

УДК 004.6

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ



А.С. Прокопеня

Аспирант кафедры ЭВС, БГУИР



И.С. Азаров

*Доцент, доктор технических наук,
заведующий кафедрой ЭВС*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, ул. П. Бровки, 6, БГУИР, каф. ЭВС, 220013, Минск, Беларусь, тел. +375 17 2938805,
E-mail: azarov@bsuir.by*

А.С. Прокопеня

26.03.1996, окончил БНТУ в 2017 году, квалификация «Педагог-программист». Защитил магистерскую диссертацию по педагогике (БНТУ, 2018). Сфера научных интересов: цифровая обработка изображений, распознавание изображений.

И.С. Азаров

1980 г.р., к.т.н. заведующий кафедрой ЭВС. В 2002 г. окончил БГУ. В 2009 г. защитил кандидатскую, а в 2015 диссертацию в БГУИР по специальности 05.13.17 «Теоретические основы информатики». Сфера научных интересов: цифровая обработка сигналов, изображений, анализ и синтез речи.

Аннотация. Целью данной работы является анализ современных методов и алгоритмов, направленных на получение, обработку и анализ графической информации. Рассматриваются различные методы, используемые в настоящее время в различных практических областях начиная от контроля качества за производственными процессами и заканчивая взаимодействием систем человек-компьютер.

Ключевые слова: методы анализа изображений, распознавание изображений, нейронная сеть, сверточная нейронная сеть.

Введение

Задача распознавания изображений заключается в определении объекта и/или его принадлежности к определенному классу объектов. Для решения этой задачи применяются комплексы алгоритмов и методов, выполняющих получение, обработку и анализ графической информации. При этом конечной целью анализа является распознавание интересующих объекты и определение их свойств. Информация такого рода широко востребована и используется в различных областях, начиная от контроля качества за производственными процессами на предприятии и заканчивая взаимодействием систем человек-компьютер. В частности, распознавание изображений сегодня – это неотъемлемая часть многочисленных систем обеспечения безопасности и контроля.

В настоящее время методы и алгоритмы распознавания изображений очень многообразны. Условно их можно разделить на следующие основные группы:

- градиентные методы;
- методы, основанные на интенсивности;

- методы на основе пространственных частот;
- методы, основанные на вероятности;
- методы, основанные на обучении;
- методы, на основе сверточных нейронных сетей.

В настоящее время технологии развиваются быстро, неуклонно увеличивается объем регистрируемой и передаваемой информации. Методы обработки изображений совершенствуются соответственно возрастающей потребности. В данной работе предлагается обзор методов, используемых в современных практических задачах, а также анализ структуры дескрипторов локальных функций в приложениях компьютерного зрения.

1. Градиентные методы.

Методы, основанные на градиенте изображения, получили большое внимание благодаря его многообещающим количеством приложений. Дэвид Лоу заявил, что масштаб преобразования инвариантного признака (МПИП) основан на распределении градиента в обнаруженных местах. Существует алгоритм генерации МПИП, который включает в себя четыре основных шага:

1. Обнаружение экстремальных масштабов в пространстве. Первый этап, чтобы определить потенциально интересные точки, которые инвариантны к масштабу и ориентации, необходимо применить функцию разницы Гаусса.

2. Ключевые моменты локализации. Расположение и шкала каждого балла кандидата основана на показателях стабильности.

3. Назначение ориентации – это этап, на котором, назначаются местоположения каждой ключевой точки, основанной на локальных направлениях градиента изображения.

4. Дескриптор ключевой точки – это дескриптор локальной особенности, т. е. созданный путем вычисления величины градиента и ориентации в области вокруг каждой ключевой точки. Тем не менее, это требует вычислительных ресурсов [1].

Гистограмма местоположения и ориентации градиента (ГМОГ), является расширением дескриптора МПИП, путем изменения местоположения сетки и использования анализа основных компонентов (АОК) для уменьшения размера с целью повышения его надежности и распознавания. Ян Ки и Рахул Суктханкар установили, что дескриптор АОК-МПИП аналогичен дескриптору МПИП, который представляет локальный внешний вид путем применения анализа основных компонентов (АОК) к нормализованному градиентному участку изображения. Ускоренные надежные характеристики (УНХ) были предложены Гербертом Бэйем и др., которые имеют быструю скорость, описывая ключевые точки с помощью отклика нескольких фильтров [2].

2. Методы, основанные на интенсивности.

Методы, основанные на интенсивности изображения, применяются для сравнения интенсивностей пикселей, выбранных в разных местах, или для отображения локального дескриптора в пространстве Хемминга. Стреч и др. предложили новый и простой подход для получения двоичной строки из дескриптора МПИП с именем LDANHash, который выстраивает дескрипторы МПИП в соответствии со спецификой задачи и ковариационной структурой. Надежные пороговые значения могут быть оценены для выполнения бинаризации в соответствии с соответствующей функцией стоимости. Бин Фан и др. предложили новый метод построения дескриптора области интереса для ключевой идеи – объединить локальные признаки выборки в несколько групп на основе порядков интенсивности в нескольких

областях поддержки. Deskriptor локального признака, названный дескриптором инвариантного признака частичной интенсивности [3]. В их структуре вместо бифуркаций выявляются угловые точки; дескриптор инвариантного признака частичной интенсивности извлекается для всех угловых точек, следуя методике двустороннего сопоставления, чтобы идентифицировать соответствующие совпадения дескриптора инвариантного признака частичной интенсивности; любые неподходящие совпадения удаляются, и эти неподходящие совпадения уточняются.

Чтобы справиться с изменениями освещенности, было предложено множество особенностей, основанных на порядке интенсивности, по сравнению с необработанной интенсивностью, потому что порядок интенсивности пикселей в изображении инвариантен к монотонным изменениям [4]. Т. Оджала и др. впервые предложили оператор локального двоичного шаблона, который создает основанный на порядке элемент для пикселя, сравнивая значение интенсивности каждого пикселя со значением его соседних пикселей. Deskriptor BRISK основан на двоичной строке, присваивая подсказки расположения, масштаба и ориентации для каждой точки выборки путем объединения результатов тестов сравнения яркости, которые не зависят от масштаба и поворота для получения более компактных и надежных характеристик. Простой дескриптор, основанный на двоичном дескрипторе, называется BRIEF, который предложил Калондер и др., в котором каждый бит вычисляется путем сравнения разности интенсивности между парой точек выборки из фрагментов изображения [5]. Несмотря на явное преимущество в вычислениях и хранении, BRIEF все еще имеет слабые места с точки зрения надежности.

Оператор локального двоичного шаблона является одним из наиболее широко используемых признаков, основанных на интенсивности, благодаря своей вычислительной простоте, с приложениями для распознавания лиц, распознавания текстур или классификации, обнаружения видео или восприимчивости, описание области интересов и поиск информации. Оператор локального двоичного шаблона необходимо сравнить с уровнем интенсивности серого в пикселе с интенсивностью k его соседей на расстоянии r от пикселя в соответствии с характеристиками оператора локального двоичного шаблона для данного фрагмента изображения, и оператор локального двоичного шаблона может получить двоичный вектор, выражающий взаимосвязь между связью между интенсивностью уровня серого в интересующей точке для каждого из его соседей из сравнений. Чтобы уменьшить размерность дескрипторов при рассмотрении большого количества локальных «соседей», Дубей и др. предложили локальный дескриптор с чередованием по порядку, который объединяет шаблоны, извлеченные для создания дескриптора по каждому набору в отдельности, чтобы создать единый шаблон на основе локальных соседей пикселя в виде набора соседей с чередованием [6]. Эти методы могут широко использоваться для регистрации мультимодальных изображений сетчатки глаза, оптического согласования изображений с различными геометрическими и фотометрическими преобразованиями, такими как масштабирование, вращение, размытие, освещение и сжатие JPEG, а также изображений текстурированных сцен. Эти методы имеют следующие свойства, такие как короткая гистограмма, устойчивость к изменениям освещения и простота вычислений [7]. Эти методы также имеют некоторые ограничения из-за распределения интенсивности, изменяющейся освещенности и геометрических деформаций, которые вызваны, например, шумом.

3. Методы на основе пространственной частоты.

Методы, основанные на пространственных частотах, являются очень важными дескрипторными методами для регистрации изображений, в основном включающими контексты форм, диреклеты, управляемые фильтры, афинный инвариант, дробное Фурье или

вейвлет-преобразование [8]. В математике соответствие форм определяется как класс эквивалентности в группе преобразований, который определяет одинаковы две формы или нет. Обзор соответствия форм в компьютерном зрении, распознавании образов, обработке медицинских изображений и многих других областях можно найти в современной технической литературе. Такие задачи, как извлечение контента на основе изображений, распознавания лица и регистрации изображений все требуют согласования функций, таких как точки, линии и контуры, извлеченных из ссылки и воспринимаемые изображения, то есть, находя соответствие между двумя формами. Затем формы эквивалентны нахождению точки в каждом объекте с похожим контекстом формы. Литман и Бронштейн предложили параметрические спектральные дескрипторы при этом учитывается статистика корпуса формы, к которой он применяется, и класс преобразований, к которым он нечувствителен [6]. Ван и др. разработали новый метод дескриптора формы для идентификации формы листа, извлекая многомасштабные элементы формы с использованием элементов высоты арки вместо кривизны для описания различного представления формы листа. Хонг и Соатто заявили, что дескриптор формы обеспечивает желаемые свойства инвариантности, которые основаны на серии изотропных интегральных ядер, которые характеризуют локальную геометрию формы, позволяя сигнатуре формы быть устойчивой по отношению к нежелательному возмущению, сохраняя при этом дискриминационную способность [9]. Кроме того, сигнатура формы разработана для того, чтобы быть инвариантной относительно групповых преобразований, которые включают в себя вращение, масштабирование, перемещение и отражение. Фильтры с управляемой пирамидой, представленные Фриманом и Адельсоном, которые представляют собой многомасштабные, многонаправленные методы декомпозиции изображений, вращение и перемещение которых не зависят от искажения изображения, которые могут широко применяться для регистрации изображений. Эти характеристики делают его полезным для регистрации изображений, таких как изображения с дистанционным зондированием и результаты регистрации, которые являются более надежными при большом искажении на основе управляемых фильтров пирамиды. Заворин и Мойнь предложили метод пирамид с вейвлет-характеристикой для автоматической регистрации, использующий характерный вейвлет-преобразование с мультиразрешимым характером, который может обеспечить быстрые вычислительные скорости и точную регистрацию [6]. Пан и др. предложили подход адаптивного многослойного дробного преобразования Фурье, объединив полярное быстрое преобразование Фурье (БПФ) и лог-полярное БПФ, которое имеет меньшую ошибку интерполяции как в полярном, так и в лог-полярном преобразовании Фурье и может достичь большей точности при почти такой же сложности вычислений, как у псевдополярного БПФ. Сонг и Ли предложили новый дескриптор свойства, названный Local Polar DCT Feature (LPDF), который устойчив к различным преобразованиям изображения путем непосредственного извлечения функций DCT из локального участка изображения, квантованного в полярной геометрической структуре. Эти методы более точны и значительно быстрее, что больше подходит для сопоставления наборов точек, включая деформацию, шум, выбросы, вращение и окклюзию, оптическую регистрацию изображений без какой-либо интерполяции и итерации. Кроме того, эти методы также применяются для регистрации изображений с дистанционным зондированием с геометрически искаженным, шумным и радиометрически искаженным [10]. Двумя основными способами в методах регистрации изображений на основе Фурье являются фазовая корреляция и лог-полярное преобразование, но оба имеют низкую производительность и ограниченное применение, такое как большие масштабы с произвольными поворотами.

4. Момент и вероятностные методы.

Представления признаков инвариантны к вращению, масштабированию и переводу в процессе сопоставления, представления общих признаков представляют собой цепной код, инварианты момента и дескрипторы вероятности. Дай и Хоррам заявили, что автоматический метод регистрации изображений был установлен для соответствия между совпадениями областей, обнаруженных путем объединения инвариантного дескриптора формы момента с улучшенным сопоставлением кода цепи. Моменты Цернике являются продолжением геометрических монет путем замены обычного ядра преобразования на ортогональные полиномы Цернике [6]. Моменты Цернике используются при регистрации изображений и распознавании объектов независимо от их размера, положения и ориентации. Чен и Сан предложили новый дескриптор, названный основанным на фазе дескриптором момента Цернике, применяя общий набор эллиптических областей интереса, которые в дальнейшем нормализованы до круглых с фиксированным размером. Кроме того, нормализованные круглые области становятся практически инвариантными относительно вращательной неоднозначности.

Функция правдоподобия имеет смешанную структуру, такую как алгоритм максимизации ожидания (EM), который обеспечивает принципиальный способ восстановления решений с максимальным правдоподобием для проблем, связанных с отсутствием или скрытием данных [11]. Луо и Хэнкок заявили из распределения вероятностей для ошибок и показывают, что проблема сопоставления графов может быть начата как оценка максимального правдоподобия с использованием алгоритма EM, и соответствия соответствий между моделями графов, которые можно найти в матричной структуре которая основана на разложении сингулярных значений для улучшения соответствия. Чо и Ли предложили прогрессивный метод обновления совпадений кандидатов, применив вероятностное голосование на основе перемещения графиков, что значительно повышает целевую функцию в задаче целочисленного квадратичного программирования. Статистика высокого порядка локальных дескрипторов Вебера была предложена Ханом и др., которая исследует локальный патч, называемый *microTexton*, трансформировали домен и использовали параметрический процесс вероятности и извлекали статистику высшего порядка для моделирования локальных дескрипторов Вебера [6]. Ма и др. исследовались методы сопоставления точек, основанные на локальных особенностях, в предположении, что сопоставления точек претерпевают когерентное преобразование, которое может быть итеративно оценено алгоритмом максимизации ожидания (EM). Они представили единую структуру для сопоставления жестких признаков на основе преобразования, и базовое преобразование между точечными парами представлено векторным полем, устойчивым оценщиком L2E или с использованием модели гауссовой смеси, которые используют как глобальную, так и локальную структуру, чтобы найти лучшие соответствия. Моментные и вероятностные методы применяются к точечным наборам, текстурированным сценам и изображениям структурированных сцен для сопоставления или регистрации, включая фотометрические и геометрические преобразования [12]. Моментные и вероятностные методы подходят для изображений с дистанционным зондированием, которые эффективны и надежны и способны справляться с выбросами. Вероятностная модель зависит от скрытых переменных, имеет низкую скорость сходимости. Как следствие, он не подходит для крупномасштабных наборов, данных и данных больших размеров; но вычислительная структура алгоритма стабильна и точна.

5. Методы машинного обучения.

Основанные на обучении методы применяются для визуальных задач более высокого уровня, которые можно разделить на две категории: изучение низкоуровневых функций и нейронных сетей глубокого обучения, которые обеспечивают больше инвариантности к различным искажениям благодаря изучению нескольких уровней функций, включая функции низкого уровня, для получения функций более высокого уровня. Трзински и др. предложили новые контролируемые обучающие низкоразмерные, но сильно дискриминирующие дескрипторы, которые применяются для повышения, чтобы получить нелинейное отображение входных данных в пространство пространственных объектов. Симонян и др. предложили изучение локальных дескрипторов признаков в качестве задачи выпуклой оптимизации путем применения разреженности [6]. Предложенный метод может уменьшить размерность, а также улучшить дискриминацию дескрипторов путем применения регуляризации ядерной нормы матрицы Махаланобиса.

Метод наклонных локальных дескрипторов изображений был предложен Брауном и др. Метод наклоняющихся локальных дескрипторов изображений основан на строительных блоках для создания дескрипторов, который рассматривает как линейные, так и нелинейные преобразования с уменьшением размерности, а также использует дискриминантные методы обучения и минимизацию Пауэлла для минимизации ошибки класса ближайшего соседа. Большинство существующих методов классификации изображений используют функции ручной работы, которые не являются адаптивными для разных областей изображений. Чтобы решить эту проблему, Шао и др. предложили эволюционный метод обучения для автоматической генерации дескриптора глобальных признаков, адаптируемого к области; это основано на многоцелевом генетическом программировании (MOGP); это применяется для развития надежных и отличительных дескрипторов признаков с набором доменных изображений и случайных констант в качестве терминалов, ряда примитивных операторов в качестве функции, как частоты ошибок классификации, так и сложности дерева в качестве критерия точности [13]. Юань и др. предложили разнообразный стандартизированный метод глубокой архитектуры для распознавания, который используется для изучения высокоуровневых функций неконтролируемым образом, используя структурную информацию данных и делая отображение между видимым слоем и скрытым слоем. Лю и др. разработали дескриптор признаков движения, основанный на генетическом программировании (GP), чтобы развить дискриминационные пространственно-временные представления, которые одновременно объединяют цветовые и оптические последовательности потока для распознавания действий высокого уровня [6].

Методы, основанные на обучении, не нуждаются в ручном обозначении наземных данных правды для низкоуровневых и высокоуровневых функций, которые более гибки, чем обычные функции ручной работы. Кроме того, выбранные функции обученной сети глубокого обучения точно фиксируют сложные морфологические закономерности в участках изображения, которые улучшают производительность регистрации изображения на новых модальностях изображения или новых приложениях обработки изображений [14]. Глубокое обучение может предоставить только ограниченный объем данных в сценариях приложений и не может дать объективную оценку данных.

6. Сверточная нейронная сеть.

Использование сверточных нейронных сетей (CNN) недавно привели к прорывам в компьютерном зрении и распознавании образов, таких как обнаружение объектива, сопоставление признаков, классификация изображений и так далее. В 2012 году Крижеский и

др. предложили CNN под названием AlexNet, которая с большим отрывом превзошла предыдущие результаты в масштабной проблеме визуального распознавания ImageNet (ILSVRC). CNN принадлежат к определенной категории методов глубокого обучения, которые становятся исключительно популярными методами, потому что CNN не только была способна автоматически изучать представления характеристик изображения, но также имеет просто масштабированную версию LeNet с более глубокой структурой. Модели CNN служат хорошим выбором для извлечения таких функций, как VGGNet, GoogleNet и ResNet, которые рассматриваются как набор нелинейных функций, которые состоят из ряда слоев, включая свертку, объединение, нелинейность. Ма и Чжао предложили новый метод сопоставления признаков, основанный на признаке CNN в качестве целостного представления изображения [6]. Функция CNN применяется для извлечения ключевых кадров, которые имеют похожий вид с топологической карты. Наконец, консенсус векторного поля использовался для геометрической проверки и для получения наиболее похожего ключевого кадра для улучшения производительности согласования Жанг и др. Предложенный метод детального распознавания включает в себя два этапа выбора нейронных активаций, рассчитанных по CNN, один для локализации, а другой для описания. Женг и др. представили сравнение локальных дескрипторов, называемое SIFT и CNN. Это исследование обеспечивает понимание связи между SIFT и основанными на CNN методами для современного поиска экземпляров, рассматривает широкий выбор в различных категориях. Лин и др. предложили метод сопоставления визуальных данных, основанный на обобщенном показателе сходства и изучении признаков. Мера сходства объединена с обучением представления признаков через глубокую CNN, которая включает матрицу меры сходства в глубокую архитектуру, обеспечивая сквозной способ оптимизации модели. Вен и др. представили новую структуру крупно-тонкой сверточной нейронной сети (CNN) с глубокой цветопередачей, чтобы смягчить артефакты копирования текстур и эффективно сохранить детали кромок для сверхразрешения глубины изображения.

Основанные на CNN методы широко применяются в компьютерном зрении и распознавании образов, функции CNN могут быть извлечены сквозным способом за один проход к модели CNN [15]. Представления дескриптора функции демонстрируют улучшенную способность распознавания для сопоставления изображений или регистрации изображений. Методы на основе CNN имеют некоторые ограничения, такие как настройка параметров, большие выборки и использование графических процессоров для обучения моделей выборок. Нейронная сеть сама по себе является необъяснимым «режимом черного ящика». Существуют некоторые специальные локальные функции, т. е. методы кодирования объектов, в том числе Bag-of-Words (BoW), Fisher Vector (FV), вектор локально агрегированных дескрипторов (VLAD) и т. д., которые широко применяются для классификации изображений, локализации объектов, распознавания лиц, подсчета толпы и анализа видео.

Юань и Ху применили модель «мешок слов» (BoW), чтобы построить векторы компактных объектов из плотно выделенных локальных объектов для автоматического выделения облаков и классификации изображений. Лю и др. использовали предварительно обученные активации CNN в качестве локальных признаков, которые предлагаются для конкретной композиционной модели, основанной на кодировании векторов-фишеров (FV) для классификации изображений. Ли и др. предложили метод кодирования множественных векторов для локально агрегированных дескрипторов (VLAD) с функциями CNN для классификации изображений. Ван и др. предложили схему для аннотации экземпляра, вдохновленную успешным применением набора слов (BoW) для представления функций, чтобы включить изучение BoW и маркировку экземпляров в единую оптимизационную формулировку для локализации объекта [6]. Ван и др. разработали дескриптор Compact FV (CFV),

который получается путем обнуления небольших постериодов, вычисления статистики первого порядка и правильного переоценки его элементов для применения CFV для кодирования сверточных активаций CNN для распознавания лиц. Принимая во внимание различные весовые коэффициенты, Шенг и др. предложили обобщенную форму взвешенного VLAD (W-VLAD) с помощью CNN для точного подсчета толпы. Сюй и др. разработали новый последовательный вектор уровня локально агрегированных дескрипторов (VLAD), чтобы объединить архитектуру рекуррентных сетей свертки (RCN) в единую структуру, чтобы улучшить извлечение признаков и анализ движения.

Локальный дескриптор функции является ключевым методом, который играет важную роль в компьютерном зрении и распознавании образов. Тем не менее, есть некоторые проблемы, которые остались нерешенными для описания локальных функций следующим образом:

– Обнаружение стабильных элементов – это первый шаг к регистрации изображения, который напрямую влияет на точность соответствия признаков. Поэтому предлагается, чтобы в будущем исследователям предлагалось обнаружить эталонное изображение и воспринимаемое изображение для решения этой проблемы.

– Описание обнаруженных признаков является критическим и очень сложным этапом, и характеристики по локальному описанию должны быть инвариантными и устойчивыми для определения, масштабирования, поворота, окклюзии и освещения.

– Нахождение точного соответствия признаков является очень важным шагом, который измеряет критерии и алгоритмы оптимизации, которые используются для ускорения и улучшения регистрации изображений.

– Как выбрать подходящую функцию преобразования - важный шаг, потому что некоторые изображения имеют глобальную, локальную или глобальную и локальную деформации.

Таким образом, дескрипторы локальных функций играют важную роль во многих приложениях компьютерного зрения для будущей регистрации изображений, объединения изображений, поиска изображений, распознавания объектов и обнаружения изменений.

Литература

- [1] D. G. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints / International Journal of Computer Vision, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [2] Speeded-up robust features (SURF) / H. Bay [et al.] – Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, 2008.
- [3] A partial intensity invariant feature descriptor for multimodal retinal image registration / J. Chen [et al.] – IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 57, no. 7, pp. 1707-1718, 2010.
- [4] Exact order based feature descriptor for illumination robust image matching / B. Kim – Pattern Recognition, vol. 46, no. 12, 3268-3278, 2013.
- [5] BRIEF: Computing a local binary descriptor very fast / M. Calonder – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 34, no. 7, pp. 1281-1298, Jul. 2012.
- [6] IEEE – Advancing Technology for Humanity. The world's largest technical professional organization for the advancement of technology [Electronic resource] – Mode of access: <https://www.ieee.org/publications/index.html> – Date of access: 28.01.2019.
- [7] M. Heikkil, Description of interest regions with local binary patterns / M. Heikkil, M. Pietikainen, C. Schmid – Pattern Recognition, vol. 42, no. 3, pp. 425-436, 2009.
- [8] D. Jayachandra, Directionlets using in-phase lifting for image representation / D. Jayachandra, A. Makur – IEEE Transactions on Image Processing, vol. 23, no. 1, pp. 240-249, Jan. 2014.
- [9] B. W. Hong, Shape matching using multiscale integral invariants / B. W. Hong, S. Soatto – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 37, no. 1, 151-160, 2015.
- [10] J. M. Murphy, Automatic image registration of multimodal remotely sensed data with global shearlet features / J. M. Murphy, J. L. Moigne, and D. J. Harding – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 54, no. 3, pp. 1685-1704, 2016.

- [11] B. Luo, Structural graph matching using the EM algorithm and singular value decomposition / B. Luo, E. R. Hancock – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 10, pp. 1120-1136, 2001.
- [12] Z. Chen, A Zernike moment phase-based descriptor for local image representation and matching / Z. Chen, S. K. Sun, – IEEE Transactions on Image Processing, vol. 19, no. 1, pp. 205-219, Jan. 2010.
- [13] M. Brown, Discriminative learning of local image descriptors / M. Brown, G. Hua, S. Winder – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 33, no. 1, pp. 43-57, Jan. 2011.
- [14] G. R. Wu, S-calable high-performance image registration framework by unsupervised deep feature representations learning / G. R. Wu, M. J. Kim, Q. Wang, B. C. Munsell, D. G. Shen – IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 63, no. 7, pp. 1505-1516, 2016.
- [15] L. Zheng, SIFT meets CNN: A decade survey of instance retrieval / L. Zheng, Y. Yang, Q. Tian – IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 40, no. 5, pp. 1224-1244, 2018.

CONTEMPORARY IMAGE RECOGNITION METHODS

A.S. PROKOPENYA

*Postgraduate Student, Department of ECT,
BSUIR*

I.S. AZAROV

*Assistant professor,
Doctor of Technical Sciences, Head of the
Department of ECT*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, st. P. Brovka, 6, department. ECT,
220013, Minsk, Belarus, tel. +375 17 2938805,
E-mail: azarov@bsuir.by*

Abstract. The aim of this article is the analysis of methods, algorithms aimed at obtaining, processing and analyzing graphic information. The paper considers different techniques applied in various practical fields ranging from quality control of production processes and ending with the interaction of human-computer systems.

Keywords: image analysis methods, image recognition, neural network, convolutional neural network.