

УДК 004.75:[004.65]



## МЕТОД ФОРМИРОВАНИЯ БАЗЫ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ЭТАЛОНОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ПО ПОВЕДЕНЧЕСКИМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ

Л.Э. Чалая

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, kovalivnich@yahoo.com

В статье предложен метод формирования базы биометрических эталонов для идентификации пользователей информационных систем по клавиатурному почерку и стилю работы. Предложенный метод позволяет существенно снизить трудоемкость основных процедур идентификации. В случае изменения со временем отдельных биометрических характеристик предусмотрена возможность коррекции соответствующих эталонов. Осуществлен выбор критериев текущего анализа биометрических профилей.

БИОМЕТРИЧЕСКИЙ ПРОФИЛЬ, БИОМЕТРИЧЕСКИЙ ЭТАЛОН, ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ, КЛАВИАТУРНЫЙ ПОЧЕРК, СТИЛЬ РАБОТЫ

### Введение

Процедура динамической идентификации пользователей распределенных информационных систем (РИС) может производиться на основе отнесения формируемого в процессе сеанса работы биометрического профиля этого пользователя к одному из эталонных биометрических образов. Система биометрической идентификации должна давать некоторый гарантированный результат, а используемые в ней процедуры должны быть простыми в вычислительном отношении [1]. Концептуальной базой разработки таких процедур является теория распознавания образов.

В данной работе рассматриваются методы формирования и коррекции баз биометрических эталонов пользователей РИС по поведенческим характеристикам — клавиатурному почерку и стилю работы.

### 1. Постановка задачи

Рассмотрим задачу формирования и обновления баз биометрических эталонов пользователей по результатам тестирования биометрических характеристик пользователей РИС.

Общая модель динамической идентификации пользователей предполагает использование двух баз: базы эталонов клавиатурного почерка  $\{x_{ie}^k\}$  и базы эталонов стиля работы пользователей  $\{x_{je}^c\}$ . Формирование биометрического образа  $i$ -го пользователя, соответствующего эталону  $x_{ie}^k$ , основано на усреднении данных результатов тестирования этого пользователя по конечному числу тестов.

Клавиатурным почерком пользователя будем называть совокупность индивидуальных характеристик, определяющих особенность его работы в режиме ввода текста с клавиатуры (например, время удержания клавиши, времена между нажатиями клавиш, частота использования функциональных клавиш и т.д.).

Стилем работы пользователя будем называть использование характерных задач (из некоторой

альтернативной совокупности) в определенных программных оболочках, выполнение типичных физических действий (нажатий клавиш, кнопок мыши и т.д.) при решении этих задач, а также временные характеристики и последовательности выполнения таких действий.

Процедура формирования базы  $\{x_{ie}^k\}$  является тривиальной и не вызывает существенных трудностей. Однако использование всех элементов этой базы в алгоритмах динамической идентификации пользователей в реальном масштабе времени может являться избыточным и нерациональным (особенно, если количество возможных пользователей РИС является значительным). Поэтому представляется целесообразным предварительно снизить размерность задачи путем объединения формируемых эталонов в компактные и достаточно изолированные друг от друга классы. Для этого воспользуемся методом, основанным на идее классификации объектов [2].

Формирование базы эталонов стиля работы  $\{x_{je}^c\}$  может быть осуществлено с помощью создания таблиц, характеризующих особенности выполнения пользователями отдельных операций в различных программных оболочках.

### 2. Формирование баз биометрических эталонов

Пусть исходное количество протестированных пользователей, для которых создаются эталоны биометрических профилей, равно  $n$ .

Введем понятие меры близости  $m(x_i, x_j)$  между эталонами базы  $\{x_{ie}^k\}$  как некоторую однозначно определяемую функцию, зависящую от информативных биометрических параметров, совокупность которых определена заранее. В качестве такой меры может быть принята, например, потенциальная функция, связанная с расстоянием между биометрическим профилем и биометрическим эталоном.

Назовем функцию  $Y(x, x_i)$ , центрированную относительно вектора  $x_i$ , потенциальной. Здесь  $x$  —

некоторый произвольный вектор, размерность которого совпадает с размерностью вектора  $x_i$ .

Метод потенциальных функций состоит в использовании симметрии относительно  $x_i$ , то есть  $Y(x, x_i) = Y(x_i, x)$ . Наиболее приемлемыми для практического использования являются потенциальные функции вида:

$$Y(x, x_i) = e^{-vR^2}, \quad (1)$$

$$Y(x, x_i) = \frac{1}{1 + vR^2}, \quad (2)$$

$$Y(x, x_i) = \frac{\sin vR^2}{vR^2}, \quad (3)$$

где  $v$  — положительная константа;  $R$  — расстояние от  $x$  до  $x_i$ .

Эти функции уменьшаются по мере увеличения расстояния  $R$ , где  $R^2 = \|x - x_i\|^2$ .

При выборе конкретной потенциальной функции следует учитывать скорость убывания потенциальной функции при увеличении значения  $R^2$ , регулируемая параметром  $v$ . Чем сложнее разделяющая функция, тем быстрее должен убывать потенциал  $Y(x, x_i)$ .

С увеличением значения коэффициента  $v$  скорость убывания потенциальной функции  $Y$  возрастает, а с уменьшением — понижается. Значение коэффициента  $v$  при решении практических задач следует выбирать таким, чтобы скорость убывания потенциальной функции, регулируемая им, обеспечивала бы минимальную ошибку классификации. Подбор оптимального значения  $v$  представляет собой оптимизационную задачу.

Очевидно, что в качестве меры близости (4), используемой при формировании баз эталонов пользователей, может быть принята одна из рассмотренных выше потенциальных функций.

Под мерой близости  $m(x_a, D)$  произвольного элемента  $x_a$  базы  $\{x_{ie}^k\}$  к конечному множеству этих элементов  $D$  будем понимать отношение

$$m(x_a, D) = N_D^{-1} \sum_{x_j \in D} m(x_a, x_j), \quad (4)$$

где  $N_D$  — число элементов множества  $D$ .

Выделим из исходного множества биометрических эталонов  $M_o\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  два произвольных конечных множества  $C$  и  $D$  и введем в рассмотрение функцию  $K(C, D)$  — меру близости между  $C$  и  $D$ :

$$K(C, D) = \frac{1}{N_C N_D} \sum_{x_i \in C} \sum_{x_j \in D} m(x_i, x_j), \quad (5)$$

где  $N_C, N_D$  — число элементов классов  $C$  и  $D$  соответственно;  $m(x_i, x_j)$  — определенная выше мера близости эталонов  $x_i$  и  $x_j$ .

Алгоритм агрегирования исходного множества эталонов состоит из двух этапов.

На первом этапе множеству  $M_o\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  ставятся в соответствие две последовательности  $M\{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n\}$  и  $N\{\tilde{k}_1, \tilde{k}_2, \dots, \tilde{k}_n\}$ . Таким образом элемент  $\tilde{k}_i$  формирующейся последовательности  $N$ , который является мерой близости выбираемого на  $i$ -м шаге объекта  $\tilde{x}_i$  к множеству уже отобранных к  $i$ -му шагу элементов  $\{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{i-1}\}$ :

$$\tilde{k}_i = \max m(\tilde{x}_i, \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{i-1}\}), \quad (6)$$

где  $\tilde{x}_i \in \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \setminus \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{i-1}\}$ ,

Если объект  $\tilde{x}_i \in A$ , то сначала будут отобраны все элементы, принадлежащие множеству  $A$ . На границе перехода между множеством  $A$  и оставшейся частью множества  $M_o$  величина  $\tilde{k}$  будет скачкообразно уменьшаться.

На втором этапе происходит разбиение исходной последовательности на множества  $A_1, A_2, \dots, A_S$ . Вначале строится множество  $A_1$  по следующему правилу. Полагаем, что  $\tilde{x}_1 \in A_1$ . Пусть далее к  $A_1$  отнесены элементы  $\tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_j$ . Элемент  $\tilde{x}_{j+1}$  отнесем к  $A_1$ , если выполняется неравенство

$$\tilde{k}_j - \tilde{k}_{j+1} < \Delta. \quad (7)$$

В противном случае построение множества  $A_1$  заканчивается и начинается построение следующего множества. Заметим, что число множеств  $S$  зависит от величины параметра  $\Delta$ . От правильного выбора этого параметра зависит качество классификации.

Сформировав классы, необходимо для каждого из них определить центральный элемент, наиболее близкий (в смысле (4)) ко всем элементам класса. В  $r$ -том классе центральным элементом  $x_{r0}$  будет тот, для которого выполняется условие:

$$m(x_{r0}, \{M_r \setminus x_{r0}\}) = \max m(x_{ri}, \{M_r \setminus x_{ri}\}), i = \overline{1, N_r}, \quad (8)$$

где  $M_r$  — множество элементов  $r$ -го класса;  $N_r$  — количество элементов  $r$ -го класса.

Таким образом, кроме полной базы биометрических эталонов  $\{x_{ie}\}$  формируется дополнительный индексный файл центральных элементов  $\{x_{r0}\}, r = \overline{1, S}$ . Можно утверждать, что процедура текущей идентификации пользователя по клавиатурному почерку будет упрощена, если она предполагает проведение предварительного сравнения профиля тестируемого пользователя с элементами индексного файла  $\{x_{r0}\}$ . Основная процедура идентификации в этом случае ограничится последующим сравнением предъявляемого профиля с элементами класса, к которому принадлежит наиболее близкий к нему центральный элемент индексного файла. Процедуру выбора порогового параметра  $\Delta$  целесообразно дополнить проверкой выполнения следующего условия:

$$m(x_{r_0}, x_{r_i}) < m(x_{r_i}, x_{r_j}), \quad i = \overline{1, N_r}, \quad (9)$$

где  $x_{r_j}, j = \overline{1, N_l}$  —  $j$ -й элемент любого класса базы эталонов, исключая класс  $r$ ;  $N_l$  — количество элементов  $l$ -го класса;  $l = \overline{1, S}, l \neq r$ .

Процедура коррекции биометрических эталонов может быть также реализована на основе рекуррентных методов, учитывающих изменения во времени поведенческих характеристик пользователей РИС. Рассмотрим метод такой коррекции, основанный на текущем анализе коэффициентов обусловленности информационных матриц, формируемых во время сеансов работы пользователей.

Пусть при работе  $i$ -го пользователя формируется информационная матрица вида:

$$C_i = x_i \cdot x_i^T, \quad (10)$$

где  $x_i$  — текущий биометрический профиль  $i$ -го пользователя.

Если поведенческие характеристики  $i$ -го пользователя остаются стационарными в течение длительного времени, то коэффициент обусловленности  $K_{об}(C_i)$  матрицы  $C_i$  должен быть близок к коэффициенту обусловленности  $K_{об}(C_i^e)$  соответствующей информационной матрицы  $i$ -го эталона  $C_i^e$ . Индикатором изменения таких характеристик может служить существенное расхождение  $K_{об}(C_i)$  и  $K_{об}(C_i^e)$ . Таким образом, необходимо реализовать вычислительную процедуру рекуррентного пересчета значений  $K_{об}(C_i)$  в каждом из сеансов работы  $i$ -го пользователя.

Процедура сравнения  $K_{об}(C_i)$  и  $K_{об}(C_i^e)$  должна осуществлять обнуление соответствующих элементов матрицы  $C_i^e$ . Наличие большого количества нулевых элементов в матрице  $C_i$  может привести к ее плохой обусловленности.

Для повышения устойчивости вычислительной процедуры целесообразно применить корневые методы фильтрации матрицы  $C_i$ .

Процедура текущего оценивания стационарности поведенческих характеристик пользователя может быть основана на проверке выполнения условия:

$$|K_{об}(G_i) - K_{об}(G_i^e)| < \varepsilon_c, \quad (11)$$

где  $\varepsilon_c$  — заданная пороговая константа;  $G_i^e$  — корень Холецкого матрицы  $C_i^e$ .

Нарушение условия (11) на протяжении трех последовательных сеансов свидетельствует об изменении некоторых биометрических параметров  $i$ -го пользователя и необходимости коррекции соответствующего элемента эталонной базы. Такая коррекция может быть осуществлена путем замены отдельных составляющих вектора  $x_{ie}^k$  ненулевыми

элементами текущего вектора  $x_i^k$ . Для более точной коррекции можно использовать стандартные адаптивные процедуры пересчета вектора  $x_i^k$  на протяжении достаточного количества последовательных сеансов.

Рассмотренные выше меры близости регистрируемых значений биометрических параметров и их эталонных значений могут быть использованы в процедурах динамической идентификации пользователей лишь по клавиатурному почерку, поскольку здесь существует возможность регистрации количественных (временных) значений параметров (ВУК и ВМН для полиграфов). В случае анализа стиля работы возможно фиксировать лишь факты использования идентифицируемыми пользователями тех или иных действий, операций и программ. Следовательно, возникает нетривиальная задача количественного оценивания близости эталонного и текущего биометрических профилей пользователей по параметрам стиля работы.

Рассмотрим подробнее процедуру (сеанс) работы пользователя с момента входа в РИС (после парольного теста) до момента выхода из системы.

Очевидно, что такой сеанс представляет собой последовательность реализации некоторых взаимосвязанных пользовательских программ (стандартных или нестандартных) и соответствующих операций (например, удаление, копирование, открытие, модификация файлов и т. д.) с помощью последовательного выполнения определенных действий. Каждое из этих действий может быть атомарным (нажатие функциональных клавиш или кнопок мыши), либо фиксированной последовательностью некоторых атомарных действий. Следовательно, любое действие пользователя во время сеанса может быть представлено в векторной форме в трехмерном линейном пространстве.

Допустим, что существует возможность реализации операции 3 для программы 1 с помощью действий 2 или 4. При этом, если пользователь  $a$  предпочитает действие 4, а пользователь  $b$  — действие 2 (для комбинации «программа 1 — операция 3»), то формируемые элементы их профилей определяются разными векторами.

Предположим, что для достижения некоторого результата  $r$  пользователь  $a$  реализует комбинацию  $\{x_{ar}, y_{ar}, z_{ar}\}$ , а пользователь  $b$  — комбинацию  $\{x_{br}, y_{br}, z_{br}\}$ , где  $x_{ar}, y_{ar}, z_{ar}, x_{br}, y_{br}, z_{br}$  — фиксированные точки осей  $x, y, z$  рассмотренного пространства. Если упорядочить элементы (точки) осей в порядке убывания их влияния на биометрический профиль пользователя (например, по частоте использования соответствующих программ, операций и действий для конкретных РИС), то можно численно определить расстояние между векторами, отвечающими рассмотренным комбинациям.

Однако на практике целесообразно считать значимость отдельных точек осей  $x, y, z$  одинаковой. Это позволяет использовать более удобное табличное представление элементов динамического профиля стиля работы.

В таблице приведена предлагаемая структура такого представления.

Элементами  $a_{ij}$  этой таблицы являются значения (номера) действий, с помощью которых пользователь  $a$  реализует комбинацию «операция  $i$  — программа  $j$ ».

Такое представление может быть положено в основу создания эталонного биометрического образа пользователя по характеристикам стиля работы и использованию в дальнейшем в системе биометрической идентификации.

**Таблица**

Табличное представление элементов стиля работы пользователя РИС

№ операции	№ программы				
	1	2	3	...	$n$
1	$a_{11}$	$a_{12}$	$a_{13}$	...	$a_{1n}$
2	$a_{21}$	$a_{22}$	$a_{23}$	...	$a_{2n}$
3	$a_{31}$	$a_{32}$	$a_{33}$	...	$a_{3n}$
...	...	...	...	...	...
$m$	$a_{m1}$	$a_{m2}$	$a_{m3}$	...	$a_{mn}$

Следует отметить, что на этапе обучения системы (создания биометрических эталонов пользователей) формируются полные таблицы, содержащие информацию о стилях работы пользователей. Во время сеансов биометрическая система может получить частичную информацию о значениях некоторых элементов идентификационной таблицы, соответствующих фактически выполненным пользователем действиям.

### 3. Выбор критериев текущего анализа биометрических профилей

Для реализации механизмов сравнения текущих биометрических данных пользователя РИС с совокупностью эталонных профилей возможно использование различных подходов. В частности, для анализа результатов динамической идентификации пользователей по клавиатурному почерку могут применяться мультипликативные, аддитивные и смешанные критерии сравнения биометрических характеристик [3].

Мультипликативные критерии предполагают проведение последовательного анализа отношений текущих биометрических характеристик к совокупности их эталонных значений.

Рассмотрим процедуру проведения такого анализа. Введем следующие обозначения:

$x_i, i=1, N$  — текущее значение  $i$ -го биометрического параметра;  $N$  — общее количество учитываемых биометрических параметров;

$x_{ie}$  — эталонное значение  $i$ -го биометрического параметра.

Первичный анализ отношения зарегистрированного значения  $x_i$  к соответствующему эталонному значению заключается в проверке выполнения условий мультипликативной фильтрации вида:

$$x_{i \min}^m \leq x_{im} \leq x_{i \max}^m, \quad (12)$$

где  $x_{im} = x_i / x_{ie}$ ;  $x_{i \min}^m$  — нижний порог фильтрации,  $x_{i \max}^m$  — верхний порог фильтрации.

Пусть во время сеанса работы тестируемого пользователя РИС было зарегистрировано  $k_m(i)$  значений  $i$ -го биометрического параметра, из которых  $k_{pm}(i)$  значений соответствуют количеству нарушений условия (12).

На втором этапе анализа проверяется выполнение следующего условия:

$$k_{\min}^m(i) \leq k_{pm}(i) / k_m(i) \cdot 100\% \leq k_{\max}^m(i), \quad (13)$$

где  $k_{\min}^m(i), k_{\max}^m(i)$  — минимально и максимально допустимые (в процентном выражении) усредненные значения нарушений условия (12) для мультипликативной фильтрации.

Очевидно, что условие (13) может лежать в основе простых алгоритмов идентификации пользователя. Механизм аддитивного сравнения биометрических характеристик заключается в том, что из текущих значений биометрических параметров, регистрируемых во время сеанса работы пользователя РИС, вычитаются соответствующие эталонные значения.

Таким образом, основой аддитивной фильтрации является последовательная проверка выполнения условий вида:

$$x_{i \min}^a \leq x_{ia} \leq x_{i \max}^a, \quad (14)$$

где  $x_{ia} = x_i - x_{ie}$ ;  $x_{i \min}^a$  — нижний порог фильтрации;  $x_{i \max}^a$  — верхний порог фильтрации.

Так как отклонение  $x_{ia}$  может быть как положительным, так и отрицательным, то порог  $x_{i \min}^a$  имеет отрицательное значение, а порог  $x_{i \max}^a$  — положительное значение. Если в процессе сеанса работы тестируемого пользователя РИС было зарегистрировано  $k_a(i)$  значений  $i$ -го биометрического параметра, из которых  $k_{pa}(i)$  значений соответствуют количеству нарушений условия (14), то на втором этапе анализа проверяется выполнение следующего условия:

$$k_{\min}^a(i) \leq k_{pa}(i) / k_a(i) \cdot 100\% \leq k_{\max}^a(i), \quad (15)$$

где  $k_{\min}^a(i), k_{\max}^a(i)$  — минимально и максимально допустимые (в процентном выражении)

усредненные значения нарушений условия (14) для аддитивной фильтрации.

Условие (15) может лежать в основе простых алгоритмов идентификации пользователя.

Разнородность учитываемых биометрических параметров приводит к тому, что для анализа одних из них более предпочтительным является применение мультипликативных, а для других — аддитивных критериев сравнения с базовыми эталонными значениями. К первой группе таких параметров можно отнести, например, значения ВУК пользователя, а ко второй — значения ВМН пользователя (для полиграфов различной размерности). При этом приоритетность использования конкретного критерия может зависеть от продолжительности сеанса, в течение которого регистрируются значения биометрических параметров. Это может привести к тому, что вероятность возникновения ошибок первого и второго рода в процессе идентификации может возрастать при неудачном выборе критерия. Логично предположить, что параллельное применение как аддитивного, так и мультипликативного критериев для формирования окончательного решения по некоторому алгоритму может повысить надежность системы биометрической идентификации.

Если при тестировании пользователя одновременно нарушаются условия (12) и (14), то это свидетельствует о высокой вероятности отрицательного результата. В случае же одновременного выполнения этих условий логичным является принятие решения о соответствии профиля тестируемого пользователя определенному эталону.

Промежуточным случаем является нарушение одного из условий ((12) или (14)) при тестировании пользователя. В этой ситуации целесообразным является применение дополнительных процедур, сокращающих вероятность возникновения ошибок первого и второго рода.

Рассмотренные выше аддитивные и мультипликативные критерии применимы непосредственно лишь для анализа биометрических параметров, характерных для клавиатурного почерка пользователей. Представление же значений биометрических параметров, соответствующих стилю работы пользователей, требует применения особых критериев их сравнения с эталонными профилями. Например таким критерием может служить процент несовпадения элементов эталонных и фактических таблиц, идентичных рассмотренной ранее таблице, при идентификации пользователей по стилю работы. Очевидно, что такое сравнение может быть информативным лишь при длительности сеанса, достаточной для формирования представительной части полной таблицы.

Предположим, что создана эталонная база значений биометрических параметров стиля работы

пользователя  $x_{je}$ , соответствующих элементам таблицы, а во время сеанса фиксируются фактические значения  $x_{jc}$ .

В этом случае можно использовать следующие условия предварительного анализа результатов тестирования пользователей по параметрам стиля работы:

$$k_{c\min} < k_c \leq m_c \cdot n_c, \quad (16)$$

$$\epsilon_{c\text{ доп}} \leq k_c^o \cdot 100\%, \quad (17)$$

где  $k_c$  — количество клеток текущей таблицы идентификации стиля, заполненных в процессе сеанса;  $k_{c\min}$  — минимально допустимое количество таких клеток;  $m_c, n_c$  — количество строк и столбцов общей (эталонной) таблицы;  $k_c^o$  — количество совпадений значений текущей и эталонной таблиц, то есть количество нулевых разностей ( $x_{jc} - x_{je}$ );  $\epsilon_{c\text{ доп}}$  — допустимый порог процентного отношения таких совпадений.

Очевидно, что проверка условий (12), (13), (14), (15), (16), (17) может лежать в основе алгоритмов динамической идентификации пользователей РИС как по клавиатурному почерку, так и по стилю их работы.

При разработке методов динамической идентификации пользователей РИС необходимо учитывать, что с течением времени их отдельные биометрические характеристики (а, следовательно, и биометрический профиль в целом) могут изменяться. Это может быть связано, например, с повышением квалификации пользователей, увеличением скорости набора текстов, обусловленным приобретением соответствующих навыков, и т. д. — естественное изменение характеристик.

Кроме того, биометрические параметры пользователей могут зависеть от фактора усталости и от возможных стрессовых ситуаций, что приводит к аномальным результатам идентификации — аномальное изменение характеристик.

Более точная оценка необходимости обновления используемой базы эталонов может основываться на текущем анализе стационарности биометрических характеристик пользователей по результатам очередных сеансов (например, на рекуррентном пересчете коэффициентов обусловленности информационной матрицы).

Процедуры обновления эталонных значений биометрических параметров осуществляются блоком коррекции, предусмотренным в модели идентификации. Этот блок придает биометрической системе идентификации адаптивные свойства и позволяет поддерживать ее работоспособность при естественных изменениях биометрических характеристик пользователей.

Рассмотренная процедура была реализована при создании базы биометрических эталонов для блока идентификации пользователей информационно-аналитической системы «Университет»[4].

### Выводы

Предложенный метод формирования двухуровневой базы эталонов биометрических профилей пользователей РИС позволяет существенно снизить трудоемкость основных процедур идентификации. В случае изменения со временем отдельных биометрических характеристик предусмотрена возможность коррекции соответствующих эталонов.

Рассмотренный метод предполагает идентификацию пользователей, которые могут быть сгруппированы в непересекающиеся классы. Такая ситуация характерна для РИС со стабильным контингентом пользователей, функции которых связаны с выполнением совокупности однородных операций. В случае разнородного контингента пользователей РИС более приемлемым представляется использование методов формирования баз и соответствующих индексных файлов, основанных на применении математического аппарата нечеткой

логики и искусственных нейронных сетей. При этом формируемые базы пользователей могут содержать пересекающиеся классы (кластеры), позволяющие учесть фактор неопределенности. Для выбора наиболее приемлемых алгоритмов формирования таких классов для идентификации пользователей как по клавиатурному почерку, так и по стилю работы, необходимо осуществить обоснованный выбор функций принадлежности и типов архитектуры нейронных сетей.

**Список литературы:** 1. *Иванов А.И.* Биометрическая идентификация личности по динамике подсознательных движений. — Пенза: Изд-во ПГУ, 2000. — 188 с. 2. *Дубровин В.И., Субботин С.А.* Алгоритм классификации с оценкой значимости признаков // *Радиоелектроніка. Інформатика. Управління.* — 2001. — № 2. — С. 145-150. 3. *Широчин В.П., Кулик А.В.* Марченко В.В. Динамическая аутентификация на основе анализа клавиатурного почерка // *Вісник національного технічного університету України «КПІ».* — № 32. — 1999. — С. 70-76. 4. *Чалая Л.Э.* Модель идентификации пользователей по клавиатурному почерку // *Искусственный интеллект.* — 2004. — № 4. — С. 811-817.

*Поступила в редколлегию 23.10.2007*