

ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ ТА КІБЕРНЕТИЧНА БЕЗПЕКА

УДК 004.056.5:004

Терейковский Игорь Анатольевич

доктор технических наук, профессор кафедры системного программирования и специализированных компьютерных систем Национального технического университета Украины «КПИ им. И. Сикорского», Украина, г. Киев

terejkowski@ukr.net

Терейковская Людмила Алексеевна

кандидат технических наук, доцент кафедры кибернетической безопасности и компьютерной инженерии Киевского национального университета строительства и архитектуры, Украина, г. Киев

terejkowski@ukr.net

Корченко Анна Олександровна

кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры безопасности информационных технологий Национального авиационного университета, Украина, г. Киев

annakor@ukr.net

Ахметов Берик Бахвтжанович

кандидат технических наук, доцент, ректор Каспийского государственного университета технологий и инжиниринга имени Ш. Есенова, Республика Казахстан, Мангистаунская обл., м. Актау

ksu@kguti.kz

Алібієва Жибек Мейрамбеківна

Алибиева Жибек Мейрамбековна, докторант Казахского национального исследовательского технического университета им. К.И.Сатпаева", Республика Казахстан, г. Алматы

alibieva_j@mail.ru

НЕЙРОСЕТЕВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ РУКОПИСНЫХ СИМВОЛОВ В СИСТЕМЕ БИОМЕТРИЧЕСКОЙ АУТЕНТИФИКАЦИИ

Аннотация: Статья посвящена развитию методологической базы использования сверточной нейронной сети для биометрической аутентификации пользователей на основании распознавания рукописных символов. Предложено проводить оптимизацию структурных параметров сверточной нейронной сет, исходя из позиций максимального подобия процессу распознавания рукописных символов

среднестатистическим пользователем. Сформирована группа соответствующих принципов. Экспериментально подтверждена целесообразность их использования.

Ключевые слова: *Сверточная нейронная сеть, биометрическая аутентификация, модель, распознавание, рукописный символ, методологическая база.*

Введение

Стремительная информатизация современного общества приводит к появлению новых проблем и новых подходов к их решению. Одной из наиболее важных новых проблем является необходимость повышения эффективности системы защиты информационных ресурсов от несанкционированного доступа. Это обуславливается увеличением потоков конфиденциальной информации, доказанными принципиальными недостатками классических систем аутентификации пользователей, а также объективными требованиями по обеспечению негласности и дистанционности работы систем контроля доступа в разных сферах ее использования.

Анализ динамики развития современных систем контроля доступа указывает на явное движение в сторону биометрических систем, что обусловлено их удобством и надежностью в плане анализа соответствия контрольного биометрического ключа конкретному пользователю. В качестве такого ключа используются рисунок кожных покровов пальцев или ладоней пользователя, геометрические параметры рук, лица или ушей, «клавиатурный почерк», рисунок кровеносных сосудов на руках или поверхности глазного дна, голос, а также геометрические параметры принадлежащих ему рукописных символов. К преимуществам последних относят возможность реализации на универсальной компьютерной технике, сложность компроментации с помощью муляжей, возможность проведения аутентификации не только при запросе на вход в информационную систему, но и во время ее эксплуатации.

Перспективность биометрических систем аутентификации пользователя на основании анализа его почерка подтверждается как достаточно широким распространением подобных средств аутентификации [3, 9], так и большим количеством соответствующих теоретико-практических исследований, анализ которых проведен в [1, 2, 12]. В то же время спектр их применения существенно ограничен относительно низкой точностью распознавания, значительным сроком разработки, недостаточной адаптацией ко многим особенностям современных ИС, что и предопределяет актуальность исследований в этом направлении.

Анализ литературных данных и формулировка проблемы

Анализ научно-практических работ, посвященных биометрической аутентификации пользователя по его почерку, позволяет утверждать, что в настоящее время используется два основных подхода для анализа написанных им рукописных символов. Это так называемое онлайн- и оффлайн распознавание. В первом случае распознавание пользователя ведется параллельно с вводом информации, что позволяет системе отслеживать процесс начертания символов. За счет этого появляется возможность анализировать помимо статической графической информации ещё и динамическую информацию об особенностях ввода данных, например, о направлении и скорости движения пера или о силе его нажатия при написании символа. В задаче оффлайн-

распознавания, в отличие от предыдущей, системе аутентификации доступна только статическая графическая информация, отвечающая введенным рукописным символам.

Следует отметить, что в информационных системах общего назначения при использовании универсальных персональных компьютеров регистрация упомянутой динамической информации сопровождается достаточно большими погрешностями, связанными с особенностями аппаратного обеспечения ввода данных. Например, скорость ввода конкретным пользователем одних и тех же рукописных символов может отличаться в зависимости от типа и настроек графического указателя («мышь»). Кроме этого, параметры динамики ввода данных существенно зависят от эмоционального состояния пользователя. Поэтому использование динамической информации вносит значительную шумовую составляющую в процесс аутентификации, хотя потенциально и увеличивает информативность биометрического ключа. Вместе с тем многолетний опыт использования в криминалистике статической графической информации, отвечающей рукописным символам, указывает на ее достаточность для однозначной идентификации автора.

В системе биометрической аутентификации задачу распознавания можно упростить за счет общеизвестных ограничений процесса ввода данных. Например, для входа в систему пользователь должен отдельно записать определенный набор символов. В базовом варианте указанный набор символов может представлять собой секретную фразу (пароль). В более сложном случае состав набора может определяться динамически при реализации «процедуры дружеского рукопожатия». Указанные символы должны быть записаны в поле фиксированного размера, отображаться линиями одинаковой толщины и иметь черно-белый формат. Такие упрощения позволяют избавиться от сложных процедур удаления дефектов на изображении, отделения текста от фона, сегментации текста на отдельные символы и их дальнейшей нормализации и скелетизации. В данном случае под нормализацией понимается масштабирование и пространственная ориентация символов для придания им заранее определенного стандартного отображения.

Таким образом, задачу биометрической аутентификации пользователя по его почерку можно свести к задаче распознавания изолированных рукописных символов, которая успешно решается за счет использования аппарата искусственных нейронных сетей.

Так, в работе [2] описана процедура распознавания рукописных арабских цифр, базирующаяся на использовании нейросетевой модели типа классического двухслойного персептрона, состоящего из 400 входных, 300 скрытых и 10 выходных нейронов. Для обучения использована обучающая выборка, созданная в Национальном институте стандартов и технологии (National Institute of Standards and Technology – NIST) США [18]. Объем обучающей выборки 60000 маркированных учебных примеров рукописных цифр, каждая из которых задана в виде изображения с восьмибитовой кодировкой уровня серого. Часть примеров показана на рис. 1.



Рис. 1. Учебные примеры из базы данных рукописных цифр института NIST

Размер изображения (учебного примера) $20 \times 20 = 400$ пикселей, что равно количеству входных параметров нейросетевой модели. Количество выходных нейронов равно количеству распознаваемых цифр, а количество скрытых нейронов подобрано экспериментальным путем с позиций максимальной точности распознавания. При использовании описанной нейросетевой модели ошибка распознавания тестовых примеров, которые не вошли в обучающую выборку, равна 1,6%. Отмечено, что высокая ошибка распознавания связана прежде всего с тем, что структура двухслойного персептрона не адаптирована к иерархическому распознаванию изображений. Для устранения этого недостатка в работах [15-17] предложен новый вид нейросетевых моделей – сверточные нейронные сети. Типовая структура сверточной нейронной сети показана на рис. 2.

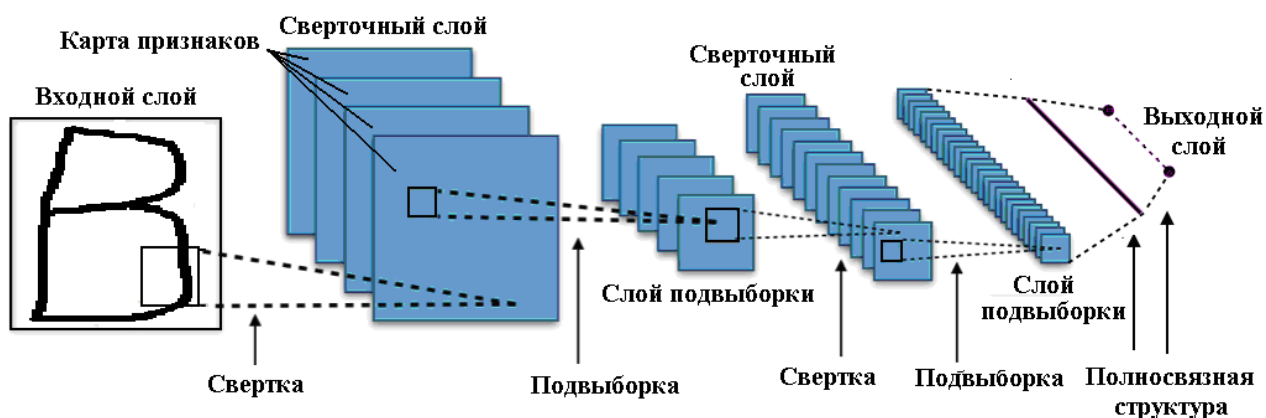


Рис. 2. Типовая структура сверточной нейронной сети

По сути сверточные сети представляют собой вариацию многослойного персептрона, состоящего из сверточных слоев, слоев подвыборки (субдискретизации) и полносвязных слоев. На сверточных слоях выполняется операция свертки входной карты признаков с ядром свертки, которое определяют весовые коэффициенты нейрона. Суммарный входной сигнал некоторого нейрона сверточного слоя рассчитывается так:

$$x_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{s=1}^K \sum_{t=1}^K w_{k,s,t} x^{((i-1)+s, (j-1)+t)}, \quad (1)$$

где $x_k^{(i,j)}$ - входной сигнал (i,j) -го нейрона k -ой карты признаков, b_k - смещение нейронов k -ой карты признаков, K - размер рецептивной области нейрона (размер ядра свертки), $w_{k,s,t}$ - весовой коэффициент (s,t) -ой синаптической связи нейрона k -ой карты признаков, x - выход нейрона предыдущего слоя.

Выходной сигнал нейрона карты признаков рассчитывается путем подстановки входного сигнала в функцию активации:

$$y = f(x). \quad (2)$$

Достаточно часто в качестве функции активации используется гиперболический тангенс. В этом случае выражение (2) изменяется так:

$$y = d \frac{e^{a \times x} - e^{-a \times x}}{e^{a \times x} + e^{-a \times x}}, \quad (3)$$

где a, d – заданные коэффициенты.

Слои субдискретизации, следующие после сверточных, уменьшают размерность карты признаков и обеспечивают инвариантность к масштабу. Они имеют один настраиваемый параметр – коэффициент субдискретизации, который определяет, во сколько раз будет уменьшено изображение, соответствующее предыдущей карте признаков.

В базовом варианте [15] сверточная нейронная сеть имела входной слой из 32×32 элементов. За ними следовали три скрытых слоя, состоящих соответственно из 768, 192 и 30 нейронов. Минимальная ошибка такой сети составила 0,9%. Отмечено, что параметры структуры сети определены опытным путем. Также сформулирован вывод о том, что одним из наиболее важных недостатков методологии построения сверточных нейронных сетей является неопределенность выбора ее структурных параметров.

В работе [13] предложено проводить оптимизацию структуры сверточной нейронной сети с помощью самоконфигурируемого эволюционного алгоритма. Вместе с тем указывается, что из-за высокой ресурсоемкости предложенный подход имеет весьма ограниченную область использования.

Работа [6] посвящена применению сверточных нейронных сетей для распознавания рукописных символов. Приведено детализированное описание процесса функционирования сети, структура которой показана на рис. 3. В отличие от сверточной нейронной сети, структура которой показана на рис. 2, в качестве прототипа последних слоев использована сеть радиальной базисной функции (РБФ).

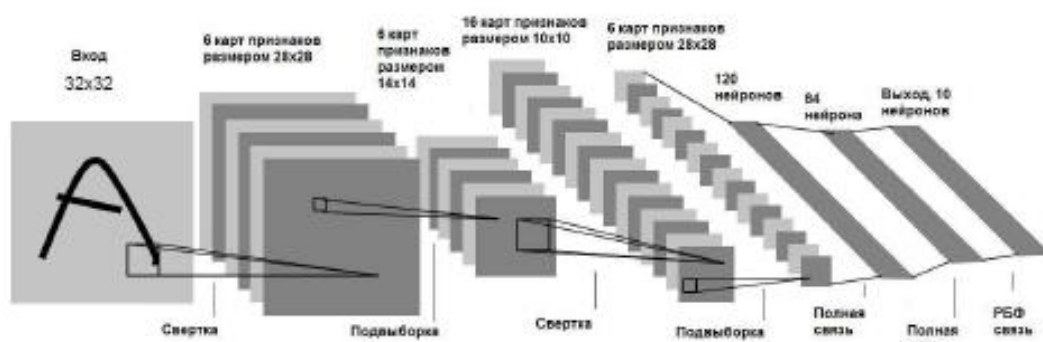


Рис. 3 Структура сверточной нейронной сети для распознавания рукописных символов

Утверждается, что наиболее существенным недостатком сверточной сети является низкая скорость обучения. Предложено нивелировать эту особенность за счет распараллеливания алгоритма обучения. Вместе с тем в работе отсутствует описание процесса выбора структурных параметров, от значений которых также во многом зависит скорость обучения. Также можно отметить некоторое несоответствие между указанными в тексте статьи числовыми значениями структурных параметров и теми же параметрами, показанными на структурной схеме. Например, из статьи непонятно почему на рисунке структурной схемы количество карт признаков в последнем слое субдискретизации равно 6, а размер этих карт (28×28).

В работе [5] декларируется разработка алгоритмов проектирования сверточных нейронных сетей, также предназначенных для распознавания рукописных символов.

Сделаны предположения, что для улучшения качества распознавания и ускорения сходимости сети необходимо: усложнить структуру сети за счет добавления дополнительных сверточных и подвыборочных слоев, в качестве функции активации использовать выпрямленную линейную функцию активации (ReLU): $\sigma(x) = \max(0, x)$, распараллелить процесс обучения сети внутри каждого слоя.

В диссертации [12] разработана система распознавания визуальных образов в потоке данных. Показана перспективность использования для этой цели сверточной нейронной сети. Также указывается на необходимость дальнейших исследований в области совершенствования методологической базы адаптации ее параметров к ожидаемым условиям применения.

В работе [8] исследуются возможности свёрточных нейронных сетей для распознавания рукописных цифр. Предложена методика обучения сети, реализующая чередование эпох обучения с искажением символов и без искажений. Предложена методика подбора и модификации коэффициента обучения. Представлены экспериментальные исследования применения данного вида сети к распознаванию рукописных цифр базы MNIST. Использована сверточная нейронная сеть, отличающаяся от классической [15] несколькими измененными параметрами сверточных слоев и отсутствием слоев подвыборки. Утверждается, что изменение структуры сети произведено с целью ее упрощения. Следует отметить, что методология такого упрощения отсутствует. Вместе с тем экспериментально показано, что, несмотря на упрощение структуры сети, точность распознавания ухудшилась незначительно.

В результате проведенного анализа можно сформулировать вывод о том, что недостатки современных нейросетевых средств биометрической аутентификации пользователей на основании анализа его почерка связаны с недостатками методологической базы использования сверточных нейронных сетей для распознавания рукописных символов. В первую очередь в современной методологии не разрешенными являются вопросы определения оптимальных структурных параметров сети.

Цель и задачи исследования

В соответствии с общей проблематикой исследований в области нейросетевых систем биометрической аутентификации пользователей на основании анализа почерка и результатом анализа литературных данных в направлении нейросетевого распознавания рукописных символов, основной целью исследований является разработка элементов методологической базы в области оптимизации структурных параметров сверточной нейронной сети, предназначенной для распознавания изолированных рукописных символов.

Развитие методологической базы в области оптимизации структурных параметров сверточной нейронной сети

Как показывают результаты работ [4, 7, 10, 14, 19], к основным структурным параметрам сверточной нейронной сети относятся:

- Количество входных нейронов - N_{in} .
- Количество сверточных слоев - N_{ls} .
- Количество карт признаков в каждом сверточном слое - $N_{h,n}, n \in [1, N_{ls}]$.

- Размер ядра свертки для каждого k -го сверточного слоя $(d \times d)_k, k \in [1, N_{ls}]$.
- Смещение рецептивного поля при выполнении каждой k -ой процедуры свертки $b_k, k \in [1, N_{ls}]$.
- Размер карты признаков для каждого k -го сверточного слоя - $(h \times h)_k, k \in [1, N_{ls}]$.
- Количество слоев подвыборки - N_{ld} .
- Структура связей между соседними скрытыми слоями свертки/подвыборки, которую можно представить в виде матрицы:

$$\mathbf{S}_{i,i+1} = \begin{bmatrix} S_{(i,1),(i+1,1)} & \cdots & S_{(i,1),(i+1,J)} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ S_{(i,G),(i+1,1)} & \cdots & S_{(i,G),(i+1,J)} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где $\mathbf{S}_{i,i+1}$ - матрица, компоненты которой определяют наличие связей между i -ым и $(i+1)$ -ым скрытыми слоями, $S_{(i,g),(i+1,j)}$ - компонент, указывающий на наличие/отсутствие связи между g -ой картой i -го слоя и j -ой картой $(i+1)$ -го слоя, $S_{(i,g),(i+1,j)} = 1$, если связь между g -ой картой i -го слоя и j -ой картой $(i+1)$ -го слоя присутствует, $S_{(i,g),(i+1,j)} = 0$, если такой связи нет, G - количество карт в i -ом слое, J - количество карт в $(i+1)$ -ом слое.

- Количество нейронов в полносвязном слое - N_f .
- Количество выходных нейронов - N_{out} .

Отметим, что в соответствии с концепцией иерархического распознавания образов сверточной нейронной сетью многократное использование сверточных слоев соответствует иерархическому распознаванию значащих признаков, а использование слоев подвыборки адаптирует процесс распознавания к возможному изменению масштаба указанных признаков.

С учетом необходимости минимизации ошибки распознавания модель оптимизации структурных параметров сверточной нейронной сети можно записать с помощью выражения

$$\Theta(N_{in}, N_{ls}, N_{h,n}, h_{n,k}, N_{ld}, \mathbf{S}_{i,i+1}, N_{out}) \rightarrow \min, \quad (5)$$

где Θ - ошибка распознавания.

В основу развития методологической базы оптимизации указанных структурных параметров положена гипотеза - в системах биометрической аутентификации процесс распознавания сверточной нейронной сетью рукописных символов должен быть максимально приближен к своему биологическому прототипу. Под биологическим прототипом имеется в виду процесс распознавания среднестатистическим пользователем рукописных символов, отображаемых на мониторе компьютера, который имеет средние характеристики.

Синтез указанной гипотезы с концепцией функционирования сверточной нейронной сети позволил сформулировать следующую группу принципов, определяющих направления оптимизации:

Принцип 1. Количество сверточных слоев должно быть равно количеству уровней распознавания рукописных символов среднестатистическим пользователем.

Принцип 2. Количество карт признаков в n -ом сверточном слое должно быть равно

количеству признаков на n -ом уровне распознавания.

Принцип 3. Размер k -ой карты признаков для n -го сверточного слоя должен быть равен минимальному размеру области монитора, на котором можно отобразить k -ый распознаваемый признак на n -ом иерархическом уровне.

Вместе с тем, рекомендации [7, 9] позволяют принять следующие ограничения на процесс ввода и предварительной обработки рукописных символов в системе биометрической аутентификации:

1. Для ввода рукописных символов используется графический манипулятор (мышка), что соответствует минимизации требований к аппаратному обеспечению системы аутентификации. Использование мыши предопределяет возможность использовать для распознавания только графических параметров изображения.

2. Для распознавания используются символы, из которых состоит вводимое пользователем слово-пароль, имеющее фиксированную длину. Пароль может состоять только из 27 строчных символов английского алфавита и 10 арабских цифр.

3. Пользователь авторизуется только в том случае, если все введенные им рукописные символы распознаны правильно.

4. В системе аутентификации используется монитор с разрешением 1920x1080 пикселей. Монитор с такими характеристиками является одним из наиболее распространенных в современных универсальных компьютерных системах.

5. Для отображения рукописных символов используется черно-белый формат. Это ограничение принято с позиций упрощения процесса предварительной обработки графической информации перед ее подачей в систему распознавания. Таким образом, рукописные символы имеют бинарное представление.

6. Ввод и отображения символов реализуется в поле размером 1650x330 пикселей. Толщина пера 7 пикселей. Каждая буква должна быть записана в отдельной ячейке размером 330x330 пикселей. Выбор параметров ввода и отображения символов реализован, исходя из позиций эргономичности. При таких параметрах максимальная длина рукописного пароля равна 5 символов. Отдельная буква должна занимать не менее 80% размера ячейки, в которой она записывается.

Отметим, что параметры данного ограничения имеют приблизительный характер и выбраны в результате анализа [1-3] и собственного практического опыта. Впоследствии они могут быть изменены путем учета особенностей системы аутентификации.

7. Перед подачей в сверточную нейронную сеть введенные рукописные символы подвергаются предварительной обработке, которая заключается в их масштабировании, центрировании, обрезке и скелетизации.

Отметим, что основной предпосылкой применения процедуры масштабирования является использование апробированных решений в области нейросетевого распознавания рукописных символов, что предопределяет размер рукописного символа 29x29 пикселей и его отображение в поле 33x33 пикселя. Поэтому масштабный коэффициент равен 0,1. После масштабирования изображение символа размещается в центре изображения и обрезается до размера 29x29. Затем изображение подвергается процедуре скелетизации, в ходе которой выполняется максимальное утоньшение всех линий на бинарном изображении данного символа. Результатом процесса является скелет исходного изображения, в котором все линии имеют толщину в один пиксель. Принято, что для скелетизации используется сформированная в [11] процедура, базирующаяся на

утверждении, что если цвета четырёх соседних пикселей не образуют одну из четырех комбинаций, приведённых на рис. 4, то пиксель становится черным.

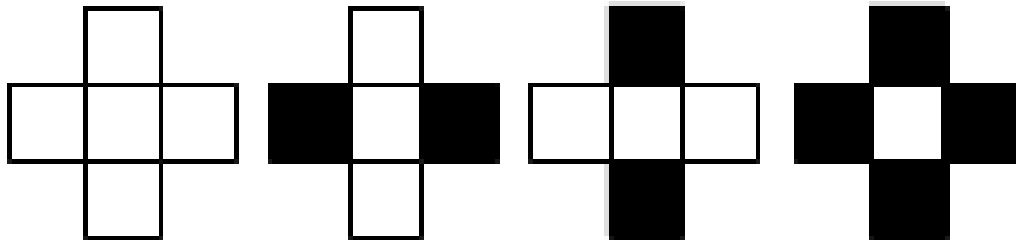


Рис. 4. Комбинации соседних пикселей, не требующие перекраски центрального пикселя в чёрный цвет

Определение оптимальных величин структурных параметров сверточной нейронной сети

Формирование указанных принципов и ограничений позволило перейти к количественному определению оптимальных параметров:

- Поскольку рукописные символы задаются в бинарном виде, то количество входных нейронов равно количеству пикселей, составляющих ячейку для записи одного символа. Таким образом, $N_{in} = 33 \times 33 = 1089$.

- Количество выходных нейронов равно количеству распознаваемых символов. Следовательно, $N_{out} = 27 + 10 = 37$.

- Количество сверточных слоев и карт признаков в каждом сверточном слое определялось, исходя из рекомендаций [2, 14] и результатов анализа отображения строчных символов английского алфавита и арабских цифр, пример отображения которых показан на рис. 5.

В результате анализа сформулировано утверждение, что человек может распознавать рукописные символы на основании комбинаций элементарных фигур, размеры которых составляют в большинстве случаев от 10% до 60% размера всего символа. К таким фигурам относятся незамкнутые и замкнутые треугольники, эллипсы, а также отрезки.

В некоторых случаях, например для 0, размер элементарной фигуры типа эллипс составляет 100% от размера символа.

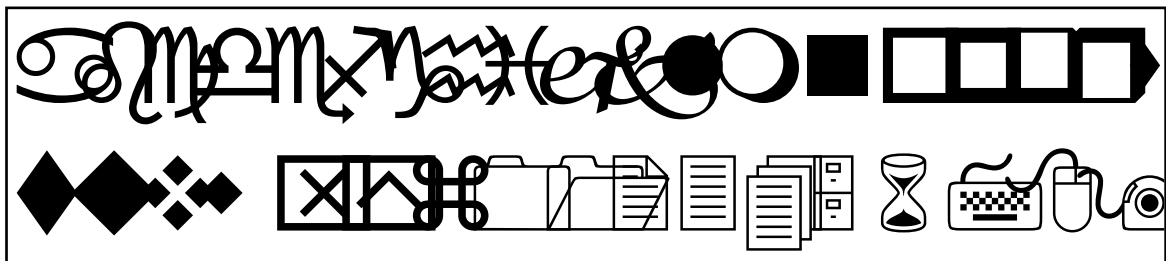


Рис. 5. Отображение распознаваемых рукописных символов

Поскольку сверточная нейронная сеть устойчива только к небольшим аффинным преобразованиям, то различным образом ориентированные и масштабированные фигуры

одинаковой формы можно рассматривать как разные признаки. Для всех пяти элементарных фигур количество возможных преобразований принято равным 16. Поэтому количество значащих признаков на верхнем уровне иерархии распознавания равно 80, что соответствует количеству карт признаков в последнем сверточном слое.

Также в результате анализа геометрических параметров упомянутых скелетизированных элементарных фигур определено, что для их отображения достаточно 4 отрезков, ориентированных различным образом (горизонтально, вертикально, под углом $\pm 45^\circ$). Таким образом, для выделения значащих признаков достаточно двух слоев свертки ($N_{ls} = 2$). При этом в первом слое свертки будет содержаться 4 карты признаков, а во втором слое – 40 ($N_{h,1} = 4, N_{h,2} = 80$).

Вместе с тем экспериментальным путем определено, что при разрешении монитора 1920x1080 пикселей минимально различимая длина отрезков, выделяемых первым сверточным слоем, составляет 5 пикселей. Таким образом, размер ядра свертки первого сверточного слоя составляет $(d \times d)_1 = 5 \times 5$ пикселей. В соответствии с [10, 15], для такого ядра свертки смещение должно быть равно 1 пиксель ($b_1 = 1$). При таких показателях размер карт признаков первого сверточного слоя равен $(h \times h)_1 = 29 \times 29$.

Отметим, что размер выделяемых отрезков является минимально различимым. Из-за этого необходимость масштабирования карт признаков первого сверточного слоя отсутствует. Также учтем, что описанные ограничения ввода рукописных символов в систему биометрической аутентификации предполагают использование ими практически всей области распознавания. По этой причине нет необходимости выполнения сверточной нейронной сетью операции масштабирования элементарных фигур, распознаваемых вторым сверточным слоем. Поэтому целесообразно использовать структуру сети без слоев субдискретизации, $N_{ls} = 0$. Рациональность такого решения подтверждается результатами экспериментального анализа подобной сверточной нейронной сети, показанными в работе [12].

Учитывая размер карт признаков первого сверточного слоя и целесообразность выделения из них новых признаков примерно в три раза больше предыдущих, получим размер ядра свертки второго сверточного слоя $(d \times d)_2 = 15 \times 15$. При смещении в 1 пиксель размер карт признаков второго сверточного слоя равен $(h \times h)_2 = 15 \times 15$, что предопределяет размер третьего ядра свертки $(d \times d)_3 = 15 \times 15$.

Для базового случая выбрана полносвязная структура связей между 1 и 2 скрытыми слоями. В дальнейшем структура может быть модифицирована за счет учета особенностей распознавания замкнутых и незамкнутых фигур (признаков 2 уровня иерархии). Таким образом, все элементы матрицы (4) равны 1.

Расчет количества скрытых нейронов полносвязного слоя произведен, исходя из позиций минимальной достаточности, определенной теоремой Хехт-Нильсена [4, 9]:

$$N_f = 2(N_{h,2} + 1) = 162. \quad (6)$$

Для оценки достоверности полученных результатов разработана программа Mnist_Recognition, реализующая систему распознавания рукописных символов с помощью сверточной сети. Система распознавания обучалась на выборке из базы рукописных символов MNIST, а затем тестировалась на введенных пользователем

рукописных символов. При этом на вход сети подавались изображения, позиционированные в матрицу размером 29х29 пикселей. Время обучения составило около 6 часов, точность распознавания на обучающей выборке 99,68%, а точность распознавания введенных пользователем рукописных символов 97,83%. Полученные результаты в целом соответствуют лучшим показателям подобных систем [5, 19] и указывают на перспективность дальнейших исследований в данном направлении.

Перспективы дальнейших исследований

В соответствии с применяемой технологией [5-7] использования нейронных сетей для решения практических задач, основной научно-прикладной проблемой в области применения сверточных нейронных сетей в системах биометрической аутентификации на базе распознавания рукописных символов является создание соответствующего метода, которого на сегодняшний день не существует. Общепринято, что такой метод должен предусматривать наличие процедур: построения архитектуры нейросетевой модели, определения номенклатуры информативных входных и выходных параметров, формирования обучающей выборки, предварительной обработки параметров учебных примеров, интерпретации выходных параметров.

Отметим, что разработанные элементы методологической базы могут послужить основой для формирования процедур, связанных с определением оптимальной структуры сверточной нейронной сети, необходимых при построении нейросетевой архитектуры. Известные решения остальных задач нуждаются в усовершенствовании, что и определяет пути дальнейших исследований. Вместе с тем, предложенные элементы методологической базы наиболее полно соотносятся с вопросами построения архитектуры нейросетевой модели, решение которых также связано с адаптацией математического обеспечения сверточной нейронной сети к поставленной задаче биометрической аутентификации. Поэтому целесообразно соотнести следующий шаг исследований с формированием принципов адаптации основных компонент математического обеспечения к особенностям распознавания рукописных символов в условиях системы биометрической аутентификации.

Выводы

1. Предложена гипотеза - оптимизацию структурных параметров сверточной нейронной сети, предназначенной для распознавания рукописных символов в системах биометрической аутентификации, необходимо проводить исходя из позиций максимального подобия процессу распознавания этих же символов среднестатистическим пользователем.

2. Синтез указанной гипотезы с концепцией функционирования сверточной нейронной сети позволил определить:

- Количество сверточных слоев должно быть равно количеству уровней распознавания рукописных символов среднестатистическим пользователем.

- Количество карт признаков в p -ом сверточном слое должно быть равно количеству признаков на p -ом уровне распознавания.

- Размер k -ой карты признаков для p -го сверточного слоя должен быть равен минимальному размеру области монитора, на котором можно отобразить k -ый распознаваемый признак на p -ом иерархическом уровне.

3. Проведенные компьютерные эксперименты по распознаванию рукописных символов оптимизированной сверточной нейронной сетью в условиях, приближенных к системе биометрической аутентификации, показали удовлетворительную точность распознавания, что подтверждает перспективность предложенных решений.

Список использованных источников

1. Гонзалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2006. – 1072с.
2. Демин А.А. Адаптивная обработка каллиграфической информации, представленной в виде рукописных символов: дис. ... канд.. техн. наук: 05.13.01 / Демин А.А. - Москва, 2014. – 182 с.
3. Корченко А. Нейросетевые модели, методы и средства оценки параметров безопасности Интернет-ориентированных информационных систем: монографія / А. Корченко, И Терейковский, Н. Карпинский, С. Тынымбаев. К. : ТОВ «Наш Формат». 2016. – 275 с. ISBN: 978-617-7092-94-9
4. Михайленко В. М. Нейромережеві моделі та методи розпізнавання фонем в голосовому сигналі в системі дистанційного навчання : [Монографія] / В. М. Михайленко, Л. О. Терейковська, І. А. Терейковський., Б. Б. Ахметов. – К. : ЦП «Компринтр», 2017.– 252 с.
5. Попова Е.С. Проектирование сверточных нейронных сетей для распознавания рукописных символов / Е.С. Попова, Ю.А. Болотова // Сб. науч. тр. XIV Международной научно-практической конференции студентов аспирантов и молодых учёных «Молодёжь и современные информационные технологии». С. 84-85.
6. Прохоров В. Г. Использование сверточных сетей для распознавания рукописных символов / В. Г. Прохоров // Прикладне програмне забезпечення. – 2008. - №2-3. – С. 674.
7. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі. Навч. посіб. / О.Г. Руденко, Є.В. Бодянський. – Харків: ТОВ "Компанія СМІТ", 2006. – 404 с.
8. Солдатова О.П., Гаршин А.А. Применение сверточной нейронной сети для распознавания рукописных цифр / О. П. Солдатова, А.А. Гаршин // Компьютерная оптика. – 2010. - №2. – С.252-258.
9. Терейковский І. Нейронні мережі в засобах захисту комп'ютерної інформації / І. Терейковський. – К. : ПоліграфКонсалтинг. – 2007. – 209 с.
10. Умяров Н.Х., Федяев О.И. Параметрическая модель свёрточной нейронной сети // VI международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых научных работников «Информатика и компьютерные технологии»: Т. 2 – Донецк, ДонНТУ, 2010. – 292с.
11. Хаустов П. А. Алгоритмы распознавания рукописных символов на основе построения структурных моделей / П.А. Хаустов // Компьютерная оптика. – 2017. - том 41, №1. – С. 67-78.
12. Хуршудов А. А. Разработка системы распознавания визуальных образов в потоке данных: дис. ... канд.. техн. наук: 05.13.01 / Хуршудов А.А. - Краснодар, 2015. – 130 с.

13. Fedotov D. V. Optimisation of convolutional neural network structure with self-configuring evolutionary algorithm in one identification problem / D. V. Fedotov, E. A. Popov, V. A. Okhorzin // Vestnik SibGAU. - Vol. 16, No. 4. - P. 857–862.
 14. Esme B. Facial feature extraction using genetic algorithms/ B. Esme, B. Sankur, B. Anarim // 8-th European Signal Processing Conference, Trieste, - 1996. - P. 1511-1514.
 15. LeCun, Y. Efficient BackProp in Neural Networks: Tricks of the trade / Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr, K. Muller – Springer, 1998. – 44 p.
 16. LeCun, Y. Scaling learning algorithms towards AI / Y. LeCun, Y. Bengio – MIT Press, 2007.
 17. LeCun Y., Bottou L., Bengio Y. “Reading checks with multilayer graph transforming networks”, Speech and Image Processing Services Research AT&T Lab. – 1997. – P. 1 – 4.
 18. LeCun, Y. The MNIST database of handwritten digits – <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>
 19. O’Neal M. “Neural Networks for recognition of Handwritten Digits”, 2006. – P. 1. <http://www.codeproject.com/KB/library/NeuralNetRecognition.aspx> .
-

УДК 004.056.5:004

Терейковський Ігор Анатолійович

доктор технічних наук, професор кафедри системного програмування і спеціалізованих комп’ютерних систем Національного технічного університету України «КПІ ім. І.Сікорського», 03056, м. Київ-56, вул. Політехнічна, 14, 0679095867, кількість публікацій в українських виданнях 100, кількість публікацій публікацій в іноземних індексованих виданнях 12.

terejkowski@ukr.net.

Терейковська Людмила Олексіївна

кандидат технічних наук, доцент кафедри кібернетичної безпеки та комп’ютерної інженерії Київського національного університету будівництва і архітектури, пр. Перемоги 10, м. Київ, Україна, 01135, 0679095867, кількість публікацій в українських виданнях 40, кількість публікацій публікацій в іноземних індексованих виданнях 3.

terejkowski@ukr.net.

Корченко Анна Олександрівна

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри безпеки інформаційних технологій Національного авіаційного університету, 03580, Україна, м. Київ, просп. Космонавта Комарова, 1, 0679095867, кількість публікацій в українських виданнях 70, кількість публікацій публікацій в іноземних індексованих виданнях 5.

annakor@ukr.net

Ахметов Берік Бахитжанович

кандидат технічних наук, доцент, ректор Каспійського державного університету технологій і інженерінга ім.Ш.Єсенова, 130003, Республіка Казахстан, Мангістаунська обл., м. Актау, 0679095867, кількість публікацій в українських виданнях 10, кількість публікацій публікацій в іноземних індексованих виданнях 30.

ksu@kguti.kz.

Алібієва Жибек Мейрамбеківна

докторант Казахського національного технічного університету ім.К.І.Сатпаєва, Республіка Казахстан, м. Алмати, вул. Сатпаєва 22а, 0679095867, кількість публікацій в українських виданнях 2, кількість публікацій публікацій в іноземних індексованих виданнях 10.

alibieva_j@mail.ru.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ РОЗПІЗНАВАННЯ РУКОПИСНИХ СИМВОЛІВ В СИСТЕМІ БІОМЕТРИЧНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ

***Анотація:** Стаття присвячена розвитку методологічної бази використання згорткових нейронних мереж для біометричної аутентифікації користувачів на основі розпізнавання рукописних символів. Запропоновано проводити оптимізацію структурних параметрів згорткової нейронної мережі, виходячи із позицій максимальної подібності до процесу розпізнавання рукописних символів середньостатистичним користувачем. Сформована група відповідних принципів. Експериментально підтверджена доцільність їх використання.*

***Ключові слова:** Згорткова нейронна мережа, біометрична аутентифікація, модель, розпізнавання, рукописний символ, методологічна база.*

Tereikovskiy Igor

Doctor of Engineering Sciences, Professor of the Department of system software and specialized computer systems, National Technical University of Ukraine, 03056, Kyiv-56, Politechnichna St 14, 0679095867, number of publications in Ukrainian editions 100, number of publication publications in foreign indexed editions 12.

terejkowski@ukr.net,

Tereikovska Lyudmila

Ph.D., associate professor of the Department of Cybernetic Security and Computer Engineering, Kyiv National University of Construction and Architecture, 10, Peremogy Avenue, Kyiv, Ukraine, 01135, 0679095867, number of publications in Ukrainian editions 30, number of publication publications in foreign indexed editions 3.

terejkowski@ukr.net,

Korchenko Anna

Ph.D., Associate Professor, Associate Professor of Academic Department of IT-Security, National Aviation University, 03580, Ukraine, Kyiv, Avenue Cosmonaut Komarov, 1, 0679095867, number of publications in Ukrainian editions 70, number of publication publications in foreign indexed editions 5.

annakor@ukr.net

Akhmetov Berik

Ph.D., Associate Professor, Rector of the Caspian State University of Technologies and Engineering named after Sh. Yessenov, 130003, The Republic of Kazakhstan, Mangystau region, Aktau city, 32, ksu@kguti.kz, 0679095867, number of publications in Ukrainian editions 10, number of publication publications in foreign indexed editions 30.

ksu@kguti.kz

Alibiyeva Zhibek

doctoral student Kazakhstan National Research Technical University named after K.I.Satpayev, Satpaev St 22a, Almaty, Kazakhstan, alibieva_j@mail.ru, number of publications in Ukrainian editions 2, number of publication publications in foreign indexed editions 10.

alibieva_j@mail.ru

**NEURAL NETWORK RECOGNITION OF HAND-WRITTEN SYMBOLS IN
THE SYSTEM OF BIOMETRIC AUTHENTICATION**

Abstract: *It is shown that the effectiveness of the analysis largely depends on the correspondence of the parameters of the convolutional neural network to the conditions of the problem of recognition of handwritten symbols. It is proposed to carry out the adaptation of the structural parameters of a convolutional neural network, starting from the positions of maximum similarity to the process of recognition of handwritten symbols by the average user, taking into account the features of computer input and display facilities. Synthesizing this assumption with the generally accepted concept of constructing a convolutional neural network, we formulate a group of principles that determine the directions of optimization. The number of convolution layers should be equal to the number of recognition levels of handwritten symbols by the average user. The number of feature cards in the n th convolutional layer should be equal to the number of features at the n -th recognition level. The size of the k -th characteristic map for the n -th convolutional layer should be equal to the minimum size of the monitor area, on which the k -th recognizable attribute can be displayed on the n -th hierarchical level. Experimentally confirmed the expediency of its application of these principles.*

References

1. Gonzales R., Woods R. Digital image processing. - Moscow: Technosphere, 2006. - 1072p.
2. Demin A.A. Adaptive processing of calligraphic information, represented in the form of handwritten symbols: dis. ... Cand. Tech. Sciences: 05.13.01 / Demin A.A. - Moscow, 2014. - 182 p.
3. Korchenko A. Neural network models, methods and tools for assessing the security parameters of Internet-oriented information systems: monograph / A. Korchenko, I. Tereykovsky, N. Karpinsky, S. Tynimbaev. K.: TOV "Our Format". 2016. - 275 p.
4. Mihailenko V.M. Neumerezhevyy model of the method of phoneme phonemes in the voice signal in the system of distance education: [Monographs] /

V.M. Mykhailenko, L.O. Tereyktivska, I. A . Terekivskiy, B.B. Akhmetov. - K.: «Comprint», 2017.-252 p.

5. Popova E.S. Design of convolutional neural networks for the recognition of handwritten symbols / E.S. Popova, Yu.A. Bolotova // Sb. nuchn. tr. XIV International scientific-practical conference of students of post-graduate students and young scientists "Youth and modern information technologies". Pp. 84-85.

6. Prokhorov V.G. Use of convolutional networks for the recognition of handwritten symbols / V.G. Prokhorov // Applied software. - 2008. - №2-3. - P. 674.

7. Rudenko O.G. Shtuchni neironni schizhi. Nav. posib. / O.G. Rudenko, Є.V. Bodiansky. - Ch: "CMIT", 2006. - 404 p.

8. Soldatova O.P., Garshin A.A. Application of a convolutional neural network for recognition of handwritten figures / O. P. Soldatova, A.A. Garshin // Computer Optics. - 2010. - №2. - P.252-258.

9. Terekivskiy I. Neuron least in the wilderness of the computer security information / I. Tereykovsky // □ K.: PoligraphConsulting. □ 2007. - 209 p.

10. Umyarov N., Fedyaev O. Parametric Model of the Convolutional Neural Network // VI International Scientific and Technical Conference of Students, Postgraduates and Young Scientists "Computer Science and Computer Technologies": T. 2 - Donetsk, DonNTU, 2010. - 292p.

11. Khustov PA Algorithms for recognition of handwritten symbols on the basis of constructing structural models / P.A. Khaustov // Computer Optics. - 2017. - Vol. 4 1, No. 1. - P. 67-78.

12. Khurshudov AA Development of a system for recognizing visual images in a data stream: dis. ... Cand. Tech. Sciences: 05.13.01 / Khurshudov AA - Krasnodar, 2015. - 130 p.

13. Fedotov D. V. Optimisation of convolutional neural network structure with self-configuring evolutionary algorithm in one identification problem / D. V. Fedotov, E. A. Popov, V. A. Okhorzin // Vestnik SibGAU. - Vol. 16, No. 4. - P. 857–862.

14. Esme B. Facial feature extraction using genetic algorithms/ B. Esme, B. Sankur, B. Anarim // 8-th European Signal Processing Conference, Trieste, - 1996. - P. 1511-1514.

15. LeCun, Y. Efficient BackProp in Neural Networks: Tricks of the trade / Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr, K. Muller – Springer, 1998. – 44 p.

16. LeCun, Y. Scaling learning algorithms towards AI / Y. LeCun, Y. Bengio – MIT Press, 2007.

17. Le Cunn Y., Bottou L., Bengio Y. “Reading checks with multilayer graph transforming networks”, Speech and Image Processing Services Research AT&T Lab. – 1997. – P. 1 – 4.

18. LeCun, Y. The MNIST database of handwritten digits – <http://yann.lecun.com/exdb/mnist>

19. O’Neal M. “Neural Networks for recognition of Handwritten Digits”, 2006. – P .1. <http://www.codeproject.com/KB/library/NeuralNetRecognition.aspx> .