

Affective Computing

Olga Perepelkina
HSE, 2020

Знакомство

- Курс – практически ориентированный, лекции + практические задания
- О лекторе: Ольга Перепёлкина
 - os.perepelkina@gmail.com
 - Telegram @ptizzza
 - Курс https://github.com/ptizzza/HSE_AffectiveComputing

План лекции

- Тема 1. Введение в Affective computing. Определения основных понятий. Связь с искусственным интеллектом и машинным обучением. Краткий обзор теорий эмоций.
- Тема 2. Основы машинного обучения, нейросетей и глубокого обучения. Методы аннотирования данных. Разметка эмоций.
- Практическое задание «Метрики машинного обучения».

Тема 1. Введение в Affective computing

1. Введение в Affective Computing – примеры и определения

Affective Computing

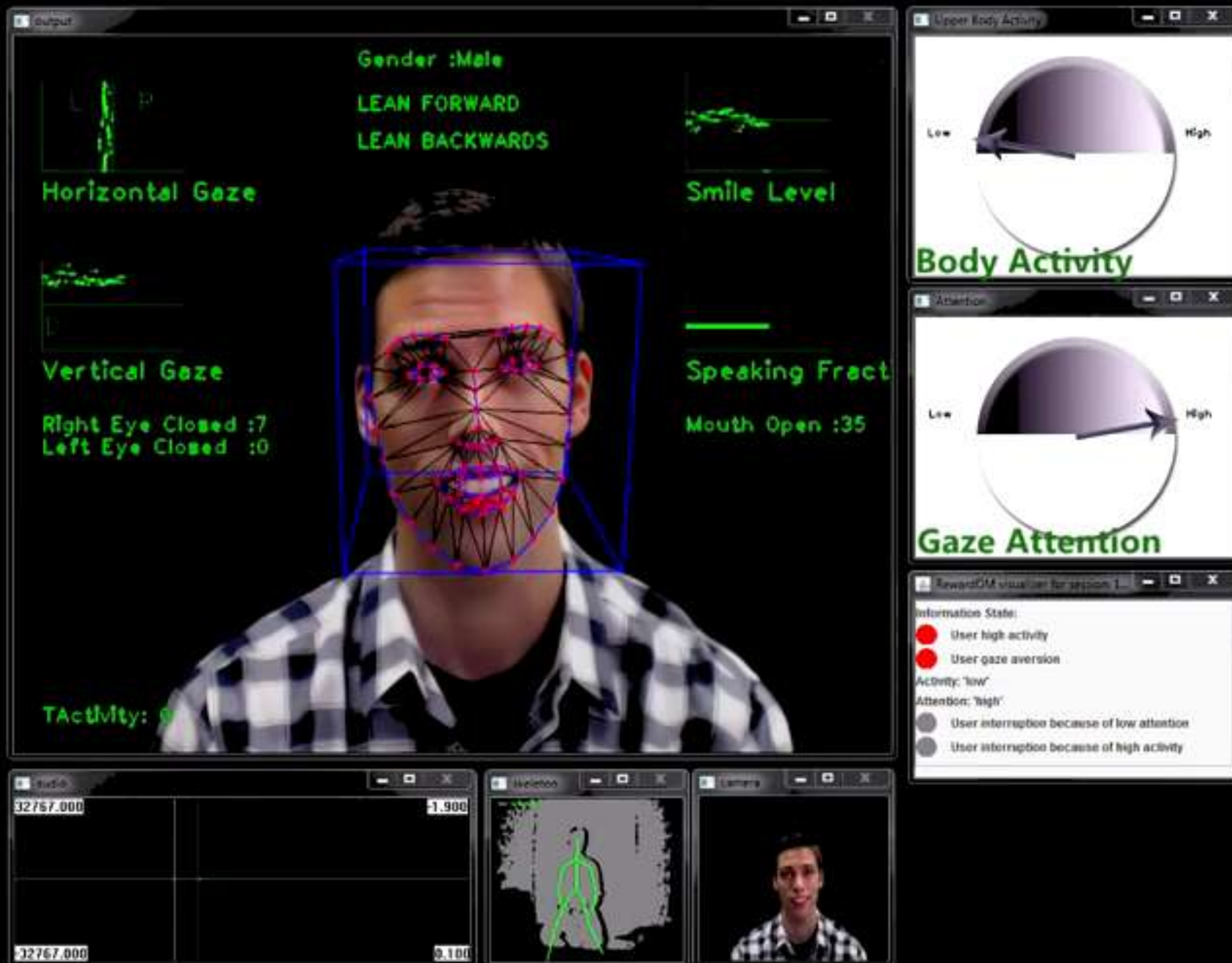
Общая идея: давайте разработаем такие компьютерные интерфейсы, которые будут **определять эмоции людей и соответственно на них реагировать**

Affective Computing

Зачем? Это симуляция **«ЭМПАТИИ»** -
компьютеры проникают в наше эмоциональное
состояние и учитывают его в своих действиях

Affective Computing: examples

MultiSense

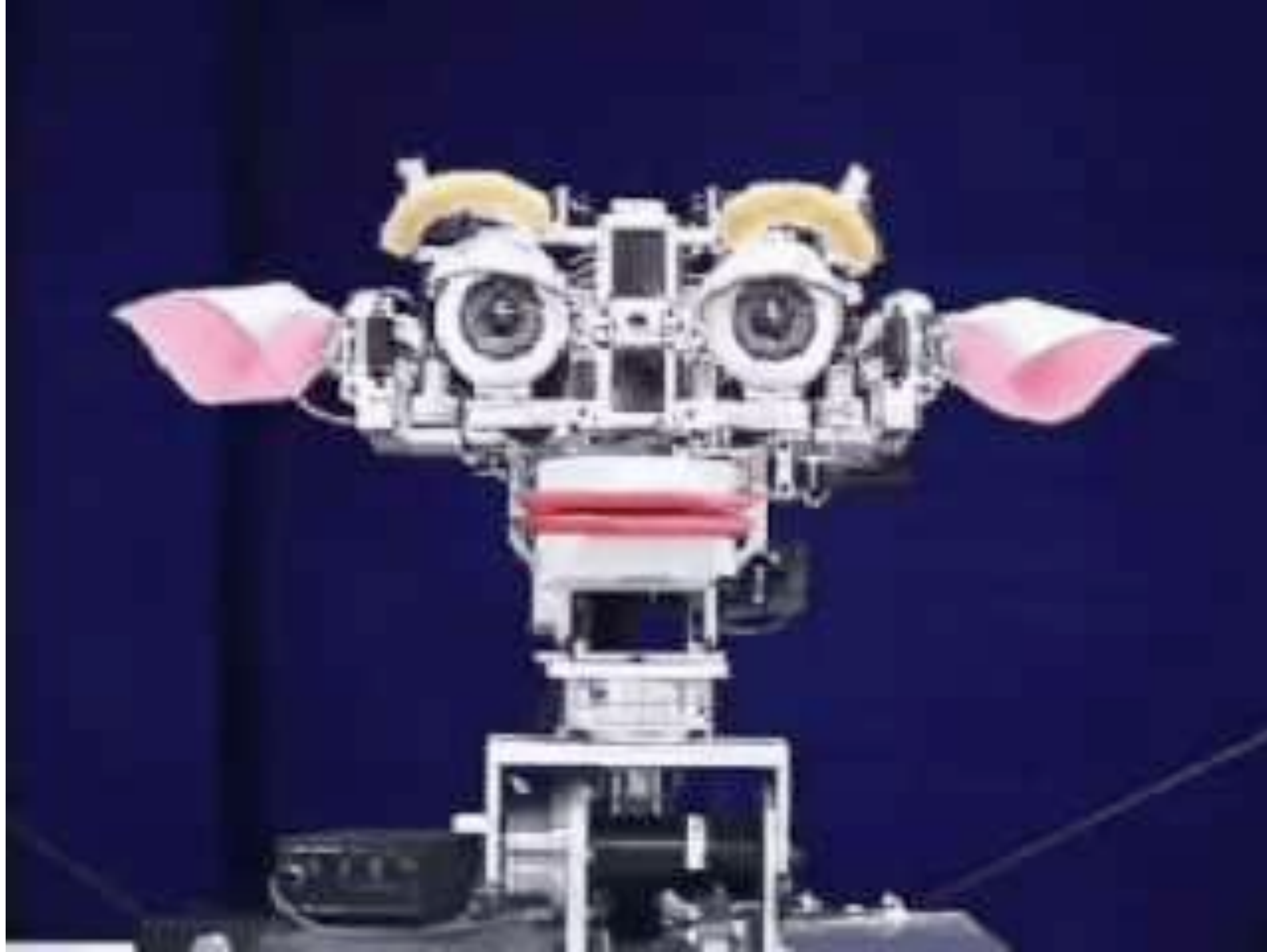


SimSensei





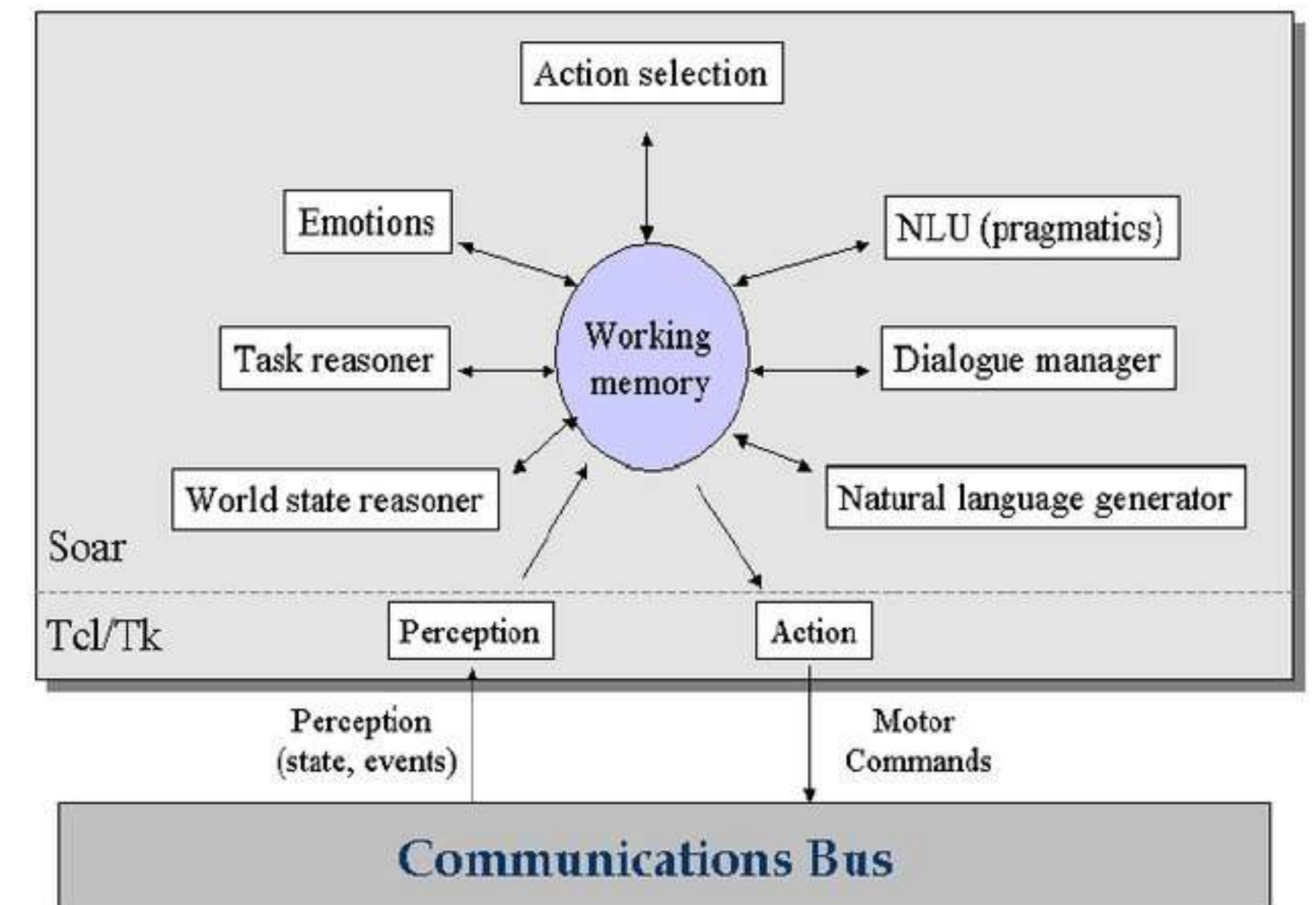
Feel-O-Meter, 2011, Lindau, Germany



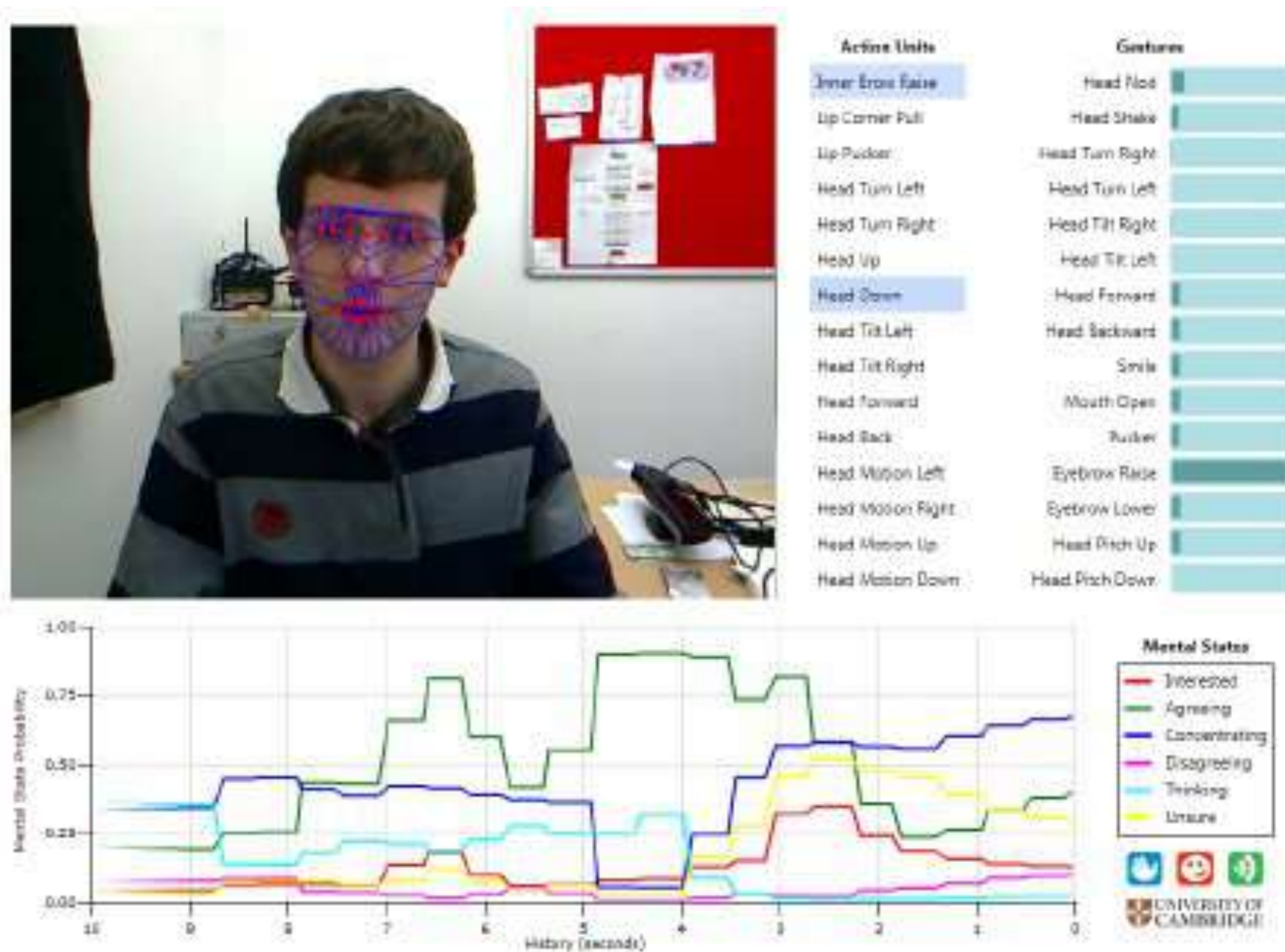
Kismet robot
MIT ~1990



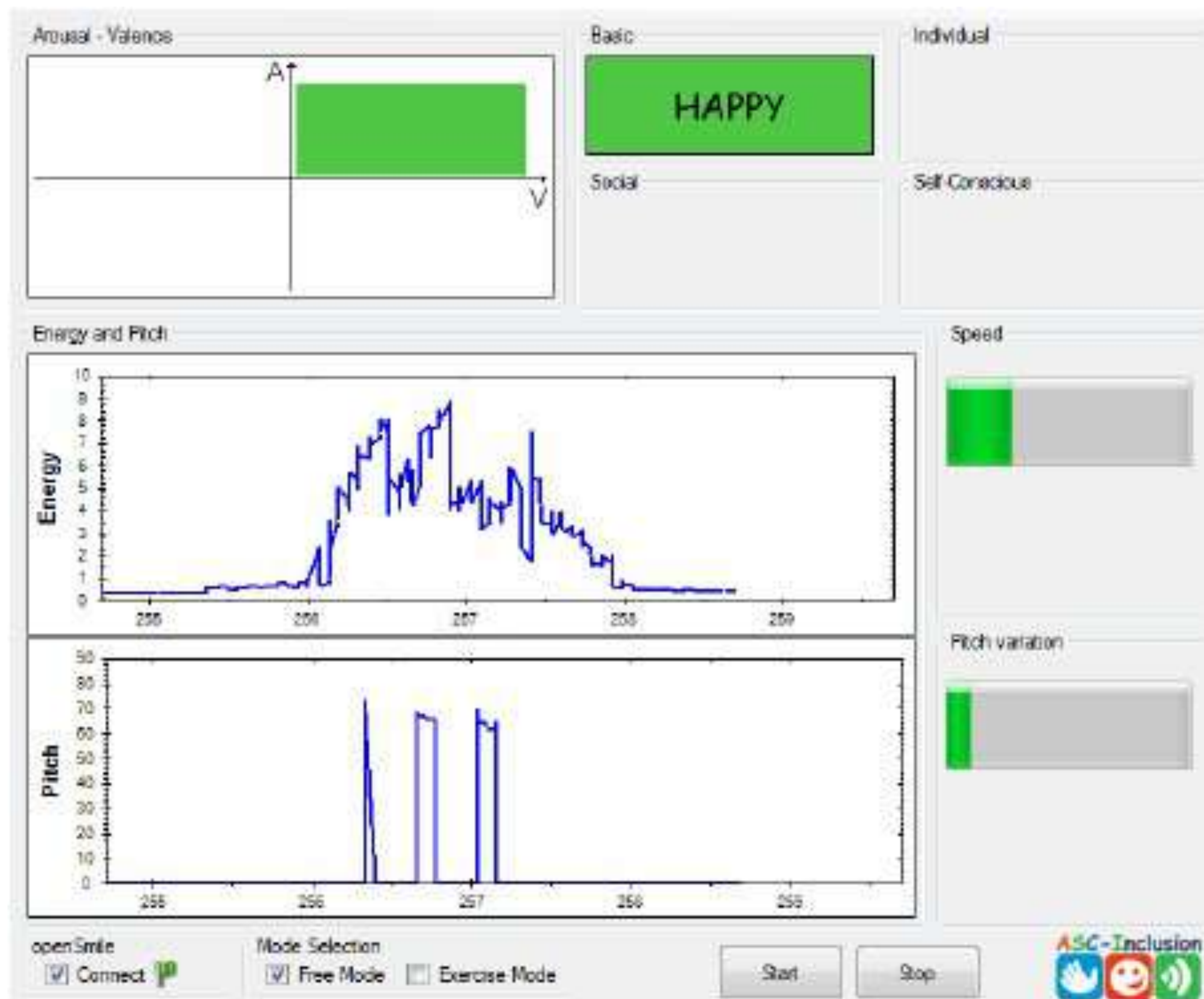




ASC-Inclusion, 2011-2014, European collaboration



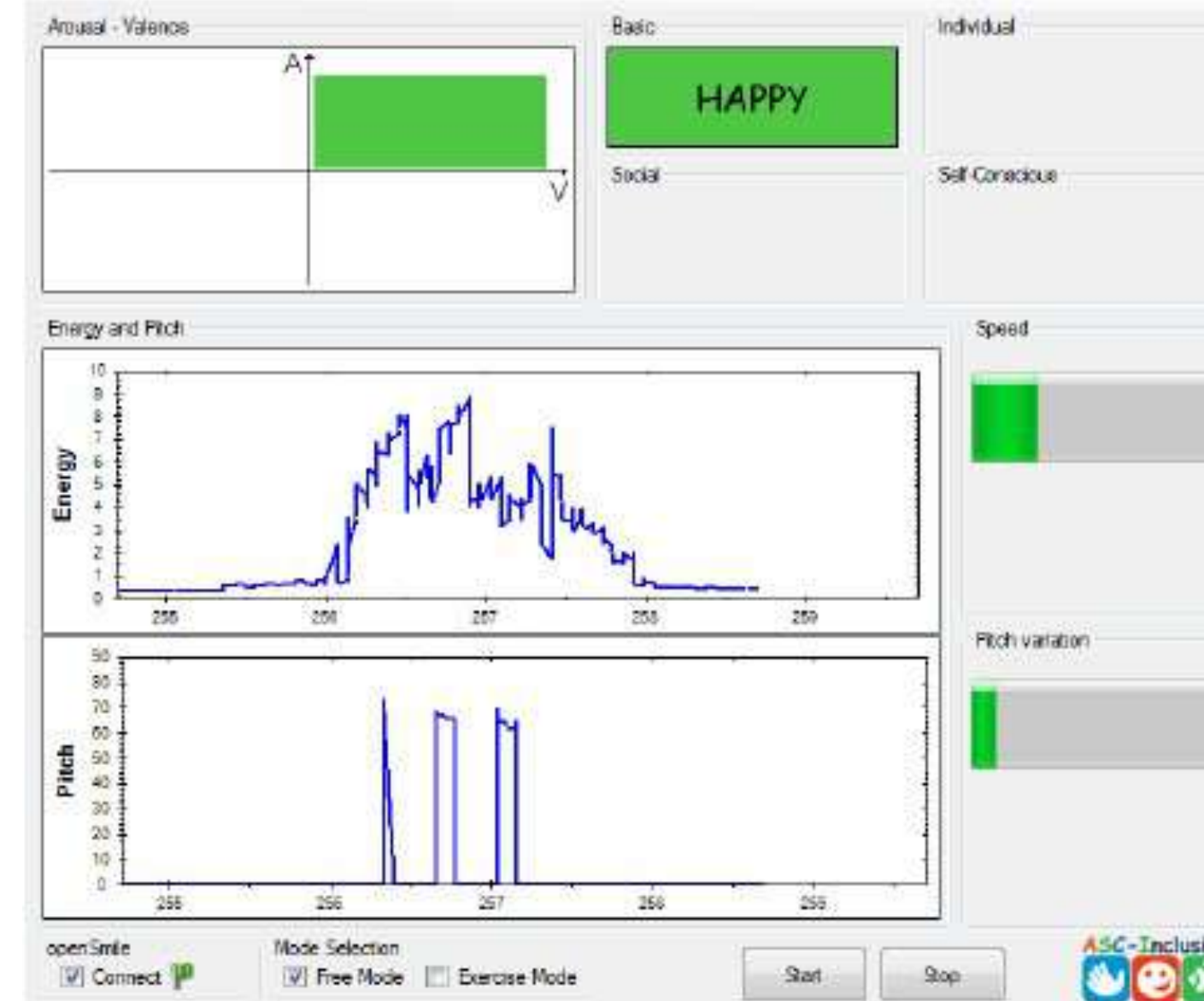
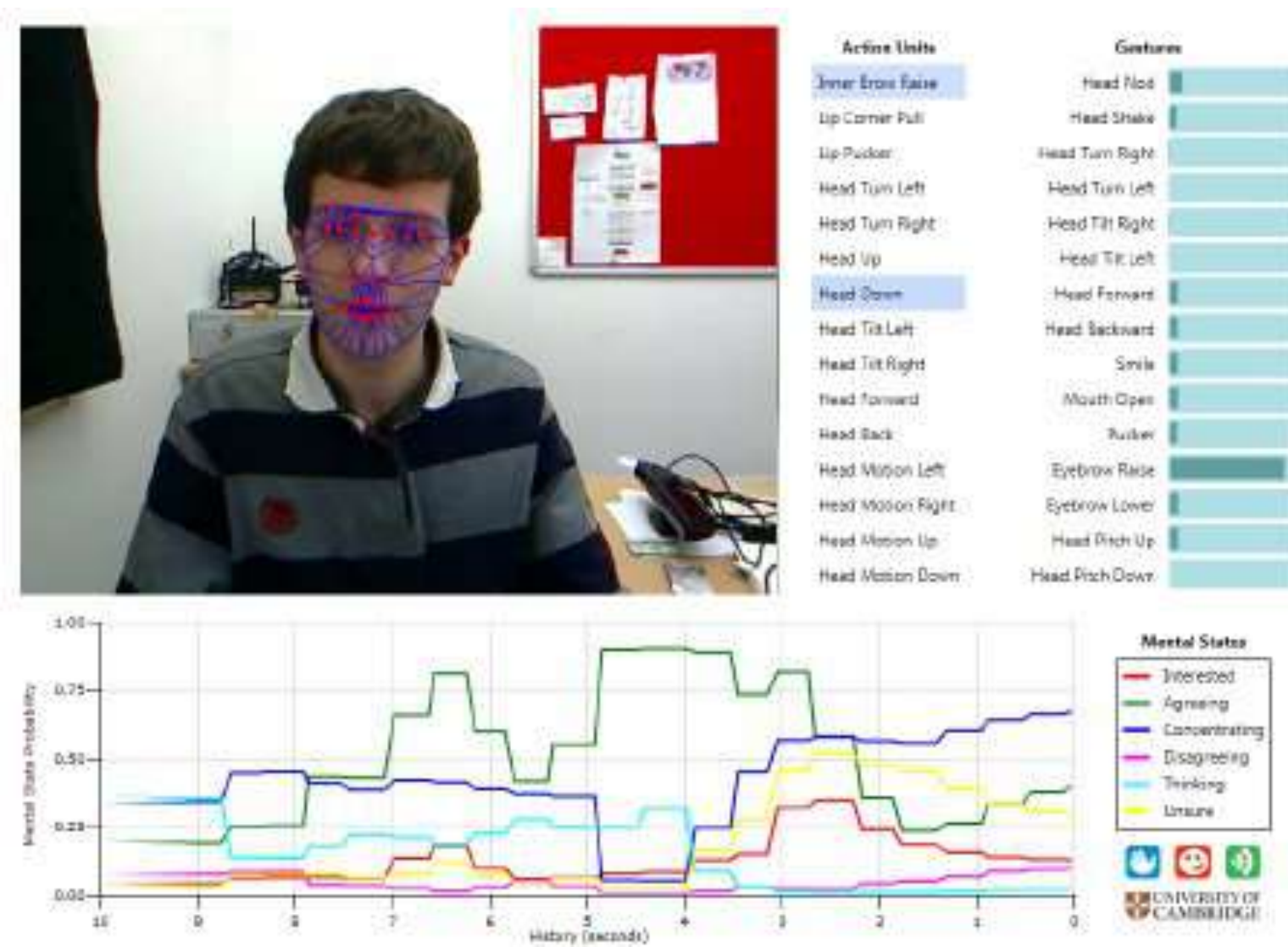
ASC-Inclusion, 2011-2014, European collaboration



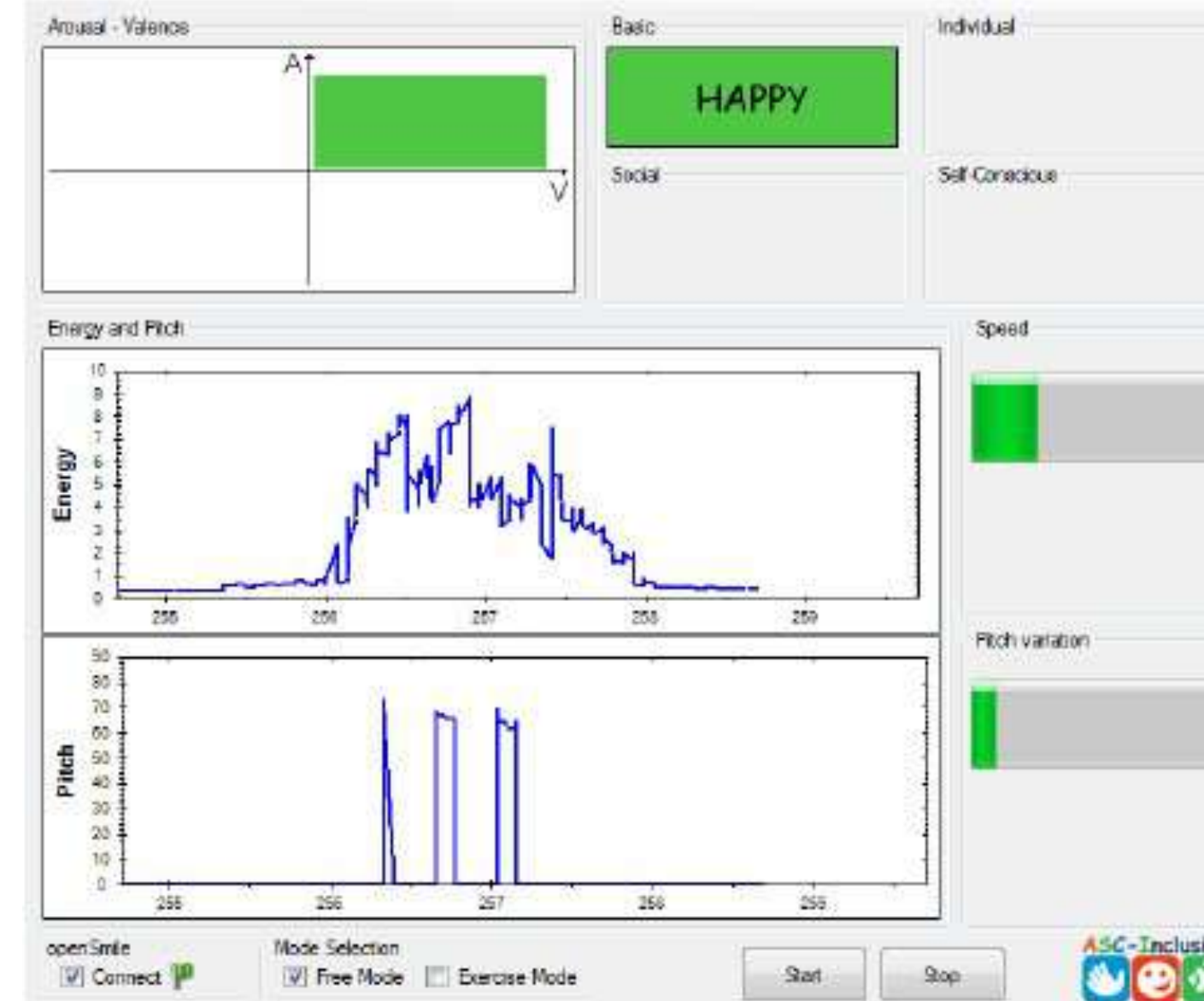
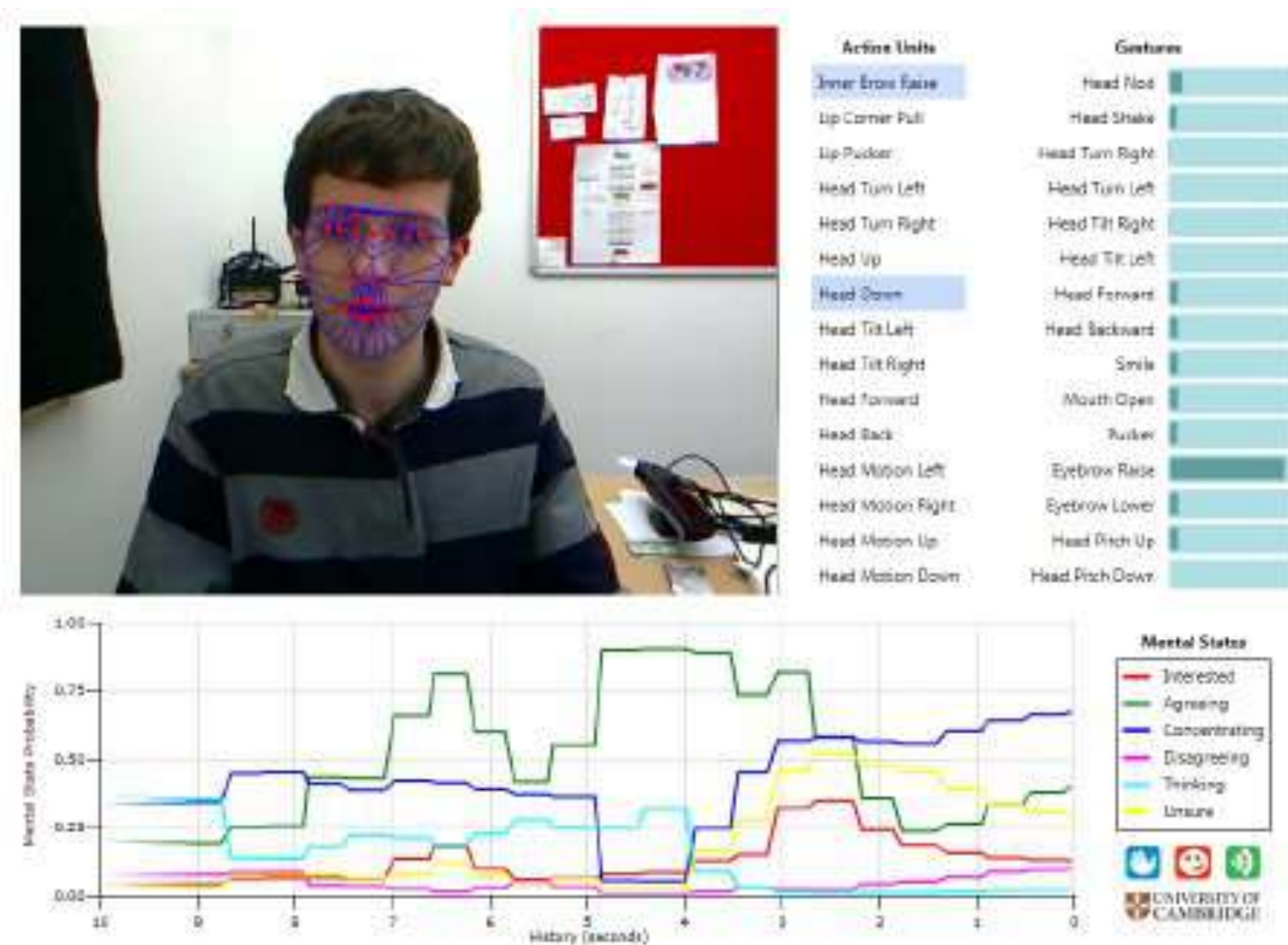
ASC-Inclusion, 2011-2014, European collaboration



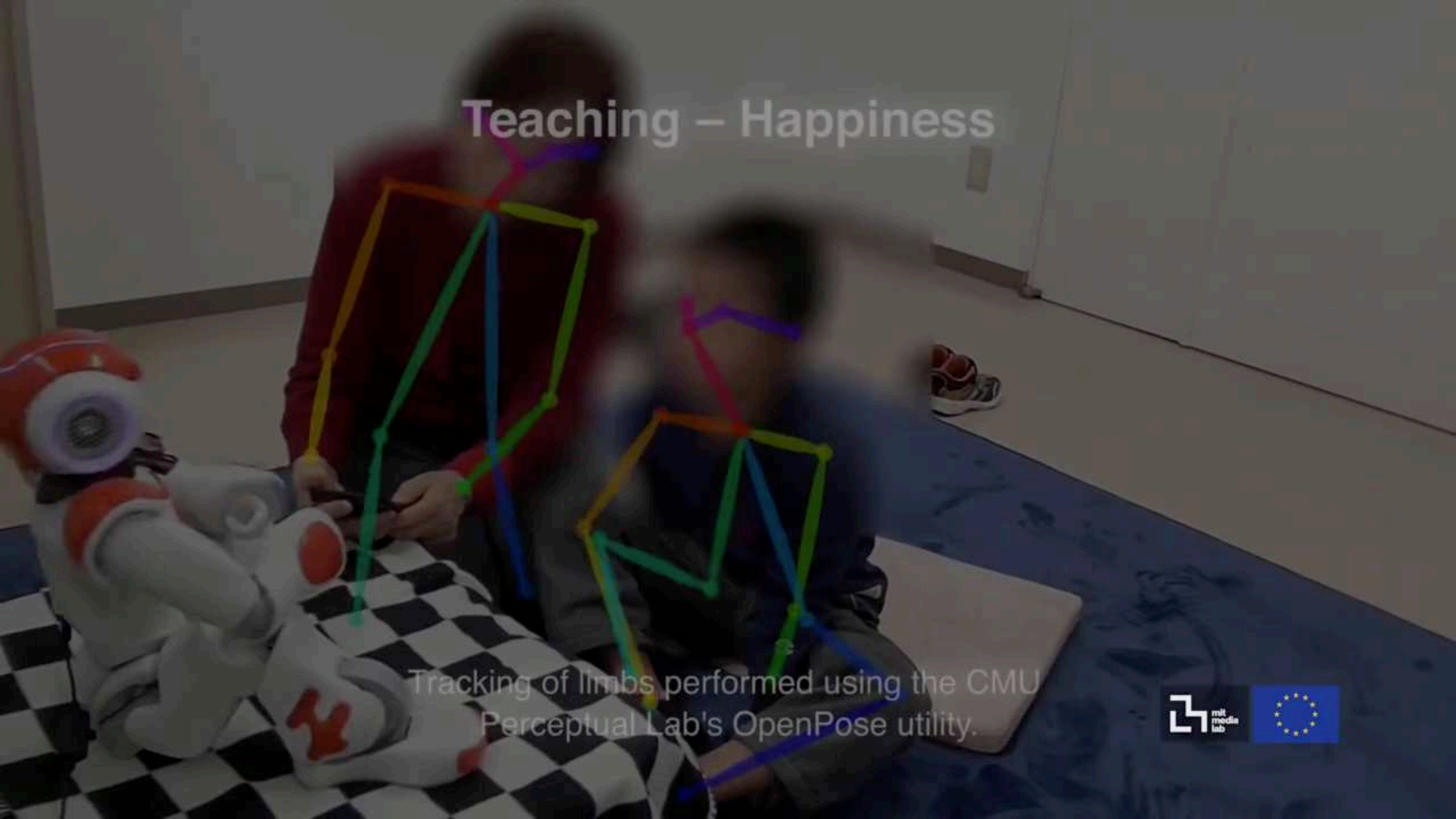
ASC-Inclusion, 2011-2014, European collaboration



ASC-Inclusion, 2011-2014, European collaboration



Teaching – Happiness



Tracking of limbs performed using the CMU Perceptual Lab's OpenPose utility.



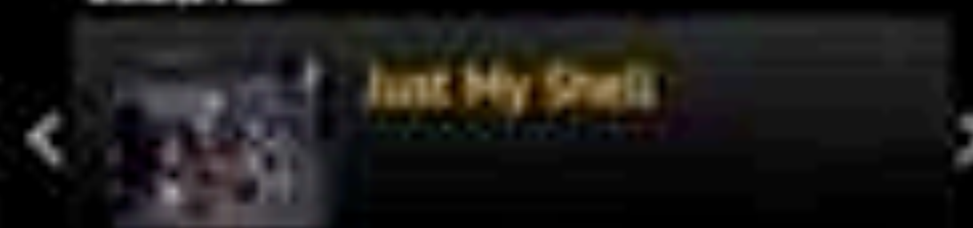
THE FIRST BIOFEEDBACK ADVENTURE GAME

Affectiva Demo

FAQ



Select Ad:



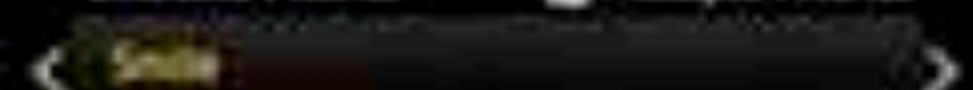
Just My Shell

Viewing Ad 1 of 2

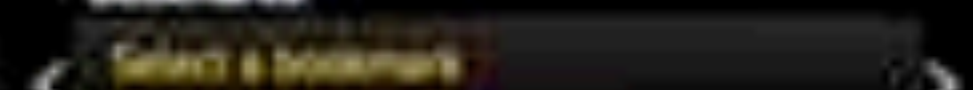
Select Exposures:

1

Selected Metric:

☒ Multiple Metrics

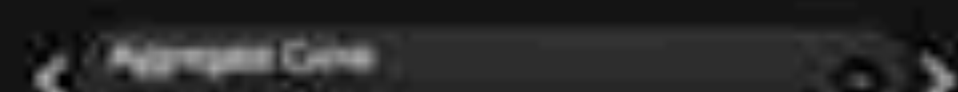
Bookmarks:



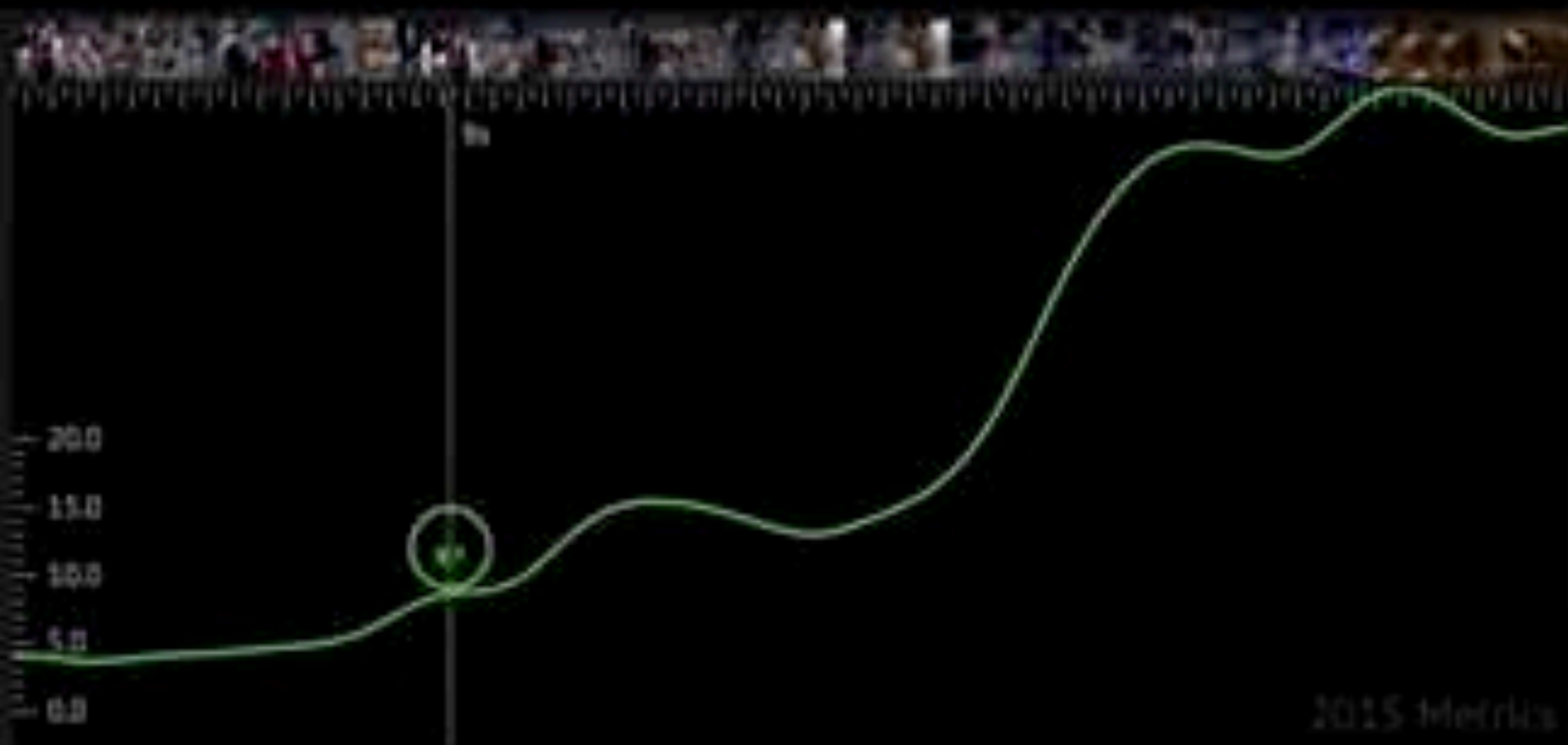
Next >

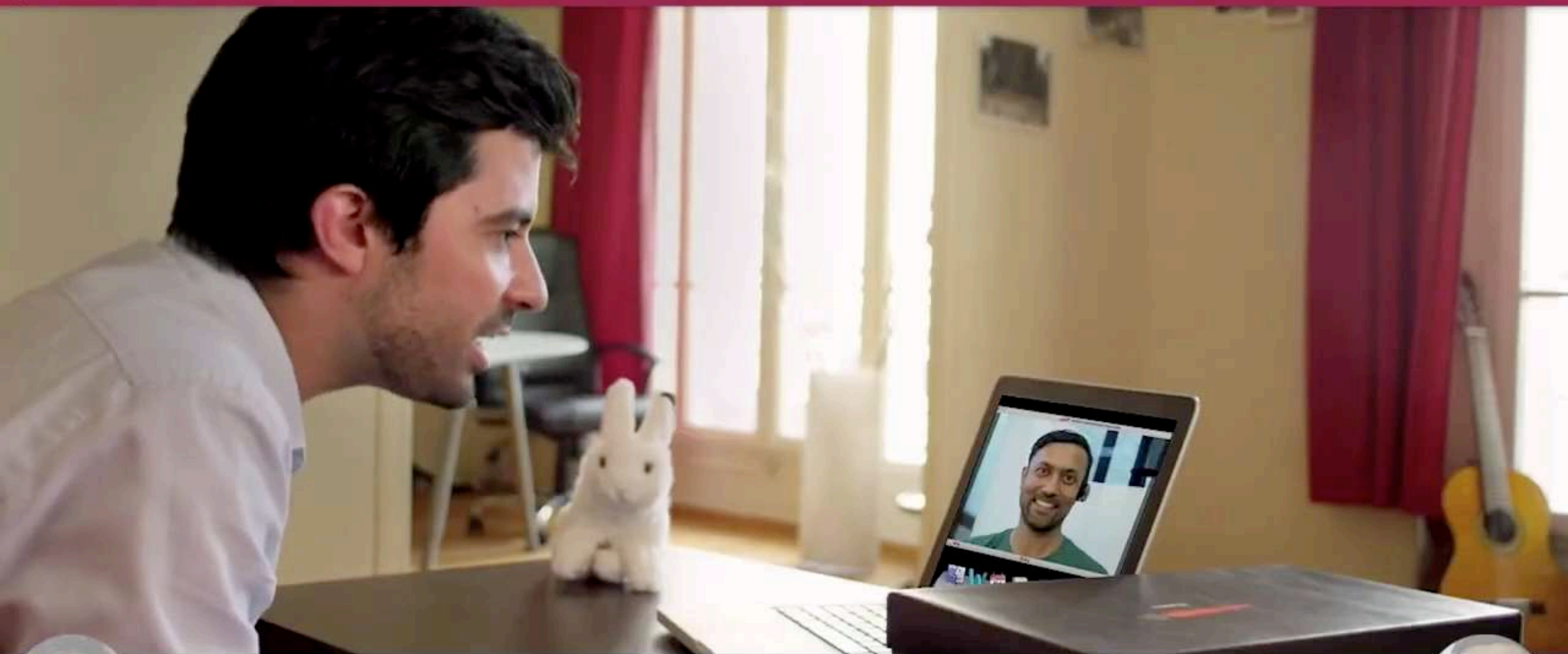


Smile from 1:18 onward



All

Average of all participants
14 people

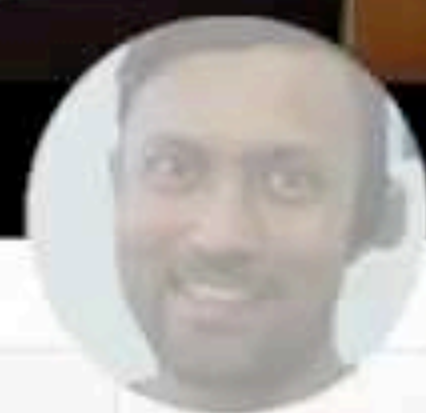
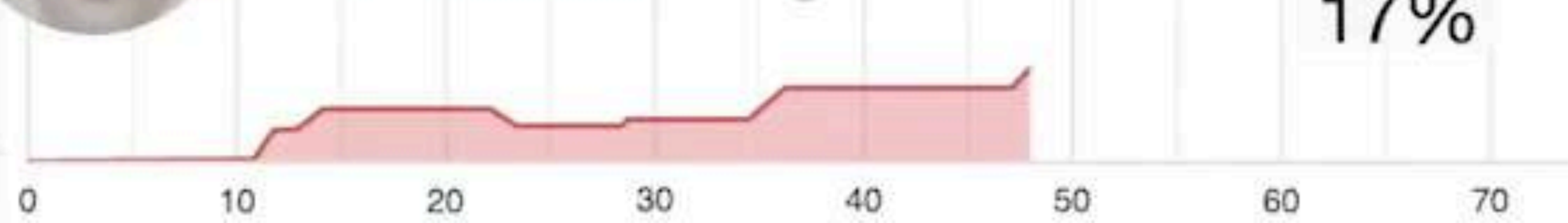


I'm Thierry.



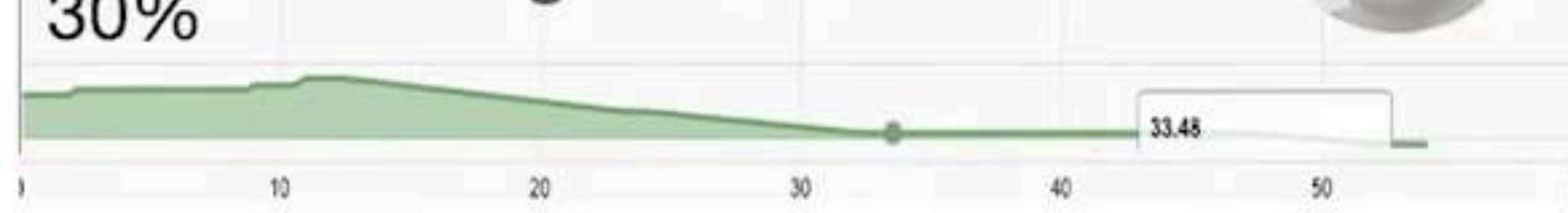
Customer Anger

Speaking Time
17%



Agent Friendliness

Speaking Time
30%



Affective Computing

Охватывает следующие темы, но ими не ограничивается:

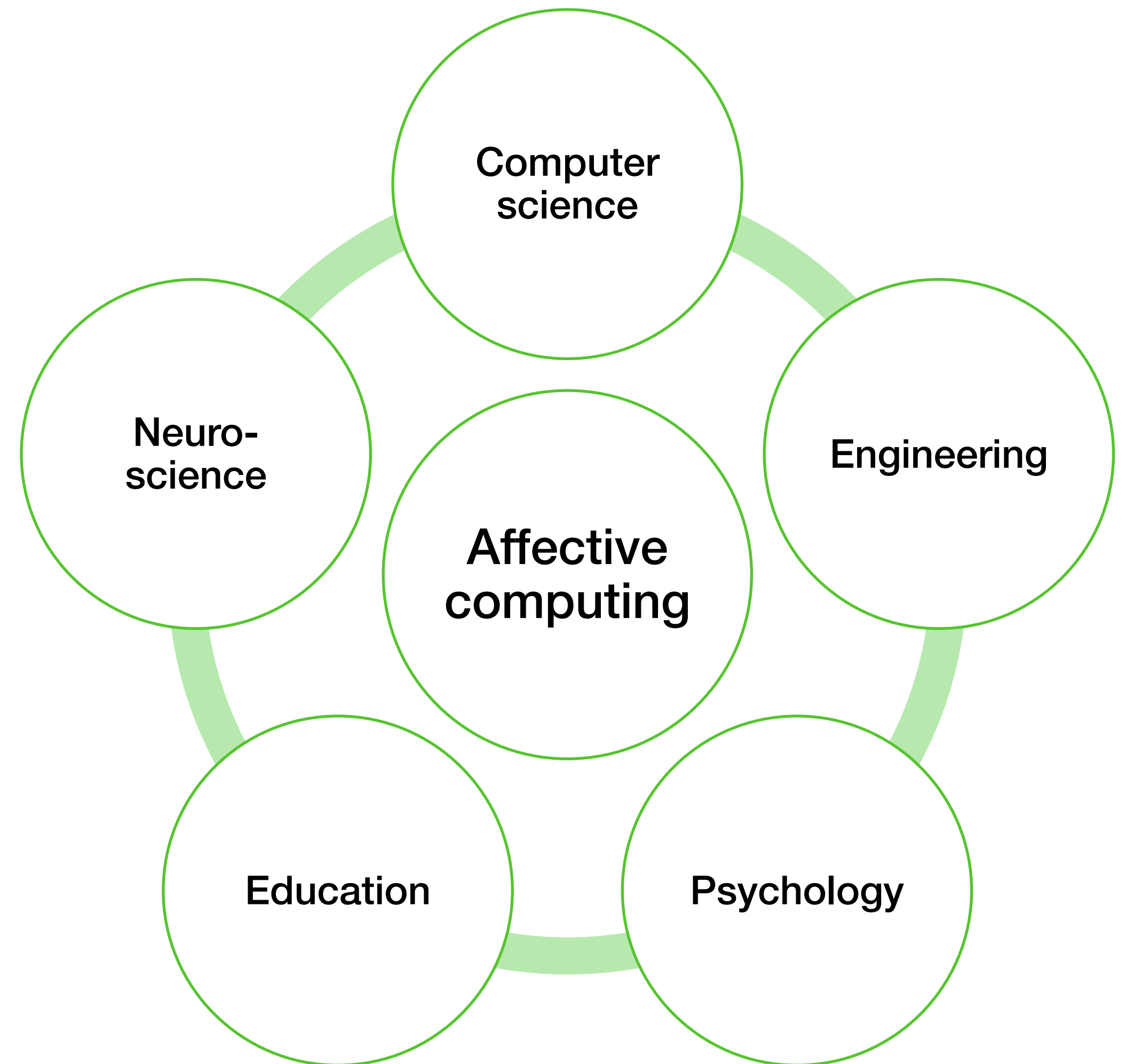
- **Распознавание** (восприятие) и анализ эмоций (например, распознавание выражений лица)
- **Генерация** поведения и взаимодействие с пользователем
- **Влияние** на человеческие эмоции при помощи компьютера
- Психология и **исследование** поведения в феноменах, касающихся affective computing

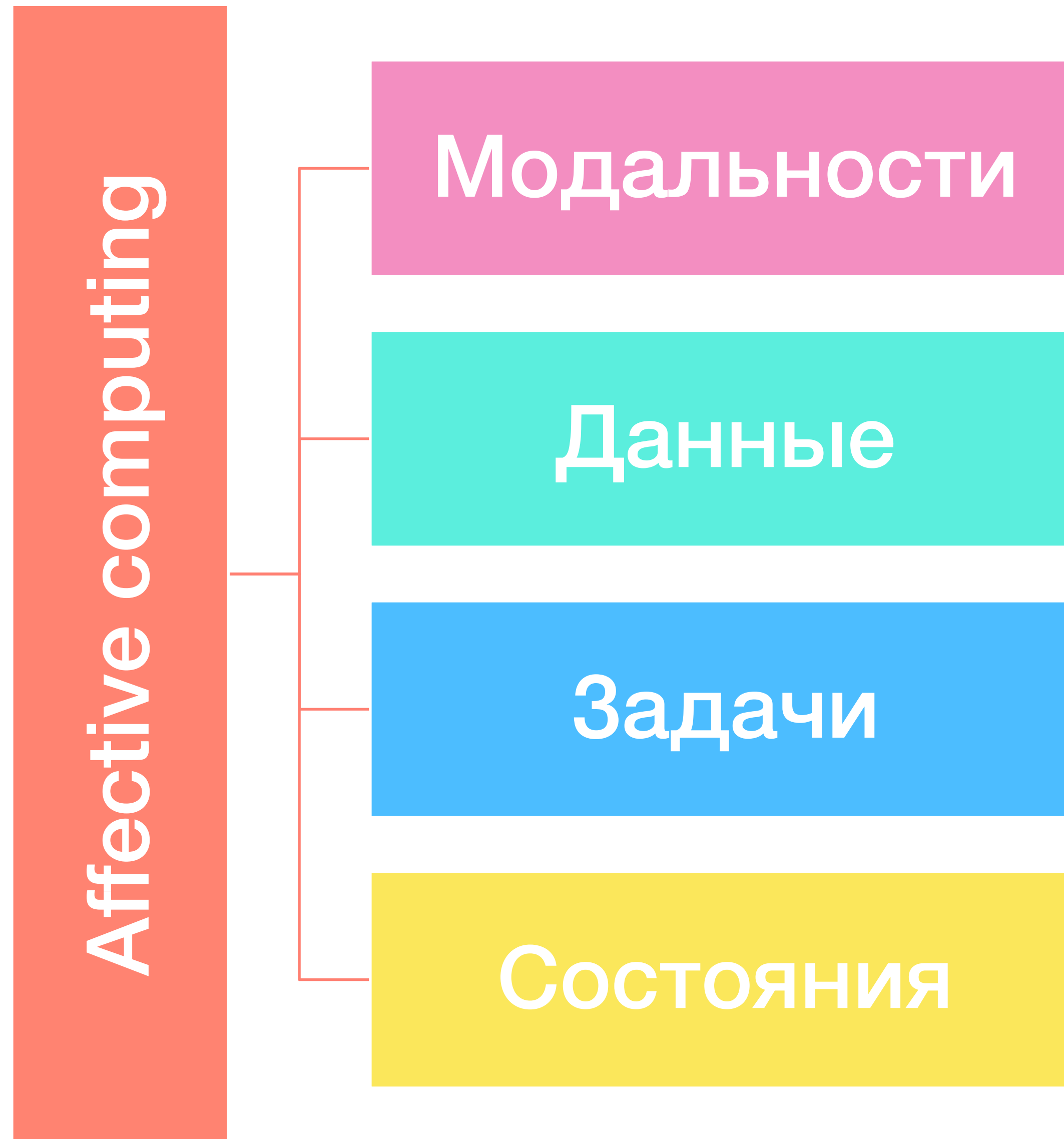
Что такое “Affect”

- В области “Affective computing” термин Affect относят к **эмоциям** и **связанным явлениям**:
 - **Эмоции** (например, злой, грустный, радостный)
 - **Настроения** (например, жизнерадостный, мрачный, раздражительный, подавленный)
 - **Межличностные отношения** (например, отдаленные, холодные, теплые, поддерживающие)
 - **Чувства** (например, симпатия, любовь, ненависть)
 - **Личностные качества** (например, тревожный, безрассудный, угрюмый)

Affective computing

- Это междисциплинарная область исследований. Сюда входят компьютерные науки, нейронауки, психология, инженерные науки, медицинские науки, образование и другие.





Affective computing



```
graph LR; A[Affective computing] --> B[Модальности]; B --> C[Лицевые экспрессии]; B --> D[Движения и позы тела]; B --> E[Речь: верб и неверб]; B --> F[Физиология];
```

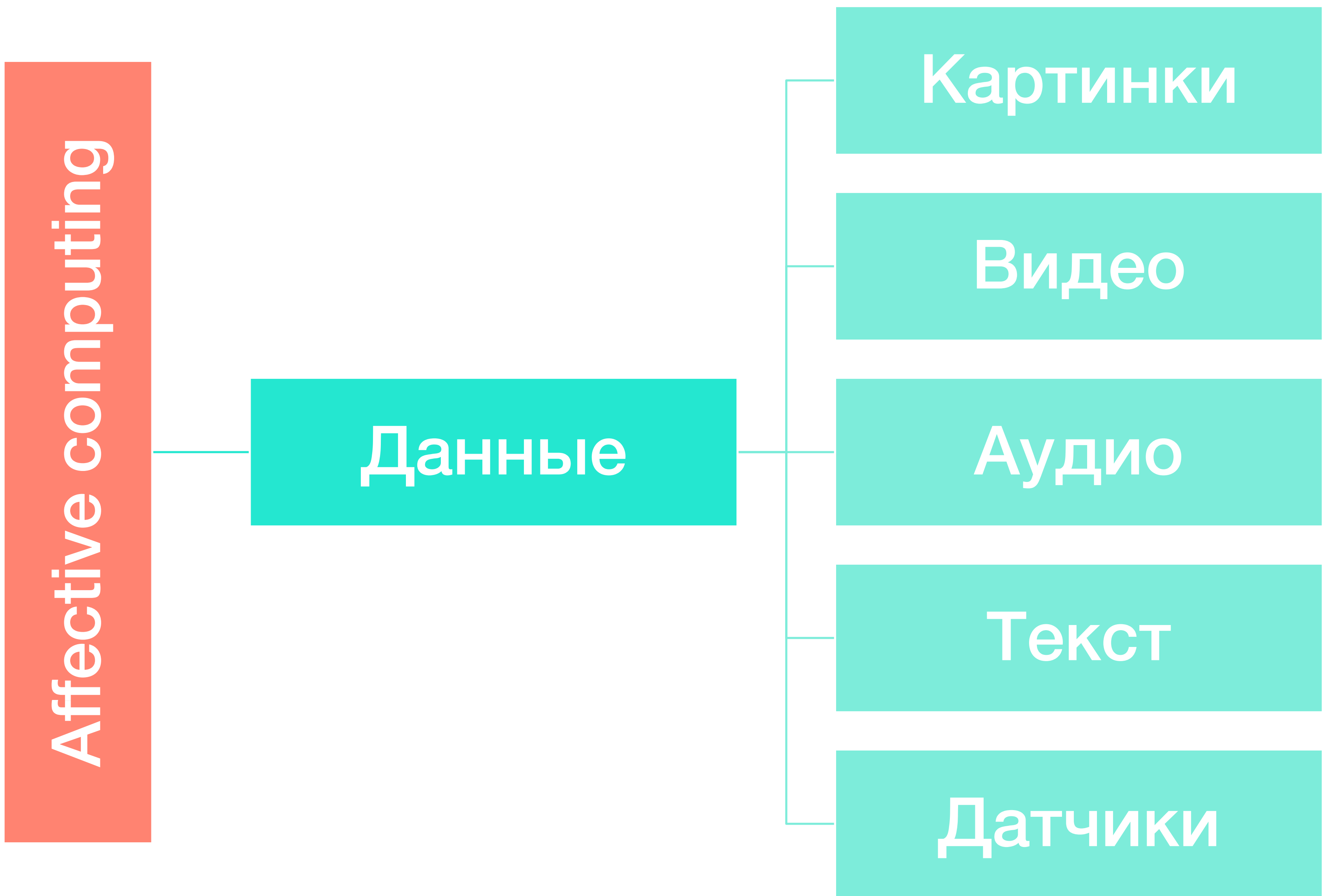
Модальности

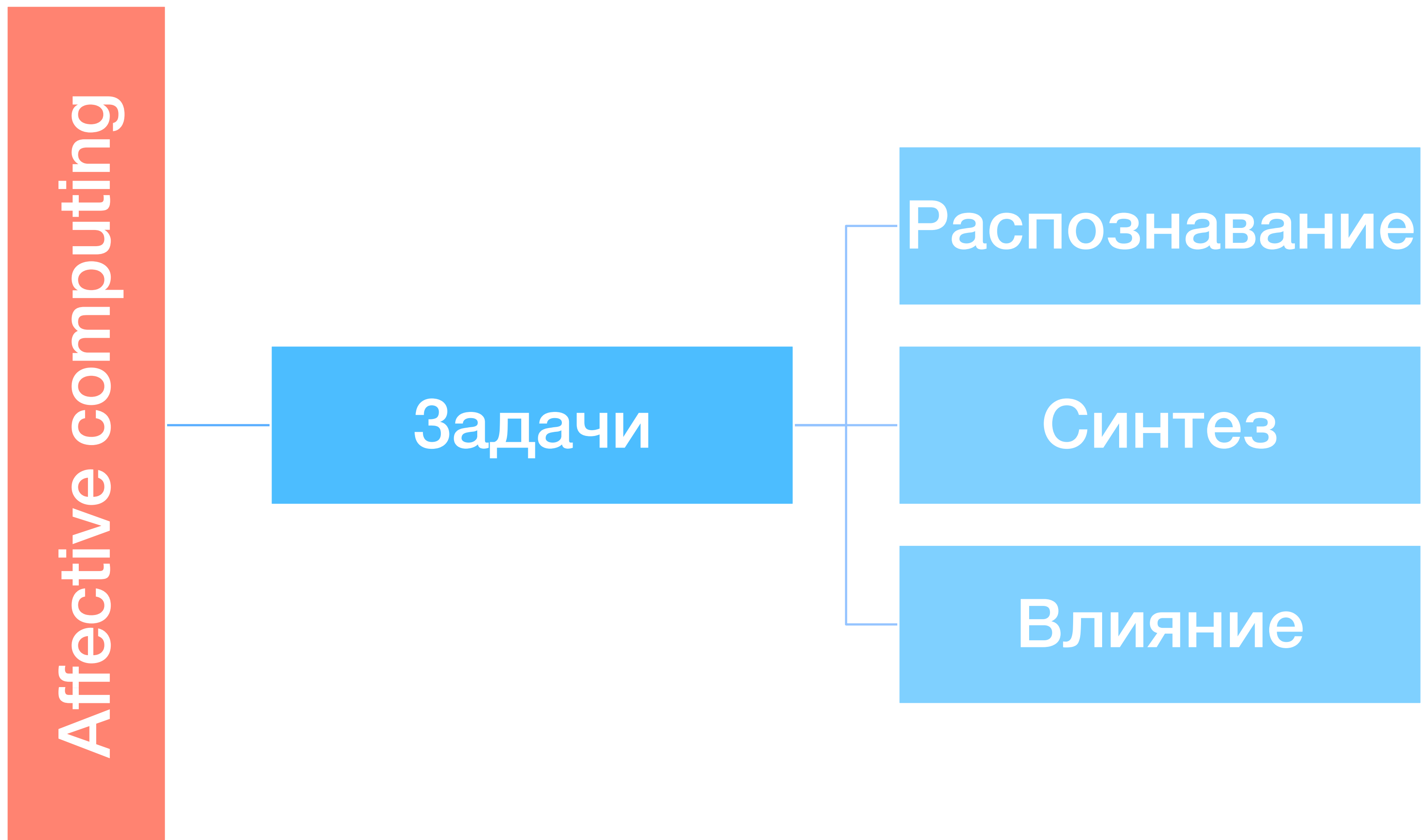
Лицевые
экспрессии

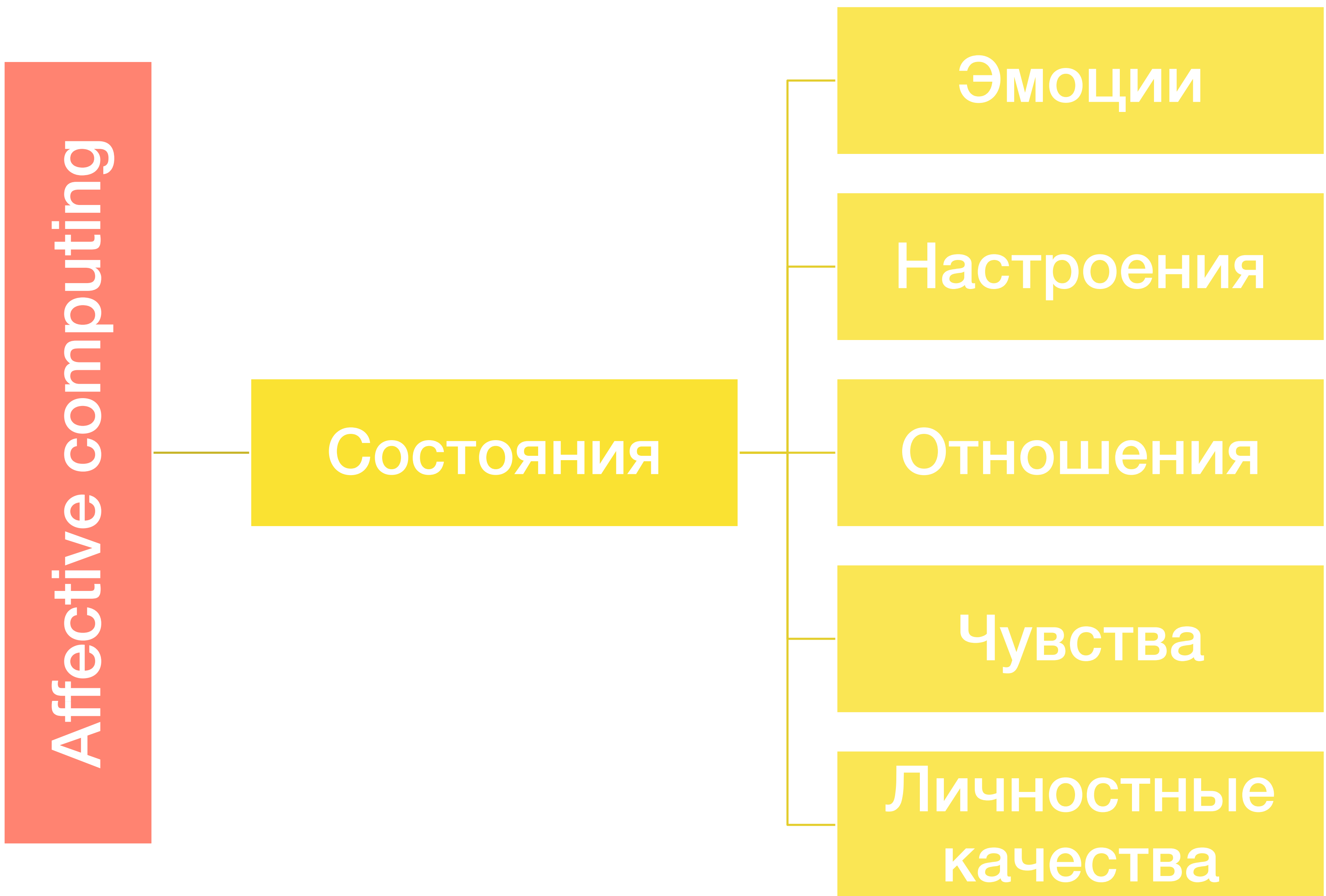
Движения и
позы тела

Речь: верб и
неверб

Физиология







Здоровье,
медицина

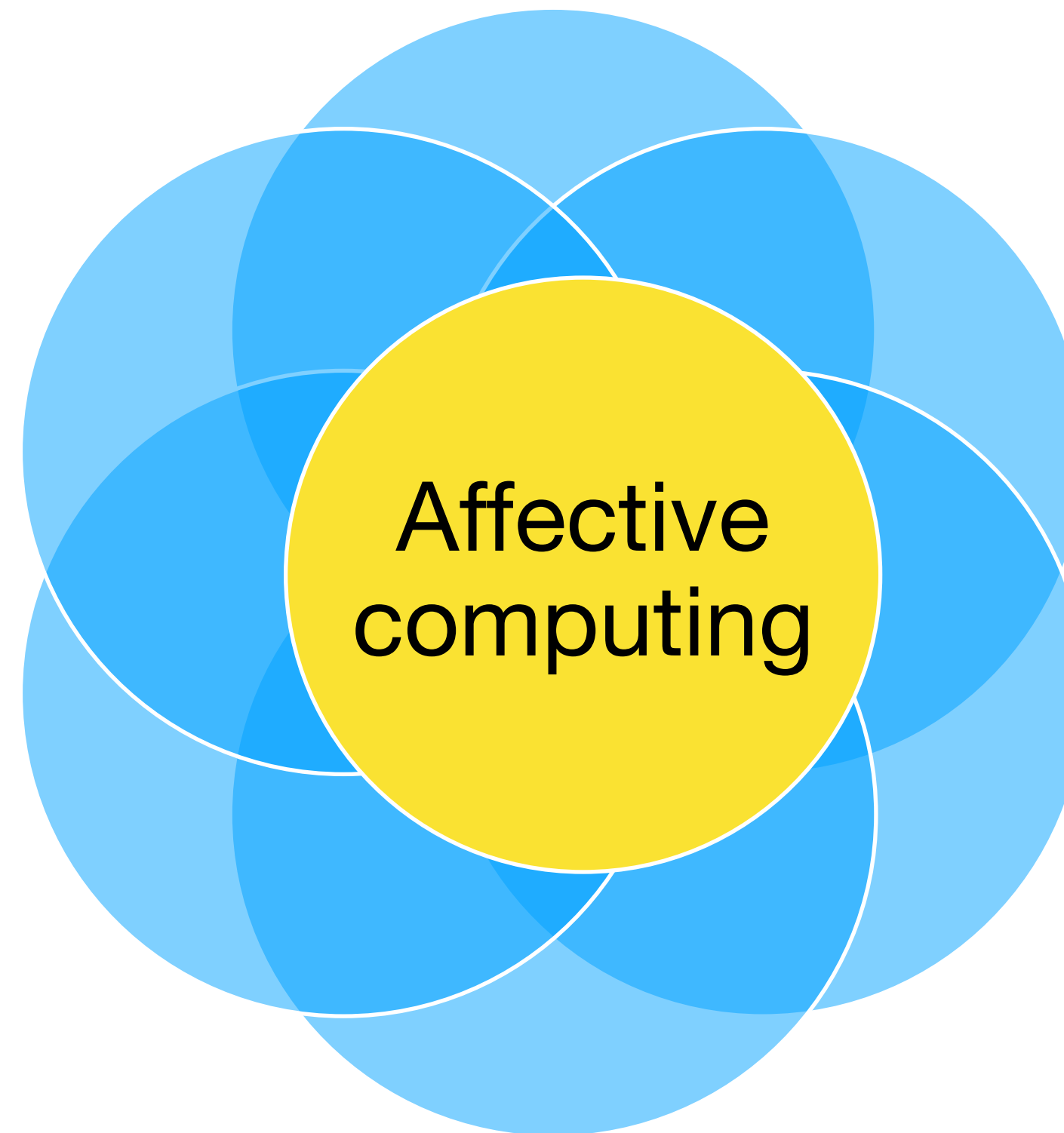
Авто-
индустрия

Клиентский
сервис

Игровая
индустрия,
VR

Умный дом,
IoT

Роботы,
виртуальные
ассистенты

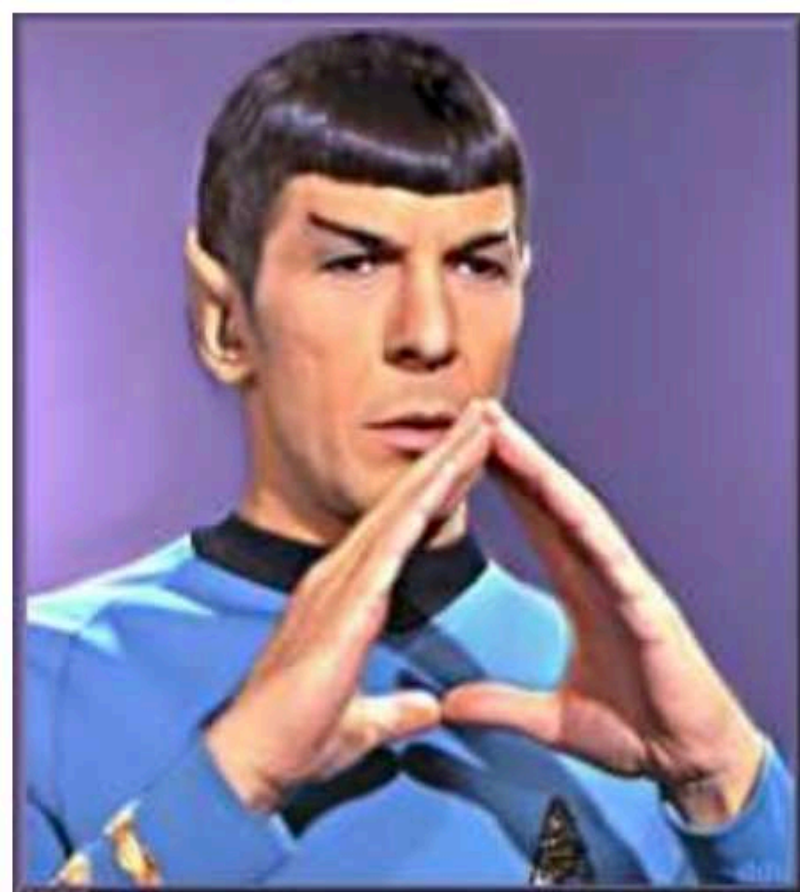


1. Введение в Affective Computing – примеры и определения

2. Зачем машинам эмоции?

Зачем мешать умным машинам, добавляя им эмоции?

- Affective computing предполагает, что искусственный эмоциональный интеллект принесет пользу машинам



Typical view of AI



Who do you want making decisions?

"I have a gut, and my gut tells me more sometimes than anybody else's brain can ever tell me."



Typical human

Эмоции: полезны или вредят?
Очень долгие дебаты

Эмоции вредят

- Он использует только свою страсть, которая не может использовать его разум - **Цицерон**
- Страстные люди подобны людям, стоящим на голове; они видят все вещи неправильно - **Платон**
- Страсти похожи на этих демонов ... Наша единственная безопасность состоит в том, чтобы держать их во сне. Если они проснутся, мы потеряемся - **Гете**
- Наши упрямые страсти закрыли двери наших душ против Бога - **Конфуций**

Эмоции полезны

Эмоции также считаются незаменимыми для принятия правильных решений (и эта точка зрения получает все больше поддержки)

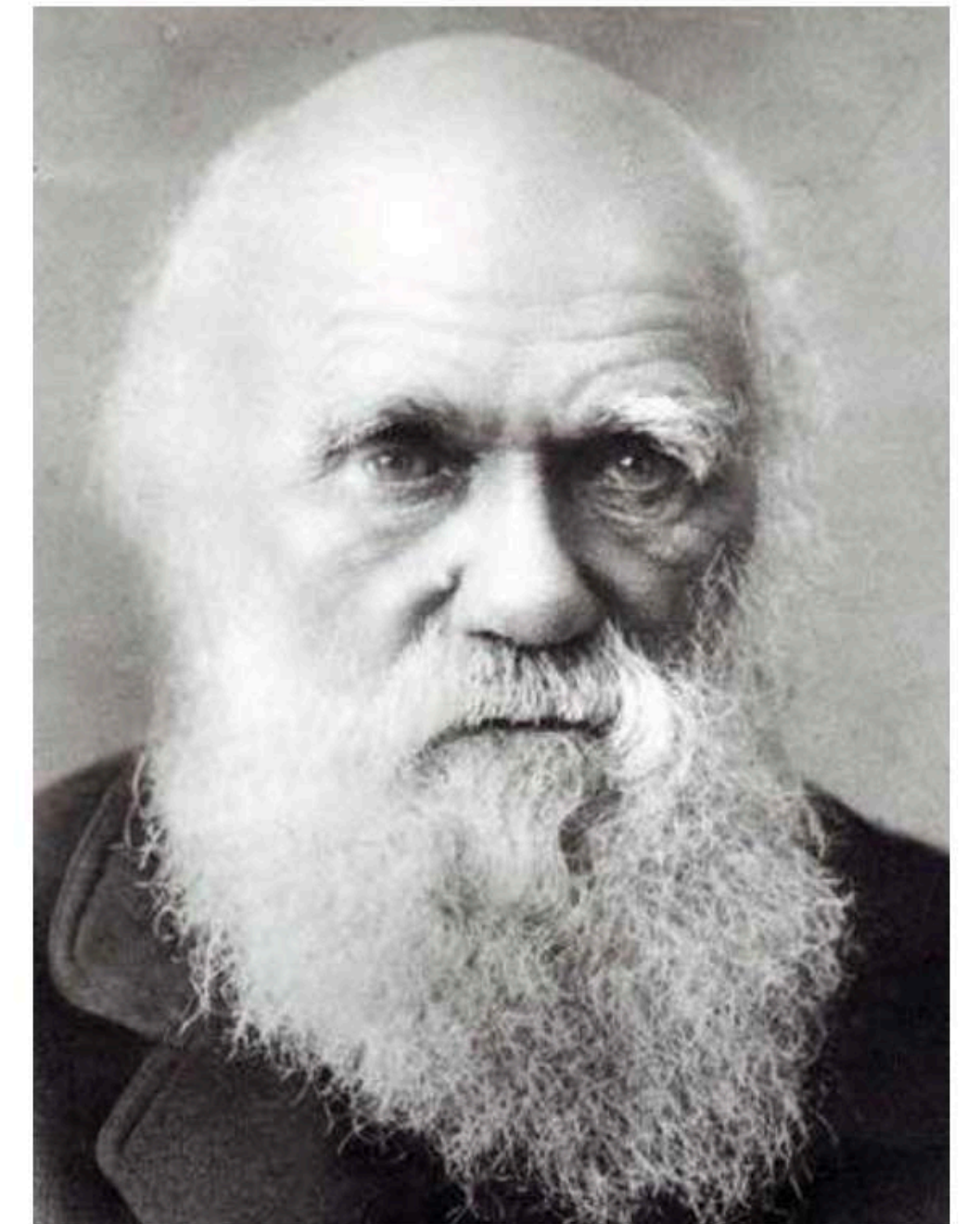
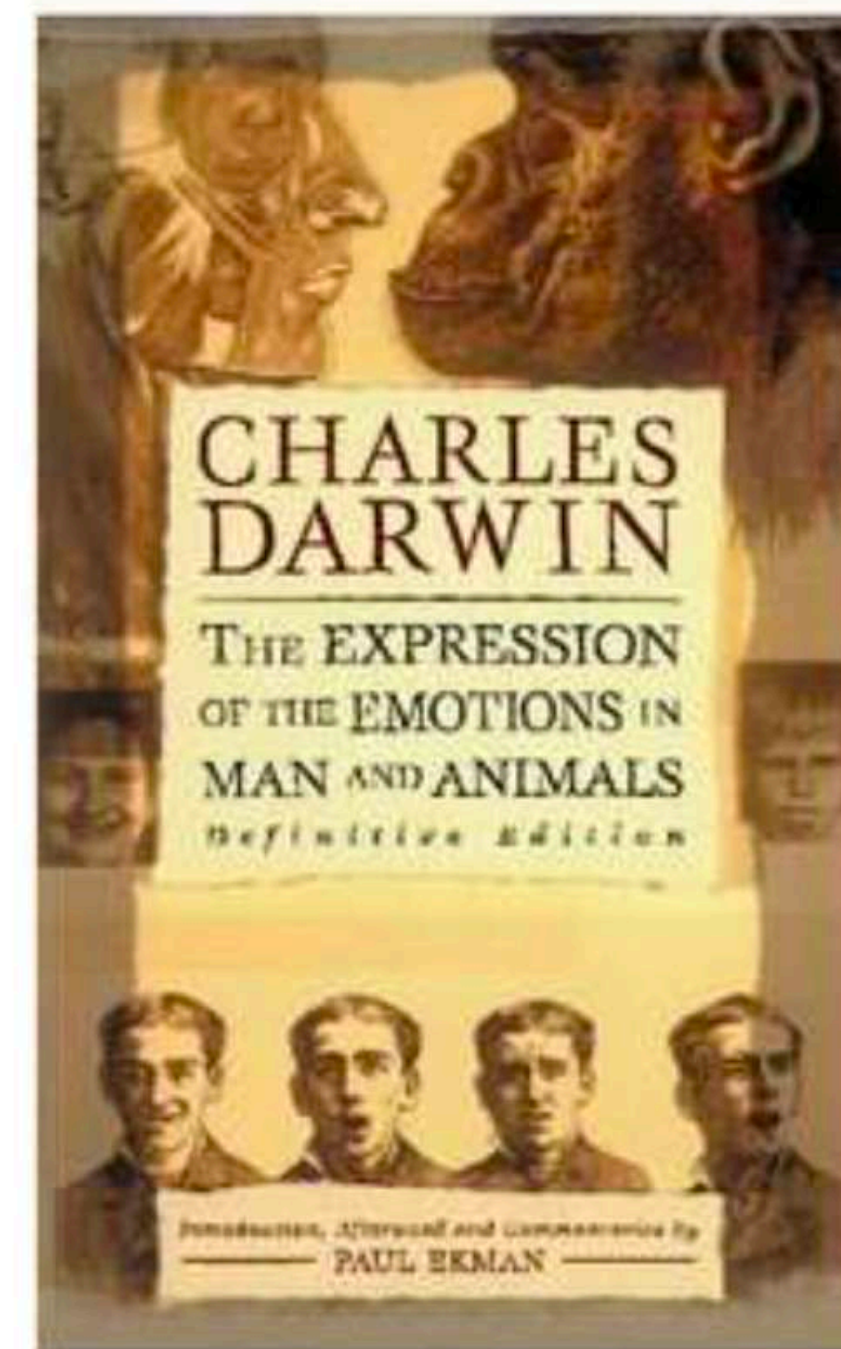
- Страсти – это голос тела - **Руссо**
- Страсти — это ветры, надувающие паруса корабля. Иногда они его топят, но без них он не мог бы плавать - **Вольтер**
- Людям всё равно, сколько вы знаете, до тех пор, пока они не узнают, насколько вам не всё равно - **Теодор Рузвельт**

Эмоции полезны

- Разум необходим для достижения целей
- Но без эмоций не было бы целей
- Эмоции важны для мотивации, побуждений к действиям и даже к разумной деятельности

Эмоции полезны

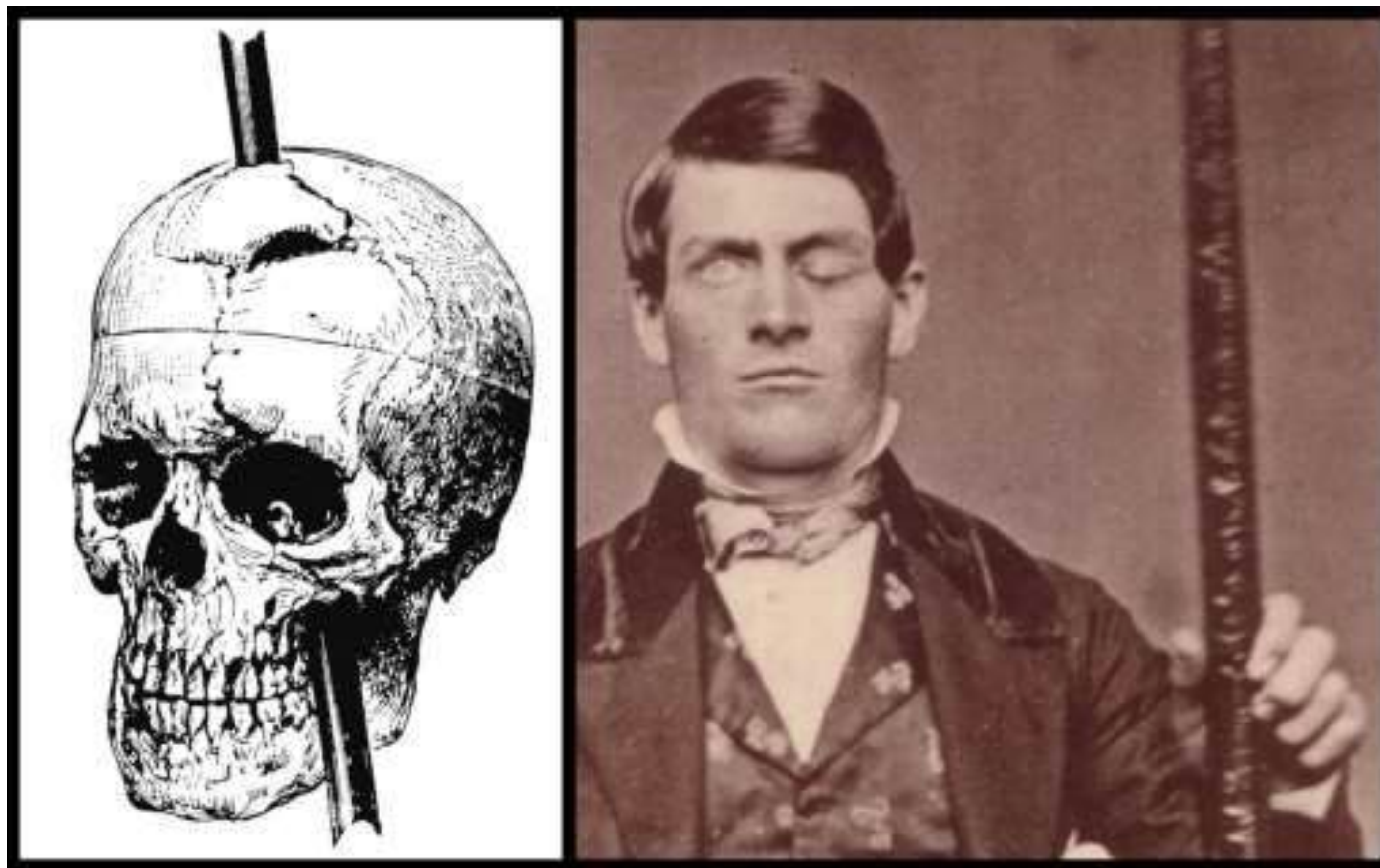
- Эволюционная точка зрения: эмоции должны быть адаптивны, иначе они бы не возникли (и не закрепились)



Дарвиновские принципы

- Некоторые лицевые экспрессии дают эволюционное преимущество
- Удивление полезно, так как поле зрения может быть увеличено, а глазные яблоки легко перемещаются в любом направлении
- Некоторые выражения могут уже не быть полезны современным людям
- Оскал в ярости является признаком того, что наши предки использовали зубы в борьбе (мы уже нет)

Эмоции полезны: нейронауки



Эмоции полезны: нейронауки

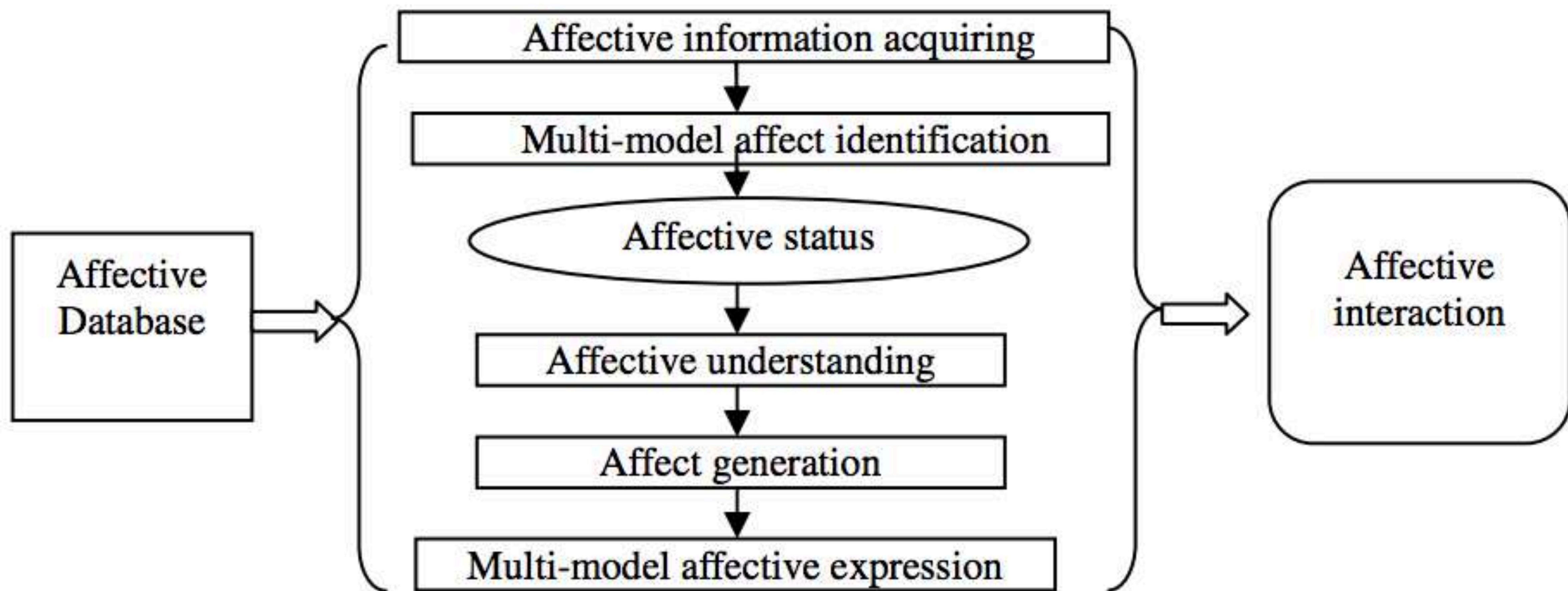
- Исследования людей с поражением префронтальной коры головного мозга
- Интеллект не поврежден (измеряется стандартными тестами IQ)
- Но, похоже, не хватает эмоций
- Эти люди кажутся неспособными принимать правильные решения
- **Эмоции необходимы для принятия решений «в реальном мире»**

Текущая точка зрения: эмоции – это хорошо

- Эмоции выполняют **важные функции** не только для людей, но и для любого разумного существа
- Некоторые из этих функций отсутствуют в традиционных AI / рациональных моделях => Таким образом, анализ функции эмоций у людей может **улучшить** искусственный интеллект
- И, независимо от их функции и пользы для компьютеров, компьютеры **должны иметь дело** с эмоциональными людьми => Таким образом, они выиграют от распознавания и понимания этих процессов

1. Введение в *Affective Computing* – примеры и определения
2. Зачем машинам эмоции?
3. Вызовы (challenges) в *Affective computing*

- Суть исследований в Affective Computing – построение «**модели эмоций**», которая основана на информации, записанной при помощи различных сенсоров, и создание персонализированных вычислительных систем, которые способны воспринимать, интерпретировать человеческие эмоции, а также давать корректный ответ.



Affective understanding

- Традиционные модели подразумевают **стереотипные способы выражения эмоций**, которые могут не соответствовать реальному поведению людей в естественных условиях. Также есть множество споров по поводу того, как определять эмоции.

Affective understanding

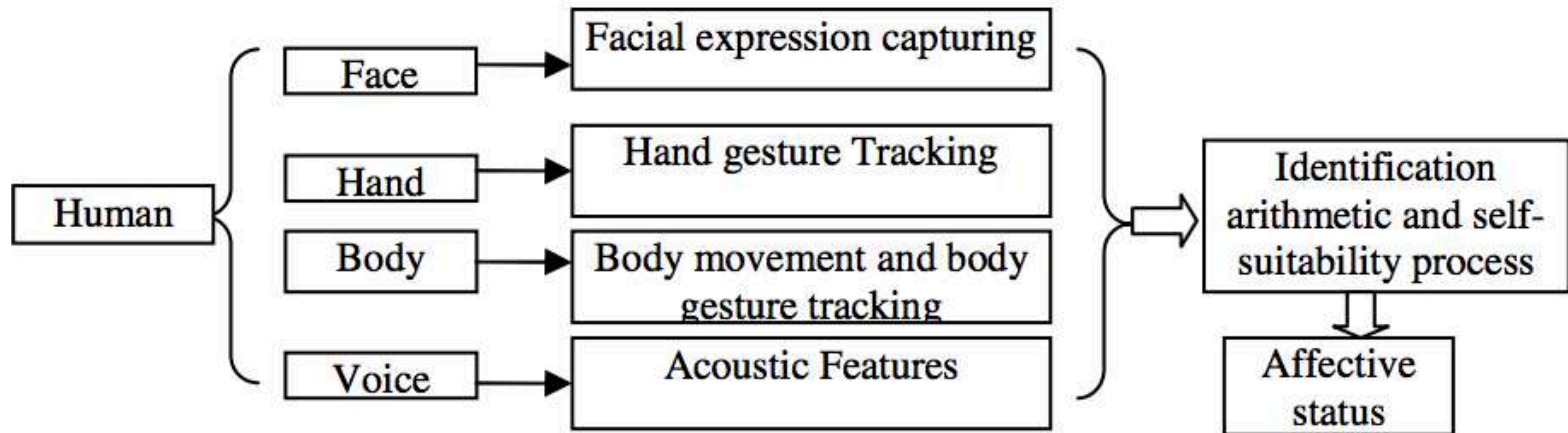
- Традиционные модели подразумевают **стереотипные способы выражения эмоций**, которые могут не соответствовать реальному поведению людей в естественных условиях. Также есть множество споров по поводу того, как определять эмоции.
- Эмоции тесно связаны с **личностными характеристиками, окружающей средой, культурным опытом**. Качественная и точная модель эмоций может быть основана только на комбинации всей этой информации.

Affective understanding

- Традиционные модели подразумевают **стереотипные способы выражения эмоций**, которые могут не соответствовать реальному поведению людей в естественных условиях. Также есть множество споров по поводу того, как определять эмоции.
- Эмоции тесно связаны с **личностными характеристиками, окружающей средой, культурным опытом**. Качественная и точная модель эмоций может быть основана только на комбинации всей этой информации.
- Психологические исследования показывают, что для понимания эмоций важна их **динамика**. Отсутствие динамической составляющей в большинстве существующих моделей эмоций является их недостатком.

Multi-model Based Affective Information Processing

- Объединение информации об эмоциях с различных каналов – это не просто их комбинация. Необходимо найти взаимосвязи и взаимодействие между каналами.



Affective Feature Capturing in Real Environments

- Большинство существующих систем извлечения эмоциональной информации создаются в **лабораторных и студийных условиях**. В них отличные условия записи и мало шумов и вариативности окружающей среды.

Affective Feature Capturing in Real Environments

- Большинство существующих систем извлечения эмоциональной информации создаются в **лабораторных и студийных условиях**. В них отличные условия записи и мало шумов и вариативности окружающей среды.
- Нужно создавать системы, приближенные к сложным реальным условиям, и использовать **наборы разнообразных и надежных признаков**, устойчивых к изменениям окружающей среды (лицевых, движений тела, акустических, физиологических).

Affective Interaction in Multi-agent System

- Традиционные системы в Affective computing обычно предполагают взаимодействие одного человека и одного искусственного агента (компьютер). Проблема моделирования **«мультиагентных» систем** является сложной и пока не решенной.

Affective Interaction in Multi-agent System

- Традиционные системы в Affective computing обычно предполагают взаимодействие одного человека и одного искусственного агента (компьютер). Проблема моделирования **«мультиагентных» систем** является сложной и пока не решенной.
- Главные идеи «мультиагентного» взаимодействия:
 - На эмоции одного агента могут влиять другие агенты
 - Система демонстрирует целенаправленное поведение
 - Один агент может взаимодействовать с другими агентами (в тч с людьми), чтобы достигать цели
 - Система в целом проявляет разумное поведение, реагируя на динамическую и разнообразную среду

Affective Database

- Нехватка эмоциональных баз данных – одна из причин ограниченности современных систем и исследований в области Affective computing. Существующие базы данных собираются под конкретные (достаточно узкие) исследовательские задачи, их объем ограничен. Часто они записаны в лабораторных условиях, используется ограниченное количество модальностей, в них не хватает разнообразия (в том числе, культурного).

1. Введение в Affective Computing – примеры и определения
2. Зачем машинам эмоции?
3. Вызовы (challenges) в Affective computing
4. Искусственный интеллект и Affective computing

Эмоции и искусственный интеллект

- **Ulric Neisser** (психолог): компьютеры не смогут достичь интеллекта уровня человека, потому что у них нет тела и эмоций.
- **Herb Simon** (основатель AI): интеллектуальные машины должны иметь механизмы, похожие на эмоции
- Другие ранние исследователи AI также делали акцент на важности эмоций (**Johnson-Laird; Minsky**)

Эмоции и искусственный интеллект

- Несмотря на ранний интерес к эмоциям, ИИ начал фокусироваться на рациональном и «бестелесном» познании
 - Шахматы, не «жизнь»
 - Может быть эмоции были слишком сложны?
 - Логика и рациональность, а не эмоции
 - Не-социальные феномены
 - Игнорировали эмоции, игнорировали тело

Эта картина стала изменяться

Искусственный интеллект

- Много определений, нет одного «правильного».
- **Свойство интеллектуальных систем выполнять творческие функции, которые традиционно считаются прерогативой человека; наука и технология создания интеллектуальных машин, особенно интеллектуальных компьютерных программ [Wikipedia].**
- Обучение машин учиться, действовать и думать, как человек.
- Зачем? Заменить человека / усилить (*расширить*) человека

Искусственный интеллект

- Слабый (или узкий ИИ) – ИИ, который применим к «узкой» области.
- Сильный (Общий) ИИ – это такой ИИ, который может совершать широкий класс независимых и невзаимосвязанных задач.
- Супер-сильный ИИ – это ИИ на уровне человеческого самосознания (и способный себя осознавать) и превосходящий человека по способностям.

- **1950-е гг: рождение ИИ.** 1956 – придумали название (Дартмутский семинар).
- **1958:** перцептрон (первая нейросеть).
- **1995:** термин Affective computing
- **1997:** Deep Blue (IBM) обыгрывает Гарри Каспарова в шахматы.
- **2011:** Watson (IBM) выигрывает в шоу Jeopardy у двух лучших игроков в мире.
- **2011:** Siri (Apple) умный ассистент появляется в смартфоне.
- **2012:** Google выпускает беспилотный автомобиль, который ездит по Калифорнии.
- **2016:** AlphaGo (DeepMind) обыгрывает чемпиона в Го.
- **2018:** Five (OpenAI) обыгрывает людей в Dota-2.

Affective computing

Affective Computing: Picard, 1995

M.I.T Media Laboratory Perceptual Computing Section Technical Report No. 321

Affective Computing

R. W. Picard

MIT Media Laboratory; Perceptual Computing; 20 Ames St., Cambridge, MA 02139
picard@media.mit.edu, <http://www.media.mit.edu/~picard/>

Abstract

Computers are beginning to acquire the ability to express and recognize affect, and may soon be given the ability to “have emotions.” The essential role of emotion in both human cognition and perception, as demonstrated by recent neurological studies, indicates that affective computers should not only provide better performance in assisting humans, but also might enhance computers’ abilities to make decisions. This paper presents and discusses key issues in “affective computing,” computing that relates to, arises from, or influences emotions. Models are suggested for computer recognition of human emotion, and new applications are presented for computer-assisted learning, perceptual information retrieval, arts and entertainment, and human health and interaction. Affective computing, coupled with new wearable computers, will also provide the ability to gather new data necessary for advances in emotion and cognition theory.

Nor will I propose answers to the difficult and intriguing questions, “what are emotions?” “what causes them?” and “why do we have them?”²

Instead, by a variety of short scenarios, I will define important issues in affective computing. I will suggest models for affect recognition, and present my ideas for new applications of affective computing to computer-assisted learning, perceptual information retrieval, arts and entertainment, and human health and interaction. I also describe how advances in affective computing, especially combined with wearable computers, can help advance emotion and cognition theory. First, let us begin with a brief scenario.

1.1 Songs vs. laws

Let me write the songs of a nation; I don’t care who writes its laws. – Andrew Fletcher

Imagine that your colleague keeps you waiting for a highly important engagement to which you thought you were both committed. You wait with reason, and with increasing puzzlement by his unusual tardiness. You think of promises this delay

Social Signal Processing: Viciarelli et al, 2009

Image and Vision Computing 27 (2009) 1743–1759



Contents lists available at ScienceDirect

Image and Vision Computing

journal homepage: www.elsevier.com/locate/imavis



Social signal processing: Survey of an emerging domain

Alessandro Vinciarelli^{a,b,*}, Maja Pantic^{c,d}, Hervé Bourlard^{a,b}

^a IDIAP Research Institute, Computer Vision, CP592, 1920 Martigny, Switzerland

^b Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL), CH-1015 Lausanne, Switzerland

^c Imperial College, 180 Queens Gate, London SW7 2AZ, UK

^d University of Twente, Drienerlolaan 5, 7522 NB Enschede, The Netherlands

ARTICLE INFO

Article history:
Received 16 May 2008
Accepted 26 September 2008

Keywords:
Social signals
Computer vision
Speech processing
Human behaviour analysis
Social interactions

ABSTRACT

The ability to understand and manage social signals of a person we are communicating with is the core of social intelligence. Social intelligence is a facet of human intelligence that has been argued to be indispensable and perhaps the most important for success in life. This paper argues that next-generation computing needs to include the essence of social intelligence – the ability to recognize human social signals and social behaviours like turn taking, politeness, and disagreement – in order to become more effective and more efficient. Although each one of us understands the importance of social signals in everyday life situations, and in spite of recent advances in machine analysis of relevant behavioural cues like blinks, smiles, crossed arms, laughter, and similar, design and development of automated systems for social signal processing (SSP) are rather difficult. This paper surveys the past efforts in solving these problems by a computer, it summarizes the relevant findings in social psychology, and it proposes a set of recommendations for enabling the development of the next generation of socially aware computing.

© 2008 Elsevier B.V. All rights reserved.

Affective computing lab in MIT (MIT media lab, Cambridge)

<http://affect.media.mit.edu/>

Intelligent behavior understanding group (ICL.

London) <https://ibug.doc.ic.ac.uk/>

Affective computing сегодня

- Профессиональное сообщество:
- Научные конференции (с 2005 года):
- Международный журнал (IF 4.6):



**8th International Conference on
Affective Computing & Intelligent
Interaction
(ACII 2019)**

**3rd-6th September, 2019
Cambridge, United Kingdom**



Тема 2. Основы машинного обучения (machine learning)

Machine learning (ML) & Affective Computing

Выбор типа данных

Определение категорий

Разметка данных

Извлечение признаков

Построение ML моделей

1. Выбор типа данных

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

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



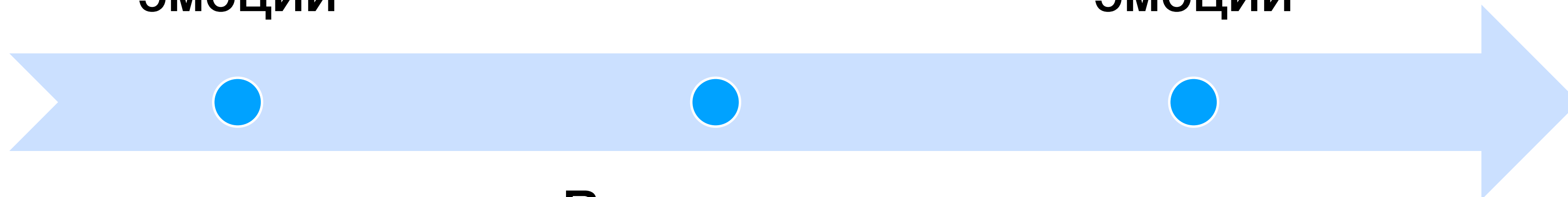
Тип эмоциональных данных



Сыгранные
эмоции



Естественные
эмоции



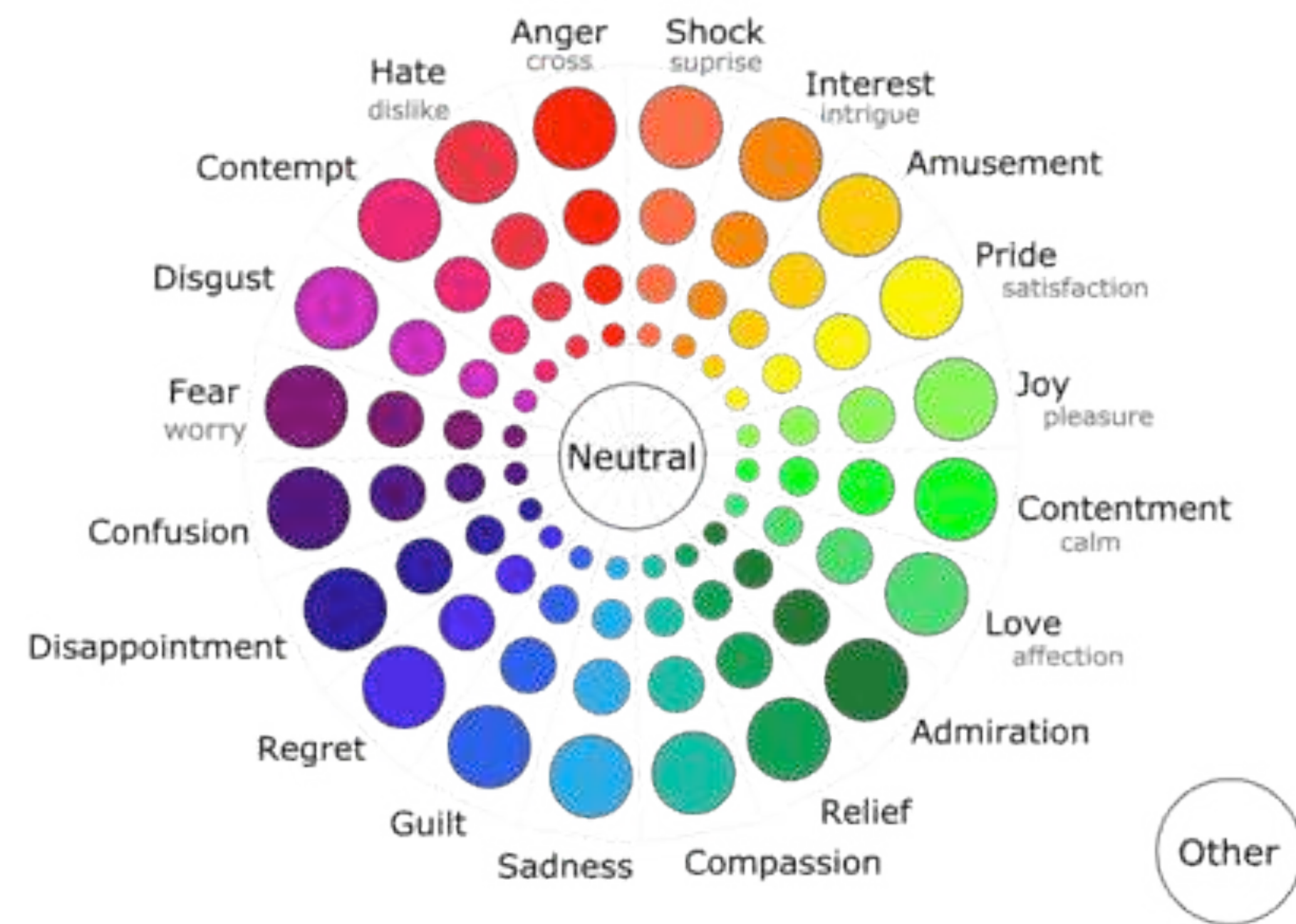
Вызванные
эмоции



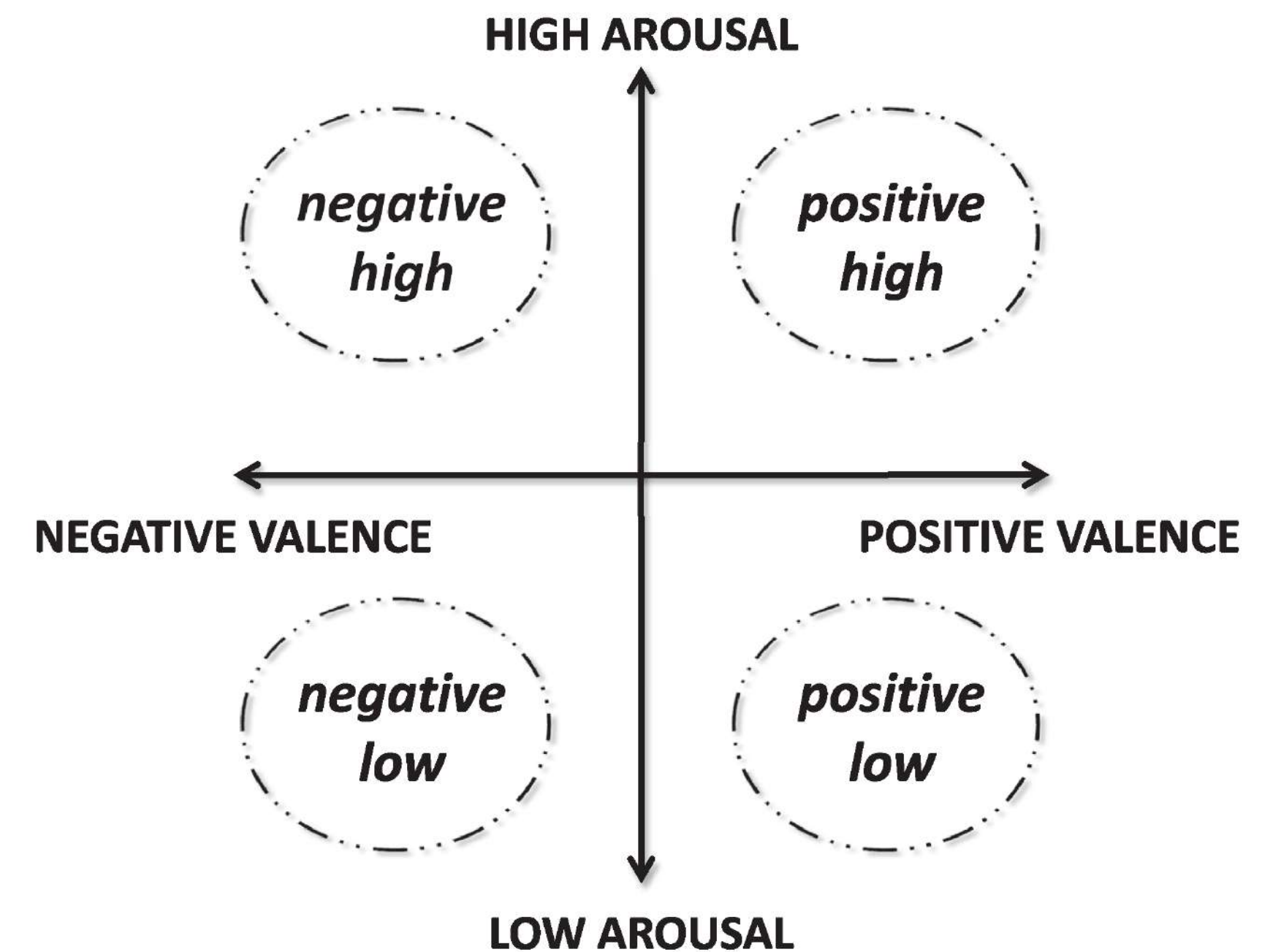
1. Выбор типа данных

2. Определение категорий

Categorical / Dimensional approaches



Sacharin et al., 2012



Wagner et al., 2011

1. Выбор типа данных

2. Определение категорий

3. Разметка данных

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

1. Выбор типа данных

2. Определение категорий

3. Разметка данных

- Стратегии разметки

Стратегии разметки

- Внешние наблюдатели (observers)
- Само-разметка (self-annotation)
- Экспериментальные условия (сценарии актеров, вызванные эмоции)
- Объективные данные (движения лицевых мышц, физиологические характеристики)

Стратегии разметки

- **Временное разрешение:** разметка кадра или видео, слова или предложения, позы или последовательности движений и т.п.
- **Уровень абстракции разметки:** размечать «объективное» наблюдаемое поведение (выражения лиц, типы жестов, речевые высказывания) или психологические «конструкты» (эмоции, личностные особенности и т.п.)

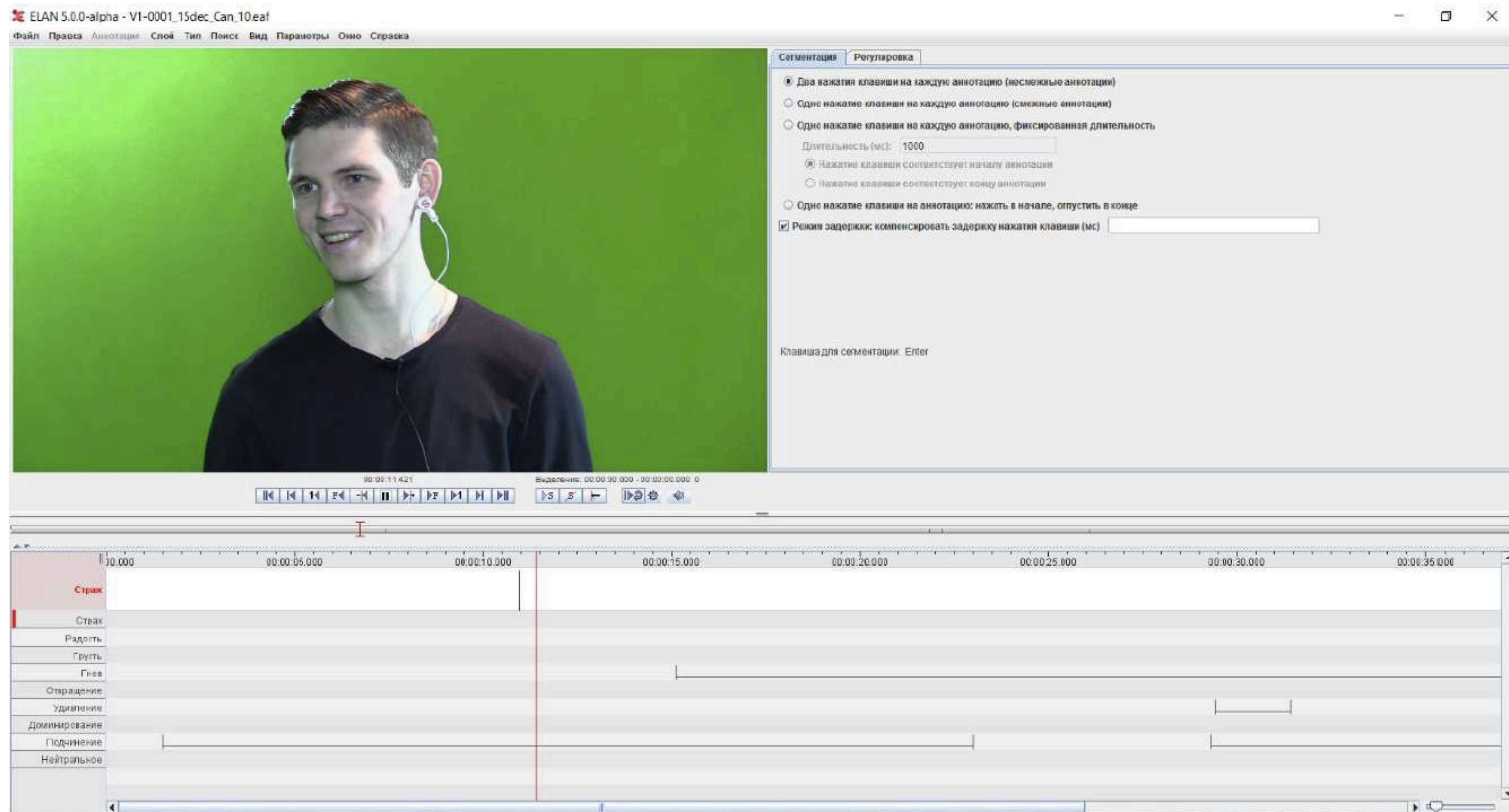
1. Выбор типа данных

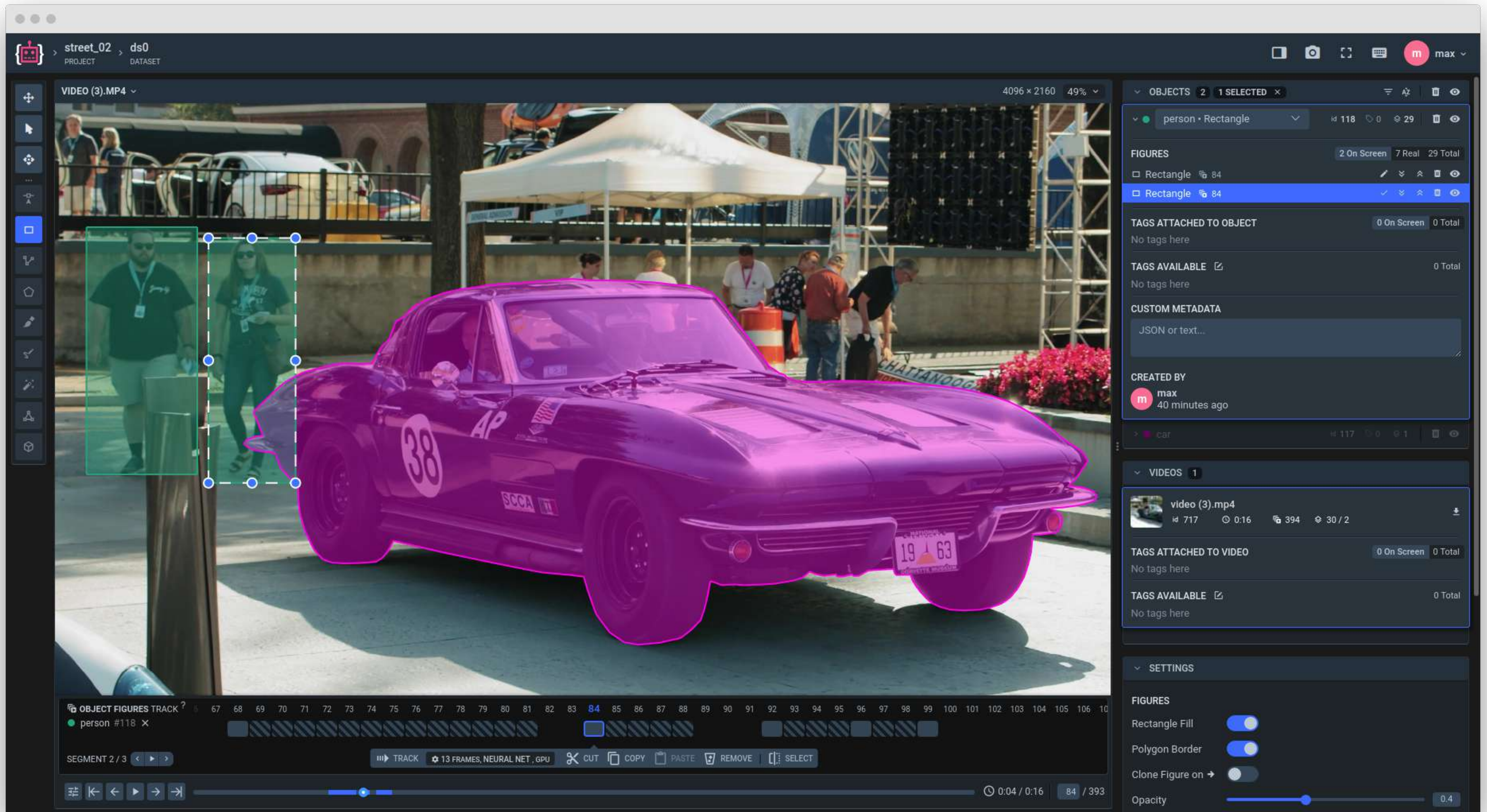
2. Определение категорий

3. Разметка данных

- Стратегии разметки
- **Инструменты разметки**

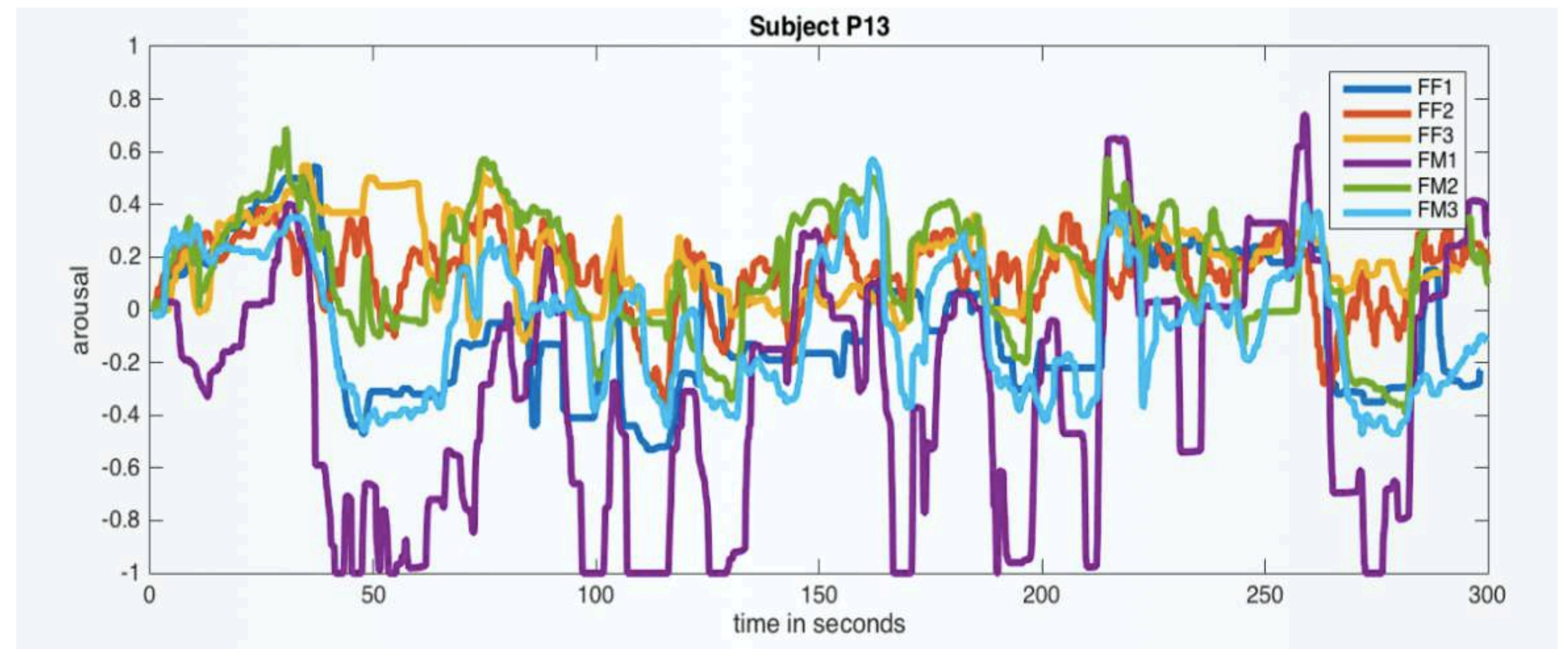
Elan





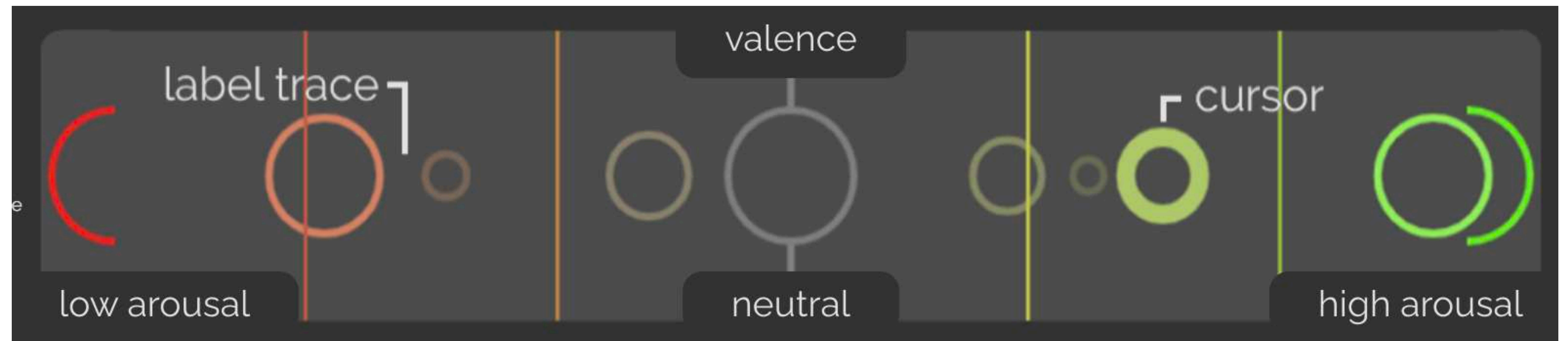
- <https://supervise.ly>

ANNEMO (ANNotating EMOtions)



<https://github.com/ilyabo/annemo>

PAGAN annotation tool



<http://pagan.institutedigitalgames.com/>

Практика

<http://bit.ly/3i5OzUk>

<http://pagan.institutedigitalgames.com/annotation.php?id=0B32702C-02FD-CD1F-0003-F0F76F5B1581>

Практика

<http://bit.ly/3bvX4Fy>

<https://colab.research.google.com/drive/1CiluxCeyERcvZvakcU2A0a-e90CnxRW6?usp=sharing>

Машинное обучение

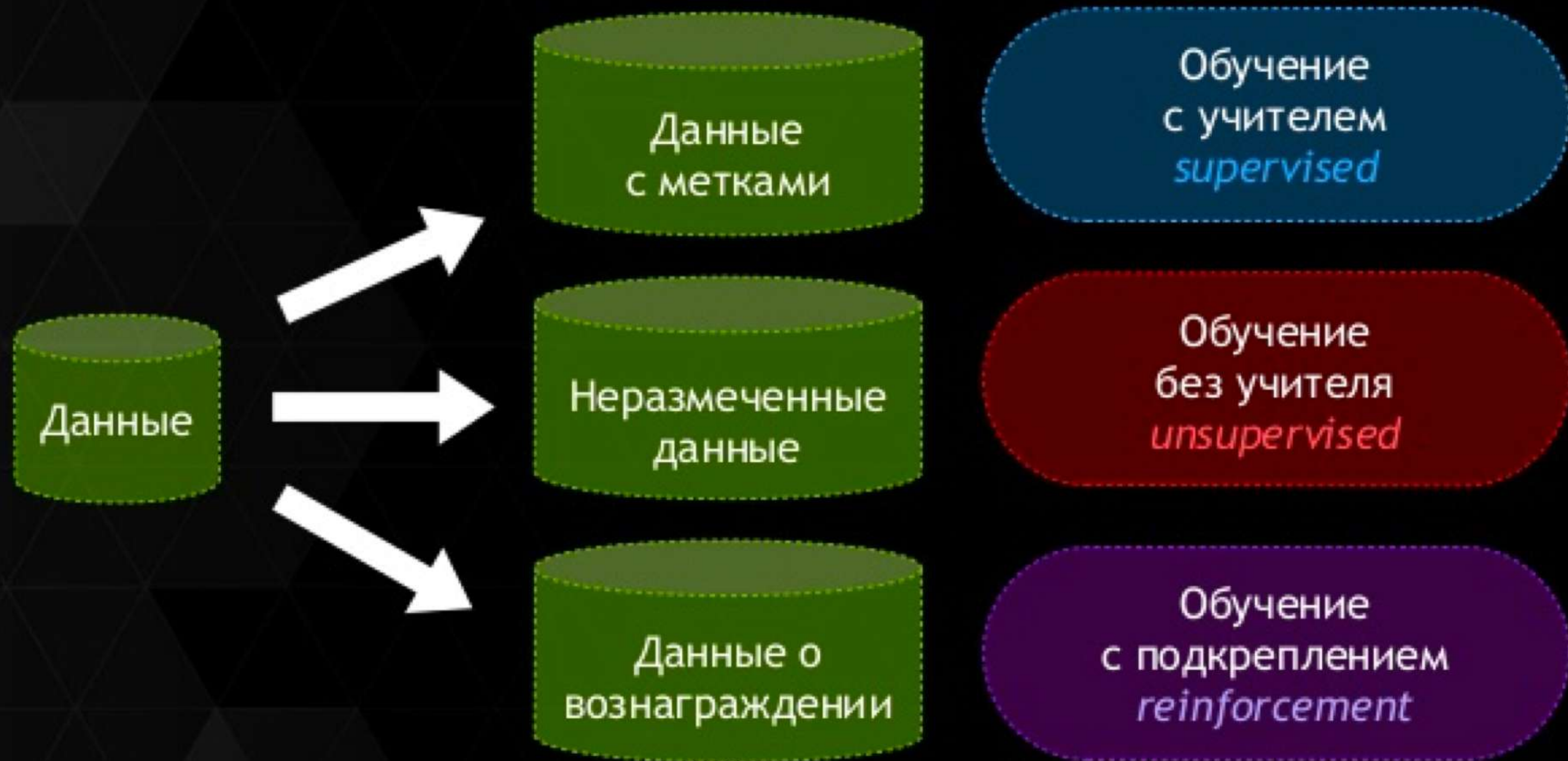
1. Машинное обучение – примеры и задачи

Примеры машинного обучения

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



МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ



Задачи машинного обучения

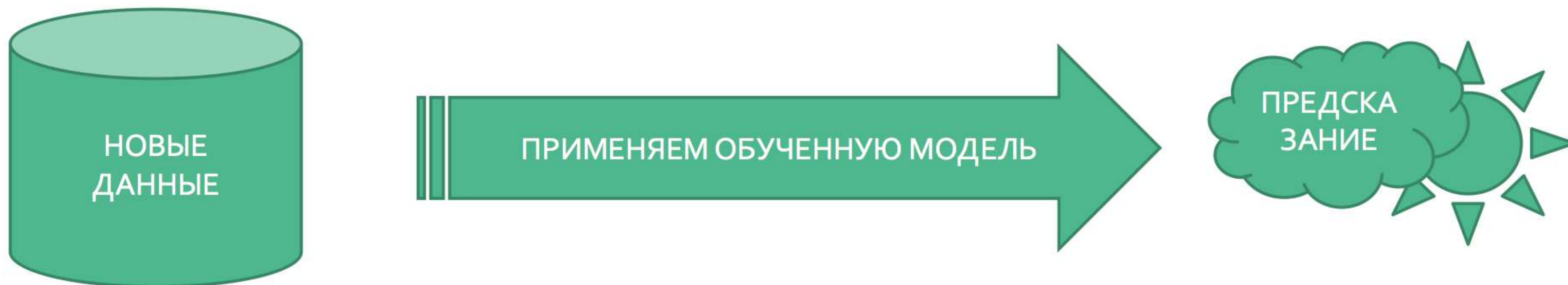
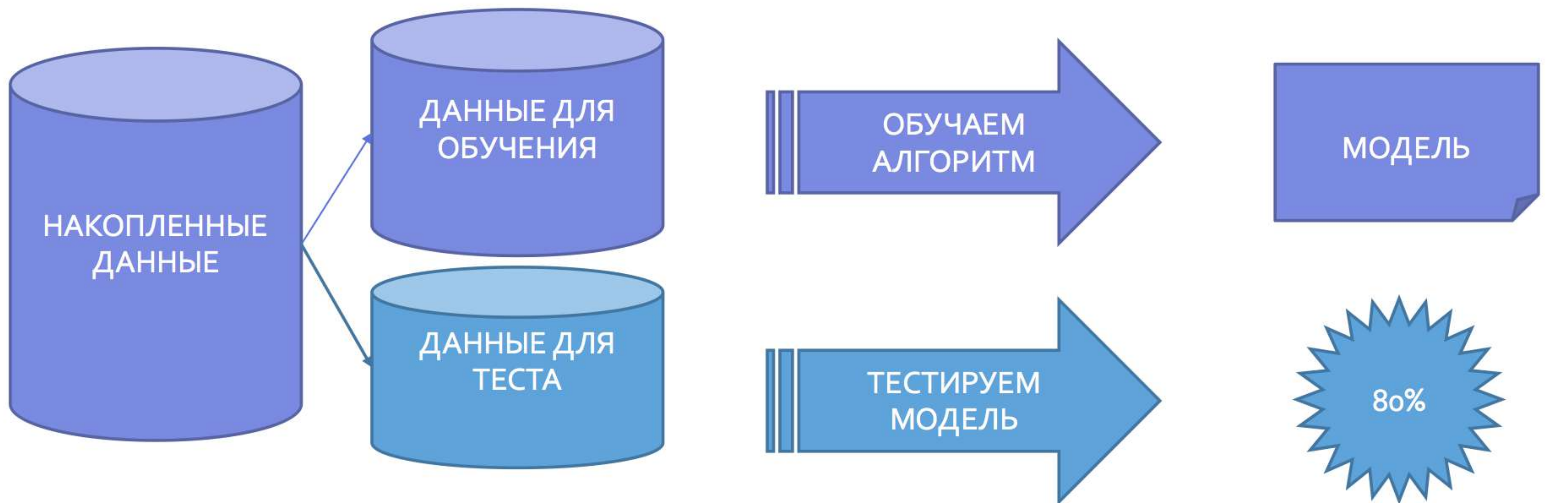
- классификация – отнесение объекта к одной из категорий на основании его признаков
- регрессия – прогнозирование количественного признака объекта на основании прочих его признаков
- кластеризация – разбиение множества объектов на группы на основании признаков этих объектов так, чтобы внутри групп объекты были похожи между собой, а вне одной группы – менее похожи

1. Машинное обучение – примеры и задачи

2. Обучение с учителем

Обучение с учителем

- Сбор данных и их разметка
- Обучение алгоритма на тренировочной выборке —> строим модель
- Проверка качества работы на тестовой выборке
- Применение алгоритма к новым данным



Выборка

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

ВЫБОРКА

Объект

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

КРЕДИТ
1
1
1
0
0
1
0
1
1
1
1
1
0
1
1
1

Лейбл

(целевая переменная)
(y)

Признаки (x₁, x₂, ..., x₇)

ВЫБОРКА

Объект

	A	B	C	D	E	F	G	
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	535	533	1.81	1
16	34689	21	F	42	585	708	1.80	1
17	32763	22	F	20	556	787	1.18	1

TRAIN

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.

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.

Практика

<http://bit.ly/2FbMhnS>

https://colab.research.google.com/drive/1tofndeiEWwOrxixxcSViTgbavUs3f_4e?usp=sharing

Обучение с учителем: регрессия

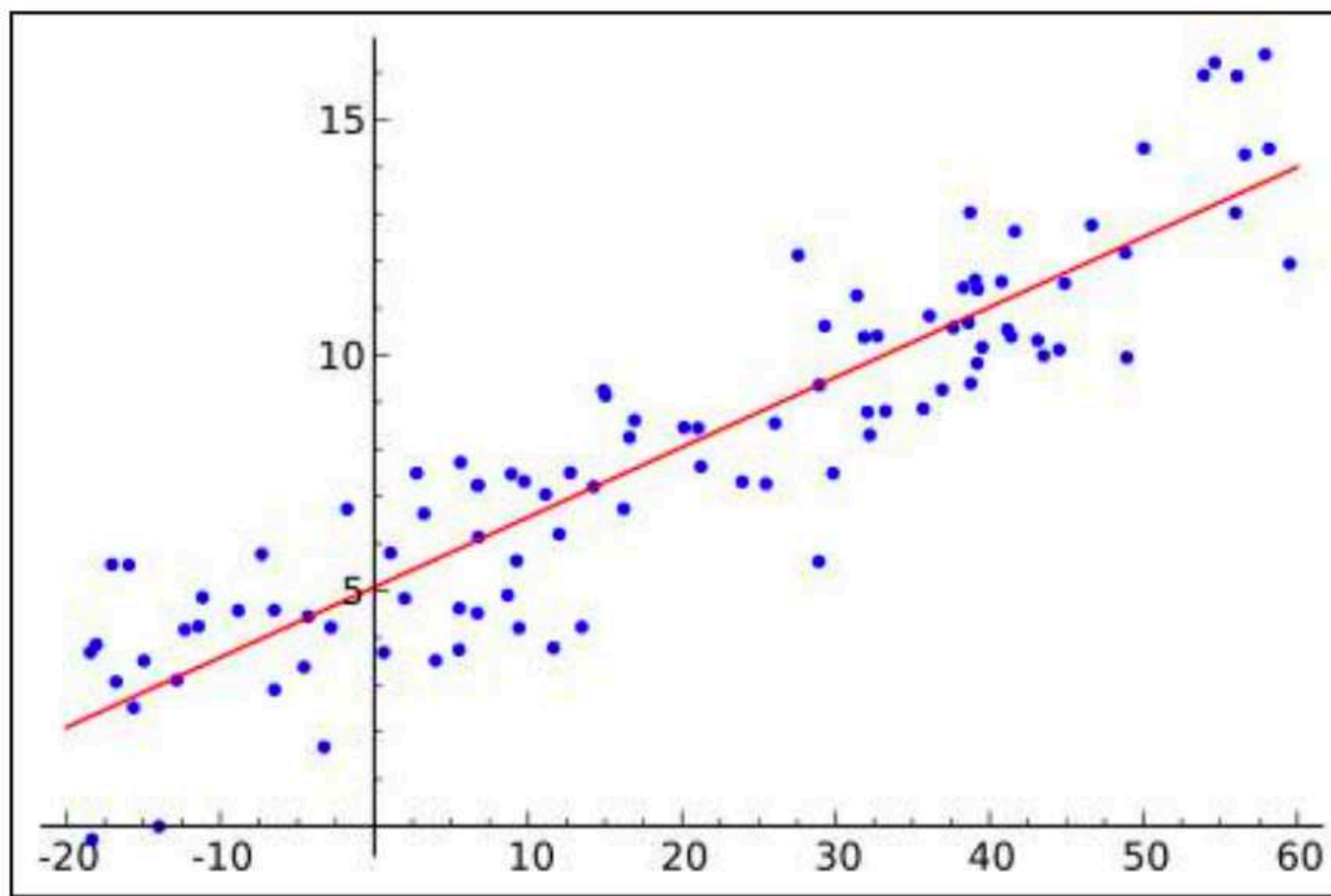
Задача регрессии

Вход (обучающая выборка):

Признаки N объектов с известными значениями прогнозируемого вещественного параметра объекта

Выход:

Алгоритм, прогнозирующий значение вещественной величины по признакам объекта



Примеры регрессии

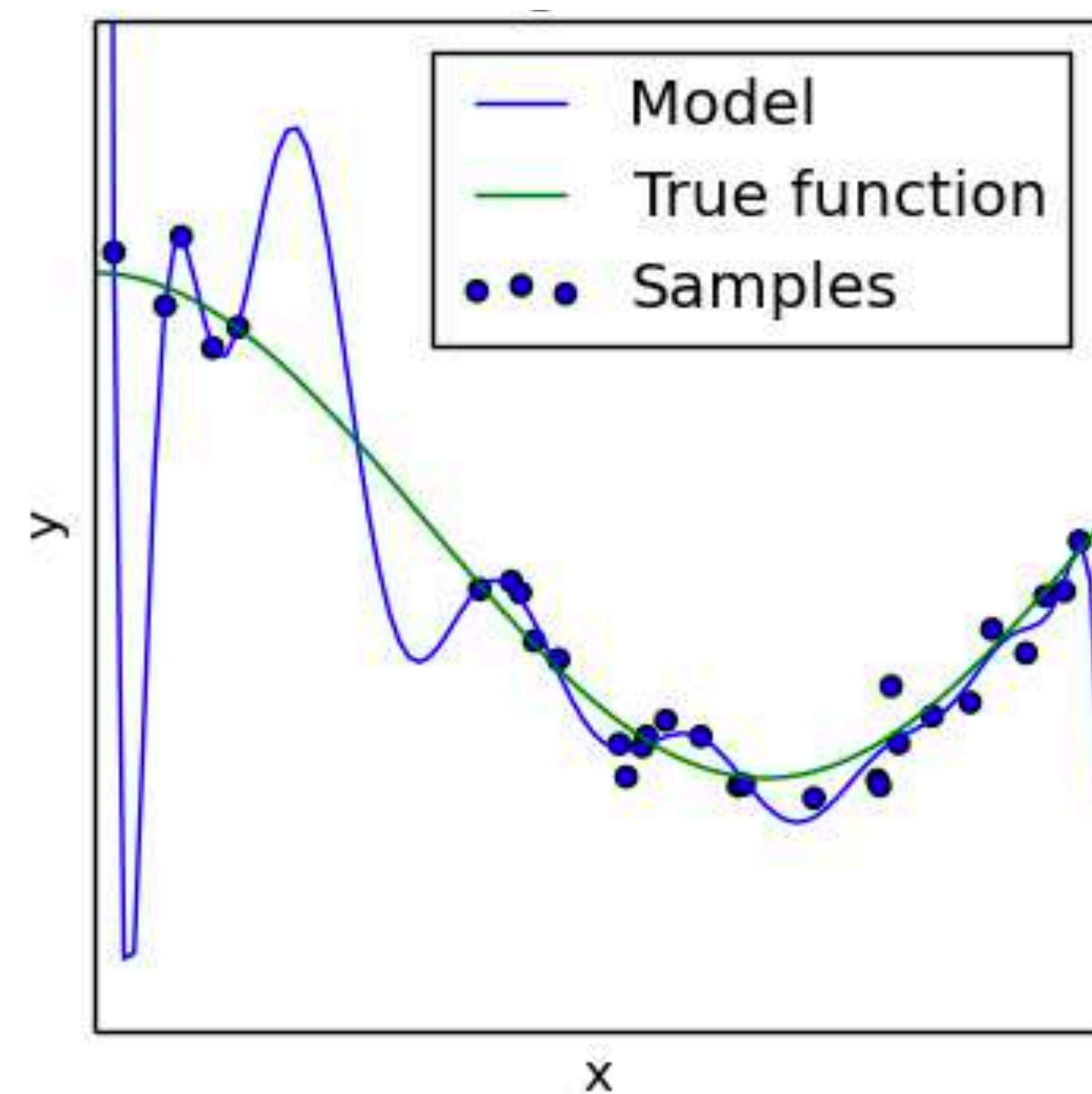
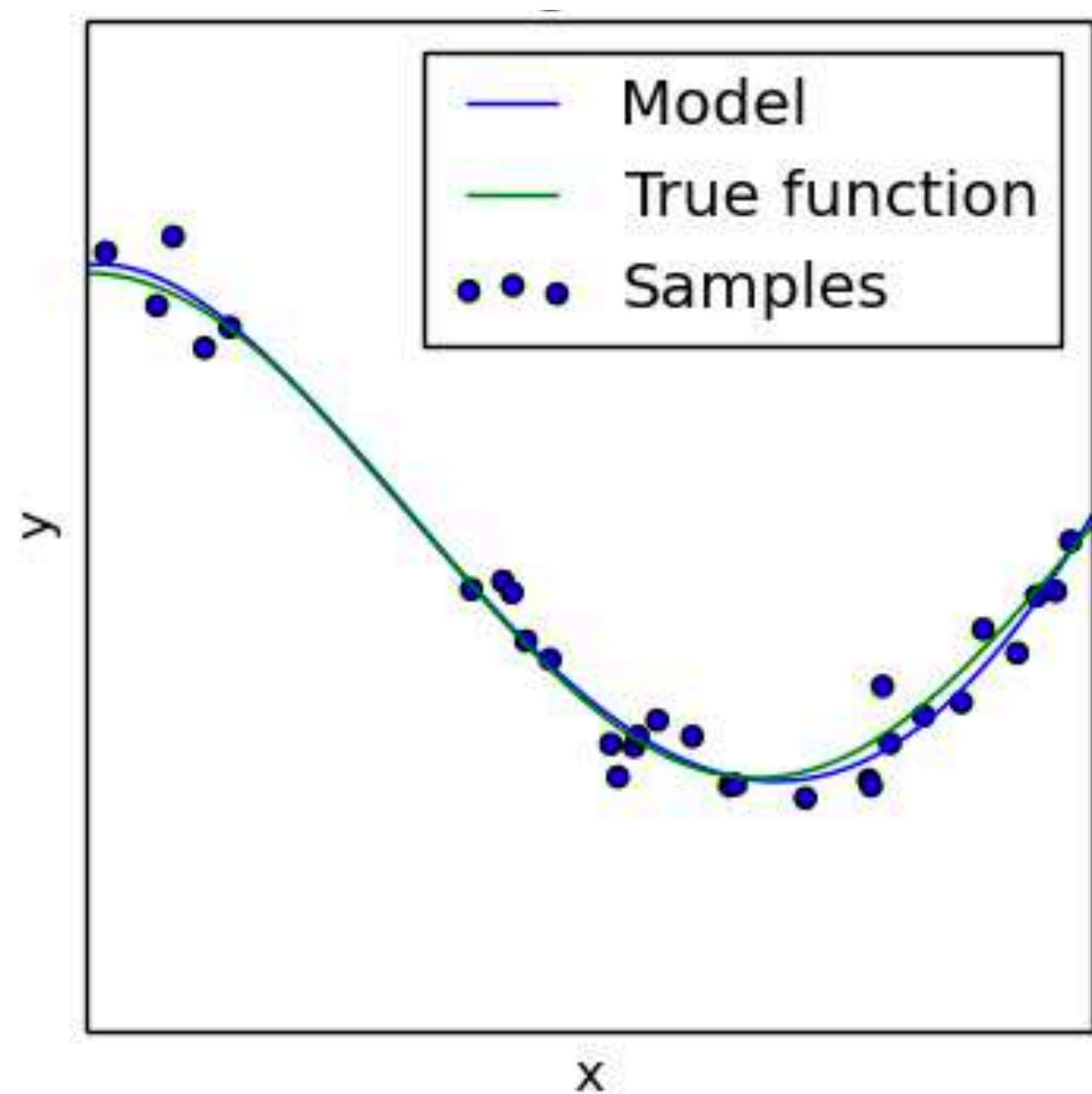
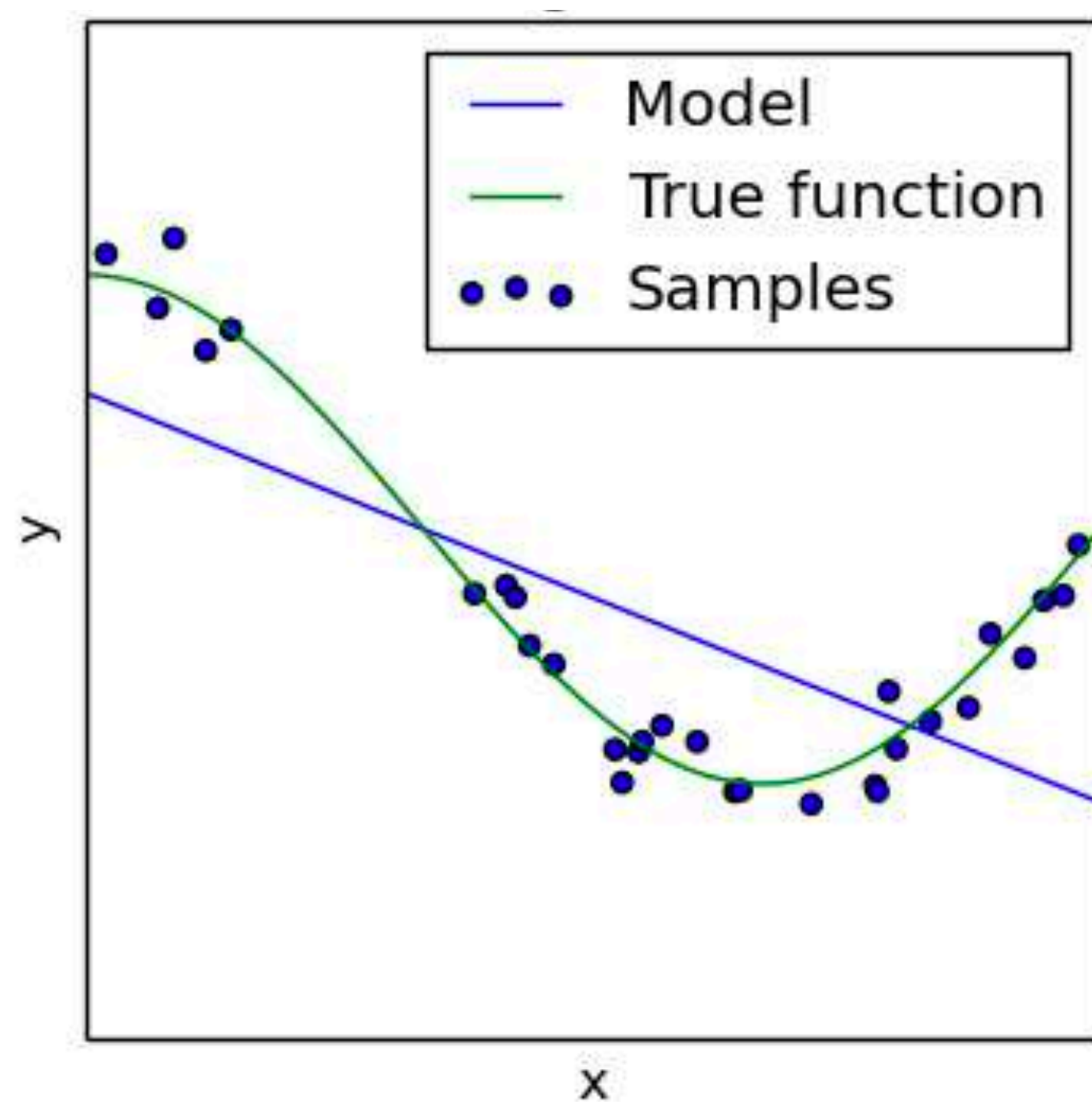
- Предсказание цены квартиры. Признаками – площадь жилья, расположение, наличие мебели.
- Предсказание температуры в конкретный день. Признаками — значения температуры в предшествующие дни в географически соседних точках.
- Предсказание курса валюты. Признаки – значения той же величины в прошлом.

Приведите еще примеры

Примеры регрессии

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

Недообучение и Переобучение



Обучение с учителем: Классификация

Классификация

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

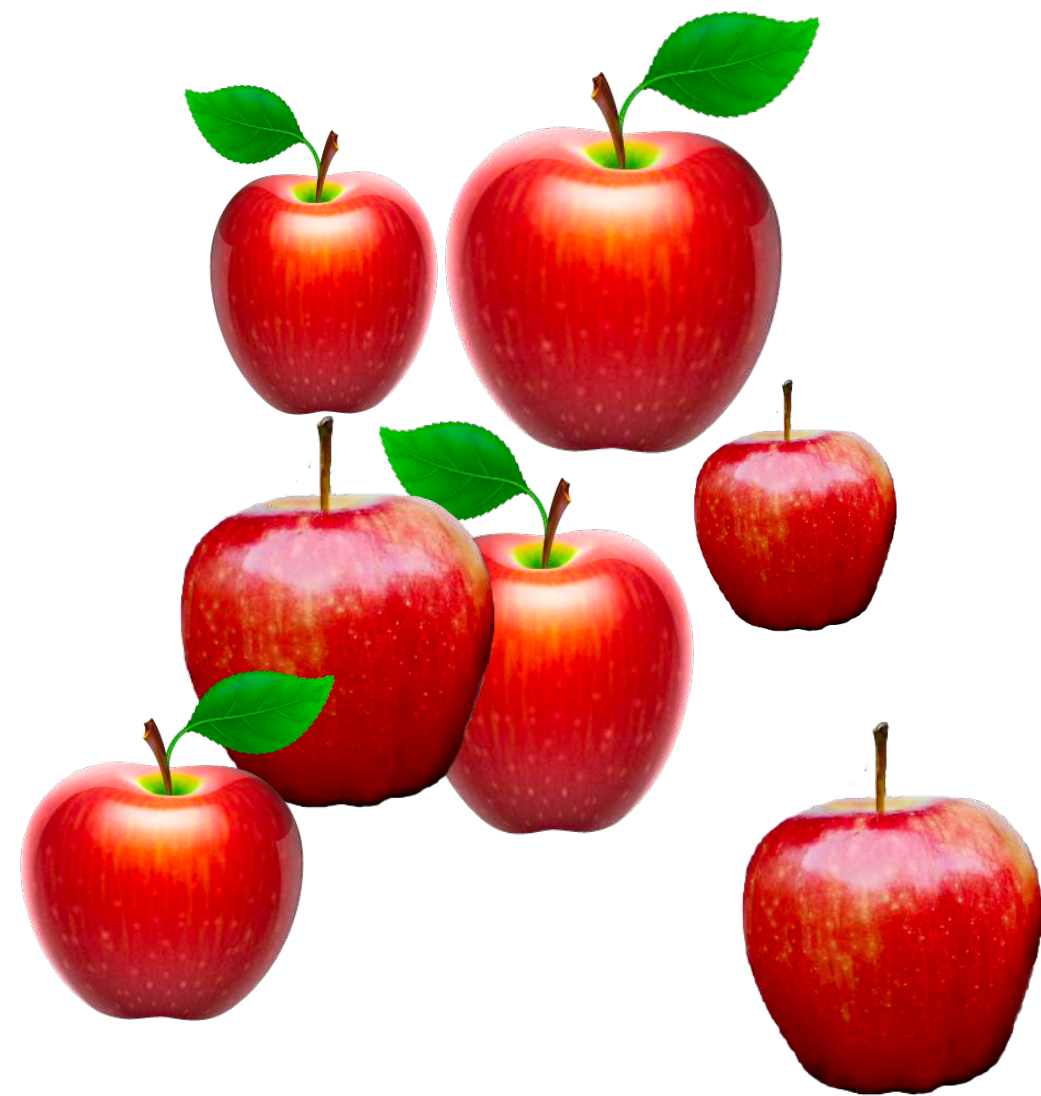
Классификация: ПРИМЕРЫ

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

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

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.

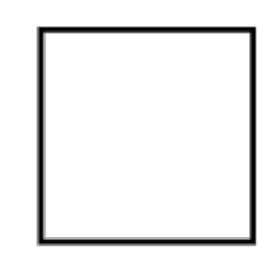
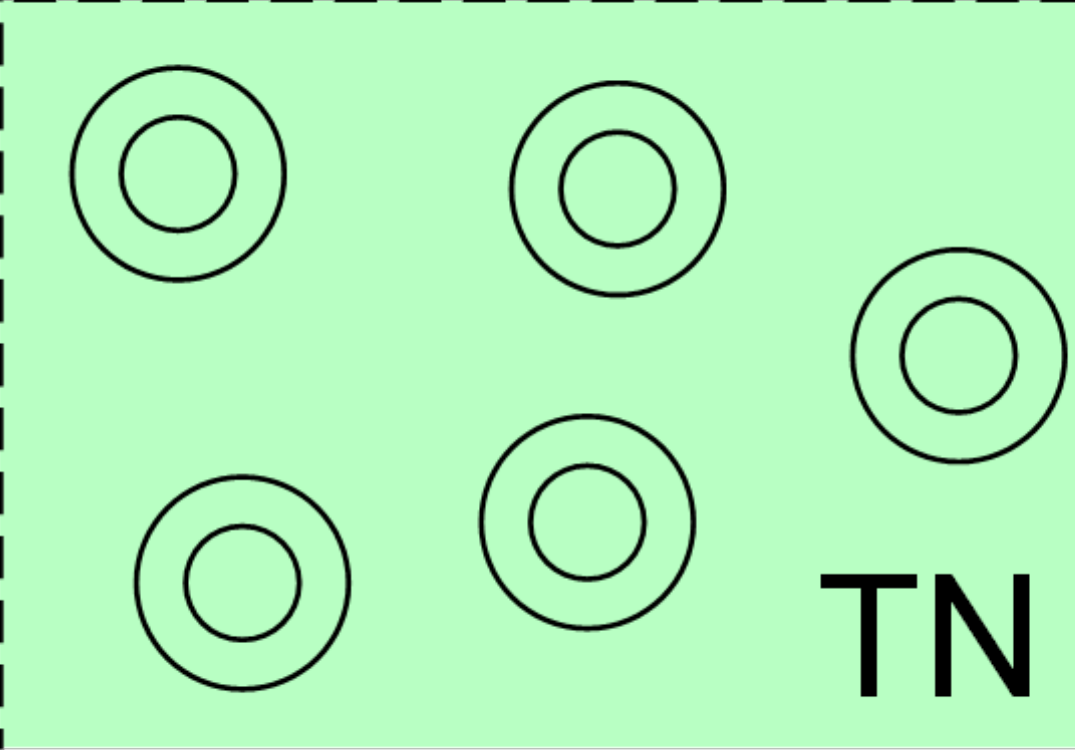
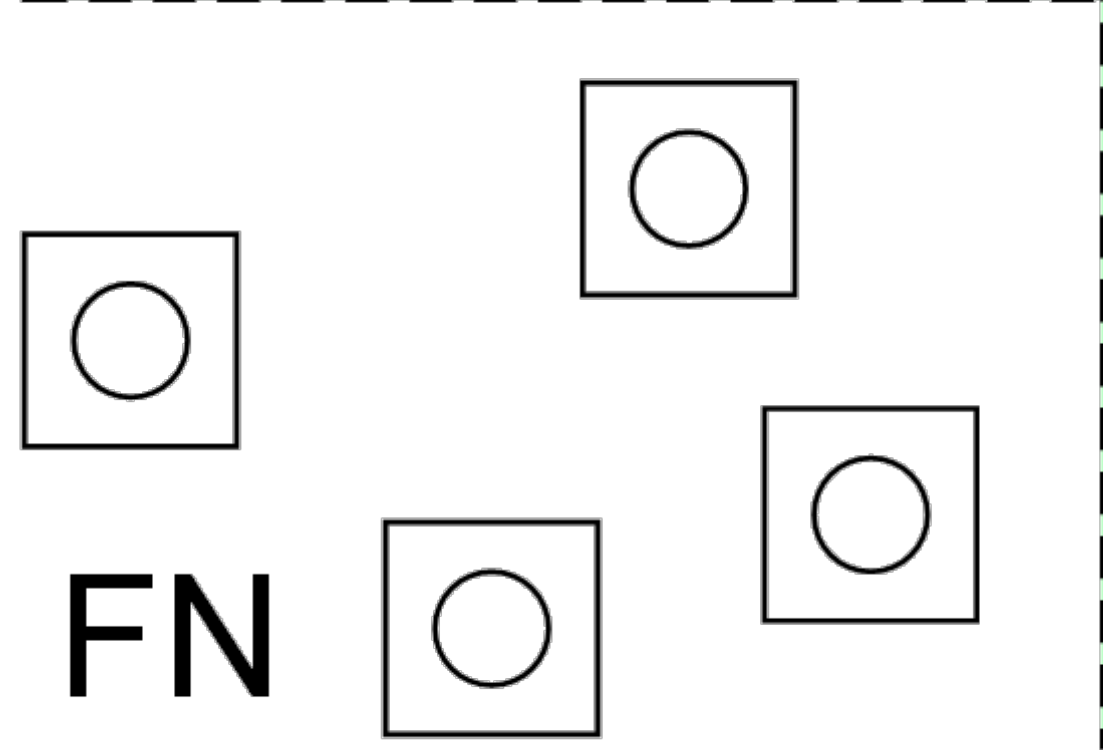
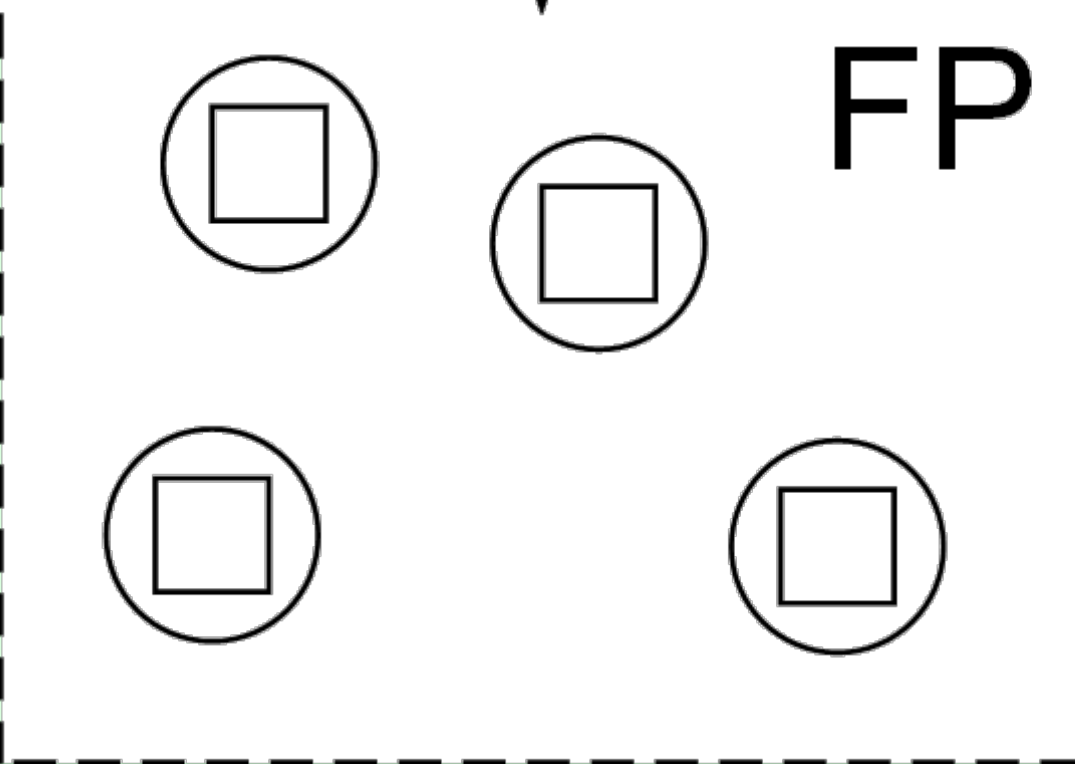
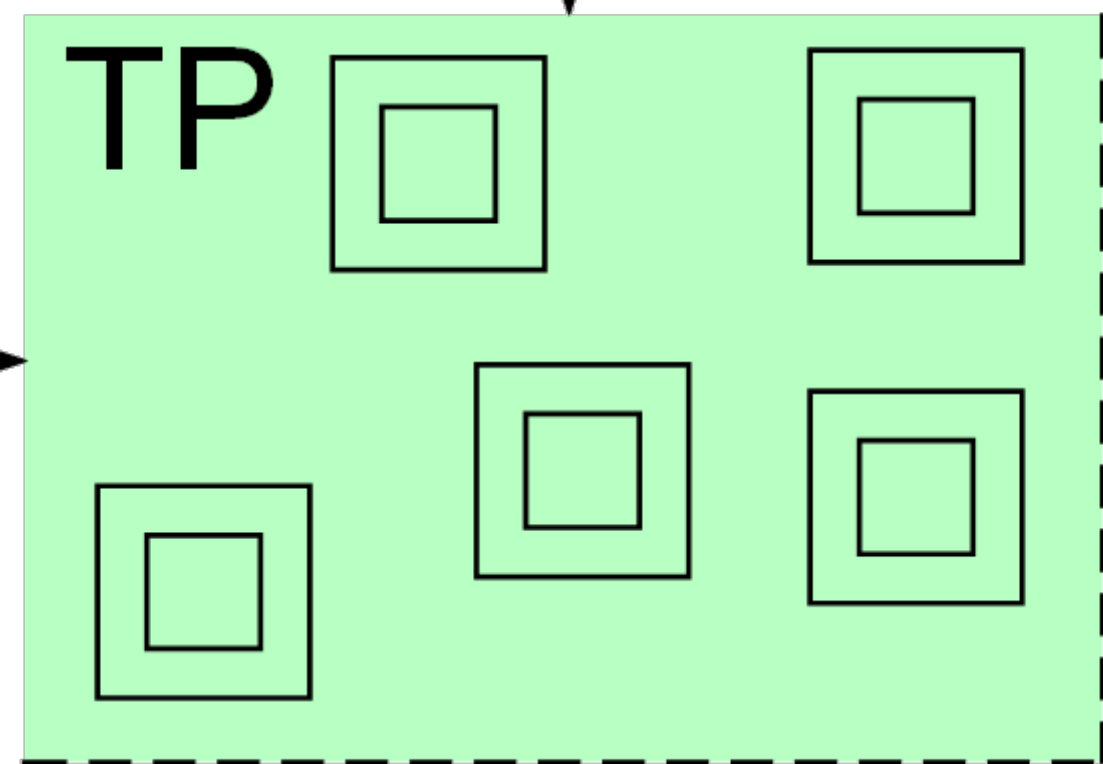
диагноз

«здоров» «болен»

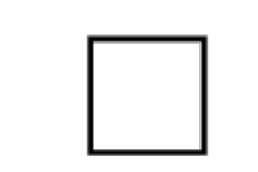
реальность

больные

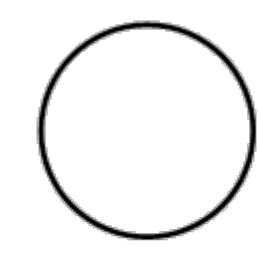
здоровые



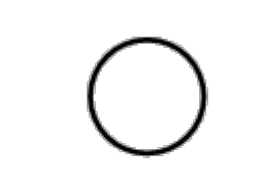
– больной



– диагноз «болен»



– здоровый



– диагноз «здоров»



– правильно

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

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

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%

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)

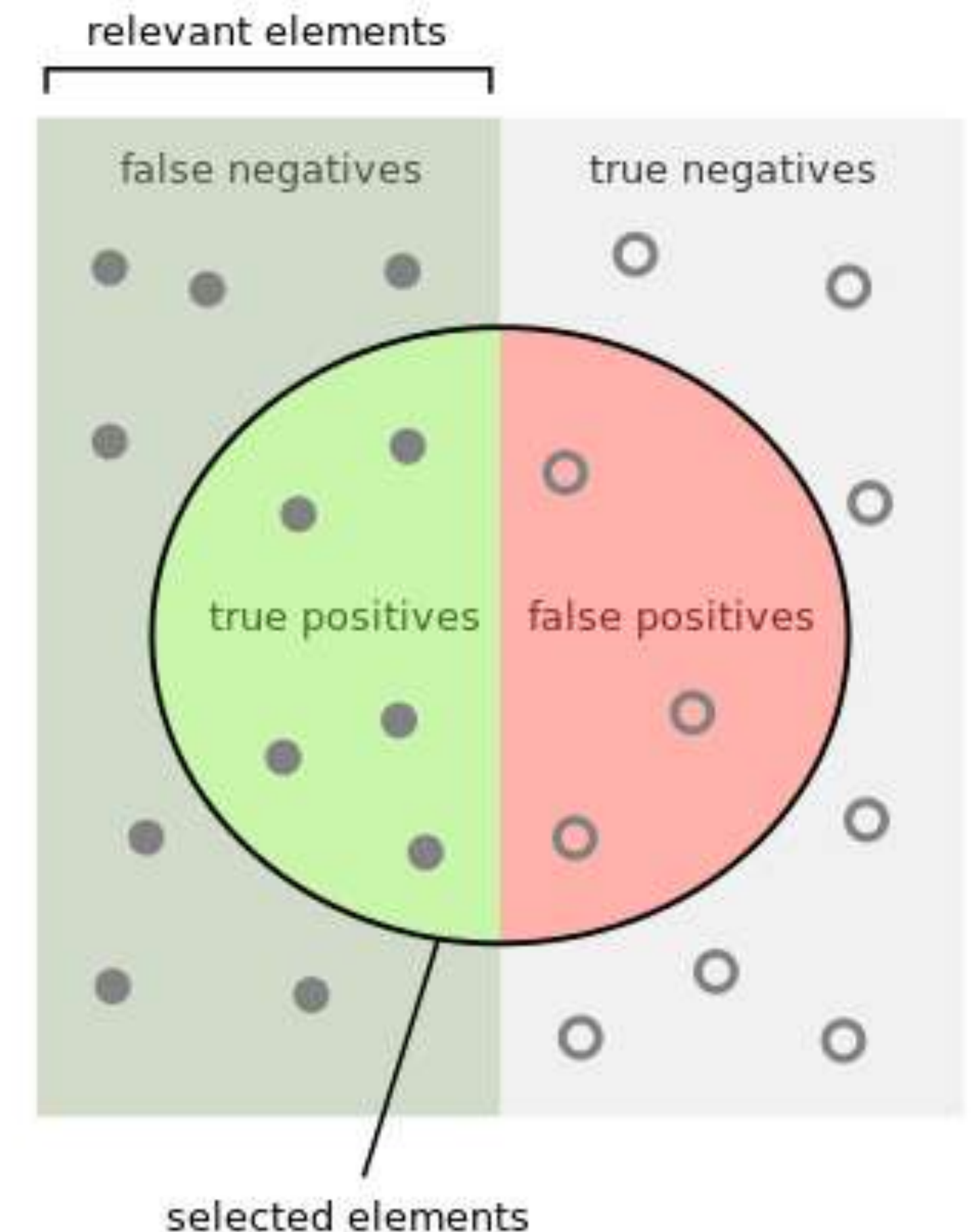
TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

Accuracy = (5+2)/(5+2+1+2) = 0.7

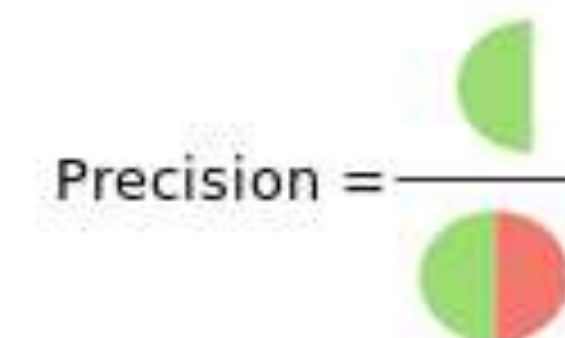
Accuracy = 70%

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?

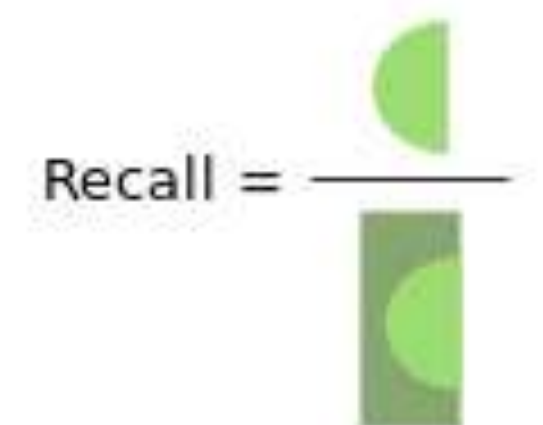


How many selected items are relevant?



$$\text{Precision} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false positives}}$$

How many relevant items are selected?



$$\text{Recall} = \frac{\text{true positives}}{\text{true positives} + \text{false negatives}}$$

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

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

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

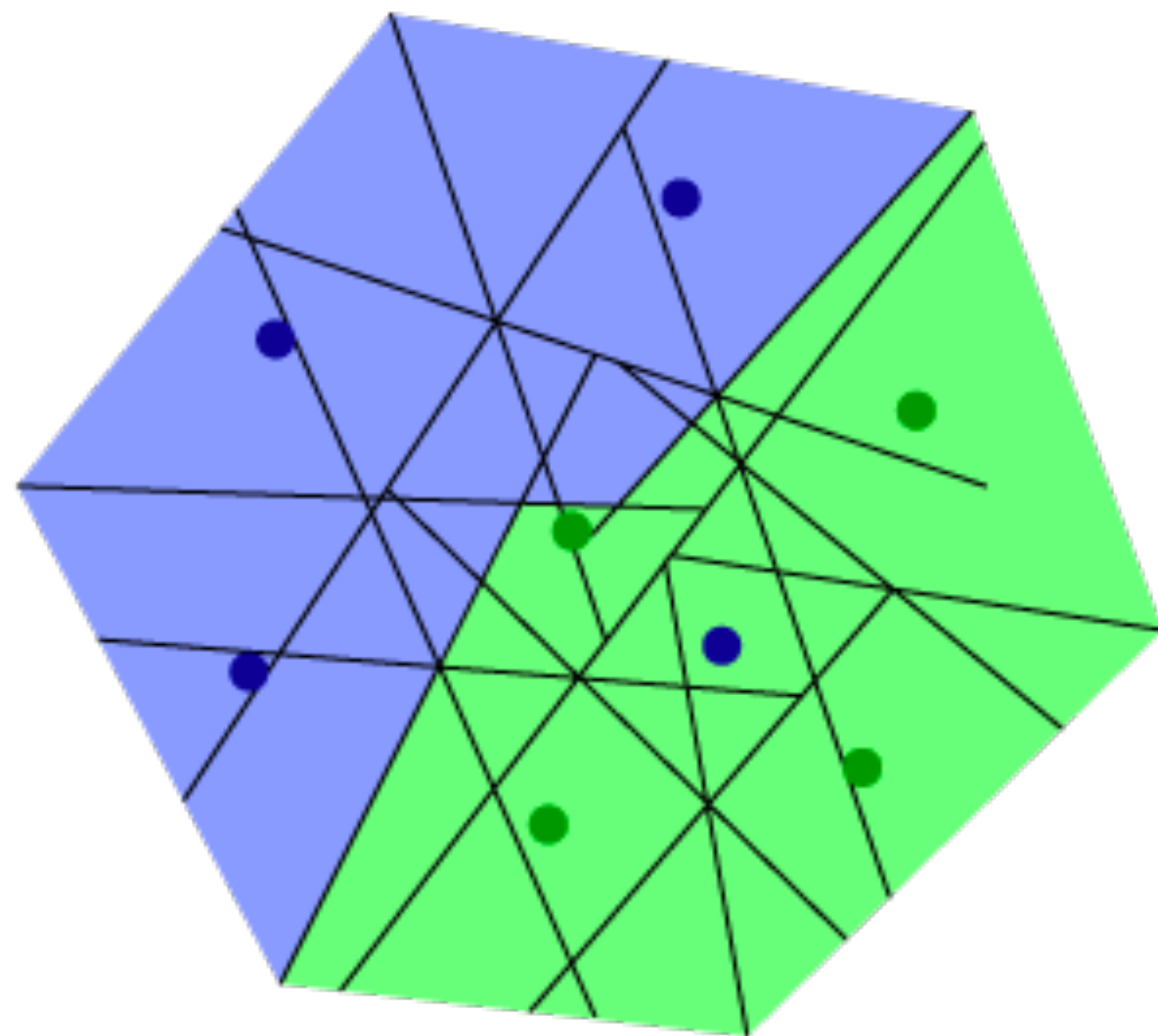
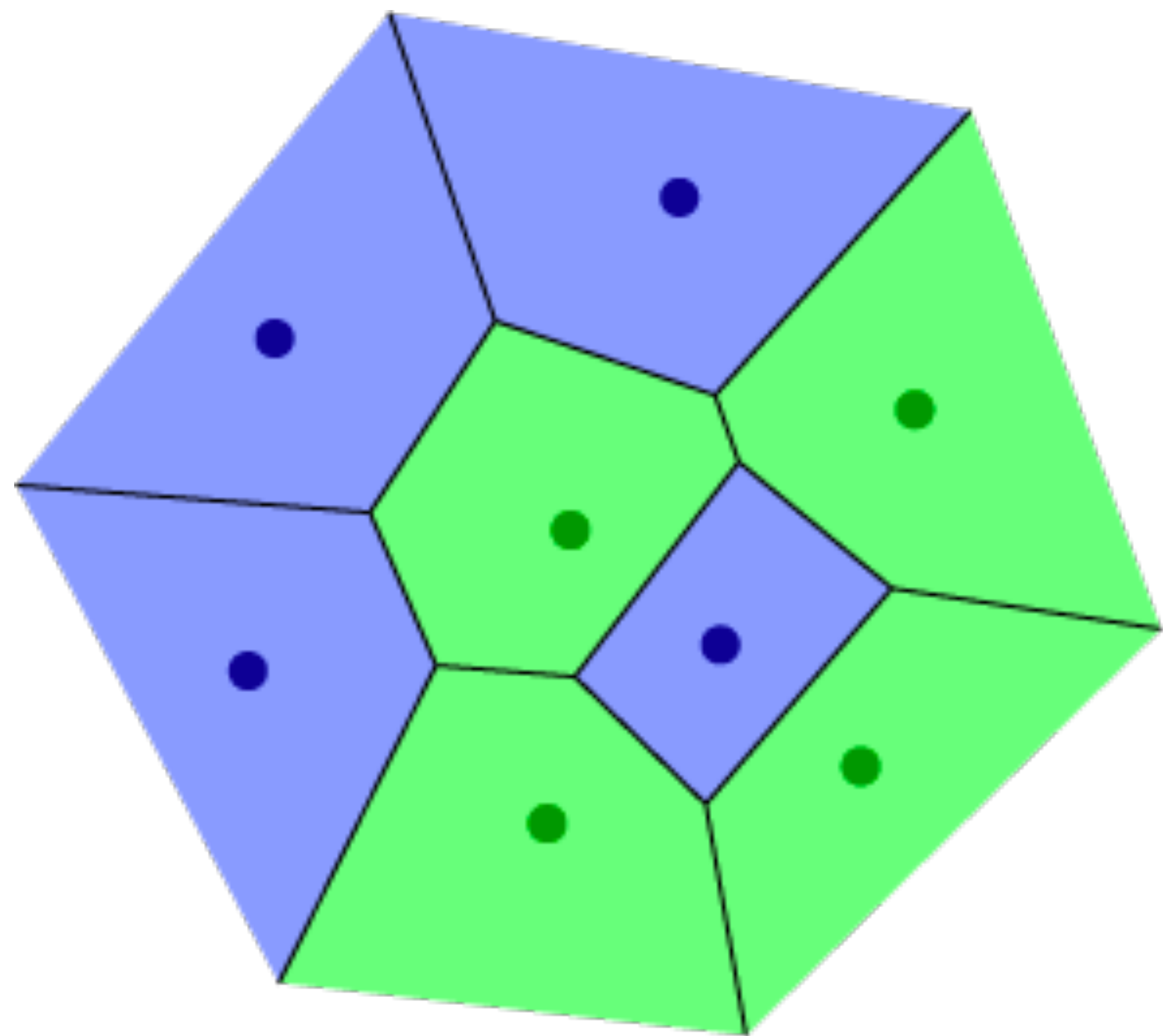
TP 50%	FP 20%
FN 10%	TN 20%

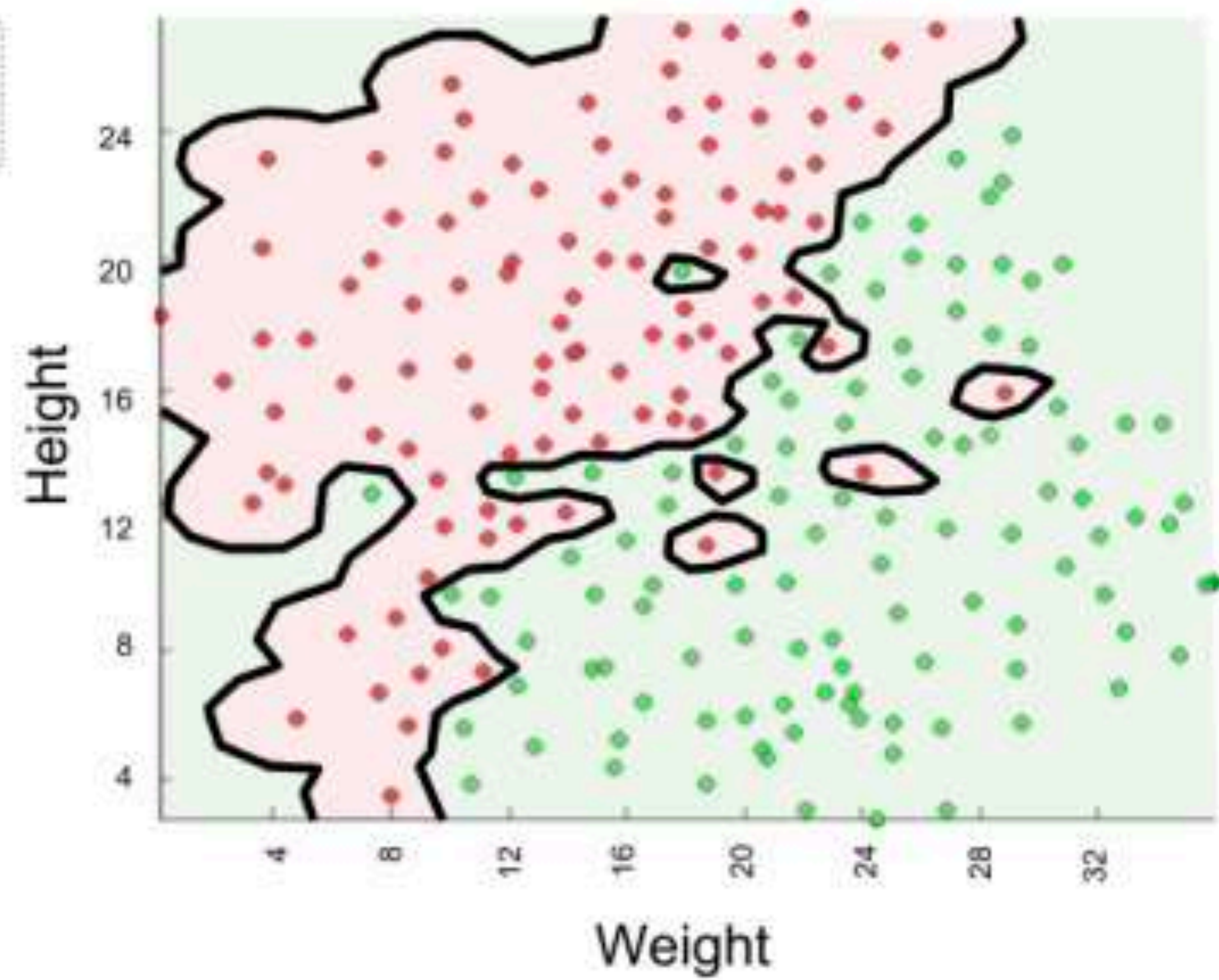
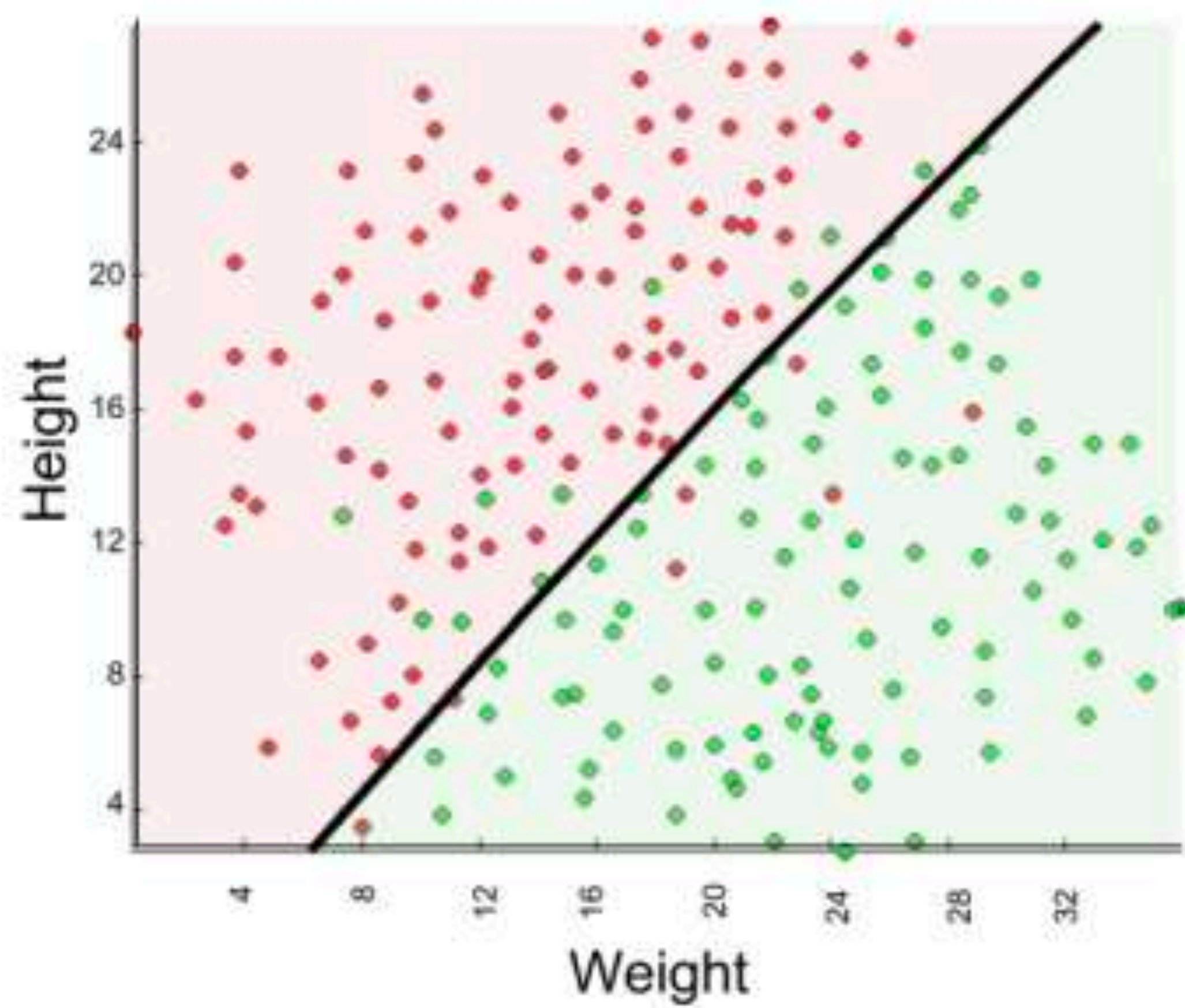
Precision = 5/(5+2) = 0.7

Recall = 5/(5+1) = 0.8

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.

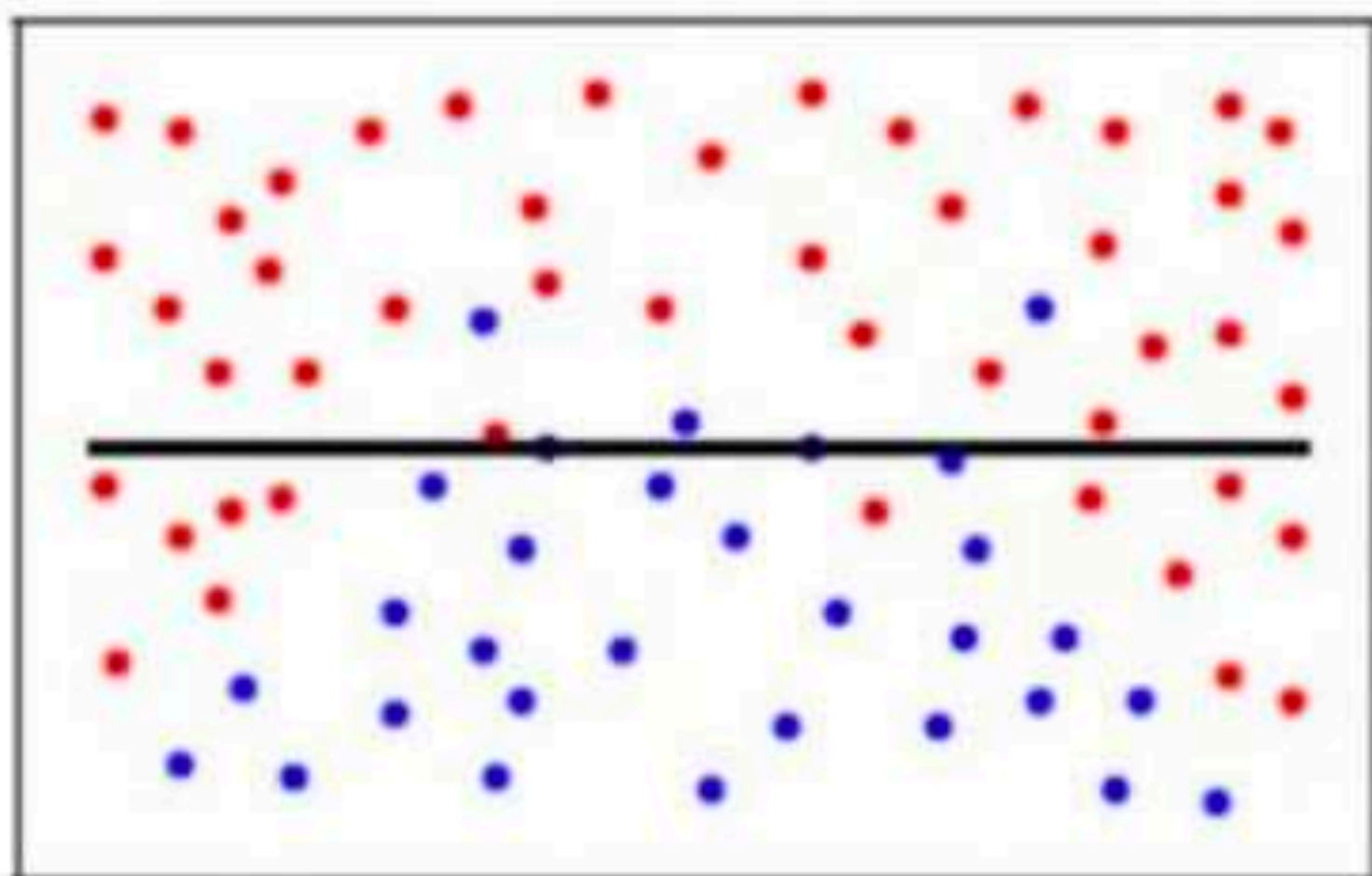




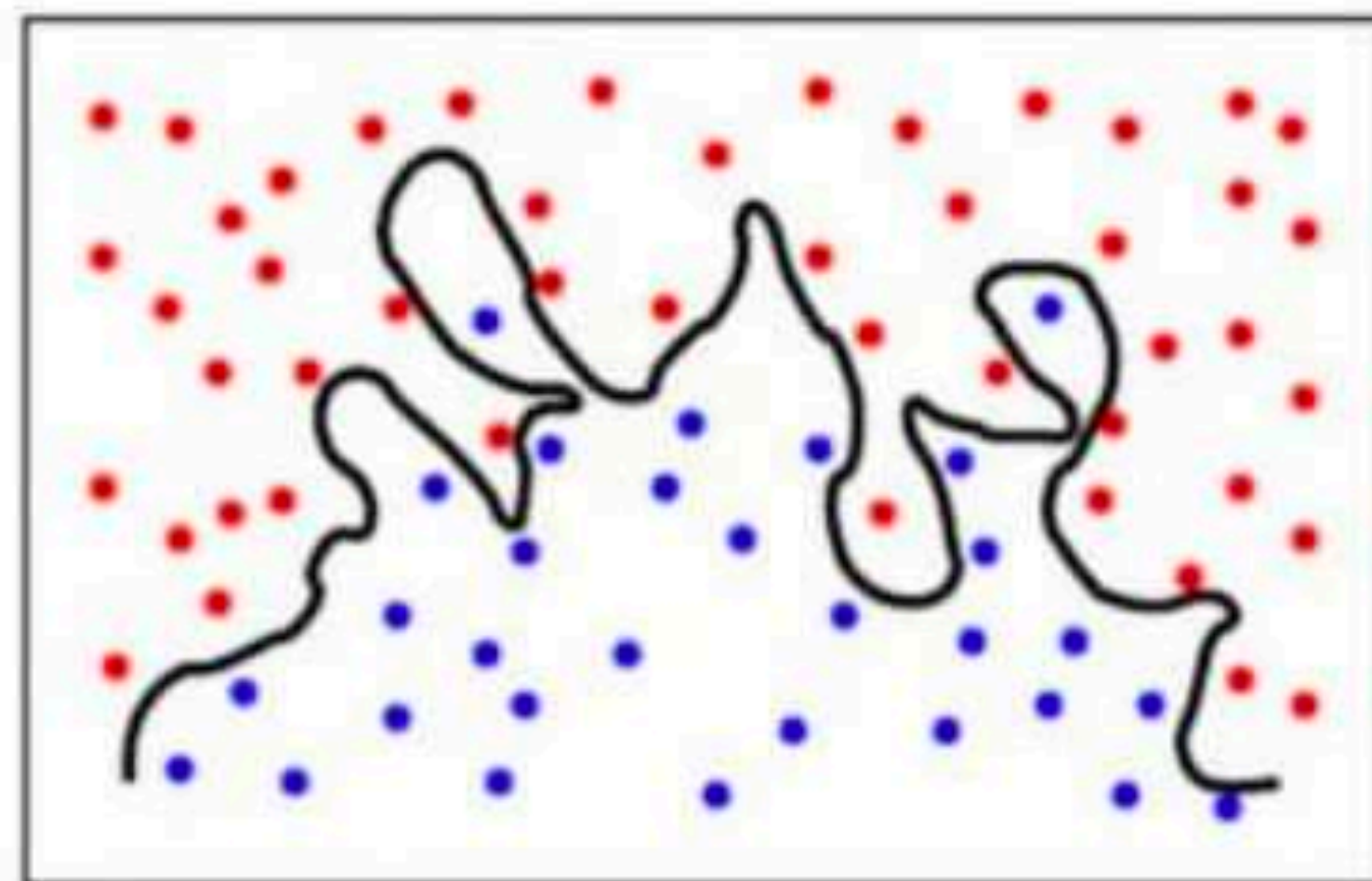
Недообучение

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

Underfitting



Overfitting



Домашнее задание (метрики)

[https://github.com/ptizzza/HSE_AffectiveComputing/
blob/master/Lecture_1/HomeWork/HW_metrics](https://github.com/ptizzza/HSE_AffectiveComputing/blob/master/Lecture_1/HomeWork/HW_metrics)

Домашнее задание (Elan)

[https://github.com/ptizzza/HSE_AffectiveComputing/
blob/master/Lecture_1/HomeWork/HW_ELAN.pdf](https://github.com/ptizzza/HSE_AffectiveComputing/blob/master/Lecture_1/HomeWork/HW_ELAN.pdf)