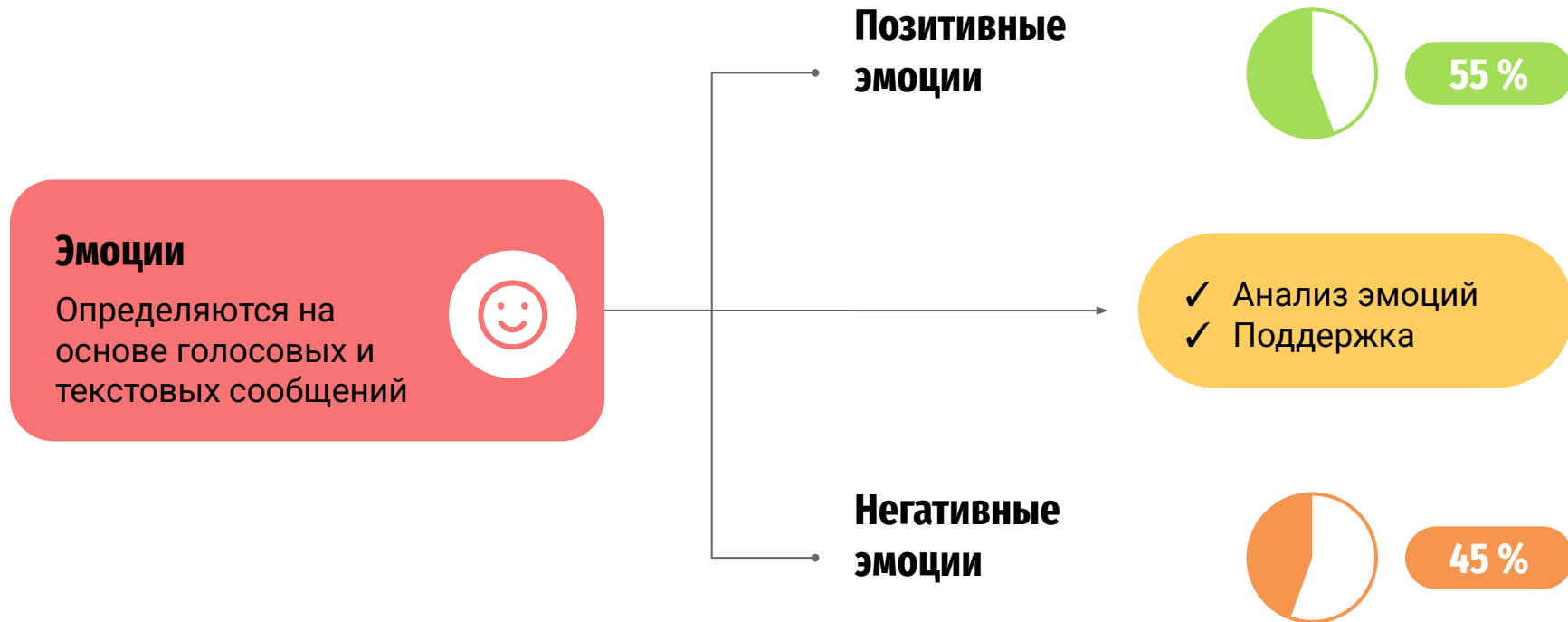


Chatbot psychologist

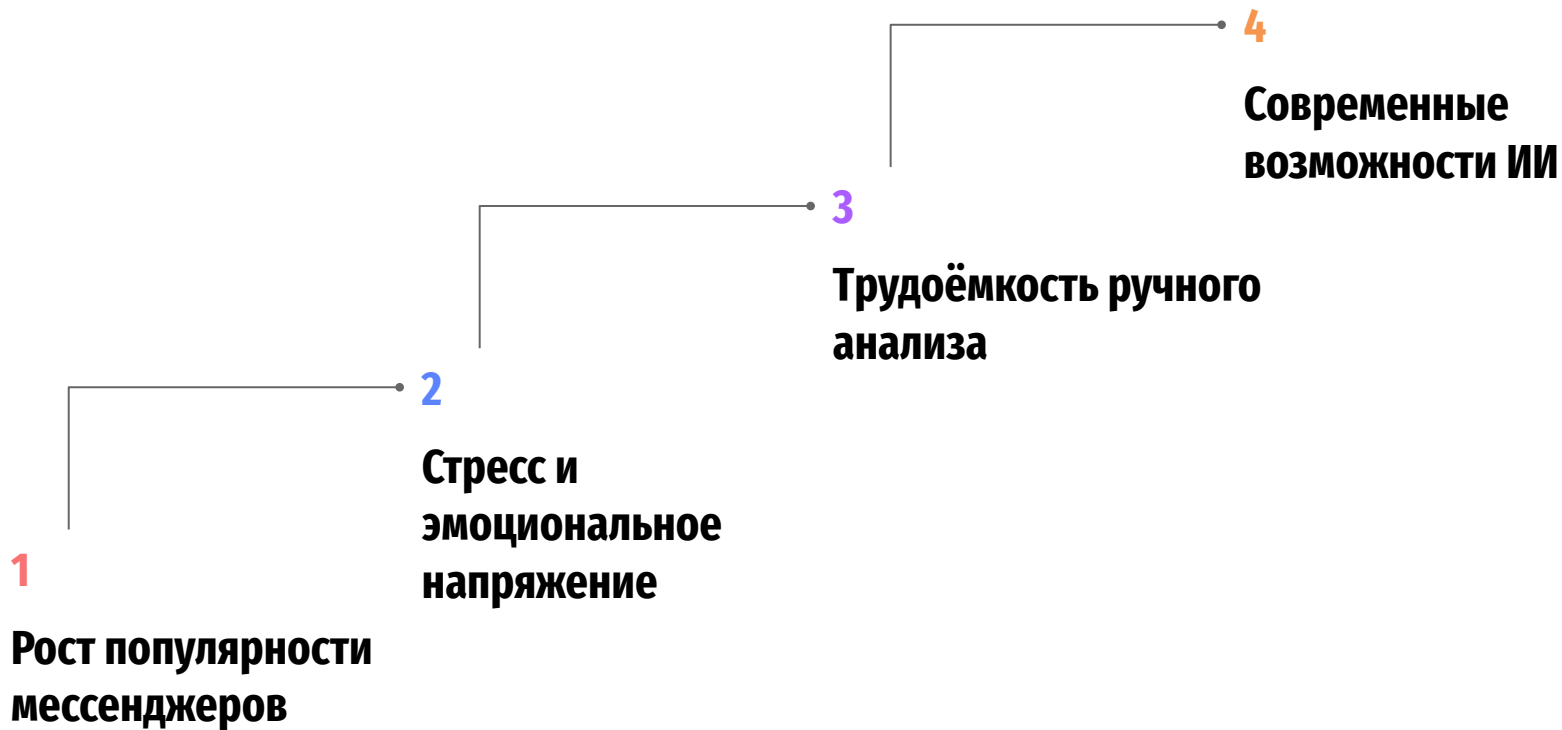
НЕЙРОТЕХНОЛОГИИ И
АФФЕКТИВНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ

Кремпольская Е.А.
Касьяненко В.М.

0 проекте



Актуальность темы проекта



Исследование предметной области (1)

«Алекситимия у современной молодежи: особенности проявлений у студентов технических и гуманитарных направлений подготовки»

2020

Журнал
«Горизонты гуманитарного знания»

А. И. Полянский, Л. И. Быковская

- Эмоции играют значимую роль в жизни человека, оказывая влияние на социально-психологическую адаптацию и успешность в коммуникациях.
- Алекситимия (трудности в понимании и описании эмоций) встречается примерно у 24% здоровых людей.
- Студенты с высоким уровнем алекситимии испытывают затруднения в межличностной коммуникации, что негативно влияет на образовательный процесс и личностное развитие.

Понимание своих эмоций

Управление своими эмоциями

Понимание эмоций других людей

Управление эмоциями других людей

Исследование предметной области (2)

"Исследование взаимосвязи депрессии и личностных особенностей"

2020

BULLETIN OF NATIONAL ACADEMY OF
SCIENCES OF THE REPUBLIC OF
KAZAKHSTAN

С.К. Кудайбергенова, А.Т. Камзанова, М.
К. Жолдасова, З.Б. Мадалиева,
С.А. Несипбаев, А.М. Кустубаева

- Выявлена статистически значимая взаимосвязь между эмоциональным интеллектом и уровнем депрессии. Чем выше эмоциональный интеллект, тем ниже уровень депрессивных состояний.
- Высокий уровень эмоционального интеллекта ассоциируется с улучшенной способностью к регулированию эмоционального состояния и снижением риска депрессии.
- Сниженные показатели эмоционального интеллекта могут быть фактором уязвимости к развитию депрессии и связаны с трудностями в распознавании и выражении эмоций.
- Развитие эмоционального интеллекта рекомендуется как профилактическая мера против депрессивных состояний и средство улучшения качества жизни

Исследование предметной области (3)

Speech Emotion Recognition Based on Voice Fundamental Frequency

2019

Archives of Acoustics

Dimitrova-Grekow T., Klis A.,
Igras-Cybulska M.

- Исследования показали, что фундаментальная частота голоса является одним из важнейших признаков, которые позволяют определить эмоцию говорящего, даже если слова не выражают эмоциональной окраски.
- Для анализа речевых сигналов применялось быстрое преобразование Фурье для выделения фундаментальной частоты голоса (F0). Для классификации эмоций были использованы алгоритмы машинного обучения: K-ближайших соседей и Random Forest.
- Исследователи подчёркивают, что именно просодические признаки речи (такие как фундаментальная частота, интонация, мелодика) являются решающими при распознавании эмоций в голосе, поскольку они слабо зависят от конкретного словесного содержания сообщения.

Исследование предметной области (4)

A Review of Different Approaches for Detecting Emotion from Text (Обзор различных подходов к обнаружению эмоций в тексте)

March 2021

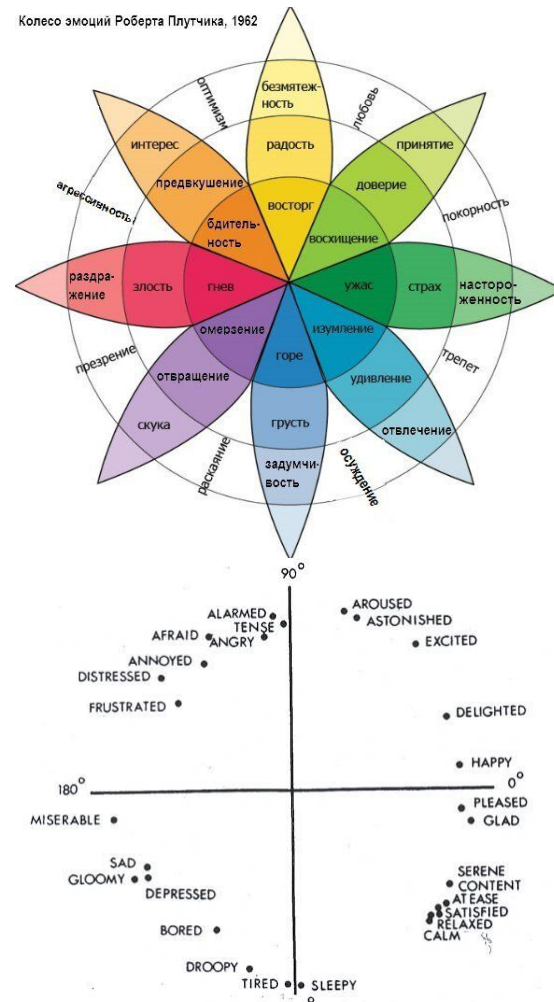
IOP Conference Series Materials Science and Engineering

Authors: Ashritha R Murthy, Anil Kumar K.M

- Цель статьи – провести систематический обзор существующих подходов к обнаружению эмоций из текста.
- Значимость анализа текстов социальных сетей, блогов и отзывов для понимания эмоционального состояния.

Модели эмоций

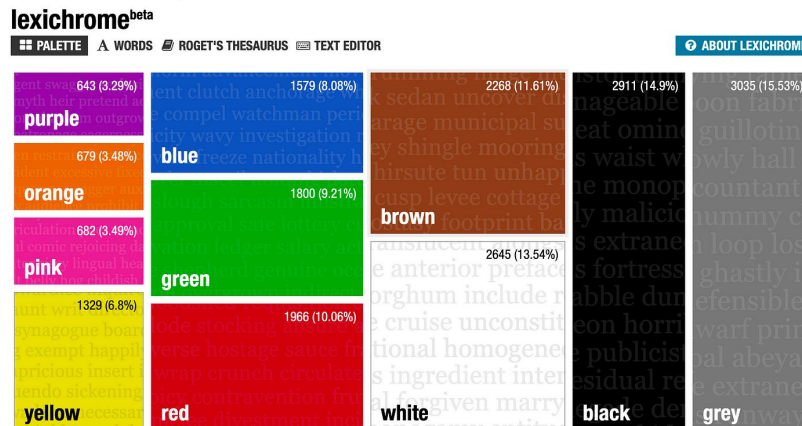
- Категориальный подход:** разделение эмоций на базовые классы (например, счастье, печаль, страх, злость по моделям Экмана и Плутчика).
- Дименсиональный (измерительный) подход:** представление эмоций в виде координат (например, модель Р. Рассела с осями активации и валентности).
- Аппрещиальный подход:** анализ компонентов эмоций с учетом когнитивных и мотивационных аспектов.



Ресурсы для обнаружения эмоций

- **Корпусы:** Текстовые коллекции (например, ISEAR, SemEval, блоги, отзывы), содержащие размеченные эмоциональные данные.
- **Лексиконы:** Наборы слов с оценками эмоциональной окраски (например, NRC Emotion Lexicon, AFINN, Sentiment140).

Emotion	No. of Examples
Anger	1096
Disgust	1096
Fear	1095
Sadness	1096
Shame	1096
Joy	1094
Guilt	1093
Total examples	7666



Вычислительные подходы к обнаружению эмоций

Обзор методов:

- Ключевые слова
- Корпусные методы (обучение моделей на размеченных текстовых данных)
- Правило-ориентированные и гибридные подходы (применение лингвистических правил)
- Классические алгоритмы (NBC, SVM) и глубокое обучение (LSTM, CNN, BERT)

Основные метрики: точность, полнота, F-мера, коэффициент Каппа, кросс-валидация

Исследование предметной области (5)

Detection of emotion by text analysis using machine learning (Обнаружение эмоций путем анализа текста с использованием машинного обучения)

September 2023

This article is part of the Research Topic
Machine Learning Approaches to Recognize
Human Emotions

Authors: Kristína Machová, Martina Szabóová,
Ján Paralič, Ján Mičko

Основная цель: Автоматическое определение эмоционального состояния человека по текстовым данным.

Задачи:

- Исследовать и сравнить подходы: лексиконный, методы машинного обучения (Naive Bayes, SVM) и глубокое обучение (нейронные сети).
- Разработать модель, способную классифицировать шесть эмоций (например, радость, грусть, гнев, страх, любовь, удивление).
- Интегрировать модель в веб-приложение и чат-бот для улучшения качества общения.

Методы и модель распознавания эмоций

Данные: 20 000 текстовых постов с Kaggle, разделённых на обучающую, валидационную и тестовую выборки.

Bot: Good day, how are you feeling today?

You: I am feeling well.

Emotion: joy with probability 99.07%

Bot: I am glad, how did you sleep this night?

You: I slept well, thank you.

Emotion: joy with probability 99.24%

Bot: Did you take your vitamins and your meds this morning?

You: I did, but I do not like those pills.

Emotion: fear with probability 48.04%

Подходы:

- Лексиконный подход – быстро, но ограниченно.
- Классические алгоритмы (NBC, SVM) – базовая линия.
- Глубокое обучение: модель на базе CNN (Conv1D) и LSTM, которая показала высокую точность (Accuracy ~91%, F1-score до 0.95 для некоторых эмоций).

Исследование предметной области (6)

Emotion Detection in Text: Focusing on Latent Representation (Распознавание эмоций в тексте: фокусировка на скрытом представлении)

Jul 2019

Authors: Armin Seyeditabari, Narges Tabari, Shafie Gholizadeh, Wlodek Zadrozny

Актуальность задачи:

- Эмоции играют важную роль в маркетинге, политике, психологии и взаимодействии человека с компьютером.
- Существующие методы на базе классического машинного обучения (например, BOW или лексиконные признаки) не учитывают последовательный характер текста и контекст.

Мотивация:

- Необходимость создания модели, способной извлекать более информативное скрытое представление текста для точного распознавания эмоций.

Предложенная модель и архитектура

Архитектура модели:

- Использование предварительно обученного слоя эмбедингов (ConceptNet Numberbatch или fastText) для представления слов.
- Bidirectional GRU для извлечения последовательных и контекстуальных признаков из текста.
- Комбинация глобального max-pooling и average-pooling для формирования итогового скрытого представления.
- Полносвязный слой с dropout и выходной слой с функцией активации sigmoid для бинарной классификации каждой эмоции.

Особенности:

- Построение 7 бинарных классификаторов – по одному на каждую эмоцию.

Экспериментальные результаты

Сравнение с базовыми методами:

- Модель показывает среднее увеличение F1-measure на 26.8 пунктов по тестовой выборке.
- На совершенно новом наборе данных (CrowdFlower) прирост достигает 38.6 пунктов.

Основные показатели:

- Примеры: для эмоций «joy» прирост F1-measure составил 10%, а для «surprise» – 61.7%.

Вывод: Модель значительно превосходит традиционные подходы по качеству классификации.

Проблемы области

01

Сложность
интерпретации
человеческих
эмоций

02

Недостаток
подходящих
датасетов

03

Шумовые
помехи и
искажения в
аудиосигналах

04

Культурные и
языковые
особенности



Подходы и методы решения проблем

01

Рекуррентные
нейронные сети (RNN) и
их вариации (LSTM, GRU)

02

Предобработка
аудиосигнала и текста

03

Извлечение
акустических признаков
(MFCC, мел-спектр,
высота тона и т.д.)