

# Affective Computing

Olga Perepelkina  
HSE, 2020

# План лекции

- **Тема 3. Выражение и распознавание эмоций по лицевым экспрессиям.** Краткое введение в компьютерное зрение. Описание алгоритмов и подходов к автоматическому распознаванию лицевых экспрессий. Ограничения данного подхода, критическое осмысление результатов.
- **Практическое задание «Лицевые экспрессии»**
- **Тема 4. Автоматическое распознавание характеристик личности.** Основные подходы к распознаванию личностных характеристик. Краткий обзор теорий.

# **Тема 3. Выражение и распознавание эмоций по лицевым экспрессиям**

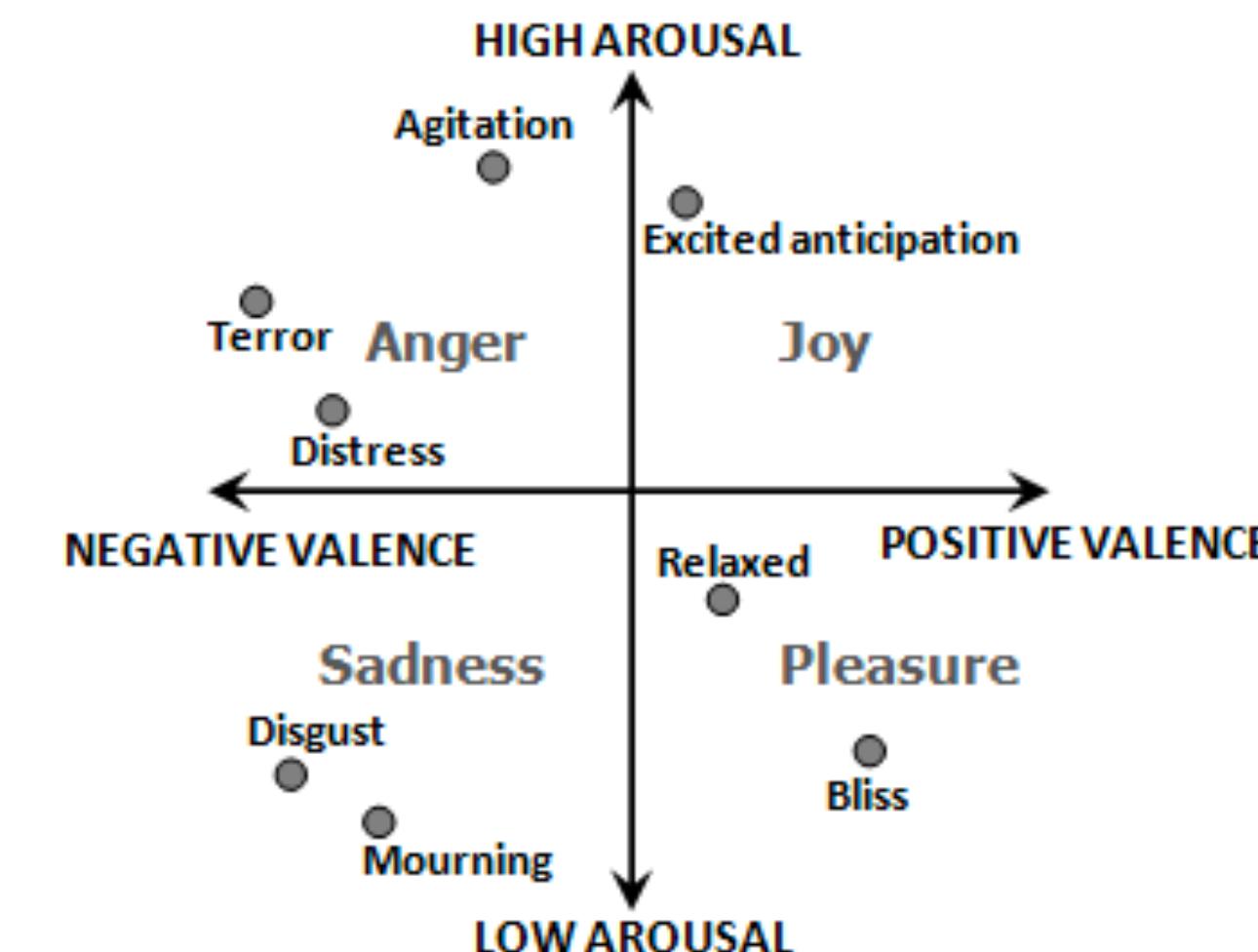
# 1. Теории эмоций

# 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/непрерывные

- Базовые/дискретные эмоции
- Эмоции как дискретные категории, биологически фиксированные, универсальные для всех людей и многих животных
- Ekman
- Непрерывные
- Эмоции – это комбинации нескольких психологических измерений



- Russell, Feldman Barrett

# Дискретные



Discrete



Disgust



Happiness



Fear



Sadness



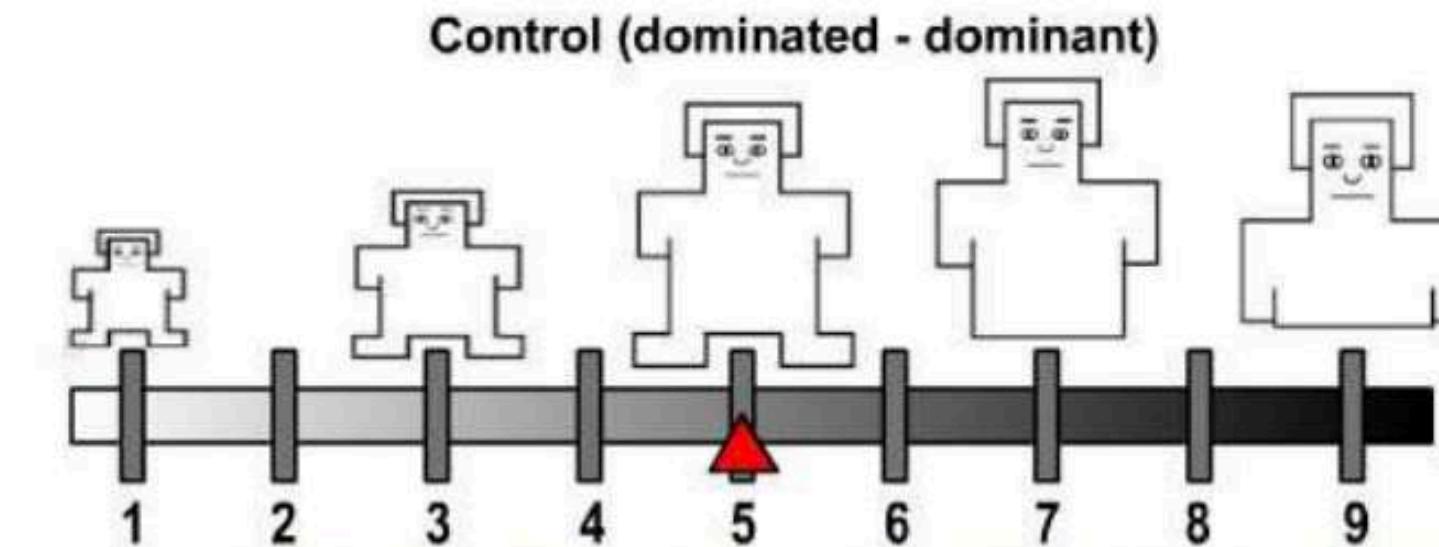
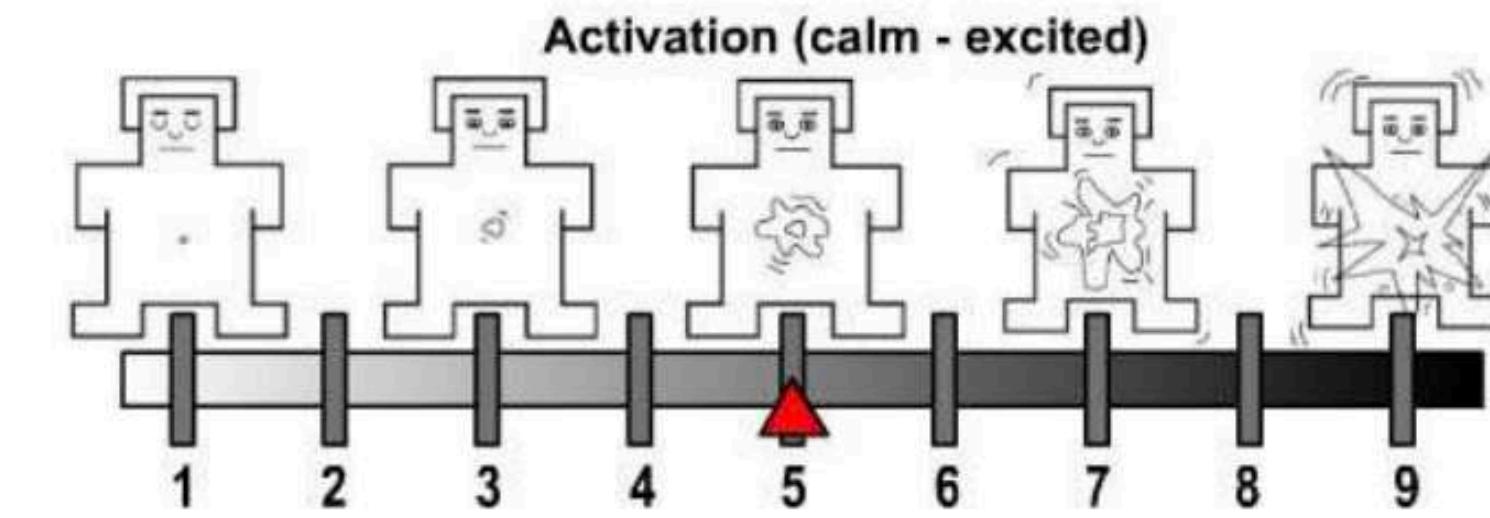
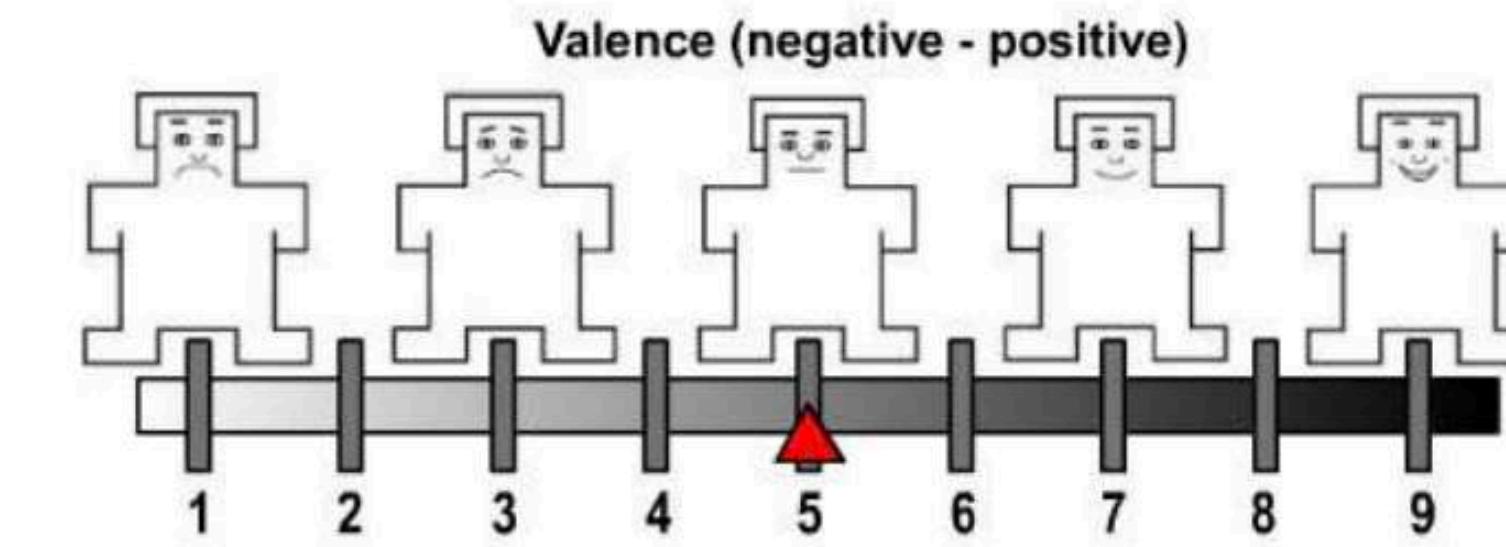
Surprise



Anger

# Непрерывные

Continuous

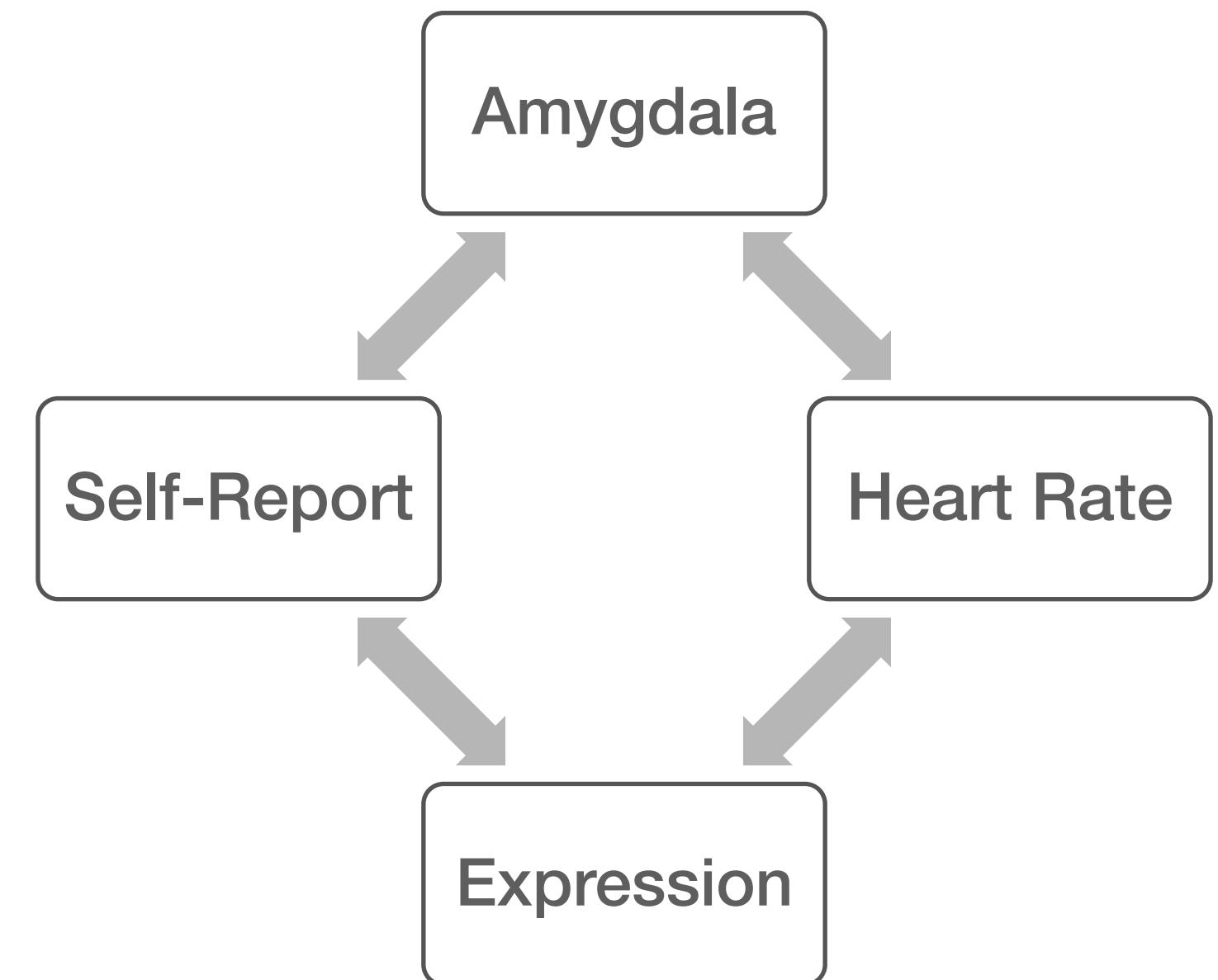


# Эмоции как «атом»/«молекула»

- «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

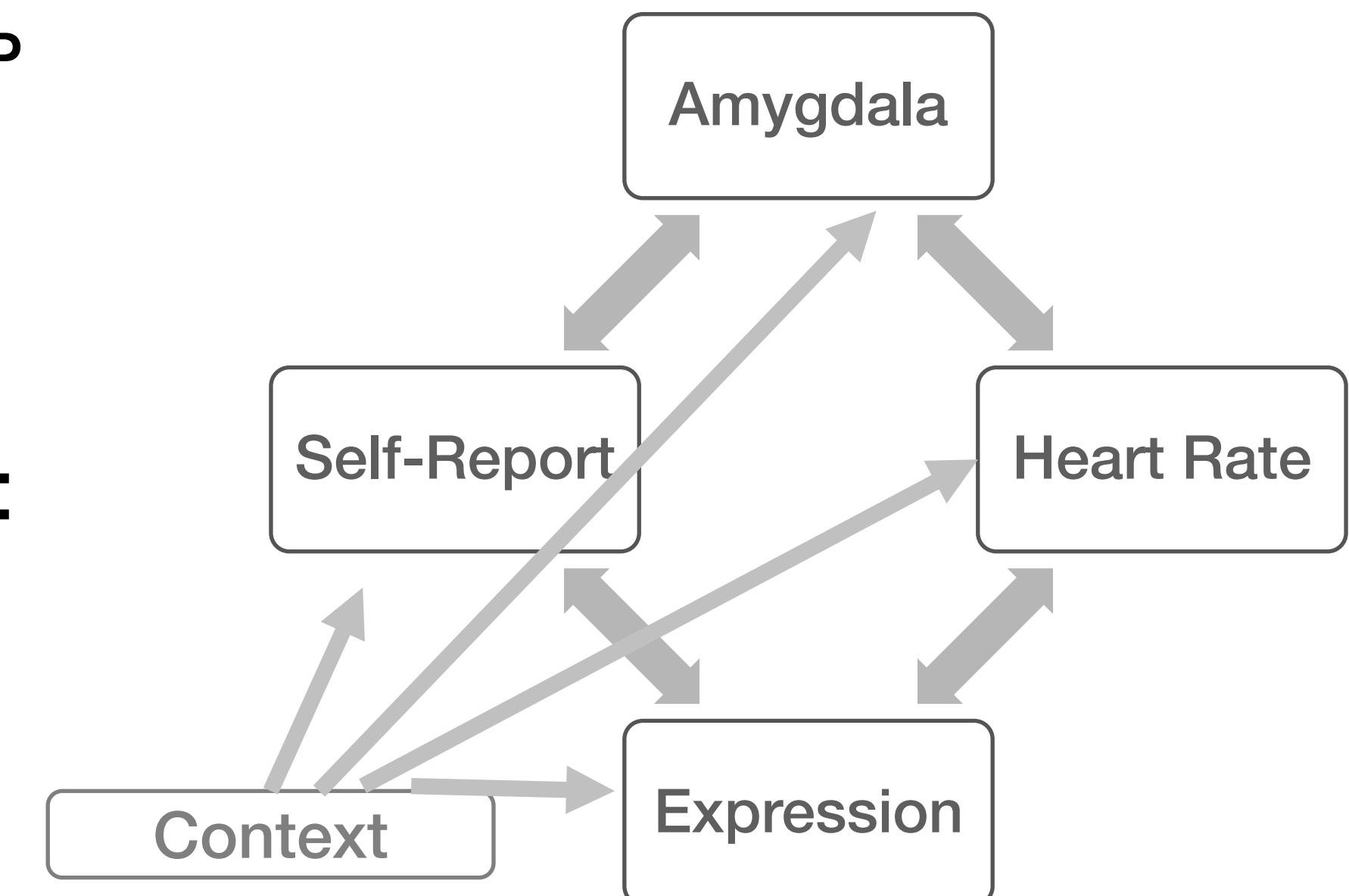
# Эмоции как «атом»

- 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



1. Теории эмоций

2. Теория базовых эмоций

# Теория базовых эмоций

- Лицевые экспрессии соотносятся с определенными эмоциями.
- Эти конфигурации являются общими для всех людей, независимо от их пола, расы, образования, культуры и т.д.
- Эта теория оказалась очень влиятельной на протяжении последних **50 лет**.





?



?



?

# МГУ, наши дни...



- 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».

Издание 2013 года

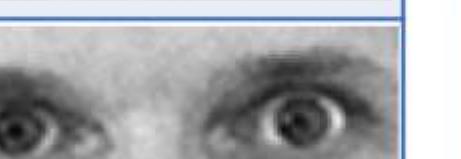
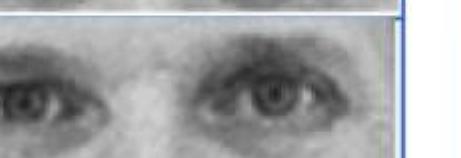
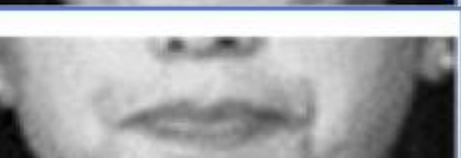
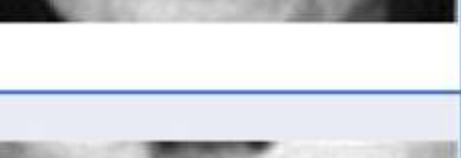
1. Теории эмоций

2. Теория базовых эмоций

**1. Action Units**

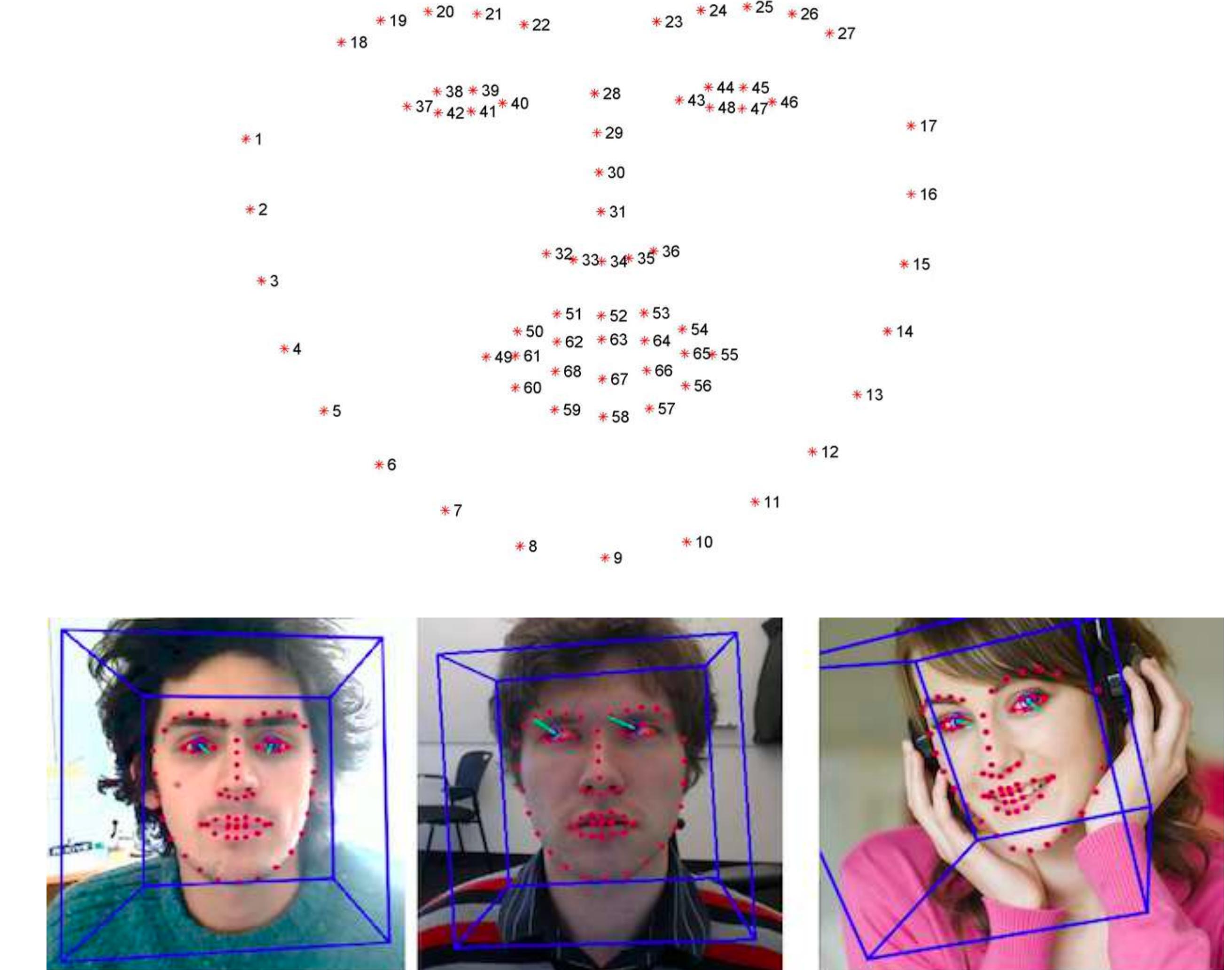
# Action units

- 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 incisiviilabii 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



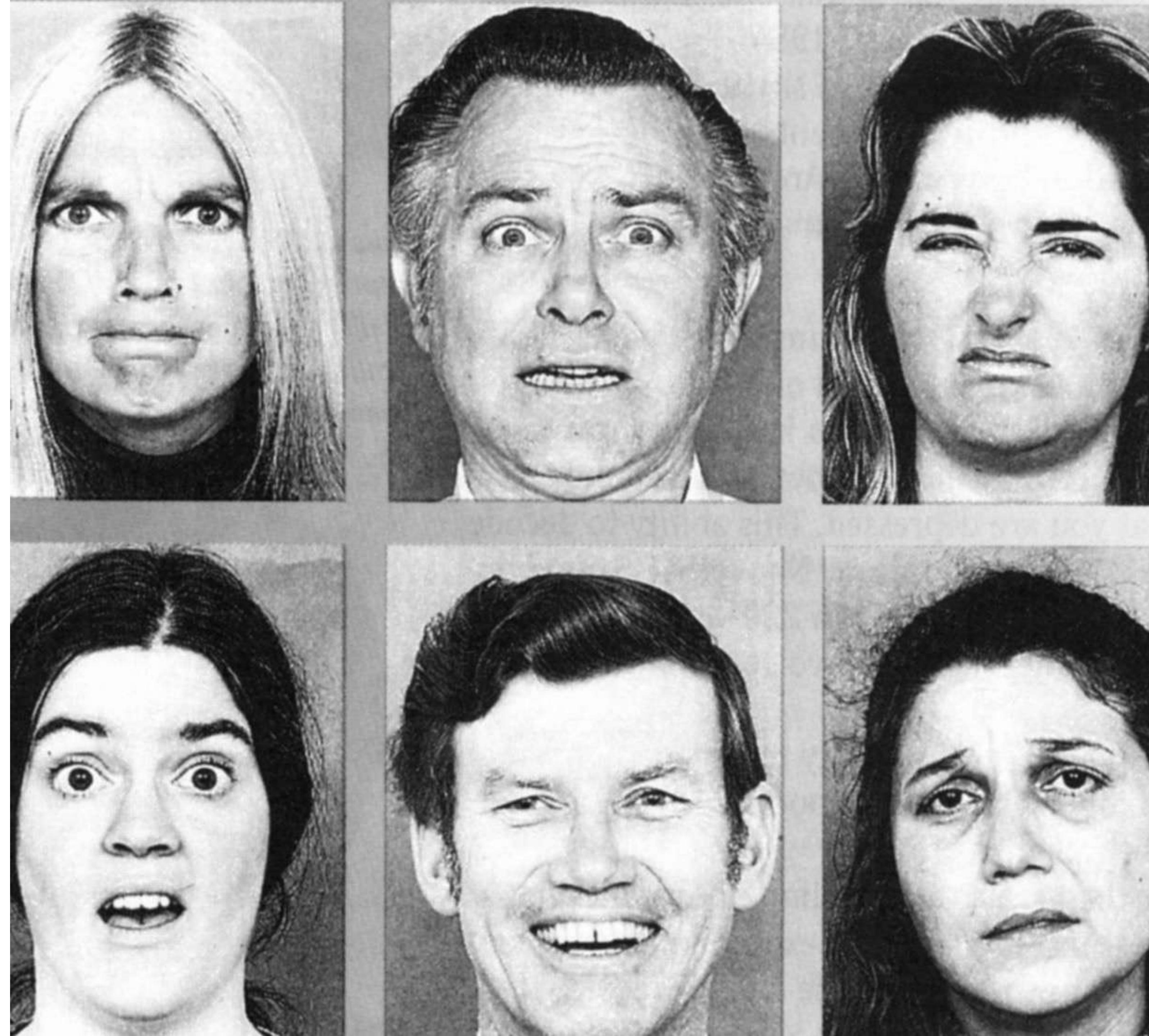
State	Example Photo	Action Units	Physical Description
Amusement		6 + 7 + 12 + 25 + 26 + 53	Head back, Duchenne smile, lips separated, jaw dropped
Anger		4 + 5 + 17 + 23 + 24	Brows furrowed, eyes wide, lips tightened and pressed together
Boredom		43 + 55	Eyelids drooping, head tilted (not scorable with 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)

# «Читаем» эмоции по лицу

- "Эмоции универсальны"
- "Эмоции выражаются на лице однозначно"



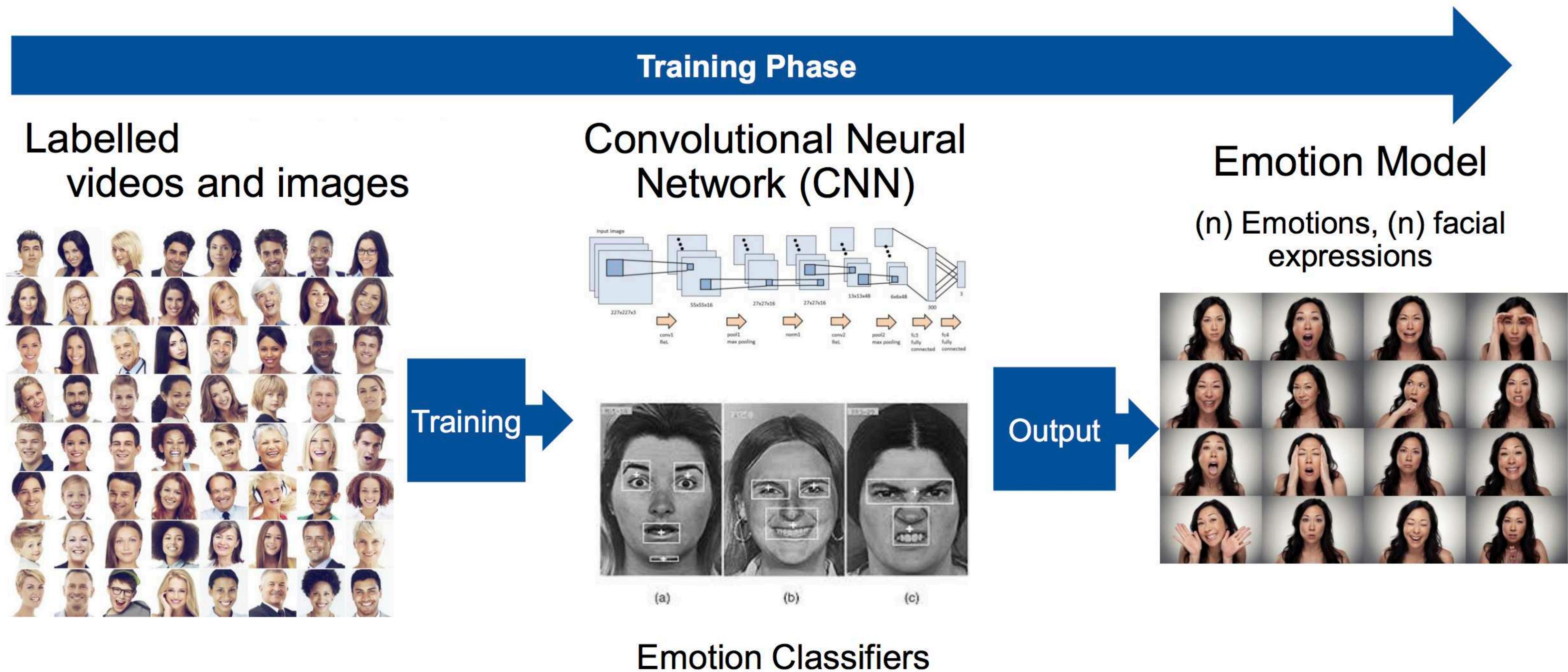
# Rule-based emotion classification

<b>IF</b>	<b>THEN</b>
(AU23=1 OR AU24 =1) AND AU9=0	Anger
AU9=1	Disgust
(AU20=1 AND AU25 =1) OR (AU20=1 AND AU26 =1)	Fear
AU12=1	Happiness
AU15=1 AND AU17 =1	Sadness
AU27=1 OR (AU5=1 AND AU26 =1)	Surprise



[emteqlabs.com](http://emteqlabs.com)

# ML-based emotion classification



# Microsoft Amazon Affectiva Noldus

...

Microsoft Project Oxford

## Emotion API

Subscription Key Management

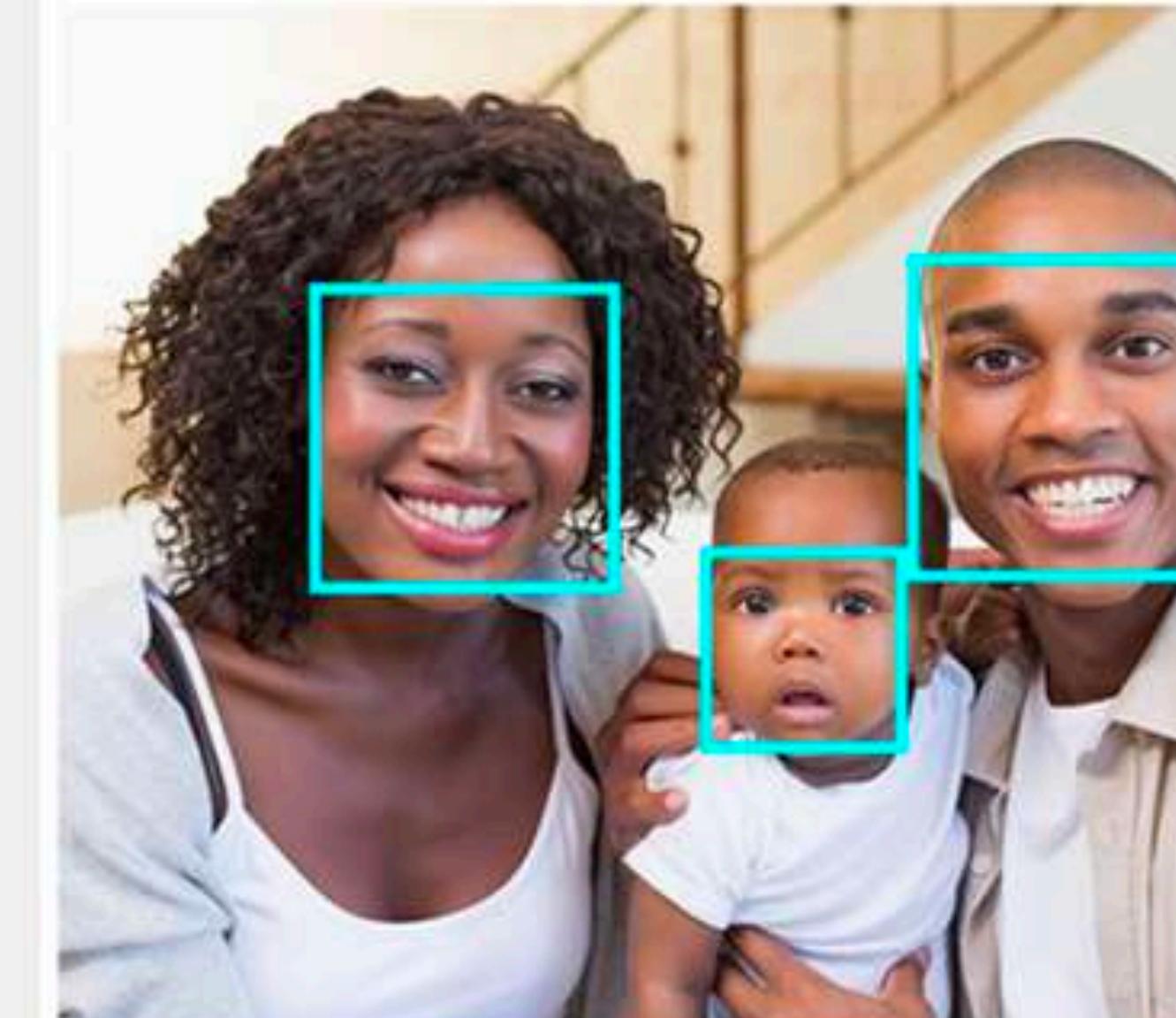
Select a scenario:

- 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]

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 the image.

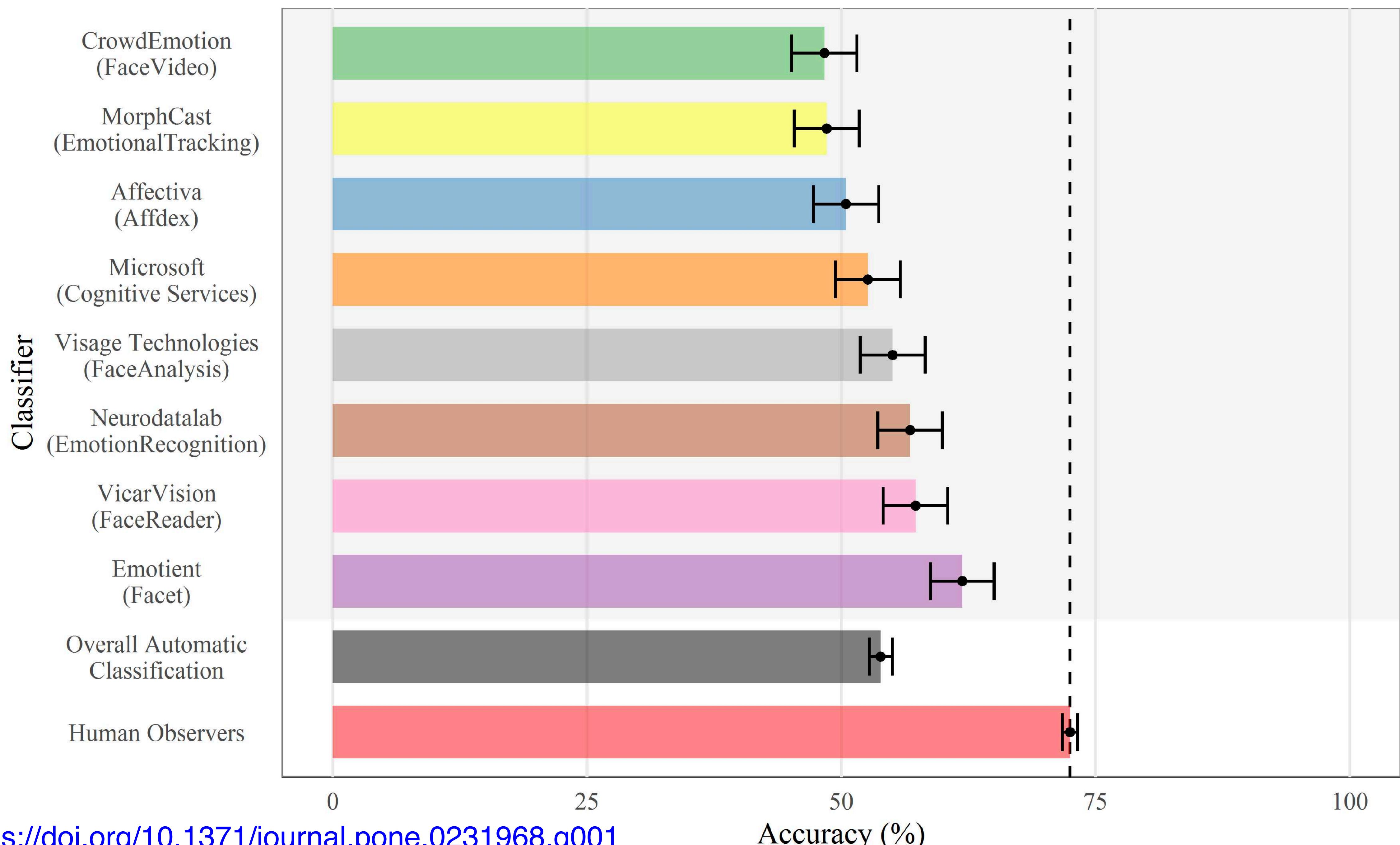
# Software

- Affectiva: Affdex
- CrowdEmotion: FaceVideo
- Emotient: Facet
- Microsoft: Cognitive Services
- MorphCast: EmotionalTracking
- Neurodatalab: EmotionRecognition  
(*facial NN*)
- VicarVision: FaceReader
- VisageTechnologies: FaceAnalysis

# Databases



- BU-4DFE: 468 videos, posed
- UT-Dallas: 470 videos, spontaneous



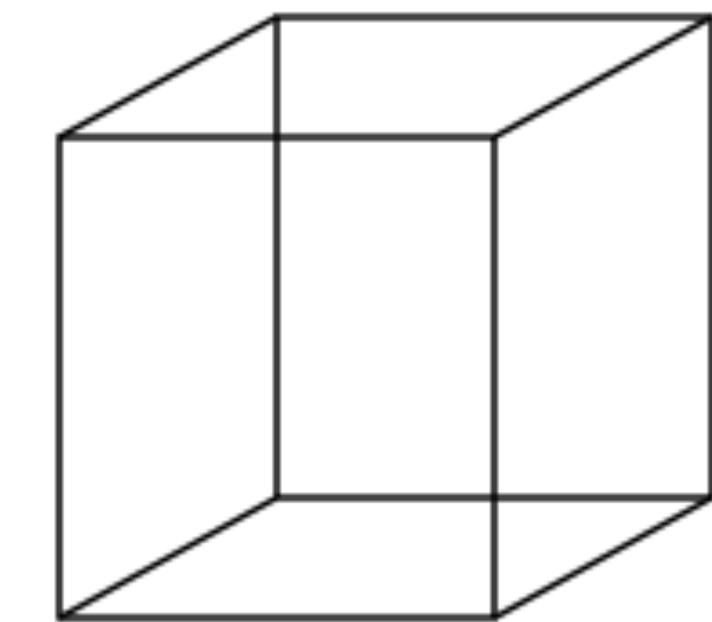
1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
  1. Action Units
  2. Смешанные эмоции

# Mixed emotions

- Можем ли мы ощущать амбивалентные эмоции одновременно?
- **Bipolar account:** положительные и отрицательные эмоции находятся на противоположных полюсах одного континуума и не могут восприниматься одновременно.
- **Bivariate account:** положительные и отрицательные эмоции исходят из независимых биологических процессов, и могут возникать одновременно. Однако, их возникновение нестабильное и кратковременное.
  - Russell J. A. Mixed emotions viewed from the psychological constructionist perspective //Emotion Review. – 2017. – Т. 9. – №. 2. – С. 111-117.

# Mixed emotions

- **Vacillation hypothesis** (гипотеза колебания): может восприниматься только одно состояние в один момент времени.
- Как с восприятием куба Неккера, ощущение одновременности двух противоположных состояний – может быть просто неверным истолкованием быстрой смены этих состояний.
- Экспериментально изучали эту гипотезу: нажимали на правую кнопку – когда счастье, на левую – когда грусть, на обе – одновременно при просмотре bittersweet фильмов. Чаще всего нажимают одновременно (то есть похоже на опровержение гипотезы).
- Однако переключения могут быть очень быстрыми
  - Larsen J. T. Holes in the case for mixed emotions //Emotion Review. – 2017. – Т. 9. – №. 2. – С. 118-123.



# Mixed vs Blended emotions

- **Mixed:**
  - одновременное восприятие противоположных по валентности, эмоциональная амбивалентность.
  - Возникают на короткое время
  - “Bittersweet” ситуации.
- **Blended:** смешанные “базовые” эмоции (напр., joy + fear, amusement + disgust и т.д.)

# Human facial expressions

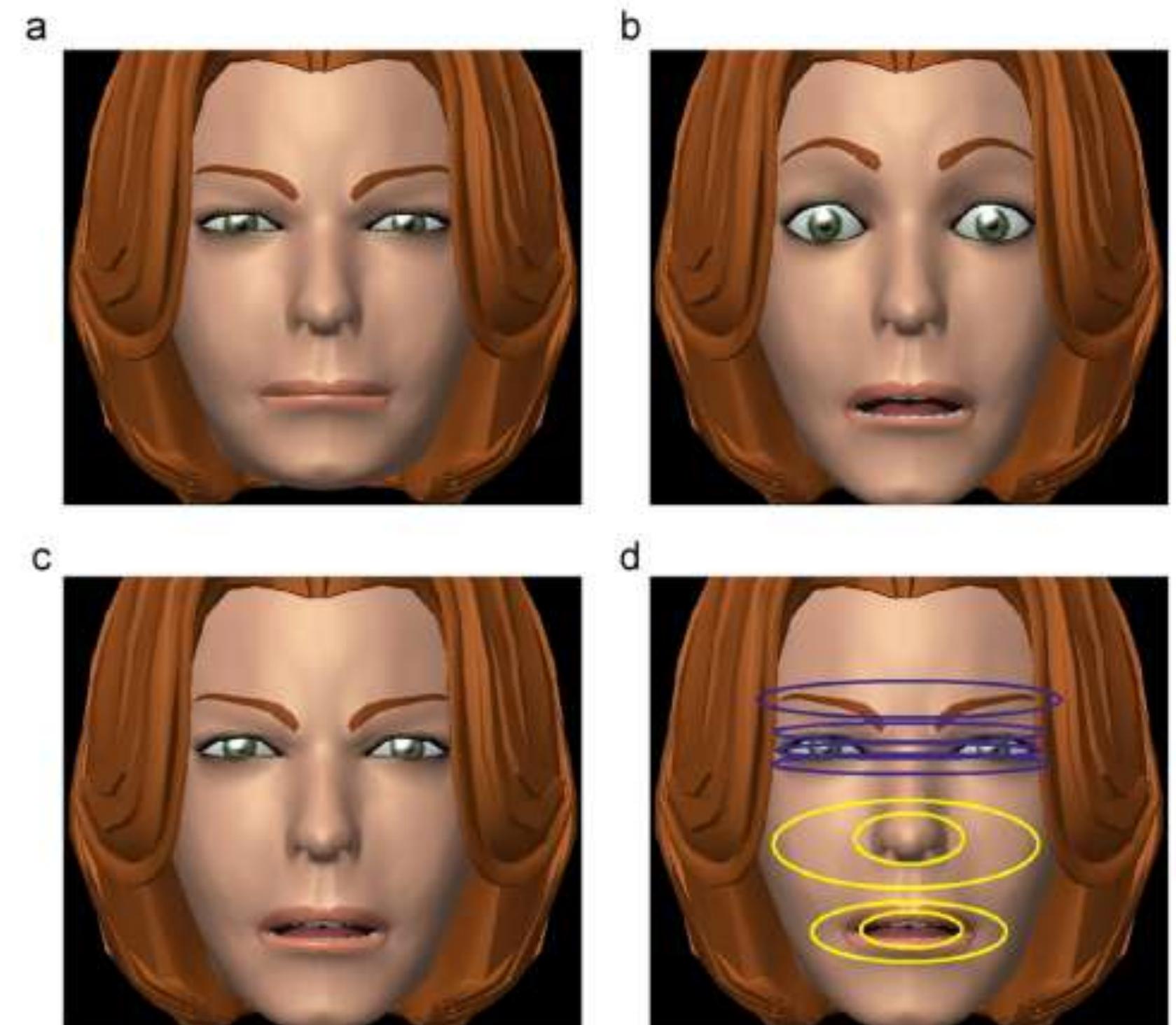
- Simple displays: спонтанные выражения эмоций, которые можно описать одним словом-лейблом (напр., гнев или презрение).
- Complex displays: комбинации нескольких простых выражений (например, суперпозиция двух выражений) или сознательно модифицированное выражение (подавление или маскирование).

# 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).

# Superposition

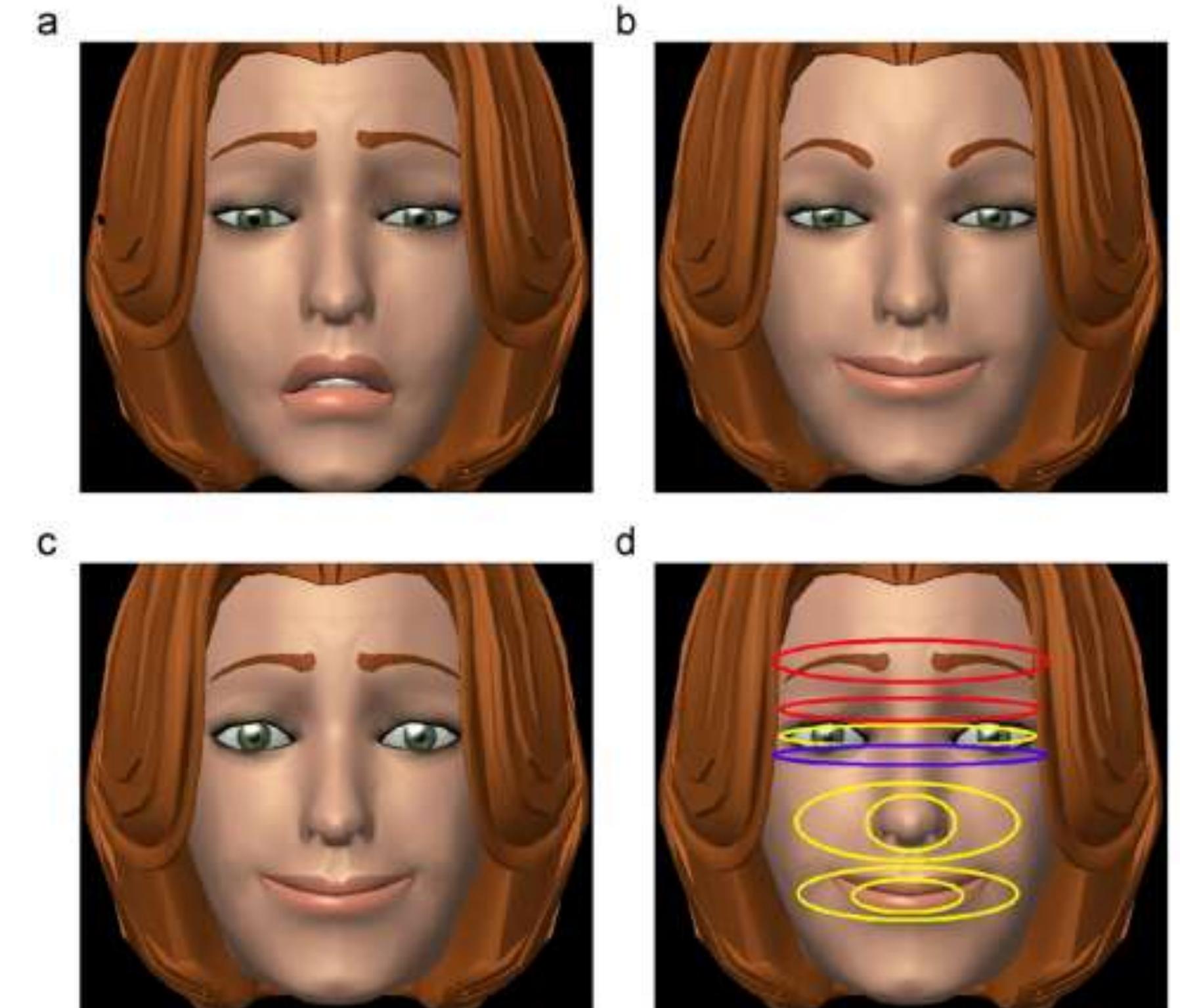
- Суперпозиция возникает, когда две эмоции ощущаются в одно и то же время.
- Результирующее лицевое выражение – выражение обеих эмоций.
- Суперпозиция обычно проявляется как комбинация нижней части лица одной эмоции и верхней части – другой эмоции.



Anger + Fear

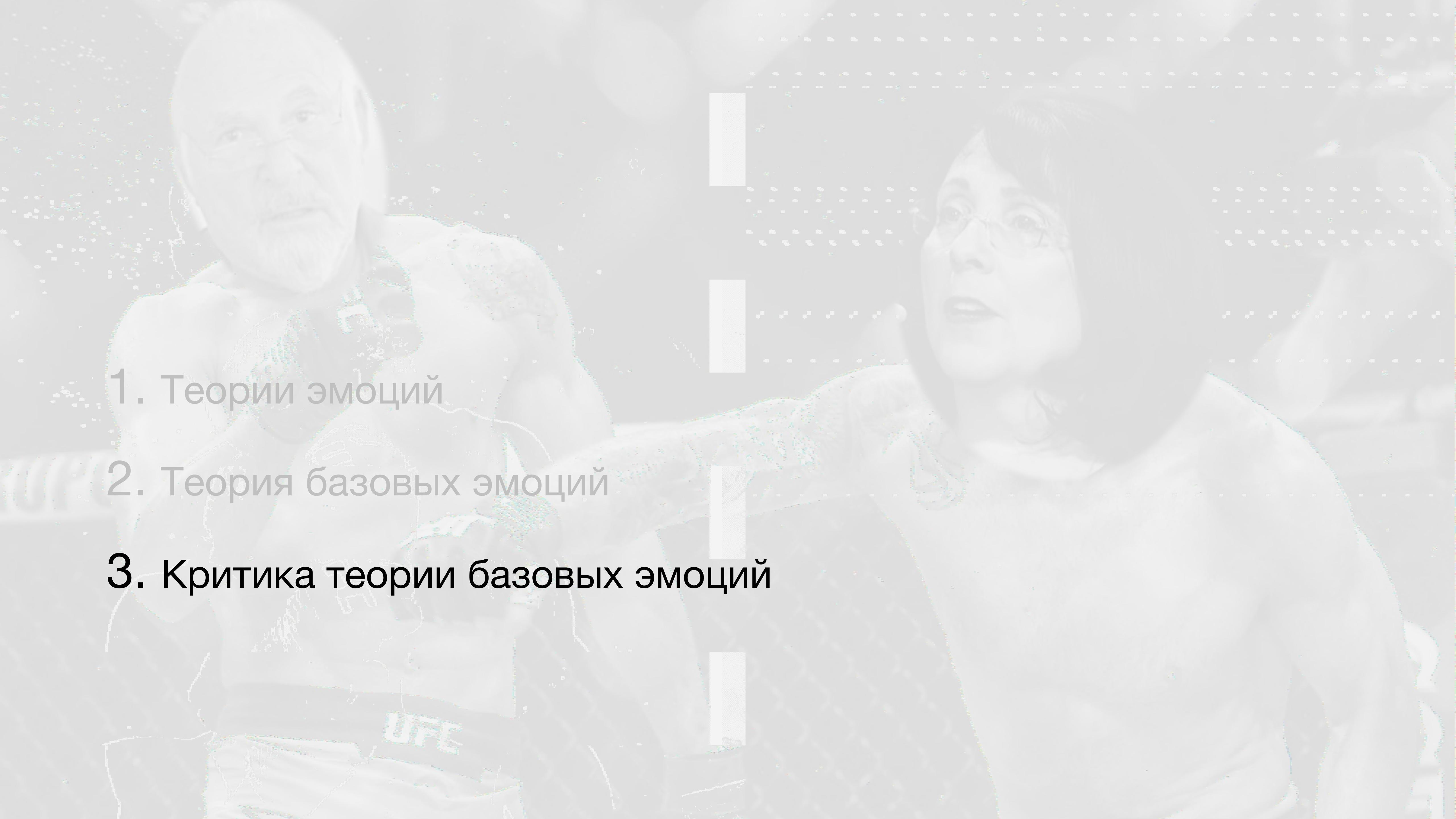
# Masking

- Маскировка возникает, когда ощущаемая эмоция не должна быть продемонстрирована по каким-либо причинам;
- Вместо нее демонстрируется другое эмоциональное выражение.
- Ощущаемая эмоция «протекает» через маскированную согласно inhibition hypothesis.
- Верхние части лица сложнее контролировать.

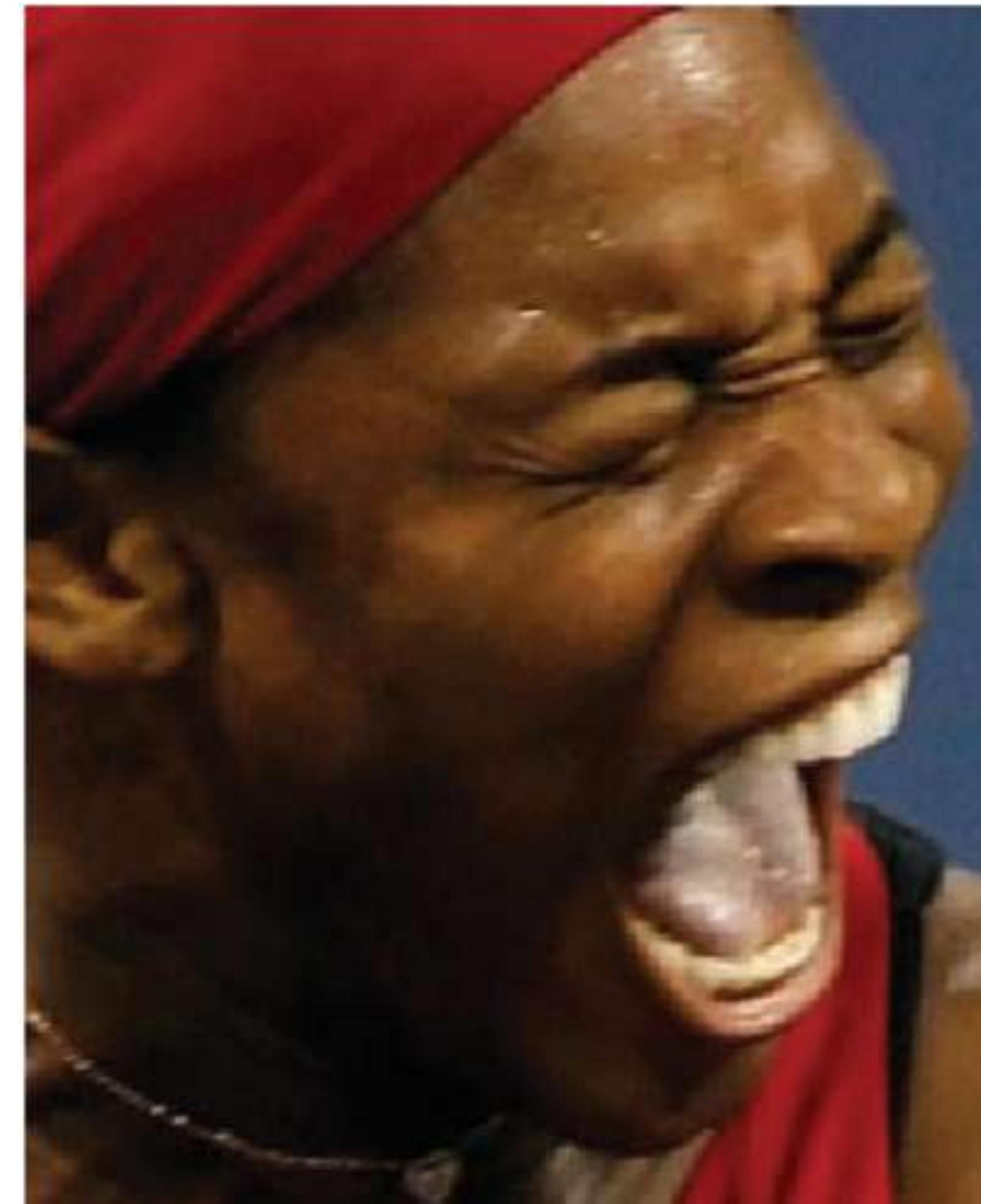


**Disappointment masked by happiness**



- 
1. Теории эмоций
  2. Теория базовых эмоций
  3. Критика теории базовых эмоций

**This woman  
is in pain**



**Or not?**

**Serena Williams has  
won the US Open  
championship**



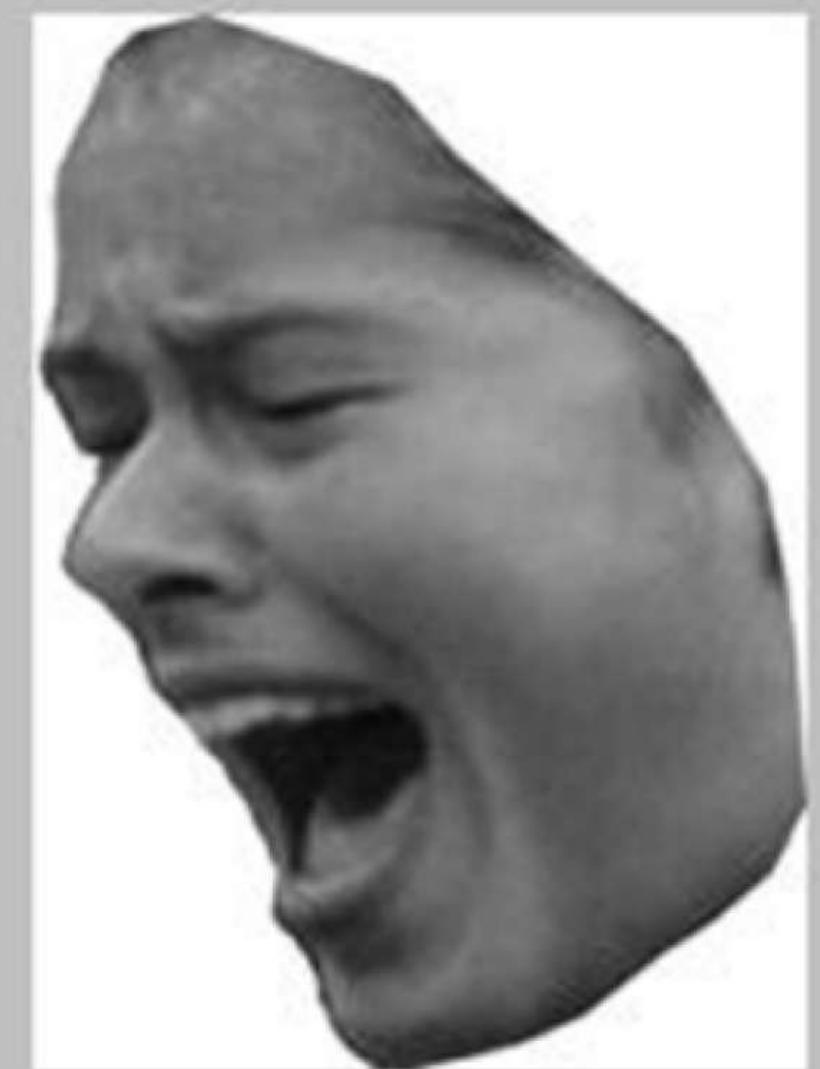
1



2



3



**WIN OR LOSE?**

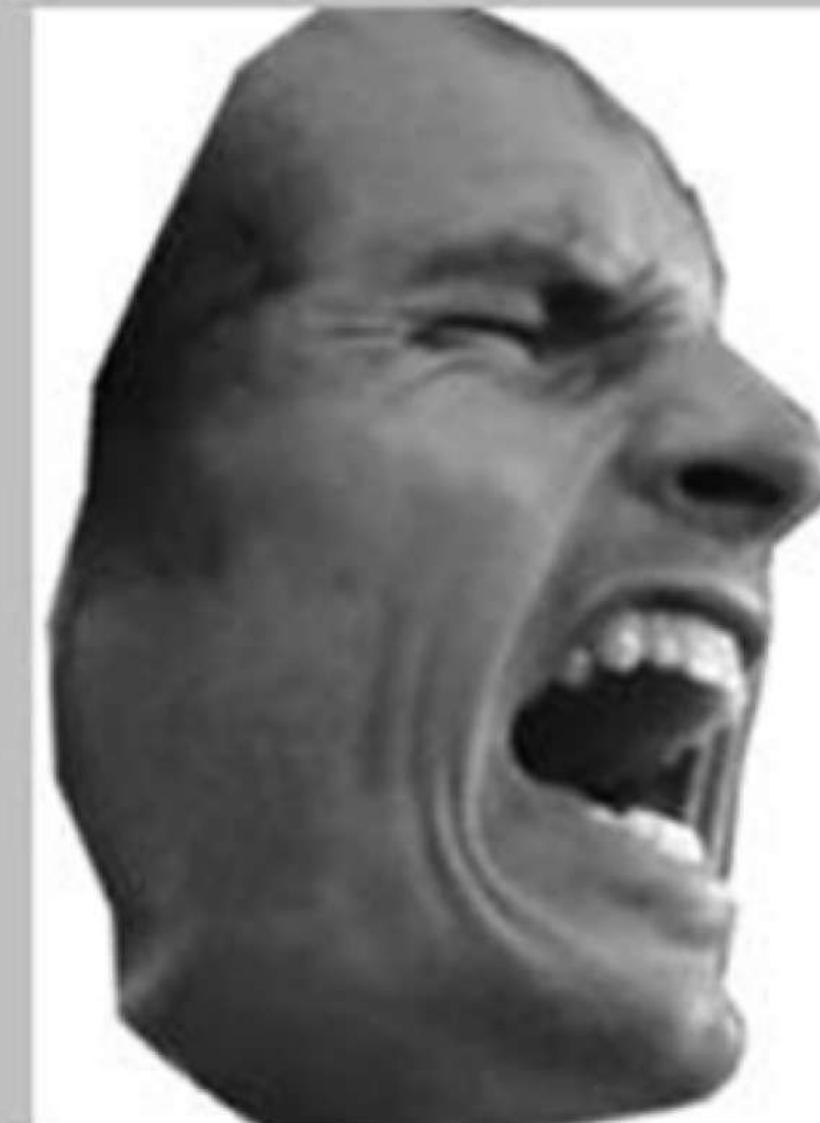
4



5



6



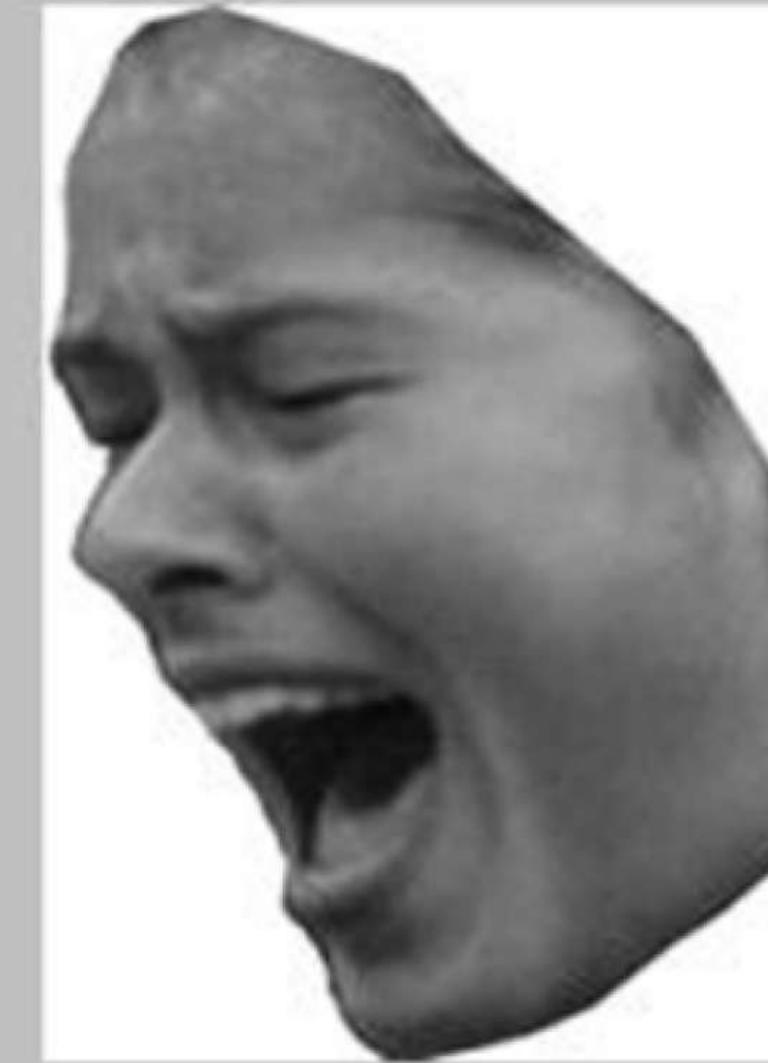
**LOSE**



**WIN**



**WIN**



**WIN OR LOSE?**

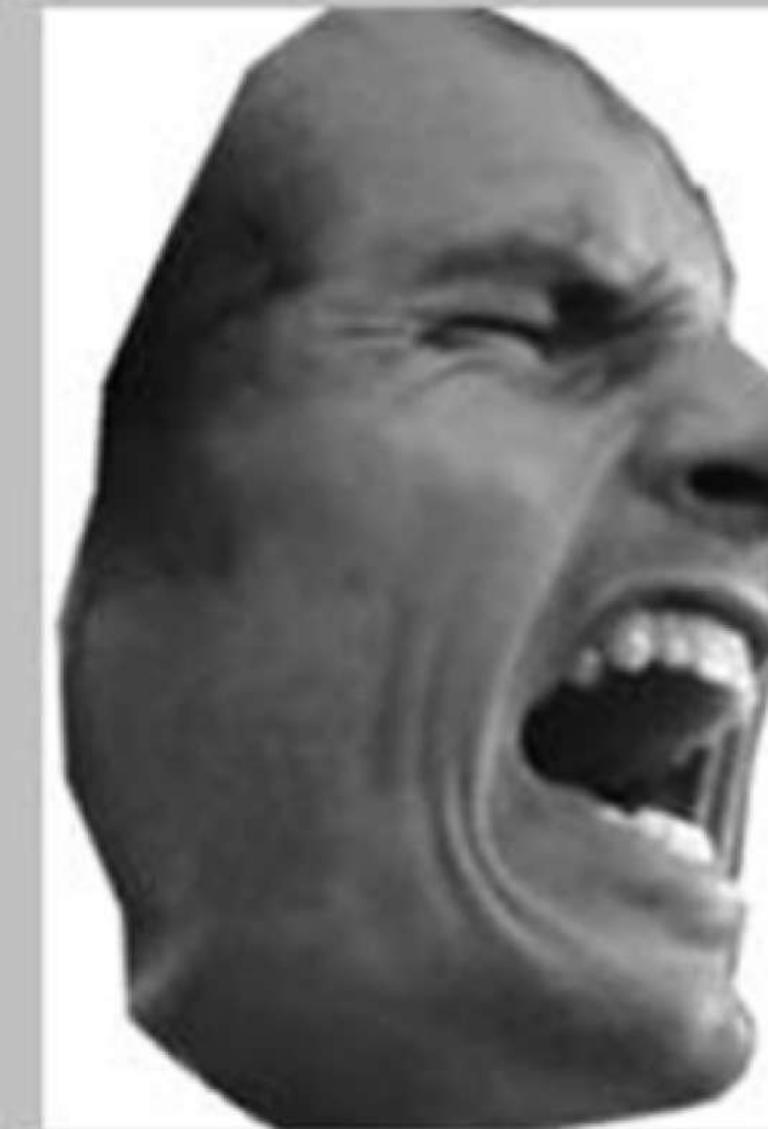
**LOSE**



**WIN**



**LOSE**



**WIN OR LOSE?**

1



2



**WIN OR LOSE?**

**LOSE**

**WIN**





**«страх»**



**«отвращение»**



**«злость»**

# "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

# 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). **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:

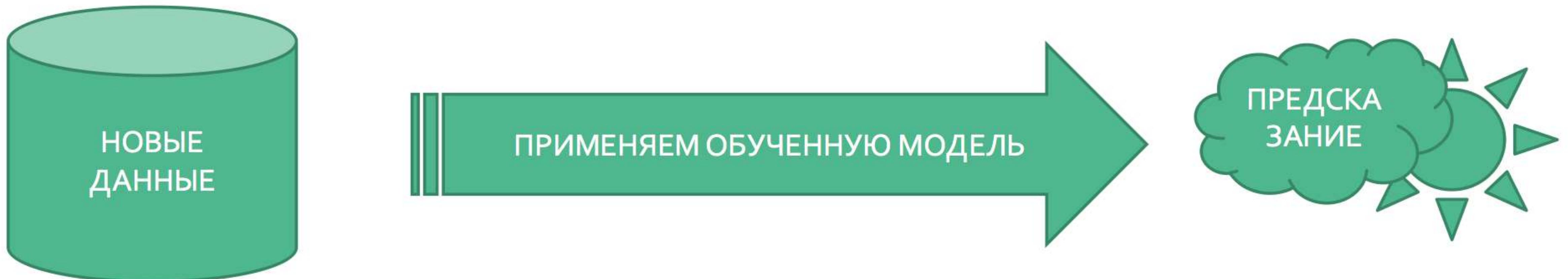
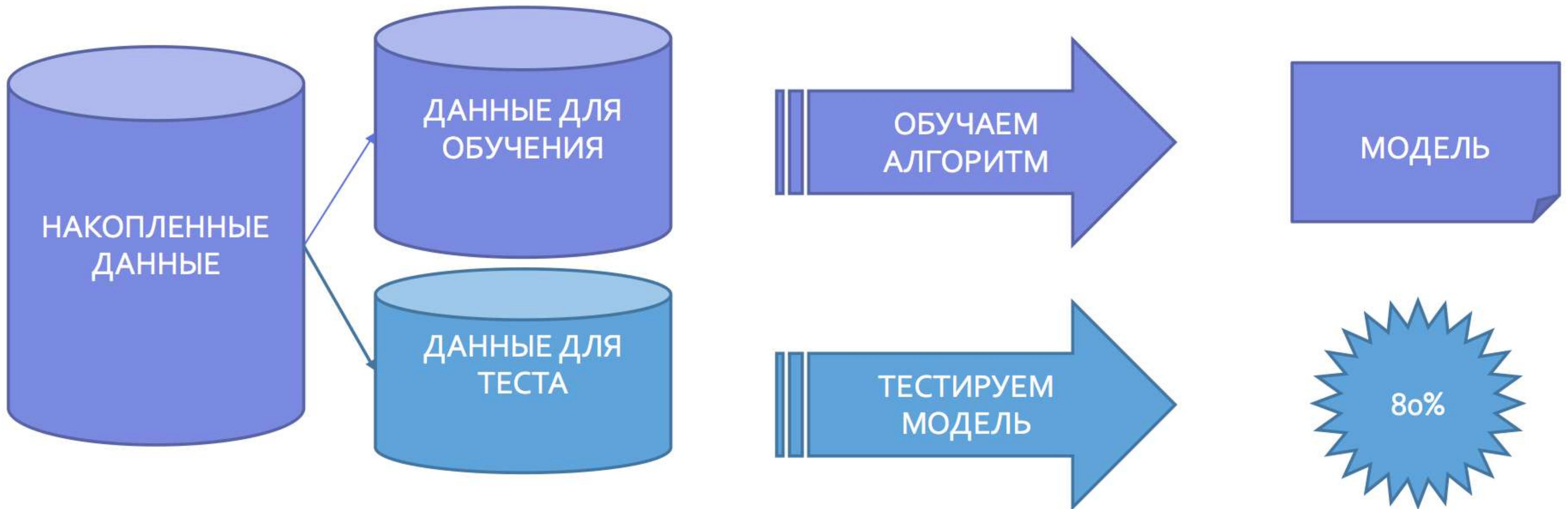
2 будут смотреть видео

2 записывать их на телефон

# Практика

<http://bit.ly/3mbSW2B>

1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
3. Критика теории базовых эмоций
4. Искусственные нейронные сети



# Искусственные нейронные сети

- Искусственные нейросети – это **одновременно** наиболее **старая** (1950-е) и наиболее **новая** (1990-е) область искусственного интеллекта.

# Искусственные нейронные сети

- Зачем нужны нейросети? Почему не использовать простые алгоритмы?

# Искусственные нейронные сети

- Зачем нужны нейросети? Почему не использовать простые алгоритмы?
- Простые алгоритмы хорошо работают только в случае, если мы очень хорошо выбрали (извлекли) признаки из данных.
- Нейросети – мощный инструмент, умеют находить сложные (нелинейные) закономерности в данных.

# Признаки – что это такое?

- Это всевозможные характеристики объектов выборки, которые мы можем **извлечь** из данных
- Есть отдельное направление – извлечение хороших признаков из данных (*feature engineering*)

# Признаки

- Например, у нас есть выборка движений руки.
- Хотим классифицировать жесты глухонемых.
- Датасет:

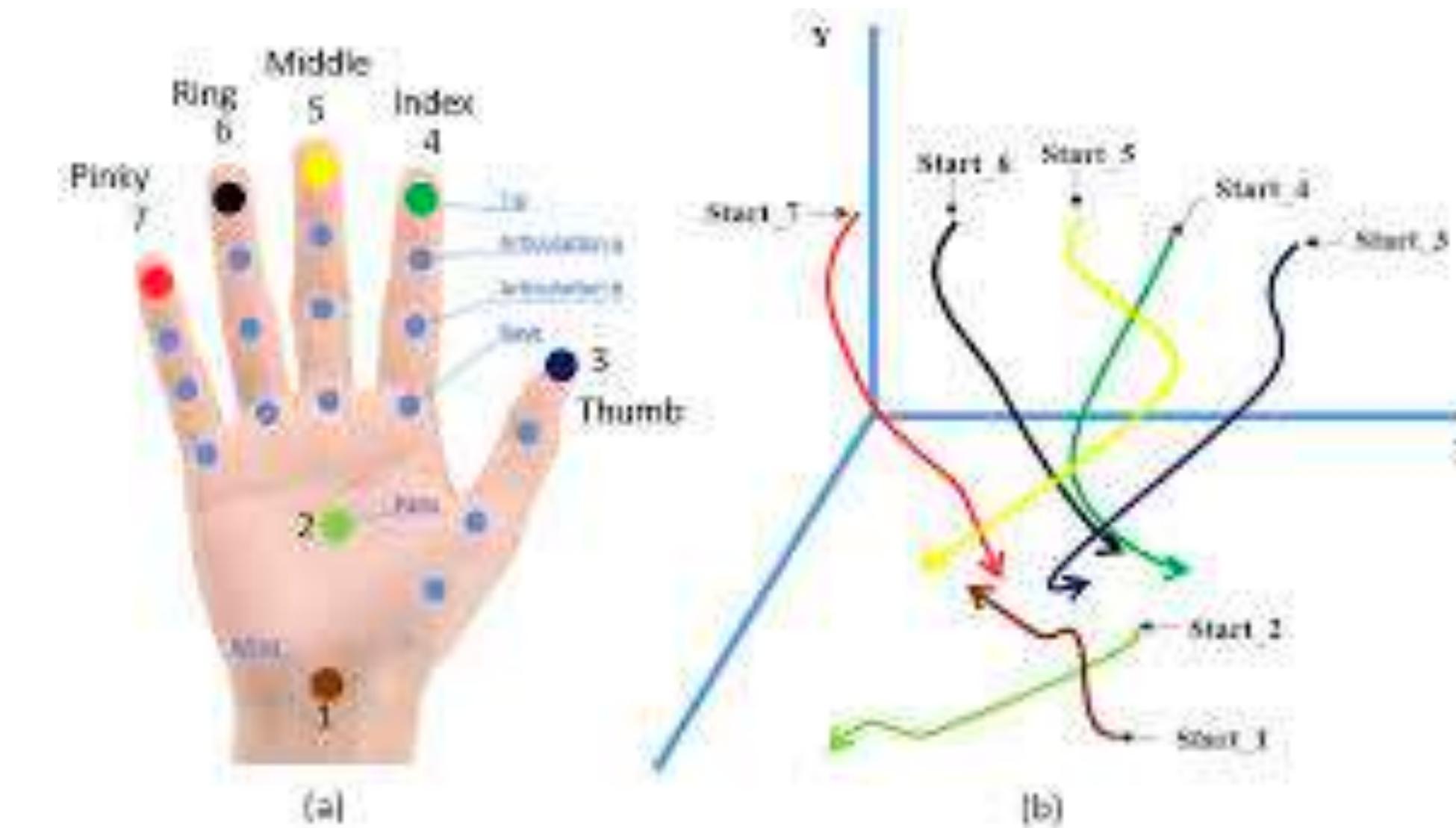
Движения каждого пальца в каждый момент времени (признаки);

Жест (лейбл).



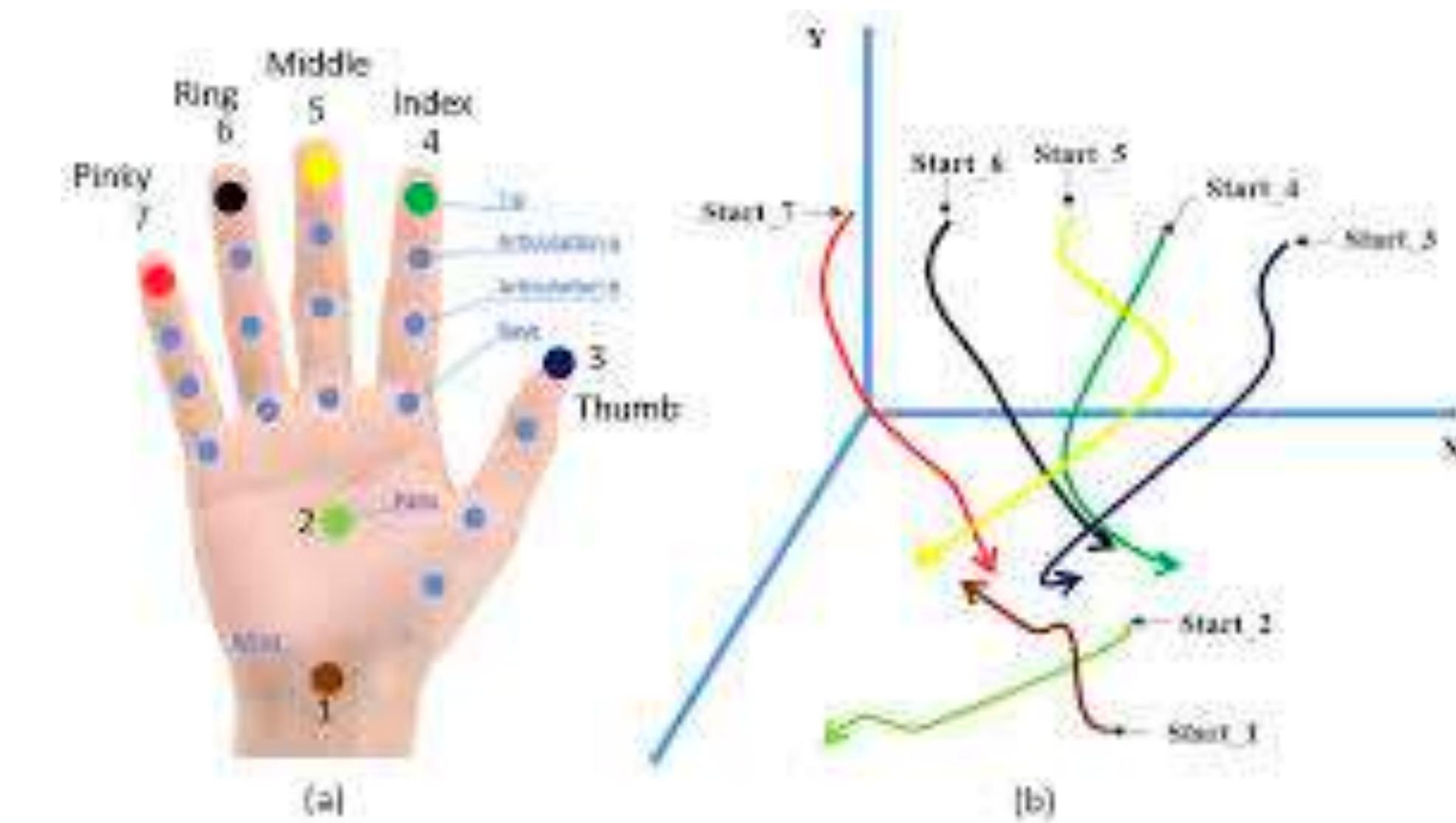
# Признаки

- Какие можем извлечь признаки?

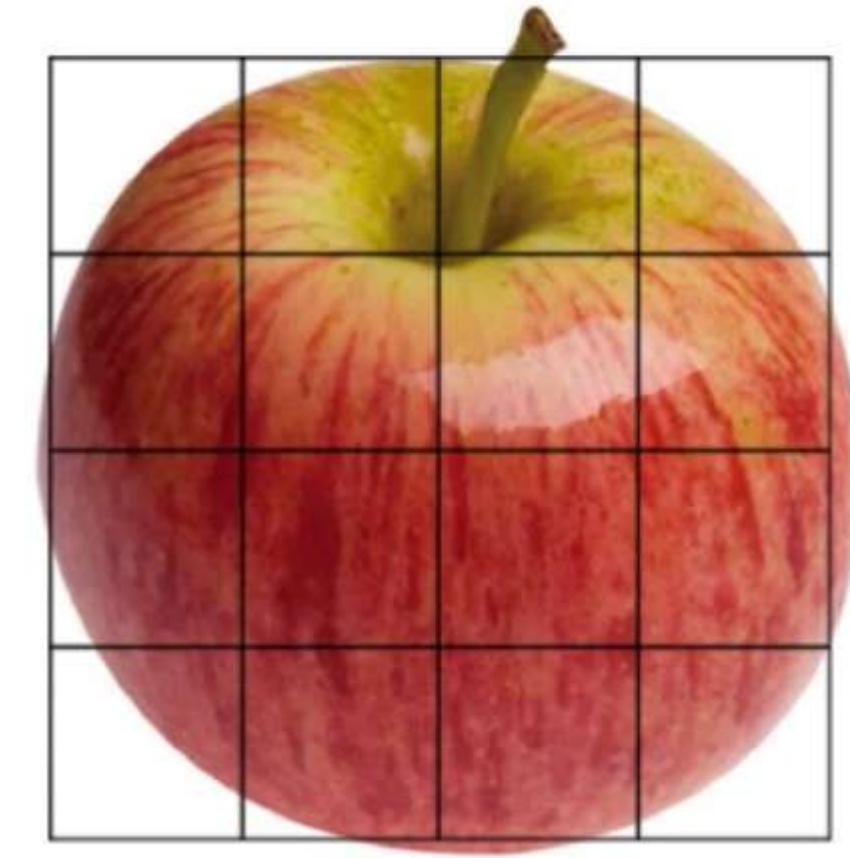
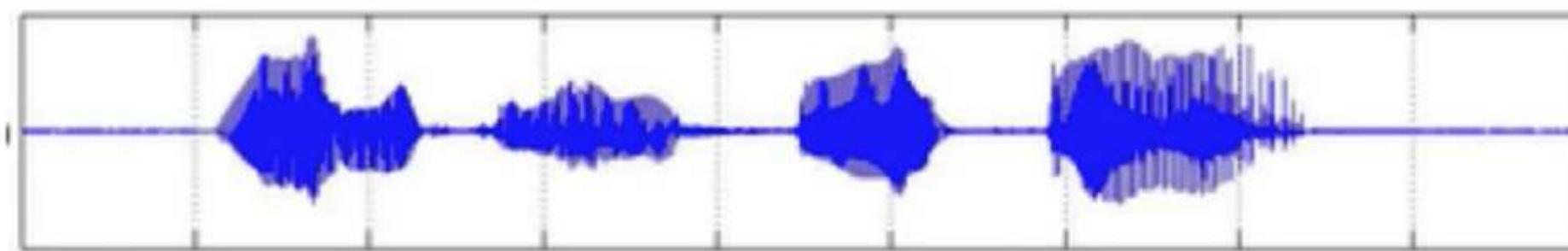


# Признаки

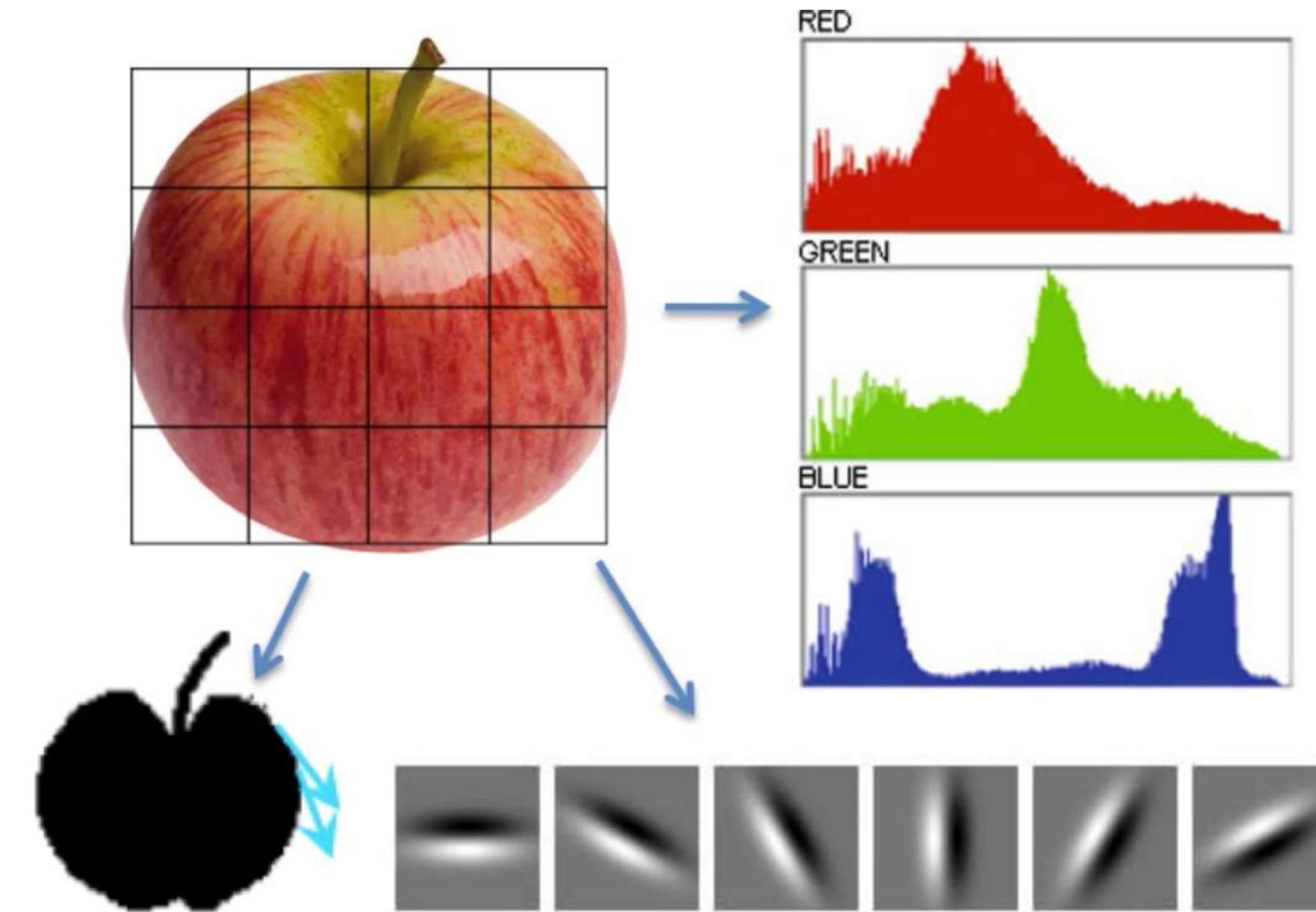
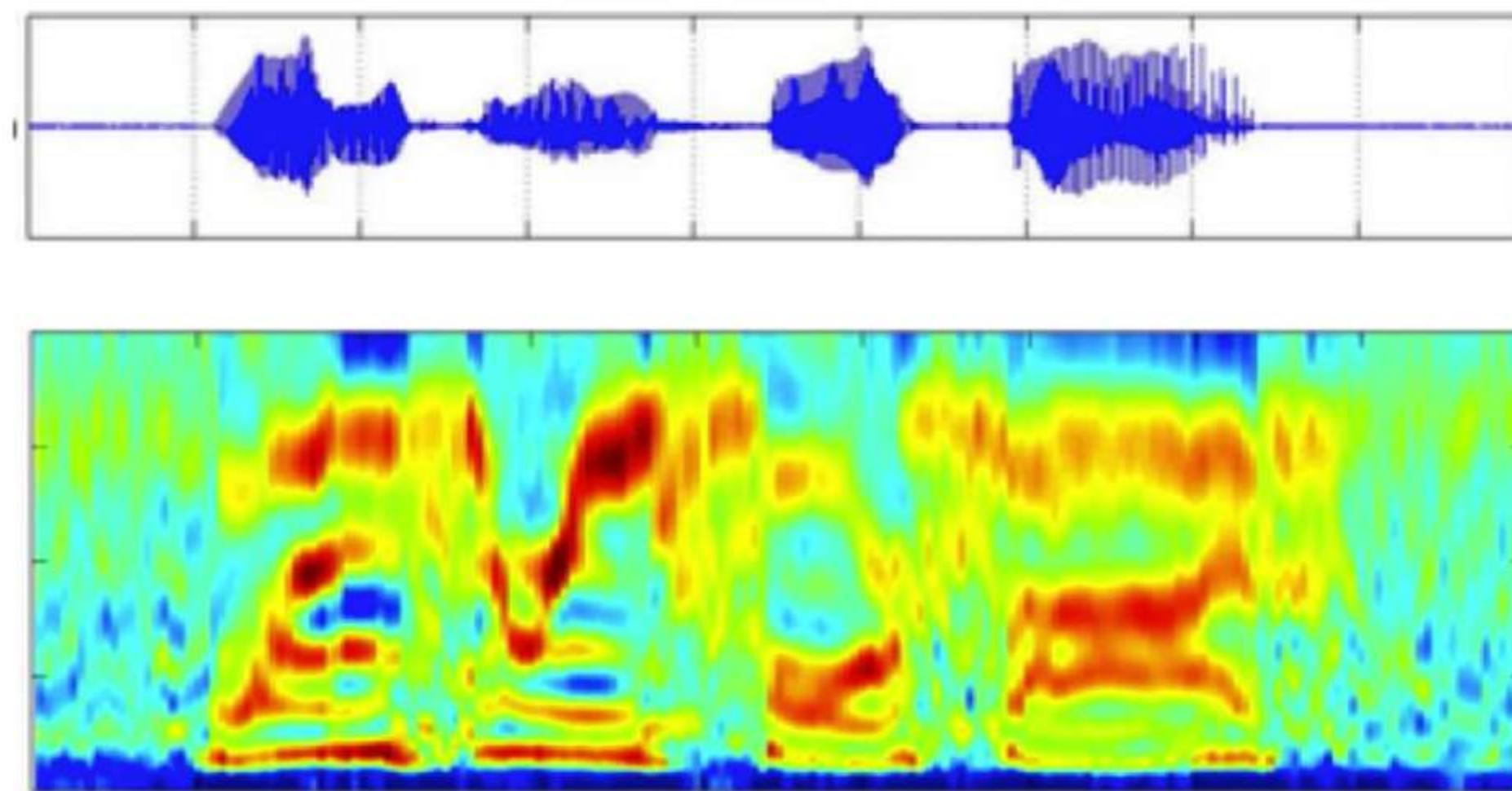
- Какие можем извлечь признаки?
- Скорость движения пальцев
- Расстояние, пройденное пальцами
- Ускорение
- Гладкость движений
- Траектории движений
- Повороты и вращения
- И т.д.



# Признаки

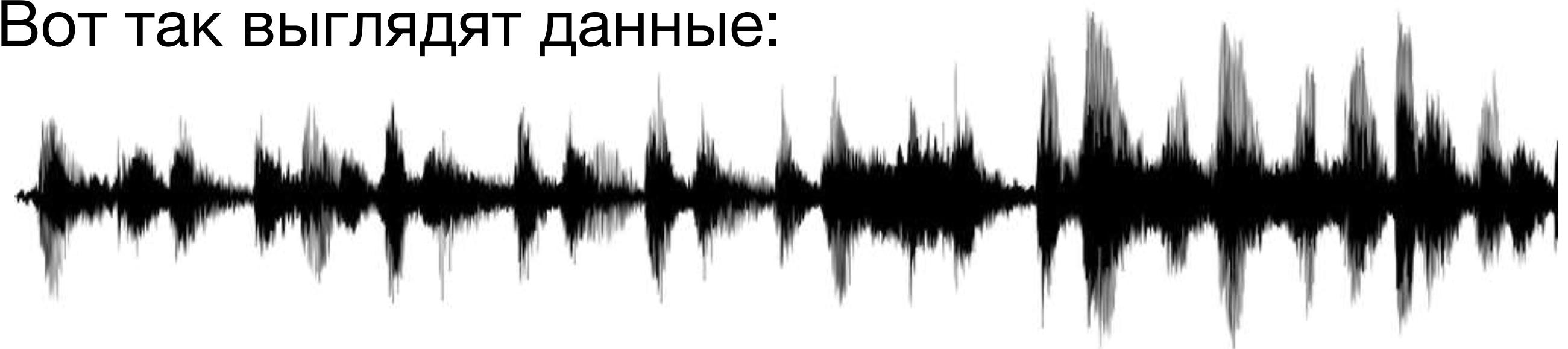


# Признаки

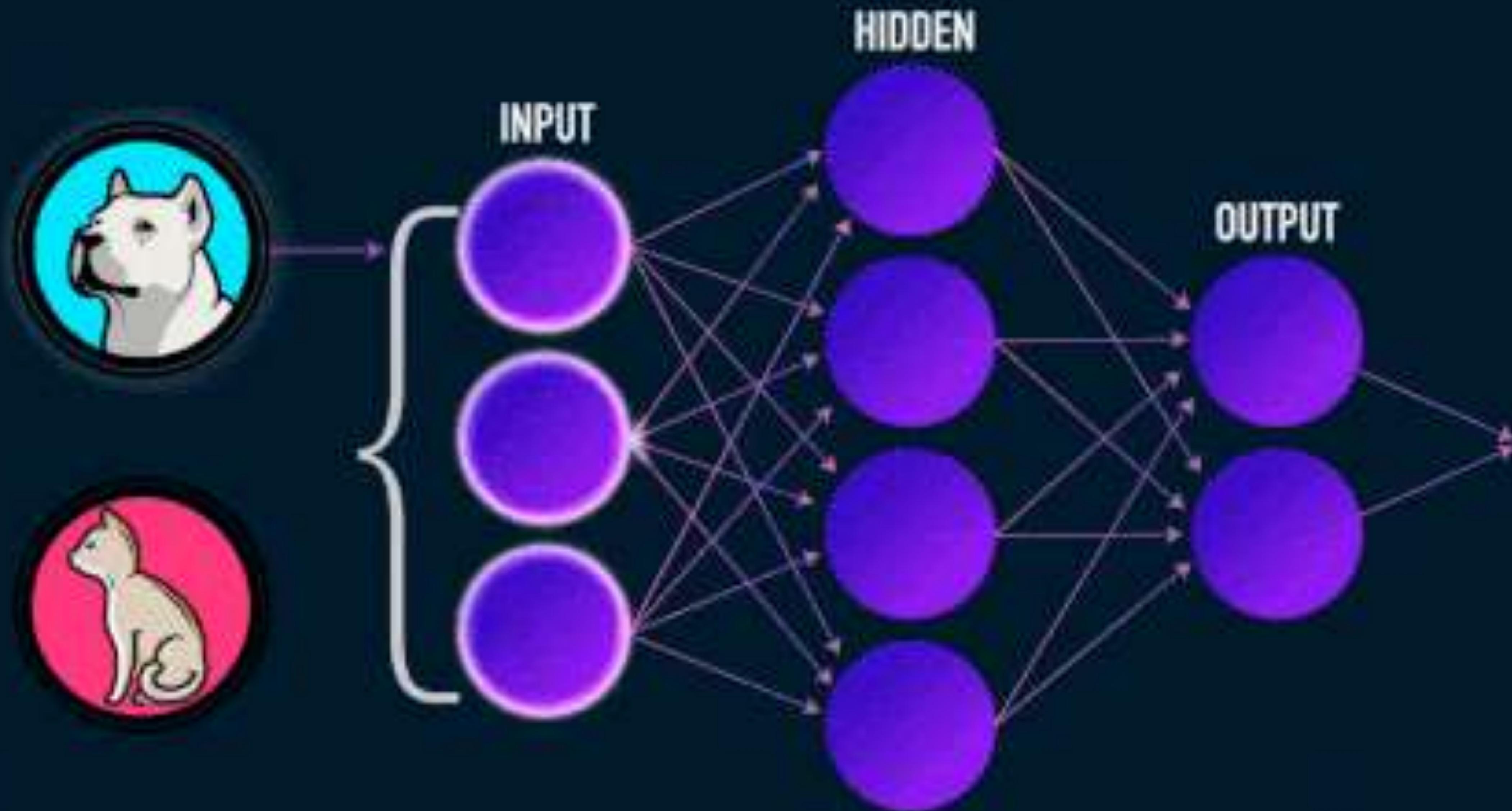


# Нейросети

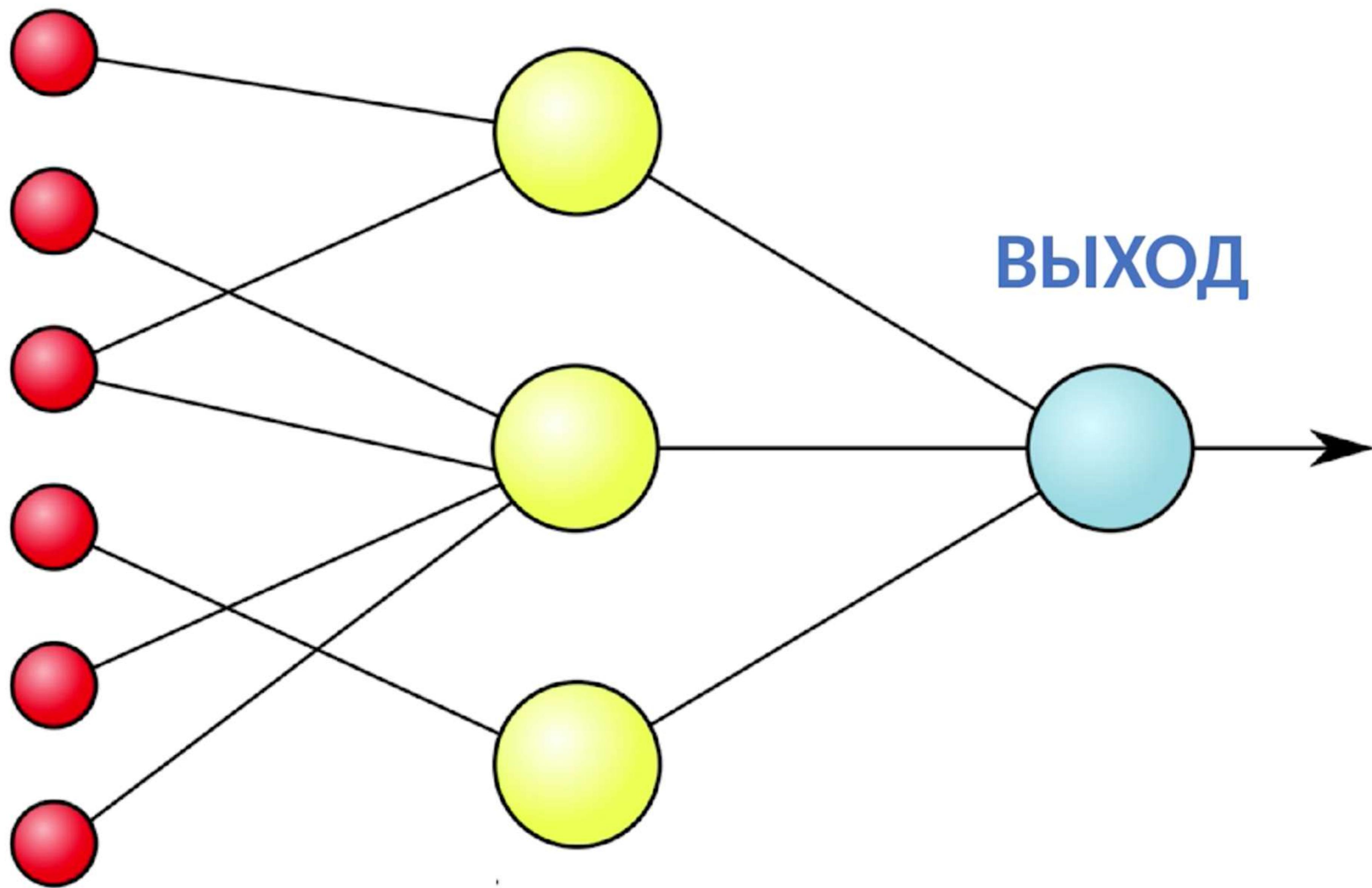
- Пример: у нас есть звук (хотим по звуку классифицировать жанры музыки – рок, поп, классика).
- Вот так выглядят данные:



- Если их просто засунуть в классификатор, он ничего не выучит. Слишком сложно.
- Другой пример: картинка (хотим классифицировать фрукты – яблоки, бананы). Если просто засунем картинку (пиксели) в классификатор, он ничему не выучится. Нужно извлекать признаки.
- Можем ли создать алгоритм, который сам научится извлекать признаки? Да, так умеют нейросети.

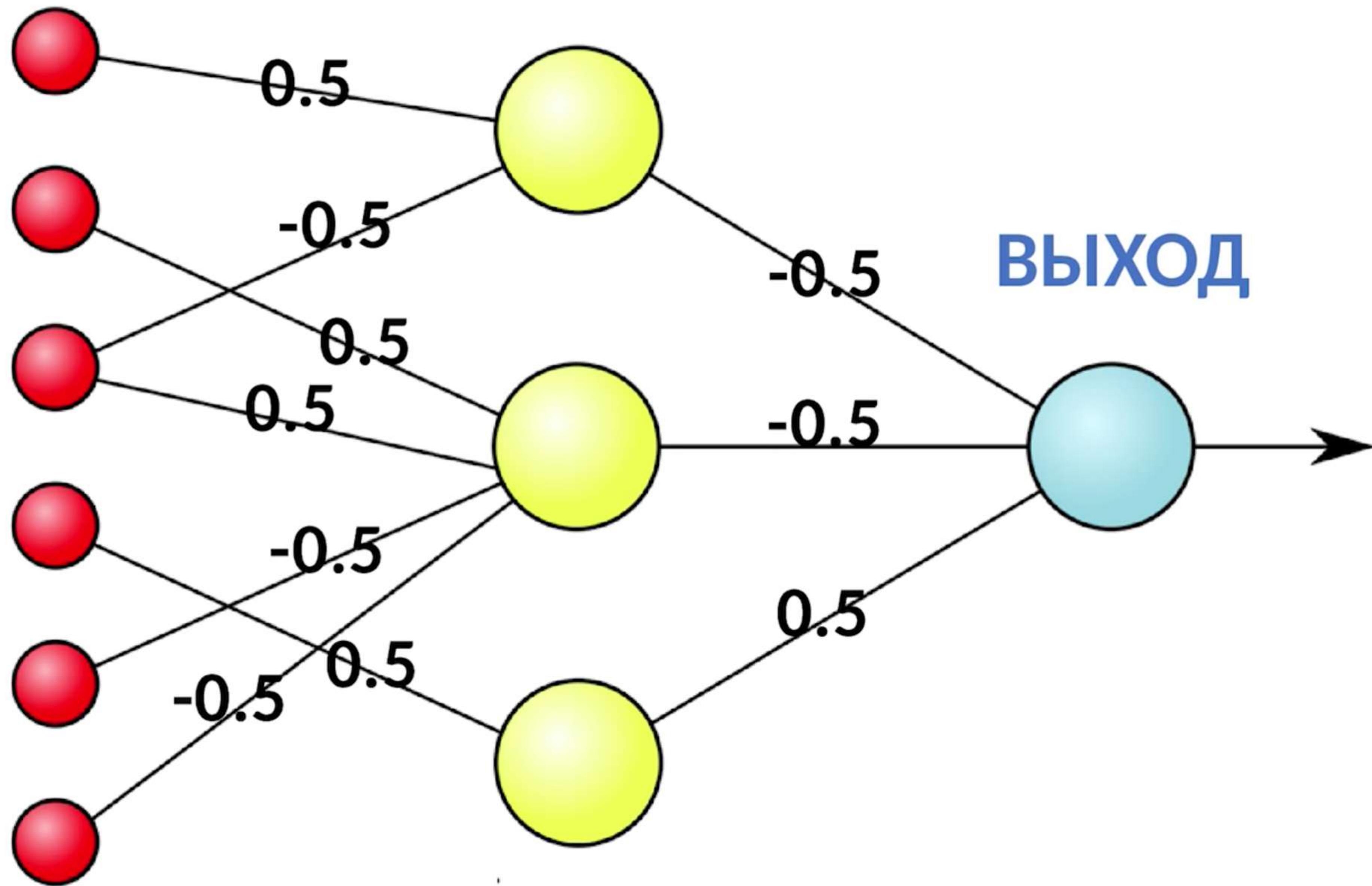


**ВХОД**

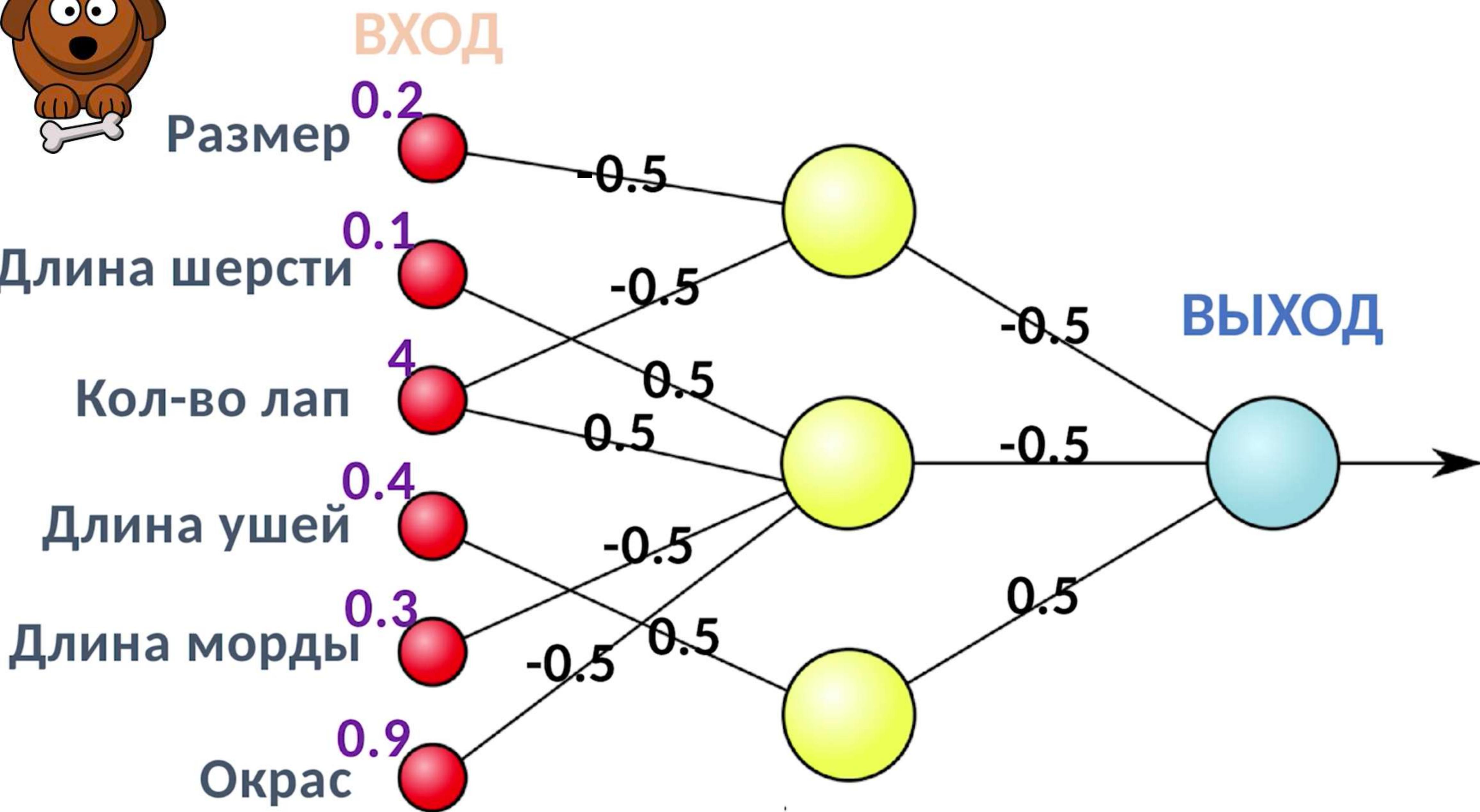


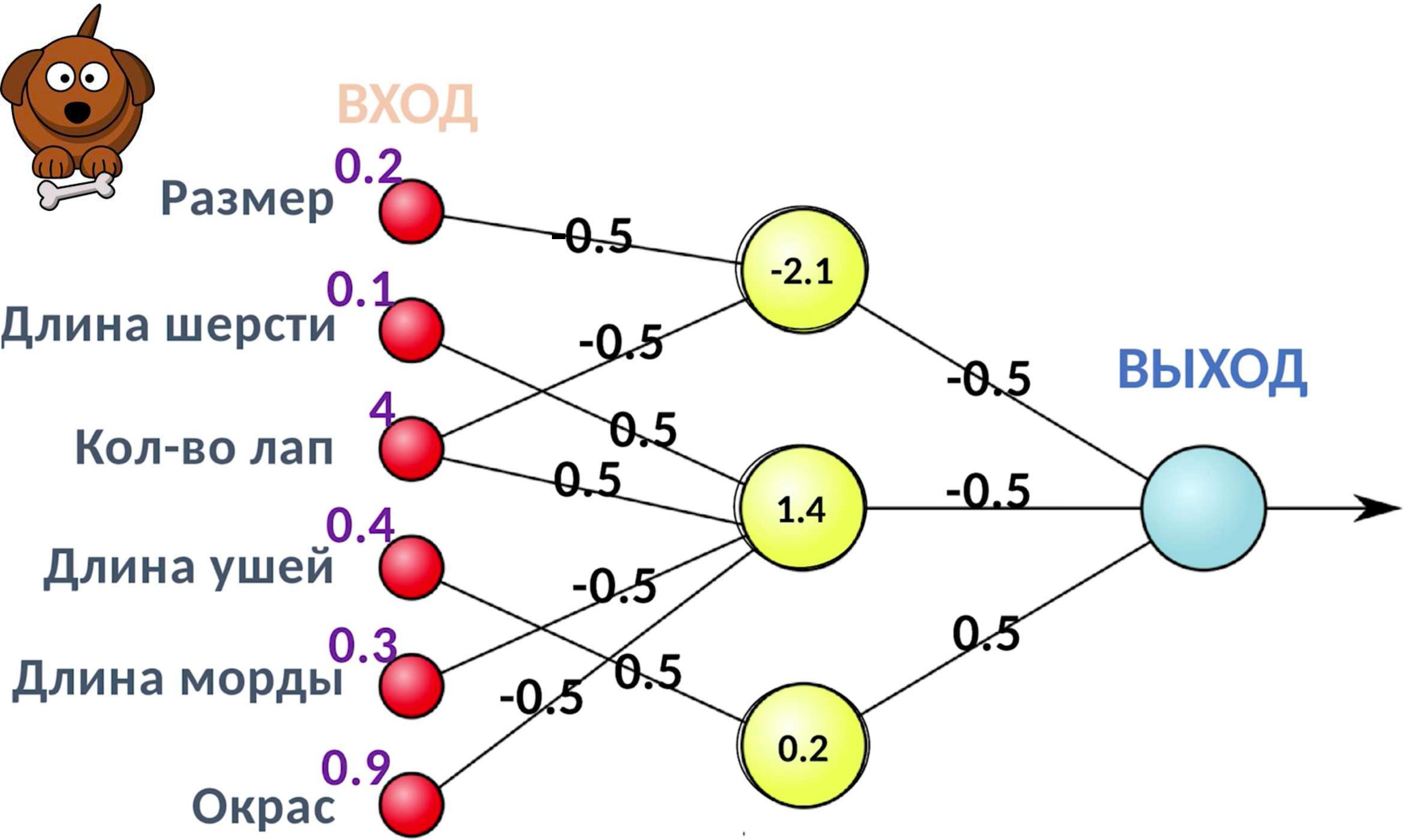
**ВЫХОД**

**ВХОД**



**ВЫХОД**







 Размер

## Длина шерсти

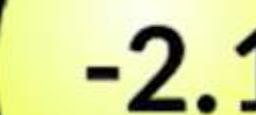
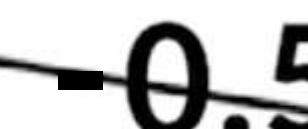
ВЫХОД

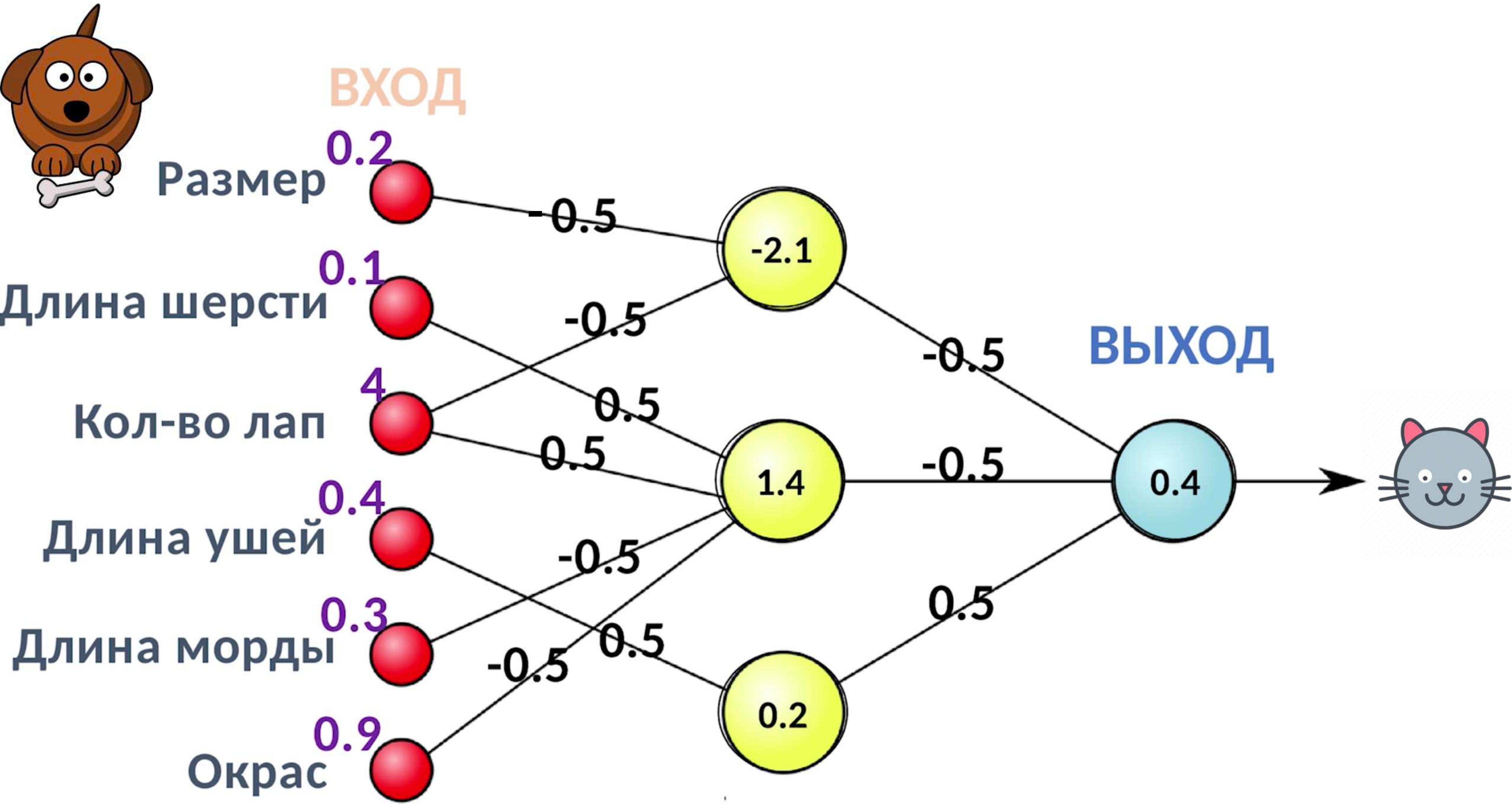
### Кол-во лаг

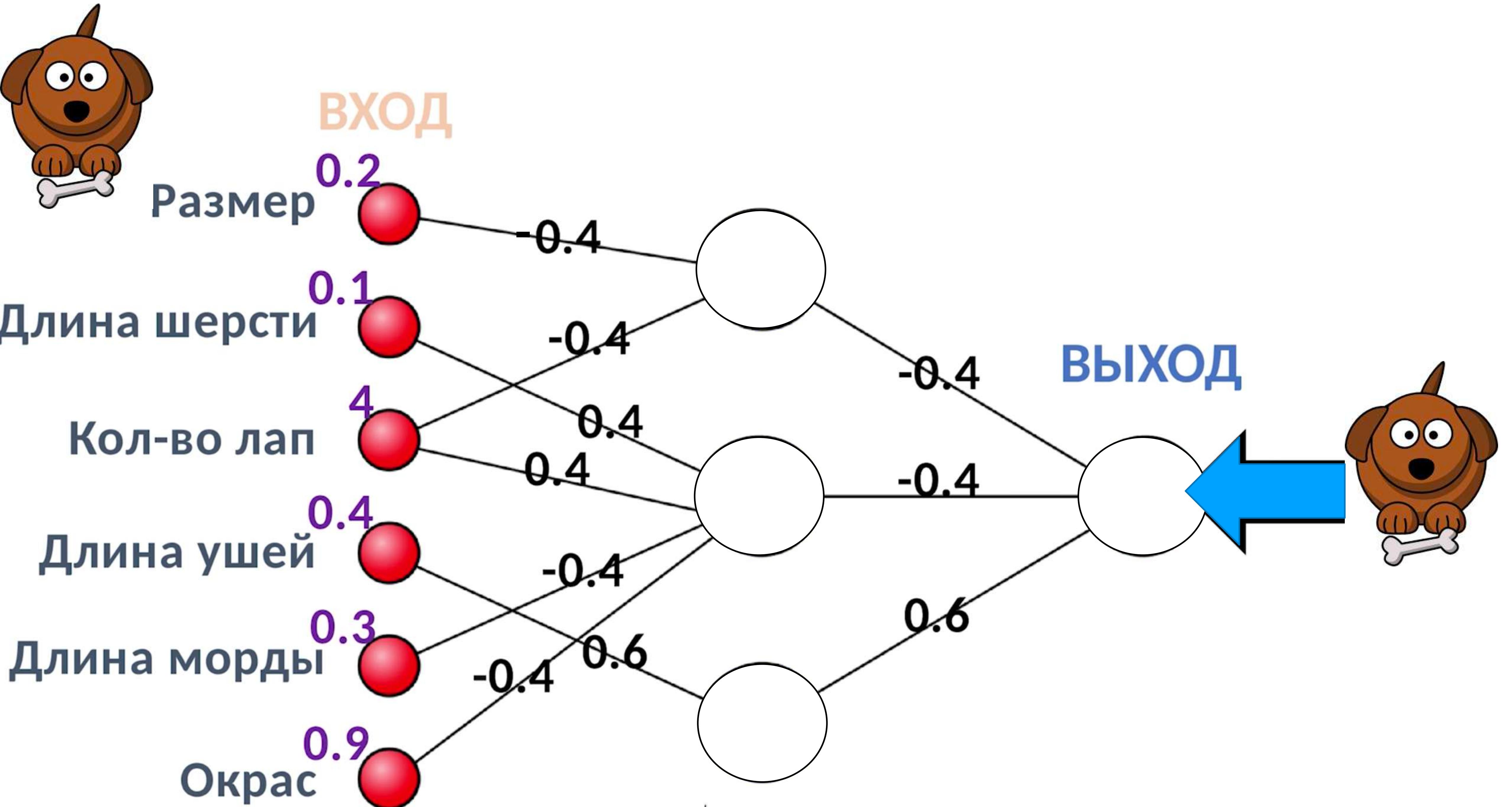
## Длина ушей

## Длина морды

## Окна







# Какие бывают нейронные сети?

- Сверточные нейронные сети
- Рекуррентные нейронные сети
- Пораждающие состязательные сети
- Нейронные сети в обучении с подкреплением
- Нейронные сети с вниманием
- Нейронные сети с памятью

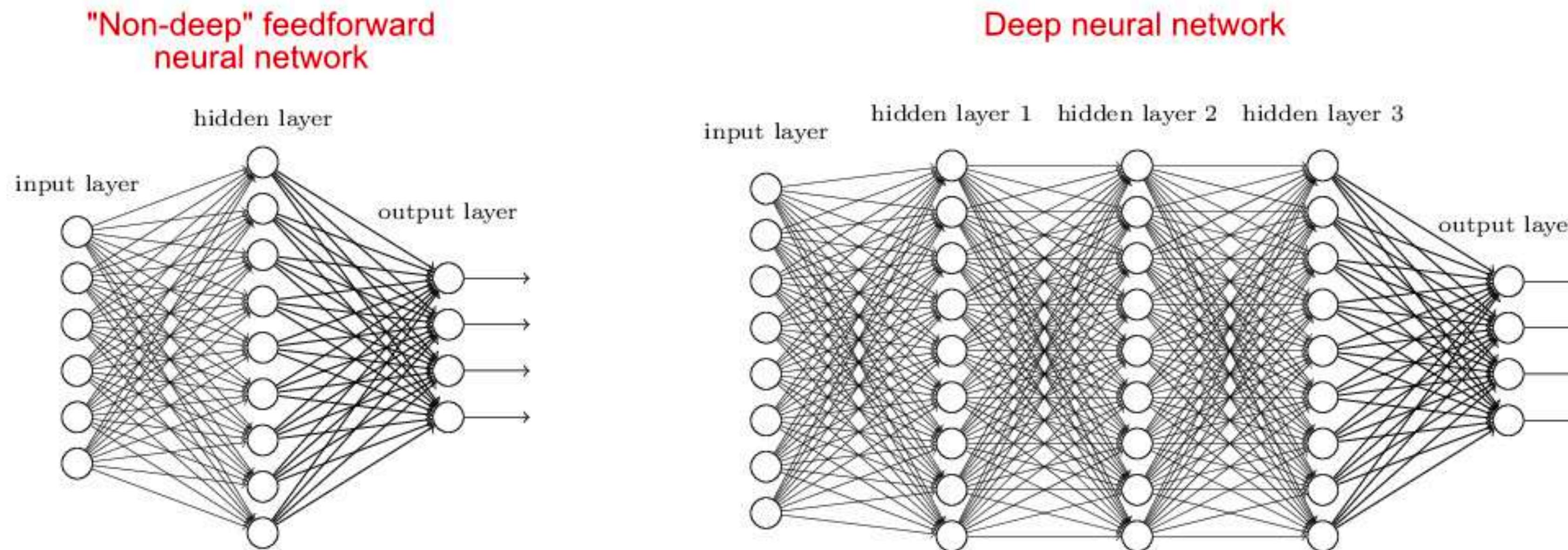
# Нейросети и глубокое обучение: прорывы

- В распознавании речи (2010-е гг) – Microsoft, Google, IBM
- В распознавании изображений (сверточные сети) – распознавание символов, видео с камер слежения (2010-е гг), лиц (2014 г – Facebook).
- В обучении с подкреплением (Alpha Go) (2016 г), в робототехнике, в беспилотных автомобилях – Tesla, Google, Яндекс

1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
3. Критика теории базовых эмоций
4. Искусственные нейронные сети
5. Глубокое обучение

# Глубокое обучение

- Глубокое обучение – это обучение при помощи **глубоких нейронных сетей**. Глубокие нейросети имеют большое количество скрытых слоев.



# Глубокое обучение

- **Универсальная теорема аппроксимации:** искусственная нейронная сеть с одним скрытым слоем может аппроксимировать любую непрерывную функцию многих переменных с любой точностью. Зачем же тогда нужны глубокие нейронные сети?
- Оказалось, что глубокие нейронные сети могут делать это **быстрее и эффективнее.**
- Глубокие нейронные сети применяются во многих областях: компьютерном зрении, обработке естественного языка, разработке роботов и беспилотных автомобилей.

# Практика

[bit.ly/3md8rap](https://bit.ly/3md8rap)

<https://colab.research.google.com/drive/1QIIHWt36CEC7Twb75xk6O0HjF3K4izZ?usp=sharing>

# Практика

[bit.ly/3bP0J1z](https://bit.ly/3bP0J1z)

1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
3. Критика теории базовых эмоций
4. Искусственные нейронные сети
5. Глубокое обучение
6. Компьютерное зрение

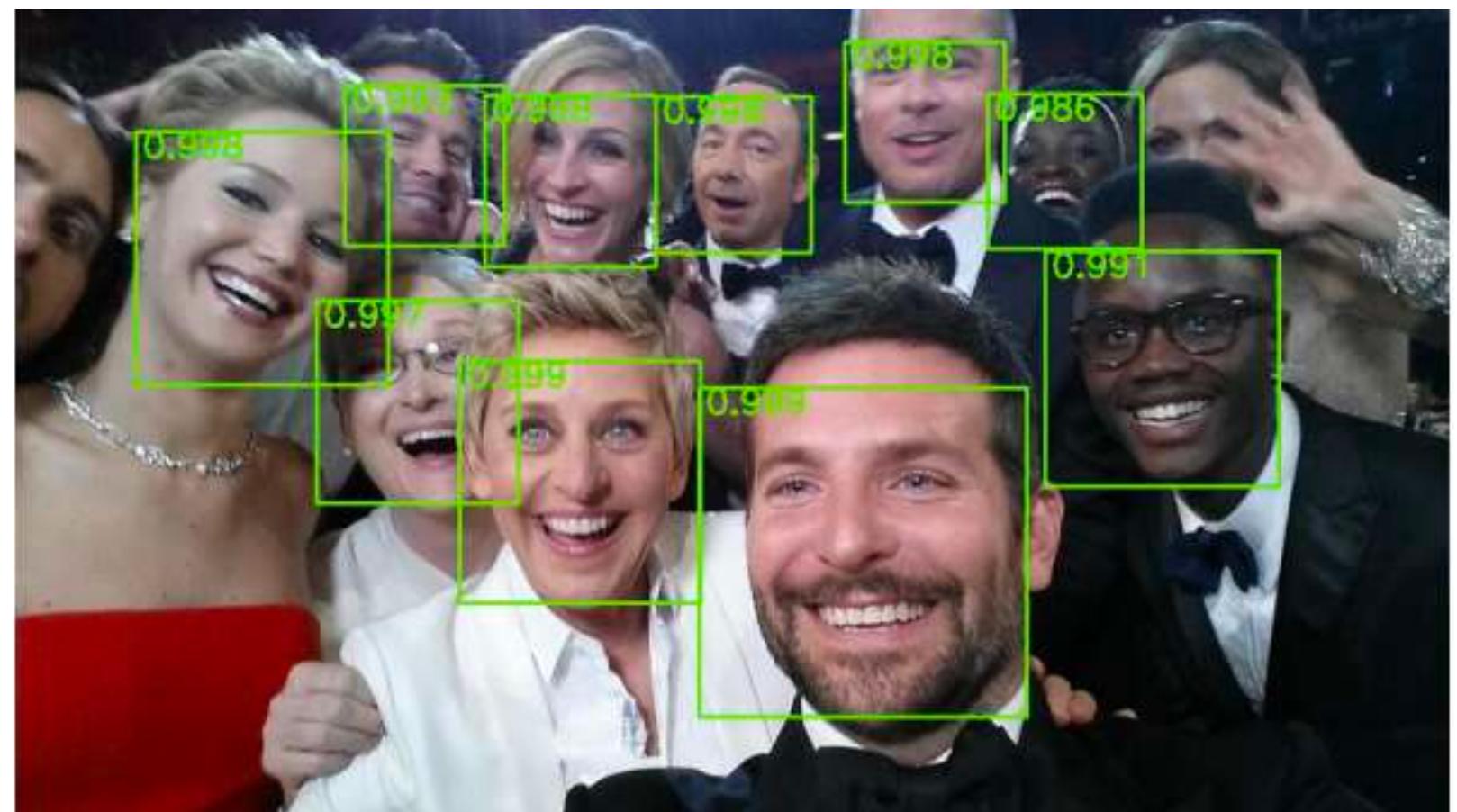
# Компьютерное зрение (computer vision)

- Компьютерное зрение – это такая дисциплина (раздел искусственного интеллекта), которая занимается извлечением информации из изображений.
- Изображения могут быть разного типа. Это могут быть фотографии, видео, наборы фотографий или медицинский снимок из магнитно-резонансного томографа.

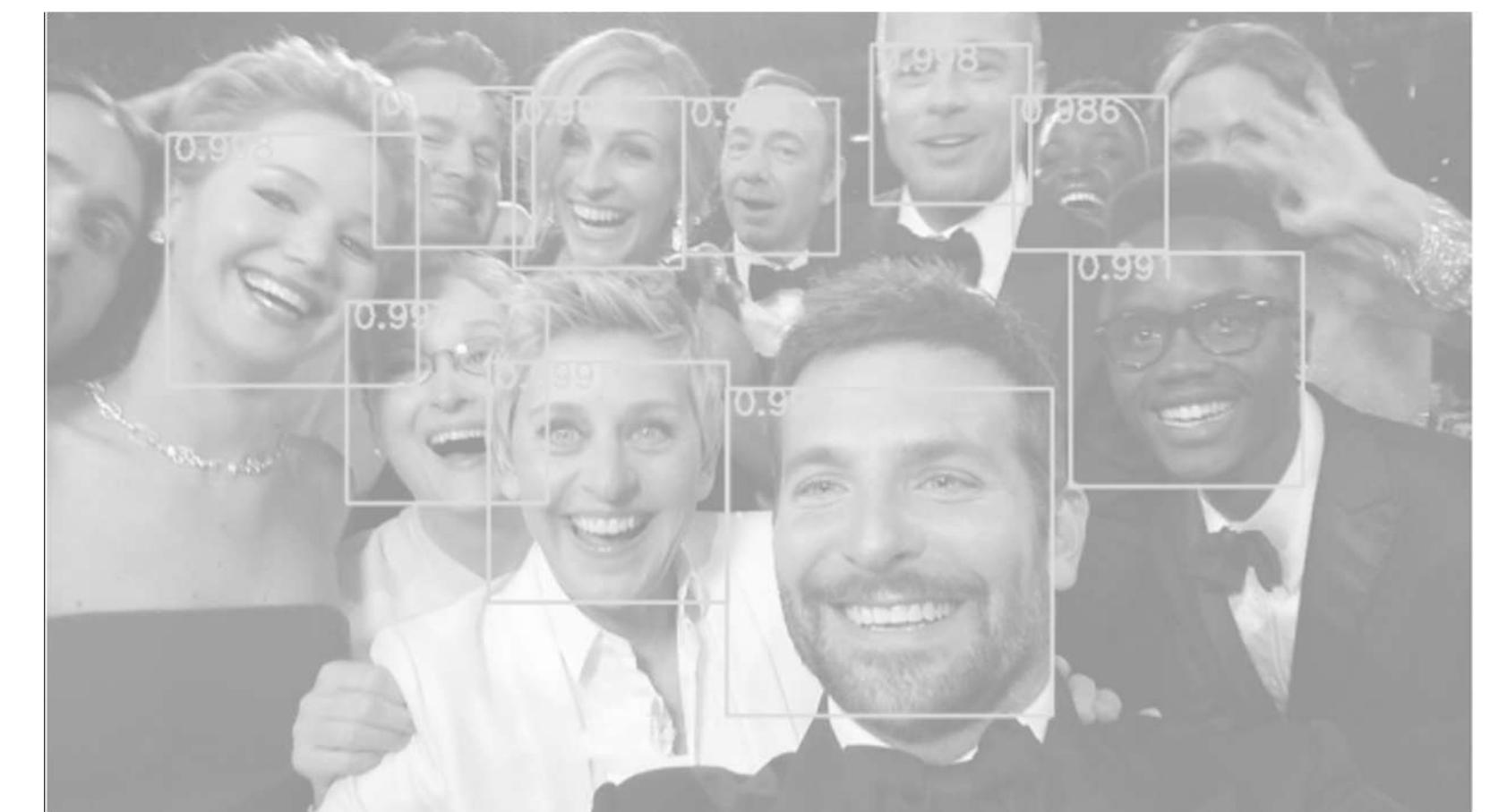
# Computer vision



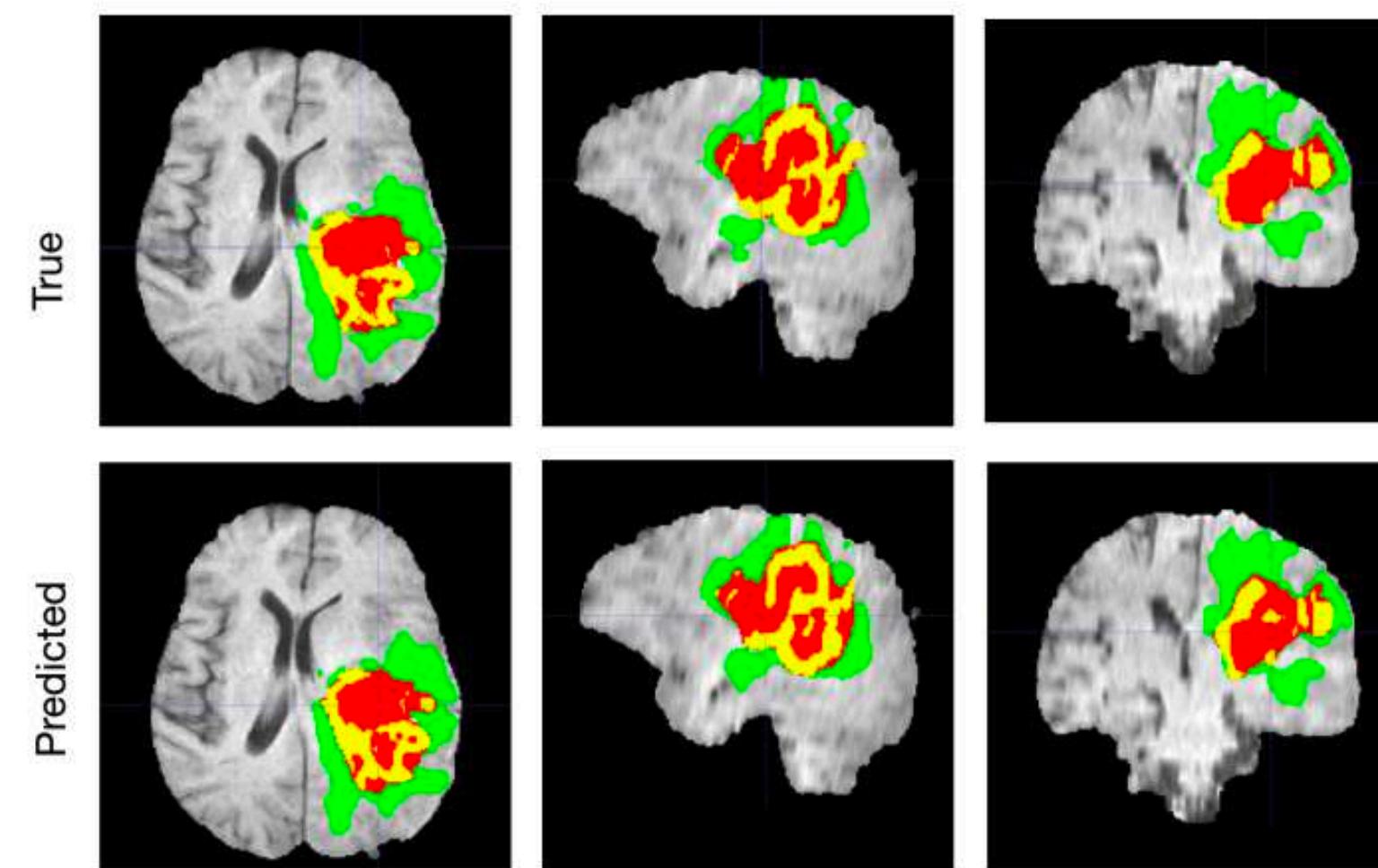
# Computer vision



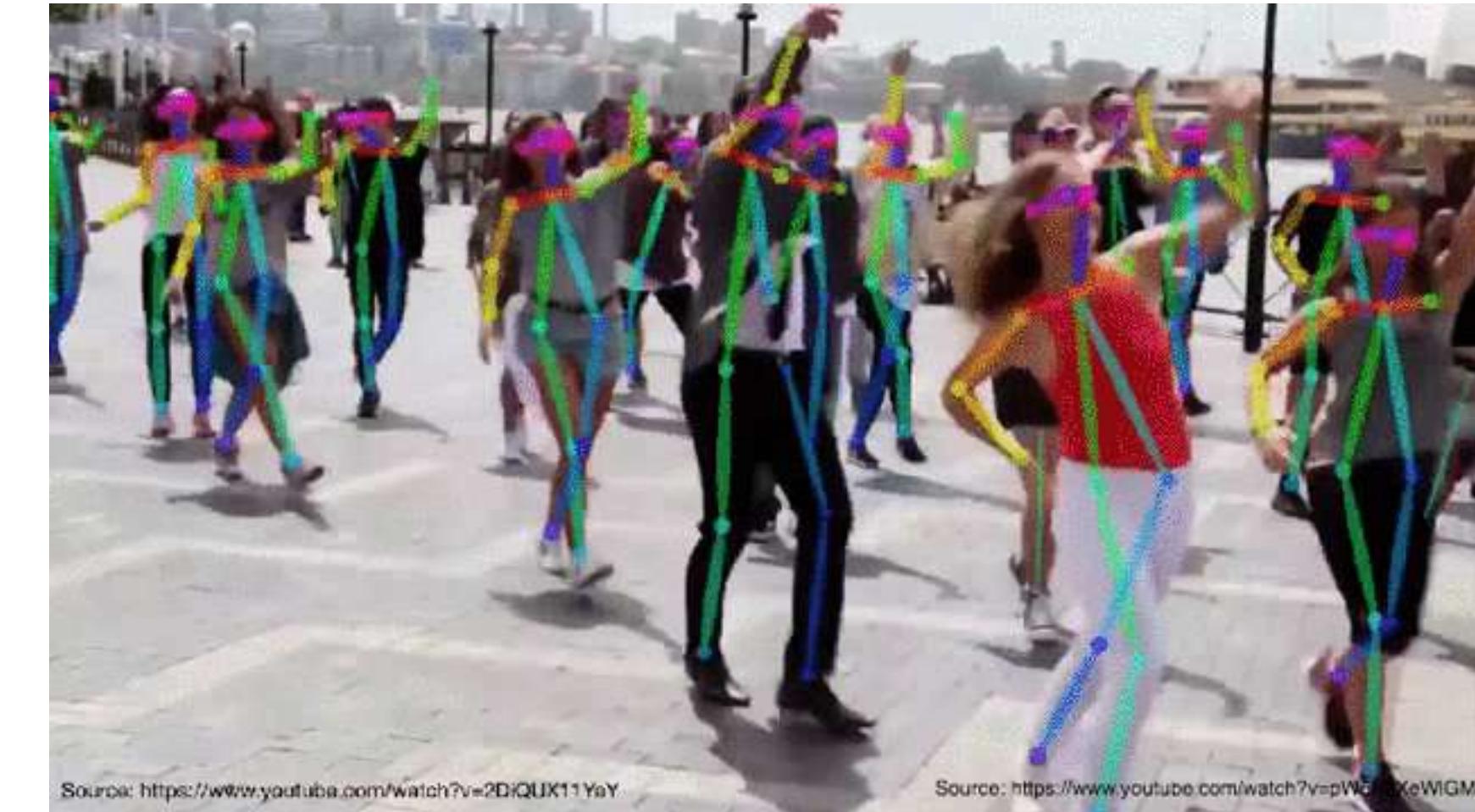
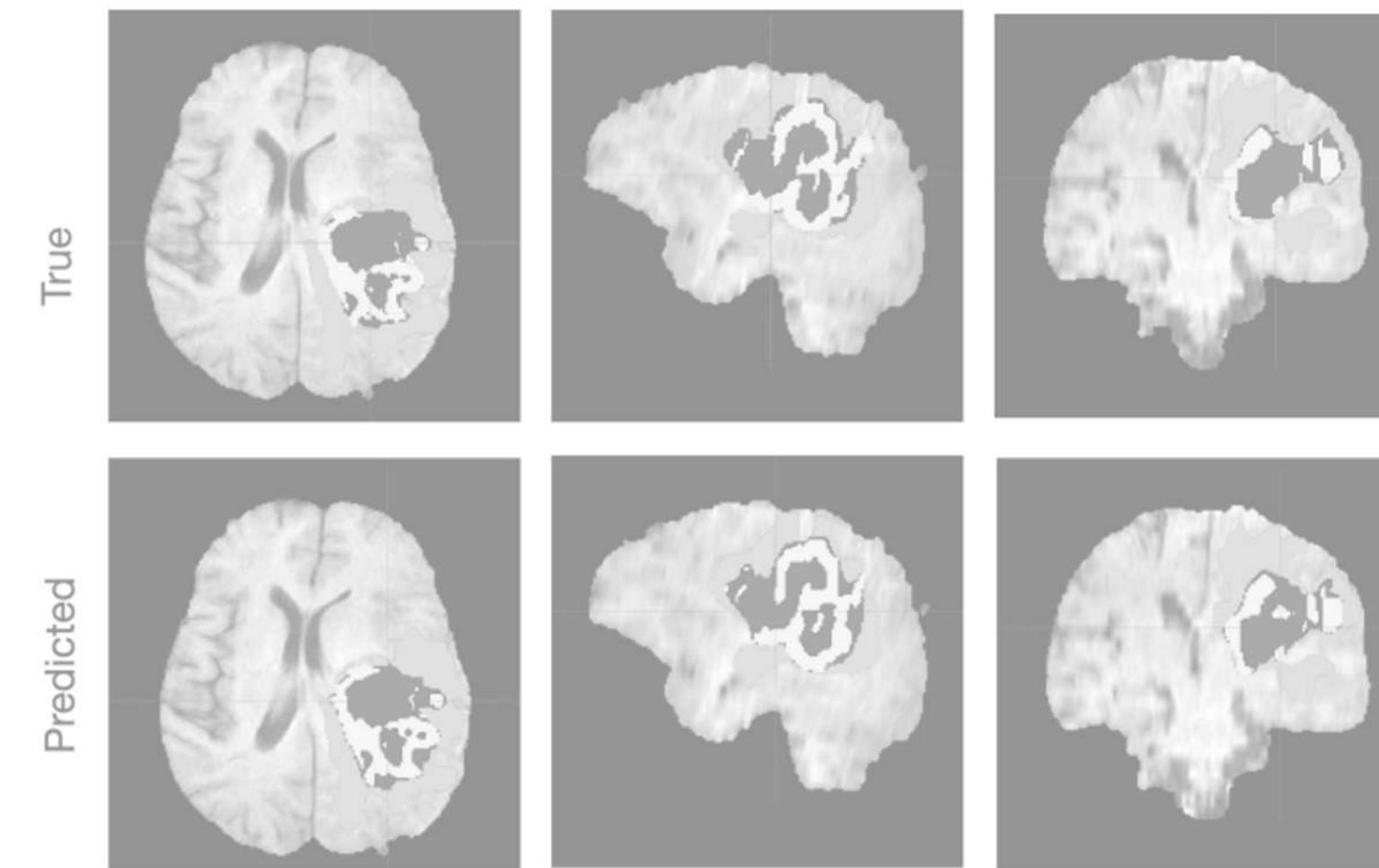
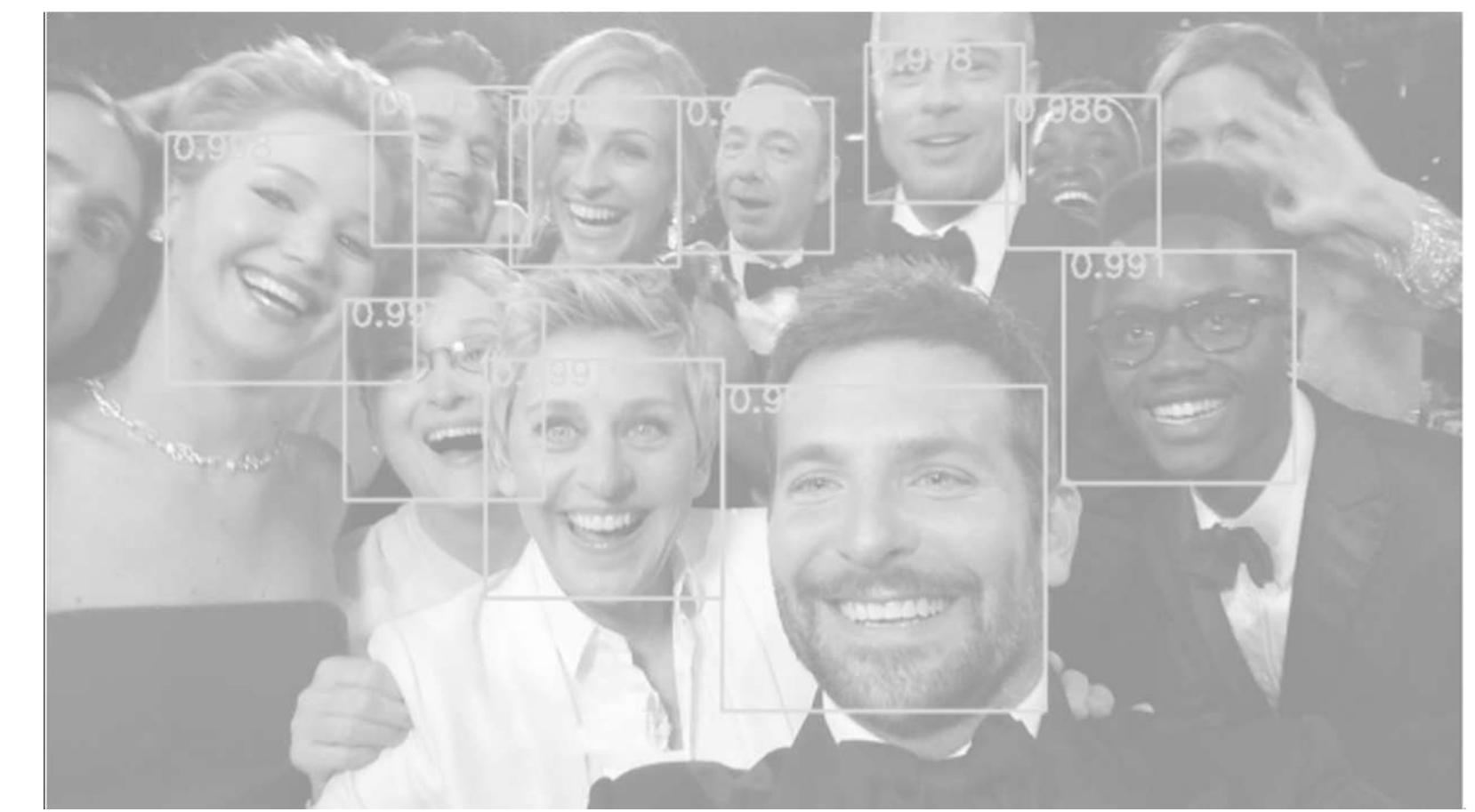
# Computer vision



# Computer vision



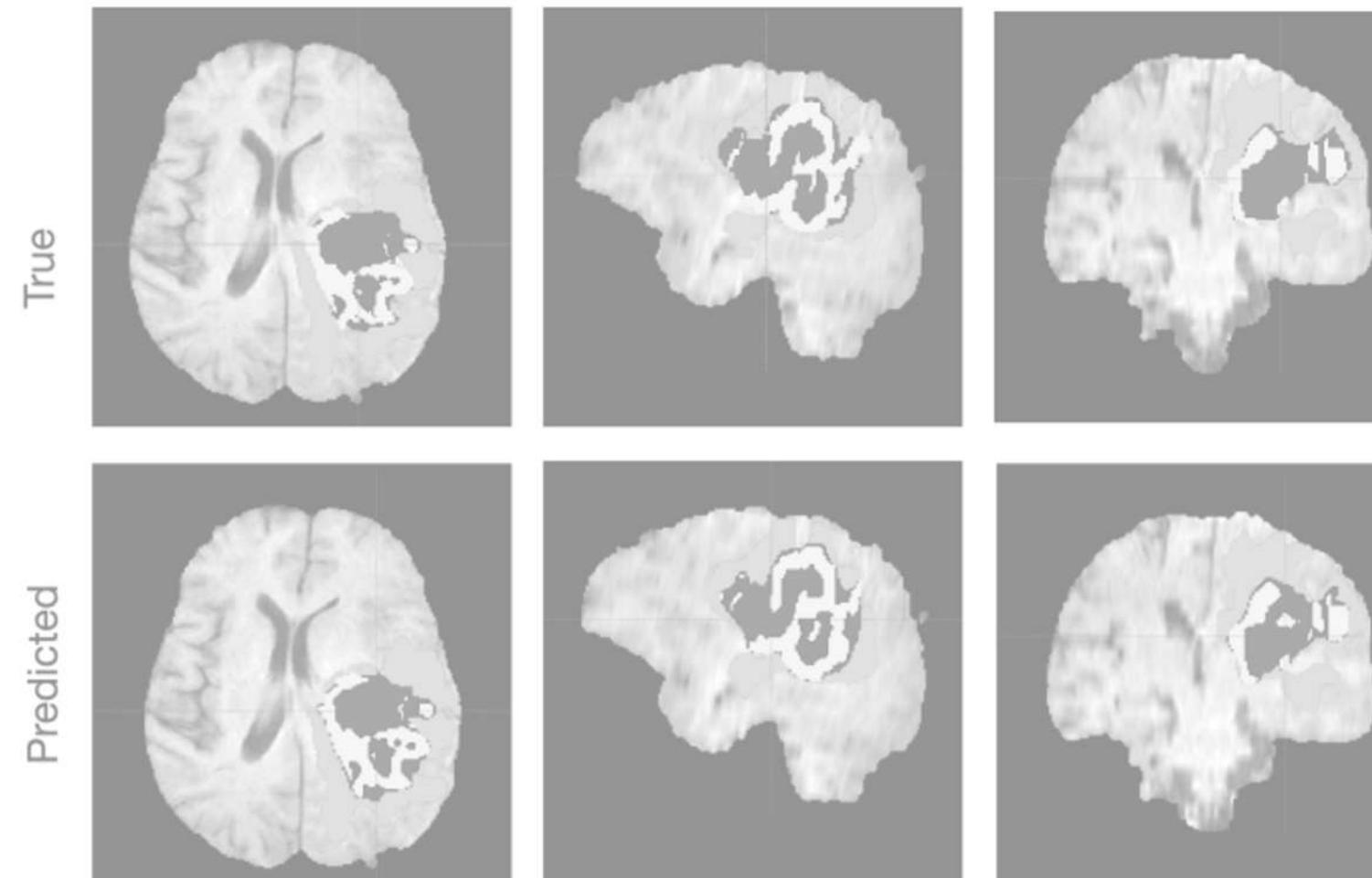
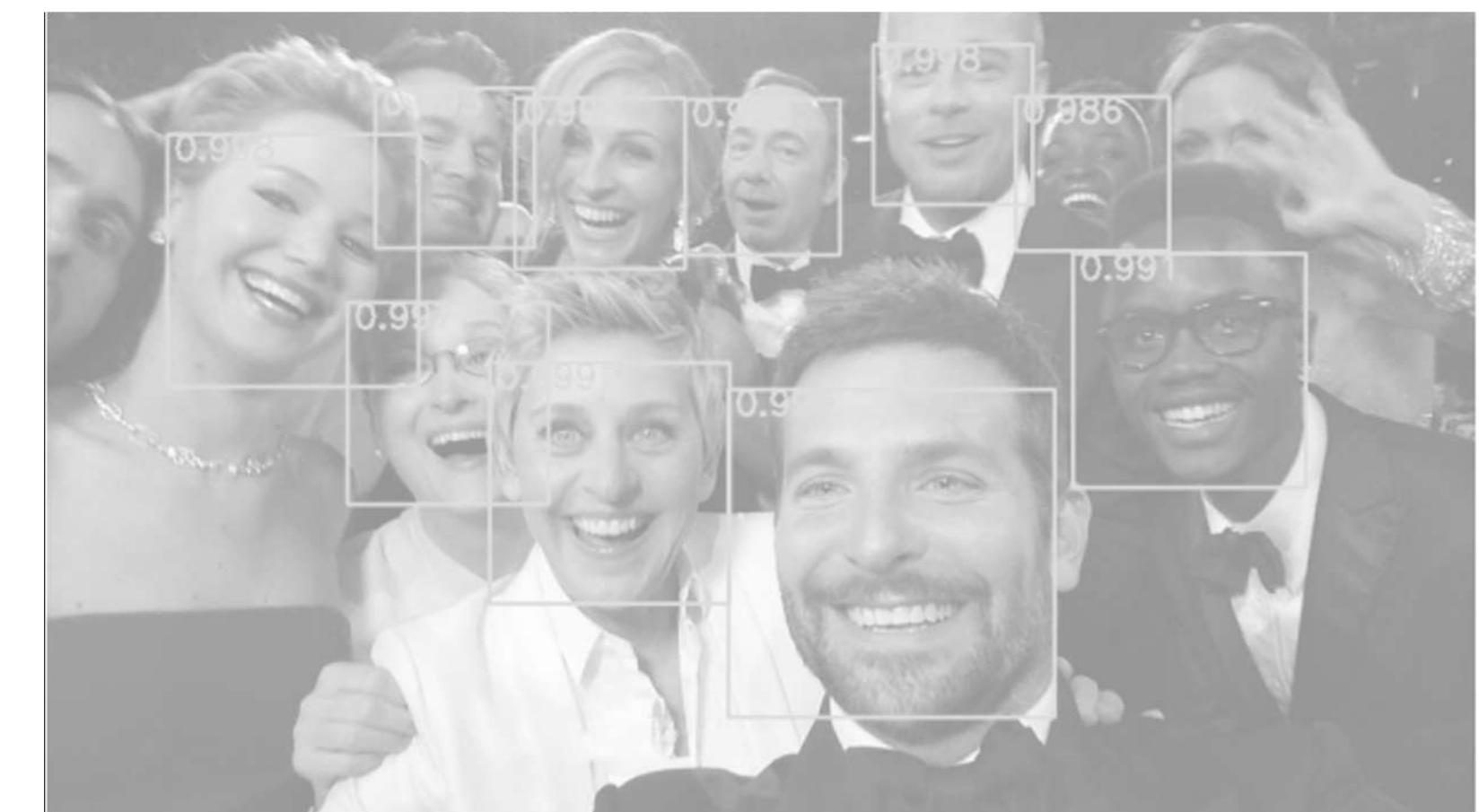
# Computer vision



Source: <https://www.youtube.com/watch?v=2DlQUX11YeY>

Source: <https://www.youtube.com/watch?v=pW5XeWIGM>

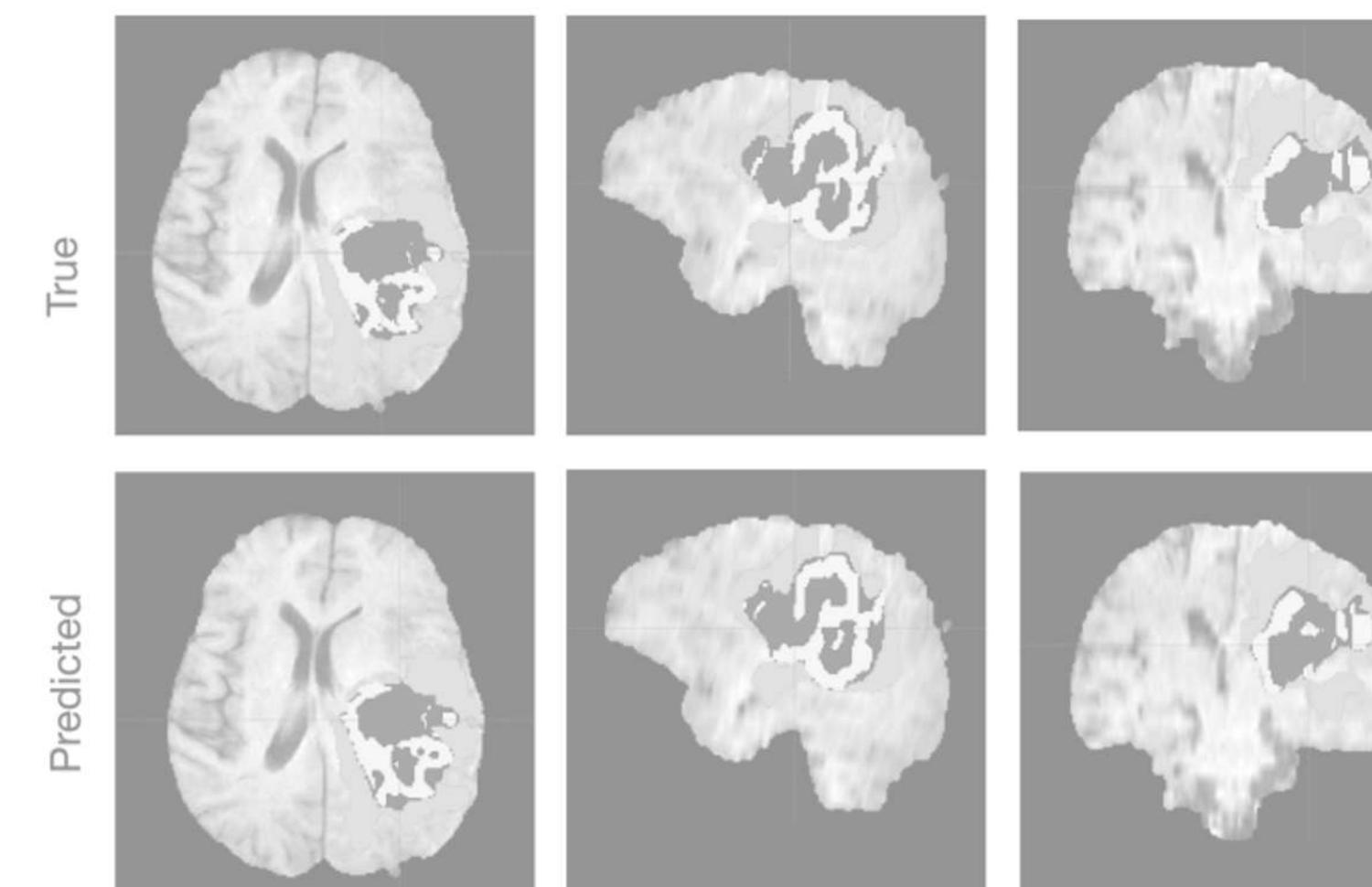
# Computer vision



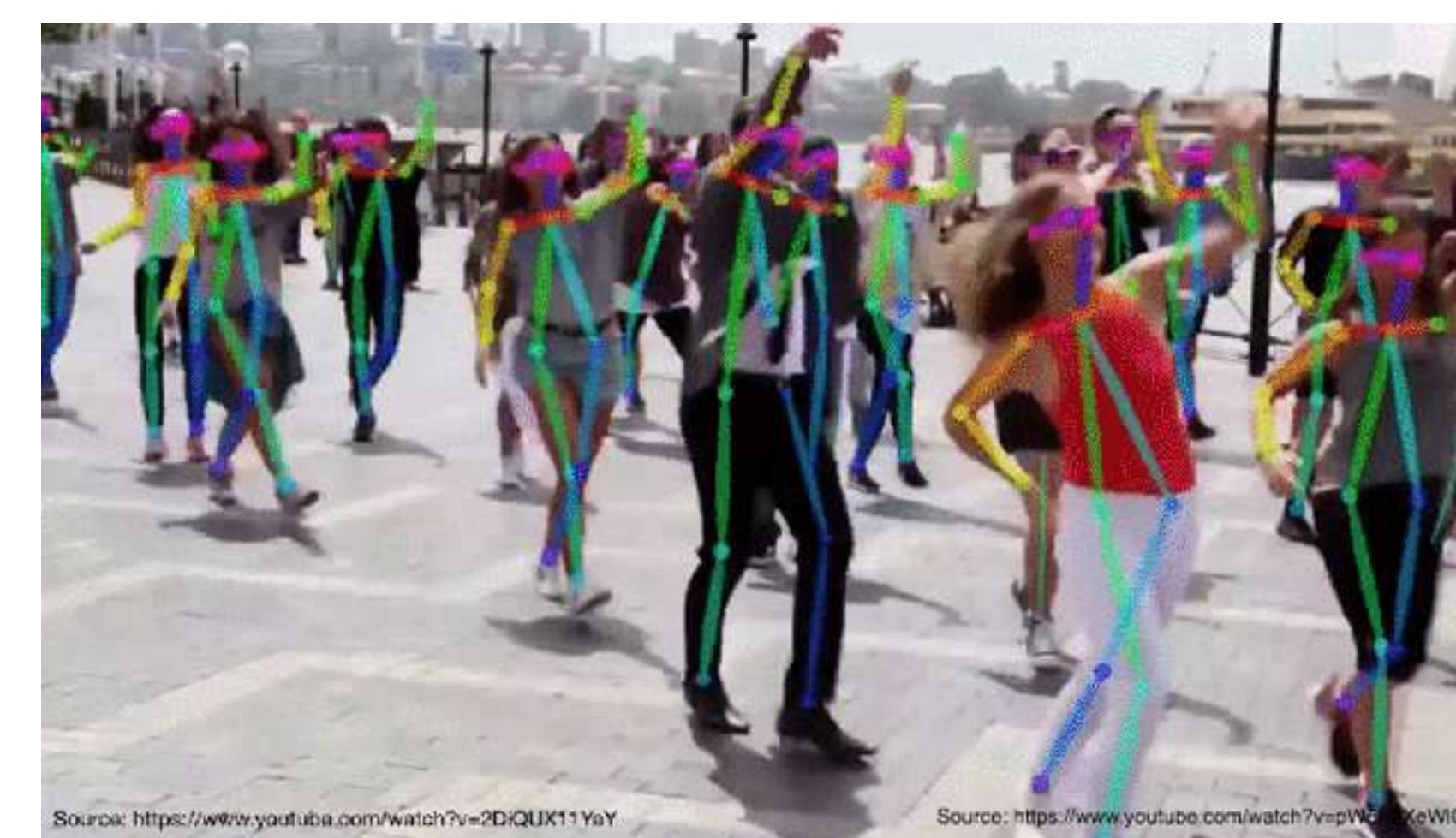
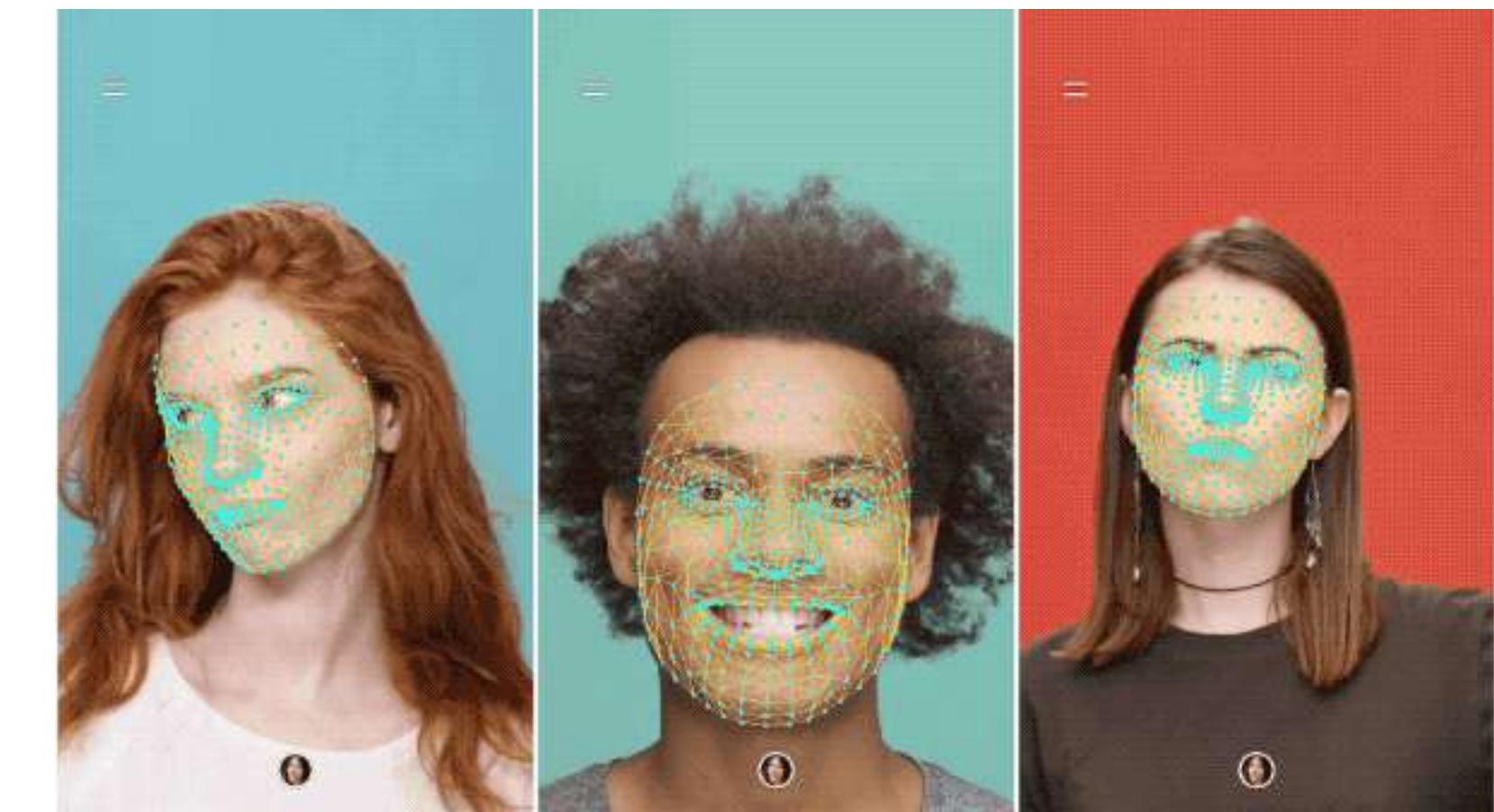
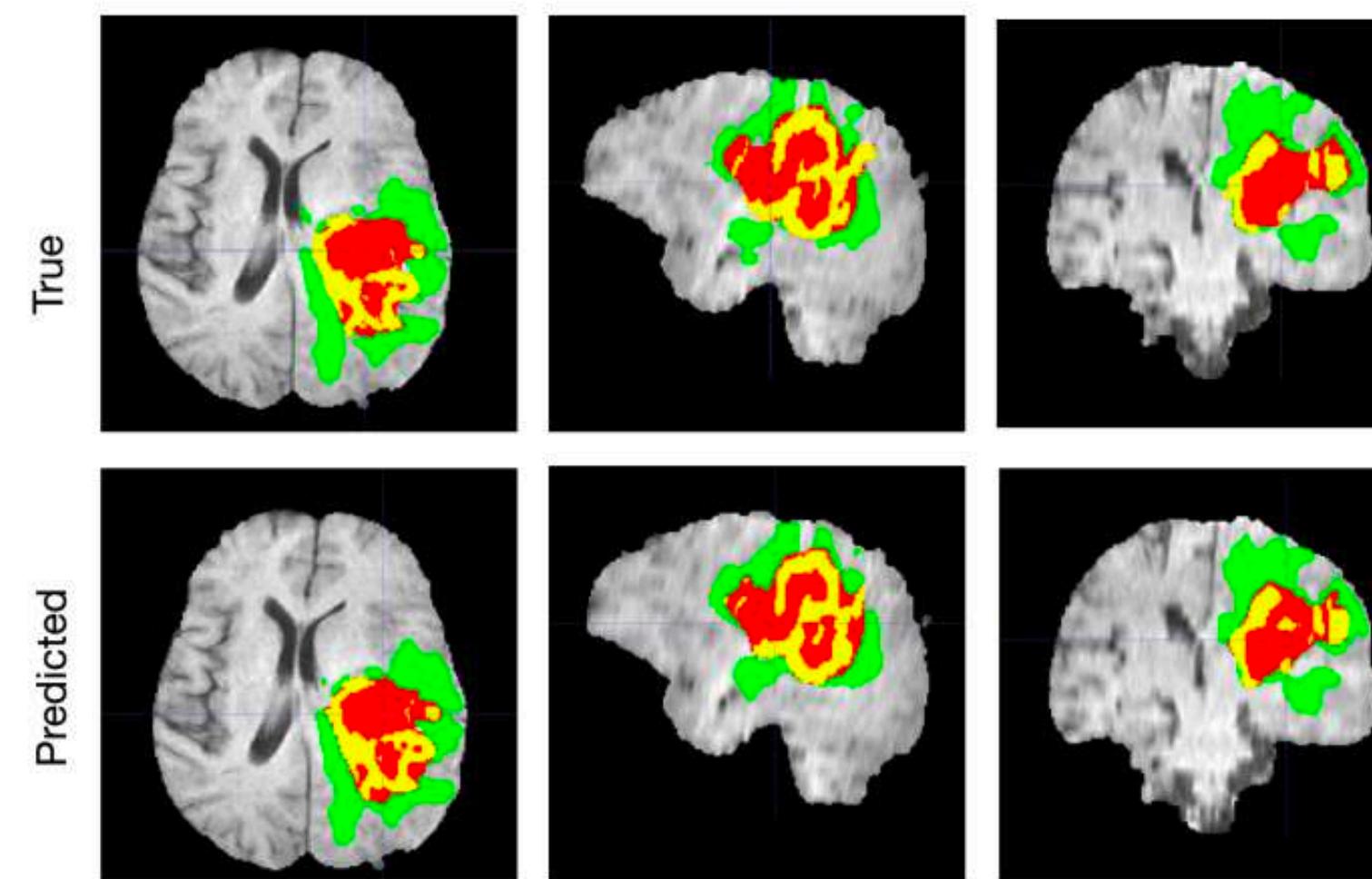
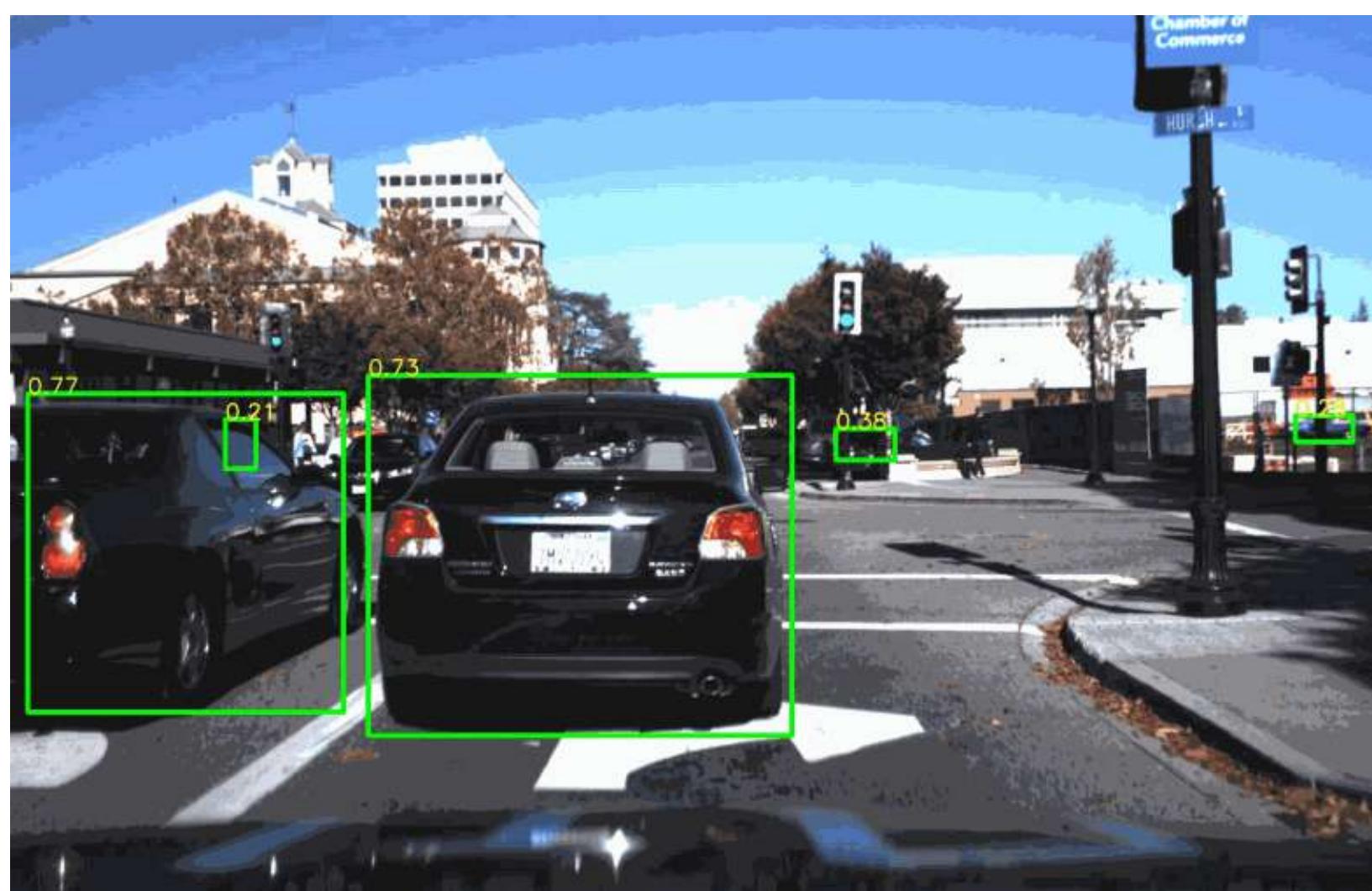
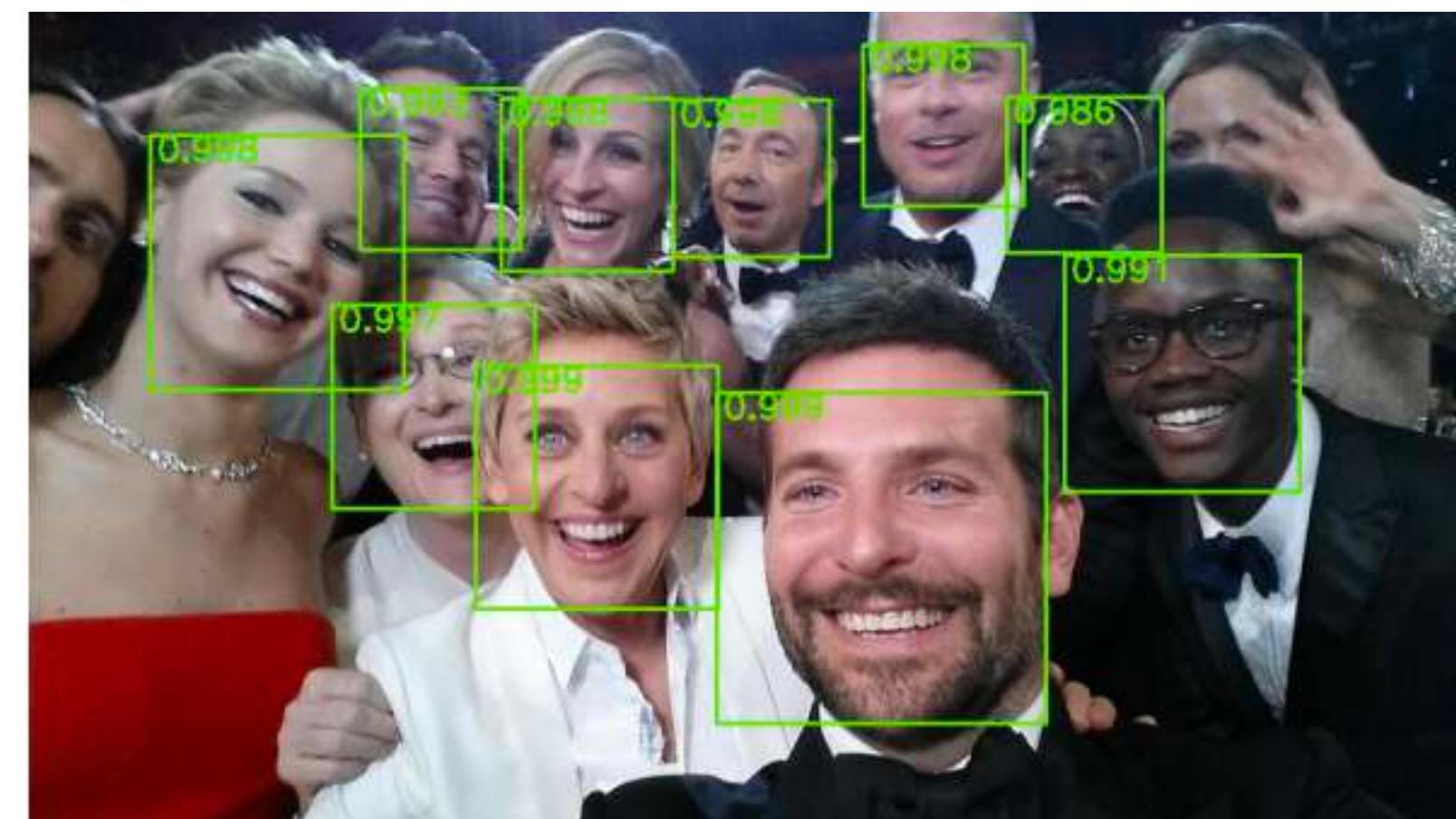
Source: <https://www.youtube.com/watch?v=2DlQUX11YqY>

Source: <https://www.youtube.com/watch?v=pW5XeWIGM>

# Computer vision



# Computer vision



# Задачи компьютерного зрения

- Распознавание
- Идентификация
- Восстановление 3D формы по 2D изображениям
- Отслеживание движения
- Сегментация изображений
- *И много других!*

1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
3. Критика теории базовых эмоций
4. Искусственные нейронные сети
5. Глубокое обучение
6. Компьютерное зрение
7. Сверточные нейронные сети

# Сверточные нейронные сети





What We See

06 02 22 97 38 18 00 40 00 75 04 05 07 78 52 12 50 77 91 08  
49 49 99 40 17 81 18 57 40 87 17 40 98 43 69 48 04 56 62 00  
81 49 31 73 55 79 14 29 93 71 40 67 53 68 30 03 49 13 36 65  
52 70 95 23 04 60 11 42 69 24 68 56 01 32 56 71 37 02 36 91  
22 31 16 71 51 67 63 69 41 92 34 54 22 40 40 28 66 33 13 80  
24 47 32 60 99 03 45 02 44 75 33 53 78 36 84 20 35 17 12 50  
32 98 81 28 64 23 67 10 26 38 40 67 59 34 70 66 18 38 64 70  
67 26 20 68 02 62 12 20 95 63 94 39 63 08 40 91 66 49 34 21  
24 53 58 05 66 73 99 26 97 17 78 78 96 83 14 88 34 89 63 72  
21 36 23 09 75 00 76 44 20 45 35 14 00 61 33 97 34 31 33 95  
78 17 53 28 22 75 31 67 15 94 03 80 04 62 16 14 09 53 56 92  
16 39 05 42 96 35 31 47 55 58 88 24 00 17 54 24 36 29 85 57  
86 56 00 48 35 71 89 07 05 44 44 37 44 60 21 58 51 54 17 58  
19 80 81 65 05 96 47 69 28 73 92 13 84 52 17 77 04 89 55 40  
04 52 08 83 97 35 99 14 07 91 57 32 16 26 26 79 33 27 98 66  
88 36 68 87 57 62 20 72 03 46 33 67 46 55 12 32 63 93 53 69  
04 42 16 73 38 25 39 11 24 94 72 18 08 46 29 32 40 62 76 36  
20 69 34 41 72 30 23 88 34 62 99 69 82 67 59 85 74 04 36 16  
20 73 35 29 78 31 80 01 74 31 49 71 48 86 81 16 23 87 08 54  
01 70 54 71 83 51 54 69 16 92 33 48 61 93 52 01 89 19 67 48

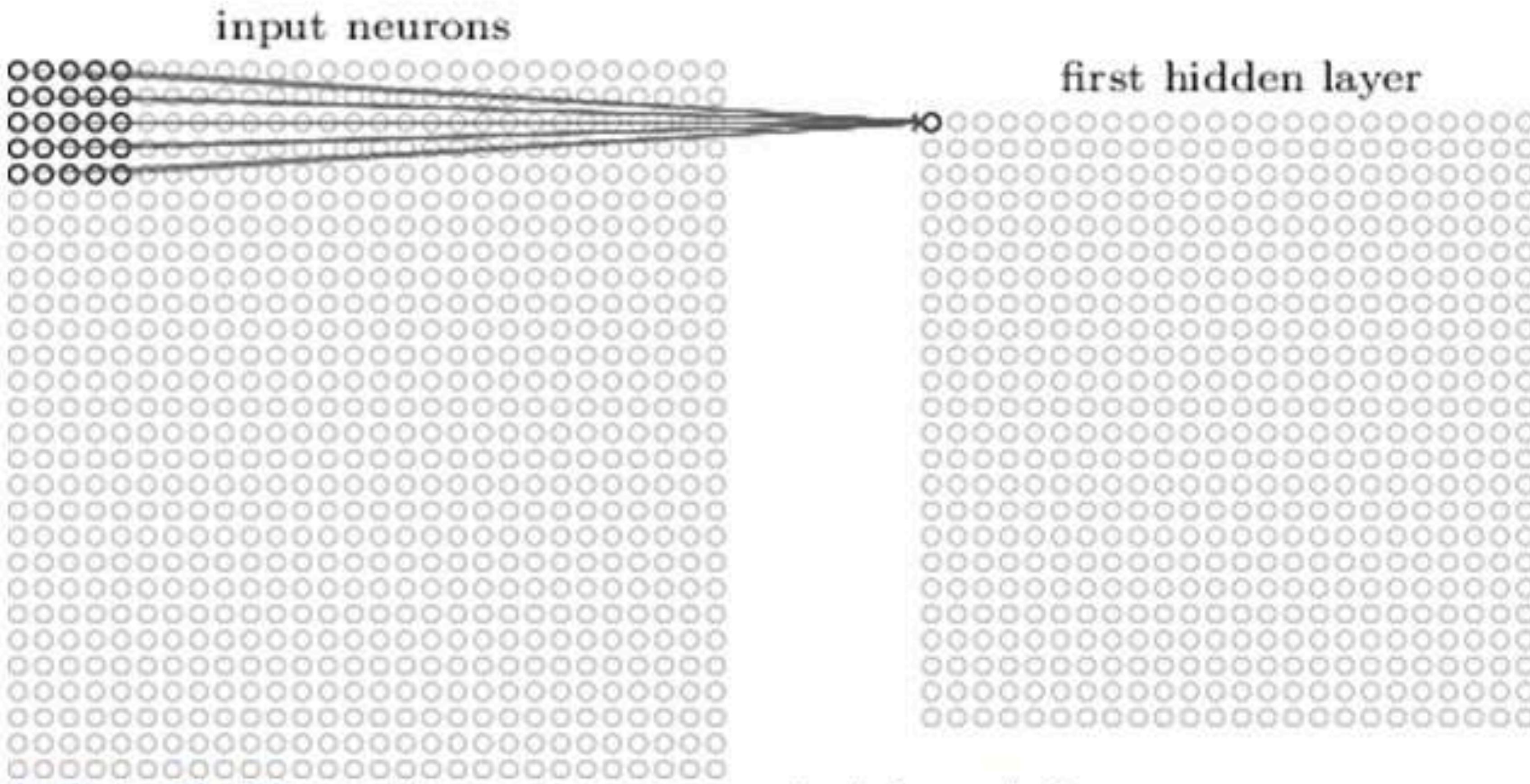
What Computers See



What We See

```
08 02 22 97 38 18 00 40 00 73 04 05 07 78 52 12 30 77 91 08  
49 49 99 40 17 52 18 57 40 87 17 40 98 43 69 48 04 56 62 00  
81 49 31 73 55 79 14 29 93 71 40 67 53 68 30 03 49 13 36 65  
52 70 95 23 04 60 11 42 69 24 68 56 01 32 56 71 37 02 36 91  
22 31 16 71 51 67 43 69 41 92 34 54 22 40 40 29 66 33 13 00  
24 47 32 40 99 03 65 02 44 75 33 53 36 04 20 35 17 12 50  
32 98 81 28 64 23 67 10 24 38 40 07 39 54 66 18 38 64 70  
47 42 38 29 64 23 67 10 24 38 40 07 39 54 66 18 38 64 70  
24 33 58 05 66 73 99 26 97 17 78 78 94 83 14 88 34 89 83 72  
21 36 23 09 75 00 76 44 20 45 35 14 00 63 39 97 34 31 33 95  
79 17 53 28 22 75 31 47 15 94 03 00 04 42 16 14 09 53 34 92  
16 39 05 42 36 35 31 47 55 58 88 24 00 17 54 24 36 29 85 57  
66 56 00 48 35 71 81 07 05 44 44 37 94 60 21 58 51 54 17 58  
13 80 01 65 05 94 47 69 28 73 92 13 32 52 17 77 04 09 55 40  
04 52 08 09 97 35 99 16 04 57 32 16 26 17 79 33 27 98 66  
89 33 03 07 73 23 39 03 44 33 52 12 23 63 17 69 04 42 59  
04 42 14 73 38 23 39 11 24 94 12 08 44 29 32 04 62 76 54  
20 69 34 41 72 30 23 88 24 42 99 49 82 67 59 05 74 04 34 16  
20 73 35 29 78 32 80 01 74 31 49 71 48 86 81 16 23 97 05 54  
01 70 54 71 83 51 54 49 16 92 33 48 61 43 52 01 99 19 67 48
```

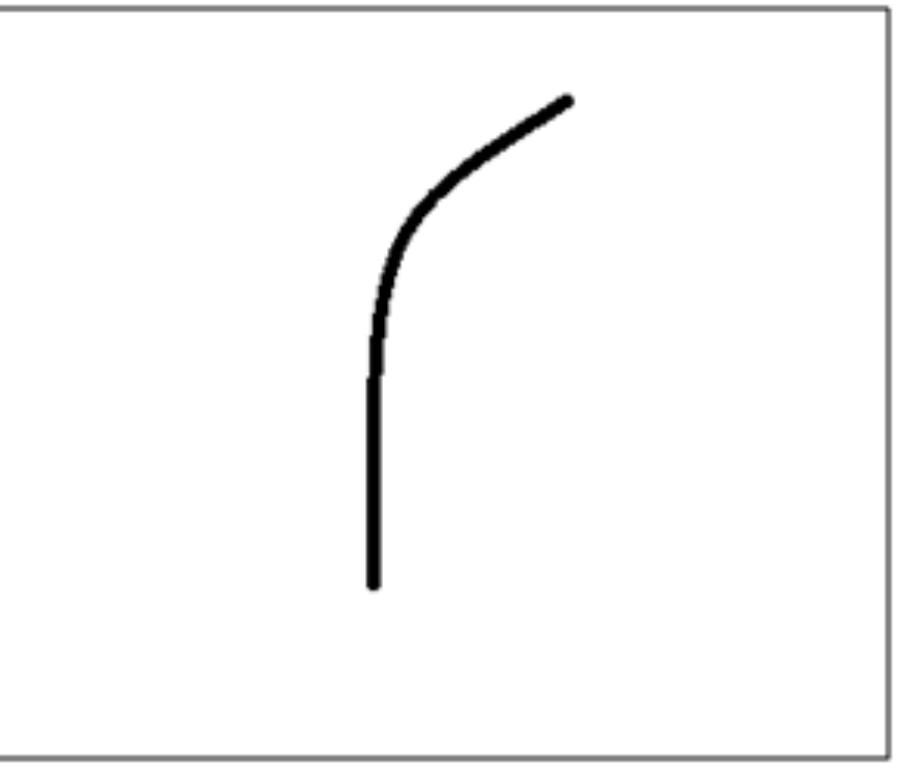
What Computers See



Visualization of 5 x 5 filter convolving around an input volume and producing an activation map

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

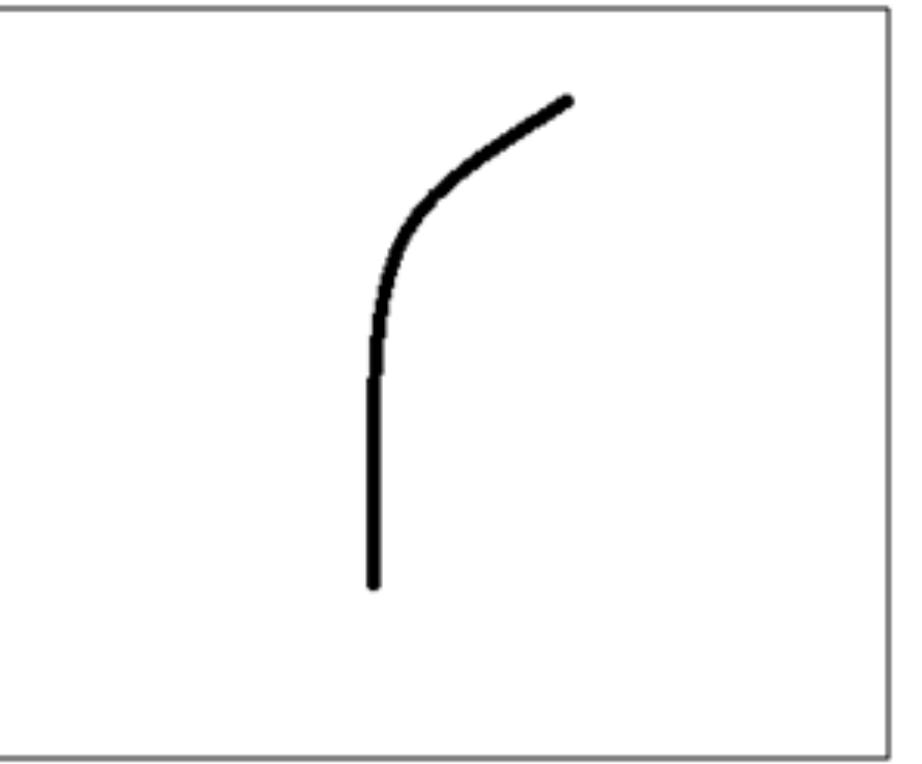
Pixel representation of filter



Visualization of a curve detector filter

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

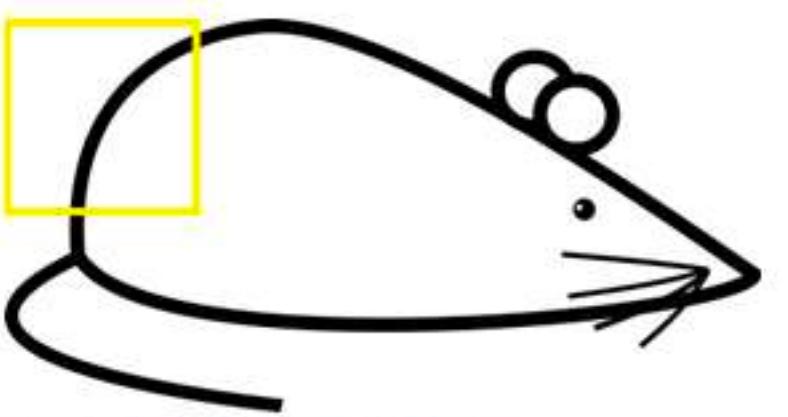
Pixel representation of filter



Visualization of a curve detector filter



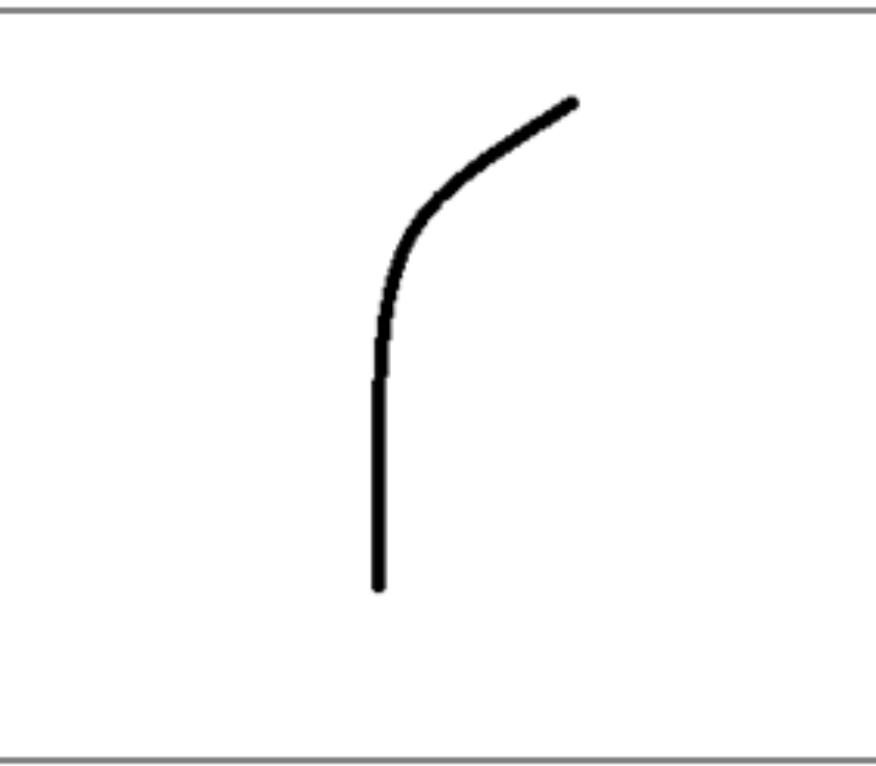
Original image



Visualization of the filter on the image

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0

Pixel representation of filter



Visualization of a curve detector filter

0	0	0	0	0	0	0	30
0	0	0	0	50	50	50	50
0	0	0	20	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0

Pixel representation of the receptive field

$$\text{Multiplication and Summation} = (50*30)+(50*30)+(50*30)+(20*30)+(50*30) = 6600 \text{ (A large number!)}$$

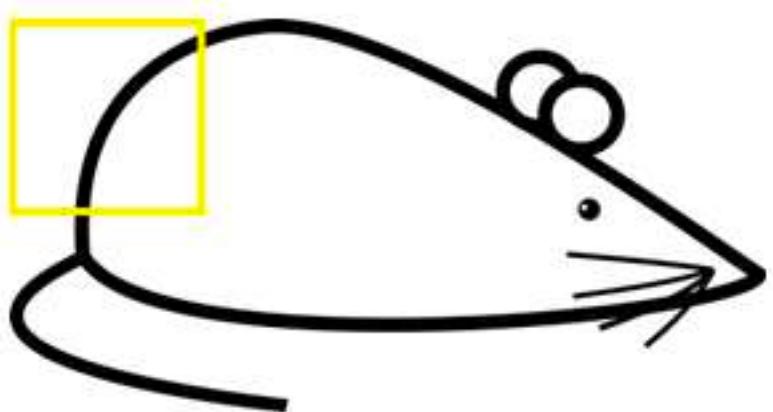
\*

0	0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Pixel representation of filter



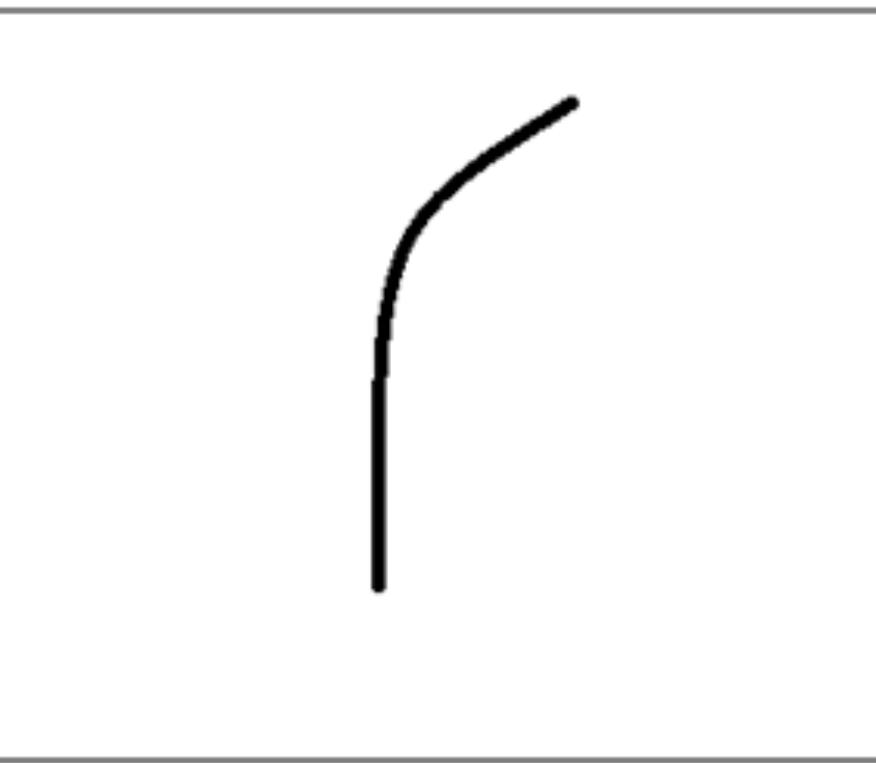
Original image



Visualization of the filter on the image

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0

Pixel representation of filter



Visualization of a curve detector filter

0	0	0	0	0	0	0	30
0	0	0	0	50	50	50	50
0	0	0	20	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0

Pixel representation of the receptive field

$$\text{Multiplication and Summation} = (50*30)+(50*30)+(50*30)+(20*30)+(50*30) = 6600 \text{ (A large number!)}$$

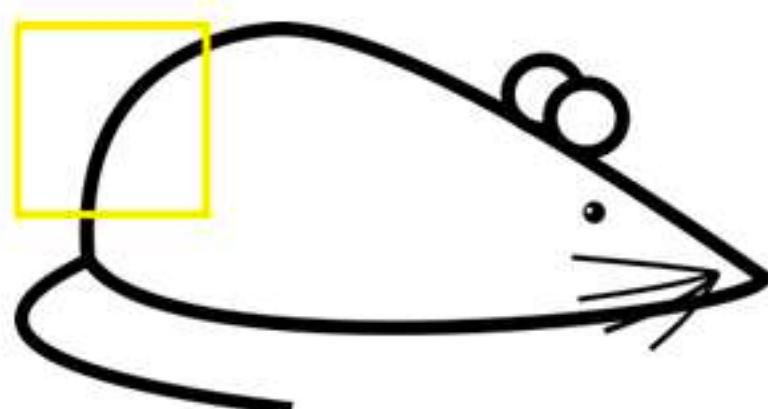
\*

0	0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Pixel representation of filter



Original image



Visualization of the filter on the image

0	0	0	0	0	0	0	0
0	40	0	0	0	0	0	0
40	0	40	0	0	0	0	0
40	20	0	0	0	0	0	0
0	50	0	0	0	0	0	0
0	0	50	0	0	0	0	0
25	25	0	50	0	0	0	0

Pixel representation of receptive field

0	0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

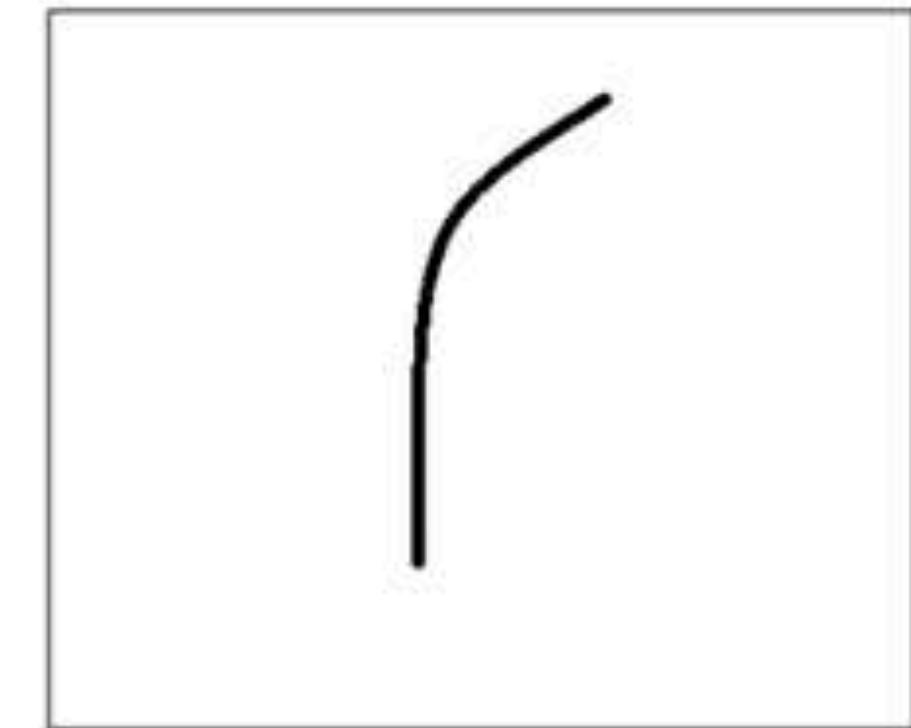
Pixel representation of filter

$$\text{Multiplication and Summation} = 0$$

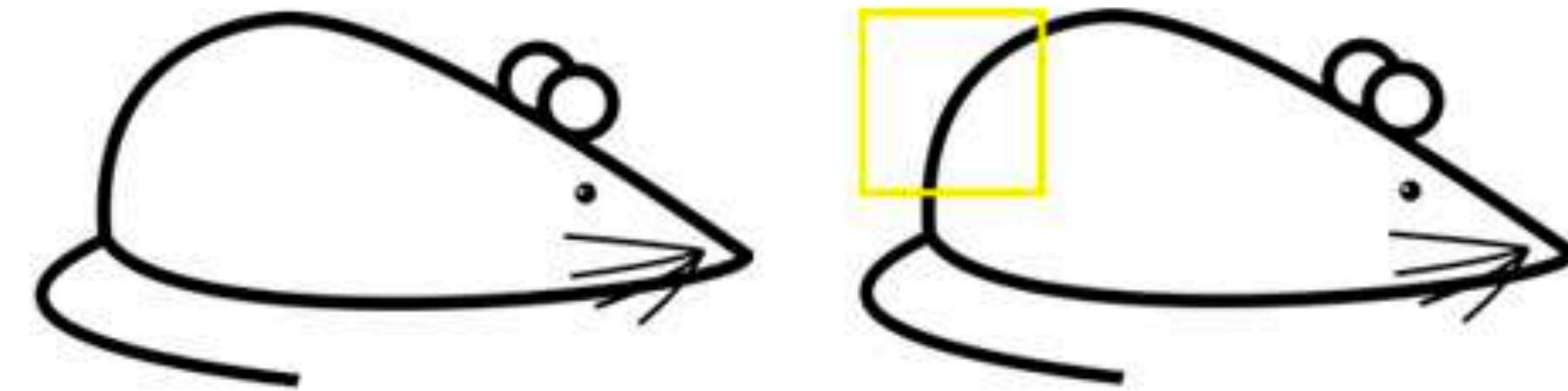
\*

## **Пример ядра с обученным признаком**

0	0	0	0	0	30	0
0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0



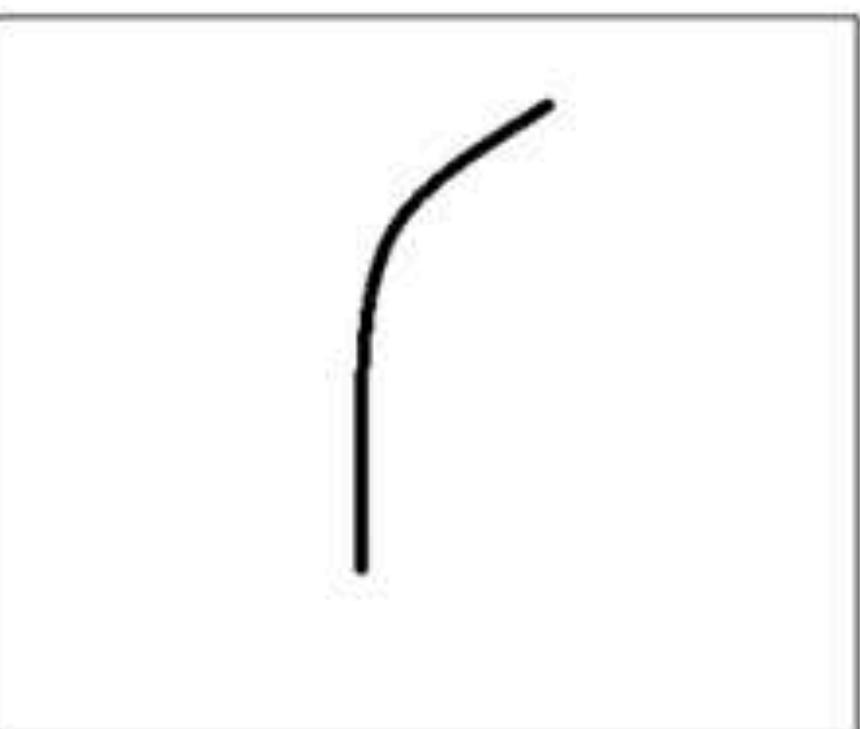
## **Входное изображение**



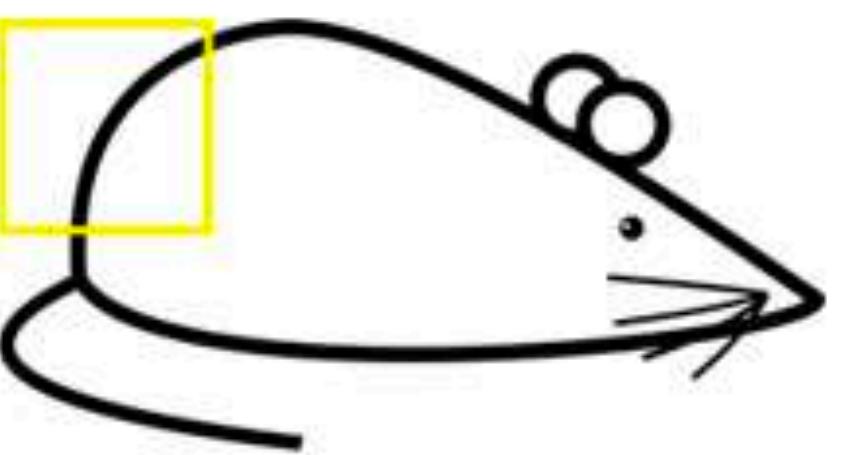
В этом месте, где желтое окно, будет большой отклик (сигнал), что говорит о наличие этого признака на изображении.

## Пример ядра с обученным признаком

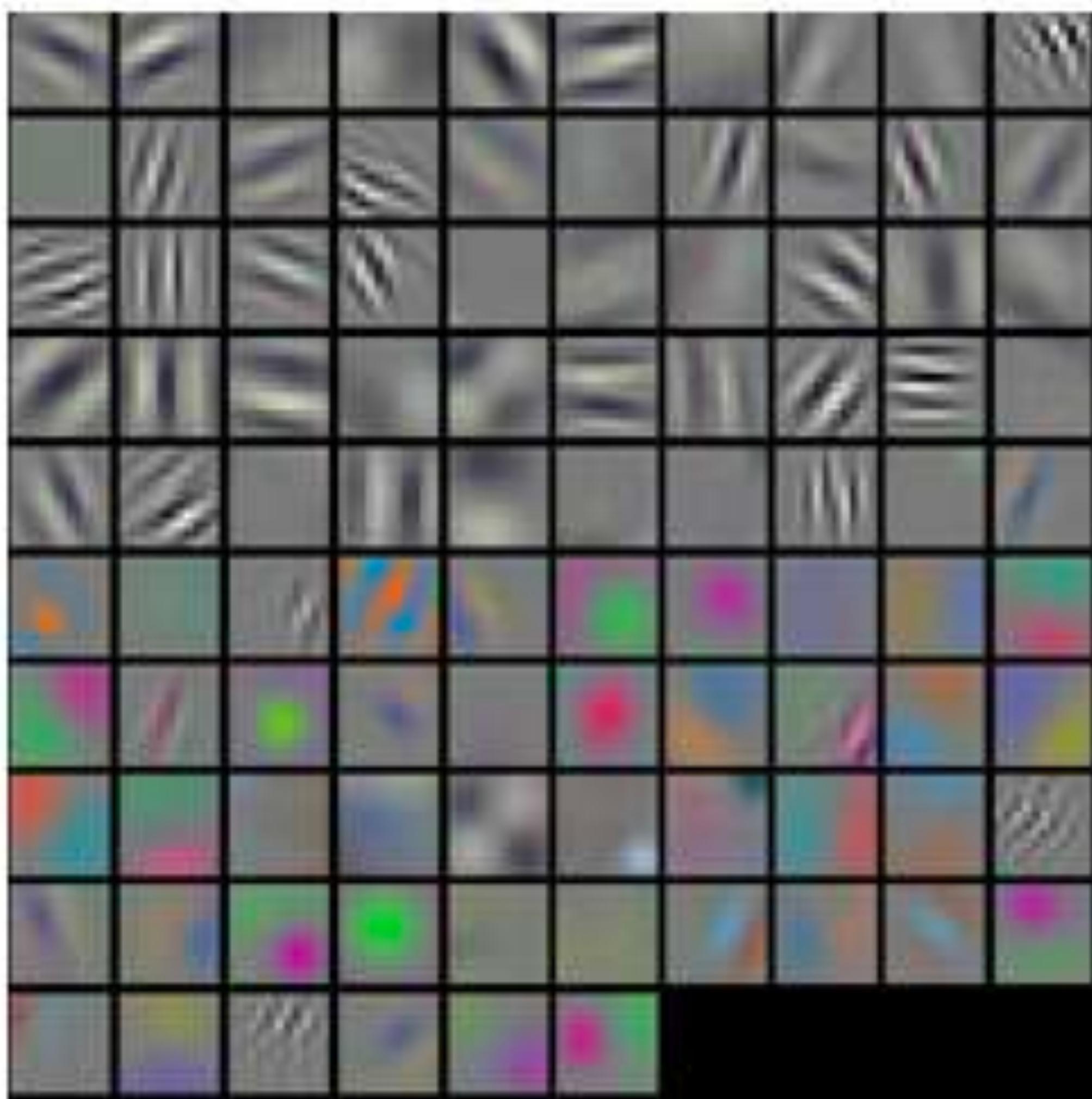
0	0	0	0	0	30	0	0
0	0	0	0	30	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	30	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0



## Входное изображение



В этом месте, где желтое окно, будет большой отклик (сигнал), что говорит о наличие этого признака на изображении.

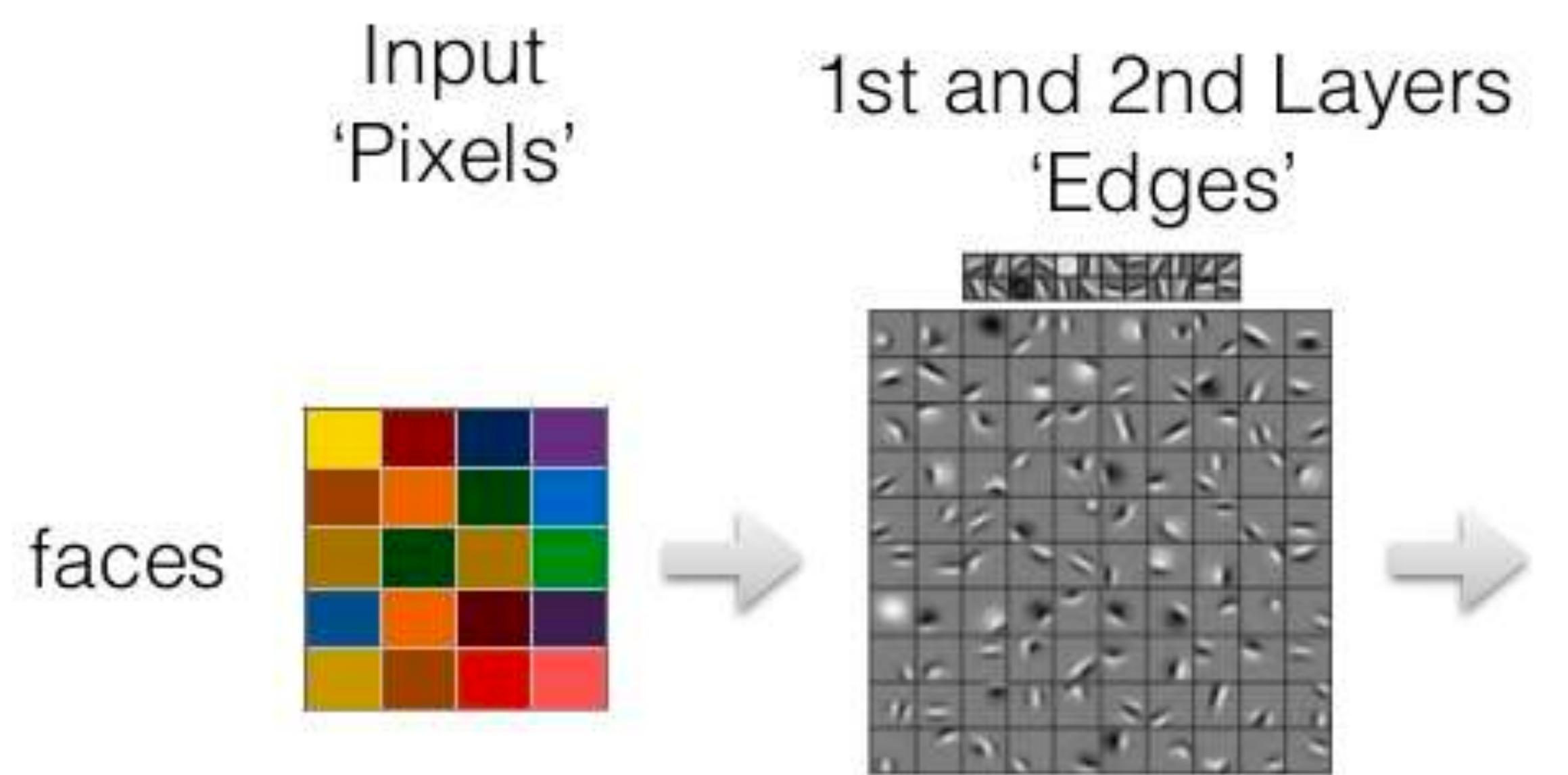


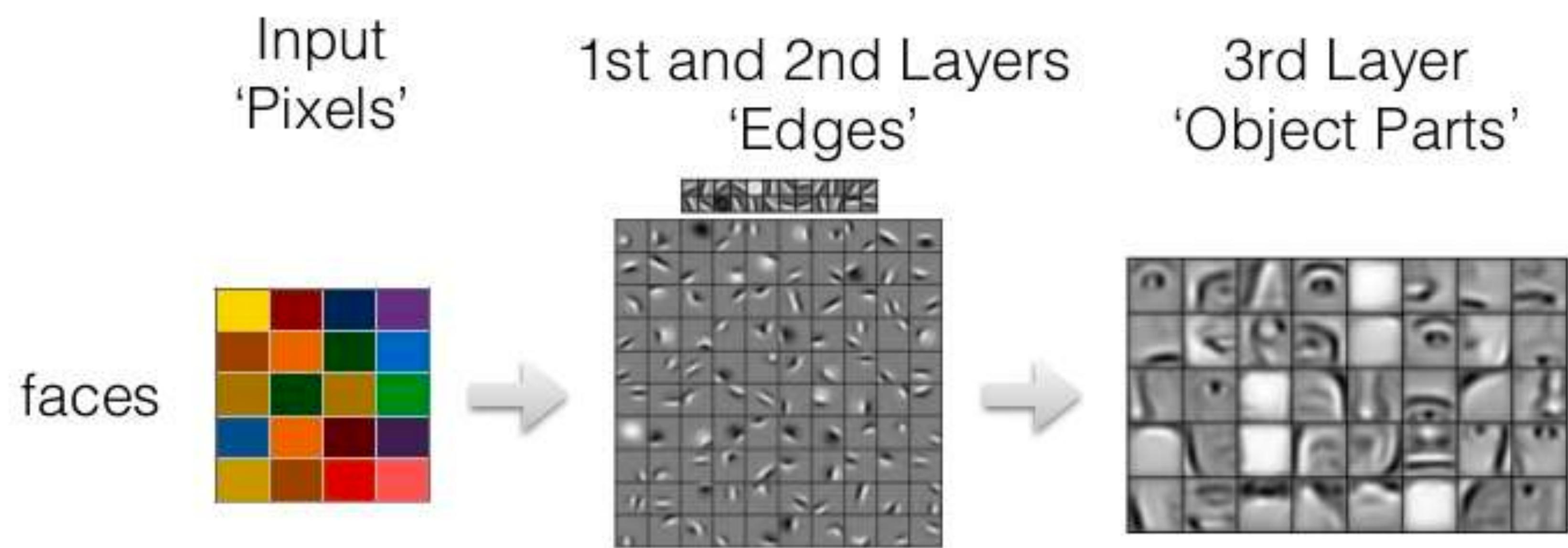
Visualizations of filters

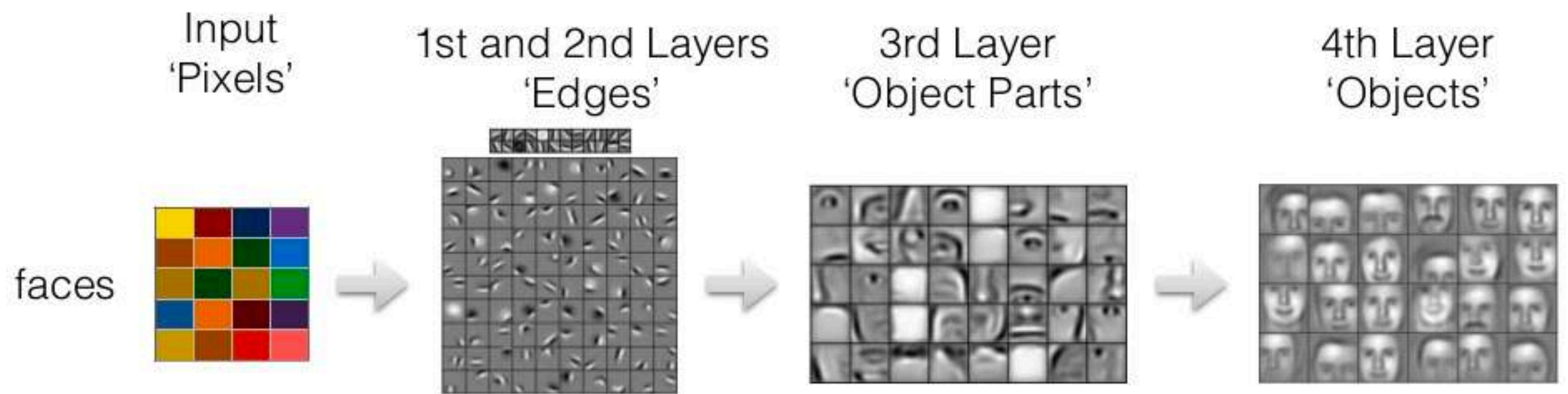
Input  
'Pixels'

faces

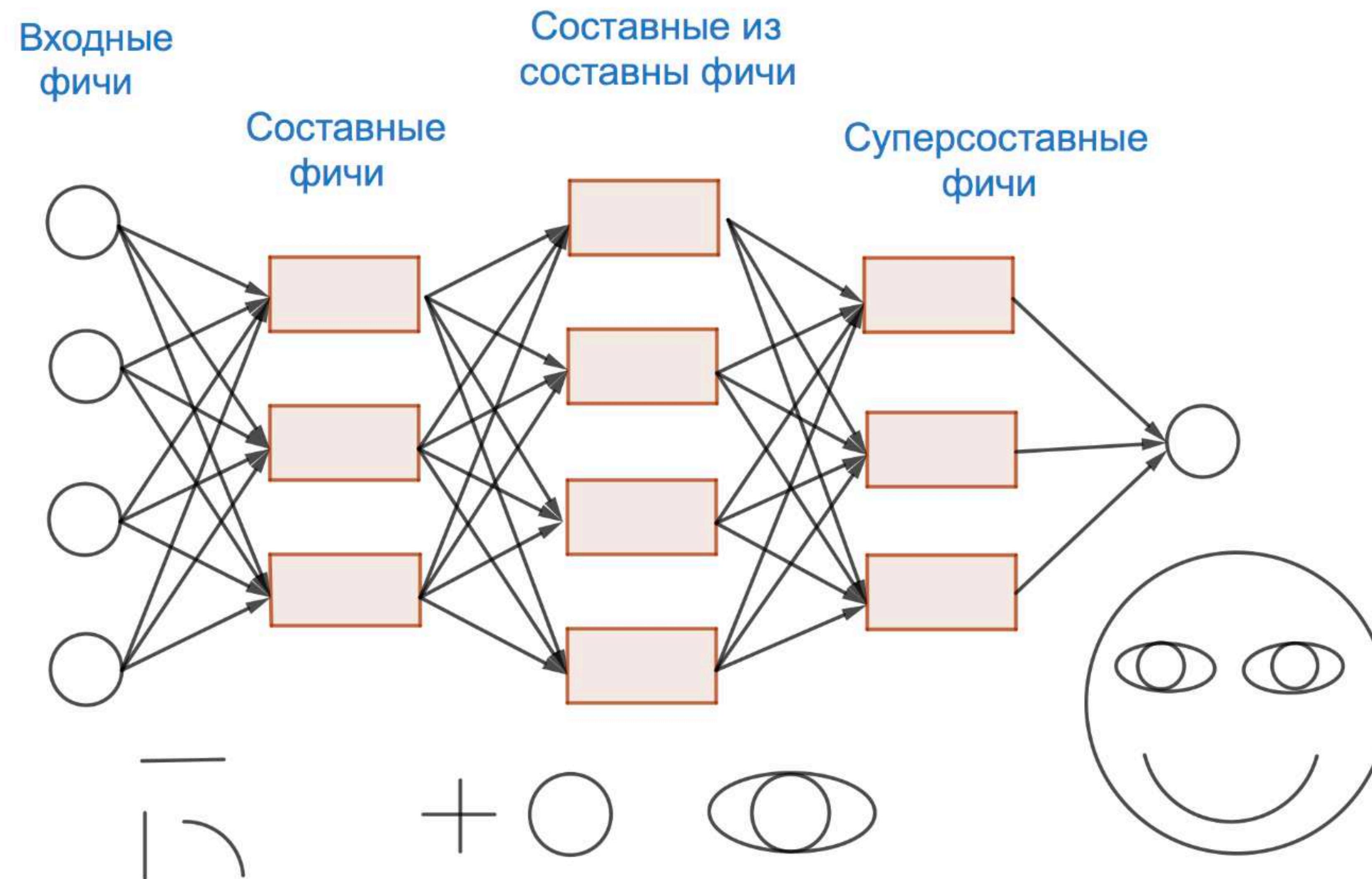








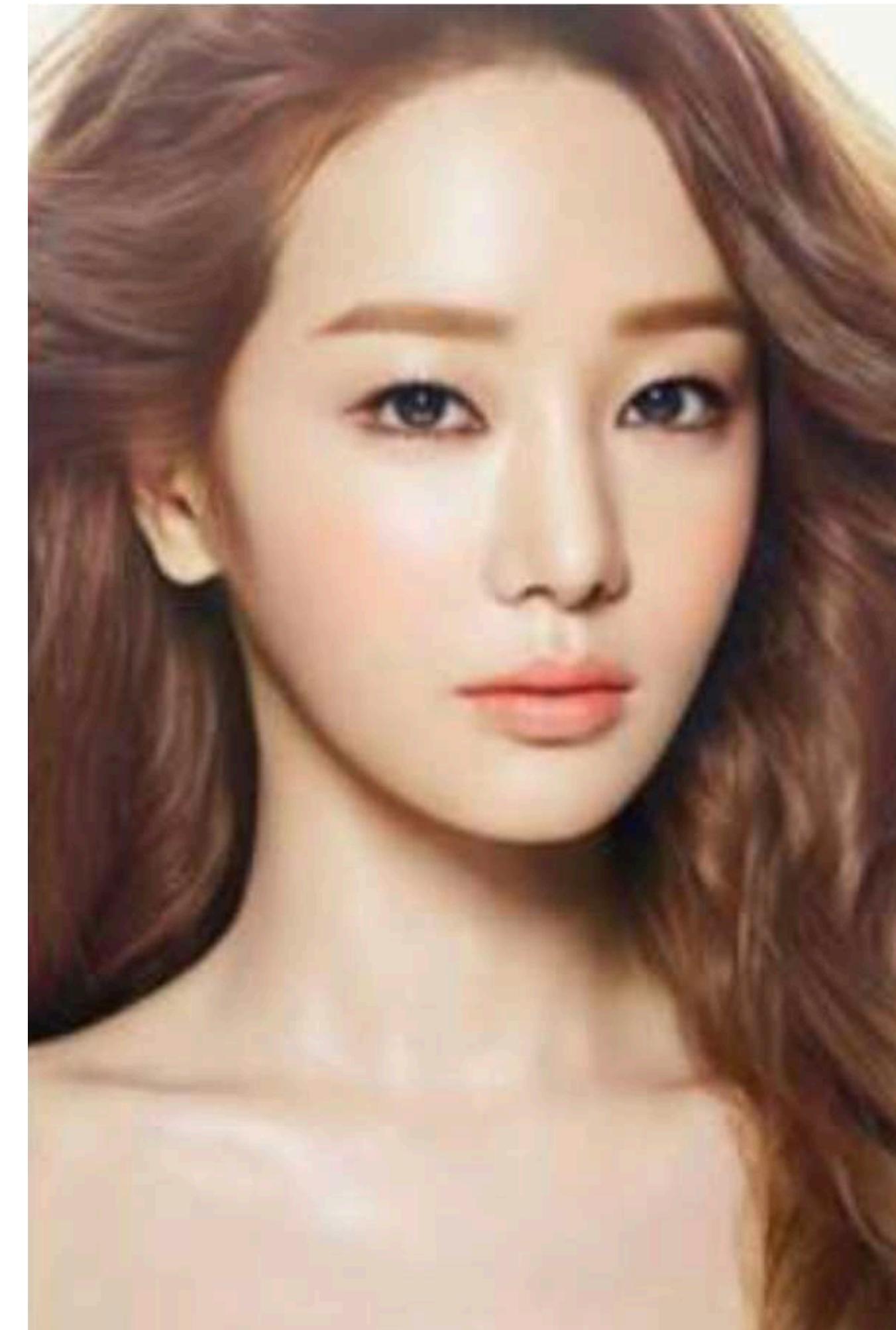
# Что выучивают нейросети



1. Теории эмоций
2. Теория базовых эмоций
3. Критика теории базовых эмоций
4. Искусственные нейронные сети
5. Глубокое обучение
6. Компьютерное зрение
7. Сверточные нейронные сети
8. «Автоматическое распознавание» эмоций по лицу

# Лица дают информацию не только об эмоциях

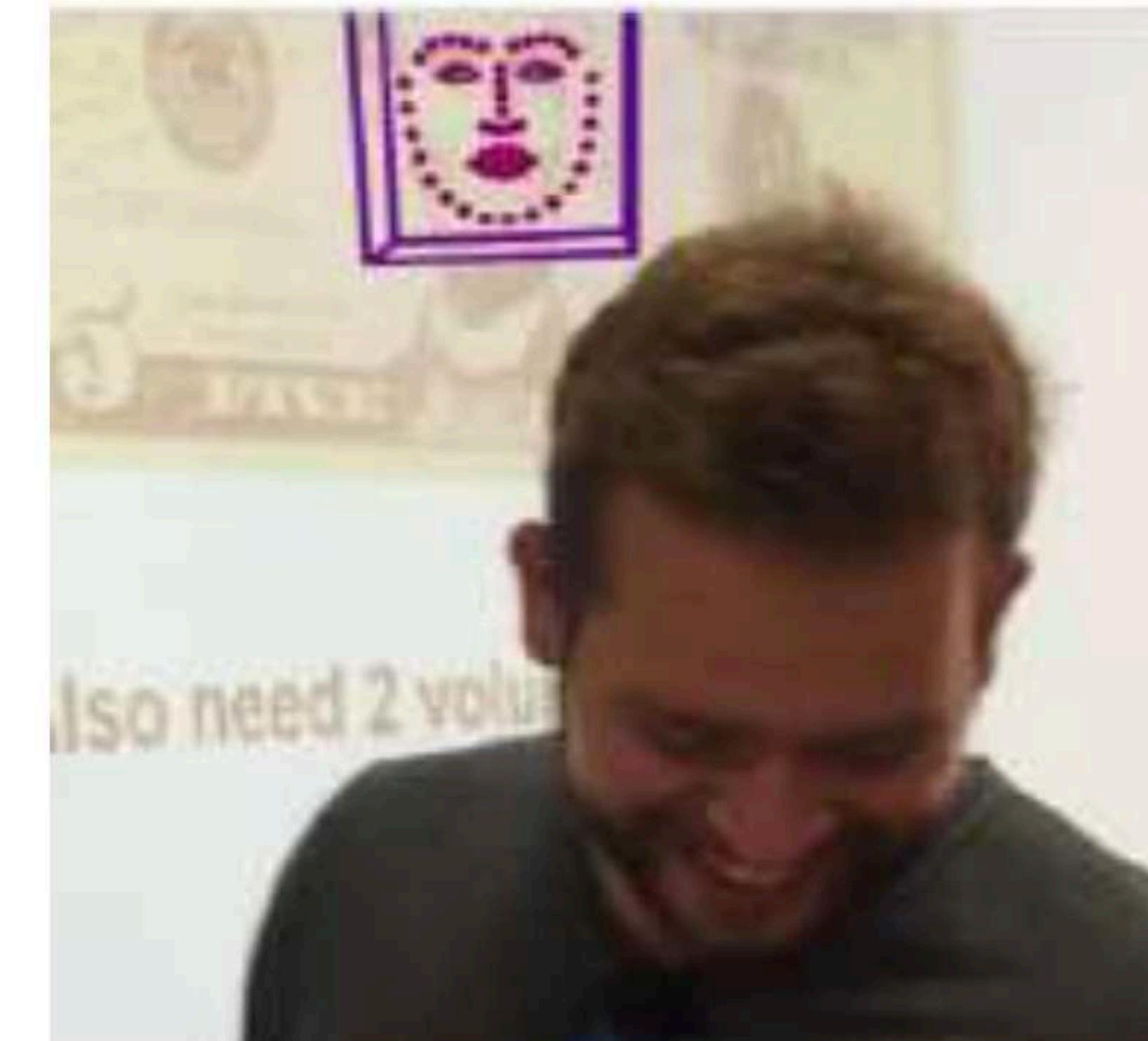
- Идентификация
- Возраст
- Раса
- Гендер



# Emotion recognition: challenges

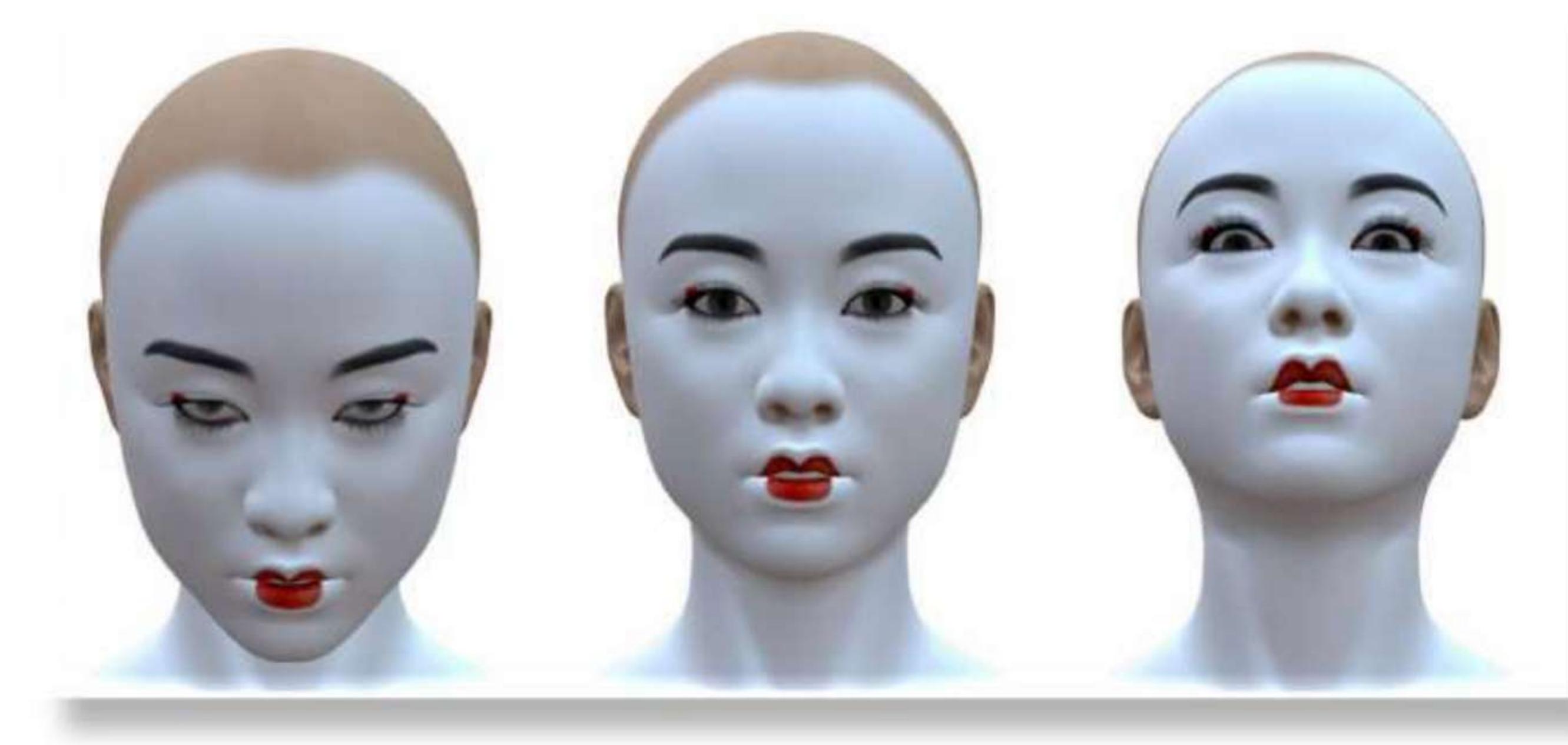
Точность детекции лица, признаков и выражений лиц зависит от:

- Бэкграунда
- Присутствия других людей



# Emotion recognition: challenges

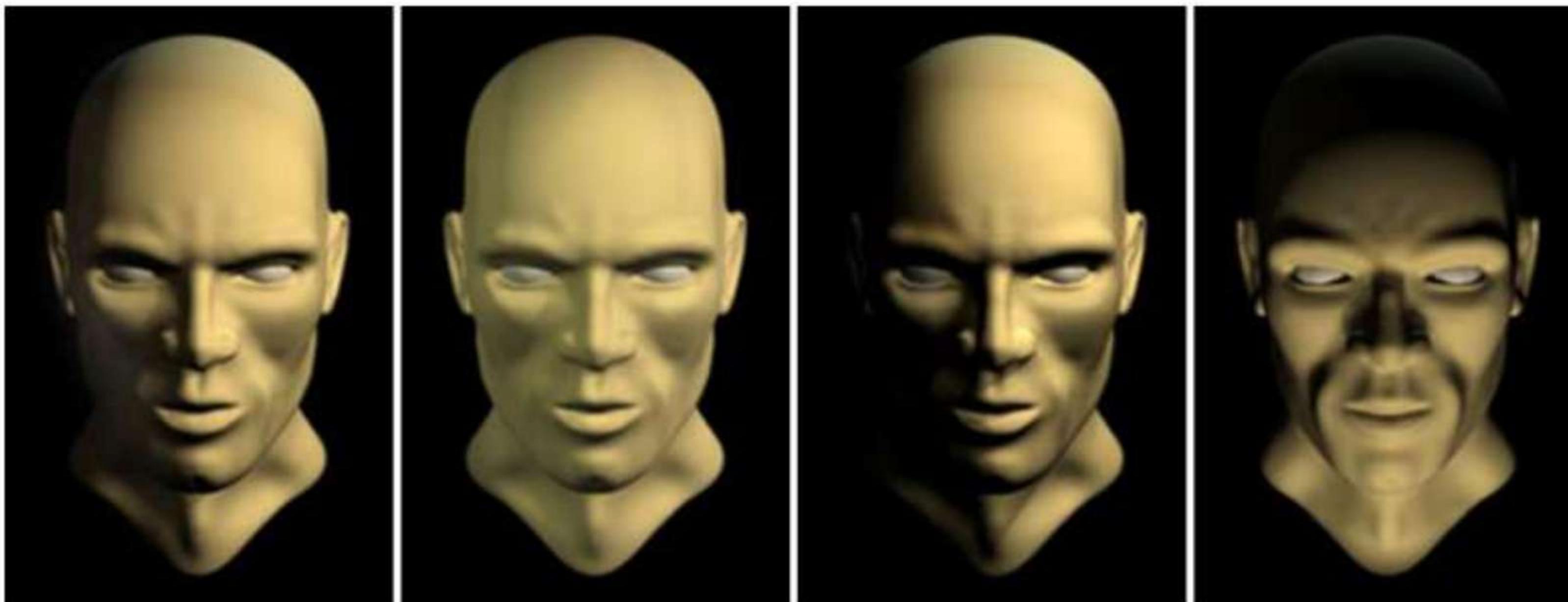
- Ракурс



# Emotion recognition: challenges

- Освещение

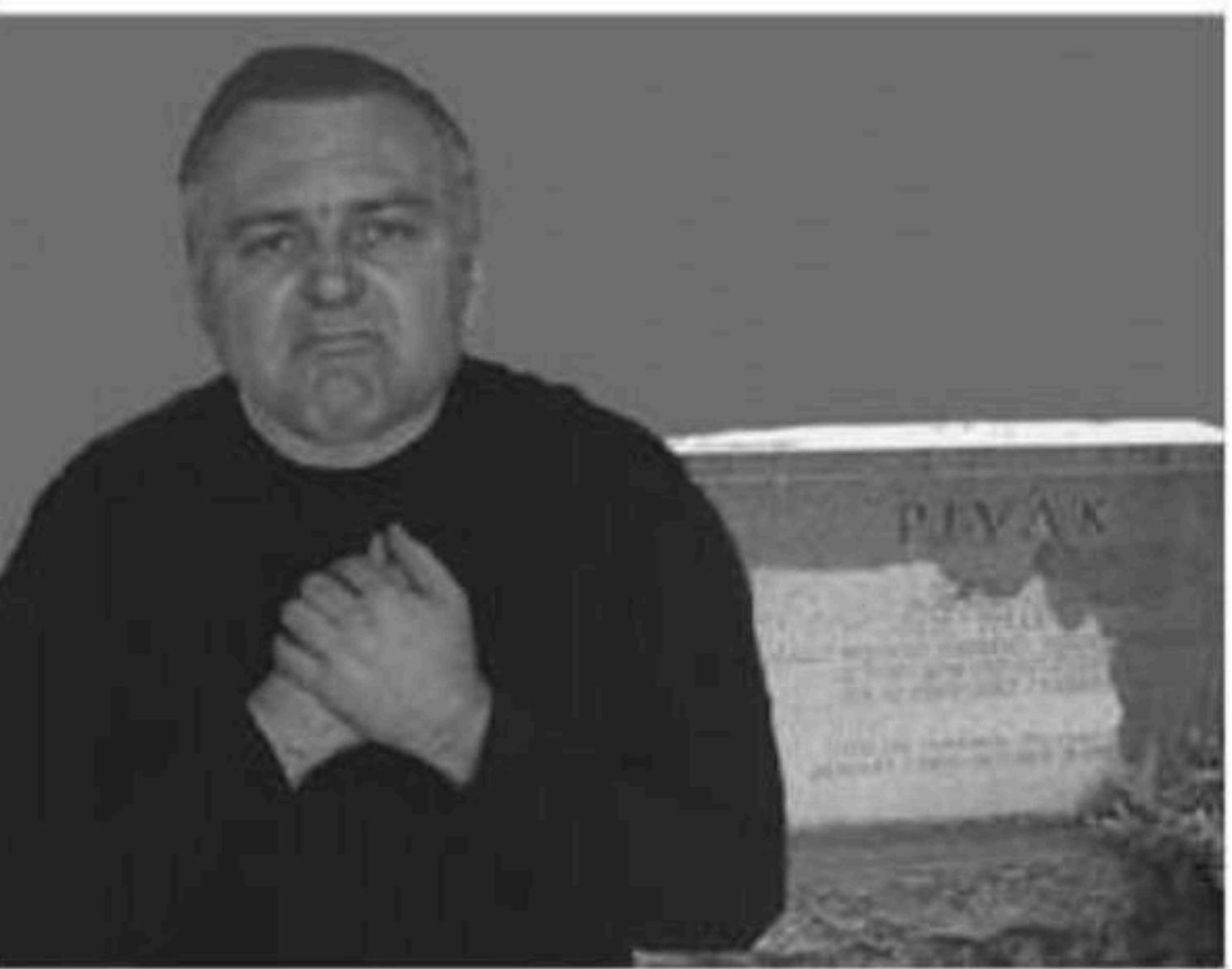
Cinematography emphasizes how light can create emotion

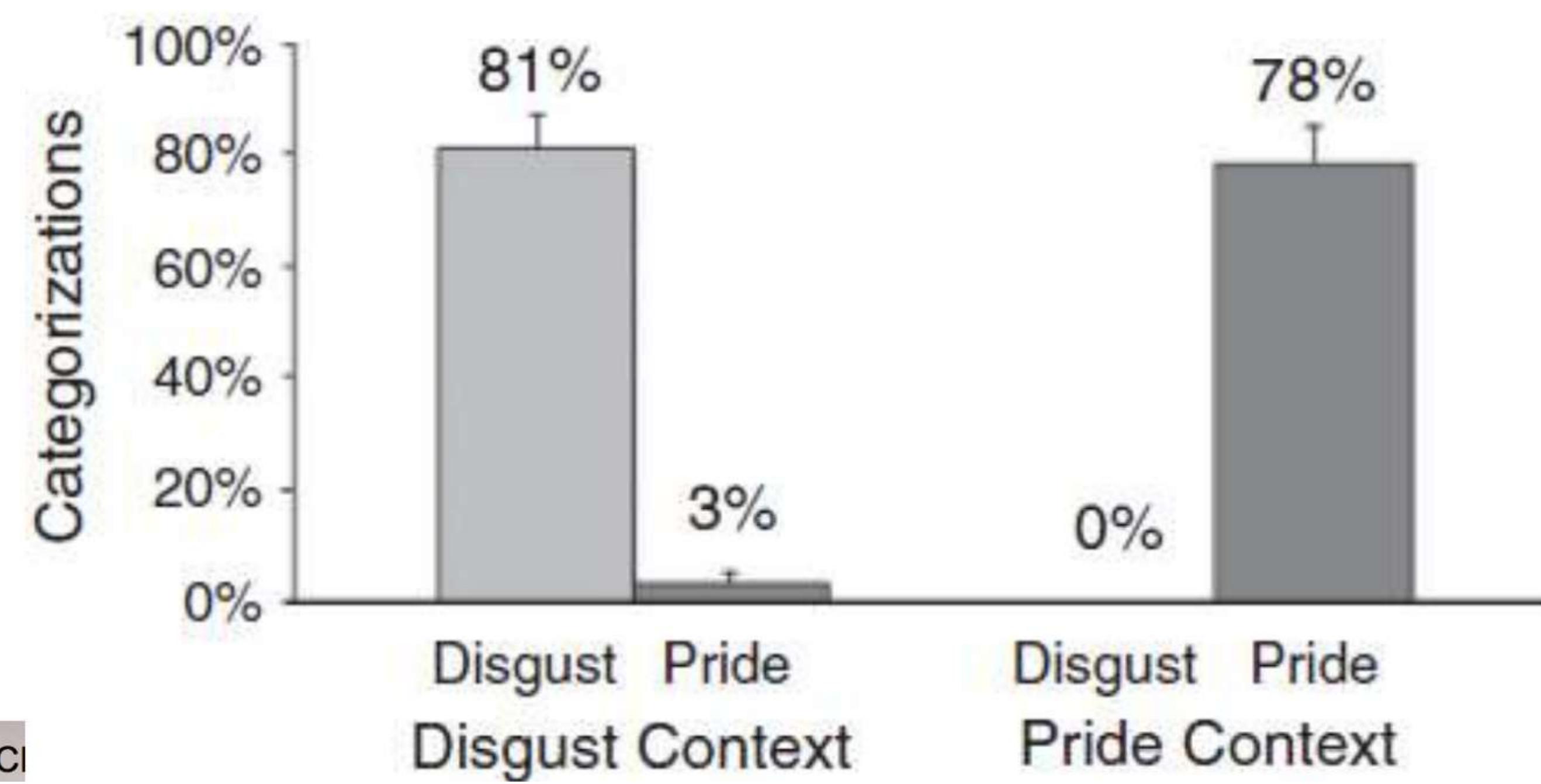


# Emotion recognition: challenges

- Другие модальности



**a****b****c****d**



# Практика

bit.ly/2Zu8MvM

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

# Практика

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

<https://colab.research.google.com/drive/1qiLK528Xgr6wxYATWaNrGWer2JN7yoPC>

# Home Work

[https://github.com/ptizza/HSE\\_AffectiveComputing/blob/master/Lecture\\_2/HomeWork/HW\\_MS\\_demo](https://github.com/ptizza/HSE_AffectiveComputing/blob/master/Lecture_2/HomeWork/HW_MS_demo)

# **Тема 4. Автоматическое распознавание характеристик личности**

# 1. Personality computing

# Personality computing

- Личность - это психологическая конструкция, направленная на объяснение широкого разнообразия поведения человека с точки зрения нескольких устойчивых и измеримых индивидуальных характеристик.
- В этом отношении любая технология, включающая понимание, прогнозирование и **синтез человеческого поведения**, вероятно, выиграет от personality computing, то есть от технологий, способных работать с человеческой личностью.

- **Современные модели личности** успешно предсказывают «шаблоны мышления, эмоций и поведения» [3], а также важные жизненные аспекты, в том числе «счастье, физическое и психологическое здоровье, [...] качество отношений со сверстниками, семьей и романтическим партнером». [...] выбор профессии, удовлетворение и результативность, [...] участие в жизни сообщества, преступную деятельность и политическую идеологию» [4].
- [3] D. Funder, “Personality,” *Annual Reviews of Psychology*, vol. 52, pp. 197–221, 2001.
- [4] D. Ozer and V. Benet-Martinez, “Personality and the prediction of consequential outcomes,” *Annual Reviews of Psychology*, vol. 57, pp. 401–421, 2006.

- Ключевое допущение психологии личности состоит в том, что **стабильные индивидуальные характеристики** приводят к **стабильным поведенческим паттернам**, которые люди склонны демонстрировать, по крайней мере, в определенной степени, **независимо от ситуации.**
- Цель психологии личности – различать внутренние свойства человека исходя из наблюдаемого поведения и исследовать причинно-следственные связи между ними

# Рост интереса к личности с стороны НСI

- Причины:
- 1) Рост объема персональной информации в социальных сетях
- 2) Упрощение сбора ежедневной информации о спонтанном поведении с помощью смартфонов

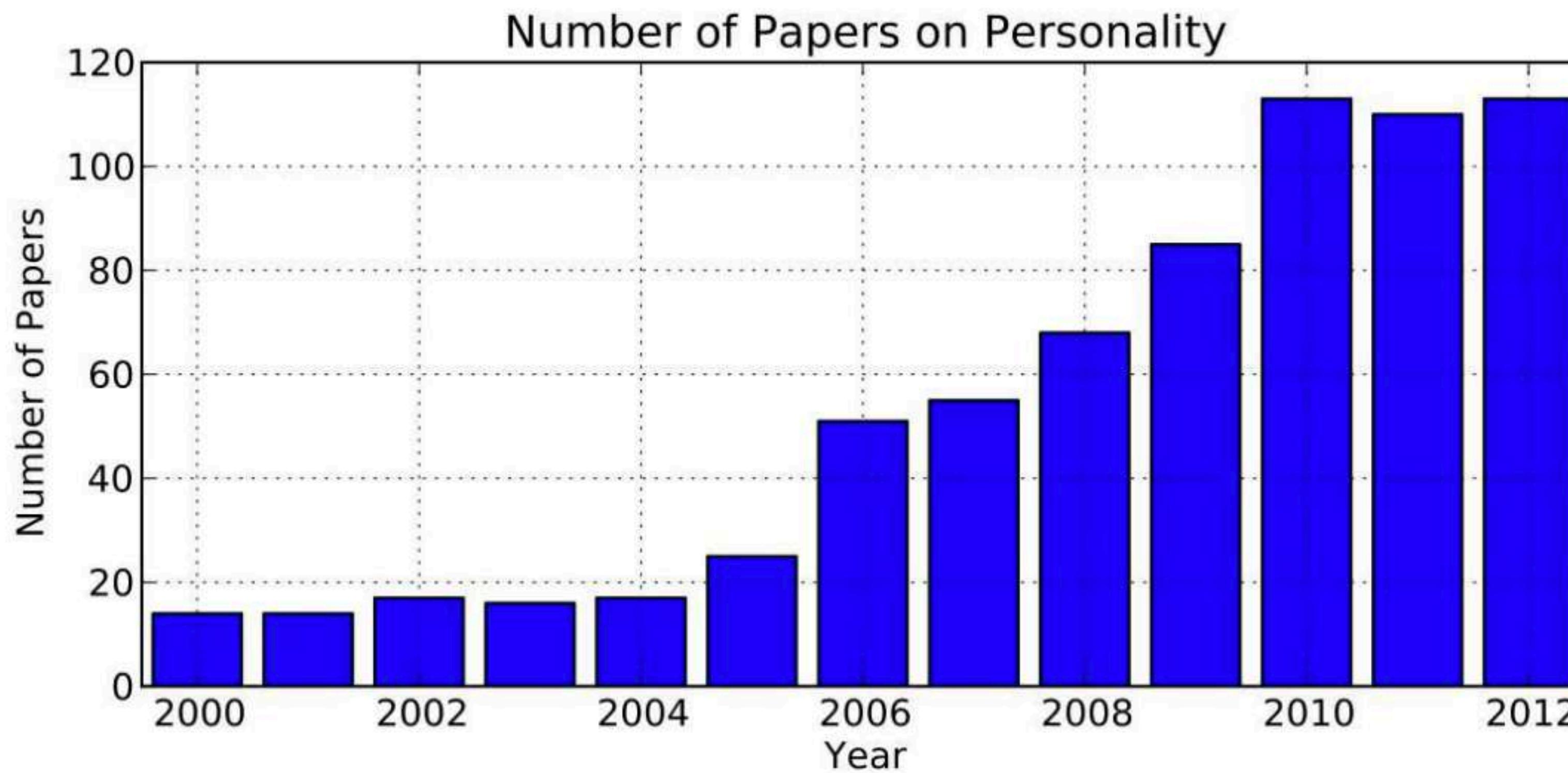


Fig. 1. The chart reports the number of papers per year with the word “personality” in their title (sum over IEEE Xplore and ACM Digital Library).

# Рост интереса к личности с стороны НСІ

- Зачем автоматически определять личностные черты?

# Рост интереса к личности с стороны НСІ

- Персонализация:
  - Экстраверты в интернет-магазинах могут предпочитать читать чужие обзоры, а интроверты – техническое описание товара
  - Онлайн игры и групповые чаты могут подбирать участников на основе их личностных черт (рекомендуя совместимых партнеров)
- Убеждение
  - Людей проще убедить, если агент подстраивается под их личностные черты

# Personality Computing

- **Automatic Personality Recognition:** inference of the true personality of an individual from behavioral evidence (распознавание истинной личности человека из поведения)
- **Automatic Personality Perception:** inference of personality others attribute to an individual based on her observable behavior (предсказание личности, которую другие приписывают индивиду, на основе его наблюдаемого поведения)
- **Automatic Personality Synthesis:** generation of artificial personalities via embodied agents (генерация искусственных личностей через воплощенных агентов)

1. Personality computing

2. Модели личности

# Модели личности

- Основаны на:
  - физиологии (the biological perspective)
  - бессознательном (the psychoanalytic perspective)
  - окружающей среде (the behaviorist perspective)
  - внутренних состояниях (the humanistic perspective)
  - мышлении (the cognitive perspective)
  - чертах (traits)

# Модели личности

- **Модели черт** строятся на семантическом сходстве и отношениях между **прилагательными**, которые люди используют **для описания себя и других**
- Хотя термины, используемые для описания людей, многочисленны и сильно различаются, они обычно составляют лишь несколько **основных измерений**.
- Эти измерения, если они достаточно стабильны, затем принимаются **как черты личности**, то есть как **факторы**, способные улавливать **устойчивые индивидуальные характеристики**, лежащие в основе наблюдаемого поведения.

# Модели личности

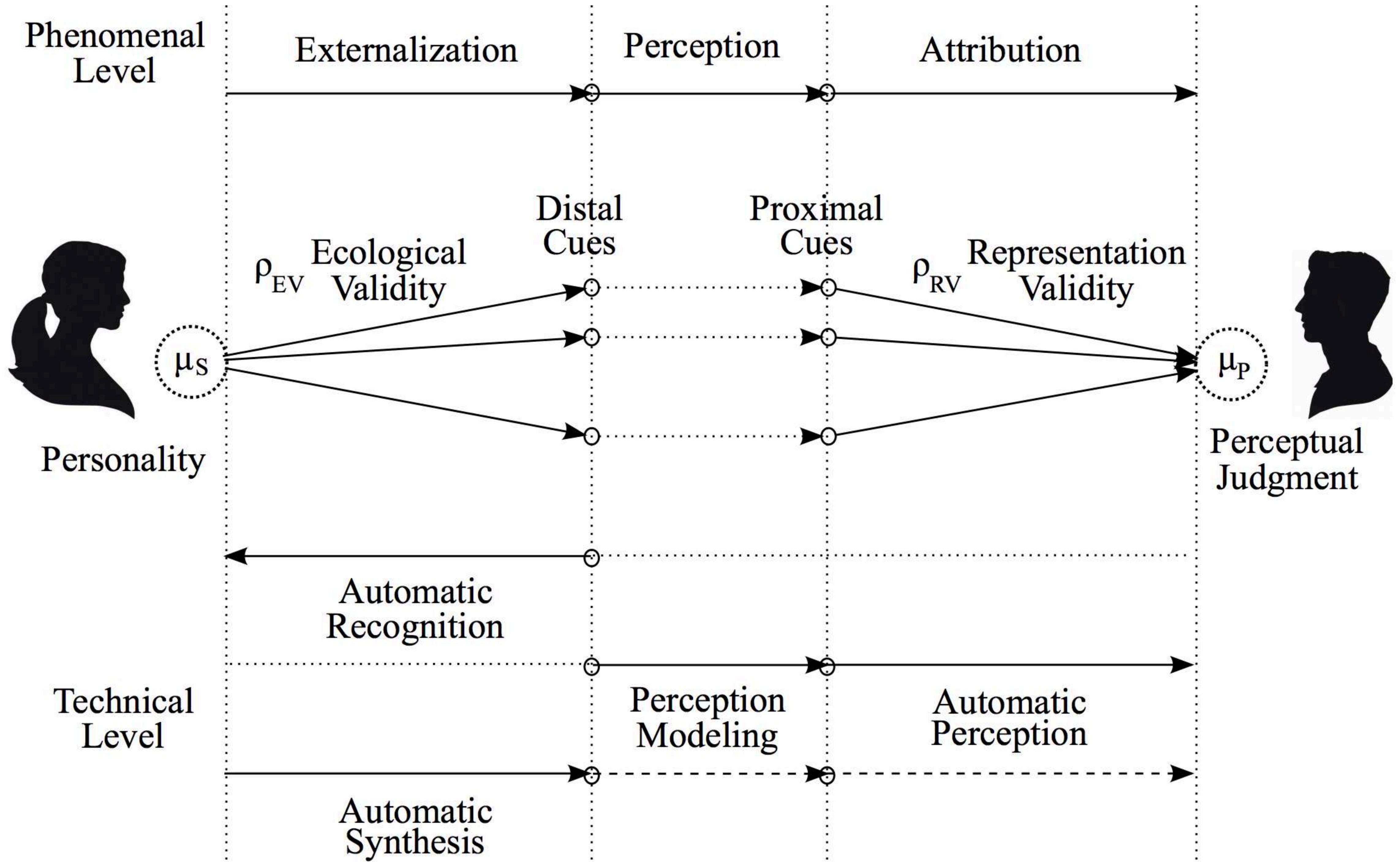
- Критика моделей черт: они являются описательными и не отражают реальных характеристик личности
- С другой стороны, несколько десятилетий исследований и экспериментов показали, что одни и те же черты появляются с удивительной регулярностью в широком спектре ситуаций и культур, что позволяет предположить, что они действительно соответствуют психологически значимым явлениям.

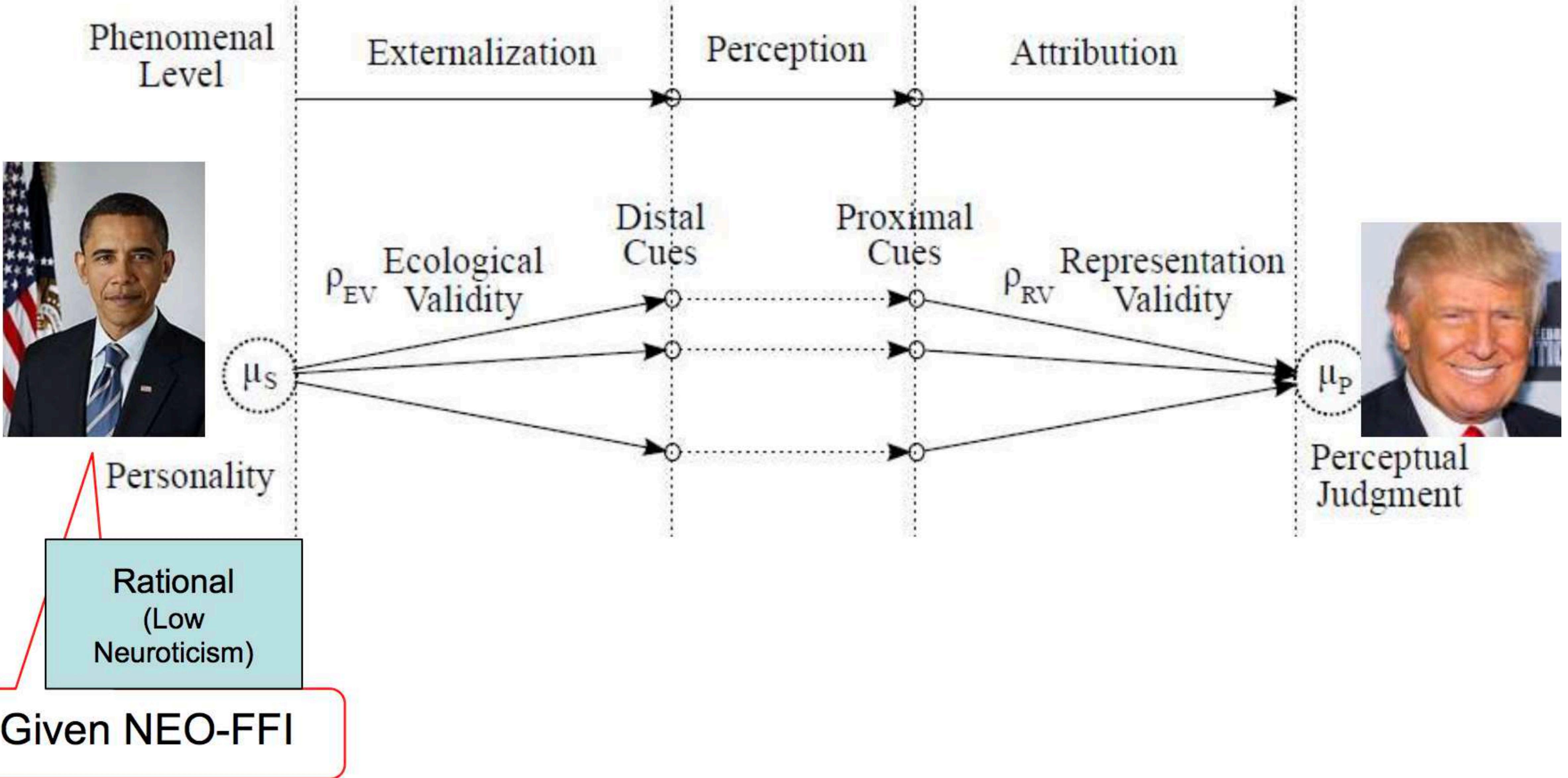
# Big-5

- Наиболее распространенная модель черт личности
- **Экстраверсия:** Active, Assertive, Energetic, Outgoing, Talkative
- **Согласие** (сотрудничество): Appreciative, Kind, Generous, Forgiving, Sympathetic, Trusting
- **Сознательность** (добропорядочность): Efficient, Organized, Planful, Reliable, Responsible, Thorough
- **Нейротизм:** Anxious, Self-pitying, Tense, Touchy, Unstable, Worrying
- **Открытость опыту:** Artistic, Curious, Imaginative, Insightful, Original, Wide interests

# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

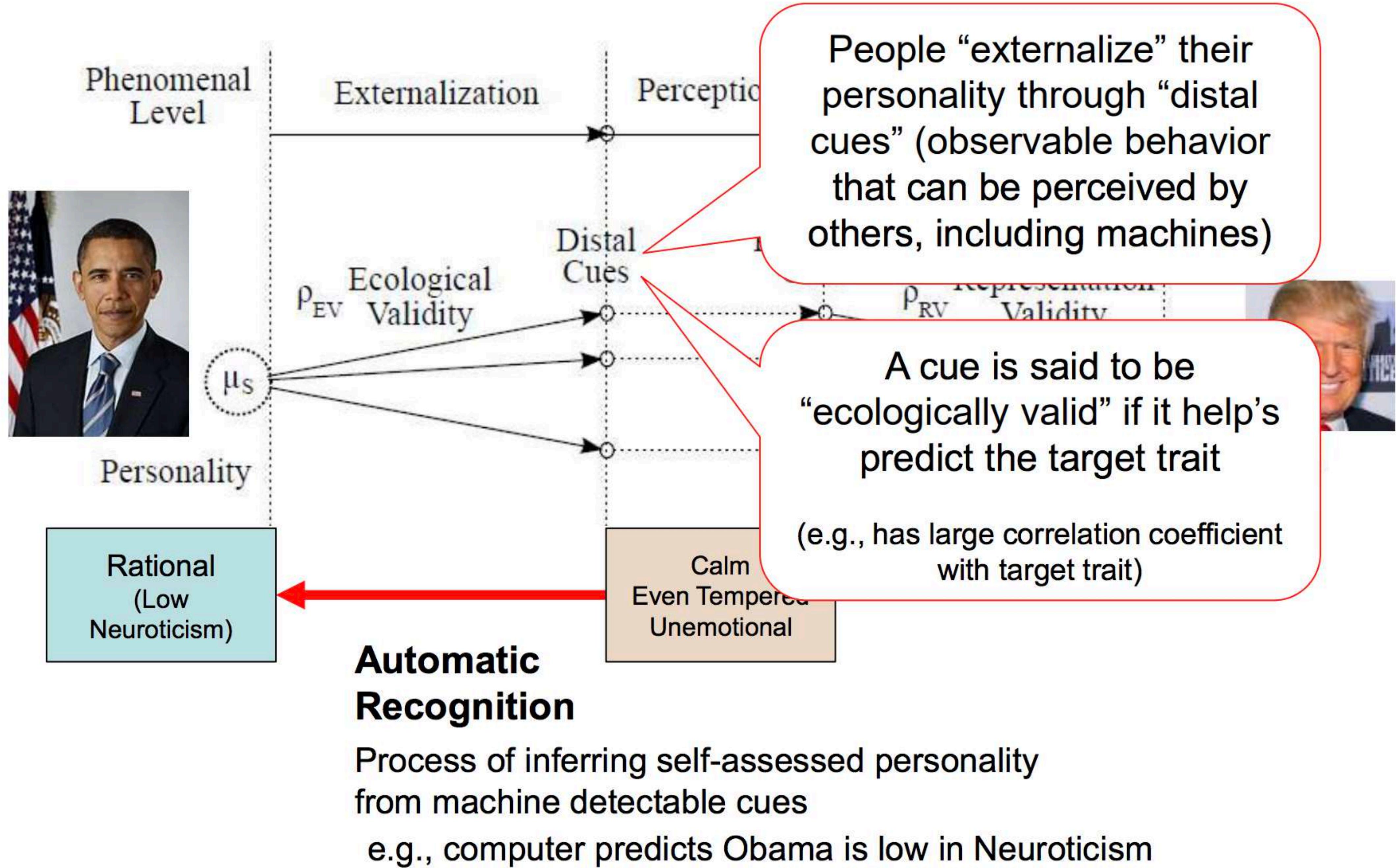
- Объединяет все три термина: Personality recognition, Personality perception, Personality synthesis
- Личность недоступна для непосредственного наблюдения
- Она проявляется через «физические следы», «маркеры», то есть наблюдаемое поведение (**distal cues**)
- Это поведение может быть воспринято другим





# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

- **Automatic Personality Recognition (APR)**: автоматические распознавание личности – определить **самооценку личности** по детектируемым машиной дистальными сигналам (выявление черт согласно самооценки – **истинных** черт личности индивида)



# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

- **Automatic Personality Perception (APP)** – задача автоматического выявления приписываемой личности по проксимальным признакам
- В отличие от Automatic Personality Recognition (APR) цель APP не истинная личность, а то, какой ее воспринимают другие
- То есть APR строится на **самооценке**, а APP на оценках **других людей**

# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

- Цель APP обычно предсказать среднее значение черты, полученное **несколькоими** наблюдателями
- Наблюдатели отличаются (социальный статус, когнитивные особенности, личность и тд) => их оценки тоже отличаются

“Proximal cues” are the representation (in the human mind) of a distal cue

e.g., distal = f0  
proximal = upbeat pitch



Personality

Introverted

Perception

People use these perceptual representations to make guesses about target (“personality attributions”)



Perceptual Judgment

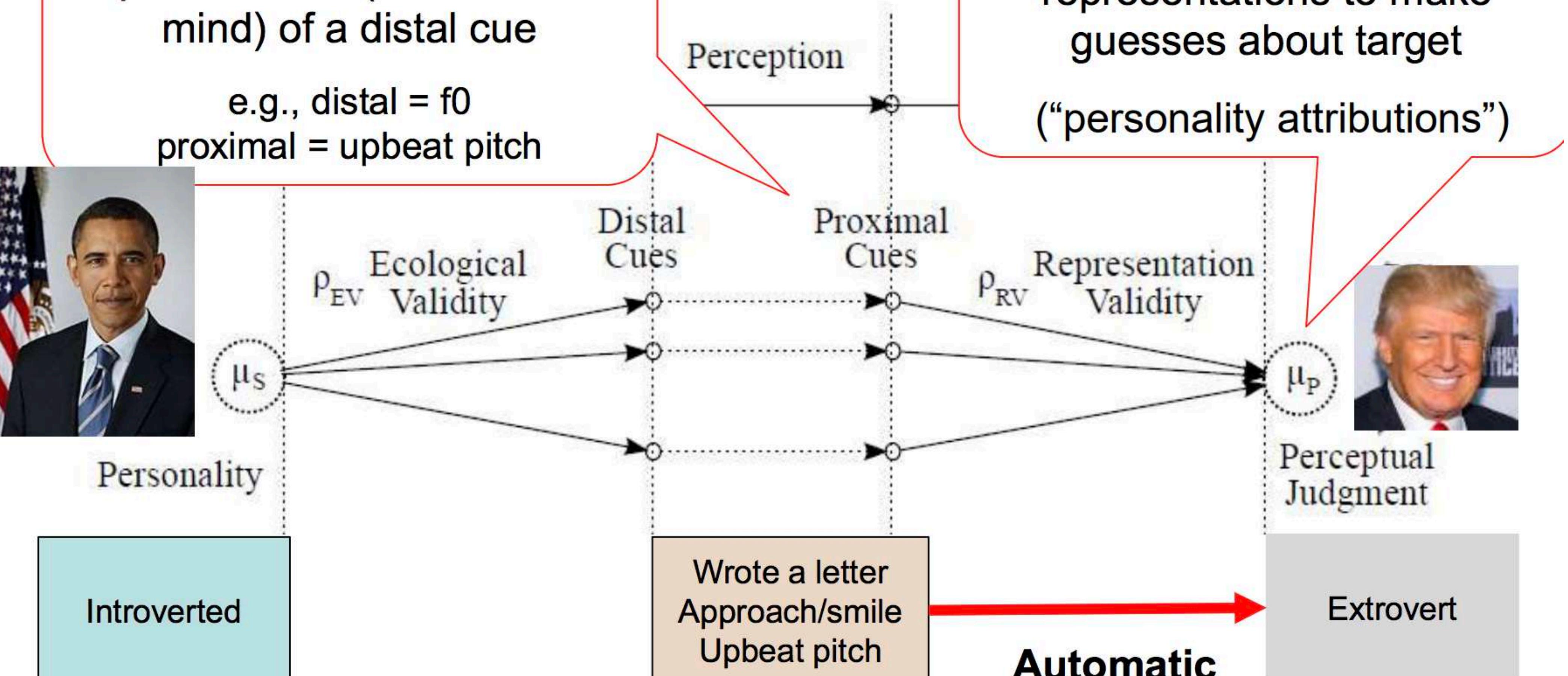
Extrovert

Wrote a letter  
Approach/smile  
Upbeat pitch

## Automatic Perception

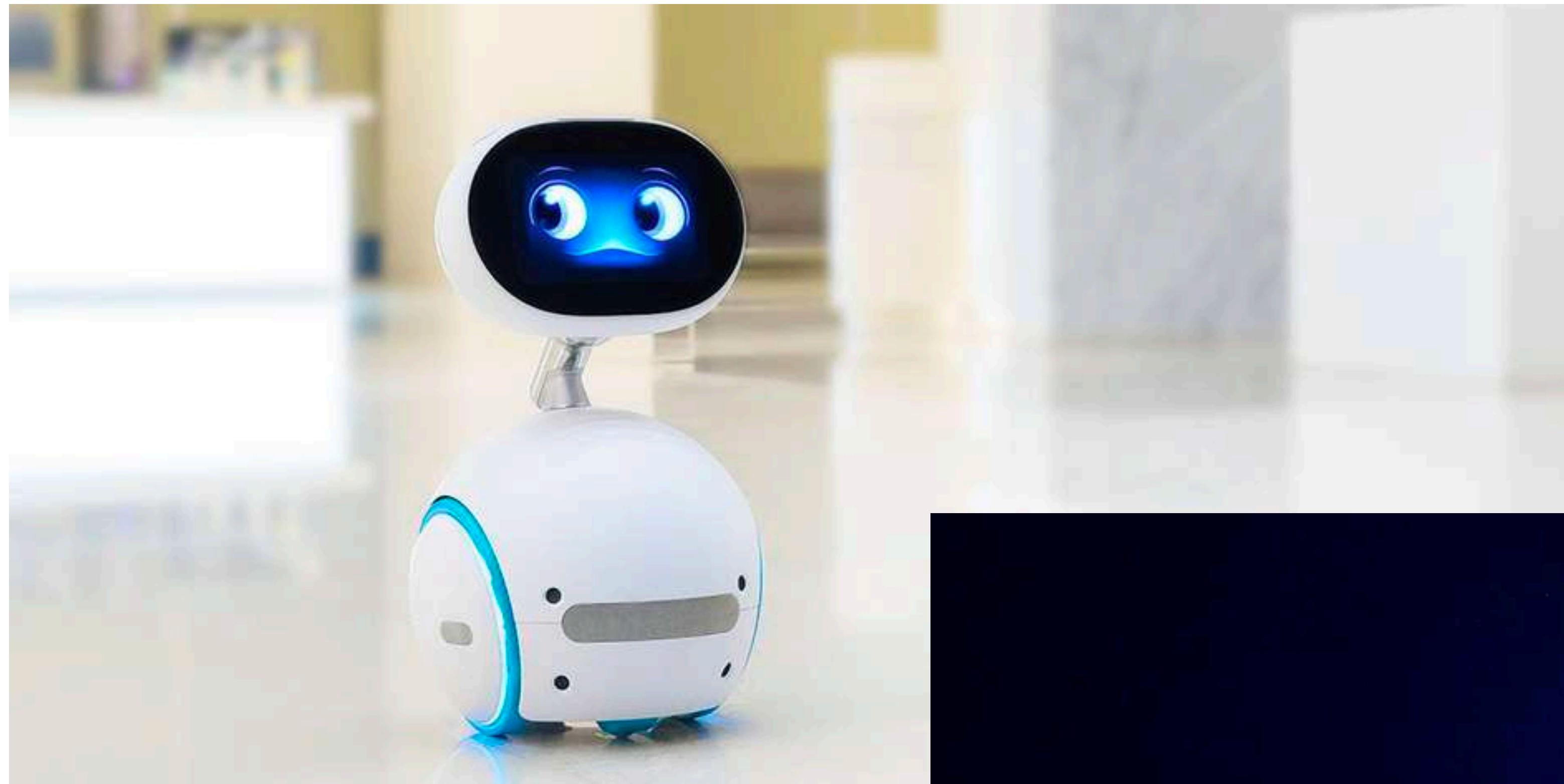
Process of predicting the personality attributions people might make

Based on that exchange, computer predicts Trump thinks Obama is Extroverted



# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

- Люди самопроизвольно и бессознательно присваивают социально значимые характеристики, в том числе черты личности, любому человеку, с которым они встречаются
- [J. S. Uleman, S. A. Saribay, and C. M. Gonzalez, “Spontaneous inferences, implicit impressions, and implicit theories,” Annual Reviews of Psychology, vol. 59, pp. 329–360, 2008.]
- Это явление настолько естественное и распространенное, что оно применимо не только к людям, но и к любому устройству, которое имеет черты, подобные человеческим



# Модель Линзы (Lens model, Brunswik)

- **Automatic Personality Synthesis (APS)** – автоматический синтез личности – задача автоматической генерации дистальных сигналов, нацеленных на демонстрацию желаемых черт личности.
- Включает 2 процесса: **экстернализация** (генерация признаков, cues) – машиной/роботом/искусственным агентом и тд
- **И атрибуция** – люди, как правило, не осознанно, приписывают черты личности машине.
- Основная цель - гарантировать, что признаки, генерируемые машиной, вызывают нужное восприятие черт личности наблюдателями.

1. Personality computing
2. Модели личности
3. Automatic personality recognition

# Automatic Personality Recognition (APR)

- Подходы APR, представленные в литературе, учитывают широкий спектр дистальных сигналов, включая **письменные тексты, невербальное поведение**, данные, собранные с помощью **мобильных или носимых устройств, онлайн-игры**.
- Эксперименты основаны на **самооценках**, и в некоторых случаях это позволяет проводить эксперименты над **несколькими тысячами** субъектов.

# APR from text

- Классическая парадигма исследований:
- Дать испытуемым заполнить личностные опросники (стандартные, например, Big-5)
- Дать испытуемым задачу сгенерировать текст (например, написать эссе)
- Провести простой анализ текста: например, посчитать корреляцию между частотой разных слов с личностными чертами

# APR from text

- Одно из ранних исследование было проведено в 2005 г.
- 1200 студентов написали 2263 эссе и заполнили NEO-FFI (типа Big-5)
- Цель исследования – предсказывать по тексту экстраверсию и нейротизм
- Модель (SVM) показала точность 58% для обеих черт
- В более позднем исследовании на тех же данных и всех чертах Big-5 получили от 50% от 62% (максимальная для открытости)
- S. Argamon, S. Dhawle, M. Koppel, and J. Pennbaker, “Lexical predictors of personality type,” In Proceedings of Interface and the Classification Society of North America, 2005.

# APR from text

- Позже стали проводить исследования на блогерах (также просили их заполнить личностные опросники)
- 5042 posts written by 2393 bloggers
- Точность получилась низкая, но выявили интересный факт, что тревожные блогеры пишут, чтобы избавиться от напряжения, а экстраверты – чтобы рассказать о своей жизни
- A. J. Gill, S. Nowson, and J. Oberlander, “What are they blogging about? personality, topic and motivation in blogs,” in Proceedings of the The International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, 2009, pp. 18–25.

# APR and Nonverbal Communication

- Определение черт личности по невербальным параметрам речи:
  - Extraversion (63% accuracy) and Conscientiousness (95% accuracy)  
(24 испытуемых, симулирующих телефонные звонки)
  - Extraversion (66%) and Neuroticism (75%) (13 испытуемых)

# APR and Nonverbal Communication

- Мультимодальное определение черт личности:
- 89 Skype звонков
- Признаки: голосовые (pitch, intensity, duration), направление взгляда, позы, движения головой, руками, нахмуренность и тд
- 5 черт личности – от 65% до 76% точность

# APR on Social Media

- Facebook, Twitter и тд
- Признаки: сами посты, информация о себе (пол, возраст, предпочтения и тд)

# APR via Mobile and Wearable Devices

- Параметры использования мобильного телефона (приложения, разговоры, параметры речи из разговоров, двигательная активность)
- Пример - 117 subjects over a period of 17 months, точность Big-5 от 40% до 80% (F-score)

# APR and Computer Games

- Преимущества анализа игр для автоматического распознавания черт личности:
  - Наблюдение за людьми в «естественнých условиях» может быть более показательным, чем самоотчеты или стандартные лабораторные задания.
  - Игры, возможно, могут вызвать естественное поведение

# APR and Computer Games

- Однако:
  - Игры позволяют людям выражать аспекты себя, которые они обычно скрывают
  - Игры позволяют людям экспериментировать с альтернативными личностями (например, застенчивые люди могут быть экстравертами в виртуальных мирах)

# Recognizing personality in World of Warcraft

Yee, Ducheneaut, Nelson and Likarish CHI2011



# APR and Computer Games

- Изучали 1040 игроков на протяжении 4 месяцев
- Измеряли Big 5
- Измеряли широкий спектр внутриигрового поведения (кол-во дней игры, кол-во убийств, смертей, альянсов и тд)
- Лучше всего получилось предсказать экстраверсию и согласие

# APR and Keystroke dynamics

- 60 participants for a total of 191,410 keys pressed
- По параметрам печати на клавиатуре предсказывают черты личности Big-5
- Признаки: длина текста в сообщении, скорость печати, кол-во Backspace, заглавные буквы, многоточия и тд
- Точность выше 90%

# APR and Computer Vision

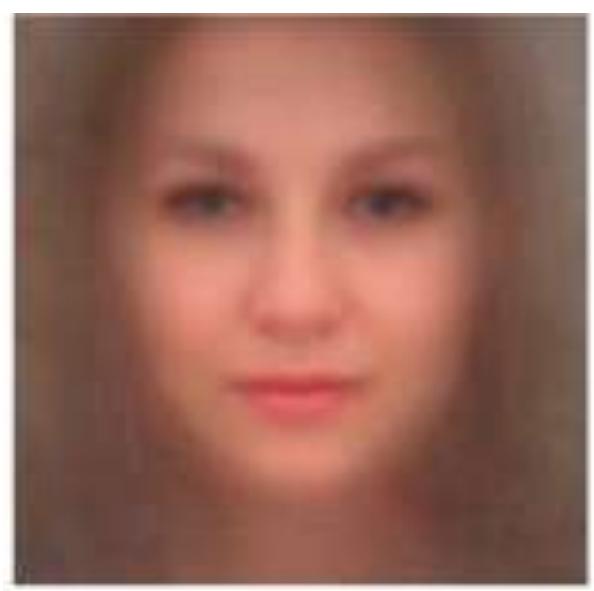
- 12477 волонтеров закидывали свои фотографии (31367 штук)
- И заполняли BigFive
- Натренировали нейросети
- Лучший результат получился для conscientiousness (0.360 for men and 0.335 for women)
- <https://www.nature.com/articles/s41598-020-65358-6>

# Assessing the Big Five personality traits using real-life static facial images

Alexander Kachur , Evgeny Osin , Denis Davydov, Konstantin Shutilov & Alexey Novokshonov

*Scientific Reports* **10**, Article number: 8487 (2020) | Cite this article

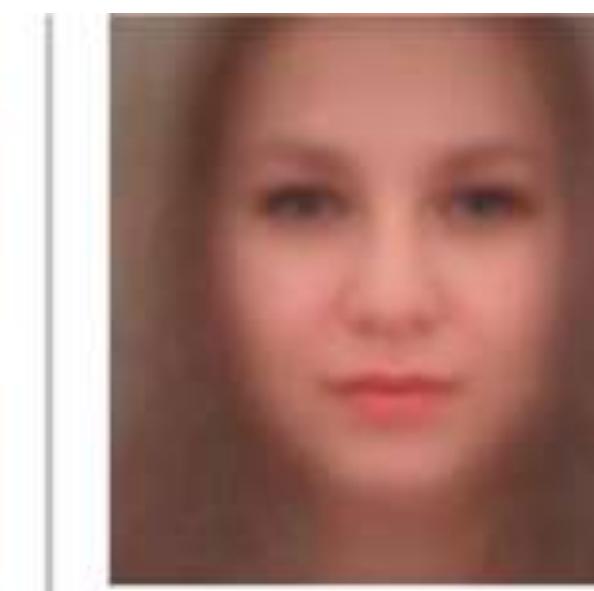
Trait	Gender	r
Agreeableness	Men	0.214 [0.129; 0.295]
	Women	0.238 [0.168; 0.304]
Conscientiousness	Men	0.360 [0.281; 0.433]
	Women	0.335 [0.270; 0.398]
Extraversion	Men	0.187 [0.102; 0.270]
	Women	0.266 [0.198; 0.332]
Neuroticism	Men	0.210 [0.125; 0.292]
	Women	0.284 [0.216; 0.349]
Openness	Men	0.189 [0.104; 0.272]
	Women	0.137 [0.067; 0.207]



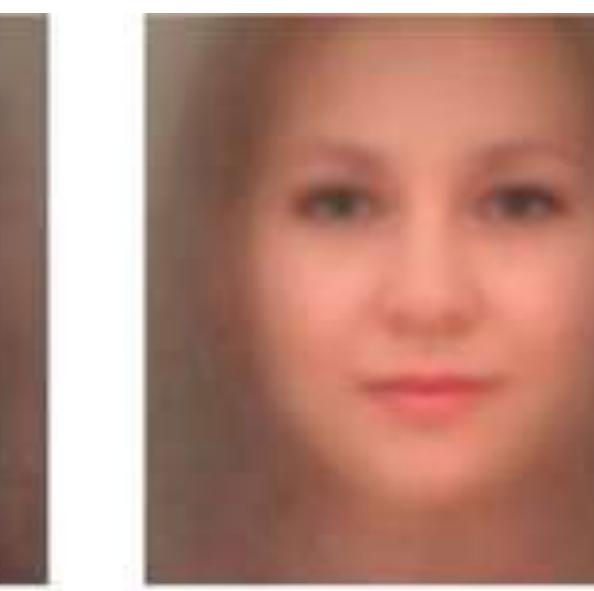
Low



Openness

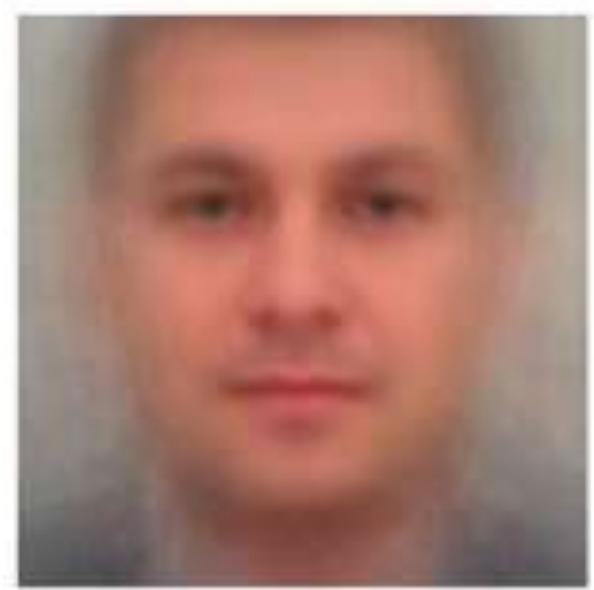


Low

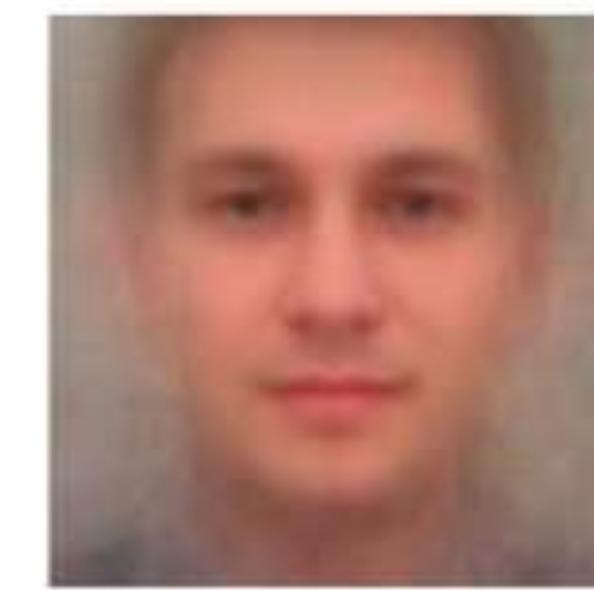


Conscientiousness

High

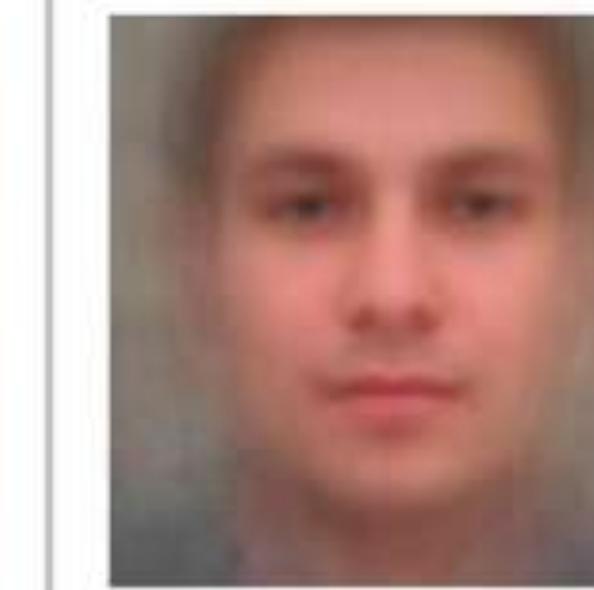


Low

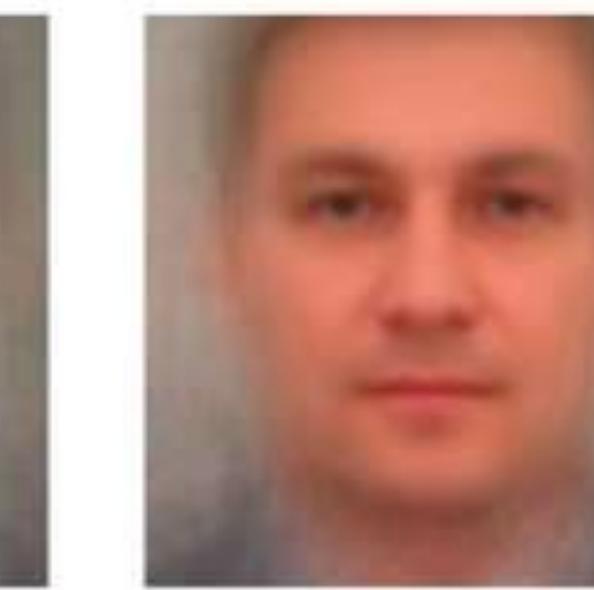


Low

Extraversion

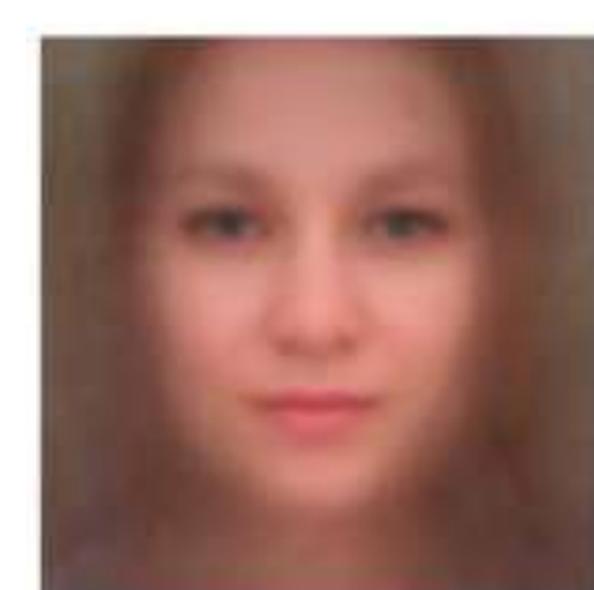


Low

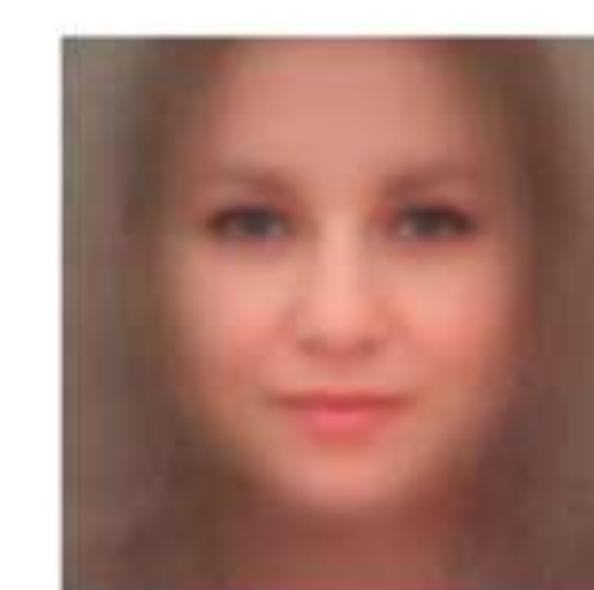


Agreeableness

High



Low



Low

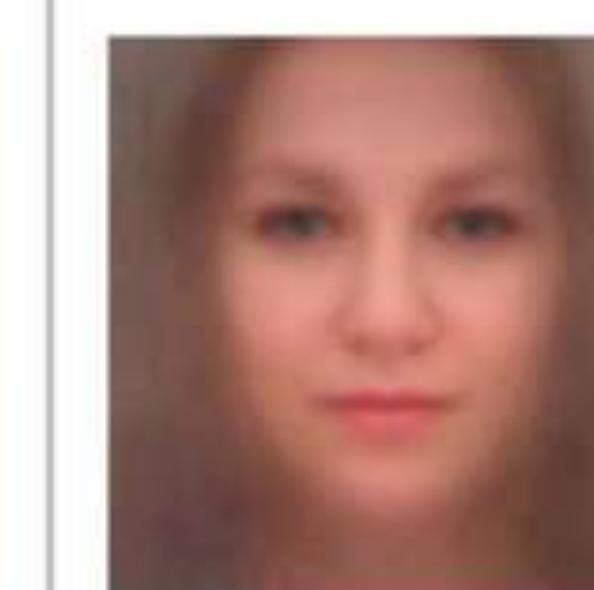


Neuroticism

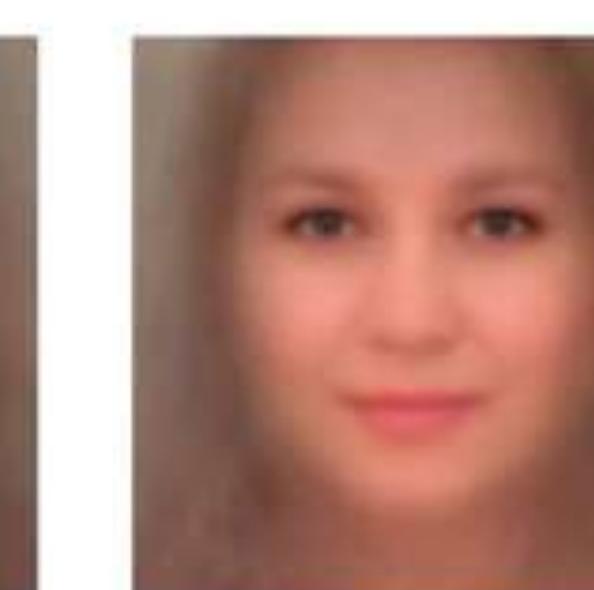


Low

Extraversion



Low



Low



Extraversion



Low



Low

Extraversion



Low



High

Agreeableness

1. Personality computing
2. Модели личности
3. Automatic personality recognition
4. Automatic personality perception

# Automatic Personality Perception (APP)

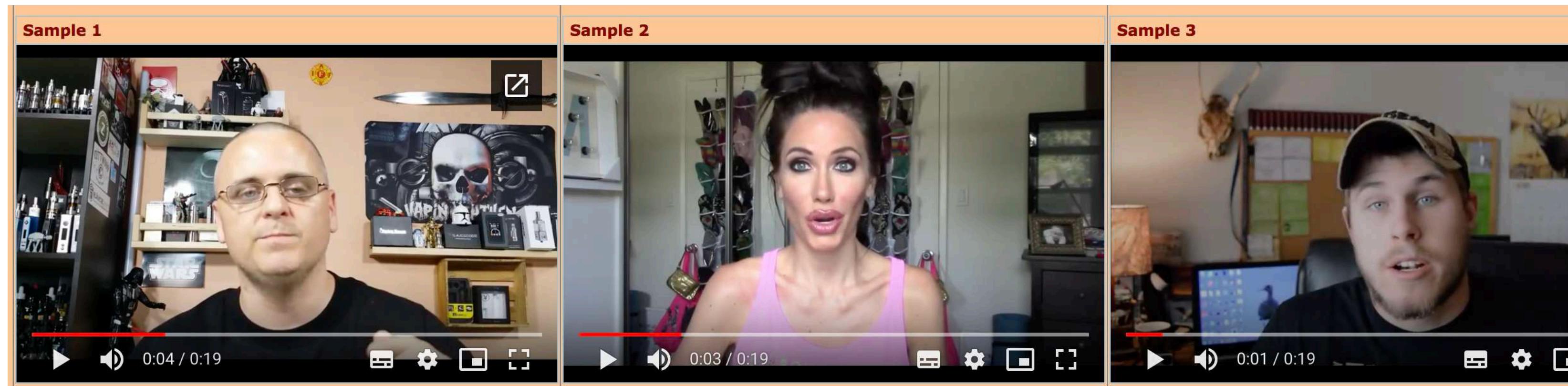
- Подходы APP сосредоточены в основном на невербальном поведении (в частности, в речи) и социальных сетях.
- Количество испытуемых обычно ниже, чем в случае с APR, поскольку сбор нескольких оценок на человека ограничивает число лиц, которые могут быть вовлечены в эксперименты.

# APP and Nonverbal Behavior

- Из фильмов нарезали 3907 клипов, внешними аннотаторами оценили черты личности (Big-5) для 50 персонажей
- Точность от 60% до 85%

# APP and Nonverbal Behavior

- **2016 First Impressions challenge**
- 10000 videos (видео из интернета, отзывы, влоги и тд)  
<http://chalearnlap.cvc.uab.es/dataset/20/description/#>
- 84 аннотатора разметили личностные черты (на Amazon MTurk)
- Важно для Job interview



# APP & ARP

- По речевым признакам предсказывают черты личности, оцененные внешними наблюдателями
- На одном из датасетов провели сравнение – APR и APP
- **Точность получилась выше для APP** – вероятно потому, что внешним наблюдателям и машине доступен один и тот же источник информации (cues)
- В случае с APR – у человека есть доступ к «внутренней» информации (например, к личностной истории)

# Sum Up

- Personality Computing – область Affective Computing
- Из многочисленных моделей личности чаще всего пользуются моделью черт (Big-5)
- Выделяют 3 основных понятия: Automatic Personality Recognition (true personality), Automatic Personality Perception (attributed personality), Automatic Personality Synthesis
- Все три понятия укладываются в модель линзы Брунсвика
- И APR, и APP работает с текстами, аудио, видео, компьютерными играми, социальными сетями и тд