# МЕТОД ПОНИЖЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ ПРОСТРАНСТВА ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ LASSO-РЕГРЕССИИ ДЛЯ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ЭМОЦИЙ ПО РЕЧИ

маг. Краснопрошин Д.В., проф. Вашкевич М.И.



Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (БГУИР)

Кафедра электронных вычислительных средств



#### План доклада

- 1. Цель работы
- 2. Процесс разработки системы распознавания эмоций
- 3. Процедуры отбора признаков
- 4. Meтод LASSO
- 5. Набор данных и описание эксперимента
- 6. Результаты и заключение

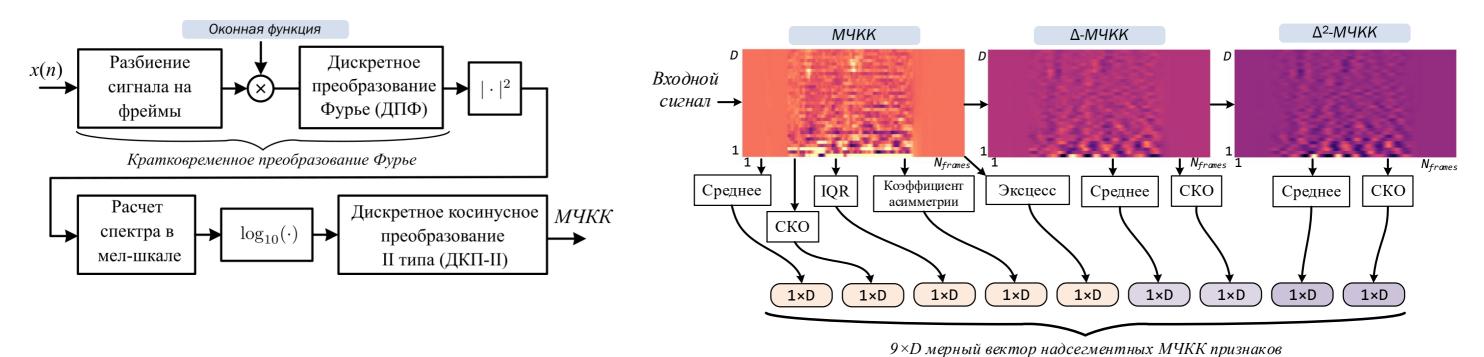
#### Цель доклада

Представить метод понижения размерности пространства признаков, основанный на применении LASSO-регрессии, для повышения эффективности распознавания эмоций по речи.

### Разработка системы распознавания эмоций

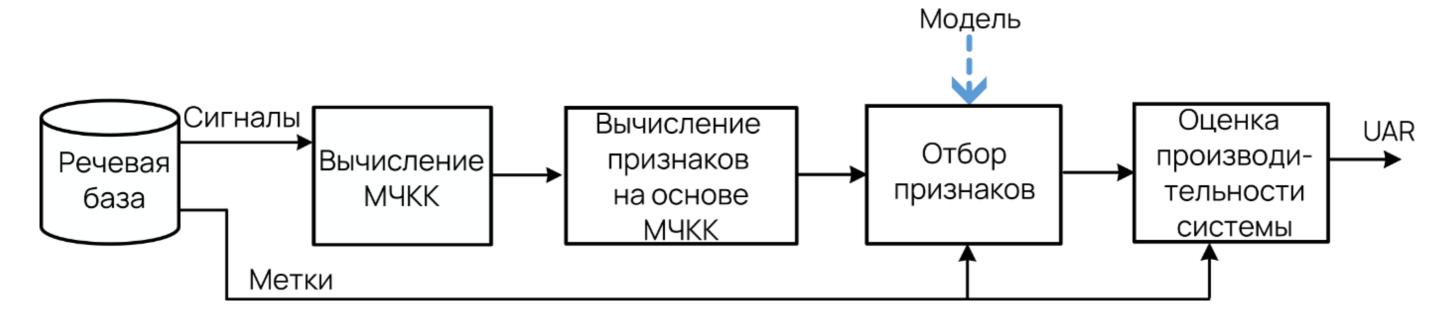
#### Речевы признаки

Мел-частотные кепстральные коэффициенты (МЧКК),  $\Delta$  МЧКК,  $\Delta^2$  МЧКК, межквартильный размах, коэффициент ассиметрии и эксцесс.



# Процесс разработки системы распознавания эмоций

- В процессе разработки системы выполняется **отбор признаков**, которые способствуют повышению производительности системы распознавания эмоций. Данный этап выполнялся с учетом модели классификатора, который будет использоваться в дальнейшем в системе распознавания эмоций.
- Качество модели оценивалось с помощью UAR (Unweighted Average Recall) и перекрестной проверки.



### Процедура отбора признаков

Разработан **алгоритм отбора признаков** для задачи многоклассовой классификации, основанный на использовании LASSO-регрессии:

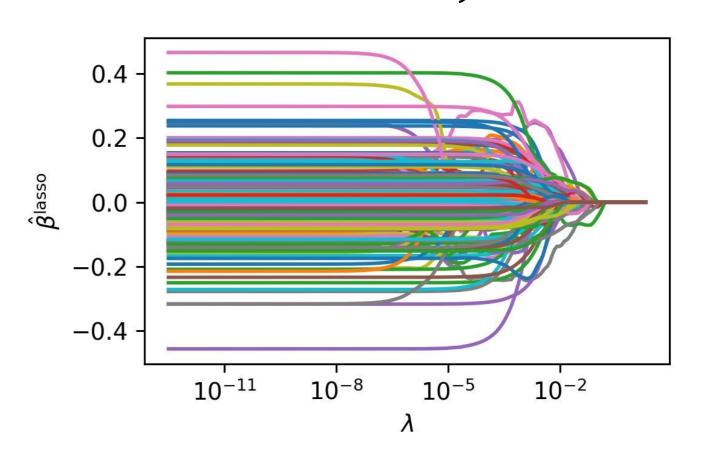
- 1) Задача классификации на K-классов  $\{C_1, C_2, \dots C_k\}$  заменяется на K задач бинарной классификации, по схеме «один против всех».
- 2) Для решения задач бинарной классификации применяется метод отбора признаков на основе LASSO. В результате получается с подмножеств признаков из их исходного полного набора.
- 3) Для каждого из *K* наборов признаков, полученных на шаге 2, применяется метод пошагового исключения переменных (англ. *BSS backward-stepwise selection*). Этот этап позволяет выбрать оптимальное подмножество наиболее значимых признаков, снижая размерность данных и устраняя избыточность.
- 4) Полученные на шаге 3 K наборов признаков объединяются для формирования итогового набора признаков.

# Применение LASSO для отбора признаков в задаче бинарной классификации

Метод LASSO основан на решении задачи линейной регрессии:

$$\hat{\beta}^{lasso} = \operatorname{argmin}_{\beta} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j| \right\}, \tag{1}$$

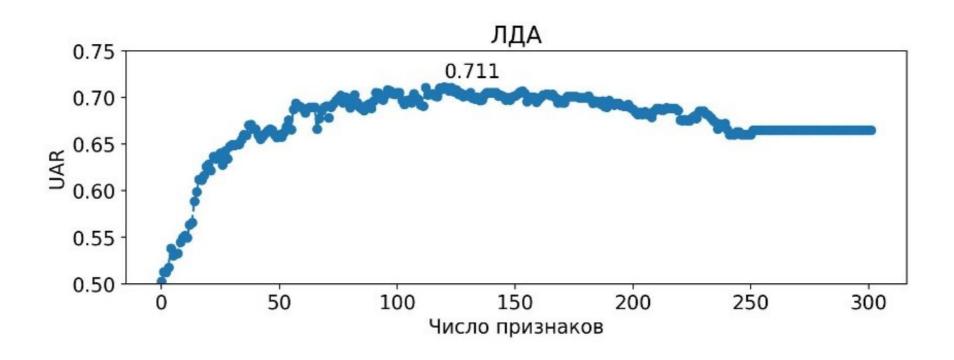
N – число примеров в обучающем наборе,  $y_i$  – метка класса i-го образца,  $x_{ij}$  –j-й признак i-го образца,  $\beta_j$  – j-й коэффициентов  $\beta$  становятся в точности нулевыми.



# Применение LASSO для отбора признаков в задаче бинарной классификации

# Отбор подмножества признаков по результатам ранжирования с на основе LASSO-регрессии

После ранжирования признаков выполняется оценка точности классификации (UAR) при использовании возрастающего набора признаков. В ходе этой процедуры определяется число признаков, которое обеспечивает наибольшую точность классификации.



#### Набор данных и извлечение признаков

#### Речевая база

- •RAVDES (Ryerson Audio-Visual Database of Emotional Speech and Song), 8 эмоциональных состояний (нейтральность, спокойствие, счастье, грусть, гнев, страх, удивление и отвращение), 12 мужчин и 12 женщин, 1440 аудиофайлов в формате wav (16 бит, 48 кГц)
- •RAVDESS содержит эмоциональные состояния: нейтральность, спокойствие, счастье, грусть, гнев, страх, удивление и отвращение.

Речевые признаки рассчитывались на основании мел-частотных кепстральных коэффициентов (МЧКК). В итоговый набор *исходных признаков* были включены среднее значение МЧКК (34 признака), среднее от первой и второй производных от МЧКК (68 признаков), их среднеквадратическое отклонение (68), а также коэффициент асимметрии, эксцесс и межквантильный размах (по 34 признака для каждой характеристики соответственно). Таким образом, для каждого аудиофайла мы получаем 306-компонентный вектор надсегментных признаков МЧКК.

### Тестирование классификатора

Для тестирования классификатора использовался метод перекрестной проверки по k-блокам (k-fold cross-validation)

В данной работе использовалась схема разбиения на блоки из работы [1] (в скобках указаны номера актеров):

```
- блок 0: (2, 5, 14, 15, 16);
```

- блок 1: (3, 6, 7, 13, 18);
- блок 2: (10, 11, 12, 19, 20);
- блок 3: (8, 17, 21, 23, 24);
- блок 4: (1, 4, 9, 22).

[1] Multimodal Emotion Recognition on RAVDESS Dataset Using Transfer Learning / C. Luna-Jiménez, D. Griol, Z. Callejas, R. Kleinlein, J.M. Montero, F. Fernández-Martínez // Sensors. – 2021. – vol. 21. – pp. 1 – 29.

#### Результаты экспериментальных исследований

Исследовалось применение классификаторов на основе

- линейного дискриминантного анализа (ЛДА)
- машины опорных векторов (МОВ).

Оценка производительности выполнялась с использованием невзвешенной средней полноты – UAR (*Unweighted Average Recall*).

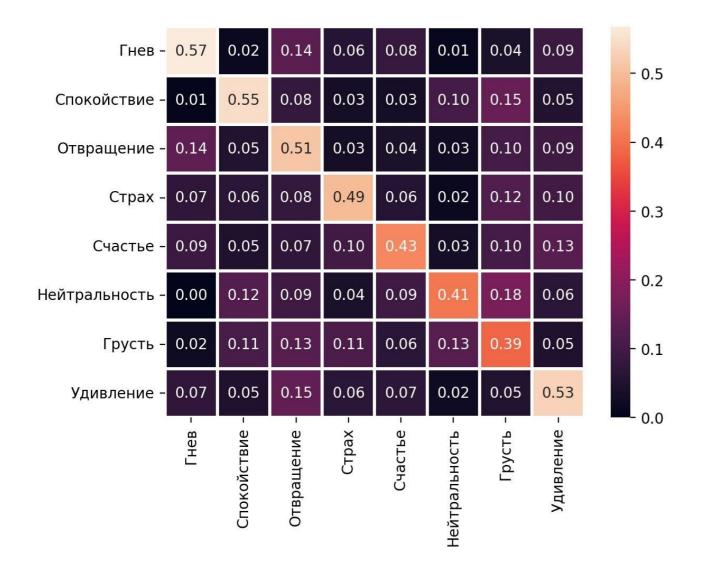
# Результаты экспериментальных исследований

Классификатор	Полный набора признаков (306)	Отобранный набор признаков
ЛДА	0,460	0,484 (205 признаков)
MOB	0.456	<b>0.473</b> (208 признаков)

- После процедуры отбора признаков из изначального набора, состоящего из 306 характеристик, оставлено 205 признаков при повышении точности классификатора в случае с ЛДА и 208 признаков в случае с МОВ.
- Результат демонстрирует значительное уменьшение размерности признакового пространства.
- Одновременно удалось сохранить высокий уровень точности.

#### Результаты экспериментальных исследований

#### Матрица спутанности



#### Сравнение с [<sup>1</sup>]

Авторы применили Transfer Learning используя AlexNet и CNN-14 для извлечения признаков. МОВ натренированные на признаках извлеченных AlexNet и CNN-14 продемонстрировали **UAR 43.32** ± 2.56 и **39.73** ± 2.53 соответственно.

**UAR = 0,484** (205 признаков)

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> [1] *Multimodal Emotion Recognition on RAVDESS Dataset Using Transfer Learning* / C. Luna-Jiménez, D. Griol, Z. Callejas, R. Kleinlein, J.M. Montero, F. Fernández-Martínez // Sensors. – 2021. – vol. 21. – pp. 1 – 29.

#### Заключение

В работе предложен метод понижения размерности пространства признаков, основанный на применении LASSO-регрессии, для повышения эффективности распознавания эмоций по речи.

В работе выполнено сравнение качества класиификации модели с использованием исходного набора признаков, и набора признаков полученных с помощью разработанного метода понижения размерности признакового пространства. Благодаря новому методу удалось снизить размерность примерно на 30% и одновременно удалось сохранить высокий уровень классификационной точности, что подчеркивает эффективность примененной методологии отбора признаков.