

Krassimir Markov, Vladimir Ryazanov,
Vitalii Velychko, Levon Aslanyan
(editors)

**New Trends
in
Classification and Data Mining**

**I T H E A
SOFIA
2010**

Krassimir Markov, Vladimir Ryazanov, Vitalii Velychko, Levon Aslanyan (ed.)
New Trends in Classification and Data Mining

ITHEA®

Sofia, Bulgaria, 2010

First edition

Recommended for publication by The Scientific Council of the Institute of Information Theories and Applications FOI ITHEA

This book maintains articles on actual problems of classification, data mining and forecasting as well as natural language processing:

- new approaches, models, algorithms and methods for classification, forecasting and clusterisation. Classification of non complete and noise data;
- discrete optimization in logic recognition algorithms construction, complexity, asymptotically optimal algorithms, mixed-integer problem of minimization of empirical risk, multi-objective linear integer programming problems;
- questions of complexity of some discrete optimization tasks and corresponding tasks of data analysis and pattern recognition;
- the algebraic approach for pattern recognition - problems of correct classification algorithms construction, logical correctors and resolvability of challenges of classification, construction of optimum algebraic correctors over sets of algorithms of computation of estimations, conditions of correct algorithms existence;
- regressions, restoring of dependences according to training sampling, parametrical approach for piecewise linear dependences restoration, and nonparametric regressions based on collective solution on set of tasks of recognition;
- multi-agent systems in knowledge discovery, collective evolutionary systems, advantages and disadvantages of synthetic data mining methods, intelligent search agent model realizing information extraction on ontological model of data mining methods;
- methods of search of logic regularities sets of classes and extraction of optimal subsets, construction of convex combination of associated predictors that minimizes mean error;
- algorithmic constructions in a model of recognizing the nearest neighbors in binary data sets, discrete isoperimetry problem solutions, logic-combinatorial scheme in high-throughput gene expression data;
- researches in area of neural network classifiers, and applications in finance field;
- text mining, automatic classification of scientific papers, information extraction from natural language texts, semantic text analysis, natural language processing.

It is represented that book articles will be interesting as experts in the field of classifying, data mining and forecasting, and to practical users from medicine, sociology, economy, chemistry, biology, and other areas.

General Sponsor: Consortium FOI Bulgaria (www.foibg.com).

Printed in Bulgaria

Copyright © 2010 All rights reserved

© 2010 ITHEA® – Publisher; Sofia, 1000, P.O.B. 775, Bulgaria. www.ithea.org ; e-mail: info@foibg.com

© 2010 Krassimir Markov, Vladimir Ryazanov, Vitalii Velychko, Levon Aslanyan – Editors

© 2010 Ina Markova – Technical editor

© 2010 For all authors in the book.

® ITHEA is a registered trade mark of FOI-COMMERCE Co.

ISBN 978-954-16-0042-9

© Jusaautor, Sofia, 2010

РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ПРОЦЕДУРЫ СОВМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРОИЗВЕДЕНИЙ ЖИВОПИСИ В ВИДИМОМ И РЕНТГЕНОВСКОМ СПЕКТРАЛЬНЫХ ДИАПАЗОНАХ

Дмитрий Мурашов

Аннотация: Разработана процедура автоматизированного совмещения фотографий и рентгенограмм произведений живописи. В качестве контрольных точек используются локальные экстремумы яркости, найденные на размытых гауссовым ядром изображениях. Для сопоставления найденных характерных точек изображений используется алгоритм на основе метода SVD-сопоставления, дополненный итерационной процедурой исключения ложных соответствий. Для совмещения использована модель проективных преобразований. Разработанная процедура позволяет обеспечить точность совмещения изображений в пределах одного пиксела в контрольных точках.

Ключевые слова: анализ и обработка изображений, совмещение многоспектральных изображений, изображения произведений живописи.

ACM Classification Keywords: Computing Methodologies - Image Processing and Computer Vision - Applications

Введение

Рассматривается задача, связанная с анализом изображений произведений изобразительного искусства, полученных в разных спектральных диапазонах, и используемых при исследовании истории создания картин, атрибуции и реставрации. Одним из аспектов таких исследований является анализ информации, скрытой под верхними красочными слоями. Так, например, рентгенограмма позволяет увидеть детали сразу всех слоев картины: красочные слои, сделанные в разное время автором и реставраторами, фактуру и дефекты холста, элементы конструкции подрамника и др. [Kirsh, 2000]. Тяжелые металлы, не пропускают рентгеновские лучи, что позволяет видеть красочные слои, выполненные, например, свинцовыми белилами. Исследования с инфракрасным излучением проявляют углеродосодержащие красители (наброски, сделанные углем, чернилами). Ультрафиолетовое излучение позволяет увидеть участки, ранее подвергавшиеся реставрации, и ряд дефектов красочного слоя. Для эффективного выявления информации, скрытой под верхними слоями краски, необходимо автоматизировать операции совмещения, сравнения и анализа совмещенных изображений. В мировой музейной практике широко применяются компьютерные технологии анализа цифровых многоспектральных изображений произведений искусства [Martinez, 2002], [Maitre, 2001], [Stork, 2009], [Kirsh, 2000]. Так в работе [Heitz, 1990] представлен метод автоматизированного поиска скрытой информации по фотографии картины и ее рентгенограмме. Совмещение изображений производится по контрольным точкам, выбираемым вручную. В работе [Kammerer, 2004] представлена программная система для сравнения изображений видимых и скрытых слоев живописи. Система предназначена для исследования истории создания произведений на основе анализа первичных авторских эскизов и сравнения с окончательными вариантами картин. Входной информацией системы являются цифровые цветные изображения в видимом диапазоне и изображения, полученные в инфракрасном (700-1100 нм) диапазонах спектра. Изображения формируются одной и той же CCD камерой. Системой выполняются операции (а) совмещения изображений и компенсации искажений, возникающих при съемке, и которые моделируются аффинным преобразованием; (б)

комбинирование изображений. В большинстве разработанных систем автоматизированы операции совмещения изображений в видимом, инфракрасном и ультрафиолетовом диапазонах. Рентгеновские изображения имеют ряд особенностей, осложняющих автоматизацию их совмещения с другими изображениями. Задача усложняется тем, что для рентгеновских лучей часть красочного слоя оказывается прозрачной, и на рентгенограммах могут быть видны фактура холста, скрытые красочные слои и карандашные наброски, элементы рамы и другие объекты. Указанные обстоятельства усложняют поиск контрольных точек и совмещение.

В данной работе рассматривается задача построения автоматизированной процедуры совмещения фотографий и рентгеновских изображений произведений живописи (см. Рис.1.). Совмещаемые цифровые изображения в формате JPEG имеют размеры около 2800x4200 точек и глубину 8 или 24 бита на пиксел. Размеры изображений и поля зрения различны и обусловлены параметрами рентгеновской установки и областью интереса художников-реставраторов. Фотосъемка картин в видимом диапазоне спектра производилась CCD камерой. К особенностям изображений, обуславливающих трудности совмещения, относятся различия в полях зрения, ориентации изображений, содержании изображений: на Рис. 2 показан один и тот же фрагмент на цифровой фотографии и рентгенограмме.

Формально решаемая задача соответствует традиционной задаче привязки изображений, однако ее решение усложняется указанными особенностями. Предполагается, что имеются модель $u(x, y): R^2 \rightarrow R^1$ и изображение $v(x', y'): R^2 \rightarrow R^1$ (изображения, полученные в видимом и рентгеновском диапазонах). Требуется найти преобразование $T: R^2 \rightarrow R^2$, переводящее точки изображения $v(x', y')$ в точки модели:

$$X = F(X'), \quad (1)$$

где $X = (x, y)^T \in R^2$ и $X' = (x', y')^T \in R^2$ - векторы координат изображения и модели, и минимизирующее среднеквадратичную ошибку совмещения.



(a)



(б)

Рис. 1. Изображения, полученные в видимом (а) и рентгеновском (б) спектральных диапазонах

Создаваемая процедура совмещения включает этапы: (а) предварительная обработка совмещаемых изображений, на котором производится фильтрация изображений и выделение областей интереса для поиска контрольных точек; (б) поиск контрольных точек на совмещаемых изображениях, необходимых для построения преобразования изображений; (в) сопоставление найденных контрольных точек с целью

установления попарного соответствия; (г) вычисление коэффициентов преобразования по координатам контрольных точек и совмещение изображений.

В последующих разделах будут предложены решения перечисленных задач.

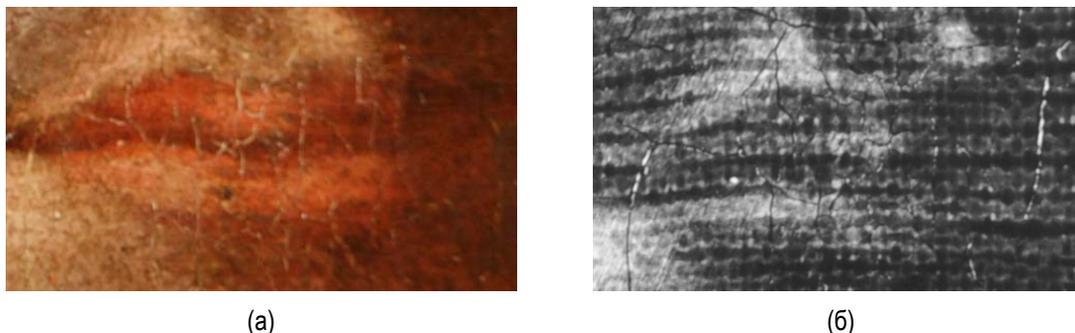


Рис. 2. Фрагменты изображений Рис.1: (а) – в видимом и (б) – в рентгеновском спектральных диапазонах

Известные подходы к решению

Задача совмещения многомодальных изображений произведений живописи во многом схожа с задачами совмещения многомодальных изображений в медицине, аэрофотосъемке и других прикладных областях. Традиционно задача совмещения изображений, полученных в различных спектральных диапазонах, включает четыре этапа. (а) выделение характерных признаков (в частности, контрольных точек) на совмещаемых изображениях; (б) установление соответствия между найденными признаками с использованием выбранной меры соответствия; (в) построение модели преобразований; (г) преобразование изображений [Zitova, 2003].

Признаки, выделяемые на первом шаге, разделяются по типу объектов, выделяемых на совмещаемых изображениях: региональные, линейные, точечные. Признаки связаны с хорошо различимыми объектами на изображениях. Они должны быть инвариантными относительно выбранной модели преобразований. Если изображение не содержит высококонтрастных деталей, могут быть использованы признаки, не связанные непосредственно с объектами, а являющиеся информационными характеристиками изображений. В простейшем случае контрольные точки отмечаются вручную в интерактивном режиме. В работах [Schmid, 1997], [Delponte, 2006] и ряде других контрольные точки находятся с помощью детектора Харриса [Harris, 1988]. Дополнительно могут быть использованы такие признаки, как дифференциально-геометрические инварианты, моментные инварианты и др. Так в [Delponte, 2006] используются признаки, инвариантные к масштабированию (SIFT-признаки [Lowe, 1999]) В [Kammerer, 2004] при совмещении изображений, зафиксированных в инфракрасном и видимом диапазонах, используется модель аффинных преобразований, а контрольные точки выбираются вручную и уточняются процедурой на основе кросс-корреляции. В [Carpellini, 2005] алгоритм автоматического совмещения фотографий картин в видимом и ультрафиолетовом диапазонах основан на региональных признаках и реализует метод максимизации меры статистической зависимости пары изображений (maximization of the mutual information). Для поиска максимума разработана эвристическая итерационная поисковая процедура. Поиск осуществляется в пространстве четырех параметров: смещение по двум направлениям, коэффициент масштаба (в пределах 1%), угол поворота.

Следующей задачей, которую надо решить при совмещении изображений, является поиск соответствия между контрольными точками на изображениях. При этом количество найденных точек на изображениях может различаться, и часть из них может не иметь прообраза на другом изображении.

В работе [Schmid, 1997] предложены описания контрольных точек, найденных с помощью модифицированного детектора Харриса [Harris, 1988], в виде наборов значений дифференциальных инвариантов. Кроме того, в качестве дополнительных геометрических признаков используются значения углов между направлениями на соседние p точек. Применяемые описания обладают инвариантностью относительно вращения, изменения масштаба, изменения точки наблюдения и частичной окклюзии объектов.

Одним из распространенных алгоритмов сопоставления является алгоритм итерационного совмещения ближайших точек пары изображений (Iteration closest point registration - ICP) [Chen, 1992]. ICP алгоритм предназначен для нахождения жесткого преобразования T , которое позволяет наилучшим образом совместить облако точек на изображении сцены с ее геометрической моделью. На каждой итерации алгоритм находит преобразование из условия минимума среднеквадратичной ошибки между точками преобразованного изображения и соответствующими точками модели. Алгоритм обладает монотонной сходимостью к локальному минимуму. Ограничениями алгоритма являются (а) необходимость достаточно хорошего начального приближения преобразования T ; (б) каждой точке сцены должна соответствовать точка в модели. В работах [Sharp, 2002], [Rusinkiewicz, 2001] предложены модификации ICP алгоритма. Для улучшения работы алгоритма и сокращения числа итераций используется описание точек сцены вектором признаков, включающим пространственные координаты и значения инвариантных признаков [Sharp, 2002]. В [Rusinkiewicz, 2001] сравниваются различные варианты ICP алгоритма и исследуются комбинации алгоритмов для повышения быстродействия.

Разработан ряд методов сопоставления на основе анализа спектральных характеристик матрицы взвешенных попарных расстояний между контрольными точками. В работе [Scott, 1991] предложен алгоритм, устанавливающий соответствие между признаками двух изображений, одно из которых является результатом преобразования другого, на основе свойств сингулярного разложения матрицы взвешенных попарных расстояний между векторами признакового описания. Матрица соответствия признаков (в частности, координат характерных точек изображений) определяется из условия максимума следа произведения взвешенной матрицы попарных расстояний и самой матрицы соответствия. Показано, что условием максимума следа является ортогональность векторов, составленных из строк матрицы соответствия. Допустимые преобразования – смещение, сдвиг, изменение масштаба. Предложен способ формирования матрицы соответствия. Данный алгоритм не требует равного количества опорных точек на совмещаемых изображениях и прост с точки зрения реализации. В работах [Pilu, 1997] и [Zhao, 2004] предложены модификации данного метода, использующие локальные признаки. В работе [Delpronte, 2006] предложена модификация метода [Scott, 1991], позволяющая расширить диапазон его применения за счет уменьшения чувствительности к изменению масштаба и точки наблюдения. Эффективность метода повышается за счет применения вместо координат контрольных точек, используемых в прототипе, SIFT-признаков (Scale Invariant Feature Transform), вычисленных в точках, найденных детектором Харриса. Проведено сравнение результатов экспериментов, полученных для различных весовых функций, применяемых для построения матрицы попарных расстояний.

В [Shapiro, 1992] сопоставление двух множеств точек на плоскости производилось на основе сравнения собственных векторов матриц взвешенных попарных расстояний между точками каждого из сопоставляемых множеств. В работе [Carcassoni, 2003] для анализа спектральных характеристик матриц попарных расстояний сопоставляемых множеств предложено использовать двухшаговый EM алгоритм.

В качестве моделей преобразования обычно используются аффинные [Kamnerer, 2004], [Cappellini, 2005] или проективные преобразования [Hartley, 2004], которые достаточно хорошо описывают искажения,

возникающие при получении изображений. В ряде задач авторами рассматриваются нежесткие преобразования.

Проведенный анализ публикаций показал, что: (а) задача автоматизированного совмещения рентгеновских изображений с другими типами изображений произведений живописи в литературе освещена недостаточно полно; (б) особенности рентгеновских изображений затрудняют использование признаков, обычно используемых при решении задач совмещения; (в) достаточно эффективные и несложные в реализации SVD-основанные методы сопоставления контрольных точек соответствуют особенностям решаемой задачи и могут быть использованы в разрабатываемой процедуре; (г) модель проективных преобразований адекватна решаемой задаче совмещения и позволяет компенсировать искажения, характерные для используемых изображений.

Ниже рассматривается общая схема построения процедуры и ее отдельные этапы.

Общая схема построения процедуры

Нахождение контрольных точек при совмещении рентгенограммы и фотографии в видимом свете осложняется тем, что содержание изображений может существенно отличаться. Найденные характерные точки в одном из изображений могут не быть найдены в другом. Кроме того, на изображениях произведений живописи не всегда удается выделить геометрические примитивы и признаки, которые можно использовать при совмещении.

На рентгеновских изображениях картин хорошо видны объекты, написанные красками, содержащими тяжелые металлы (в частности, свинец). На изображении таким участки, непрозрачные для рентгеновского излучения, выглядят светлыми. Обычно светлым участкам на рентгенограммах соответствуют светлые участки на картине. Именно это свойство будет использоваться для локализации контрольных точек при совмещении. В качестве контрольных точек предлагается использовать точки локальных экстремумов яркости на сглаженных изображениях. Максимумы яркости будут соответствовать наиболее светлым участкам картины, где в красочном слое присутствуют свинцовые белила. Такие контрольные точки обладают свойствами инвариантности относительно смещения, вращения, изменения масштаба, а также вариаций яркости. Необходимо будет выбрать величину сглаживания изображений, исходя из требуемой точности совмещения.

В качестве алгоритма сопоставления для разрабатываемой процедуры подходит алгоритм, основанный на сингулярном разложении матрицы попарных расстояний между контрольными точками двух изображений. Алгоритм не требует одинакового количества элементов сопоставляемых множеств контрольных точек. Для исключения ложных соответствий, которые возникают на реальных изображениях, алгоритм необходимо дополнить процедурой проверки найденных соответствий. По множеству найденных пар точек будет вычисляться матрица преобразования, вычисляться функционал ошибки совмещения и оцениваться вклад каждой пары в функционал ошибки совмещения.

Задача поиска оптимального преобразования изображений решается традиционными методами. Наиболее общей моделью преобразований, описывающей искажения при съемке фотокамерой, является проективное преобразование [Hartley, 2004].

В следующих разделах более подробно рассмотрены этапы разрабатываемой процедуры.

Предварительная обработка

При поиске точек локальных максимумов яркости как на рентгеновских снимках, так и на фотографиях картин, фактура холста вносит искажения. Для ослабления периодических составляющих применяется

операция фильтрации в частотной области $v_f = \Phi^{-1}(\Phi(v) \cdot I_m)$, где v и v_f - исходное и отфильтрованное изображения рентгеновского снимка, Φ и Φ^{-1} обозначают операции прямого и обратного преобразования Фурье, I_m - изображение маски фильтра, (\cdot) - операция поэлементного умножения.

Для упрощения алгоритмов, используемых в процедуре совмещения, цветные изображения преобразуются к полутоновым.

С целью снижения вычислительных затрат используются пирамидальные представления изображений. Основные последующие этапы процедуры выполняются для уровня гауссовой пирамиды, соответствующего уменьшенным в 8 раз изображениям, а на заключительном этапе происходит обратное масштабирование координат контрольных точек и возврат к полноразмерным изображениям.

Поскольку контрольные точки связаны с областями, где в красочном слое присутствуют свинцовые белила, непрозрачные для рентгеновского излучения и образующие светлые области на картине в видимом спектральном диапазоне, то целесообразно предварительно выделить такие области на совмещаемых изображениях. Для выделения областей интереса применяется операция пороговой бинаризации с автоматическим определением порога [Otsu, 1979], [Kittler, 1986], [Niblack, 1986] и др. Полученные бинарные маски позволяют исключить локальные экстремумы, не связанные с областями интереса. Бинарные маски для изображений Рис. 1, полученные методом [Niblack, 1986] и обработанные с помощью операций морфологического размыкания, замыкания и удаления периферийных объектов, показаны на Рис. 3.

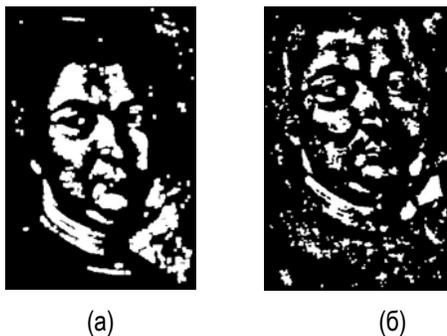


Рис. 3. (а), (б) - бинарные маски изображений, показанных на Рис. 1

Поиск контрольных точек и вычисление матрицы преобразований

В качестве кандидатов в контрольные точки, необходимые для совмещения изображений предлагается использовать локальные максимумы яркости на рентгенограмме и полутоновом изображении в видимой части спектра, соответствующие светлым связным компонентам, присутствующим на обоих изображениях. Для исключения влияния оставшегося после фильтрации шума, порождаемого фактурой холста, изображения сглаживаются сверткой изображения с гауссовым ядром

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2},$$

где x, y - пространственные координаты, σ - параметр.

Параметр σ гауссова ядра выбирается таким образом, чтобы с одной связной светлой областью было связано небольшое количество локальных максимумов. Нахождение локальных максимумов

осуществляется алгоритмом, предложенным в [Kuijper, 2002]. Найденные точки максимумов показаны на Рис. 4(а, б).

При размывании объектов изображений экстремальные точки дрейфуют. Траектории максимумов яркости для полутонового изображения на Рис. 1(а) и рентгенограммы Рис. 1(б) показаны на Рис. 4 (в, г). Поэтому для уменьшения ошибки совмещения, обусловленной смещением экстремальных точек, нужно выбрать оптимальные значения параметра σ . Значения σ выбираются, исходя из обеспечения наилучшей точности совмещения контрольных точек:

$$I(\sigma) = \sum_{j=1}^p d_j^2(\sigma) \rightarrow \min_{\sigma},$$

$$d_j^2 = (x_j - x_j^H)^2 + (y_j - y_j^H)^2;$$

или

$$\max(|d_j|) \rightarrow \min, 1 \leq j \leq p,$$

где x_j, y_j - координаты j -ой контрольной точки в первом изображении; x_j^H, y_j^H - координаты преобразованной контрольной точки из второго изображения к координатам первого; d_j - евклидово расстояние между точками j -ой пары соответствующих контрольных точек; p - число пар контрольных точек на совмещаемых изображениях.

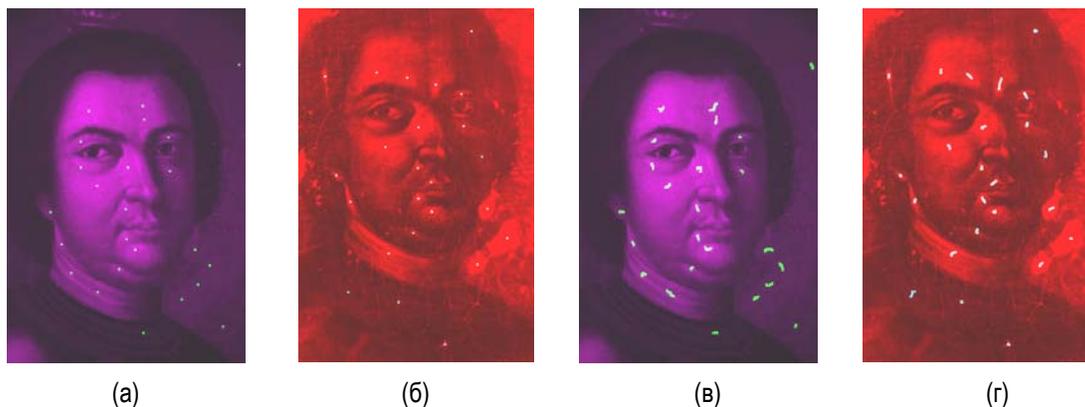


Рис. 4. (а), (б) – локальные максимумы яркости, из которых отбираются контрольные точки; (в), (г) – траектории максимумов яркости при изменении параметра гауссова ядра σ в интервале 2 - 10

Для сопоставления найденных характерных точек совмещаемых изображений применяется метод [Scott, 1991]. Как упоминалось ранее, метод основан на сингулярном разложении взвешенной матрицы попарных взвешенных расстояний между контрольными точками двух изображений:

$$W(k, l) = \exp(-d^2(x_k, x_l)/2r^2),$$

где $d(x_k, x_l)$ - расстояние между точкой k изображения u и точкой l изображения v ; r - параметр, характеризующий допустимое расстояние между точками. В данной работе применяется следующая весовая функция, позволяющая получить лучшие результаты сопоставления [Delpon, 2006]:

$$W(k, l) = \exp(-|d(x_k, x_l)|/|r|),$$

значение параметра выбрано при настройке процедуры $r = 25$.

Результатом является матрица соответствия, в которой максимальный элемент в строке i и столбце j указывает на соответствие элемента i одного изображения элементу j другого. Метод достаточно простой в реализации, но при работе на реальных изображениях появляются ошибки. При решении практических задач для уменьшения количества ошибок при сопоставлении наборов контрольных точек совмещаемых изображений обычно используются различные локальные признаки, вычисляемые в окрестности контрольных точек. Различия рассматриваемых изображений не позволяют воспользоваться дополнительными локальными признаками. С целью исключения ошибочно выбранных пар точек предложена следующая итерационная процедура, которая позволяет исключить ложные соответствия. Соответствие считается ложным, если ошибка совмещения этой пары точек вносит максимальный вклад в квадратичный функционал качества. Пусть качество совмещения контрольных точек изображений на итерации i выражается функционалом

$$I_i = \sum_{j=0}^{p-i} d_{ij}^2,$$

$$d_{ij}^2 = (x_{ij} - x_{ij}^H)^2 + (y_{ij} - y_{ij}^H)^2,$$

где i – номер итерации, j – номер точки, p – начальное количество контрольных точек, x_j^H , y_j^H – координаты контрольной точки, преобразованной с помощью найденной на итерации i матрицы H . Пара точек с номером k отбрасывается, если выполняется условие

$$\Delta I_{i+1} = \max(I_i - I_{i+1}),$$

где

$$I_{i+1} = \sum_{j=0}^{p-i} d_{ij}^2, \quad j \neq k,$$

ΔI_{i+1} – вклад пары точек с номером k в функционал I .

Процесс заканчивается при $\max_j (|d_{ij}|) < d_{\max}$, где d_{\max} – допустимая абсолютная ошибка совмещения или $I_i < I_{\max}$, I_{\max} определяется допустимой среднеквадратичной ошибкой.

Точность совмещения оценивается по среднеквадратичной ошибке в контрольных точках, максимальным абсолютным значением ошибки в контрольных точках и визуально. Графики зависимостей среднеквадратичной и абсолютной ошибок (в пикселах) от параметра гауссова ядра σ и количества используемых контрольных точек представлены на Рис. 5. Минимальные ошибки получены при $\sigma=4$, однако визуальный контроль показал, что наилучший результат соответствует $\sigma=6$ и $n=6$. Данный эффект объясняется влиянием ярких мелких деталей на положение локальных максимумов яркости при относительно небольшом сглаживании изображений.

Как было отмечено в предыдущих разделах, подходящей моделью преобразований в решаемой задаче является проективное преобразование. Задача нахождения преобразования изображений формулируется следующим образом. Предполагается, что имеются модель $u(x, y)$ и изображение $v(x', y')$ (в данном случае это изображения, полученные в видимом и рентгеновском диапазонах). Требуется найти преобразование H , переводящее точки изображения $v(x', y')$ в точки модели $u(x, y)$:

$$\tilde{X} = H\tilde{X}', \quad (1)$$

где $\tilde{X} = (x, y, 1)^T$ и $\tilde{X}' = (x', y', 1)^T$ - однородные координаты модели и изображения, H - однородная 3×3 матрица. При этом требуется минимизировать среднеквадратичную ошибку совмещения. Для вычисления матрицы преобразования (1) H необходимо решить систему $2n$ линейных алгебраических уравнений, где n - число пар соответствий контрольных точек. Требуется иметь как минимум четыре пары соответствий [Hartley, 2004]. При $n > 4$ система решается методом наименьших квадратов, реализованным алгоритмом Левенберга-Марквардта [Madsen, 2004]. Этот метод обладает хорошей сходимостью и широко применяется в подобных задачах. Полученное преобразование обеспечивает точность совмещения в пределах одного пиксела, что соответствует аналогичным известным процедурам.

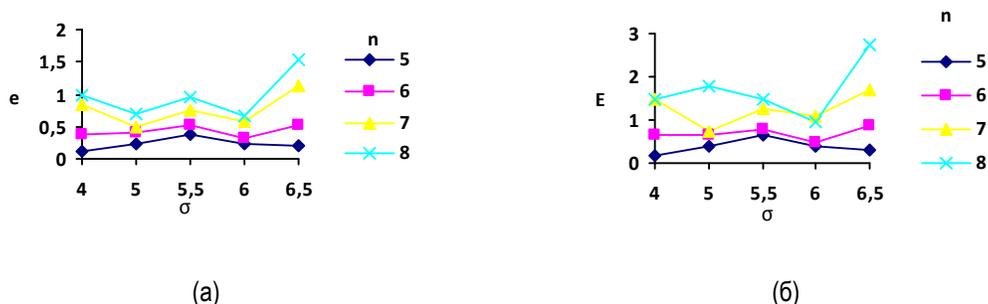


Рис. 5. Зависимости (а) среднеквадратичной e и (б) абсолютной E ошибок совмещения контрольных точек от параметра гауссова ядра σ и количества используемых при совмещении контрольных точек n

На заключительном этапе процедуры производится масштабирование координат контрольных точек и преобразование полноразмерных изображений.

Результат совмещения цифровой фотографии портрета и его рентгенограммы (см. Рис. 1) для 6 контрольных точек, полученных при $\sigma=6$, показан на Рис. 6.



Рис. 6. Совмещенные изображения, показанные на Рис.1

Заключение

Разработана процедура автоматизированного совмещения фотографий и рентгенограмм произведений живописи. В качестве контрольных точек используются локальные экстремумы яркости, найденные на

размытых гауссовым ядром изображениях. Выбран параметр гауссова ядра. Полученные контрольные точки связаны с деталями красочного слоя, видимыми на обоих совмещаемых изображениях. Для сопоставления найденных характерных точек изображений используется алгоритм [Scott, 1991] на основе сингулярного разложения матрицы взвешенных попарных расстояний между контрольными точками двух изображений, дополненный итерационной процедурой выявления ложных соответствий. Модификация алгоритма позволила получить приемлемую точность сопоставления на реальных изображениях без использования дополнительных признаков. Для совмещения использована модель проективных преобразований, соответствующая процессу получения изображений. Разработанная процедура позволяет обеспечить точность совмещения изображений в пределах одного пиксела в контрольных точках. Процедура реализована в виде программного модуля и используется при решении практических задач.

В дальнейшем предполагается исследовать возможность использования в процедуре других методов локализации инвариантных контрольных точек и применить комбинированные методы сопоставления для повышения точности.

Благодарности

Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ, проект № 09-07-00368.

Библиография

- [Cappellini, 2005] Cappellini V., et.al. An automatic registration algorithm for cultural heritage images. In Proc.of ICIP2005, Genoa, Italy. V.2, P. 566–569, 2005.
- [Carcassoni, 2003] M. Carcassoni, E.R. Hancock, Correspondence Matching with Modal Clusters, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 25 N 12, P.1609-1615, December 2003
- [Chen, 1992] Y. Chen and G. Medioni, "Object Modelling by Registration of Multiple Range Images", International Journal of Computer Vision and Image Understanding, V. 10, N. 3, P. 145-155, April 1992.
- [Delponete, 2006] E. Delponete, F. Isgrò, F. Odone, A. Verri. SVD-matching using SIFT features, Graphical Models, V.68 N.5, P.415-431, 2006.
- [Harris, 1988] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector, in Alvey Vision Conf, 1988, P. 147-151.
- [Hartley, 2004] R. Hartley, A. Zisserman. Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press, 2004.
- [Heitz, 1990] F. Heitz, H. Maitre, C. de Couessin. Event Detection in Multisource Imaging: Application to Fine Arts Painting Analysis. IEEE transactions on acoustics, speech. and signal processing. V. 38, N. 1. April 1990. P. 695-704.
- [Kammerer, 2004] P. Kammerer, A. Hanbury, E. Zolda. A Visualization Tool for Comparing Paintings and Their Underdrawings. In Proc. of the Conference on Electronic Imaging & the Visual Arts (EVA 2004), - 2004. - P. 148–153.
- [Kirsh, 2000] A. Kirsh and R. S. Levenson, Seeing through paintings: Physical examination in art historical studies, Yale U. Press, New Haven, CT, 2000.
- [Kittler, 1986] J. Kittler and J. Illingworth. Minimum error thresholding. Pattern Recogn. Vol.19., 1986. P. 41–47.
- [Kuijper, 2002] A. Kuijper, The Deep Structure of Gaussian Scale Space Images. Ph.D. Thesis, Utrecht University. ISBN 90-393-3061-1, 2002.
- [Lowe, 1999] D.G. Lowe, Object recognition from local scale-invariant features, in: Proceedings of ICCV, 1999, P. 1150–1157.
- [Madsen, 2004] K. Madsen, H.B. Nielsen, O. Tingleff. Methods for Non-Linear Least Squares Problems. Technical University of Denmark, 2004.
- [Maintz, 1998] J.B.A. Maintz, M.A. Viergever. An Overview of Medical Image Registration Methods. - URN:NBN:NL:UI:10-1874-18921, Utrecht University, 1998.

- [Maitre , 2001] H. Maitre, F. Schmitt et C. Lahanier, 15 years of image processing and the fine arts, IEEE-ICIP'2001, Salonique (Greece), Vol. 1, 2001, P. 557-561.
- [Martinez, 2002] K. Martinez, J. Cupitt, D. Saunders, R. Pillay. Ten Years of Art Imaging Research. Proceedings of the IEEE, V. 90, N. 1, 2002, P. 28-41.
- [Niblack, 1986] W. Niblack. An Introduction to Digital Image Processing. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1986
- [Otsu, 1979] N. Otsu. A threshold selection method from gray level histograms// IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-9. 1979, P. 62–66.
- [Pilu, 1997] P. P. P. A direct method for stereo correspondence based on singular value decomposition. IEEE Proceedings of CVPR. 1997, P. 261-266.
- [Rusinkiewicz, 2001] S. Rusinkiewicz, M. Levoy, "Efficient Variants of the ICP Algorithm," 3dim, Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM '01), 2001, P.145
- [Schmid, 1997] C. Schmid, R. Mohr, Local Greyvalue Invariants for Image Retrieval, PAMI V.19, N. 5, P. 872-877, 1997.
- [Scott, 1991] G. Scott, and H. C. Longuet-Higgins, "An Algorithm for Associating the Features of Two Images," in Proceedings of the Royal Society London, 1991, V. B244, P. 21-26.
- [Shapiro, 1992] L.S. Shapiro, J. M. Brady. Feature-based correspondence: an eigenvector approach. Image and Vision Computing, V. 10, Issue 5, P. 283 – 288, 1992.
- [Sharp, 2002] G. Sharp, S. Lee, and D. Wehe. ICP registration using invariant features. IEEE. T. Pattern Anal., V. 24 N. 1, P. 90–102, 2002.
- [Stork, 2009] D.G. Stork. Computer Vision and Computer Graphics Analysis of Paintings and Drawings: An Introduction to the Literature, LNCS 5702, Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2009, P. 9–24.
- [Zhao, 2004] F. Zhao. Image matching based on singular value decomposition. PCM 2004, LNCS, V. 3333, 2004, pp. 119–126.
- [Zitova, 2003] B. Zitova, J. Flusser. Image registration methods: a survey. Image and Vision Computing, V. 21, N. 11, P.977–1000, 2003.

Authors' Information



Dmitry Murashov – *Computing Centre of the Russian Academy of Sciences, Senior researcher, 40, Vavilov str., Moscow, 119333, Russian Federation; e-mail: d_murashov@mail.ru.*

Major Fields of Scientific Research: Image processing, Image analysis, Pattern recognition.