

## АЛГОРИТМ РАЗГРАНИЧЕНИЯ ДОСТУПА ПО РАДУЖНОЙ ОБОЛОЧКЕ ГЛАЗА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КОНТРОЛЯ ДОСТУПА К ИНФОРМАЦИОННЫМ РЕСУРСАМ

*Иван Третьяков, Наталья Минакова*  
*Алтайский государственный университет*  
*(Российская Федерация)*

*The algorithm of differentiation of access on an eye iris of the eye is described.  
For identification matrix calculations are used. Advantages of consideration  
of a neural network as a mathematical matrix are shown*

В современных условиях обеспечение безопасности информационных ресурсов представляет собой чрезвычайно актуальную задачу. Формирование политики безопасности информационных систем требует продуманности, сбалансированности защиты, разработки эффективных организационно-технических мер и обеспечения контроля над их исполнением. Одно из направлений формирования политики безопасности информационных систем - разработка простой и эффективной процедуры ограничения и контроля доступа к информационным ресурсам.

Для управления и реализации политики безопасности широко применяется парольная система идентификации. Широкая апробация парольной идентификации выявила ряд недостатков: пароли используются третьими лицами для несанкционированного доступа, восстановление

пароля во многих случаях затруднено невозможностью дистанционной идентификации и аутентификации человека, обращающегося к службе поддержки, требуются дополнительные затраты времени для ввода идентификатора пользователя, дополнительная нагрузка возлагается пользователей, администраторов, сотрудников службы безопасности и т.д.

В связи с возросшими требованиями к информационной безопасности получают широкое распространение методы биометрической верификации и идентификации человека. Их использование облегчает деятельность специалистов по защите информации, одновременно обеспечивая существенный рост уровня информационной безопасности. При использовании биометрии проверка подлинности производится по уникальным признакам пользователей: отпечатки пальцев, форма лица, сетчатка и радужная оболочка глаза и т.д.

В представленной работе биометрическим признаком выбрана радужная оболочка глаза. По мнению специалистов в области биометрических систем, средства идентификации человека по радужной оболочке глаза способны заменить ключи и персональные идентификационные номера. В отличие от других биометрических систем контроля доступа идентификация по рисунку радужки допускает полностью бесконтактную реализацию. Данная область широко изучается, разработаны различные системы идентификации человека, такие как: метод основанный на вейвлет-преобразованиях, методы Нох, преобразования Эрмита, система Даугмана и т.д. [1]. Их анализ показал, что обычно привлекается сложный математический аппарат, как при составлении кода, так и при процессе идентификации. Это затрудняет реализацию и требует значительных вычислительных затрат.

Была поставлена задача разработки простого и эффективного алгоритма идентификации человека по радужной оболочке глаза. Для решения задачи распознавания радужной оболочки глаза выбраны искусственные нейронные сети.

Как известно, качество распознавания зависит от того, как будет использоваться нейронная сеть. Для идентификации было решено использовать обычные матричные вычисления. В основу алгоритма положен следующий подход. Пусть

имеется некоторое множество  $B$ . Каждый элемент множества имеет некоторый признак  $t$ . Множество всех значений признака  $t$  обозначим как  $T$ . Признак является идентифицирующим, если  $\forall t \in T \exists! b \in B$ .

Известны два метода идентификации элементов по признаку  $t$  [2]:

1. Создать одну нейронную сеть, при этом для каждого элемента из  $A$  создаётся отдельный выход.
2. Для каждого элемента  $b \in B$  создаётся нейронная сеть с одним выходом.

В обоих случаях на вход нейронной сети подаются данные параметра, а на выходе значение вероятности, с которой данный параметр соответствует элементу  $b \in B$ .

Предварительные численные эксперименты показали, что первая схема менее предпочтительна поскольку:

1. Добавление новых элементов во множество потребует переобучения нейронной сети и изменения её структуры.
2. Сеть должна содержать довольно большое число нейронов, чтобы сохранить в себе информацию об элементах множества  $B$ .
3. Сложности с распараллеливанием вычислений.

Для упрощения расчетов перед передачей данных нейронным сетям на подтверждение необходимо:

1. Выделить ключевые части данных.

2. Максимально уменьшить множество элементов, для которых будет проводиться проверка с помощью нейронной сети.

Значения входных данных предварительно нормировались в интервале  $(-1, 1)$ . На выходе нейронной сети значение изменяется в диапазоне  $(-1, 1)$ .

Рассмотрение нейронной сети в качестве математической матрицы дает возможность оперировать векторами и матрицами: элементы матрицы – синапсы, слой – вектор (часть вектора-результата). Подобная реализация позволяет легко задать связь между синапсами между слоями (задаются коэффициенты хранимой для каждого пользователя матрицы).

Алгоритм создания вектора входных значений формируется из нулевого слоя, далее добавляется выход с первого слоя (с предыдущего подсчёта) и т.д. (добавляется выход с  $n$ -ого слоя). Особенностью данного вычисления является следующее: пока не будут вычислены новые значения для всего слоя (на каждом этапе), значения не переносятся во входной вектор. На каждом этапе умножения на новый слой, полученное значение передаётся пороговой функции, результат передаётся в вектор-результат. Полученный после всех пересчётов вектор – умножается на матрицу с синапсами. Результат первого этапа обучения - выходной вектор из ячеек.

Матрица формируется для каждого зарегистрированного пользо-

вателя, Однако её хранение заняло бы большой объём данных. Анализ результатов вычислений позволил сделать следующий вывод: коэффициенты, лежащие ниже дополнительной диагонали, не имеют определяющего значения, так как их использование не влияет на результат вычислений. Это связано с тем, что перемножаемый вектор хранит в себе результаты текущих вычислений. Дополнительно считаем, что в модели отсутствует обратная рекурсивность, поэтому коэффициенты выше вспомогательной диагонали не информативны, если исходить из предположения что синапсы связываются только с элементами из соседнего слоя и не связываются со следующими, минуя рядом стоящий слой. Тем самым число хранимых элементов резко уменьшается.

Конечная матрица представляет собой код идентификации. На первоначальном этапе проводится обучение сети. В дальнейшем нейронная сеть будет обучаться сама. Входные данные  $(x_1, \dots, x_q)$  сравниваются с имеющейся выборкой, высчитывается вероятность совпадения полученных коэффициентов с имеющимися эталонными коэффициентами.

Таким образом, представленный алгоритм реализации нейронной сети из-за указанных выше особенностей позволяет упростить расчеты, соответственно, дает возможность ускорения доступа легальных пользователей к ресурсам информационной системы.