

6. Производятся корректировки значений весов для упорядоченных пар слов, входящих в одни и те же триплеты либо предложения.

7. Из множества выделенных из текста RDF-триплетов выбираются:

Триплеты, каждая из позиций которых (субъект, предикат и объект) заняты в естественно-языковом представлении вхождением метки (соответственно, субъект и объект – метками понятия либо экземпляра, а предикат – меткой свойства).

Триплеты, одна из позиций которых занята вхождением ключевого слова, а две других – вхождением метки, так называемые триплеты-«кандидаты».

Выход алгоритма – метаописание документа, в которое входит набор записей вида $\langle E_i, S_i \rangle$, где E_i – идентификатор элемента онтологии (так называемый URI – Universal Resource Identifier), а S_i – индекс значимости этого элемента для документа. При этом S_i имеет вид $S_i = \langle SiTF, SiIDF, SiC \rangle$, где $SiTF$ – коэффициент значимости элемента с точки зрения документа (модифицированный коэффициент TF), $SiIDF$ – коэффициент значимости элемента с точки зрения набора документов (коэффициент IDF), SiC – итоговое значение коэффициента значимости термина. В метаописание также входят все обнаруженные в тексте триплеты, все позиции которых заняты вхождением меток элементов онтологии.

Кроме того, по завершении работы алгоритм генерирует набор вспомогательных записей, уменьшающих время возможной последующей повторной обработки документа.

Результаты работы алгоритма – семантические метаописания, которые позволяют реализовать семантический поиск и семантическую навигацию по обработанному множеству текстов. Качество распознавания находится на уровне примерно 60 % от распознавания человеком, в зависимости

от полноты онтологии предметной области и глубины анализа текста.

Литература

1. Люгер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. 4-е издание. – М.: Вильямс, 2003. – 864 с.

2. Хорошилов А.А. Белоногов Г.Г. Калинин Ю.П. Компьютерная лингвистика и перспективные информационные технологии: теория и практика. // НТИ. Сер. 2. Информ. процессы и системы / ВИНТИ. – 2004. – N 8. – С.30-43.

3. Poon H., Domingos P. Unsupervised semantic parsing. ACL Anthology. A Digital Archive of Research Papers in Computational Linguistics / [Электронный ресурс]. – Режим доступа: www.aclweb.org/anthology/D/D09/D09-1001.pdf, свободный (дата обращения: 02.10.2010).

4. Deep linguistic processing with hpsg. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.delph-in.net>, свободный (дата обращения: 02.10.2010).

5. Сайт лаборатории speech technology копорации microsoft. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://research.microsoft.com/en-us/groups/srg/default.aspx>, свободный (дата обращения: 02.10.2010).

6. Сайт рабочей группы «Автоматическая обработка текстов». [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://aot.ru/>, свободный (дата обращения: 02.10.2010).

7. Сайт компании RCO [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.rco.ru>, свободный (дата обращения: 02.10.2010).

8. Thomas Roelleke, Jun Wang, TF-IDF uncovered: a study of theories and probabilities // Proceedings of the 31st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, July 20-24, 2008, Singapore, Singapore

ДЕТЕКТИРОВАНИЕ ЛИЦ С ПОМОЩЬЮ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Калиновский И.А.

Научный руководитель: д.т.н., профессор Спицын В.Г.

Томский политехнический университет

634050, Россия, г. Томск, пр-т Ленина, 30

E-mail: kua_21@mail.ru

Введение

Задача выделения лиц на изображениях или в видеопотоке является одной из классических в области обработки изображений и компьютерного зрения. Потребность в таких алгоритмах обусловлена необходимостью в автоматизации различных процессов, связанных с обеспечением безопасности, учетом и контролем доступа.

Исследования в этой области ведутся уже более 15 лет. Предложено множество алгоритмов, начиная от простых статистических моделей и заканчивая методами машинного обучения и 3D моделированием лица. Однако нельзя ска-

зать, что эта задача решена полностью, т.к. не разработан алгоритм, позволяющий надежно детектировать лица при любом распределении освещенности, различных поворотах, наклонах и масштабах лица, перекрытии лица объектами, а также при низком разрешении изображения и наличии шумов. В таблице 1 перечислены некоторые существующие методы выделения лиц, а так же их преимущества и недостатки [1].

Таблица 1. Методы выделения лиц на изображениях

Название	Преимущества	Недостатки
Поиск по цвету	Высокая скорость обнаружения, не требует обучения	Высокая вероятность ложного обнаружения
Корреляционные методы	Высокая точность обнаружения	Низкая скорость работы, требуется большая обучающая выборка
Поиск по характерным признакам	Высокая точность и скорость обнаружения для изображений лиц крупным планом	Низкая скорость работы для изображений с несколькими лицами, требуется большая обучающая выборка

Серьезной проблемой, стоящей перед системами компьютерного зрения, является большая изменчивость визуальных образов, связанная с изменениями освещенности, окраски, масштабов, ракурсов наблюдения. Однако наиболее сложной задачей является проблема устранения неоднозначности, возникающей при проектировании трехмерных объектов реального мира на плоские изображения. Цвет и яркость отдельных пикселей на изображении также зависит от большого количества трудно прогнозируемых факторов. В число этих факторов входят:

- 1) число и расположение источников света;
- 2) цвет и интенсивность излучения;
- 3) тени или отражение от окружающих объектов.

Задача обнаружения объектов на изображении осложняется также огромным объемом данных, содержащихся в изображении. Изображение состоит из тысяч пикселей, каждый из которых может иметь важное значение. Полное использование этой информации, требует анализа каждого пиксела на принадлежность его объекту или фону с учетом возможной изменчивости объектов. Такой анализ может потребовать высоких затрат в требуемой памяти и производительности компьютера.

Методы выделения лиц по характерным признакам [3]

Эти методы опираются на инструментарий распознавания образов, рассматривая задачу обнаружения лица, как частный случай задачи распознавания. Изображению ставится в соответствие некоторым образом вычисленный вектор признаков, который используется для классификации изображений на два класса – лицо/не лицо.

1. Метод главных компонент

Метод главных компонент [2] применяется для снижения размерности пространства признаков. Применение метода главных компонент к набору векторов линейного пространства R^n , позволяет перейти к такому базису пространства, что основная дисперсия набора будет направлена вдоль нескольких первых осей базиса, называемых главными осями, что существенно уменьшает размерность пространства признаков.

2. Метод опорных векторов

Цель обучения большинства классификаторов – минимизировать ошибку классификации на обучающем наборе. В отличие от них, с помощью метода опорных векторов [2] можно построить классификатор минимизирующий верхнюю оценку ожидаемой ошибки классификации. Применение метода опорных векторов к задаче обнаружения лица заключается в поиске гиперплоскости в признаковом пространстве, отделяющей класс изображений лиц от изображений «не-лиц».

3. Искусственные нейронные сети

Нейросети давно и успешно применяются для решения многих задач распознавания. Обзор нейросетевых архитектур, применявшихся для решения задачи обнаружения лица можно найти в [4]. Недостатком этого метода является необходимость в тщательной настройке нейросети для получения удовлетворительного результата классификации.

Целью данной работы является разработка алгоритма обнаружения лиц в видеопотоке, обеспечивающего высокий процент положительных детекций в режиме реального времени.

В качестве метода решения поставленной задачи выбран аппарат искусственных нейронных сетей, поскольку их способность к аппроксимации данных позволяет получить классификатор, хорошо моделирующий сложную функцию распределения изображений лиц [5]. Из всего разнообразия нейросетевых архитектур особое место занимают сверточные нейронные сети [2].

Сверточные нейронные сети

Сверточная нейронная сеть (СНС) предназначена для распознавания двумерных данных или изображений, поэтому нейроны в каждом слое сети образуют плоскости. Это позволяет сохранить топологию входной информации.

Входной слой может состоять из одной или нескольких плоскостей, размеры которых совпадают с размерностью входных данных.

Скрытые слои выделяют из входного изображения характерные признаки тех объектов, классификации которых обучалась сеть. Каждый слой, выполняет некоторое преобразование данных, полученных на предыдущем слое, например, производит свертку изображения с маской, усредняет данные, вычисляет дисперсию и др. Нейроны в слоях соединены с небольшими группами нейро-

нов предыдущего слоя, причем все нейроны в плоскости имеют одинаковые веса. Это обеспечивает детектирование определенных признаков в любом месте изображения и уменьшает общее число весовых коэффициентов. С каждым новым слоем размеры плоскостей уменьшаются, но их количество увеличивается. Чередованием слоев с различной специализацией достигается иерархическая обработка данных – на каждом следующем уровне выделяются все более абстрактные признаки классифицируемых объектов.

Последние два слоя содержат простые нейроны, которые проводят финальную классификацию на основании высокоуровневых признаков, выделенных в предпоследнем скрытом слое сети.

Обычно сверточная нейронная сеть, содержит два типа слоев [5]: сверточные и подвыборочные.

Процесс функционирования нейрона сверточного слоя задается выражением:

$$y_k^{(i,j)} = f \left(b_k + \sum_{s=0}^{N-1} \sum_{t=0}^{M-1} w_{k,s,t} y_{k-1}^{(i+s,j+t)} \right),$$

где $y_k^{(i,j)}$ – нейрон k -й плоскости сверточного слоя; b_k – нейронное смещение k -й плоскости; N, M – размер рецептивной области нейрона; $w_{k,s,t}$ – элемент матрицы синаптических коэффициентов; y_{k-1} – выходы нейронов предыдущего слоя, f – функция активации нейрона.

Плоскости сверточного слоя осуществляют фильтрацию изображений, полученных на предыдущем подвыборочном слое сети, прямоугольной маской из общих синаптических коэффициентов нейронов. Результат фильтрации, после нелинейного преобразования функции активации, отображается на выходы нейронов.

Функционирование нейрона подвыборочного слоя задается следующим соотношением:

$$y_k^{(i,j)} = f \left(b_k + \frac{w_k}{N \cdot M} \sum_{s=0}^{N-1} \sum_{t=0}^{M-1} y_{k-1}^{(N+i-s, M+j-t)} \right).$$

Каждый нейрон подвыборочного слоя вычисляет среднее своих входов, умножает на синаптический коэффициент, добавляет нейронное смещение и передает результат через активационную функцию. Смежные нейроны в подвыборочном слое имеют непересекающиеся рецепторные поля. После операции подвыборки точное местоположение и специфические признаки каждой особенности изображения становятся менее важными, что повышает инвариантность нейронной сети.

Заключение

В данной статье приведен небольшой обзор существующих методов детектирования лиц на изображениях. Дальнейшая работа будет направлена на реализацию и обучение сверточных нейронных сетей, как наиболее подходящего метода для достижения поставленной цели.

Литература

1. Вязовых, М.В. Обнаружение лиц на цветном растровом изображении с применением модифицированного метода Виолы-Джонса / Научно-технический вестник. – М.: МГТУ, 2012.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
3. Вежневцев, В. Обнаружение и локализация лица на изображении, CGM Journal, 2003.
4. Rowley, H. A. Neural network-based face detection / IEEE Transactions P.A.M.I. 1998. p.23-38.
5. Макаренко, А.А. Алгоритмы и программная система классификации полутоновых изображений на основе нейронных сетей: дис. ... канд. тех. наук: 05.13.18. – Томск, 2007. – 117 с.

ОБЗОР ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ ИММУННЫХ СИСТЕМ В СИСТЕМАХ ОБНАРУЖЕНИЯ ВТОРЖЕНИЙ

Каменев А.В.

Научный руководитель: Киселев А.А.

Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики
630102, Россия, г. Новосибирск, ул. Кирова, 86
avknsk@gmail.com

Введение

Достаточно широкую популярность на сегодняшний день получили технологии, сходные по принципу работы с биологическими системами, например, человеком: искусственный интеллект, основанный на нейронных сетях, средства обработки зрительных образов, искусственная сетчатка, всевозможные генетические алгоритмы. На данный момент искусственные иммунные системы используются преимущественно как разновидность систем искусственного интеллекта, однако весьма перспективным видится использова-

ние систем защиты, работающих по принципу иммунитета в системах обнаружения вторжений.

Постановка задачи

Системы обнаружения вторжений по способу обнаружения можно разделить на два вида:

- сигнатурные;
- системы обнаружения аномалий.

Потребность в применении новых подходов в системах обнаружения вторжений обусловлена рядом недостатков современных систем обнару-