

Параллельный алгоритм согласованного оценивания фундаментальной матрицы в задаче сопоставления изображений

А.В. Гаврилов¹, Е.В. Гошин¹, К.Г. Пугачев¹

Самарский университет¹

В статье рассматривается параллельный алгоритм согласованной идентификации фундаментальной матрицы по малому числу соответствующих точек на изображениях. Метод согласованной идентификации состоит в определении наиболее согласованной подсистемы. Исходная переопределенная система разбивается на подсистемы небольшой размерности, на которых ищется множество оценок. Затем на этом множестве определяется подмножество наиболее согласованных оценок, на котором затем строится искомая точечная оценка. При формировании подсистем путем всех возможных сочетаний строк исходной системы вычислительная сложность метода высокая. Однако за счет этого обеспечивается высокая точность и надежность оценок. Приведены результаты исследования точности и надежности алгоритма в рассматриваемой задаче по соответствующим точкам, выделенным на смоделированных изображениях. Проведено сравнение с методом наименьших квадратов, методом наименьших модулей и методом RANSAC.

Ключевые слова: согласованная идентификация; параллельный алгоритм; метод наименьших квадратов; метод наименьших модулей; эпиполярная геометрия; проективная геометрия.

1. Введение

Задача идентификации заключается в построении оптимальной в некотором смысле, модели объекта (системы) по результатам наблюдений входных и выходных данных. Часто идентификация объекта должна проводиться по крайне малому объему измерений. Это может быть связано с требованием оперативности, высокой стоимостью или невозможностью большого числа измерений и др.

В этом случае подходящим является так называемый метод согласованной идентификации (МСИ), свободный от использования априорных предположений о распределении ошибок измерений. Этот метод рассматривался в работах [1,2] применительно к задаче идентификации управляемого объекта. Метод является устойчивым к грубым ошибкам, так как использует большое количество оценок, полученных на подсистемах. Однако из-за этого метод имеет высокую вычислительную сложность и требует больших затрат памяти. В связи с этим возникает необходимость построения параллельного алгоритма, реализуемого на многопроцессорной системе.

2. Постановка задачи идентификации фундаментальной матрицы

Задача идентификации рассматривается в рамках модели эпиполярной геометрии. Модель эпиполярной геометрии показана на рисунке 1. Пусть даны две камеры с центрами проекций в точках O и O' и P – некоторая точка в трехмерном пространстве. Здесь Π и Π' – плоскости проекций камер. Точки e и e' называют эпиполюсами, а прямые l и l' – эпиполярными прямыми.

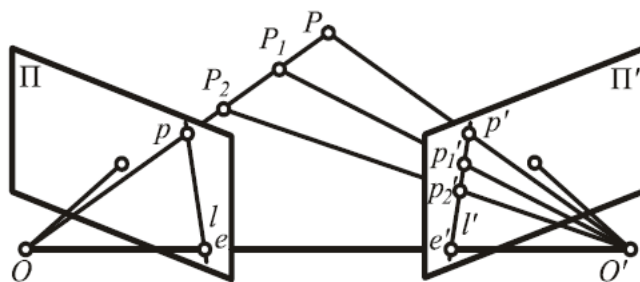


Рис. 1. Модель эпиполярной геометрии

Пусть \mathbf{M} – некоторая точка в глобальной системе координат. Вектор координат точки \mathbf{M} в глобальной системе координат связан с векторами координат этой точки в системах координат первой – \mathbf{m}_1 и второй – \mathbf{m}_2 камер соотношениями [3]:

$$\mathbf{m}_1 = \mathbf{P}_1 \mathbf{M},$$

$$\mathbf{m}_2 = \mathbf{P}_2 \mathbf{M},$$

где так называемые матрицы проекций определяются как

$$\mathbf{P}_1 = \mathbf{K}_1 [\mathbf{R}_1 | \mathbf{t}_1],$$

$$\mathbf{P}_2 = \mathbf{K}_2 [\mathbf{R}_2 | \mathbf{t}_2],$$

где $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2$ – матрица параметров камер, $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2$ – матрицы, описывающие поворот систем координат первой и второй камер относительно глобальной, а $\mathbf{t}_1 = [t_{1,x}, t_{1,y}, t_{1,z}]^T$, $\mathbf{t}_2 = [t_{2,x}, t_{2,y}, t_{2,z}]^T$ – координаты начала глобальной системы координат в системах координат первой и второй камер соответственно.

Предполагается, что оба изображения получены камерами с одинаковыми матрицами внутренних параметров:

$$\mathbf{K}_1 = \mathbf{K}_2 = \mathbf{K} = \begin{bmatrix} f & 0 & u_0 \\ 0 & f & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где f – фокусное расстояние камер, (u_0, v_0) – координаты главных точек камер в системах координат, связанных с камерами.

Матрица поворота \mathbf{R} формируется в виде $\mathbf{R} = \mathbf{R}_x \mathbf{R}_y \mathbf{R}_z$, где

$$\mathbf{R}_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & \pm \sin(\alpha) \\ 0 & \mp \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{pmatrix}, \mathbf{R}_y = \begin{pmatrix} \cos(\beta) & 0 & \pm \sin(\beta) \\ 0 & 1 & 0 \\ \mp \sin(\beta) & 0 & \cos(\beta) \end{pmatrix}, \mathbf{R}_z = \begin{pmatrix} \cos(\gamma) & \pm \sin(\gamma) & 0 \\ \mp \sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (1)$$

Соответствующие точки на двух проекциях связаны фундаментальной 3×3 -матрицей \mathbf{F} [3], в частности, для точек, координаты, которых заданы 3×1 -векторами $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2$, $\mathbf{m}_1 = [u_1, v_1, 1]^T$, $\mathbf{m}_2 = [u_2, v_2, 1]^T$ выполняется условие

$$\mathbf{m}_1^T \mathbf{F} \mathbf{m}_2 = 0.$$

Соотношение для вычисления фундаментальной матрицы имеет вид:

$$\mathbf{F} = \mathbf{K}^{-T} [\mathbf{t}]_x \mathbf{R} \mathbf{K}^{-1},$$

где $[\mathbf{t}]_x$ определяется выражением:

$$[\mathbf{t}]_x = \begin{bmatrix} 0 & -t_3 & t_2 \\ t_3 & 0 & -t_1 \\ -t_2 & t_1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Для N пар ($N \geq 8$) соответствующих точек, принимая $F_{33} = 1$, может быть сформирована система линейных уравнений вида (1) для вычисления оценки вектора \mathbf{c} искомых значений фундаментальной матрицы:

$$\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_8]^T = [F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}]^T,$$

где

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} u_1 u_1 & u_1 v_1 & u_1 & v_1 u_1 & v_1 v_1 & v_1 & u_1 & v_1 \\ u_2 u_2 & u_2 v_2 & u_2 & v_2 u_2 & v_2 v_2 & v_2 & u_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_N u_N & u_N v_N & u_N & v_N u_N & v_N v_N & v_N & u_N & v_N \end{bmatrix}, \mathbf{y} = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ \vdots \\ -1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\xi} = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_N \end{bmatrix}, \quad (2)$$

ξ – ошибки, связанные с неточным определением координат соответствующих точек.

Оценка $\hat{\mathbf{c}}$ вектора \mathbf{c} может быть получена посредством решения сформированной системы (2) с применением метода наименьших квадратов, метода наименьших модулей, RANSAC [4] или согласованной идентификации. Число наблюдений, на которых формируется система (2), крайне мало, поэтому мы применяем метод согласованной идентификации.

2. Постановка задачи согласованной идентификации

Рассматривается задача оценивания вектора параметров \mathbf{c} линейной модели:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{c} + \boldsymbol{\xi}, \quad (3)$$

где \mathbf{y} и \mathbf{X} – наблюдаемые в эксперименте $N \times 1$ -вектор и $N \times M$ -матрица, $\boldsymbol{\xi} = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N]^T$ – $N \times 1$ -вектор неизвестных ошибок. Задача идентификации заключается в определении \mathbf{y} и \mathbf{X} $M \times 1$ -вектора оценок $\hat{\mathbf{c}}$. Если априорная информация об ошибках отсутствует, то обычно применяют метод наименьших квадратов (МНК):

$$\hat{\mathbf{c}} = [\mathbf{X}^T \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}.$$

МНК-оценки являются несмещёнными и эффективными при обычных предположениях [5]. Однако при малом числе наблюдений эти предположения оказываются ненадежными из-за недостаточной статистической устойчивости вероятностных характеристик. При идентификации по малому числу наблюдений эффективно применяют метод согласованной идентификации.

Основное предположение метода согласованной идентификации состоит в том, что решение, полученное на наиболее согласованной подсистеме, является наименее зашумленным. Таким образом, задача идентификации заключается в определении наиболее согласованной подсистемы. Приведем краткое описание алгоритма согласованной идентификации.

Из исходной системы (3) можно сформировать множество из C_N^P подсистем верхнего уровня размерности $P \times M$:

$$\tilde{\mathbf{y}}_l = \tilde{\mathbf{X}}_l \mathbf{c}_l + \tilde{\boldsymbol{\xi}}_l, \quad l = 1, 2, \dots, C_N^P. \quad (4)$$

Каждая подсистема верхнего уровня (4) состоит их строк исходной системы (3). Каждая подсистема верхнего уровня будет содержать в себе C_P^M подсистем малой размерности с квадратными $M \times M$ -матрицами \mathbf{X}_k :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{X}_k \mathbf{c}_k + \boldsymbol{\xi}_k, \quad k = 1, 2, \dots, C_P^M. \quad (5)$$

Далее будем называть их подсистемами нижнего уровня. При этом множество подсистем нижнего уровня будет содержать C_N^M различных подсистем. Соответственно, для каждой подсистемы (5) по наблюдениям $\mathbf{X}_k, \mathbf{y}_k$ оценку $\hat{\mathbf{c}}_k$, можно получить соответственно C_N^M всех возможных оценок на подсистемах нижнего уровня.

Для каждой l -й подсистемы верхнего уровня (4) вычисляется соответствующее множество $\Theta(l)$ оценок $\hat{\mathbf{c}}_{l,k}$:

$$\Theta(l) = \{\hat{\mathbf{c}}_{l,k} \in \Theta(l)\} \quad l = \overline{1, C_N^P}, \quad k = \overline{1, C_P^M}.$$

В качестве характеристики согласованности множеств $\Theta(l)$ используется так называемая функция взаимной близости оценок:

$$W(l) = \sum_{\substack{i,j=1, \\ i \neq j}}^K (\hat{\mathbf{c}}_{l,i} - \hat{\mathbf{c}}_{l,j})^2, \quad (6)$$

где $\hat{\mathbf{c}}_{l,i}, \hat{\mathbf{c}}_{l,j}, l = \overline{1, C_N^P}, i = \overline{1, C_P^M}, j = \overline{1, C_P^M}$ – оценки, полученные на подсистемах нижнего уровня, принадлежащих l -й подсистеме верхнего уровня. Индексы i, j в правой части (6) перебираются во всех возможных парных сочетаниях.

Подсистема верхнего уровня является наименее зашумленной, если ее значение функции (6) является минимальным, т.е. подсистема является наиболее согласованной. Таким образом, задача идентификации сводится к нахождению такой подсистемы.

Метод согласованной идентификации позволяет справляться с грубыми ошибками в исходных данных. Однако, так как при согласованной идентификации происходит вычисление решений на большом количестве подсистем верхнего и нижнего уровня, алгоритм согласованной идентификации требует больших вычислительных ресурсов. В связи с этим возникает необходимость в построении эффективного параллельного алгоритма для сокращения времени вычислений.

3. Параллельный алгоритм согласованной идентификации

В работе [5] был представлен параллельный алгоритм согласованной идентификации, в котором вычисления на подсистемах верхнего уровня равномерно распределяются по потокам. В настоящей работе приводятся результаты исследования эффективности реализации параллельной схемы, а также приводится пример ее использования при решении практической задачи идентификации фундаментальной матрицы.

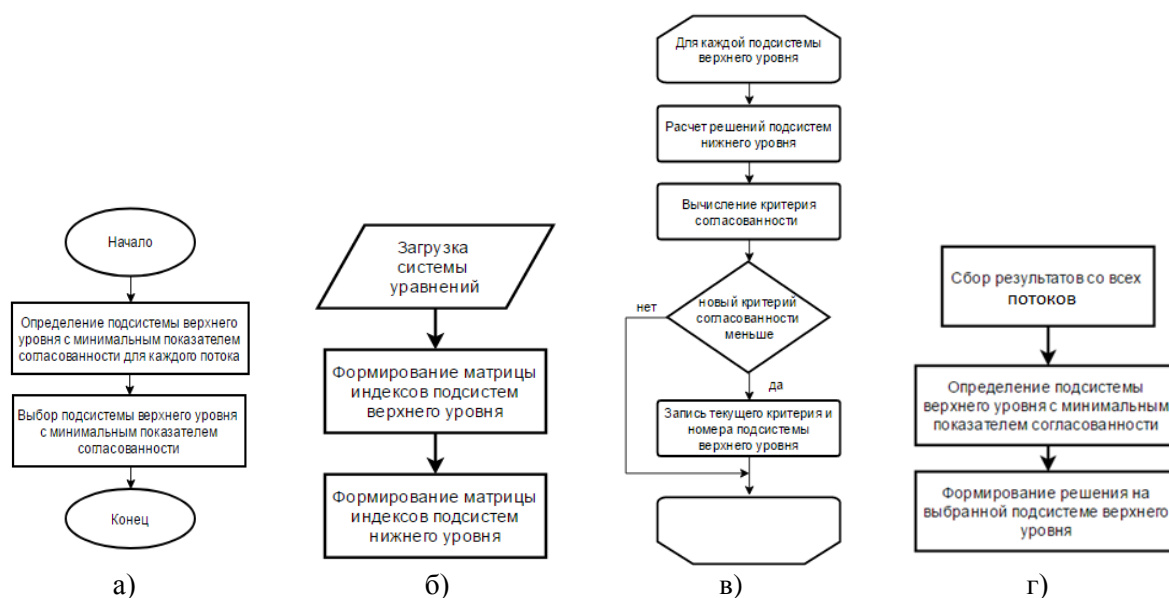


Рис. 2. Общая схема алгоритма

На рисунке представлены блок-схемы алгоритма: 2а – общая блок-схема предлагаемого алгоритма, 2б – загрузка данных и формирование подсистем, 2в – определение наиболее согласованной подсистемы верхнего уровня для каждого процесса, 2г – выбор подсистемы верхнего уровня с минимальным показателем согласованности и формирование решения.

Для реализации параллельного алгоритма была написана программа на языке программирования C++. Пересылка данных между потоками осуществлялась при помощи MPI. Для приведенного выше алгоритма были исследованы характеристики ускорения и эффективности на примере задачи идентификации с параметрами $N=18$, $M=9$, $P=16$. Вычисления проводились на суперкомпьютере «Сергей Королев». Использовался один узел, при этом количество задействованных процессоров варьировалось от 1 до 8. Для пересылки сообщений между процессами использовалась технология MPI. На рисунке 3а показано, как изменяется время работы алгоритма в зависимости от числа использованных процессов. На рисунке 3б показано, как меняется ускорение и эффективность алгоритма.

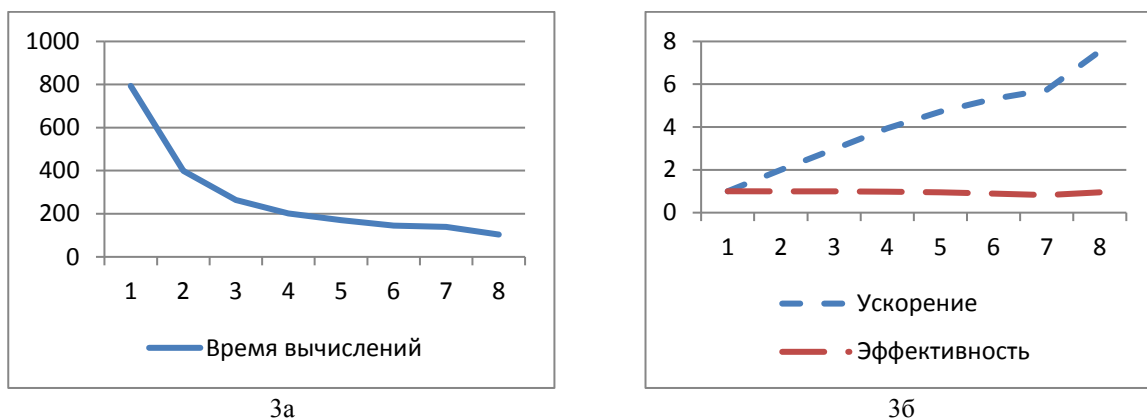


Рис. 3. Результаты исследования алгоритма

Было проведено сравнение времени работы метода согласованной идентификации с методом RANSAC. Была реализован алгоритм, включающий в себя следующие этапы:

- 1) вычисление всех решений на подсистемах верхнего уровня;
- 2) на каждой итерации выбиралось решение, для которого определялось число «инлаеров» и «оутлаеров»;
- 3) в случае, если на данной итерации меньше, сохраняется номер данного решения.

Таким образом, в результате алгоритм получит одно решение с наибольшим числом откликов, удовлетворяющих модели. Для указанного выше алгоритма было получено решение для системы размерностями $N=18$, $M=9$ при пороговом значении 0,1 и числе итераций 1000. Время работы составило 0,16 секунд. Как видно, время работы согласованной идентификации значительно превосходит время работы метода RANSAC. Это обусловлено тем, что при вычислении по методу согласованной идентификации используется большое количество подсистем верхнего и нижнего уровня. Однако метод согласованной идентификации не требует задания порогового значения.

5. Экспериментальное исследование точности и надежности

При моделировании исходных данных были использованы следующие параметры:

$$\mathbf{K} = \mathbf{K}_1 = \mathbf{K}_2 = \begin{bmatrix} 1520,4 & 0 & 302,32 \\ 0 & 1525,9 & 246,87 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{t}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{cases} \alpha = 0 \\ \beta = 0 \\ \gamma = 0 \end{cases}.$$

Матрица поворота второй камеры \mathbf{R}_2 формировалась с параметрами $\alpha_2, \beta_2, \gamma_2$ в интервале $[0^\circ, 5^\circ]$ по формуле (1). Вектор \mathbf{t}_2 формировался как:

$$\mathbf{t}_2 = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho \cos(\varphi) \\ \rho \sin(\varphi) \\ z \end{bmatrix}, \quad \rho \in [5, 10], \quad \varphi \in [0, 360], \quad z \in [-1, 1].$$

С указанными выше параметрами формировались наборы соответствующих точек \mathbf{m}_1 и \mathbf{m}_2 . В смоделированные точки добавлялся гауссовский шум с параметрами $SNR=70$ и мат. ожиданием, равным нулю. Также добавлялась грубая ошибка. Для каждого набора смоделированных соответствующих точек формировалась система линейных уравнений вида (2) и вычислялись оценки $\hat{\mathbf{c}}$ коэффициентов фундаментальной матрицы.

Для каждой полученной фундаментальной матрицы моделировалось $K=500$ тестовых соответствующих точек \mathbf{m}_1 и \mathbf{m}_2 . Для каждой пары соответствующих точек рассчитывались расстояния до эпилюлярных прямых $d_i, i=1, 500$:

$$d_i = \frac{|l_{i1}u + l_{i2}v + l_{i3}|}{\sqrt{l_{i1}^2 + l_{i2}^2}},$$

где (l_{i1}, l_{i2}, l_{i3}) удовлетворяют равенству

$$\mathbf{l} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{F},$$

$$\text{где } \mathbf{l} = [l_{i1}, l_{i2}, l_{i3}]^T, \quad \mathbf{u} = [u_i', v_i', 1]^T.$$

В качестве меры точности методов использовались значения $d_k, k=1, 100$, которые рассчитывались по формуле:

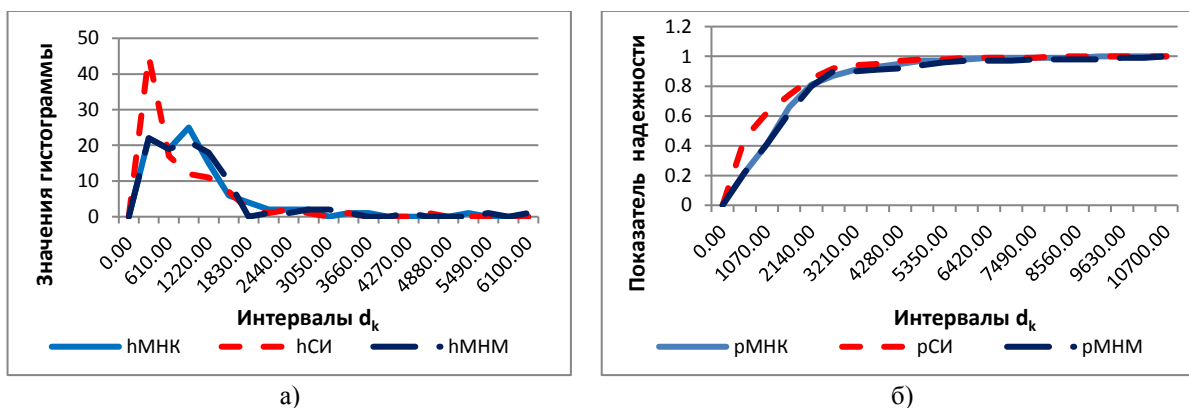
$$d_k = \left(\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K d_{ki}^2 \right)^{1/2}, \tag{8}$$

где d_{ki} – расстояние от i -й «тестовой» точки до эпилюлярной прямой для k -го набора точек \mathbf{m}_1 и \mathbf{m}_2 .

Были построены гистограммы распределения величин d_k , вычисленных по формуле (8) Интервал возможных значений разбивался на $l=20$ интервалов $\Delta d_l, l=1, 20$. Для каждого интервала вычислялись оценки вероятности для значений критерия $d_k \in \Delta d_l$:

$$\hat{p}_l = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m N_l,$$

где N – общее число сформированных точек, N_l – количество точек, входящих в l -й интервал гистограммы, m – число интервалов гистограммы. Гистограммы и графики зависимости надежности \hat{p}_l от точности d_k для каждого из методов показаны на рисунке 4.



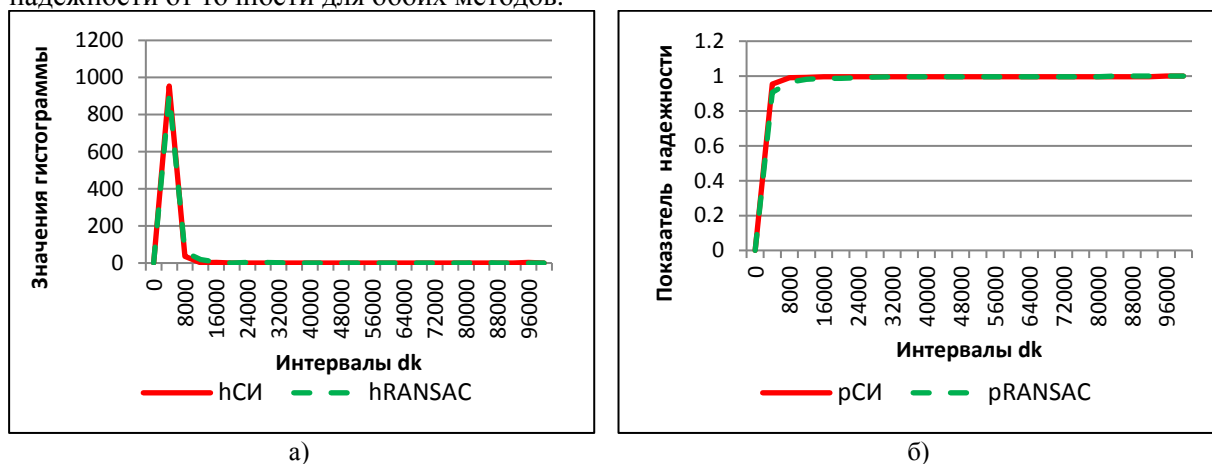
а) Гистограммы распределения по точности

б) График зависимости надежности от точности

Рис. 4. Гистограммы и графики зависимости надежности от точности

Из графиков на рисунке 4 видно, что метод согласованной идентификации имеет более высокую точность по сравнению с МНК и МНМ. Надежность метода согласованной идентификации выше, по сравнению с МНК и МНМ. В данной задаче идентификации фундаментальной матрицы МНК даст более точное решение чаще по сравнению с МНМ.

Было проведено исследование точности и надежности методов согласованной идентификации и RANSAC. На рисунке 5 приведены гистограммы и графики зависимости надежности от точности для обоих методов.

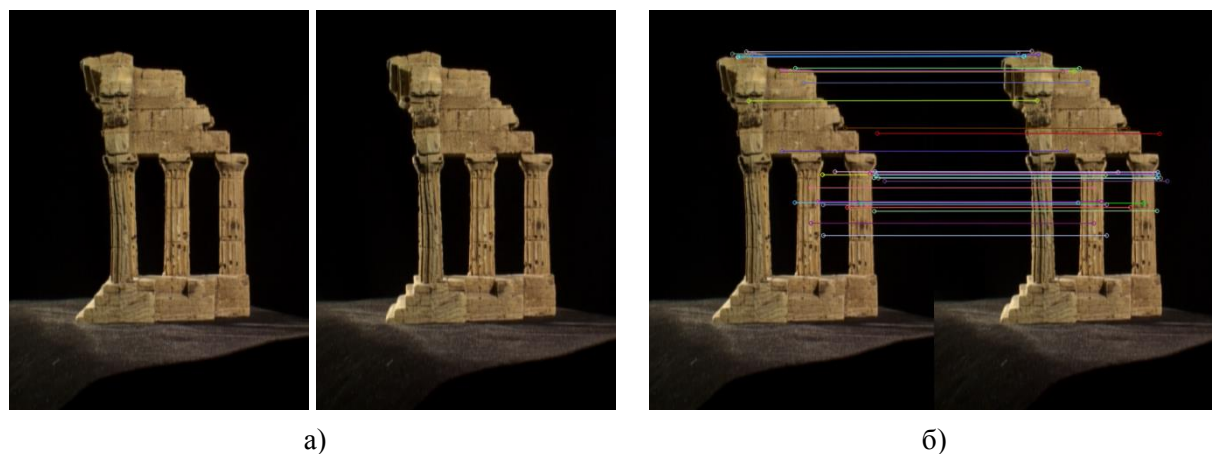


а) Гистограммы распределения по точности
 б) График зависимости надежности от точности

Рис. 5. Гистограммы и графики зависимости надежности от точности.

Из графиков на рисунке 4 видно, что метод согласованной идентификации незначительно превосходит метод RANSAC по точности и надежности. В то же время, метод согласованной идентификации не требует задания порогового значения и числа итераций как RANSAC.

Работа алгоритма была проверена на реальных изображениях из набора «Temple of the Diskouroi». Для определения особых точек на изображении была использована реализация алгоритма SURF [7] библиотеки OpenCV [8]. На рисунке 5 показаны выбранные изображения и результат определения соответствующих точек.



а) тестовые изображения
 б) выделенные особые точки

Рис. 5. Тестовые изображения и особые точки

По найденным особым точкам была построена система линейных уравнений вида (2), по которой была найдена фундаментальная матрица. Аналогичным образом были сформированы тестовые точки, для которых было посчитано расстояние d_i , по которым было рассчитано d_k . Для метода согласованной идентификации составило 8803,506. Значение точности для метода RANSAC было равным 12297,313.

6. Заключение.

При исследовании данной проблемы было установлено, что метод согласованной идентификации позволяет получать более точное решение, и имеет более высокую надежность по сравнению с МНК и МНМ. Метод согласованной идентификации незначительно превосходит метод RANSAC по точности и надежности, однако не требует подбора порогового значения.

Построенный параллельный алгоритм является хорошо масштабируемым. Время, затрачиваемое на вычисления, уменьшается практически линейно при увеличении числа используемых процессов. Эффективность также является достаточно высокой, т.к. нагрузка равномерно распределяется между потоками.

Благодарности

Авторы выражают благодарность научному руководителю, д.т.н., профессору Фурсову Владимиру Алексеевичу за помощь при подготовке настоящей работы, постановке задачи и ряд важных замечаний. Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 16-07-00729 а).

Литература

1. Fursov, V.A. Conforming Identification of the Controlled Object / Vladimir A. Fursov, Andrey V. Gavrillov // Proceeding International Conference on Computing, Communications and Control Technologies: CCCT'2004, August 14-17, 2004 - Austin, Texas, USA. P. 326-330.
2. Фурсов, В.А. Согласованная идентификация управляемого объекта по малому числу наблюдений // Теоретический и прикладной научно-технический журнал "Мехатроника, автоматизация, управление", Москва. Новые технологии, 2010, 3(108), С. 2-8.
3. Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых и др. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.
4. Fischler, M.A. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography / Martin A. Fischler, Robert C. Bolles // Communications of the ACM. – 1981. – Vol. 24. – P. 381-392.
5. Lawson, C. L. Solving least squares problems / Lawson C. L., Hanson R. J. – Englewood Cliffs, NJ : Prentice-hall, 1974. – 340 p.
6. Пугачев, К.Г. Кластерная реализация алгоритма согласованной идентификации / Пугачев К.Г., Гошин Е.В., Фурсов В.А. // Сборник материалов Международной Конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (Конференция ИТНТ-2016), (Самара, 17-19 марта 2016 г.). СГАУ. - 2016. – С. 994-999.
7. Bay H. SURF: Speeded up robust features / Bay H.[and e.t.c.]// Computer Vision and Image Understanding. – 2008. – Vol. 110(3). – P. 346–359.
8. OpenCV (Open Source Computer Vision Library) URL: <http://opencv.org/>

Parallel algorithm of conforming identification of the fundamental matrix in the images matching task

A.V. Gavrilo¹, E.V. Goshin¹, K.G. Pugachev¹
Samara University¹

The article discusses the parallel implementation of a conforming identification algorithm of fundamental matrix in the images matching task. The method consists in the fact that the original overdetermined system is divided into small dimension subsystems. On this subsystems a set of solutions is calculated. Then on this set of subsystems the subset of the most conforming solutions is defined. Then on this subset the result solution is calculated. High accuracy and reliability of the method is ensured by the fact that a large number of subsystems (in the limit all possible) formed by different combinations of rows of the original system is used. However, even with a relatively small dimension of the original system (more than 20) it requires enormous computing resources. Evaluation of the fidelity and stability for the proposed algorithm was also shown. A comparison is made with the method of least squares, the method of least modules, and the RANSAC.

Keywords: conforming identification, parallel algorithm, least square method, method of least modules, RANSAC method, epipolar geometry, projective geometry

References

1. Fursov, V.A. Conforming Identification of the Controlled Object / Vladimir A. Fursov, Andrey V. Gavrilo // Proceeding International Conference on Computing, Communications and Control Technologies: CCCT'2004, August 14-17, 2004 - Austin, Texas, USA. P. 326-330.
2. Fursov, V.A. The Conforming identification of a controlled object by a small number of observations. // Theoretical and Applied Scientific and Technical Journal "Mechatronics, Automation, Control", Moscow. New technologies, 2010, 3 (108), pp. 2-8.
3. Gruzman, I.S. Digital image processing in information systems: Textbook / I.S. Gruzman, V.S. Kirichuk, V.P. Kosykh and others - Novosibirsk: Izd-vo NSTU, 2002. - 352 c.
4. Fischler, M.A. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography / Martin A. Fischler, Robert C. Bolles // Communications of the ACM. – 1981. – Vol. 24. – P. 381-392.
5. Lawson, C. L. Solving least squares problems / Lawson C. L., Hanson R. J. – Englewood Cliffs, NJ : Prentice-hall, 1974. – 340 p.
6. Pugachev, K.G. Cluster realization of the coordinated identification algorithm / Pugachev KG, Goshin EV, Fursov VA // Collection of materials of the International Conference and Youth School "Information Technologies and Nanotechnologies" (ITNT-2016 Conference), (Samara, March 17-19, 2016). SGAU. - 2016. - P. 994-999.
7. Bay H. SURF: Speeded up robust features / Bay H. [and e.t.c.]// Computer Vision and Image Understanding. – 2008. – Vol. 110(3). – P. 346–359.
8. OpenCV (Open Source Computer Vision Library) URL: <http://opencv.org/>