

## МЕТОД ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ ИНТЕРПРЕТИРУЕМОЙ НЕЧЁТКОЙ МОДЕЛИ КЛАССИФИКАЦИИ ЭМОЦИОНАЛЬНЫХ СОСТОЯНИЙ ПО ДАННЫМ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИИ

Водякова Е. А.<sup>1</sup>

Научный руководитель – канд. техн. наук, старший преподаватель, Русак А. В.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Университет ИТМО

[katyvod.29.05@gmail.com](mailto:katyvod.29.05@gmail.com)

Работа выполнена в рамках темы НИР № 623106 «Автономные интеллектуальные системы».

### Введение.

Способность точно распознавать эмоции имеет важное значение для диагностики психоэмоциональных расстройств, таких как депрессия, тревожные расстройства и стрессовые состояния. Использование электроэнцефалографии позволяет фиксировать реакции мозга на эмоции даже при отсутствии внешних поведенческих проявлений. На сегодняшний день модели машинного обучения показывают довольно высокую точность в распознавании паттернов физиологических сигналов, однако они часто работают как «черный ящик», что затрудняет их использование в медицине и психологии. С другой стороны, классические экспертные системы полностью интерпретируемы, но существенной проблемой является выраженная межсубъектная вариативность сигнала, из-за которой сформировать универсальную базу правил практически невозможно. Поэтому актуальной задачей является разработка интерпретируемой модели распознавания эмоций и методов её персонализации, позволяющих учитывать индивидуальные особенности эмоциональных реакций и повышать точность распознавания.

### Основная часть.

В работе предлагается гибридная модель на основе нечётких правил для классификации четырех эмоциональных состояний, основанных на двумерной модели валентности и возбуждения Дж. А. Рассела [1]. В качестве источника данных был выбран датасет DEAP, содержащий размеченные по валентности и возбуждению данные ЭЭГ [2]. Помимо спектральной плотности мощности и дифференциальной энтропии, вычисленных агрегировано по пяти зонам коры головного мозга с использованием библиотек SciPy (метод Уэлча) и NumPy, учитываются разности дифференциальной энтропии между симметричными каналами и их отношения, связываемые непосредственно с валентностью эмоций [3].

Первый слой модели составляет система нечётких правил. С помощью алгоритма Extra Trees оценивается значимость признаков, после чего отбираются наиболее информативные из них и для каждого строятся три адаптивных нечётких термина (низкий, средний, высокий) на основе перцентилей распределения. Далее выполняется автоматическая генерация правил: паттерн принимается в качестве правила при достижении заданных порогов чистоты (доли объектов одного класса среди покрываемых паттерном) и поддержки (числа объектов, покрываемых паттерном). Для каждого правила сохраняется распределение вероятностей по классам и вычисляется вес, отражающий его надежность. На этапе вывода вычисляются степени активации правил как произведение значений функций принадлежности признаков соответствующим терминам. Активированные правила формируют вектор нечётких оценок по четырём классам с учетом весов правил и коэффициентов усиления для редких классов.

Второй слой обеспечивает персонализацию модели для каждого субъекта. Сначала выбираются наиболее подходящие глобальные правила на ограниченном

наборе данных пользователя: их веса корректируются на основе степени активации каждого правила по калибровочным образцам, что позволяет подстроить модель под индивидуальные особенности субъекта без создания новых правил. Далее на этом же наборе формируются персональные правила. Они строятся по тем же принципам, что и глобальные, и сохраняют распределение вероятностей по классам и веса, которые масштабируются для предотвращения прямого переобучения.

На этапе вывода глобальные и персональные правила объединяются в единую базу. Если суммарная уверенность активированных правил превышает заданный порог, решение принимается на основе нечеткой модели. В противном случае решение делегируется третьему слою – классическому алгоритму машинного обучения, что повышает робастность системы. По результатам экспериментов наилучший баланс точности и полноты показал XGBoost, выбранный для дальнейшей работы. В случае активации этого слоя для сохранения объяснимости результатов применяются альтернативные методы интерпретации, позволяющие оценить вклад исходных признаков ЭЭГ в итоговое решение.

### **Выводы.**

Предложенный метод персонализации нечёткой модели распознавания эмоций позволяет повысить точность классификации за счёт автоматической настройки параметров. Эксперименты на наборе данных DEAP показали, что использование персонализированных правил обеспечивает прирост точности классификации до 20% по сравнению с субъектонеzáвисимой моделью. Дополнительное применение алгоритмов машинного обучения повышает устойчивость классификации в случае недостаточного объема данных для дообучения или при наличии специфичных паттернов. Таким образом, разработанная гибридная модель сочетает высокое качество и адаптивность распознавания эмоциональных состояний человека, сохраняя интерпретируемость результата.

### **Литература**

1. Russell J. A. A Circumplex Model of Affect / J. A. Russell // Journal of Personality and Social Psychology. – 1980. – Vol. 39. – P. 1161–1178. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://www.researchgate.net/publication/235361517\\_A\\_circumplex\\_model\\_of\\_affect](https://www.researchgate.net/publication/235361517_A_circumplex_model_of_affect)
2. DEAP Dataset Documentation / Queen Mary University of London // Queen Mary University of London. – 2012. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/index.html>
3. Duan R.-N., Zhu J.-Y., Lu B.-L. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification / R.-N. Duan, J.-Y. Zhu, B.-L. Lu // International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER). – 2013. – P. 81–84. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://www.researchgate.net/publication/261239872\\_Differential\\_entropy\\_feature\\_for\\_EEG-based\\_emotion\\_classification](https://www.researchgate.net/publication/261239872_Differential_entropy_feature_for_EEG-based_emotion_classification)