

РАСПОЗНАВАНИЕ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ КОМПЬЮТЕРНЫХ СИСТЕМ ПО КЛАВИАТУРНОМУ ПОЧЕРКУ И ДОПОЛНИТЕЛЬНЫМ ПРИЗНАКАМ С ПОМОЩЬЮ СПЕЦИАЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ¹

COMPUTER USERS RECOGNITION BASED ON KEYBOARD HANDWRITING DYNAMICS WITH USING OF ADDITIONAL FEATURES FROM SPECIAL SENSORS

¹⁾ **Еременко Александр Валериевич**

канд. техн. наук, доцент

E-mail: nexus-@mail.ru

¹⁾ **Сулавко Алексей Евгеньевич**

канд. техн. наук, ст. преподаватель

E-mail: sulavich@mail.ru

²⁾ **Мишин Денис Вячеславович**

канд. техн. наук, доцент

E-mail: mishin.izi@gmail.com

¹⁾ **Федотов Александр Анатольевич**

аспирант

E-mail: fedotov1609@gmail.com

¹⁾ **Омский государственный университет путей
сообщения, Омск**

²⁾ **Владимирский государственный университет
им. Александра Григорьевича и
Николая Григорьевича Столетовых, Владимир**

¹⁾ **Eremenko Alexander V.**

Ph. D. (Tech.), Associate Professor

E-mail: nexus-@mail.ru

¹⁾ **Sulavko Aleksey E.**

Ph. D. (Tech.), Senior Lecturer

E-mail: sulavich@mail.ru

²⁾ **Mishin Denis V.**

Ph. D. (Tech.), Associate Professor

E-mail: mishin.izi@gmail.com

¹⁾ **Fedotov Alexander A.**

Postgraduate

E-mail: fedotov1609@gmail.com

¹⁾ **Omsk State Transport University,
Omsk**

²⁾ **Vladimir State University,
Vladimir**

Аннотация: Рассмотрена проблема защиты данных от неавторизованного доступа посредством аутентификации субъектов по клавиатурному почерку. Предложено использовать параметры давления на клавиши и вибрации клавиатуры совместно с временными характеристиками нажатия клавиш для распознавания печатающего субъекта. Приведены экспериментальные оценки вероятностей ошибок идентификации сетей перцептронов, реализованных по ГОСТ Р 52633.5—2011, и сетей квадратичных форм.

Ключевые слова: клавиатурный почерк, давление на клавиши, вибрация клавиатуры, распознавание субъектов, нейронные сети.

Abstract: The problem of data protection from unauthorized access through authentication of subjects on keyboard handwriting is considered. We propose to use the parameters of pressure on the keys and the keyboard vibration together with the timing keystrokes to recognize the user. A keyboard with special sensors allowing to record additional parameters was assembled. The estimation error probabilities of identification based on perceptrons networks implemented according to GOST R 52633.5—2011 and networks of quadratic forms was made.

Keywords: handwriting keyboard, the pressure on the keys, the keyboard vibration, user recognition, neural networks.

ВВЕДЕНИЕ

Проблемы защиты информации от несанкционированного доступа со стороны внешних и внутренних нарушителей с каждым годом становятся актуальней (см. результаты ежегодных исследований компании PwC) [1].

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 16-37-50007).

Традиционные средства аутентификации обычно основаны на паролях или на проверке индивидуальных особенностей субъекта (биометрических признаков). Первые наиболее подвержены “человеческому фактору”, биометрические системы защиты также не лишены недостатков.

Чтобы объединить преимущества упомянутых технологий

можно использовать тайные биометрические образы, которые могут быть основаны только на динамических биометрических признаках, например индивидуальном клавиатурном почерке субъекта при наборе парольной фразы. Недостаток такого метода состоит в сравнительно низкой надежности принимаемых решений. Предлагается повысить надежность распознавания

субъектов по клавиатурному почерку посредством использования дополнительных признаков, регистрируемых специальными датчиками и характеризующих динамику набора текста на клавиатуре.

Основные (базовые) признаки, а именно временные характеристики ввода символов на клавиатуре (времена удержания клавиш и паузы между нажатием клавиш), применяются практически во всех системах распознавания [2]. Однако дополнительные признаки, основанные на учете данных о динамике изменения давления на клавиши и вибрации клавиатуры при наборе текста субъектом, мало исследованы [3, 4]. В данной работе предлагается выделить новый класс признаков, получаемых путем применения к функциям давления и вибрации вейвлет-преобразования Добеши [5].

АППАРАТНО-ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС

В качестве платформы для разработки аппаратно-программного комплекса для регистрации дополнительных признаков клавиатурного почерка была выбрана открытая программируемая аппаратная платформа Arduino Uno R3, представляющая собой плату с микроконтроллером, а также специальную среду разработки для написания его программного обеспечения при разработке интерактивных систем, управляемых различными датчиками и переключателями. Контроллер построен на чипе ATmega328 с встроенным 10-разрядным АЦП и имеет 14 цифровых входов/выходов (6 из них могут быть выходами ШИМ) и 6 аналоговых входов.

Структурная схема комплекса для регистрации дополнительных признаков клавиатурного почерка от датчиков давления и вибрации представлена на рис. 1.

К шести аналоговым входам Arduino Uno R3 подключены пять датчиков давления и датчик вибрации. Для определения силы нажатия на клавиши использован датчик давления (рис. 2, а) — силоизмерительный резистор Interlink 408 FSR. Без нагрузки сопротивление резистора превышает 1 МОм и варьируется от 100 кОм до не-

скольких сотен Ом в зависимости от силы нажатия на поверхность датчика, но стабильно при фиксированной нагрузке. Для определения кодов и моментов нажатия клавиш служит модуль USB Host Shield (рис. 2, б), предназначенный для подключения HID-устройств (в данном случае — USB-клавиатуры) и эмуляции их работы в операционной системе. Для получения данных о вибрации клавиатуры при вводе текста использован пьезоэлектрический датчик вибрации Analog Piezo Disk Vibration Sensor компании DFRobot. Модуль для

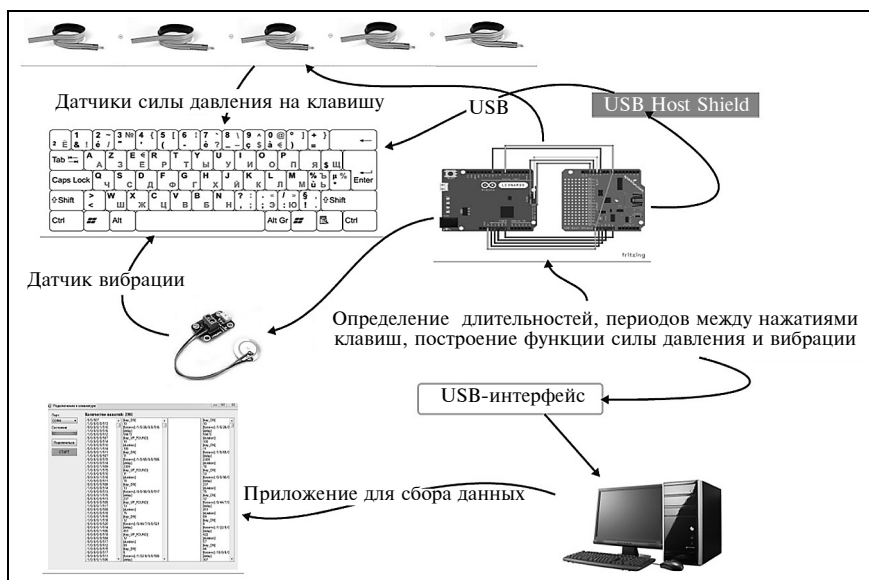


Рис. 1. Структурная схема аппаратно-программного комплекса для регистрации дополнительных признаков клавиатурного почерка от датчиков давления и вибрации

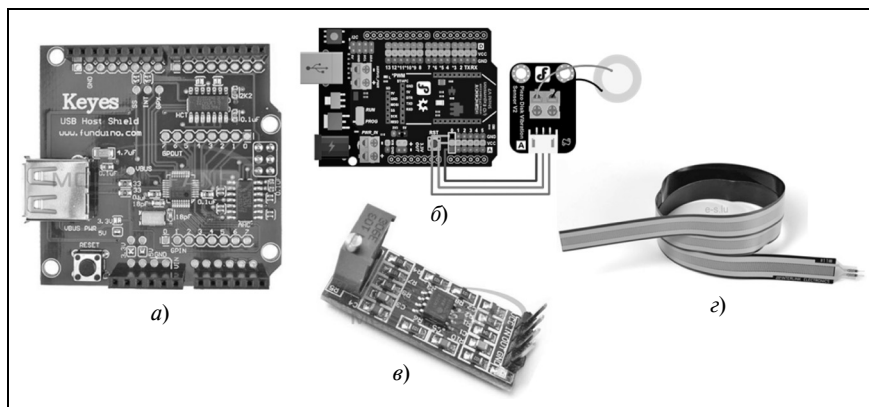


Рис. 2. Модули для клавиатуры

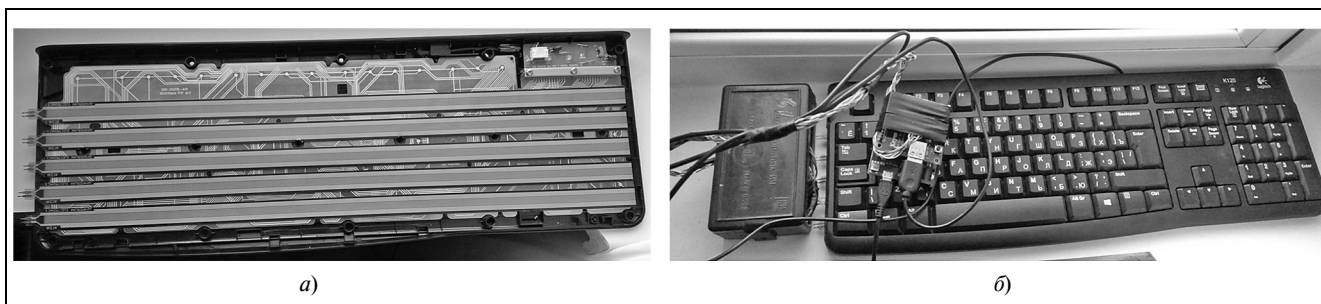


Рис. 3. Клавиатура:

а — расположение датчиков давления; *б* — внешний вид

подключения датчика вибрации к плате контроллера представлен на рис. 2, *в*. Усилителем аналогового сигнала служит регулируемый модуль на основе микросхемы LM358 (рис. 2, *г*).

К контроллеру подключена клавиатура Logitech K120, корпус которой был вскрыт, и под ряды клавиш установлены датчики давления (рис. 3).

Программа для обработки информации, поступающей от клавиатуры и дополнительных датчиков, написана на языке C#. При нажатии 0 на NumPad клавиатуры микроконтроллер отправляет поток данных, и программа записывает буфер с данными в файлы. Частота опроса датчиков микроконтроллером составляет 3000 Гц, но из-за последовательного опроса шести каналов (датчиков) частота дискретизации каждого из регистрируемых сигналов составляет 500 Гц.

Максимальной скорости набора на клавиатуре с раскладкой QWERTY [6] соответствует частота 12,5 Гц, норме — 2,5 Гц. Следовательно, частоты дискретизации 25 Гц для сигналов, формируемых на разработанной клавиатуре, достаточно для описания клавиатурного почерка человека.

БИОМЕТРИЧЕСКИЕ ПРИЗНАКИ КЛАВИАТУРНОГО ПОЧЕРКА

Для сбора биометрических данных было привлечено 100 испытуемых, каждый из них осуществлял ввод фиксированной парольной фразы не менее 120 раз. Среди испытуемых было равное количество холериков, сангвиников, меланхоликов, флегматиков по тесту Айзенка, так как тип темперамента влияет на скорость реакции и параметры воспроизведения подсознательных движений [7].

Образцы клавиатурного почерка обрабатывались программным модулем и преобразовывались в вектор значений признаков (далее — реализацию клавиатурного почерка). Помимо базовых признаков в настоящей работе проведена оценка идентификационных возможностей следующих групп дополнительных признаков:

- максимальный показатель давления, измеряемый в процессе нажатия на клавишу;
- максимальный показатель вибрации, измеряемый в процессе нажатия на клавишу;
- коэффициенты вейвлет-преобразования, вычисляемые из функции давления на клавиши;
- коэффициенты вейвлет-преобразования, вычисляемые

из функции вибрации клавиатуры.

Первые два вида признаков ассоциированы с конкретными клавишами по аналогии с базовыми признаками (к каждой клавише, задействованной при наборе парольной фразы, привязан отдельный признак давления и признак вибрации).

Последние два вида дополнительных признаков рассмотрены далее.

За время нажатия клавиши регистрируется ряд показателей моментального давления на клавишу и моментальной вибрации клавиатуры. Прежде всего формируются функции давления на клавиши и вибрации клавиатуры. Вид сигналов датчиков давления и вибрации при двукратном вводе одним человеком одинакового текста на клавиатуре представлен на рис. 4, *а*. Эти сигналы являются реализациями нестационарного случайного процесса, и для одного человека они имеют подобный вид, но использованию “эффекта подобия” для идентификации мешает неоднозначность воспроизведения стиля набора парольных фраз на клавиатуре.

Предлагается следующая версия алгоритма нейтрализации временных различий между реализациями функций:

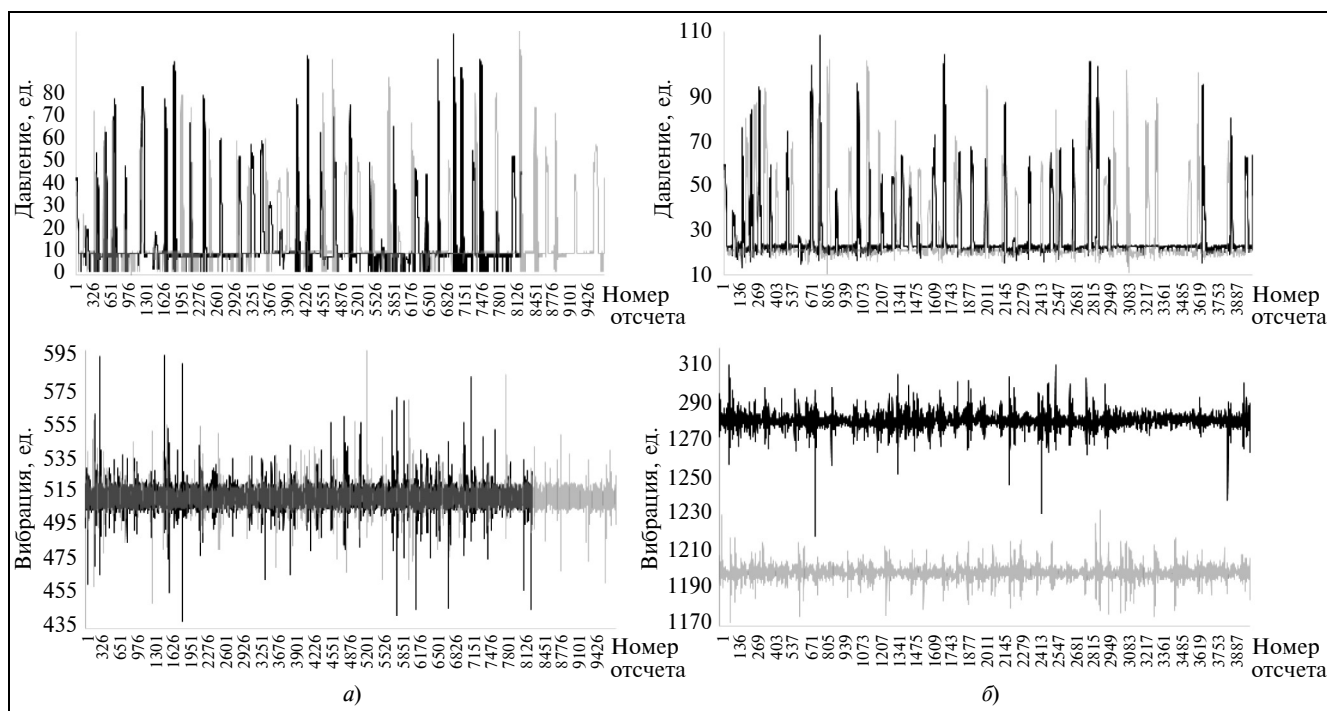


Рис. 4. Вид сигналов датчиков давления и вибрации при двукратном вводе одним человеком одинакового текста на клавиатуре до (а) и после (б) масштабирования

— разложение реализаций временных функций подписи разных авторов в ряд по ортогональным функциям, например,

$$f(t_n) = 1/N \sum_{k=0}^{N-1} \left[\operatorname{Re}_k \cos \frac{2\pi k t n}{T} + \operatorname{Im}_k \sin \frac{2\pi k t n}{T} \right],$$

где N — количество отсчетов дискретной последовательности функции $f(\dots)$, k — номер гармоники, n — номер отсчета функции ($n = 0, 1, \dots, N - 1$), Re_k и Im_k — действительные и мнимые коэффициенты ряда Фурье, по которым находится амплитудный спектр, равные:

$$\operatorname{Re}_k = \sum_{n=0}^{N-1} f(t_n) \cos \left(k \frac{2\pi n}{N} \right);$$

$$\operatorname{Im}_k = \sum_{n=0}^{N-1} f(t_n) \sin \left(k \frac{2\pi n}{N} \right).$$

Амплитуды спектра вычисляются по формуле:

$$A_k = 2/N \sqrt{\operatorname{Re}_k^2 + \operatorname{Im}_k^2};$$

— часть гармоник высоких частот отбрасывается, если их вклад в мощность исходного сигнала ограничивается несколькими процентами, запоминается только период первой гармоники;

— вновь поступающие реализации разлагаются в ряд Фурье, частоты гармоник масштабируемой функции заменяют частотами соответствующих гармоник, полученных для функции, к которой производится масштабирование, и далее выполняется синтез новой функции.

Для иллюстрации эффективности предложенной процедуры нейтрализации временных преобразований функций участник эксперимента дважды воспроизводил парольную фразу на клавиатуре. Результат разложения функций давления и вибрации в ряд Фурье и синтез новых функций с одинаковой длительностью (обратное преобразова-

ние Фурье для неизменного периода первой гармоники) коэффициентами и фазами, полученными для каждой из реализаций, показан на рис. 4, б. Эффект подобия кривых выражен достаточно четко. Операция масштабирования позволила получить одинаковое число признаков для всех участников эксперимента.

В данной работе предлагается переход от временного представления функций давления и вибрации к частотному, их исследование и поиск динамических характеристик на основе метода многомасштабного анализа, основанного на дискретном вейвлет-преобразовании и пирамидальном алгоритме Малла для разложения исходных сигналов на последовательности вейвлет-коэффициентов d_{jk} , характеризующих структуру анализируемого процесса на разных масштабах j . Были рассмот-

рены базисы вейвлетов Добеши от D4 до D10, полученных в результате математической процедуры поиска ортонормированных базисов с конечным носителем, что обеспечивает минимизацию вычислительных затрат при численном анализе экспериментальных данных. Вейвлет D6, показавший качественный результат и оптимальное время обработки, был выбран для вычисления значений признаков.

Масштабно-временное представление сигнала x получается с использованием методов цифровой фильтрации. Сначала сигнал пропускается через низкочастотный фильтр (ФНЧ) с импульсным откликом g и получается свертка:

$$y[n] = (x \cdot g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] \cdot g[n - k].$$

В результате разложения сигнала с помощью высокочастотного фильтра (ФВЧ) h получают детализирующие коэффициенты (на выходе ФВЧ) и коэффициенты аппроксимации (на выходе ФНЧ). Так как половина частотного диапазона сигнала была отфильтрована, то отсчеты сигналов можно пропустить в два раза:

$$y_{\text{low}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] \cdot g[2n - k];$$

$$y_{\text{high}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] \cdot h[2n - k],$$

где $y_{\text{high}}[n]$ и $y_{\text{low}}[n]$ — прореженные в два раза выходы ФВЧ и ФНЧ, соответственно; $h[n]$ и $g[n]$ — ФВЧ и ФНЧ, соответственно; $x[k]$ — исходный сигнал; n — номер уровня разложения; k — количество отсчетов в сигнале. Такое разложение вдвое уменьшило разрешение по вре-

мени, однако каждый из получившихся сигналов представляет половину частотной полосы исходного сигнала — частотное разрешение удвоилось.

Так как анализируемые сигналы были дискретизованы на частоте 500 Гц, то верхняя частота сигнала, найденная в результате частотного анализа, составляет 250 Гц и соответствует первому уровню разложения. Процедура повторяется в несколько итераций, каждая из которых удваивает частотное разрешение, пока не останется один вейвлет-коэффициент и один отсчет аппроксимации. Спектр частот для управляющих сигналов клавиатурного почерка находится в пределах 2...12,5 Гц, т. е. основная доля мощности и информационной составляющей сигнала должна быть сосредоточена на уровнях разложения с 5-го по 7-ой. Физический смысл коэффициентов вейвлет-преобразования можно трактовать как характеристики гармоник сигнала, принадлежащих определенному частотному диапазону и возникающих в сигнале в определенный момент времени. Данные характеристики можно рассматривать как значения признаков. Всего удалось получить по 720 признаков из каждой функции давления и вибрации, т. е. 1440 признаков из каждой паролной фразы.

РАСПОЗНАВАНИЕ СУБЪЕКТОВ ПО КЛАВИАТУРНОМУ ПОЧЕРКУ

В ГОСТ Р 52633.5—2011 [8] рекомендуется использовать однослойные или двухслойные нейронные сети (сети с большим количеством слоев считаются избыточными [9]). Первый

слой осуществляет обогащение данных, второй играет роль кодов, исправляющих ошибки [8]. В настоящей работе применялась однослойная нейронная сеть персептронов. Веса нейронов вычисляются детерминировано по формуле:

$$\mu_i = |E_c(x_i) - E_q(x_i)| / \sigma_c(x_i) \cdot \sigma_q(x_i),$$

где $E_c(x_i)$ — математическое ожидание (среднее значение) значений признака для образа “свой”; $\sigma_c(x_i)$ — среднеквадратичное отклонение значений признака для образа “свой”; $E_q(x_i)$ и $\sigma_q(x_i)$ — аналогичные показатели для образа “чужой”.

Обработчики признаков связывают с нейронами первого слоя сначала последовательно, а при превышении номера нейрона над числом признаков — случайно. Далее осуществляется эмпирическая корректировка знаков весовых коэффициентов с целью добиться желаемой вероятности ошибок аутентификации [8]. Выход сумматора нейрона любого слоя на этапе принятия решений определяется по формуле:

$$y = \sum_{i=1}^m \mu_i v_i + \mu_0,$$

где v_i — i -ый вход нейрона; m — число входов; μ_i — весовой коэффициент i -го входа; μ_0 — нулевой вес, отвечающий за переключатель квантования нейрона.

Помимо сетей персептронов тестировались две модели сетей квадратичных форм: на основе меры близости Пирсона и Байеса-Пирсона [10]. Метрика Пирсона заключается в получении интегральной оценки близости

(расстояния) входного образца к эталону образа.

$$\chi = \sum_{i=1}^m \frac{(E(v_i) - v_i)^2}{\sigma(v_i)^2}. \quad (1)$$

Данная метрика не учитывает корреляционных связей между признаками образа, поэтому с ростом корреляционных связей ее мощность падает [10]. В этом случае рекомендуется пользоваться метрикой Байеса-Пирсона [10]:

$$\chi = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m \left| \frac{E(v_i) - v_i}{\sigma(v_i)} - \frac{E(v_j) - v_j}{\sigma(v_j)} \right|. \quad (2)$$

В выражениях (1) и (2): v_i — i -ый вход нейрона; $E(v_i)$ — математическое ожидание (среднее значение) i -го входа нейрона; $\sigma(v_i)$ — среднеквадратичное отклонение i -го входа нейрона.

Метрика Байеса-Пирсона не содержит в явной форме вычислительных операций с коэффициентами корреляции, однако коэффициенты многомерной корреляции биометрических данных сильно влияют на нее [10].

Сети квадратичных форм были реализованы с одним слоем нейронов, рассчитывающих выход по одной из приведенных формул. Полученное значение сравнивалось с пороговым. Для каждого нейрона оптимальное пороговое значение подбирается эмпирически, исходя из произведения $\theta = \chi_{\max} a_1$, где χ_{\max} — максимальное значение квадратичной формы при поступлении на вход обучающих примеров образа “свой”; a_1 — стабилизирующий коэффициент, экспериментально подбираемый для каждого пространства признаков. При превышении порога

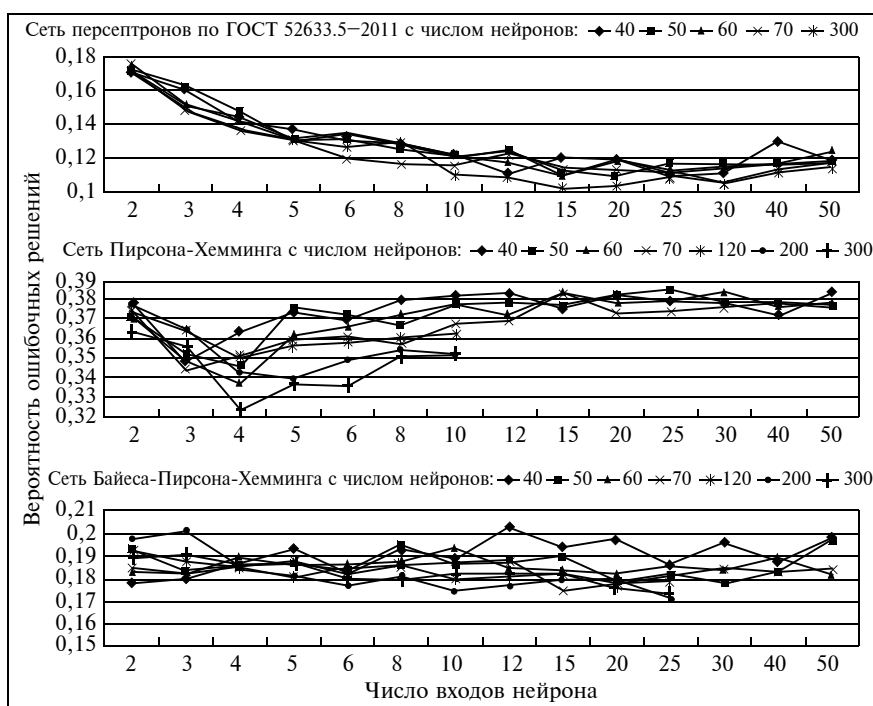


Рис. 5. Результаты распознавания субъектов в пространстве базовых признаков клавиатурного почерка (только временные характеристики нажатий клавиш)

нейрон выдает единицу (“1”), иначе нуль (“0”).

ЭКСПЕРИМЕНТ

В вычислительном эксперименте с имеющимися биометрическими данными для обучения описанных сетей использовалось не менее 21 реализации от каждого субъекта и по одной реализации от 64 субъектов для перцептронов (согласно [8]). Остальные реализации подавались на вход сетям для принятия решений. Число нейронов и их входов — параметр, который изменялся в процессе вычислительного эксперимента. Вероятности ошибок (рисунки 5—7) рассчитывались как отношение количества событий несовпадения кода, выдаваемого сетью, с правильным кодом и объема тестовой выборки реализаций. Достоверность результатов составила свыше 0,99 при доверительном интервале 0,01.

Как видно из графиков, в задаче распознавания субъектов по клавиатурному почерку сети Пирсона-Хемминга существенно уступают сетям перцептронов и сетям Байеса-Пирсона. При увеличении числа признаков на 1440 (см. рис. 7) время на обработку сессий распознавания существенно возрастает, поэтому для экономии вычислительных ресурсов сети Пирсона-Хемминга для этого случая не привлекались.

Анализируя результаты можно отметить, что размерность решающего правила стоит повышать, но не до максимально возможного уровня, так как увеличение количества входов нейронов снижает вероятность ошибок только до определенного момента, после которого дальнейшее повышение размерности функционалов ведет к некоторому росту числа ошибок. Увеличение количества нейро-

нов не приводит к столь существенному изменению в вероятности ошибочных решений.

Проведенный эксперимент включал 3 этапа (соответствующим

рисунок 5–7), на каждом из которых получены следующие наименьшие вероятности ошибок первого (FRR) и второго (FAR) рода:

— при использовании базовых признаков сетями перцептронов ГОСТ Р 52633.5-2011 с числом нейронов 300 и числом входов 15: FRR = 0,087; FAR = 0,115;

— при использовании базовых и частично дополнительных признаков (не включая вейвлет-коэффициенты) сетями перцептронов ГОСТ Р 52633.5-2011 с числом нейронов 80 и числом входов 15: FRR = 0,080; FAR = 0,074;

— при использовании всех признаков сетями Байеса-Пирсона-Хемминга с числом нейронов 100 и числом входов 30: FRR = 0,033; FAR = 0,108.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный опытный образец клавиатуры позволяет регистрировать давление на клавиши и параметры вибрации клавиатуры при наборе парольной фразы. Регистрируемые дополнительные признаки позволили снизить вероятность ошибки аутентификации более чем на 30 %.

Подтверждена эффективность предложенного способа получения идентификационных характеристик клавиатурного почерка с помощью силоизмерительных резисторов и пьезоэлектрического датчика, установленных на клавиатуре, путем построения функций давления на клавиши и вибрации клавиатуры при наборе парольной фразы с последующим разложением данных функций посредством вейвлет-преобразования Добеши D6 в частотном диапазоне 1,953125...15,625 Гц на коэффициенты, используемые в качестве идентификационных признаков.

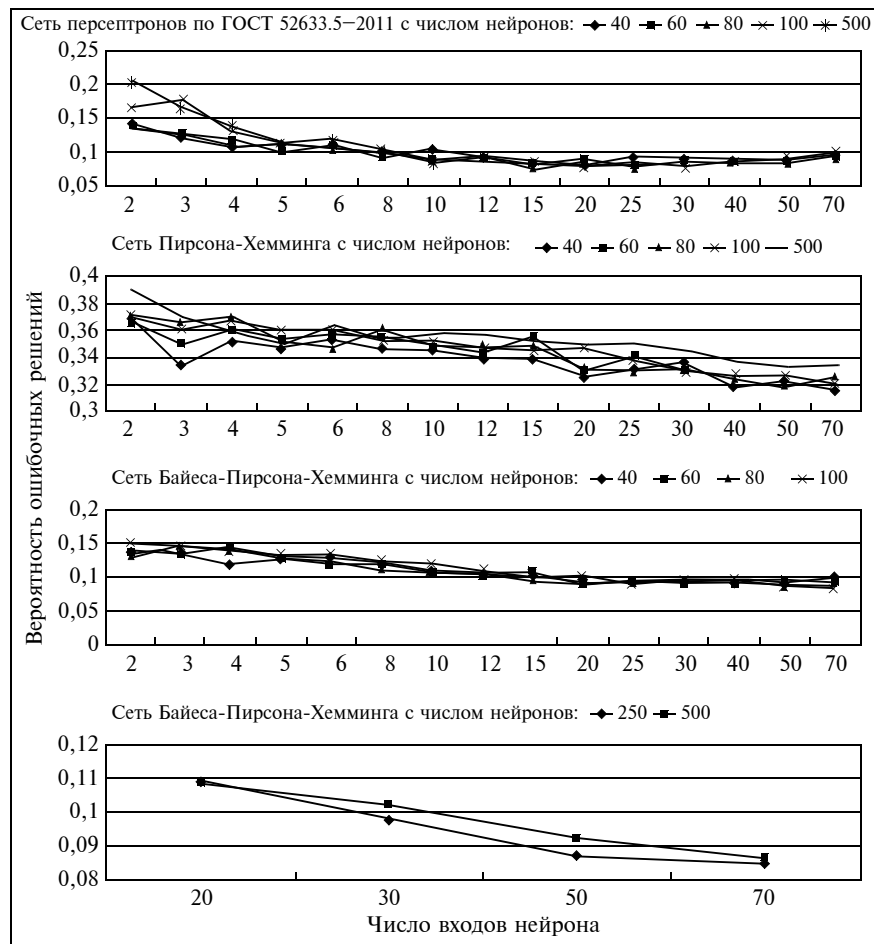


Рис. 6. Результаты распознавания субъектов по клавиатурному почерку в пространстве базовых и дополнительных признаков 1 и 2 группы

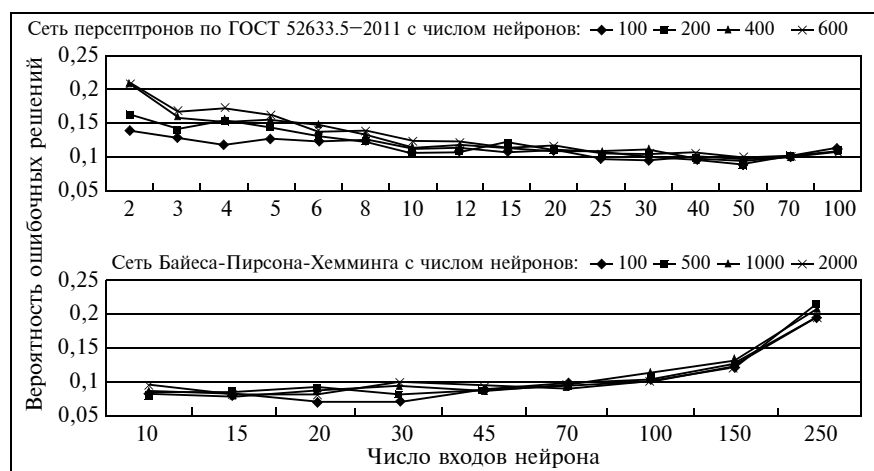


Рис. 7. Результаты распознавания субъектов по клавиатурному почерку в пространстве базовых и всех дополнительных признаков

ЛИТЕРАТУРА

1. *The Global State of Information Security® Survey 2016*. PricewaterhouseCoopers. URL: <http://www.pwc.com/gx/en/issues/cyber-security/information-security-survey/download.html> (reference date 27.06.2016).
2. *Pisani P. H., Lorena A. C.* A systematic review on keystroke dynamics // *Journal of the Brazilian Computer Society*. — 2013. — № 19 (4).
3. *Ly H. R. and Wang W. Y.* Biologic verification based on pressure sensor keyboards and classifier fusion techniques // *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. — 2006. — № 52 (3). — P. 1057–1063.
4. *Nonaka H., Kurihara M.* Sensing Pressure for Authentication System Using Keystroke Dynamics // *International Journal of Computer, Control, Quantum and Information Engineering*. — 2007. — Vol. 1, N 1. URL: <http://waset.org/publications/2995/sensing-pressure-for-authentication-system-using-keystroke-dynamics> (reference date 30.03.2015).
5. *Daubechies I.* Ten lectures on wavelets. — Philadelphia: SIAM, 1992.
6. *Ворона В. А., Тихонов В. А.* Системы контроля и управления доступом. — М.: Горячая линия: Телеком, 2010. — 272 с. [*Vorona V. A., Tihonov V. A.* Access control systems. — Moscow: Hot Line: Telekom, 2010. — 272 p. (In Russian)]
7. *Иванов А. И.* Биометрическая идентификация личности по динамике подсознательных движений. — Пенза: ПГУ, 2000. — 188 с. [*Ivanov A. I.* Biometric identification of a person by the dynamics of subconscious movements. — Penza: PSU, 2000. — 188 p. (In Russian)]
8. *ГОСТ Р 52633.5—2011.* Защита информации. Техника защиты информации. Автоматическое обучение нейросетевых преобразователей биометрия-код доступа. — М.: Стандартинформ, 2011. — 20 с. [State Standard R 52633.5—2011. Data protection. Information protection technology. Automatic learning of neural network converters biometry-access code. — M.: Standartinform, 2011. — 20 p. (In Russian)]
9. *Ахметов Б. С., Иванов А. И., Фунтиков В. А.* и др. Технология использования больших нейронных сетей для преобразования нечетких биометрических данных в код ключа доступа: Монография. — Алматы: LEM, 2014. — 144 с. [*Ahmetov B. S., Ivanov A. I., Funtikov V. A., et al.* The technology of using large neural networks to convert fuzzy biometric data into access key code: Monograph / Almaty: LEM, 2014. — 144 p. (In Russian)]
10. *Ложников П. С., Иванов А. И., Качайкин Е. И., Сулавко А. Е.* Биометрическая идентификация рукописных образов с использованием корреляционного аналога правила Байеса // *Вопросы защиты информации*. — 2015. — № 3. — С. 48–54. [*Lozhnikov P. S., Ivanov A. I., Kachaykin E. I., Sulavko A. E.* Biometric identification of handwritten images using the correlation analogue of the Bayesian rule // *Issues of protection of information*. — 2015. — N 3. — P. 48–54. (In Russian)]

УДК 621.395.681.518.3:008.6

РАСПРЕДЕЛЕННАЯ ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА СЕТИ СОТОВОЙ СВЯЗИ НА ОСНОВЕ МОБИЛЬНЫХ ДАТЧИКОВ

DISTRIBUTED MEASURING SYSTEM for CELLULAR NETWORK BASED ON MOBILE SENSORS

¹⁾ **Сорокин Александр Александрович**

канд. техн. наук, доцент

E-mail: alsorokin2@list.ru

^{1, 2)} **Горюнов Алексей Александрович**

магистрант, разработчик программного обеспечения

E-mail: gorunovalexei@gmail.com

^{1, 3)} **Марочкин Дмитрий Сергеевич**

магистрант, ст. инженер

E-mail: dmlostdm@gmail.com

¹⁾ **Астраханский государственный технический университет, Астрахань**

²⁾ **ООО “Мастер-Агент”, Астрахань**

³⁾ **Филиал ПАО “МТС”, Астрахань**

¹⁾ **Sorokin Alexander A.**

Ph. D. (Tech.), Associate Professor

E-mail: alsorokin2@list.ru

^{1, 2)} **Goryunov Aleksey A.**

Graduate Student, Software Developer

E-mail: gorunovalexei@gmail.com

^{1, 3)} **Marochkin Dmitry S.**

Graduate Student, Senior Engineer

E-mail: dmlostdm@gmail.com

¹⁾ **Astrakhan State Technical University, Astrakhan**

²⁾ **Master Agent, Ltd, Astrakhan**

³⁾ **Branch of Public joint-stock company “MTS”, Astrakhan**