УДК 004.075 DOI 10.23683/2311-3103-2017-5-48-56

Д.А. Беспалов

ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ ПАРАМЕТРОВ В ЗАДАЧЕ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ В РАБОТЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ, ИСПОЛЬЗУЮЩИХ ПЛАСТИКОВЫЕ КАРТЫ*

Приводится способ обработки временных рядов параметров информационных систем в задаче обнаружения аномалий в работе методами вейвлет-анализа. Данная задача является актуальной в связи с необходимостью разработки и внедрения адаптивных методов анализа безопасности информационных систем в реальном времени для своевременного предупреждения различных угроз. Предложенный способ обработки временных рядов предназначен для применения в комплексных подходах к анализу защищенности информационных систем, использующих пластиковые карты для предварительной обработки в целях шумоподавления, выделения особенностей, характеристических признаков последовательностей данных, а также повышения эффективности методов распознавания аномалий поведения, работающих с результатами предложенного алгоритма. В отличие от существующих подходов, в данном способе обработки применяется подход, затрагивающий многомасштабное представление временного ряда и позволяющий выделить его особые характеристики, свойственные различным уровням представления сигнала. Дальнейшая обработка выполняется на основании вейвлет-максимумов декомпозиции сигнала, которые существуют в ряде масштабов представления и выявляют регулярные особенности, проявляющиеся на большинстве уровней кратномасштабного анализа. Так же в данной работе предлагается способ оптимального вычисления порога обработки вейвлет-коэффициентов на этапе шумоподавления, основывающийся на методике статистического анализа временного ряда и определении баланса между уровнем полезного сигнала и уровнем шума, причем данные расчеты выполняются непосредственно в базисе вейвлет-коэффициентов. Кроме того, в алгоритмическом и вычислительном плане, предложенный способ является более выгодным, так как он опирается на ограниченное множество вычислительных операций, связанных с иерархией квадратурно-зеркальных фильтров, имеющих регулярную структуру вычислений, то есть не зависящих от размерности сигнала и от уровня его декомпозиции в базисе вейвлет-коэффициенов. Предложенные алгоритмы хороши реализуются как на программном, так и на аппаратном уровне вследствие естественного параллелизма и являются симметричными в вычислительном плане вследствие одинаковой трудоемкости всех ветвей алгоритма.

Аномалия поведения; анализ; пластиковая карта; информационная система; временной ряд; вейвлет-анализ.

D.A. Bespalov

PRELIMINARY PROCESSING OF TIME SERIES OF PARAMETERS WHEN DETECTING ANOMALIES IN THE WORK OF INFORMATION SYSTEMS USING PLASTIC CARDS

This article describes the way in which time series of parameters of information systems are processed when detecting anomalies in the work of wavelet analysis methods. This task is relevant in connection with the need to develop and implement adaptive methods for analyzing the security of information systems in real time for the timely prevention of various threats. The proposed method for processing time series is intended for application in complex approaches to analyzing the security of information systems using plastic cards for pre-processing for the purpose of noise reduction, highlighting the peculiarities and characteristic features of data sequences, and improving the efficiency of methods for recognizing behavior anomalies which work with the results

* Работа выполнена при поддержке ГРАНТа РФФИ 15-07-00595 А.

of the proposed algorithm. In contrast to the existing approaches, herein used is the approach that involves a multiscale representation of time series and allows one to distinguish its specific characteristics inherent in different levels of signal representation. Further processing is performed based on the wavelet maxima of the signal decomposition, which exist in a number of scales of the representation and reveal regular features appearing at most levels of the multiscale analysis. Also, in this paper, we propose a method for the optimal calculation of the threshold for processing wavelet coefficients in the stage of noise reduction based on the statistical analysis of time series and determining the balance between the level of useful signal and the noise level, and these calculations are performed directly in the basis of the wavelet coefficients. Moreover, in the algorithmic and computational plan, the proposed method is more advantageous, since it relies on a limited set of computational operations associated with a hierarchy of quadrature-mirror filters having a regular computational structure, that is, independent of the signal size and the level of its decomposition in the basis of wavelet coefficients. The proposed algorithms are well implemented both at the software and hardware level due to natural parallelism and are symmetric in the computational plan due to the same complexity of all branches of the algorithm.

Anomaly of behavior; analysis; plastic card; information system; time series; weilvt analysis.

Введение. В задаче обнаружения аномалий в работе информационных систем, использующих в своем составе такие элементы криптозащиты и аутентификации, как пластиковые карты, важной задачей является предварительная обработка данных. Этот процесс позволяет убрать лишние «шумовые» компоненты или артефакты, а также подготовить данные для дальнейшей обработки с большой эффективностью.

Постановка задачи. Для обнаружения нарушений регулярности временного ряда оцениваемого параметра, то есть для детектирования аномалии поведения, а также для обработки временных рядов целесообразно использовать анализ максимумов вейвлет-преобразования.

В теории вейвлет-анализа, обработка сигналов или функций ведется путем непрерывной или дискретной свертки материнским вейвлетом. В результате работы итерационного алгоритма образуется ряд иерархически вложенных функциональных подпространств различного масштаба, представляющих анализируемую функцию в виде пар множеств коэффициентов аппроксимации и детализации [1].

Другими словами, для временного ряда оцениваемого параметра *f(x)* выполняется расчет множества коэффициентов (1):

$$W_f(u,j) = \left(f(t), \Psi_{\mathrm{u,s}}(\mathrm{t})\right) = 2^{-j/2} \int \frac{t-u}{2^j} dt. \quad (1)$$

В данном случае, 2^j является показателем масштаба представления сигнала, а параметр u определяет сдвиг аналитической функции вдоль временного ряда в ходе преобразования.

Из всех результатов разложения можно выделить функцию разбиения (2)

$$S(q,j) = \sum_p \left|W_f(u,j)\right|^q, \quad (2)$$

где q – действительное число и существует относительный масштабный показатель (3)

$$\tau(q,j) = \log_{j\to 0} \inf \frac{lnS(q,j)}{ln2^j}. \quad (3)$$

Тогда, используя преобразование Лежандра [2] можно получить некоторый мультифрактальный спектр [3], определяемый как (4)

$$f_L(a) = \min_{q\in R}\left[q\left(a+\frac{1}{2}\right) - \tau(q,j)\right]. \quad (4)$$

На основании этого можно использовать в дальнейшем различные методв обнаружения аномалий, например, определить мультифрактальную размерность порядка q таким образом, что (5)

$$D_{q,j} = \frac{1}{q-1}[q(a(q,j) - f(a(q,j))]. \quad (5)$$

Далее рассмотрим краткое описание способа предварительной обработки данных.

Общее описание способа. Для того чтобы уменьшить процент ложных срабатываний, цепочки вейвлет-максимумов коэффициентов детализации на различных масштабах декомпозиции [6, 7] анализируемого ряда объединяются в линии максимумов и образуют некоторые кривые.

Стабильные кривые максимумов без разрывов позволяют однозначно локализовать аномалии временного ряда на всех уровнях масштабов разложения, определенных в некоторых пределах.

Следовательно, возможно восстановление сигнала $f(t)$ с ограниченным спектром по нерегулярной выборке коэффициентов $Wf(u,x)$ с погрешностью не более 10^{-2}. Это обстоятельство также позволяет заключить, что максимумы вейвлет-преобразования также выгодно использовать для хранения и передачи обрабатываемых данных в любых автоматизированных системах обнаружения воздействий и нарушений защищенности информационных систем [8].

Кроме того, оставляемая часть коэффициентов имеет больший смысл, нежели просто материал для обратного восстановления. Как следует из теории вейвлет-анализа, использование такой части разложения на каждом уровне позволяет достичь следующих целей:

1. Компактное представление информации об анализируемом процессе информационной системы в терминах вейвлет-разложения.
2. Исключение влияния шумовых компонент и незначительных деталей на формирование временного ряда.
3. Локализация перепадов амплитуды и частоты следования элементов временного ряда оцениваемого параметра, а также разделение его на сегменты с характерными свойствами.
4. Измерение локальной гладкости пространственной формы временных рядов.
5. Определение характеристических точек временных рядов параметров.

Все перечисленные выше задачи решаются через выделение максимумов коэффициентов вейвлет-преобразования временного ряда оцениваемого параметра информационной системы и подсчет отдельных параметров на их основе.

Кроме того, доказано, что максимумы модуля вейвлет-преобразования определяют полное прямое и обратное представление сигнала в вейвлет-базисе [5].

Как уже говорилось ранее, коэффициенты вейвлет-преобразования фактически измеряют изменения сигнала $f(x)$ в окрестностях анализируемых точек u с размерами, пропорциональными масштабному параметру s, равному для дискретных систем 2^j.

Максимумы вейвлет-коэффициентов присутствуют на каждом уровне декомпозиции сигнала в окрестностях особых точек $\{u_{j,p}\}$ в виде конечного множества значений $\{|W_j f(u,s_j)|\}$.

В пространственной плоскости (u,s) они создают так называемые конусы влияния v большой амплитуды.

С уменьшением масштаба границы конусов расширяются. Вид конусов влияния зависит от свойств самой аналитической вейвлет-функции $\psi((t-u)/s)$, в частности от ширины ее носителя $[u-Cs, u+Cs]$, и определяется неравенством $|u-v|<Cs$.

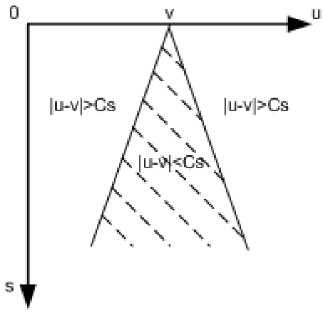

Рис. 1. Конус влияния

Погрешность минимальна при сохранении всех вейвлет-максимумов во всех особенных точках исходных сигналов, и может быть вычислена как выражение (6)

$$\varepsilon_n[M] = \left\| f - f_M \right\|^2 = \sum_{(j,n)\notin I_M} \left| \left\langle f, \psi_{j,n} \right\rangle \right|^2, \quad (6)$$

где I_M – множество индексов вейвлет-коэффициентов, являющихся выделенным максимумами, а сигнал будет равен (7)

$$f_M = \sum_{(j,n)\in I_M} \left\langle f, \psi_{j,n} \right\rangle \psi_{j,n} . \quad (7)$$

Таким образом, можно утверждать, что все наиболее важные детали анализируемого временного ряда анализируемого параметра информационной системы отражаются именно в максимумах модуля вейвлет-преобразования. Восстановление исходной формы временных рядов по вейвлет-максимумам никак не искажает пространственной конфигурации перепадов *f(t)*, но вызывает искажение изменение малой амплитуды. Такие компоненты чаще всего вызваны аддитивным информационным шумом, получающимся, например, вследствие включения случайного трафика сети.

Для уменьшения влияния аддитивного информационного шума во временных рядах перед дальнейшим анализом целесообразно использовать адаптивную фильтрацию.

Очистка сигналов от шума методами вейвлет-анализа представляет собой сложную и комплексную задачу. Основу данного класса методов составляет пороговая обработка (трешолдинг) детализирующих коэффициентов вейвлет-разложения [4].

Пороговое отсечение коэффициентов выполняет роль фильтра, а выбор модели квантования, величины порога и типа функции пороговой обработки аналогичны выбору характеристик фильтра.

Обработка именно детализирующих коэффициентов базируется на том факте, что они представляют собой спектральные коэффициенты исходной функции и имеют высокочастотную природу, так как локализуют мелкомасштабные изменения сигнала не только во временной, но и в частотной областях

Для классической схемы шумоподавления при помощи пороговой обработки характерны несколько недостатков, существенно снижающих эффективность ее применение к нестационарным временным рядам в условиях неопределенности.

Задание, например, малых значений глобального порога сохраняет фоновые компоненты временного ряда анализируемого параметра и приводят лишь к незначительному увеличению отношения сигнал/шум. В то же время, задание больших значений порога приводит к потере коэффициентов, которые могут быть значимыми для задач выделения аномалий в поведении информационной системы и обнаружения вторжений.

Собственно говоря, пороговая вейвлет-обработка сигналов аналогична оцениванию сигнала путем его усреднения с помощью ядра, которое локально адаптировано к гладкости сигнала.

Набор сопряженных зеркальных фильтров [9, 10] в таком случае раскладывает сигнал в дискретной области по ортогональному вейвлет-базису на несколько частотных диапазонов.

В данной работе используется дискретное представление алгоритмов вейвлет-анализа, так что интегральное преобразование вырождается в набор дискретных сверток [1].

Двоичные коэффициенты $d_j[n]$, выражающие вейвлет-представление временного ряда анализируемого параметра ИС вычисляются также на дискретной целочисленной решетке (8)

$$d_j[n] = Wf\left(n, 2^j\right) = \left\langle f(t), \psi_{2^j}(t-n) \right\rangle. \tag{8}$$

Для фильтров типа $x[n]$ обозначим через $x_j[n]$ фильтры, полученные в результате подстановки $(2^j\text{-}1)$ нулей между каждыми двумя отсчетами $x[n]$. Пусть также (9)

$$\bar{x}_j[n] = x_j[-n]. \tag{9}$$

Тогда, воспользовавшись утверждением Малла [11], можно привести формулы свертки, которые, повторяясь, дают каскад фильтров при вычислении прямого a_{j+1} и обратного a_j дискретного вейвлет-преобразования (10, 11):

$$a_{j+1}[n] = a_j * \bar{h}_j[n],\; d_{j+1}[n] = a_j * \bar{g}_j[n], \tag{10}$$

$$a_j[n] = \frac{1}{2}\left(a_{j+1} * \tilde{h}_j[n] + d_{j+1} * \tilde{g}_j[n]\right). \tag{11}$$

Тогда, пороговая обработка согласно предложенному алгоритму применяется к результату обработки временного ряда последовательностью цифровых фильтров, разделяющих временной ряд на аппроксимационную и детализационную компоненты [11–13].

Оптимальной величиной порога T является значение, чуть большее максимальной амплитуды шума. Применение порога к вейвлет-коэффициентам производится по «жесткой» или «мягкой» схемам. Шумоподавление жестким порогом выполняется как полное отсечение коэффициентов вейвлет-преобразования, исходя из предположения, что их значения малой амплитуды и есть шум. Мягкая пороговая обработка призвана наоборот уменьшить влияние аддитивной шумовой компоненты, для каждого коэффициента оставляя очищенную их форму.

Соответственно, в вейвлет-базисе, где коэффициенты с большой амплитудой соответствуют резким изменениям анализируемого параметра ИС, такая обработка сохраняет только прерывистые составляющие, происходящие от исходного временного ряда, без добавления других компонент, обусловленных информационным шумом.

В общем случае, приравнивая малые коэффициенты нулю, мы выполняем адаптивное сглаживание, зависящее от гладкости $f(t)$. Сохраняя коэффициенты большой амплитуды, мы избегаем сглаживания резких перепадов и сохраняем локальные особенности. Проведение такой процедуры на нескольких масштабах ведет к постепенному уменьшению влияния шума как на кусочно-гладких, так и на разрывных участках.

Каждая кусочно-гладкая форма временного ряда, разложенная в дискретной области имеет некоторый процент значимых вейвлет-коэффициентов [14], который увеличивается с возрастанием масштаба s. Этот факт объясняется тем, что особенности создают одинаковое число коэффициентов большой амплитуды, в то время как общее количество коэффициентов на уровнях уменьшается. При большом a^j порог T необходимо увеличивать, чтобы не допустить потерь большого количества коэффициентов большой амплитуды.

Таким образом, для решения задачи адаптивного шумоподавления необходимо провести адаптивную генерацию микролокальных порогов, позволяющих уменьшить влияние аддитивного шума на чистую форму сигнала, и сохранить значимые коэффициенты большой амплитуды, характеризующие локальные особенности анализируемых данных [15].

Представим модель временного ряда анализируемого параметра ИС в виде функции $f(t)$, искаженной аддитивным шумом как $X(t)=f(t)+\eta(t)$.

Тогда разложение такого сигнала набором сопряженных зеркальных фильтров по некоторому дискретному ортогональному базису $\{\psi_m\}$ дает (12)

$$WX[m]=\langle X,\psi_m\rangle, Wf[m]=\langle f,\psi_m\rangle, W\eta[m]=\langle \eta,\psi_m\rangle. \qquad (12)$$

Скалярное произведение с ψ_m дает (13)

$$WX[m]=Wf[m]+W\eta[m]. \qquad (13)$$

Это означает, что модель шума не зависит от базиса разложения и остается в нем такой же, как в исходном временном ряде.

Введем линейный оператор D, оценивающий $Wf[m]$ по $WX[m]$ при помощи функции $d_m(x)$ [5].

Результирующая оценка есть (14)

$$\tilde{F}=DX=\sum_{m=0}^{N-1} d_m\left(WX[m]\right)\psi_m. \qquad (14)$$

В том случае, когда $d_m(x)$ – пороговая функция, риск данной оценки может быть сведен к минимуму.

Оценка жестким порогом T будем выполнять с помощью функции отсечения (15)

$$d_m(x)=\rho_T(x)=\begin{cases} x, & \text{если } |x|>T \\ 0, & \text{если } |x|\le T \end{cases}. \qquad (15)$$

Как было сказано ранее, порог должен выбираться адаптивно и быть по величине несколько больше, чем максимальный уровень шума [18–20]. То есть значения $|W\eta[m]|$ должны быть с большой вероятностью меньше T. Так достигается минимальный уровень риска в пороговой обработке

Пусть $r_t(x,T)$ риск пороговой оценки, вычисленной с порогом T. Тогда существует (17) оценка риска $r_t(x,T)$, определяемая по данным X, искаженным шумом.

Значение порога T в таком случае оптимизируется минимизацией риска (18).

Чтобы найти значение (16)

$$\tilde{T} \qquad (16)$$

которое минимизирует оценку (17)

$$\tilde{r}_t(x,T), \qquad (17)$$

где N коэффициентов данных WX[m] будем сортировать по убыванию амплитуды.

Тогда ранжированные таким образом коэффициенты вейвлет-разложения образуют упорядоченное множество $\{WX^r[k]\}_{j<k<N}$, где любой $WX^r[k]=WX[m_k]$ соответствующий коэффициент ранга k: $|WX^r[k]|>|WX^r[k+1]|$.

Пусть l – некоторый индекс, такой что $|WX^r[l]|<T<|WX^r[l-1]|$, тогда справедливо (18) [16, 17]

$$\tilde{r}_t(f,T) = \sum_{k=1}^{N} \left| WX^r[k] \right|^2 - (N-l)\sigma^2 + l\left(\sigma^2 + T^2\right), \qquad (18)$$

где δ^2 – дисперсия шумовой компоненты.

В этом случае, для минимизации (19)

$$\tilde{r}_t(x,T) \qquad (19)$$

необходимо выбрать $T=|WX^r[l]|$, и грубая оценка дисперсии δ^2 шума η оценивается по M_x, где M_x - медиана множества $\{|<X,\psi_m>|\}_{0<n<N/2}$.

Таким образом, адаптивную процедуру предварительно обработки временных рядов анализируемых параметров ИС по коэффициентам их вейвлет-разложения можно провести по следующей схеме:

1. Вычисление оценки дисперсии информационного шума δ^2 по формуле медианы при наименьшем масштабе разложения.
2. Вычисление порога T_j для каждого уровня декомпозиции j минимизацией риска.
3. Пороговая обработка коэффициентов разложения полученным порогом каждого уровня масштаба *s*.

После проведения данной процедуры, временные ряды анализируемых параметров информационной системы будут очищены от влияния случайных информационных шумов, будут выделены вейвлет-максимумы в характерных точках изменения свойств рядов и данные будут подготовлены для дальнейшего анализа.

Заключение. В данной работе предложен способ предварительной обработки данных параметров информационных систем, использующих пластиковые карты на базе методов вейвлет-анализа. Как показали исследования, предложенный способ является эффективным как в теоретическом плане, так и в вычислительном, так как трудоемкость алгоритмов невысока, а операторный базис легко реализуем на любой современной вычислительной системе.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Малла С.* Вэйвлеты в обработке сигналов. – М.: Мир, 2005. – 672 с.
2. *Половинкин Е.С., Балашов М.В.* Элементы выпуклого и сильно выпуклого анализа. – М.: Физматлит, 2004. – 416 с.
3. *Божокин С., Паршин Д.* Фракталы и мультифракталы. – Ижевск, 2001. – 128 с.
4. *Van De Ville D., Nachtegael M, Van der Weken D, Kerre E.E., Philips W., Lemahieu I.* Noise Reduction by Fuzzy Image Filtering // IEEE Transaction on fuzzy system. – August 2003. – Vol. 11, No. 4.
5. *Harten A.* Discrete Multi-Resolution Analysis and Generalized Wavelets // J. App. Num. Math. – 1993. – Vol. 12. – P. 153-193.
6. *Ali Akansu and Richard Haddad*. Multiresolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands, Wavelets, Academic Press, 1992.
7. *Tony F. Chan and "Jackie (Jianhong) Shen".* Image Processing and Analysis – Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods, Society of Applied Mathematics.
8. *Ingrid Daubechies.* Ten Lectures on Wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
9. *Ramazan Gençay, Faruk Selçuk and Brandon Whitcher.* An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics, Academic Press, 2001.
10. *Percival Donald B. and Walden Andrew T.* Wavelet Methods for Time Series Analysis, Cambridge University Press, 2000.
11. *Mladen Victor Wickerhauser.* Adapted Wavelet Analysis From Theory to Software, A K Peters Ltd, 1994.
12. *Martin Vetterli and Jelena Kovačević.* Wavelets and Subband Coding. Prentice Hall, 1999.

13. *Xia T. and Jiang Q.* Optimal multifilter banks: design, related symmetric extension transform, and application to image compression // IEEE Trans. Signal Process. – 1999. – Vol. 47. – P. 1878-1889.
14. *Zhang J.-K., Davidson T.N., Luo Z.-Q., and Wong K.M.* Design of interpolating biorthogonal multiwavelet systems with compact support // Appl. Comput. Harmon. Anal. – 2001. – No. 11. – P. 420-438.
15. *Tian J. and Wells R.O.* Jr. An algebraic structure of orthogonal wavelet space // Appl. Comput. Harmon. Anal. – 2000. – No. 8. – P. 223-248.
16. *Беспалов Д.А.* Параллельная реализация алгоритмов вейвлет-анализа на многопроцессорных кластерах // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Серия: Технические науки. – 2007. – № 1. – С. 11-14.
17. *Беспалов Д.А.* Вейвлет-фильтрация сигналов адаптивными порогами // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. Серия: Технические науки. – 2007. – № 2. – С. 13-15.
18. *Veitch D. & Abry P.* A wavelet-based joint estimator of the parameters of long-range dependence // IEEE Trans. Info. Theo. – 1999. – Vol. 45. – P. 878-897.
19. *Paladin G. & Vulpiani A.* Anomalous scaling laws in multifractal objects // Phys. Rep. – 1987. – Vol. 156. – P. 147-225.
20. *Muzy J.-F., Bacry E. & Arneodo A.* Wavelets and multifractal formalism for singular signals: Application to turbulence data // Phys. Rev. Lett. – 1991. – Vol. 67. – P. 3515-3518.

REFERENCES

1. *Malla S.* Veyvlety v obrabotke signalov [Wavelets in signal processing]. Moscow: Mir, 2005, 672 p.
2. *Polovinkin E.S., Balashov M.V.* Elementy vypuklogo i sil'no vypuklogo analiza [Elements of convex and strongly convex analysis]. Moscow: Fizmatlit, 2004, 416 p.
3. *Bozhokin C., Parshin D.* Fraktaly i mul'tifraktaly [Fractals and multifractal]. Izhevsk, 2001, 128 p.
4. *Van De Ville D., Nachtegael M, Van der Weken D, Kerre E.E., Philips W., Lemahieu I.* Noise Reduction by Fuzzy Image Filtering, *IEEE Transaction on fuzzy system,* August 2003, Vol. 11, No. 4.
5. *Harten A.* Discrete Multi-Resolution Analysis and Generalized Wavelets, *J. App. Num. Math.*,1993, Vol. 12, pp. 153-193.
6. *Ali Akansu and Richard Haddad*. Multiresolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands, Wavelets, Academic Press, 1992.
7. *Tony F. Chan and "Jackie (Jianhong) Shen".* Image Processing and Analysis – Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods, Society of Applied Mathematics.
8. *Ingrid Daubechies.* Ten Lectures on Wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
9. *Ramazan Gençay, Faruk Selçuk and Brandon Whitcher.* An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics, Academic Press, 2001.
10. *Percival Donald B. and Walden Andrew T.* Wavelet Methods for Time Series Analysis, Cambridge University Press, 2000.
11. *Mladen Victor Wickerhauser.* Adapted Wavelet Analysis From Theory to Software, A K Peters Ltd, 1994.
12. *Martin Vetterli and Jelena Kovačević.* Wavelets and Subband Coding. Prentice Hall, 1999.
13. *Xia T. and Jiang Q.* Optimal multifilter banks: design, related symmetric extension transform, and application to image compression, *IEEE Trans. Signal Process,* 1999, Vol. 47, pp. 1878-1889.
14. *Zhang J.-K., Davidson T.N., Luo Z.-Q., and Wong K.M.* Design of interpolating biorthogonal multiwavelet systems with compact support, *Appl. Comput. Harmon. Anal*., 2001, No. 11, pp. 420-438.
15. *Tian J. and Wells R.O.* Jr. An algebraic structure of orthogonal wavelet space, *Appl. Comput. Harmon. Anal*., 2000, No. 8, pp. 223-248.

16. *Bespalov D.A.* Parallel'naya realizatsiya algoritmov veyvlet-analiza na mnogoprotsessornykh klasterakh [Parallel implementation of algorithms for wavelet analysis on multiprocessor clusters], *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Severo-Kavkazskiy region. Seriya: Tekhnicheskie nauki* [University News. North-Caucasian Region. Technical Sciences Series**],** 2007, No. 1, pp. 11-14.
17. *Bespalov D.A.* Veyvlet-fil'tratsiya signalov adaptivnymi porogami [Wavelet filtering of signals and adaptive thresholds], *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Severo-Kavkazskiy region. Seriya: Tekhnicheskie nauki* [University News. North-Caucasian Region. Technical Sciences Series**],** 2007, No. 2, pp. 13-15.
18. *Veitch D. & Abry P.* A wavelet-based joint estimator of the parameters of long-range dependence, *IEEE Trans. Info. Theo*., 1999, Vol. 45, pp. 878-897.
19. *Paladin G. & Vulpiani A.* Anomalous scaling laws in multifractal objects, *Phys. Rep*., 1987, Vol. 156, pp. 147-225.
20. *Muzy J.-F., Bacry E. & Arneodo A.* Wavelets and multifractal formalism for singular signals: Application to turbulence data, *Phys. Rev. Lett*., 1991, Vol. 67, pp. 3515-3518.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Н.И. Витиска.

Беспалов Дмитрий Анатольевич – Южный федеральный университет; e-mail: bda82@mail.ru; 347928, г. Таганрог, ул. Чехова, 2, корп. «И»; тел.: 89604661762; кафедра вычислительной техники; доцент.

Bespalov Dmitry Anatolyevich – Southern Federal University; e-mail: bda82@mail.ru; 2, Chekhov street, build. "I", Taganrog, 347928, Russia; phone: +79604661762; the department of computer science; associate professor.

УДК 004.067 DOI 10.23683/2311-3103-2017-5-56-66

Ю.А. Брюхомицкий

ИММУНОЛОГИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ ПО ДИНАМИЧЕСКИМ БИОМЕТРИЧЕСКИМ ПАРАМЕТРАМ

Предлагается обобщенный иммунологический подход к решению задачи – идентификации личности человека по его динамическим биометрическими характеристикам различной модальности: голосу, рукописи, клавиатурному набору. Подход ориентирован на идентификацию личности человека при воспроизведении им текстов произвольного объема и содержания. Решение поставленной задачи базируется на принципах построения и функционирования искусственных иммунных систем, с использованием векторного представления и обработки биометрических данных, хорошо согласующегося с числовым характером сигналов динамической биометрии. Особенностью подхода является представление сигналов динамической биометрии последовательностями информационных единиц фиксированного формата, с последующей их децентрализованной обработкой на основе иммунологической модели отрицательного отбора. Информационными единицами последовательностей являются синтаксически связанные фрагменты текста, несущие наиболее выраженные индивидуальные особенности личности. Последующий анализ и обработка фрагментов текста осуществляется в многомерном метрическом пространстве признаков. Распознавание образов динамической биометрии, представленных фрагментами текста, реализуется путем их сопоставления с распознающими элементами – детекторами. Сопоставление осуществляется по принципу негативной селекции. Рассмотрены возможные для использования две разновидности детекторов. Первые представлены в пространстве признаков многомерными векторами (простые детекторы), вторые – многомерными сферами (объемные детекторы). Предложены вычислительная процедура формирования объемных детекторов на стадии обучения и процедура сопоставления сигналов динамической биометрии с объемными детекторами на стадии идентификации. Предлагаемый подход в рамках иммунологического представления позволяет обобщить существенно различные применяемые методы идентификации личности по динамическим биометрическим параметрам разной