

Экз. № 35

На правах рукописи

Гудков



Гудков Владимир Юльевич

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ
ОБРАБОТКИ ЦИФРОВЫХ ДАКТИЛОСКОПИЧЕСКИХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
доктора физико-математических наук

28 ОКТ 2010

Челябинск
2010

Экз. № 35

На правах рукописи



Гудков Владимир Юльевич

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ
ОБРАБОТКИ ЦИФРОВЫХ ДАКТИЛОСКОПИЧЕСКИХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
доктора физико-математических наук

Челябинск
2010

Диссертация выполнена в Государственном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Челябинский государственный университет».

Официальные оппоненты:

- член-корреспондент РАН, доктор технических наук, профессор Арлазаров Владимир Львович;
- доктор физико-математических наук Визильтер Юрий Валентинович;
- доктор технических, профессор Мельников Андрей Витальевич.

Ведущая организация – Учреждение Российской академии наук Институт проблем информатики РАН.

Защита состоится «16» ноября 2010 г. в 15 часов на заседании диссертационного совета Д212.296.02 при Челябинском государственном университете по адресу: 454001, Челябинск, ул. Братьев Кашириных, 129.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Челябинского государственного университета.

Отзывы в одном экземпляре, с заверенной подписью, просим направлять по адресу: 454001, Челябинск, ул. Братьев Кашириных, 129, Челябинский государственный университет, в диссертационный совет.

Автореферат разослан «1» октября 2010 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
кандидат физико-математических наук,
доцент



С.Ф. Долбеева

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Исследования в области биометрии начались более ста лет назад с разработки методов сравнения отпечатков пальцев. С тех пор широко применяются системы классификации отпечатков пальцев Гальтона, Генри, Вуцетича, ФБР и национальные системы классификации. Для доказательства идентичности отпечатков пальцев в суде используются частные признаки и гребневый счет. С развитием вычислительной техники появилась возможность учета лиц в электронных системах, функционирование которых подобно деятельности эксперта-криминалиста и опирается на модель дактилоскопического изображения (ДИ) отпечатка пальца. Однако реальные отпечатки пальцев загрязнены, деформированы, смазаны, палец может иметь шрамы или ожоги. Это приводит к искажению модели и увеличению ошибок идентификации папиллярного узора в электронных системах.

Рост преступности и терроризма объясняет необходимость создания высоконадежных автоматизированных дактилоскопических информационных систем (АДИС), систем контроля доступа и др. Однако автоматических систем, сравнимых по качеству работы с работой эксперта-криминалиста, до сих пор не создано. Сегодня уместнее говорить об электронных полуавтоматах, облегчающих работу человека с дактилотеками. В мире насчитывается более сотни АДИС, наиболее известными из которых являются японская система NEC, французская система SAGEM, канадская система PRINTRAK, американская система COGENT и др. Эти системы используют различные математические модели для идентификации узора. Каждая из таких моделей нацелена на повышение эффективности функционирования системы, однако неизвестно ни одной лучшей и свободной от недостатков модели.

Проблематика биометрической идентификации развивается с середины прошлого века:

- в 1960-е годы биометрическое подразделение NIST проводит первые попытки автоматизации процесса идентификации личности по отпечаткам пальцев;
- в 1970-е годы разрабатываются первые автоматизированные дактилоскопические системы;
- в 1980-е годы разрабатываются первые методы полностью автоматической идентификации.

В России наиболее важные результаты по дактилоскопической идентификации личности были получены в работах следующих авторов: В.Н. Бичигов, А.С. Боков, П.А. Зайцев, Л.М. Местецкий, А.В. Моксин, С.О. Новиков, О.С. Ушмаев, О.М. Черномордик и др. Сложилась научные школы, занимающиеся проблематикой биометрической идентификации. Среди них можно выделить специалистов, работающих в институтах ИПИ РАН, ИСА РАН, МГУ им. М.В. Ломоносова, МГТУ им. Н.Э. Баумана или компаниях «Биолинк», «Системы Тапилон», «Сонда» и др.

Среди зарубежных исследований в области дактилоскопической идентификации личности следует выделить работы таких специалистов, как A. Almans, S. Anderson, N. Ansari, K. Asai, P. Baldi, C.B. Banner, A.M. Bazep, S. Bernard, B. Bhanu, R.M. Bolle, G.T. Candela, R. Cappelli, T. Chang, C. Chapel, S.A. Cole, D. Costello, R.O. Duda, A.P. Fitz, R. Germain, G.H. Granlund, S. Igaki, A.K. Jain, S. Kasaei, Z.M. Kovacs-Vajna, D. Maio, D. Maltoni, B. Moayer, O. Nakamura, K. Nilsson, L. O’Gorman, W. Overton, S. Pankanti, S. Prabhakar, C.V.K. Rao, N.K. Ratha, A. Ross, A. Senior, W. Shen, B.G. Sherlock, M. Sparrow, P. Sparrow, D.A. Stoney, C.I. Watson, D.M. Weber, C.L. Wilson, W. Zhang, J. Zhou и др.

Возрастающему интересу к дактилоскопической идентификации способствует интерес со стороны государства. Биометрические технологии являются одним из приоритетных научно-технических направлений. Поэтому диссертация актуальна и замыкается на вопросы государственной безопасности.

Цель работы. Целью работы является исследование оптимальных моделей и методов распознавания общих и частных признаков ДИ в виде последовательности методов измерения, анализа и синтеза признаков ДИ, минимизирующих влияние дефектов изображения, а также разработка новой математической модели ДИ повышенной гибкости, устойчивости и информативности на основе топологических векторов и векторов гребневого счета.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих **основных задач:**

- построение математических моделей и методов распознавания общих признаков ДИ в виде последовательности методов и алгоритмов, устойчивых к искажениям изображения;

- построение математических моделей и методов распознавания частных признаков ДИ в виде последовательности методов и алгоритмов, устойчивых к искажениям изображения;

- построение математической модели ДИ на основе топологических векторов и векторов гребневого счета;

- индексация ДИ.

Методы исследования. Для теоретических исследований применялись методы обработки изображений, распознавания образов, теории множеств, теории графов, теории вероятности и математической статистики. Для экспериментальных исследований использовались регрессионные тесты по коллекциям изображений, на основе которых обучались алгоритмы обработки ДИ.

Объект исследования. В практическом плане объектами исследований являются изображения отпечатков пальцев и ладоней, а также программные модули и комплексы программ.

Научная новизна работы. Автором получен ряд новых обобщающих теоретических результатов в области распознавания общих признаков, частных признаков и построения математической модели ДИ.

Основные научные результаты заключаются в следующем:

1. Разработана новая математическая модель ДИ на основе представления общих и частных признаков, а также описания линий. Математическая модель ДИ патентована и включает:

- модели частных и общих признаков;
- модель топологических векторов частных признаков;
- модель топологических векторов линий;
- модель векторов гребневого счета линий;
- модель зон сегментации изображения;
- модель векторов состояния и индексация изображения на ее основе;
- графическая структура ДИ.

Доказаны теоремы об устойчивости модели векторов состояния.

2. Предложены оценки ошибок распознавания общих и частных признаков узора на основе функции массовой ранговой вероятности (МРВ). Они позволяют целенаправленно обучить программный объект путем размещения в нем дополнительных точек контроля, позволяющих минимизировать ошибки идентификации. Доказаны теоремы и показана состоятельность оценок.

3. Разработан новый метод распознавания общих признаков узора на основе моделей завитка, петли и дельты.

Сформулированы и решены следующие задачи:

- разработан метод измерения матриц потоков на основе корреляции в слоях светотеней точек из параллельных цепей;

- разработан метод кросс-анализа матриц потоков в независимых каналах пирамиды Я на основе опорных потоков и развития их областей, ближнего и дальнего прогноза потоков по кривизне;

- разработан метод распознавания общих признаков на основе их моделей и иерархического уточнения их местоположения с оценкой их вероятностей;

- предложен метод расчета типа узора на основе формальной грамматики.

4. Разработан новый метод распознавания частных признаков узора, таких как разветвления и окончания линий.

Сформулированы и решены следующие задачи:

- уточнен метод измерения, анализа и восстановления матриц потоков с учетом местоположения общих признаков узора;

- разработан метод волнового синтеза модельных потоков с приоритетным прогнозом волнового фронта в области с повышенной кривизной линий;

- разработан метод расчета когерентностей модельных потоков;

- разработан метод расчета продольных и поперечных величин кривизны модельных потоков, определяющий линии перелома направлений кривизны;

- разработан метод измерения матриц плотности линий на основе пространственных разностных схем над матрицами градиента;

- разработан метод анализа матриц плотности линий на основе выделения опорных периодов и их достоверностей, верификации опорных периодов;

- разработан метод синтеза модельной матрицы плотности на основе прогнозирования опорных периодов линий с верификацией результатов прогноза;

- разработан метод расчета когерентностей модельных периодов линий;

- разработан метод сегментации изображения с использованием достоверностей и когерентностей модельных потоков и модельных периодов, выделения и группировки информативных областей методом дискриминантного анализа;
- разработан метод фильтрации на основе применения фильтра с килевидной характеристикой с учетом направления и кривизны модельных потоков;
- разработан метод скелетизации и распознавания частных признаков на основе уточнения линий и структурных преобразований скелета.

5. Показана возможность дальнейшего развития математических моделей и методов обработки ДИ, а именно: сегментация изображений четырех отпечатков пальцев руки и криптография.

Практическая ценность работы заключается в возможности применения выработанных концепций, методов, моделей и алгоритмов в системах контроля и управления доступом, системах верификации личности, паспортно-визовых системах, системах правоохранительных ведомств РФ и др. На основе новой математической модели ДИ возможно уменьшение ошибок идентификации личности и повышение производительности систем. Это способствует решению вопросов государственной безопасности. Предлагаемые модели могут быть распространены на более широкий класс изображений при условии, что их математической моделью является структура в виде графа.

Реализация результатов работы. Результаты работы воплощены в коммерческих промышленных системах, разработанных на предприятиях «Сонда» (Москва), «Сонда Технолджи» (Миасс) и на кафедре ЭВМ Южно-Уральского государственного университета. При непосредственном участии автора разработаны следующие программно-аппаратные комплексы:

- АДИС Сонда 8;
- АДИС Сонда 8 enterprise edition;
- АДИС Сонда 7.3 лайт;
- Sonda automated fingerprint identification system SDK;
- Система входа в компьютер и защиты данных Сонда Логон;
- Система контроля и управления доступом Sonda Permit;
- Sonda fingerprint SDK professional edition;
- Sonda fingerprint SDK standard edition;
- АДИС Сонда;
- АДИС Сонда-Plus.

Программно-аппаратные комплексы работают в отделениях полиции РФ и других стран, в ЗАО «Уралаз», в школах г. Миасса, г. Челябинска и г. Москвы. Разработанные способы защищены патентами РФ и свидетельствами об официальной регистрации программы для ЭВМ. Результаты диссертационной работы использовались в учебном процессе ЮУрГУ (Челябинск).

Выносятся на защиту следующие результаты.

1. Теоретическое обобщение математической модели ДИ на основе топологических векторов и векторов гребневого счета, применимых для описания окрестностей как точек (частных признаков), так и линий.
2. Математическая модель ДИ в виде графической структуры объекта.

3. Новый метод обучения программного объекта путем размещения точек контроля ошибок распознавания общих и частных признаков ДИ.

4. Новый метод распознавания общих признаков ДИ на основе моделей завитка, петли и дельты, обучаемый по ошибке распознавания общих признаков на основе функции МРВ.

5. Новый метод распознавания частных признаков ДИ на основе моделей разветвления и окончания линий, обучаемый по ошибке распознавания частных признаков на основе функции МРВ.

6. Результаты экспериментальных исследований задач по идентификации ДИ на основе распознавания общих и частных признаков.

Апробация работы. Материалы диссертации излагались и обсуждались на следующих научно-технических конференциях: «20th International Conference on Pattern Recognition» (Istanbul, Turkey, 2010), Всероссийской конференции «Математическое моделирование и краевые задачи» (Самара, 2010), Всероссийской конференции «Инновации гуманитарных и естественных наук» (Екатеринбург, 2010), 20-й Международной конференции «ГрафиКон-2010» (Санкт-Петербург, 2010), 19-й Международной конференции «ГрафиКон-2009» (Москва, 2009), 61-й научной конференции в ЮУрГУ (Миасс, 2009), XV Международной конференции и тематической выставке «Информатизация и информационная безопасность правоохранительных органов» (Москва, 2006), III выставке-конференции «Криминалистика и судебная экспертиза» (Москва, 2006), XIV Международной конференции и тематической выставке «Информатизация и информационная безопасность правоохранительных органов» (Москва, 2005), «XXIII Российской школе по проблемам науки и технологий» (Миасс, 2003), «XXI Российской школе по проблемам науки и технологий» (Миасс, 2001).

Модели и методы, представленные в материалах диссертации, обсуждались на семинарах: «Математические модели дактилоскопических изображений» (лаб. 9-1 ИСА РАН, Москва, 2009), «Методы обработки дактилоскопических изображений» (лаб. 9-1 ИСА РАН, Москва, 2008), «Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем» (Минск, БГУ, 1999).

Диссертационный доклад заслушивался и обсуждался на заседаниях кафедр: «Вычислительная математика» (ЧелГУ, Челябинск, 2010), «ЭВМ» (ЮУрГУ, Челябинск, 2010), «Прикладная математика» (ЧелГУ, Миасс, 2010).

Модели распознавания общих и частных признаков ДИ, воплощенные в программах, проверялись на открытых международных тестах «FVC 2004: the Third International Fingerprint Verification Competition» (University of Bologna, Italy, 2004) и «FVC 2006: the Fourth International Fingerprint Verification Competition» (University of Bologna, Italy, 2006). Методы, реализованные в алгоритмах распознавания потоков ДИ, исследовались при сегментации отпечатков пальцев на открытых международных тестах «Slap fingerprint segmentation evaluation I» (NIST, USA, 2005) и «Slap fingerprint segmentation evaluation II» (NIST, USA, 2009). Корректность модели частных признаков при обмене данными между различными системами подтвердилась на тестах «Minutiae Interoperability Ex-

change Test MINEX II» (NIST, USA, 2009) и «NIST Proprietary Fingerprint Template (PFT) Testing» (NIST, USA, 2009). Математическая модель ДИ в виде топологических векторов, образующих граф, применялась в автоматическом следовом тестировании «ELFT – An Evaluation of Automated Latent Fingerprint Identification Technologies» (NIST, USA, 2009).

Комплекс АДИС, в который внедрены математические модели и методы обработки ДИ, демонстрировался на международных выставках средств обеспечения безопасности «Интерполитех-2006» (Москва, 2006), «Интерполитех-2005» (Москва, 2005), «Интерполитех-2004» (Москва, 2004), на 47-й международной машиностроительной выставке (Брно, Чехия, 2005) и выставке продукции горнозаводского края Челябинской области (Челябинск, 2005).

Публикации. Содержание диссертации отражено более чем в 50 печатных работах. Опубликовано 9 статей в журналах перечня ВАК «Труды ИСА РАН», «ВЕСТНИК ЮУрГУ», «ИНФОРМАТИКА И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЯ». Опубликовано 10 статей в рецензируемых сборниках трудов «ICPR 2010» (Istanbul, Turkey), «GraphiCon'2010» (Санкт-Петербург), «GraphiCon'2009» (МГУ, Москва), «Математическое моделирование» (ЮУрГУ, Миасс) и «Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем» (БГУ, Минск). Кроме того, опубликовано 2 монографии и 1 учебное пособие (ЮУрГУ, Миасс), 16 патентов на изобретение, 11 свидетельств об официальной регистрации программы для ЭВМ. Всего 24 публикации выполнено без соавторов.

Автор приносит благодарности соавторам публикаций Д.И. Аркабаеву, С.А. Баженову, А.С. Бокову, А.А. Коляде, А.С. Мосунову, В.В. Ревинскому и А.А. Сулову за помощь в проверке и реализации моделей и методов, изложенных в диссертации, терпение, критику и конструктивные замечания.

Объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, 6-и глав, заключения, списка литературы из 313 наименований, содержит 349 страниц, в том числе 246 страниц основного текста, 111 рисунков и 12 таблиц.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Введение. Во введении излагается исторически сложившиеся направления исследований отпечатков папиллярных узоров, организационные особенности дактилоскопической идентификации в разных странах, в том числе в России, указывается вероятностный характер работы биометрических систем.

Первый раздел. В первом разделе «Общая характеристика работы» освещается актуальность работы, рост интереса к биометрическим технологиям со стороны различных государств, связь работы с крупными научными программами Российской Федерации, цель, методы и объем исследования, научная новизна работы, обоснованность и достоверность результатов, практическая ценность и реализация результатов работы, апробация и структура работы, перечень публикаций и результаты международных тестов. В конце раздела приводятся выводы.

Второй раздел. Во втором разделе «Методологические аспекты проблемы» анализируется состояние теории обработки изображений, рассматривается класс ДИ, классификация и функциональная организация систем обработки изображений (СОИ), основные математические модели ДИ. Изображения формируются в электронно-цифровом виде при сканировании дактилокарт с помощью планшетного сканера, вводе пальцев и ладоней с «живого сканера» или с цифрового фотоаппарата и т.п. Для изображений определяются общие признаки – рисунки из темных линий в виде петель, дельт и завитков, а сами ДИ отпечатков пальцев классифицируются по типам узора: дуговой, шатровой, правопетлевой и левопетлевой, завитковый, сложнозавитковый и неопределенный.



Рис. 1. Общие и частные признаки узора

Вводится понятие потока как усредненного угла направления нескольких папиллярных линий и

мощность потока. Линии в потоке оканчиваются или начинаются, соединяются или расщепляются, образуя частные признаки. В АДИС обычно используют два типа частных признаков: окончание и разветвление, которые могут менять тип (мутировать).

Рассматриваются основные свойства ДИ. Приводится известная практика кодификации общих и частных признаков узора. Две дельты и один завиток, окончание и расщепления видны на рис. 1.

Обработка изображения выполняется в СОИ. В работе приводится классификация СОИ и указывается два направления в их создании: первое предполагает распознавание изображения как процесс вычленения системы признаков объектов и классификации объектов, а второе – как процесс восстановления объектов с последующей интерпретацией результатов. Архитектуру СОИ можно представить как иерархию уровней представлений (позиционные, структурные, символьные, реляционные) во взаимосвязи с иерархией функций (обработка, анализ, понимание).

Задача распознавания заключается в построении правила, позволяющего отнести объект, заданный по системе признаков, к одному из классов в виде

$$S = (A, C, R),$$

где распознавание задают отображением на классе функций вида $C = R(x)$; $x = \{x_i | i \in 1..d\}$ – вектор объекта в евклидовом пространстве признаков E^d ; $A = \{a_i | i \in 1..d\}$ – множество признаков, позволяющих получить решение для объекта; $C = \{C_i | i \in 1..d\}$ – множество классов, удовлетворяющих требованиям

сходства; $R = \{R_i \mid i \in 1..r\}$ – множество правил, отображающих x на C . Задача по принципу декомпозиции разбивается на ряд подзадач, а сама СОИ расслаивается на множество подсистем $\{S_i\}$. Тогда решением является иерархия вида

$$S = \{S_i \mid i \in I\}, C = R(x) = R_1(R_2(\dots R_i(\dots R_n(x)\dots)\dots)),$$

где I – конечное множество значений индекса i с отношением строгого порядка и максимальным элементом множества n . Иерархия синтезируется на этапе агрегации подсистем $\{S_i\}$, как правило, с потерями функциональной полноты и качества.

Сущность методов распознавания заключается в применении решающего правила. Критерии принятия решения разнообразны, но общим для них является то, что наблюдается перекрытие классов изображений и снижение достоверности классификации. Распознавание формулируется как проблема оптимальных решающих правил.

В выводах раздела изображение рассматривается как *целостное* образование, поддающееся декомпозиции, со *структурой*, позволяющей расслоить во времени и пространстве процесс анализа на этапы, с возможностью *управления* фокусом анализа от более важных элементов изображения к менее важным на основе *обобщенности оснований*, понимаемой как выделение наиболее устойчивых признаков объектов и их отношений, а *стереотипность* процесса обработки, обеспечивающая однотипность процедур по формированию однородных элементов и связей, позволяет синтезировать *модель* изображения в виде набора компактных формальных конструкций.

Третий раздел. В третьем разделе «Методы и модели распознавания общих признаков дактилоскопических изображений» приводятся математические методы, модели и алгоритмы распознавания общих признаков и типа узора.

Обработка ДИ в АДИС подразделяется на два этапа. Первая обработка предназначена для распознавания общих признаков: завитков, петель и дельт. Вторая обработка распознает частные признаки и дополняет их морфологическими и топологическими характеристиками узора.

Вначале дается краткая характеристика раздела, вводятся элементарные функции и предлагается концепция многослойной иерархической обработки изображения, заключающаяся в множестве правил его представления в виде $F = \{f(x, y) \in 0..2^b - 1 \mid (x, y) \in X \times Y\}$, где b – глубина изображения (8 бит), $X = 0..x_0 - 1$ и $Y = 0..y_0 - 1$. Изображение определено в прямоугольной области G мощностью $|G| = x_0 y_0$.

Любой слой иерархии h пирамиды \mathfrak{R} может быть сегментирован. Например, l -й слой k -й иерархии $F_k^{(l)}$ разбивается на $x_h y_h$ квадратных сегментов $S_{hk}^{(l)}(x, y)$ с длиной стороны 2^{h-k} и вершинами $(x, y) \in X_h \times Y_h$, где $k < h$. Доступ к точке сегмента $S_{hk}(x, y)$ записывается в координатах $(u, v) \in \bar{X}_{hk} \times \bar{Y}_{hk}$:

$$\begin{cases} \bar{X}_{hk} = \{u + x2^{h-k} \mid x \in X_h \wedge u \in 0..2^{h-k} - 1\}, \\ \bar{Y}_{hk} = \{v + y2^{h-k} \mid y \in Y_h \wedge v \in 0..2^{h-k} - 1\}. \end{cases} \quad (1)$$

Процесс классификационного анализа (КА) ДИ имеет многослойную иерархическую организацию, показанную на рис. 2. Слой $F_h^{(l)}$ посредством иерархической сегментации отображается на слои более высоких иерархий, а вершины сегментов отображаются к основанию пирамиды \mathfrak{N} высотой n . Длина стороны самого большого сегмента равна 2^n . Размер сегмента заметно влияет на время и качество обработки и поэтому не может оставаться постоянным.

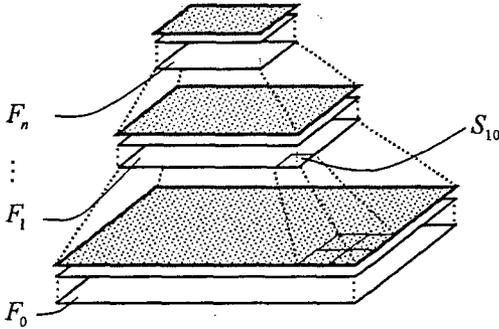


Рис. 2. Иерархическое расслоение в пирамиде \mathfrak{N}

Для формализации методов КА вводится аппарат апертур. Ключевую роль при этом играют прямолинейная щелевая

$A_h(x, y, \alpha, w)$ и $A_h^-(x, y, \alpha, w)$, точечная $A_h^o(x, y, \alpha, w)$, круговая $A_h(x, y, w)$, сегментная $A_h(x, y, \alpha, \beta, w)$ и $A_h^-(x, y, \alpha, \beta, w)$, дуговая $A_h^o(x, y, \alpha, \beta, w)$ апертуры, а также дуга окружности $B_h(x, y, \alpha, \varphi, w)$, т.е. множества точек слоя данных h -й иерархии и связанные с ними углы в виде элементов упорядоченных троек (u, v, β) . Они определяются по формулам:

$$\begin{cases} A_h(x, y, \alpha, w) = \{(u, v, \beta) = (x +]w \cos(\alpha)[, y +]w \sin(\alpha)[, \beta) \mid w \in Z_w^+\}, \\ A_h^o(x, y, \alpha, w) = \{(u, v, \beta) = (x +]w \cos(\alpha)[, y +]w \sin(\alpha)[, \beta) \mid w \in Z_w^o\}, \\ A_h^-(x, y, \alpha, w) = \{(u, v, \beta) = (x +]w \cos(\alpha)[, y +]w \sin(\alpha)[, \beta) \mid w \in Z_w^-\}, \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} A_h(x, y, \alpha, \beta, w) = \bigcup_{\varphi \in \alpha.. \beta} A_h(x, y, \varphi, w), \\ A_h^o(x, y, \alpha, \beta, w) = \bigcup_{\varphi \in \alpha.. \beta} A_h^o(x, y, \varphi, w), \\ A_h^-(x, y, \alpha, \beta, w) = \bigcup_{\varphi \in \alpha.. \beta} A_h^-(x, y, \varphi, w), \end{cases} \quad (3)$$

$$A_h(x, y, w) = \bigcup_{\alpha \in Z^*} A_h(x, y, \alpha, w), \quad (4)$$

$$B_h(x, y, \alpha, \varphi, w) = \{(u, v, \beta) \mid (u, v, \beta) \in A_h^o(x_c, y_c, \alpha, \alpha + \varphi, w)\}, \quad (5)$$

где $(x, y) \in X_h \times Y_h$ – центр апертуры; $(u, v) \in X_h \times Y_h$ – точка апертуры; w – размер апертуры; $Z_w = 1..w$; $Z_w^o = \{w\}$; $Z_w^- = -w..-1 \cup 1..w$; $Z^* = 0..359$ – множество целочисленных градусов; $\alpha \in Z^*$ – угол направления апертуры; $\beta = \text{atan}(u-x, v-y)$ [– угол направление из центра апертуры (x, y) в точку (u, v) ;] · [– ближайшая целая часть числа; $x_c = \lfloor x \cos(\alpha) \rfloor$ [и $y_c = \lfloor y \sin(\alpha) \rfloor$ при α как угле начала сегмента дуги и φ как центральном угле дуги длиной $w\varphi$.

Как синхронное смещение в направлении d множества точек иерархии h вводится функция перехода

$$T_h^d(\{(x, y)\}) = \{(a, b) | (a, b) = (x + x_d, y + y_d) \wedge (a, b) \in X_h \times Y_h\}, \quad (6)$$

где отношение

$$R = \{(x_d, y_d)\} = \{(1,0), (1,1), (0,1), (-1,1), (-1,0), (-1,-1), (0,-1), (1,-1)\}.$$

Метод измерения матриц потоков как базовый метод опирается на слои светотеней $F_0^{(d+3)} = \mathbf{H}^d ** F_0^{(2)}$, формируемых двумерной сверткой, где $d \in D$ – направление засветки изображения и $D = 0..3$; $F_0^{(2)} = \mathbf{H} ** F_0^{(1)}$ – сглаженное изображение; $F_0^{(1)}$ – линейно растянутое по яркости исходное изображение $F_0^{(0)}$; \mathbf{H} – ядро свертки сглаживающего фильтра; \mathbf{H}^d – операторы Собела.

Для формализации метода вводятся определения: скелета линии как простой цепи $\langle u, v \rangle$, ориентации цепи $\langle u, v \rangle$, функции плотности распределения вероятности ориентации α цепи $\langle u, v \rangle$ в окрестности δ изображения, потока линий в окрестности δ изображения и мощности потока линий.

Светотени формируются границами линий и отслеживаются при локальном адаптивном параллельном сканировании слоев вдоль путей «тени» и «света» для $d \in D$. В каждом сегменте $S_{h0}^{(d+3)}(x, y)$, $h = 2$, прослеживают две простые цепи для «тени» и «света» длиной q в секторе $G = 45(d \pm 1)$ градусов и находят две пары несовпадающих отсчетов. Инвертируя сектор поиска $\bar{G} = 45((d+4) \pm 1)$, от них синхронно отслеживают две простые цепи длиной $2q$ для «тени» и «света» с одинаковым направлением перехода на каждом шаге. В результате определяют угол потока $\delta_h^{(dk)}(x, y)$ и его достоверность $\lambda_h^{(dk)}(x, y)$.

Метод измеряет корреляцию параллельных цепей, синтезируемых в процессе движения, по модели

$$f_0^{(d+3)}(x_i, y_i) = f_0^{(d+3)}(T_0^s(x_{i-1}, y_{i-1})), \quad (7)$$

где

$$s = \arg \psi_G^k(f_0^{(d+3)}(x_i^l, y_i^l), f_0^{(d+3)}(x_i^r, y_i^r))$$

с функцией

$$\psi_{\overline{G}}^k(a, b) = \text{sel}(\max_{k \neq 0} \min_{s \in \overline{G}}(a, b), \min_{s \in \overline{G}} \max(a, b));$$

$T_0^s(\cdot)$ – функции перехода по (6); s – направление движения; $k \in \{0, 1\}$ с метками: 0 – канал «тени», 1 – канал «света»; r, l – метки правой и левой цепи; sel – функция выбора.

Полученные матрицы потоков $\Delta_h^{(dk)} = [\delta_h^{(dk)}(x, y)]$ и их достоверностей $\Lambda_h^{(dk)} = [\lambda_h^{(dk)}(x, y)]$ оптимизируют, повторяя измерения в инвертированном секторе G . Для оптимизированных матриц рассчитывают матрицы отборных потоков в виде

$$\begin{aligned} \Delta_h^{(k)} &= [\delta_h^{(k)}(x, y)] = [\delta_h^{(\mathcal{G}(x, y, k))}(x, y)], \\ \Lambda_h^{(k)} &= [\lambda_h^{(k)}(x, y)] = [\lambda_h^{(\mathcal{G}(x, y, k))}(x, y)], \end{aligned}$$

где направление $\mathcal{G}(x, y, k) = \arg \max_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y)$.

Суммируя в векторных пространствах, рассчитывают матрицы потоков и их достоверностей для иерархии $h \in 3..4$, направления $d \in D = 0..3$, канала $k \in 0..1$ как отображение в виде

$$\Gamma : \{S_h^{(d+3)}\} \rightarrow \{\{\Delta_h^k\}, \{\Lambda_h^k\}, \{\Delta_h^{(dk)}\}, \{\Lambda_h^{(dk)}\}\}. \quad (8)$$

Метод выделения опорных потоков. Матрицы $\{\Delta_h^k\}$ и $\{\Lambda_h^k\}$ носят оценочный характер и служат основой для отображения на h -й иерархии в виде

$$\Gamma : \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}\} \rightarrow \{C_h^{(l)}, \Theta_h^{(l)}, \Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}\}, \quad (9)$$

где $k \in \{0, 1\}$; $\{\Delta_h^{(k)}\}$ и $\{\Lambda_h^{(k)}\}$ – отборные матрицы потоков и достоверностей (8);

$C_h^{(l)} = [c_h^{(l)}(x, y)]$ и $\Theta_h^{(l)} = [\theta_h^{(l)}(x, y)]$ – матрица меток классификации и направлений кривизны локальных потоков (вначале $C_h^{(l)} = [0]$); $\Delta_h^{(l)} = [\delta_h^{(l)}(x, y)]$ и $\Lambda_h^{(l)} = [\lambda_h^{(l)}(x, y)]$ – матрица локальных потоков и матрица достоверностей; $h \equiv 4$.

Суть метода сводится к выбору из двух каналов более однородных потоков и формированию локальных потоков, вычленению из локальных потоков затравки опорных потоков, цепочечному присоединению локальных потоков к опорным по ближайшему прогнозу в апертуре с восстановлением дефектов, регуляризации потоков, дальнему прогнозу потоков с выбором лучшего представителя из каналов, повторению процедуры с уменьшением размера апертуры.

Формирование локальных потоков выполняется по формулам:

$$\Delta_h^{(l)} = [\delta_h^{(l)}(x, y)] = [\delta_h^{(\mathcal{G}(x, y))}(x, y)], \quad (10)$$

$$\Lambda_h^{(l)} = [\lambda_h^{(l)}(x, y)] = [\lambda_h^{(\vartheta(x, y))}(x, y)], \quad (11)$$

где $\vartheta(x, y) = \arg \min_k K_h^k(x, y)$ – метка канала-победителя в апертуре (4).

Оценка ошибки на основе упорядоченного множества

$$L^k(x, y) = \{l_j^k(x, y)\} = \text{sort}_{\theta \in \Theta} \{l^{\theta k}(x, y)\}$$

выполняется в виде

$$K_h^k(x, y) = \sum_{j \in J} k_j l_j^k(x, y) \quad (12)$$

где

$$l^{\theta k}(x, y) = (\kappa_p |\gamma_h^{ak}(x, y) + \gamma_h^{bk}(x, y)| + \kappa_n |\gamma_h^{ak}(x, y) - \gamma_h^{bk}(x, y)|);$$

J – множество индексов и для любого $j \in J$ элемент $l_j(x, y)$ известен; κ_j , κ_p и κ_n – коэффициенты; $\Theta = \{\theta = (a, b) \mid a, b \in I = 0..7\}$ – множество упорядоченных пар индексов секторов аперттуры; $k \in \{0, 1\}$ – метка канала. Величина $\gamma_h^{ik}(x, y)$ для сектора $i \in I = 0..7$ аперттуры $A_h(x, y, w)$ есть разность усредненных потоков в ее секторах от потока ее центра. Весовая функция сектора и ориентированная аперттура показаны на рис. 3 и рис. 4.

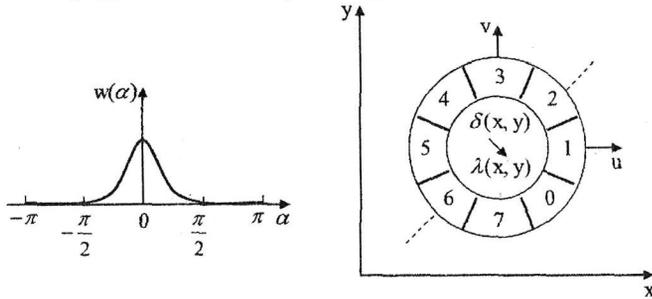


Рис. 3. Весовая функция сектора Рис. 4. Сектора ориентированной аперттуры

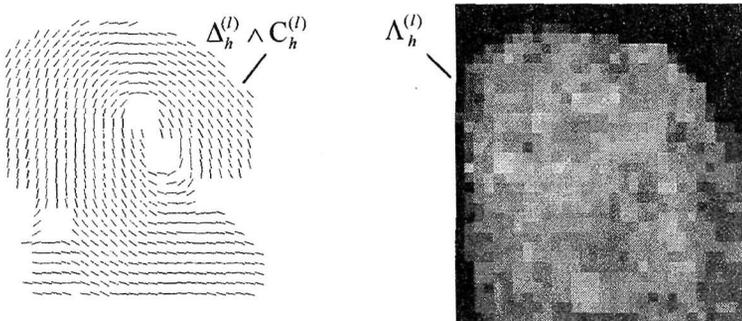


Рис. 5. Матрицы выделенных локальных потоков и достоверностей

Опорные потоки (рис. 5) в матрице $\Delta_h^{(l)}$ определяются как матрица меток $C_h^{(l)} = [c_h^{(l)}(x, y)]$ на основе сравнений в векторных пространствах с помощью отрицательной обратной связи. Дальний прогноз выполняется на элементах (u, v, β) дуги (5) и направления кривизны $\theta_h(u, v)$ в k -м канале в виде

$$\Theta_h^{(l)} = [\theta_h^{(l)}(x, y)], \quad \Theta_h^{(k)} = [\theta_h^{(k)}(x, y)] \quad (13)$$

где l – метка локального потока.

Метод распознавания общих признаков включает детектирование типа, местоположения и их ориентации, уточнение местоположения, регуляризацию поля потоков по моделям общих признаков, восстановление полей потоков, проецирование слоев данных на слои, расположенные ближе к основанию пирамиды \mathfrak{R} , и повторение этих операций с изменяющимися параметрами. Метод рекурсивно реализует для h -й иерархии отображение

$$\Gamma: \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}, \{\Delta_h^{(l)}\}, \{\Lambda_h^{(l)}\}, \{C_h^{(l)}\}\} \rightarrow \{\Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}, C_h^{(l)}, \Theta_h^{(l)}, V_h^{(l)}, \Delta_h^{(f)}, C_h^{(f)}\}, \quad (14)$$

где к матрице $\Theta_h^{(l)}$ добавляется матрица величин кривизны локальных потоков $V_h^{(l)}$; $\Delta_h^{(f)}$ и $C_h^{(f)}$ – новые матрицы направлений и типов общих признаков.

Тип общего признака

$$c_h^{(f)}(x, y) \in \{s_w, s_l, s_d, s_n\}, \quad (15)$$

зависит от значения ротора в апертуре вокруг $(x, y) \in X_h \times Y_h$, где s_w – завиток, s_l – петля, s_d – дельта, s_n – отсутствие общего признака.

Ориентация $\delta_h^{(f)}(x, y)$ общего признака типа $c_h^{(f)}(x, y)$ (модели показаны на рис. 6.) определяется по минимуму суммы квадратов разностей потоков в секторах модели общего признака и апертуры над полем $\Delta_h^{(l)}$.

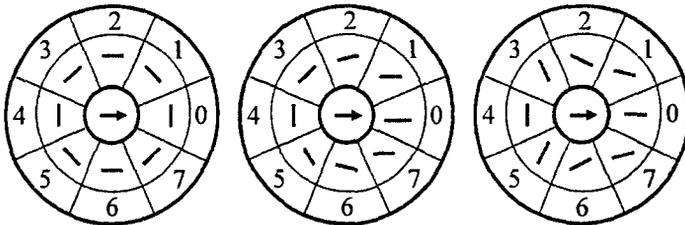


Рис. 6. Основные модели потоков для завитка, петли и дельты

Местоположение общих признаков в 8-смежной области $N_8(ST)$ стека ST уточняется по критерию бектрекинга $J(p)$ для элемента p в виде

$$P = \{p \mid (p \in N_8(ST) \wedge p \notin ST \wedge J(p)) \rightarrow ST = ST \cup \{p\}\}. \quad (16)$$

Критерий $J(p)$ определяет «бассейн» области поиска. По модели общих признаков отрицательная обратная связь выбирает матрицы потоков для каналов $k \in \{0,1\}$. Итерации по (8–13).

Матрицы проецируются к основанию пирамиды \mathfrak{R} по формулам:

$$\begin{aligned} C_{h-1}^{(l)} = C_h^{(l)}, \quad \Theta_{h-1}^{(l)} = \Theta_h^{(l)}, \quad V_{h-1}^{(l)} = V_h^{(l)}, \quad \Delta_{h-1}^{(l)} = \Delta_h^{(l)}, \quad \Lambda_{h-1}^{(l)} = \Lambda_h^{(l)}, \quad \Delta_{h-1}^{(f)} = \Delta_h^{(f)}, \\ C_{h-1}^{(f)} = C_h^{(f)}, \end{aligned}$$

при этом область поиска оптимального местоположения завитков, петель и дельт расширяется, а размер апертур уменьшается.

Каждому общему признаку назначается его вероятность в виде

$$P = \frac{N}{|A_h(x, y, w)|}, \quad (17)$$



Рис. 7. Петли L и дельты D в петлевых узорах. В грамматике $G = (N, T, P, S)$ с начальным символом S , множеством нетерминальных символов $N = \{A, L, W, T\}$ и множеством терминальных символов $T = \{a, d, l, w, +, -\}$ тип узора определяется множеством продукций P вида

где N – мощность множества отмеченных локальных потоков в апертуре; $|A_h(x, y, w)|$ – мощность апертуры (4). Общие признаки классифицируются по методу дендритов. Результат распознавания двух петель и двух дельт показан на рис. 7. Пусть $\{L, l\}$ – петля, $\{W, w\}$ – завиток, $\{A, a\}$ – дуга, $\{D, d\}$ – дельта, $\{+, -\}$ – признаки вращения по часовой и против часовой стрелки. Вращение определяется направлением ножек петель в завитковых и сложных завитковых узорах, направлением ножки петли в петлевых узорах, расхождением линий в завитковых узорах.

$$\begin{aligned} S &\rightarrow A, \\ A &\rightarrow a \mid dL, \\ L &\rightarrow l \mid lT \mid aL \mid dL \mid dW, \\ W &\rightarrow w \mid wT \mid ll \mid lT, \\ T &\rightarrow + \mid -. \end{aligned} \quad (18)$$

Строка $dl+$ определяет правую петлю, $dl-$ – левую петлю, dl – шатер, ddw – простой завитковый узор, $dlll$ – вытянутый овал, $dlll+$ – петли-клубки с вращением по часовой стрелке, $dlll-$ – петли-клубки с вращением против часовой стрелки; $dddlll$ – редко встречающийся узор; dal – изогнутая петля.

Модель ошибки распознавания общих признаков на тестовой выборке образцов $W_i = \{\omega_i \mid \omega_i \in \Omega\}$ опирается на суммарную ошибку

$$e = \frac{1}{|W_i|} \sum_{\omega_i \in W_i} e_i, \quad (19)$$

где $|W_i|$ – мощность. Модель ошибки e_i распознавания общих признаков на образце ω_i при допуске на величину отклонения координат r_{\max} находится на основе функции массовой ранговой вероятности $\hat{P}(r)$ (МРВ) в виде

$$e_i = \sum_{r=1}^{r_{\max}} r \hat{P}(r), \quad \hat{P}(r) = P_a(r)P_b(r) = \frac{\delta^2(r)}{|S_a||S_b|}.$$

Здесь $|S_a|$ и $|S_b|$ – мощности множеств общих признаков, проставленных автоматом и экспертом на образце ω_i ; $\delta(r)$ – количество сравниваемых пар $(S_i \in S_a, S_j \in S_b)$ ранга r .

Вводятся определения ранга пары и ранговой вероятности, функции МРВ. Доказываются шесть свойств функции МРВ и ошибки распознавания.

Пусть одному и тому же образцу ω функциями поставлены в соответствие эталонное множество $S_b = f_b(\omega)$ и множества $\{S_a^j = f_a^j(\omega)\}$ с оценками ошибок распознавания $\{e_i^j\}$ и вероятностями истинной верификации образца $\{p_{gen}^j\}$, где $j \in J$ – номер функции автоматической кодировки образца.

Теорема 1. Если последовательность $\{e_i^j\}$ – убывающая, то последовательность $\{p_{gen}^j\}$ – возрастающая.

На рис. 8 показаны результаты обучения по модели (19) (кривые 1 и 2). Утверждается состоятельность оценки (19).

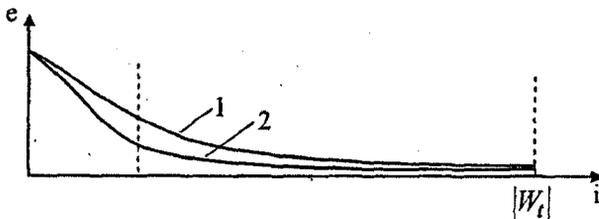


Рис. 8. Кривые суммарной ошибки до и после обучения

Выводы приводятся в конце раздела. Основные из них: измерение потоков опирается на корреляцию точек из параллельных цепей; распознавание общих признаков опирается на потоки; тип узора определяется грамматикой; модель (19) позволяет ввести первую точку контроля программного объекта.

Четвертый раздел. В четвертом разделе «Методы и модели распознавания частных признаков дактилоскопических изображений» представлена вторая обработка изображения, выполняющая детектирование информативных областей, линий и частных признаков. Она следует за первой обработкой и наследует множество общих признаков. Между обработками может вмешаться эксперт и скорректировать общие признаки, но в гражданских системах – нет.

Метод измерения матриц потоков подобен методу из первой обработки (7–8), опирается на корреляцию точек из параллельных цепей, но отличается тем, что длина цепей q есть функция расстояния до общих признаков. Значение q выбирается по критерию: рост q приводит к увеличению времени обработки, уменьшение q снижает точность КА. Формируется отображение

$$\Gamma : \{S_h^{(d+3)}\} \rightarrow \{\{\Delta_h^k\}, \{\Lambda_h^k\}, \{\Delta_h^{(dk)}\}, \{\Lambda_h^{(dk)}\}\}, \quad (20)$$

где направление $d \in D = 0..3$; канал $k \in 0..1$; иерархия $h \in H = 2..4$.

Метод выделения опорных потоков подобен методу (9–13) и реализует отображение на h -й иерархии в виде

$$\Gamma : \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}\} \rightarrow \{C_h^{(l)}, \Theta_h^{(l)}, \Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}\}, \quad (21)$$

где $k \in \{0,1\}$; матрицы $\{\Delta_h^{(k)}\}$, $\{\Lambda_h^{(k)}\}$, $C_h^{(l)}$, $\Theta_h^{(l)}$, $\Delta_h^{(l)}$ и $\Lambda_h^{(l)}$ как в (9). Предварительно выполняется модуляция потоков в окрестности ε общих признаков, в которой потоки из матриц $\Delta_h^{(k)}$ и $\Lambda_h^{(k)}$ замещаются по формулам:

$$\Delta_h^{(k)} = [\delta_h^{(k)}(x, y)] = [\delta_h^{(g(x, y, k))}(x, y)], \quad (22)$$

$$\Lambda_h^{(k)} = [\lambda_h^{(k)}(x, y)] = [\lambda_h^{(g(x, y, k))}(x, y)], \quad (23)$$

где

$$g(x, y, k) = \arg \max_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y) \cos^4(\delta_h^{(dk)}(x, y) - \varphi(x, y))$$

выбирается как направление $d \in D = 0..3$, доставляющее максимум достоверности $\lambda_h^{(dk)}(x, y)$; $\delta_h^{(dk)}(x, y)$ – величина угла потока в k -м канале для d ; угол $\varphi(x, y)$ – фактор регуляризации, вычисляемый на основе интерполяционного многочлена с узлами как потоками в секторах модели (см. рис. 6); $k \in \{0,1\}$.

Релаксация дефектных потоков в линейной области выполняется в виде

$$\Gamma : \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}\} \rightarrow \{\Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}\} \quad (24)$$

на основе оценки колебаний потоков и степени открытости сектора опорных потоков. Итак, рассчитываются улучшенные слои $\{C_h^{(l)}, \Theta_h^{(l)}, \Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}\}$ опорного поля потоков (по сравнению с первой обработкой). Они показаны на рис. 9.

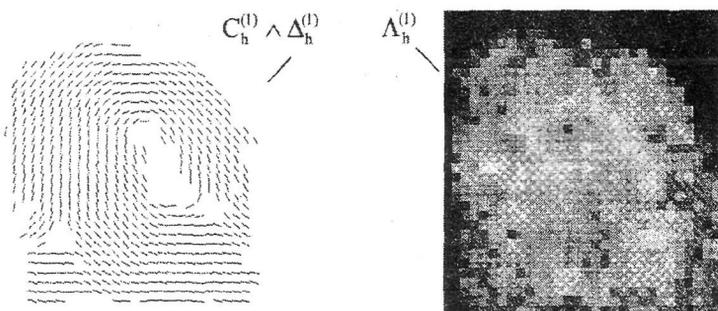


Рис. 9. Слой выделенных локальных потоков и достоверностей с учетом общих признаков

Метод волнового синтеза модельных потоков выполняет прогноз потоков в дефектных областях на основе типа узора: дуговой, шатровой, правопетлевой и т.д. Суть метода с учетом (20) и (21) сводится к отображению вида

$$\Gamma: \{\{\Delta_h^{(k)}\}, \{\Lambda_h^{(k)}\}, \Delta_h^{(l)}, \Lambda_h^{(l)}, C_h^{(l)}\} \rightarrow \{\Delta_h^{(m)}, \Lambda_h^{(m)}, C_h^{(m)}\}, \quad (25)$$

где $k \in \{0,1\}$ – номер канала. $\Delta_h^{(m)} = [\delta_h^{(m)}(x, y)]$, $\Lambda_h^{(m)} = [\lambda_h^{(m)}(x, y)]$ и $C_h^{(m)} = [c_h^{(m)}(x, y)]$ – матрицы модельного потока, его достоверностей и меток классификации.

Предварительно в (25) рассчитывается затравка $c_h^{(m)}(x, y) = 1$ в окрестности ε общих признаков узора с типом s_w, s_l, s_d , определяющим ее размер, в виде

$$\Delta_h^{(m)} = [\delta_h^{(m)}(x, y)] = [\varphi(x, y) - \gamma(x, y)],$$

$$\Lambda_h^{(m)} = [\lambda_h^{(m)}(x, y)] = [\lambda_h^{(dk)}(x, y)],$$

где

$$dk = \arg \max_{\substack{d \in D \\ k \in K}} \lambda_h^{(dk)}(x, y) \cos^6(\delta_h^{(m)}(x, y) - \delta_h^{(dk)}(x, y)) \quad (26)$$

выбирается как направление $d \in D = 0..3$ для канала $k \in K = 0..1$, доставляющее максимум достоверности $\lambda_h^{(dk)}(x, y)$; $\delta_h^{(dk)}(x, y)$ – поток в k -м канале для d ; $\varphi(x, y)$ – фактор регуляризации по модели общего признака (см. рис. 6); $\gamma(x, y)$ – функция отклонения локального потока $\delta_h^{(l)}(x, y)$ от фактора $\varphi(x, y)$ в окрестности ε общего признака. Состояние окрестности 3×3 находится в виде

$$\xi(x, y) = \sum_{i \in I} 2^i c_h^{(m)}(i) \in \{1\}$$

где $i \in I = 0..7$ определяется точками апертуры. В ней рассчитывается кривизна модельного потока, которая адаптируется к результатам измерений. Обеспечивается приоритетное развитие волны на области повышенной кривизны линий (см. рис. 10). Это повышает качество КА. Приводится блок-схема алгоритма.

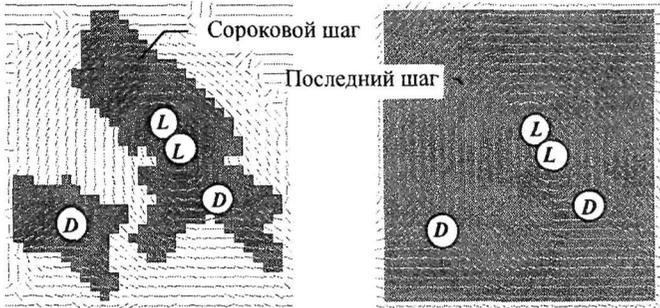


Рис. 10. Некоторые шаги развития модельного поля

Метод детализации модельных потоков сводится к отображению

$$\Gamma: \{\Delta_h^{(m)}, \Lambda_h^{(m)}\} \rightarrow \{\{\Delta_{h-1}^{(k)}\}, \{\Lambda_{h-1}^{(k)}\}, \Delta_{h-1}^{(m)}, \Lambda_{h-1}^{(m)}, M_2^{(m)}, \Theta_2^{(m)}, V_2^{(m)}\}, \quad (27)$$

где $M_2^{(m)} = [\mu_2^{(m)}(x, y)]$, $\Theta_2^{(m)} = [\theta_2^{(m)}(x, y)]$ и $V_2^{(m)} = [v_2^{(m)}(x, y)]$ – матрицы когерентностей, направлений и величин кривизны модельных потоков; $k \in \{0, 1\}$ – номер канала иерархии h . Отображаемые значения адаптируются на данные измерений в виде

$$\Delta_{h-1}^{(m)} = [\delta_{h-1}^{(m)}(x, y)] = [\varphi_h(x, y) - \gamma_{h-1}(u, v)], \quad (28)$$

$$\Lambda_{h-1}^{(m)} = [\lambda_{h-1}^{(m)}(x, y)] = [\lambda_{h-1}^{(dk)}(x, y)],$$

$$dk = \arg \max_{\substack{d \in D \\ k \in K}} \lambda_{h-1}^{(dk)}(x, y) \cos^4((\varphi_h(x, y) - \delta_{h-1}^{(dk)}(x, y))), \quad (29)$$

где $\varphi_h(x, y)$ – усредненный поток в апертуре $A_h(x, y, 1)$; $\gamma_{h-1}(u, v)$ – коррекция $\varphi_h(x, y)$ в отсчете $(u, v) \in \bar{X}_{hk} \times \bar{Y}_{hk}$ (1) сегмента $S_h(x, y)$; $\delta_{h-1}^{(dk)}(x, y)$ – поток для направления d в k -м канале. Величины коррекции условно ограничены.

Когерентность модельных потоков рассчитывается в векторном пространстве в виде

$$M_h^{(m)} = [\mu_h^{(m)}(x, y)] = \left[\min_k \{ \mu_h^k(x, y) \} \right], \quad (30)$$

где

$$\mu_h^k(x, y) = \kappa \frac{\sqrt{(re_h^k(x, y))^2 + (im_h^k(x, y))^2}}{1 + \sum_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y)} \cos(\delta_h^{(k)} - \delta_h^{(m)});$$

$$re_h^k(x, y) = \sum_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y) \cos(2\delta_h^{(dk)}(x, y));$$

$$im_h^k(x, y) = \sum_{d \in D} \lambda_h^{(dk)}(x, y) \sin(2\delta_h^{(dk)}(x, y));$$

$\lambda_h^{(dk)}(x, y)$ и $\delta_h^{(dk)}(x, y)$ – поток и достоверность в k -м канале для направления $d \in D = 0..3$; $k \in \{0, 1\}$; κ – коэффициент. Когерентность на рис. 11 для идеальной структуры равна κ , а для изотропной – нулю. Приводится блок-схема алгоритма.

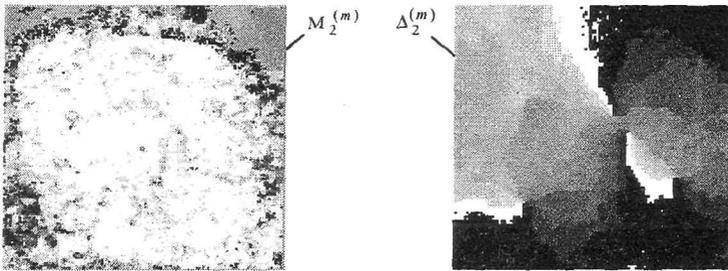


Рис. 11. Когерентность и модельные потоки

Метод измерения матриц плотностей опирается на модельные потоки. Вводятся определения: смежных линий, точечного периода $t \in T = 3..18$, функции плотности распределения точечного периода, периода линий и его мощности. Оценка периода почти однонаправленного градиента границ линий находится в виде

$$\Gamma : \{F_0^{(1)}, \Delta_h^{(m)}, \Theta_h^{(m)}, V_h^{(m)}\} \rightarrow \{\Lambda_h^{(t)}\}, \quad (31)$$

где $\Delta_h^{(m)}$, $\Theta_h^{(m)}$ и $V_h^{(m)}$ – матрицы модельных потоков, их направлений и величин кривизны; $\Lambda_h^{(t)} = [\lambda_h^{(t)}(x, y)]$ – матрица достоверностей точечного периода $t \in T$; матрицы аргументов и модулей градиента находят в виде

$$\Delta_0^{(g)} = [\delta_0^{(g)}(x, y)] = [\arctan(\nabla_x(x, y), \nabla_y(x, y))], \quad (32)$$

$$\Lambda_0^{(g)} = [\lambda_0^{(g)}(x, y)] = \left[\sqrt{(\nabla_x(x, y))^2 + (\nabla_y(x, y))^2} \right]; \quad (33)$$

$\nabla_x(x, y)$ и $\nabla_y(x, y)$ – компоненты вектора градиента.

Введем тройку отсчетов $P(u, v)$ с центральным $(u_1, v_1) \in S_h(x, y)$ и боковыми (u_2, v_2) и (u_3, v_3) отсчетами, удаленными с учетом кривизны на t . Рассчитаем разности углов $\alpha_1 = \delta_0^{(g)}(u_1, v_1) - \delta_0^{(g)}(u_2, v_2)$ и $\alpha_2 = \delta_0^{(g)}(u_1, v_1) - \delta_0^{(g)}(u_3, v_3)$ и модуль $b = \min_{P(u, v)} \{ \lambda_0^{(g)}(u, v) \}$. Тогда оценка достоверности точечного периода

$$a_t = \begin{cases} +b, & \alpha_1 < \kappa_1 \wedge \alpha_2 < \kappa_2, \\ -b, & \alpha_1 > \kappa_2 \wedge \alpha_2 > \kappa_2, \\ 0, & \end{cases}$$

где κ_1 и κ_2 – коэффициенты. Величины $a_t \forall t \in T$ (рис. 12 и рис. 13) запоминаются в векторе $A(u, v)$. Из множества выбирается вектор $A^*(u, v)$ с экстремальным произведением суммы положительных и отрицательных a_t . Достоверность точечного периода t находится в виде

$$\lambda_h^{(t)}(x, y) = \max_{|a_t|} \{ a_t \mid a_t \in A_h^*(u, v) \wedge t \in T \}. \quad (34)$$

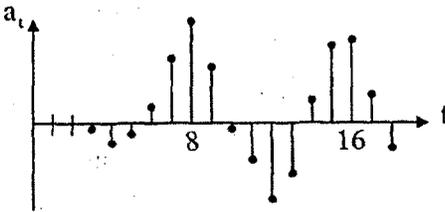


Рис. 12. Достоверности из $A_h(x, y)$

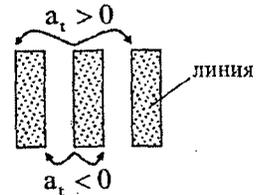


Рис. 13. Границы линий и знаки a_t

Метод выделения опорных плотностей как отображение в виде

$$\Gamma: \{ \Lambda_h^{(t)} \} \rightarrow \{ T_h^{(s)}, \Lambda_h^{(s)} \} \quad (35)$$

отличается от дискретного преобразования Фурье (ДПФ), где $T_h^{(s)} = [\lambda_h^{(s)}(x, y)]$ и $\Lambda_h^{(s)} = [\lambda_h^{(s)}(x, y)]$ – матрица опорных периодов линий и соответствующая ей матрица достоверностей; $t \in T = 3..18$ – точечный период. Матрицы $\Lambda_h^{(t)}$ усредняются на сегментах. Для $\lambda_h^{(t)}(x, y) > 0$, $h = 4$, вычисляются матрицы

$$\Gamma_h^{(s)} = \left[\nu_h^{(s)}(x, y) \right] = \left[\arg \max_{t \in T} \lambda_h^{(t)}(x, y) \right] \text{ и } \Lambda_h^{(s)} = \left[\lambda_h^{(s)}(x, y) \right] = \left[\max_{t \in T} \lambda_h^{(t)}(x, y) \right]$$

и мода

$$\hat{t} = \arg \max_{t \in T} \sum_{(x, y)} \lambda_h^{(t)}(x, y).$$

Элементы $\Gamma_h^{(s)}$ верифицируются (рис. 14) по степени удаленности от моды.

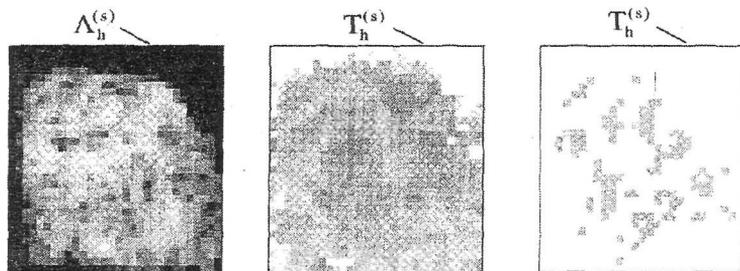


Рис. 14. Достоверности, опорные и верифицированные опорные периоды

Метод синтеза модельных плотностей реализует отображение с иерархии $h' = \max H$ на иерархию $h = \min H$ при $H = 2..4$ в виде

$$\Gamma: \{ \Gamma_{h'}^{(s)}, \Lambda_{h'}^{(s)}, \Lambda_{h'}^{(t)} \} \rightarrow \{ \Gamma_h^{(b)}, \Lambda_h^{(b)}, M_h^{(b)} \}, \quad (36)$$

где $\{ \Lambda_{h'}^{(t)} \}$ – матрица достоверностей точечных периодов; $\Gamma_{h'}^{(s)}$ и $\Lambda_{h'}^{(s)}$ – матрицы опорных периодов и их достоверностей; $\Gamma_h^{(b)} = \left[\nu_h^{(b)}(x, y) \right]$, $\Lambda_h^{(b)} = \left[\lambda_h^{(b)}(x, y) \right]$ и $M_h^{(b)} = \left[\mu_h^{(b)}(x, y) \right]$ – матрицы модельных периодов, их достоверностей и когерентностей. Инициализация: $\Gamma_h^{(b)} = \Gamma_h^{(s)}$.

Модельные периоды прогнозируются для $\nu_h^{(b)}(x, y) \equiv 0$ до значения t . Прогноз успешен, если $\lambda_h^{(t)}(x, y) > 0$ (путешествие по болотным кочкам), а t адаптируются под $\lambda_h^{(t \pm 1)}(x, y)$, иначе адаптации нет.

Матрица $\Gamma_h^{(b)}$ отображается с $h = \max H$ на $h = \min H$ по формуле

$$\Gamma_{h-1}^{(b)} = \left\{ \nu_{h-1}^{(b)}(u, v) \right\} = \left\{ f \left(\nu_h^{(b)}(x, y) \right) \right\}, \quad (37)$$

где

$$f(\theta) = \begin{cases} \arg \max_{\theta - \kappa \leq t \leq \theta + \kappa} \lambda_{h-1}^{(t)}(u, v), & \text{если } \exists \lambda_{h-1}^{(t)}(u, v) > 0, \\ \theta, & \text{иначе;} \end{cases}$$

$(u, v) \in S_{hh-1}(x, y)$ – сегмент; κ – диапазон допустимых вариаций. Полученные модельные периоды $t_{h-1}^{(b)}(x, y) \forall (x, y) \in X_{h-1} \times Y_{h-1}$ сглаживаются.

В области прибытия рассчитывается достоверность модельных периодов в виде

$$\Lambda_h^{(b)} = \{\lambda_h^{(b)}(x, y)\} = \left\{ \max_{t \in T} \lambda_h^{(t)}(x, y) - \min_{t \in T} \lambda_h^{(t)}(x, y) \right\}, \quad (38)$$

и когерентность

$$M_h^{(b)} = \{\mu_h^{(b)}(x, y)\} = \left\{ \kappa \frac{\lambda_h^{\mathcal{G}}(x, y) - \min_{t < \mathcal{G} \wedge t \in T} \lambda_h^{(t)}(x, y)}{\lambda_h^{(b)}(x, y)} \right\}, \quad (39)$$

где $\mathcal{G} = t_h^{(b)}(x, y)$ – значение модельного периода; $\lambda_h^{(\mathcal{G})}(x, y)$ – достоверность точечного периода \mathcal{G} ; κ – коэффициент. Когерентность на рис. 15 для идеальных линий равна κ , а для дефектной структуры – нулю. Приведена блок-схема алгоритма.

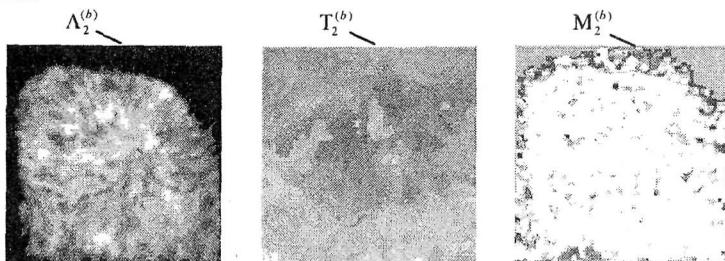


Рис. 15. Слои достоверностей, модельных периодов и когерентностей

Метод сегментации детектирует информативные области в виде

$$\Gamma: \{\Lambda_h^{(m)}, \Lambda_h^{(b)}, M_h^{(m)}, M_h^{(b)}\} \rightarrow \{Q_h^{(0)}, Q_{h'}^{(s)}, C_{h'}^{(s)}\}, \quad (40)$$

где $\Lambda_h^{(m)}$ и $M_h^{(m)}$ – матрицы достоверностей и когерентностей модельных потоков; $\Lambda_h^{(b)}$ и $M_h^{(b)}$ – матрицы достоверностей и когерентностей модельных периодов; $Q_h^{(0)} = [q_h^{(0)}(x, y)]$ и $Q_{h'}^{(s)} = [q_{h'}^{(s)}(x, y)]$ – матрицы первичных и финальных оценок качества; $C_{h'}^{(s)} = [c_{h'}^{(s)}(x, y)]$ – матрица меток сегментации изображения с элементами $c_{h'}^{(s)}(x, y) \in \{0, 1\}$; $h' \in H = 2..4$; $h = \min H$. Начало: $\forall h' C_{h'}^{(s)} = [0]$.

Сегментация сводится к расчету по формуле

$$Q_h^{(0)} = [q_h^{(0)}(x, y)] = [g(\lambda_h^{(m)}(x, y), \lambda_h^{(b)}(x, y), \mu_h^{(m)}(x, y), \mu_h^{(t)}(x, y))], \quad (41)$$

где

$$g(\lambda_1, \lambda_2, \mu_1, \mu_2) = (\kappa_1 \lambda_1 + \kappa_2 \lambda_2) \cdot J^{-1}(\kappa_3 \mu_1 + \kappa_4 \mu_2, n);$$

$\lambda_h^{(m)}(x, y) \in \Lambda_h^{(m)}$; $\lambda_h^{(b)}(x, y) \in \Lambda_h^{(b)}$; $\mu_h^{(m)}(x, y) \in M_h^{(m)}$; $\mu_h^{(t)}(x, y) \in M_h^{(t)}$; $n \in 0..7$ – число членов ряда Фурье. Обучаемый функционал

$$J(\mu, n): \left\{ \sum_{i=1}^n (a_i \cos^i(\mu) + b_i \sin^i(\mu)) \right\} \rightarrow \{n\}$$

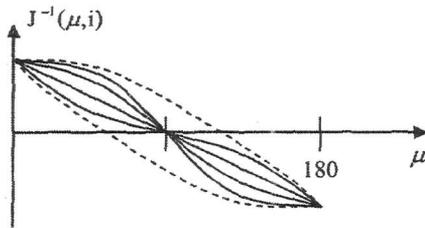


Рис. 16. Некоторые функции как разные степени доверия когерентностям

с коэффициентами κ_1, κ_2 и κ_3, κ_4 определяет решающее правило, где $\kappa_1 + \kappa_2 = 1$ и $\kappa_3 + \kappa_4 = 1$; a_i, b_i – коэффициенты ряда Фурье. Возможные графики функционала, расположенные между мажорантой и минорантой, показаны на рис. 16.

Фильтрация $Q_h^{(0)}$, получают матрицы $Q_h^{(s)}$, $h \in 2..4$. Для $h = \max H$ и гистограммной оценки q_{\min} выделяют информативные области по формуле

$$C_h^{(s)} = [c_h^{(s)}(x, y)] = [1 | q_h^{(s)}(x, y) > q_{\min}],$$

метки группируют по распределению информативных сегментов в апертуре, а в спорных ситуациях классификацию уточняют по правилу Виета.

Повторяя группировку меток классификации, матрицу $C_h^{(s)}$ отображают на иерархию $h = \min H$. Пример сегментации показан на рис. 17.

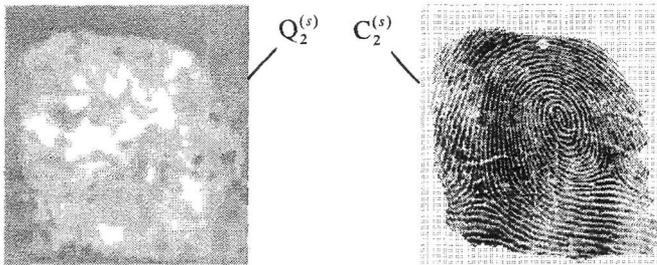


Рис. 17. Слой оценок качества и меток сегментации изображения

Метод фильтрации реализует отображение в виде

$$\Gamma: \{F_0^{(1)}, Q_h^{(s)}, C_h^{(s)}, T_h^{(b)}, \Theta_h^{(m)}, V_h^{(m)}\} \rightarrow \{F_0^{(p)}, F_0^{(b)}\}, \quad (42)$$

где $F_0^{(1)}$ – преобразованное исходное изображение; $Q_h^{(s)}$ и $C_h^{(s)}$ – матрицы оценок качества и меток сегментации изображения; $T_h^{(b)}$ – матрица модельных периодов линий; $\Theta_h^{(m)}$ и $V_h^{(m)}$ – матрицы направлений и величин кривизны модельных потоков; $F_0^{(p)} = [f_0^{(p)}(x, y)]$ и $F_0^{(b)} = [f_0^{(b)}(x, y)]$ – матрицы фильтрованного и бинаризованного изображений; $h = 2$.

Введем набор углов дезориентации $A = \{\alpha, \alpha + \beta, \alpha - \beta\}$ с величиной β , зависящей от расстояния до общего признака (расходимость).

Первым в основаниях информативных сегментов применяется дифференциальный килевидный фильтр по формуле

$$F_0^{(b)} = \left\{ f_0^{(b)}(x, y) = \begin{cases} f \left(\max_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) \right), & \text{если } \min_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) > 0, \\ f \left(\min_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) \right), & \text{если } \max_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) < 0, \\ f \left(\text{med}_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) \right), & \text{иначе,} \end{cases} \right. \quad (43)$$

где $f^\alpha(x, y) = \sum_{i=-w}^w h(i) \xi^\alpha(i)$ – одномерная свертка в отсчетах прямолинейной щелевой апертуры (2) (w – половина модельного периода), ориентированной по $\alpha \in A$, с ядром

$$H = [h(i)] = [J_1^{-1}(i, m) - J_2^{-1}(i, n)]$$

при $-w \leq i \leq w$; m, n – степени как аргументы обучаемых функционалов

$$J_1(i, m): \begin{cases} \left\{ \kappa_1 \cos^m \left(90 \frac{i}{t} \right) - \bar{h} \right\}, & \text{если } -t \leq i \leq t, \rightarrow \{m\} \\ \{0\}, & \text{иначе} \end{cases}$$

и

$$J_2(i, n): \begin{cases} \left\{ \kappa_2 \cos^n \left(90 \frac{|i| - t}{t} \right) - \bar{h} \right\}, & \text{если } -t \leq i \leq t, \\ \left\{ \kappa_3 \cos^n \left(90 \frac{|i| - t}{t} \right) - \bar{h} \right\}, & \text{иначе} \end{cases} \rightarrow \{n\};$$

$\kappa_1 > \kappa_2 > \kappa_3$. Значения $h(i)$ центрируют (рис. 18), а отклик масштабируют.

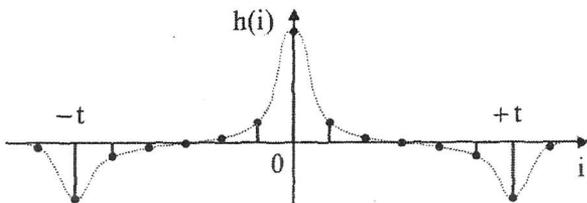


Рис. 18. Маска килевидного фильтра

Следующим применяется сглаживающий фильтр по формуле

$$F_0^{(p)} = \left\{ f_0^{(p)}(x, y) = \begin{cases} \max_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y), & \text{если } \text{med}_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) > 0, \\ \min_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y), & \text{если } \text{med}_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y) < 0, \\ \text{med}_{\alpha \in A} f^\alpha(x, y), & \text{иначе} \end{cases} \right\}, \quad (44)$$

где $f^\alpha(x, y) = \mathbf{H} * \Xi_0^{(\alpha)}(x, y)$ – одномерная свертка для $\alpha \in A$ с ядром \mathbf{H} ; набор $\Xi_0^{(\alpha)}(x, y) = \{\xi_0^{(\alpha)}(u, v)\}$ состоит из элементов, которые выбираются из $F_0^{(b)}$ прямолинейными щелевыми апертурами с направлениями α_0 и α_1 , зависящими от кривизны; w – размер апертуры (половина модельного периода).

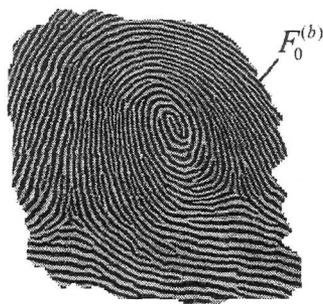


Рис. 19. Бинарный слой

Число итераций дифференциального и сглаживающего фильтров определяется кривой функции уровня качества. Препарат $F_0^{(b)}$ бинаризируют по формуле (43) по знаку отклика. Обе части фильтра образуют составной блочный фильтр с переменными параметрами: коэффициентом усиления, величиной модельного периода, размером апертуры, направлением и величиной кривизны, механизмом компенсации изменения скважности сигнала. Очевидны преимущества, как в скорости, так и в качестве КА, недостижимые при Габоровской фильтрации.

Метод скелетизации и распознавания частных признаков реализуется в виде

$$\Gamma : \{F_0^{(b)}, C_h^{(s)}, T_h^{(b)}, \Delta_h^{(m)}, \Theta_h^{(m)}, V_h^{(m)}\} \rightarrow \{F_0^{(m)}, L_m\}, \quad (45)$$

где $F_0^{(b)}$ – матрица бинаризованного изображения; $C_h^{(s)}$ – матрица меток сегментации изображения; $T_h^{(b)}$ – матрица модельных периодов линий; $\Delta_h^{(m)}$, $\Theta_h^{(m)}$ и $V_h^{(m)}$ – матрицы модельных потоков, их направлений и величин кри-

визны; $F_0^{(m)} = \lfloor f_0^{(m)}(x, y) \rfloor$ и L_m – новые слой скелета изображения и список частных признаков; $h = 2$.

Вводятся определения для окончания и разветвления.

Скелетизация опирается на раскрашивание точек бинарных линий по правилам, определяемым в специальной табличной форме на основе идентификатора окрестности точки линии в виде $\xi_{j-1}(x, y) = \sum_{i \in I} f(i) \cdot 2^i$, где $f(i)$ принимает

значение 1 для бинарной линии и 0 в противном случае; $i \in I = 0..7$ – номер сектора апертуры 3×3 . Скелет окрашивается «скелетным цветом», разветвление – «цветом разветвления», окончание – «цветом окончания». Дополнительно применяется структурная постобработка скелета. Скелет и частные признаки показаны на рис. 20.

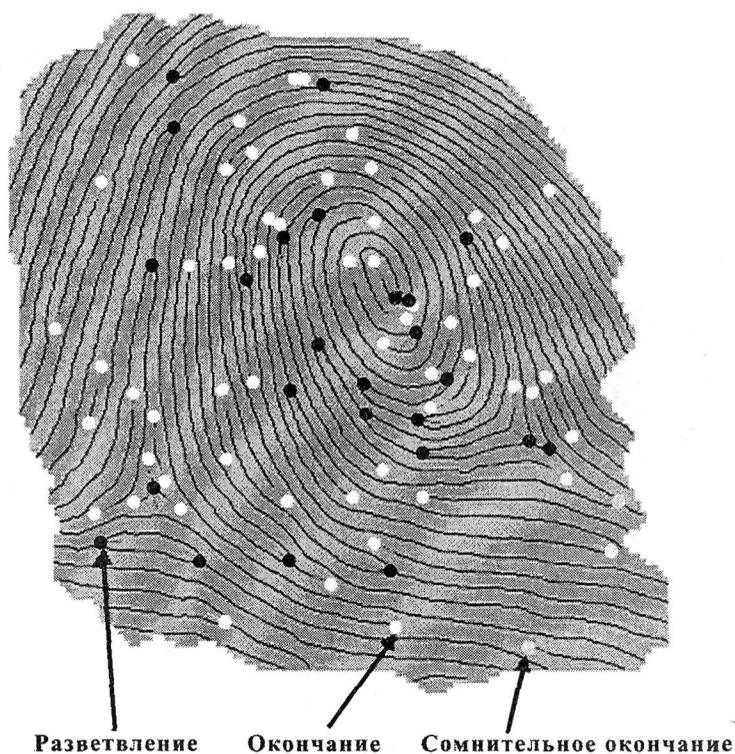


Рис. 20. Скелет и частные признаки ДИ

Модель ошибки распознавания частных признаков на тестовой выборке образцов $W_t = \{\omega_k \mid \omega_k \in \Omega\}$ опирается на суммарную ошибку

$$e = \frac{1}{|W_t|} \sum_{\omega_k \in W_t} e_k, \quad (46)$$

где $|W_t|$ – мощность. Модель ошибки e_k распознавания частных признаков на образце ω_k при допуске $t_{\max} = \varepsilon r_{\max}$ и максимальном ранге r_{\max} находится на основе функции массовой ранговой вероятности $\hat{P}(r)$ (МРВ) в виде

$$e_k = e_k(r_{\max}) = \sum_{r=1}^{r_{\max}} r \hat{P}(r), \quad \hat{P}(r) = P_1(r)P_2(r) = \frac{\delta^2(r)}{|T_1||T_2|}.$$

Здесь $|T_1|$ и $|T_2|$ – мощности множеств частных признаков, предоставленных экспертом и автоматом на образце ω_k ; $\delta(r)$ – количество сравниваемых пар частных признаков M_i и M_j ранга r при допуске t и α на отклонение координат и направлений по метрике

$$\mu(t, \alpha, M_i, M_j) \in \{0, 1\}.$$

Вводятся определения ранга пары частных признаков, их ранговой вероятности. Доказываются три свойства ошибки распознавания.

Пусть одному и тому же образцу ω функциями поставлены в соответствие эталонный шаблон $T_1 = f_1(\omega)$ и множество шаблонов $\{T_2^i = f_2^i(\omega)\}$ с оценками ошибок распознавания $\{e_k^i\}$ и вероятностями истинной верификации образца $\{P_{gen}^i\}$, где $i \in I$ – номер функции автоматической кодировки образца.

Теорема 2. Если последовательность $\{e_k^i\}$ – убывающая, то последовательность $\{P_{gen}^i\}$ – возрастающая.

На рис. 21 образцы ω_k упорядочены по уменьшающейся величине e_k . Утверждается состоятельность оценки (46).



Рис. 21. Кривая суммарной ошибки

Выводы приводятся в конце раздела. Основные из них: измерение потоков опирается на корреляцию точек из параллельных цепей; волновой прогноз потоков учитывает тип узора; измерение полей плотности линий опирается на градиент; при фильтрации применяется ядро килевидной формы; сегментация учитывает когерентности потоков и плотностей. Модель (46) позволяет ввести вторую точку контроля программного объекта.

Пятый раздел. В пятом разделе «Математическая модель дактилоскопических изображений» дана краткая ее характеристика и представлены модели частных и общих признаков, топологических векторов частных признаков и линий, векторов гребневого счета, зон, векторов состояния и индексов ДИ.

Модель частных признаков L_m формируется в виде

$$L_m = \{M_i = \{(x_i, y_i), \alpha_i, t_i, s_i, v_i, \theta_i, p_i, h_i\} | i \in 1..n_1\}, \quad (47)$$

где M_i – частный признак и $|L_m| = n_1$; i – индекс как номер частного признака; (x_i, y_i) , α_i , t_i , s_i , v_i , θ_i , p_i и h_i – координаты, направление, тип, метка сомнительности, величина и направление кривизны, вероятность и плотность линий в окрестности частного признака.

Модель общих признаков L_s формируется в виде

$$L_s = \{S_i = \{(x_i, y_i), \alpha_i, t_i, s_i, p_i, h_i\} | i \in 1..n_2\}, \quad (48)$$

где S_i – общий признак и $|L_s| = n_2$; i – индекс как номер общего признака; (x_i, y_i) , α_i , t_i , s_i , p_i и h_i – координаты, направление, тип, метка сомнительности, вероятность и плотность линий в окрестности общего признака.

Модель топологических векторов частных признаков L_v формируется на основе модели частных признаков L_m , слоя скелета $F_0^{(m)}$, матриц модельных периодов линий $T_h^{(b)}$ и модельных потоков $\Delta_h^{(m)}$. Для частного признака синтезируется один топологический вектор. Их множество записывается в виде

$$L_v = \{V_i = \{e_j, l_j, n_j\} | i \in 1..n_1, j \in 1..m_i\}, \quad (49)$$

где V_i – топологический вектор частного признака M_i и $|L_v| = |L_m| = n_1$; i – индекс как номер топологического вектора, совпадающий с номером частного признака; j – номер связи в топологическом векторе; e_j – событие, а l_j – длина связи, сформированная частным признаком с номером n_j ; m_i – количество связей, зависящее от типа частного признака t_i . Даются определения базового и расширенного топологического вектора, мутации первого и второго рода, x -устойчивого топологического вектора. Приводятся его шесть свойств и два свойства доказываются.

От каждого частного признака M_i фиксируют две проекции: вправо и влево перпендикулярно его направлению на смежные скелетные линии. Затем через координаты (x_i, y_i) проводят вправо и влево сечение на глубину нескольких линий m перпендикулярно касательным к пересекаемым линиям и нумеруют по спирали, разворачивающейся по часовой стрелке, рассеченные линии (связи). Сечение отслеживает направление кривизны линий. Топологический вектор определяют по сечению методом слежения за ходом каждой связи от сечения до встречи с другим частным признаком, расположенным на связи, или с проекцией от него на связи. При этом на связях детектируют события, представленные на рис. 22.

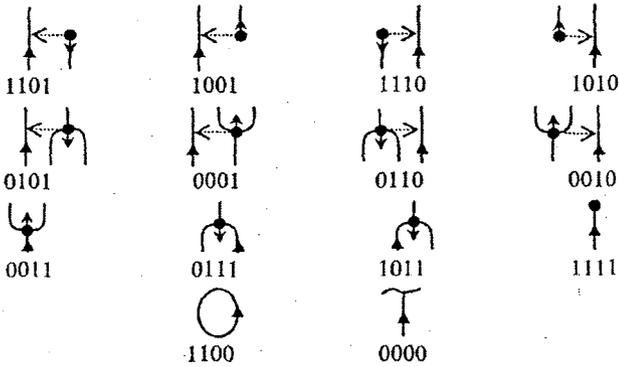


Рис. 22. События, детектируемые на связи

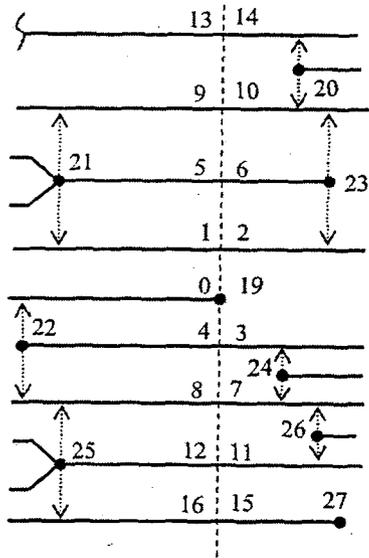


Таблица 1

Номер связи	Событие	Индекс	Длина связи
0	1110	22	l_0
1	0001	21	l_1
2	1110	23	l_2
3	1001	24	l_3
4	1111	22	l_4
5	0011	21	l_5
6	1111	23	l_6
7	1010	24	l_7
8	0010	25	l_8
9	0010	21	l_9
10	1010	20	l_{10}
11	1010	26	l_{11}
12	0011	25	l_{12}
13	0000	—	—
14	1001	20	l_{14}
15	1111	27	l_{15}
16	0001	25	l_{16}

Рис. 23. Сечение для окончания

С событием, детектированным на связи, ассоциируют номер частного признака и строят базовый топологический вектор (экономный). Дополняя его длиной связи, формируют расширенный топологический вектор. Пример его построения для окончания 19 показан на рис. 23 и в табл. 1. Топологические векторы поддерживают банк данных детального описания элементов узора.

Теорема 3. Число x равных по топологии связей в топологическом векторе при мутации k -го рода частного признака находят в виде

$$x(k) = \begin{cases} m_0 - 2ip(k), & \text{если } k - \text{нечетное,} \\ m_1 - 2ip(k), & \text{если } k - \text{четное.} \end{cases}$$

Модель топологических векторов линий L_l синтезируется на основе всех вершин скелета (но не вершин частных признаков) в виде

$$L_l = \{V_i = \{e_j, l_j, n_j\} \mid i \in 1..n_3, j \in 1..m_t\}, \quad (50)$$

где V_i – топологический вектор для группы вершин скелета и $|L_l| = n_3$ при $n_3 > n_1$; i – индекс как номер топологического вектора; j – номер связи в топологическом векторе; e_j – событие, а l_j – длина связи, сформированная частным признаком с номером n_j ; $m_t = 4m + 2$ – количество связей с учетом центральной линии. Список L_l (50) строят подобно (49), но для всех вершин скелета, а топологические векторы с равными базовыми векторами объединяют. Список L_l определяют для линий и при мутации окончания 19 (см. рис. 23) в разветвление нумерация связей не изменяется, что повышает устойчивость модели. Приводятся три свойства топологических векторов линий.

Модель векторов гребневого счета в виде

$$L_r = \{R_i = \{(r_j, n_j)\} \mid i \in 1..n_4, j \in 1..n_5\}, \quad (51)$$

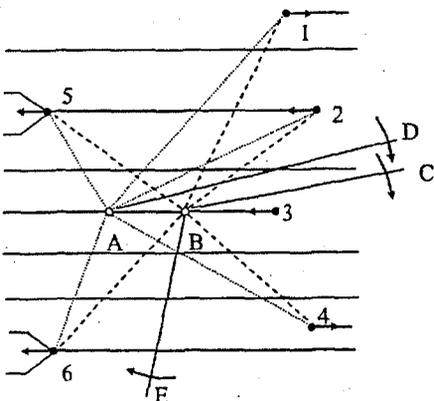


Рис. 24. Гребневый счет линии

строят на основе всех вершин скелета $F_0^{(m)}$, исключая вершины частных признаков, и списка L_m , где R_i – вектор гребневого счета для группы вершин скелета как множество упорядоченных пар (r_j, n_j) ; $|L_r| = n_4$ – мощность списка, $n_4 > n_1$; i – индекс как номер вектора; j – номер связи в векторе; n_5 – число связей в векторе, $n_5 < n_1$; r_j – величина гребневого счета, а n_j – номер частного признака по (47) на j -й связи; $n_1 = |L_m|$.

Определяется вектор гребневого счета. Указываются три свойства, повышающие его устойчивость по сравнению с классическим гребневым счетом.

Выберем вершину скелета p_g (но не частный признак) и примем ее за центр вращения луча сканирования. При вращении луча и его встрече с $M_k \in L_m$ формируют упорядоченную пару (r_j, n_j) , где $n_j = k$ – номер частного признака M_k ; r_j – гребневый счет между p_g и M_k ; j – номер связи как число встреченных лучом частных признаков. Число таких пар не превышает числа n_1 . В результате оборота луча вокруг вершины p_g формируется вектор гребневого счета вершины $R_g = \{(r_j, n_j) | j \in 1..n_1\}$ как множество упорядоченных пар по индексу j . Связи замыкаются по кольцу. Их можно перенумеровать, например $R_g^s = \{(r_l, n_l) | l \in 1..n_1\}$, где номер связи $l = (j+s) \bmod (n_1+1)$. Всего существует $|R_g^s | s \in 1..n_1| = n_1$ эквивалентных векторов гребневого счета вершины. Векторы гребневого счета вершин с одинаковыми эквивалентными векторами объединяют, а объединенный вектор помещают в список векторов гребневого счета $L_r = \{R_i | i \in 1..n_4\}$ по (51).

Модель зон L_z формируется как перечисление неинформативных a и информативных b сегментов в виде

$$L_z = \{(a_i, b_i) | i \in I\}, \tag{52}$$

Модель векторов состояния. Формально выполняется отображение событий топологического вектора $V_i \in L_v$ по (49) или $V_i \in L_l$ по (50) на основе таблицы состояний $T_s = [s_k] = [_ , 0, 0, 0, _ , 1, 1, 1, _ , 0, 0, 1, _ , 1, 1, 1]$ в виде

$$\Gamma : L_v = \{V_i\} \rightarrow L_c = \{S_i\}. \tag{53}$$

где s_k – состояние события величиной k (двоичный код событий); 1 – направление частного признака ориентировано навстречу ходу связи, а 0 – по ходу связи; символ $_$ – код пропуска. Используя T_s , из табл. 1 построим табл. 2. Номера связей не меняются. Вектор состояния $S_i \in L_c$ рассчитывается по топологическому вектору V_i .

Таблица 2. Вектор состояния

Номер связи	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Состояние	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	-	0	1	0

Пусть S_i и S'_i – векторы состояний для топологических векторов V_i и V'_i . Оценку степени подобия V_i и V'_i выполняют сравнением S_i и S'_i операцией ИСКЛЮЧАЮЩЕЕ ИЛИ и подсчетом числа совпадающих бит (коды пропуска

не сравнивают). Степень подобия V_i и V'_i есть это число. Векторы состояния ускоряют процедуру идентификации (патент).

Определяется s -устойчивость вектора состояния и вероятность $p(C)$ сравнения двух связей по состоянию. Пусть $m = M[x(k)]$ есть математическое ожидание числа устойчивых по топологии связей при мутациях рода $k \in 0..3$.

Теорема 4. Вероятность того, что вектор состояния s -устойчивый по состоянию, равна

$$P(s) = C_m^s (p(C))^s (1 - p(C))^{m-s}.$$

Модель индексов изображения. По сечению выделим передний и задний фронт связей и получим значения переднего фронта $F^e = 00110001$ и заднего фронта $B^e = _00011000$. В записях объединим состояния, ассоциированные с одним номером частного признака, в одну позицию, получим $F^e = 01001$ и $B^e = _010$. Припишем лидирующую единицу: $F^e = 101001$ и $B^e = 1_010$.

Запись есть число. Если встречается код пропуска, то число обнуляется: $F^e = 101001$ и $B^e = 0$. Для каждого топологического вектора V_i рассчитывают скалярное число (ненулевое) переднего фронта F_i и заднего фронта B_i .

Вводятся определения центрально связанных топологических векторов и индекса изображения. При индексировании изображения выполняется отображение в виде

$$\begin{aligned} \Gamma : L_v &= \{V_k \mid k \in i..j\} \rightarrow I_{im} = \{z\}, \\ \Gamma : L_l &= \{V_k \mid k \in i..j\} \rightarrow I_{im} = \{z\}, \end{aligned}$$

где L_v – модель топологических векторов частных признаков по (49), а L_l – модель топологических векторов линий по (50); z – значение хеш-функции для ненулевых скалярных чисел переднего F_k и заднего B_k фронтов топологических центрально связанных векторов V_k из цепи длиной $|C|$.

Графическая структура изображения представляется графом, вершинами которого являются топологические векторы.

Выводы приводятся в конце раздела. Основные из них: предложены новые модели топологических векторов и векторов гребневого счета, в том числе для линий ДИ, предложена модель расчета индексов ДИ. На основе топологических векторов достигнут первый уровень обобщения структурных свойств ДИ, топологических векторов линий – второй, индексов изображений – третий.

Шестой раздел. В шестом разделе «Расширение области применения математических моделей и методов обработки» демонстрируется сегментация множественных отпечатков пальцев и возможность использования математических моделей в криптографии.

Заключение содержит основные выводы и результаты диссертации.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ И ВЫВОДЫ

В качестве аппарата исследований применены методы теории распознавания изображений, теории множеств и теории графов, теории вероятности и математической статистики, теории формальных языков. Получены новые результаты, которые можно сформулировать следующим образом.

1. Предложена группа взаимосвязанных методов, минимизирующих ошибку распознавания общих признаков. К ним относится измерение полей потоков и выделение опорных потоков, распознавание общих признаков и типа узора.

2. Предложена группа взаимосвязанных методов, минимизирующих ошибку распознавания частных признаков. К ним относится измерение полей потоков и выделение опорных потоков с учетом общих признаков, волновой синтез модельных потоков с их прогнозом в неинформативных областях, детализация модельных потоков, измерение полей плотности, выделение и синтез модельного поля плотности, сегментация, фильтрация и распознавание частных признаков.

3. Предложен новый метод независимого построения матриц потоков в двух каналах на основе параллельного движения в слоях светотеней и оценке корреляции точек из различных цепей при синхронном смещении нескольких точек.

4. Предложен метод кросс-анализа опорных потоков из различных каналов и цепочечного присоединения потоков по оценкам ближнего и дальнего прогнозов. Метод дополняется волновым распространением модельных потоков с учетом типа узора, вычислением продольной и поперечной кривизны модельных потоков с указанием линий перелома направлений кривизны.

5. Предложен метод распознавания общих признаков ДИ по их моделям на основе адаптивных апертур для матриц потоков. Общие признаки отбираются по вероятности. Набор общих признаков определяет вероятный тип узора.

6. Предложен новый метод синтеза модельного поля плотности линий над полем градиента изображения, предполагающий измерение, анализ и синтез плотности линий с адаптацией к результатам измерений.

7. Предложен новый метод сегментации на основе оценок качества сегментов изображения с учетом когерентностей и потоков и плотностей линий.

8. Предложен метод фильтрации изображения на основе дифференциального фильтра с новым киевидным ядром, ориентированным по направлению кривизны модельных потоков и минимизирующим влияние изменяющейся ширины просветов между линиями, и сглаживающего вдоль линий фильтра, учитывающего направление и величину кривизны модельных потоков.

9. Предложена новая математическая модель ДИ, защищенная рядом патентов Российской Федерации, в которой расширено содержание общих и частных признаков и введены новые топологические векторы и векторы состояния, как для частных признаков, так и для линий изображения. На основе векторов

рассчитываются индексы изображения. Доказаны теоремы. На основе топологических векторов частных признаков достигнут первый уровень обобщения структурных свойств ДИ, топологических векторов линий – второй, индексов изображений – третий.

10. Предложены модели ошибок распознавания общих и частных признаков, базирующиеся на функции МРВ и позволяющие решить оптимизационную задачу ввода двух точек контроля программного объекта до процедуры идентификации. Доказаны теоремы.

11. Показана возможность расширения области использования предложенных методов измерения, анализа и понимания ДИ за счет применения этих методов для сегментации изображений множества отпечатков пальцев (<http://fingerprint.nist.gov/SlapSegII/>).

12. Программное обеспечение, в котором реализованы методы измерения, анализа и понимания ДИ, сертифицировано в NIST USA (сертификат <http://fingerprint.nist.gov/minex/Qpl.html>) и защищено 11 свидетельствами об официальной регистрации программы для ЭВМ. Реализованные в АДИС Сонда, эти методы обеспечили первое место при идентификации ДИ, снятых с оптического сенсора, на международном тестировании в университете Болоньи (Италия) как в 2006 г. (метка PO88 <http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/results.asp>), так и в 2004 г. (метка PO47 <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/>). Частичная реализация этих методов в составе SDK Сонда обеспечила первое место на тесте NIST Ongoing MINEX (<http://fingerprint.nist.gov/minex/Results.html>).

ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ ОПУБЛИКОВАНЫ РАБОТЫ:

1. Gudkov, V.U. A topologic approach to user-dependent key extraction from fingerprints / V.U. Gudkov, O.S. Ushmaev // 20th International conference on pattern recognition ICPR 2010: Conf. proc. – 2010. – P. 1281–1284.

2. Гудков, В.Ю. Модель гребневого счета на основе топологии дактилоскопического узора / В.Ю. Гудков // Математическое моделирование и краевые задачи: тр. VII-й Всероссийской конф. с межд. участием. Ч. 4. – Самара: СамГТУ, 2010. – С. 44–49.

3. Гудков, В.Ю. Метод улучшения изображения отпечатка пальца с помощью преобразования Фурье / В.Ю. Гудков, М.В. Боков // Математическое моделирование и краевые задачи: тр. VII-й Всероссийской конф. с межд. участием. Ч. 4. – Самара: СамГТУ, 2010. – С. 40–44.

4. Гудков, В.Ю. Индексация дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2010. – Вып. 11. – № 2(178). – С. 17–20.

5. Гудков, В.Ю. Математическая модель изображения отпечатка пальца на основе топологических векторов для линий / В.Ю. Гудков // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2009. – Вып. 10. – № 26(159). – С. 13–18.

6. Гудков, В.Ю. Оценка точности автоматического кодирования частных признаков изображений отпечатков пальцев / В.Ю. Гудков // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2009. – Вып. 10. № 26(159). – С. 19–22.
7. Гудков, В.Ю. Способ математического описания и идентификации отпечатков пальцев / В.Ю. Гудков; под ред. член-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д.т.н. проф. Е. Емельянова // Обработка изображений и анализ данных: Труды ИСА РАН. М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2008. – Т. 38. – С. 336–356.
8. Гудков, В.Ю. Оценка точности автоматического кодирования особенностей отпечатков пальцев / В.Ю. Гудков; под ред. член-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д.т.н. проф. Н. Е. Емельянова // Обработка изображений и анализ данных: Труды ИСА РАН. – М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2008. – Т. 38. – С. 357–363.
9. Гудков, В.Ю. Автоматическое детектирование общих признаков дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков; под ред. член-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д.т.н. проф. Н. Е. Емельянова // Информационно-аналитические аспекты в задачах правления: Труды ИСА РАН. – М.: УРСС, 2007. – Т. 29. – С. 338–355.
10. Гудков, В.Ю. Двухканальный подход к выделению опорного поля потоков актилоскопических изображений / В.Ю. Гудков; под ред. член-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д.т.н. проф. Н. Е. Емельянова // Системный подход к управлению информацией: Труды ИСА РАН. – М.: УРСС, 2006. – Т. 23. – С. 206–221.
11. Гудков, В.Ю. Двухканальный подход к определению поля потоков дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков; под ред. член-корр. РАН В. Л. Арлазарова и д.т.н. проф. Н. Е. Емельянова // Интеллектуальные информационные технологии: концепции и инструментарий: Труды ИСА РАН. – М.: УРСС, 2005. – Т. 16. – С. 164–182.
12. Гудков, В.Ю. Математические модели изображения отпечатка пальца на основе описания линий / В.Ю. Гудков // Информатика и ее применения. – 2010. – Т. 4. Вып. 1. – С. 59–65.
13. Гудков, В.Ю. Классификация типов изображений отпечатков пальцев / В.Ю. Гудков // Актуальные вопросы современной науки: материалы VII-й междунар. интернет-конф. (Таганрог): сб. науч. тр. – М.: Изд-во «Спутник+», 2010. – С. 224–228.
14. Гудков, В.Ю. Об устойчивости модели дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков // Дискуссия: журн. науч. публ. – Екатеринбург: Изд-во АЖУР, 2010. – № 1. – С. 10–11.
15. Gudkov, V.U. Mathematical models of fingerprint image on the basis of lines description / V.U. Gudkov // GraphiCon'2009: Conf. proc. – 2009. – P. 223–227.
16. Гудков, В.Ю. Методы первой и второй обработки дактилоскопических изображений: монография / В.Ю. Гудков. – Миасс: Изд-во «Геотур», 2009. – 237 с.
17. Гудков, В.Ю. Методы первой обработки дактилоскопических изображений: монография / В.Ю. Гудков. – Миасс: Изд-во «Геотур», 2008. – 127 с.
18. Гудков, В.Ю. N-граммы в лингвистике / В.Ю. Гудков, Е.Ф. Гудкова; под ред. д.п.н. проф. Е. Н. Ярославовой // Иностранные языки в профессиональной подготовке специалистов: сб. науч. тр. – Челябинск: Изд-во ЮУрГУ, 2006. – С. 3–8.

19. Гудков, В.Ю. Основы теории цифрового управления: текст лекций / В.Ю. Гудков. – Челябинск: Изд-во ЮУрГУ, 2003. – 92 с.
20. Гудков, В.Ю. Способ распознавания дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков // XXIII Российская школа по проблемам науки и технологий: тезисы докл. – Миасс: МСНТ, 2003. – С. 92.
21. Гудков, В.Ю. Двухканальный подход к определению поля потоков дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков; под ред. д.т.н. проф. А. И. Телегина // Математическое моделирование: сб. науч. тр. – Челябинск: Изд-во ЮУрГУ, 2003. – С. 62–76.
22. Гудков, В.Ю. Адаптивная фильтрация траектории движения объекта / В.Ю. Гудков // XXI Российская школа по проблемам науки и технологий: тезисы докл. – Миасс: МНУЦ, 2001. – С. 102.
23. Гудков, В.Ю. Определение качества дактилоскопического узора / В.Ю. Гудков; под ред. акад. БАН А.Ф. Чернявского и д.т.н. В.В. Ревинского // Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем: сб. науч. ст. – Минск: БГУ, 1999. – С. 123–126.
24. Гудков, В.Ю. Новая технология формирования скелетов дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков, А.А. Коляда, А.В. Чернявский; под ред. акад. БАН А.Ф. Чернявского и д.т.н. В.В. Ревинского // Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем: сб. науч. ст. – Минск: БГУ, 1999. – С. 71–82.
25. Гудков, В.Ю. Методы детектирования фокальных зон дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков, А.А. Коляда, А.В. Чернявский; под ред. акад. БАН А.Ф. Чернявского и д.т.н. В.В. Ревинского // Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем: сб. науч. ст. – Минск: БГУ, 1999. – С. 62–71.
26. Гудков, В.Ю. Новый метод определения градиентного поля дактилоскопических изображений / В.Ю. Гудков, А.А. Коляда, А.В. Чернявский; под ред. акад. БАН А.Ф. Чернявского и д.т.н. В.В. Ревинского // Методы, алгоритмы и программное обеспечение гибких информационных технологий для автоматизированных идентификационных систем: сб. науч. ст. – Минск: БГУ, 1999. – С. 52–62.
27. Пат. 2381554 Российская Федерация, МПК G06K 9/52. Способ кодирования дактилоскопического узора / В.Ю. Гудков, А.С. Боков, А.С. Мосунов. – № 2008122716/09; заявл. 04.06.2008; опубл. 10.02.2010; Бюл. № 4. – 18 с.
28. Пат. 2360286 Российская Федерация, МПК G06K 9/00. Способ кодирования отпечатка папиллярного узора / В.Ю. Гудков. – № 2007118575/09; заявл. 18.05.2007; опубл. 27.06.2009; Бюл. № 18. – 13 с.
29. Пат. 2371092 Российская Федерация, МПК A61B 5/117, G06K 9/00. Способ регистрации узора папиллярных линий и устройство для его осуществления / В.Ю. Гудков. – № 2007142562/14; заявл. 19.11.2007; опубл. 27.10.2009; Бюл. № 30. – 13 с.
30. Пат. 2371089 Российская Федерация, МПК A61B 5/117. Способ регистрации папиллярного узора и устройство для его осуществления / В.Ю. Гудков,

.С. Боков. – № 2007134461/14; заявл. 14.09.2007; опубл. 27.10.2009; Бюл. № 30. – 1 с.

31. Пат. 2373573 Российская Федерация, МПК G06K 9/00. Способ синтеза многого шаблона особенностей из множества неполных шаблонов особенностей / Ю. Гудков, А.С. Мосунов, А.А. Суслов. – № 2007126867/09; заявл. 13.07.2007; опубл. 20.11.2009; Бюл. № 32. – 15 с.

32. Пат. 2371763 Российская Федерация, МПК G06K 9/62, G06F 21/20, H04L 9/32. Способ и устройство для определения аутентичности пользователя системы / В.Ю. Гудков, С.А. Баженов. – № 2007141142/09; заявл. 06.11.2007; опубл. 7.10.2009; Бюл. № 30. – 11 с.

33. Пат. 2363049 Российская Федерация, МПК G06K 9/62, G06K 9/82, B1B 5/117. Способ сканирования рисунка кожных линий и устройство для его осуществления / В.Ю. Гудков, С.А. Баженов, А.С. Мосунов. – № 2007115276/09; заявл. 23.04.2007; опубл. 27.10.2009; Бюл. № 21. – 12 с.

34. Пат. 2363048 Российская Федерация, МПК G06K 9/46. Способ генерирования набора параметров ключа доступа и система для аутентификации человека по печаткам пальцев / В.Ю. Гудков. – № 2007137718/09; заявл. 11.10.2007; опубл. 7.07.2009; Бюл. № 21. – 17 с.

35. Пат. 2358315 Российская Федерация, МПК G06K 9/62, G06F 21/22, H04L 9/32. Способ распознавания живого пальца / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2007135567/09; заявл. 25.09.2007; опубл. 10.06.2009; Бюл. № 17. – 8 с.

36. Пат. 2321057 Российская Федерация, МПК G06K 9/52, A61B 5/117. Способ кодирования отпечатка папиллярного узора / В.Ю. Гудков. – № 2006142831/09; заявл. 04.12.2006; опубл. 27.03.2008; Бюл. № 9. – 13 с.

37. Пат. 2334368 Российская Федерация, МПК H04N 9/43, G06K 9/46, H04N 1/58. Способ преобразования серого изображения в цветное / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2007107000/09; заявл. 26.02.2007; опубл. 20.09.2008; Бюл. № 26. – 12 с.

38. Пат. 2331108 Российская Федерация, МПК G06K 9/62. Способ сравнения отпечатков папиллярных узоров / В.Ю. Гудков, Д.И. Аркабаев. – № 2006140939/09; заявл. 20.11.2006; опубл. 10.08.2008; Бюл. № 22. – 17 с.

39. Пат. 2305317 Российская Федерация, МПК G06K 9/62. Способ сравнения папиллярных узоров / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2005132145/09; заявл. 17.10.2005; опубл. 27.08.2007; Бюл. № 24. – 13 с.

40. Пат. 2298828 Российская Федерация, МПК G06K 9/52. Способ кодирования отпечатка папиллярного узора / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2005132146/09; заявл. 17.10.2005; опубл. 10.05.2007; Бюл. № 13. – 17 с.

41. Пат. 2185661 Российская Федерация, МПК G06K 9/62. Способ сравнения папиллярных узоров пальцев / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2000121735/09; заявл. 14.08.2000; опубл. 20.07.2002; Бюл. № 20. – 10 с.

42. Пат. 2185660 Российская Федерация, МПК G06K 9/52. Способ кодирования отпечатка папиллярного узора / В.Ю. Гудков, А.С. Боков. – № 2000118065/09; заявл. 07.07.2000; опубл. 20.07.2002; Бюл. № 20. – 13 с.

43. Аркабаев Д.И. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система Сонда 8. Свидетельство об официальной регистрации программы для

ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611656.

44. Аркабаев Д.И. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система Сонда 8 Enterprise Edition. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611657.

45. Аркабаев Д.И. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система Сонда 7.3 Лайт. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611735.

46. Аркабаев Д.И. Sonda Automated Fingerprint Identification System SDK. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611734.

47. Аркабаев Д.И. Система входа в компьютер и защиты данных Сонда Логон. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611736.

48. Аркабаев Д.И. Система контроля и управления доступом Sonda Permit. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611659.

49. Аркабаев Д.И. Sonda Fingerprint SDK Professional Edition. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611658.

50. Аркабаев Д.И. Sonda Fingerprint SDK Standard Edition. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2006. – 50 с. – № 2006611648.

51. Аркабаев Д.И. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система АДИС СОНДА. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 2001. – 50 с. – № 2001610814.

52. Аркабаев Д.И. Автоматизированная дактилоскопическая идентификационная система АДИС СОНДА. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РОСПАТЕНТ, 1999. – 50 с. – № 990764.

53. Аркабаев Д.И. SONDA-PLUS. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ / Д.И. Аркабаев, А.С. Боков, В.Ю. Гудков и др. – М.: РосАПО, 1995. – 50 с. – № 950090.

Гудков Владимир Юльевич

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И МЕТОДЫ
ОБРАБОТКИ ЦИФРОВЫХ ДАКТИЛОСКОПИЧЕСКИХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
доктора физико-математических наук

Подписано в печать 9.09.2010.
Формат 60×84¹/₁₆. Гарнитура Таймс. Печать офсетная.
Уч.-изд.л. 2.5. Тираж 110 экз.

Отпечатано в ООО «Геотур»
Миасс, ул. Октября, 66