

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИАМСКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ВЕРИФИКАЦИИ РУКОПИСНОЙ ПОДПИСИ

*Мискевич П.Л., Петровец В.Н.*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Батура М.П. – доктор технических наук, профессор*

В данной работе представлен подход к верификации рукописных подписей с использованием сиамской нейронной сети. Исследование сосредоточено на разработке и обучении модели, способной эффективно анализировать и сравнивать подписи для определения их подлинности. Методика включает подготовку исходных данных и последующее тестирование модели. Предложенный метод обладает потенциалом для использования в системах, где критически важна точная и быстрая верификация подписей, таких как юридические и финансовые учреждения.

В современном мире верификация рукописных подписей остаётся важным аспектом в обеспечении безопасности и подлинности документов в юридических, банковских и личных сферах. Традиционные методы верификации, основанные на визуальной оценке экспертами, подвержены ошибкам и субъективной интерпретации.

В последнее время значительные усилия были направлены на разработку автоматизированных систем. С развитием технологий машинного обучения и компьютерного зрения появились новые возможности для автоматизации и улучшения процессов верификации подписей. Использование данных систем позволяет существенно увеличить скорость и точность обработки данных, минимизируя при этом человеческий фактор. Ключевым аспектом автоматической верификации является способность системы точно идентифицировать подлинные и поддельные подписи, что требует разработки алгоритмов, способных адаптироваться к разнообразию стилей и условий выполнения подписей.

На текущий момент существует два основных подхода к верификации подписей: динамический и статический. Динамическая верификация анализирует процесс создания подписи в реальном времени, включая такие параметры, как скорость, давление ручки и траектория движения. Статическая верификация работает с уже сформированными подписями, что делает её более пригодной для анализа сканированных документов и широкодоступных архивных данных.

Исследования в области автоматической верификации подписей охватывают широкий спектр методологий, начиная от классических статистических подходов до современных техник машинного и глубокого обучения. Ранние работы были сосредоточены на использовании линейных моделей и методов распознавания шаблонов для сравнения статических изображений подписей. Однако, данные подходы часто сталкивались с трудностями при различении подписей из-за вариативности стиля и условий выполнения [1].

Сиамские нейронные сети (Siamese Neural Networks), использующие архитектуры глубокого обучения, предоставляют уникальный подход к задаче сравнения изображений подписей, поскольку они обучаются извлекать и сравнивать признаки из пар изображений [2].

Методология включает в себя несколько ключевых этапов: подготовку данных, разработку модели, обучение и тестирование.

Для обучения и тестирования модели требуется набор данных, состоящий из пар изображений подписей, каждая пара имеет метку, указывающую, является ли подпись подлинной или поддельной. Данные получают путём сканирования рукописных подписей, после чего изображения преобразуются в единый размер и градации серого для уменьшения вычислительной сложности. Важным аспектом является балансировка классов, чтобы избежать перекоса в сторону одного из классов в обучающем наборе данных.

Сиамская архитектура модели состоит из двух идентичных свёрточных подсетей, каждая из которых получает на вход одно изображение из пары. Подсеть состоит из следующих слоёв (рисунок 1):

1. Несколько свёрточных слоёв с функцией активации ReLU (рисунок 2) для извлечения признаков из изображений.
2. Следующие за свёрточными слоями пулинг слои для уменьшения размерности признакового пространства и повышения устойчивости к малым изменениям в изображении.
3. Полносвязный слой на выходе подсети для формирования вектора признаков изображения.

Выходы подсетей соединяются слоем, который вычисляет расстояние между векторами признаков с помощью евклидова расстояния. Результат этого слоя используется для классификации, принадлежат ли обе подписи одному человеку или разным лицам.

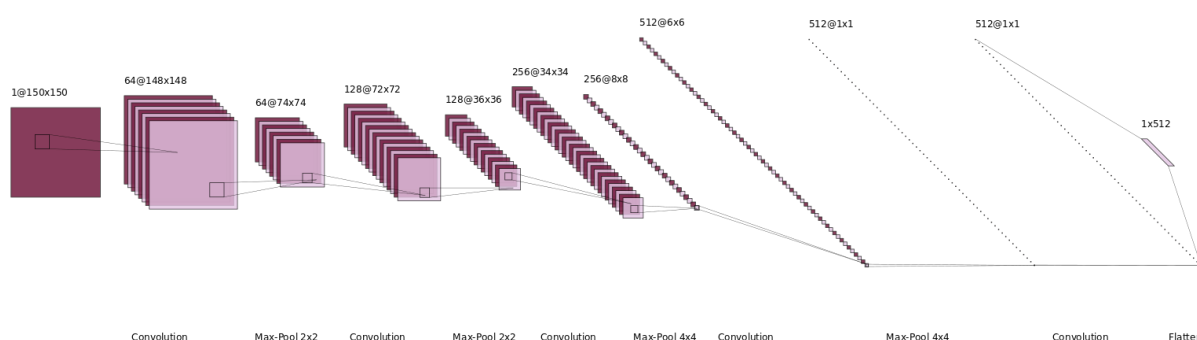


Рисунок 1 – Схема свёрточной нейронной подсети

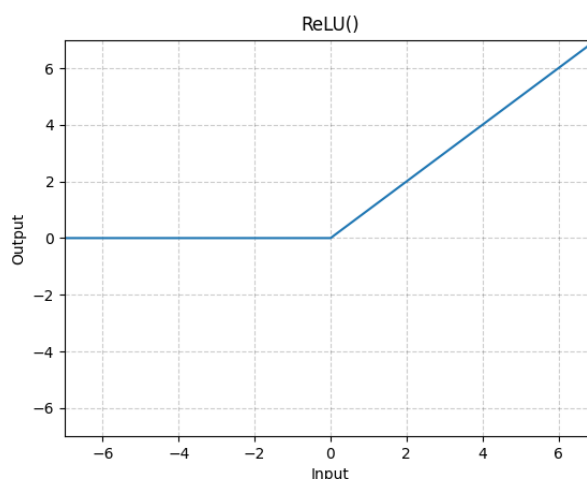


Рисунок 2 – График функции активации ReLU

Модель обучается с использованием пар подписей, для чего применяется метод контрастных потерь (Contrastive Loss). Эта функция потерь минимизирует расстояние между векторами признаков подлинных пар и максимизирует расстояние для поддельных пар. Обучение происходит с использованием алгоритма обратного распространения ошибки и оптимизатора, такого как Adam.

После обучения модель тестируется на отдельном наборе данных, чтобы оценить её способность к классификации новых, ранее не используемых подписей. Эффективность модели оценивается по таким метрикам, как точность, полнота и F1-мера. В результате тестирования модель продемонстрировала высокую эффективность в верификации подписей, достигая значения точности (ассигасу) на уровне 88%.

Одним из преимуществ сиамской модели является её способность обучаться на относительно небольшом количестве данных за счёт использования пар изображений для обучения, что существенно уменьшает требования к объёму и разнообразию тренировочного набора данных.

Однако, несмотря на высокую производительность, существуют некоторые ограничения. Например, изменения в физическом состоянии человека или в условиях подписания документа могут влиять на характеристики подписи [2], что требует дополнительной адаптации модели. Для преодоления этих проблем может потребоваться дальнейшая настройка архитектуры сети, например, введение механизмов, которые могли бы уделить больше внимания ключевым элементам подписи, или использование более сложных форм контрастных потерь, способных лучше моделировать различия между классами. Также возможно применение техник аугментации данных для увеличения разнообразия и объема обучающего набора, что может улучшить обобщающую способность модели.

Сиамская нейронная сеть представляет собой мощный инструмент для автоматической верификации рукописных подписей. Благодаря своей способности к обучению на глубоком уровне и адаптации к различным стилям подписи, она открывает новые возможности для усиления безопасности и подлинности в различных сферах деятельности. Дальнейшие исследования могут включать разработку более усовершенствованных архитектур и обучающих стратегий, а также интеграцию модели в реальные системы верификации документов.

**Список использованных источников:**

1. Hafemann, L. Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks / L.G. Hafemann, R. Sabourin, L.S. Oliveira // Pattern Recognition, 2017. – P. 163-176.
2. Dey, S. SigNet: Convolutional Siamese Network for Writer Independent Offline Signature Verification / S. Dey, A. Dutta, J.I. Toledo, S.K. Ghosh, J. Lladós, U. Pal // Elsevier, 2017.