

АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ЭМОЦИЙ ЧЕЛОВЕКА НА ОСНОВЕ РЕКОНСТРУКЦИЙ АТТРАКТОРОВ ОБРАЗЦОВ РЕЧИ

***Аннотация:** Рассмотрены методы автоматического распознавания образцов речевого сигнала, зарегистрированных в момент проявления дикторами положительной эмоции, от образцов речи этих же испытуемых в нейтральном состоянии. В статье исследуются возможности методов нелинейной динамики для оценки информативных показателей эмоционального состояния человека. Исследования осуществлены на основе анализа реконструкций аттракторов речевого сигнала. Проанализированы различные способы выбора оптимальных значений параметров реконструкции аттрактора (задержки по времени между элементами временного ряда и размерности вложения). Предложены новые количественные признаки для классификации образцов речевого сигнала человека, испытывающего эмоции, основанные на оценках максимальных векторов реконструкции аттрактора по четырем квадрантам. Исследования проведены на фрагментах русской язычной базы (Тверь). Сформирован модельный корпус эмоциональной речи, состоящий из базы данных двух уровней (фраз и гласных фонем), послуживший основанием для оценки работоспособности разработанного программного модуля автоматического распознавания эмоций человека.*

***Ключевые слова:** распознавание речи, классификация, эмоциональное состояние, эмоция, речевой сигнал, речь, нелинейная динамика, реконструкция аттрактора, анализ временных рядов.*

Введение

На современном этапе развития информационных технологий разработка методов и систем автоматического распознавания эмоционального состояния человека по речевому сигналу с помощью аппаратно-программных средств является актуальной задачей, связанной с развитием неинвазивных средств объективной диагностики и мониторинга психофизиологического состояния человека. Задача автоматического распознавания эмоций человека на основе характеристик речевого сигнала представляет интерес, как

в теоретическом плане, так и для решения различных прикладных задач. В последние годы наблюдается явное усиление интереса к анализу речевого сигнала как объективного показателя эмоционального состояния человека, выполняющего ответственную деятельность (космонавта, летчика, оператора АЭС, диспетчера центра управления МЧС, авиадиспетчера и т.д.) [1-3].

Для конструктивного решения задачи автоматического распознавания эмоций по речи необходимо количественно охарактеризовать речевой сигнал и выделить существенные параметры, отвечающие за эмоции человека. Выделение новых, по

возможности родственных человеческому восприятию информативных признаков, а так же поиск новых высокоэффективных методик классификации эмоций являются важнейшими задачами распознавания эмоций по речи. Различные исследования в области акустики, психолингвистики и психофизиологии позволили собрать сведения о множестве акустических, просодических и лингвистических характеристик речи, которые можно использовать в качестве информативных признаков при распознавании эмоционального состояния, и проявляющихся на уровне сегментов, фонем, слогов, слов и фраз. Чаще всего используются следующие признаки речевого сигнала [4]: спектрально-временные, амплитудно-частотные, вейвлет, кепстральные и характеристики нелинейной динамики. Перспективным математическим аппаратом, по нашему мнению, в этом плане является аппарат нелинейной динамики, позволяющий вычислить различные нелинейные инварианты, которые можно использовать в качестве информативных показателей эмоционального состояния человека. Речевой тракт и процесс рчеобразования представляют собой нелинейную диссипативную систему, что дает возможность применять методы нелинейной динамики для анализа речевого сигнала [5].

Модельный русскоязычный корпус эмоциональной речи

В настоящее время в Тверском государственном техническом университете активно ведутся разработки системы автоматического распознавания эмоционального состояния человека по образцам естественного речевого сигнала с использованием методов нелинейной динамики,

позволяющих получить качественную и количественную оценку эмоций.

Для проведения исследований необходимо наличие модельного корпуса эмоциональной речи, т.е. базы данных в которой хранятся образцы речи испытуемых, находящихся в различных эмоциональных состояниях. Проведенный анализ показал, что к настоящему времени существуют два модельных русскоязычных корпуса эмоциональной речи: 1) RUSLANA (RUSsian LANguage Affective speech) [6]; 2) REC (Russian Emotional Corpus) [7]. К сожалению, к этим корпусам нет открытого доступа, поэтому, был сформирован собственный модельный русскоязычный корпус эмоциональной речи. Материалом для создания модельного корпуса послужили образцы эмоциональной речи, созданные Калюжным М.В. [8]. В качестве исходных сигналов были взяты образцы естественной русской речи пяти дикторов в возрасте от 18 до 30 лет, обладающих нормальной дикцией и эмоциональной выразительностью голоса. Каждый испытуемый произносил контрольную фразу «А голос мой звучит примерно так» в моменты времени, когда чувствовал эмоциональное возбуждение, либо по условному знаку автора. Образцы сохранялись в файлах формата РСМ (wav) с частотой дискретизации 22050 Гц и разрешением 16 бит. На основе этих записей создана база данных, состоящая из двух уровней, связанных иерархически. Первый уровень включает образцы контрольной фразы естественной речи от разных дикторов. Каждый диктор на основе одного нейтрального образца создавал несколько клонов с различным уровнем проявления позитивной (положительной) эмоции – радости. На основе каждой записи первого уровня при помощи алгоритма автоматической генерации ре-

чевых объектов [9] сформированы записи второго уровня – фонемы (звуки).

С целью отбора наиболее информативных речевых объектов, была проведена экспертная оценка полученных образцов естественной речи по пяти бальной шкале. В качестве экспертов выступили люди, имеющие нормальный слух (пороги слышимости по воздуху в диапазоне 125-8000 Гц не более 10 дБ) и обладающие музыкальным слухом, так как имеют музыкальное образование. Для включения в модельный корпус были отобраны образцы с оценками от 4 до 5 баллов (эмоция радости) и от 1 до 2 баллов (нейтральное состояние). В целом, модельный русскоязычный корпус эмоциональной речи представляет собой экспериментальную выборку параметрических описаний речевого сигнала, включающую обучающие выборки (ОВ): ОВ1 (18 записей контрольной фразы, отображающих эмоцию радости или нейтральное состояние) и ОВ2 (180 гласных фонем, полученных из ОВ1). На рис. 1

показаны примеры объектов ОВ1 и ОВ2, характеризующие эмоцию радости.

Одним из традиционных подходов анализа речевого сигнала является спектральный анализ, основанный на расчете спектральных характеристик речевого сигнала. Авторами проведен спектральный анализ объектов модельного корпуса эмоциональной речи, получены спектры мощности образцов речи (ОВ1) и их фонем (ОВ2), выражающих различные эмоции. На основе множества спектров мощности речевого сигнала $\{S_j\}$ построены усредненные диаграммы для ОВ1 и ОВ2 (рис. 2):

$$\bar{S}(i) = N^{-1} \cdot \sum_{j=1}^N S_j(i), \quad i = 0, 1, \dots, M, \quad (1)$$

где i – номер частоты сигнала; j – номер речевого объекта; N – количество речевых объектов;

$N = 18$ для ОВ1, $N = 180$ для ОВ2; $M = 10^4$

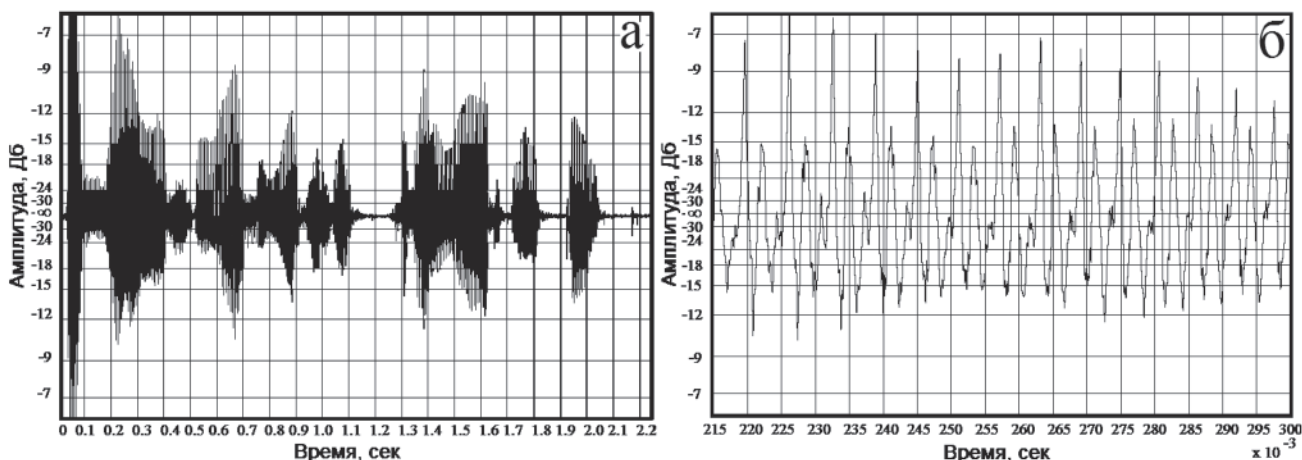


Рис. 1.

Объекты модельного русскоязычного корпуса эмоциональной речи: фраза «А голос мой звучит примерно так» (а); ударная фонема «о» слова «голос» (б)

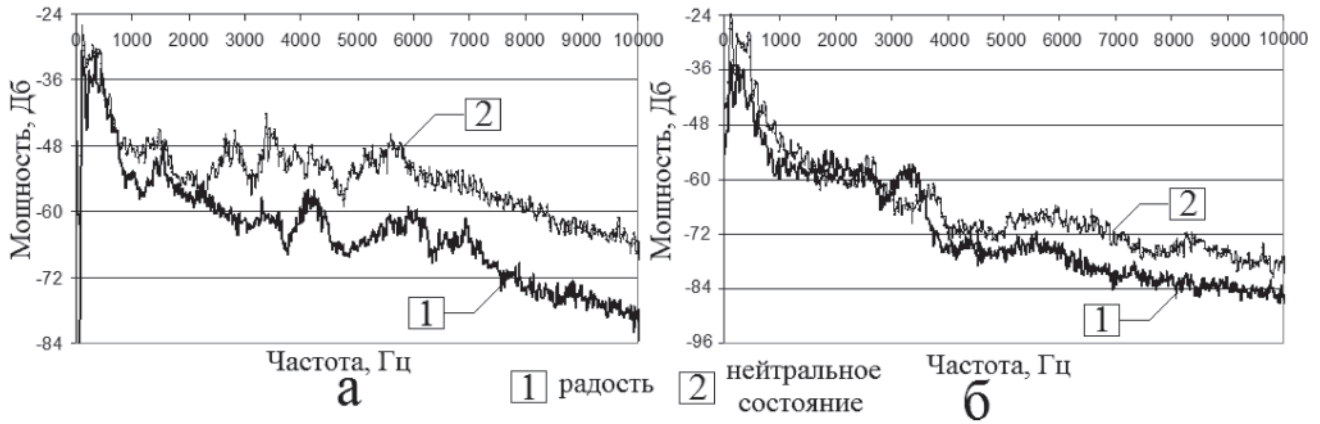


Рис. 2.

Усредненный спектр мощности объектов OB1 (а) и OB2 (б)

Установлено, что для речевых объектов OB1 (предложений) и OB2 (фоном) характерно, что эмоция радости имеет меньшую мощность почти на всем диапазоне частот сигнала (рис. 2), в то время как нейтральное состояние принимает в среднем на -10 дБ большие значения (рис. 2, а). Для эмоции радости выявлена закономерность, выражающаяся в сдвиге формант в область высоких частот. Однако следует особо отметить тот факт, что на полученные результаты могут оказывать влияние

индивидуальные особенности строения речевого аппарата испытуемых.

Характер изменения $\bar{S}(i)$ (1) для выборок эмоциональных и нейтральных объектов иллюстрируют соответствующие дисперсии:

$$D(i) = (N-1)^{-1} \cdot \sum_{j=1}^N (S_j(i) - \bar{S})^2 \quad (2)$$

Путем их усреднения получены характеристики (рис. 3):

$$\bar{D} = M^{-1} \cdot \sum_{i=1}^M D(i) \quad (3)$$

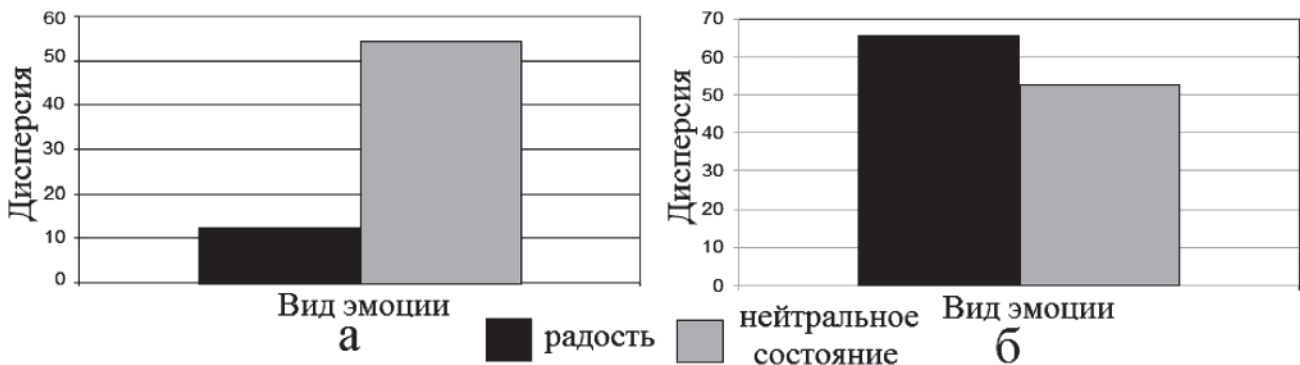


Рис. 3. Усредненная дисперсия разброса спектра мощности объектов OB1 (а) и OB2 (б)

Рис. 4. →
Временной ряд (а) (N = 6); аттрактор (б) (τ = 1 и m = 2)

Характер изменения дисперсий $D(i)$ (2) показывает, что на всех частотах спектры мощности эмоционально окрашенных образцов имеют близкие значения для всех испытуемых. Для нейтральных образцов наблюдается большой разброс в значениях спектральной мощности на всех частотах. Эти выводы получены для образцов выборки ОВ1. Однако, при исследовании параметров \bar{D} (3) отдельно взятых гласных фонем результат может измениться вследствие индивидуальных особенностей диктора (рис. 3, б).

Таким образом, полученные результаты показывают, что найденные закономерности, характеризующие спектры мощности отдельных гласных фонем и целых фраз, по разному проявляются на записях разной длины, что не позволяет использовать их в качестве инструмента классификации эмоций по речевому сигналу.

Реконструкция аттрактора

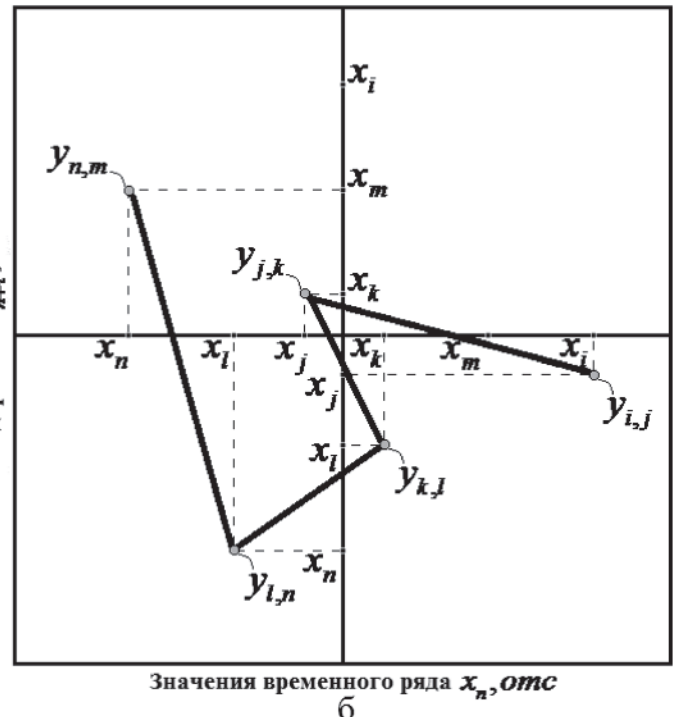
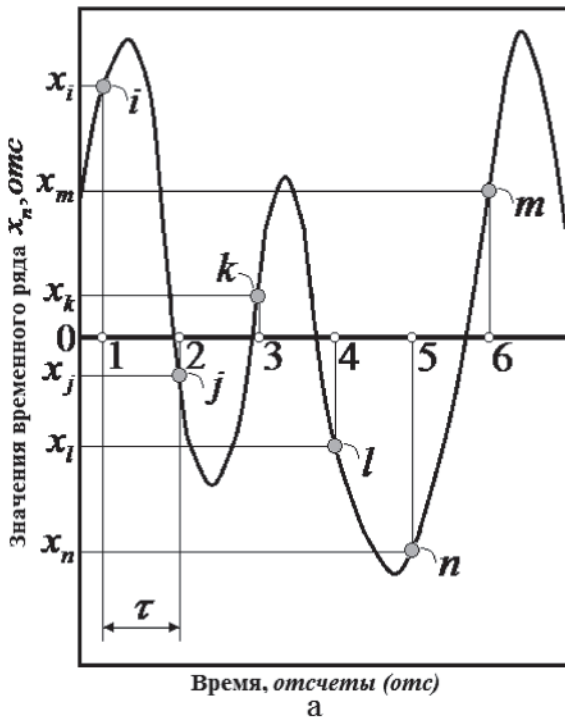
Объекты экспериментальной выборки были проверены на наличие хаотического поведения путем расчета старшего показателя Ляпунова λ_1

[5], полученные положительные значения которого дают возможность применения к объектам ОВ1 и ОВ2 методов нелинейной динамики.

Методы нелинейной динамики базируются на фундаментальной математической теории, в основе которой лежит теорема Ф. Такенса [10], которая подводит строгую математическую основу под идеи нелинейной авторегрессии и доказывает возможность реконструкции (восстановления) аттрактора по временному ряду. Для реконструкции аттрактора исследуемый временной ряд x_n, \dots, x_{n-1} подвергается методу задержки координат (рис. 4), т.е. в фазовом пространстве строится последовательность реконструированных векторов, получаемых из элементов временного ряда [11]:

$$y_n = (x_n, x_{n+\tau}, \dots, x_{n+(m-1)\tau}), \quad n = 0, \dots, s-1, \quad s = N - (m-1)\tau, \quad (4)$$

где N – общее число элементов (точек) временного ряда; τ – задержка по времени между элементами временного ряда (временной лаг); m – размерность вложения (размерность лагового пространства).



При построении аттрактора необходимо правильно осуществлять выбор оптимальных значений параметров реконструкции аттрактора – m и τ (4). Анализ литературы показал, что существует большое количество рекомендаций и способов по выбору оптимальных значений данных параметров, но не существует универсальных методов, позволяющих определить оптимальные значения m и τ [12]. Вследствие этого, в данной работе использовались различные методы выбора указанных параметров.

При выборе значения временной задержки τ используется идея о том, что если точки, образующие временной ряд, будут независимы друг от друга, то реконструированные вектора (4) будут нести в себе наибольшее количество информации об исследуемом ряде. Поэтому необходимо стремиться выбрать τ таким образом, чтобы корреляция между x_n и x_{n-1} элементами временного ряда была по возможности минимальной. Данный выбор осуществляется при вычислении автокорреляционной функции (временная задержка τ выбирается равной времени первого

пересечения нуля автокорреляционной функцией [11] (рис. 5, а), значение задержки составляет 13 ($\tau = 13$):

$$B(\tau) = 1/k \sum_{k=0}^{k-1} (x_n - \bar{x}) \cdot (x_{n-1} - \bar{x}), \quad k = N - \tau, \quad (5)$$

где \bar{x} – математическое ожидание.

Существует иная альтернатива этому методу – функция средней взаимной информации, которая отражает как линейную, так и нелинейную связь между двумя переменными [13] (значение временной задержки τ выбирается по шкале абсцисс при достижении первого минимума на кривой, характеризующей значения средней взаимной информации (рис. 5, б), значение задержки составляет 20 ($\tau = 20$):

$$I(\tau) = -\sum_{i,j} p_{ij}(\tau) \cdot \ln(p_{ij}(\tau) / p_i p_j), \quad (6)$$

где p_i – вероятность, с которой элемент временного ряда может оказаться в i -ом интервале; p_j – вероятность, с которой элемент временного ряда может оказаться в j -ом интервале; $p_{ij}(\tau)$ – совместная вероятность того, что один элемент временного ряда окажется в i -ом интервале, а другой, взятый с задержкой τ , окажется в j -ом интервале.

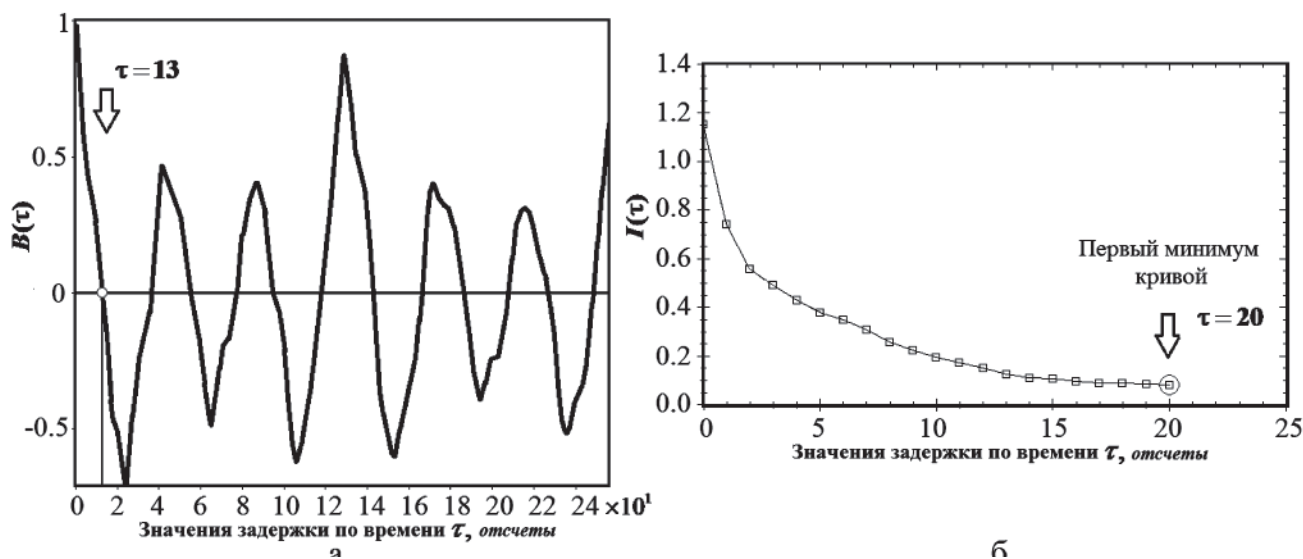


Рис. 5. Выбор оптимального значения задержки по времени τ для объекта ОБ1: а – автокорреляционная функция (5); б – функция средней взаимной информации (6)

Величина размерности вложения m может быть определена посредством поиска ложных ближайших соседей (false nearest neighbors или сокращенно FNN). Для вычисления относительного количества FNN применялся алгоритм, предложенный в работе [14]. Выбираются две соседние точки, принадлежащие реконструкции аттрактора x_i и x_j , определяется расстояние между ними, а также расстояние между следующими двумя точками x_{i+1} и x_{j+1} . Вычисляется отношение между этими величинами: $R = |x_{i+1} - x_{j+1}| / |x_i - x_j|$. Если полученное значение R превышает некоторое пороговое (в большинстве случаев равное 10), то точки x_i и x_j можно считать ложными ближайшими соседями (рис. 6, а).

Иная альтернатива этому методу – определение минимально необходимой величины m с точки зрения достаточности (насыщения) посредством вычисления корреляционного интеграла $C(\epsilon)$ и корреляционной размерности D_2 реконструкции аттрактора [11].

Корреляционный интеграл $C(\epsilon)$, показывающий относительное число пар точек аттрактора x_i, x_j , находящихся на расстоянии не большем ϵ , определяется как:

$$C(\epsilon) = \lim_{M \rightarrow \infty} 1/M(M-1) \cdot \sum_{i,j=1}^M \theta(\epsilon - r(x_i, x_j)), \quad r(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2/m, \quad (7)$$

$$D_2 = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \log C(\epsilon) / \log \epsilon, \quad (8)$$

где $i, j = 1, \dots, M$; M – число рассматриваемых состояний x_i (количество точек x_i на аттракторе); r – расстояние между точками аттрактора; ϵ – размер ячейки разбиения аттрактора; $\theta(\alpha)$ – ступенчатая функция Хевисайда.

После нахождения $C(\epsilon)$ (7) и D_2 (8), строится зависимость корреляционной размерности D_2 от размерности вложения m (4), определяется точка, при которой кривая наклонов насыщается (рис. 6, б): корреляционная размерность аттрактора составляет 3.6 ($D_2 = 3.6$), она достигается при размерности вложения равной 5 ($m = 5$).

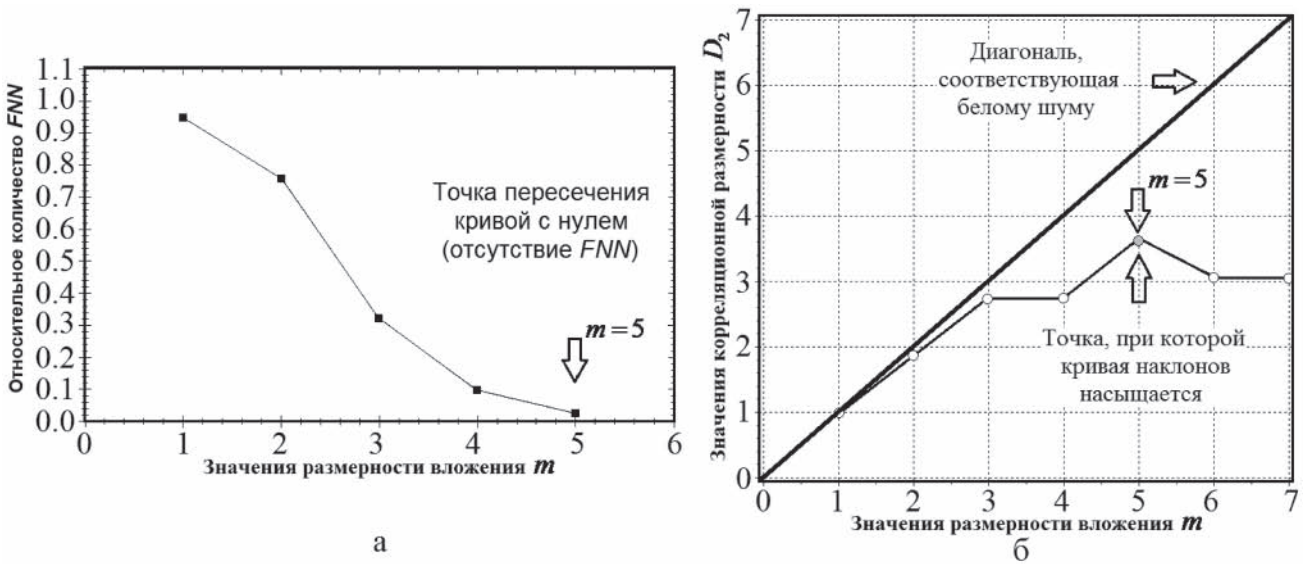


Рис. 6. Выбор оптимального значения размерности вложения m для объекта ОБ1: а – зависимость FNN от m ; б – зависимость значений D_2 от m (4, 8)

Проведен нелинейный анализ об-
учающих выборок ОВ1 и ОВ2 на ос-
нове реконструкции аттрактора (4).

Получены реконструкции объектов
(фраз) ОВ1 (рис. 7) и объектов (фонем)
ОВ2 (рис. 8).

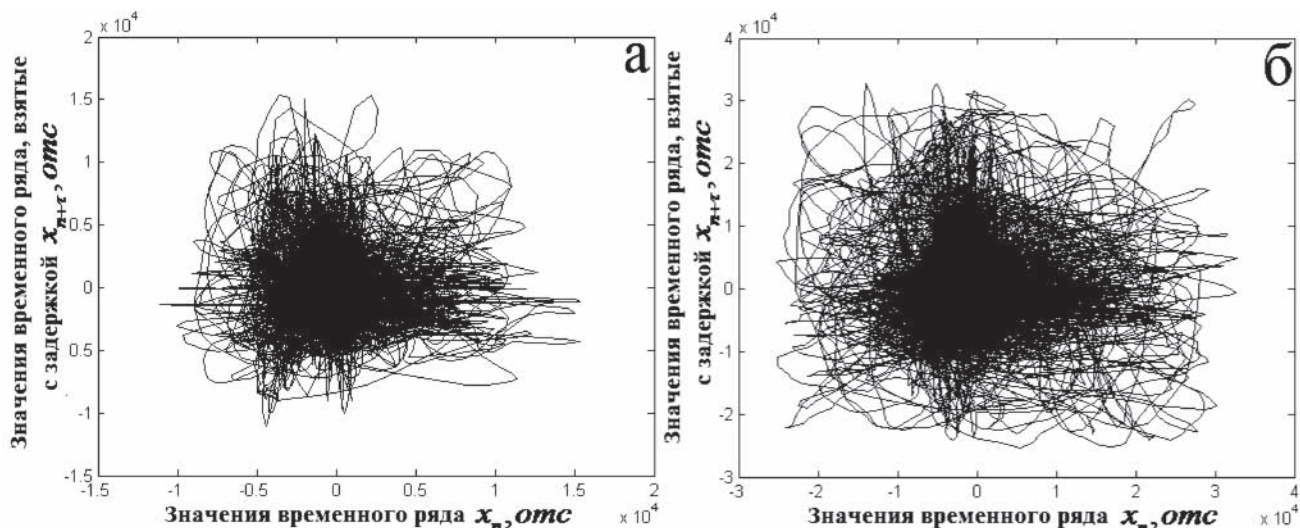


Рис. 7. Реконструкции аттракторов ОВ1: радость (а); нейтральное состояние (б)

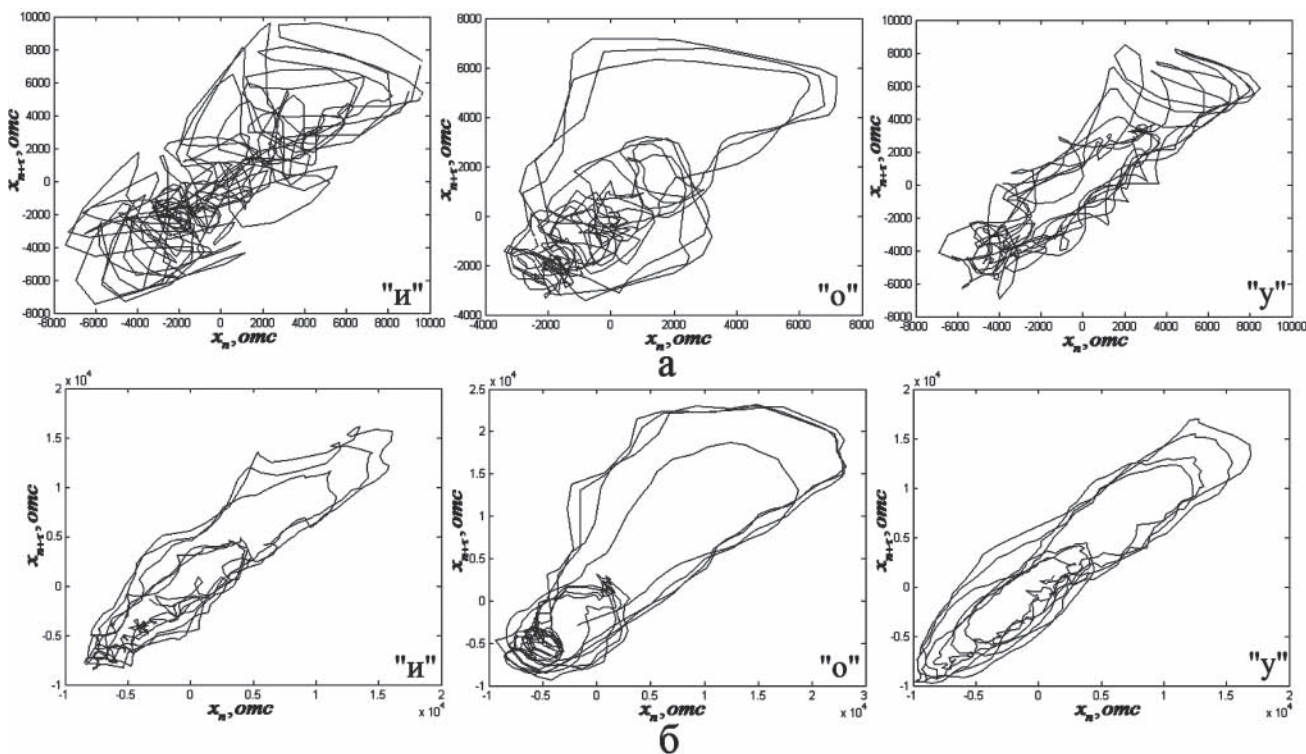
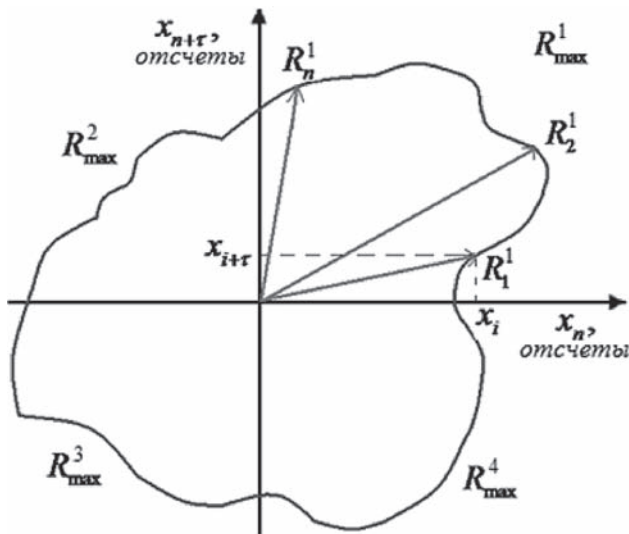


Рис. 8. Аттракторы фонем «и», «о» и «у» ОВ2: радость (а); нейтральное состояние (б)

Выявлено, что на уровне фонем в большинстве случаев наблюдается взаимосвязь геометрии аттрактора с состоянием эмоционального возбуждения (объектам нейтрального состояния присуще более правильная форма, стремящаяся к эллипсообразной). Установлено, что эмоция радости по сравнению с нейтральным состоянием имеет меньшую траекторию разброса реконструкции как для фраз, так и для фонем.

Усредненный максимальный вектор реконструкций аттракторов (\bar{R}_{max}^{all})

Разработана программа количественной оценки аттракторов, реконструированных по речевым паттернам. Предложен новый признак, определяемый по результатам реконструкции, который существенно снижает размерность описаний речевых образцов и позволяет осуществлять количественно сравнение аттракторов – усредненный максимальный вектор реконструкции аттрактора по четырем квадрантам R_{max}^{all} (рис. 9).



Вначале находится первый вектор реконструкции в первом квадранте $R_1^1 = \sqrt{x_i^2 + x_{i+\tau}^2}$, где x_i – значение временного ряда в i -й момент времени, τ – временная задержка. Далее вычисляются оставшиеся n -векторов в первом квадранте, в результате получается множество значений векторов реконструкции $R^1 = \{R_1^1, R_2^1, \dots, R_n^1\}$. Из множества R^1 выбирается максимальный вектор R_{max}^1 . Аналогично находятся максимальные вектора реконструкции аттрактора в других квадрантах R_{max}^2 , R_{max}^3 и R_{max}^4 . Далее рассчитывается усредненный максимальный вектор реконструкции аттрактора по четырем квадрантам R_{max}^{all} , который является новым количественным признаком для распознавания i -го речевого образца:

$$R_{max}^{all}(i) = 0,25 \sum_{j=1}^4 R_{max}^j(i), \quad i=1, \dots, M, \quad (9)$$

где j – номер квадранта; i – номер речевого образца (предложение или фонема); $M = 18$ для ОБ1; $M = 180$ для ОБ2.

Количественная оценка реконструкций аттракторов на выборках речевых образцов разной длительности (табл.) выполнена с использованием характеристик:

$$\bar{R}_{max}^{all} = M^{-1} \cdot \sum_{i=1}^M R_{max}^{all}(i), \quad \bar{R}_{max}^j = M^{-1} \cdot \sum_{i=1}^M R_{max}^j(i), \quad j=1, \dots, 4. \quad (10)$$

Рис. 9. Усредненный максимальный вектор реконструкции аттрактора R_{max}^{all}

Усредненный максимальный вектор реконструкций аттракторов \bar{R}_{max}^{all}

Объекты	Эмоциональное возбуждение	Выборка	Признаки, отсчеты				
			\bar{R}_{max}^1	\bar{R}_{max}^2	\bar{R}_{max}^3	\bar{R}_{max}^4	\bar{R}_{max}^{all}
Фразы	Радость	OB1	19596	18786	16229	18561	18293
	Нейтральное состояние	OB1	37536	35547	31384	38358	35706
Фонемы	Радость	OB2	13067	7969	9456	5361	8963
	Нейтральное состояние	OB2	28387	13795	18267	9194	17411

На рис. 10 приведены квадрантные диаграммы для OB1 и OB2 по \bar{R}_{max}^{all} (9, 10).

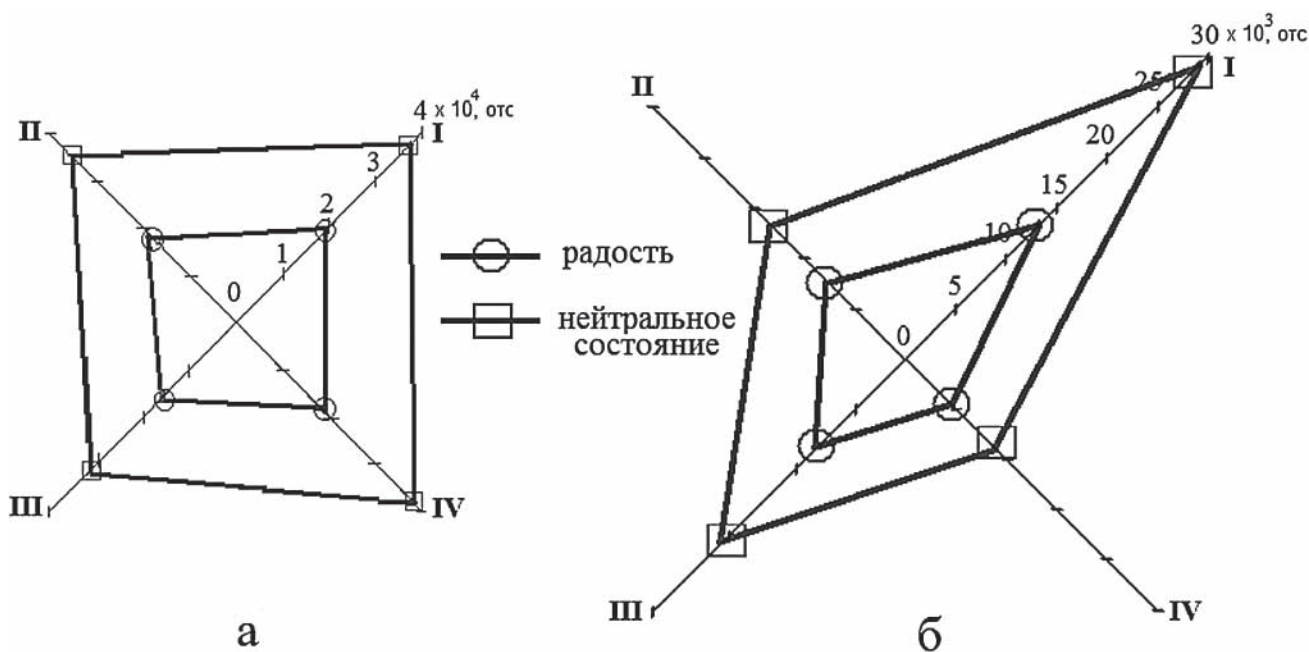


Рис. 10. Квадрантная диаграмма эмоций: фразы (а); гласные фонемы (б)

Установлено, что как на уровне фраз (OB1), так и на уровне фонем (OB2), эмоция радости по сравнению с нейтральным состоянием характеризуется приблизительно в два раза меньшим значением признака \bar{R}_{max}^{all} (10).

Заключение

Первая версия программного модуля автоматического распознавания эмоций человека реализована в среде Matlab с

использованием дополнительных библиотек, представленных в весьма распространенном проекте TISEAN [15], находящимся в открытом доступе. Первая версия программы обеспечивает распознавание только положительных эмоций и нейтральных образцов речевого сигнала.

При тестировании программного модуля на модельном корпусе эмоциональной речи, точность распознавания, т.е. отнесения к одному из двух возможных классов (радость или нейтральное состояние), составила 95 % и 86 % для фраз и фонем, соответственно.

Предлагаемый набор параметров аппарата нелинейной динамики после соответствующей адаптации, будет использоваться для формирования динамической модели, отображающей взаимосвязь эмоционального состояния человека с характеристиками речевого сигнала.

Библиография:

1. Давыдов А.Г., Киселев В.В., Кочетков Д.С. Классификация эмоционального состояния диктора по голосу: проблемы и решения // Труды международной конференции «Диалог 2011». – М.: РГТУ, 2011. – С. 178–185.
2. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. Автоматическое определение изменений эмоционального состояния по речевому сигналу // Речевые технологии. – М.: Народное образование, 2009. – №3. – С. 60–76.
3. Голубинский А.Н. Выявление эмоционального состояния человека по речевому сигналу на основе вейвлет-анализа // Вестник Воронежского института МВД России. – 2011. – №3. – С. 144–153.
4. Сидоров К.В., Филатова Н.Н. Анализ признаков эмоционально окрашенной речи // Вестник Тверского государственного технического университета. – Вып. 20. – Тверь, 2012. – С. 26–31.
5. Старченко И.Б., Перервенко Ю.С., Борисова О.С., Момот Т.В. Методы нелинейной динамики для биомедицинских приложений // Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Медицинские информационные системы». – Таганрог: ТТИ ЮФУ, 2010. – № 9 (110). – С. 42–51.
6. Makarova V., Petrushin V.A. RUSLANA: a database of russian emotional utterances // ICSLP, 2002. – pp. 2041–2044.
7. <http://www.harpia.ru/rec/>.
8. Калюжный М.В. Система реабилитации слабовидящих на основе настраиваемой сегментарной модели синтезируемой речи: автореф. дис. ...канд. тех. наук: 05.11.17. – СПб., 2009. – 18 с.
9. Сидоров К.В., Филатова Н.Н. Алгоритм автоматической генерации речевых объектов // Сборник материалов I Международной научн.-практ. конф. «Технические науки – основа современной инновационной системы». – Часть 1. – Йошкар-Ола, 2012. – С. 118–120.
10. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence // Dynamical Systems and Turbulence. – Heidelberg: Springer-Verlag, 1981. – pp. 366–381.
11. Горшков В.А., Касаткин С.А. Идентификация временных рядов авиационных событий методами и алгоритмами нелинейной динамики. – М.: Бланк Дизайн, 2008. – 208 с.
12. Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б. Современные проблемы нелинейной динамики. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 336 с.

13. Меклер А.А. Применение аппарата нелинейного анализа динамических систем для обработки сигналов ЭЭГ // Вестник новых медицинских технологий. – 2007. – Т. XIV, № 1. – С. 73–76.
14. Kennel M.B., Brown R., Abarbanel I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction // *Phys. Rev. A*, 45, 3403, 1992.
15. Hegger R. et al. Practical Implementation of Nonlinear Time Series Methods. In: *The TISEAN package*, CHAOS 9, 413. – 1999. – <http://www.mpipks-dresden.mpg.de/~tisean/>.
1. Davydov A.G., Kiselev V.V., Kochetkov D.S. Klassifikatsiya emotsional'nogo sostoyaniya diktora po golosu: problemy i resheniya // *Trudy mezhdunarodnoy konferentsii «Dialog 2011»*. – M.: RGTU, 2011. – S. 178–185.
2. Luk'yanitsa A.A., Shishkin A.G. Avtomaticheskoe opredelenie izmeneniy emotsional'nogo sostoyaniya po rechevomu signalu // *Rechevye tekhnologii*. – M.: Narodnoe obrazovanie, 2009. – №3. – S. 60–76.
3. Golubinskiy A.N. Vyyavlenie emotsional'nogo sostoyaniya cheloveka po rechevomu signalu na osnove veyvlet-analiza // *Vestnik Voronezhskogo instituta MVD Rossii*. – 2011. – №3. – S. 144–153.
4. Sidorov K.V., Filatova N.N. Analiz priznakov emotsional'no okrashennoy rechi // *Vestnik Tverskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*. – Vyp. 20. – Tver', 2012. – S. 26–31.
5. Starchenko I.B., Perervenko Yu.S., Borisova O.S., Momot T.V. Metody nelineynoy dinamiki dlya biomeditsinskih prilozheniy // *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki. Tematicheskiy vypusk «Meditsinskie informatsionnye sistemy»*. – Taganrog: TTI YuFU, 2010. – № 9 (110). – S. 42–51.
6. Makarova V., Petrushin V.A. RUSLANA: a database of russian emotional utterances // *ICSLP*, 2002. – pp. 2041–2044.
7. <http://www.harpia.ru/rec/>.
8. Kalyuzhnyy M.V. Sistema reabilitatsii slabovidyashchikh na osnove nastrai-vaemoy segmentarnoy modeli sinteziruemoy rechi: avtoref. dis. ...kand. tekhn. nauk: 05.11.17. – SPb., 2009. – 18 s.
9. Sidorov K.V., Filatova N.N. Algoritm avtomaticheskoy generatsii rechevykh ob'ektov // *Sbornik materialov I Mezhdunarodnoy nauchn.-prakt. konf. «Tekhnicheskie nauki – osnova sovremennoy innovatsionnoy sistemy»*. – Chast' 1. – Yoshkar-Ola, 2012. – S. 118–120.
10. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence // *Dynamical Systems and Turbulence*. – Heidelberg: Springer-Verlag, 1981. – pp. 366–381.
11. Gorshkov V.A., Kasatkin S.A. Identifikatsiya vremennykh ryadov aviatsionnykh sobytiy metodami i algoritmami nelineynoy dinamiki. – M.: Blank Dizayn, 2008. – 208 s.
12. Malinetskiy G.G., Potapov A.B. Sovremennye problemy nelineynoy dinamiki. – M.: Editorial URSS, 2000. – 336 s.
13. Mекler A.A. Primenenie apparata nelineynogo analiza dinamicheskikh sistem dlya obrabotki signalov EEG // *Vestnik novykh meditsinskih tekhnologiy*. – 2007. – Т. KhIV, № 1. – S. 73–76.

References (transliteration):

14. Kennel M.B., Brown R., Abarbanel I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction // Phys. Rev. A, 45, 3403, 1992.
15. Hegger R. et al. Practical Implementation of Nonlinear Time Series Methods. In: The TISEAN package, CHAOS 9, 413. – 1999. – <http://www.mpi PKS-dresden.mpg.de/~tisean/>.