

А.Е. Баринов, А.А. Захаров
*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета
602264, Владимирская обл., г. Муром, ул. Орловская, 23
alexey.barinov.murom@yandex.ru, aa-zaharov@yandex.ru*

Разработка системы определения положения и ориентации головы человека на основе видеоизображений для тренажеров транспортных средств

В настоящее время, все чаще и чаще используются тренажеры автотранспортных средств. Они могут применяться для обучения вождению легковых и грузовых автомобилей, специальной и военной техникой (строительная техника, автобусы, троллейбусы, самолеты, вертолеты, корабли и т.д.). Целесообразность широкого внедрения тренажеров транспортных средств заключается в следующем:

- снижение затрат на горюче-смазочные материалы (ГСМ);
- снижение риска приведения дорогостоящей техники в непригодность;
- повышение безопасности процесса обучения;
- сбор статистики для повышения качества подготовки.

Для слежения за состоянием человека и для моделирования закабинного пространства необходимо осуществлять слежение за положением и ориентацией головы в пространстве.

Анализ положения и ориентации трехмерных объектов является важной задачей во многих областях [1, 2]. В настоящее время большее внимание уделяется подходам, основанным на использовании компьютерного зрения. Практически все они обладают общей последовательностью действий: обнаружение объекта, выравнивание изображения, извлечение особенностей и сопоставления с эталонами. Но им характерны следующие недостатки: низкая скорость работы, неточность определения объекта, чувствительность к шумам, необходимость повторной инициализации. Для повышения точности и скорости процесса распознавания, предлагается рассматривать эту проблему с точки зрения спектральной теории графов.

Спектральная теория графов играет важную роль при сегментации изображений и кластеризации данных [3-5]. Она используется для того, чтобы охарактеризовать структурные свойства графов, используя информацию, полученную из собственных значений и собственных векторов матрицы Лапласа [6]. Одной из самых важных задач при анализе графа, является то, как информация распределяется между ребрами графа. Это может быть выражено с помощью случайного блуждания [7].

Целью исследований является разработка системы определения положения и ориентации головы человека на основе видеоизображений для тренажеров транспортных средств. Система состоит из программного и аппаратного модуля. В первый входят алгоритмы кластеризации, установления соответствий, построения моделей. Во втором содержатся камеры и ЭВМ. Вся работа системы состоит из следующих этапов: инициализация; отслеживание; расчет положения и ориентации; поиск головы при ее потере из поля зрения камеры.

На этапе инициализации пользователь находится перед камерой, видеокамера получает видеоизображения, из которых извлекаются ключевые точки сцены с помощью алгоритма KLT. На данном этапе выполняется процесс условной кластеризации. Она основана на использовании случайного блуждания по графу для получения информации о возможной кластерной структуре точек сцены. В качестве параметров, ограничивающих результаты кластеризации, используется априорная информация о пропорциях человеческой головы. Таким образом, из всей сцены, выделяются ключевые точки, характеризующие голову человека. Полученная структура представляет собой взвешенный граф, где вершинами выступают ключевые точки, а ребрами – значения подобия, между этими точками. Такой граф максимально точно описывает голову человека.

В процессе работы на тренажере, человек постоянно двигает головой для совершения различных действий (чтобы осмотреться по сторонам или рассмотреть зеркала заднего вида). Из-за этого необходимо осуществлять слежение за графом головы на протяжении всей видеопоследовательности. Процесс слежения сводится к следующему. После инициализации получен граф головы. Для каждой вершины графа строится SIFT-дескриптор. Чтобы определить, где в текущем кадре располагается голова человека, по предыдущему положению графа головы строится окно. В рамках окна обнаруживаются ключевые точки сцены с помощью KLT. Для полученных таким образом точек также строится SIFT-дескриптор. Производится сравнение

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

массивов дескрипторов предыдущего и текущего кадров. Если совпадений на данном этапе обнаружено не было, происходит равномерное расширение окна во все стороны. Если после сравнения получено, что в рамках окна присутствуют не все ключевые точки головы, расширение окна происходит в сторону наибольшего скопления ключевых точек.

Расчет положения и ориентации головы осуществляется за счет сравнения графов головы, текущего и полученного на этапе инициализации, считающегося эталонным фронтальным расположением. В ходе сравнения, с использованием матрицы трансформации и матрицы перехода становится возможным получить значения углов, координат смещения и т.д.

В процессе работы может случиться ситуация, когда лицо не может быть определено. Этому могут способствовать различные перекрытия (лицо закрыто руками, перед камерой возник посторонний объект), либо человек покинул обозреваемую камерой область. В таком случае производится процесс поиска головы. В целом он похож на механизм, производимый при расчете смещения головы между кадрами. Но в данном случае за основу нельзя брать значение дескриптора головы из соседнего кадра, так как оно может отсутствовать. Вместо этого используется последний точно обнаруженный граф.

Система позволяет определять положение и ориентацию головы человека в тренажерах транспортных средств. Она обладает необходимой точностью, а ее скорость работы позволяет использовать ее на реальных объектах. Заявленная точность и скорость работы достигнуты благодаря алгоритмам, в основе которых лежат методы спектральной теории графов

Литература

1. Баринов А.Е. Захаров А.А. Разработка алгоритма определения положения и ориентации 3D-объектов на основе извлечения градиентных особенностей изображения // Ползуновский вестник. – 2014. – № 2. – С. 50–54.
2. Фаворская М.Н., Пахирка А.И. Модели локализации лиц на изображениях // Системы управления и информационные технологии. – 2008. – Т. 33, № 3.3. – С. 404–408.
3. Belkin M., Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2001. – P. 585–591.
4. Melia M, Shi J. A random walks view of spectral segmentation // *NIPS*. – 2000. – P. 873–879.
5. Ng. A., Jordan M., Weiss Y. On spectral clustering: Analysis and an algorithm // *NIPS*. – 2001.
6. Chung F.R.K. *Spectral Graph Theory* // CBMS, American Mathematical Society Ed. – 1997.
7. Qiu H., Hancock E.R. Image segmentation using commute times // *BMVC*. – 2005. – P. 929–938.

Применение технологий искусственного интеллекта для раскрашивания черно-белых кинофильмов

Раскрашивание фильмов позволяет восстановить натуральные цвета объектов киносцены, повысить художественную ценность черно-белых фильмов и привлекает к ним современного зрителя [1-3]. Массово работа по колоризации черно-белого кино в мире началась в конце 20 века и связана с развитием информационных технологий и возможностей вычислительных систем.

Исторические черно-белые фильмы, подлежащие колоризации, отличаются сложностью сцен, поэтому полностью автоматизировать этот процесс не представляется возможным. Очевидно, что качественное раскрашивание старинных черно-белых кинофильмов в естественные цвета возможно только при сочетании современных цифровых методов обработки визуальных данных и опыта специалистов-реставраторов (а порой и экспертов), способных адекватно подобрать цвета отдельных объектов и их деталей. Поэтому, не смотря на то, что работа по раскрашиванию кино использует автоматизированную обработку цифровых данных (в данном случае оцифрованных копий фильмов), к ней привлекается большое количество людей, выполняющих рутинную работу. Процесс восстановления цветности становится дорогим и весьма продолжительным по времени. К примеру, 5 больших студий, 600 человек в течении трех лет раскрашивали фильм “Семнадцать мгновений весны”. Поэтому автоматизировать процессы преобразования исторического черно-белого кино в цветное крайне важно и актуально. Очевидно, что процесс раскрашивания необходимо стремиться максимально упростить без потери качества работ.

С учетом того, что задачи колоризации киносцен не поддаются формализации, для их автоматизации целесообразно применять методы искусственного интеллекта. Можно утверждать, что в будущем значительную помощь операторам, выполняющим раскраску полутонных статических или видеоизображений, станут оказывать программы, основанные на технологиях искусственного интеллекта.

В докладе показано, что при раскрашивании черно-белого кино целесообразно применять технологии искусственного интеллекта для автоматизации следующих задач:

- классификация (кластеризация) изображений сцен для распределения их между реставраторами;
- поиск визуально подобных изображений [5] для поиска кадров фильма, близких по содержанию к уже раскрашенному (что, например, позволит применять уже настроенную палитру цветов к новому кадру);
- детектирование локальных объектов на сценах (для применения к ним подобранных цветов);
- прослеживание границ объектов при переходе от кадра к кадру;
- другие задачи.

Таким образом, можно сделать вывод, что технологии искусственного интеллекта в совокупности с современными методами цифровой обработки изображений являются перспективными и актуальными в задачах колоризации и на их основе следует создавать и развивать автоматизированные системы для реставраторов кино.

Литература

1. Макиенко М.Г. Иллюзия реальности в художественных фильмах (на примере исторического кинематографа) // Вестник Московского государственного университета культуры и искусств. - 2010. - N 2. - С. 93-98.
2. Сазонова С. Как раскрашивали Фросю Бурлакову: эксклюзивные подробности колоризации советского фильма. Алтапресс, 2010.
3. Безруков В.Н., Балобанов А.В., Балобанов В.Г. Раскрашивание черно-белых кинофильмов и фотографий в натуральные цвета // Инфокоммуникационные технологии. 2011. Т. 9. № 2. С. 50-53.
4. Варламов А.Д. Восстановление цвета полутонных изображений нейронной сетью // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2011. № 17. С. 2.
5. Varlamov A., Sharapov R. Machine Learning of Visually Similar Images Search // CEUR Workshop Proceedings. 2012. Vol. 934, pp. 113-120.

Роль алгоритмов распознавания изображений для реставрации исторических документов

В докладе рассматриваются вопросы разработки методики и экспериментального программного обеспечения для оцифровки и реставрации электронных копий реальных бумажных исторических документов. Основным отличием исторического документа является отсутствие цифрового оригинала, то есть исходный документ создавался без участия вычислительной техники. В процессе хранения в документе как носителе информации появляются различные дефекты, затрудняющие его чтение. Кроме того, хрупкость бумаги как носителя приводит к ограничению доступа пользователей к таким документам. Поэтому перед автором доклада встала задача разработки методики восстановления текстовых символов на оцифрованных исторических документах с использованием методов распознавания и сегментации изображений.

В докладе описываются:

1. Метод распознавания по эталонам старопечатных символов на изображениях исторических документов[1];
2. Возможности применения алгоритмов сегментации и кластеризации для целей локализации штрихов текста[2];
3. Методика реставрации потерянных символов в исторических старопечатных текстовых документах.

Методы сегментации применяются в обработке изображений архивных документов для решения следующих основных задач:

- отделение на текстовом (рукописном) документе текста от фона.
- определение областей изображения текстовых документов, полностью или частично испорченных дефектами.

В общем случае кластеризация информативных участков изображения представляет собой последовательное обнаружение таких элементов, как штрихи текста, владельческие, дарственные надписи, элементы графического оформления текстовых документов и другие.

Задача данной разработки – добавить в существующую автоматизированную систему реставрации изображений текстовых документов [2] модуль распознавания текста.

Алгоритмы распознавания позволяют идентифицировать каждую букву текста. Помимо этого автором доклада ведутся работы по применению алгоритмов распознавания для целей восстановления поврежденных старопечатных букв.

Литература

1. Е.Е. Канунова, Е.В. Полякова Особенности распознавания изображений старопечатных текстовых символов// Алгоритмы, методы и системы обработки данных– 2009, №14, С. 46- 50.
2. С.С. Садыков, Е.Е. Канунова, А.Д. Варламов Автоматизированная реставрация изображений архивных текстовых и фотографических документов// Автоматизация. Современные технологии – 2007, №8, С. 10-15

Распознавание новообразований молочных желез на основе анализа формы опухолей

Практически все новообразования различаются по форме, внутренней структуре и плотности. Если обнаружить рак молочной железы на ранней стадии, когда шансы терапии и излечения намного выше, то борьба с опухолью идет более эффективно, а значит, это излечимая стадия, следовательно, такой процесс приводит к снижению уровня смертности женского населения всего мира [1].

В данной работе будут рассмотрены три основных вида новообразований молочных желез на фоне жировой инволюции: киста, фиброаденома и рак молочной железы.

Киста на маммограмме дает однородную тень, по плотности, сходную с железистой тканью молочной железы, округлой или овальной формы [2].

Применительно к рентгеновским маммографическим снимкам фиброаденома представляет собой образование округлой, овальной формы, реже - дольчатого строения с четким ровным контуром. Плотность её выше или сравнима с плотностью ткани молочной железы [2].

Злокачественные новообразования (рак молочной железы) – опухоль звёздчатой структуры с нечеткими границами, имеющее низкую плотность [2].

За рубежом для стандартизации интерпретации результатов исследования молочных желез лучевыми методами визуализации (рентгеновская маммография, ультразвуковое исследование, МР-изображения молочной железы) используется система BI-RADS [1]. В ней различаются 4 категории формы новообразования: круглые, овальные, дольчатые и нечеткой формы.

Целью данной работы является разработка и исследование алгоритма распознавания новообразований в молочной железе по геометрическим признакам.

Алгоритм распознавания опухолей на маммограмме можно представить следующей последовательностью шагов:

1. контрастирование маммограммы [2];
2. выделение области новообразования [2];
3. выделение контура опухоли;
4. построение выпуклой оболочки опухоли;
5. расчет геометрических характеристик;
6. формирование вектора признаков;
7. распознавание типа опухоли.

Для построения выпуклой оболочки используется алгоритм Джарвиса [3], известный как алгоритм «упаковки подарка».

Предложенный алгоритм распознавания новообразований был исследован на тестовых изображениях и рентгеновских изображениях новообразований типов киста, фиброаденома и рак молочной железы. На тестовых изображениях алгоритм показал правильный результат. На маммограммах алгоритм правильно распознал все доброкачественные опухоли, однако в распознавании рака молочной железы были ошибки, связанные с неправильным выделением выпуклой оболочки спикул, входящих в состав опухоли.

Литература

1. Митина Л.А., Казакевич В.И., Фисенко Е.П., Заболотская Н.В. Лучевая диагностика патологии молочных желез с использованием системы BI-RADS // Онкология. Журнал им. П.А. Герцена, № 3, 2013. – С. 17-19
2. Садыков С.С. Автоматизированная обработка и анализ маммографических снимков: монография/ С.С. Садыков, Ю.А. Буланова, Е.А. Захарова; Владим. гос. Ун-т им. А.Г. и Н.Г. Столетовых.- Владимир: Изд-во ВлГУ, 2014. – 208 с. ISBN 978-5-9984-0474-0
3. Магдеев Р.Г., Биктимиров Л.Ш. Применение алгоритмов построения выпуклой оболочки при анализе изображений микроструктуры металла // Известия Самарского научного центра Российской академии наук, т.16, №6(2), 2014. – С. 496-500

С.В. Савичева
Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета
602264, Владимирская обл., г. Муром, ул. Орловская, 23
savicheva.svetlana@gmail.com

Исследование алгоритмов предварительной обработки изображений сетчатки глаза

В настоящее время диабетическая ретинопатия (ДР) является основной причиной слепоты трудоспособного населения в развитых странах мира. Статистика показывает, что в мире подобным заболеванием страдает более 93 млн человек.

ДР представляет собой тяжелое осложнение сахарного диабета, поражающее сосуды сетчатки оболочки глазного яблока [1]. Наиболее часто данная болезнь развивается при длительном течении сахарного диабета, однако своевременное офтальмологическое обследование позволяет выявить развитие ретинопатии на ранней стадии [1-4]. При этом ухудшение зрения можно замедлить или предотвратить.

На практике обнаружение ДР является трудоемким ручным процессом, который требует квалифицированного врача-офтальмолога. Врач-офтальмолог диагностирует наличие ДР применяя офтальмоскопию, которая представляет собой диагностический осмотр глазного дна с помощью офтальмоскопа или фундус-линзы. Несмотря на эффективность ручного подхода к оценке данный метод является наиболее трудозатратным, кроме того возможны ошибки из-за влияния человеческого фактора.

Как и любой набор данных в реальном мире, на изображениях сетчатки глаза, полученных с офтальмоскопа, присутствует шум и помехи. Изображения могут содержать артефакты, быть засвеченные. Поэтому актуальной является разработка методики предварительной обработки изображений сетчатки глаза, которая впоследствии позволит автоматизировать задачу диагностики диабетической ретинопатии.

Ниже предлагается методика предварительной обработки изображений сетчатки глаза. Данная методика включает в себя следующие шаги:

1. Обрезка неинформативных частей изображения;

Поскольку сетчатка глаза имеет форму окружности, а на изображении помимо окружности присутствует еще и черных фон, то для сокращения времени обработки, а также для наглядности целесообразным является удаление данных неинформативных частей изображения.

2. Фильтрация шума на изображениях;

Ввиду того, что на любом изображении присутствует шумовая составляющая, то ее необходимо либо частично, либо полностью убрать. Кроме того, некоторые фирмы офтальмоскопов ставят на изображения метки, которые для последующего анализа необходимо убрать из дальнейшего анализа.

3. Сегментация.

Алгоритмы сегментации будут применены для выделения взаимосвязанных областей на изображении сетчатки глаза.

4. Выделение контуров.

Поскольку изображения сетчатки глаза состоят из многочисленных сосудов, а в случае их поражения ДР, еще и множественных образований в виде пятен разных размеров, то их необходимо выделять с использованием одного из алгоритмов выделения контура.

5. Маркировка объектов на изображении.

Для удобства анализа сосудов и пятен на изображении сетчатки глаза введена их маркировка.

Исследование предложенной методики было проведено на множестве изображений. В докладе приведены многочисленные результаты обработки изображений сетчатки глаза. Произведен подробный анализ и сравнение различных алгоритмов предварительной обработки и сделаны выводы.

Литература

1. Ефимов А. С., Скробонская Н. А. Клиническая диабетология. К.: Здоровья, 1998. – 320 с.
2. Kohner E. M. Diabetic retinopathy // Brit. Med. Bull. — 1989. — Vol. 5, № 1. — P. 148—173.
3. Эндокринология // Под ред. Н. Лавина. - М.: Практика, 1999. 1128 с.
4. A. Sjolie; P. Dodson; F. Hobbs. «Does Renin-angiotensin System Blockade have a Role in Preventing Diabetic Retinopathy» // International Journal of Clinical Practice. 2011. 65 (2). pp. 27-32.

Распознавание наложенных объектов на основе алгоритма трансформации контура

На современном этапе развития информационных технологий все более широкое распространение получают системы технического зрения (СТЗ). Основное назначение подобных систем состоит в дополнении или даже замене человека в областях деятельности, связанных со сбором и анализом зрительной информации. К числу таких операций можно отнести комплектацию и сортировку компонент для сборки, контроль и отбраковку деталей и изделий по внешнему виду и другие [1].

На практике при использовании СТЗ возможны ситуации, когда распознаваемые объекты расположены как по отдельности, так и в совокупности. Для распознавания одиночных и отдельных (изолированных друг от друга) объектов используются несложные алгоритмы, которые решают данную задачу с высокой степенью достоверности [2-4].

Как правило, основные трудности возникают при распознавании наложенных объектов, поскольку при наложении один плоский объект закрывает часть другого объекта. Поэтому задача разработки алгоритмов идентификации наложенных плоских объектов является актуальной.

Ниже предлагается алгоритм распознавания наложенных объектов на основе трансформации контура.

Алгоритм распознавания состоит из следующих этапов:

1. Приведение бинарных изображений объектов к исходному положению. Для этого:

а) вычисляется центр тяжести бинарного изображения объекта;

б) осуществляется совмещение центра тяжести бинарного изображения объекта с центром поля зрения СТЗ;

в) определяется линия длины объекта, соединяющая максимально удаленные друг от друга две точки бинарного изображения объекта;

г) вычисляется угол наклона линии длины объекта к горизонтали;

д) бинарное изображение объекта поворачивается вокруг центра тяжести на вычисленный угол наклона так, чтобы линия длины объекта совпала с горизонтальной линией.

2. Выделение одноточечных безразрывных контуров изображений объектов.

3. Идентификация наложенных объектов путем трансформации контуров.

Этап 1 и 2 реализуются с использованием алгоритмов, приведенных в работах в [1-4].

В процессе обучения в память СТЗ заносятся эталоны исходных плоских объектов. При идентификации осуществляется сравнение контуров наложенных (неизвестных) объектов со всеми контурами эталонов на основе следующего алгоритма.

Обозначим \mathcal{E} – эталон, O – наложенный объект, $K_{\mathcal{E}}$ – контур эталона, K_O – контур объекта (рис. 1).

1. Последовательно рассматривается каждая точка контура эталона \mathcal{E} .

Пусть A – текущая точка. Отложим от точки A в противоположные стороны два участка. Конечную точку левого участка обозначим B , конечную точку правого участка C . Соединив точки A , B и C получим треугольник ABC .

2. Вычисляются длины сторон треугольника AB , BC и AC на основе следующих формул:

$$AB = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}$$

$$BC = \sqrt{(x_B - x_C)^2 + (y_B - y_C)^2},$$

$$AC = \sqrt{(x_A - x_C)^2 + (y_A - y_C)^2}$$

где (x_A, y_A) , (x_B, y_B) , (x_C, y_C) – координаты точек A , B и C данного треугольника ABC .

3. На контуре объекта O находятся такие точки A' , B' и C' для которых выполняется соотношение:

$$\frac{A'B'}{AB} \approx \frac{A'C'}{AC} \approx \frac{B'C'}{BC},$$

4. Контур эталона \mathcal{E} трансформируется, таким образом, чтобы точки A , B , C и $A'B'C'$ совпали.

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

5. Вычисляется длина контура трансформированного эталона L_s и находятся участки, в которых контур трансформированного эталона является близок к контуру объекта O , а в которых удален.

6. Принимается решение о несовпадении объекта O с эталоном \mathcal{E}

7. Определяется процент наложения объектов

8. Выделяются, найденные в п. 5, участки как идентифицированные и в дальнейшем анализе не используются.

За точку A принимается следующая точка в контуре эталона \mathcal{E} и повторяются аналогичные действия по вышеописанному алгоритму.

Исследование предложенного алгоритма было проведено на изображениях различных типов тестовых объектов. Презентабельное количество испытаний выбрано равным 2000 вариантов расположения для каждого распознаваемого объекта из исходного набора тестовых изображений.

В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов обработки реальных объектов. Оцениваются точностные и временные характеристики отдельных этапов алгоритма и пути их дальнейшего улучшения.

Литература

1. Садыков С.С., Савичева С.В. Распознавание отдельных и наложенных плоских объектов – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2012. – 265 с.

2. Садыков С.С., Савичева С.В. Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков //Автоматизация и современные технологии. 2011. № 7. С. 3-6.

3. Садыков С.С., Савичева С.В. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров //Информационные технологии. 2011. №8. С.13-16.

4. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их γ -функций», Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та., 2011. С.123-127. – ISSN 2220-6418.

С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков
Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, д.23
sadykovss@yandex.ru, y_mail@mail.ru

Экспериментальное исследование возможности идентификации отдельных плоских объектов на основе безразмерных признаков выпуклых оболочек их бинарных изображений

В статье приведены результаты экспериментов по распознаванию отдельных тестовых и реальных объектов с использованием безразмерных признаков, вычисляемых по выпуклым оболочкам, построенным по их бинарным изображениям. На основе первичных коэффициентов, полученных по выпуклой оболочке, формируется вектор признаков. Создается набор эталонов для каждой группы изображений тестовых и реальных плоских объектов. С использованием среднеквадратичного отклонения вычисляется степень сходства вектора признаков неизвестного изображения и векторов признаков эталонов. Приведены результаты исследований по идентификации объектов.

Ключевые слова: изображение, распознавание, безразмерный коэффициент, признак, реальный плоский объект, выпуклая форма, выпуклая оболочка.

Введение

Автоматизация технологического процесса, в том числе с помощью роботизированных комплексов, является одним из путей повышения эффективности производства.

В состав подобных комплексов, кроме технологического оборудования, входят системы технического зрения (СТЗ), предназначенные для получения информации об изделиях. При разработке алгоритмов обработки данных для СТЗ, например, сортировка деталей формулируется как задача распознавания образов, регистрируемых аппаратными средствами СТЗ, путем обработки и анализа изображений этих деталей и изделий [1-6].

Целью исследований, изложенных в настоящей статье, является экспериментальное исследование проверка алгоритмов, распознавания отдельных тестовых и реальных плоских объектов (ОТПО и ОРПО) с использованием безразмерных признаков, полученных по выпуклым оболочкам бинарных изображений этих объектов, с помощью алгоритма в [9].

Технология проведения эксперимента.

Распознаванию подлежат детали, которые располагаются на ленте транспортёра и имеют произвольные ориентации. Фон, на котором регистрируются изображения деталей, можно считать равномерным, а условия освещения – безтеневым.

Технология распознавания состоит из двух этапов – обучения и распознавания.

Этап обучения по тестовым объектам включает следующую основную последовательность процедур:

- 1) получение контура бинарного изображения объекта;
- 2) построение выпуклой оболочки этого изображения;
- 3) вычисление безразмерных признаков;
- 4) формирование эталонных векторов признаков объектов.

При анализе изображений реальных объектов к вышеперечисленным процедурам добавляется предварительная обработка, связанная с подавлением помех на полутоновых изображениях, устранение фона и их бинаризация.

Этап распознавания состоит в сравнение вектора признака неизвестного входного объекта с множеством эталонных признаков и установление какому из них наиболее близок входной объект [10].

Формирование изображений для проведения эксперимента.

Экспериментальные исследования предложенного алгоритма проводились на двух типах изображений – бинарных и полутоновых.

Путем поворота каждого из ОТПО и ОРПО вокруг центра тяжести с шагом 1 градус формируется массив повернутых изображений каждого объекта. Всего 3600 изображений для ОТПО и 3600 для ОРПО [10]. Следующий шаг реализует имитацию случайного появления объекта в поле зрения распознающей системы. С помощью генераторов случайных чисел (ГСЧ) с нормальным распределением, из повернутых изображений каждого из ОТПО и ОРПО формируются массивы изображений по 2000 для каждого из них. Получается 20 000 изображений ОТПО и 20 000 ОРПО.

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

Сформированные полутоновые изображения бинаризируются с использованием алгоритма сегментации Отсу.

По бинарным изображениям рассчитывается количество точек в каждом из 2000 реализаций каждого из 10 ОРПО, то есть вычисляется площадь объекта S_0 . Формируются одноточечные контуры бинарных изображений объектов по алгоритму в [7]. В полученных контурах рассчитывается количество точек P_0 , образующих контур каждого из 2000 реализаций каждого из 10 ОРПО и 10 ОРПО. Определяется метрическая длина $L_{\text{конт}}$ контура каждого из 2000 реализаций каждого из 10 ОРПО и 10 ОРПО [7].

Из каждого бинарного изображения строится его выпуклая форма. Выпуклой формой бинарного изображения плоского объекта назовем такую его форму, в которой отсутствуют точки, образующие вогнутые участки [9]. По полученным выпуклым формам рассчитывается количество точек в каждой из 2000 реализации каждого из 10 ОРПО и 10 ОРПО, то есть определяется площадь построенной выпуклой формы $S_{\text{вып}}$. Определяется разность площадей объекта S_0 и выпуклой формы $S_{\text{вып}}$.

Используя алгоритм в [10], выделяются выпуклые оболочки, представляющие собой контур выпуклой формы. По полученному контуру определяется количество точек образующих выпуклую оболочку $P_{\text{вып}}$. Вычисляется метрическая длина выпуклой оболочки $L_{\text{вып}}$. На следующем шаге определяется кривизна в точках выпуклой оболочки каждого из 2000 реализаций каждого из 10 ОРПО и 10 ОРПО.

Для определения значений кривизны в точках одноэлементной дискретной линии необходимо логически установить величину кривизны в каждой точке линии [8].

После определения кривизны точек, вычисляется количество опорных точек со значениями 135 и сохраняется в параметре $M2$.

Определяется суммарная метрическая длина выпуклых участков в контуре построенной выпуклой формы.

Поскольку линейные участки контура образуются только единичными 4-х или D-связными точками, то следует определять эти длины этих участков отдельно.

Длина линейного участка, состоящего из трех точек, центральная из которых является 4-х связной определяется как $L_{\text{лин}4}=2a$. Длина линейного участка, также состоящего из трех точек, центральная из которых является D-х связной определяется как $L_{\text{лин}D}=2b$.

По полученным первичным параметрам осуществляется расчет векторов безразмерных признаков каждого из 2000 реализаций всех 10 ОРПО и 10 ОРПО по формулам, описанным в [9].

Обучение системы распознаванию

Далее в диалоговом режиме осуществляется выбор эталонов для распознавания каждой из 2000 реализаций каждого из 10 ОРПО. Аналогично осуществляется выбор эталонов для распознавания каждой реализации ОРПО. По гистограммам, полученным на этапе генерации, выбирается вектор признаков самой часто использованной из 360 повернутых вариантов, например, 1-го ОРПО, при формировании 2000 реализаций. Для данного вектора коэффициентов по методу среднеквадратичного отклонения (1) вычисляется Z_i с каждой из 2000 реализаций.

$$Z_i = \frac{1}{n+1} \sum_{j=1}^n (K_{ej} - K_{lj})^2 \quad (1)$$

где : n – число признаков; l – номер распознаваемого объекта ($l = 1, 2, \dots, 2000$); K_{ej} – значение j -го признака вектора коэффициентов K выбранного эталона; K_{lj} – значение j -го признака вектора коэффициентов K выбранной реализации.

Вычисляются 2000 СКО Z_i . Среди них ищутся Z_{\min}

$$Z_{\min} = \min\{ Z_i \} \quad (2)$$

Найденные значения Z_{\min} указывают номера реализаций среди 2000 изображений, вектора-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации. Очевидно, что с одним эталоном распознать все 2000 реализации какого-либо объекта не возможно.

На втором шаге на основе гистограммы, выбирается как эталон вектор-признак следующей часто использованной из 360 повернутых вариантов, например, 1-го ОРПО, при формировании 2000 реализаций. Вычисляются 2000 СКО Z_i . Среди них ищутся Z_{\min} по формуле (2).

Найденные значения Z_{\min} указывают номера реализаций среди 2000 изображений, вектора-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации и т.д. Выбор

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

эталонов для реализаций 1-го ОТПО проводится до тех пор, пока не будут распознаны все 2000 реализации.

Аналогично, выбор эталонов проводится для всех реализаций всех остальных 9 ОТПО.

Экзамен обученной системы распознавания.

Следующим шагом осуществляется экзамен обученной системы на 20 000 реализациях всех 10 ОТПО и всех 20 000 реализаций ОРПО на основе формул (1) и (2).

Экзамен заключается в сравнении векторов признаков всех реализаций всех 10 объектов с выбранными эталонами.

Производится выбор некоторого случайного объекта. Для него выполняются все описанные процедуры получения безразмерных признаков контура. Полученный вектор признаков неизвестного ОТПО сравнивается со всеми эталонными векторами-признаками. Определяется тип ОТПО в соответствии с $\min\{Z_{\min}\}$.

Процедура экзамена повторяется для 2-го неизвестного объекта, и так далее для всех 20000 реализаций всех 10 ОТПО.

Аналогично выполняется процедура проведения экзамена обученной системы на 20000 реализациях всех 10 ОРПО.

На рисунке 1 представлен график изменения вероятности правильного распознавания тестовых объектов в зависимости от количества эталонов.

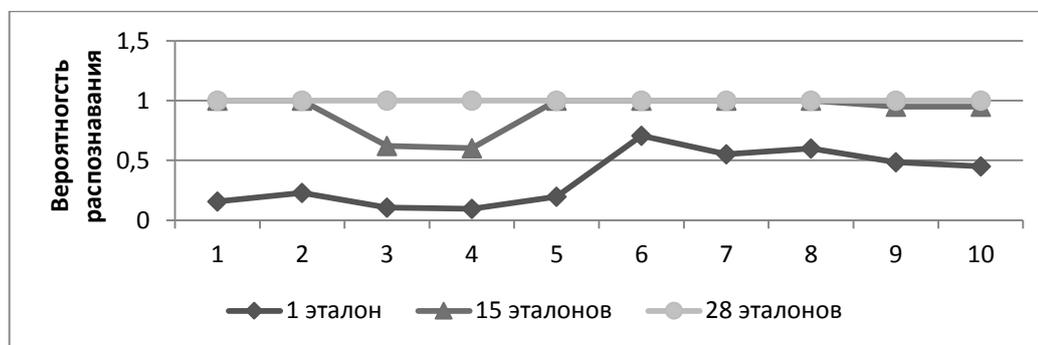


Рис. 1. График изменения вероятности правильного распознавания отдельных тестовых объектов при разном количестве эталонов

На рисунке 2 представлен график изменения вероятности правильного распознавания реальных объектов в зависимости от количества эталонов.

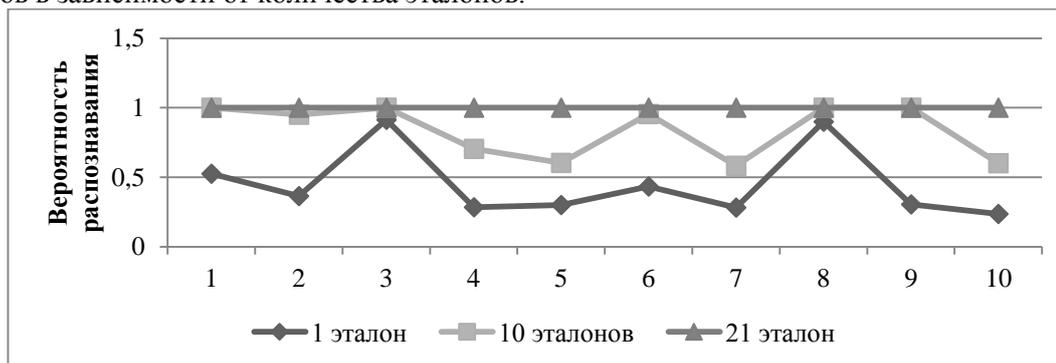


Рис. 2. График изменения вероятности правильного распознавания отдельных реальных объектов при разном количестве эталонов

Заключение

Экспериментальные исследования подтвердили возможность распознавания как тестовых так и реальных отдельных плоских объектов с использованием безразмерных признаков, полученных на основе их контуров и, в основном, выпуклых оболочек.

Наибольшее количество эталонов понадобилось для распознавания всех реализаций тестового объекта под номером 4 и реального объекта под номером 5. Это обусловлено тем, что при генерации повернутых экземпляров образуются изображения, имеющие несимметричную форму. Поэтому

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

формируемые выпуклые оболочки сильно отличаются между собой. Это можно заметить на рисунках 8 и 9.

Тестовый объект под номером 6, также как и реальный объект с номером 3 имеют достаточно сложный контур. Но в следствии симметричности изображения, выпуклые оболочки различных повернутых реализаций практически не отличаются между собой. Также стабильным остаются первичные коэффициенты, получаемые по контуру исходного изображения до заполнения вогнутых участков. Поэтому для распознавания всех 2000 реализаций тестового объекта достаточно двух эталонов, а для распознавания всех реализаций реального объекта 3 эталонов.

При обучении системы для распознавания реального объекта под номером 8 получено 4 эталона. При всей сложности изображения исходного объекта его выпуклые оболочки также остаются одинаковыми.

Литература

1. Садыков, С.С. Технология выделения области кисты на маммограмме/С.С. Садыков, Е.А. Захарова, Ю.А. Буланова//Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 1 (43). С. 7-12.

2. Исследование маркерного водораздела для выделения области рака молочной железы/С.С. Садыков, Ю.А. Буланова, Е.А. Захарова, В.С. Яшков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2013. № 1 (23). С. 56-64.

3. Андрианов Д.Е. Разработка муниципальных геоинформационных систем/Д. Е. Андрианов, С. С. Садыков, Р. А. Симаков.- М.: Мир, 2006, 109 с.

4. Жизняков, А. Л. Теоретические основы обработки многомасштабных последовательностей цифровых изображений: монография / А. Л. Жизняков, С. С. Садыков. – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2008, 121 с.

5. Критерии выделения групп риска из лиц трудоспособного возраста при медицинских исследованиях на системе АСПО/О.И. Евстигнеева, С.С. Садыков, Е.Е. Сулова, А.С. Белякова//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2012. № 19. С. 33-39.

6. Садыков, С.С. Диалоговая система анализа маммографических снимков/С.С. Садыков, Ю.А. Буланова, Е.А. Захарова//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2012. № 19. С. 155-167.

7. Садыков, С.С. Формирование безразмерных коэффициентов формы замкнутого дискретного контура/ С. С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных.2014.№4(29).С.91-98.

8. Садыков, С.С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии/С. С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных.2015.№1(30).С.52-59.

9. Садыков, С.С. Алгоритм построения выпуклой оболочки бинарного изображения и формирование его безразмерных признаков/С.С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 2 (31). С.77-85.

10. Садыков, С.С. Экспериментальное исследование алгоритма распознавания отдельных тестовых плоских объектов на основе их безразмерных контурных признаков /С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков //Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 3 (32). С.76-90.

Исследование алгоритма идентификации отдельных плоских объектов по безразмерным признакам их контуров

Комплексы, осуществляющие автоматическую упаковку, сортировку и контроль качества деталей и изделий строятся в основном на базе систем технического зрения (СТЗ), ядром которых является алгоритмы распознавания путем обработки и анализа изображений этих деталей и изделий [1-4]. В работах [2,4] разработаны алгоритмы и система распознавания отдельных, наложенных тестовых и реальных плоских деталей и изделий с использованием только одного признака контуров их бинарных изображений – значения кривизны точек дискретного контура.

Для моделирования процесса случайного появления любого ОТПО в поле зрения системы распознавания, из 360 повернутых изображений каждого из 10 ОТПО формируется массив по 2000 изображений каждого ОТПО. Выбор отдельного изображения из каждых изображений ОТПО в массив изображений осуществляется с помощью генератора случайных чисел с нормальным распределением.

Используя способ, предложенный в [4] определяются первичные коэффициенты, такие как метрическая длина $L_{кон.i}$, значение кривизны в каждой точке, опорные точки выпуклых (M1, M3) и вогнутых (M2, M4) участков и их количество в каждом из W контуров. Беря отношения одних исходных признаков к другим, формируются множество безразмерных признаков каждого из ОТПО.

В диалоговом режиме на основе гистограммы частоты использования повернутых изображений при формировании массивов случайного расположения объектов в поле зрения системы, осуществляется выбор эталонов распознавания. Проводится сравнение эталонного вектора-признаков с векторами-признаками каждого из изображений, которое заключается в вычислении СКО между векторами – признаками. Вычисляются СКО Z_{ij} . Среди них ищутся Z_{min}

Найденные значения Z_{min} указывают номера реализаций среди изображений, вектора-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации.

Выбор эталонов, для реализаций 1-го ОТПО проводится до тех пор, пока не будут правильно распознаны все реализации. Выбранные эталоны 1-го ОТПО записываются в БД.

Аналогично, выбор эталонов проводится для всех реализаций всех остальных ОТПО.

На этапе экзамена случайным образом выбирается одно из изображений ОТПО и подается на вход системы. Формируется вектор-признак данного изображения.

Полученный вектор признак входного неизвестного объекта, сравнивается со всеми эталонными векторами-признаками ОТПО, отобранными в процессе обучения. Определяется $\min\{Z_{ij}\}$, показывающий какому из ОТПО относится входной неизвестный объект.

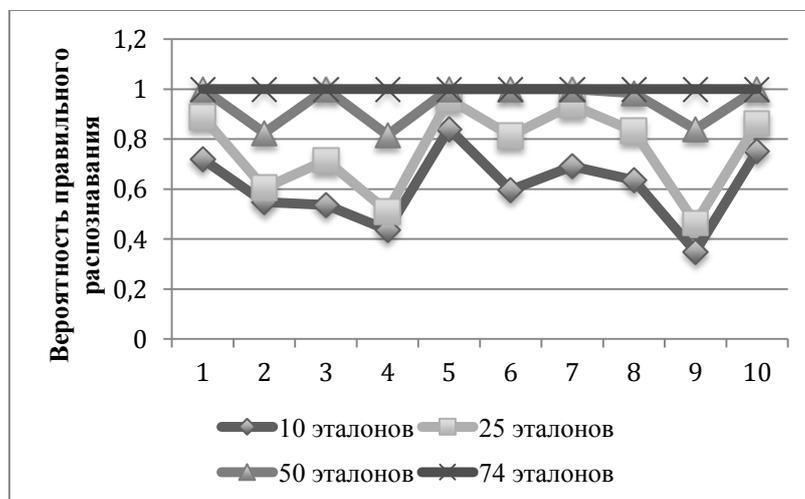


Рис. 1. График изменения вероятности правильного распознавания ОТПО при разном количестве эталонов

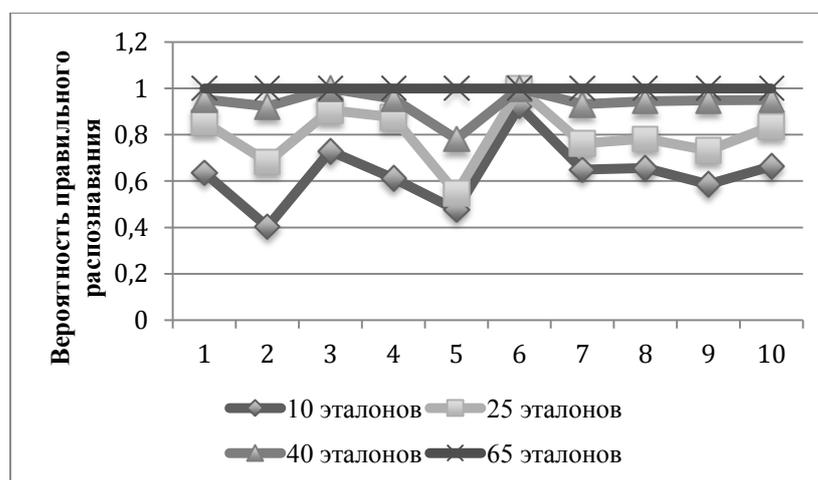


Рис. 2. График изменения вероятности правильного распознавания ОРПО при разном количестве эталонов

Выводы

Среди тестовых плоских объектов можно выделить объекты под номерами 2 и 9, имеющими достаточно простой контур. Но в следствии дискретного характера значения координат точек, составляющих изображение, при вращении меняется структура контура. На этапе обучения одним эталоном удается распознать меньшее количество изображений. Это привело к необходимости использовать 74 эталона для объекта под номером 2 и 72 для объекта 9 для достижения 100 процентного распознавания.

Наименьшее количество эталонов потребовалось для тестового объекта под номером 5 и реального полутонового под номером 6. Это объясняется малой изменчивостью структуры контура различных повернутых реализаций объекта. Соответственно при изменении положения объекта в поле зрения камеры распознающей системы также потребуется минимальное количество эталонов для распознавания данных объектов.

Обученная система была протестирована на 20000 сгенерированных изображений. Полученный набор эталонов позволил получить 100 процентов распознавания, что показывает высокую эффективность предложенных признаков.

Литература

1. Методы и алгоритмы обработки и анализа дефектоскопических и металлографических снимков/ А.А.Ермаков, А.А.Орлов, С.С. Садыков, Д.Н. Стародубов. - Владимир: Изд-во ВлГУ,2008.-112 с.
2. Садыков, С.С. Распознавание отдельных и наложенных плоских объектов/ С.С. Садыков, С.В. Савичева. - Владимир: Изд-во ВлГУ,2012.-264 с.
3. Садыков, С.С. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в СТЗ/С.С. Садыков, Н.Н. Стулов. - М:Горячая линия.-Телеком, 2005. – 204 с.
4. Садыков, С.С. Формирование безразмерных коэффициентов формы замкнутого дискретного контура/ С. С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных.2014.№4(29).С.91-98.

Диагональные признаки формы для невыпуклых изображений проекций трехмерных объектов

Задача разработки признаков, инвариантных к смещению, повороту объекта и изменению масштаба изображений, существует давно. Она связана в первую очередь с тем, что в реальных условиях обычно объекты располагаются произвольно в поле зрения видео-датчиков.

На данный момент существует множество признаков обладающих свойством инвариантности. При этом они имеют различные единицы измерения и диапазоны значений, что усложняет их совместное использование, и требует проведения операций нормализации.

В связи с этим задача разработки инвариантных признаков формы бинарных изображений является актуальной.

На данный момент автором уже разработаны алгоритмы вычисления безразмерных признаков выпуклых изображений проекций трехмерных объектов, описанные в статьях различных рецензируемых научных изданий [1-4]. Данные признаки позволили выявить закономерности и создать математическую модель для классификации плоских геометрических фигур по их форме, так же они применялись для распознавания проекций произвольно расположенных трехмерных объектов [5-9]. Признаки формы, описанные в [1-4] позволяют распознавать выпуклые проекции трехмерных объектов.

В докладе предлагаются новые признаки формы, основанные на ранее разработанных автором [1-4], позволяющие распознавать невыпуклые изображения.

Основные достоинства разработанных признаков:

- инвариантность к смещению, повороту и изменению масштаба изображений;
- область значений – $[0,1]$;
- представляют собой безразмерные коэффициенты;
- позволяют учитывать внутренние особенности бинарных изображений.

В докладе приводятся формулы, подробно описывается алгоритм вычисления каждого из признаков формы.

Литература

1. Терехин, А.В. Метод описания эталонов трехмерных объектов по форме их проекций и признакам отверстий / А.В. Терехин // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 1 (23). – С. 65 – 71.
2. Садыков, С.С. Технология формирования эталонов трехмерных объектов для их распознавания / С.С. Садыков, А.В. Терехин, А.О. Кравченко// Надежность и качество – 2012:тр. межд. симп. – Пенза: изд. ПГУ. – С. 373 – 376.
3. Терехин, А.В. Алгоритм вычисления диагональных признаков формы / А.В. Терехин // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2012 – № 4 (22). – С. 129 – 138.
4. Терехин, А.В. Метод формирования вектора признаков для идентификации проекций реальных трехмерных объектов / А.В. Терехин // Наука и современность – 2013: Сб. мат. XX МНПК. – Новосибирск, 20 февраля 2013. – С. 167 – 172.
5. Терехин, А.В. Распознавание трехмерных объектов по изображениям двух проекций / А.В. Терехин // Информационные технологии. – 2014. – №4. – С. 43 – 48.
6. Терехин, А.В. Распознавание объектов методом вычисления оценок с использованием диагональных признаков формы / А.В. Терехин // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2014. – №1. – С. 17 – 25.
7. Терехин, А.В. Распознавание трехмерных объектов с использованием двух камер / А.В. Терехин // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2013. – № 4. – С. 57 – 62.
8. Терехин, А.В. Концепция распознавания произвольно расположенных трехмерных объектов по двум изображениям проекций / А.В. Терехин// Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2014. – № 2 (27). – С. 29-40.

Секция 9. Методы обучения и организация образовательного процесса

1. Терехин, А.В. Алгоритм формирования косоугольной проекции трехмерного объекта по модели окто-дерева / А.В. Терехин, С.В. Савичева // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 3 (25). – С. 74 – 81.

Обнаружение лиц на изображениях средствами теории вейвлет-преобразований

Задача обнаружения лиц на изображении как правило является первым этапом при решении задач более высокого уровня, например, распознавания лиц и эмоций, слежения за перемещением субъекта, обеспечения доступа субъекта к охраняемому объекту и других.

Первым этапом обнаружения лиц обычно является поиск на изображении фрагментов-претендентов, которые, возможно, содержат изображения лиц. На данном этапе применяются различные подходы, основанные на анализе формы контуров, цвета и яркости отдельных фрагментов, а также подходы на основе сравнения с эталонами и поиска по шаблонам [1, 2]. Подобные подходы часто реализуются в несколько этапов с применением различных математических аппаратов, что повышает вычислительную сложность алгоритмов.

Поскольку лицо человека представляет собой эллипс определенных пропорций, то задача обнаружения фрагментов-претендентов, содержащих изображения лиц, может быть сведена к поиску объектов эллиптической формы. В зависимости от разрешения изображения и расстояния до камеры требуется учитывать размер фрагментов, содержащих лица.

Решение обеих указанных задач может быть получено с применением двумерных непрерывных вейвлет-фильтров [3]. Задавая коэффициенты масштабирования вейвлет-функции по двум направлениям можно получить фильтр такой эллиптической формы и размера, который будет давать максимальный отклик для фрагментов изображений, содержащих лица. Кроме того, двумерные вейвлеты допускают указание коэффициента поворота фильтра, что позволяет учесть произвольную ориентацию лица на изображении [4, 5].

Достоинство непрерывных вейвлет-функций состоит в том, что масштабирующие коэффициенты могут принимать произвольные значения, что позволяет достаточно точно подобрать их оптимальные значения.

После обнаружения фрагментов-претендентов возможно применение произвольных алгоритмов, определяющих принадлежность найденных областей к классу лиц, а также методов их распознавания (метод Виолы-Джонса, нейронные сети, методы, основанные на геометрических характеристиках лица и другие).

Таким образом, применение двумерных непрерывных вейвлетов позволяет за счет масштабирования и поворота фильтра успешно обнаруживать области изображений, содержащих лица, что позволяет ускорить работу классических алгоритмов поиска и распознавания лиц.

Литература

1. Ming-Hsuan Yang, David J. Kriegman, Narendra Ahuja Detecting Faces in Images: A Survey // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002. – Vol. 24. – No.1. – PP. 34–58.
2. Вежнев В., Дегтярева А. Обнаружение и локализация лица на изображении // CGM Journal, 2003.
3. Фомин А.А. Подход к обнаружению особенностей изображений на основе непрерывного двумерного вейвлет-преобразования // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем : межвуз. сб. науч. тр. ; под ред. А.Н. Пылькина. – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – С. 67–71.
4. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам ; пер. – Ижевск : НИЦ "Регулярная и хаотическая динамика", 2001. – 464 с.
5. Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов ; пер. – М. : Мир, 2005. – 671 с. : ил.