

УДК 004.93'1

doi:10.15217/issn1684-8853.2017.6.29

# ВЛИЯНИЕ ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПОДПИСАНТОВ НА БИОМЕТРИЧЕСКИЕ ПАРАМЕТРЫ РУКОПИСНЫХ ОБРАЗОВ И РЕЗУЛЬТАТЫ ИХ ВЕРИФИКАЦИИ

А. Е. Сулавко<sup>а</sup>, канд. техн. наук, доцент

А. Е. Самогуга<sup>а</sup>, аспирант

<sup>а</sup>Омский государственный технический университет, Омск, РФ

**Постановка проблемы:** статические биометрические образы не являются секретными и могут быть скопированы для изготовления муляжа, динамические рукописные образы можно держать в секрете, но они зависимы от психофизиологического состояния их владельца. **Цель исследования:** оценка зависимости рукописных образов от психофизиологического состояния подписантов и разработка способа верификации рукописных образов, устойчивого к изменениям состояния подписанта. **Результаты:** построена статистическая модель изменения параметров рукописных образов в зависимости от состояния подписанта, оценена информативность этих параметров для задач распознавания подписантов и их состояний. Предложен способ верификации субъектов по рукописному образу с вероятностью ошибок 1-го и 2-го рода 0,0014 и 0,0045. Проведена оценка влияния состояния подписанта на результаты его верификации при помощи меры хи-модуль, квадратичных форм, формулы гипотез Байеса и ее многомерного аналога. Предложен метод распознавания измененного состояния подписанта по рукописному образу со средней вероятностью ошибок 0,105 (без необходимости создания эталонов в измененном состоянии). Предложено использовать сети наибольшего правдоподобия Байеса — Хемминга, показывающие наилучшие результаты при распознавании подписантов в измененном состоянии. **Практическая значимость:** предложенный способ верификации субъектов по особенностям рукописного образа можно использовать на практике при реализации контрольно-пропускной функции или удаленной аутентификации.

**Ключевые слова** — параметры подписи, рукописный пароль, биометрия, широкие искусственные нейронные сети, квадратичные формы, алгоритмы распознавания образов, формула гипотез Байеса, распознавание психофизиологического состояния человека.

## Введение

В настоящее время идет борьба за надежность биометрических систем распознавания личности. Интерес к решению проблемы повышения надежности биометрической аутентификации обусловлен высокими финансовыми потерями от действий киберпреступников по всему миру. Имеющиеся оценки этих финансовых потерь по разным источникам составляют от 18–29 [1] до 375–575 [2] млрд долл. США в год.

Статические биометрические образы (отпечаток пальца, радужка, геометрия ладони и др.) имеют существенный недостаток — они не являются секретными. Этот недостаток нельзя исправить. Динамические биометрические образы (в частности, рукописного почерка) можно держать в тайне, тем самым существенно затрудняется их фальсификация. Однако биометрические данные этого типа обладают сравнительно меньшей информативностью, меняются с течением времени и в зависимости от психофизиологического состояния владельца [3]. Именно по этим причинам технологии аутентификации по динамическим биометрическим признакам пока не получили широкого распространения в реальной практике.

Настоящее исследование посвящено разработке метода верификации субъектов по рукопис-

ным образам, устойчивого в классе таких воздействий на подписанта, как интенсивная физическая нагрузка, прием алкоголя, успокаивающих средств седативного действия и кофеина, а также построению модели изменения параметров рукописного образа в зависимости от психофизиологического состояния подписанта.

## Параметры рукописных образов и результаты, полученные ранее

Надежность процедуры биометрической аутентификации характеризуется вероятностями ошибок 1-го и 2-го рода — ошибочного отказа в доступе «Своему» (False Recognition Rate — FRR) и ошибочного предоставления доступа «Чужому» (False Acceptance Rate — FAR). В рамках предыдущих исследований [4] авторами настоящей работы были получены следующие результаты по верификации субъектов по рукописным образам: FRR = 0,0126, FAR = 0,0083, — что существенно превосходит известные авторам достигнутые ранее результаты в этой области, резюмированные и приведенные в работах [5–7]. Для формирования тестовой и обучающей выборок привлекалось 60 испытуемых, которые осуществляли ввод автографа при помощи планшета фирмы Wacom, регистрирующего координаты  $x$ ,  $y$  и уровень дав-

ления  $p$  (в условных единицах от 0 до 1024) пера на планшет во времени  $t$ . Каждая подпись, представляющая собой функции  $x(t)$ ,  $y(t)$ ,  $p(t)$ , преобразовывалась в вектор значений множества биометрических параметров (далее признаков), которые можно разделить на следующие группы:

1. Нормированные по энергии амплитуды наиболее низкочастотных гармоник функций давления  $p(t)$  и скорости пера  $v_{xy}(t)$  (диапазон анализируемых частот составлял 0,1–10 Гц, что соответствует движениям руки подписанта при воспроизведении рукописного образа) [8].

2. Коэффициенты корреляции между функциями координат пера  $x(t)$ ,  $y(t)$  и его давления на планшет  $p(t)$  [8].

3. Расстояния между некоторыми точками подписи в трехмерном пространстве (точки выбираются равномерно с некоторым шагом, далее находятся расстояния между всеми парами этих точек, третье измерение — давление пара на планшет) [8].

4. Значения функций  $x(t)$ ,  $y(t)$ ,  $p(t)$  и  $v_{xy}(t)$  [8].

5. Характеристики изображения подписи: отношение длины подписи к ее ширине, центр подписи, угол наклона подписи, угол наклона между центрами половин подписи [8].

6. Коэффициенты вейвлет-преобразований Добеши по базису D6 функций  $v_{xy}(t)$  и  $p(t)$  (диапазон анализируемых частот 0,1–10 Гц) [8].

Предварительно функции  $x(t)$ ,  $y(t)$  и  $p(t)$  нормировались по длительности (приводились к единому количеству отчетов). Подробнее с методикой нормирования, описанными биометрическими признаками и использованными методами можно ознакомиться из работ [4, 6, 8–10]. Отметим лишь дополнительно, что законы распределения большинства указанных признаков близки к нормальному, некоторые признаки имеют логнормальное или двойное экспоненциальное распределение (распределение Лапласа) [6].

В работе [11] впервые предложен метод распознавания измененного (неадекватного) психофизиологического состояния подписанта по особенностям воспроизведения подписей в пространстве аналогичных признаков. Согласно одному из определений, психофизиологическое состояние (ПФС) — это совокупность свойств человека, отражающих биологические аспекты проявления адаптации к изменяющимся условиям окружающей среды [12]. ПФС отражает специфику реагирования организма человека на ту или иную ситуацию [13]. Для изменения ПФС испытуемые в работе [11] подвергались физической нагрузке, принимали алкоголь, седативные успокаивающие средства и кофеин. По результатам экспериментов вероятность ошибочных решений метода составила в среднем для 60 подписантов 0,073 (среднеквадратическое отклонение вероятности

ошибки, полученной для различных испытуемых, составило 0,059). Обучение системы распознавания требовалось проводить для каждого испытуемого отдельно и с использованием подписей, воспроизведенных не только в нормальном состоянии, но и в измененном. По этой причине применение разработанного метода на практике оказалось затруднительным. Тем не менее было показано, что приведенные выше признаки содержат информацию не только о подписанте, но и об изменениях, происходящих на психологическом и физиологическом уровнях функционирования субъекта.

### Формирование базы рукописных образов подписантов, находящихся в различных психофизиологических состояниях

Проведен эксперимент по формированию базы рукописных подписей (автографов) с привлечением 110 испытуемых, вводимых поочередно в различные ПФС. Неврологический статус всех испытуемых до начала эксперимента оценивался как нормальный. Подтверждение «перехода» в соответствующее ПФС осуществлялось на холтеровском мониторе «Кардиотехника-04». При изменении ПФС менялась частота сердечных сокращений (ЧСС). Получено минимум по 50 подписей от каждого испытуемого в каждом из следующих состояний:

1. Нормальное (или адекватное) состояние, при котором субъект не подвергался каким-либо воздействиям, в том числе психическим или физическим нагрузкам. Эксперимент проводился в начале рабочего дня после полноценного отдыха в предшествующие сутки. В данном состоянии наблюдаются наилучшие результаты деятельности индивидуума [14].

2. Возбуждение характерно для человека, сконцентрированного на решении ответственной задачи. Данное состояние представляет собой общую физиологическую и психологическую активизацию организма человека, уровень которого может колебаться от состояния абсолютного покоя (кома) до состояния полного возбуждения (маниакальное возбуждение). Для сильно возбужденных людей характерна психическая активность, повышенная ЧСС, учащенное дыхание и обильное потоотделение [15]. Перед началом эксперимента участник принимал кофе, что повышало ЧСС в среднем на 10 %.

3. Усталость после физической нагрузки, характеризуется учащением ЧСС на 10–30 %. Для получения нужного эффекта испытуемые подвергались интенсивной физической нагрузке, минимальный объем которой определялся методом Мартине (20 приседаний за 30 с) и далее варьировался в зависимости от пола и возраста.

4. Расслабленное (сонное) состояние, характеризующееся легкой сонливостью, низкой продуктивностью. Для имитации данного состояния участники принимали успокаивающие естественные растительные средства седативного действия, к которым относится пустырник, мята, валериана, и прослушивали успокаивающую музыку. ЧСС возвращалась к значениям в состоянии покоя, либо происходило снижение ЧСС на 3–5 %.

5. Опыание. Испытуемый принимал алкоголь, дозировка рассчитывалась по формуле Видмарка

$$c = \frac{A}{mr}, \quad (1)$$

где  $c$  — концентрация алкоголя в крови, ‰;  $A$  — масса выпитого напитка, г;  $m$  — масса тела, кг;  $r$  — коэффициент Видмарка (0,7 — для мужчин, 0,6 — для женщин).

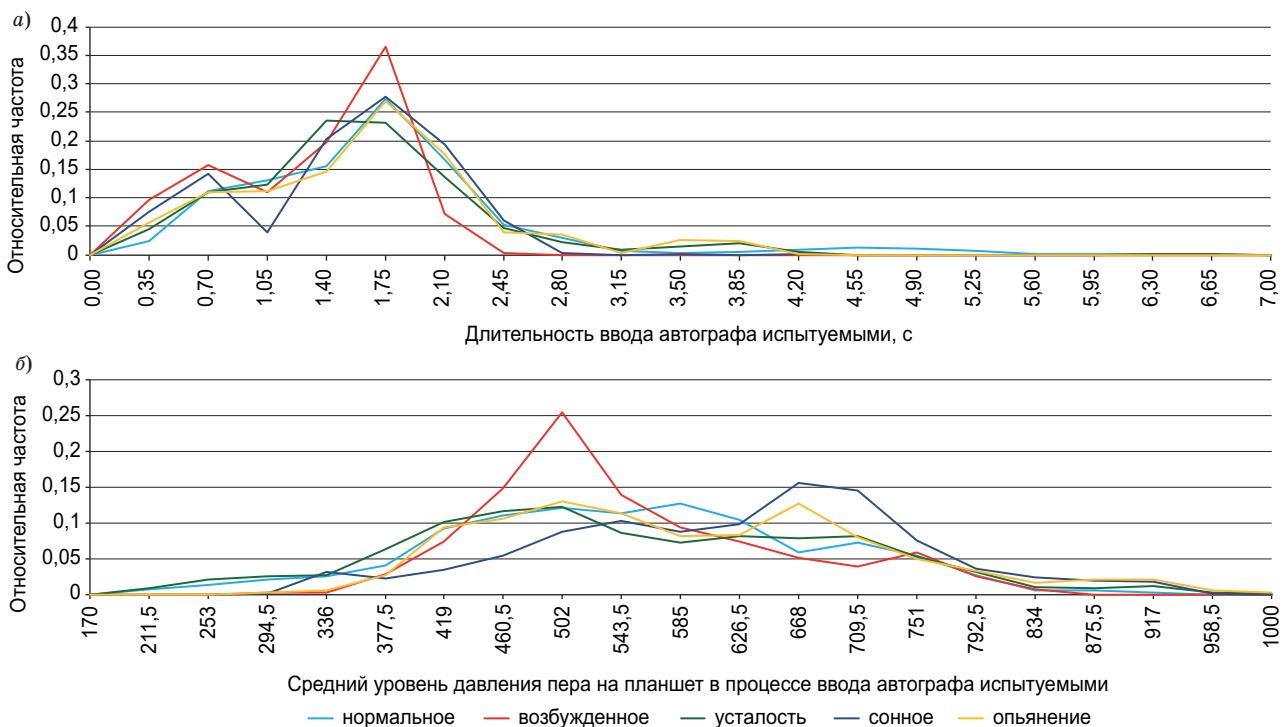
Масса выпитого соответствовала такому количеству алкоголя, для которого значение концентрации в крови было не менее 0,5 ‰. Данный уровень опыания выбран исходя из критериев, предлагаемых для определения степени выраженности алкогольной интоксикации В. И. Прозоровским и другими [16]. Согласно принятой схеме, при меньшей концентрации отсутствует влияние алкоголя

на организм. Данный уровень приводит к статистически значимым изменениям вариабельности сердечного ритма [17, 18].

Введем понятие «измененного» ПФС субъекта. К рукописным образам, полученным от субъектов, находящихся в измененном состоянии, будем относить образцы, которые введены испытуемыми в любом состоянии, отличающемся от нормального. Для каждого испытуемого, находившегося в определенном ПФС, сформирован отдельный эталон рукописного образа, состоящий из математических ожиданий и среднеквадратических отклонений значений признаков, вычисленных из соответствующих образцов.

### Изменение скорости и давления пера на планшете при вводе автографа и стабильность его написания в зависимости от ПФС подписанта

Выявлены статистические изменения средней скорости написания автографа субъекта, зависящие от его состояния (рис. 1, а и б). В измененном ПФС субъект обычно тратит меньше времени  $T$  на ввод автографа, т. е. при смене ПФС скорость воспроизведения автографа в среднем возрастает (кроме состояния опыания, таблица). Данные изменения лучше всего просматриваются в сон-

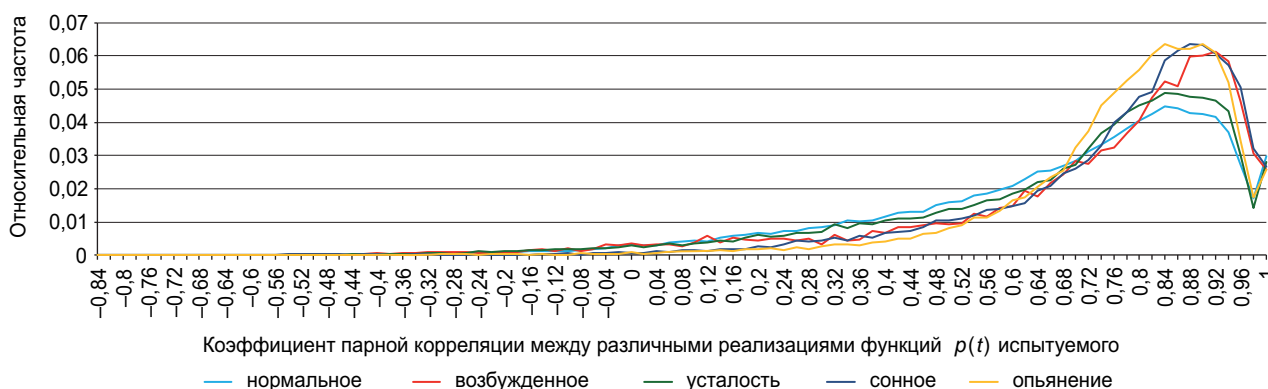


■ **Рис. 1.** Относительные частоты времен ввода подписи (а) и уровней давления пера на планшет (б) в зависимости от ПФС подписанта

■ **Fig. 1.** Relative frequencies of signature input times (а) and pen pressure levels (б) depending on the psychophysiological state of signer

- Изменение времени ввода подписи  $T$  и давления пера на планшет  $p$  в зависимости от ПФС подписанта ( $\Delta E(.)$  и  $\Delta \sigma(.)$  — наблюдаемые приращения соответствующих величин при изменении нормального состояния на другое)
- Changing the time of signature input  $T$  and the pen pressure on a tablet  $p$  depending on the psychophysiological state of signer ( $\Delta E(.)$  and  $\Delta \sigma(.)$  — are observed increment of corresponding values when the normal state changes to another)

Состояние	$E(T)$ , с	$\sigma(T)$ , с	$\Delta E(T)$ , %	$\Delta \sigma(T)$ , %	$E(p)$ , уровень	$\sigma(p)$ , уровень	$\Delta E(p)$ , %	$\Delta \sigma(p)$ , %
Нормальное	1,4783	0,8859	Нет	Нет	529,366	104,309	Нет	Нет
Возбуждение	1,1451	0,434	-22,5	-51,1	527,41	82,626	-0,37	-20,8
Усталость	1,44	0,5288	-2,2	-40,3	527,311	121,54	-0,39	+16,5
Сонное	1,3517	0,505	-8,5	-43	600,969	105,408	+13,5	+1,05
Опьянение	1,4825	0,5582	+0,3	-37	570,652	111,767	+7,8	+7,15



- **Рис. 2.** Относительные частоты коэффициентов корреляции между функциями давления пера на планшет в зависимости от ПФС подписантов
- **Fig. 2.** Relative frequencies of correlation coefficients between pen pressure functions depending on the psychophysiological state of signers

ном и возбужденном состоянии — повышается доля подписей со временем ввода менее 1 с (см. рис. 1). В состоянии возбуждения скорость ввода подписей в среднем повысилась на 22,5 %.

Площади пересечения эмпирических плотностей вероятностей времен ввода подписей (среднего давления пера на планшет) испытуемыми в нормальном состоянии с аналогичными плотностями, относящимися к измененным ПФС, характеризуют увеличение вероятности возникновения сбоев — некорректного воспроизведения автографа вследствие изменения ПФС подписанта [19, 20].

В любом измененном состоянии время  $T$  ввода автографа субъектом стабилизируется (средне-квадратическое отклонение  $\sigma(T)$  снижается до 51,1 %, см. таблицу). Сила нажатия на кончик пера (давление пера на планшет) при воспроизведении автографа в среднем увеличивается на 13,5 и 7,8 %, если подписант находится в сонном ПФС или состоянии опьянения соответственно (см. таблицу).

При изменении ПФС подписанта наблюдается повышение корреляции между функциями давления  $p(t)$  (рис. 2), т. е. стабильность воспроизведения  $p(t)$  возрастает.

Полученные результаты можно отнести к категории неожиданных.

### Информативность биометрических признаков

Под информативностью признака в общем случае понимается то, насколько хорошо он подчеркивает различия между распознаваемыми объектами. Чем выше информативность признака, тем с меньшей вероятностью ошибки он позволяет разделить классы образов. Сумма вероятностей ошибок 1-го и 2-го рода (вероятность любой ошибки) распознавания двух образов по определенному признаку стремится к площади пересечения функций плотностей вероятности значений этого признака, характеризующей соответствующие классы (образы). В соответствии с законом больших чисел эта оценка тем точнее, чем больше значений признака использовалось при построении функций плотности вероятности. Известны различные подходы количественного измерения информативности признака [20–22]. Однако независимо от подхода исследователи ориентируются на данные площади. Например, в работе [21] информативность признака определяется в битах

как отрицательный логарифм по основанию 2 от площади пересечения функции плотности вероятности признака, характеризующей образ «Свой», с функцией плотности вероятности этого же признака, характеризующей образ «Все чужие». В настоящем исследовании применялся подход на базе оценки парных площадей пересечения плотностей вероятности признаков [22].

Для каждого  $j$ -го признака вычислены параметры распределения (по имеющимся подписям). На области значений каждого признака  $a_j$  построены функции плотностей вероятности  $f_{ik}(a_j)$ , характеризующие  $i$ -го подписанта, находящегося в  $k$ -м состоянии. Информативность каждого признака оценивалась для двух задач: распознавание субъектов, находящихся в определенном состоянии, и их ПФС. В первом случае для каждого  $k$ -го состояния вычислялись площади пересечения между всеми имеющимися парами  $f_{lk}(a_j)$  и  $f_{ik}(a_j)$ , во втором случае — для каждого  $i$ -го испытуемого между  $f_{i1}(a_j)$  и  $f_{ik}(a_j)$ , где  $l, i = 1..n$ ,  $l \neq i$ ,  $l$  и  $i$  — номера испытуемых;  $k = 1..5$ ,  $k$  — номера ПФС (начиная с «нормального»)  $i$ -го испытуемого;  $n$  — количество испытуемых. Построены графики математических ожиданий  $M_{\text{ПФС}}$  и среднеквадратических отклонений  $S_{\text{ПФС}}$  соответствующих площадей  $Sq(a_j)$ , характеризующих информативность различных групп признаков для задачи распознавания подписантов, находящихся в определенном ПФС (рис. 3, а), а также информативность признаков для задачи распознавания определенных ПФС (рис. 3, б). Чем меньше  $M_{\text{ПФС}}$ , тем информативнее признак в целом (в среднем для всех испытуемых), чем выше  $S_{\text{ПФС}}$ , тем больше различие в информативности признака для испытуемых.

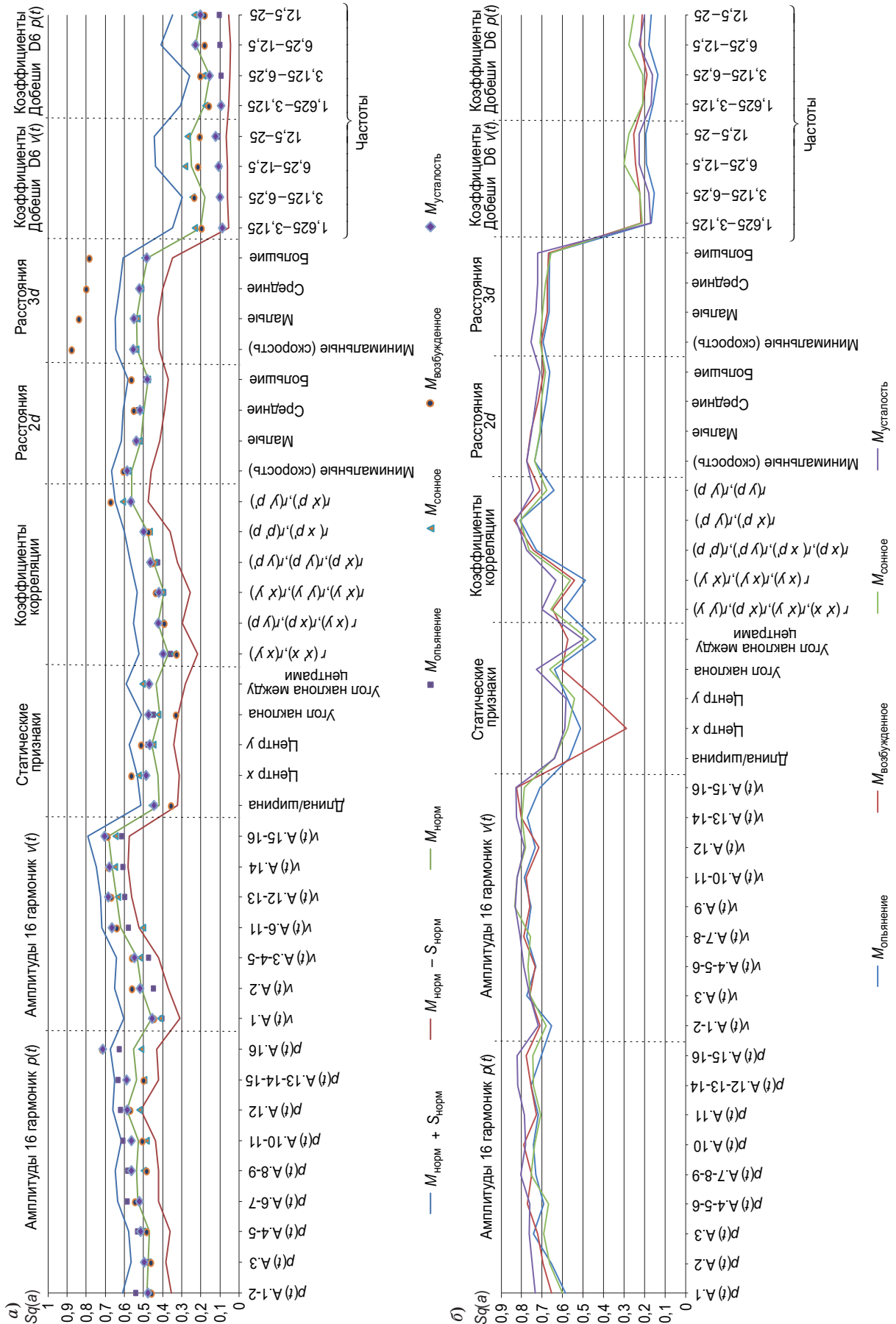
Как видно из рис. 3, для задачи распознавания субъектов информативность исследуемых признаков значительно выше, чем для задачи распознавания их состояний. Информативность каждого признака для задачи распознавания измененных ПФС примерно одинакова (см. рис. 3, б), исключение составляет признак «центр подписи по оси  $x$ », который гораздо лучше характеризует состояние возбуждения, чем остальные ПФС. С точки зрения распознавания ПФС признаки можно ранжировать в следующем порядке (начиная от наиболее информативных, заканчивая наименее): вейвлет-коэффициенты Добеши, статические признаки, коэффициенты корреляции между функциями рукописного образа, расстояния между его точками, амплитуды гармоник  $v_{xy}(t)$  и  $p(t)$ . Значения  $S_{\text{ПФС}}$  для разных ПФС близки. Динамика изменения  $S_{\text{ПФС}}$  в зависимости от  $j$  для рассматриваемых задач схожа (поэтому на рис. 3, б  $S_{\text{ПФС}}$  не приводятся).

С точки зрения распознавания подписантов наиболее информативными также являются вейв-

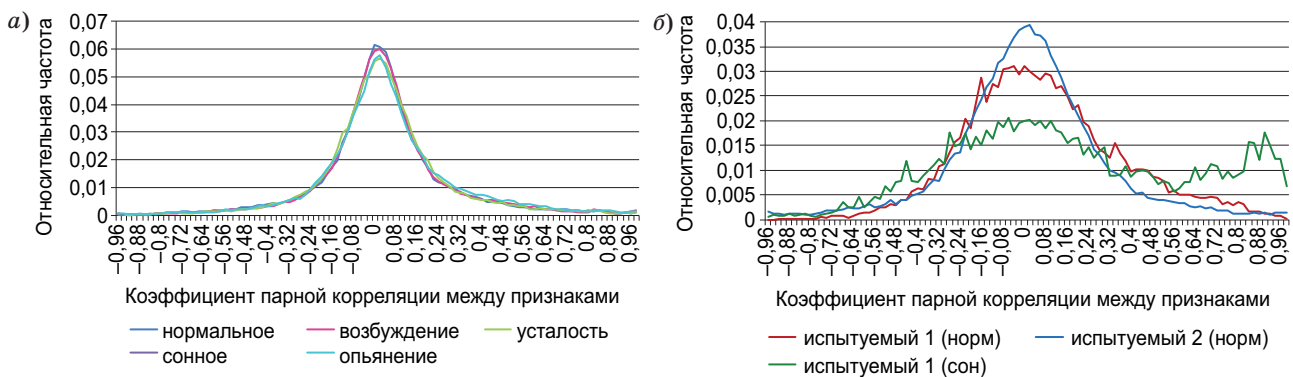
лет-коэффициенты Добеши (см. рис. 3, а), однако различия в информативности между остальными признаками не настолько существенны. Значения  $S_{\text{ПФС}}$  для разных состояний примерно равны, поэтому не приводятся на рисунке. Наименее информативными являются амплитуды высокочастотных гармоник функции скорости пера на планшете  $v_{xy}(t)$ . В целом информативность амплитуд снижается с увеличением частоты соответствующих гармоник, что вполне логично (чем выше частота, тем ниже соотношение сигнал/шум, информативная частота колебаний руки подписанта находится преимущественно в интервале 0,1–10 Гц [11]). Информативность расстояний между точками рукописного образа снижается по мере удаления точек друг от друга (см. рис. 3). Соседние точки подписи с координатами  $O_g(x(t_g); y(t_g))$  и  $O_{g+1}(x(t_{g+1}); y(t_{g+1}))$  характеризуют скорость пера на планшете, однако расстояния между точками, расположенными на большем удалении друг от друга ( $\Delta g > 1$ ), характеризуют также внешний вид рукописного образа.

В измененных ПФС информативность большинства признаков для задачи распознавания подписантов существенно не меняется, за исключением расстояний между точками с учетом давления (в возбужденном ПФС их информативность заметно снижается) и коэффициентов вейвлет-преобразования Добеши. Информативность коэффициентов Добеши при изменении состояния подписанта увеличивается, что явно прослеживается для функции  $v_{xy}(t)$ , когда подписант находится в состоянии усталости или опьянения, а также для функции  $p(t)$  при опьянении. Этот результат согласуется с тем, что корреляция между реализациями функции  $p(t)$  при изменении ПФС подписанта возрастает, особенно для состояния опьянения (см. рис. 2), стабильность времени воспроизведения автографа подписантом также повышается (см. таблицу) в измененных состояниях. Однако не все закономерности удается объяснить, так как характер зависимостей между признаками сложный. Из представленного рис. 4, а и б видно, что почти все признаки коррелируют, но стопроцентной зависимости между ними нет. В основном зависимость слабая или умеренная (по шкале Чеддока). Однако у различных испытуемых встречаются сильно зависимые признаки. Характер взаимной коррелированности признаков для различных образов и подписантов разный и меняется при смене состояния.

Каждый из рассмотренных признаков информативен ( $M_{\text{ПФС}} < 0,9$  для любого ПФС) для рассматриваемых задач, но для всех подписантов в различной степени. Линейно зависимых признаков нет. По этой причине стоит использовать для распознавания субъектов и их состояний все



**Рис. 3.** Информативность признаков для распознавания подписантов (а) и ПФС (б)  
**Fig. 3.** Feature informativeness for recognition of signers (a) and psychophysiological state (б)



■ **Рис. 4.** Взаимная зависимость между признаками субъектов, находящихся в различных ПФС, для всех испытуемых (а) и для двух испытуемых (б)  
 ■ **Fig. 4.** Mutual dependence between features of subjects in different states for all subjects (a) and for two subjects (б)

доступные признаки, подбирая индивидуально для каждого подписанта оптимальные параметры классификатора.

**Верификация подписантов с учетом ПФС на базе широких нейронных сетей. Устойчивость функционалов искусственных нейронов к изменению ПФС подписанта**

В работе [4] наилучшие результаты по верификации подписантов достигаются с использованием сетей квадратичных форм, настраиваемых при помощи адаптированного алгоритма обучения персептронов из ГОСТ Р 52633.5-2011. Данный алгоритм применяется для вычисления весовых коэффициентов взвешенных мер Евклида, на основе которых строились нейроны однослойной искусственной нейронной сети; также хорошие результаты удалось достигнуть при использовании сетей из нейронов на базе метрик Пирсона и хи-модуль:

$$\varepsilon^2 = \sum_{j=1}^n \mu_j (m_j - a_j)^2; \tag{2}$$

$$\theta = \sqrt{\sum_{j=1}^n \frac{(m_j - a_j)^2}{\sigma_j^2}}; \tag{3}$$

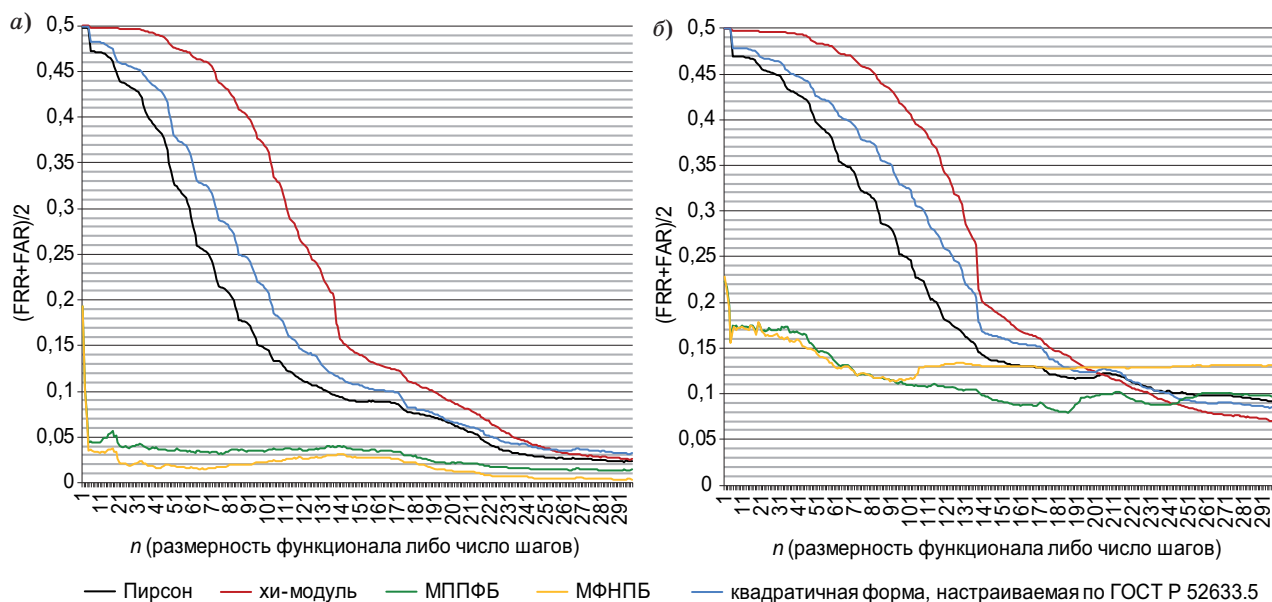
$$\chi = \sum_{j=1}^n \frac{|m_j - a_j|}{\sigma_j}, \tag{4}$$

где  $\mu_j$ ,  $m_j$ ,  $a_j$  и  $\sigma_j$  — весовой коэффициент, математическое ожидание, значение и среднеквадратическое отклонение  $j$ -го признака (входа нейрона) соответственно;  $n$  — число признаков (входов нейрона). Повышать размерность  $n$  функционала нейрона до бесконечности не имеет смысла, так как вероятность ошибочных решений снижается только до попадания на так называемый «уча-

сток насыщения» [4] (когда общая информативность признаков с учетом их взаимной коррелированности превышает количество информации на выходе функционала [21]). После этого снижения числа ошибок удается добиться, если объединить функционалы в искусственную нейронную сеть с одним скрытым слоем нейронов. Каждый нейрон строится на базе какого-либо функционала и квантует данные на его выходе (преобразуя их в «0» или «1», подтверждая или опровергая аутентичность образа). Принимать решение стоит по оптимальному расстоянию Хемминга, подсчитывая общее количество единиц и сравнивая его с порогом. Можно увеличивать численность нейронов без повышения вероятности ошибки, но это имеет смысл, пока нейроны ошибаются по-разному, т. е. каждый из нейронов должен быть уникальным (строиться на основе разных функционалов или принимать на вход отличающиеся сочетания признаков) [4, 21]. Такие сети называют «широкими». Сети Пирсона — Хемминга, хи-модуль, Евклида — Хемминга легко обучить, достаточно вычислить параметры распределения биометрических признаков из предоставленных обучающих примеров. Недостаток данных метрик заключается в том, что они работоспособны, если корреляционная зависимость между признаками слабая или отсутствует [23]. При существенном увеличении корреляции между признаками происходит эффект накопления ошибок.

Метод последовательного применения формулы гипотез Байеса [11] (МППФБ) или ее модифицированного варианта [20] показал достаточно высокие результаты в ряде задач биометрической идентификации [6, 9, 11, 20, 22]:

$$P(H_h | A_j) = \frac{P(H_h | A_{j-1})P(A_j | H_h)}{\sum_{h=1}^n P(H_h | A_{j-1})P(A_j | H_h)}, \tag{5}$$



■ **Рис. 5.** Вероятности ошибок верификации подписантов в нормальном (а) и в измененном (б) ПФС с помощью различных функционалов  
 ■ **Fig. 5.** Probabilities of signers verification errors in normal state (a) and altered state (b) that are calculated using different functionals

где  $P(H_h|A_j)$ ,  $P(A_j|H_h)$  — соответственно апостериорная и условная вероятность  $h$ -й гипотезы, зависящая от  $j$ -го признака. Данный метод не теряет мощности при появлении сильно коррелирующих признаков [23] и заключается в вычислении за некоторое число шагов  $n$  (формула Байеса применяется многократно) апостериорных вероятностей гипотез, каждая из которых ассоциирована с определенным эталоном образа. В настоящей работе учитывалось две гипотезы: «Свой» ( $h = 1$ , при обучении формировался эталон распознаваемого испытуемого из 21 образца его подписи, как в ГОСТ Р 52633.5, полученных в нормальном ПФС) и «Чужой» ( $h = 2$ , при обучении формировался эталон неизвестного испытуемого из подписей других испытуемых, полученных в нормальном ПФС по одной от каждого субъекта). Таким образом, метод применялся для верификации образов каждого испытуемого. В качестве условных вероятностей использовались соответствующие плотности вероятности значений признаков ( $P(A_j|H_h) = f_h(a_j)$ ). На каждом  $j$ -м шаге за априорную вероятность принималась апостериорная вероятность, вычисленная на предыдущем шаге. На первом шаге гипотезы обычно считаются равновероятными, если нет статистических данных относительно них [3, 11, 20], в настоящей работе придерживались данного правила. Решение принималось в пользу гипотезы с наивысшей апостериорной вероятностью на последнем шаге. Определена устойчивость метрик к изменению ПФС верифицируемых субъектов. Для этого при распо-

знании использовались подписи, полученные от подписантов в измененных ПФС, но обучающие данные соответствовали нормальному состоянию во всех случаях (рис. 5, а и б).

В работе [23] предложено повышать размерность формулы Байеса, учитывая за один шаг информацию о нескольких признаках (плотности вероятности  $f_h(a_j)$  нескольких признаков  $a_j$  на каждом шаге необходимо перемножать, воспринимая их как вероятности одновременного возникновения независимых событий  $A_j$ ). При повышении размерности  $n$  многомерного функционала наибольшего правдоподобия Байеса (МФНПВ) появляется множество вариантов его записи:

$$P(H_h | A_s) = \frac{P(H_h | A_{s-1}) \prod_{x=1}^n f_h(a_{j(s,x)})}{\sum_{h=1}^n (P(H_h | A_{s-1}) \prod_{x=1}^n f_h(a_{j(s,x)}))}, \quad (6)$$

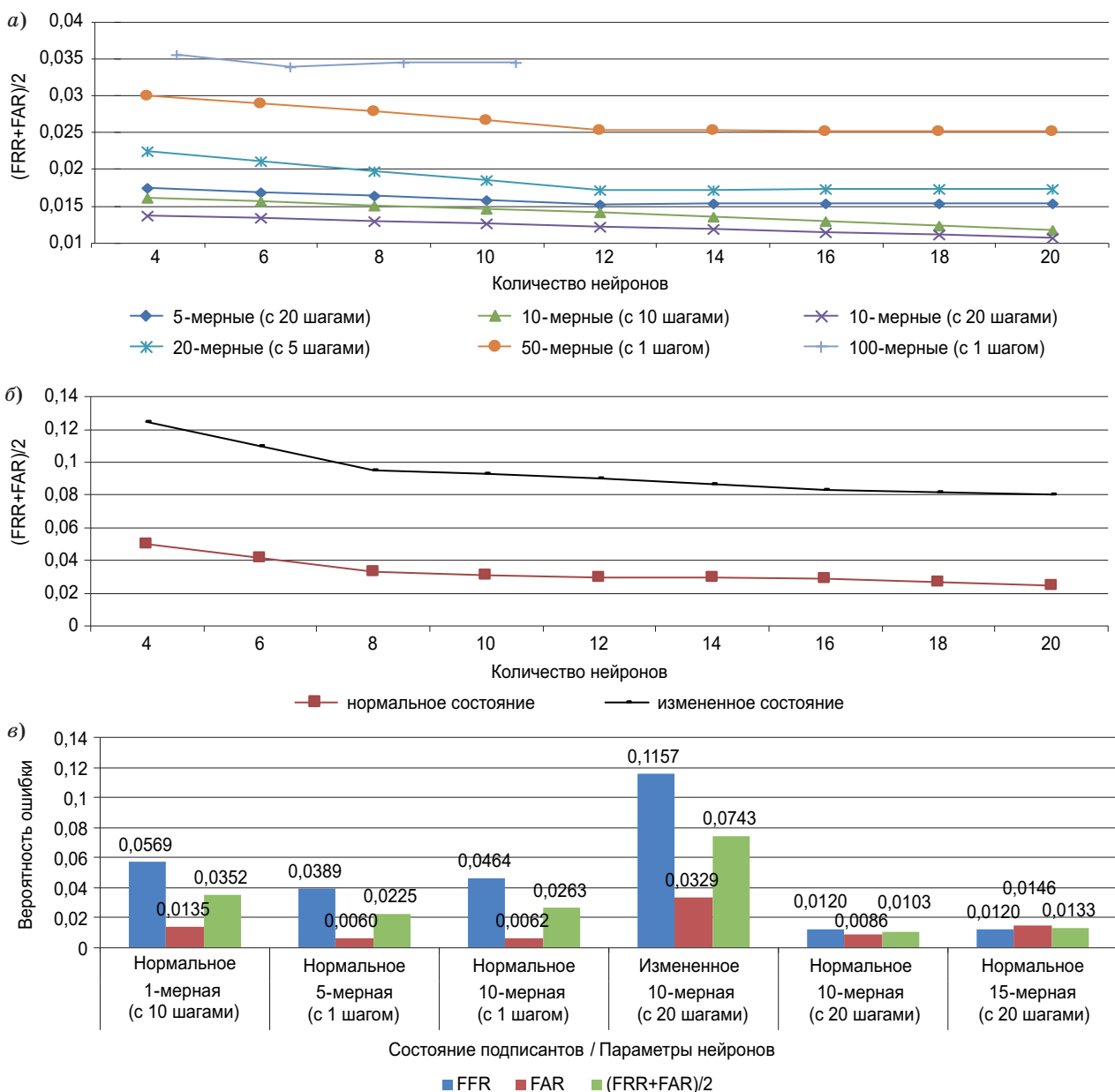
где  $j(s, x)$  — номер признака, который больше не совпадает с номером шага  $s$ , но зависит от него. На каждом шаге целесообразно использовать уникальные сочетания из  $n$  неповторяющихся признаков. В общем случае количество возможных неповторяющихся шагов последовательного применения  $n$ -мерного функционала (6) равно числу сочетаний без повторов  $C_\eta^n$  из  $\eta$  по  $n$ , где  $\eta$  — общее количество признаков ( $n \leq \eta$ ). Например, при наличии 100 признаков можно сформировать 17 310 309 456 440 различных 10-мер-



ных функционалов наибольшего правдоподобия Байеса.

Предлагается конструировать  $N$  нейронов на основе различных сочетаний неповторяющихся шагов, в основе которых лежит функционал (6). Такой подход может быть значительно эффективнее, чем повторение  $\eta$  раз двумерного правила Байеса (5) или однократное применение  $\eta$ -мерного функционала (6), если найти оптимальные параметры нейронов (число шагов и размерности). В частности, сеть наибольшего правдоподобия

Байеса — Хемминга выгодно использовать в тех случаях, когда обучающая выборка значений признаков недостаточно репрезентативна (не отражает в полной мере свойства распознаваемых объектов), как в случае, когда состояния подписантов на этапе создания эталона и верификации не одинаковы (рис. 5 и 6,  $a$ – $в$ ). Число шагов и размерность функционала (6) не являются эквивалентными параметрами и дополняют алгоритм принятия решений. Из рис. 6 видно, что повышать размерность не всегда выгодней, чем количество шагов.



■ **Рис. 6.** Вероятности ошибок верификации подписантов сетями наибольшего правдоподобия Байеса — Хемминга со следующими условиями: *a* — нормальное ПФС, разные параметры нейронов; *б* — разные ПФС, 10-мерные (с шагом 1) нейроны; *в* — разные ПФС, 300 нейронов с различными параметрами

■ **Fig. 6.** Probabilities of signers verification errors by maximum likelihood Bayes — Hamming networks with the following conditions: *a* — normal state, different parameters of neurons; *б* — different states, 10-dimensional (in increments of 1) neurons; *в* — 300 neurons with different parameters

Все функционалы теряют мощность, если состояния подписантов на этапах обучения и распознавания не совпадают (это эквивалентно снижению репрезентативности обучающей выборки), потери мощности тем выше, чем выше их размерность. Вероятность ошибки в среднем возрастает: для функционала Пирсона на 103 %, для хи-модуль на 49 %, для квадратичной формы с обучением по ГОСТ Р 52633.5 на 73 %, для МППФБ на 326 %, для МФНПБ на 1077 %. Таким образом, самым устойчивым функционалом является мера хи-модуль. Если объединить функционалы в сеть, устойчивость сети зависит от их размерностей.

Наилучший результат по верификации подписантов получен с использованием всех расщепленных признаков и применением многомерных функционалов Байеса (6) и превосходит достигнутый ранее уровень:  $FRR = 0,0014$ ,  $FAR = 0,0045$ . Но данные показатели достигаются при условии строгого совпадения ПФС подписантов на этапе создания эталона и распознавания.

#### Статистическая модель изменения признаков рукописных образов в зависимости от психофизиологического состояния подписанта

Проведен анализ эталонов рукописных образов подписантов, находящихся в различных состояниях. Выявлено, что изменения большинства признаков при переходе от нормального состояния подписанта к любому другому ПФС имеют схожий характер (значения определенных признаков синхронно возрастают, а других — наоборот синхронно снижаются) и достаточно стабильны (рис. 7, а). Однако у испытуемых эти изменения могут проявляться в различной степени. Некоторые признаки в зависимости от состояния меняются по-разному (рис. 7, б). Также малая часть признаков меняется хаотично (к ним относятся некоторые коэффициенты вейвлет-преобразований Добеши).

Выдвинута гипотеза: возможно осуществить преобразование эталона рукописного образа, сформированного в «нормальном» состоянии подписанта, к эталону этого же образа, сформированного в «измененном» состоянии подписанта, с достаточной точностью, чтобы использовать полученный эталон для последующего распознавания этих состояний со средней вероятностью ошибок, существенно не превышающей достигнутую в работе [11] (0,073), при условии применения аналогичных с [11] методов. Приведение эталона к нужному виду предлагается осуществлять, отбросив признаки, изменения которых при смене ПФС носят хаотичный характер, по формулам

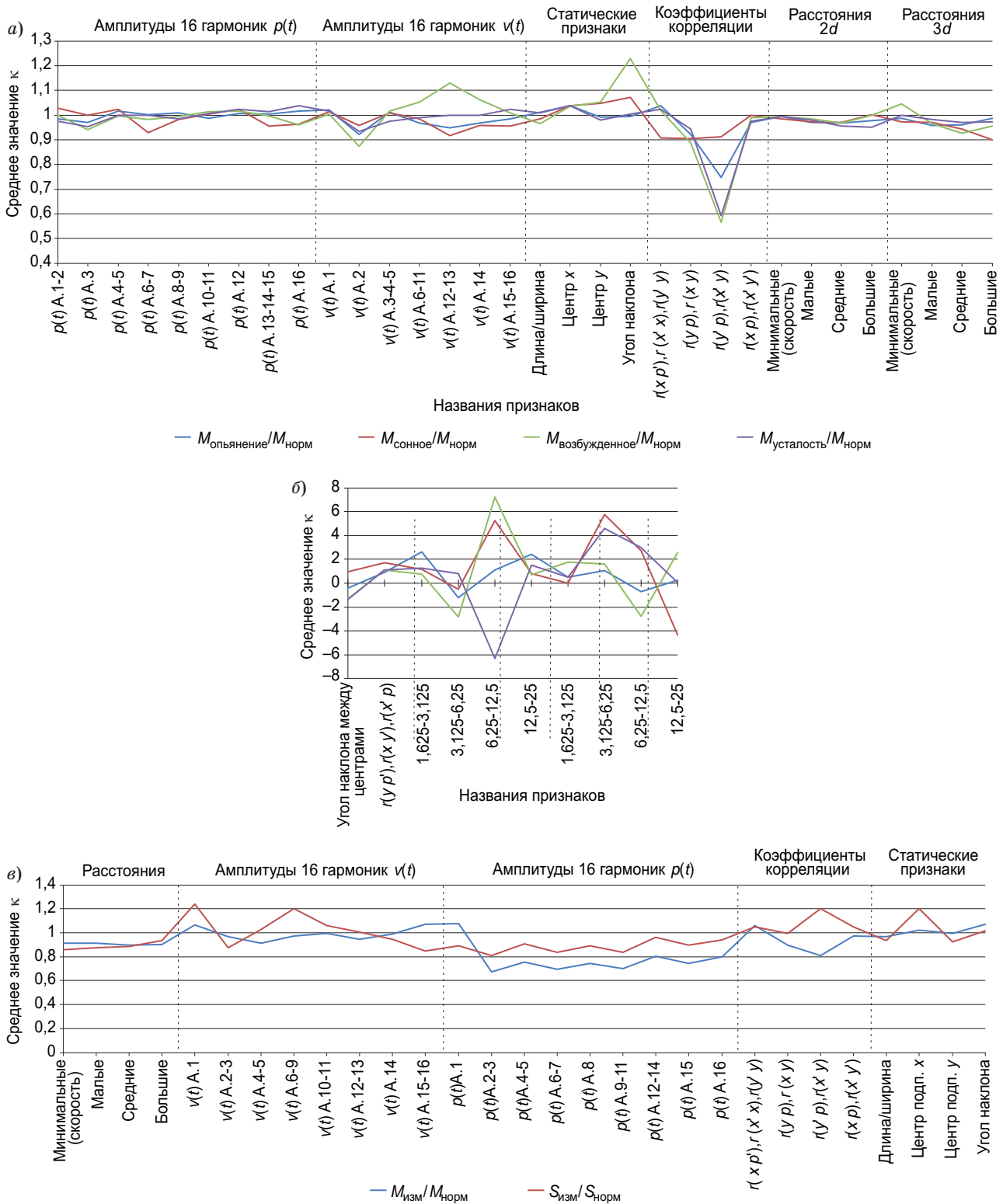
$$\begin{aligned} E'_n &= [m'_{n1} \quad \dots \quad m'_{nn}] = E_n \times K_m = \\ &= [m_{n1} \quad \dots \quad m_{nn}] \times \begin{bmatrix} k_{m1} \\ \dots \\ k_{mn} \end{bmatrix} \approx E_n = \\ &= [m_{n1} \quad \dots \quad m_{nn}]; \\ \Theta'_n &= [\sigma'_{n1} \quad \dots \quad \sigma'_{nn}] = \Theta_n \times K_s = \\ &= [\sigma_{n1} \quad \dots \quad \sigma_{nn}] \times \begin{bmatrix} k_{\sigma 1} \\ \dots \\ k_{\sigma n} \end{bmatrix} \approx \Theta_n = \\ &= [\sigma_{n1} \quad \dots \quad \sigma_{nn}], \end{aligned} \quad (7)$$

где  $E'_n$  и  $E_n$  — матрицы математических ожиданий признаков субъекта в измененном и нормальном состоянии соответственно;  $\Theta'_n$  и  $\Theta_n$  — матрицы среднеквадратических отклонений признаков субъекта в измененном и нормальном состоянии соответственно;  $K_m$  и  $K_s$  — матрицы поправочных коэффициентов для математических ожиданий и среднеквадратических отклонений соответственно;  $n$  — количество признаков.

Были определены поправочные коэффициенты параметров эталона подписанта в нормальном состоянии, которые образуют векторы перехода к эталону в измененном состоянии. Данные коэффициенты позволяют получить эталон подписанта, находящегося в состоянии, условно названном «измененное», без необходимости предварительного ввода подписей в этом состоянии на этапе обучения системы. Описания признаков, показывающих схожие изменения в зависимости от ПФС (см. рис 7, а и б), в эталоне измененного состояния субъекта представлены единым распределением. Признаки, показывающие различный характер изменений в зависимости от ПФС (см. рис. 7, б), в эталоне измененного состояния представлены в виде смеси распределений, каждое из которых характеризует подписанта в определенном ПФС.

Назовем преобразованный эталон, состоящий из матриц  $E'_n$  и  $\Theta'_n$ , синтетическим.

Проведен вычислительный эксперимент по распознаванию ПФС. Для формирования решений задействован метод последовательного приращения двумерной (обычной) формулы гипотез Байеса (5) аналогично тому, как это выполнялось в работе [11], и  $\eta$ -мерный функционал (6). Использовались две гипотезы, ассоциированные с эталоном нормального и измененного состояния. Вероятность ошибки распознавания состояний при использовании синтетических эталонов измененного ПФС превысила аналогичную оценку из работы [11] (0,073, которая получена с использованием эталонов, сформированных из естественных образов) на 62 % (0,118) и 45 % (0,105) при использовании соответственно функционала



■ **Рис. 7.** Коэффициент изменения признаков  $\kappa$  при переходе: *а* — в состояния опьянения, сна (глубокого расслабления), усталости, возбуждения (признаки со схожим характером изменений); *б* — в состояния опьянения, сна (глубокого расслабления), усталости, возбуждения (признаки с различным характером изменений); *в* — в измененное состояние (признаки со схожим характером изменений)

■ **Fig. 7.** The coefficient of change in the signs of  $\kappa$  in the transition: *a* — in a state of intoxication, sleep (deep relaxation), fatigue, excitement (signs with a similar nature of changes); *б* — into intoxication, sleep (deep relaxation), fatigue, excitement (signs with different patterns of changes); *в* — in an altered state (signs with a similar nature of changes)

(5) и (6). Несмотря на то что погрешность вероятностей существенная, для большинства признаков и испытуемых все-таки выполняются приближенные равенства:  $m_{ij} \approx m_{nj}k_{mj}$ ,  $\sigma_{ij} \approx \sigma_{nj}k_{oj}$ . Поэтому данный результат можно назвать удовлетворительным и заключить, что построенная статистическая модель упрощенно описывает изменения параметров рукописных образов, которые происходят при употреблении подписантом алкоголя, кофеина или успокоительных, а также после физической нагрузки.

Для повышения надежности распознавания ПФС субъектов по рукописным образам методику принятия решений можно модифицировать, в частности, по аналогии с тем, как это выполнялось в предыдущем разделе. Однако это является темой отдельного исследования и выходит за рамки статьи.

### Заключение

Установлено, что после физической нагрузки, принятия снотворного или кофеина скорость воспроизведения автографа субъектом возрастает. После принятия снотворного и алкоголя сила нажатия на кончик пера в среднем увеличивается на 13,5 и 7,8 % соответственно. При изменении ПФС подписанта повышается стабильность воспроизведения функций давления пера на планшет и времени ввода подписи.

Проведена оценка информативности признаков для задач верификации подписантов и распознавания измененного ПФС. Наиболее информативными являются коэффициенты вейвлет-преобразования Добеши. Почти все признаки коррелируют, линейно зависимых признаков нет. Характер взаимной коррелированности признаков для различных образов и подписантов разный и меняется при смене ПФС. Каждый из рассмотренных признаков информативен для рассматриваемых задач, но для всех подписантов в различной степени.

Предложен способ верификации подписантов на основе многомерных функционалов наибольшего правдоподобия Байеса с вероятностью ошибок 1-го и 2-го рода 0,0014 и 0,0045 (при условии нахождения подписантов в нормальном ПФС). Для сохранения высокой надежности верификации образов субъектов по воспроизводимому ими паролю или подписи требуется обеспечить совпадение ПФС подписанта на этапе создания эталона и распознавания либо применять сети наибольшего правдоподобия Байеса — Хемминга. Поиск оптимальных параметров (количества шагов и размерности) нейронов на базе функционалов Байеса (6) является темой отдельного исследования. Число нейронов целесообразно повышать до максимального возможного исходя из доступных вычислительных ресурсов. Такой подход потенциально эффективнее, чем многократное повторение двумерного правила Байеса (5) или однократное применение его многомерного аналога (6).

Все функционалы (квадратичные формы, хи-модуль, формула Байеса и ее многомерный аналог) теряют мощность, если состояния подписантов на этапах обучения и распознавания не совпадают, потери возрастают при повышении их размерности. Наиболее устойчива мера хи-модуль (зарегистрирован рост числа ошибок в 1,49 раз), наименее — многомерный функционал наибольшего правдоподобия Байеса (рост числа ошибок в 11,77 раз).

Предложена статистическая модель изменения признаков рукописного образа в зависимости от ПФС подписанта, позволяющая преобразовать его эталон, сформированный в нормальном ПФС, к эталону измененного состояния подписанта. Предложен метод распознавания измененного состояния подписанта с использованием данной модели и многомерного функционала Байеса со средней вероятностью ошибок 0,105.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 15-07-09053).

### Литература

1. Утечки конфиденциальной информации в России и в мире. [http://www.zecurion.ru/upload/iblock/1e5/Zecurion\\_Data\\_Leaks\\_2016\\_full.pdf](http://www.zecurion.ru/upload/iblock/1e5/Zecurion_Data_Leaks_2016_full.pdf) (дата обращения: 26.07.2017).
2. Center for Strategic and International Studies, Net Losses: Estimating the Global Cost of Cybercrime, June 2014. [https://csis-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/legacy\\_files/files/attachments/140609\\_gp\\_economic\\_impact\\_cybercrime\\_report.pdf](https://csis-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/legacy_files/files/attachments/140609_gp_economic_impact_cybercrime_report.pdf) (дата обращения: 10.10.2017).
3. Епифанцев Б. Н., Ложников П. С., Сулавко А. Е., Жумажанова С. С. Идентификационный потенци-

ал рукописных паролей в процессе их воспроизведения // Автометрия. 2016. № 3. С. 28–36. doi:10.15372/AUT20160304

4. Сулавко А. Е., Еременко А. В., Толкачева Е. В., Борисов Р. В. Комплексирование независимых биометрических признаков при распознавании субъектов на основе сетей квадратичных форм, перцептронов и меры хи-модуль // Информационно-управляющие системы. 2017. № 1. С. 50–62. doi:10.15217/issn1684-8853.2017.1.50
5. Еременко А. В., Сулавко А. Е., Волков Д. А. Современное состояние и пути модернизации преобразователей биометрия-код // Информационные технологии. 2016. № 3. С. 203–210.

6. Ложников П. С., Сулавко А. Е., Смотуга А. Е. Модель защиты гибридных документов на основе рукописных подписей их владельцев с учетом психофизиологического состояния подписантов // Вопросы защиты информации. 2016. № 4. С. 47–59.
7. Еременко А. В., Ложников П. С., Сулавко А. Е. Генерация ключевых последовательностей на основе параметров подсознательных движений // Информационные системы и технологии. 2017. № 1. С. 99–109.
8. Ложников П. С., Сулавко А. Е., Еременко А. В., Волков Д. А. Экспериментальная оценка надежности верификации подписи сетями квадратичных форм, нечеткими экстракторами и перцептронами // Информационно-управляющие системы. 2016. № 5. С. 73–85. doi:10.15217/issn1684-8853.2016.5.73
9. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Samotuga A. E. Personal Identification and the Assessment of the Psychophysiological State While Writing a Signature // Information. 2015. N 6. P. 454–466. <http://www.mdpi.com/2078-2489/6/3/454> (дата обращения: 15.11.2013). doi:10.3390/info6030454
10. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Eremenko A. V., Volkov D. A. Methods of Generating Key Sequences based on Parameters of Handwritten Passwords and Signatures // Information. 2016. N 7(4). P. 59. [http://www.mdpi.com/2078-2489/7/4/59?utm\\_source=TrendMD&utm\\_medium=src&utm\\_campaign=Information\\_TrendMD\\_0](http://www.mdpi.com/2078-2489/7/4/59?utm_source=TrendMD&utm_medium=src&utm_campaign=Information_TrendMD_0) (дата обращения: 15.11.2013). doi:10.3390/info7040059
11. Сулавко А. Е., Еременко А. В., Левитская Е. А., Смотуга А. Е. Идентификация психофизиологических состояний подписантов по особенностям воспроизведения автографа // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2017. № 1. С. 40–48.
12. Богомолов А. В., Гридин Л. А., Кукушкин Ю. А., Ушаков И. Б. Диагностика состояния человека: математические подходы. — М.: Медицина, 2003. — 464 с.
13. Ильин Е. П. Психофизиология состояний человека. — СПб.: Питер, 2005. — 412 с.
14. Греченко Т. Н. Психофизиология. — М.: Гардарики, 1999. — 358 с.
15. Уэйнберг Р. С., Гоулд Д. Основы психологии спорта и физической культуры. — Киев: Олимпийская литература, 1998. — 336 с.
16. Прозоровский В. И., Карандаев И. С., Рубцов А. Ф. Вопросы организации экспертизы алкогольного опьянения // Судебно-медицинская экспертиза. 1967. № 1. С. 3–8.
17. De Waard D. The Measurement of Drivers' Mental Workload. — Haren: Traffic Safety Research Centre VSC; University of Groningen, 1996. — 135 p.
18. Mascord D. J., Heath R. A. Behavioral and Physiological Indices of Fatigue in a Visual Tracking Task // Journal of Safety Research. 1992. Vol. 23. P. 19–25.
19. Сулавко А. Е., Еременко А. В., Смотуга А. Е. Исключение искаженных биометрических данных из эталона субъекта в системах идентификации // Информационные технологии и вычислительные системы. 2013. № 3. С. 96–101.
20. Епифанцев Б. Н., Ложников П. С., Сулавко А. Е. Алгоритм идентификации гипотез в пространстве малоинформативных признаков на основе последовательного применения формулы Байеса // Межотраслевая информационная служба. 2013. № 2. С. 57–62.
21. Иванов А. И. Многомерная нейросетевая обработка биометрических данных с программным воспроизведением эффектов квантовой суперпозиции. — Пенза: ПНИЭИ, 2016. — 133 с.
22. Еременко А. В., Сулавко А. Е., Мишин Д. В., Федотов А. А. Идентификационный потенциал клавиатурного почерка с учетом параметров вибрации и силы нажатия на клавиши // Прикладная информатика. 2017. Т. 12. № 1 (67). С. 79–94.
23. Иванов А. И., Ложников П. С., Качайкин Е. И., Сулавко А. Е. Биометрическая идентификация рукописных образов с использованием корреляционного аналога правила Байеса // Вопросы защиты информации. 2015. № 3. С. 48–54.

UDC 004.93'1

doi:10.15217/issn1684-8853.2017.6.29

**Impact of Psycho-Physiological State of Signers on Biometric Parameters of Manuscript Images and Results of their Verification**Sulavko A. E.<sup>a</sup>, PhD, Tech., Associate Professor, [sulavich@mail.ru](mailto:sulavich@mail.ru)Samotuga A. E.<sup>a</sup>, Post-Graduate Student, [samotugasashok@mail.ru](mailto:samotugasashok@mail.ru)<sup>a</sup>Omsk State Technical University, 11, Mira Pr., 644050, Omsk, Russian Federation

**Introduction:** An intruder can copy static biometric patterns to make a forgery as they are not secret. On the other hand, we can store dynamic handwritten patterns in secret, but they are dependent on psychophysiological state of their owner. **Purpose:** Evaluating the relationship between handwritten patterns and psycho-physiological state of the signers, and developing a method of handwritten pattern verification which would be resistant to changes in the signer's state. **Results:** We built a statistical model of changes in the parameters of handwritten patterns depending on the signer's state. Then we evaluated the informative value of the mentioned parameters for the problem of recognizing the signers and their states. Furthermore, we proposed a method of subject verification by

handwritten pattern with FRR and FAR respectively 0.0014 and 0.0045. To evaluate the impact of a signer's state on the verification results, we used the functional Hee-module, quadratic forms, Bayes hypothesis formula and its multidimensional analogue. We offered a method of recognizing an altered state of the signer using a handwritten pattern with an average error probability of 0.105 (without the need to create templates in the altered state). Finally, we suggested to use the Bayes – Hamming maximum likelihood networks which show the best results at recognizing signers in an altered state. **Practical relevance:** The proposed method of subject verification by handwritten pattern features can be practically used when creating a checkpoint function or remote authentication.

**Keywords** — Signature Parameters, Handwritten Password, Biometry, Wide Artificial Neural Networks, Quadratic Forms, Pattern Recognition Algorithms, Bayes Hypothesis Formula, Human Psycho-Physiological State Recognition.

## References

1. *Utechki konfidentsial'noi informatsii v Rossii i v mire* [Leaks of Confidential Information in Russia and in the World]. Available at: [http://www.zecurion.ru/upload/iblock/1e5/Zecurion\\_Data\\_Leaks\\_2016\\_full.pdf](http://www.zecurion.ru/upload/iblock/1e5/Zecurion_Data_Leaks_2016_full.pdf) (accessed 26 July 2017).
2. Center for Strategic and International Studies, Net Losses: Estimating the Global Cost of Cybercrime, 2014. Available at: [https://csis-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/legacy\\_files/files/attachments/140609\\_rp\\_economic\\_impact\\_cybercrime\\_report.pdf](https://csis-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/legacy_files/files/attachments/140609_rp_economic_impact_cybercrime_report.pdf) (accessed 10 October 2017).
3. Epifantsev B. N., Zhumazhanova S. S., Lozhnikov P. S., Sulavko A. E. Identification Potential of Online Handwritten Signature Verification. *Avtometriia*, 2016, vol. 52, no. 3, pp. 28–36 (In Russian). doi:10.15372/AUT20160304
4. Sulavko A. E., Eremenko A. V., Tolkacheva E. V., Borisov R. V. Complexation of Independent Biometric Features in People Recognition with Quadratic Forms, Perceptrons and Functional Hee-module. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2017, no. 1, pp. 50–62 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2017.1.50
5. Eremenko A. V., Sulavko A. E., Volkov D. A. Current State and Ways to Modernize Converters Biometrics to Code. *Informatsionnye tekhnologii*, 2016, no. 3, pp. 203–210 (In Russian).
6. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Samotuga A. E. A Model of Protection of Hybrid documents on the basis of Handwritten Signatures with an Assessment of Psychophysiological State of Signers. *Voprosy zashchity informatsii*, 2016, no. 4, pp. 47–59 (In Russian).
7. Eremenko A. V., Lozhnikov P. S., Sulavko A. E. Generation of Key Sequences based on Subconscious Movements Parameters. *Informatsionnye sistemy i tekhnologii*, 2017, no. 1, pp. 99–109 (In Russian).
8. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Eremenko A. V., Volkov D. A. Experimental Evaluation of Reliability of Signature Verification by Quadratic form Networks, Fuzzy Extractors and Perceptrons. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2016, no. 5, pp. 73–85 (In Russian). doi:10.15217/issn1684-8853.2016.5.73
9. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Samotuga A. E. Personal Identification and the Assessment of the Psychophysiological State While Writing a Signature. *Information*, 2015, no. 6(3), pp. 454–466. Available at: <http://www.mdpi.com/2078-2489/6/3/454> (accessed 15 November 2013). doi:10.3390/info6030454
10. Lozhnikov P. S., Sulavko A. E., Eremenko A. V., Volkov D. A. Methods of Generating Key Sequences based on Parameters of Handwritten Passwords and Signatures. *Information*, 2016, no. 7(4), p. 59. Available at: [http://www.mdpi.com/2078-2489/7/4/59?utm\\_source=TrendMD&utm\\_medium=cpc&utm\\_campaign=Information\\_TrendMD\\_0](http://www.mdpi.com/2078-2489/7/4/59?utm_source=TrendMD&utm_medium=cpc&utm_campaign=Information_TrendMD_0) (accessed 15 November 2013). doi:10.3390/info7040059
11. Sulavko A. E., Eremenko A. V., Levitskaya H. A., Samotuga A. E. Identification of Psychophysiological States of Signers by Autograph Reproduction Features. *Informatsionno-izmeritelnye i upravlyayushchie sistemy*, 2017, no. 3, pp. 40–48 (In Russian).
12. Bogomolov A. V., Gridin L. A., Kukushkin Iu. A., Ushakov I. B. *Diagnostika sostoianiia cheloveka: matematicheskie podkhody* [Diagnosis of a Person's State: Mathematical Approaches]. Moscow, Meditsina Publ., 2003. 464 p. (In Russian).
13. Il'in E. P. *Psikhofiziologiya sostoianii cheloveka* [Psychophysiology of Human States]. Saint-Petersburg, Piter Publ., 2005. 412 p. (In Russian).
14. Grechenko T. N. *Psikhofiziologiya* [Psychophysiology]. Moscow, Gardariki Publ., 1999. 358 p. (In Russian).
15. Ueinberg R. S., Gould D. *Osnovy psikhologii sporta i fizicheskoi kul'tury* [Fundamentals of Psychology of Sport and Physical Education]. Kiev, Olimpiiskaia literatura Publ., 1998. 336 p. (In Russian).
16. Prozorovskii V. I., Karandaev I. S., Rubtsov A. F. Questions of the Organization Examination of Intoxication. *Sudebno-meditsinskaya ekspertiza* [Forensic Medical Expertise], 1967, no. 1, pp. 3–8 (In Russian).
17. De Waard D. *The Measurement of Drivers' Mental Workload*. Haren, Traffic Safety Research Centre VSC, University of Groningen, 1996. 135 p.
18. Mascord D. J. & Heath R. A. Behavioral and Physiological Indices of Fatigue in a Visual Tracking Task. *Journal of Safety Research*, 1992, vol. 23, pp. 19–25.
19. Sulavko A. E., Eremenko A. V., Samotuga A. E. Exceptions Gross Mistakes of Biometric Data before Creating Measurement Standards of People in Biometric Identification Systems. *Informatsionnye tekhnologii i vychislitel'nye sistemy*, 2013, no. 3, pp. 96–101 (In Russian).
20. Epifantsev B. N., Lozhnikov P. S., Sulavko A. E. An Algorithm of Hypotheses Identification in an Uninformative Attribute Space based on Consistent. *Mezhotraslevaia informatsionnaia sluzhba*, 2013, no. 2, pp. 57–62 (In Russian).
21. Ivanov A. I. *Mnogomernaia neirosetevaia obrabotka biometricheskikh dannykh s programmnyim vosproizvedeniem effektivov kvantovoi superpozitsii* [Multidimensional Neural Network Processing of Biometric Data with Software Reproduction of Quantum Superposition Effects]. Penza, PNIEI Publ., 2016. 133 p. (In Russian).
22. Eremenko A. V., Sulavko A. E., Mishin D. V., Fedotov A. A. Identification Potential of Keyboard Handwriting Considering Vibration Parameters and Force Keystrokes. *Prikladnaia informatika*, 2017, vol. 12, no. 1(67), pp. 79–94 (In Russian).
23. Ivanov A. I., Kachajkin E. I., Lozhnikov P. S., Sulavko A. E. Biometric Identification of Handwritten Images via Correlation Analog of Bayes Rule. *Voprosy zashchity informatsii*, 2015, no. 3, pp. 48–54 (In Russian).