|  |  |
| --- | --- |
| Gerb-BMSTU_01 | **Министерство образования и науки Российской Федерации**  **Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение**  **высшего образования**  **«Московский государственный технический университет**  **имени Н.Э. Баумана**  **(национальный исследовательский университет)»**  **(МГТУ им. Н.Э. Баумана)** |

ФАКУЛЬТЕТ: Информатика и системы управления (ИУ)

КАФЕДРА: Системы обработки информации и управления (ИУ5)

**РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА**

***К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ***

***НА ТЕМУ:***

***Идентификация людей по данным камеры и LiDARа с помощью гибридной модели машинного обучения***

Студент \_\_\_ИУ5-11М\_\_\_\_ **\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_** \_23.12.2021\_Чжан Чэ\_\_

(Группа) (Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Руководитель **\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_** 23.12.2021 В.И. Терехов

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Консультант **\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_**

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

*2021 г.*

**Министерство образования и науки Российской Федерации**

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение**

**высшего образования**

**«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана**

**(национальный исследовательский университет)»**

**(МГТУ им. Н.Э. Баумана)**

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой \_\_\_\_\_ИУ5\_\_\_\_\_

(Индекс)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(И.О.Фамилия)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ г.

**ЗАДАНИЕ**

**на выполнение научно-исследовательской работы**

по теме \_\_\_\_\_\_Идентификация людей по данным камеры и LiDARа с помощью гибридной модели машинного обучения\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Студент группы \_\_\_\_\_\_\_ИУ5-11М\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_Чжан Чэ\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(Фамилия, имя, отчество)

Направленность НИР (учебная, исследовательская, практическая, производственная, др.)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_Учебная, практическая\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Источник тематики (кафедра, предприятие, НИР) \_\_\_\_\_\_\_\_Кафедра\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

График выполнения НИР: 25% к \_\_\_ нед., 50% к \_\_\_ нед., 75% к \_\_ нед., 100% к \_\_\_ нед.

Техническое задание \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Идентификация людей по данным камеры и LiDARа с помощью гибридной модели машинного обучения\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

***Оформление научно-исследовательской работы:***

Расчетно-пояснительная записка на \_\_18\_\_ листах формата А4.

Перечень графического (иллюстративного) материала (чертежи, плакаты, слайды и т.п.)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Дата выдачи задания « \_\_\_ » \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_ г.

**Руководитель НИР**  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_В.И. Терехов\_\_

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

**Студент \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_** \_\_\_\_\_\_\_Чжан Чэ\_\_\_\_\_\_

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Примечание: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

**СОДЕРЖАНИЕ**

[**Введение** 3](#_Toc91114130)

[**Распознание лиц** 4](#_Toc91114131)

[**Лидар** 5](#_Toc91114132)

[**Методы машинного обучения.** 7](#_Toc91114133)

[**Обучение с учителем.** 10](#_Toc91114134)

[**Метрики в задачах машинного обучения** 11](#_Toc91114135)

[**Сверточная нейронная сеть** 12](#_Toc91114136)

[**Заключение** 15](#_Toc91114137)

[**Список литературы** 16](#_Toc91114138)

**Введение**

В последние два десятилетия, хотя распознавание лиц на основе изображений достигло большого прогресса и может обеспечить хорошую эффективность распознавания в ограниченных условиях, на него по-прежнему сильно влияют изменения освещения, позы и выражения лица. Поэтому использование явного 3D-представления поверхностей лица для распознавания лиц становится актуальной темой исследований в последние годы. [1]

LiDAR — это активная система дистанционного зондирования. Активная система означает, что система сама генерирует энергию - в данном случае свет - для измерения параметров на местности. В системе LiDAR свет испускается быстродействующим лазером. Этот свет падает на землю и отражается от таких объектов, как здания и ветви деревьев. Затем отраженная световая энергия возвращается на датчик LiDAR, где она регистрируется. Система LiDAR измеряет время, необходимое для прохождения света до земли и обратно. Это время используется для расчета пройденного расстояния. 3D-данные, полученные с помощью LiDAR, теоретически также могут быть использованы для задач распознавания лиц.

**Распознание лиц**

Распознавание лиц — это технология, позволяющая идентифицировать или подтвердить личность субъекта на изображении или видео. При использовании в неограниченных средах распознавание лиц также является одним из самых сложных биометрических методов из-за высокой вариативности представления изображений лиц в реальном мире. Ранние методы распознавания лиц включают методы геометрических признаков, методы сравнения эталонов, анализ локальных признаков (АЛП)[2], метод главных компонент (МГК)[8,9], линейный дискриминантный анализ (ЛДА)[3]. В последнее время на смену традиционным методам распознавания лиц пришли методы глубокого обучения на основе сверточных нейронных сетей (CNN). Основное преимущество методов глубокого обучения заключается в том, что они могут быть обучены на очень больших наборах данных для изучения лучших признаков для их характеристики. [1,10]

Системы распознавания лиц обычно состоят из следующих структурных элементов.

Выделение лиц из изображения. Детектор лиц используется для поиска местоположения лица на изображении, и если лицо есть, возвращает координаты ограничивающего поля, содержащего каждое лицо. Это показано на рисунке 1.

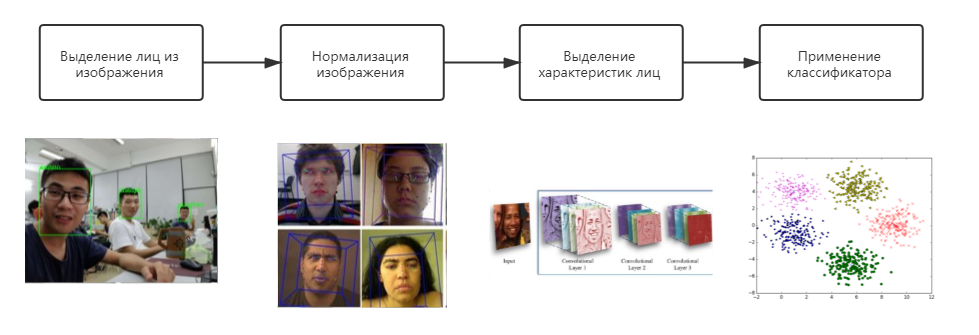


Рисунок 1 — Процесс распознавания лиц

Нормализация изображения лиц. Целью выравнивания лица является масштабирование и кадрирование изображения лица с помощью набора опорных точек, расположенных в фиксированных местах изображения. Этот процесс обычно включает использование детектора характерных точек для поиска набора характерных точек лица, который в простом случае двумерного выравнивания представляет собой наилучшее преобразование для поиска наиболее подходящих опорных точек.

Выделение характеристик лиц. На этапе представления лица значения пикселей изображения лица преобразуются в компактные и различимые векторы признаков, которые также называются шаблонами. При идентификации личности этой информацией могут являться характеристики однозначно определяемых признаков (например, применяющееся в криминалистике относительное расположение глаз, бровей, губ и носа). В идеале, все лица одного и того же субъекта должны быть отображены на похожие векторы признаков. Действие экстрактора основано на выделении из огромного потока входных данных полезной для классификатора информации. Очевидно, что при их выборе учитываются наиболее уникальные свойства, так как по ним возможно наиболее достоверно судить о принадлежности объекта к тому или иному классу.

Применение классификатора. В блоке сопоставления лиц два шаблона сравниваются для получения оценки сходства, которая дает вероятность того, что оба принадлежат одному и тому же субъекту.

**Лидар**

Лидар, который обычно пишется как LiDAR и также известен как LADAR или лазерная альтиметрия — это аббревиатура от light detection and ranging. Это технология дистанционного зондирования, которая испускает интенсивные, сфокусированные лучи света и измеряет время, необходимое для того, чтобы отражения были обнаружены датчиком. Эта информация используется для вычисления дальности или расстояния до объектов. Таким образом, лидар является аналогом радара (радиодетектор и дальномер), за исключением того, что он основан на дискретных импульсах лазерного излучения. Трехмерные координаты (например, x,y,z или широта, долгота и высота) целевых объектов вычисляются из 1) разницы во времени между испусканием и возвращением лазерного импульса, 2) угла, под которым был "выпущен" импульс, и 3) абсолютного местоположения датчика на поверхности Земли или над ней.

По принципу работы радар и лидар отличаются только в источнике энергии, которым они измеряют величины. В первом это радио-волны, во втором лазер. Чаще всего инфракрасный, невидимый человеком.

Лидар использует ультрафиолетовый, видимый или ближний инфракрасный свет для получения изображения объектов. Он может быть направлен на широкий спектр материалов, включая неметаллические предметы, камни, дождь, химические соединения, аэрозоли, облака и даже отдельные молекулы.[4] Узкий лазерный луч может создавать карты физических характеристик с очень высоким разрешением; например, самолет может создавать карты местности с разрешением 30 сантиметров (12 дюймов) или лучше.[5].

Как и большинство данных о рельефе, лидарные данные могут храниться в самых разных форматах. Собственные данные поставляются в виде точек (облака точек), которые могут быть обработаны для создания ЦМР (поверхностей); поверхности затем могут быть использованы для создания контуров (линий).

Данные о точках обычно хранятся в формате LAS, который "представляет собой двоичный формат файла, сохраняющий информацию, специфичную для LIDAR-природы данных, и при этом не являющийся чрезмерно сложным" (ASPRS, 2007). Лидарные данные могут содержать значительно больше информации, чем значения x, y и z (рис. 3-5), и могут включать, помимо прочего, интенсивность возвратов, классификацию точек (если она выполнена), количество возвратов, время и источник (линию полета) каждой точки. Эта информация может также поступать в виде текстовых файлов; однако размер этих файлов может быть довольно большим (несколько миллионов записей с большим количеством текстовых символов), что затрудняет работу с ними.

Облако точек - это массивная коллекция точек, которые представляют пространственное распределение цели и свойства поверхности цели в одной и той же пространственной системе отсчета. Облако точек - это большой набор данных, состоящий из трехмерных точечных данных, полученных по принципу лазерных измерений. Облако точек, создаваемое оптическим радаром, установленным на транспортном средстве, содержит необработанные данные из окружающей среды, отсканированные с мобильных объектов (например, транспортных средств и людей) и стационарных объектов (например, зданий, деревьев и других постоянных структур). Затем облако точек, содержащее эти данные, может быть преобразовано программной системой для создания трехмерного изображения конкретной области на основе LiDAR.

Данные, полученные с помощью лидара, включают "сырые" точечные данные, а также обработанные производные, такие как контуры и поверхности (ЦМР). Точечные данные включают не только значения высоты, но и значения классификации, интенсивности и некоторые другие атрибуты точек. ЦМР создаются на основе точек и могут представлять собой голую землю, если точки были классифицированы, или другие поверхности, такие как первая поверхность или поверхность последнего возврата. ЦМР также используются для создания контуров, которые являются широко используемой производной. Одним словом, лидарные данные - это гораздо больше, чем простые точки x,y,z, и будущие производные, такие как "лидарная грамметрия" и слияние лидара и снимков (т.е. значения точек, которые также включают значения гиперспектральных или естественных цветных снимков), разрабатываются, чтобы воспользоваться преимуществами высокой точности и все более высокой плотности покрытия данных этой технологии.

**Методы машинного обучения.**

Обучение - это понятие, которое люди воспринимают как должное, и вся их жизнь проходит в постоянном процессе обучения, чтобы адаптироваться к окружающей среде. Так в чем же суть обучения? Это "изменение". Благодаря обучению люди меняют себя (в плане структуры своих знаний, образа мышления, личностных качеств и т.д.), чтобы лучше адаптироваться к окружающей среде, что можно кратко сформулировать так: "Обучение — это изменение".

Изменения, происходящие в результате обучения, включают два основных аспекта: приобретение знаний и повышение компетентности. Приобретение знаний относится к приобретению знаний, накоплению опыта и открытию закономерностей; повышение компетентности относится к улучшению работы и адаптации к окружающей среде. В процессе обучения приобретение знаний и повышение компетентности тесно связаны, причем приобретение знаний является основой обучения, а повышение компетентности - результатом обучения. Таким образом, мы можем определить обучение следующим образом: обучение - это процесс приобретения знаний и повышения способностей с определенной целью; его внутреннее поведение заключается в приобретении знаний, накоплении опыта и открытии законов, а внешнее - в улучшении работы и адаптации к окружающей среде.

В настоящее время основным средством машинного обучения по-прежнему являются вычисления, поэтому улучшение производительности после обучения может проявляться как в вычислительной эффективности, так и в эффективности вычислений.

Исторический опыт является основой для индуктивного обучения. Для современных машин исторический опыт обычно относится к входным данным человека или данным, которые машина воспринимает автономно из внешней среды, называемым обучающими данными. В зависимости от различных характеристик обучающих данных, используемых в процессе обучения, методы машинного обучения можно разделить на три основные категории: обучение с учителем, обучение без учителя и обучение с подкреплением.

При обучении с учителем обучающие данные характеризуются тем, что известно соответствие между данными, вводимыми в исполнительный механизм, и желаемым выходом исполнительного механизма (желаемым выходом). Поэтому такие данные часто называют маркированными. Когда вывод имеет только два исхода, мы обычно берем позицию одного из исходов и называем данные, относящиеся к этому исходу, положительной выборкой (положительный пример), а данные, относящиеся к другому исходу, - обратной выборкой (отрицательный пример). Ошибка между фактическим и желаемым выходом может быть использована для оценки текущей производительности интеллектуальной системы, и учебное заведение будет регулировать исполнительный механизм в соответствии с оценкой производительности. Таким образом, видно, что в обучении с учителем работа агентства по оценке выполняется с помощью человека. Это позволяет интеллектуальной системе работать в соответствии с ожиданиями человека, но в то же время делает более высокой нагрузку на пользователя алгоритма обучения.

В обучении без учителя обучающие данные характеризуются тем, что есть только данные входного исполнительного механизма и нет ожидаемого выхода для входных данных. ожидаемый результат. Эти данные можно назвать немаркированными данными. Поэтому основная задача обучения без учителя заключается в обнаружении закономерностей в распределении входных данных. Поэтому основная задача обучения без учителя заключается в обнаружении закономерностей в распределении входных данных или регулярных взаимосвязей (правил ассоциации) между различными компонентами данных. Это распределение или правило ассоциации будет использоваться в качестве управляющего знания для привода в последующей обработке или экспортироваться для использования человеком.

В подходе обучения с подкреплением обучающие данные характеризуются тем, что они не имеют явного соответствия между входом и выходом, как в обучении с наблюдением, и не имеют только входных данных без какой-либо информации о желаемом выходе, но дают оценку правильности или неправильности выхода, обычно в форме награды или штрафа, т.е. если выход правильный, то дается награда. В противном случае назначается штраф. Такие вознаграждения и штрафы внедряются в алгоритм и могут быть выражены в виде значений различных подписей, знак значения отражает, является ли оно вознаграждением или штрафом, а размер значения отражает размер вознаграждения или штрафа. Эта обратная связь дает машине понять, является ли вывод правильным или нет, но не ясно, каким был бы идеальный результат вывода. На этом основании машина сама корректирует стратегию выполнения, основываясь на принципе избегания вреда, чтобы получить как можно больше вознаграждения и избежать как можно большего наказания.

**Обучение с учителем.**

Объектом обучения в обучении с учителем является соответствие между входом и выходом, которое математически обобщается как функция. Проблема обучения с учителем может быть абстрагирована как проблема получения соответствующей функции на основе заданного количества точек данных, которая в различных областях часто также называется оценкой, подгонкой или регрессией.

С точки зрения обучения оптимальной функции, некоторые элементы дизайна метода контролируемого обучения должны быть рассмотрены.

1) Какова форма функции? Например, является ли она детерминированной или случайной функцией? Является ли она дискретной или непрерывной функцией? Это полиномиальная функция или тригонометрическая функция?

2) Как достигается оптимизация функции? Это включает оптимизацию формы функции (автоматически определенной) и оптимизацию параметров в определенной форме функции в двух аспектах. В настоящее время оптимизация формы функции все еще труднодостижима, люди в основном занимаются оптимизацией параметров. Проблема оптимизации функции может быть далее разделена на две основные подпроблемы: а) как определить цель оптимизации? б) как разработать алгоритм оптимизации?

Это наиболее интуитивная форма представления функций, с привычной формой дискретной или непрерывной функции для явного выражения, обе детерминированные функции, такие как линейные функции, сегментированные линейные функции, полиномиальные функции, экспоненциальные функции и т.д.; есть также случайные функции, такие как дискретные функции массы вероятности, непрерывные функции плотности вероятности и др.

Неявное представление - это неявное выражение формы функции в некоторой форме, т.е. для представления функции используется неинтуитивная форма, обычно в виде графовой структуры, типичными представителями которой являются деревья решений, байесовские сети убеждений, нейронные сети и т.д. Многие алгоритмы обучения в искусственных нейронных сетях, такие как алгоритм обратного распространения ошибки (Back-Propagation), также относятся к категории контролируемого обучения.

**Метрики в задачах машинного обучения**

В области машинного обучения и, в частности, в проблеме статистической классификации, матрица смешения, также известная как матрица ошибок[7], представляет собой определенную таблицу, позволяющую визуализировать производительность алгоритма, обычно контролируемого обучения (в неконтролируемом обучении она обычно называется матрицей соответствия). Каждая строка матрицы представляет экземпляры в фактическом классе, а каждый столбец - экземпляры в предсказанном классе. Название матрицы связано с тем, что она позволяет легко определить, путает ли система два класса (т.е. обычно неправильно определяет один класс как другой).

Это особый вид таблицы случайностей с двумя измерениями ("фактическое" и "прогнозируемое") и одинаковыми наборами "классов" в обоих измерениях (каждая комбинация измерения и класса является переменной в таблице случайностей).

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | Прогнозируемое состояние | |
|  | Общая численность  = P + N | Положительный (PP) | Отрицательный (PN) |
| Фактическое состояние | Положительный (P) | True positive (TP) | False negative (FN) |
| Отрицательный (N) | False positive (FP) | True negative (TN) |

Таблица 1 — Матрица ошибок

TP — истино-положительное решение: Интерпретация: Вы предсказали положительное, и это правда.

TN — истино-отрицательное решение: Интерпретация: Вы прогнозировали отрицательное значения, и это правда.

FP — ложно-положительное решение (Ошибка типа 1): Интерпретация: Вы предсказали положительное значение, и это неверно.

FN — ложно-отрицательное решение (Ошибка Типа 2): Интерпретация: Вы предсказали отрицательное значение, и это неверно.

Полнота Recall

Из всех положительных классов, сколько мы предсказали правильно. Это должно быть как можно выше.

Точность Precision

Из всех классов, сколько мы предсказали правильно. Это должно быть как можно выше.

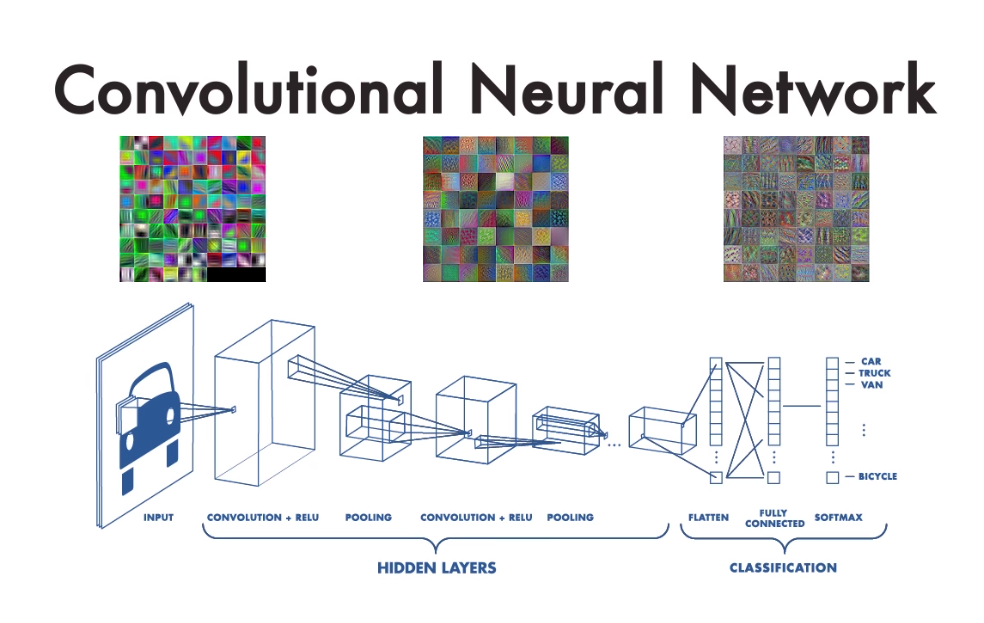
F1-score

Трудно сравнить две модели с низкой точностью и высокой отзывчивостью. Поэтому, чтобы сделать их сопоставимыми, мы используем F1-меру. F1-мера помогает измерять Полноту и Точность одновременно. Она использует гармоническое среднее вместо среднего арифметического, наказывая экстремальные значения больше.

**Сверточная нейронная сеть**

Сверточная нейронная сеть - это многослойная сеть с прямой передачей, в которой информация течет только в одном направлении, т.е. от входа к выходу, и каждый слой выполняет несколько преобразований, используя набор сверточных ядер. Модель CNN содержит в основном сверточные слои, объединяющие слои, полностью связанные слои. Распознавание изображений с помощью CNN подает изображение непосредственно в модель, которая сохраняет структуру самого изображения без предварительной обработки и процесса извлечения признаков в традиционных алгоритмах, что снижает сложность обработки модели. Отличие от других нейронных сетей заключается в том, что операции матричного умножения при наличии одного или нескольких слоев в CNN заменяются на сверточные операции, которые используют преимущества многослойных нейронных сетей и локальности изображения для уменьшения большого количества параметров и повышения скорости обучения модели.[11-13]

В глубоком обучении сверточная нейронная сеть - это класс глубоких нейронных сетей, наиболее часто применяемых для анализа визуальных изображений. Как и другие нейронные сети, сети CNN также содержат несколько основных частей: входной слой, скрытый слой и выходной слой.[14]

Рисунок 2 — Структура сверточной нейронной сети

Сверточный слой: сверточный слой состоит из нескольких сверточных блоков, и параметры каждого конволюционного блока оптимизируются алгоритмом обратного распространения. Сверточные операции в основном используются для извлечения особенностей изображения, и по мере увеличения количества конволюционных слоев многослойная сеть может извлекать более сложные особенности изображения.

Слой Rectified Linear Units (слой ReLU): в основном относится к функции активации, которая использует функцию Rectified Linear Units (ReLU).

Слой пулинга (Pooling layer): после свертки изображение все еще имеет много размерных признаков, матрица признаков разбивается на несколько отдельных блоков и берется их максимальное или среднее значение, что играет роль уменьшения размерности.

Полностью связный слой (FCL): объединяет все локальные признаки и матрицу признаков каждого канала в векторное представление и вычисляет итоговый балл для каждой категории.

**Заключение**

В области распознавания целей были сделаны прорывы, и появились различные новые структуры сверточных нейронных сетей. Разработка технологии распознавания трехмерных лиц началась относительно поздно из-за отсутствия наборов данных трехмерных лиц. Однако, поскольку при разработке двухмерного распознавания лиц возникают проблемы, связанные с такими факторами, как выражение лица, поза, окклюзия и изменения освещения, исследования в области распознавания лиц постепенно перешли на трехмерные данные о лицах, чтобы получить более надежные алгоритмы распознавания лиц. Трехмерные данные о лице содержат более богатую информацию, такую как глубина лица и пространственная поза. Он обладает большим потенциалом для повышения точности распознавания лиц. Однако существующие методы 3D распознавания лиц имеют проблемы, связанные с большими вычислениями и длительным временем обработки, а также существенно ограничены объемом данных и производительностью оборудования.

Технология Лидар широко используется для получения трехмерных данных реальных объектов. Поэтому технология Лидар может быть использована в системах распознавания лиц на основе трехмерной информации.

**Список литературы**

1. Shanmugasundaram, Karthikeyan, S. Sharma, and Sathees Kumar Ramasamy. // "Face recognition with CLNF for uncontrolled occlusion faces." 2016 IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information & Communication Technology (RTEICT). IEEE, 2016.

2. Kong S., Heo J., Abidi B. et al. // Computer Vision and Image Understanding. 2005. Vol. 97, № 1. P. 103–135.

3. Zhao W.Y. // Pattern Recognition 2000. Proc. 15th Int. Conf. 2000. Vol. 2. P. 818–821.

4. Cracknell, Arthur P.; Hayes, Ladson . // Introduction to Remote Sensing (2 ed.). London: Taylor and Francis. ISBN 978-0-8493-9255-9. OCLC 70765252.

5. Carter, Jamie; Keil Schmid; Kirk Waters; Lindy Betzhold; Brian Hadley; Rebecca Mataosky; Jennifer Halleran. // "Lidar 101: An Introduction to Lidar Technology, Data, and Applications." (NOAA) Coastal Services Center" (PDF). Coast.noaaa.gov. p. 14. Retrieved 2017-02-11.

6. Michalski Ryszard. Understanding the nature of learning: Issues and research directions. In Michalski Ryszard S., Carbonell Jaime G., and Mitchell Tom M. (Eds.), // Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach II, chapter 1, pages 3--25. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1986.

7. Fawcett, Tom. // "An Introduction to ROC Analysis" (PDF). Pattern Recognition Letters. 27 (8): 861–874. doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010.

8. Turk M., Pentland A. // J. Cognitive Neuroscience. 1991. Vol. 3, № 1. P. 71–86.

9. Kirby M., Sirovich L. // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1990. Vol. 12, № 1. P. 103–108.

10. Максименко В.Н., Волошина Т.С.. // "Анализ системы распознавания лиц по алгоритму нейронной сети" Экономика и качество систем связи, no. 4 (10), 2018, pp. 31-37.

11. Szegedy, C., et al. // "Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning." arXiv preprint arXiv:1602.07261 (2016).

12. Schroff, Florian, Dmitry Kalenichenko, and James Philbin. // "Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.

13. Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. // "ImageNet classification with deep convolutional neural networks." Communications of the ACM 60.6 (2017): 84-90.

14. Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. // "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." arXiv preprint arXiv:1409.1556 (2014).