

## КОМПЬЮТЕРНЫЕ НАУКИ

УДК 004.925.84

### СПОСОБЫ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ОЦЕНКИ ФУНДАМЕНТАЛЬНОЙ МАТРИЦЫ

**В.А. Аленин\*, О.Л. Куляс\*\***

*\*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики (г. Самара)  
443010, Самара, ул. Л. Толстого, 23*

*\*Димитровградский институт технологии управления и дизайна  
(филиал Ульяновского государственного технического университета)  
443511, Ульяновская обл., г. Димитровград, ул. Куйбышева, 294*

*\*\*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики (г. Самара)  
443010, Самара, ул. Л. Толстого, 23*

*Аннотация.* Фундаментальная матрица (ФМ) одна из обязательных составляющих алгоритмов реконструкции трехмерной сцены по набору изображений. Точность оценки ФМ отражается на точности вычислений многих других компонентов алгоритмов реконструкции, получаемых с помощью ФМ, таких как матрицы проекций, внешние параметры камеры (выражаемые матрицей вращения  $R$  и вектором переноса  $t$ ) и т.д. В итоге, точность расчетов всех этих компонент влияет на точность реконструкции модели. В статье будет представлен набор методов, которые в совокупности, позволяют повысить точность расчета ФМ, в условиях присутствия в исходных данных ошибок измерений.

*Ключевые слова:* реконструкция, особые точки, фундаментальная матрица, устойчивые методы оценки.

#### Постановка задачи

Основная задача трехмерной реконструкции – это восстановление формы трехмерного объекта по наборам изображений, снятых в общем случае с разных ракурсов. Практически все методы трехмерной реконструкции базируются на алгоритмах проективной реконструкции [7]. В свою очередь, проективная реконструкция использует элементы эпиполярной геометрии для установления соответствия между точками. Эпиполярная геометрия выражается в терминах ФМ, в которой содержится вся необходимая геометрическая информация об изображениях. Таким образом, алгоритмы проективной реконструкции нуждаются в методах точной оценки ФМ. Для оценки ФМ используются точечные соответствия между изображениями. Сложность оценки ФМ состоит в том, что среди корректных соответствий есть и ложные, так называемые выбросы. Поэтому важно, чтобы метод оценки был устойчивым к различным ошибкам измерений. Рассмотрим применение ФМ в алгоритмах реконструкции более подробно, что позволит выявить те компоненты алгоритмов, которые зависят от точности ее оценки.

#### Алгоритмы реконструкции

Для качественной реконструкции различных твердотельных объектов применяют программно-аппаратные комплексы, представляющие собой полностью управляемую среду. Поворот стола, на котором находится объект реконструкции, происходит программно (рис. 1). При таких условиях остается минимум неизвестных данных, что гарантирует высокую точность реконструкции. Но в некоторых случаях, например, при получении последовательности изображений без информации об угле поворота объекта относительно камеры (внешние параметры), угол поворота необходимо оценить. В этом случае внешние параметры камеры извлекаются из ФМ.



Рис. 1. Аппаратная часть комплекса для реконструкции

Для решения задач реконструкции разработано несколько подходов [1], принадлежащих к семейству методов, называемых «Структура из движения» (Structure from motion, SfM). Основными методами, применяемыми для последовательности изображений, полученных с помощью поворотных столов, являются: факторизация матриц [15] и алгебраический подход [8].

Существующие методы оценки фундаментальной матрицы

Определим некоторые термины, употребляемые при описании алгоритмов оценки ФМ:

- Точка – особая точка на изображении, найденные специальным алгоритмом (SURF [3], SIFT [9] и т.д.).
- Deskриптор – численное представление (обычно в виде вектора) некоторой области вокруг точки [12, 222]. Используются для сравнения точек друг с другом.
- Расстояние между точками – величина, позволяющая оценить корректность найденных соответствий между точками на разных изображениях. Чем данная величина меньше, тем больше вероятность правильно найденного соответствия [12, 230].

Для вычисления матрицы необходимо использовать только те точки, которые имеют строгие соответствия. Но, как правило, исходные данные «загрязнены», то есть содержат так называемые «выбросы» или ложные соответствия. Поэтому для вычисления ФМ необходимо использовать методы, которые дают устойчивый

результат при наличии ложных соответствий. Существует несколько методов, позволяющих отделить «выбросы» от истинных соответствий, и провести робастную (устойчивую) оценку ФМ [10]. Например, с помощью метода, основанного на случайном переборе исходных выборок из доступных данных – RANSAC [5] или метода наименьших квадратов (Least-Median-of-Squares – LMedS [7, 282]).

ФМ вычисляется на наборе точек, состоящих из координат  $(x, y)$ , для которых найдены предварительные соответствия [7, 279]:

$$S = \{x_i, x'_i \mid i = 1 \dots n\},$$

где  $x = (x, y, 1)$  – однородные координаты особенной точки на первом изображении;  $x' = (x', y', 1)$  – однородные координаты соответствующей особенной точки на втором изображении;  $n$  – количество предварительно установленных соответствий.

Рассмотрим общую схему работы робастных методов [5]:

1. Рассчитывается количество итераций  $N$ . Для набора данных с заданным соотношением корректных соответствий количество итераций алгоритма должно быть таким, чтобы с достаточной долей вероятности выбрать подмножество данных без пересечения, состоящее из заданного количества точек в наборе (ниже приведена одна из возможных формул):

$$N = \log(1-p) / \log(1-\gamma^r),$$

где  $p$  – заданная вероятность выбора корректных соответствий;  $\gamma$  – соотношение корректных соответствий к выбросам;  $r$  – количество точек в наборе.

а) В соответствии с выбранной стратегией выбирается минимальный набор данных  $\tilde{S}$ . Это выбор гипотезы. Стратегия выбора зависит от модификации алгоритма. Например, если это алгоритм RANSAC, то набор данных выбирается случайно. Набор  $\tilde{S}$  должен состоять как минимум из 8-ми (7-ми) элементов.

б) При помощи алгоритма 8-ми (7-ми) точек (seven-point algorithm, eight-point algorithm) вычисляется фундаментальная матрица –  $F_k, k = 1 \dots N$ .

в) Проверка гипотезы на состоятельность. В данном случае проверка всех точек (набора  $S$ ) на соответствие фундаментальной матрице:

$$x'_i F x_i = 0, i = 1 \dots n.$$

г) Вычисляется средне-квадратичное отклонение для каждой точки из набора  $S$  с помощью  $\tilde{F}_k$ .

д) Определяется процент выбросов и правильных соответствий.

2. Из всех наборов решений  $\tilde{F}_k$  выбирается самое лучшее, по критерию наилучшего отбора выбросов и правильных соответствий.

3. Дополнительный шаг, который может использоваться для улучшения результатов предыдущего шага.

Практически все робастные методы придерживаются данной схемы (RANSAC, MLESAC, AMELSAC и др). Отличия могут быть в одном или нескольких шагах. В результате с помощью подобных методов производится одновременно оценка

фундаментальной матрицы и фильтрация предварительных соответствий, из которых остаются только строгие соот-ветствия.

#### Исследование методов робастной оценки

Метод RANSAC и другие подобные ему методы позволяют оценить фундаментальную матрицу при наличии в данных до 80% выбросов [5].

Рассмотрим подробнее шаги а) и в) описанной схемы. Выбор гипотезы осуществляется (в зависимости от модификации) либо случайно, либо, подчиняясь каким-либо законам. В любом случае содержание в гипотезе как корректных соответствий так и выбросов равновероятно – это условие работы алгоритма (в алгоритме NAPSAC случайно выбирается только первый элемент, все остальные берутся из его окрестности) [5]. Распределение особенных точек на изображениях не подчиняется ни-какому закону распределения – значит фундаментальная матрица для разных частей изображения может существенно различаться. Можно сделать предположение, что при уточнении предварительных соответствий будут отброшены многие корректные соответствия, а многие выбросы останутся. Особенно это будет заметно для изображений объектов, полученных с помощью поворотного стола или с близкого расстояния, так как в этом случае влияние эффекта параллакса заметнее.

Выполним эксперимент №1, взяв в качестве исходных данных два изображения объекта, полученных спомощью поворотного стола. Цель эксперимента – подтвердить или опровергнуть предположение о том, что многие корректные соответствия будут отброшены, так как при проверке соответствий на корректность будет использоваться одна фундаментальная матрица. Отметим вручную несколько особенных точек и найдем между ними соответствия (рис. 2).



Рис. 2. Исходные изображения

Эти особенности назовем маркерными и по ним будем отслеживать корректность нахождения выбросов. Если какие-то из маркерных соответствий будут отброшены, то,

основываясь на методе дедукции, можно сделать предположение, что многие из корректных соответствий могут быть так же отброшены.

Все остальные точки и соответствия найдем в автоматическом режиме – особенные точки с помощью детектора SURF, а соответствия с помощью алгоритма полного перебора. Количество выделенных особенностей на первом изображении 360, на втором 329, количество предварительно установленных соответствий – 151. Для большей наглядности маркерные соответствия в верхней части изображений отметим черными линиями, в нижней белыми.

Оценим фундаментальную матрицу с помощью двух алгоритмов – RANSAC и LMedS. Качество и точность вычисленной матрицы позволяют оценить построенные с помощью нее эпиполярные линии, показанные на рис. 3.

Строгими соответствиями считаются только те соответствия, чьи точки находятся ближе всего к эпиполярным линиям. Для этого в робастных алгоритмах задается порог в пикселях. Количество выбросов, выявленных с помощью фундаментальной матрицы, вычисленной с помощью алгоритма RANSAC – 44, с помощью LMedS – 11. Количество маркеров, принятых за выбросы в обоих случаях – 3. Для наглядности сведем все данные в таблицу 1.

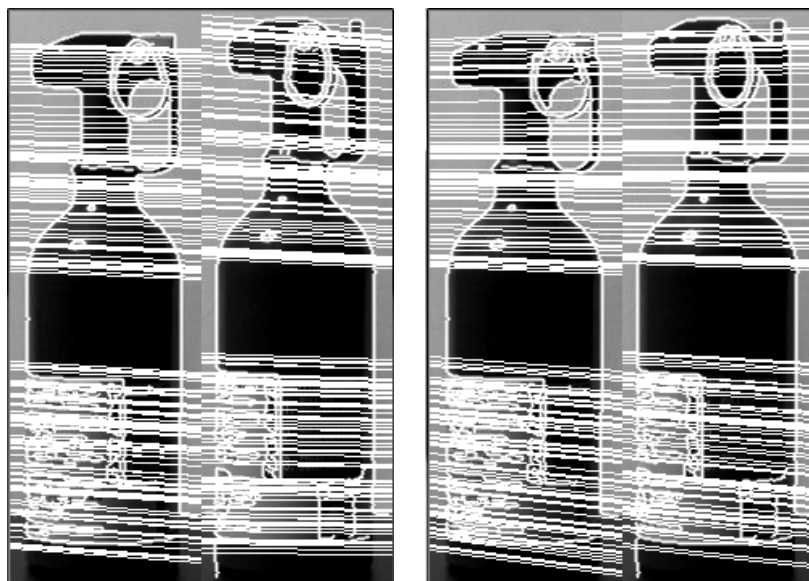


Рис. 3. Эпиполярные линии (слева RANSAC, справа LMedS)

Проведенный эксперимент сделанное предположение подтверждает – корректные соответствия (маркерные) были отброшены, так как не соответствуют общей математической модели, выражаемой фундаментальной матрицей. Требуется разработать другой способ проверки исходных данных, основанный на методе оценки ФМ.

Робастные методы разработаны как универсальные, для работы с разными наборами исходных данных. Для получения более качественного результата их необходимо адаптировать под каждую конкретную задачу. Это можно сделать с помощью описанного ниже способа.

Таблица 1

Сводная таблица эксперимента 1

| Параметр                                                      | Фундаментальная матрица 1 (RANSAC) | Фундаментальная матрица 2 (LMedS) |
|---------------------------------------------------------------|------------------------------------|-----------------------------------|
| Количество выделенных особенностей (левое-правое изображение) | 360 – 329                          | 360 – 329                         |
| Количество предварительных соответствий                       | 151                                | 151                               |
| Количество установленных выбросов                             | 44                                 | 11                                |
| Количество забракованных маркеров                             | 3                                  | 3                                 |

### Предлагаемый метод оценки ФМ

Основным способом повышения надежности оценки фундаментальной матрицы является удаление выбросов из исходных данных перед выборкой гипотезы. Для этого необходимо разработать критерий оценки исходных данных, который позволит с высокой точностью определить корректность найденных соответствий. Такой критерий широко используется в алгоритмах сравнения особенностей изображений – это расстояние между дескрипторами. Чем меньше расстояние, тем с большей вероятностью можно предположить, что особенности на обоих изображениях принадлежат одной точке объекта, и соответствие между ними корректное. В общем случае, корректными соответствиями признаются те соответствия, расстояние между которыми меньше определенного порога, например равного 0.9. Это справедливо для тех пар точек, которые обладают одинаковой яркостью, контрастностью и т. д., но если одна из точек подвергнется существенному изменению этих параметров, то расстояние между корректными соответствиями может быть больше 1 [12, 225]. Это обусловлено тем, что дескриптор точки строится на основе градиента изображения в ее окрестности. При больших перепадах значений яркости и контрастности дескрипторы точки будут существенно различаться у совпадающих пар особенностей [12, 232]. Для нивелирования негативного воздействия перепадов контраста и яркости необходимо выровнять градиенты на обоих изображениях.

Авторами предлагается следующий метод сглаживания градиента:

1. Изображение объекта конвертируется из RGB-представления в полутоновое. Обозначим числовое матричное представление изображения как  $D$ .

2. Формируется весовая матрица  $S$ . Значения матрицы должны иметь четко выраженное направление изменения значений по горизонтали или вертикали (зависит от задачи). Для этого можно воспользоваться градиентной заливкой, с переходом черного цвета в белый. На рис. 4 представлены два возможных представления матрицы (изображения увеличены в 6 раз).

3. Значения весовой матрицы  $S$  добавляются к значениям матрицы изображения  $D$  в соответствии с выражением:

$$D'(i) = D(i) * \alpha + S(i) * \beta,$$

где  $\alpha$  и  $\beta$  – весовые коэффициенты (подбираются экспериментально),  $D'$  – результирующая матрица.

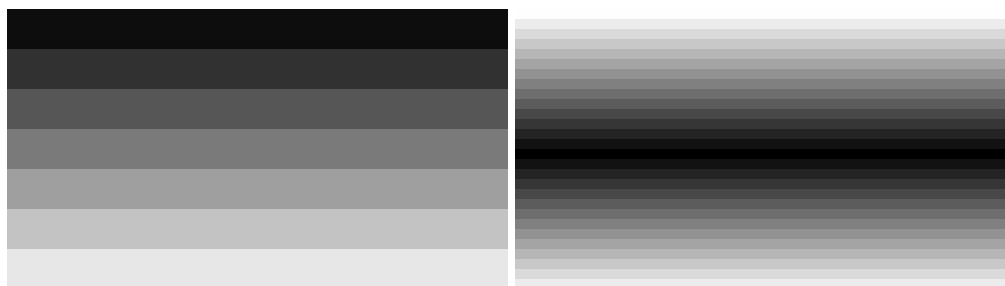


Рис. 4. Графическое представление весовых матриц

На рис. 5 представлено графическое представление матрицы  $D'$  после применения весовой матрицы ( $\alpha = 0.2$ ,  $\beta = 0.8$ ). Выделенные прямоугольные области будут рассмотрены ниже.

В качестве дополнительного шага, выполняемого перед третьим шагом, может быть расчёт центральных точек. Например, на рис. 5 видно, что изображения смещены друг относительно друга по вертикали, это смещение необходимо компенсировать. Для этого на каждом изображении с помощью алгоритма MSER [6] выделяются наиболее стабильные с точки зрения градиента области. Затем в каждой области производится поиск особых точек. Устанавливается между ними соответствие. Особые точки, имеющие минимальное расстояние признаются стабильными, на основе их положения рассчитывается смещение. На рис. 5 стабильные точки отмечены белыми окружностями.

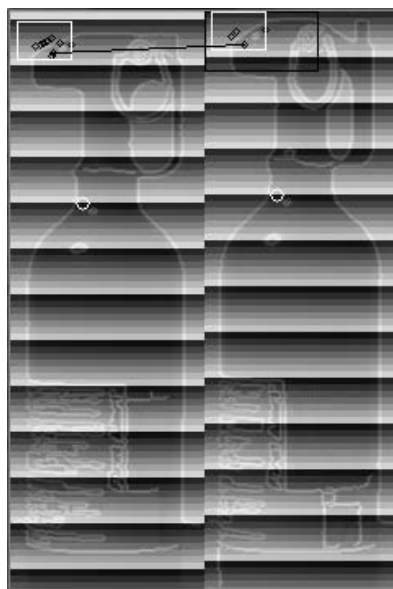


Рис. 5. Графическое представление матрицы  $D'$

Авторами также был разработан метод поиска соответствующих точек с помощью выделения подобных областей на обоих изображениях (рис. 6).



Рис. 6. Выделение подобных областей на изображении

Сравнение дескрипторов особых точек происходит только в рамках областей, ограниченных белыми прямоугольниками. Черным цветом выделен регион поиска. Обнаружение подобных областей происходит автоматически с помощью алгоритма Template Matching [4, 214]. Но поиск и сравнение дескрипторов даже в ограниченной области могут давать неудовлетворительные результаты, вследствие описанной выше проблемы с перепадами яркости и контрастности. На рис. 6 показано найденное соответствие двух особых точек уже после нанесения весовой матрицы на основное изображение. Корректность найденного соответствия гарантируется одинаковым направлением градиента на обоих изображениях. Расстояние для корректных соответствий (максимальное значение) рассчитывается в каждом случае экспериментально, но обычно не превышает 0.8-0.9.

Таким образом, при известном максимальном значении порога можно разработать адаптивные критерии – например, если расстояние между особенностями  $[0.1, 0.8)$ , то соответствия считать строгими, а при расстоянии  $[0.8, 0.9)$  соответствия считать нуждающимися в проверке и уточнении, так как возможно, это выбросы.

Предлагаемый ниже метод оценки фундаментальной матрицы, будет базироваться на описанных выше адаптивных критериях: расстоянии между особыми точками и алгоритме поиска соответствий с помощью подобных регионов.

Рассмотрим этапы алгоритма оценки ФМ.

1. Необходимо из исходных данных удалить выбросы. При использовании адаптивного порога выбросами будем считать все пары особых точек, расстояние между которыми больше 0.9.

2. Локализуем на изображениях регионы, на которых расстояния между особыми точками являются строгими. Их будем считать опорными (рис. 7). Итеративно увеличиваем/смещаем каждый опорный регион до тех пор, пока не будет соблюдаться два условия: отсутствуют пары особенностей, не входящие не в один регион, и в каждом регионе имеется более 8-ми точек. Дополнительно рекомендуется объединить регионы, которые пересекаются более чем наполовину. В итоге, каждый регион должен состоять из строгих соответствий, которые не нуждаются в дополнительной проверке и обязательно должны участвовать в оценке ФМ и из соответствий, которые нуждаются в проверке. Такие соответствия так же могут участвовать в оценке ФМ, при недостаточном количестве строгих соответствий.

3. Для каждого выделенного опорного региона выполняется оценка локальной ФМ. Внутри каждого региона с помощью ФМ проверяются пары особых точек, входящих в

регион, расстояние между которыми не является строгим. Не прошедшие проверку пары точек отбрасываются.

4. На последнем этапе остаются только те пары особых точек, которые признаются корректными. С помощью этих точек можно рассчитать глобальную фундаментальную матрицу, из которой можно извлечь параметры  $R$  и  $t$ .



Рис. 7. Опорные регионы

Такая декомпозиция исходных данных на строгие и не строгие соответствия позволяет точнее проводить процесс оценки фундаментальной матрицы, так как в этом случае доминирующими будут корректные данные, на которых и строится оценка. Проверим предлагаемый алгоритм экспериментально. Для этого повторим эксперимент №1, но вместо робастных алгоритмов RANSAC и LMedS воспользуемся разработанным комбинированным методом. Полученные результаты сведем в таблицу 2.

Таблица 2

Сводная таблица эксперимента 2

| Параметр                                                         | Фундаментальная матрица<br>(предложенный метод) |
|------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------|
| Количество выделенных особенностей<br>(левое-правое изображение) | 360 – 329                                       |
| Количество предварительных соответствий                          | 151                                             |
| Количество установленных выбросов                                | 15                                              |
| Количество забракованных маркеров                                | 0                                               |

Результаты эксперимента №2 показывают состоятельность предложенного метода. Ни один контрольный маркер не признан выбросом. Определить, насколько верно ус-

тановленное количество выбросов возможно только визуально, построив соответствующую модель.

#### Выводы

Разработанный метод позволяет произвести более устойчивую оценку фундаментальной матрицы. Кроме того, исходные данные более качественно проверяются на предмет корректности. Данный метод был опробован на различных наборах тестовых изображений, полученных с помощью поворотного стола и показал стабильные результаты (в статье рассмотрен один из многих экспериментов). Тестовые изображения получены из открытого источника [2]. Сам метод реализован на языке C++, с использованием библиотек OpenCV [11] и PCL [14], в среде разработки Eclipse [13].

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Юрин, Д.В.* Современные концепции восстановления трехмерных сцен по набору цифровых изображений: наполнение систем виртуальной реальности // Труды Первой международной конференции «Трехмерная визуализация научной, технической и социальной реальности. Кластерные технологии моделирования». 2009. №1. С. 96-100.
2. 3D Objects on Turntable [Электронный ресурс] // URL: <http://www.vision.caltech.edu/pmorieels/Datasets/TurntableObjects> (дата обращения 01.08.2011).
3. *Bay, H* и др. Speeded-Up Robust Features (SURF) // Computer Vision and Image Understanding (CVIU). 2008. Vol. 110, No. 3. P. 346-359.
4. *Bradski, G., Kaehler A.* Learning OpenCV. – Sebastopol: O'Reilly Media, 2008. 577 p.
5. *Fischler, F.M., Bolles R.C.* Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography // Magazine Communications of the ACM. 1981. Vol. 24 No. 6. P. 381-395.
6. *Forssén, P.-E., Lowe D.G.* Shape Descriptors for Maximally Stable Extremal Regions // International Conference on Computer Vision – ICCV. 2007. Vol. CFP07198-CDR. P. 1-8.
7. *Hartley, R., Zisserman A.* Multiple View Geometry in Computer Vision (SE). Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 672 p.
8. *Heyden, A., Astrom K.A* Canonical Framework for Sequences of Images // Proceedings of the IEEE Workshop on Representation of Visual Scenes. 1995. P. 45-53.
9. *Lowe, D.G.* Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 60, No. 2. P. 91-110.
10. *Luorig, Q.-T, Faugeras O.D.* The Fundamental matrix: theory, algorithms, and stability analysis // International Journal of Computer Vision. 1996. Vol. 17. No. 1. P. 43-75.
11. OpenCV library [Электронный ресурс] // URL: <http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary> (дата обращения 01.08.2011).
12. *Szeliski, R.* Computer Vision: algorithms and Applications. Electronic draft. 2010. 957 p.
13. The Eclipse Foundation [Электронный ресурс] // URL: <http://eclipse.org> (дата обращения 01.08.2011).
14. The Point Cloud Library (or PCL) [Электронный ресурс] // URL: <http://pointclouds.org> (дата обращения 01.08.2011).

15. *Tomasi, C., Kanade T. Shape and Motion from Image Streams: a Factorization // International Journal of Computer Vision. 1992. Vol. 9. No. 2. P. 137-154.*

## **METHODS OF IMPROVE THE QUALITY ESTIMATES OF FUNDAMENTAL MATRIX**

**V. Alenin\*, O. Kulyas\*\***

*\*Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics (Samara)*

*23, L. Tolstogo st., Samara, 443010, Russia*

*Dimitrovgrad Institute of Technology Management and Design*

*(branch Ulyanovsk State Technical University)*

*294, Kuibyshev st., Dimitrovgrad, Ul'yanovsk Region, 443511, Russia*

*\*\*Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics (Samara)*

*23, L. Tolstogo st., Samara, 443010, Russia*

*Abstract.* The fundamental matrix (FM) is one of the essential components of reconstruction algorithms on a set of three-dimensional scene images. Accuracy assessment of FM affects the accuracy of the calculations of many other components of the reconstruction algorithms, derived from the FM, such as the matrix of projections, the external camera parameters (expressed by the rotation matrix R and the transfer vector t), etc. As a result, the accuracy of calculations of all these components affects the accuracy of the reconstruction model. The paper will be presented a set of methods, all of which allow more accurate calculation of the FM, in the presence of input data measurement errors.

*Key words:* reconstruction, key points, fundamental matrix, robust estimation methods.

УДК 37.016:51

## **ОБЪЕДИНЕНИЕ МНЕНИЙ НА ОСНОВЕ ТЕОРИИ ПРАВДОПОДОБИЯ ДЕМПСТЕРА-ШАФЕРА**

**К.М. Дякин, Л.И. Федоров**

*Государственный университет управления*

*109542, Москва, Рязанский пр., 99*

*Аннотация.* На основе теории правдоподобия Демпстера-Шафера предложен алгоритм классификации в задаче обработки несовершенных данных с плохо разделяемыми классами, решается задача согласования мнений в различных ситуациях.

*Ключевые слова:* Интеллектуальный анализ данных, теории правдоподобия Демпстера-Шафера, оценка суждений.

Задача согласования мнений возникает в самых различных ситуациях. Принятие решения на основе суждений различных экспертов, выработка консенсуса в спорных вопросах, обработка данных, полученных из разных источников - вот краткий перечень подобного рода ситуаций. В настоящей работе авторы стремились представить тео-