

СНИЖЕНИЕ РАЗМЕРОВ ДОСТАТОЧНОЙ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ ВЫБОРКИ ЗА СЧЕТ СИММЕТРИЗАЦИИ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ СВЯЗЕЙ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ¹

Аннотация. Показано, что на малых тестовых выборках коэффициенты корреляции биометрических данных имеют значительную погрешность. Это препятствует их использованию при обучении (настройке) классических квадратичных форм и сетей Байеса. Предложено использовать способ симметризации корреляционных связей. Доказано, что в этом случае требования к объему биометрических данных существенно снижаются. Как следствие, настройка (обучение) квадратичных форм и настройка сетей наибольшего правдоподобия Байеса становятся гораздо более устойчивыми задачами. Последнее эквивалентно многократному снижению требований к размерам обучающей выборки примеров биометрического образа «свой».

Ключевые слова: биометрическая идентификация, симметризация корреляционных связей, обучение на малых тестовых выборках.

ПРОБЛЕМЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КЛАССИЧЕСКИХ КВАДРАТИЧНЫХ ФОРМ В СИСТЕМАХ БИОМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ

В настоящее время активизируются процессы информатизации современного общества. В Интернет-среде активно создаются и развиваются электронные правительства, электронный бизнес, электронная торговля, электронный банкинг. Все эти приложения построены на личных электронных кабинетах пользователей. По условиям информационной безопасности каждый личный электронный кабинет должен иметь длинный (уникальный) логин и длинный не повторяющийся (уникальный для каждого кабинета) пароль доступа. К сожалению, пользователи не способны запоминать длинные логины и отказываются от множества длинных паролей, состоящих из случайных знаков.

Решить эту проблему можно двумя способами. Первый состоит в использовании так называемых «нечетких экстракторов» [1–3]. Второй способ сводится к использованию больших искусственных нейронных сетей [4, 5], заранее обученных преобразовывать примеры биометрического образа «свой» в код длинного логина или длинного пароля доступа. К сожалению, эти способы не имеют достоверно глубокого аналитического описания. Их развитие строится на эвристических инженерных решениях, которые позднее проверяются на практике.

В рамках классической статистики задачу биометрической аутентификации следует решать с использованием квадратичных форм

$$e^2 = (E(\bar{v}) - \bar{v})^T \cdot [R]^{-1} \cdot (E(\bar{v}) - \bar{v}), \quad (1)$$

где \bar{v} — вектор нормированных биометрических параметров с единичным вектором стандартных отклонений $\sigma(\bar{v})$; $E(\bar{v})$ — вектор математических ожиданий биометрических параметров; $[R]$ — корреляционная матрица контролируемых биометрических параметров.

Применение квадратичной формы (1) проблематично, поскольку в нее входит обратная корреляционная матрица $[R]^{-1}$. Вычислить корреляционную

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-01204 А.

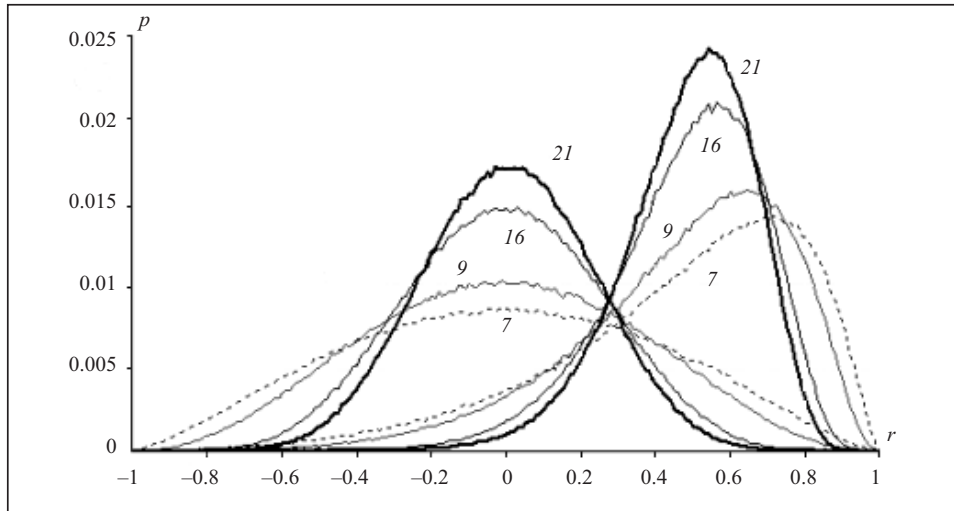


Рис. 1. Графики распределения значений коэффициентов корреляции r для выборок из 7, 9, 16, 21 примеров при двух заданных значениях коэффициентов корреляции: $r = 0$ и $r = 0.5$

матрицу реальных биометрических данных не представляет труда, однако корректно обратить ее сложно. Проблема состоит в низкой точности вычисления коэффициентов парной корреляции на малых выборках. На рис. 1 приведены графики распределения значений коэффициентов корреляции, полученных при вычислении на выборках разного размера. Из рисунка видно, что методические ошибки, обусловленные малым размером тестовой выборки, могут быть весьма значительны. Так, для 21 примера в тестовой выборке вместо $r = 0$ могут появляться значения $r = \pm 0.65$. Чем больше число примеров в выборке, тем точнее результат расчетов, однако увеличивать размер выборки не всегда возможно.

Ошибка $r = \pm 0.65$ в оценках даже наиболее выгодных значений коэффициентов корреляции $r = 0$ делает обращение корреляционных матриц некорректной процедурой. Таким образом, не представляется возможным воспользоваться квадратичными формами на малых обучающих выборках. Классические квадратичные формы (1) начинают хорошо работать на тестовых выборках для 200 и более примеров при размерности решаемой задачи не выше 16, тогда как при решении задач биометрии необходимо иметь размерность 416 и выше.

ШУМЫ КВАНТОВАНИЯ ДАННЫХ, ЯВЛЯЮЩИЕСЯ СЛЕДСТВИЕМ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ КONTИНУУМОВ ДИСКРЕТНЫМИ ВЫБОРКАМИ МАЛОГО ОБЪЕМА

Причины ошибок вычислений обусловлены тем, что биометрические данные по своей природе континуальны (непрерывны). Многие из них хорошо описываются нормальным законом распределения значений. Когда представляется континуум возможных значений всего для 21 примера, возникает ошибка квантования статистических функций. На рис. 2, а приведен график ступенчатой эмпирической функции вероятности биометрического параметра $P(v)$. Ее график монотонно растет с амплитудой каждого скачка $\Delta P(\Delta v) = 1/21$.

На рис. 2, б приведен график ошибки квантования или шума квантования непрерывных данных, полученных как разность гладкой функции $P(v)$ и ее ступенчатого приближения $\tilde{P}(v)$. Очевидно, что влияние шумов квантования может быть снижено применением специальных алгоритмов уменьшения (подавления) шумов.

Следует отметить, что хорошо изученные статистические критерии имеют простую интерпретацию, если их рассматривать как некоторую процедуру обра-

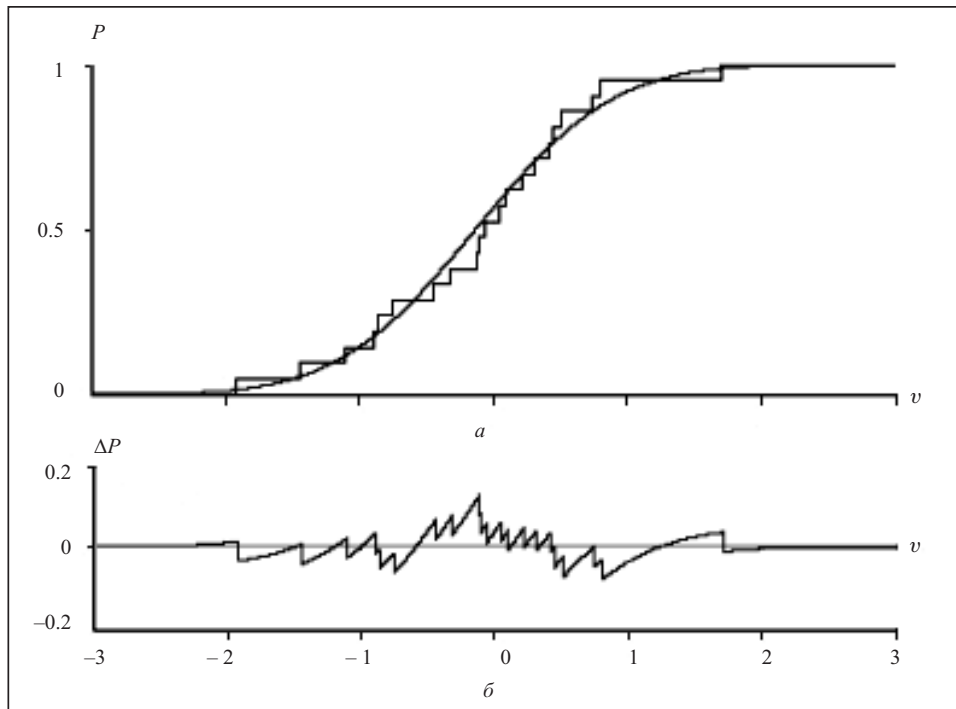


Рис. 2. График квантования непрерывной функции вероятности при представлении континуума данных для 21 примера

ботки шумов квантования. В частности, статистический критерий Колмогорова–Смирнова [6]

$$\sup_{-\infty < v < +\infty} |P(v) - \tilde{P}(v)| = \max_k \{ \max(|\Delta P(v)|) \} \quad (2)$$

следует рассматривать как оценку сверху модуля амплитуды шума квантования непрерывной функции вероятности $P(v)$ или как глобальный максимум, выбранный из k значений локальных максимумов модуля ошибки квантования.

Исходя из этих позиций статистический критерий Крамера–фон Мизеса [6] является оценкой стандартного отклонения шума квантования непрерывной функции вероятности

$$\int_{-\infty}^{\infty} \{P(v) - \tilde{P}(v)\}^2 \cdot dv = \int_{-\infty}^{\infty} \{E(\Delta P) - \Delta P(v)\}^2 \cdot dv = \sigma^2(\Delta P). \quad (3)$$

По сути, каждый известный критерий проверки статистических гипотез [6] можно рассматривать как некоторый способ подавления шумов квантования. В этом понимании можно сравнивать между собой различные статистические критерии по их способности подавлять шумы квантования. В частности, критерий Крамера–фон Мизеса подавляет влияние шумов квантования намного эффективнее, чем критерий Хи–квадрат Пирсона.

Заметим, что мощность критерия Колмогорова–Смирнова (2) намного ниже мощности критерия Крамера–фон Мизеса (3), так как эти критерии имеют разную природу. Критерий Колмогорова–Смирнова точечный (дифференциальный), а критерий Крамера–фон Мизеса — интегральный. При интегрировании (накапливании) влияние ошибок квантования снижается.

Задача настоящей статьи — повышение точности оценки коэффициентов корреляции за счет их интегрирования (суммирования) в многомерном пространстве контролируемых биометрических параметров.

СИММЕТРИЗАЦИЯ КОРРЕЛЯЦИОННЫХ МАТРИЦ

Любая процедура идентификации биометрических образов многомерна и нелинейна по своей природе, так как она обязательно содержит пороговый квантователь, преобразующий непрерывные данные (например, данные (1)) в конечное дискретное состояние «0» — «свой» или «1» — «чужой».

Известно, что любая нелинейная система, как правило, является асимметричной по параметрам, однако ее можно искусственно симметризовать. Наиболее подробно процесс симметризации исследован для нелинейных динамических систем в [7, 8], однако подобный процесс симметризации может быть создан и для преобразователей биометрия–код.

Суть симметризации биометрических преобразователей состоит в том, что для каждой произвольной корреляционной матрицы в (1) может быть построен ее эквивалент, имеющий вне диагонали одинаковые коэффициенты корреляции. При этом получают данные равной коррелированности [9, 10], которые дают такую же энтропию выходных состояний преобразователя, как и для исходного преобразователя с асимметричной матрицей. Фактически производится замена корреляционных матриц:

$$\begin{bmatrix} 1 & r_{1,2} & r_{1,3} & r_{1,4} \\ r_{2,1} & 1 & r_{2,3} & r_{2,4} \\ r_{3,1} & r_{3,2} & 1 & r_{3,4} \\ r_{4,1} & r_{4,2} & r_{4,3} & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & r & r & r \\ r & 1 & r & r \\ r & r & 1 & r \\ r & r & r & 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Для биометрических расчетов симметричная матрица в правой части выражения (4) намного удобнее, чем ее асимметричный аналог в левой части этого же выражения.

В общем случае задача преобразования произвольной асимметричной матрицы в симметричную корреляционную матрицу достаточно сложна, поэтому применять этот способ нецелесообразно. Намного проще построить асимметричную корреляционную матрицу реальных данных, а затем выбрать из нее данные с заданными значениями коэффициентов корреляции. Уже для данных с равной корреляцией получаем некоторую последовательность матриц:

$$\begin{bmatrix} 1 & r & r & r \\ r & 1 & r & r \\ r & r & 1 & r \\ r & r & r & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 1 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 1 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 1 \end{bmatrix}, \dots, \begin{bmatrix} 1 & 0.99 & 0.99 & 0.99 \\ 0.99 & 1 & 0.99 & 0.99 \\ 0.99 & 0.99 & 1 & 0.99 \\ 0.99 & 0.99 & 0.99 & 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Выполнить подобную сортировку данных несложно, но при этом нет достоверности в том, что правильно «угаданы» одинаково коррелированные биометрические параметры ввиду высокой погрешности вычисления коэффициентов корреляции на малых выборках.

СНИЖЕНИЕ ПОГРЕШНОСТИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ РАВНОЙ КОРРЕЛИРОВАННОСТИ МНОГОМЕРНЫХ ДАННЫХ

Следует отметить, что для матриц равной коррелированности шумы квантования будут по-разному влиять на вычисленные коэффициенты корреляции. Однако можно ослабить шумы через усреднение полученных результатов.

В частности, для матриц третьего порядка будем иметь

$$r = \frac{r_{1,2} + r_{1,3} + r_{2,3}}{3}. \quad (6)$$

Для матрицы четвертого порядка усреднение следует осуществлять уже по шести разным коэффициентам равной корреляции:

$$r = \frac{r_{1,2} + r_{1,3} + r_{1,4} + r_{2,3} + r_{2,4} + r_{3,4}}{6}. \quad (7)$$

При повышении размерности матрицы равной коррелированности получаем больше усредняемых коэффициентов корреляции. Их число возрастает пропорционально квадрату размерности матрицы:

$$r = \frac{r_{1,2} + r_{1,3} + r_{1,4} + r_{1,5} + \dots + r_{(n-1),n}}{(n^2 - n)/2}. \quad (8)$$

Фактически получено некоторое преобразование, стабилизирующее вычисления и осуществляющее подавление шумов квантования на малых тестовых выборках. На рис. 3 приведены графики распределения ошибок, полученных при усреднении коэффициентов равной корреляции матриц монотонно увеличивающейся размерности. Все данные получены имитационным моделированием для выборок, состоящих из 21 примера. Выборки воспроизводились 100 000 раз, использовался псевдослучайный программный генератор с нормальным распределением. Из рис. 3 видно, что ошибки шумов квантования монотонно уменьшаются с возрастанием размерности решаемой задачи. Причем наибольшее подавление ошибки касается нулевых коэффициентов парных корреляций. По мере увеличения коэффициента равной коррелированности эффект подавления шумов квантования падает.

В целом эффект от симметризации задачи по учету коэффициентов корреляции может быть весьма значительным. Для матриц высокой размерности он сопоставим с аналогичными эффектами, полученными ранее при идентификации нелинейных динамических объектов через симметризацию ядер Вольтерры [11, 12]. По сути, описанные выше процедуры усреднения в пространстве контролируемых биометрических параметров есть не что иное, как отображение на новую задачу давно известных принципов симметризации ядер Вольтерры [7, 8, 11, 12]. Нет сомнения в том, что повышение размерности решаемой задачи приводит к потенциальному сокращению тестовой выборки [13] за счет усреднения случайных ошибок и накопления размытой по множеству переменных полезной информации.

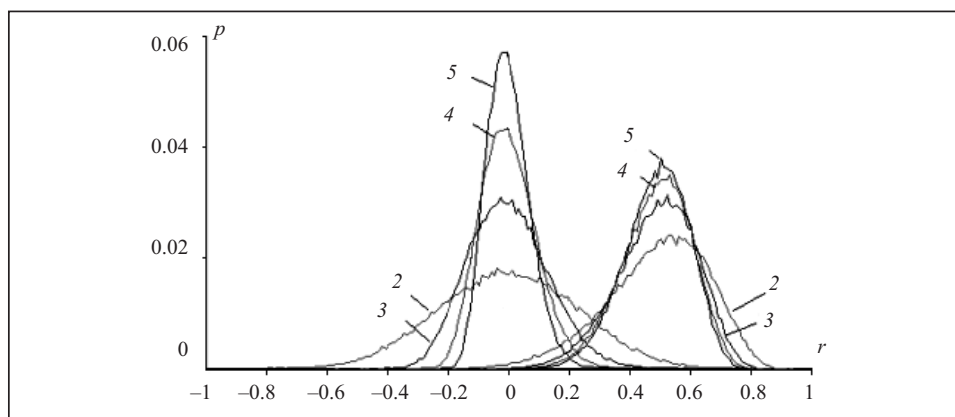


Рис. 3. Графики распределения значений ошибок при усреднении данных для матриц второго, третьего, четвертого, пятого порядков при двух значениях равной коррелированности: $r = 0$ и $r = 0.5$ и выборках, состоящих из 21 примера

ИТЕРАЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ ПОИСКА ГРУПП БЛИЗКО КОРРЕЛИРОВАННЫХ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ С ПОМОЩЬЮ ИХ ПЕРЕБОРА

Описанный выше способ повышения точности оценки коэффициентов корреляции построен с использованием некоторой промежуточной информации о значениях коэффициентов корреляции. Если эта информация верна, то квадратичная форма (1) будет хорошо работать, т.е. в 21 примере биометрического образа наблюдаются небольшие отклонения $\sigma(e)$, малое значение математического ожидания $E(e)$ и малое значение наблюдаемого максимума отклонений $\max(e)$. Любой из перечисленных выше параметров положителен и может рассматриваться как критерий оптимальности объединения в группу биометрических параметров с наиболее близкими коэффициентами корреляции.

Отсюда следует, что при вычислениях необходимо использовать некоторый циклический, итерационный процесс подбора групп биометрических параметров. Подобные циклические, итерационные процессы требуют существенных затрат времени на использование обычных вычислительных ресурсов. Задача перебора имеет экспоненциальную вычислительную сложность. В связи с этим размерность используемых матриц равной коррелированности не может быть высокой. Однако число таких матриц может быть достаточно большим. Таким образом, получаем техническую возможность создавать сети из десятков и сотен квадратичных форм от 8-го до 16-го порядка. При этом каждая квадратичная форма будет решать свою подзадачу, наблюдая биометрические данные по своей совокупности биометрических параметров.

ПРОБЛЕМА ПЛОХОЙ ОБУСЛОВЛЕННОСТИ МАТРИЦ С ВЫСОКИМ УРОВНЕМ РАВНОЙ КОРРЕЛИРОВАННОСТИ

К сожалению, ошибки вычисления коэффициентов корреляции усиливаются при умножении на обратную корреляционную матрицу (1). Оценить это можно нахождением числа обусловленности:

$$\Delta e^2 \approx \text{cond}[R] \cdot \Delta r. \quad (9)$$

По мере того, как коэффициенты равной коррелированности стремятся к своим пределам $r \rightarrow \pm 1$, число обусловленности также стремится к своему пределу: $\text{cond}[R] \rightarrow \infty$. Этот результат наблюдается для матриц любой размерности и усиливается с ростом размерности матрицы. Как следствие, квадратичные формы оказываются неспособными анализировать сильно коррелированные биометрические параметры. При анализе сильно коррелированных данных необходимо использовать иные механизмы.

СЕТИ БАЙЕСА КАК МЕХАНИЗМ АНАЛИЗА СИЛЬНО КОРРЕЛИРОВАННЫХ ДАнных ВЫСОКОЙ РАЗМЕРНОСТИ

В работе [14] было показано, что обычный двухмерный вариант правила Байеса

$$P(v_1, v_2) = P(v_1 / v_2) \cdot P(v_2) = P(v_2 / v_1) \cdot P(v_1) \quad (10)$$

не является единственным. Аналогичное правило Байеса может быть обобщено для трехмерных задач:

$$P(v_1, v_2, v_3) = P((v_1, v_2) / v_3) \cdot P(v_3) = P(v_1 / (v_2, v_3)) \cdot P(v_2, v_3) = \dots \quad (11)$$

Можно продолжить обобщения и получить правила Байеса для задач любой размерности.

При переходе в практическую плоскость реализации n -мерного правила Байеса для первого биометрического параметра получим соотношение

$$B_{1,j} = \sum_{i=2}^n \left| \frac{|E(v_1) - v_{1,j}|}{\sigma(v_1)} - \frac{|E(v_i) - v_{i,j}|}{\sigma(v_i)} \right|, \quad (12)$$

где v_i — биометрические параметры с высоким значением модуля корреляции по отношению к первому биометрическому параметру v_1 ; j — номер примера биометрического образа «свой», для которого вычисляется функционал.

Нетрудно убедиться, что при $|r_{1,j}|=1$ функционал (12) всегда будет иметь нулевое значение для любого из 21 примера с номером j . По мере снижения значений коэффициентов равной коррелированности $|r_{1,j}|=1, 0,99, 0,98, \dots$ значения функционала (12) возрастает, растет также его стандартное отклонение. Практика показывает, что многомерный вычислительный элемент Байеса работает тем лучше, чем больше его размерность и чем выше значения модулей его коэффициентов равной коррелированности. Как видим, функционалы Байеса (12) отличаются от квадратичных форм, которые утрачивают свою работоспособность при росте корреляционных связей в биометрических данных в отличие от функционалов Байеса, которые, наоборот, улучшают свою работоспособность.

Все вышеизложенное относительно симметризации корреляционных связей квадратичных форм справедливо и для функционалов Байеса. Отличие состоит только в необходимости перехода от реальных значений коэффициентов корреляции r к модулям их значений $|r|$ в выражениях (4)–(8).

В заключение отметим, что число примеров в обучающей выборке является крайне важной априорной информацией. Зная размер тестовой (обучающей) выборки, можно построить распределения ошибок вычисления коэффициентов корреляции. Более того, этот параметр позволяет оценить, насколько можно снизить ошибки вычисления коэффициентов корреляции при переходе к n -мерным процедурам обработки равно коррелированных биометрических данных. Наибольший выигрыш получается для независимых данных. В частности, для них переход к пятимерной обработке снижает ошибку вычисления коэффициентов парной корреляции в два раза (см. рис. 3) при выборке, состоящей из 21 примера. Такого же эффекта можно было бы достичь при обычном способе вычисления коэффициентов корреляции, если выборку данных увеличить в четыре раза, т.е. до 84 примеров. При большем увеличении размерности обработки биометрических данных можно еще больше снизить влияние шумов квантования, обусловленных малым объемом обрабатываемых данных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Monrose F., Reiter M., Li Q., Wetzel S. Cryptographic key generation from voice // Proc. IEEE Symp. on Security and Privacy, 2001. — P. 202–213.
2. Ramírez-Ruiz J., Pfeiffer C., Nolasco-Flores J. Cryptographic keys generation using finger codes // Advances in Artificial Intelligence. — IBERAMIA-SBIA 2006 (LNCS 4140), 2006. — P. 178–187.
3. Feng Hao, Anderson R., Daugman J. Crypto with biometrics effectively // IEEE Transactions on Computers. — 2006. — 55, N 9. — P. 1081–1088.
4. Язов Ю.К., Волчихин В.И., Иванов А.И., Фунтиков В.А., Назаров И.Г. Нейросетевая защита персональных биометрических данных. — М.: Радиотехника, 2012. — 157 с.
5. Ахметов Б.С., Иванов А.И., Фунтиков В.А., Безяев А.В., Малыгина Е.А. Технология использования больших нейронных сетей для преобразования нечетких биометрических данных в код ключа доступа. — Алматы: ТОО «Издательство LEM», 2014. — 144 с.
6. Кобзарь А.И. Прикладная математическая статистика. — М.: Физматлит, 2006 — 816 с.
7. Мармарелис П., Мармарелис В. Анализ физиологических систем. Метод белого шума. — М.: Мир, 1981. — 480 с.
8. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. — М.: Мир, 1975. — 517 с.
9. Малыгин А.Ю., Волчихин В.И., Иванов А.И., Фунтиков В.А. Быстрые алгоритмы тестирования нейросетевых механизмов биометрико-криптографической защиты информации. — Пенза: Изд-во ПГУ, 2006. — 161 с.

10. Ахметов Б.С., Волчихин В.И., Иванов А.И., Малыгин А.Ю. Алгоритмы тестирования биометрико-нейросетевых механизмов защиты информации. — Алматы: КазНТУ им. К.И. Сатпаева, 2013. — 152 с.
11. Иванов А.И. Синтез нелинейных динамических моделей Винера–Гаммерштейна перераспределением памяти между входом и выходом // Автоматика и телемеханика. — 1997. — № 11. — С. 21–32.
12. Иванов А.И. Быстрый синтез моделей нелинейных динамических систем с заданной погрешностью // Измерительная техника. — 1995. — № 10. — С. 13–15.
13. Волчихин В.И., Иванов А.И., Серикова Н.И., Фунтикова Ю.В. Эффект снижения размера тестовой выборки за счет перехода к многомерному статистическому анализу биометрических данных // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. — Пенза: ПГУ. — 2015. — № 2. — С. 86–91.
14. Иванов А.И., Ложников П.С., Качайкин Е.И. Идентификация подписи рукописных автографов сетями Байеса–Хэмминга и сетями квадратичных форм // Вопросы защиты информации. — 2015. — № 2 (109). — С. 28–34.

Надійшла до редакції 04.01.2016

О.И. Иванов, П.С. Ложников, Ю.И. Серикова

ЗМЕНШЕННЯ РОЗМІРІВ ДОСТАТНЬОЇ ДЛЯ НАВЧАННЯ ВИБІРКИ

ЗА РАХУНОК СИМЕТРИЗАЦІЇ КОРЕЛЯЦІЙНИХ ЗВ'ЯЗКІВ БІОМЕТРИЧНИХ ДАНИХ

Анотація. Показано, що на малих тестових вибірках коефіцієнти кореляції біометричних даних мають значну похибку, що не дозволяє використовувати їх для навчання (налаштування) класичних квадратичних форм і мереж Бееса. Запропоновано скористатися способом симетризації кореляційних зв'язків. Доведено, що у цьому випадку вимоги до обсягу біометричних даних істотно знижуються. Як наслідок, налаштування (навчання) квадратичних форм і налаштування мереж найбільшої правдоподібності Бееса стають набагато більш стійкими задачами, що є еквівалентним багаторазовому зниженню вимог до розмірів навчальної вибірки прикладів біометричного образу «свій».

Ключові слова: біометрична ідентифікація, симетризація кореляційних зв'язків, навчання на малих тестових вибірках.

A.I. Ivanov, P.S. Lozhnikov, Yu.I. Serikova

REDUCING THE SIZE OF TRAINING-SUFFICIENT SAMPLING DUE TO SYMMETRIZATION OF CORRELATION RELATIONSHPS OF BIOMETRIC DATA

Abstract. The paper shows that coefficients of correlation for biometric data are of considerable uncertainty if used for small test samples. This fact prevents from using them for machine learning (setting) of classical quadratic forms and Bayesian networks. The method of symmetrizing correlations is proposed to be used. It is proved that the requirements to the volume of biometric data are lower in this case. As a consequence, setting (teaching) of quadratic forms and maximum likelihood Bayesian networks become a much more stable problem. This is equivalent to the multiple reduction of requirements to the size of the training sample for “own” samples..

Keywords: biometric identification, symmetrization of correlations, machine learning based on small test samples.

Иванов Александр Иванович,

доктор техн. наук, доцент, начальник лаборатории АО «Пензенский научно-исследовательский электротехнический институт», Россия, e-mail: ivan@pniei.penza.ru.

Ложников Павел Сергеевич,

кандидат техн. наук, доцент, заведующий кафедрой ФБГОУ ВПО «Омский государственный технический университет», Россия, e-mail: lozhnikov@gmail.com.

Серикова Юлия Игоревна,

студентка ФБГОУ ВПО «Пензенский государственный университет», Россия,.