

22. Fedorina E.V., D'yakov I.F., Mishchenko O.V., Kokorin V.N. PROM-2013 – Resursno-stoimostnaya otsenka effektivnosti raskroya metalloprokata dlya kholodnoshtampovochnogo proizvodstva [PROM-2013 – Resource-cost assessment of the efficiency of cutting rolled metal for cold forming production], *Progressivnye metody i tekhnologicheskoe osnashchenie protsessov obrabotki metallov davleniem: Mater. mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Progressive methods and technological equipment of metal forming processes: Mater. international scientific and technical conference]. Saint Petersburg: BGTU, 2014, pp. 307-310.
23. D'yakov I.F., Fedorina E.V., Kreshchenova K.A. Svidetel'stvo o gosudarstvennoy registratsii programmy dlya EVM №2016611103 Rossiyskaya Federatsiya. Programma raskroya metalloprokata «PROM-2013» [Certificate of state registration of a computer program No. 2016611103 Russian Federation. Metal cutting program “PROM-2013”]. Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Ulyanovsk State Technical University". No. 2015661985; date of admission 12/8/2015; date of state registration in the Register of Computer Programs 01/26/2016, 19 p.
24. Fedorina E.V., D'yakov I.F. Avtomatizirovannoe proektirovanie resursosberegayushchikh tekhnologiy raskroya metalloprokata v usloviyakh kholodnoshtampovochnogo proizvodstva metalloprokata [Automated design of resource-saving technologies for cutting rolled metal in conditions of cold stamping production of rolled metal], *Avtomatizatsiya i sovremennye tekhnologii* [Automation and modern technologies], 2018, No. 7 (72), pp. 307-313.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Ю.А. Кравченко.

Федорина Елена Викторовна – Ульяновский государственный технический университет; e-mail: ev.fedorina@sollers-auto.com; г. Ульяновск, Россия; тел. +79093587646; соискатель ученой степени кандидата наук.

Дьяков Иван Федорович – e-mail: i.dyakov@ulstu.ru; д.т.н.; профессор.

Крупенников Олег Геннадьевич – e-mail: krupennikov_oleg@mail.ru; кафедра инновационных технологий в машиностроении; к.т.н.; доцент.

Fedorina Elena Viktorovna – Ulyanovsk State Technical University; e-mail: ev.fedorina@sollers-auto.com; Ulyanovsk, Russia; phone: +79093587646; applicant for the scientific degree of Candidate of Sciences.

Dyakov Ivan Fedorovich – e-mail: i.dyakov@ulstu.ru; dr. of eng. sc.; professor.

Krupennikov Oleg Gennadievich – e-mail: krupennikov_oleg@mail.ru; the department of innovative technologies in mechanical engineering; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 004.89

DOI 10.18522/2311-3103-2023-4-151-162

В.А. Частикова, Д.А. Любич

НЕЙРОСЕТЕВОЙ МЕТОД ПОВЕДЕНЧЕСКОГО АНАЛИЗА ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ДИНАМИКИ НАЖАТИЯ КЛАВИШ*

На сегодняшний день причиной большого количества утечек информации является компрометация данных учетных записей. В связи с этим все более актуальной задачей становится внедрение дополнительных средств идентификации и аутентификации. В данной работе на основе методов машинного обучения предложена технология использования динамики нажатия клавиши для идентификации авторизированных пользователей. Для анализа динамики нажатия применяется аппарат глубоких нейронных сетей. В работе проанализированы такие поведенческие характеристики, как время нажатия клавиши, время между нажатиями клавиш, время между отпусканием первой клавиши и нажатием второй. В процессе исследований было предложено использовать следующие архитектуры глубоких нейронных сетей: сверточные и рекуррентные нейронные сети. Первичную обра-

* Работа выполнена в рамках гранта ИБ МТУСИ № 04/22-д.

ботку входных данных осуществляет скользящее окно, которое формирует блоки данных определенного размера. Для дальнейшего анализа уже структурированного массива данных была выбрана одномерная сверточная нейронная сеть, так как она хорошо справляется с задачами обработки данных, представленных в виде последовательности. Для анализа временных зависимостей используется рекуррентная нейронная сеть, а именно архитектура LSTM, лучше всего показавшая себя при обработке последовательностей переменной длины и меньше других подверженная затуханию и взрыву градиента. В процессе экспериментальной проверки эффективности предложенной в работе методики поведенческого анализа пользователей на основе динамики нажатия клавиши были реализованы следующие архитектуры: 2xLSTM, 1D SNC + LSTM, 1D SNC + 2xLSTM. По результатам обучения моделей было выявлено, что лучшей точностью обладает система, основанная на архитектуре 1D SNC + 2xLSTM с размером скользящего окна равном 50. Валидационная точность данной архитектуры составила 98,29%. Были построены ROC-кривые, которые подтвердили эффективность данной архитектуры, а также рассчитана F-мера, показавшая, что наибольшая производительность бинарной классификации достигается при использовании архитектуры 1D SNC + 2xLSTM с размером скользящего окна равном 50 и равна 99,39%.

Биометрическая идентификация; рекуррентная нейронная сеть; сверточная нейронная сеть; поведенческий анализ; скользящее окно; динамика нажатия клавиши; информационная безопасность.

V.A. Chastikova, D.A. Lyubich

NEURAL NETWORK METHOD OF USER BEHAVIOR ANALYSIS BASED ON KEYSTROKE DYNAMICS

The reason for most of the information leaks is the compromise of account data. In this regard, the introduction of additional means of identification and authentication is relevant. To increase efficiency, these systems are developed using machine learning. The use of neural networks is currently the most promising approach to improving the security of systems due to their speed and accuracy. This paper discusses the use of keystroke dynamics to identify authorized users. Artificial neural networks are used to analyze the dynamics of pressing. In this paper, such characteristics as the time of pressing a key, the time between keystrokes, the time between releasing the first key and pressing the second were analyzed. Both convolutional and recurrent neural networks were used. The primary processing of input data was carried out by a sliding window that formed data blocks of a certain size. For further processing of already structured data, a one-dimensional convolutional neural network was chosen, since it is well suited for processing data presented in the form of a sequence. A recurrent neural network, namely the LSTM architecture, was used to process time dependencies, since it processes variable-length sequences best and is less susceptible to gradient decay and explosion than others. For experimental verification of the effectiveness of this technique, the following architectures were implemented: 2xLSTM, 1D SNC + LSTM, 1D SNC + 2xLSTM. Based on the results of model training, it was revealed that the system based on the 1D SNC + 2xLSTM architecture with a sliding window size of 50 has the highest accuracy. The validation accuracy of this architecture was 98.29%. ROC curves were constructed, which confirmed the effectiveness of this architecture. The F-measure was calculated, which showed that the highest performance of binary classification is achieved when using the 1D SNC + 2xLSTM architecture with a sliding window size of 50 and equal to 99.39%.

Biometric identification; recurrent neural network; convolutional neural network; behavioral analysis; sliding window; keystroke dynamics; information security.

Введение. С каждым годом уровень цифровизации и автоматизации всех сфер нашей жизни растет в геометрической прогрессии. Огромные объемы информации собираются и хранятся на серверах компаний. Согласно исследованиям IDC (International Data Corporation) за 2020 год объем данных в мире достиг 59 зеттабайт (59 триллионов гигабайт) и продолжает расти согласно закону Мура – в два раза каждые два года. К 2025 году прогнозируется 175 зеттабайт информации во всем мире.

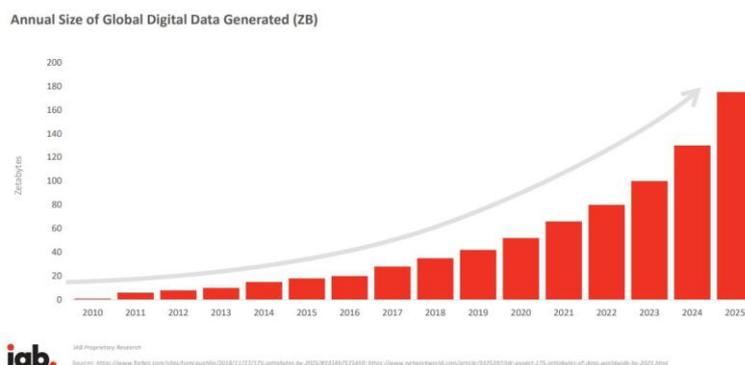


Рис. 1. Общий объем цифровой информации в мире [2]

С увеличением объемов данных увеличивается и количество утечек информации. Согласно многочисленным отчетам компаний, занимающихся расследованием инцидентов в сфере информационной безопасности, более половины утечек информации происходят из-за скомпрометированной учетной записи. Чтобы предотвратить атаки с использованием учетной записи сотрудника, специалистами в сфере информационной безопасности разрабатываются и внедряются средства защиты на основе современных технологий, таких как нейронные сети, искусственные иммунные системы. Самым популярным методом такого рода защиты на данный момент является многофакторная аутентификация. Она предотвращает авторизацию нарушителя, укравшего логин и пароль учетной записи пользователя.

С развитием нейронных сетей возросла актуальность и эффективность биометрических систем аутентификации пользователей. Нейронные сети стали быстрее и точнее обрабатывать биометрическую информацию пользователей, что сделало данную технологию самым популярным средством многофакторной аутентификации [3, 4].

Биометрические данные делится на два вида:

- ◆ Статический (физиологический) – анализ неизменных физиологических характеристик человека, таких как геометрия лица, отпечатки пальцев, сетчатка глаза, геометрия ладони.
- ◆ Динамический (поведенческий) – анализ поведенческих характеристик человека, таких как подпись, динамика нажатия клавиш, походка, голос.

В настоящее время набирают популярность системы аутентификации, построенные на анализе поведенческих характеристик. Наиболее актуальные из них: голос, динамика нажатия клавиш и подпись. Использование анализа динамики нажатия клавиш для аутентификации пользователей является самым удобным методом двухфакторной аутентификации, так как не требует дополнительных устройств. Данный метод может быть интегрирован в процесс авторизации пользователя при входе в систему, либо работать постоянно в фоновом режиме.

Целью данной работы является построение методики поведенческого анализа пользователей на основе динамики нажатия клавиш.

Материалы и методы исследования. Принцип идентификации пользователей на основе цифрового почерка строится на анализе временных характеристик нажатия клавиш. Основными такими характеристиками являются:

- ◆ время нажатия клавиши (H);
- ◆ время между нажатиями клавиш (DD-time);
- ◆ время между отпусканием первой клавиши и нажатием второй (UD-time).

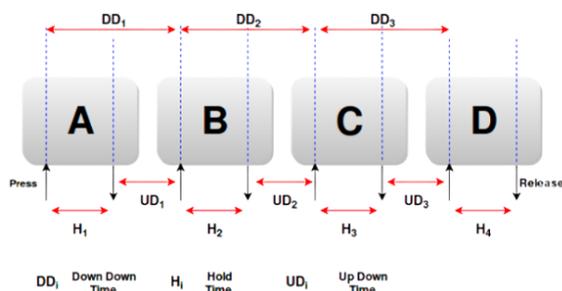


Рис. 2. Временные характеристики динамики нажатия клавиш

Существуют два метода анализа временных характеристик нажатия клавиш: статистический и нейросетевой.

Статистические модели вычисляют средние значения, отклонения и другие математические характеристики между различными нажатиями клавиш. Принимая эти результаты за индивидуальные характеристики нажатия клавиш, система изучает индивидуальные шаблоны нажатий с помощью обычного алгоритма машинного обучения. Однако трудно проанализировать сложное и разнообразное поведение человека при нажатии клавиш, используя только статистические характеристики нажатия клавиш. Когда система содержит большой объем персональных данных о нажатии клавиш, она может характеризовать только частичное поведение при печати, что приводит к низкой точности. Таким образом, надежность и масштабируемость модели, созданной с помощью этого метода, оставляют желать лучшего.

Нейросетевые методы анализа динамики нажатия клавиш позволяют обрабатывать большие объемы данных и выделять скрытые зависимости между временными характеристиками. Основные подходы:

1. Рекуррентные нейронные сети (RNN) – входные данные представляются в виде последовательности векторов, где каждый вектор содержит информацию о времени нажатия клавиши, времени ее отпущения и других характеристиках нажатия.
2. Сверточные нейронные сети (CNN) – входные данные представляются в виде спектрограмм, которые отображают динамику нажатия клавиш в течение времени.
3. Комбинации рекуррентной и сверточной нейронных сетей (RNN + CNN) – перед тем как представить входные данные в виде последовательности векторов для обработки RNN, производится процесс свертки CNN.

В целом, нейросетевые методы обладают высокой точностью. Однако для их эффективного применения необходимо иметь большой объем данных и достаточно мощный вычислительный ресурс для обучения нейронных сетей.

Рассмотрим основные преимущества нейросетевых алгоритмов.

Обнаружение сложных и неочевидных закономерностей. Нейронные сети обладают способностью находить и моделировать сложные и нелинейные взаимосвязи в данных.

Автоматическое извлечение признаков. Нейронные сети могут самостоятельно извлекать значимые признаки из входных данных без явного определения или предварительной обработки признаков.

Гибкость и адаптивность. Нейронные сети способны обучаться на данных и адаптироваться к изменениям в распределении или характере данных.

Улучшенная точность прогнозирования. За счет своей способности обнаруживать сложные закономерности и автоматически извлекать признаки, нейронные сети могут предоставлять более точные прогнозы или классификации в сравнении со статистическими моделями.

Работа с неструктурированными данными. Нейронные сети могут эффективно работать с неструктурированными данными, включая сырые временные ряды или последовательности нажатия клавиш.

Возможность обучения на больших объемах данных. Нейронные сети способны использовать большие объемы данных для обучения и достижения более высокой точности.

Рекуррентные нейронные сети. Рекуррентные нейронные сети (РНС) – это класс нейронных сетей, предназначенный для обработки последовательностей данных. Они обладают способностью сохранять информацию о предыдущих состояниях, что позволяет учиться на зависимостях внутри последовательностей и моделировать долгосрочные зависимости. РНС состоит из повторяющегося блока, который принимает на вход текущий элемент последовательности и скрытое состояние, и генерирует новое скрытое состояние. Таким образом, РНС может улавливать контекстуальную информацию и динамику в последовательностях переменной длины. На рис. 3 представлена схема рекуррентной нейронной сети.

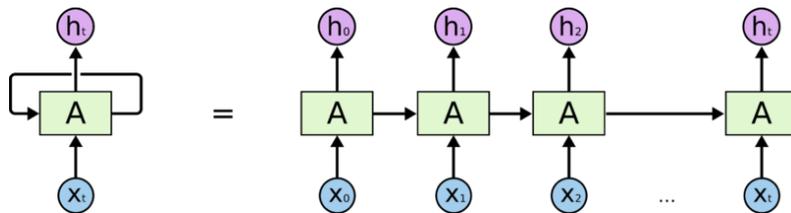


Рис. 3. Схема РНС [5]

Существуют различные архитектуры РНС, которые применяются для анализа последовательностей переменной длины. Наиболее распространенные архитектуры:

- ◆ Простые рекуррентные нейронные сети. Это базовая архитектура РНС, в которой каждый блок имеет одно скрытое состояние. Однако, простые РНС имеют проблему затухания или взрыва градиента и не всегда способны улавливать долгосрочные зависимости.

- ◆ LSTM (Long Short-Term Memory). LSTM – это модификация РНС, которая вводит дополнительные "ворота" для контроля потока информации. Они включают в себя ворота забывания, входа и выхода, которые помогают моделировать долгосрочные зависимости и контролировать поток информации через время [6, 7].

- ◆ GRU (Gated Recurrent Unit). GRU – это еще одна модификация РНС, которая также использует ворота, но имеет более простую структуру, чем LSTM. GRU имеет ворота обновления и ворота сброса, которые позволяют моделировать и запоминать информацию на разных временных масштабах.

Для поведенческого анализа пользователей на основе динамики нажатия клавиш больше всего подходит архитектура LSTM. Она лишена большинства недостатков простой РНС, обладает гибкостью и позволяет обрабатывать последовательности переменной длины.

Сверточные нейронные сети. Сверточная нейронная сеть (СНС) – это класс нейронных сетей, который специализируется на обработке изображений. СНС хорошо улавливают локальный контекст, когда носители информации находятся рядом. Архитектура сверточной нейронной сети представлена на рис. 4.

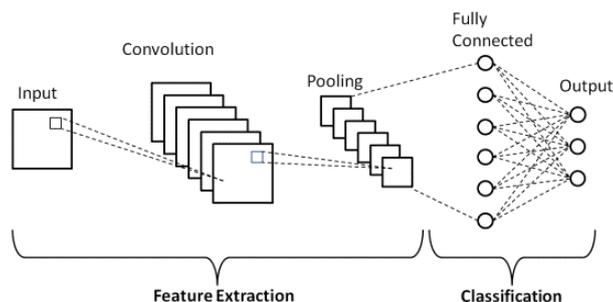


Рис. 4. Архитектура сверточной нейронной сети [8]

Основные виды сверточных нейронных сетей:

◆ 1D CNN (одномерные сверточные нейронные сети). Предназначены для обработки последовательностей данных, где каждый элемент в последовательности имеет одну или несколько признаков.

◆ 2D CNN (двумерные сверточные нейронные сети). Предназначены для обработки двумерных данных, таких как изображения. В этом случае данные представляются в виде матрицы или тензора, где каждый элемент матрицы представляет пиксель изображения или значение признака.

◆ 3D CNN (трехмерные сверточные нейронные сети). Предназначены для обработки трехмерных данных, таких как объемные изображения (например, медицинские сканы) или видео. В этом случае данные представляются в виде трехмерного тензора, где каждый элемент представляет объемный пиксель или значение признака.

Для анализа динамики нажатия клавиш была выбрана одномерная сверточная нейронная сеть, так как она:

1. Хорошо подходит для обработки данных, представленных в виде последовательности, так как она способна обнаруживать локальные временные зависимости и выявлять шаблоны изменений во времени.
2. Способна локально свертывать и обнаруживать признаки во временных рядах.
3. Имеет небольшое количество параметров, что делает ее более эффективной в обучении. Это особенно важно, когда необходимо работать с большими объемами данных.
4. Позволяет гибко настраивать размер сверточного окна для поиска различных закономерностей.

Эксперименты. В ходе исследования были проведены эксперименты с различными архитектурами нейронных сетей, их комбинациями и размерами скользящего окна. Были протестированы следующие архитектуры:

- 1) 1D CNN + LSTM

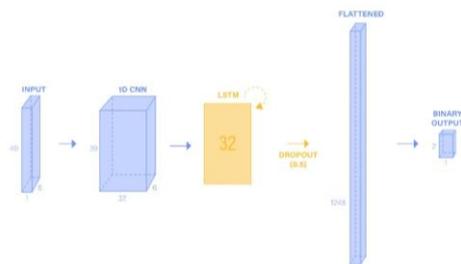


Рис. 5. Архитектура 1D CNN + LSTM

2) 1D CHC + 2xLSTM

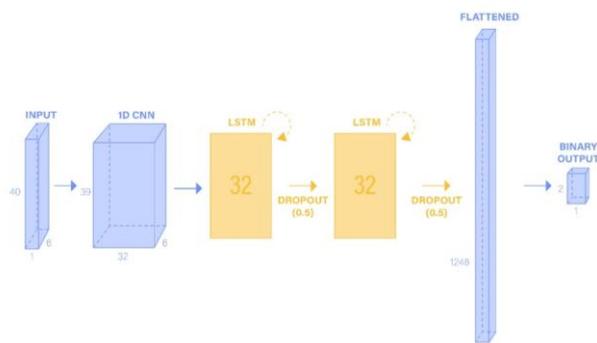


Рис. 6. Архитектура 1D CNN + 2xLSTM

3) 2xLSTM

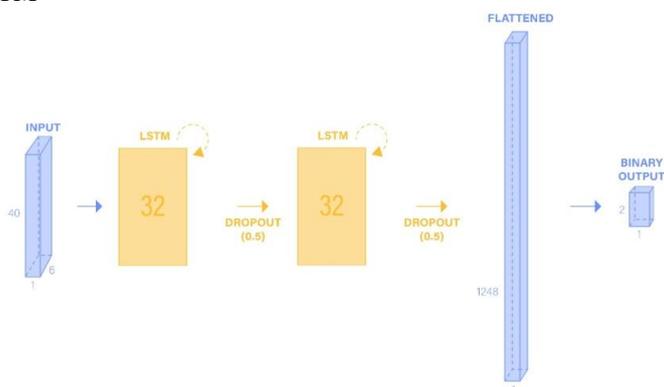


Рис. 7. Архитектура 2xLSTM

Скользящее окно в экспериментах имело размер 20, 30, 40 и 50. Результаты этих исследований представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты обучения моделей

Модель	Параметры				
	Размер окна	Потери	Точность	Валидационные потери	Валидационная точность
1D CHC+ 2xLSTM PHC	20	0.2494	0.8960	0.2424	0.9033
	30	0.1410	0.9414	0.1423	0.9410
	40	0.0686	0.9751	0.0831	0.9697
	50	0.0502	0.9817	0.0521	0.9829
1D CHC + LSTM PHC	20	0.2507	0.8927	0.2335	0.9001
	30	0.1092	0.9558	0.1043	0.9561
	40	0.0757	0.9718	0.0824	0.9707
	50	0.0211	0.9927	0.0188	0.9957
2xLSTM PHC	40	0.1911	0.9198	0.1815	0.9277

Из таблицы следует, что самой эффективной моделью является комбинация 1D CNN и двух LSTM, а размер окна – 50. Точность данной модели равняется 0.9927.

Также были построены ROC графики, позволяющие оценить качество бинарной классификации.

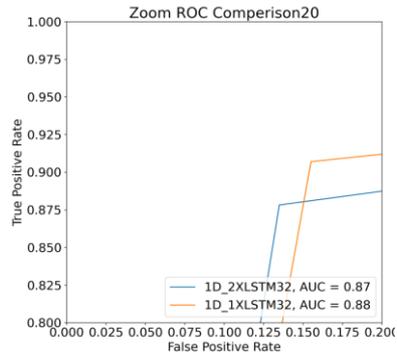


Рис. 8. ROC график для моделей с размером окна 20

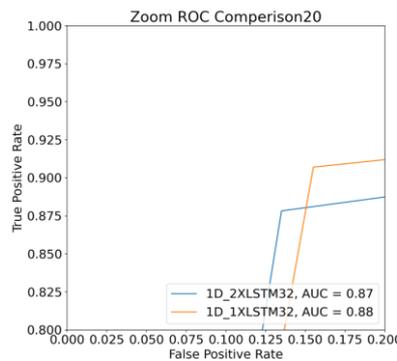


Рис. 9. ROC график для моделей с размером окна 30

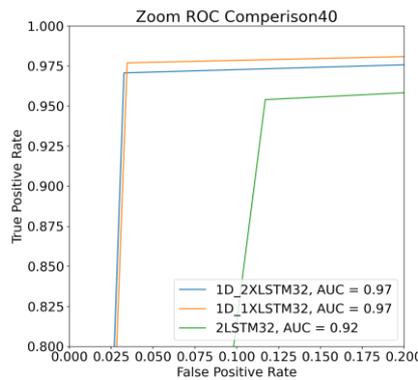


Рис. 10. ROC график для моделей с размером окна 40

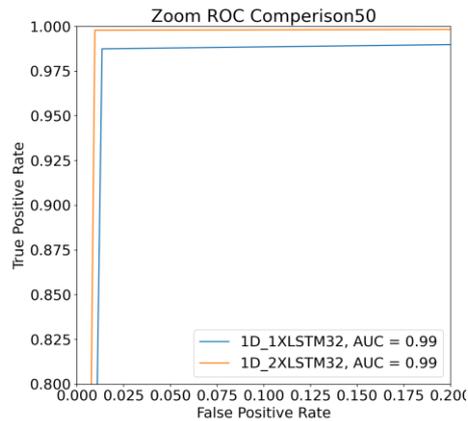


Рис. 11. ROC график для моделей с размером окна 50

Была рассчитана F-мера, которая позволяет оценить производительность бинарной классификации. Результаты представлены в табл. 2.

Таблица 2

F-мера рассматриваемых моделей

Модель	Размер окна	F-мера
1D CHC+ 2xLSTM PHC	20	0.8602
	30	0.9428
	40	0.9677
	50	0.9937
1D CHC + LSTM PHC	20	0.8658
	30	0.9299
	40	0.9699
	50	0.9864
2xLSTM PHC	40	0.9167

Исходя из результатов исследований, можно сделать вывод о том, что лучшей моделью с точки зрения точности является комбинация 1D CHC и двух LSTM PHC с размером скользящего окна 50.

Выводы. Как уже было сказано ранее, наибольшая точность системы достигается при размере скользящего окна равном 50. Однако в данном случае требуется достаточно большой объем входных данных для определения нарушителя. Поэтому для поведенческого анализа пользователя в режиме реального времени может быть уместно использовать меньший размер, например, 40.

Кроме того, для большей точности необходимо использовать данные конкретного пользователя при обучении. В таком случае можно использовать еще меньший размер скользящего окна, что позволит обнаружить вторжение раньше. В данном случае потребуется обучать модель для каждого отдельного пользователя, что может быть довольно проблематично и ресурсозатратно.

Разработанная методика может значительно повысить безопасность информационной системы и предотвратить утечки информации. Ее можно применять как самостоятельное средство защиты, так и как модуль уже существующей системы.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Николенко С.И., Кадурын А., Архангельская Е.В.* Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. – 2018. – 481 с.
2. When Simple Statistical Algorithms Outperform Deep Learning: A Case of Keystroke Dynamics // Ahmed Anu Wahab, Daqing Hou. – Режим доступа: <https://www.scitepress.org/Papers/2023/116841/116841.pdf> (дата обращения: 1.06.2023).
3. *Частикова В.А., Васильев Е.Д., Бабич Д.В.* Нейросетевая методика идентификации лиц в видеопотоке в условиях ограниченности данных // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. – 2019. – № 3 (246). – С. 85-90.
4. *Частикова В.А., Тутова А.А., Войлова Д.О.* Аналитический обзор методов идентификации личности на основе биометрических характеристик // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. – 2022. – № 1 (296). – С. 92-112.
5. Данные. – Режим доступа: <https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Данные> (дата обращения: 20.04.2023).
6. Understanding LSTM Networks. – Режим доступа: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата обращения: 1.06.2023).
7. *Частикова В.А., Жерлицын С.А., Воля Я.И., Сотников В.В.* Нейросетевая технология обнаружения аномального сетевого трафика // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2020. – № 1 (49). – С. 20-32.
8. Basic CNN Architecture: Explaining 5 Layers of Convolutional Neural Network. – Режим доступа: <https://www.upgrad.com/blog/basic-cnn-architecture/> (дата обращения: 1.06.2023).
9. *Гелиг А.Х., Матвеев А.С.* Введение в математическую теорию обучаемых распознающих систем и нейронных сетей: учеб. пособие: монография. – М.: Изд-во СПбГУ, 2014. – 224 с.
10. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика: монография. – 2-е изд., стер. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
11. *Франсуа Шолле.* Глубокое обучение на Python. – СПб.: Изд-во «Питер», 2020. – 576 с.
12. *Гудфеллоу Ян, Бенджио Иошуа.* Глубокое обучение. – М.: Изд-во «ДМК Пресс», 2017. – 654 с.
13. *Ворона В.А.* Биометрическая идентификация личности. – М.: Изд-во «Горячая Линия – Телеком», 2021. – 228 с.
14. *Хайкин С.* Нейронные сети. Полный курс. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2018. – 1104 с.
15. *Рышард Т.* Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ. – М., 2011. – 408 с.
16. *Пал С., Джулли А.* Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения. М.: ДМК Пресс, 2018. – 294 с.
17. *Васильев А.Н., Тархов Д.А.* Принципы и техника нейросетевого моделирования. – М.: Высшая школа, 2014. – 218 с.
18. *Chastikova V.A., Sotnikov V.V.* Method of analyzing computer traffic based on recurrent neural networks // Journal of Physics: Conference Series. International Conference "High-Tech and Innovations in Research and Manufacturing," HIRM 2019. – 2019. – P. 012133.
19. *Частикова В.А., Жерлицын С.А.* Нейросетевая методика идентификации личности по рисунку вен ладони // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 4 (228). – С. 192-200.
20. *Частикова В.А., Жерлицын С.А., Войлова Д.О.* Нейросетевая система биометрической идентификации личности по голосу // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 4: Естественно-математические и технические науки. – 2023. – № 1 (316). – С. 70-79.
21. *Артюшина Л.А., Троицкая Е.А.* Некоторые подходы к оценке информативности параметров идентификации пользователей по клавиатурному почерку на основе поведенческой биометрии // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2022. – № 22. – С. 30-38.
22. *Шарипов Р.Р., Ситников А.Н.* Проблемы при разработке систем распознавания пользователей по клавиатурному почерку // Вестник технологического университета. – 2019. – Т. 22, № 10. – С. 143-147.
23. *Еременко Ю.И., Олюнина Ю.С.* Об определении наиболее значимых параметров клавиатурного почерка с помощью регрессионного анализа // Системы управления и информационные технологии. – 2018. – № 2 (72). – С. 28-31.

REFERENCES

1. *Nikolenko S.I., Kadurin A., Arkhangel'skaya E.V.* Glubokoe obuchenie. Pogruzhenie v mir neyronnykh setey [Deep learning. Dive into the world of neural networks], 2018, 481 p.
2. When Simple Statistical Algorithms Outperform Deep Learning: A Case of Keystroke Dynamics // Ahmed Anu Wahab, Daqing Hou. Available at: <https://www.scitepress.org/Papers/2023/116841/116841.pdf> (accessed 1 June 2023).
3. *Chastikova V.A., Vasil'ev E.D., Babich D.V.* Neyrosetevaya metodika identifikatsii lits v videopotoke v usloviyakh ogranichenosti dannykh [Neural network technique for identifying faces in a video stream in conditions of limited data], *Vestnik Adygeyskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 4: Estestvenno-matematicheskie i tekhnicheskie nauki* [Bulletin of the Adygea State University. Series 4: Natural, mathematical and technical sciences], 2019, No. 3 (246), pp. 85-90.
4. *Chastikova V.A., Titova A.A., Voylova D.O.* Analiticheskiy obzor metodov identifikatsii lichnosti na osnove biometricheskikh kharakteristik [Analytical review of personal identification methods based on biometric characteristics], *Vestnik Adygeyskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 4: Estestvenno-matematicheskie i tekhnicheskie nauki* [Bulletin of the Adygea State University. Series 4: Natural, mathematical and technical sciences], 2022, No. 1 (296), pp. 92-112.
5. Danye [Data]. Available at: <https://www.tadviser.ru/index.php/Stat'ya:Danye> (accessed 20 April 2023).
6. Understanding LSTM Networks. Available at: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (accessed 1 June 2023).
7. *Chastikova V.A., Zherlitsyn S.A., Volya Ya.L., Sotnikov V.V.* Neyrosetevaya tekhnologiya obnaruzheniya anomal'nogo setevogo trafika [Neural network technology for detecting anomalous network traffic], *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: management and high technologies], 2020, No. 1 (49), pp. 20-32.
8. Basic CNN Architecture: Explaining 5 Layers of Convolutional Neural Network Available at: <https://www.upgrad.com/blog/basic-cnn-architecture/> (accessed 1 June 2023).
9. *Gelig A.Kh., Matveev A.S.* Vvedenie v matematicheskuyu teoriyu obuchaemykh raspoznayushchikh sistem i neyronnykh setey: ucheb. posobie: monografiya [Introduction to the mathematical theory of learning recognition systems and neural networks: textbook. manual: monograph]. Moscow: Izd-vo SPbGU, 2014, 224 p.
10. *Kruglov V.V., Borisov V.V.* Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika: monografiya [Artificial neural networks. Theory and practice: monograph]. 2nd ed. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2002, 382 p.
11. *Fransua Sholle.* Glubokoe obuchenie na Python [Deep learning in Python]. St. Petersburg: Izd-vo «Piter», 2020, 576 p.
12. *Gudfellow Yan, Bendzhio Ioshua.* Glubokoe obuchenie [Deep learning]. Moscow: Izd-vo «DMK Press», 2017, 654 p.
13. *Vorona V.A.* Biometricheskaya identifikatsiya lichnosti [Biometric personal identification]. Moscow: Izd-vo «Goryachaya Liniya – Telekom», 2021, 228 p.
14. *Khaykin S.* Neyronnye seti. Polnyy kurs [Neural networks. Full course]. 2nd ed. Moscow: Vil'yams, 2018, 1104 p.
15. *Ryshard T.* Elementarnoe vvedenie v tekhnologiyu neyronnykh setey s primerami program [An elementary introduction to neural network technology with example programs], Moscow, 2011, 408 p.
16. *Pal S., Dzhusli A.* Biblioteka Keras – instrument glubokogo obucheniya [The Keras library is a deep learning tool]. Moscow: DMK Press, 2018, 294 p.
17. *Vasil'ev A.N., Tarkhov D.A.* Printsipy i tekhnika neyrosetevogo modelirovaniya [Principles and techniques of neural network modeling]. Moscow: Vysshaya shkola, 2014, 218 p.
18. *Chastikova V.A., Sotnikov V.V.* Method of analyzing computer traffic based on recurrent neural networks, *Journal of Physics: Conference Series. International Conference "High-Tech and Innovations in Research and Manufacturing," HIRM 2019*, 2019, pp. 012133.
19. *Chastikova V.A., Zherlitsyn S.A.* Neyrosetevaya metodika identifikatsii lichnosti po risunku ven ladoni [Neural network technique for identifying a person by the pattern of the veins of the palm], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2022, No. 4 (228), pp. 192-200.

20. Chastikova V.A., Zherlitsyn S.A., Voylova D.O. Neyrosetevaya sistema biometricheskoy identifikatsii lichnosti po golosu [Neural network system for biometric identification of a person by voice], *Vestnik Adygeyskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 4: Estestvenno-matematicheskie i tekhnicheskie nauki* [Bulletin of the Adygea State University. Series 4: Natural, mathematical and technical sciences], 2023, No. 1 (316), pp. 70-79.
21. Artyushina L.A., Troitskaya E.A. Nekotorye podkhody k otsenke informativnosti parametrov identifikatsii pol'zovateley po klaviaturnomu pocherku na osnove povedencheskoy biometrii [Some approaches to assessing the information content of user identification parameters based on keyboard handwriting based on behavioral biometrics], *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika* [Bulletin of the South Ural State University. Series: Computer technologies, control, radio electronics], 2022, No. 22, pp. 30-38.
22. Sharipov R.R., Sitnikov A.N. Problemy pri razrabotke sistem raspoznavaniya pol'zovateley po klaviaturnomu pocherku [Problems in developing user recognition systems based on keyboard handwriting], *Vestnik tekhnologicheskogo universiteta* [Bulletin of the Technological University], 2019, Vol. 22, No. 10, pp. 143-147.
23. Eremenko Yu.I., Olyunina Yu.S. Ob opredelenii naibolee znachimyykh parametrov klaviaturnogo pocherka s pomoshch'yu regressionnogo analiza [On determining the most significant parameters of keyboard handwriting using regression analysis], *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii* [Control systems and information technologies], 2018, No. 2 (72), pp. 28-31.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Р.А. Дьяченко

Частикова Вера Аркадьевна – Кубанский государственный технологический университет; e-mail: chastikova_va@mail.ru; г. Краснодар, Россия; тел.: +79184635536; кафедра кибербезопасности и защиты информации; к.т.н.; доцент.

Любич Денис Андреевич – e-mail: denis23042002mail.ru; тел: +79886042610; кафедра кибербезопасности и защиты информации; студент.

Chastikova Vera Arkadyevna – Kuban State Technological University; e-mail: chastikova_va@mail.ru; Krasnodar, Russia; phone: +79184635536; the department of cybersecurity and information protection; cand. of eng. sc.; associate professor.

Lyubich Denis Andreevich – e-mail: denis23042002mail.ru; phone: +79886042610; the department of cybersecurity and information protection; student.

УДК 004.032

DOI 10.18522/2311-3103-2023-4-162-174

С.М. Гушанский, В.С. Потапов

РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ПОМЕХОУСТОЙЧИВЫХ КВАНТОВЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ, ПОДАВЛЕНИЯ И КОРРЕКЦИИ ОШИБОК В КВАНТОВЫХ ВЫЧИСЛЕНИЯХ

В последние годы квантовые информационные системы привлекают все большее внимание исследователей в области информатики и физики. Однако, внедрение и практическое применение квантовых вычислений ограничено влиянием шумов и ошибок, которые возникают в квантовых системах. Для реализации эффективного управления и повышения надежности квантовых информационных систем необходимо разработать методы, способные подавлять и корректировать ошибки в процессе квантовых вычислений. Цель данной работы состоит в разработке и исследовании модели управления, основанной на помехоустойчивых квантовых вычислениях, а также методов подавления и коррекции ошибок в квантовых вычислениях. В работе предлагается комбинация различных подходов, включающих использование кодов коррекции ошибок, алгоритмов подавления шумов и методов оптимального управления квантовыми информационными системами. В ходе исследования