

Affective Computing

Olga Perepelkina
HSE, 2022

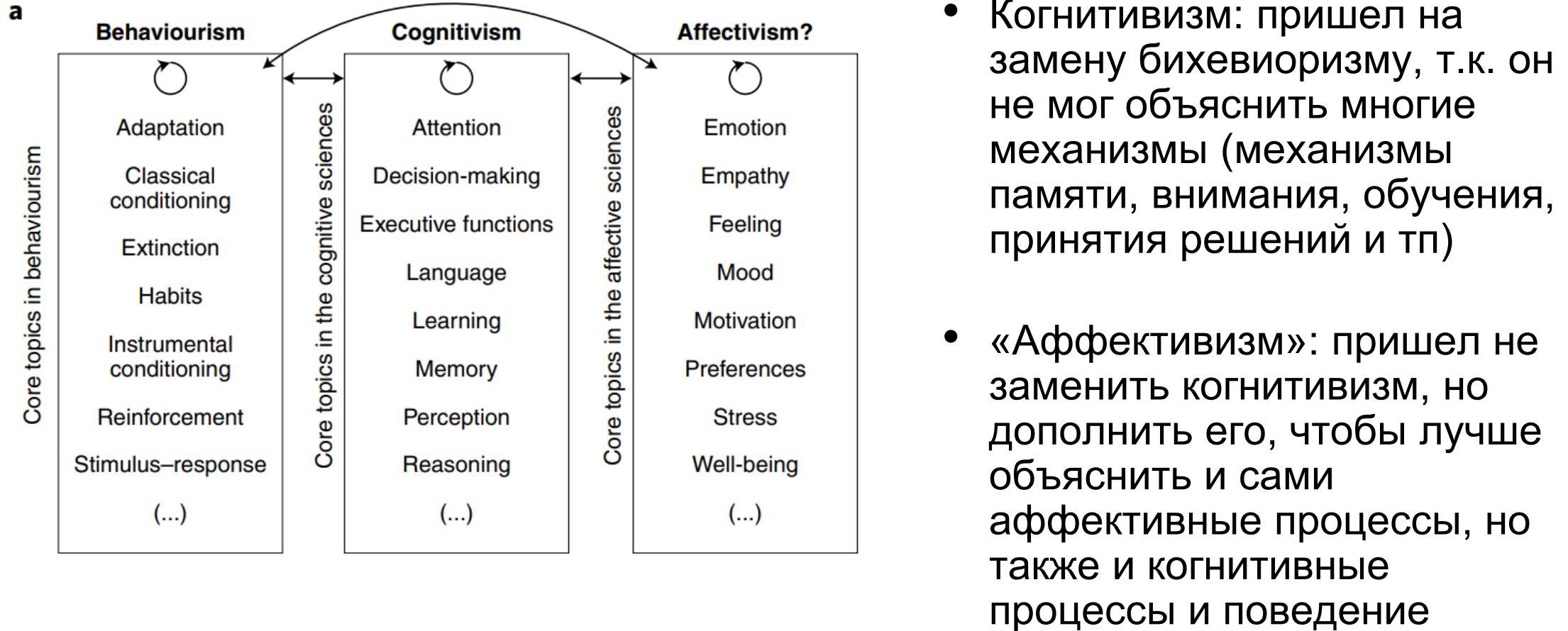
План лекции

- Affective computing – Recap
- Примеры и идеи групповых проектов
- Тема 3. Обзор теорий эмоций. *Доклады.*
- Тема 2. Основы машинного обучения – продолжение.
- *Практическое задание «Метрики машинного обучения».*
- Тема 4. Распознавание эмоций по лицевым экспрессиям.
- *Практическое задание «Лицевые экспрессии».*

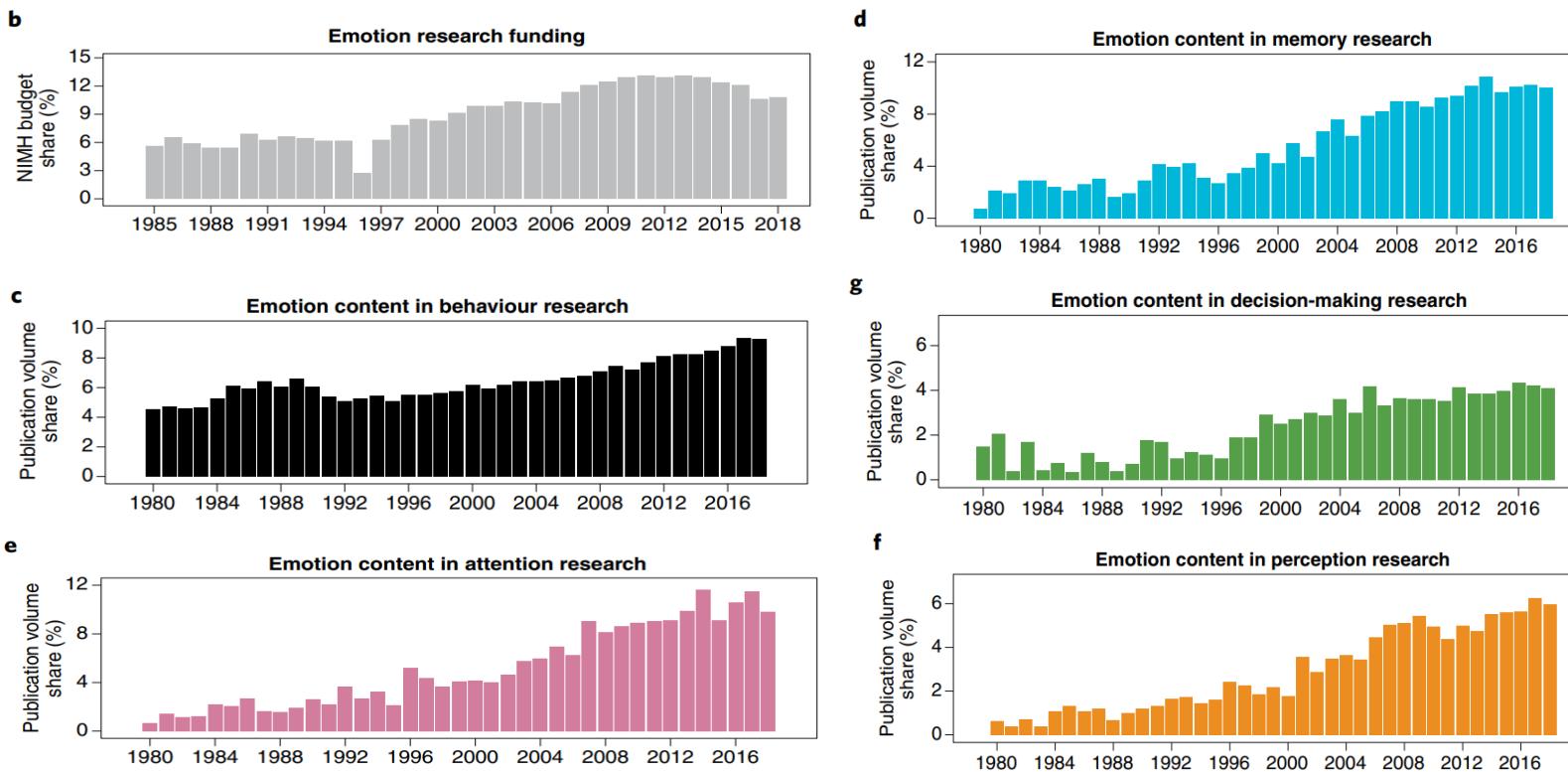
Affective computing – recap

- Affective computing: **recognizing, understanding, simulating and stimulating** affective states in the design of computational systems
- Affect: широкая интерпретация – эмоции, чувства, настроения, личностные черты, межличностные отношения
- Affective computing: не только **распознавание** аффективных состояний, но и **моделирование и предсказание** эмоциональных ответов, **использование этих моделей для генерации поведения** роботов и цифровых агентов, а также предсказание того, как люди **принимают решения**

Рост интереса к эмоциям ("the rise of affectivism")



Рост интереса к эмоциям ("the rise of affectivism")



- Рост интереса в разных областях
- В клинике: новые классификации mental health на основе emotional-related конструктов
- В лингвистике, социальных науках, поведенческой экономике и тп

Affective computing now

- Начало: 1998 год – публикация R Picard
- Научные конференции - например, [International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction](#) (ACII – начиная с 2005 года) – 10th in 2022
- Научный журнал с самым высоким Impact Factor среди журналов в области компьютерных наук (IF=10.5 in 2022) – [IEEE's Transactions on Affective Computing](#) – с 2010 года
- Профессиональное сообщество – [Association for the Advancement of Affective Computing](#) (AAAC)

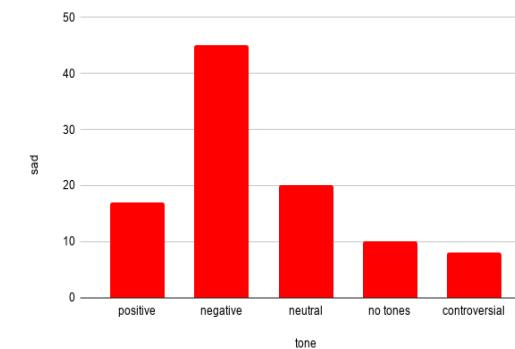
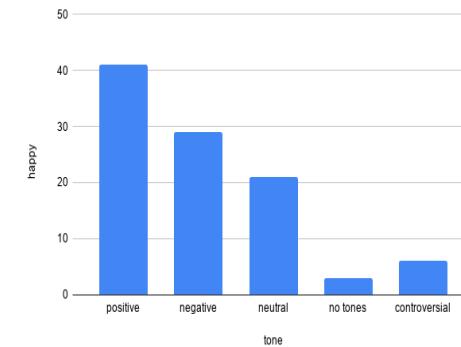
Рекомендуемая литература

- [Affective Computing](#), Rosalind Picard, 1998
- [Emotional Expressions Reconsidered: Challenges to Inferring Emotion From Human Facial Movements](#), Lisa Feldman Barrett etc, 2019
- [The field of Affective Computing](#): An interdisciplinary perspective, Jonathan Gratch, 2021
- [The rise of affectivism](#), Nature human behavior, 2021

Примеры проектов

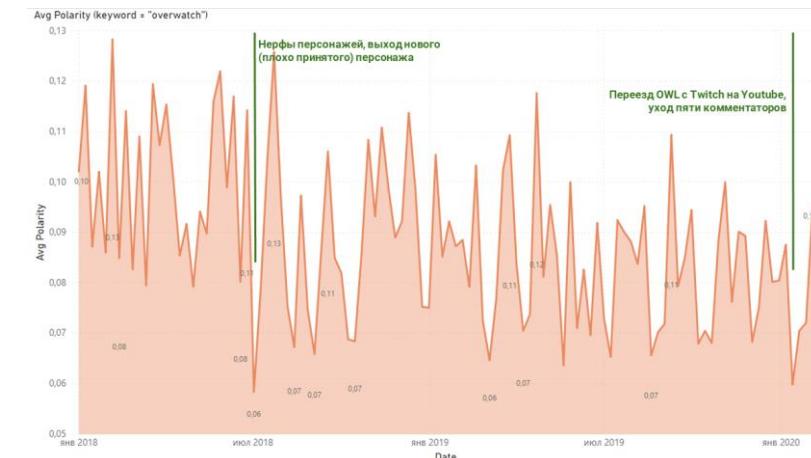
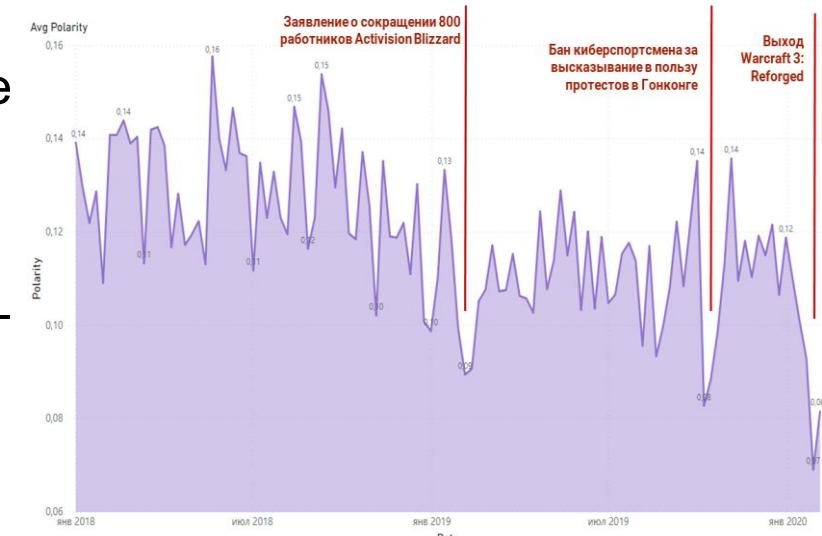
Yandex.Music: эмоции по тексту и музыке

- Определение эмоционального тона песен по текстам и сравнение с “эталонной” классификацией настроения песен на Яндекс.музыке
- Сбор данных (тексты и записи песен) – 100 грустных, 100 радостных
- Обработка данных: Tone Analyzer IBM Watson и Praat (аудио) и Weka (тексты)
- Что лучше описывает настроение песни – текст или музыка?
- Сравнение классификации настроения по тексту, музыке и метрик Яндекса



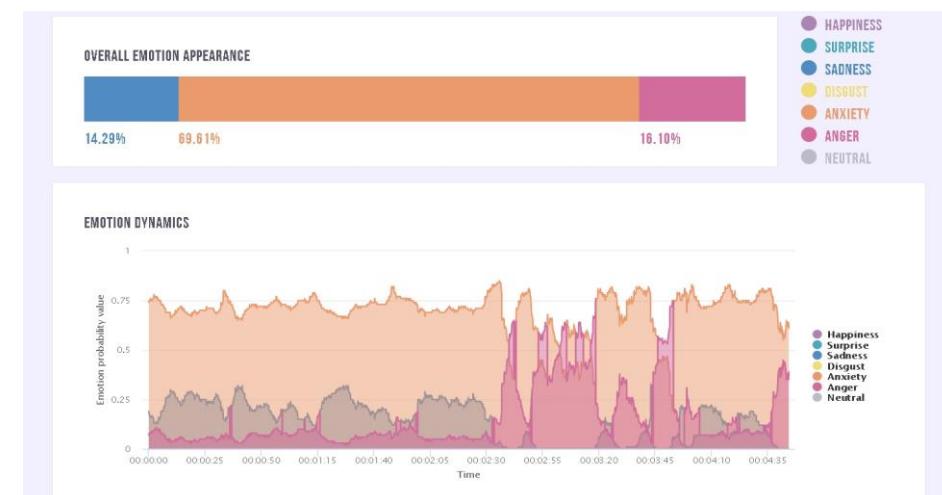
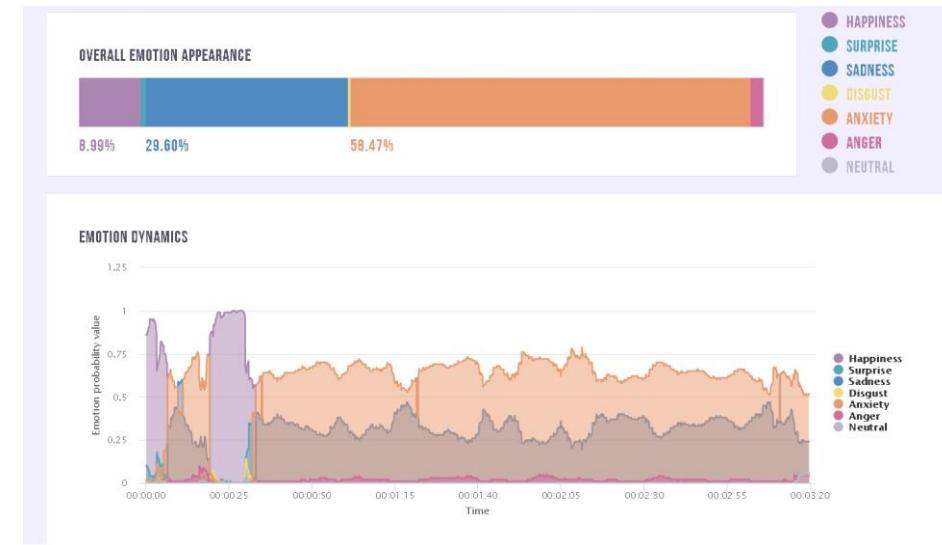
Оценка отношения к бренду в соц сетях

- Применение Affective computing в маркетинге: отслеживание отношения аудитории к бренду
- Сбор данных: твиты по тематике Blizzard Entertainment (американский разработчик и издатель компьютерных игр) – библиотека GetOldTweets (Python), по ключевым словам (900 тысяч сообщений)
- Обработка данных: удаление коротких сообщений, url, фильтр по языкам (библиотека Langdetect), очистка от символов
- Анализ эмоциональной окраски публикаций: библиотека TextBlob
- Выявление взаимосвязи между эмоциональной окраской твитов и событий (выпуск новых игр, скандалов и тп)



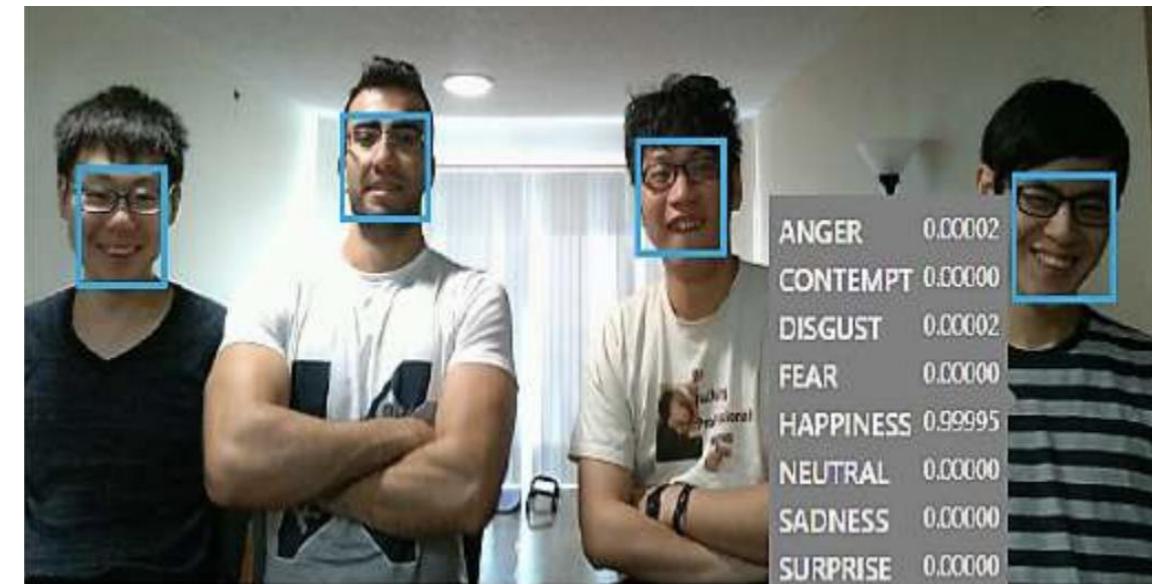
«Хороший ремейк» - правда или вымысел?

- Изучение восприятия оригинальных фильмов и ресайков с помощью автоматического распознавания эмоций
- Гипотеза: оригинал вызывает больше эмоций, чем ремейк (и качество эмоций отличается)
- Стимульный материал – 2 идентичных отрывка «Король Лев» 1994 и 2019 гг
- Респонденты: 12 студентов ВШЭ
- Анализ видео при помощи инструмента Neurodata Lab Emotion Recognition



Group Emotion-Recognition to Investigate Group vs. Individual Emotion

- Проверяли гипотезу о том, что эмоции человека усиливаются, если он их испытывает в группе по сравнению с тем, если он один.
- Показали похожие по интенсивности видео как для отдельных испытуемых, так и для групп, и проверили выражение их эмоций.



Reverse engineering affect recognition

- Создали большой синтетический датасет.
У виртуальных аватаров случайным образом генерировалась мимика, а с помощью программ распознавания выражения лиц делалась разметка.



Anger



Sad

Еще идеи

- Исследование (обзор) того, как Affective computing (например, распознавание эмоций) используется в индустрии
- Как алгоритмы распознавания эмоций справляются с видео, не связанных напрямую с эмоциями (например, на которых люди чихают, кашляют и тд)
- Культурные различия в выражении эмоций: сравнение работы алгоритмов на датасетах разных культур
- Этические вопросы вокруг Affective Computing:
 - Источники искажения (Potential for bias)
 - Источники манипуляции (Potential for manipulation)

Ресурсы и инструменты

Facial Expression Analysis

- OpenFace

<https://github.com/TadasBaltrusaitis/OpenFace>

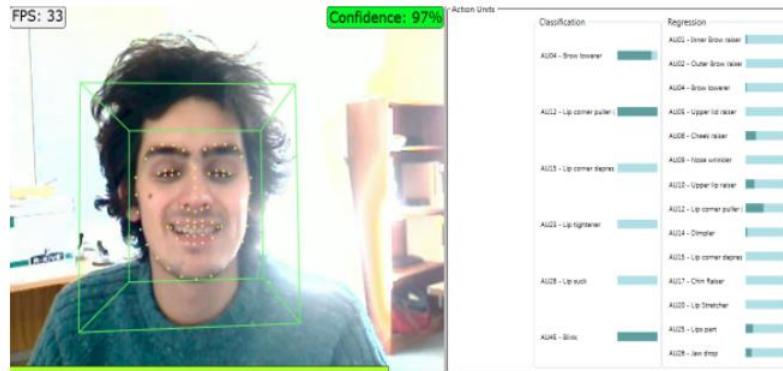
- Microsoft

<https://azure.microsoft.com/ru-ru/services/cognitive-services/face/>

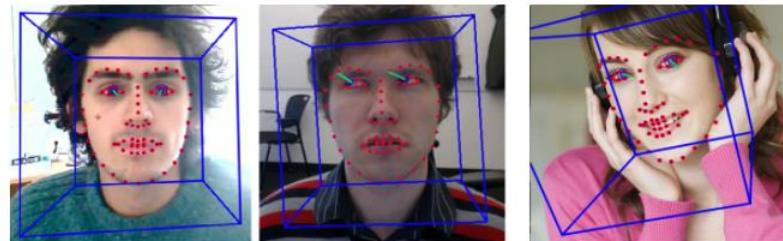
- Facial Landmark and head pose tracking (links to YouTube videos)



- Facial Action Unit Recognition

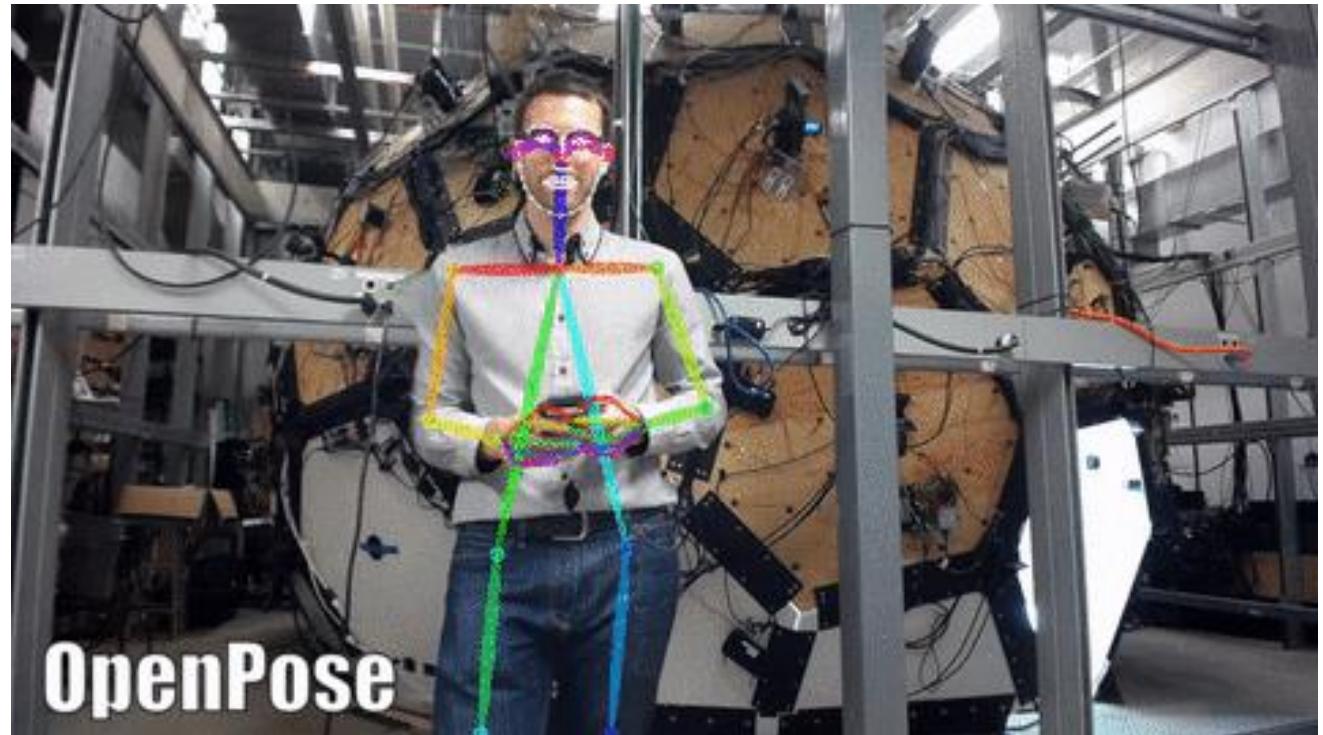


- Gaze tracking (image of it in action)



Body detection

- OpenPose
- <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>



Audio Analisys

- Praat
<https://www.fon.hum.uva.nl/praat/>
- OpenSmile
<https://www.audeering.com/search/opensmile/>
- SurfBoard
<https://github.com/novoic/surfboard>
- IBM Watson Tone Analyzer
<https://www.ibm.com/cloud/watson-tone-analyzer>



Text Analisys

- TextBlob <https://github.com/sloria/TextBlob>
- IBM Watson Tone Analyzer <https://www.ibm.com/cloud/watson-tone-analyzer>

Еще инструменты

- Большой список: <https://people.ict.usc.edu/~gratch/CSCI534/Tools-and-projects-2022.pdf> (не все базы данных доступны)

Тема 3. Обзор теорий эмоций

Что такое теория?

Что такое теория?

- Теория **объясняет**, как **организован** тот или иной аспект человеческого поведения/психики, и позволяет нам делать **прогнозы**.

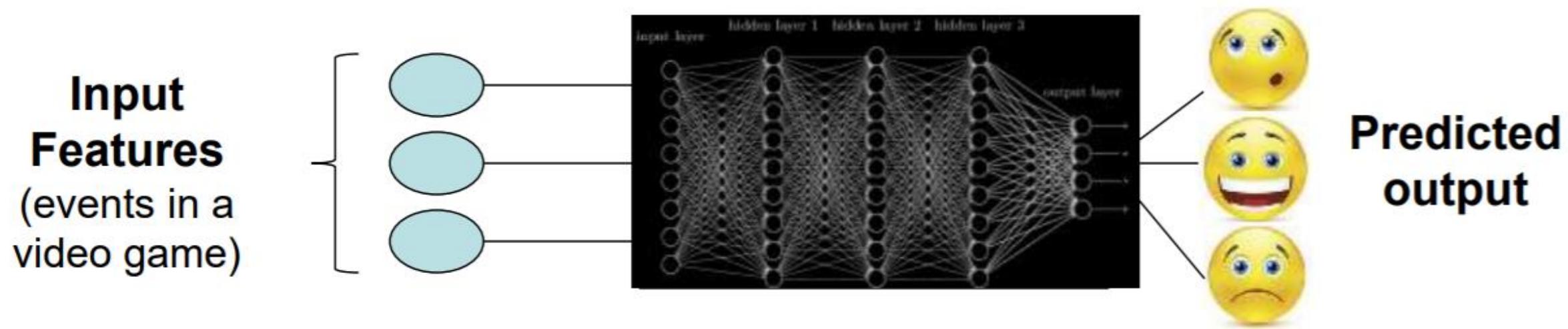
Что такое теория?

- Теория объясняет, как организован тот или иной аспект человеческого поведения/психики, и позволяет нам делать **прогнозы**.
 - Предоставляет набор **взаимосвязанных понятий**, которые объясняют или предсказывают аспекты поведения/психики, определяя **взаимоотношения** между различными переменными
 - Указывает, какие переменные важно измерять
 - Как их измерять
 - Основана на гипотезах (фальсифицируемых)
 - Формирует основу компьютерных моделей

Является ли ML модель теорией?

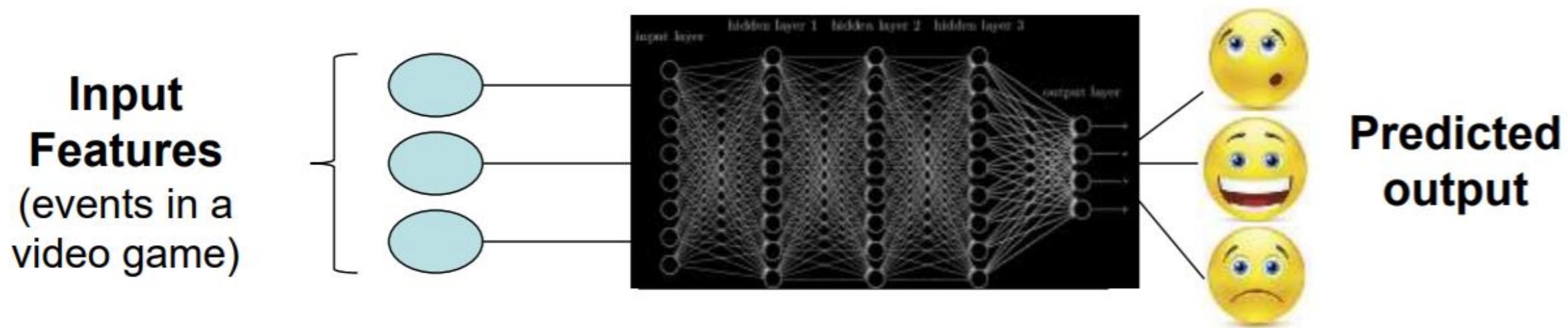
Является ли ML модель теорией?

- Чуть позже обсудим подходы машинного обучения к распознаванию эмоций, но в общем:
 - Собираем данные
 - Извлекаем признаки (полезную информацию из данных)
 - Предсказываем, например, эмоции



Является ли ML модель теорией?

- Позволяет ли нам эта модель делать предсказания?
- Дает ли эта модель информацию о механизмах?
- Указывает ли, как повлиять на что-то?



Является ли ML модель теорией?

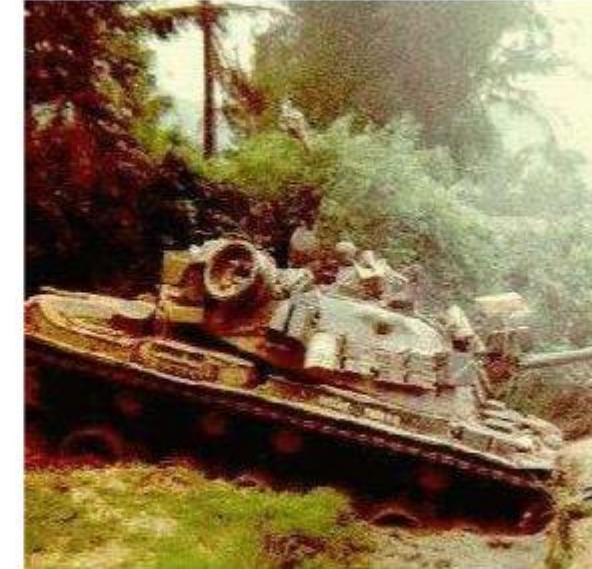
- Позволяет ли нам эта модель делать предсказания?
 - Да
- Дает ли эта модель информацию о механизмах?
 - Как правило, нет (черный ящик)
- Указывает ли, как повлиять на что-то?
 - Как правило, нет (обычно находит корреляции, но не подразумевает причинно-следственную связь)

И вообще может быть ошибочной!

- В 80е гг Пентагон запустил проект распознавание танков на изображениях
- 100 фотографий танков на фоне деревьев и 100 фотографий деревьев – без танков



No Tank



Tank

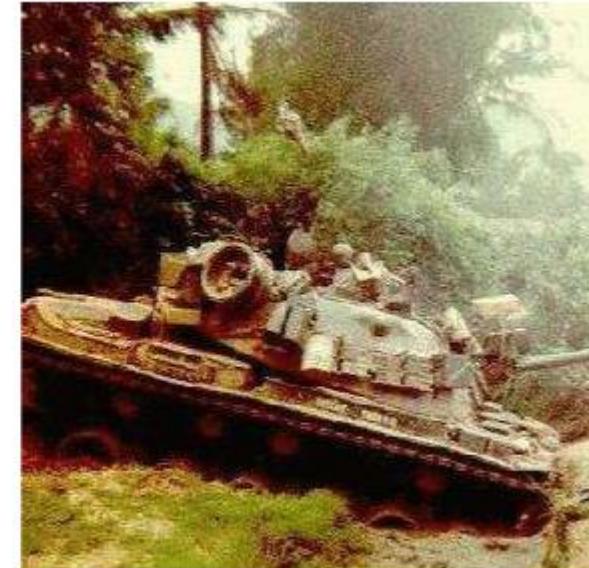
- Натренировали нейросеть, которая показала очень высокую точность

И вообще может быть ошибочной!

- В 80е гг Пентагон запустил проект распознавание танков на изображениях
- 100 фотографий танков на фоне деревьев и 100 фотографий деревьев – без танков



No Tank

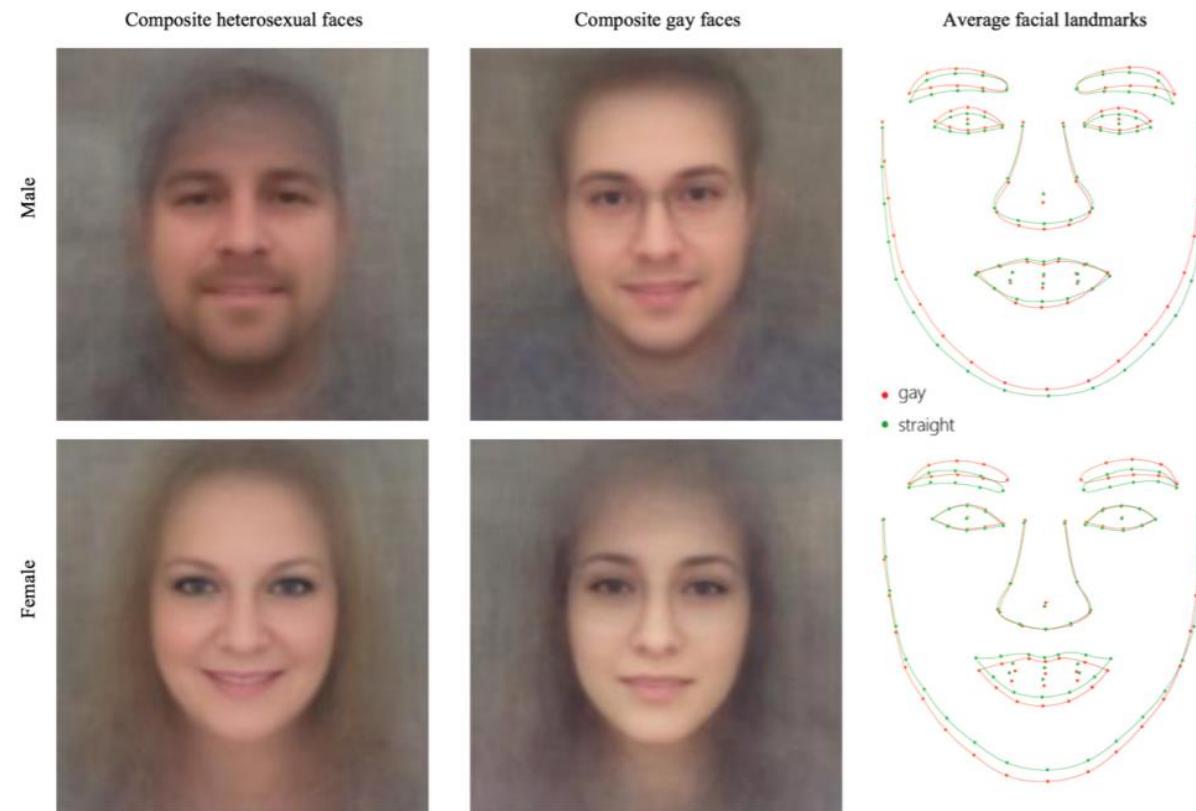


Tank

- Но оказалось, что фото с танками были сняты в облачный день, а без танков – в солнечный. И т.к. нейросеть – «черный ящик», это было непросто обнаружить

И вообще может быть ошибочной!

- Исследование 2017 года: AI может предсказывать сексуальную ориентацию по фотографии (81% точность для мужчин, 71% для женщин)
- Датасет: 35 тыс изображений с сайта знакомств
- Связали этот результат с гормональной теорией, которая может влиять на черты лица (физиогномика)
- [Wang, Y., & Kosinski, M. \(2017, September 7\)](#)

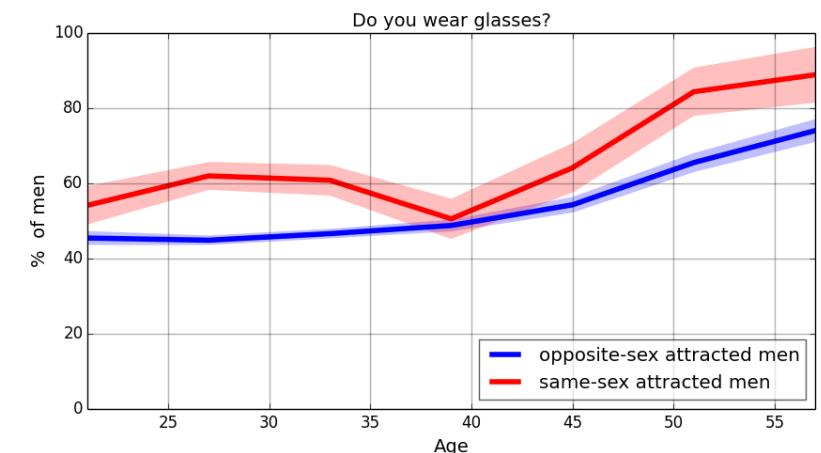


И вообще может быть ошибочной!

- Исследователи из Google и психолог Alexander Todorov поставили под сомнение это объяснение и провели свое [исследование](#)
- 8000 испытуемых (Amazon's Mechanical Turk) – опросник
- Обнаружили, что различия заключаются в том, как люди делают селфи (patterns in grooming, presentation and lifestyle) – то есть поведенческие особенности, а не физиологические

Outrage over AI that 'identifies gay faces' as Google experts say the machine relies on patterns in how people take selfies and NOT on their facial features

- Stanford researchers trained the AI system with pictures from a dating website
- They say it makes measurements of the ratios between different facial features
- Experts from Google and Princeton studied the findings and refute this claim
- They claim it relies on patterns in how homosexual and heterosexual people take selfies to make its determinations



И вообще может быть ошибочной!

- J. Gratch и коллеги исследовали предикторы **депрессии**
- Собрали данные из двух источников:
 - Онлайн сервис поиска работы (Craigslist)
 - US ветераны: сервис, который предоставляет данные о бывших военных
- Натренировали ML алгоритм. Оказалось, что он выдает очень высокую точность
- Выяснили, что **высота голоса** оказалась очень сильным предиктором депрессии

И вообще может быть ошибочной!

- Натренировали ML алгоритм. Оказалось, что он выдает очень высокую точность
- Выяснили, что **высота голоса** оказалась очень сильным предиктором депрессии
- Но затем стало понятно, что данные несбалансированы:
 - Среди US **ветеранов** было больше людей с **депрессией**
 - Но среди них также было больше **мужчин**
 - То есть «открыли», что у **мужчин более низкий голос**

Поэтому важны теории!

- И теории должны быть хорошими!
- Пример «плохой» теории - гуморальная теория Галена
- В основе эмоций – 4 жидкости (кровь, флегма-слизь, желтая и черная желчь)
- Теория четко предсказывала, как эти жидкости контролируют настроение
- Лечение расстройств настроения – **кровопускание** (аж до 19 в)



Теории эмоций – доклады

Теории эмоций

- Различные теории подчеркивают разные аспекты:
 - Теории оценки (appraisal) подчеркивают, что когнитивные процессы предшествуют эмоциям
 - Теории дискретных эмоций подчеркивают физиологические и экспрессивные следствия эмоций
- Исследователи Affective computing склонны опираться на различные теории в зависимости от аспектов, на которых они сосредоточены
- Например, методы распознавания эмоций часто опираются на дискретную теорию эмоций и избегают моделей оценки.

Дискретные



Discrete



Disgust



Happiness



Fear



Sadness



Surprise

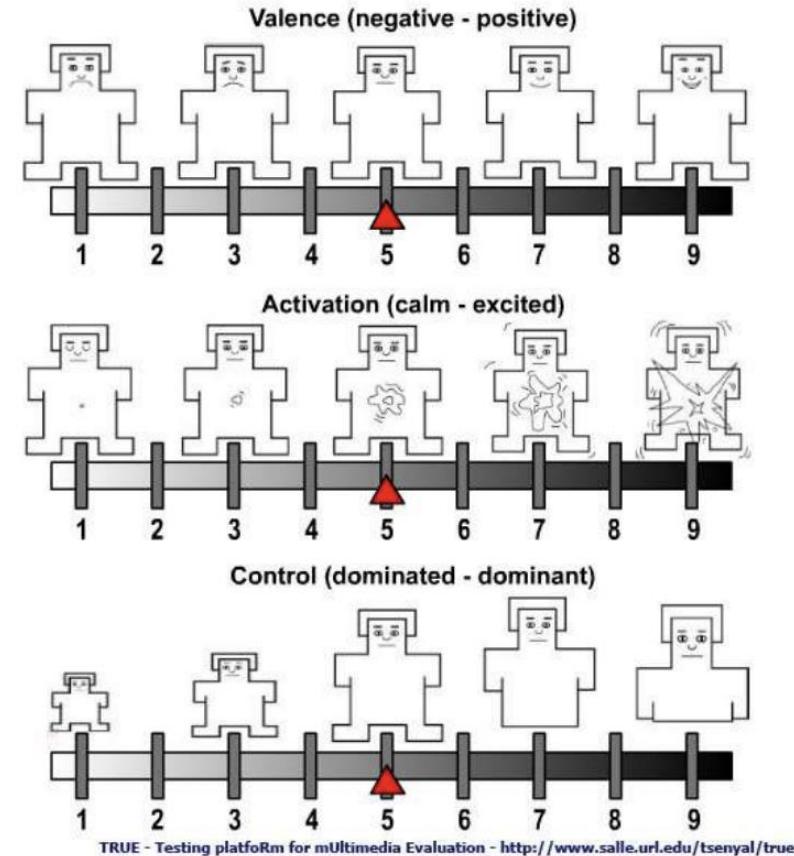


Anger

Непрерывные



Continuous

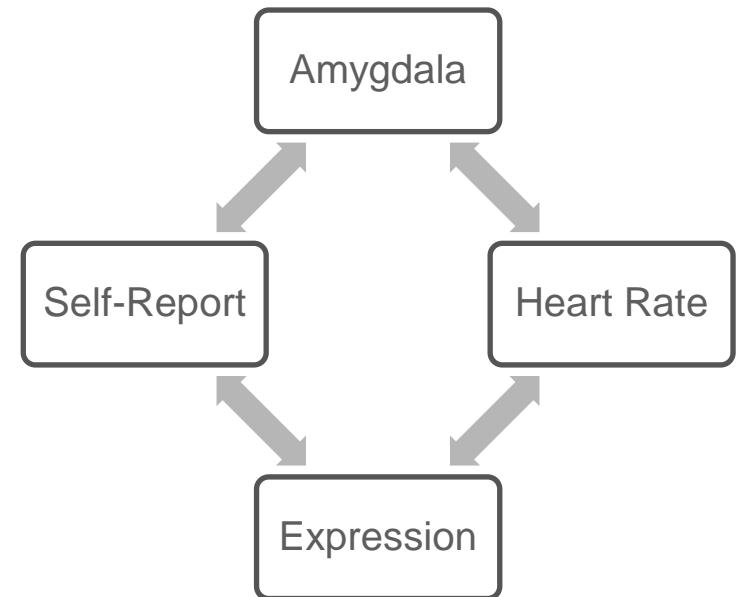


Эмоции как «атом»/«молекула»

- «Атом»
- Эмоциональные компоненты тесно связаны и могут рассматриваться как цепь, связывающая стимулы и реакцию
- Ekman
- «Молекула»
- Эмоции определяются свободной конфигурацией различных компонентов
- Russell, Feldman Barrett

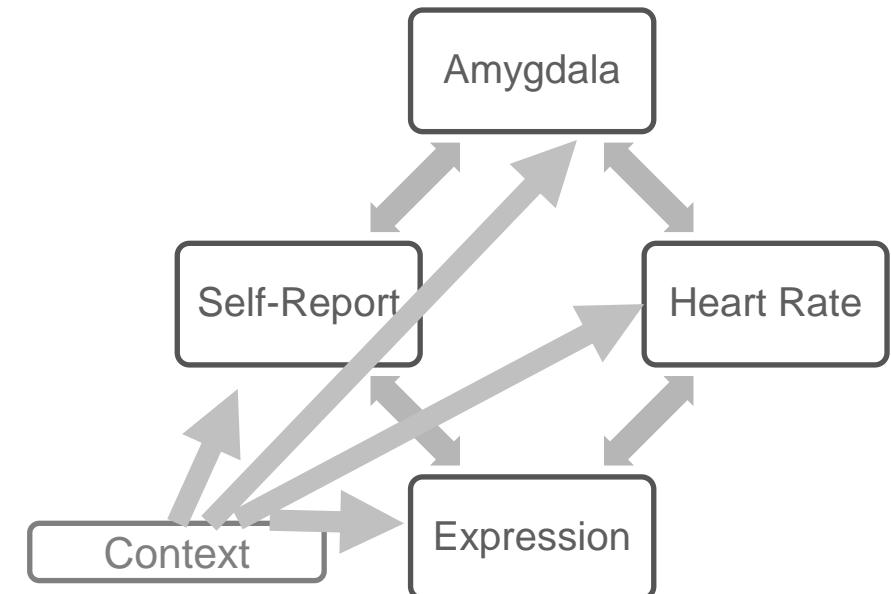
ЭМОЦИИ КАК «АТОМ»

- Если эмоция является «атомной цепью», все ее компоненты должны быть жестко соответствовать друг другу
- То есть экспрессия лица, физиологическая реакция и ощущаемые эмоции должны быть четко соответствовать друг с другом
- Эмоция может относиться ко всей «атомной цепи», но может быть измерена любым из компонентов
- Измеренные экспрессии должны предсказывать физиологию и ощущаемые эмоции.
- Мультимодальное распознавание должно работать наилучшим образом
- => **Если один из компонентов показывает эмоцию X, можем смело утверждать, что она есть**



Эмоции как «молекула»

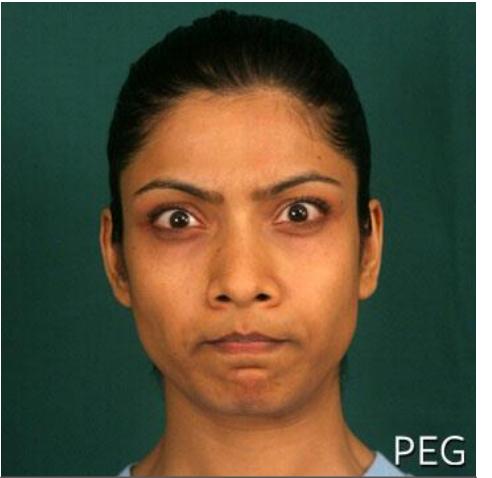
- Если эмоции это «молекулы», то ее компоненты жестко не соответствуют друг другу
- Компоненты влияют друг на друга, но могут быть не синхронизированы
- Лицевые экспрессии не должны точно отражать физиологию и ощущаемые эмоции
- Конструктивистские теории (Фельдман Барретт): эмоции - это ярлык, который мы присваиваем нашему ощущаемому физиологическому состоянию
- =>**Нельзя предполагать, что активация в одном компоненте отражает и лежит в основе эмоции X**



Теория базовых эмоций: Пол Экман, 1980-е

- Лицевые экспрессии соотносятся с эмоциями.
- Эти конфигурации - общие для всех людей, независимо от пола, образования, расы, культуры...
- Очень влиятельная теория на протяжении десятилетий!
- Журнал Time: top-100 влиятельных людей 2009г.

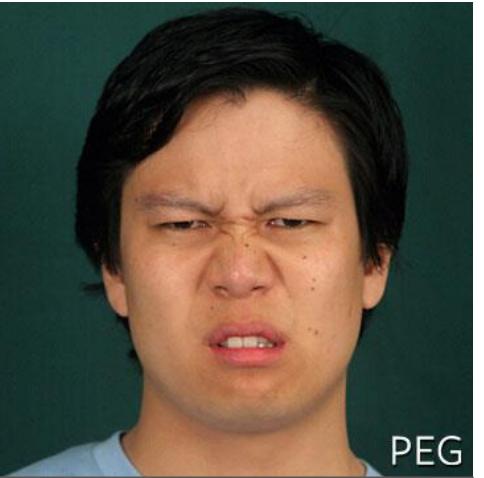




ANGER



CONTEMPT



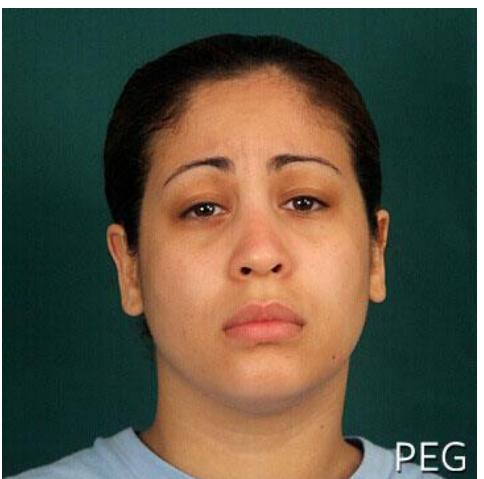
DISGUST



ENJOYMENT



FEAR



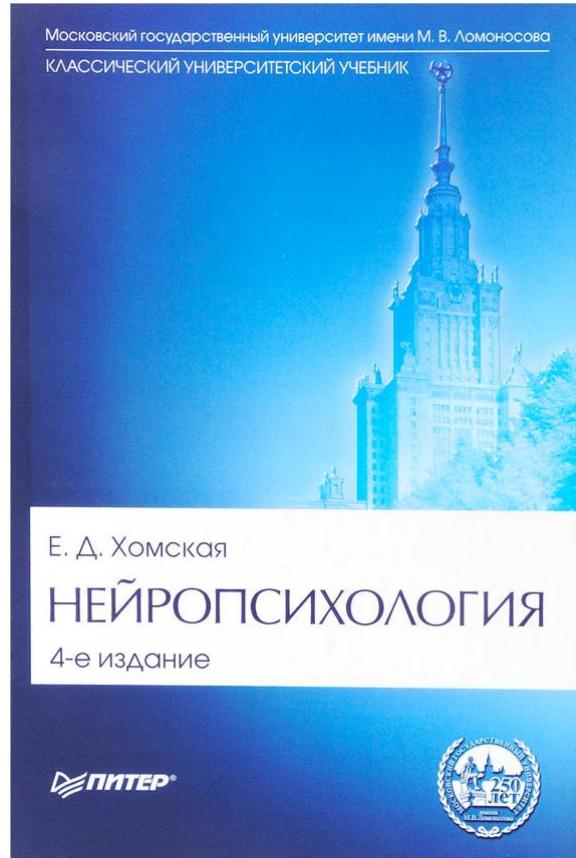
SADNESS



SURPRISE

Теория базовых эмоций: эмоции универсальны и выражаются однозначно
<https://www.paulekman.com/universal-emotions/>

МГУ, наши дни...



Издание 2013 года

- Эмоции – это «сложные системные психологические образования, включенные в различные виды психической деятельности и базирующиеся на разных потребностях».
- «В современной психологии принято выделять основные, или базальные, эмоции и высшие эмоции».
- «К числу базальных эмоций относятся: радость, горе, гнев, интерес, отвращение, презрение, удивление, стыд, вина» (согласно Изарду). «Другие авторы называют другое число базальных эмоций».
- «Общепризнанного "списка" базальных эмоций пока не существует».



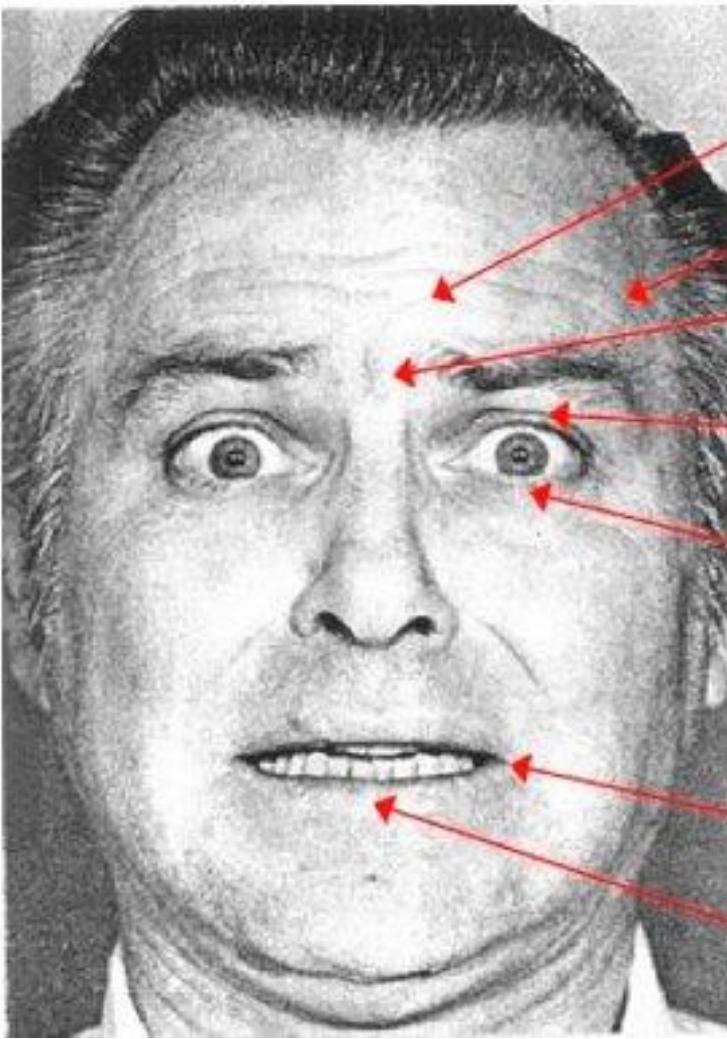
?



?



?



1C Inner brow raise

2C Outer brow raise

4B Corrugator

5D Upper lid raise

7B Lower lid tighten

20B Lip stretch

26B Jaw drop

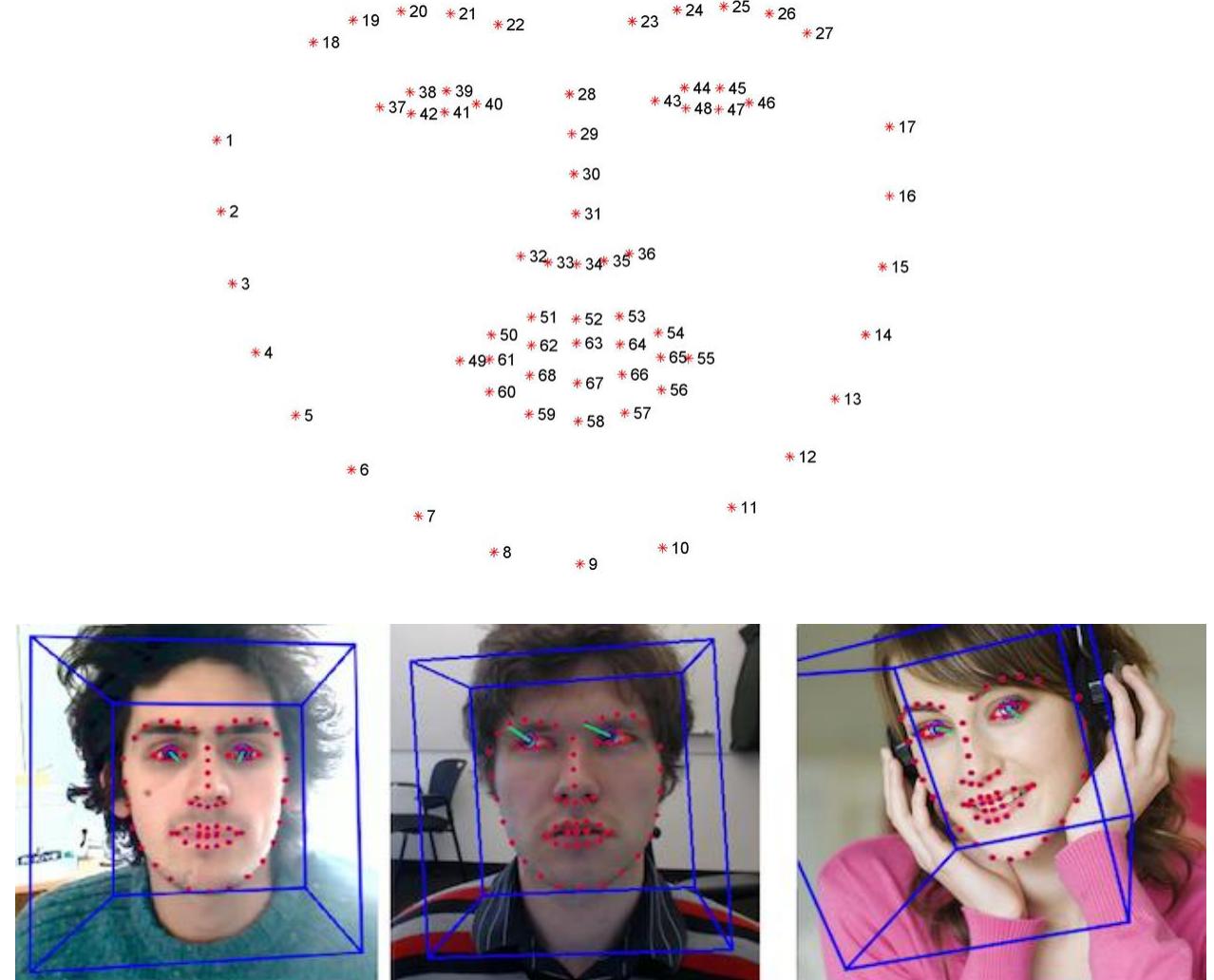
Action units

- Facial Action Coding System (FACS, Ekman et al., 2002).
- FACS описывает определенные лицевые движения (action units) одной или нескольких мышц.
- Система ничего не утверждает про эмоции, это описание поведения.

AU	Description	Facial Muscles (Type of Activation)	
1	Inner Brow Raiser	<i>Frontalis (pars medialis)</i>	
2	Outer Brow Raiser	<i>Frontalis (pars lateralis)</i>	
4	Brow Lowerer	<i>Corrugator supercilii, depressor supercilii</i>	
5	Upper-Lid Raiser	<i>Levator palpebrae superioris</i>	
6	Cheek Raiser	<i>Orbicularis oculi (pars orbitalis)</i>	
7	Lid Tightener	<i>Orbicularis oculi (pars palpebralis)</i>	
9	Nose Wrinkle	<i>Levatorlabii superioris alaquaenasi</i>	
10	Upper-Lip Raiser	<i>Levatorlabii superioris</i>	
11	Nasolabial Deepener	<i>Zygomaticus minor</i>	
12	Lip-Corner Puller	<i>Zygomaticus major</i>	
13	Cheeks Puffer	<i>Levatoranguli oris</i>	
14	Dimpler	<i>Buccinator</i>	
15	Lip-Corner depressor	<i>Depressor anguli oris</i>	
16	Lower-Lip depressor	<i>Depressor labii inferioris</i>	
17	Chin Raiser	<i>Mentalis</i>	
18	Lip Puckerer	<i>Incisiviilabii superioris and incisiiviliabii inferioris</i>	
20	Lip Stretcher	<i>Risorius with platysma</i>	
22	Lip Funneler	<i>Orbicularis oris</i>	
23	Lip Tightener	<i>Orbicularis oris</i>	
24	Lip Pressor	<i>Orbicularis oris</i>	
25	Lips Part	<i>Depressor labii inferioris or relaxatio of mentalis, or orbicularis oris</i>	
26	Jaw Drop	<i>Masseter, relaxed temporalis and internal pterygoid</i>	
27	Mouth Stretch	<i>Pterygoids, digastric</i>	
28	Lip Suck	<i>Orbicularis oris</i>	
41	Lid Droop		
42	Slit		
43	Eyes Closed		
44	Squint		
45	Blink		
46	Wink		

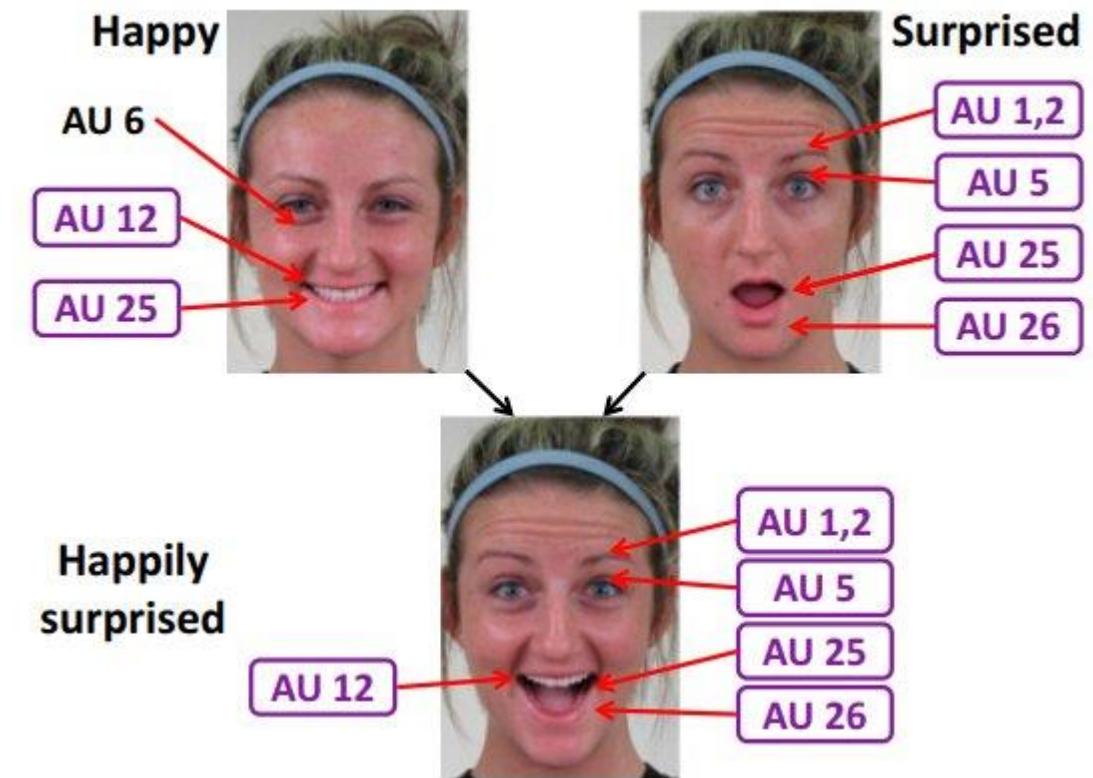
Action units – automatic detection

- Автоматические системы распознавания FACS достаточно точны (>90% acc).
- Особенno точны, если тестируются на тех же данных (~99%), менее точны – если на других (~90%).
- OpenCV dlib (facial landmarks).
- OpenFace



FACS → EMFACS: Rule-based Affective Computing

Emotion	Action Units
Anger	AU23 or AU24
Contempt	R12A & R14A
Disgust	AU9
Enjoyment / Happiness	AU6 & AU12
Fear	AU20 & AU25
Sadness	AU15 & AU17
Surprise	AU27 or (AU5 & AU26)



State	Example Photo	Action Units	Physical Description
Amusement		6 + 7 + 12 + 25 + 26 + 53	Head back, Duchenne smile, lips separated, jaw dropped
Anger		4 + 5 + 17 + 23 + 24	Brows furrowed, eyes wide, lips tightened and pressed together
Boredom		43 + 55	Eyelids drooping, head tilted (not scorable with FACS: slouched posture, head resting on hand)
Confusion		4 + 7 + 56	Brows furrowed, eyelids narrowed, head tilted
Contentment		12 + 43	Smile, eyelids drooping
Coyness		6 + 7 + 12 + 25 + 26 + 52 + 54 + 61	Duchenne smile, lips separated, head turned and down, eyes turned opposite to head turn
Desire		19 + 25 + 26 + 43	Tongue shown, lips parted, jaw dropped, eyelids drooping
Disgust		7 + 9 + 19 + 25 + 26	Eyes narrowed, nose wrinkled, lips parted, jaw dropped, tongue shown
Embarrassment		7 + 12 + 15 + 52 + 54 + 64	Eyelids narrowed, controlled smile, head turned and down (not scorable with FACS: hand touches face)
Fear		1 + 2 + 4 + 5 + 7 + 20 + 25	Eyebrows raised and pulled together, upper eyelid raised, lower eyelid tense, lips parted and stretched
Happiness		6 + 7 + 12 + 25 + 26	Duchenne smile
Interest		1 + 2 + 12	Eyebrows raised, slight smile
Pain		4 + 6 + 7 + 9 + 17 + 18 + 23 + 24	Eyes tightly closed, nose wrinkled, brows furrowed, lips tight, pressed together, and slightly puckered
Pride		53 + 64	Head up, eyes down
Sadness		1 + 4 + 6 + 15 + 17	Brows knitted, eyes slightly tightened, lip corners depressed, lower lip raised
Shame		54 + 64	Head down, eyes down
Surprise		1 + 2 + 5 + 25 + 26	Eyebrows raised, upper eyelid raised, lips parted, jaw dropped
Sympathy		1 + 17 + 24 + 57	Inner eyebrow raised, lower lip raised, lips pressed together, head slightly forward

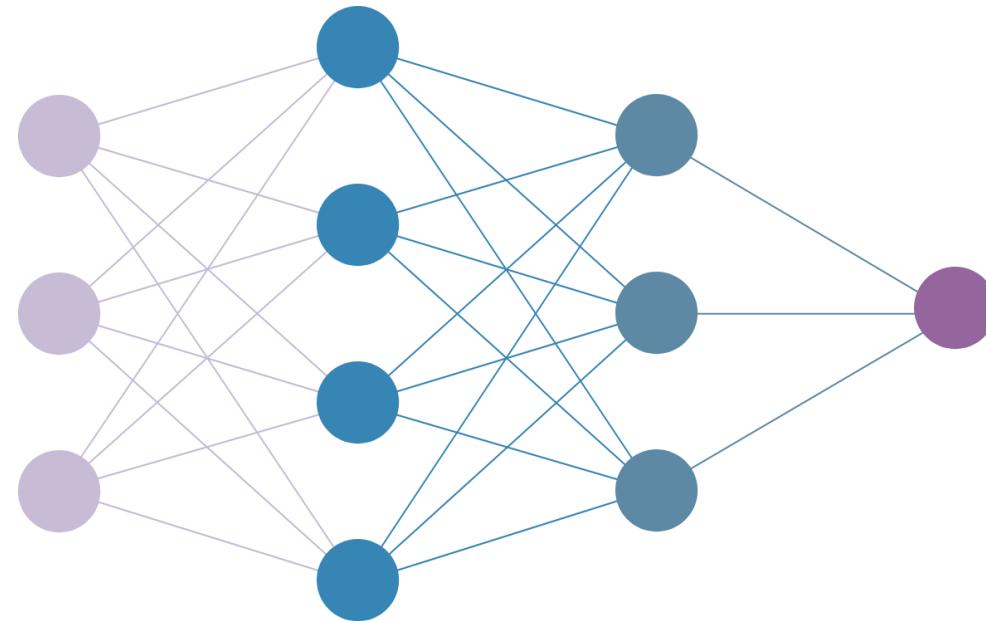
Action units & emotions

Keltner, D., Sauter, D., Tracy, J., and Cowen, A. (2019)

ML-based Emotion Classification



Размеченный датасет



ML алгоритм (например, нейросеть)



Предсказани
е

Human facial expressions

- Simple displays: спонтанные выражения эмоций, которые можно описать одним словом-лейблом (напр., гнев или презрение).
- Complex displays: комбинации нескольких простых выражений (например, суперпозиция двух выражений) или сознательно модифицированное выражение (подавление или маскирование).
 - Masked: anger masked by happiness
 - Superposed: anger and fear одновременно
 - Fake: simulated surprise
 - Inhibited: suppressed disappointment

Complex facial expressions

- Комплексные выражения лиц получаются из **композиции выражений различных областей лица**.
- Экман определил 18 различных экспрессий суперпозиций попарных 6 базовых эмоций.
- **Не каждая комбинация** эмоций верхней и нижней частей лица **правдоподобна** (например, грусть + счастье: грусть проявляется в верхней части лица, счастье – в нижней, наоборот – неправдоподобно).

Complex facial expressions

- Люди способны различать выражения реальной (*felt*) эмоции и ненастоящей (*fake*) эмоции.
- Люди не способны сознательно контролировать все свои лицевые мышцы.
- Выражения ощущаемых эмоций связаны со специфическими лицевыми признаками (напр., поднятие бровей при грусти). Эти признаки отсутствуют в ненастоящих эмоциях, т.к. их сложно сделать сознательно.
- **Inhibition hypothesis:** те же элементы лицевой экспрессии, которые сложно показать в случае отсутствия эмоции, также сложно подавить в случае ощущаемой эмоции.

Microsoft Affectiva FaceReader

...

Lorem ipsum dolor sit amet consectetur

Microsoft Project Oxford

Emotion API

Subscription Key Management

Select a scenario:

- [Detect emotion using a stream](#)
- [Detect emotion using a URL](#)
- [Detect emotion in a Video](#)

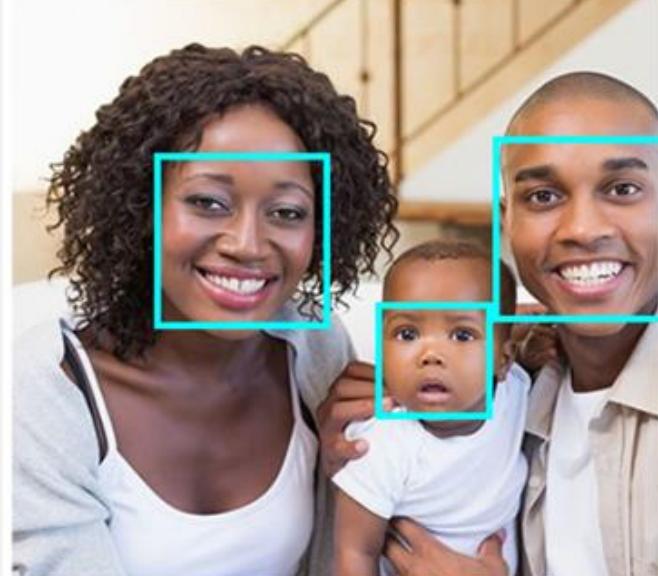
Detect emotion by a specified image URL

Please type or paste an URL to an image below, and click [Detect]

[Detect](#)

The top 3 emotions will be shown in the list box. For more details on other emotions, please see the status.

Detection Done



	Happiness:1.000000
	Surprise:0.000000
	Anger:0.000000
	Happiness:1.000000
	Surprise:0.000000
	Anger:0.000000
	Surprise:0.786557
	Neutral:0.186621
	Sadness:0.015479

```
[10:13:46.362032]: Emotion[2]
[10:13:46.366081]: .FaceRectangle = left: 219, top: 185, width: 66, height: 66
[10:13:46.366081]: Anger : 1.863633E-05
[10:13:46.366081]: Contempt : 4.439726E-05
[10:13:46.366081]: Disgust : 0.0002682077
[10:13:46.381711]: Fear : 0.01100761
[10:13:46.381711]: Happiness: 4.157415E-06
[10:13:46.381711]: Neutral : 0.1866214
[10:13:46.397337]: Sadness : 0.01547852
```

Microsoft will receive the images you upload and may use them to improve Face API and related services. By submitting an image, you confirm you have consent from everyone in



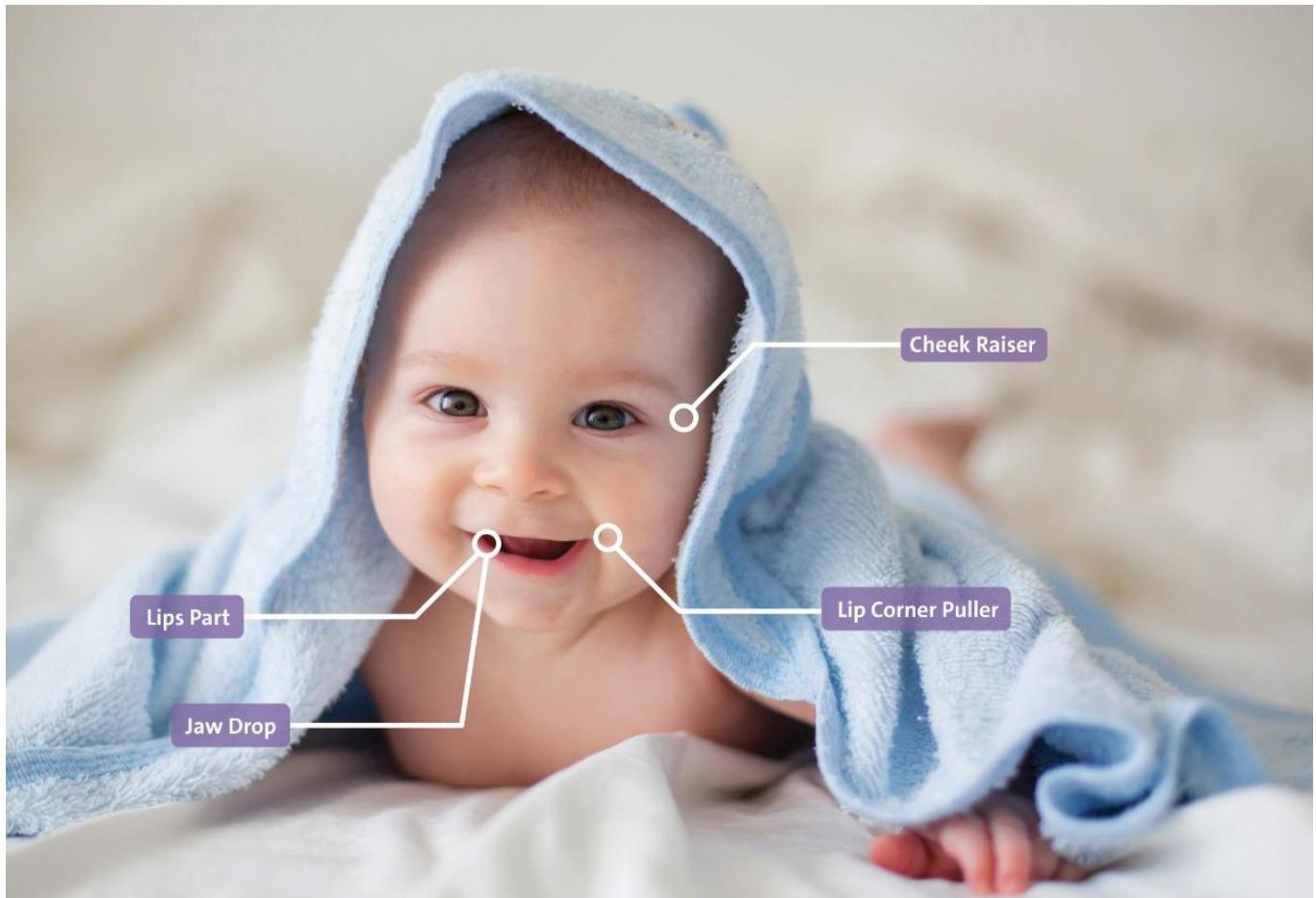
emteqlabs.com

Baby FaceReader

Baby FaceReader™ can automatically measure facial expressions in infants ranging in age from 6 to 24 months old. Because infants are unable to provide verbal feedback, their facial expressions are particularly insightful.

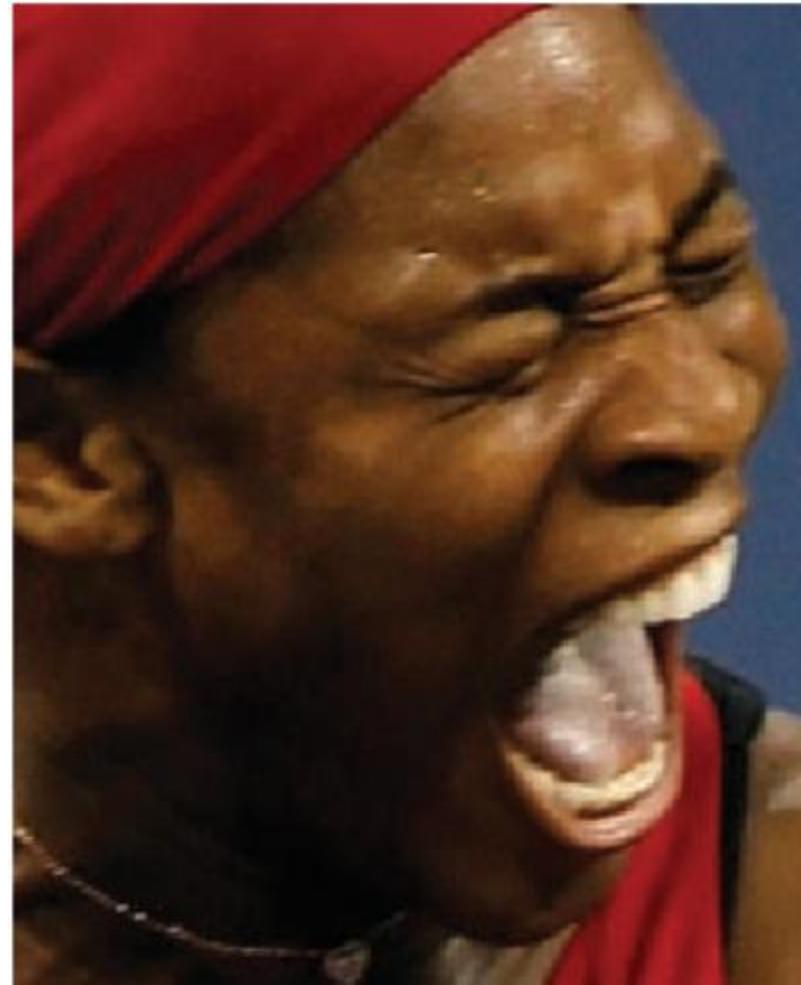
First & only tool to automatically measure emotions of infants

The facial expressions of babies are extremely useful in telling us more about their reactions. These expressions give important cues that allow us to better understand an infant's behavior.



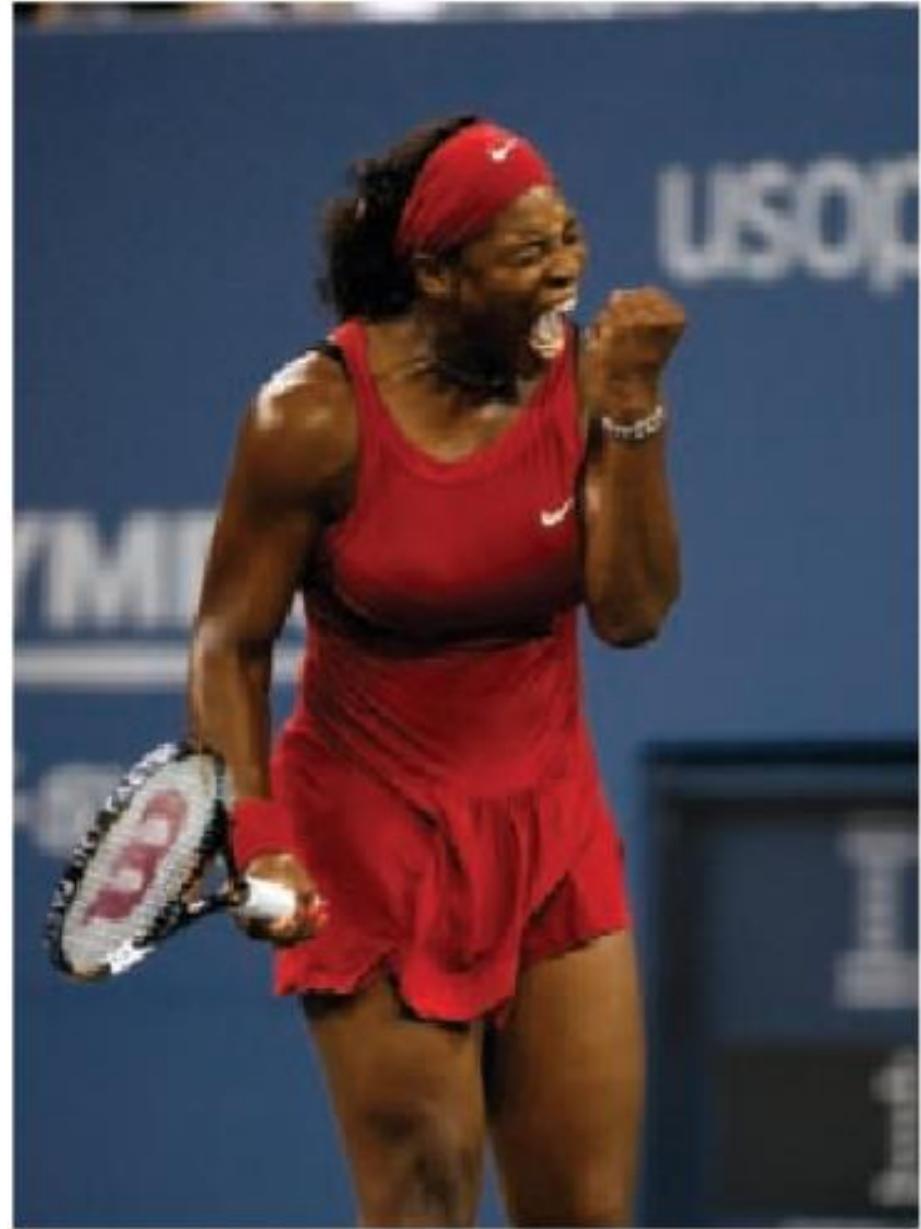


This woman
is in pain



Or not?

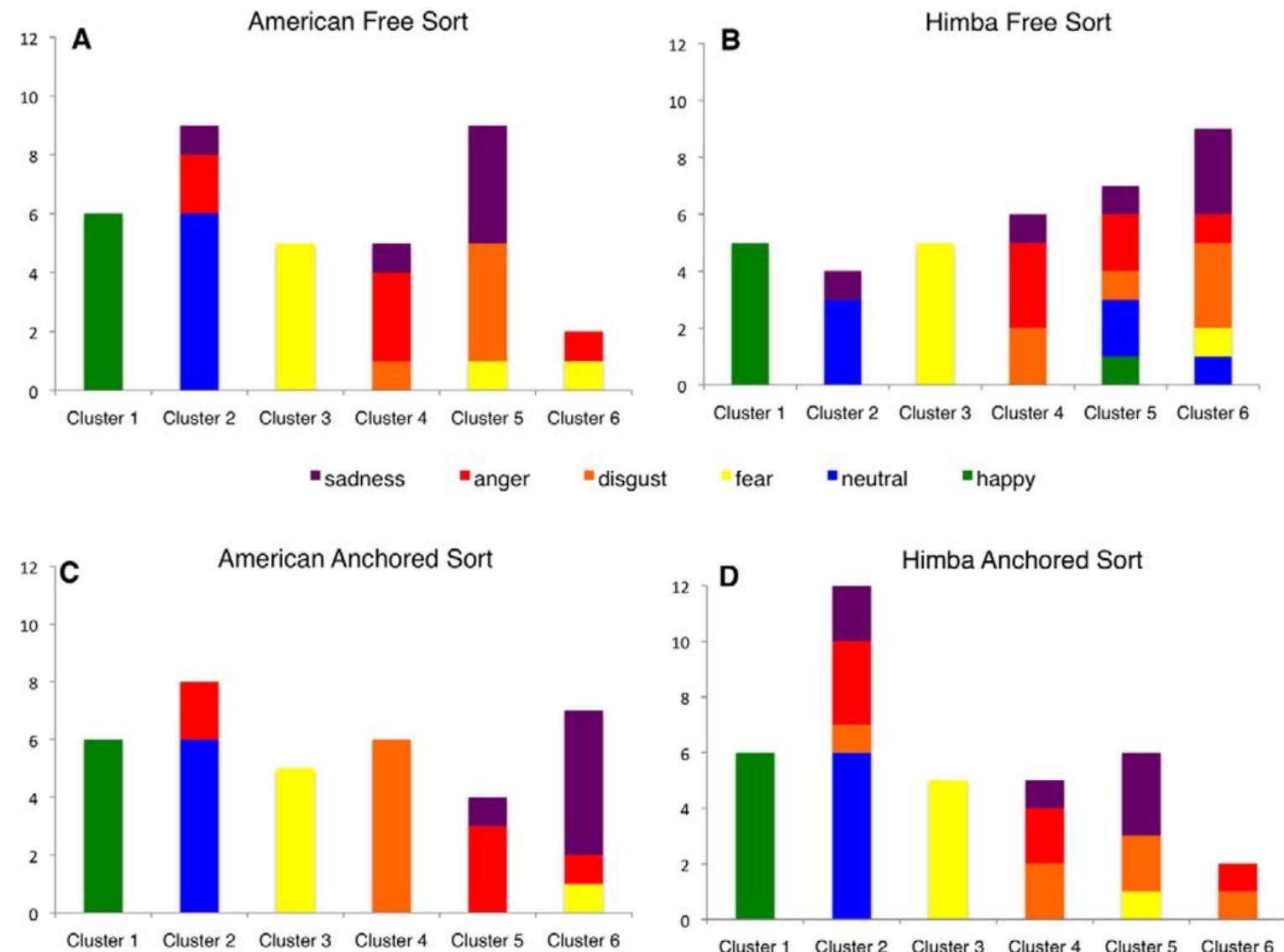
Serena Williams has
won the US Open
championship



Universality of emotions?

- Методические ограничения предыдущих экспериментов
- Если попросить использовать любые слова, универсальность исчезает!

[Gendron M. et al., 2014;
Barrett L. et al., 2011]



Surprise?







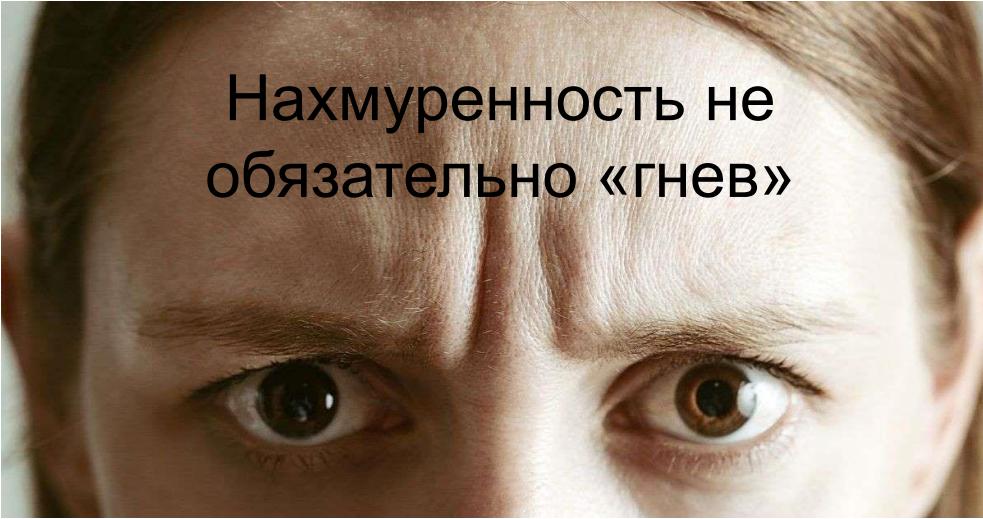
Страх



Отвращение



Злость



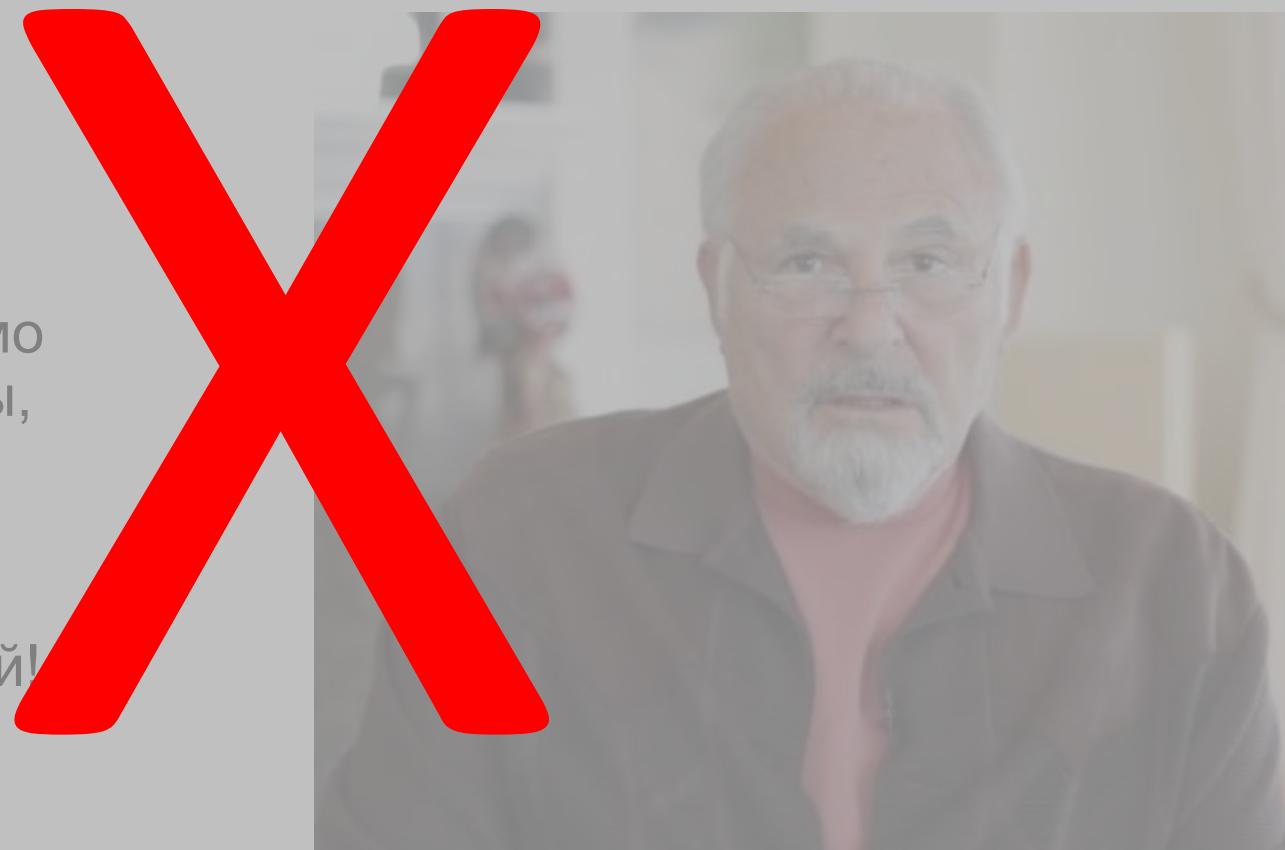
Нахмуренность не
обязательно «гнев»



Люди не двигают лицами
случайным образом, но
лицевые конфигурации – это
не «отпечатки» эмоций,
которые не зависят от
контекста, личности,
культуры.

Теория базовых эмоций: Пол Экман, 1980-е

- Лицевые экспрессии соотносятся с эмоциями.
- Эти конфигурации - общие для всех людей, независимо от пола, образования, расы, культуры...
- Очень влиятельная теория на протяжении десятилетий!
- Журнал Time: top-100 влиятельных людей 2009г.



"many-to-many mappings"

- Люди не двигают лицами рандомно (конечно же), но лицевые конфигурации — это не «отпечатки» эмоций, которые не зависят от **контекста, личности, культуры**.
- Пример: нахмуренность может быть экспрессией злости, но это не значит, что нахмуренность — это выражение для злости. Злость может быть выражена и другими способами, а нахмуренность может значить что-то еще (**many-to-many mappings**).

Критика от Лизы Барретт

- Эмоциональные экспрессии более вариативны, чем предполагалось, системы не были разработаны, чтобы учитывать эту **вариативность и контекст**.

Контекст

- Культурный контекст
- Специфическая ситуация
- Индивидуальный опыт человека (person's learning history)
- Сиюминутное физиологическое состояние
- Временной контекст — то, что произошло секунду назад

Критика от Лизы Барретт

- Технологичные компании тратят миллионы долларов, чтобы построить системы и устройства, которые будут «читать эмоции по лицам».
- Однако Лиза предлагает называть эти технологии не детекторами эмоциональных экспрессий, а **детекторами движений лица**.

Предложения от Лизы Барретт

- В идеальном случае должно быть записано много видео человека в естественных условиях. И алгоритмы должны автоматически вытащить проявления, такие как движения лица, походку, тон голоса. + записанные движения глаз, ЭЭГ и др.
- Тогда научимся классифицировать эмоции с высокой надежностью (*reliability*) и чувствительностью (*specificity*).
- Добавить еще туда физического контекста (где человек находится, есть ли другой человек рядом, как он реагирует и тд). Это она называет **Multimodal observations**.
- Люди должны разметить видео (*self-reports*). Предлагает категории: **valence, arousal, appraisals** (описания, как воспринимается ситуация) и **emotion-related goals**.
- Должна быть вариативность в ситуациях и социальных проявлениях.

Практика

Нужны 4 добровольца

2 будут смотреть видео

2 записывать их на телефон

**Все остальные – смотреть на добровольцев и
затем оценивать их эмоции**

Практика

bit.ly/3GcYvql

Тема 3. Введение в машинное обучение

Примеры машинного обучения

- распознавание лица или голоса вашим телефоном
- вождение автомобиля (Google Self-Driving Car)
- диагностика заболеваний по симптомам (Watson)
- рекомендация продуктов, книг (Ozon), фильмов (Netflix), музыки (Spotify)
- выполнение функции личного помощника (Алиса)

Искусственный Интеллект

Машинное Обучение

сотни других
методов
обучения

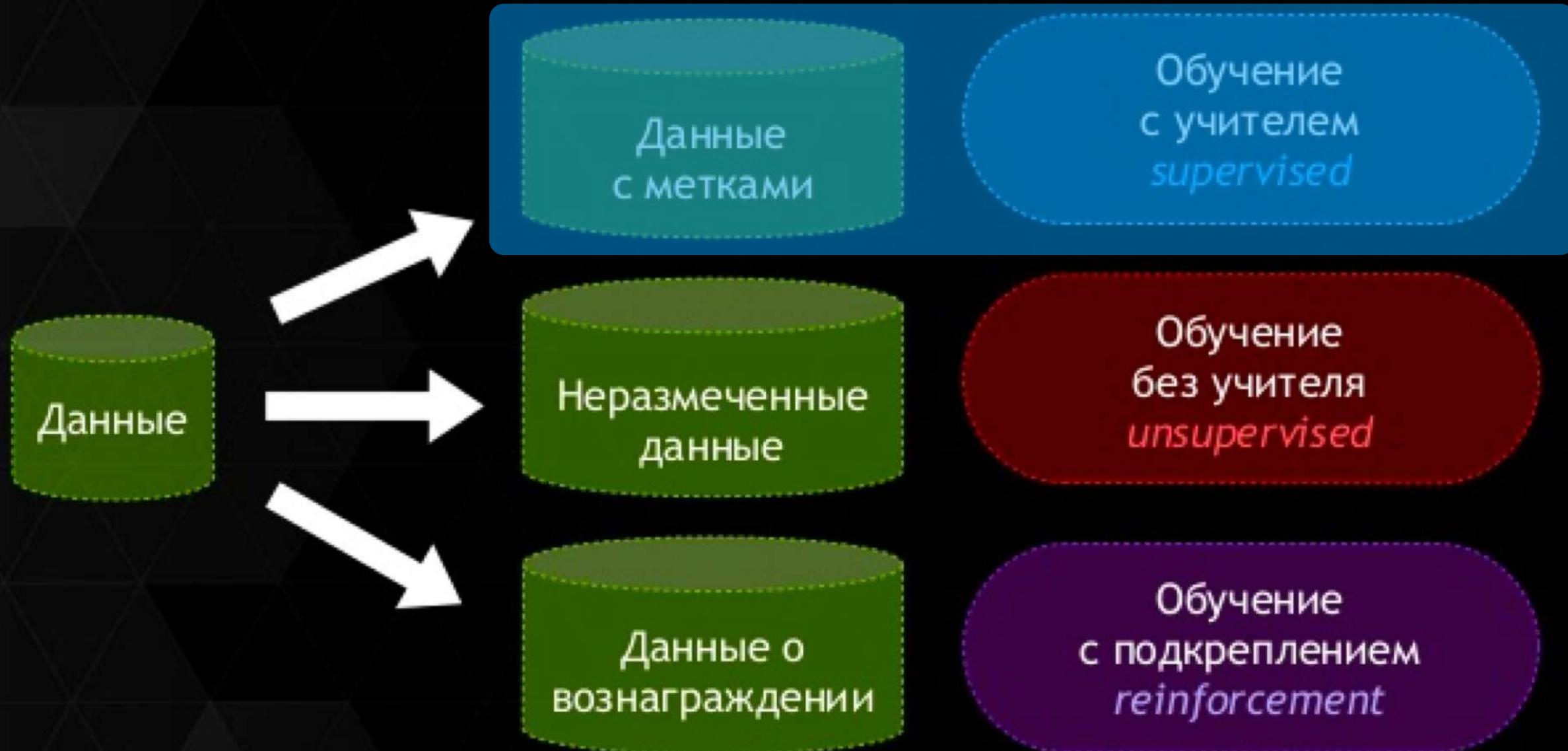
Нейросети

Глубокое
Обучение

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ



МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ



Supervised Machine Learning pipeline



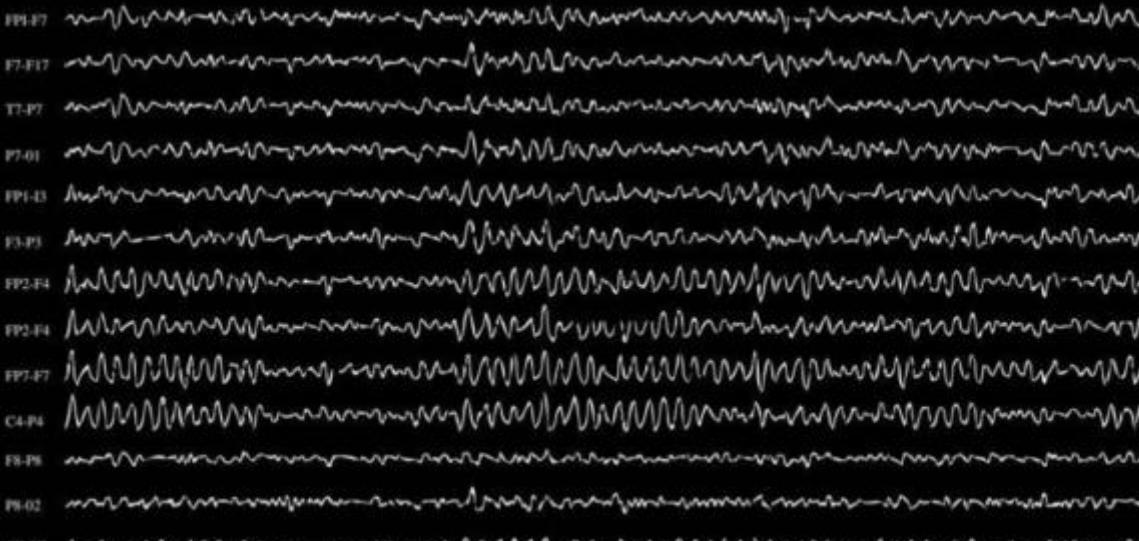
Supervised Machine Learning pipeline

1. Выбор типа данных



Формат данных

- Изображение
 - Видео
 - Аудио
 - Текст
 - Данные с датчиков



Тип эмоциональных данных



Сыгрыанные
эмоции



Естественные
эмоции



Вызванные
эмоции

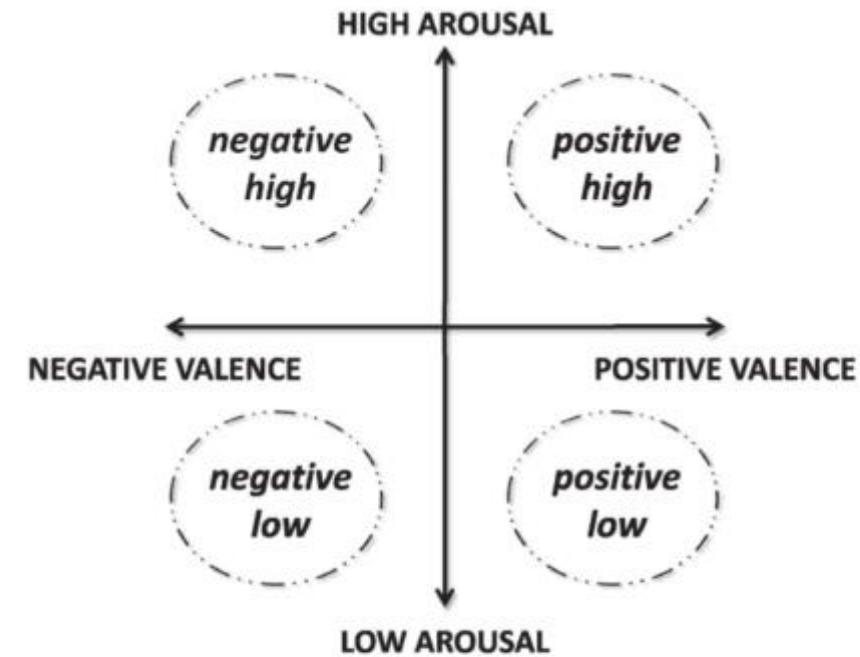


Supervised Machine Learning pipeline

1. Выбор типа данных

2. Определение категорий

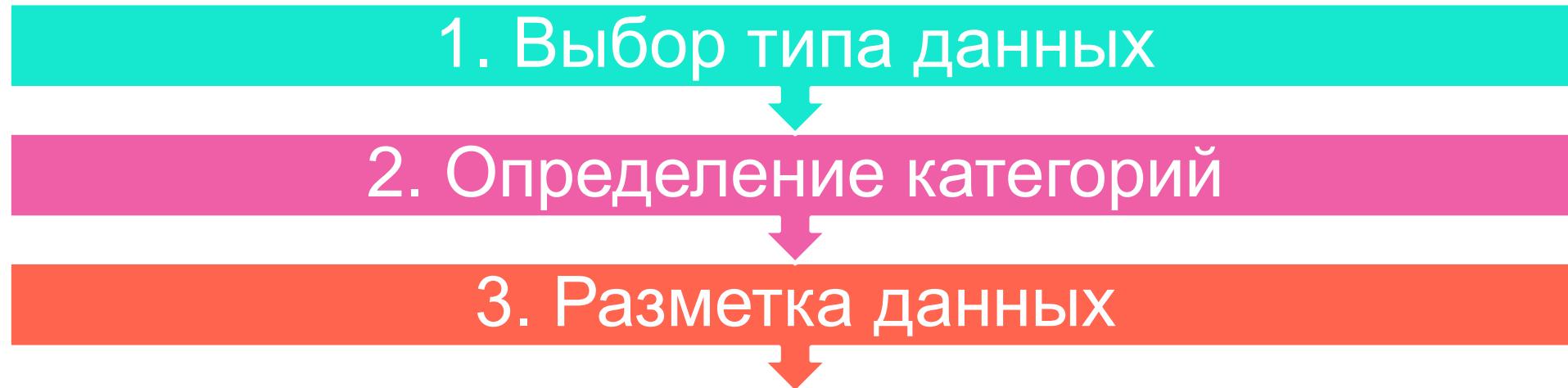
Categorical / Dimensional approaches



Sacharin et al., 2012

Wagner et al., 2011

Supervised Machine Learning pipeline



Разметка данных

- Разметка (или аннотирование) данных – это присвоение «лейбла» некому набору признаков. Указание на «правильный ответ» - то, что мы хотим от модели – чтобы она научилась по набору признаков определять эти ответы.

Неразмеченные данные

Объект	Признак 1 (глаза)	Признак 2 (рот)
1	Глаза округлены	Рот открыт
2	Глаза сужены	Уголки губ вверх
3	Глаза округлены	Рот закрыт
4	Глаза сужены	Уголки губ вниз

Размеченные данные

Объект	Признак 1 (глаза)	Признак 2 (рот)	Ответ
1	Глаза округлены	Рот открыт	Удивление
2	Глаза сужены	Уголки губ вверх	Радость
3	Глаза округлены	Рот закрыт	Страх
4	Глаза сужены	Уголки губ вниз	Грусть

Supervised Machine Learning pipeline

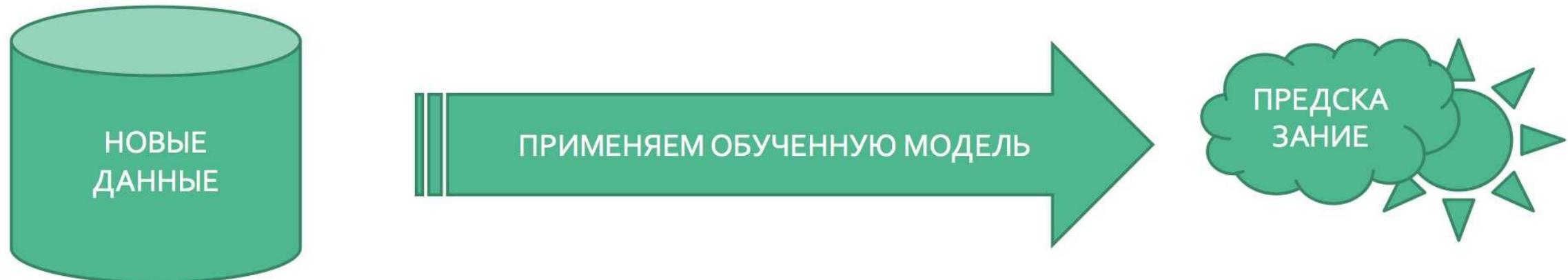
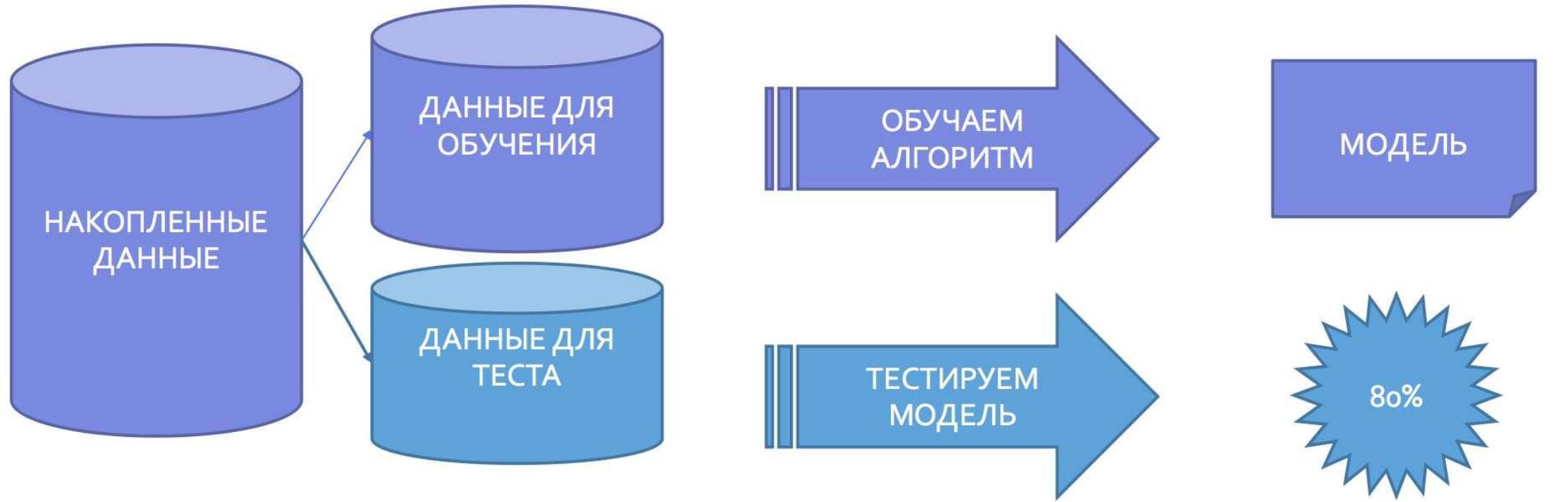


Признаки (features)

- Это всевозможные характеристики объектов выборки, которые мы можем извлечь из данных
- Простой пример: хотим предсказывать стоимость жилья квартир. Признаки: площадь квартиры, этаж, кол-во комнат, удаленность от метро, качество ремонта и т.п.
- Есть отдельное направление – извлечение хороших признаков из данных (feature engineering)

Supervised Machine Learning pipeline





Выборка

- Описание объекта (признаки) и его значение (лейбл или число).
- Разделение выборки на тестовую и тренировочную.

ВЫБОРКА

Объект



1	ID	Age	Gender	District	SATV	SATM	GPA	КРЕДИТ
2	54419	18	M	38	368	253	3.52	1
3	62516	22	M	5	670	496	1.11	1
4	55509	21	F	54	639	439	2.68	1
5	36489	19	M	49	368	465	3.11	0
6	36387	21	F	36	620	306	2.16	0
7	95507	20	F	13	512	593	2.83	1
8	16360	20	M	52	621	377	2.79	0
9	12838	18	F	44	571	544	2.13	1
10	73450	20	F	59	647	746	2.08	1
11	26869	18	F	28	337	371	2.28	1
12	48552	22	M	63	260	498	3.24	1
13	23416	19	M	51	476	294	2.31	1
14	42635	19	F	35	677	241	3.19	0
15	67448	19	F	55	335	533	1.81	1
16	34689	21	F	42	585	708	1.80	1
17	32763	22	F	20	556	787	1.18	1

Признаки (x_1, x_2, \dots, x_7)

Лейбл
(целевая переменная)
(y)

ВЫБОРКА

Объект

	A	B	C	D	E	F	G	КРЕДИТ
1	ID	Age	Gender	District	SATV	SATM	GPA	
2	54419	18	M	38	368	253	3.52	1
3	62516	22	M	5	670	496	1.11	1
4	55509	21	F	54	639	439	2.68	0
5	36489	19	M	49	313	465	3.11	0
6	36387	21	F	36	620	306	2.16	0
7	95507	20	F	13	512	593	2.83	1
8	16360	20	M	52	621	377	2.79	0
9	12838	18	F	44	571	544	2.13	1
10	73450	20	F	59	647	746	2.08	1
11	26869	18	F	28	337	371	2.28	1

TRAIN

	A	B	C	D	E	F	G	КРЕДИТ
12	ID	Age	Gender	District	SATV	SATM	GPA	
12	48552	22	M	63	260	498	3.24	1
13	23416	19	M	51	476	294	2.31	1
14	42635	19	F	35	677	241	3.19	0
15	67448	19	F	55	345	533	1.81	1
16	34689	21	F	42	585	708	1.80	1
17	32763	22	F	20	556	787	1.18	1

TEST

Признаки (x_1, x_2, \dots, x_7)

Лейбл
(целевая переменная)
(y)

Обучение

- Восстановить зависимость между признаками объекта и его значением.
- Иными словами, построить алгоритм, способный для любого возможного входного объекта выдать достаточно точный ответ

Supervised Machine Learning pipeline



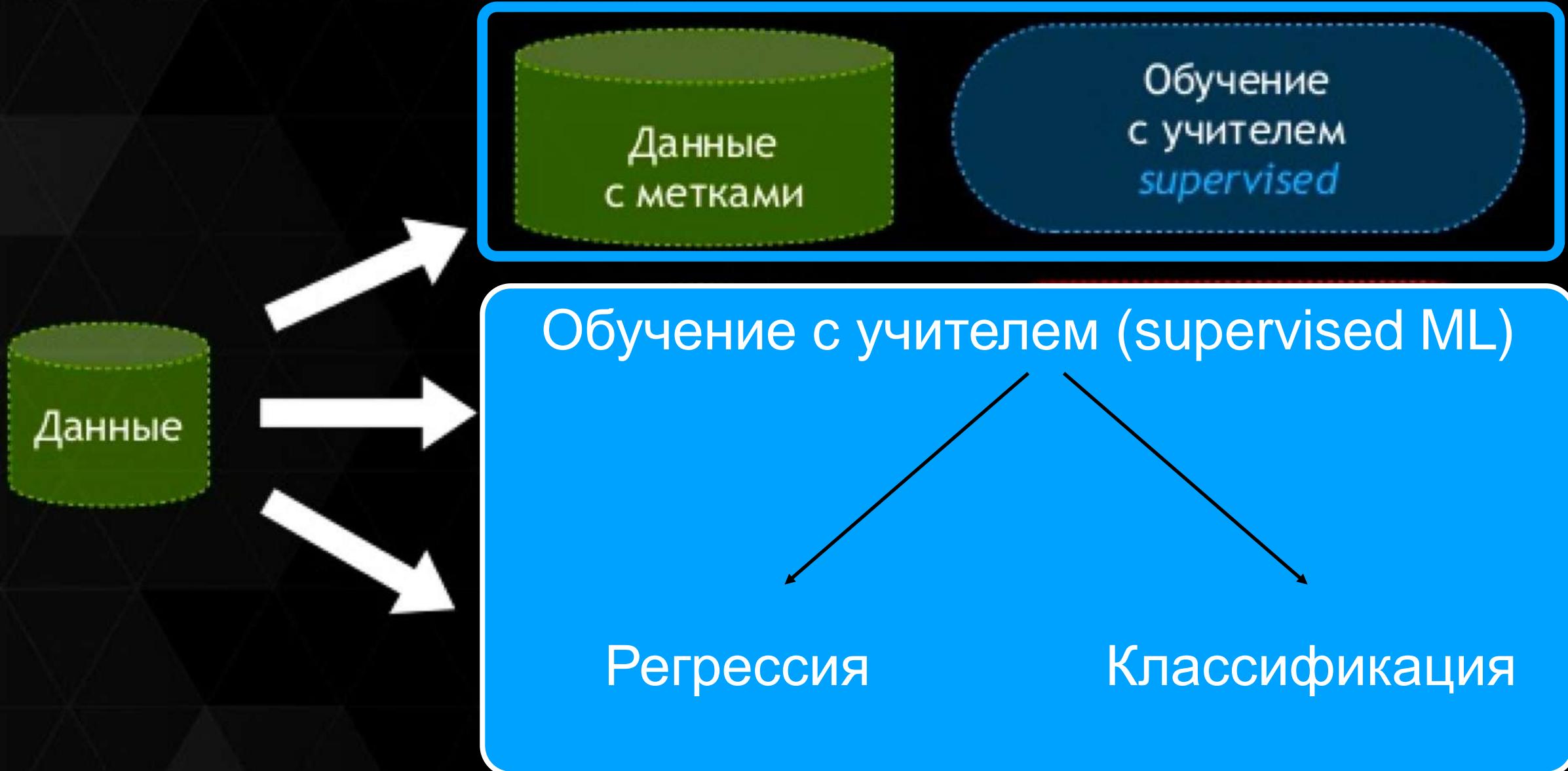
Тестирование

- Применяем обученную модель к размеченным данным (которые мы отложили, алгоритм их НЕ видел).
- Выясняем качество алгоритма. Действительно ли он может справляться с поставленной задачей, а не просто «запомнил» признаки и лейблы (то есть переобучился).
- Если тест показывает, что модель хорошая, качество высокая, можем применять к реальным данным в той задаче, для которой мы ее разработали

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ



МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ



Задачи Supervised ML

- **Регрессия** – прогнозирование количественного признака объекта на основании прочих его признаков (хотим предсказывать **действительное число**)
- **Классификация** – отнесение объекта к одной из категорий на основании его признаков (хотим предсказывать **категорию, число классов конечно**)

Обучение с учителем: регрессия

Примеры регрессии

- Предсказание цены квартиры. Признаки – площадь жилья, расположение, наличие мебели.
- Предсказание температуры в конкретный день. Признаками – значения температуры в предшествующие дни в географически соседних точках.
- Предсказание курса валюты. Признаки – значения той же величины в прошлом.

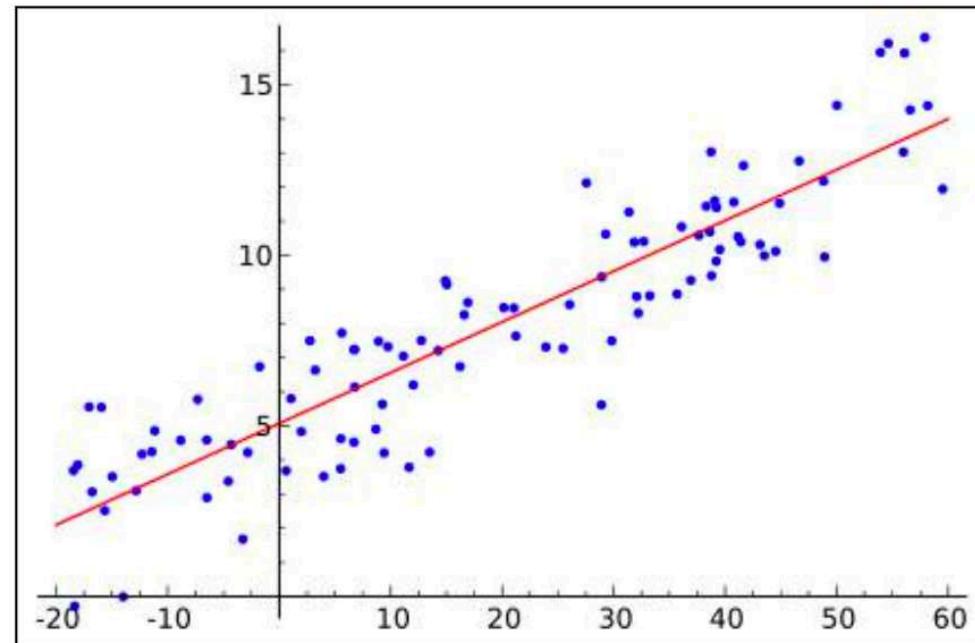
Задача регрессии

Вход (обучающая выборка):

Признаки N объектов с известными значениями прогнозируемого вещественного параметра объекта

Выход:

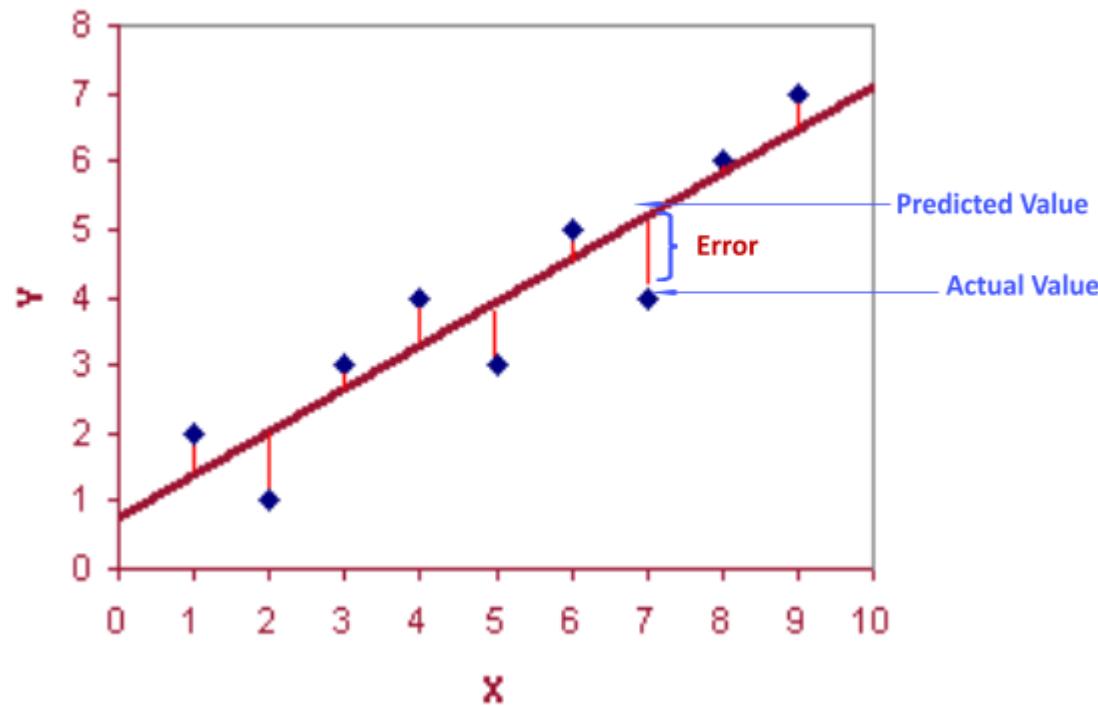
Алгоритм, прогнозирующий значение вещественной величины по признакам объекта



Примеры регрессии

- Предсказание arousal/valence по голосовым признакам
- Предсказание частоты сердцебиений по видео
- Предсказание положения части тела на изображении

Метрики качества



$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{\text{Sum of}} |y - \hat{y}|$$

Divide by the total number of data points

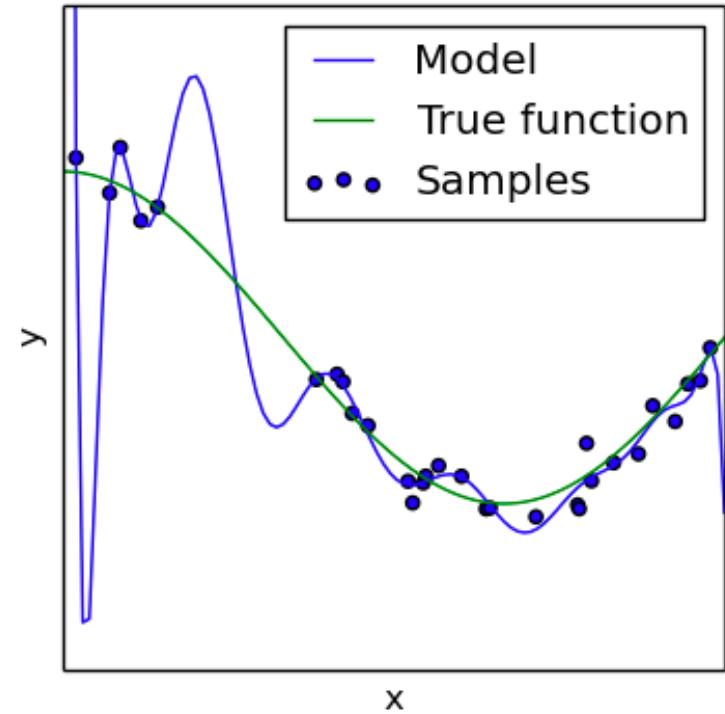
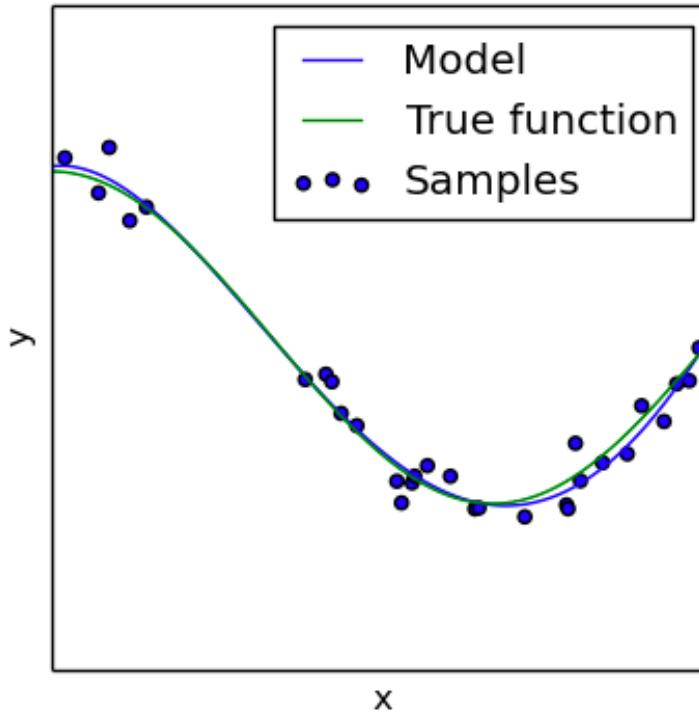
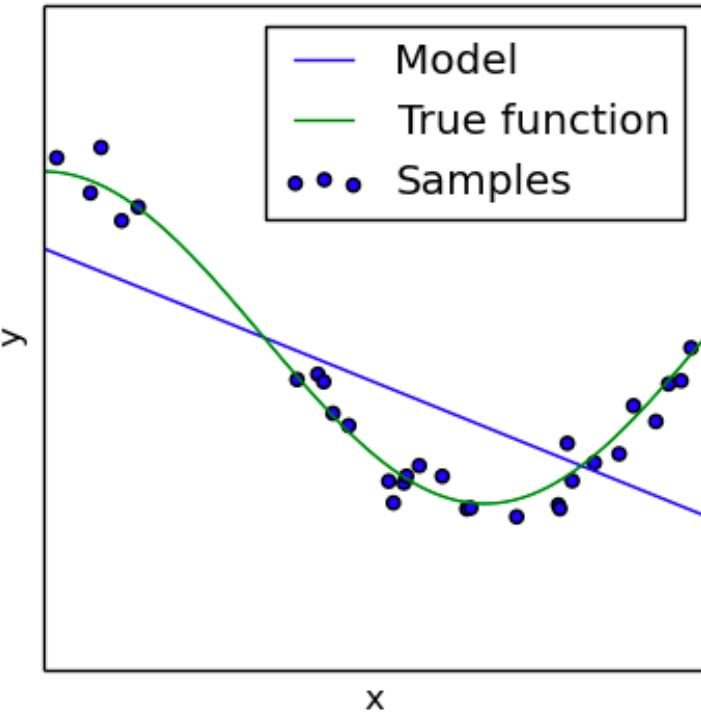
Predicted output value

Actual output value

The absolute value of the residual

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Predicted_i - Actual_i)^2}{N}}$$

Недообучение и Переобучение



Задача регрессии

- Предсказываем число, предикторы – любые
- Разметка – непрерывная (например, Arousal/Valence)
- ML модели: линейная регрессия, полиномиальная регрессия и др.
- Метрики качества: средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (RMSE)



Обучение с учителем: Классификация

Классификация

- Классифицировать объект – значит, указать номер, имя или метку класса, к которому относится данный объект.

Классификация

- Классифицировать объект – значит, указать номер, имя или метку класса, к которому относится данный объект.
- Типы классов: двухклассовая или многоклассовая; пересекающиеся или непересекающиеся классы

Классификация: ПРИМЕРЫ

- Классификация писем почты: спам или не спам
- Классификация изображений: котики, собачки, пингвины
- Классификация жанров музыки: поп, рок, классика

Классификация: ПРИМЕРЫ

- Классификация эмоций по фотографиям/аудио: радость, грусть, гнев...
- Классификация личностных черт (Big5) по видео/текстам/стилю печати
- Классификация действий: ходит, спит, лежит
- Классификация пола (м/ж)

Задача классификации

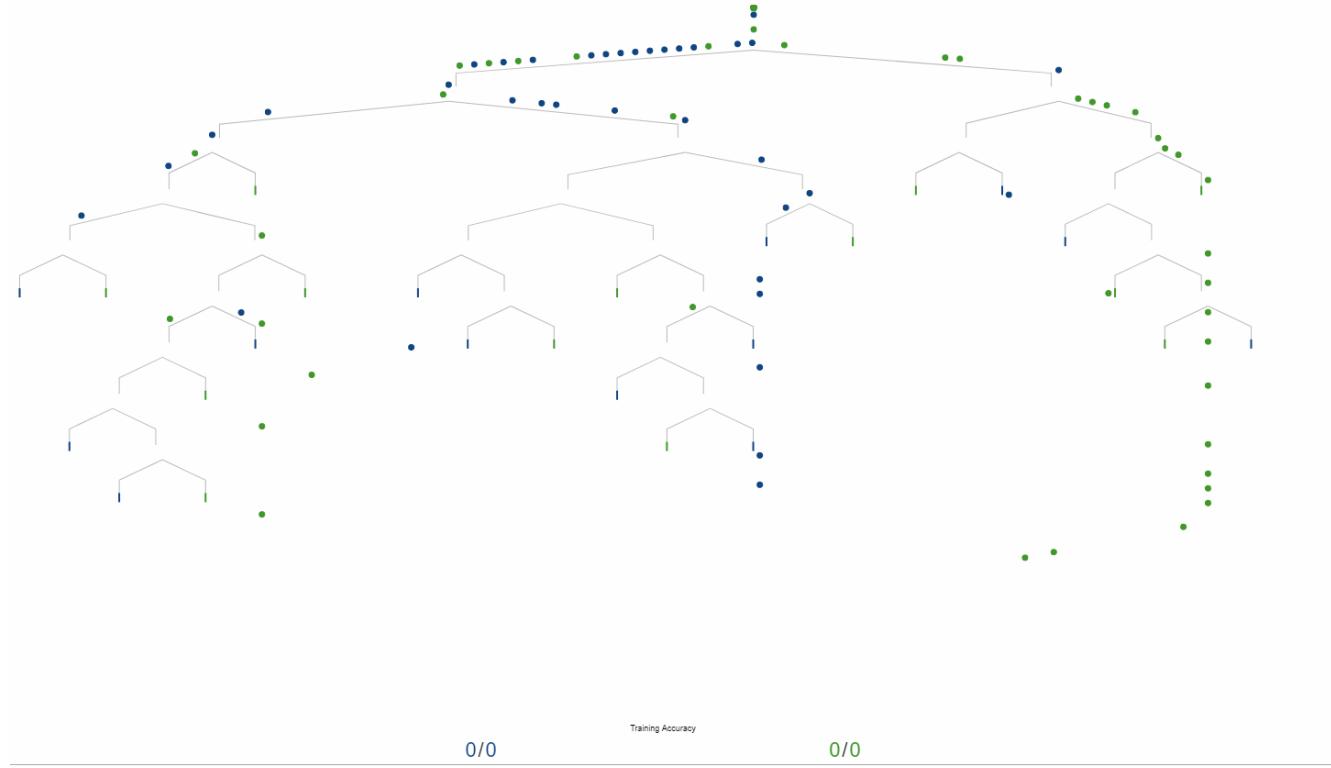


- Признаки (features) и разметка (labels)
- Обучающая и тестовая выборки
- На обучающей алгоритм учится соотносить признаки и разметки, на тестовой – проверяем его качество

X1	X2	X3	Y
Круглый	Красный	С листиком	Яблоко
Вытянутый	Желтый	Без листика	Банан
Круглый	Красный	Без листика	Яблоко

Обучение классификатора

- Пример: дерево решений



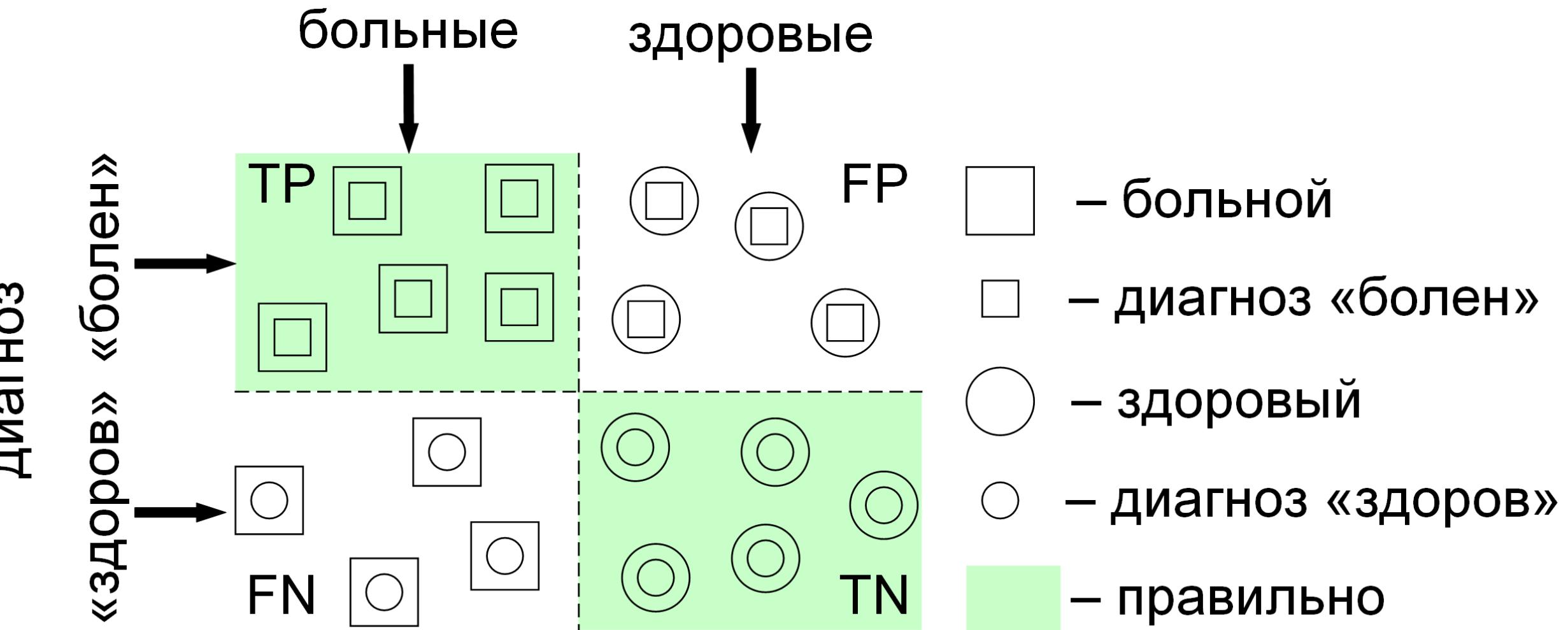
Метрики классификации

- После того, как мы обучили алгоритм, и применили его к тестовой выборке, хотим понять, как он работает? Какое его качество? Как это сделать?

Метрики классификации

- После того, как мы обучили алгоритм, и применили его к тестовой выборке, хотим понять, как он работает? Какое его качество? Как это сделать?
- Сравнить **предсказание** модели с **разметкой** на тестовой выборке.

реальность



Метрики классификации

		Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)	
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)	

Confusion matrix (матрица ошибок)

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

	Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)

TP ?	FP ?
FN ?	TN ?

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

	Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)

TP 5	FP 2
FN 1	TN 2

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

	Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)

TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

Метрики классификации

- Самая простая метрика качества алгоритма, решающего задачу классификации, – это доля правильных ответов (*accuracy*).

$$\text{Accuracy} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}$$

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

$$\text{Accuracy} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn}$$

	Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)

TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

Accuracy = ?

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

	Actual Cancer = Yes	Actual Cancer = No
Predicted Cancer = Yes	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Cancer = No	False Negative (FN)	True Negative (TN)

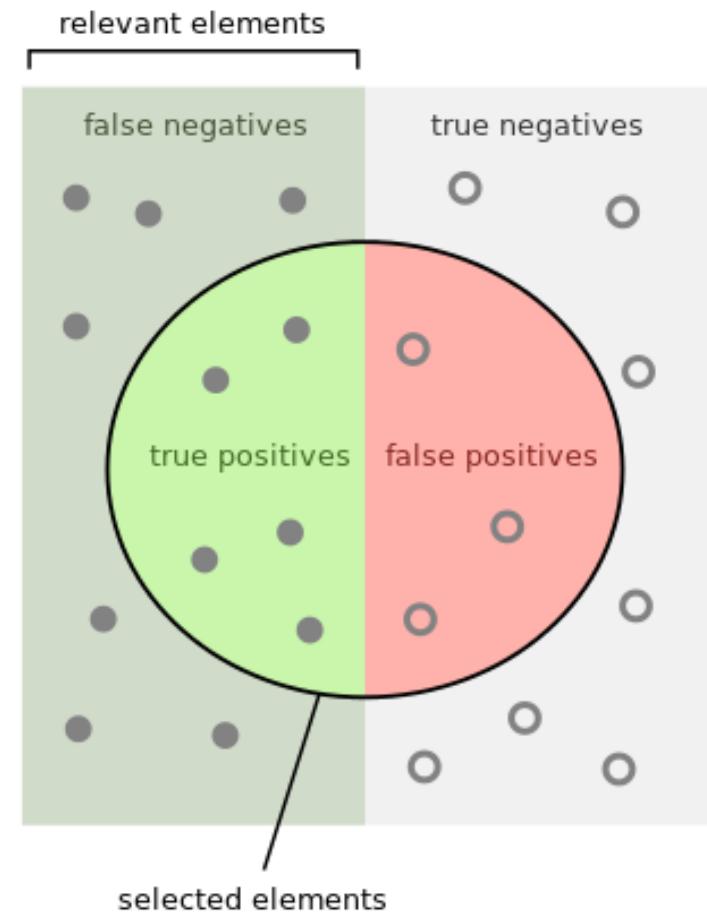
TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

$$\text{Accuracy} = (5+2)/(5+2+1+2) = 0.7$$

$$\text{Accuracy} = 70\%$$

Метрики классификации

- Precision (точность) = количество правильно классифицированных объектов / общее количество предсказанных объектов
 - Сколько найденных объектов оказались правильными?
- Recall (полнота) = количество правильно классифицированных объектов / общее количество настоящих объектов
 - Сколько объектов из всех имеющихся мы нашли?



$$\text{Precision} = \frac{\text{How many selected items are relevant?}}{\text{How many relevant items are selected?}}$$
$$\text{Recall} = \frac{\text{How many relevant items are selected?}}{\text{How many relevant items are there?}}$$

ЗАДАЧКА

1: БОЛЕН

0: ЗДОРОВ

ID	МОДЕЛЬ	НА САМОМ ДЕЛЕ
01	1	1
02	1	0
03	0	0
04	0	0
05	1	1
06	1	1
07	0	1
08	1	1
09	1	0
10	1	1

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp + fp}$$

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp + fn}$$

TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

$$\text{Precision} = 5/(5+2) = 0.7$$

$$\text{Recall} = 5/(5+1) = 0.8$$

Мультиклассовая классификация

		True Class		
		Apple	Orange	Mango
Predicted Class	Apple	7	8	9
	Orange	1	2	3
	Mango	3	2	1

Мультиклассовая классификация

- Для каждого класса:
- Например, для яблок
- $TP = 7$
- $TN = (2+3+2+1) = 8$
- $FP = (8+9) = 17$
- $FN = (1+3) = 4$

		True Class		
		Apple	Orange	Mango
Predicted Class	Apple	7	8	9
	Orange	1	2	3
	Mango	3	2	1

Задача классификации

- Предсказываем категорию, предикторы – любые
- Разметка – дискретная (например, радость, грусть, злость)
- ML модели: деревья решений
- Метрики качества: accuracy, precision, recall



Пример

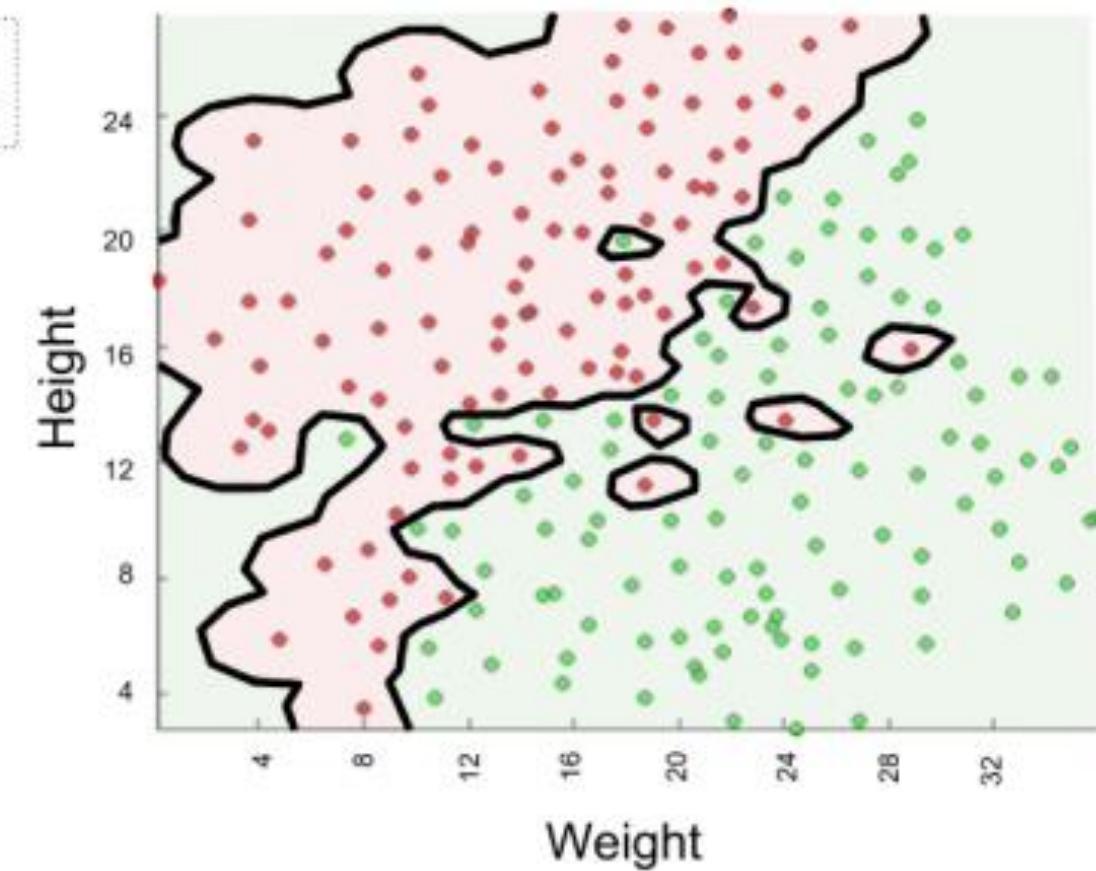
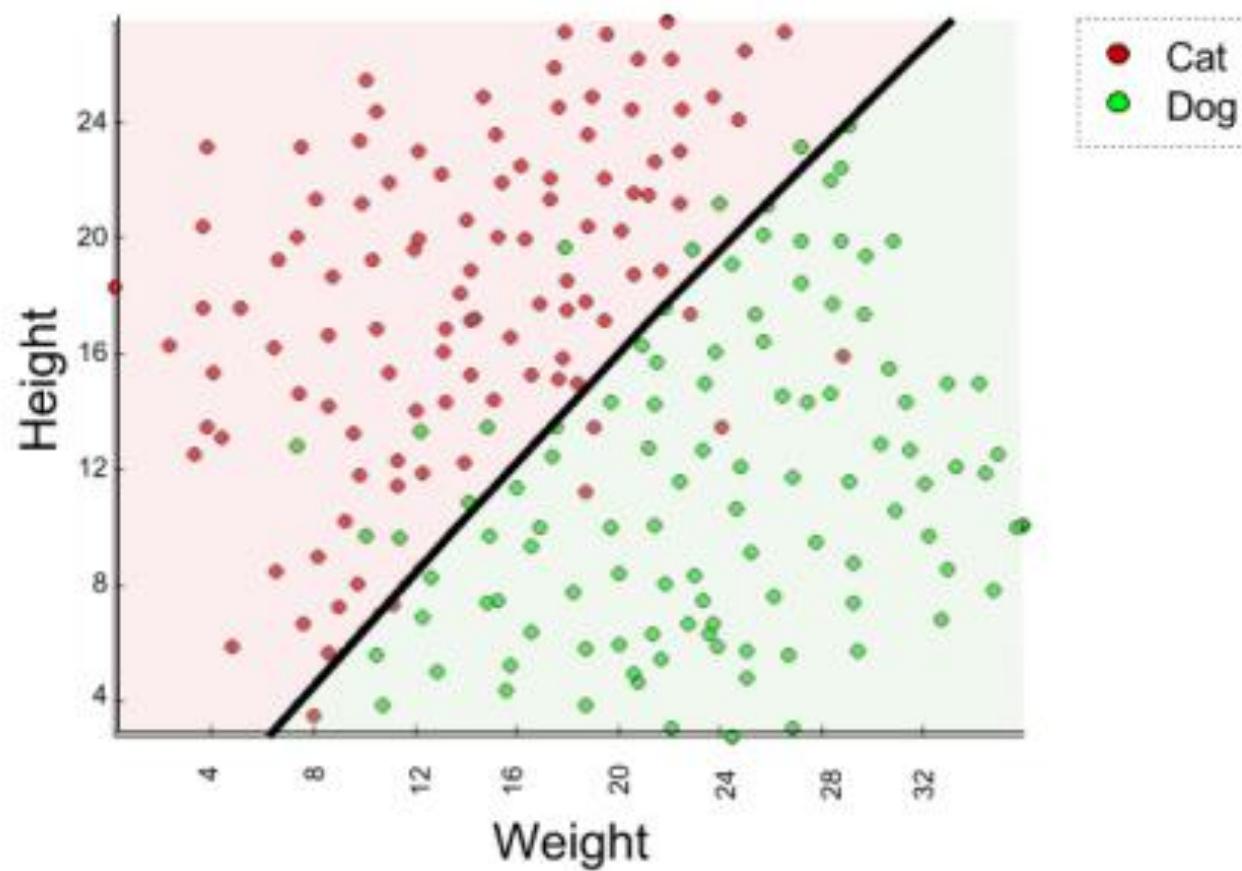
Реализация классификации на Python:

bit.ly/2FbMhnS

https://colab.research.google.com/drive/1tofnleiEWwOrxixxcSViTgbavUs3f_4e?usp=sharing

Переобучение

- *Переобучение* (overfitting) – явление, при котором ошибка модели на объектах, не участвовавших в обучении, оказывается существенно выше, чем ошибка на объектах, участвовавших в обучении.
- Причины: модель выучивает какие-то закономерности, которых нет в генеральной совокупности (и в новых данных, к которым она будет применяться).
- Например, в тестовой выборке были шумы или неправильно размеченные объекты.



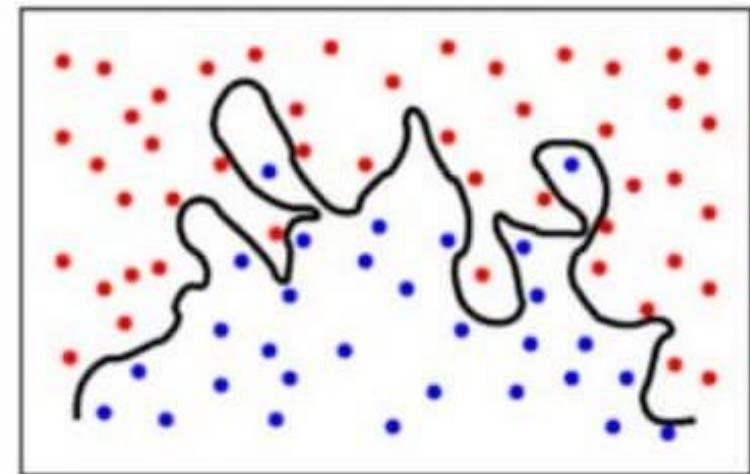
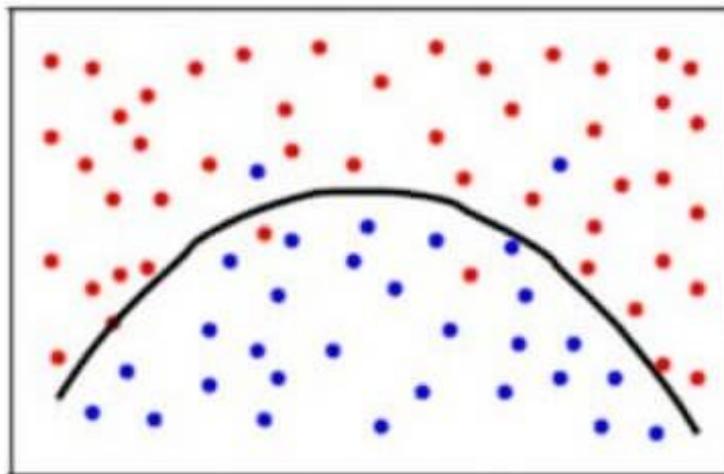
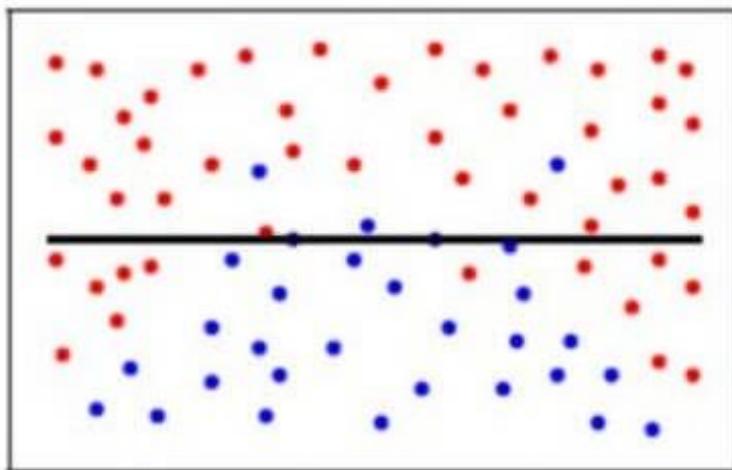
Недообучение

- *Недообучение* (underfitting) – явление, при котором ошибка обученной модели оказывается слишком большой.
- Недообучение возникает при использовании слишком простых моделей.

Underfitting



Overfitting



Домашнее задание (1)

- Метрики классификации
- https://github.com/ptizza/HSE_AffectiveComputing/blob/main/01/HW

Домашнее задание (2)

- Лицевые экспрессии
- Дедлайн 12 февраля
- https://github.com/ptizza/HSE_AffectiveComputing/blob/main/02/HomeWork/Facial_Expressions

To Do

- Зайти на [репозиторий курса](#)
- Записаться на групповую презентацию <https://bit.ly/3fKmWkj>
- Изучить [материалы](#) по групповым проектам, распределиться по группам и начать работу по проекту
- 2 домашних задания – [ДЗ-1](#) – до 5 февраля, [ДЗ-2](#) – до 12 февраля