

– Test Automation

Test automation has been around for a long time. DevOps testing focuses on automated testing within your build pipeline to ensure that by the time that you have a deployable build, you are confident it is ready to be deployed. You can't get to the point of continuous delivery where you're fairly confident without any human intervention that your code is deployable without an extensive automated testing strategy. Popular tools are Selenium and Water.

– Pipeline Orchestration

A pipeline is like a manufacturing assembly line that happens from the time a developer says, "I think I'm done," all the way to the time that the code gets deployed in the production or a late-stage pre-production environment.

The Finale

According to the 2015 State of DevOps Report, "high-performing IT organizations deploy 30x more frequently with 200x shorter lead times, they have 60x fewer failures and recover 168x faster."

It can be stated that there are three business advantages that organizations receive from the transition to DevOps: fast entry to the market (reducing cycle time and faster deployment), improving quality (increasing accessibility), and increasing organizational efficiency (more time is spent on related activities with an increase in the value of the product). In addition, DevOps changes the culture, and also changes the processes and performance indicators of developers and administrators.

The Bibliography

1. URL:<https://aws.amazon.com/devops/what-is-devops/> (date of page view 07.07.2017).

© Makosiy R., 2017

УДК 004.822:514

ГОЛОСОВАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ В СИСТЕМАХ КОНТРОЛЯ ДОСТУПА

П. А. Меньшаков, И. А. Мурашко

Гомельский государственный технический университет им. П. О. Сухого

Авторами статьи обосновывается возможность использования голосовой идентификации пользователя на основе нейронных сетей как средства контроля доступа. Предложена методика быстрого получения голосового отпечатка диктора без потери данных, характеризующих особенности голоса. Описываются возможности модульного приложения, осуществляющего голосовую идентификацию пользователя на базе алгоритма вычисления нейронов в слое Кохонена.

Ключевые слова: голосовая идентификация, биометрия, контроль доступа.

Введение. Большинство средств контроля доступа имеет высокую цену. Причём значительная часть расходов приходится на выделение персонального средства идентификации каждому пользователю. Решением данной проблемы может стать голосовая идентификация.

Биометрия предполагает систему распознавания людей по одной или более физических или поведенческих черт. В области информационных технологий биометрические данные используются в качестве формы управления идентификаторами доступа и контроля доступа. Также биометрический анализ используется для выявления людей, которые находятся под наблюдением [1].

Задача голосовой идентификации, или распознавания диктора по голосу, сводится к тому, чтобы выделить, классифицировать и соответствующим образом отреагировать на человеческую речь из входного звукового потока [2]. При этом обычно выделяют три подзадачи: получение голосового отпечатка, идентификация и верификация [3].

Получение голосового отпечатка – процесс получения образца, представляющего вектор характеристик голоса диктора [3]. Идентификация – процесс определения личности по образцу голоса путём сравнения данного образца с шаблонами, сохранёнными в базе [4]. Верификация – процесс, при котором с помощью сравнения представленного образца с хранимым в базе шаблоном проверяется запрошенная идентичность [4]. Результатом является подтверждение личности или отрицательный ответ системы.

Прохождение данных процедур занимает довольно длительное время, в связи с чем затрудняется прохождение идентификации несколькими лицами. Ниже предложена методика быстрого получения голосового отпечатка диктора, причём без потери данных, характеризующих голос. Предложена также нейросетевая идентификация и верификация полученного голосового отпечатка при помощи использования самоорганизующейся карты Кохонена (*SOM* – Self-Organized Map) [5], скорость обработки которой была увеличена за счёт выделения нейронов с максимальной активностью, при этом потери точности голосовых характеристик минимальны.

Технические средства. Первоначальным этапом голосовой идентификации является получение голоса диктора. Для этого необходим микрофон, фильтр и аналого-цифровой преобразователь (далее по тексту – АЦП) для дальнейшей работы с цифровой записью голоса. В общем виде схема устройства для получения голоса диктора представлена на рисунке 1.

С выхода микрофона сигнал подаётся на вход блока фильтрации. Следующим этапом является прохождение АЦП. Когда АЦП применяется для амплитудного анализа, число, получаемое на выходе АЦП, используется для адресации памяти и называется номером канала, а V – шириной канала. Номер канала несёт информацию об амплитудном значении сигнала.

Далее оцифрованный сигнал попадает в блок цифровой обработки, где сигнал фильтруется и преобразуется в вектор, с которым в дальнейшем будет работать микропроцессор и нейросетевой обработчик. Также получен-

ный вектор заносится в энергонезависимую память. Это необходимо для последующего сравнения с полученным отпечатком.

После сравнения отпечатка в памяти с полученным отпечатком микроконтроллер подаёт команду на блок управления внешним устройством, к примеру, на магнитный дверной замок.

Принцип получения голосового отпечатка. Для реализации процесса преобразования аудиозаписи нами предлагается произвести определённый порядок действий. При помощи микрофона получается запись голоса диктора. Наиболее оптимальным является получение WAV файла, ввиду простоты работы с ним [6]. Полученную запись голоса необходимо разделить на кадры. Такое разделение на кадры представлено на рисунке 2. Данное действие необходимо для более простой работы с записанной звуковой дорожкой.

Далее все вычисления будут производиться с каждым кадром в отдельности.

Следующим этапом является устранение нежелательных эффектов и шумов. Это необходимо для того, чтобы записи, полученные в разное время, соответствовали друг другу независимо от сторонних факторов. Существует множество способов, при помощи которых можно уменьшить шумовые эффекты. Нами используется умножение каждого кадра на особую весовую функцию «Окно Хемминга» [7]:

$$\text{---} , \tag{1}$$

где n – порядковый номер элемента в кадре; N – длина кадра (количество значений сигнала, измеренных за период).

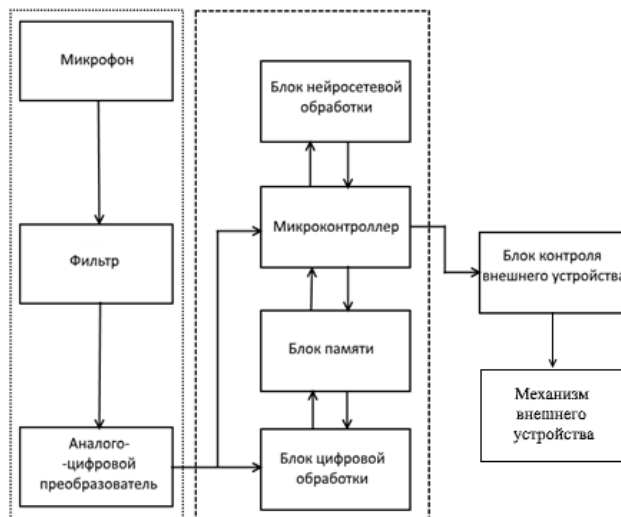


Рис.1. Схема устройства для получения голоса диктора

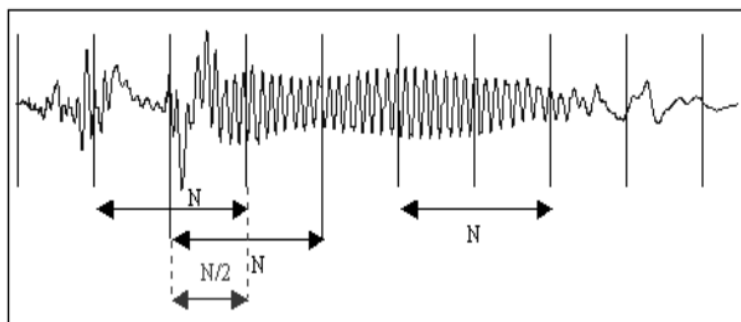


Рис. 2. График звуковой волны

Полученные кадры преобразуются в их частотную характеристику при помощи формулы «Быстрого преобразования Фурье» [8]:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-\frac{2\pi i n k}{N}} \tag{2}$$

где N – длина кадра (количество значений сигнала, измеренных за период); x_n – амплитуда n -го сигнала; X_k – N -комплексных амплитуд синусоидальных сигналов, слагающих исходный сигнал.

Сегодня наиболее успешными являются системы распознавания голоса, использующие знания об устройстве слухового аппарата [9]. Ввиду данных особенностей необходимо привести частотную характеристику

каждого кадра к «мелам» [10; 11]. Для перехода к «мел»-характеристике используется следующая зависимость:

$$m = 1127 \log_e \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (3)$$

где m – частота в «мелах»; f – частота в герцах.

Это последнее действие, необходимое для последующего преобразования в вектор характеристики, который впоследствии сравнивается с базой голосовых записей. Вектор будет состоять из мел-кепстральных коэффициентов, получить которые можно по следующей формуле:

$$c_n = \sum_{k=1}^K (\log S_k) \left[n \left(k - \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{K} \right], \quad (4)$$

где c_n – мел-кепстральный коэффициент под номером n ; S_k – амплитуда k -го значения в кадре в мелах; K – заранее заданное количество мел-кепстральных коэффициентов $n \in [1, K]$.

Полученный вектор характеристик добавляется в базу данных для последующего сравнения с ним. Однако более оптимальным вариантом является использование нескольких записей одного и того же голоса. Заранее определённое количество образцов голоса можно использовать для обучения нейронной сети.

Нейросетевое сравнение. В работе использовалось обучение без учителя, так как оно является намного более правдоподобной моделью обучения в биологической системе. Развита Кохоненом и многими другими, она не нуждается в целевом векторе для выходов и, следовательно, не требует сравнения с предопределёнными идеальными ответами, а обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, иными словами чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Предъявление на вход вектора из данного класса даст определённый выходной вектор [3; 12; 13].

Распространение сигнала в такой сети происходит следующим образом: входной вектор нормируется на 1.0 и подаётся на вход, который распределяет его дальше через матрицу весов W . Каждый нейрон в слое Кохонена вычисляет сумму на своём входе и в зависимости от состояния окружающих нейронов этого слоя становится активным или неактивным (1.0 и 0.0). Нейроны этого слоя функционируют по принципу конкуренции, то есть в результате определённого количества итераций активным остаётся один нейрон или небольшая группа нейронов. Этот механизм называется латеральным. В связи с тем, что отработка данного механизма требует значительных вычислительных ресурсов, в нашей модели он заменён нахождением нейрона с максимальной активностью и присвоением ему активности 1.0, а всем остальным нейронам – активности 0.0. Таким образом, срабатывает нейрон, для которого вектор входа ближе всего к вектору весов связей.

Сравнение с существующей аналогичной методикой

Для сравнения алгоритма использовались методики, описанные в “*Analysis of Kohonen’s Neural Network with application to speech recognition*” [14], на базе самоорганизующихся карт Кохонена. Для проведения эксперимента были записаны слова, состоящие из цифр. Набор данных включает в себя речевые данные 14 дикторов. Для каждого диктора было записано 30 слов (10 различных слов, по 3 образца на каждое). В таблице 1 показаны выбранные для проведения эксперимента слова.

Таблица 1

Слова, взятые для эксперимента

Один	Два	Три	Четыре	Пять
Шесть	Семь	Восемь	Девять	Ноль

Так же, как и в описанном в статье исследовании, все слова были записаны в закрытом помещении, а в качестве источника шума использовался кондиционер. Привлечённые дикторы (11 мужчин и 3 женщины) говорили свободно, сохраняя свои соответствующие акценты и дефекты произношения. Это было необходимо для усложнения задач классификации, поскольку те же высказывания имели разную длительность после обнаружения конечной точки.

Сети *SOM* и *TS-SOM*, используемые при моделировании, имели 10 входов и 256 нейронов, расположенных в 16×16 массиве.

Результат выполнения операций приведён в таблице 2. Алгоритм с использованием лидирующих нейронов приведён в конце таблицы.

Таблица 2

Результаты классификации различными сетями

Алгоритмы	Классификация (%)			Время выполнения (мс.)	
	Среднее	Мин	Макс	Обучение	Выполнение
<i>SOM original</i>	87.7	82.9	92.9	2,911,873.47	8.14

<i>SOM: SWS+PDS+Rect</i>	85.8	79.4	92.2	2,275,220.35	4.48
<i>SOM: PDS</i>	89.6	85.1	92.9	2,860,639.27	3.97
<i>SOM:PDS+Rect</i>	88.2	84.4	92.9	2,275,061.98	4.07
<i>SOM: PDS+Trunc.Gauss</i>	87.9	83.7	93.6	2,661,322.49	5.80
<i>TS-SOM</i>	82.5	75.9	88.6	3,310.01	7.71
<i>SOM:Leading neurons</i>	85.5	81.8	89.1	2,113,022.83	1.44

Заключение. Итогом данного исследования стало модульное приложение, осуществляющее голосовую идентификацию пользователя, использующее модернизированный алгоритм вычисления нейронов в слое Кохонена. Программа состоит из трёх основных частей. Первая выполняет добавление пользователей, вторая – идентификацию, третья – хранение голосовых записей.

Как показало исследование, полученный алгоритм позволяет значительно ускорить работу программы голосовой идентификации. Данная модернизация позволяет использовать программу на предприятиях с большим потоком пользователей.

Программный комплекс очень гибок и имеет большое пространство для дальнейшего усовершенствования и добавления новых функций, что делает его не только выгодным программным продуктом, но и перспективным проектом для развития и получения прибыли.

Библиографический список

1. Гарафутдинова, Ф. М. Истоки дактилоскопии / Ф. М. Гарафутдинова // Публичное и частное право. – 2014. – № II (XXII). – С. 173–177.
2. Ing-Jr Ding, Chih-Ta Yen, Yen-Ming Hsu. Developments of Machine Learning Schemes for Dynamic Time-Wrapping-Based Speech Recognition // *Mathematical Problems in Engineering*. 2013.
3. Bosi, M. Introduction to digital audio coding and standards / M. Bosi, R. E. Goldberg - Springer Science+Business, Media USA. – 2010. – 434 p.
4. You, Y. AudioCoding: Theory and Applications / Y. You. – NY: Springer, 2010. – 349 p.
5. Manalili, S. Design of a structured 3D SOM as a music archive, Springer Verlag Lecture Notes Series: Proceedings of the 8th international conference on advances in selforganizing maps (pp. 188–197).
6. Keyword Extraction for Very High Dimensional Datasets using Random Projection as Key Input Representation Scheme. Master's thesis, De La Salle University. – Manila.
7. Harris, F. J. On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform, *Proceedings of the IEEE*, vol. 66, pp. 51–83, Jan 1978.
8. Сергиенко, А. Б. Цифровая обработка сигналов / А. Б. Сергиенко. – 2-е изд. – СПб.: Питер, 2006. – 751 с.
9. Азаров, И. С. Применение мгновенного гармонического анализа для антропоморфической обработки речевых сигналов / И. С. Азаров, А. А. Петровский // Доклады БГУИР. – 2011. – № 4. – С. 59–70.
10. Ghitza, O. Auditory Models and Human Performance in Tasks Related to Speech Coding and Speech Recognition / O. Ghitza // *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*. – 1994. – Vol. 2, № 1. – Pp. 115–132.
11. Ivanov, A. V. Analysis of the IHC Adaptation for the Anthropomorphic Speech Processing Systems / A. V. Ivanov, A. A. Petrovsky // *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. – 2005. – Vol. 2005, № 9. – P. 1324.
12. Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps*. Berlin: Springer.
13. Mwasiagi, I. Self Organizing Maps – Applications and Novel Algorithm Design / Josphat Igadwa Mwasiagi – In Tech, January 21, 2011 – P. 91.
14. Carlos Alejandro de Luna-Ortega, Analysis of Kohonen's Neural Network with application to speech recognition / Mexican International Conference on Artificial Intelligence (MICAI 2009) November 9 to 13, 2009 Guanajuato, Mexico.

© Меньшаков П. А., Мурашко И. А., 2017

УДК 691.327-41:691.88

ОПТИМИЗАЦИЯ ПЛИТНО-АНКЕРНЫХ КОНСТРУКЦИЙ В СТРОИТЕЛЬСТВЕ

В. П. Рослик, А. Г. Сорокин, Д. В. Линников, И. Д. Муромцев

*Научный руководитель – С. И. Маций, доктор технических наук
Кубанский государственный аграрный университет*

В статье отражается зависимость распределения продольных усилий в буроинъекционных анкерных сваях в двух анкерных поясах в плитно-анкерных конструкциях в зависимости от угла наклона анкера и конструктивных параметров сооружения. Исследования выполнены с помощью метода конечных элементов в программном комплексе Plaxis.

Ключевые слова: плитно-анкерная конструкция, метод конечных элементов, буроинъекционная анкерная свая, откос, продольное усилие, анкерный пояс, перемерцение.

В настоящее время в России ведётся большое количество строительных работ в горной местности. В связи с развитием горнолыжных курортов, здравниц, баз отдыха в горной местности возникает необходимость обеспечения данных объектов транспортной инфраструктурой. Для обеспечения надёжной эксплуатации объектов транспортной сети сотрудниками различных проектных организаций рассматриваются конструкции и меры, повышающие устойчивость склонов, изучаются особенности работы строительных конструкций, позволяющие более эффективно использовать сооружения и применяемые при их строительстве материалы. Важными параметрами являются технологичность работ и минимальная сметная стоимость строительства.

В условиях работ на объектах с ЧС сотрудникам проектных организаций необходимо в сжатые сроки подготовить обоснованное проектное решение по ликвидации чрезвычайной ситуации. Для принятия оптимальных решений необходимо рассматривать большое количество различных расчётных ситуаций, что увеличивает сроки подготовки проектного решения. Для уменьшения затрат на строительство экономически целесообразно