



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2023-21-4-110-117>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.934.2 + 004.85

КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД ОТБОРА ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ РЕЧЕВЫХ ПАТОЛОГИЙ ПО ГОЛОСУ

Д. С. ЛИХАЧЁВ, М. И. ВАШКЕВИЧ, Н. А. ПЕТРОВСКИЙ, И. С. АЗАРОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(г. Минск, Республика Беларусь)*

Поступила в редакцию 15.05.2023

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2023
Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2023

Аннотация. Задача выявления голосовых патологий отличается малым объемом доступных данных для обучения, вследствие чего системы классификации, использующие малоразмерные данные, являются наиболее актуальными. Предлагается совместное использование методов LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) и BSS (backward stepwise selection) в отборе наиболее значимых признаков для задач определения голосовых патологий, в частности бокового амиотрофического склероза. Используются признаки на основе мел-частотных кепстральных коэффициентов, традиционно применяемые в обработке речевых сигналов, и на основе дискретной оценки огибающей спектра авторегрессионного процесса. Вторые спектральные признаки извлекаются с помощью генеративного метода, предполагающего вычисление дискретного преобразования Фурье последовательности отчетов, сгенерированной с использованием авторегрессионной модели входного голосового сигнала. Последовательность генерируется таким образом, чтобы учесть периодическую природу преобразования Фурье. Это позволяет повысить точность оценки спектра и уменьшить эффект спектральной утечки. Отбор признаков с помощью методов LASSO и BSS позволил повысить эффективность классификации, используя меньшее число признаков, по сравнению с применением только метода LASSO.

Ключевые слова: анализ голоса, генеративный метод, авторегрессия, машинное обучение, спектральные признаки, классификация.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Комбинированный метод отбора информативных признаков для выявления речевых патологий по голосу / Д. С. Лихачёв [и др.] // Доклады БГУИР. 2023. Т. 21, № 4. С. 110–117. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2023-21-4-110-117>.

COMBINED METHOD FOR INFORMATIVE FEATURE SELECTION FOR SPEECH PATHOLOGY DETECTION

DENIS S. LIKHACHOV, MAXIM V. VASHKEVICH, NICK A. PETROVSKY,
ELIAS S. AZAROV

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (Minsk, Republic of Belarus)

Submitted 15.05.2023

Abstract. The task of detecting vocal abnormalities is characterized by a small amount of available data for training, as a consequence of which classification systems that use low-dimensional data are the most relevant. We propose to use LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) and BSS (backward stepwise selection) methods together to select the most significant features for the detection of vocal pathologies, in particular amyotrophic lateral sclerosis. Features based on fine-frequency cepstral coefficients, traditionally used in speech signal

processing, and features based on discrete estimation of the autoregressive spectrum envelope are used. Spectral features based on the autoregressive process envelope spectrum are extracted using the generative method, which involves calculating a discrete Fourier transform of the report sequence generated using the autoregressive model of the input voice signal. The sequence is generated by the autoregressive model so as to account for the periodic nature of the Fourier transform. This improves the accuracy of the spectrum estimation and reduces the spectral leakage effect. Using LASSO in conjunction with BSS allowed us to improve the classification efficiency using a smaller number of features as compared to using the LASSO method alone.

Keywords: voice analysis, generative method, autoregression, machine learning, spectral features, classification.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Likhachov D. S., Vashkevich M. V., Petrovsky N. A., Azarov E. S. (2023) Combined Method for Informative Feature Selection for Speech Pathology Detection. *Doklady BGUIR*. 21 (4), 110–117. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2023-21-4-110-117> (in Russian).

Введение

Большое количество систем обработки речевых и голосовых сигналов с использованием машинного обучения оперируют признаками в частотной области [1–3]. Извлечение признаков в таких системах сводится к получению в том или ином виде оценки спектра входного сигнала. При этом основным требованием является как можно более высокое спектральное разрешение при удовлетворительной точности оценки для целевой задачи.

Задача выявления патологий по голосу – особенно сложная, поскольку объем обучающих данных недостаточен для использования широко применяемых сегодня методов машинного обучения. В качестве примера можно выделить задачу выявления по голосу бокового амиотрофического склероза (БАС). Малый объем доступных данных здесь обусловлен спецификой заболевания. БАС – нейродегенеративное неизлечимое заболевание, около 50 % пациентов с БАС умирают в течение 30 мес после появления симптомов [4]. На данный момент не обнаружено каких-либо биологических маркеров БАС, и диагноз ставится на основании совокупности клинических наблюдений. В среднем для постановки диагноза требуется более года [5]. Трудности с речью или глотанием (бульбарные симптомы) – первые симптомы примерно у 30 % людей с БАС [6]. Почти у всех пациентов с БАС слышимые врачом бульбарные симптомы проявляются на более поздних стадиях. Соответственно организовать массовый сбор речевого материала у пациентов с верифицированным диагнозом достаточно сложно.

В статье определяющая роль в решении задачи детектирования голосов пациентов с БАС отводится синтезу характеристического вектора признаков и отбору наиболее информативных из них. В большинстве случаев для вычисления признаков в частотной области используется дискретное преобразование Фурье (ДПФ) [1], однако исходя из существующих ограничений признаки на основе ДПФ являются избыточными. Альтернативы – признаки на основе мел-кепстральных коэффициентов (МЧКК) и дискретной оценки огибающей спектра авторегрессионного процесса (ОСАП) [7].

В условиях ограниченной обучающей выборки важная задача – способ отбора малого числа информативных признаков, наиболее характерных для патологии. Исследована идея совместного использования двух методов отбора LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) и BSS (backward stepwise selection). Приводятся результаты экспериментов, полученные при помощи классификатора, обученного на ограниченной речевой обучающей выборке и использующего малоразмерные признаки как на основе МЧКК, так и на основе ОСАП. Экспериментальная оценка позволяет сделать вывод о высокой эффективности полученного решения.

Малоразмерные признаки на основе оценки огибающей спектра авторегрессионного процесса

Мел-кепстральные коэффициенты широко применяются в обработке речевых сигналов [1, 2]. Оценка ОСАП признаков является авторским методом, который кратко изложен ниже. Признаки на основе ОСАП получаются в результате ДПФ сгенерированной последовательности малой длины. Процесс вычисления дискретной оценки ОСАП включает несколько этапов.

1. По входному кадру анализируемого сигнала с использованием автокорреляционного метода определяются параметры авторегрессионной (АР) модели P -го порядка: $a_k, k = \overline{1, P}$ [8].

2. С помощью АР-модели генерируется последовательность с периодом, равным размеру ДПФ. Размер ДПФ зависит от целевой размерности вектора признаков и покрываемого им частотного диапазона.

Пусть требуется сгенерировать ненулевую последовательность $x(m)$ длины M

$$\sum_{m=1}^M |x(m)| \neq 0. \quad (1)$$

Используя параметры АР-модели анализируемого процесса, получаем следующее соотношение [8]:

$$x(m) = -\sum_{k=1}^P a_k x(m-k), \quad m = \overline{1, M+P}. \quad (2)$$

Положив $x(m) = 0$ при $m = \overline{M+1, M+P}$ и $m = \overline{-P+1, 0}$, выражение (2) для $m = \overline{1, M}$ можно записать в виде равенства

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -a_1 & -1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -a_2 & a_1 & -1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & -a_P \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x(1) \\ x(2) \\ x(3) \\ \vdots \\ x(M) \end{pmatrix} = 0. \quad (3)$$

Для выполнения условия (1) установим $x(M/2) = 1$. Решив систему линейных уравнений (3), найдем искомую последовательность $x(m)$, $m = \overline{1, M}$, причем для нее будет характерно затухание к краям кадра, что позволяет добиться того же эффекта, как и в случае применения оконной функции.

3. Вычисляется ДПФ одного периода последовательности, сгенерированной на этапе 2:

$$S_{est}(k) = \left| \sum_{m=0}^{M-1} x(m) e^{-i \frac{2\pi}{M} km} \right|, \quad k = \overline{1, \frac{M}{2}}. \quad (4)$$

Полученный дискретный спектр $S_{est}(k)$ используется в качестве вектора признаков для анализа голосового сигнала.

На рис. 1 проиллюстрированы основные этапы вычисления малоразмерных спектральных признаков на основе ОСАП.

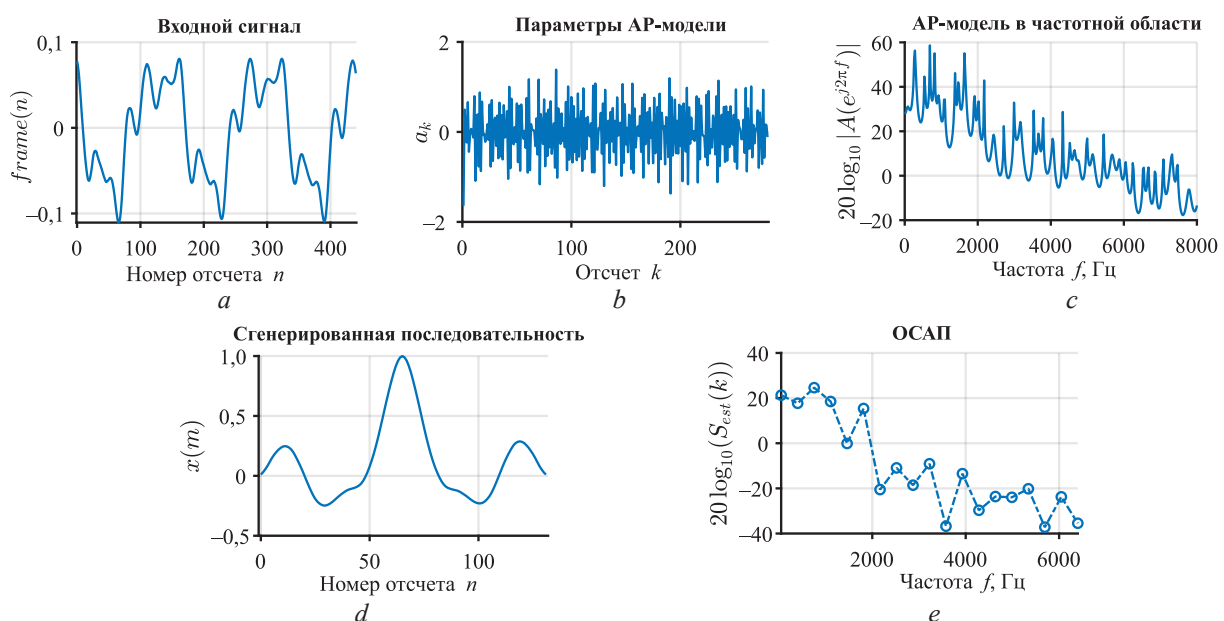


Рис. 1. Этапы получения оценки огибающей спектра авторегрессионного процесса
Fig. 1. Stages of obtaining an estimate of the envelope spectrum of the autoregressive process

На рис. 1, *a* показан один фрейм исходного сигнала, на рис. 1, *b* – вычисленные параметры АР-модели сигнала. В данном случае использовался порядок фильтра-предсказателя, равный 280. На рис. 1, *c* изображено частотное представление АР-модели сигнала, из которого видно, что модель достаточно точно описывает гармоническую структуру сигнала, на рис. 1, *d* – демонстрируется последовательность, получаемая в результате решения системы (3). Можно видеть, что центральный отсчет равен единице, а по краям интервала наблюдения сигнал стремится к нулю, что при спектральном оценивании дает тот же эффект, что и применение оконной функции. На рис. 1, *e* показано вычисление ДПФ от сгенерированной последовательности. Полученные спектральные составляющие называются ОСАП и используются в качестве вектора признаков для анализа голоса.

Система автоматического выявления патологии на основе машинного обучения с использованием малоразмерных спектральных признаков

Для экспериментальной оценки эффективности применения различных методов отбора наиболее информативных признаков использовали систему анализа и классификации голосового сигнала, описанную в [9] (рис. 2). В системе выполняется бинарная классификация (норма/патология) на основе анализа протяжного звука «а». Анализ заключается в сегментировании сигнала на кадры (продолжительность – от 10 до 40 мс), после чего выполнялся расчет кратковременных и надсегментных признаков [10]. Векторы надсегментных признаков передаются в классификатор, который работает на основе метода опорных векторов SVM (Support Vector Machine) [11].

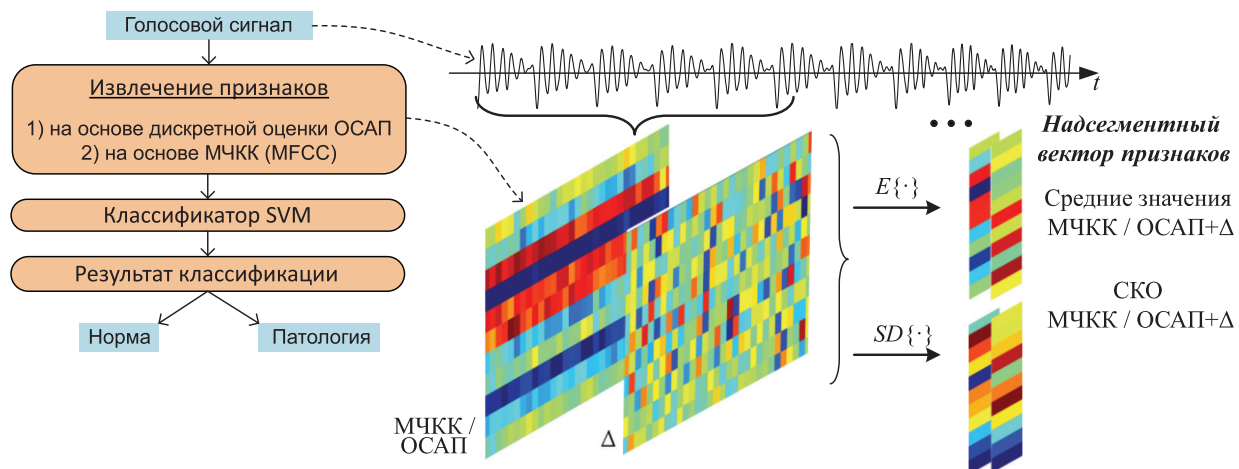


Рис. 2. Система анализа и классификации для выявления патологии
Fig. 2. Analysis and classification system for pathology detection

Надсегментные признаки [10] представляют собой средние значения и среднеквадратичное отклонение (СКО) кратковременных признаков (МЧКК и признаков на основе ОСАП) на продолжительном интервале наблюдения (до 1 с). Для расчета МЧКК использовался метод, описанный в [9]. Малоразмерные спектральные признаки на основе дискретной оценки ОСАП вычислялись в соответствии с (4).

На этапе проектирования классификатора с целью повышения эффективности его работы выполняли отбор признаков с совместным применением методов LASSO [12] и BSS [13]. Метод LASSO использует модель линейной регрессии со штрафной функцией, накладываемой на сумму абсолютных значений коэффициентов модели. Решение находится итеративно при изменении штрафных весов. Порядок обращения параметров модели в нуль определяется степенью влияния соответствующих признаков на качество классификации. BSS, в свою очередь, обеспечивает перебор признаков, исключая те из них, которые ухудшают решение.

Для обучения и тестирования системы использовалась база, содержащая 64 образца голосовых сигналов (протяжный звук «а») [14]. В базе имелись записи 33 здоровых пациентов (13 мужчин, 20 женщин) и 31 пациента, больных БАС (17 мужчин, 14 женщин).

Результаты исследований и их обсуждение

Используя систему автоматического выявления патологии на основе машинного обучения, выполнена оценка эффективности применения методов LASSO и BSS для отбора наиболее информативных признаков. При проведении экспериментов размерность вектора надсегментных признаков N варьировалась от 36 до 76 в зависимости от количества используемых параметров в частотной области M , т. е. $N = 4 \cdot (M - 1)$. В случае вычисления признаков на основе МЧКК значение M равно числу кепстральных коэффициентов, а в случае вычисления с помощью ОСАП – количеству отсчетов в частотной области в целевом диапазоне частот. Нижняя и верхняя границы частотного диапазона, используемого для формирования признаков, ограничивалась пределами 50–400 Гц. Длительность кадра анализа T составляла 10–40 мс. При вычислении ОСАП использовался порядок фильтра-предсказателя $P = 280$.

Для оценки производительности классификатора применяли метод перекрестной проверки LOSO [15], при котором классификатор тестируется итерационно. На каждой итерации в тестовый набор включаются данные, соответствующие одному диктору, а в обучающий набор – все оставшиеся. В качестве критерия эффективности классификации использовали среднюю сбалансированную точность классификации \overline{BA} , вычисляемую по следующей формуле:

$$\overline{BA} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I BA_i = \frac{1}{2I} \sum_{i=1}^I \left(\frac{TP_i}{TP_i + FN_i} + \frac{TN_i}{TN_i + FP_i} \right), \quad (5)$$

где TP_i, TN_i, FP_i, FN_i – количество истинно положительных, истинно отрицательных, ложноположительных и ложноотрицательных результатов классификации для i -й итерации соответственно; I – количество итераций, соответствует количеству дикторов.

В табл. 1, 2 приведены полученные средние сбалансированные точности признаков классификации речи на основе МЧКК и ОСАП в зависимости от базового количества признаков N и длительности кадра анализа T для разных вариантов отбора признаков (без отбора, с LASSO, с LASSO + BSS). Жирным шрифтом выделены наилучшие достигнутые результаты.

Таблица 1. Средняя точность признаков классификации речи на основе мел-кепстральных коэффициентов

Table 1. Average accuracy of speech classification features based of mel-cepstral coefficients

T, мс / T, ms	Средняя точность \overline{BA} , % / Average accuracy \overline{BA} , %								
	Без отбора признаков / Without feature selection			LASSO			LASSO + BSS		
	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76
10	58,1	63,1	61,9	71,8	77,9	84,4	74,2	84,1	84,8
15	64,9	54,8	62,8	75,7	76,7	79,1	75,8	76,7	84,7
20	65,9	61,4	63,8	75,1	74,0	81,6	75,1	74,1	84,6
25	66,6	59,9	60,6	77,2	74,2	80,5	77,2	81,0	82,8
30	63,9	57,7	64,6	77,2	74,9	81,9	77,2	77,3	84,7
35	61,4	63,0	59,9	76,5	71,6	77,2	76,5	80,1	77,8
40	64,2	61,6	61,0	78,6	76,7	77,6	78,6	80,3	80,2

Таблица 2. Средняя точность признаков классификации речи на основе огибающей спектра авторегрессионного процесса

Table 2. Average accuracy of speech classification features based on the envelope spectrum of the autoregressive process

T, мс / T, ms	Средняя точность \overline{BA} , % / Average accuracy \overline{BA} , %								
	Без отбора признаков / Without feature selection			LASSO			LASSO + BSS		
	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76
10	60,3	68,4	70,5	75,8	85,5	83,2	75,8	88,6	83,2
15	67,3	74,3	75,4	76,1	81,4	81,1	79,7	87,7	87,6
20	61,9	71,3	74,8	75,4	83,6	83,3	75,9	89,0	90,3
25	67,2	66,8	74,5	72,5	79,1	83,4	75,5	85,6	89,8

Окончание табл. 2
Ending of Tab. 2

T, мс / T, ms	Средняя точность \overline{BA} , % / Average accuracy \overline{BA} , %								
	Без отбора признаков / Without feature selection			LASSO			LASSO + BSS		
	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76
30	61,1	69,1	75,1	68,5	81,3	87,2	73,1	87,5	90,1
35	58,5	71,0	72,4	66,5	77,8	84,3	69,4	85,9	89,0
40	62,2	70,6	73,9	72,3	81,4	85,2	72,5	84,2	90,1

В табл. 3, 4 показано, как менялось итоговое количество признаков классификации речи на основе МЧКК и ОСАП после выполнения процедуры отбора в зависимости от N и T с помощью методов LASSO и LASSO + BSS.

Таблица 3. Количество признаков классификации речи на основе мел-кепстральных коэффициентов
Table 3. Number of speech classification features based on mel-cepstral coefficients

T, мс / T, ms	Количество признаков, шт. / Number of features, pcs.					
	LASSO			LASSO + BSS		
	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76
10	6	24	21	3	16	20
15	6	4	27	5	4	19
20	4	5	13	4	4	9
25	5	27	18	5	21	16
30	5	21	16	5	17	11
35	5	40	5	5	31	4
40	5	16	10	5	14	6

Таблица 4. Количество признаков классификации речи на основе огибающей спектра авторегрессионного процесса
Table 4. Number of speech classification features based on the envelope spectrum of the autoregressive process

T, мс / T, ms	Количество признаков, шт. / Number of features, pcs.					
	LASSO			LASSO + BSS		
	N = 36	N = 56	N = 76	N = 36	N = 56	N = 76
10	6	23	4	6	16	4
15	17	28	43	13	19	37
20	11	35	34	10	27	27
25	17	28	56	11	20	41
30	16	31	35	11	21	31
35	17	35	33	15	27	29
40	13	26	31	12	20	21

Из табл. 1–4 видно, что наибольшая сбалансированная точность классификации достигается при использовании признаков на основе дискретной оценки ОСАП для фрейма анализа длительностью 20 мс. Совместное применение методов LASSO и BSS для отбора наиболее информативных признаков предпочтительнее использования одного метода LASSO, поскольку это позволяет не только уменьшить количество признаков, но и значительно повысить эффективность классификации.

Выводы

1. Предложено совместное использование методов LASSO и BSS при отборе информативных признаков для классификации речи с целью выявления голосовых патологий. Эксперименты с речевым материалом, включающим образцы здоровых дикторов и дикторов с патологией, позволяют заключить, что данный подход может быть применен для создания систем скрининг-диагностики на основе алгоритмов машинного обучения в условиях крайне ограниченной обучающей выборки.

2. Система классификации, примененная в экспериментах, показала высокую эффективность при использовании малого речевого корпуса, содержащего всего 54 диктора. Применение BSS совместно с LASSO в целом заметно повысило эффективность классификатора, позволяя на меньшем числе признаков получить более высокую точность классификации [7].

Список литературы

1. Rabiner, L. R. *Fundamentals of Speech Recognition* / L. R. Rabiner, B. H. Juang // Pearson Education. 1993.
2. Benba, A. Discriminating between Patients with Parkinson's and Neurological Diseases Using Cepstral Analysis / A. Benba, A. Jilbab, A. Hammouch // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2016. Vol. 24, No 10. P. 1100–1108.
3. Vashkevich, M. Classification of ALS Patients Based on Acoustic Analysis of Sustained Vowel Phonations / M. Vashkevich, Y. Rushkevich // *Biomedical Signal Processing and Control*. 2021. Vol. 65. P. 1–14.
4. Amyotrophic Lateral Sclerosis / M. C. Kiernan [et al.] // *Lancet*. 2011. Vol. 377, Iss. 9769. P. 942–955.
5. Detection of Bulbar ALS Using a Comprehensive Speech Assessment Battery / Y. Yunusova [et al.] // *Proceedings of the International Workshop on Models and Analysis of Vocal Emissions for Biomedical Applications*. 2013. P. 217–220
6. Fractal Features for Automatic Detection of Dysarthria / T. Spangler [et al.] // *IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics*. 2017. P. 437–440.
7. Малоразмерные спектральные признаки для машинного обучения в задачах анализа и классификации голосового сигнала / Д. С. Лихачёв [и др.] // *Информатика*. 2023. № 1. С. 102–112. DOI: 10.37661/1816-0301-2023-20-1-102-112.
8. Markel, J. D. *Linear Prediction of Speech* / J. D. Markel, A. H. Gray. Berlin, New York: Springer-Verlag, 1976. 290 p.
9. Вашкевич, М. И. Система анализа и классификации голосового сигнала на основе пертурбационных параметров и кепстрального представления в психоакустических шкалах / М. И. Вашкевич, Д. С. Лихачёв, И. С. Азаров // *Доклады БГУИР*. 2022. Т. 20, № 4. С. 73–82. DOI: <https://doi.org/10.35596/1729-7648-2022-20-1-73-82>.
10. Анализ акустических параметров голоса для выявления заболеваний гортани / М. И. Вашкевич [и др.] // *Информатика*. 2020. № 17. С. 78–86.
11. Flach, P. *Machine Learning: the Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data* / P. Flach. Great Britain: Cambridge University Press, 2012. 416 p.
12. *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R* / G. James [et al.]. Springer, 2013. 440 p.
13. Kotu, V. *Data Science: Concepts and Practice* / V. Kotu, B. Deshpande. 2 ed. USA: Morgan Kaufmann Publishers an Imprint of Elsevier, 2019.
14. Voice Database Used in the Article Classification of ALS Patients Based on Acoustic Analysis of Sustained Vowel Phonations [Electronic Resource]. Mode of access: https://github.com/Mak-Sim/Minsk2020_ALS_database. Date of access: 12.05.2023.
15. The Necessity of Leave One Subject Out (LOSO) Cross Validation for EEG Disease Diagnosis / S. Kunjan [et al.] // *Brain Informatics*. Springer, 2021. P. 558–567.

References

1. Rabiner L. R., Juang B. H. (1993) *Fundamentals of Speech Recognition*. Pearson Education.
2. Benba A., Jilbab A., Hammouch A. (2016) Discriminating between Patients with Parkinson's and Neurological Diseases Using Cepstral Analysis. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 24 (10), 1100–1108.
3. Vashkevich M., Rushkevich Y. (2021) Classification of ALS Patients Based on Acoustic Analysis of Sustained Vowel Phonations. *Biomedical Signal Processing and Control*. 65, 1–14.
4. Kiernan M. C. (2011) Amyotrophic Lateral Sclerosis. *Lancet*. 377 (9769), 942–955.
5. Yunusova Y. (2013) Detection of Bulbar ALS Using a Comprehensive Speech Assessment Battery. *Proceedings of the International Workshop on Models and Analysis of Vocal Emissions for Biomedical Applications*. 217–220.
6. Spangler T. (2017) Fractal Features for Automatic Detection of Dysarthria. *IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics*. 437–440.
7. Likhachov D. S., Vashkevich M. I., Petrovsky N. A., Azarov E. S. (2023) Small-Size Spectral Features for Machine Learning in Voice Signal Analysis and Classification Tasks. *Informatics*. (20), 102–112. DOI: 10.37661/1816-0301-2023-20-1-102-112 (in Russian).
8. Markel J. D., Gray A. H. (1976) *Linear Prediction of Speech*. Berlin, New York, Springer-Verlag. 290.
9. Vashkevich M. I., Likhachov D. S., Azarov E. S. (2022) Voice Analysis and Classification System Based on Perturbation Parameters and Cepstral Presentation in Psychoacoustic Scales. *Doklady BGUIR*. 20 (1), 73–82. DOI: 10.35596/1729-7648-2022-20-1-73-82 (in Russian).
10. Vashkevich M. I., Burak A. A., Kanoika N. S., Daldova V. S. (2020) Analysis of Acoustic Voice Parameters for Larynx Pathology Detection. *Informatics*. 17 (1), 78–86 (in Russian).
11. Flach P. (2012) *Machine Learning: the Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*. Great Britain, Cambridge University Press Publ. 416.
12. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. (2013) *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer Publ. 440.

13. Kotu V., Deshpande B. (2019) *Data Science: Concepts and Practice*. 2 ed. USA, Morgan Kaufmann Publishers an Imprint of Elsevier.
14. *Voice Database Used in the Article Classification of ALS Patients Based on Acoustic Analysis of Sustained Vowel Phonations*. Available: https://github.com/Mak-Sim/Minsk2020_ALS_database (Accessed 12 May 2023).
15. Kunjan S., Grummett T. S., Pope K. J., Powers D. M. W., Fitzgibbon S. P., Lewis T. W. (2021) The Necessity of Leave One Subject Out (LOSO) Cross Validation for EEG Disease Diagnosis. *Brain Informatics*. Springer Publ. 558–567.

Вклад авторов

Лихачёв Д. С. проработал идею совместного использования методов LASSO и BSS, провел исследование ее целесообразности.

Вашкевич М. И., Петровский Н. А. приняли участие в программной реализации системы, предназначенной для постановки экспериментов. Вашкевич М. И. принимал участие в подготовке текста статьи и графического материала.

Азаров И. С. определил цели и задачи исследования. Все авторы принимали участие в подготовке текста статьи, анализе и интерпретации результатов экспериментов.

Authors' contribution

Likhachov D. S. worked out the idea of joint use of LASSO and BSS methods, conducted a study of its feasibility.

Vashkevich M. I. and Petrovsky N. A. took part in the software implementation of the system intended for setting up experiments.

Azarov E. S. determined the goals and objectives of the study. All authors took part in the preparation of the text of the article, analysis and interpretation of the experimental results.

Сведения об авторах

Лихачёв Д. С., к. т. н., доцент, доцент кафедры электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники

Вашкевич М. И., д. т. н., доцент, доцент кафедры электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники

Петровский Н. А., к. т. н., доцент, доцент кафедры электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники

Азаров И. С., д. т. н., доцент, заведующий кафедрой электронных вычислительных средств Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники

Адрес для корреспонденции

220013, Республика Беларусь,
г. Минск, ул. П. Бровки, 6
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники
Тел.: +375 17 293-85-05
E-mail: likhachov@bsuir.by
Лихачёв Денис Сергеевич

Information about the authors

Likhachov D. S., Cand. of Sci., Associate Professor, Associate Professor at Computer Engineering Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

Vashkevich M. I., Dr. of Sci. (Tech.), Associate Professor at Computer Engineering Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

Petrovsky N. A., Cand. of Sci., Associate Professor, Associate Professor at Computer Engineering Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

Azarov E. S., Dr. of Sci. (Tech.), Associate Professor, Head of Computer Engineering Department of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

Address for correspondence

220013, Republic of Belarus,
Minsk, P. Brovki St., 6
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics
Tel.: +375 17 293-85-05
E-mail: likhachov@bsuir.by
Likhachov Denis Sergeevich