УДК 004.067 DOI 10.18522/2311-3103-2020-5-52-60

Ю.А. Брюхомицкий

ВЕРИФИКАЦИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ЛИЧНОСТИ НА ОСНОВЕ ВЕРОЯТНОСТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Биометрическая верификация личности используются преимущественно при доступе в компьютерные и мобильные системы, а также для удаленной (голосовой) верификации. При этом наибольшее распространение получили системы биометрической верификации по фиксированной парольной фразе, которые достаточно просты в реализации, но очень уязвимы для атак воспроизведения скомпрометированного короткого текста. Для устранения этого недостатка верификацию личности предлагается осуществлять по произвольному в отношении объема, содержания и языка тексту (текстонезависимая биометрическая верификация). В данной работе предлагается обобщенный подход к решению задачи верификации личности по динамическим биометрическим параметрам разной модальности (клавиатурный почерк, рукопись, голос). Представление сигналов динамической биометрии осуществляется путем преобразования их в последовательности информационных единиц, каждая из которых содержит одинаковое количество отсчетов биометрического сигнала соответствующей модальности. Решение поставленной задачи осуществляется путем контроля степени концентрации близко расположенных информационных единиц (кластеров) в определенных точках многомерного признакового пространства. Реализуется такой контроль на вероятностной нейронной сети, осуществляющей статистическую оценку плотности вероятности распределения информационных единиц в соответствующих кластерах с последующим определением суммарной плотности вероятности для всего класса объектов. Преимуществами предлагаемого подхода являются: обобщение существенно различных методов текстонезависимой верификации личности по динамическим биометрическим параметрам разной модальности; возможность принимать верификационное решение за фиксированное время поступления биометрических данных, определяемое размером используемого эталона; возможность задавать точность верификации путем изменения размерности слоя образцов вероятностной сети. Недостатком предлагаемого подхода является необходимость программной реализации нейронной сети большой размерности. Однако этот недостаток быстро нивелируется с повышением производительности средств вычислительной техники.

Текстонезависимая биометрическая верификация личности по динамическим биометрическим параметрам; кластеризация биометрических данных в признаковом пространстве; вероятностная нейронная сеть; статистическая оценка плотности вероятности распределения информационных единиц.

Yu.A. Bryuhomitsky

VERIFICATION OF DYNAMIC BIOMETRIC PARAMETERS OF A PERSONALITY BASED ON A PROBABLE NEURAL NETWORK

Biometric identity verification is used primarily for access to computer and mobile systems, as well as for remote (voice) verification. In fact, the most widespread systems are biometric verification systems based on a fixed passphrase, which are quite simple to implement, but very vulnerable to attacks of reproduction of a compromised short text. To eliminate this drawback, it is proposed to carry out identity verification using a text that is arbitrary in terms of volume, content and language (text-independent biometric verification). This paper proposes a generalized approach to solve the problem of identity verification by dynamic biometric parameters of different modality (keyboard writing, handwriting, voice). The presentation of dynamic biometrics signals is carried out by converting them into a sequences of information units, each of which contains the same number of counts of biometric signal of corresponding modality. The solution to this problem is carried out by monitoring the degree of concentration of closely located information units (clusters) at certain points of the multidimensional feature space. Such control is implemented on a probabilistic neural network that

statistically evaluates the probability density of the distribution of information units in the corresponding clusters with the subsequent determination of the total probability density for the entire class of objects. The advantages of the proposed approach are: generalization of substantially different methods of text-independent identity verification by dynamic biometric parameters of different modality; the ability to make a verification decision for a fixed time of receipt of biometric data, determined by the size of the model used; the ability to set the verification accuracy by changing the dimension of the layer of probabilistic network samples. The disadvantage of the proposed approach is the need for software implementation of a large-scale neural network. However, this drawback is quickly leveled with an increase in the productivity of computer technology.

Text-independent biometric identity verification based on dynamic biometric parameters; clustering of biometric data in the feature space; probabilistic neural network; statistical estimation of the probability density of the distribution of information units.

Введение. Динамические системы биометрической идентификации личности (динамическая биометрия) основаны на анализе индивидуальных особенностей хорошо заученных подсознательных движений человека. Практическое применение в настоящее время получили системы анализа голоса [1–3], рукописи [4–8] и клавиатурного почерка [9–13]. Системы биометрической идентификации личности используются в информационной безопасности преимущественно как средство аутентификации личности при входе в компьютерные и мобильные системы, а также для удаленной (голосовой) аутентификации.

Наибольшее распространение получили системы биометрической аутентификации по фиксированной короткой фразе (обычно парольной). Они достаточно просты в реализации, но уязвимы для атак воспроизведения скомпрометированного короткого текста. Для устранения этого недостатка возможен переход к аутентификации личности по произвольному в отношении объема, содержания и языка тексту (тектонезависимые системы биометрической аутентификации).

В текстонезависимых биометрических системах аутентификации эталоны личностей строятся на основе достаточно больших образцов текста соответствующей модальности. При этом возникает ряд принципиальных проблем, связанных с трудностью их формирования, анализа и сопоставления с предъявляемыми образцами биометрии. Вместе с тем эти проблемы можно удовлетворительно решить в других классах задач, информационной безопасности, связанных с обработкой динамических биометрических образов личности. Примерами таких задач являются: скрытная верификация работающих пользователей компьютерных систем (на основе клавиатурной биометрии); скрытное выявление инсайдеров (на основе клавиатурной биометрии); скрытное выявление отклонений в психофизическом состоянии личности (на основе голосовой, рукописной, клавиатурной биометрии); аудит безопасности компьютерных систем на основе интерактивного взаимодействия администратора системы с пользователями по каналам связи биометрической модальности (голосовой, рукописной, клавиатурной), сводящийся к иной реализации полиграфа, и другие подобные задачи.

Постановка задачи. В текстонезависимой динамической биометрии исходные данные представлены сигналами (функциями времени), структура которых содержит необходимые индивидуальные особенности личности. Для выявления этих особенностей входные биометрические данные предлагается представлять и обрабатывать в виде последовательностей информационных единиц фиксированного размера. Такое представление используется, в частности, при массово-параллельной децентрализованной обработке данных, принятой в искусственных иммунных системах (ИИС) [14–20].

В отличие от иммунологического подхода в данной работе решение задачи основано на том, что в определенных точках признакового пространства осуществляется контроль степени концентрации близко расположенных точек, образую-

щих кластеры. Реализуется такой контроль путем приближенной статистической оценки плотности вероятности распределения близких по воспроизведению информационных единиц в соответствующих кластерах информационного пространства признаков с последующим определением суммарной плотности вероятности для всего класса объектов.

Для решение указанной задачи предлагается использовать вероятностную нейронную сеть (PNN – Probabilistic Neural Network), являющейся модификацией нейронной сети радиально-базисных функций (RBF-сеть) [21–22].

Решение поставленной задачи. Воспроизведение произвольного текста средствами динамической биометрии любой модальности реализуется совокупностью заученных подсознательных движений, которые преобразуются в электрические сигналы (функции времени) В общем случае эти сигналы являются многомерными: $\boldsymbol{x}(t) = x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$.

На этапе предварительной обработки сигналы $\boldsymbol{x}(t)$ оцифровываются $\boldsymbol{x}(t) \to \boldsymbol{x}(t_i),\ i = 1, 2, \dots$, масштабируются, из них исключаются длительные паузы, не обусловленные индивидуальными особенностями воспроизведения текста. В голосовой биометрии исключаются также неинформативные с точки зрения распознавания голоса фонемы шипящих звуков.

Отсчеты сигнала $\boldsymbol{x}(t_i),\ i = 1, 2, \dots$ можно рассматривать как точки метрического пространства E^n, представленные векторами признаков $\boldsymbol{x_i} = x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}$, а сам сигнал $\boldsymbol{x}(t_i)$, – как последовательность $\{\boldsymbol{x}(t_i)\}_{i=1}^{\infty} = \{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{\infty} = \boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \dots$ элементов, представленных векторами признаков: $\boldsymbol{x}_i$. В математическом смысле последовательность $\{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{\infty}$ «пробегает» конечное множество Ψ_x векторов признаков $\boldsymbol{x_i}$ биометрии данной личности.

Исследования [19–20], показывают, что индивидуальные особенности динамической биометрии личности в наибольшей степени проявляются при воспроизведении не одиночных символов текста или фонем речи, а синтаксически связанных фрагментов текста или речи, обладающих существенно большей индивидуальностью. Использование этого феномена при анализе позволяет строить системы биометрической идентификации личности с существенно более высокими характеристиками по точности.

Для использования указанного феномена последовательность $\{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{\infty}$ расчленяется на фрагменты $\{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{r}$ одинакового размера по r отсчетов в каждом фрагменте. Результатом будет новая последовательность $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty} = \boldsymbol{y}_1, \boldsymbol{y}_2, \dots\ ,\ j = 1, 2, \dots$, каждый элемент $\boldsymbol{y}_j$ которой содержит r векторов $\boldsymbol{x}_i$ исходной последовательности $\{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1_i}^{\infty}$:

$$\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty} = \boldsymbol{y}_1, \boldsymbol{y}_2, \dots, \qquad \boldsymbol{y}_j = \{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{r}, \qquad i = 1, 2, \dots, r, \qquad j = 1, 2, \dots.$$

Совокупность векторов $\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \dots, \boldsymbol{x}_r$ каждого элемента $\boldsymbol{y}_j$ можно представить как один s-мерный вектор $\boldsymbol{y}_j$, содержащий $s = n \times r$ компонент:

$$\boldsymbol{y}_j = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1r} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2r} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{nr} \end{bmatrix}.$$

В итоге образ динамической биометрии личности будет представлен последовательностью $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty}$ s-мерных векторов признаков $\boldsymbol{y}_j$ в пространстве признаков E^s.

Последовательность $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty}$, ограниченная N_y элементами

$$\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y} = \boldsymbol{y}_1, \boldsymbol{y}_2, \dots\ , \boldsymbol{y}_{N_y},\ j = 1, 2, \dots N_y,$$

можно трактовать как биометрический эталон данной личности **P**. При этом распределение биометрических данных личности в пространстве признаков E^s будет представлено множеством *s*-мерных областей (кластеров), каждая из которых отражает распределение определенных фрагментов $\boldsymbol{y}_j$ биометрических данных личности. Число областей (кластеров) будет соответствовать числу фрагментов $\boldsymbol{y}_j$, эталонной последовательности $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$.

Режим верификации предполагает наличие единственного биометрического эталона личности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_{Pj}\}_{j=1}^{N_y}$, соответствующего легитимному пользователю информационной системы – «своему». Любая последовательность $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$, не соответствующая эталону **P**, считается принадлежащей нелегитимному пользователю – «чужому». Это позволяет оптимизировать пространство признаков E^s в рабочее пространство $E_{\text{р}}^s$ путем анализа и использования минимаксных значений данных $\boldsymbol{y}_{Pj}$ по координатам *s*.

Последующая реализация операции верификации биометрических данных личности осуществляется на основе модифицированной PNN-сети.

Вероятностная нейронная сеть представляет собой параллельную реализацию статистических методов Байеса [21–22] и ориентирована на задачи классификации образцов разных классов. В PNN образцы классифицируются на основе оценок их близости к соседним образцам. При этом используется ряд критериев статистических методов, на основе которых принимается решение о том, к какому классу отнести неизвестный образец. Формальным правилом при классификации является то, что класс с наиболее плотным распределением в области неизвестного образца, а также – с более высокой априорной вероятностью, а также – с более высокой ценой ошибки классификации, будет иметь преимущество по сравнению с другими классами.

Оценка стоимости ошибки классификации и априорной вероятности предполагает хорошее знание решаемой задачи и данной задаче выбираются одинаковыми. Для оценки функции плотности распределения вероятностей применяют метод Парцена (Parzen), в соответствии с которым для каждого учебного образца рассматривается некоторая весовая функция, называемая функцией потенциала или ядром. В качестве учебных образцов в данной задаче выступают элементы биометрической последовательности $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty}$личности, а качестве функции потенциала – упрощенная функция Гаусса

$$\varphi(\boldsymbol{y}_j) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{y}_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad \textbf{(1)}$$

где $\boldsymbol{y}_j$ – *j*-й образец последовательности $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{\infty}$; $\boldsymbol{y}$ – неизвестный образец; σ параметр, задающий ширину функции и определяющий ее влияние.

Используемая функция Гаусса отличается от классической отсутствием коэффициента $1/\sigma\sqrt{2\pi}$ перед экспонентой, что позволяет получить максимальное значение функции плотности распределения вероятностей, равное единице, а не величине указанного коэффициента.

В данной работе решается задача верификации личности, представленной своим биометрическим эталоном **P**. Поэтому функция плотности распределения вероятностей для эталонной последовательности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$, определится как сумма функций Гаусса для всех элементов эталона **P**:

$$\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}) = \sum_{j=1}^{N_y} \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{y}_j\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

Вариант структуры PNN-сети для решения задачи верификации личности показан на рис. 1.

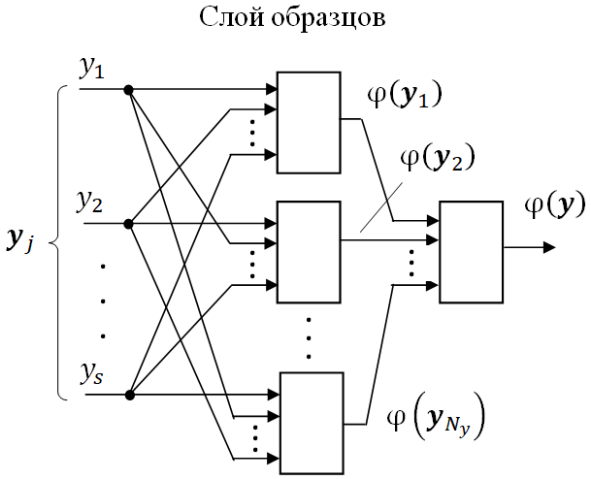

Рис. 1. Вариант структуры PNN-сети для решения задачи верификации личности

На входы сети последовательно поступают s-мерные векторы $\boldsymbol{y}_j$ последовательности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$. Слой образцов содержит N_y нейронов по числу образцов входного вектора $\boldsymbol{y}_j$ из обучающей выборки $\mathbf{P}$. Веса матрицы связей $\mathbf{W}$ слоя образцов определяются значениями компонент соответствующего образца входного вектора $\boldsymbol{y}_j$. Для входных векторов $\boldsymbol{y}_j$, содержащих s компонент и представленных N_y образцами, матрица связей $\mathbf{W}$ имеет вид

$$\mathbf{W} = \begin{Vmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1N_y} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2N_y} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ w_{s1} & w_{s2} & \cdots & w_{sN_y} \end{Vmatrix} = \begin{Vmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1N_y} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2N_y} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{s1} & y_{s2} & \cdots & y_{sN_y} \end{Vmatrix}. \quad (3)$$

В (3) каждый j-нейрон слоя образцов имеет набор из s весов, соответствующих s компонентам входного вектора, (j-столбец матрицы $\mathbf{W}$).

На выходах нейронов слоя образцов будут значения плотностей вероятностей $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_1)$, $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_2)$, …, $\varphi^{\mathbf{P}}\left(\boldsymbol{y}_{N_y}\right)$ распределения образцов $\{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$ в соответствующих кластерах $j = 1, 2, \ldots, N_y$. Выходной нейрон реализует суммирование плотностей вероятностей $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_1), \varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_2), \ldots, \varphi^{\mathbf{P}}\left(\boldsymbol{y}_{N_y}\right)$ в итоговую плотность $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y})$ распределения всей эталонной последовательности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$ в рабочем пространстве признаков E_{p}^{s}.

В соответствии с принципом формирования матрицы связей (3) заменим в (1) векторы образцов $\boldsymbol{y}_j$ на соответствующие им векторы весов $\boldsymbol{w}_j^{\mathrm{T}}$. Тогда функция активности j-нейрона слоя образцов приобретает вид

$$\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_j) = \exp\left(-\frac{\left\|\boldsymbol{y} - \boldsymbol{w}_j^{\mathrm{T}}\right\|^2}{2\sigma^2}\right),$$

или в покомпонентном представлении

$$\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_j) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{s}(y_i - w_{ji})^2\right], \tag{4}$$

В PNN-сети необходимо провести предварительную нормализацию входных векторов. Это выполняется путем деления каждой компоненты входного вектора на его длину:

$$y_i^{\mathrm{H}} = y_i \Big/ \sqrt{\sum_{i=1}^{s} y_i^2}. \tag{5}$$

Такая операция превращает входной вектор $\boldsymbol{y}$ в вектор единичной длины $\boldsymbol{y}^{\mathrm{H}}$ в пространстве признаков $\mathrm{E}_{\mathrm{p}}^{\mathrm{s}}$. Исходя из соответствия между векторами весов $\boldsymbol{w}_j^{\mathrm{T}}$ и векторами образцов $\boldsymbol{y}_j$, нормализацию следует провести также и для весов

$$w_{ji}^{\mathrm{H}} = w_{ji} \Big/ \sqrt{\sum_{i=1}^{s} w_{ji}^2}.$$

Введение в выражение (4) для функции активности j-нейрона слоя образцов нормализованных значений компонент y_i и w_{ji} позволяет преобразовать его к более простой для вычислений форме:

$$\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}_j) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{s}\left(y_i - w_{ji}\right)^2\right] =$$

$$= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{\boldsymbol{s}} 2y_i \cdot w_{ji} \Big/ \sqrt{\sum_{i=1}^{s} y_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{s} w_{ji}^2}\right) = \exp\left(\frac{1}{\sigma^2}\sum_{i=1}^{\boldsymbol{s}} y_i^{\mathrm{H}} \cdot w_{ji}^{\mathrm{H}} - 1\right)$$

Функция активности $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y})$ выходного нейрона определяет значение плотности распределения вероятностей всей эталонной последовательности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$ в рабочем пространстве признаков E_{p}^{s}. После нормализации она вычисляется по формуле

$$\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}) = \sum_{j=1}^{N_y} \exp\left(\frac{1}{\sigma^2}\sum_{i=1}^{\boldsymbol{s}} y_i^{\mathrm{H}} \cdot w_{ji}^{\mathrm{H}} - 1\right).$$

Обучение PNN-сети сводится к тому, что векторы образцов $\boldsymbol{y}_j$ эталонной последовательности $\mathbf{P} = \{\boldsymbol{y}_j\}_{j=1}^{N_y}$ предварительно нормализуются предъявляются на входы сети и вычисляется значение $\varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y})$ плотности распределения вероятностей всей эталонной последовательности $\mathbf{P}$. Длительность обучения определяется одним циклом прогона последовательности $\mathbf{P}$.

В рабочем режиме через обученную сеть пропускается биометрическая последовательность априори неизвестной личности $\mathbf{X}$ того же размера N_y, что и эталонная $\mathbf{P}$, и вычисляется значение $\varphi^{\mathbf{X}}(\boldsymbol{y})$ плотности распределения вероятностей для этой последовательности.

Для принятия верификационного решения, исходя из допустимой величины ошибки первого рода, устанавливается пороговая величина невязки $\Delta_{\text{Т}} = \varphi^{\mathbf{P}}(\boldsymbol{y}) - \varphi^{\mathbf{X}}(\boldsymbol{y})$, на основании которой неизвестную личность $\mathbf{X}$ следует признать «своим» $\mathbf{X}^{\text{С}}$или «чужим» $\mathbf{X}^{\text{Ч}}$:

$$\mathbf{X} \equiv \begin{cases} \mathbf{X}^{\text{С}}, \text{если } \Delta < \Delta_{\text{Т}}; \\ \mathbf{X}^{\text{Ч}}, \text{если } \Delta \geq \Delta_{\text{Т}}. \end{cases}$$

Заключение. Предлагаемый подход позволяет обобщить существенно различные существующие методы верификации личности по динамическим биометрическим параметрам разной модальности – голоса, рукописи и клавиатурного набора.

Преимуществами предлагаемого подхода являются:

♦ возможность текстонезависимого анализа динамической биометрии различной модальности, произвольного объема и содержания;

♦ возможность принимать верификационное решение за фиксированное время работы пользователя, определяемое размером эталона **P**;

♦ возможность задавать точность работы системы верификации путем изменения размерности слоя образцов PNN-сети.

Недостатком предлагаемого подхода является необходимость программной реализации нейронной сети большой размерности. Вместе с тем этот недостаток быстро нивелируется за счет повышения производительности средств вычислительной техники.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Ахмад Х.М., Жирков В.Ф.* Введение в цифровую обработку речевых сигналов. – Владимир: Изд-во Владим. гос. ун-та, 2007. – 192 с.
2. *Матвеев Ю.Н.* Технологии биометрической идентификации личности по голосу и другим модальностям // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана, серия Приборостроение. – 2012. – № 2. – С. 46-61.
3. *Campbell W., Assaleh K., Broun C.* Speaker recognition with polynomial classifiers // IEEE Trans. Speech Audio Process. – 2002. – Vol. 10, No. 4. – P. 205-212.
4. *Анисимова Э.С.* Идентификация онлайн-подписи с помощью оконного преобразования Фурье и радиального базиса // Компьютерные исследования и моделирование. – 2014. – Т. 6, № 3. – С. 357-364.
5. *Jain A.K., Friederike D.G., Connel S.D.* On-line signature verification // Pattern Recognition. – 2002. – Vol. 35 (12). – P. 2963-2972.
6. *Plamondon R., Srihari S.* On-line and Off-line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey // IEEE Trans. PAMI. – 2000. – Vol. 22 (1). – P. 63-84.
7. *Иванов А.И.* Биометрическая идентификация личности по динамике подсознательных движений: монография. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2000. – 188 с.
8. *Брюхомицкий Ю.А., Казарин М.Н.* Система аутентификации личности по почерку // Сб. трудов научно-практической конференции с международным участием «Информационная безопасность». – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2002. – С. 22-29.
9. *Мазниченко Н.И., Гвозденко М.В.* Анализ возможностей систем автоматической идентификации клавиатурного почерка // Вестник Национального технического университета «Харьковский политехнический институт». Серия “Информатика и моделирование». – 2008. – Вып. № 24. – С. 77-82.
10. *Скубицкий А.В.* Анализ применимости метода реконструкции динамических систем в системах биометрической идентификации по клавиатурному почерку // Инфокоммуникационные технологии. – 2008. – Т. 6, № 1. – С. 51-53.
11. *Брюхомицкий Ю.А., Казарин М.Н.* Метод биометрической идентификации пользователя по клавиатурному почерку на основе разложения Хаара и меры близости Хэмминга // Известия ТРТУ. – 2003. – № 4 (33). – С. 141-149.
12. *Брюхомицкий Ю.А.* Цепочный метод клавиатурного мониторинга // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 11. – С. 135-145.

13. *Брюхомицкий Ю.А., Казарин М.Н.* Методы многосвязного представления клавиатурного почерка // Матер. III Международной конференции «Нелокальные краевые задачи и родственные проблемы математической биологии, информатики и физики». Нальчик, 5-8 декабря 2006 г. – С. 68-69.
14. *Dasgupta D.* Artificial Immune Systems and Their Applications, Ed., Springer-Verlag, 1999.
15. *De Castro L.N., Timmis, J.I.* Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach, London: Springer-Verlag, 2000. – 357 p.
16. *Hofmeyr S. and Forrest S.* Architecture for an Artificial Immune System // Evolutionary Computation. – 2000. – No. 8 (4). – P. 443-473.
17. *Specht D.F.* Probabilistic neural networks // Neural Networks. – 1990. – No. 3. – P. 109-118.
18. *Чернышев Ю.О., Венцов Н.Н., Григорьев Г.В.* Искусственные иммунные системы: обзор и современное состояние // Программные продукты и системы. – 2014. – № 4. – С. 136-142.
19. *Зайцев С.А., Субботин С.А.* Обобщенная модель искусственной иммунной системы / Proceedings. – Berlin–Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. – Ser. LNCS 2723. – P. 195-206.
20. *Литвиненко В.И., Дидык А.А., Захарченко Ю.А.* Компьютерная система для решения задач классификации на основе модифицированных иммунных алгоритмов // ААЭКС. – 2008. – № 2 (22).
21. *Spech D.F.* Probailistic neural networks // Neural Networks. – 1990. – No. 3. – P. 109-118.
22. *Каллан Р.* Основные концепции нейронных сетей. – Вильямс, 2001. – 291 с.

REFERENCES

1. *Akhmad Kh.M., Zhirkov V.F.* Vvedenie v tsifrovuyu obrabotku rechevykh signalov [Introduction to digital speech signal processing]. Vladimir: Izd-vo Vladim. gos. un-ta, 2007, 192 p.
2. *Matveev Yu.N.* Tekhnologii biometricheskoy identifikatsii lichnosti po golosu i drugim modal'nostyam [Technologies of biometric identification of the person by voice and other modalities], *Vestnik MGTU im. N.E. Baumana, seriya Priborostroenie* [Bulletin of Bauman Moscow state technical University, instrument Engineering series], 2012, No. 2, pp. 46-61.
3. *Campbell W., Assaleh K., Broun C.* Speaker recognition with polynomial classifiers, *IEEE Trans. Speech Audio Process*, 2002, Vol. 10, No. 4, pp. 205-212.
4. Anisimova E.S. Identifikatsiya onlayn-podpisi s pomoshch'yu okonnogo preobrazovaniya Fur'e i radial'nogo bazisa [Identification of an online signature using a window Fourier transform and a radial basis], *Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie* [Computer research and modeling], 2014, Vol. 6, No. 3, pp. 357-364.
5. *Jain A.K., Friederike D.G., Connel S.D.* On-line signature verification, *Pattern Recognition*, 2002, Vol. 35 (12), pp. 2963-2972.
6. *Plamondon R., Srihari S.* On-line and Off-line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey, *IEEE Trans. PAMI*, 2000, Vol. 22 (1), pp. 63-84.
7. *Ivanov A.I.* Biometricheskaya identifikatsiya lichnosti po dinamike podsoznatel'nykh dvizheniy: monografiya [Biometric identification of a person by the dynamics of subconscious movements: a monograph]. Penza: Izd-vo Penz. gos. un-ta, 2000, 188 p.
8. *Bryukhomitskiy Yu.A., Kazarin M.N.* Sistema autentifikatsii lichnosti po pocherku [System of identity authentication by handwriting], *Sb. trudov nauchno-prakticheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem «Informatsionnaya bezopasnost'»* [Collection of proceedings of the scientific and practical conference with international participation "Information security"]. Taganrog: Izd-vo TRTU, 2002, pp. 22-29.
9. *Maznichenko N.I., Gvozdenko M.V.* Analiz vozmozhnostey sistem avtomaticheskoy identifikatsii klaviaturnogo pocherka [Analysis of the capabilities of automatic identification systems for keyboard handwriting], *Vestnik Natsional'nogo tekhnicheskogo universiteta «KHar'kovskiy politekhnicheskiy institut». Seriya "Informatika i modelirovanie»* [Bulletin of the national technical University "Kharkiv Polytechnic Institute". Series "Informatics and modeling"], 2008, Issue No. 24, pp. 77-82.
10. *Skubitskiy A.V.* Analiz primenimosti metoda rekonstruktsii dinamicheskikh sistem v sistemakh biometricheskoy identifikatsii po klaviaturnomu pocherku [Analysis of the applicability of the method of reconstruction of dynamic systems in systems of biometric identification by keyboard handwriting], *Infokommunikatsionnye tekhnologii* [Information and communication technology], 2008, Vol. 6, No. 1, pp. 51-53.

11. *Bryukhomitskiy Yu.A., Kazarin M.N.* Metod biometricheskoy identifikatsii pol'zovatelya po klaviaturnomu pocherku na osnove razlozheniya Khaara i mery blizosti Khemminga [The method of biometric identification of the user by keyboard handwriting based on the Haar decomposition and the Hamming proximity measure], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2003, No. 4 (33), pp. 141-149.
12. *Bryukhomitskiy Yu.A.* TSepochnyy metod klaviaturnogo monitoringa [Chain method of keyboard monitoring], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie* nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 11, pp. 135-145.
13. *Bryukhomitskiy Yu.A., Kazarin M.N.* Metody mnogosvyaznogo predstavleniya klaviaturnogo pocherka [Methods of multi-linked representation of keyboard handwriting], *Mater. III Mezhdunarodnoy konferentsii «Nelokal'nye kraevye zadachi i rodstvennye problemy matematicheskoy biologii, informatiki i fiziki. Nal'chik, 5-8 dekabrya 2006 g.* [Proceedings of the III International conference "non-Local boundary value problems and related problems of mathematical biology, computer science and physics". Nalchik, December 5-8, 2006], pp. 68-69.
14. *Dasgupta D.* Artificial Immune Systems and Their Applications, Ed., Springer-Verlag, 1999.
15. *De Castro L.N., Timmis, J.I.* Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach, London: Springer-Verlag, 2000, 357 p.
16. *Hofmeyr S. and Forrest S.* Architecture for an Artificial Immune System, *Evolutionary Computation*, 2000, No. 8 (4), pp. 443-473.
17. *Specht D.F.* Probabilistic neural networks, *Neural Networks*, 1990, No. 3, pp. 109-118.
18. *Chernyshev Yu.O., Ventsov N.N., Grigor'ev G.V.* Iskusstvennye immunnye sistemy: obzor i sovremennoe sostoyanie [Artificial immune systems: review and current state], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems.], 2014, No. 4, pp. 136-142.
19. *Zaytsev S.A., Subbotin S.A.* Obobshchennaya model' iskusstvennoy immunnoy sistemy [Generalized model of the artificial immune system], *Proceedings.* Berlin–Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. Ser. LNCS 2723, pp. 195-206.
20. *Litvinenko V.I., Didyk A.A., Zakharchenko Yu.A.* Komp'yuternaya sistema dlya resheniya zadach klassifikatsii na osnove modifitsirovannykh immunnykh algoritmov [Computer system for solving classification problems based on modified immune algorithms], *AAEKS* [AAEKS], 2008, No. 2 (22).
21. *Spech D.F.* Probailistic neural networks, *Neural Networks*, 1990, No. 3, pp. 109-118.
22. *Kallan R.* Osnovnye kontseptsii neyronnykh setey [Basic concepts of neural networks]. Vil'yams, 2001, 291 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Я.Е. Ромм.

Брюхомицкий Юрий Анатольевич – Южный федеральный университет; e-mail: bryuhomitskiy@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, ул. Чехова, 2; тел.: 88634371905; кафедра безопасности информационных технологий; с.н.с.; доцент.

Bryuhomitsky Yuriy Anatoly – Southern Federal University; e-mail: bryuhomitskiy@sfedu.ru; 2, Chekhov street, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371905; the department of security in data processing technologies; senior researcher; associate professor.

УДК 519.6 DOI 10.18522/2311-3103-2020-5-60-67

В.В. Семенистый, И.Э. Гамолина

ИССЛЕДОВАНИЕ СПОСОБОВ ОРГАНИЗАЦИИ ПАРАЛЛЕЛЬНОГО РЕШЕНИЯ ВНЕШНИХ ЗАДАЧ АЭРОДИНАМИКИ НА ОСНОВЕ СХЕМ РАСЩЕПЛЕНИЯ

Целью работы является исследование способов организации параллельного решения внешних задач аэродинамики и разработка гибридного параллельно-конвейерного способа организации численного решения двумерных задач, моделирующих течение вязких сжимаемых жидкостей и обтекание объектов сложной формы. Рассматривается параболизованная система уравнений Навье-Стокса, для численного решения которой выбран конечно-