовалась плоская калибровочная мишень, с маркерами в узлах регулярной сетки, установленная в центральном сечении щели. В процессе регистрации изображений частиц мишень отсутствовала. В результате томографической реконструкции были получены объемные изображения разрешением 1024 × 896 × 128 вокселей и разрядностью 8 бит. Физический размер вокселя получился около 0.04 мм. После сжатия без потерь алгоритмом LZW (Lempel–Ziv–Welch) пара объемных изображений имела размер около 40 Мб. Счетная концентрация частиц в объеме была около 8.5 частиц/см<sup>3</sup>, что соответствует концентрации частиц на проекциях 0.045 частиц/пиксель ( $N_s = 0.22$ ). Средний размер частицы на изображении был  $d_p = 2.5$  пикселя.



Рис. 5. Проекция реконструированного 3D-распределения интенсивности на плоскость  $XZ$  посредством алгоритма MENT с одной итерацией. Глубина реконструкции увеличена до 5.1 мм для получения видимых границ области освещения

На рис. 5 показан результат реконструкции, полученной методом MENT. В данном случае показана проекция объемного изображения на плоскость  $XZ$ . В левой части изображения можно заметить наклонные полосы. Такие полосы являются следствием реконструкции по малому числу проекций, а угол их наклона соответствует углу наблюдения камер. Аналогичный эффект наблюдается также при обработке методикой SMART.

Для реконструкции был задан физический объем, превышающий по глубине ( $Z$ ) размер щели. Границу между жидкостью и стенкой можно легко наблюдать вдоль верхней и нижней границ изображения в виде двух темных полос. Если бы алгоритм реконструкции давал абсолютно точный результат, то в данных областях интенсивность изображений должна была быть равной нулю. Однако это не так. Видно, что за границами физического объема, где находятся частицы, интенсивность ненулевая. Данный эффект присущ всем алгоритмам реконструкции (ART, MART, SMART), является нежелательным и приводит к возникновению артефактов, так называемых “ложных частиц”. Ложные частицы для алгоритмов расчета смещения являются шумом и ухудшают качество результатов. Интенсивность реконструированного изображения за пределами границы объема может быть использована как мера данного нежелательного эффекта. Кроме того, контраст изображения также может являться мерой эффекта ложных частиц. Под контрастом понимается среднеквадратичное отклонение интенсивности вокселей в реконструированном объеме. При высоком контрасте мы наблюдаем яркие частицы на темном фоне. С увеличением доли ложных частиц яркость всех частиц на изображении уменьшается, снижая контраст.

На рис. 6 представлен нормированный профиль интенсивности по глубине канала, осредненный по 100 реконструированным изображениям, рассчитанным методами MENT и SMART. В центральной области средняя интенсивность превышает значение 0.75. За границей объема интенсивность уменьшается для обоих алгоритмов. Значение локального минимума интенсивности можно расценивать как уровень

шума от ложных частиц. Из рисунка видно, что интенсивность ложных частиц алгоритма MENT приблизительно на 30% ниже, чем для алгоритма SMART. Снижение количества артефактов подтверждается также значениями контраста изображений, представленными в табл. 3.

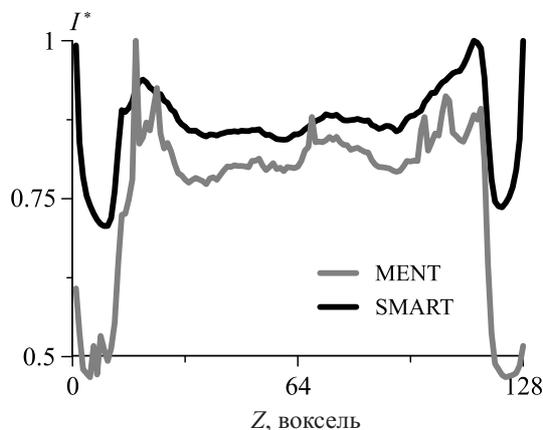


Рис. 6. Сравнение нормированного среднего профиля интенсивности вдоль оси  $Z$ , усредненного по 100 3D-реконструированных объектов, полученных алгоритмом MENT за 1 итерацию и алгоритмом SMART за 10 итераций

На последнем этапе работы было выполнено сравнение производительности алгоритмов на экспериментальных данных. Результат сравнения представлен в табл. 3. Как и в случае обработки синтетических изображений, скорость работы алгоритма MENT существенно превышает скорость алгоритма SMART. Для выбранных параметров обработки (10 итераций алгоритма SMART и одна итерация алгоритма MENT) разница в производительности составила почти 7 раз.

**6. Заключение.** Метод максимизации энтропии (MENT) впервые был применен для реконструкции объемных изображений в томографическом методе измерения скорости в объеме потока. Основным преимуществом метода является высокая производительность при меньшем объеме используемой оперативной памяти. Последнее делает его подходящим для реализации быстрой обработки данных на ГПУ-устройствах. В качестве эталонного метода для сравнения был выбран алгоритм SMART как наиболее быстрый из используемых в настоящее время.

Теоретическая оценка вычислительной сложности алгоритма MENT по сравнению с алгоритмом SMART, представленная в данной работе, показывает уменьшение времени реконструкции на порядок. Тестирование метода MENT было выполнено как на синтетических данных, так и на изображениях, полученных в реальном эксперименте. Обработка синтетических данных позволила оценить точность реконструкции и ошибку расчета смещения частиц. Показано, что во всем диапазоне параметров точность реконструкции и ошибка измерения для алгоритма MENT хуже, чем для алгоритма SMART. Однако в диапазоне параметров, которые реализуются в типичном эксперименте, алгоритм MENT дает лишь незначительное ухудшение результатов. Тесты показали, что оптимальный результат может быть достигнут при количестве камер  $N_{\text{cam}} = 4 \div 5$ , концентрации частиц  $N_s = 0.07 \div 0.35$  и угле наблюдения камер  $\theta = 5 \div 25$  градусов. Для экспериментальной проверки расчетов был проведен тестовый эксперимент по регистрации частиц в плоском зазоре между двумя пластинами. Анализ реконструированных изображений показал, что отрицательный эффект ложных частиц при обработке MENT меньше, чем при обработке SMART, а скорость расчета увеличивается почти в 7 раз.

В целом по работе можно сделать вывод о том, что алгоритм MENT при незначительном ухудшении качества данных дает существенный прирост производительности и может быть рекомендован к использованию, особенно для обработки больших объемов данных.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Elsinga G.E., Scarano F., Wieneke B., van Oudheusden B.W.* Tomographic particle image velocimetry // *Experiments in Fluids*. 2006. **41**. 933–947.
2. *Scarano F.* Tomographic PIV: principles and practice // *Measurement Science and Technology*. 2013. **24**. 012001.

Таблица 3

Сравнение времени и качества реконструкции одного объемного изображения

Тип алгоритма	Кол-во итераций	Время расчета, сек	Контраст
SMART	10	149	10.2
MENT	1	22	27.5

3. Бильский А.В., Ложкин В.А., Маркович Д.М., Токарев М.П., Шестаков М.В. Оптимизация и тестирование томографического метода измерения скорости в объеме потока // Теплофизика и аэромеханика. 2011. **18**, № 4. 555–566.
4. Adrian R.J. Twenty years of particle image velocimetry // Experiments in Fluids. 2005. **39**. 159–169.
5. Atkinson C., Soria J. Algebraic reconstruction techniques for tomographic particle image velocimetry // Proc. 16th Austr. Fluid Mechanics Conf. Gold Coast, Australia, 2–7 December, 2007. Brisbane: Univ. of Queensland, 2001. 191–198.
6. Atkinson C., Soria J. An efficient simultaneous reconstruction technique for tomographic particle image velocimetry // Experiments in Fluids. 2009. **47**. 553–568.
7. Violato D., Scarano F. Three-dimensional evolution of flow structures in transitional circular and chevron jets // Physics of Fluids. 2011. **23**. 124104.
8. Scarano F., Poelma C. Three-dimensional vorticity patterns of cylinder wakes // Experiments in Fluids. 2009. **47**. 69–83.
9. Hain R., Kahler C.J., Michaelis D. Tomographic and time resolved PIV measurements on a finite cylinder mounted on a flat plate // Experiments in Fluids. 2008. **45**. 715–724.
10. Atkinson C., Couderc S., Foucaut J.M., Stanislas M. The accuracy of tomographic particle image velocimetry for measurements of a turbulent boundary layer // Experiments in Fluids. 2011. **50**. 1031–1056.
11. Buchmann N.A., Atkinson C., Jeremy M.C., Soria J. Tomographic particle image velocimetry investigation of the flow in a modeled human carotid artery // Experiments in Fluids. 2011. **50**. 1131–1151.
12. Schröder A., Geisler R., Staack K., Elsinga G.E., Scarano F., Wieneke B., Henning A., Poelma C., Westerweel J. Eulerian and Lagrangian views of a turbulent boundary layer flow using time-resolved tomographic PIV // Experiments in Fluids. 2011. **50**. 1071–1091.
13. Discetti S., Astarita T. A fast multi-resolution approach to tomographic PIV // Experiments in Fluids. 2011. **52**. 765–777.
14. Ложкин В.А., Ложкин Ю.А., Токарев М.П. Использование высокопроизводительных вычислительных платформ в задачах томографической цифровой трассерной визуализации // Вычислительные методы и программирование. 2012. **13**, № 2. 20–27.
15. Minerbo G. MENT: A Maximum entropy algorithm for reconstructing a source from projection data // Computer Graphics and Image Processing. 1979. **10**. 48–68.
16. Gordon R., Beider R., Gabor T. Algebraic reconstruction techniques (ART) for three-dimensional electron microscopy and X-ray photography // Journal. Theor. Biol. 1970. **29**. 471–481.

Поступила в редакцию  
05.12.2012

---