**Обзор вариантов исследований распознавания почерка.**

**Резюме:**

Одна из компьютерных проблем, которые ищут и исследуют, заключается в том, как изображения могут распознавать и классифицировать. Как компьютеры могут распознавать изображения как люди, которые распознают изображения. Одним из них, который можно распознать по изображению, является почерк; распознавание почерка может помочь в человеческой работе, такой как анализ чеков и рукописных форм.

В распознавании изображений угловое поле объектива, условия освещения и то, ясно ли изображение или нет, повлияет на процесс распознавания изображения.

В этой статье есть несколько способов, которые надо обсудить, в этой статье есть метод, который подойдёт для распознавания почерка.

**Введение:**

Одна из многих компьютерных проблем, которые ищут и исследуют, заключается в том, как изображения могут распознавать и классифицировать. Как распознается картина и как человек, распознающий изображение. Распознавание изображения является важным процессом обработки изображений [27]. В распознавании изображений угловое поле объектива, условия освещения и то, ясно ли изображение или нет, повлияет на процесс распознавания изображения [1]. Распознавание почерка является одним из наиболее востребованных и изученных вопросов, так как почерк может помочь людям выполнять некоторые работы, такие как постэкспозиция, анализ банковских чеков и рукописная обработка бланков.

Распознавание изображений для почерка сложнее, потому что у каждого человека должна быть своя особенность почерка. В дополнении, написание почерка не всегда прямое, иногда есть наклон, нисходящий наклон, поэтому почерк будет труднее определить, чем компьютерное письмо, которое уже имеет определенную форму [2]. Обнаружение почерка имеет очень много факторов, которые повлияют на успешное распознавание почерка. Потому что неправильное толкование почерка более вероятно, чем компьютерное письмо, которое, несомненно, будет иметь фиксированную форму в зависимости от типа. Для распознавания почерка можно использовать несколько методов, которые будут рассмотрены в следующем разделе.

***Методы распознавания изображений***

**Конволюциональные нейронные сети**

Сверточная нейронная сеть (CNN) является одним из наиболее широко используемых методов распознавания почерка. Перед входом в конволюциональную нейронную сеть изображение должно сначала пройти предварительную обработку. Ниже приведены этапы предварительной обработки:

1. Введите изображение которое хотите распознать [1, 5].
2. Делайте обработку или обрезку. Цель состоит в том, что бы не нужная часть изображения, не попала в распознавание. [1]
3. Установите размер изображения. Размеры должны быть одинаковыми.[1, 7, 10]

На рисунке 1 приведён пример распознавания собственноручной диаграммы:

Получение изображения персонажей/Ввод в режиме реального времени

Введение набора данных

Тренировочные изображения/Тестировочные изображения

Предварительная обработка/CNN моделирование/Предварительная обработка

Модель свёрточной нейронной сети

Классификация

Производство

**ПРИМЕР АРХИТЕКТУРЫ КОНВОЛЮЦИОННОЙ (СВЕРТОЧНОЙ) НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

**Исходное изображение -> Конволюционный (сверточный) слой *L=1* 28x28x80 C1 -> Субдискретизированый слой S2 14x14x80 L=2 -> Коволюционный (сверточный) слой *L=3 10x10x64 ->* Субдискретизированый слой S4 5x5x64 L=4 -> Полносвязный слой L=5 1024 FC5 -> Полносвязный слой FC6 28 L=6**

**CNN** обычно состоит из трёх слоев: конволюционный (сверточный) слой, Субдискретизированый слой и полносвязный слой. Но так же можно вставить ещё один слой, например, слой softmax. Каждый слой связан с предыдущим слоем [1]. Слой softmax работает над повышением точности обнаружения изображения. На рисунке 2 приведён пример архитектуры CNN без вставки дополнительного слоя. Количество слоев, применяемых в CNN, не всегда одинаковое, в зависимости от необходимости. Различия в узнаваемом языке почерка так же влияют на то, какие слои будут применятся и сколько их будет [3,5,6]. Дополнительные слои, вставленные в CNN, необязательны. Например, когда дополнительный слой, вставленный в CNN, будет иметь эффект, если вставлен слой softmax, то точность распознавания будет выше, чем у CNN в которой этого слоя нет.

Ниже приведены слои конволюционной (сверточной) нейронной сети:

1. Конволюционный слой

Конволюционный (сверточный) слой – это основной слой, который строит CNN. На этом слое выполняется процесс свертки. Операция свертки этого изображения служит для извлечения функции исходного изображения [9]. Последний слой свертки служит для поддержания пространственного положения и информации о сером уровне карты признаков свертки [4,5].

1. Подвыборный слой (Субдискретизированый)

Служит изменять входной признак в представлении статистических (стабильных) результатов объектов вокруг него, поэтому результатный размер признака будет намного меньше предыдущего [1]. Большая часть подвыбора на CNN использует максимальное объединение [5].

1. Полносвязный слой.

Как классификатор на CNN, этот слой представляет собой архитектуру, состоящий из входного уровня, скрытого слоя и выходного уровня [1].

1. Слой softmax

Слой softmax – это последний слой на CNN. Он используется для представления вывода в виде вероятности. Это очень полезно для классификации. Этот слой используется для классификации символов. Функция softmax имеет значение от 0 до 1. Класс с максимальным значением будет выбран в качестве класса для изображения, в то время как меньшее значение является отсутствием включения основного изображения, которое будет обнаружено [6,7,1]. Вот уравнение [8]:

Где xi – входное значение, k – число ядер, а x – вектор баллов [8]. Где fi – это элемент от I до F.

Этапы метода распознавания изображений CNN в письменной форме, как показано ниже:

1. Предварительная подготовка: изображение изменено, если оно слишком большое, то расчет будет высоким или слишком маленькое, то будет трудно настроить под большие сети. Более крупные изображения вырезаются и дополнение будет применено к уменьшенным изображениям, чтобы получить стандартный размер [1,6].
2. Создание наборов данных: Если набор данных с открытым исходным кодом недоступен для обнаружения почерка, то он должен быть вставлен в новый набор данных, но если набор данных доступен, то тогда можно использовать существующий [6].
3. Определение окончательных данных: для обучения CNN требуется большое количество данных. Для этого полученные изображения модифицируются и изменяются, для получения большего количества вариаций [6].
4. Классификация: конечный слой CNN это softmax и он используется для классификации данных исходного изображения [1,6].
5. Тестирование: тестовый модуль связан с тестовым изображением. Тестовые изображения получены путём разделения случайно увеличенного набора данных [6,9,10].

**Полу инкрементальный метод распознавания**

Этот полу инкрементальный метод отличается от чистого инкрементального метода. В нем время ожидания не будет слишком заметно [12]. Чистый инкрементальный видит только царапины тока сами по себе, но не видит предыдущие царапины, связанные с текущими, в то время как полу инкрементальный метод рассматривает последних штрих и предыдущий сегмент, это связано с тем, что предыдущие штрихи связаны с текущим [12]. Этот метод фокусируется на расчетах почерка [13].

1. Стратегия локальной обработки

Введение с полу инкрементальным методом осуществляется после нескольких новых штрихов. Входящие следы до появления новых штрихов также влияют на исход введения. Вот почему предварительные штрихи и новые штрихи должны быть обработаны. Узнать лучшее распознавание, проследив от первого штриха [13,14].

1. Обработка в процессе

В полу инкрементальном методе процесс чистого инкрементального метода выполняется снова полу инкрементальным методом, но помимо использования существующих процессов в чистом инкрементальном методе выполняет другой процесс, который заключает в исправлении неправильной сегментации и исправления ошибок распознавания [12].

Рисунок 3 представляет собой диаграмму полуинкрементального распознавания, несколько предложений после нее кратко объясняют диаграмму. Как показано на рисунке 3, из почерка пользователя вставляется новый штрих [13,14]. Конечный результат используется повторно для последующих циклов обработки [12,13,14].

**Старт -> Получение новых штрихов -> Обновление seg\_rp -> Определение области применения -> Обновление src решетки -> Возобновление лучших путей поиска в src решетки -> Исходный конец? -> Вывод результата распознавания.**

1. Определение области применения

Определить область применения, используемую в результате процесса распознавания сегментации. Сегментация штрихов до и после, система получает новый штрих, а затем система сравнивает их. Если обнаруженная классификация вне штриха, то она считается царапиной перед началом [13].

1. Seg\_rp и определение точки сегментации

Seg\_rp определяет по SP вне-штрихов. От результат распознавания текста до последней области видимости, это лучший путь к последней области видимости в решетке src, штрих между двумя узнаваемыми символами принято считать SP. Среди вне штрихов, seg\_rp выполняет выделение в зависимости от количества символов из каждого вне штриха до последнего символа в подтверждении. Если это число равно N\_CHAR, то вне штрихи будут определены как новый seg\_rp. Сам N\_CHAR – это количество исправленных символов, необходимых для определения нового seg\_rp [13,14].

1. Примеры процесса

Рисунок 4 является примером изображения для определения области охвата. Последняя область применение с результатом сегментации и распознавания текста.Затем добавляет новый штрих, заполненный красным цветом. Сегментация seg\_rp на рисунке 5. Отключение этих изменений на рисунке 6. Открытие символьного блока между и до вне штрихов показано на рисунке 7.

1. Обновление сетки src.

Чтобы обновить сетку src в последнем охвате, в минимизации повторного использования сетки src в предыдущем охвате, сетка src встраивается раньше в предыдущем охвате. Из начального охвата, метод находит внештриховые SP и в последствии делит блок-кандидат на внештриховые SP. Каждое внештриховое SP делит блок-кандидат на две части: предыдущую и следующую. Сетка arc в этом блоке проверит находится ли какой-либо шаблон символа-кандидата в предыдущей области охвата. Если есть мы получаем его из предыдущей области охвата, если нет, то он должен быть настроен [13,14].

1. Возобновление поиска лучших путей и распознавание

Из первого символа решетчатого блока в текущей области продолжается поиск наилучшего пути и получение результата распознавания текста [13,14].

**ИНКРЕМЕНТАЛЬНЫЙ МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ**

Инкрементальный метод – это один из методов, который используют в распознавании почерка. Его можно отнести не только к занятому методу распознавания, но и к ленивому. Этот чистый инкрементальный метод показывает, как штрихи просто вводятся, в этом методе предыдущие штрихи не видны [15]. Этот процесс так же показан на рисунке 8, там же дополнительно уточняется переход от первоначального процесса к конечному. Вот процесс, выполненный инкрементальным методом [12,15]:

1. Получение нового штриха

Новый штрих полученный от пользователя.

1. Обновление геометрической особенности

У недавно полученного штриха есть геометрическая особенность. Геометрическое значение объекта обновляется немедленно исходя из недавно полученной информации.

1. Обнаружение символов-кандидатов

Каждый гипотетический символ распознается онлайн и оффлайн обнаружением. Онлайн-метод отлично подходит для штрихов, в то время как на оффлайн не будут влиять нерегулярные и повторяющиеся штрихи.

1. Таблица обновлений CYK

Таблицу CYK нужно расширить, но существующую таблицу не нужно менять после получения нового штриха. Рисунок 8 представляет собой диаграмму инкрементального процесса, описанного выше.

Структурная связь

Структура или взаимосвязь между символами неоднозначна, даже в некоторых случаях неоднозначна и для человека. Разграничение используется для представления основного положения и размера символа. Рисунок 9 показывает особенности структурных отношений [12,15]. Особенности H, Dy и О классифицируют горизонтальные, надстрочные и подстрочные отношения в группе 2 по другой SVM. Ниже приведён расчёт [12,15]:

**СЕГМЕНТАЦИЯ ЛИНИИ И СЛОВА -1**

Сегментация почерка- сложная проблема в распознавании [28]. Даже в узнавании, почерк распознать гораздо труднее чем компьютерное письмо. Одним из факторов является различия у каждого человека в формах почерка. Другим фактором является наклонность письма. При распознавании почерка сегментация слова на буквы будет являться полезным подходом. Сегментация слова сложна, но ещё сложнее, если этот метод должен распознавать циферблат. Подход в сегментации линий и слов в печатных документах силён для процесса проектирования [16]. Написание можно сегментировать в зависимости от строки, слова и характера. На линии сегментация обнаруживается путём сканирования записанного изображения, которое было введено горизонтально [17, 18]. Описание этого метола поэтапно показано на рисунке 9. Следуя шаг за шагом в этом методе [16,17]:

1. Посмотр отсканированное изображение и обрезка, чтобы найти области целых чисел [16,17].
2. Удаление шумов с изображение путём вычитания. Чтобы удалить шум на данном изображение нужна предварительная обработка. Адаптация размера введённого изображения. Затем изменённое изображение вычитается из начально для получения шумового изображения [16,17].
3. Изображение преобразуется в двоичную систему путём добывания текста и удаления фона [16]. Изменение изображения в оттенки серого в двоичной системе, где 0 это чёрное, а 1 белое.
4. Исправление и искажение с помощью «Преобразования Хафа». Искажение изображения с почерком неизбежно. Поэтому смена наклона – это серьезно. «Преобразование Хафа» используется для точного определения наклона путём сопоставления точки на карте декартового пространства (x,y) с синусоидальной кривой [16,17]. Искажение определяется 0. Для коррекции искажения направления в противоположном направлении одного и того же угла.
5. Использование морфологической функции “bwmorph” для процесса прореживания. Морфологический процесс применяемый здесь – это прореживание. Прореживание используется для удаления отмеченных пикселей на двоичных изображениях, подобно эрозии [16].
6. Горизонтальный проекционный профиль используется для сегментации линий. В гистограмме почерка, вершина и долина указывают на письмо и пространство между каждой строкой [16].
7. Применение расширения и вертикального проекционного профиля используется для сегментации слова. Рисунок 10 представляет собой блок-схему методов сегментации слов и строк, шаги которой упоминались ранее.

**ЧАСТИЧНЫЙ МЕТОД-3**

Для распознавания объектов использовались частичные методы. Ниже приведены свойства частичного метода [19]:

1. Использование нескольких ключевых точек для представления одного изображения.
2. Оценка сходства глобальных особенностей часто упускается из виду, что приводит к увеличению устойчивости к вариация отображения объектов.
3. Сходство изображения зависит от того, сходится ли оно в ключевой точке или нет, если одинаково то тогда, изображение будет считаться в том же классе, что и ключевая точка.
4. Каждый класс иногда представляется набором ключевых точек, из нескольких (различных) изображений класса для многих вариаций.

Ниже перечислены преимущества частичного метода [20]:

1. Персонажей можно распознать, хотя их трудно нормализировать в предварительной обработке.
2. Не зависимо от глобальной структуры, если есть строка или кривая письма, это все равно можно распознать.
3. Эквивалент самой неограниченной модели искажения изображения, каждая локальная часть искажается от своего первоначального положения для представления деформации. В результате, это служит сильной деформации.
4. Может быть применён непосредственно к скорописи, потому что способен распознавать его компонентный характер. Это уменьшает сложность сегментации.
5. Может быть применён к изображениям декораций для распознавания символов на изображении.

Частичный метод распознавания символов основан на двух этапах: первый этап обучение, второй вводный. Ниже шаги [20]:

1. Тренировочный шаг

Ключевые штрихи будут распознаны на каждом тренировочном шаблоне с помощью детектора ключей SURF. Квадратная площадь вокруг каждой ключевой точки представлена в виде 128-мерного вектора признаков SURF (эталонный вектор), а затем хранится в базе данных (словаре). Рисунок 11 представляет собой картину вектора признаков SURF, которая кратко описана в ходе этой ступенчатой подготовки.

1. Шаг распознавания

Следующий шаг состоит из двух подшагов, а именно распознавания уровня признаков и символов.

**МЕТОД ИСПРАВЛЕНИЯ НАКЛОНА И УКЛОНА**

Коррекция наклона и уклона в почерке используется для уменьшения вариации стиля в письменной форме. Когда письменная вариация проста, то это поможет процессу распознавания. Тщательная коррекция наклона не только упрощает процесс сегментации, но и повышает точность самого распознавания записи.

**Метод коррекции наклона**

В предлагаемом методе наклон слова в тексте можно оценить на основе изначального уровня наклона. Выходящие вверх или вниз элементы не несут вклад в начальное формирование, они исключаются как можно больше, оставляя идеальную ровную линию от оставшейся части слова. Обнаруживается основной наклон, затем корректируется поворотом слова примерно под углом наклона. Наклон этого слова оценивается по исходному уровню наклона. Сначала выбирает область ядра слова, а затем определяется наилучшая линия нагрузки из нижней части ядра. Затем выбранная часть делиться на мелкие кусочки. Чтобы максимально уменьшить влияние наклона на основу, коррекцию искажения необходимо провести перед сегментацией, извлечение признаков, тренировка и классификация этапов [31]. Первоначальный наклон письма станет правильным. Усилие – это значение отклонения от средней переменной. Усилие – это среднее значение Li. Вот уравнение Li [21]:

**N-общее число Барицентра**

**Yi – вертикальная координата**

**y- среднее значение yi**

**Метод коррекции уклона**

Направления текстур можно определить и проанализировать с помощью фильтров Gabor. Эта возможность привязана к фильтру Gabor, потому что он может подключаться к банку фильтров в зависимости от вариаций длины, а так же параметров угла [21]. Сходство изображения может быть улучшено. Уклон оценивается и рассматривается как уклон исходящего изображения. Наконец, используя скользящее преобразование, корректируется уклон исходного изображения [23]. Ниже приведена функция метода уклонной коррекции:

H(x,y) = g(x,y)s(x,y)

S(x,y) = комплексное синусоидальное знание

G(x,y)= 2D формы Гаусса

**МЕТОД АНСАМБЛЯ (ENSEMBLE)**

Метод ансамбля – это новый классификатор, предложенный в области машинного обучения. Особенность метода заключается в автоматическом создании нескольких классификаторов из одной стандартной базы [24]. В данном методе классификатор выбирает одну особенность, которая является лучшей для уровня распознавания [25]. Цель метода ансамбля – это повышение прогностической эффективности статических методов обучения или подходящих моделей [26]. Ниже приведено объяснение метода ансамбля [25]:

1. Поиск функций метода ансамбля

Можно использовать алгоритмы, известные выбором признаков. Необходимая модификация заключает в предотвращении выбора признаков алгоритмом, которые повторяются снова и снова.

1. Выбор функций метода ансамбля

При добавлении нового классификатора в ансамбль будут рассмотрены все подмножества признаков. Этот метод не работает для образцов распознавания, вытекающих с высшей точки выходящей за черту вектора, потому что число черт наборов может быть увеличено.

1. Эвристическая версия для поиска и выбора признаков метода ансамбля

Метод моделирования определяется N. Чем выше это значение, тем более точным будет моделирование, но сложность увеличится. Рисунок 12 является примером метода ансамбля.

**МЕТОД ЗОНИРОВАНИЯ**

Зонирование- это метод, который можно использовать для распознавания почерка. Образец изображения разделён на несколько зон, которые предоставляют областную информацию. Метод зонирования успешно применяет в распознавании почерка. Существует два метода зонирования: статическое и динамическое. Следующее – это объяснение методов зонирования:

1. Статическое зонирование

При этом статическом зонирование все зоны распределяются равномерно (однородно), так что все зоны одинаковые [29]. Чем больше зон на изображение, тем выше будет точность изображения [30]. На рисунке 13 показано описание однорого зонального деления.

1. Динамическое зонирование

При динамическом зонировании количество зон, делящихся от большего изображения не одинаково. На рисунке 14 показано неравномерное деление зон, магнитуда различна.

N- классовый номер

Pi – вероятность

Ниже приведена стадия распознавания изображения методов зонирования [29]:

1. База данных

Собранная база данных состоит из почерка. Как только почерк будет собран, он будет переделан в базу данных. Например, из каждой буквы было взято несколько образцов для составления базы данных.

1. Предварительная обработка

Предварительная обработка применяется для удаления шумов с изображения, а также для упрощения процедуры извлечения признаков. Этапы предварительной обработки включают в себя бинаризацию, изменение размера, медианную фильтрацию и морфологические операции, такие как прореживание. Цветное изображение изменяется в оттенки серого. После чего преобразовывается в двоичную систему.

1. Извлечение признаков

Метод зонирования- это один из методов извлечения признаков. Извлечение признаков само по себе является самым важным при обнаружении столба. Как объяснялось выше, существует два метода зонирования: статическое и динамическое.

1. Классификация

Классификация – это шаг к принятию решения. Вектор признаков в процессе извлечения признаков отдаётся классификатору для тренировок и тестирования.

**СРАВНЕНИЕ РАЗНЫХ МЕТОДОВ**

Как упоминалось и описывалось выше, распознавание почерка может осуществляться разными методами. В этой таблице сравниваются метолы, которые используют при распознавании письменности, особенно почерка. В таблице обсуждены недостатки и преимущества, того или иного метода.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **No** | **Метод** | **Преимущества** | **Недостатки** |
| 1 | Метод конволюционной (сверточной) нейронной сети | 1. Когда CNN будет обучен, распознавание изображений будет точным. 2. Он доказал свой успех использования для различных почерков и компьютерного распознавания. | 1. В тренировочном процессе следует использовать несколько образцов, для более точного результата 2. Длительное время тренировки |
| 2 | Полу инкрементальный метод | 1. Незаметное время ожидания 2. Рассматривает последние штрихи и предыдущие сегменты | 1. Должен сопровождать другими методами, он может быть не только полу-инкрементальным 2. Это работает сложнее, чем чистый инкрементальный метод |
| 3 | Инкрементальный метод | 1. Этап распознавания проще чем полу-инкрементальным метолом, один из самых простых факторов, который делает его ещё проще, заключается в том, что он рассматривает только последние. | 1. Проблема с процессом сегментации |
| 4 | Метод сегментации линии и слова | 1. Сегментация линий и слов подходит для печатных документов в проектировании мощного процесса | 1. Не может определить шаблон |
| 5 | Частичный метод | 1. Достаточно надёжный для распознавания письма из-за низкой точности. | 1. Для высокой точности в тренировочном процессе следует использовать несколько образцов |
| 6 | Метод исправления уклона и наклона | 1. Процесс сегментации проще и точность распознавания письма. | 1. Не максимальный для распознавания почерка |
| 7 | Метод ансамбля | 1. Довольно высокие точности результата | 1. Компоненты сегментации линии влияют на точность |
| 8 | Метод зонирования | 1. Довольно высокие точности результата | 1. Количество зон на изображении должно быть много, так как если их будет меньше, то точность будет ниже. |

**ОБСУЖДЕНИЕ**

Обсуждается восемь методов. Во-первых, сверточная нейронная сеть, полу инкрементальная сегментация, инкрементальная, линии и слова, части, коррекция наклона и уклона, ансамбль и зонирование. Эти восемь методов могут использоваться для распознавания письменности, в особенности почерка.

Из этих восьми методов, CNN – это метод часто используется в распознавании письменности, в особенности почерка. Точность высока почти во всех случаях. Методы зонирования, сегментация линии и слова, ансамбль и частичный довольно надёжны в распознавании письменности. Простой метод или нет не указывает на полезность в распознавании почерка. Распознавание почерка должно сопровождаться учебным процессом с использованием большего количества образцов.

У каждого метода есть свои слабые стороны и преимущества. В CNN требуется длительное время обучения, так как в CNN включено глубокое обучение исследования, но CNN имеет хорошую точность в распознавании почерка, потому что увеличение обучения CNN приведёт к более точному результату. Для метода зонирования недостаток заключается в том, что на картинке должно быть много зон, потому что в противном случае уровень точности идентификации будет ниже. В инкрементальном методе недостаток заключается в том, что есть проблема в сегментации, преимущество этого процесса проще, чем полуинкрементальный метод. Другие методы можно увидеть в таблице выше.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Распознавание изображений является важным процессом обработки изображений. Извлечение признаков изображения имеет несколько ограничений, таких как различия в положении захвата изображения и различные условия освещения при съемке изображения. Распознавание изображений с почерком сложнее, потому что у каждого разные формы почерка, так что будет сложнее обнаружить записи с компьютеров, которые уже имеют определенную стандартную форму. Из семи обсуждаемых методов наиболее высокую точность имеет конволюционная (сверточная) нейронная сеть. Наименьшая точность у метода коррекции наклона и уклона.