

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД ДЛЯ ВЕРИФИКАЦИИ РУКОПИСНОЙ ПОДПИСИ В РЕЖИМЕ OFF-LINE

У. Ю. Ахунджанов

*Объединенный институт проблем информатики Национальной Академии Наук Беларуси, Минск, Беларусь.
E-mail: umidjan_90@mail.ru*

В данной работе описываются результаты распознавания рукописных подписей с применением сверточной нейронной сети. Для экспериментов использовалась база рукописных подписей 40 человек, выполненных на бумажном носителе, а также общедоступные базы рукописных подписей: BHSig260-Bengali, BHSig260-Hindi, CEDAR. В базе рукописных подписей 40 человек было собрано 10 подлинных и 10 поддельных подписей для каждого человека, выполненных другими людьми. Для классификации использовались четыре варианта уменьшения подписей до размеров: 200×120, 250×150, 300×150 и 400×200 пикселей.

Ключевые слова: *Биометрия, распознавание, верификация, рукописная подпись, классификация.*

Рукописные подписи являются неоспоримым и уникальным способом подтверждения личности человека. Благодаря простоте и уникальности она занимает важное место в области поведенческой биометрии.

Биометрия по типу используемых биометрических параметров подразделяется на два типа: на физиологическую и поведенческую, где физиологические признаки включают форму лица, отпечаток пальца, параметры радужной оболочки и сетчатки глаза, ДНК [1, 2]. К поведенческой биометрии относят рукописная подпись, походка, голос [3, 4].

Идентификацию рукописной подписи можно выполнять статически в режиме online и динамически в режиме off-line. Статическое или off-line распознавание подписи выполняется после того, как её образ на бумаге был оцифрован. Затем цифровые изображения преобразуются и анализируются. В динамических или online системах распознавания подписи анализ начинается в процессе её создания. Дополнительно собирается информация о последовательности координат x и y точек подписи, информация о силе нажатия, скорости написания и т. д. Статический режим проверки подписи имеет меньше информативных признаков, что делает её процесс более сложным. Для решения данной проблемы предложено множество различных подходов. Точность их распознавания проверялась на общедоступных наборах данных, таких как GPDS960, GPDS-4000, MСУТ, BHSig260, CEDAR и др. Все эти наборы данных содержат три группы подписей: подлинные, случайные и квалифицированные подделки.

Применение нейросетевых технологий помогает верифицировать подписи более точно. Это обусловлено тем, что нейронные сети эффективно строят нелинейные зависимости, которые точнее описывают данные, они более устойчивы к шумам во входных данных и адаптированы к их изменениям.

В качестве экспериментальных данных для обучения системы распознавания рукописной подписи использовались базы рукописных подписей, одна из которых содержала 800 изображений рукописных подписей 40 человек. В базе было 10 подлинных и 10 поддельных подписей каждого человека. Данная база рукописных подписей была собрана с помощью студентов Ферганского филиала Ташкентского университета имени Мухаммада ал-Хорезми. Образцы подписей сканировались с разрешением 800 dpi (точек на дюйм) и каждая подпись вырезалась с размером 850×550 пикселей. База BHSig260-Bengali (Бенгальские) содержит 5400 рукописных подписей 100 человек, включая 24 подлинных и 30 поддельных подписей для каждого человека. Для данного эксперимента из Бенгальской базы рукописных подписей было выбрано случайным образом 1080 рукописных подписей 20 человек. База BHSig260-Hindi (Индийские) содержит 8640 рукописных подписей 160 человек, включая 24 подлинных и 30 поддельных подписей для каждого человека. Для данного эксперимента из Индийской базы рукописных подписей было выбрано случайным образом 1080 рукописных подписей 20 человек. База CEDAR содержит 2640 рукописных подписей 55 человек, включая 24 подлинных и 24 поддельных подписей для каждого человека. Для эксперимента с данной базой рукописных подписей, также было выбрано случайным образом 960 рукописных подписей 20 человек.

Изображения рукописных подписей преобразовывались в полутоновой вид, а затем в бинарный. Для этого использовался метод Отцу. С помощью данного метода вычисляется порог t , минимизирующий среднюю ошибку сегментации, т. е. среднюю ошибку от принятия решения о принадлежности пикселей изображения к объекту или фону [5].

Сверточные нейронные сети – это весьма широкий класс архитектур, основная идея которых состоит в том, чтобы использовать одни и те же части нейронной сети для работы с разными маленькими локальными участками входов. Для распределения классов изображения создавались каталоги, в каждом каталоге создавались по два подкаталога, в соответствии с названиями классов: *genuine* (подлинные) и *forced* (поддельные).

Для оценки классификации нашей модели использовали функцию Accuracy (точность)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где **FP** (*False positive*) – ложноположительное решение, также называется ошибкой 1–го рода. Модель предсказала положительный результат, а на самом деле отрицательный;

TP (*True positive*) – истинноположительное решение. Модель предсказала положительный результат, прогноз совпал с реальностью;

FN (*False negative*) – ложноотрицательное решение, также называется ошибкой 2–го рода. Модель предсказала отрицательный результат, а на самом деле положительный;

TN (*True negative*) – истинноотрицательное решение. Модель предсказала отрицательный результат, прогноз совпал с реальностью.

Эксперименты выполнялись с уменьшением подписей до размеров 200×120 , 250×150 , 300×150 и 400×200 пикселей.

Для обучения, валидации и тестирования модели было использовано для первой базы 800 изображений рукописных подписей в пропорции 8:1:1 соответственно. Половина из них была изображениями подлинных подписей, а вторая половина — поддельных. Для баз BHSig260-Bengali и BHSig260-Hindi взято по 1080 изображений рукописных подписей в пропорции 21:4:2 соответственно, а для базы CEDAR взято 960 изображений рукописных подписей в пропорции 18:4:2 соответственно. Вычислительный эксперимент проводился на платформе <https://colab.research.google.com/>. На рис 1. приведены графики точности обучения и валидации для каждой базы рукописных подписей.

В таблице 1 приведены результаты экспериментов. Обученная модель нейронной сети лучший результат показала при разрешении рукописных подписей 250×150 пикселей.

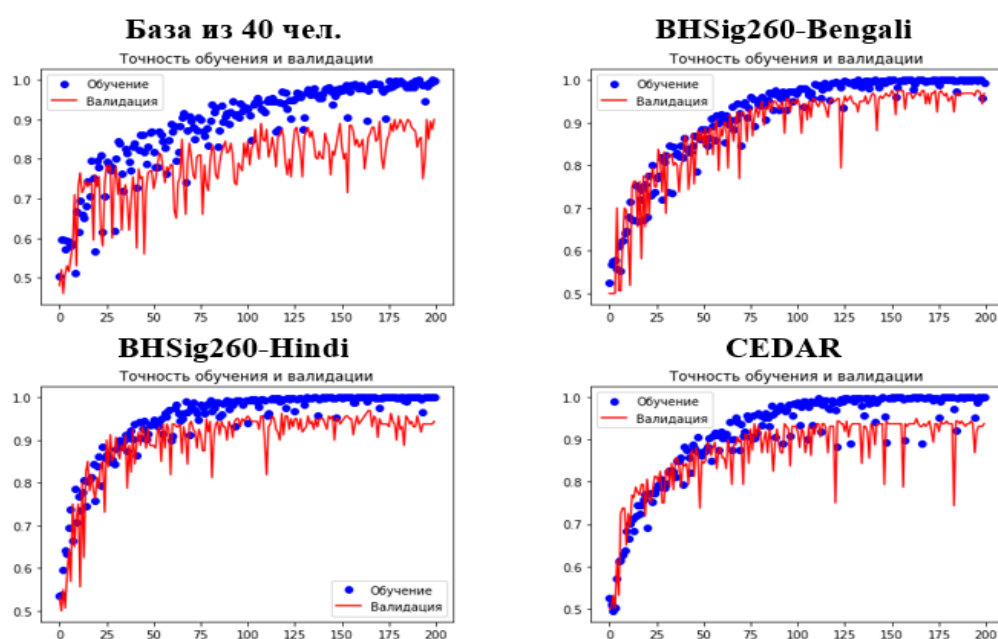


Рис. 1. Пример обучения нейросети для каждой базы рукописных подписей

Результаты распознавания подписей

Базы рукописных подписей	Правильность распознавания с расширением 200x120	Правильность распознавания с расширением 250x150	Правильность распознавания с расширением 300x150	Правильность распознавания с расширением 400x200
База из 40 чел.	88,31	90,04	89,12	88,74
BHSig260- Bengali	94,48	97,50	96,40	95,65
BHSig260- Hindi	94,93	95,63	93,56	93,42
CEDAR	93,78	94,38	93,34	92,48

Для создания системы распознавания рукописной подписи было разработано несколько программ на языке Python с использованием моделей глубокого обучения. Работу данного программного обеспечения можно разделить на несколько этапов: подготовка набора данных, сбор изображений с одновременной предобработкой, обучение на собранных данных посредством подготовленной модели обучения. Результаты данного эксперимента сможете найти на GitHub.com [5].

В результате тестирования предлагаемого подхода достигнута средняя точность корректной классификации для первой базы рукописных подписей 90,04%. Для базы BHSig260-Bengali рукописных подписей 97,50%. Для базы BHSig260-Hindi рукописных подписей 95,63%. Для базы CEDAR рукописных подписей 94,38%.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЕ ССЫЛКИ

1. Старовойтов В. В., Голуб Ю. Обработка изображений радужной оболочки глаза для систем распознавания. Минск: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2018. 188с.
2. Chaudhry S. A., Naqvi H., Khan M. K. An enhanced lightweight anonymous biometric based authentication scheme for TMIS // Multimedia Tools and Applications. 2017, 22. DOI:10.1007/s11042-017-4464-9.
3. Foroozandeh A., Ataollah A.H., Rabbani H. Offline Handwritten Signature Verification and Recognition Based on Deep Transfer Learning // International Conference on Machine Vision and Image Processing. 2020. DOI:10.1109/mvip49855.2020.918748.
4. Wan C., Wang L., Phoha V. V. A Survey on Gait Recognition // ACM Computing Surveys. 2018. DOI:10.1145/3230633.
5. Исрафилов Х.С. Исследование методов бинаризации изображений // Вестник науки и образования. 2017.Т.2, № 6(30). С. 43–50.
6. Akhundjanov U. Yu. My_signature_verification // <https://github.com> [Electronic resource]. – Mode of access: https://github.com/MrUmidjan90/My-signature_verification/. – Date of access: 25.03.2022.