

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ ПО НЕФОРМАЛИЗОВАННОЙ СЕМАНТИЧЕСКОЙ ХАРАКТЕРИСТИКЕ

В данной статье описаны основные алгоритмические блоки, различные сочетания которых позволяют решать ряд практически значимых задач, как, например, генерация изображений, описаний к изображениям или идентификацию личности. Основными технологиями, используемыми в этих блоках, являются: свёрточная нейронная сеть, развёртывающая сеть, рекуррентная нейросеть с долгой краткосрочной памятью, генеративно-состязательные нейронные сети и нейросетевой инструмент преобразования слов в вектора word2vec. Описана модификация, позволяющая преобразовать развёртывающую сеть в самостоятельный дискретный компонент без введения дополнительных функциональных зависимостей. Для каждого пункта приведено краткое описание и способ применения для решения поставленной задачи. Описана база данных, разработанная для организации процессов обучения и эксплуатации нейросетей, способ составления выборки для настройки нейронных сетей. Приведен алгоритм поиска человека по словесному описанию с применением описанных средств.

Ключевые слова: рекуррентная нейронная сеть, развёртывающая нейронная сеть, свёрточная нейронная сеть, генеративно-состязательная нейронная сеть, word2vec, машинное обучение.

Chastikova V. A., Zherlitsyn S.A., Volya Y.I.

NEURAL NETWORK METHOD OF IDENTIFICATION BY UNFORMALIZED SEMANTIC CHARACTERISTICS

The article describes the main algorithmic blocks, the various combinations of which allow to solve practically important tasks, such as the generation of images, descriptions for images or identification of a person. The main technologies used in these blocks are: a convolutional neural network, a deconvolutional network, a recurrent neural network with a long short-term

memory, generative-competitive neural networks and a neural network word conversion tool into word2vec vectors. The described modification allows transform the deconvolutional network into the independent discrete component without introducing additional functional dependencies. For each item, a brief description and method of application for solving the task is given. There is a describing of the database developed for the organization of the processes of training and operation of neural networks, a method of drawing a sample for tuning neural network. The algorithm of the person search by the verbal description with the application of the described means is given.

Keywords: recurrent neural network, deconvolutional neural network, convolutional neural network, generative-competitive neural network, word2vec, machine learning.

Связка технологии идентификации и аутентификации широко применяется в настоящее время. Их сочетание позволяет регистрировать активность участников информационного обмена, поставлять услуги определенному клиенту и совершать прочие действия, требующие подтверждения личности со стороны субъекта или объекта. Однако даже идентификация, отвечающая за установление, но не приводящая к подтверждению личности, является важнейшей задачей во многих областях деятельности человека. Примерами тому является деятельность сыскных служб, поиск знакомых людей через сеть Интернет и даже первый этап авторизации.

Формализации подвергаются два наиболее естественных и близких человеку идентификатора: изображение и свободная речь. Конечно, в общем случае, технология позволяет использовать и другие описательные параметры, но в целях повышения наглядности принципов работы модели выбраны именно названные выше характеристики.

Под изображением понимается фотоснимок человека, в идеальном случае, фото лица в анфас. Для интерпретирования сложных массивов, коим и является изображение, существует технология, неоднократно доказывавшая свою эффективность, – свёрточная нейронная сеть.

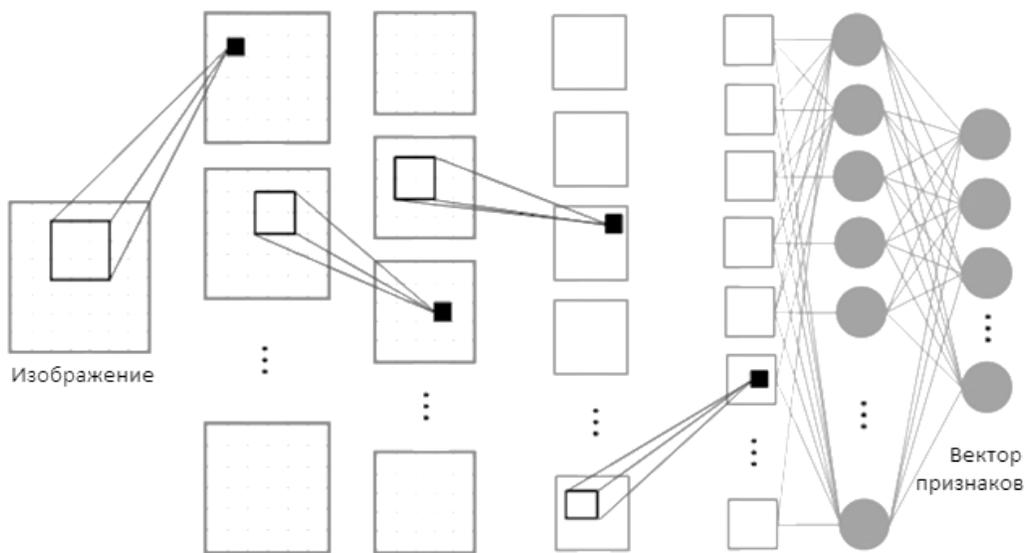


Рис. 1. Принцип работы свёрточной нейронной сети

Постановка задачи

Именно такие задачи решаются разработанными в ходе данного исследования алгоритмами. На базе стека нейросетевых технологий решается задача автоматизации приведения к единому, машинно-интерпретируемому и способному подвергаться операциям сортировки, сравнения и прочей обработки виду.

Свёрточная нейронная сеть

Принцип её работы заключается в постепенной конкретизации признаков, замеченных на изображении. С каждым слоем она переходит к набору всё более и более сложных признаков, составляя их карты, каждое значение в которых своей координатой обозначает область, где отслеживаемый признак находился, а значение – степень присутствия

рассматриваемого признака в соответствующей области [1, 2]. Таким образом, при последовательном просчёте достаточного количества слоев вплоть до уплотнения каждой из карт признаков до одного единственного значения становится возможным определение степени наличия заданных признаков во внешности человека [3]. Более подробно принцип работы показан на рисунке 1.

При достаточном количестве построенных признаков можно с той или иной степенью уверенности по образованному вектору чисел определить, какому человеку присущ рассматриваемый набор качеств. Следует отметить, что отображаемые качества, их ин-

признаков достаточно полно описывает внешность продемонстрированной модели человека.

Свёрточная сеть состоит из нескольких чередующихся и повторяющихся блоков: слой свёртки, слой субдискретизации, или pooling, и полносвязные слои на выходе сети. Однако если первый и третий из них имеют обратные функции без фактора неопределенности, то субдискретизацию можно обратить, лишь имея данные об уже проделанном ранее прямом преобразовании, как это показано на рисунке 2, или внося некоторую дополнительную функциональную или вероятностную зависимость.



Рис. 2. Механизм субдискретизации

терпретация и отношение к конкретным чертам внешности выбираются алгоритмом самостоятельно в процессе обучения и результат является трудноинтерпретируемым для человека.

Развёртывающая нейронная сеть

Главными условиями для идентификации по такому параметру как внешность является полнота и однозначность описания [4]. В данном проекте она достигается в процессе обучения за счёт расширения свёрточной сети дополнительным модулем – так называемой развёртывающей сетью. По своему функционалу она выполняет действия, обратные свёртке. То есть в контексте поставленной задачи она восстанавливает изображение из вектора признаков и располагается следующим модулем за свёрточной сетью, принимая на свой вход её выход. Обучение данного каскада необходимо проводить исключительно в комплексе, так как именно композиция данных модулей гарантирует полноту и однозначность описания. Данный вывод обоснован тем фактом, что обученный модуль развёртывания дискретен, и на фиксированный входной сигнал реагирует однозначным выходом, а если при этом выход совпадает с изображением на входе свёрточной сети, что и достигается в процессе обучения, то вектор

Во избежание нарушения дискретности данного элемента системы, а также его автономности и свободы применения в качестве независимого блока этот тип слоёв исключен из состава развёртывающей сети.

Обучение и генеративно-состязательные нейронные сети

При прямом обучении развёртывающей сети генерации изображений производится минимизация фитнес-функции – суммы квадратов отклонений каждого пикселя выхода от оригинального изображения. При таком подходе возникает довольно распространённая проблема размытости результата, так как полученная функция имеет большой локальный экстремум в состоянии сети, приводящем к усреднению значений соседних пикселей.

Решением данной проблемы является технология генеративно-состязательной нейронной сети [5]. Её суть заключается в наличии двух конкурирующих элементов. Первый из них называют генератором, а второй дискриминатором. Генератор обучается созданию изображений, созданные им изображения подаются на вход дискриминатора, который обучается определению, искусственное изображение ему предоставлено или оригинальное. В случае угадывания дискриминато-

ром факта сгенерированности изображения в фитнес-функцию, по которой обучается генератор, вносятся штрафные очки, которые должны быть минимизированы. Таким образом, генератор обучается более натурально подделывать изображения, а дискриминатор – более чётко определять, настоящие ему предъявлены данные или нет.

В поставленной задаче генератор имеет особенность: он состоит из композиции свёрточной и развёртывающей сетей. Соответственно, поправки, вносимые дискриминатором и влияющие на чувствительность системы к более мелким деталям, отражаются на обучении обоих блоков, что сказывается и на промежуточном для них векторе признаков.

Нейронные сети с долгой краткосрочной памятью

С помощью описанных выше средств реализуется механизм формирования векторного представления изображения лица человека. Каждому портрету сопоставляется точка многомерного пространства, однако целью работы является разработка механизма автоматического приведения неформализованного словесного описания к общему виду аналогично тому, как это было проделано с изображениями. Для этого необходим механизм экстрагирования семантического значения из анализируемых сообщений. С учётом поставленного условия отсутствия формализации исходная длина описания является неизвестной.

Для анализа временных рядов, в которых не определены по времени и продолжительности важные события, используются нейронные сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM-сети) [6].

Особенность архитектуры LSTM-сети заключается в наличии рекуррентного модуля, способного запоминать и передавать зависимости на большое количество итераций, без размывания и потери важной информации. Это достигается за счёт контроля потоков информации на входах и на выходах памяти рекуррентного модуля. Регулирование осуществляется за счёт частичного пропуска в память новой важной информации, выделенной остальной частью сети и удаления неактуальной. Веса сети, отвечающие за обработку информации и регулирование её потоков, настраиваются в процессе обучения.

Таким образом, получая на входе семантическую характеристику, сеть обучается сопоставлять ей соответствующий вектор опи-

сания внешности соответствующего изображения. В этом и заключается основа механизма экстракции полезной семантической нагрузки из описания.

Анализ семантики естественных языков

Однако для того, чтобы передать на вход нейросети словесное описание, его всё же необходимо подвергнуть приведению к понятному для вычислителя виду. LSTM-сеть обладает константным количеством входов и способна принимать последовательности векторов заданной длины. Существует несколько методов преобразования человеческой речи в заданный вид. Наиболее очевидным, но вместе с тем и крайне неэффективным является побуквенное представление слов, так как отдельная буква несет в себе лишь фонетическую и грамматическую, но не семантическую нагрузку. При потоковом выявлении зависимости между названными сущностями нейросеть превращается в крайне громоздкий и неэффективный механизм в силу многообразия сочетаний букв, значений слов и непредсказуемости контекста.

Чтобы перейти на более высокий уровень абстракции, процедура оцифровки и нормализации текста перекладывается на технологию word2vec, предоставляющую возможность отобразить слова на векторное пространство заданной длины. В данном проекте именно из этих векторов и строится входная последовательность для LSTM-сети.

Word2vec - инструмент анализа семантики естественных языков, представляющий собой технологию, которая основана на дистрибутивной семантике и векторном представлении слов [7]. В основу алгоритма заложена нейронная сеть, анализирующая большие текстовые блоки и делающая из них выводы о смысловой близости встречающихся слов. Таким образом, расстояние в многомерном пространстве между векторами пропорционально смысловой близости соответствующих этим векторам слов, что позволяет использовать технологию в качестве подготовительного этапа для семантического анализа.

Как промежуточный итог исследования с помощью применения указанных технологий, их композиция образует инструмент для генерации изображения по словесному описанию. Итоговый механизм состоит из следующих блоков из числа обученных сетей и механизмов, описание которых приведено ранее:

1. Словесное описание поступает на вход преобразователя word2vec.

2. Преобразованные в последовательность векторов слова передаются на вход LSTM-сети. На выходе сеть генерирует вектор признаков внешности.

3. Вектор признаков внешности поступает на вход развёртываемой сети, которая генерирует изображение описанного человека.

Генерация описания

Выше были рассмотрены алгоритмические блоки, способные выполнять различные функции при определенных их конфигурациях. Аналогично генерации изображения по описанию осуществляется и обратная задача: используется уже обученная свёрточная сеть, генерирующая вектор характеристик внешности. Далее данный вектор посылается на вход новой LSTM-сети, обученной из вектора характеристик генерировать семантическое описание в виде последовательности многомерных точек пространства word2vec.

Обучающая выборка

Для обучения полученной модели собрана выборка, состоящая из пар фотография-описание. Для повышения скорости и оптимизации процесса обучения все фотографии приведены к одной форме и размеру, а также обесцвечены. Благодаря такой процедуре происходит не только стандартизация входа свёрточной сети, но и оптимизация её обуче-

каждый из которых отвечает за свой цвет, только один. При таком обучении на выходе развёртываемой сети, разумеется, будет происходить генерация также чёрно-белых портретов.

Для описания было принято решение задать ограничение на минимальное количество символов в целях повышения информативности и семантической нагрузки. Более для данного параметра нет никаких ограничений: словесное описание внешности человека на соответствующем изображении. В силу особенностей алгоритмов анализа описания и обучения других сетей при недостаточном описании каких-либо характеристик внешности они будут усредняться относительно степени их присутствия у обладателей описанных черт.

Организация хранения данных

Для сбора, хранения и обработки обучающей выборки и результатов работы моделей была разработана база данных. Все собранные и сгенерированные изображения и портреты снабжаются соответствующими метками и связями и записываются в базу. Реляционная схема базы данных приведена на рисунке 3. В ней хранятся не только обучающие материалы нейросетей, но и промежуточные результаты вычислений, например, вектора признаков, а также их вариации для разных опытных образцов нейронных сетей и, непосредственно, сами нейронные сети.

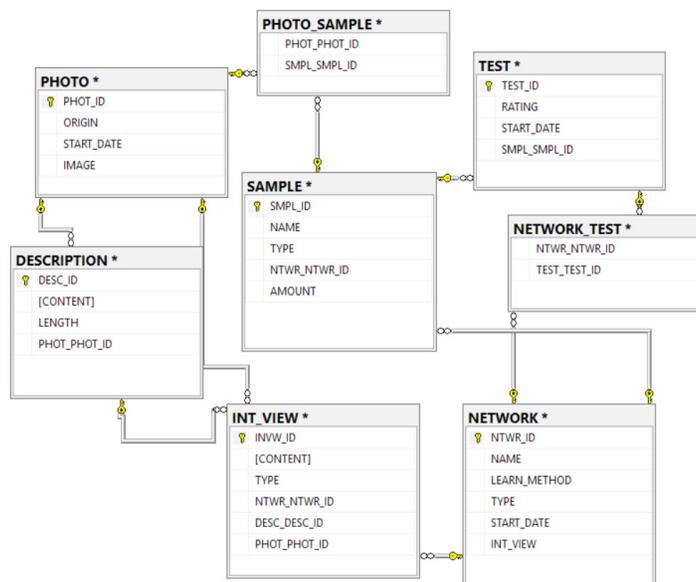


Рис. 3. Реляционная схема базы данных для обучения моделей

ния, массив входных данных сокращается в 3 раза, так как остается вместо трёх каналов,

Система поиска по описанию
Благодаря стеку разработанных приемов

семантического и графического анализа появляется возможность осуществления гибкого поиска людей, причем не только по фотографии, но и по словесному неформализованному описанию внешности. Данный результат достигается за счёт возможности преобразования текста во внутренне представление, по которому в созданной базе данных можно найти фотографии людей с максимально близкими векторами значений. Преимуществом данного метода является то, что вектор характеристик внешности можно предрассчитывать с помощью первой из упомянутых в работе сетей – свёрточной нейронной сети. Принцип работы системы поиска представлен на рисунке 4.

Выводы

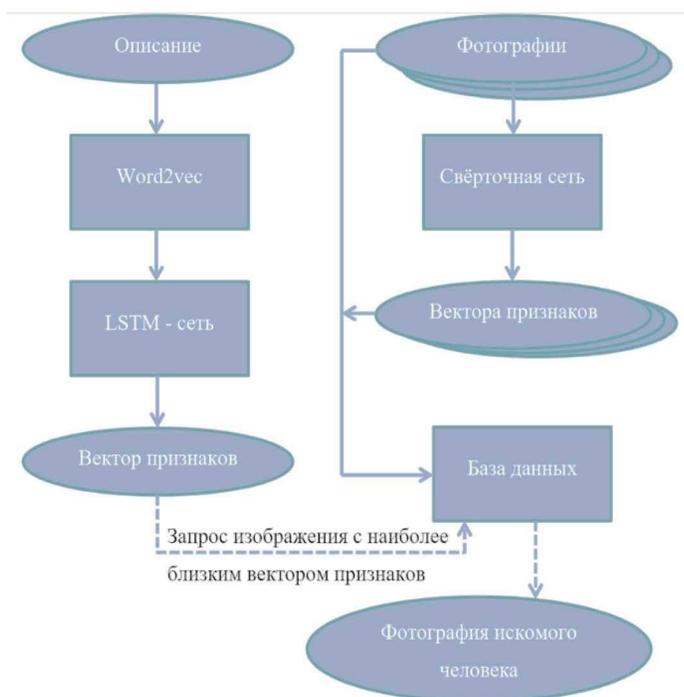


Рис. 4. Схема работы системы поиска

Литература

1. Le Cun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995. Т. 3361. №. 10. P. 1995.
2. Частикова В.А., Жерлицын С.А., Воля Я.И. Нейросетевой подход к решению задачи построения фоторобота по словесному описанию // Известия ВолгГТУ, 2018. №8.
3. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс 2-е изд. Пер. с англ. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.
4. Частикова В.А., Малыгина М.П., Жерлицын С.А., Воля Я.И. Сравнительный анализ некоторых алгоритмов речевого интеллекта при обнаружении сетевых атак нейросетевыми методами // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета, 2017. № 129. С. 106-115.
5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural computation, 1997. Vol. 9, no. 8. Pp. 1735-1780.

6. Goodfellow, Ian J.; Pouget-Abadie, Jean; Mirza, Mehdi; Xu, Bing; Warde-Farley, David; Ozair, Sherjil; Courville, Aaron & Bengio, Yoshua (2014), "Generative Adversarial Networks" URL: <https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf> (дата обращения: 18.09.2018).

7. Word2Vec. How does it work URL: <https://code.google.com/archive/p/word2vec/> (дата обращения: 18.09.2018).

References

1. LeCun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995. Т. 3361. №. 10. P. 1995.

2. Chastikova V.A., Zherlicyn S.A., Volja Ja.I. Nejrosetevoy podhod k resheniju zadachi postroenija fotorobota po slovesnomu opisaniju // Izvestija VolgGTU, 2018. №8

3. Hajkin S. Nejronnye seti. Polnyj kurs 2-e izd. Per. s angl. M.: Izdatel'skij dom "Vil'jams", 2006.

4. Chastikova V.A., Malyhina M.P., Zherlicyn S.A., Volja Ja.I. Sravnitel'nyj analiz nekotoryh algoritmov roevogo intellekta pri obnaruzhenii setevyh atak nejrosetevymi metodami // Politematicheskij setevojj elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogogo sudarstvennogo agrarnogo universiteta, 2017. № 129. S. 106-115.

5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. Neural computation, 1997. Vol. 9, no. 8. Pp. 1735-1780.

6. Goodfellow, Ian J.; Pouget-Abadie, Jean; Mirza, Mehdi; Xu, Bing; Warde-Farley, David; Ozair, Sherjil; Courville, Aaron & Bengio, Yoshua (2014), "Generative Adversarial Networks" URL: <https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf> (дата обращения: 18.09.2018).

7. Word2Vec. How does it work URL: <https://code.google.com/archive/p/word2vec/> (дата обращения: 18.09.2018).

ЧАСТИКОВА Вера Аркадьевна, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры компьютерных технологий и информационной безопасности ФГБОУ ВО «Кубанский государственный технологический университет». Россия, 350072, г. Краснодар, улица Московская, 2. E-mail: chastikova_va@mail.ru

ЖЕРЛИЦЫН Сергей Анатольевич, студент кафедры компьютерных технологий и информационной безопасности ФГБОУ ВО «Кубанский государственный технологический университет». Россия, 350072, г. Краснодар, улица Московская, 2. E-mail: kpytooooo@gmail.com

ВОЛЯ Яна Игоревна, студент кафедры компьютерных технологий и информационной безопасности ФГБОУ ВО «Кубанский государственный технологический университет». Россия, 350072, г. Краснодар, улица Московская, 2. E-mail: volya_y@mail.ru

CHASTIKOVA Vera, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Computer Technologies and Information Security at the Kuban State Technological University. Russia, 350072, Krasnodar Krai, Krasnodar, Moskovskaya street, 2. E-mail: chastikova_va@mail.ru

ZHERLITSYN Sergey, student of the Department of Computer Technologies and Information Security of the Kuban State Technological University. Russia, 350072, Krasnodar, Moskovskaya street, 2. E-mail: kpytooooo@gmail.com

VOLYA Yana, student of the Department of Computer Technologies and Information Security of the Kuban State Technological University. Russia, 350072, Krasnodar, Moskovskaya street, 2. E-mail: volya_y@mail.ru