

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЛИЧНОСТИ НА ОСНОВЕ ИНДИВИДУАЛЬНЫХ ЭХОГРАФИЧЕСКИХ СВОЙСТВ УШНОЙ РАКОВИНЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЕПСТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА И ФОРМУЛЫ БАЙЕСА¹

Аннотация. Разработан метод распознавания личности по эхографическим параметрам уха человека на основе наивного байесовского классификатора в двух режимах: биометрической идентификации ($EER = 0.0053$) и биометрической аутентификации ($FRR = 0.0002$ при $FAR \leq 0.0001$) соответственно. Разработано устройство для регистрации биометрических характеристик уха, приведен набор эхографических свойств на основе параметров ушной раковины 75 испытуемых. В качестве биометрических параметров использовались спектральные и кепстральные характеристики отраженных от ушного канала сигналов. Рассмотрено несколько оконных функций для построения спектров и кепстрограмм. Установлено, что более 90 % «кепстральных» признаков имеют слабую корреляционную зависимость, что позволяет применять наивный байесовский классификатор и получать при этом высокоточные результаты распознавания пользователей. Преимущество байесовской классификации состоит в возможности робастного быстрого обучения системы идентификации.

Ключевые слова: кепстрограммы, оконное преобразование Фурье, теорема Байеса, акустический сигнал, распознавание образов, машинное обучение.

ВВЕДЕНИЕ

При переходе к информационному обществу обостряются проблемы информационной безопасности. Во многих случаях возможности парольной защиты становятся ограниченными. В научном сообществе пытаются увеличить надежность биометрических систем. Важным показателем повышения надежности является снижение вероятности ошибок «ложного отказа» (FRR) и «ложного пропуска» (FAR) при распознавании образов человека (при равенстве этих показателей говорят о коэффициенте равной вероятности ошибок $EER = FRR = FAR$). Другим важным показателем является устойчивость к представленным подделкам — цифровым или физическим «муляжам» биометрических образов. В настоящее время внедрено несколько стандартов по защите биометрических шаблонов от компрометации при хранении и передаче их цифровых копий по каналам связи (серия ГОСТ Р 52633, стандарты ISO/IEC 19792:2009, ISO/IEC 24761:2009 и ISO/IEC 24745:2011), а также по защите биометрических сканеров от атак представления фальсифицированных данных (спуфинга), направленных на «обман» датчиков (серия ISO/IEC 30107).

Открытые биометрические образы (отпечаток пальца, радужная оболочка глаза, лицо) находятся «на виду» и поэтому «компрометируются» в естественной среде. Злоумышленник может скопировать биометрические характеристики бесконтактно или скрыто от человека (например, с ручки двери, с фотографии).

В настоящей статье проводится исследование образов наружного уха. Индивидуальные особенности ушной раковины скрыты от непосредственного наблюдения и не могут быть скопированы путем фотографирования, поскольку «плоское» изображение уха недостаточно информативно для изготовления «муляжа».

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (грант ИБ), проект № 6.

О РАСПОЗНАВАНИИ СУБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ЭХОГРАФИЧЕСКИХ СВОЙСТВ УХА

Формирование ушной раковины и ушного канала закладывается у человека в детстве (до восьми лет), во взрослом возрасте значительных изменений в их пропорциях не происходит. Длина и форма ушного канала у разных людей различна.

Для получения информации о внутреннем строении уха можно воздействовать акустическими волнами на ушной канал, который следует рассматривать как резонансную систему. Резонанс ушного канала в среднем составляет 2500 Гц [1]. Резонансные частоты среднего уха находятся в диапазоне 1500–2500 Гц. Для каждого человека они разные. Нижние частоты (до 1000 Гц) сигнала, отраженного от стенок канала, неинформативны, поскольку не вызывают резонанса. Верхняя граница частотного диапазона ограничена возможностями системы воспроизведения и записи звука (высокие частоты целесообразно анализировать, так как информация может присутствовать в обертонах). Спектр регистрируемого отраженного сигнала (или передаточной функции) содержит информацию о геометрии ушного канала и может использоваться как вектор биометрических параметров (признаков).

НАБОР ДАННЫХ АКУСТИЧЕСКИХ (ЭХОГРАФИЧЕСКИХ) ОБРАЗОВ УХА СУБЪЕКТОВ

Для регистрации биометрических характеристик уха разработано устройство, которое состоит из двух электретных микрофонов (с шумом 36 дБА, чувствительностью 60 мВ/Па и диапазоном частот 20–20000 Гц), звукоизолирующего корпуса (в виде наушников), экранированного медного провода, двух динамиков (мощностью 0.5 Вт и диапазоном частот 850–20000 Гц), штекера (3.5 мм) и звуковой карты фирмы CREATIVE (с частотой квантования 44000 Гц и разрядностью 24 бита).

Для сбора биометрических образов приобщено 75 человек (мужчин и женщин приблизительно в равном соотношении в возрасте от 18 до 40 лет без отолгических патологий). Каждый испытуемый прослушивал звуковой моносигнал возрастающей и убывающей частоты (скользящий модулированный синус), получаемый линейной частотной модуляцией (ЛЧМ). Частота сигнала варьировалась в диапазоне 1–14 кГц, длительность сигнала составляла 10 с. Сигнал воспроизводился двумя динамиками (для правого и левого уха) и одновременно регистрировался смонтированными в корпус микрофонами. Каждый испытуемый прослушивал сигнал 15 раз. Частота дискретизации отраженного моносигнала составляла 44 кГц.

АНАЛИЗ ЗВУКОВЫХ СИГНАЛОВ

Испытуемым воспроизводился одинаковый звуковой сигнал, поэтому допустимо для поиска индивидуальных их отличий анализировать параметры отраженного сигнала (вместо параметров передаточной функции). Отраженные сигналы в исходном виде, как и их спектрограммы, малоинформативны (изменчивы, при этом отличия для разных испытуемых почти незаметны). Для использованного ЛЧМ-сигнала временная шкала была непосредственно связана с частотной шкалой. В связи с этим спектрограммы преобразованы в усредненный по всем окнам спектр (рис. 1). Это снижает дисперсию случайных выбросов амплитудно-частотных характеристик. Частоты менее 1 кГц и более 14 кГц не учитывались (при размере окна 65536 отсчетов длина спектра составила 19400). Усредненный спектр ЛЧМ-сигнала намного информативнее, чем исходный сигнал и его спектрограмма. Результаты преобразованных спектрограмм достаточно робастные и имеют отличия у разных испытуемых (рис. 2).

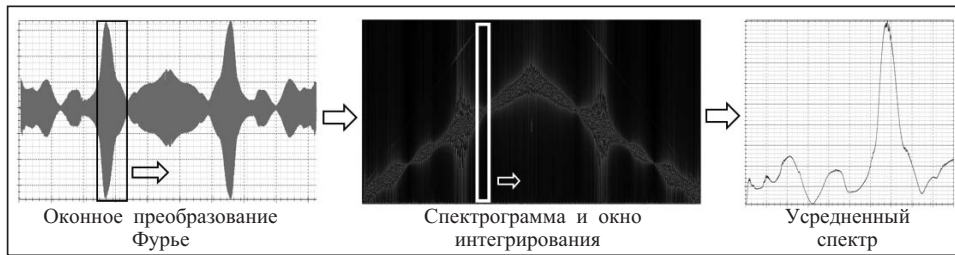


Рис. 1. Получение усредненного спектра с отраженного звукового сигнала для правого уха (прямоугольное окно размера 65536 отсчетов, шаг — 32768 отсчетов)

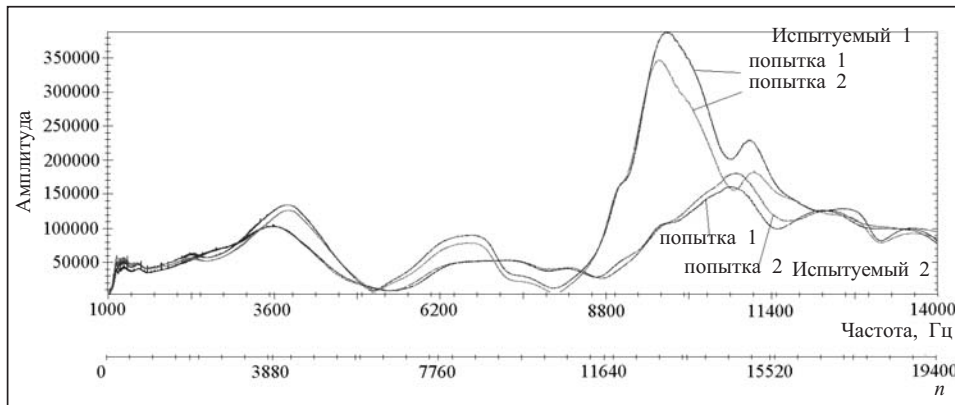


Рис. 2. Усредненные спектры отраженного сигнала для правого уха (окно Хемминга)

Для выявления локальных особенностей усредненного спектра построим кепстрограмму (рис. 3) путем применения быстрого оконного преобразования Фурье (STFT) по отношению к усредненному спектру по аналогии с построением спектрограммы по отношению к исходному сигналу. При этом частотная шкала спектра принимается за временную шкалу. Показатели амплитуд спектров и кепстрограмм можно использовать в качестве признаков. На спектрограмме рис. 3 видны отличительные особенности сигналов для разных испытуемых, которые сложно заметить на усредненных спектрах (параметры окна при построении спектров: окно Хемминга размера 65536 отсчетов, шаг — 32768 отсчетов; при построении кепстров: прямоугольное окно размера 256 отсчетов, шаг равен 13 отсчетам).

Отметим, что информативность кепстрограмм зависит от типа оконной функции. Комбинируя разные типы окон на этапе вычисления усредненного спектра

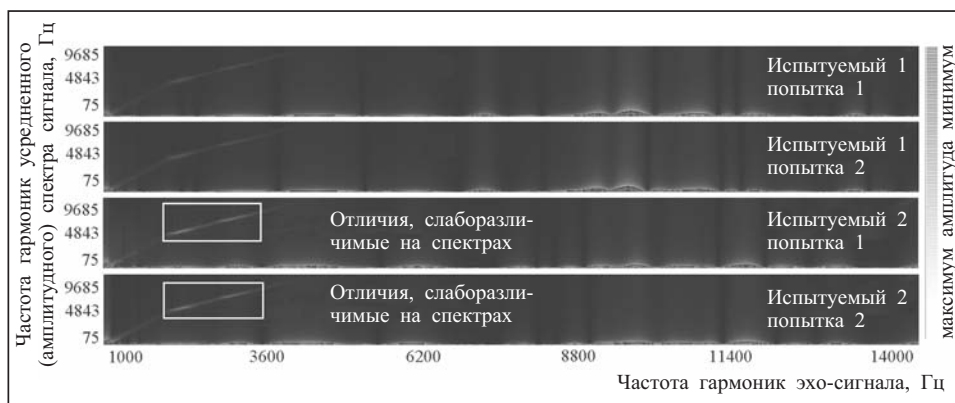


Рис. 3. Кепстрограммы отраженного звукового сигнала для правого уха (параметры анализа усредненного спектра: прямоугольное окно размера 256 отсчетов, шаг — 13 отсчетов)

и его кепстрограммы, можно получить больше информации об особенностях строения ушного канала испытуемых (см. рис. 3). Если для отраженного сигнала в большей степени подходит один тип окна, то для его спектра может быть оптимальным другой тип окна. В процессе исследования использовались следующие типы окон и их комбинации: прямоугольное, Барлетта (треугольное), гауссиан классический (с параметром формы $p=1$), Лапласа, гауссиан параметрический ($p=1.5$), Блэкмана, Хемминга. Эмпирические исследования показали, что на этапе вычисления кепстрограммы (на основе усредненного спектра) оптимальными являются параметры размера окна 16 отсчетов и шага 13 отсчетов.

Для снижения размерности пространства «спектральных» признаков объединим показатели амплитуд гармоник с близкой частотой, принимая за признак сумму амплитуд (мощность) 20 гармоник. Число «кепстральных» признаков удалось уменьшить таким же образом без снижения надежности распознавания испытуемых только в два раза. Так, количество признаков кепстрограммы составило $n=5520$, для усредненных спектров $n=970$.

Законы распределения значений признаков близки к нормальному для большинства испытуемых (на основании критерия согласия хи-квадрат Пирсона).

КОРРЕЛЯЦИОННАЯ ЗАВИСИМОСТЬ ПРИЗНАКОВ

В настоящей статье проведена оценка взаимной корреляционной зависимости признаков, рассчитаны коэффициенты корреляции Пирсона между каждой парой признаков для каждого испытуемого в отдельности. По этим данным на рис. 4 построены гистограммы относительных частот парных коэффициентов корреляции. Как видим, взаимная зависимость между признаками кепстрограмм в целом ниже, чем между признаками усредненных спектров. Согласно данным для признаков кепстрограмм можно применить схему наивной байесовской классификации (более 90 % признаков всех испытуемых имеют слабую

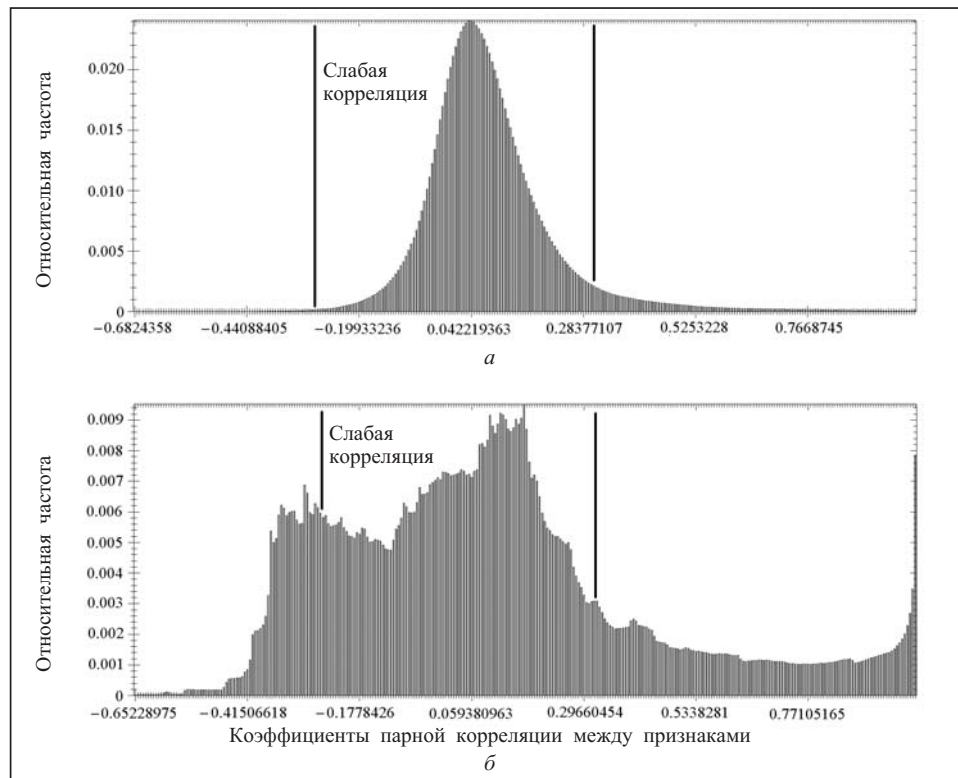


Рис. 4. Распределение коэффициентов корреляции между всеми парами признаков кепстрограмм (а) и усредненных спектров (б) для всех испытуемых

корреляционную зависимость), которая менее обоснована, если строить классификатор в пространстве признаков усредненных спектров.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ВЕРИФИКАЦИЯ ИСПЫТУЕМЫХ НА ОСНОВЕ НАИВНОГО БАЙЕСОВСКОГО КЛАССИФИКАТОРА

Биометрические системы могут строиться по двум основным схемам: идентификация (сравнение один ко многим) и верификация (сравнение один к одному). Последняя схема используется в системах биометрической аутентификации (когда пользователь вводит не только биометрические данные, но и логин).

Схему наивной байесовской классификации для режима идентификации можно свести к следующему алгоритму [2–4]. За n шагов вычисляются апостериорные вероятности гипотез, каждая из которых ассоциирована с определенным пользователем, который зарегистрирован в системе (n — количество признаков). На первом шаге алгоритма гипотезы обычно считаются равновероятными, если относительно них нет статистических данных [2–4] (в настоящей работе придерживались данного правила). На каждом шаге апостериорные вероятности (вероятности, вычисленные на предыдущем шаге) пересчитываются по следующей формуле:

$$P_h(a_j) = \frac{P_h(a_{j-1})p_h(a_j)}{\sum_{i=1}^{\Gamma} P_i(a_{j-1})p_i(a_j)}.$$

Здесь Γ — количество гипотез, равное количеству идентифицируемых субъектов; $P_h(a_j)$ — апостериорная вероятность h -й гипотезы, зависящая от j -го признака ($P_h(a_0) = 1/\Gamma$); $p_h(a_j)$ — условная плотность вероятности h -й гипотезы на j -м шаге классификации. Решение принимается в пользу гипотезы с наивысшей апостериорной вероятностью на последнем шаге. В качестве условных вероятностей при байесовской классификации допустимо использование плотности вероятности [2–4] (при расчетах большие значения в числителе и знаменателе сокращаются и $P_h(a_j)$ принимает значения от 0 до 1). Поскольку в упрощенном виде признаки можно условно описать функцией плотности вероятности нормального закона распределения, то $p_h(a_j)$ вычислялись по формуле

$$p_h(a_j) = \frac{1}{\sigma_{h,j} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(a_j - \mu_{h,j})^2}{2\sigma_{h,j}^2}\right),$$

где $\mu_{h,j}$ — математическое ожидание значений j -го признака, характерное для испытуемого под номером h ; $\sigma_{h,j}$ — среднеквадратичное отклонение значений j -го признака, характерное для испытуемого под номером h . Обучить наивный байесовский классификатор означает вычислить параметры $\mu_{h,j}$ и $\sigma_{h,j}$ по данным обучающей выборки пользователей (испытуемых), ассоциированных с соответствующими гипотезами.

В режиме верификации для каждого пользователя определяется две гипотезы: «Свой» (ассоциируется с тем пользователем, логин которого заявлен) и «Чужой» (ассоциируется с генеральной совокупностью всех возможных пользователей). Для гипотезы «Свой» условные плотности вероятности $p_h(a_j)$ вычисляются с учетом параметров $\mu_{0,j}$ и $\sigma_{0,j}$ конкретного пользователя; для гипотезы «Чужой» параметры $\mu_{1,j}$ и $\sigma_{1,j}$ предварительно рассчитываются на основании выборки данных других зарегистрированных в системе пользователей. В настоящем исследовании для описания гипотез «Чужие» задействовано 74 примера эхограмм (по одному образцу от каждого субъекта, кроме того субъекта, чей логин введен).

Таблица 1. Уровень ошибок (EER) при идентификации 75 испытуемых по параметрам правого уха на основе кепстрограмм в зависимости от типа оконных функций (при $n = 5960$)

Тип окна спектра / Тип окна кепстра	Прямоугольное	Барлетта	Гауссиан ($p = 1$)	Лапласа	Гауссиан параметрический ($p = 1.5$)	Блэкмана	Хемминга
Прямоугольное	0.0877	0.0398	0.1196	0.101	0.1303	0.0398	0.0398
Барлетта	0.0984	0.1037	0.1037	0.1063	0.1063	0.1117	0.1037
Гауссиан ($p = 1$)	0.125	0.1303	0.125	0.1329	0.125	0.1329	0.1329
Лапласа	0.125	0.1303	0.1223	0.1329	0.1223	0.1303	0.1303
Гауссиан параметрический ($p = 1.5$)	0.125	0.1303	0.1223	0.1329	0.125	0.1329	0.1329
Блэкмана	0.0984	0.077	0.1117	0.101	0.1143	0.0904	0.0771
Хемминга	0.101	0.0984	0.0984	0.0957	0.0957	0.0957	0.0984

РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА И ИХ СРАВНЕНИЕ С РАНЕЕ ПОЛУЧЕННЫМИ

Проведен эксперимент для распознавания субъектов в режиме идентификации и режиме верификации. Для обучения классификаторов использовалось по восемь примеров образа от каждого испытуемого. Остальные образы использовались для тестирования.

Получены следующие коэффициенты равной вероятности ошибок EER при идентификации 75 испытуемых в пространстве «спектральных» признаков правого уха (в зависимости от типа оконной функции): 0.1117 (прямоугольное), 0.1223 (Барлетта), 0.1223 (гауссиан, $p = 1$), 0.1117 (Лапласа), 0.1196 (гауссиан параметрический, $p = 1.5$), 0.125 (Блэкмана), 0.125 (Хемминга). При использовании «кепстральных» признаков можно достичь более высокого результата. Как видно из табл. 1, усредненные спектры менее информативны, чем кепстрограммы. Лучшие результаты получены при сочетании окон Барлетта, Блэкмана и Хемминга с прямоугольным окном. Наилучшие результаты по идентификации испытуемых представлены на рис. 5, где показана динамика изменения вероятностей ошибок в зависимости от количества признаков. Наименьший уровень ошибок быстрее



Рис. 5. Динамика изменения EER при идентификации 75 испытуемых по кепстрограмме правого уха в зависимости от используемых оконных функций

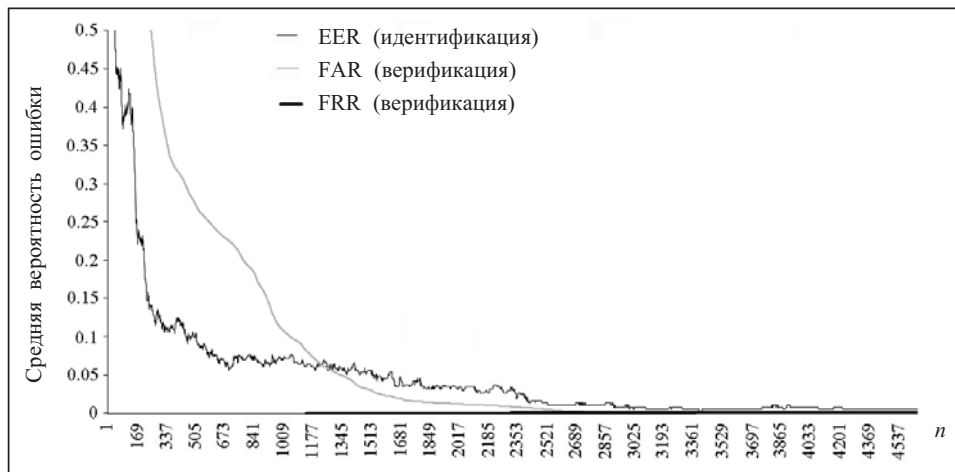


Рис. 6. Уровни ошибок при идентификации и верификации 75 испытуемых по параметрам двух ушей на основе кепстрограмм с использованием оконной функции Хемминга и прямоугольной оконной функции

Таблица 2. Результаты, достигнутые в области распознавания личности по эхографическим параметрам уха

Метод извлечения признаков	Метод классификации	Набор данных	Показатели ошибок, %
Фильтр на основе метода перепадов	Сравнение среднего значения корреляции	Мобильный телефон: 17 испытуемых по восемь замеров	EER = 5.5–18 [1]
		Вставные наушники: 31 испытуемый по восемь замеров	EER = 1–6 [1]
		Накладные наушники: 31 испытуемый по восемь замеров	EER = 0.8–8 [1]
Нечеткий экстрактор + метод k ближайших соседей		45 испытуемых по восемь замеров	FRR = 0.8 FAR = 0.7 [5]
		65 испытуемых по восемь замеров	FRR = 2.4 FAR = 4.4 [5]
Оконное преобразование Фурье	k ближайших соседей	20 испытуемых по 600 образцов, всего 12000 образцов	FRR = 5–10 FAR = 7–15 [6]
	Деревья решений		FRR = 9–15.2 FAR = 9–14.5 [6]
	«Наивный» Байес		FRR = 3–8 FAR = 9–27.5 [6]
	Многослойный перцептрон		FRR = 3–9.8 FAR = 4–8 [6]
	Метод опорных векторов		FRR = 4–7 FAR = 3–7 [6]
Кепстрограммы (оконное преобразование Фурье)	«Наивный» Байес	75 испытуемых по 15 образцов для каждого уха, всего 2250 образцов	Идентификация: EER = 0.0053 Верификация: FRR = 0.0002 FAR ≤ 0.0001

достигается при сочетании окна Хемминга (на этапе вычисления спектра) с прямоугольным окном (на этапе вычисления кепстров) и составляет $EER = 0.0239$ при $n = 2326$. Этот вариант пространства признаков является оптимальным для рассматриваемого набора данных.

На рис. 6 приведены показатели ошибок по идентификации, а также верификации субъектов при объединении кепстральных признаков (окно Хемминга + прямоугольное окно), извлеченных из сигналов от правого и левого уха соответственно ($n = 2 \cdot 2326 = 4652$). При распознавании личности в «двухканальном» режиме (когда одновременно зондируются два уха субъекта) вероятность ошибок значительно ниже и составляет для идентификации $EER = 0.0053$, для верификации $FRR = 0.0002$ при $FAR \leq 0.0001$ (ошибок пропуска «Чужого» зарегистрировано не было, однако из-за конечности тестовой выборки можно говорить лишь об уровне ошибок 0.0001 или менее).

Использование акустических (эхографических) свойств уха для идентификации (верификации) личности является сравнительно новым направлением, поэтому число показательных результатов ограничено. Основные из них представлены в табл. 2.

Результат, полученный в настоящей статье, превосходит почти все достигнутые ранее по точности классификации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Ушной канал можно рассматривать как резонансную систему. Звуковые волны при воздействии на канал, отражаясь от его стенок, меняют амплитудно-частотные характеристики. В результате записанный на микрофон отраженный сигнал может характеризовать индивидуальные особенности строения уха человека.

Разработано устройство для регистрации биометрических характеристик уха, сформирован набор данных 75 испытуемых, которые прослушали ЛЧМ-сигнал с частотой от 1 кГц до 14 кГц. В качестве признаков в работе апробированы параметры усредненного амплитудного спектра отраженного сигнала, а также параметры кепстрограмм. Комбинируя разные типы окон на этапе вычисления усредненного спектра и его кепстрограммы, можно получить расширенную информацию об особенностях строения ушного канала испытуемых. Установлено, что среди рассмотренных оконных функций (прямоугольная функция, Барлетта (треугольная), гауссиан (с параметром формы $p = 1$), Лапласа, гауссиан параметрический ($p = 1.5$), Блэкмана, Хемминга) лучшие результаты получены при сочетании окон Барлетта, Блэкмана или Хемминга с прямоугольным окном. Также определено, что более 90 % «кепстральных» признаков имеют слабую корреляционную зависимость. Разработан метод биометрической идентификации личности по эхографическим параметрам уха человека на основе наивного байесовского классификатора с вероятностью ошибок $EER = 0.0053$, а также аутентификации с вероятностями ошибок «ложного отказа» и «ложного пропуска» $FRR = 0.0002$ и $FAR \leq 0.0001$ соответственно.

Дальнейшее направление исследований может быть связано с применением вейвлет-преобразований для построения кепстрограмм, а также обучением сверхточных нейронных сетей для выявления более информативных признаков при обработке кепстрограмм большой размерности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Akkermans T.H., Kevenaar T.A., Schobben D.W. Acoustic ear recognition. *Advances in Biometrics: Proceedings of International Conference, ICB 2006 (Hong Kong, China, January 5–7, 2006)*. LNCS. 2006. Vol. 3832. Berlin; Heidelberg: Springer, 2006. P. 697–705.
2. Епифанцев Б.Н., Ложников П.С., Сулавко А.Е. Алгоритм идентификации гипотез в пространстве малоинформативных признаков на основе последовательного применения формулы Байеса. *Межотраслевая информационная служба*. Москва: ФГУП «ВИМИ», 2013. № 2. С. 57–62.
3. Ложников П.С. Биометрическая защита гибридного документооборота. Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2017. 130 с.

4. Vasilyev V.I., Sulavko A.E., Borisov R.V., Zhumazhanova S.S. Identification of the psychophysiological state of the user based on hidden monitoring in computer systems. *Scientific and Technical Information Processing*. 2018. Vol. 45, Iss. 6. P. 398–410. <https://doi.org/10.3103/S0147688218060096>.
5. Tuyls P.T., Verbitskiy E., Ignatenko T., Schobben D., Akkermans T.H. Privacy-protected biometric templates: Acoustic ear identification. *Proc. SPIE: Biometric Technology for Human Identification*. 2004. Vol. 5404. P. 176–182. <https://doi.org/10.1117/12.541882>.
6. Gao Y., Wang W., Phoha V.V., Sun W., Jin Z. EarEcho: Using ear canal echo for wearable authentication. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.* 2019. Vol. 3, N 3. Article 81. <https://doi.org/10.1145/3351239>.

Надійшла до редакції 27.05.2020

О.Е. Сулавко, П.С. Ложников, І.О. Куприк, О.Е. Самотуга
ІДЕНТИФІКАЦІЯ ОСОБИ НА ОСНОВІ ІНДИВІДУАЛЬНИХ ЕХОГРАФІЧНИХ
ВЛАСТИВОСТЕЙ ВУШНОЇ РАКОВИНИ З ВИКОРИСТАННЯМ КЕПСТРАЛЬНОГО
АНАЛІЗУ І ФОРМУЛИ БАССА

Анотація. Розроблено метод розпізнавання особи за ехографічними параметрами вуха людини на основі наївного баєсівського класифікатора в двох режимах: біометричної ідентифікації (EER = 0.0053) і біометричної аутентифікації (FRR = 0.0002 для FAR ≤ 0.0001) відповідно. Розроблено пристрій для реєстрації біометричних характеристик вуха, сформовано набір ехографічних властивостей на основі параметрів вухної раковини 75 випробуваних. Як біометричні параметри використано спектральні та кепстральні характеристики відбитих від вухного каналу сигналів. Розглянуто кілька віконних функцій для побудови спектрів і кепстрограмм. Установлено, що понад 90 % «кепстральних» ознак мають слабку кореляційну залежність, що дає змогу застосовувати наївний баєсівський класифікатор і отримувати високоточні результати розпізнавання користувачів. Перевагою баєсівської класифікації є можливість робастного швидкого навчання системи ідентифікації.

Ключові слова: кепстрограми, віконне перетворення Фур'є, теорема Баєса, акустичний сигнал, розпізнавання образів, машинне навчання.

A.E. Sulavko, P.S. Lozhnikov, I.A. Kuprik, A.E. Samotuga
PERSONAL IDENTIFICATION BASED ON THE INDIVIDUAL SONOGRAPHIC
PROPERTIES OF THE AURICLE USING CEPSTRAL ANALYSIS AND BAYES FORMULA

Abstract. A method of personality recognition by echographic parameters of the human ear has been developed on the basis of the “naive” Bayes classifier in two modes: biometric identification (EER= 0.0053) and biometric authentication (FRR= 0.0002 at FAR≤= 0.0001), respectively. A device was developed for recording the biometric characteristics of the ear; a set of echographic data was collected from the ears of 75 subjects. The spectral and cepstral characteristics of the signals reflected from the ear canal were used as biometric parameters. Several window functions for constructing spectra and cepstrograms are considered. It has been established that more than 90% of “cepstral” features have a weak correlation dependence, which allows the use of a “naive” Bayesian classifier and at the same time obtaining highly accurate results of user recognition. The advantage of Bayesian classification is the possibility of robust fast learning of the identification system.

Keywords: cepstrograms, window Fourier transform, Bayes theorem, acoustic signal, pattern recognition, machine learning.

Сулавко Алексей Евгеньевич,
 кандидат техн. наук, доцент кафедры Омского государственного технического университета, Россия,
 e-mail: sulavich@mail.ru.

Ложников Павел Сергеевич,
 доктор техн. наук, заведующий кафедрой Омского государственного технического университета,
 Россия, e-mail: lozhnikov@mail.ru.

Куприк Ирина Александровна,
 студентка (магистрантка) Омского государственного технического университета, Россия,
 e-mail: ann.ik@mail.ru.

Самотуга Александр Евгеньевич,
 кандидат техн. наук, доцент кафедры Омского государственного технического университета, Россия,
 e-mail: samotugasashok@mail.ru.