

Глубокое обучение и глубокая оптимизация: современное состояние и перспективы развития технологий искусственного интеллекта

Визильтер Юрий Валентинович, viz@gosniias.ru

*начальник подразделения 3000 ФГУП «ГосНИИАС»,
д.ф-м.н., профессор РАН*



Семинар НИУ ВШЭ по Высокопроизводительным вычислениям
Москва, 21.01.2020

О чем хотелось бы рассказать

- **Глубокие нейронные сети** совершили революцию в области компьютерного зрения и анализа больших данных
- **Функциональный искусственный интеллект** скоро будет создан в ходе второй волны «революции ИИ», которая происходит прямо сейчас
- **Глубокая оптимизация** уже в ближайшие годы распространит эту революцию практически на все области техники, технологии, экономики...
- **Открытые проблемы** - угрозы, вызовы, надежды (на самых свежих примерах из компьютерного зрения по материалам конференции ICCV-2019)

Что больше всего мешает внедрению ИИ?

Недавно
был
проведен
опрос среди
компаний,
продающих
ПО на
основе ИИ

BIGGEST CHALLENGE IN SELLING AI & MARKETING PRODUCTS OR SERVICES

1 место - Demystifying the technology

**Оказывается,
мифы!**



Поэтому я постараюсь
максимально просто,
но точно объяснить,
как обстоят дела, и как
все это работает...

**Мифы - путаница в понятиях и
недостаточная информированность:**

- настоящий ИИ нельзя создать...
- ИИ уже создан и решил все задачи...
- роботы нас поработят...
- ГНС это только про картинки...
- ГНС сложны и ненадежны...
- ГНС – «черный ящик», в котором непонятно что происходит...

Технологии, которую не понимаешь, невозможно доверять!

Что еще мешает внедрению ИИ?

Принято считать, что все дело в завышенных ожиданиях...



...но в случае ИИ-2020 это чисто технологическая история!

Глубокие нейронные сети
*(первая волна современной
технологической революции ИИ)*

Глубокие конволюционные нейронные сети – новое поколение алгоритмов обнаружения и распознавания объектов на изображениях



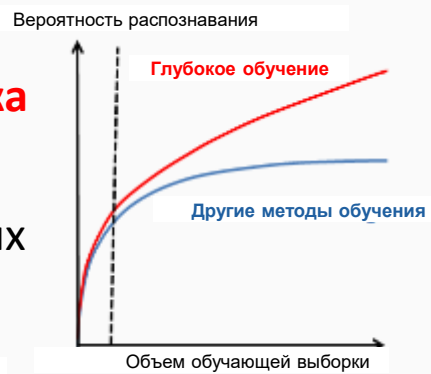
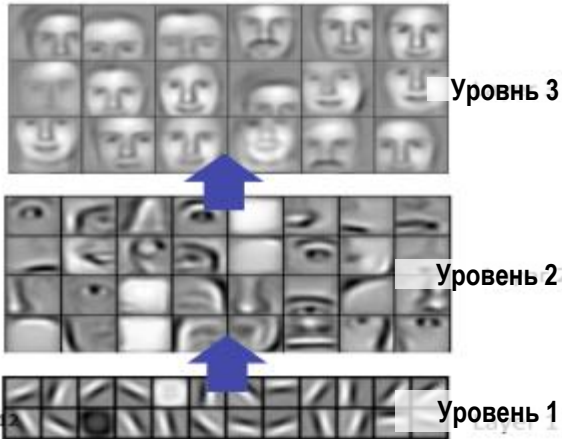
2011: First Superhuman Visual Pattern Recognition

<http://people.idsia.ch/~juergen/deeplearning.html>

2011: Автоматическое обнаружение и распознавание объектов на базе глубоких нейронных сетей (ГНС)

+ С 2011 г. - **распознавание образов на уровне человека или выше** (superhuman)

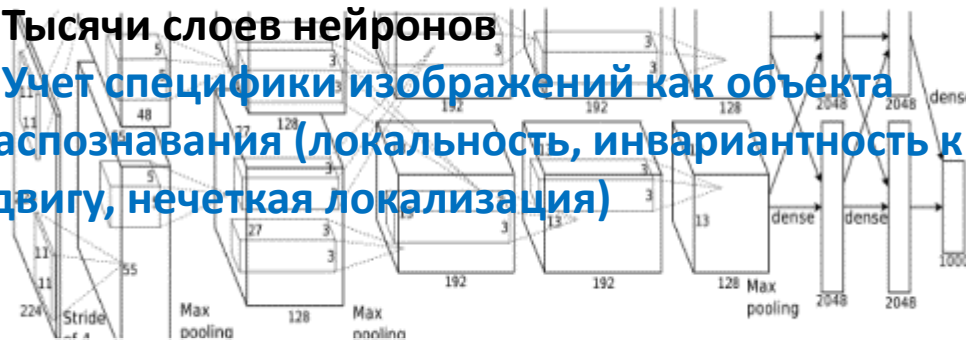
+ Обучение на сверхбольших объемах данных



+ Иерархическое обучение с повышением абстракции данных от уровня к уровню

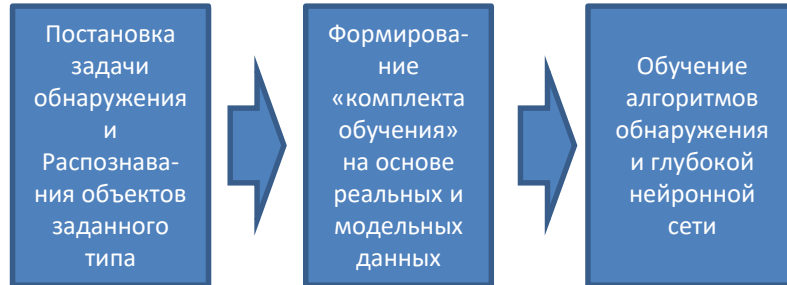
Достоинства и проблемы

+ Тысячи слоев нейронов
+ Учет специфики изображений как объекта распознавания (локальность, инвариантность к сдвигу, нечеткая локализация)

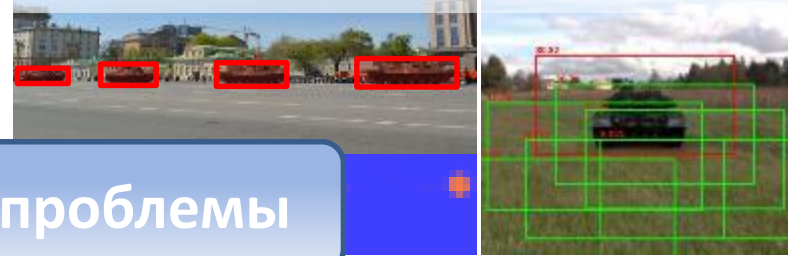


Типовая структура глубокой конволюционной сети

- Нужны огромные обучающие выборки
- Длительное моделирование и обучение



- Ресурсоемкость, низкая скорость
- Необходимо быстрое предобнаружение



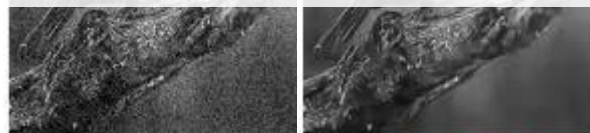
- Необходимость эффективных алгоритмических реализаций и нового поколения бортовых нейропроцессоров



2015-16: ГНС решают все задачи компьютерного зрения

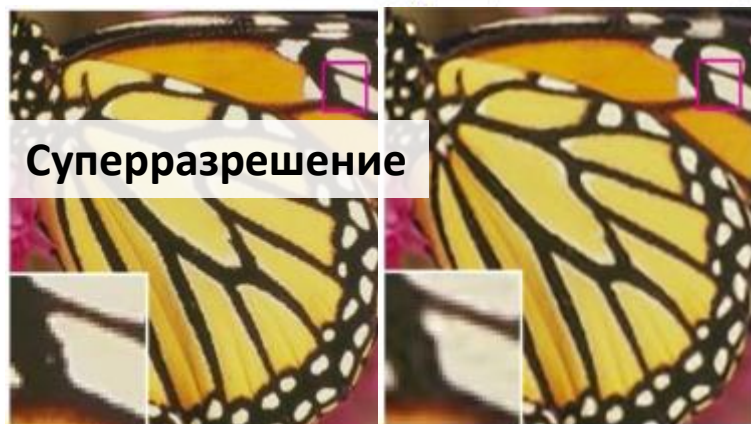


Фильтрация шумов



noisy ($\sigma = 25$) PSNR: 20.16dB Ours: PSNR: 30.03dB

Удаление смаза



Суперразрешение

Original / PSNR

SRCNN / 27.95 dB



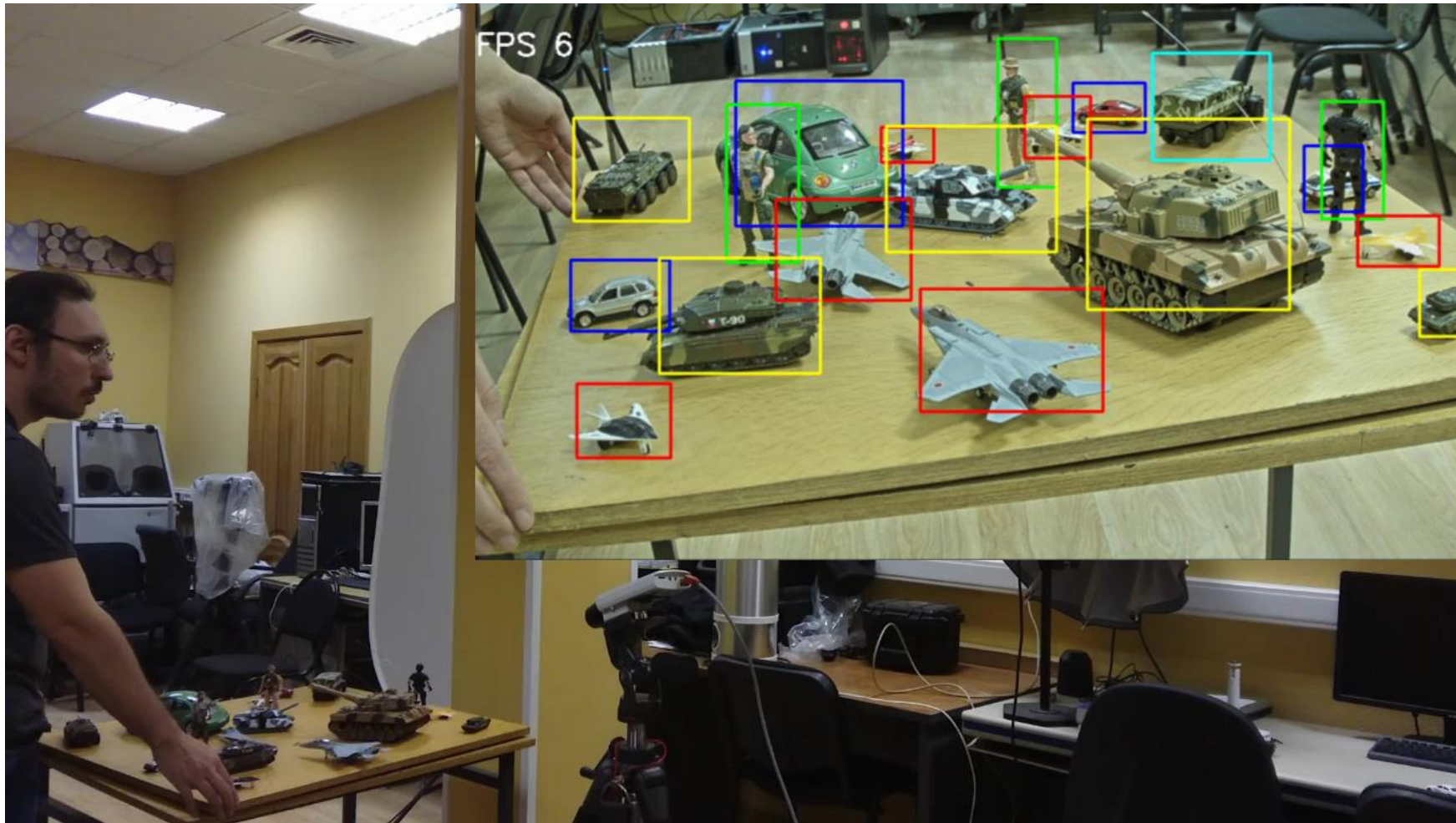
Обнаружение особых точек на лицах



Фронтализация лиц без 3D моделей

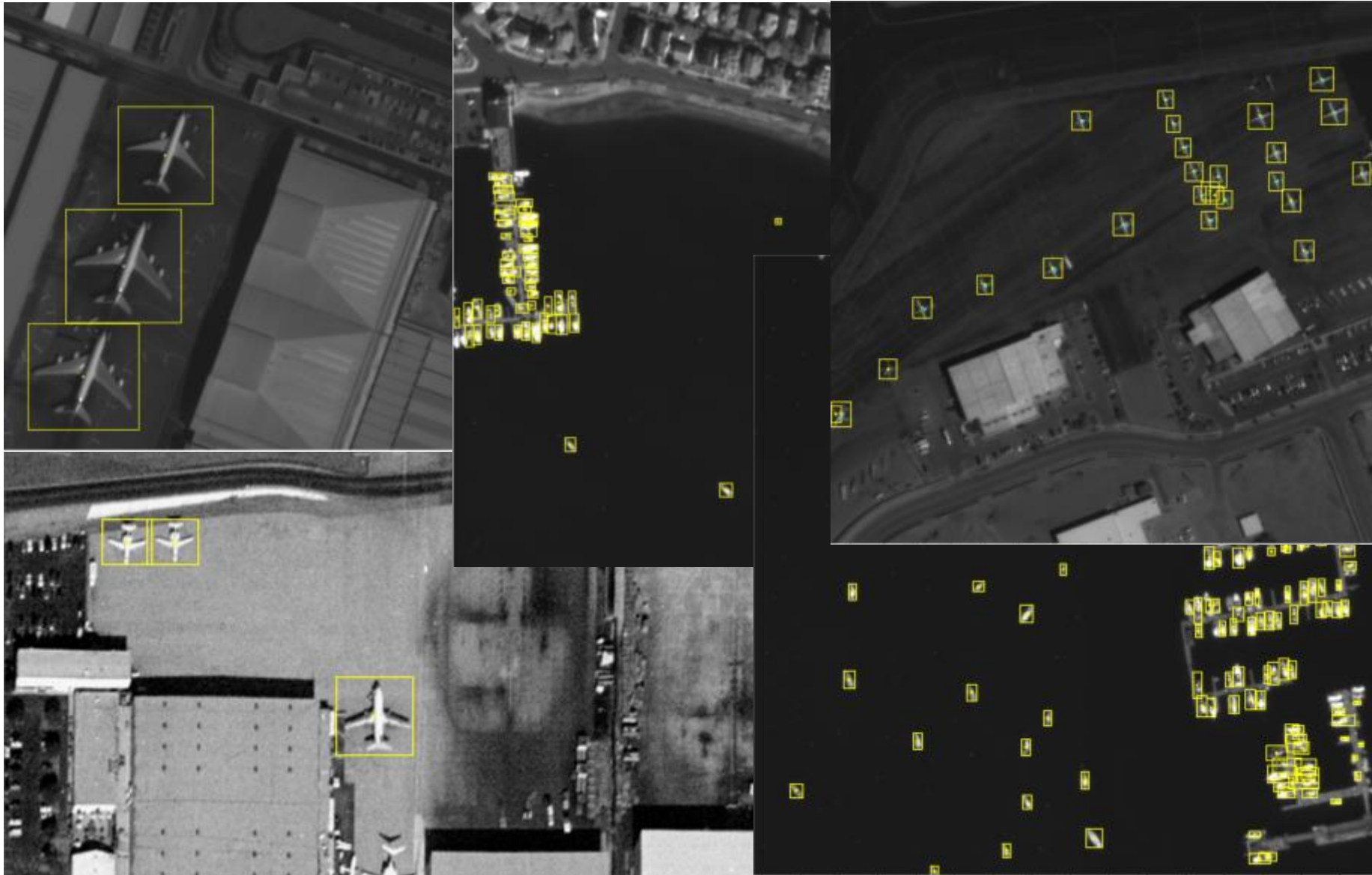


Обнаружение и распознавание объектов в реальном времени (ГосНИИАС, 2016)



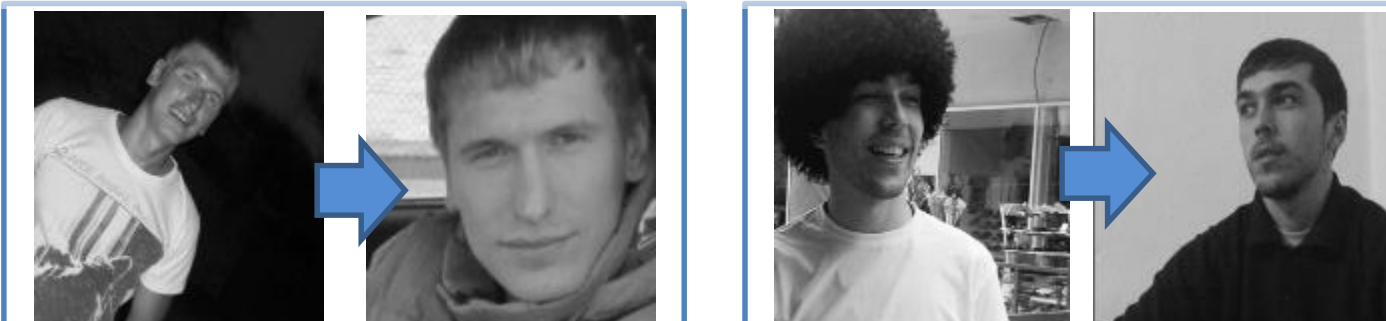
Цветом указаны классы объектов: желтый – бронетехника, красный – самолеты, голубой – грузовики, синий – автомашины, зеленый - люди

Автоматическое обнаружение объектов на аэроснимках (ГосНИИАС-2016)



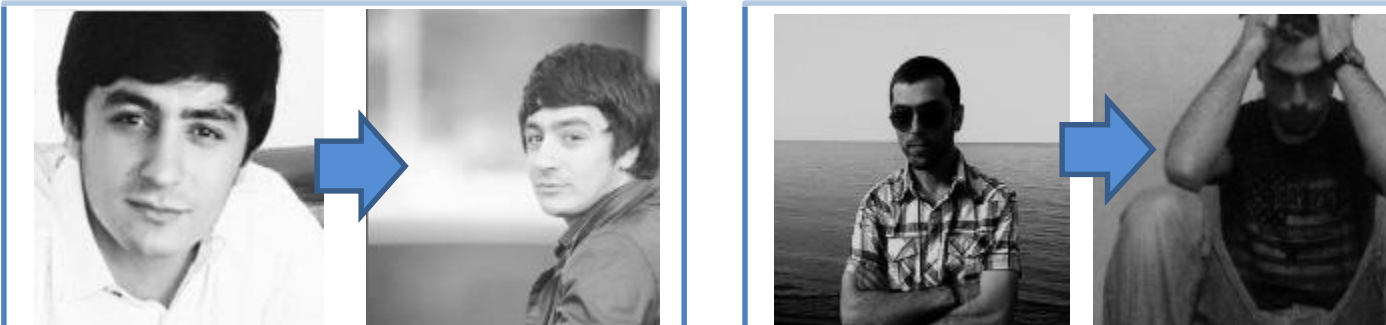
Распознавание лиц в сложных условиях (ГосНИИАС-2015)

Применение методов глубокого обучения к задаче распознавания лиц



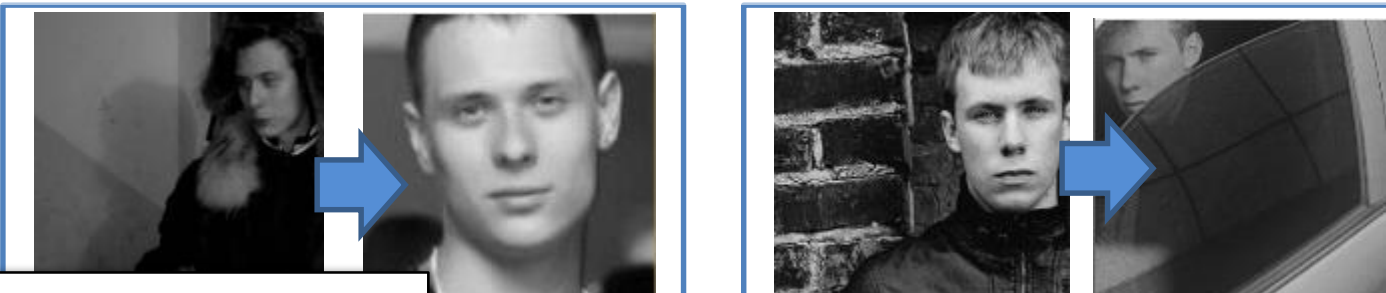
~30 млн
сравнений в
секунду для 2000
битного шаблона

Сверхкомпактные шаблоны, высокая скорость поиска



~ 200 млн
сравнений в
секунду для 200
битного шаблона

Качество, сравнимое с результатами человека-оператора



Распознавание LFW:
200 бит ~0.95
2000 бит ~0.987

Что дают нам технологии глубокого обучения, распознавания образов и анализа данных?

СИСТЕМЫ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

БИОМЕТРИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ

ПРОМЫШЛЕННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ И АВТОМАТИЗАЦИЯ

АНАЛИЗ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

ПРОШЛОЕ

НАСТОЯЩЕЕ

БУДУЩЕЕ

СИСТЕМЫ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

ПРОШЛОЕ



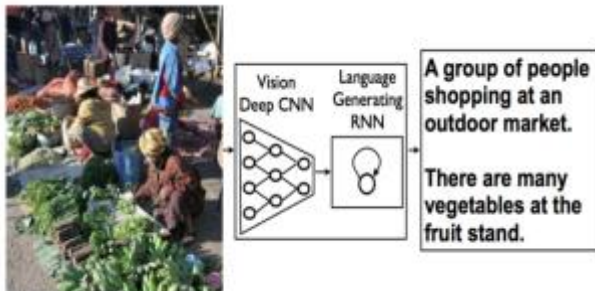
✓ **Обнаружение движущихся объектов в несложных условиях**

✓ **Классификация движущихся объектов**

✓ **Обнаружение принесенных (оставленных) и унесенных предметов**

✓ **Расчет скорости и плотности потока (людей или машин)**

✗ **Распознавание объектов**



НАСТОЯЩЕЕ

✓ **Распознавание типа оставленного предмета как подтверждение детектора**

✓ **Классификация движущихся объектов на основе глубоких нейронных сетей**

✓ **Реидентификация персоны с разных камер по одежде с использованием CNN**

✓ **Детектирование объектов (например, людей, авто) на отдельных кадрах**

✓ **Распознавание номеров на основе нейросетей**

БУДУЩЕЕ

✓ **Анализ и распознавание поведения людей**

✓ **Высоконадежное обнаружение и отслеживание объектов, в том числе с PTZ-камер**

✓ **Появление «умных» камер с алгоритмами детектирования на основе нейронных сетей на борту**

✓ **ИИ: система видеонаблюдения самостоятельно генерирует сообщения оператору с подробным описанием событий**

✓ **ИИ: система видеонаблюдения самостоятельно принимает решения**

БИОМЕТРИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ

ПРОШЛОЕ



- ✓ Обнаружение лиц с помощью группы методов Виолы-Джонса
- ✓ Распознавание лиц с использованием обученных признаков
- ✗ Обнаружение и распознавание лиц в сложных условиях



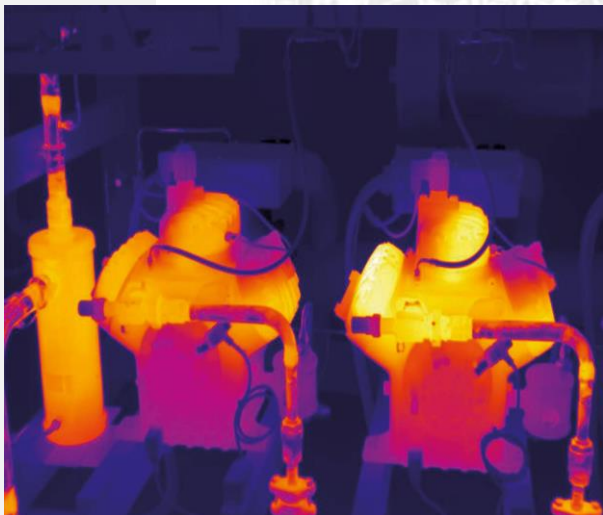
НАСТОЯЩЕЕ

- ✓ Детектирование лиц продвинутыми методами предыдущего поколения
- ✓ Детектирование лиц в сложных условиях с помощью нейросетей (не real-time)
- ✓ **Распознавание лиц по изображениям высокого качества с очень высокими вероятностями**
- ✓ **Распознавание лиц в сложных условиях с достаточно высокими вероятностями**

БУДУЩЕЕ

- ✓ Повсеместная замена электронных ключей на распознавание лиц
- ✓ Высокие точности определения пола, возраста, национальности, эмоций в задачах маркетинга
- ✓ Детектирование и распознавание людей в толпе по большим базам с высокой вероятностью - единая биометрическая глобальная система в рамках городов
- ✓ Коммерческое внедрение оплаты по лицу

ПРОМЫШЛЕННАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ И АВТОМАТИЗАЦИЯ



ПРОШЛОЕ

- ✓ **Обнаружение движения или движущихся объектов в запрещенных зонах (sterile zone)**
- ✓ Контроль температуры установок с помощью тепловизионных камер
- ✓ Замена человека в простейших действиях автоматическими системами (задачи подсчета продукции, считывания маркировок/штрихкодов и пр.)

НАСТОЯЩЕЕ

- ✓ Распознавание средств индивидуальной защиты (чувствительно к марке)
- ✓ **Задачи технологического контроля:** определение качества продукции, правильности течения технологических процессов и пр.
- ✓ Поиск полезных ископаемых по большим данным – набору показаний группы датчиков
- ✓ Автоматизированные заводы с минимальным количеством персонала

БУДУЩЕЕ

- ✓ Автоматические системы контроля за производством
- ✓ **Автоматические интеллектуальные системы управления заводами:** анализ показаний датчиков системы, предсказание чрезвычайных ситуаций, принятие решений
- ✓ **Создание автономных подвижных роботов** нового поколения с системой технического зрения на борту

АНАЛИЗ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

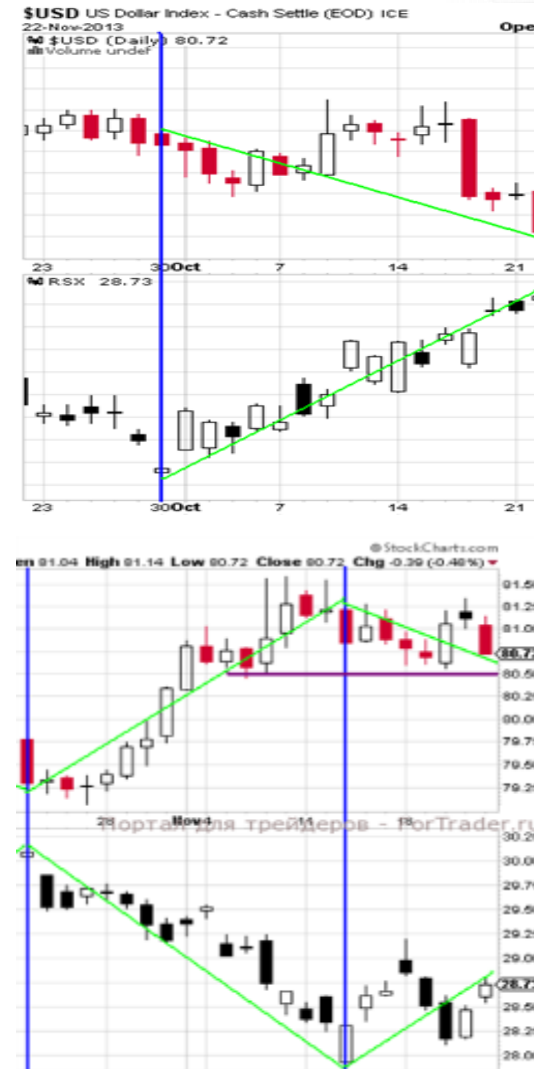


Объем данных,
собранных
только с
двигателей
коммерческих
реактивных
самолетов США
в течение года

= 1 041
600 500 ТВ

НАСТОЯЩЕЕ - БУДУЩЕЕ

- ✓ Анализ состояния бортового авиационного оборудования в масштабе реального времени с возможностью прогнозирования различных типов отказов.
- ✓ Совершенствование средств прогнозирования времени прибытия воздушных судов в составе систем управления воздушным движением.



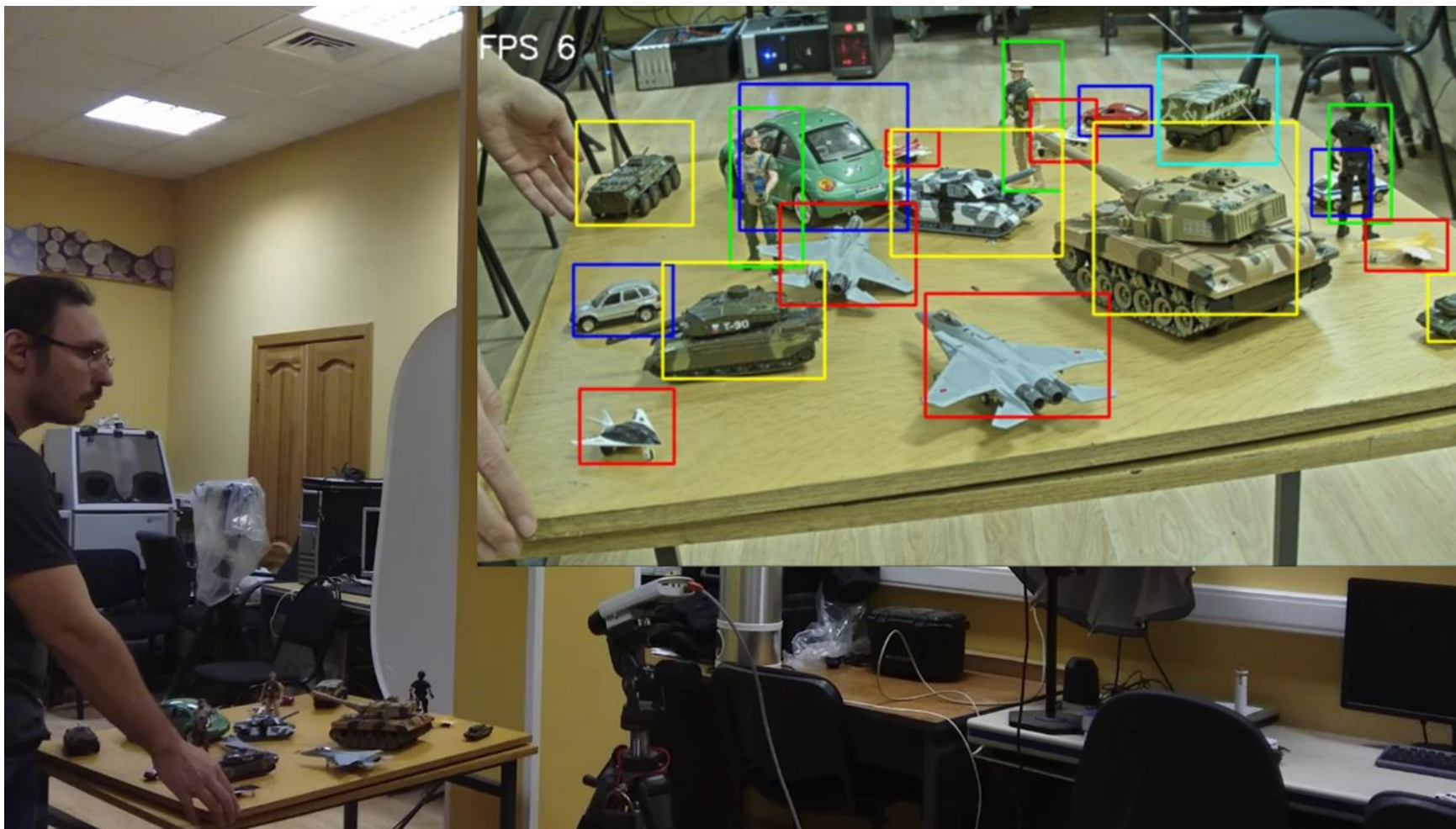
НАСТОЯЩЕЕ - БУДУЩЕЕ

- ✓ Глубокие нейронные сети в инвестировании
- ✓ Предсказание эффективности компаний в терминах выручки, операционных доходов и чистой прибыли на основе финансовой информации и патентах компаний
- ✓ Предсказание поведения фондового рынка

и еще множество приложений...

**Готовность
к внедрению
в оборонной
сфере**

2016: Обнаружение и распознавание объектов в реальном времени (ГосНИИАС)



Цветом указаны классы объектов: желтый – бронетехника, красный – самолеты, голубой – грузовики, синий – автомашины, зеленый - люди

**Где отечественные процессоры?
Где отечественное ПО для обучения?**

Готовность
к внедрению
в оборонной
сфере

2018-19: ГНС на отечественных процессорах



Стенд ГосНИИАС
на выставке
«АРМИЯ-2018»

2018: Прототип системы автоматического обнаружения и распознавания целей на основе глубоких сверточных нейронных сетей. Система на базе платы MC121.01 производства НТЦ «Модуль» с процессором NM6407 (5 кадров/сек).

2019: В настоящее время завершается разработка решения для АТР с ГНС на базе **NM6408**, работающего в 32 раза быстрее (*скорость обработки - 60 кадров/сек и выше*).

Перспектива-2020+: ожидается выпуск еще трех нейропроцессоров отечественных производителей



**2019: отечественные
процессоры уже есть**

Готовность
к внедрению
в оборонной
сфере

ОКР «Платформа-ГНС» (2018-2020)

Проблема: используются зарубежные средства обучения ГНС (системы Caffe, Caffe2, Pytorch, TensorFlow, Theano и др.):

- Невозможна сертификация на НДВ
- Нет поддержки отечественных датчиков и вычислителей
- Несовместимость различных средств и систем разработки

Решение: создание отечественной программной Платформы для обучения и бортовой реализации ГНС

2020+:
задача
распознавания
образов не
только
алгоритмически
решена,
но доведена
до стадии
технологической
готовности
к ОКР

Унифицированная платформа

- **Сертифицированный на НДВ исх. код**
- Импорт/экспорт из основных фреймворков и opnx
- **Наличие типовых решений для основных задач**
- Поддержка отечественных аппаратных платформ и отечественных ОС
- Контроль доступа к данным и проектам
- **Низкие требования к квалификации ИТР**

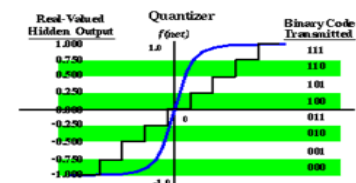
Снижение порога входа => резкое увеличение
числа разработчиков => возможен прорыв
в массовом внедрении ГНС в изделия ВВСТ

Единая интегрированная среда

Обучение ГНС

Преобразование
ГНС

Аппаратная
реализация ГНС



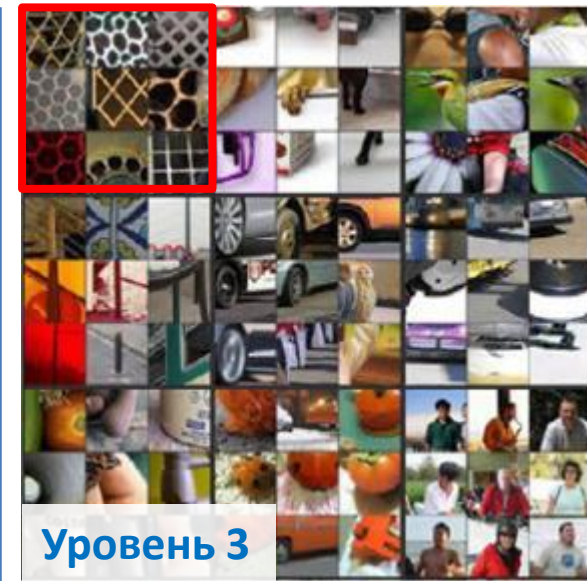
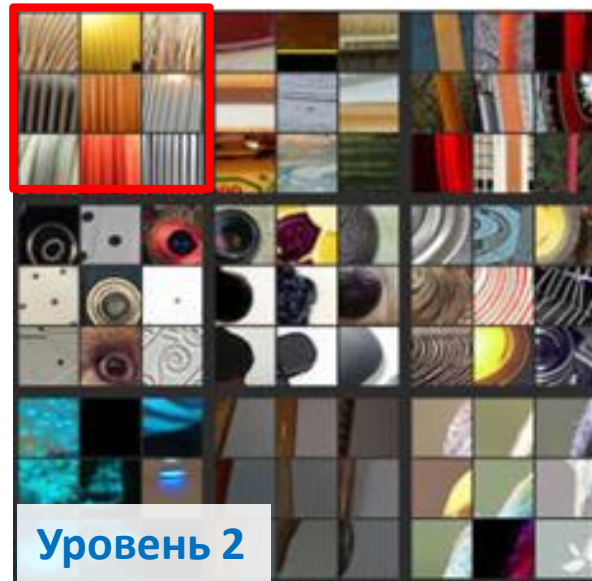
**2020: будет
отечественное ПО**

Почему будущее не наступило в 2015?

***Почему одного глубокого обучения
не хватило для создания ИИ?***

*(чего не удалось добиться в рамках первой
волны технологической революции)*

Что делает глубокая нейронная сеть (демистификация)



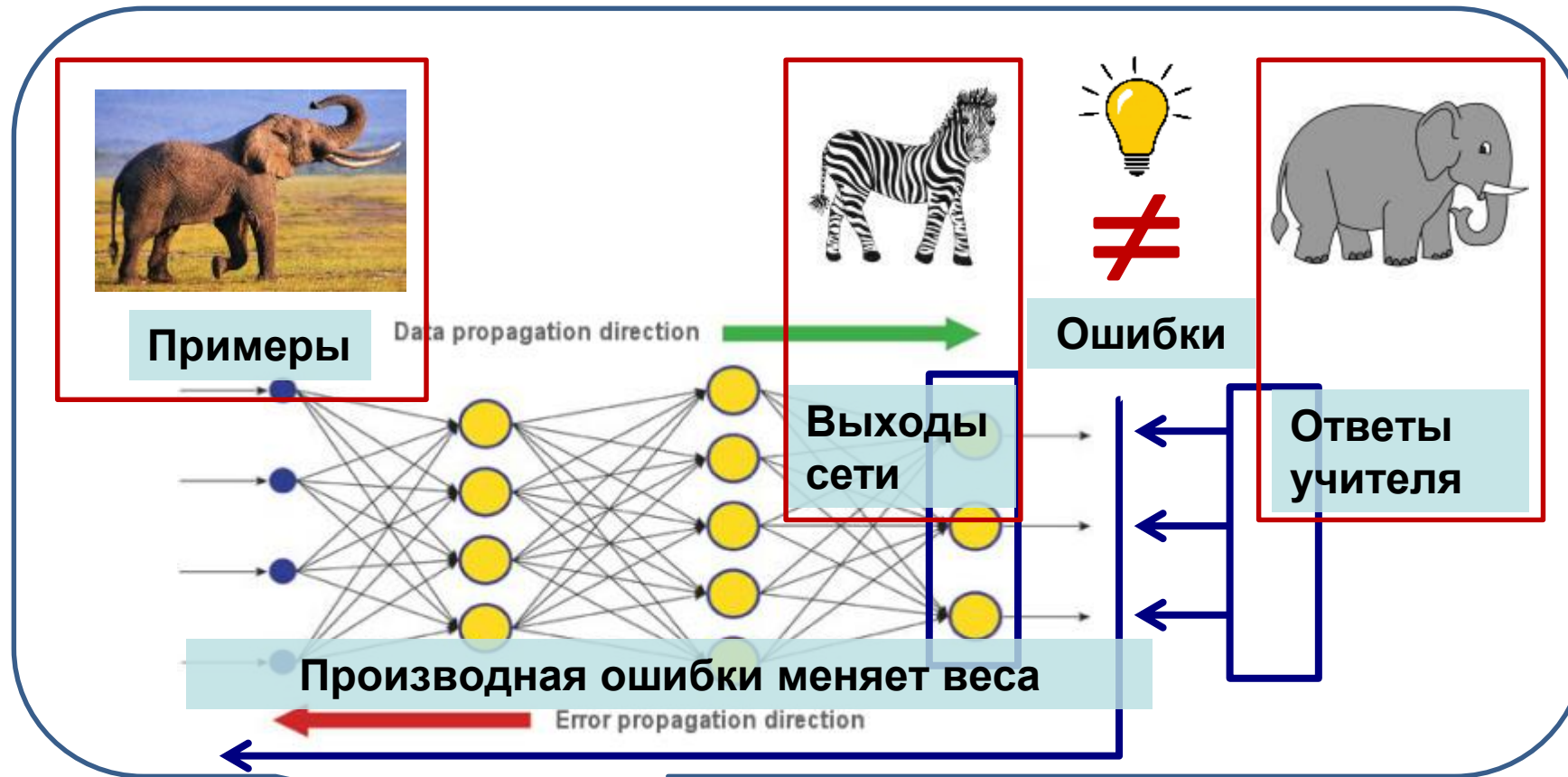
Вот на какие элементы изображения реагируют нейроны разных уровней:

ГНС уровень за уровнем собирают сложные образы из простых!

Замечательно лишь то, что правила сборки они выучивают на примерах

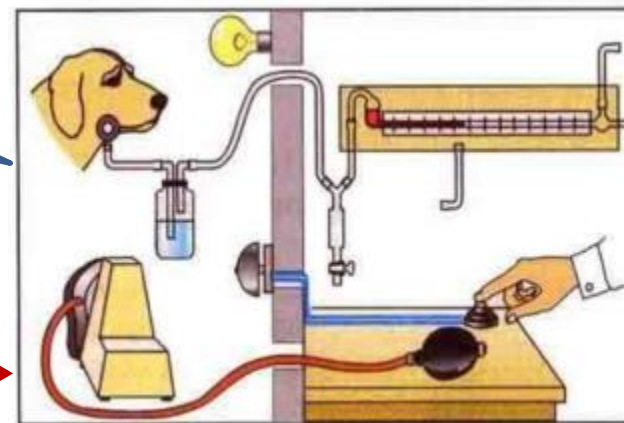


Как учится глубокая нейронная сеть (демистификация)



*Как любой продукт
машинного обучения,
ГНС учится
распознаванию образов
на примерах:
стимул-реакция*

Память +
сообразительность
 \neq Интеллект



Почему будущее не наступило в 2015?

Почему ГНС-распознавания не хватило для создания ИИ?

(чего не удалось добиться в рамках первой волны технологической революции)



Модель событий и процессов
Group walking, Group running,
Group merging and Group splitting.



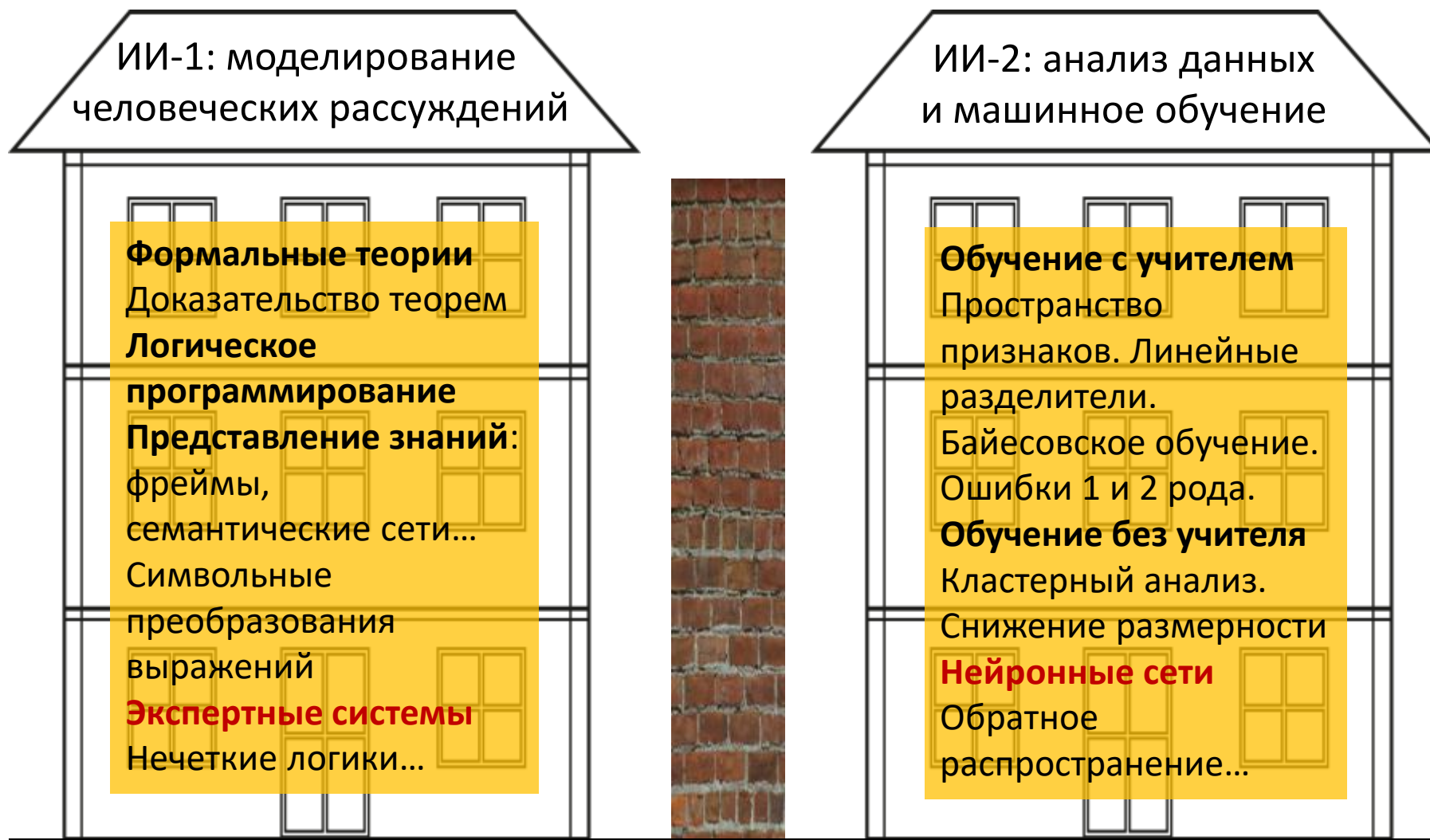
Основное функциональное ограничение классических CNN: невозможность построения и использования структурных моделей, пространственно-временных логик и онтологий для анализа сложных объектов и динамических сцен

Events detection using a video-surveillance Ontology and a rule-based approach,
Yassine Kazi Tani, Adel Lablack, Abdelghani Ghomari, and Ioan Marius Bilasco, 2014

**Функциональный
искусственный интеллект**
*(вторая волна современной
технологической революции ИИ)*

2000: Что такое функциональный ИИ, из чего он состоит?

Функциональный «ИИ» = АО/ПО, способные автоматически выполнять полезные функции, которые ранее могли быть выполнены только человеком.

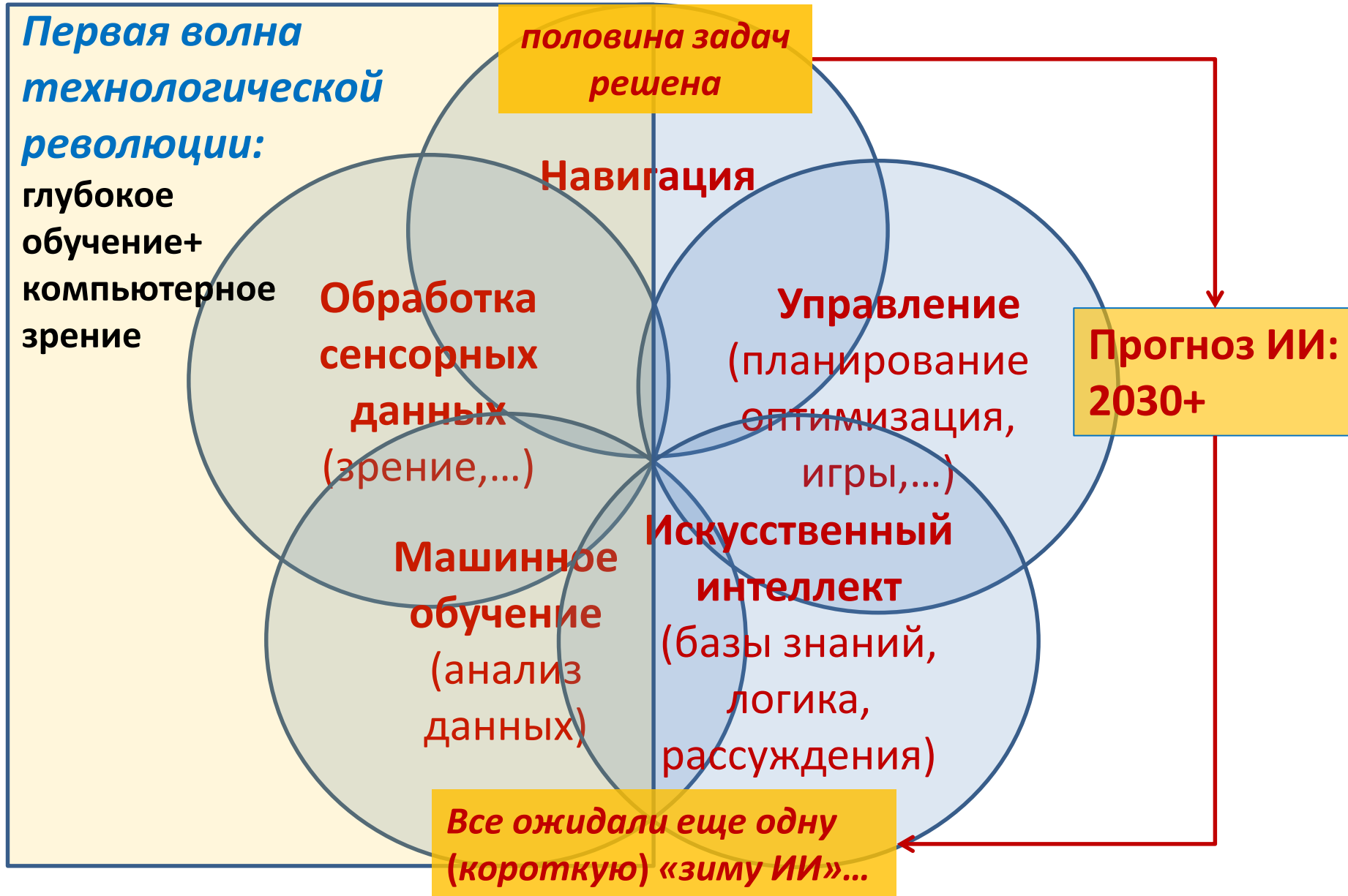


Два «дома», разделенных прочной стеной: ИИ-1 не учится, ИИ-2 не рассуждает...

2000: Прогноз создания функционального ИИ (на примере робототехники)



2015: Прогноз создания функционального ИИ (на примере робототехники)



Компьютерное зрение и машинное обучение для интеллектуальных систем

(2017+, вторая волна технологической революции)

- **Глубокие соревнующиеся сети для имитации данных**
GAN, Domain Transfer Learning, Zero-Shot Learning
- **Интерпретация динамической визуальной информации на естественном языке**
Action Detection and Prediction, Video Annotation, Video and Language Understanding, Text-to-Video, VQA
- **Обучение глубоких сетей с подкреплением как активных агентов** Reinforcement Learning, Lifelong Learning
- **Глубокое обучение с использованием структурных моделей, баз знаний и программ логического вывода**
Graph Structured CNN, Deep Visual Reasoning
- **Автоматическое конструирование и обучение глубоких сетей**

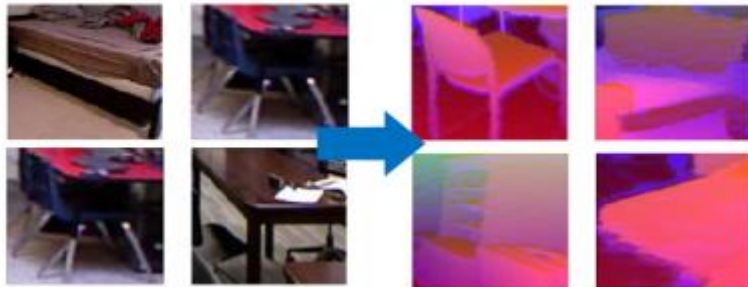
Генеративные конкурирующие сети

Перенос обучения в новую область применения
(Domain Transfer Learning)

From dataset to dataset



From RGB to depth



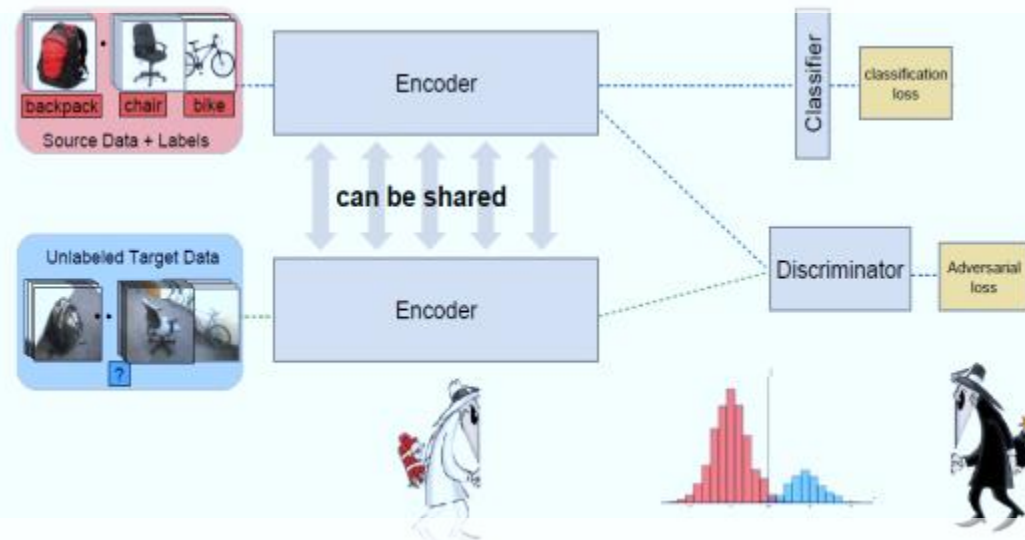
From CAD models to real images



Adversarial networks
Борющиеся интеллектуальные агенты (ГНС)

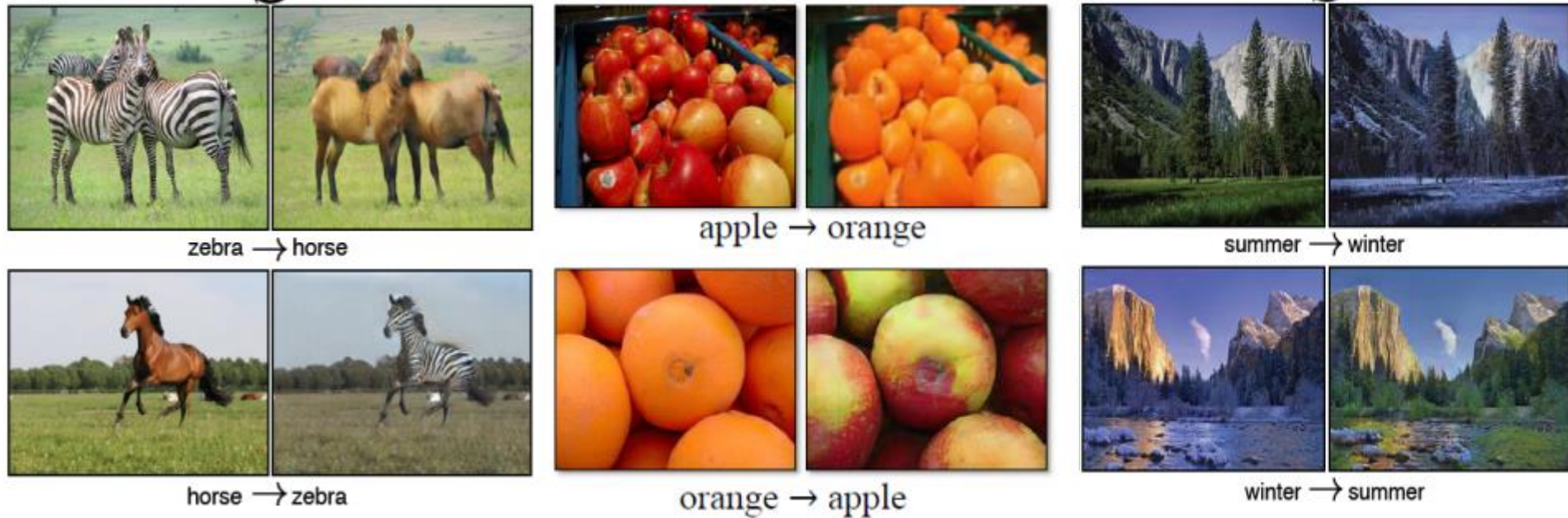


Генератор создает визуальные образы, стараясь обмануть Дискриминатор...



....Дискриминатор старается отличить фантазии Генератора от реальности

Generative Adversarial Networks (GANs)



**GAN – сеть,
обладающая
воображением!**



Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks, Jun-Yan Zhu et al., ICCV, 2017

Понимание сцены и языка: Visual Question Answering

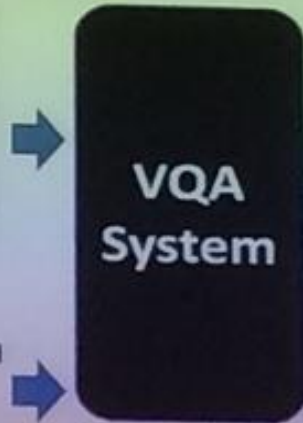
Many questions can be asked about an image

- Is it sunny?
- Is it safe to cross the street?
- How many cars are parked on the road?

Вопросы
самых
различных
типов



How does the person
in the middle feel?



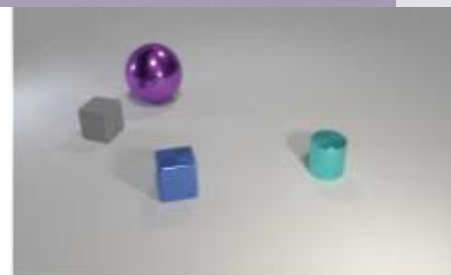
Happy

Вопросы, требующие
понимания контекста



CLEVR Dataset

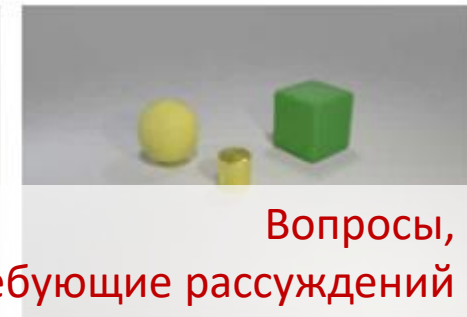
Q: Is there a blue box
in the items? A: yes



Q: What shape object
is farthest right?
A: cylinder



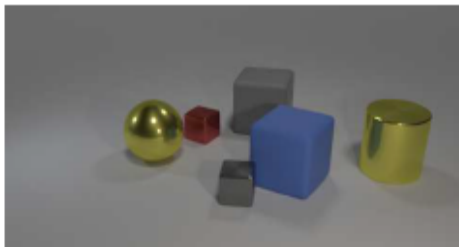
Q: Are all the balls small?
A: no



Вопросы,
требующие рассуждений

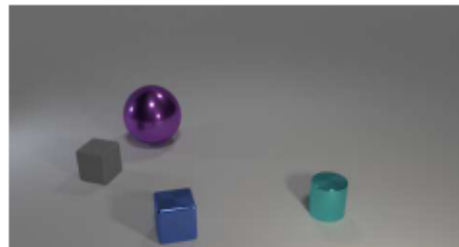
Q: Is the green block to the
right of the yellow sphere?
A: yes

Deep Visual Reasoning for VQA: генератор программ

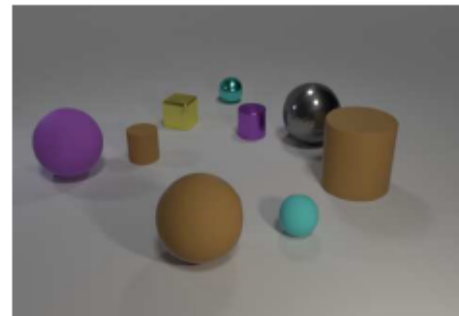


Вопросы, требующие рассуждений:

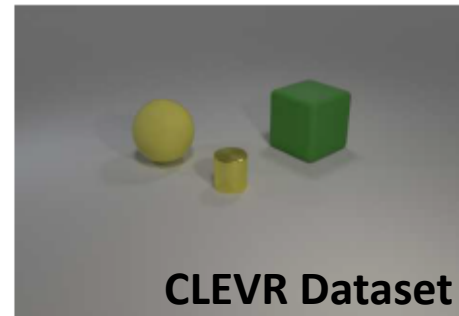
Q: *Is there a blue box in the items?* A: *yes*



Q: *What shape object is farthest right?*
A: *cylinder*



Q: *Are all the balls small?*
A: *no*

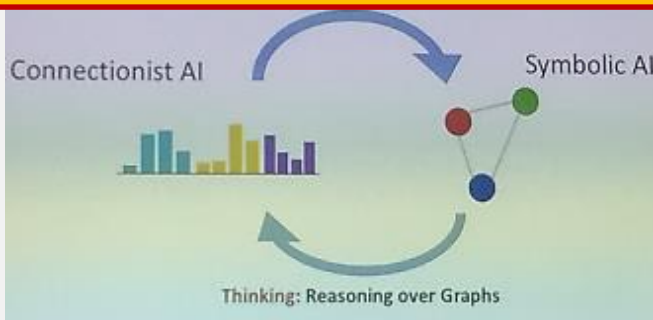


CLEVR Dataset

Q: *Is the green block to the right of the yellow sphere?*
A: *yes*

Teaching Computers to See and Think in Graphs and Embeddings

2017: ИИ-1 встречается с ИИ-2!!!



Predicted Program:

```
query_shape
unique
relate[right]
unique
filter_shape[cylinder]
filter_color[blue]
scene
```

Predicted Program:

```
equal_size
query_size
unique
filter_shape[spher
scene
query_size
unique
filter_shape[spher
filter size[small
```

2017+: Применение ГНС к символическим данным позволяет использовать базы знаний и логический вывод для анализа данных о реальном мире

CLEVR Overall Accuracy



2018: Прогноз создания функционального ИИ (на примере робототехники)

**Вторая волна
технологической
революции:**

глубокое
обучение+
компьютерное
зрение+

базы знаний+
семантические
модели+

системы
логического
вывода+

автоматическое
программирование+
общение с человеком

на естественном языке+ победа в го+
обучение с подкреплением + сети, обучающие сети

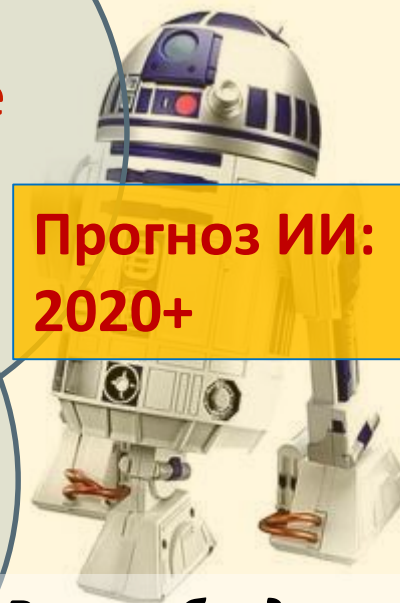
**Обработка
сенсорных
данных**
(зрение,...)

**Машинное
обучение**
(анализ
данных)

Навигация

Управление
(планирование
оптимизация,
игры,...)

**Искусственный
интеллект**
(базы знаний,
логика,
рассуждения)



**Прогноз ИИ:
2020+**

**Все необходимое
для автономных
систем!**

Глубокая оптимизация
*(на пути к революции
в технике, технологии и
управлении бизнес-процессами)*

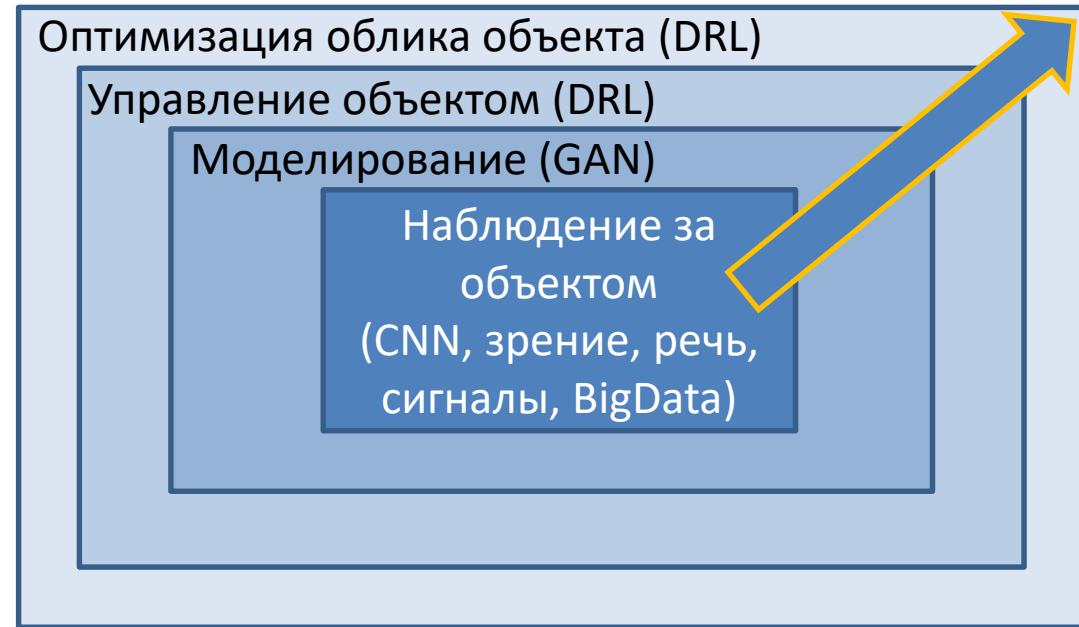
Глубокая оптимизация: **взгляд-2019** на революцию ГНС и ее перспективы

2020+:
при
помощи
ГНС
может
быть
создан
«слабый»
бортовой
ИИ...
но это не
главное -
ГНС
могут
дать
науче и
технике
гораздо
больше!

На самом деле нет никакого прорыва в методах ИИ - есть прорыв в методах локальной оптимизации, связанный с использованием ГНС.

Мы имеем дело не с новыми методами и подходами в ИИ, а с новой группой мощных инженерных методов: **«глубокими» методами моделирования, управления и оптимизации.**

Логика развития этих методов и технологий в последние годы состоит в **переходе от задач обработки и анализа информации к задачам управления и оптимизации.**



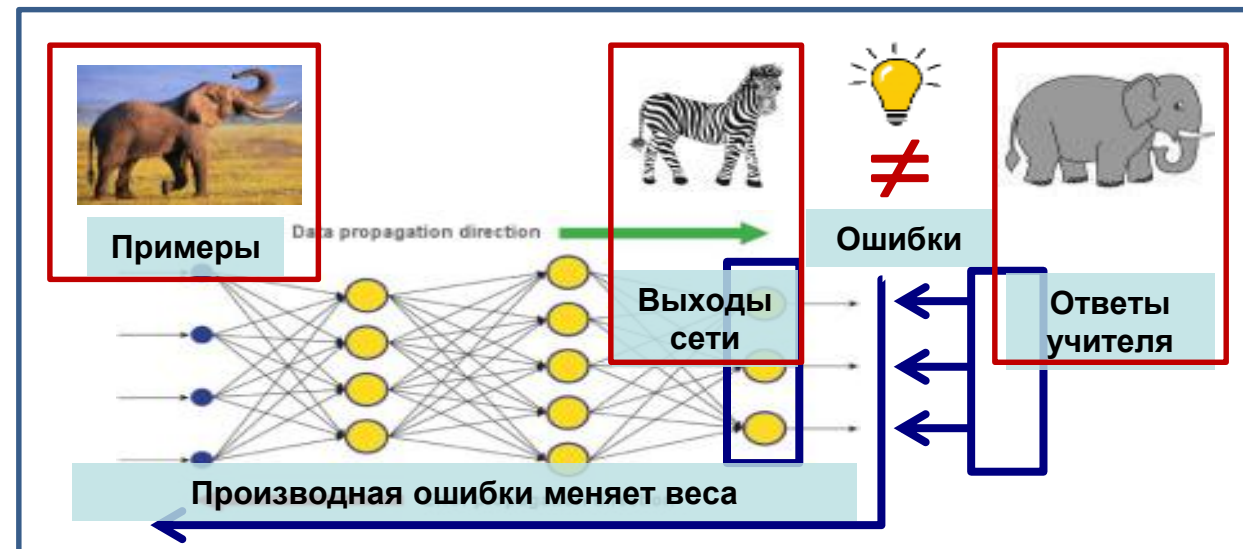
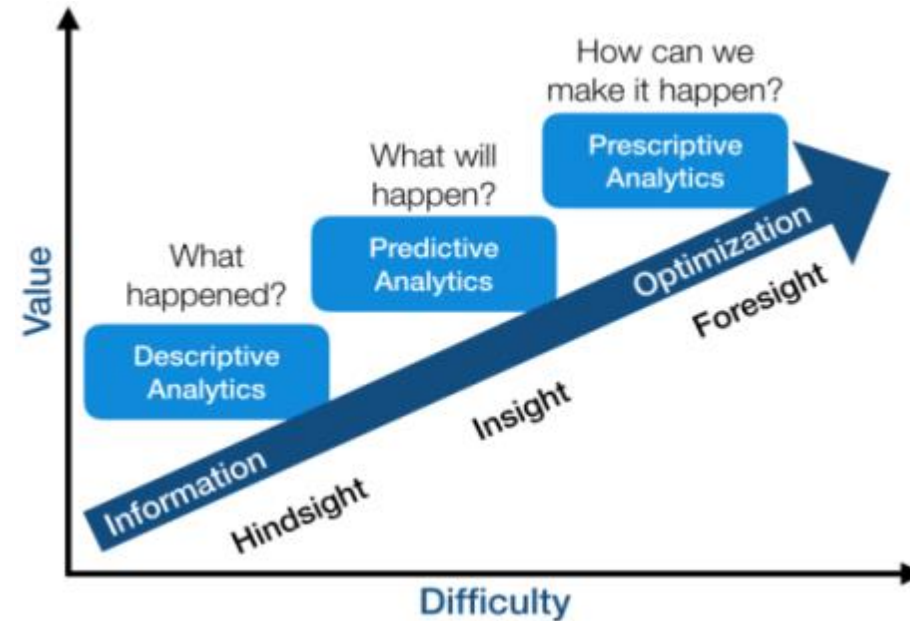
ГНС могут решать любые задачи, которые формулируются как задачи оптимизации.



Перспективные интеллектуальные системы на основе ГНС это уже не только СТЗ и даже не только «бортовой интеллект»! Это про все задачи создания и применения (от облика и алгоритмов до оптимизации производства и эксплуатации) изделий.

Переход от глубокого обучения к глубокой оптимизации

Поскольку применение ГНС в оптимизационных задачах машинного обучения оказалось чрезвычайно эффективным, их начали активно применять и для решения других задач оптимизации...



Обучение = Оптимизация: минимизация ошибок на выборке

Глубокая оптимизация: как и почему это работает?

В основе лежат два факта:

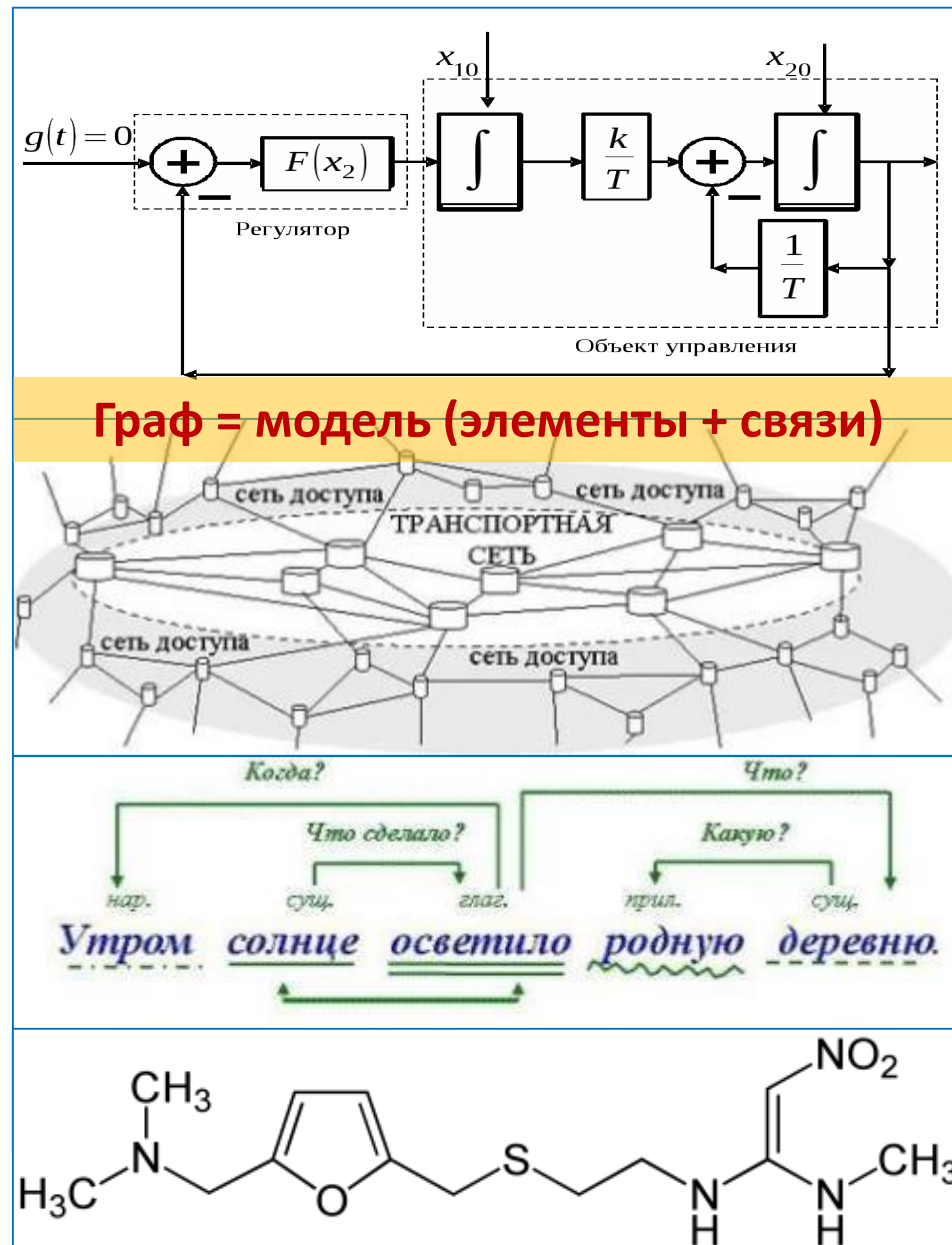
1. Все математические модели описываются графами
2. Все задачи прикладной математики решаются как задачи оптимизации на графах

Какое отношение это имеет к нейросетям?

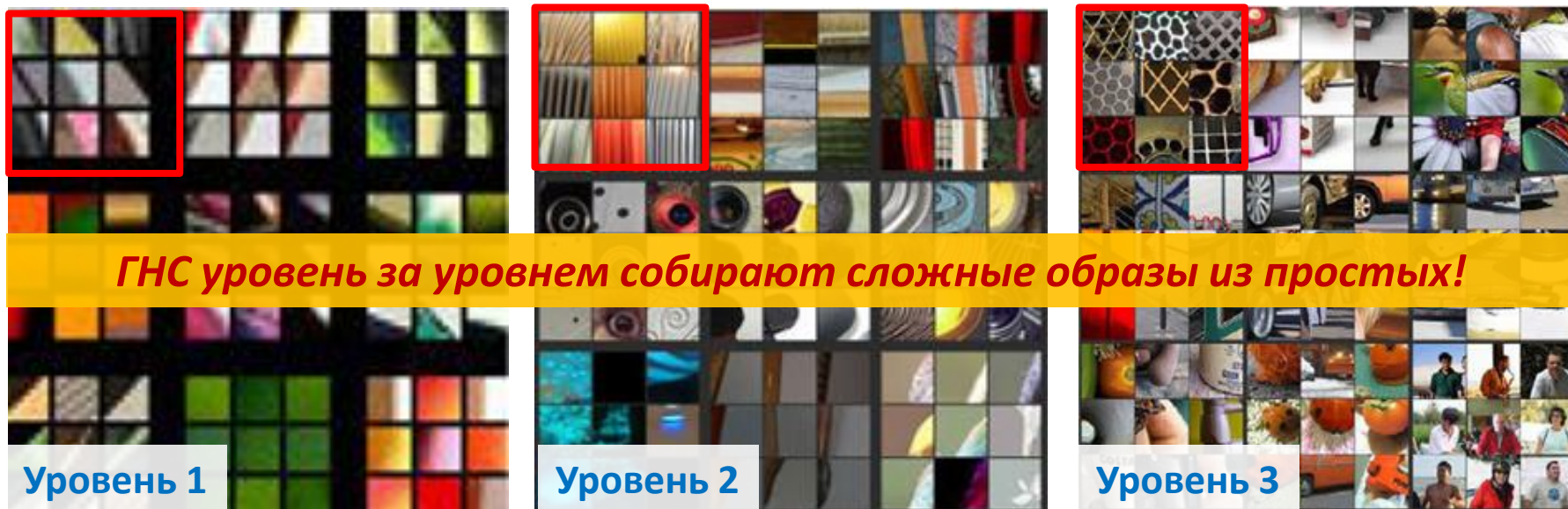
Вот какое:

1. Глубокие Нейросети теперь умеют обрабатывать графы (Deep Graph Embedding)
2. ГНС на графах могут выучивать особенности реальных задач, которые упрощают и улучшают решение задач оптимизации.

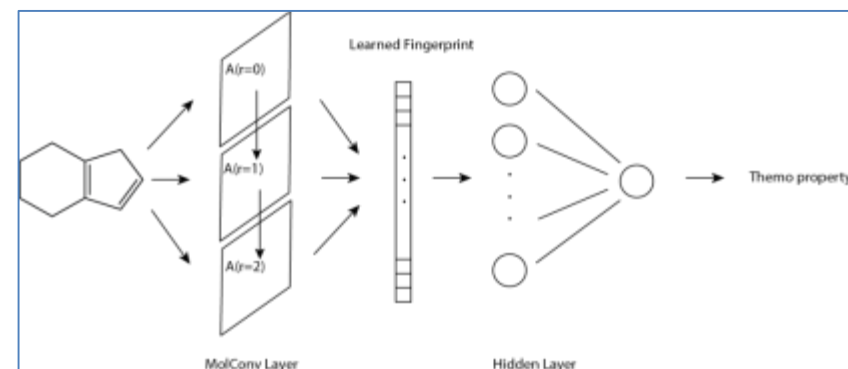
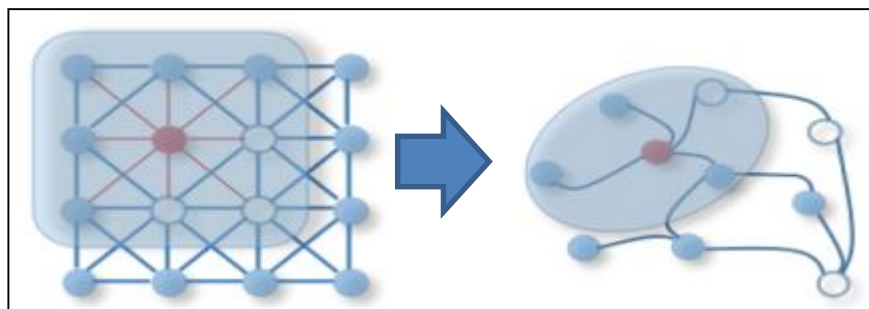
Почему? Как это работает?



Deep Graph Embedding: глубокие сети на графах



На изображениях глубокие сети «снизу вверх» вычисляют структурные признаки по окрестностям разного масштаба

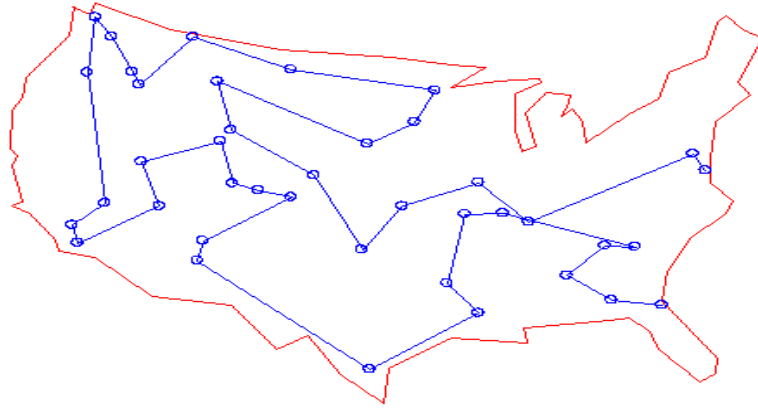


Значит, и на графах нам нужна система «окошек» разного масштаба

Описываем кусочки графа векторами признаков, потом собираем из них признаки больших кусочков, и так – пока не опишем вектором весь граф

Глубокая оптимизация в классических задачах

ПРИМЕР: Математически доказано, что найти оптимальный (кратчайший) путь с возвратом, посещая каждый город один раз, за полиномиальное время нельзя (NP-трудная задача)

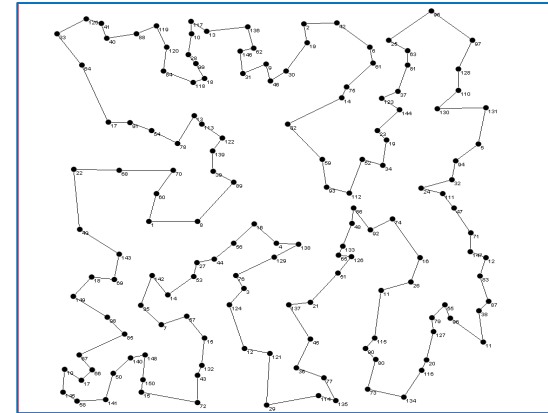


ГНС могут эффективно выучивать эвристики работы с графами в этих задачах.

Как правило, реальные задачи в частном случае намного проще, чем в общем.

ГНС могут выучить неявные особенности практической частной задачи (неизвестное распределение случайных элементов) и выразить их в эвристиках ее эффективного решения.

Задача коммивояжёра



**Реальная
практическая
задача**



Задача официанта

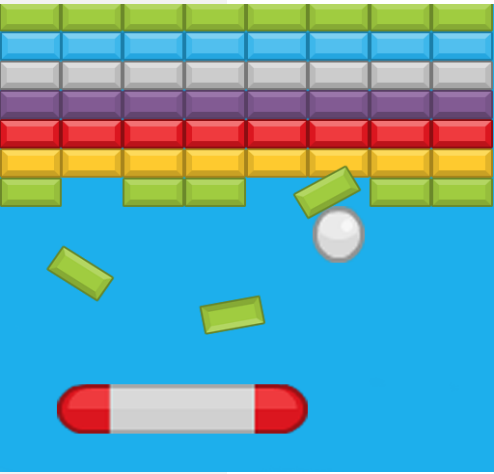
СЛОЖНОСТЬ ЗАДАЧИ

NP-трудна
(не решается за полиномиальное время)

??????
Эффективная эвристика неочевидна для человека, но может быть распознана ГНС

Оче-видна
(эвристика решения легко распознается по образцу графа задачи)

Reinforcement Learning (Обучение с подкреплением)



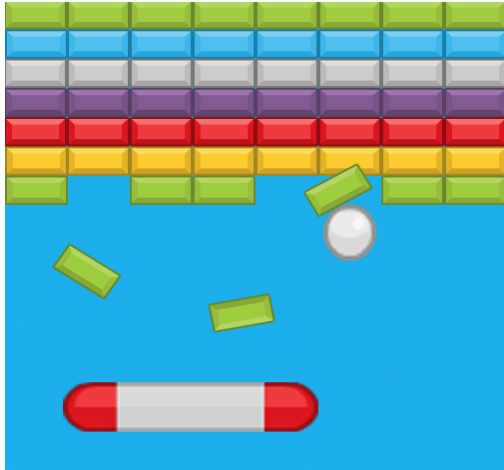
Главный ключ к решению задач глубокой оптимизации: **глубокое обучение с подкреплением для выучивания эвристик!**



Оперантное научение = обучение путем поощрения или наказания спонтанной активности

**Каким способом учить такие сети?
Способ оказался давно известен...**

Deep Reinforcement Learning: обучение с подкреплением



Главный ключ к решению задач глубокой оптимизации: *глубокое обучение с подкреплением для выучивания эвристик!*

Каким способом учить такие сети?
Способ оказался давно известен, и он связан с задачами управления!

- Reward $R(t)$: score you earned at current step
Вознаграждение (выигрыш после хода)
- State S : current screen
Состояние (что видим на экране)
- Action i : move your board left / right
Действие (что делаем)
- Action value function $\hat{Q}(S, i)$: your predicted future total rewards
Стоимость (выигрыш в будущем)
- Policy $\pi(s)$: How to choose your action
Решение (какой ход выбрать)

Функция Беллмана!

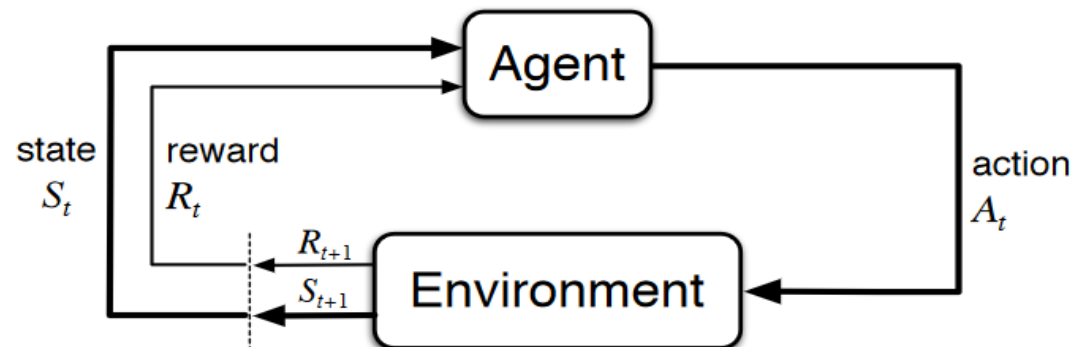
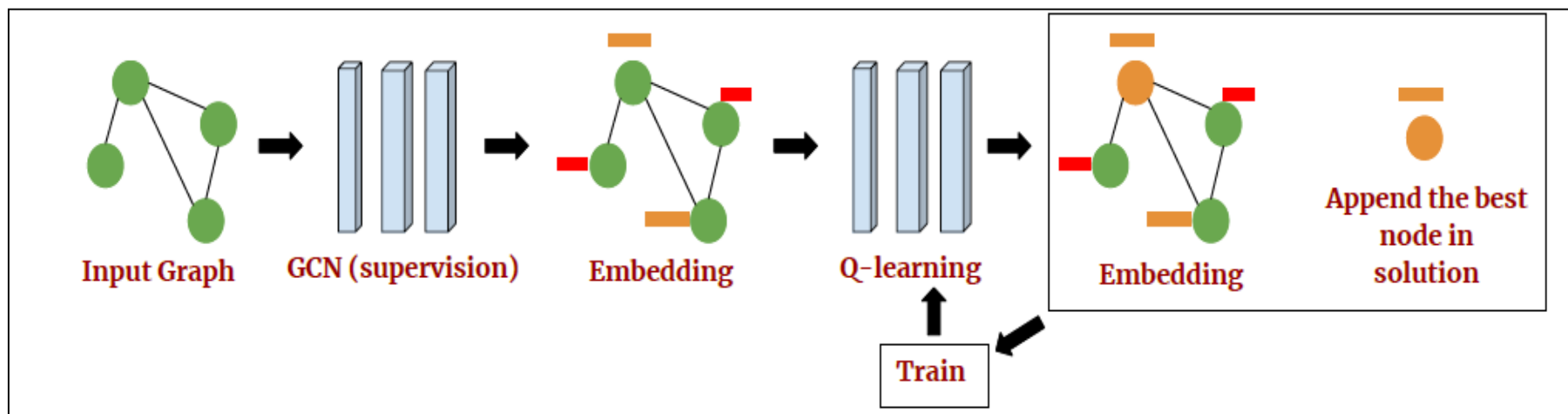


Схема знакома всем специалистам по теории управления

Human-level control through deep reinforcement learning (Minh, et al. Nature, 2015)

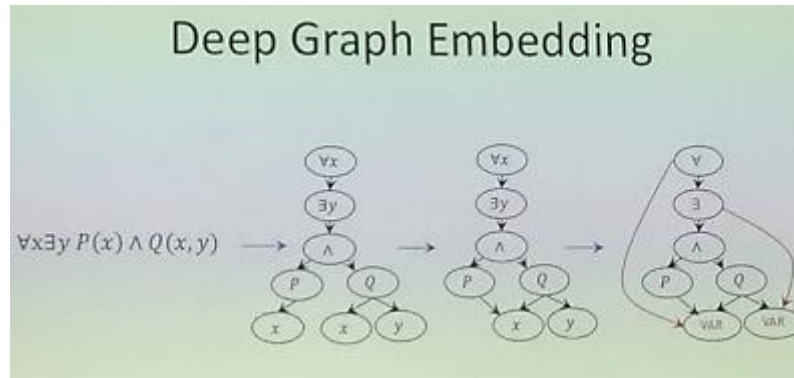
Deep Graph Embedding + Deep Reinforcement Learning

Соединяем глубокие сети на графах и обучение с подкреплением: учимся «играть» в классические задачи оптимизации, которые традиционно используются в бизнесе, логистике, транспорте...



Сегодня (2019) задачи глубокой оптимизации решаются на графах с миллионами вершин, что позволяет уже переходить к практическому внедрению в самых масштабных приложениях

Deep Graph Embedding + Deep Reinforcement Learning в автоматическом доказательстве теорем (2017-2019)



HolStep [Kaliszyk et al. 2017]

- Benchmark for machine learning for Theorem Proving
- 2M+ conjecture-fact pairs of higher-order logic statements

Conjecture: $\forall \alpha \forall \beta (\sin(\alpha) = \sin(\beta)) = ((\alpha = \beta) \vee (\alpha = \pi - \beta))$

Relevant fact: $\forall \alpha \forall \beta \sin(\alpha - \beta) = \sin(\alpha)\cos(\beta) - \sin(\beta)\cos(\alpha)$

Irrelevant fact: $(x > 0) \wedge (y > 0) \rightarrow (xy > 0)$

	Sequence embedding	Graph embedding
	CNN [Kaliszyk et al. '17]	CNN-LSTM [Kaliszyk et al. '17]
Accuracy	82	83
		Ours
		90.3

Seen and Thinking, ICCV, 2017

Более современные работы:

- Urban, J., Kaliszyk, C., Michalewski, H., and Olšák, M. (2018). Reinforcement learning of theorem proving. In *NIPS*.

<https://arxiv.org/abs/1805.07563>

- Automated Theorem Proving in Intuitionistic Propositional Logic by Deep Reinforcement Learning (2108)

<https://arxiv.org/abs/1811.00796>

- HOList: An Environment for Machine Learning of Higher-Order Theorem Proving (extended version) (2019)

<https://arxiv.org/abs/1904.03241>

- <https://github.com/tensorflow/deepmath>

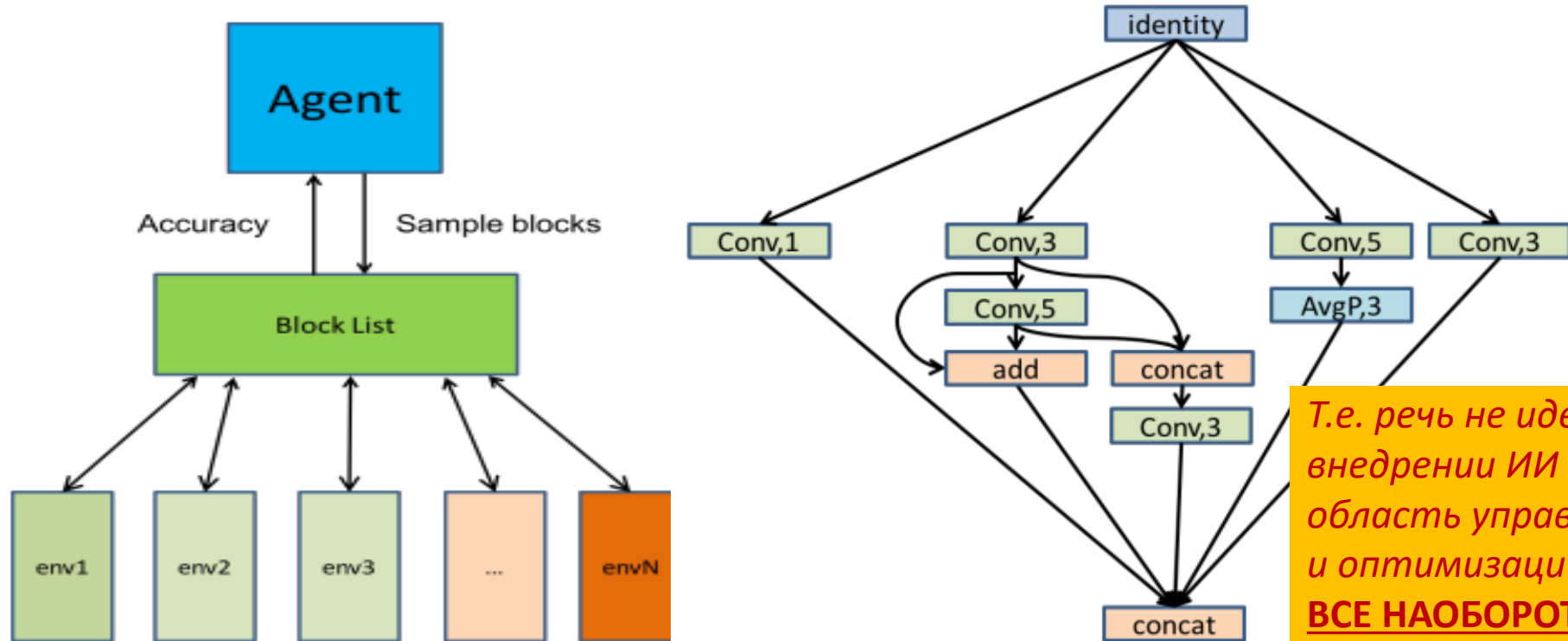
На самом деле именно глубокая оптимизация и позволила объединить обучаемость ИИ-2 с интеллектуальностью ИИ-1

Deep Graph Embedding + Deep Reinforcement Learning

Глубокие сети формируют и учат глубокие сети

Обучение с подкреплением. Q-Learning.
32 GPU (Предыдущий вариант 800 GPU)

Глубокая оптимизация
– основа AutoML



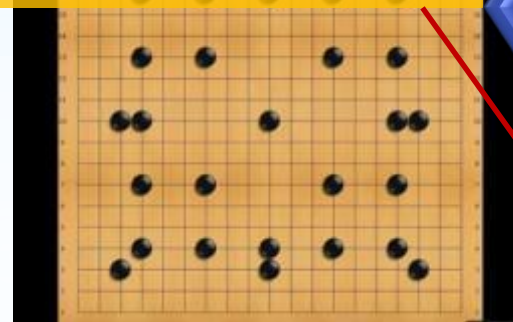
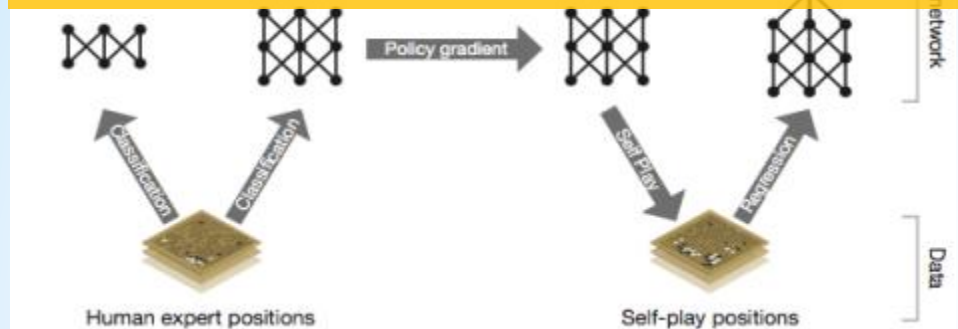
Т.е. речь не идет о внедрении ИИ в область управления и оптимизации.
ВСЕ НАОБОРОТ:
Методы глубокого управления и оптимизации внедряются в области ИИ!

Practical Network Blocks Design with Q-Learning, CVPR-2017

<https://arxiv.org/pdf/1708.05552.pdf>

ОТ ALPHAGO К ALPHAZERO

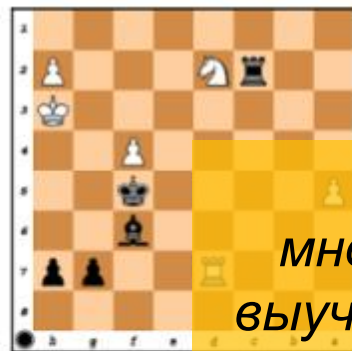
2017: сеть выиграла у чемпиона по игре в ГО
(игра с комбинаторным взрывом, нельзя просчитать)



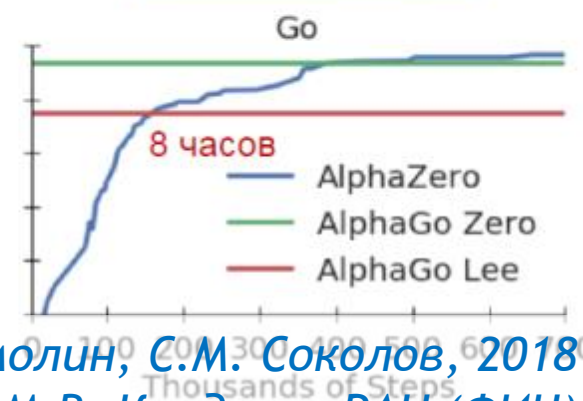
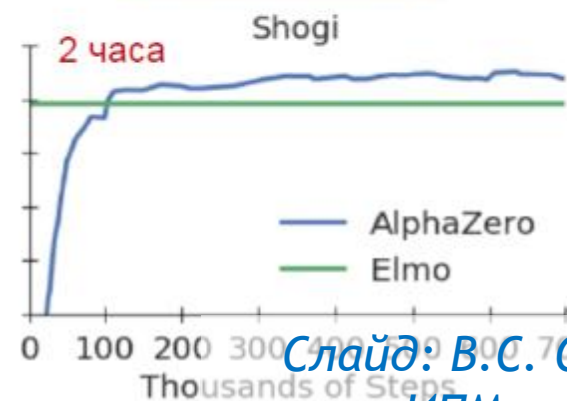
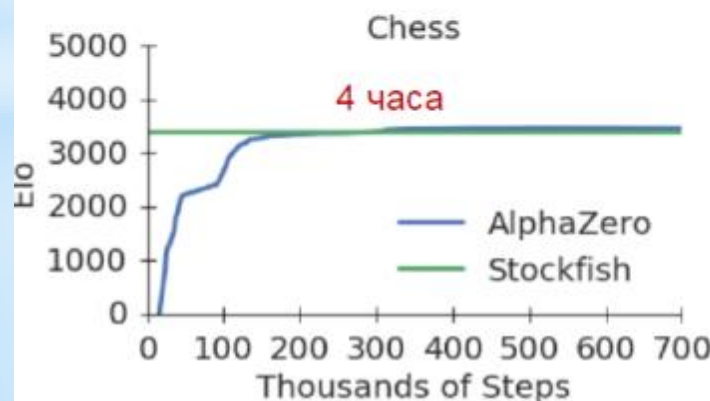
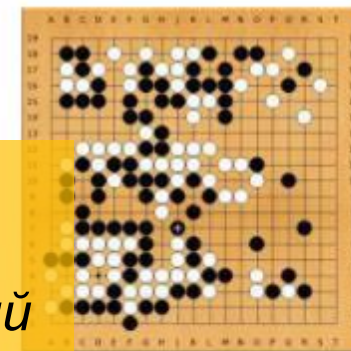
Глубокая
оптимизация
в игровых
задачах
и задачах
управления

Chess - 10^{47} вариантов
Go - 10^{171} вариантов

2017
дек.



Технология обучения: сеть
многократно играет сама с собой и
выучивает эвристики оценки ситуаций



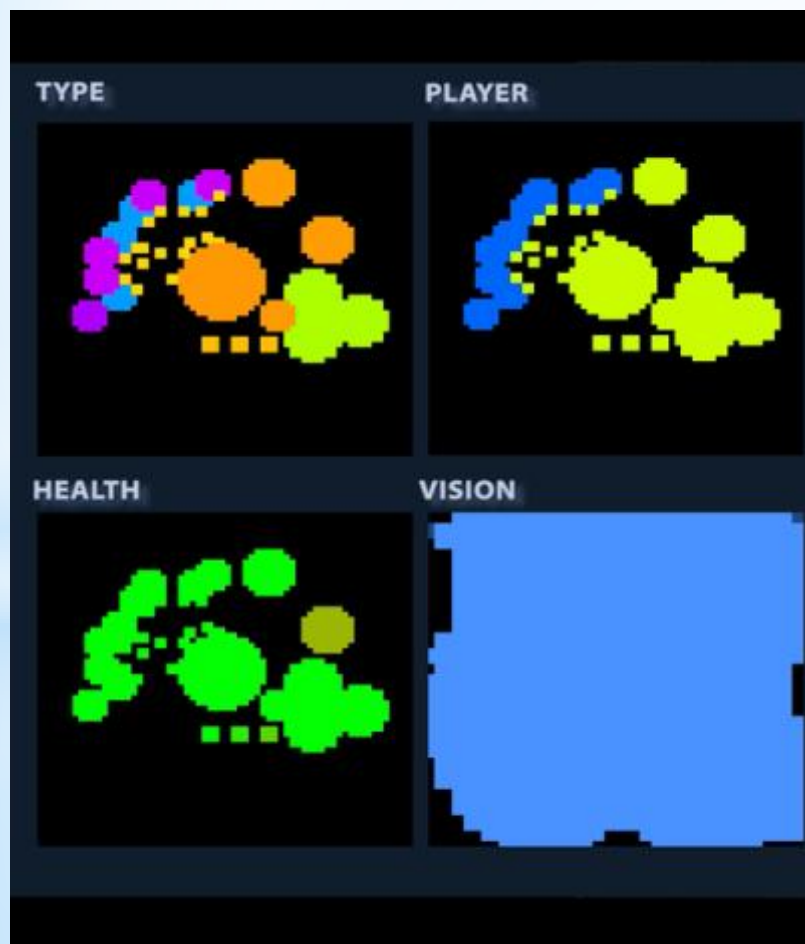
Слайд: В.С. Смолин, С.М. Соколов, 2018
ИПМ им. М.В. Келдыша РАН (ФИЦ)

ОТ GO K STARCRAFT II

StarCraft II - полноценный тактический военный симулятор с упрощённой моделью ведения боя.

Перспективные ГНС должны позволить оперативно строить модели тактических ситуаций и проводить анализ оптимальных путей решения стратегических задач

Глубокая
оптимизация
в игровых
задачах
и задачах
управления



2018: В военно-стратегических играх сети пока проигрывают человеку, но судя по динамике развития, начнут выигрывать через 2-3 года (2020+)

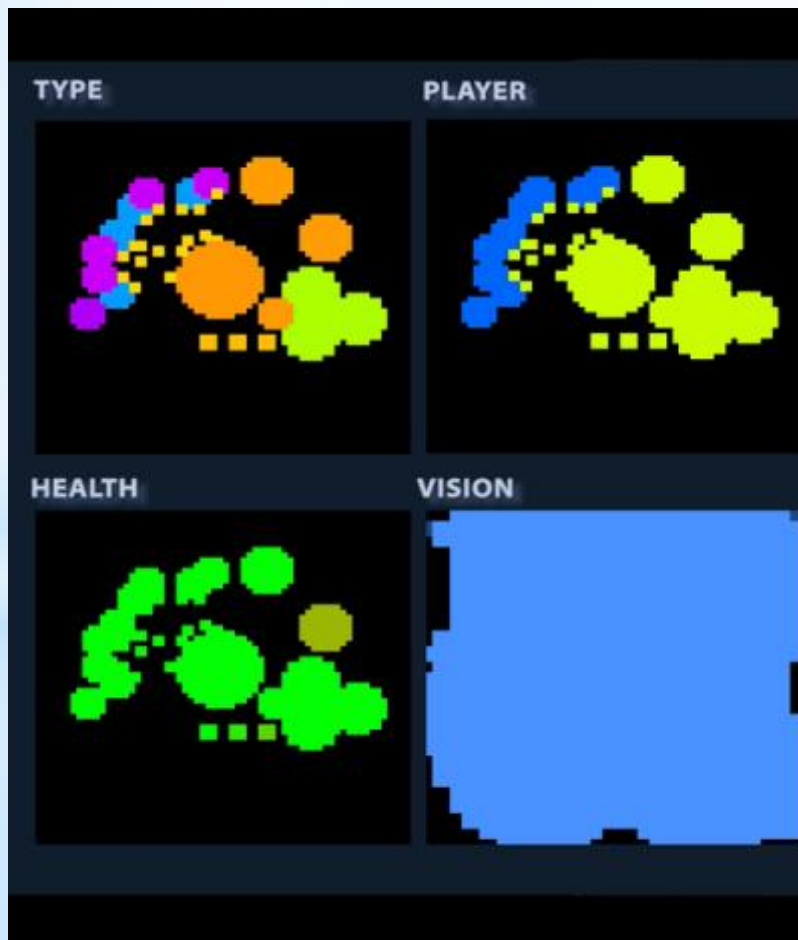


ОТ GO K STARCRAFT II

StarCraft II - полноценный тактический военный симулятор с упрощённой моделью ведения боя.

ГНС строят модели тактических ситуаций и проводят анализ путей решения стратегических задач

Глубокая
оптимизация
в игровых
задачах
и задачах
управления



~~В военно-стратегических играх сети пока проигрывают человеку, но судя по динамике развития, начнут выигрывать через 2-3 года (2020+)~~



AlphaStar: Mastering the Real-Time Strategy Game StarCraft II

25 января 2019 г. компания DeepMind опубликовала новый релиз - их новая глубокая сеть AlphaStar счетом 11:1 победила ведущих профессиональных игроков в StarCraft II !!!

ОТ STARCRAFT II - К ЛЮБЫМ ЗАДАЧАМ УПРАВЛЕНИЯ...

**Отличная
новость:**

технология
достаточно
созрела для
внедрения

Проблема:

потребуется
много
компьютерных
ресурсов

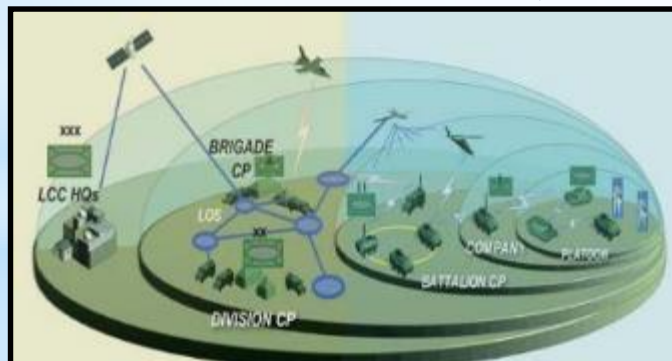


Компьютерные игры

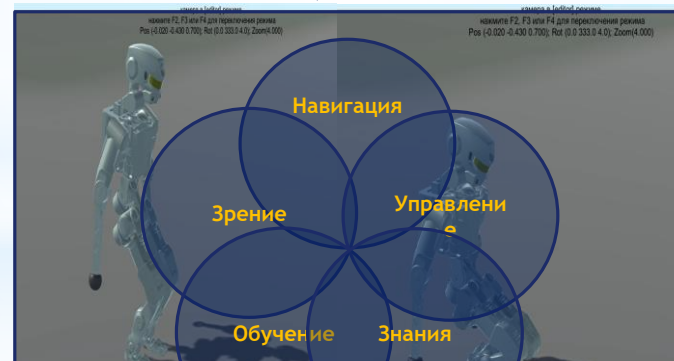
Глубокая
оптимизация
в игровых
задачах
и задачах
управления

Проблема:

готового ПО (пока?)
нет - решения
сильно зависят от
специфики модели



**Оперативно-тактическое
и групповое управление**



**Автономное управление
и оптимизация облика изделий**



**Бизнес-оптимизация
и управление**

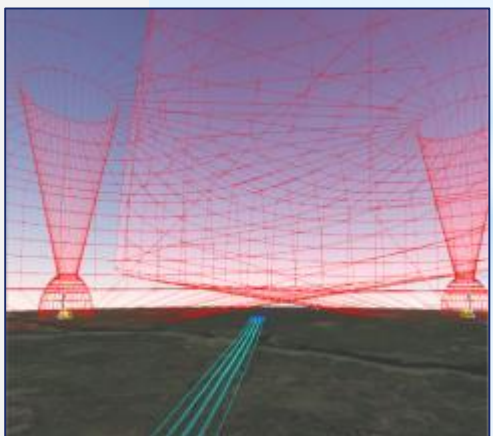
ТЕКУЩИЕ ПРОЕКТЫ (ГОСНИИАС, 2019)

Решение задачи планирования/отражения атаки групп БЛА на наземные объекты

Компьютерная модель
ПВО и БЛА ГосНИИАС



- Моделирование всех современных средств-поражения ПВО и ВВС
- Моделирование БЛА и их носителей
- Моделирование особенностей работы средств РЭБ



- Моделирование рельефа и работы РЛС
- Моделирование структуры ВС и подразделений
- Возможность возврата и по времени

Алгоритмы: **multi-agent RL**

Human-level performance in first-person multiplayer games with population-based deep reinforcement learning. 2017

population based RL

Human-level performance in first-person multiplayer games with population-based deep reinforcement learning 2018

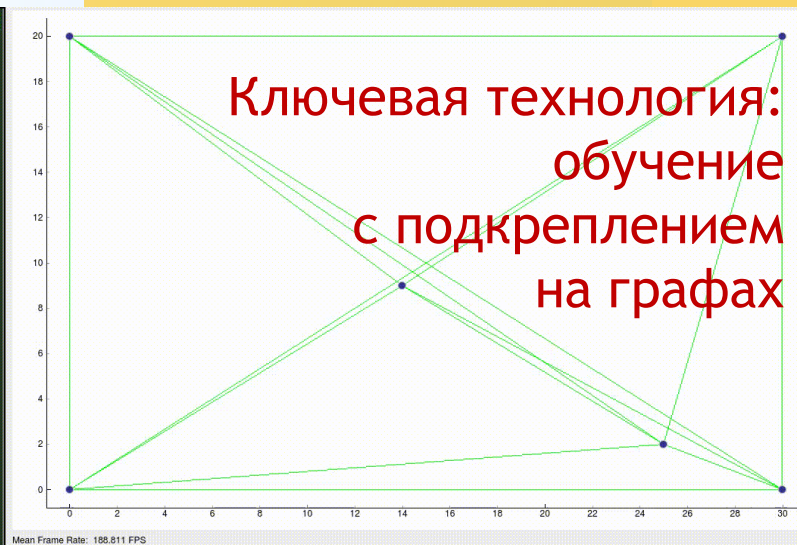
actor-critic

IMPALA: Scalable Distributed Deep-RL with Importance Weighted Actor-Learner Architectures. 2018



Апрель 2019: U.S. Army Research, Development and Engineering Command (RDECOM) Research Laboratory и U.S. Army Research Laboratory (ARL) сообщили о решении **в 2019 г. создать Армейский Инновационный Институт Искусственного Интеллекта (A2I2)** для координации и ускорения фундаментальных исследований специфичных для армии проблем **развития ИИ в направлении автономного управления межвидовыми операциями**

Ключевая технология:
обучение
с подкреплением
на графах



ТЕКУЩИЕ ПРОЕКТЫ (ГОСНИИАС, 2019)

Обучение движению антропоморфного робота (совместно с АО “Андроидная техника”)



Алгоритмы: **multi-agent RL**

Human-level performance in first-person multiplayer games with population-based deep reinforcement learning. 2017

population based RL

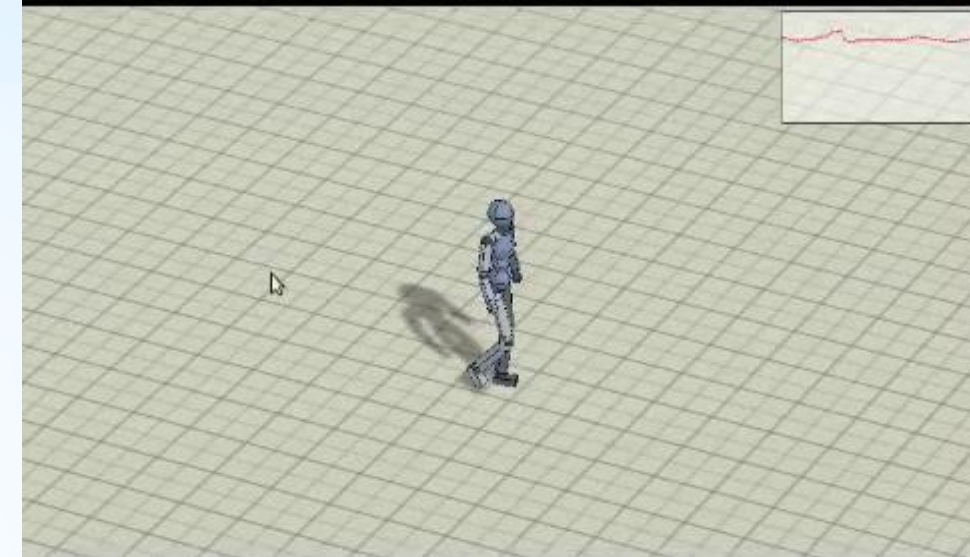
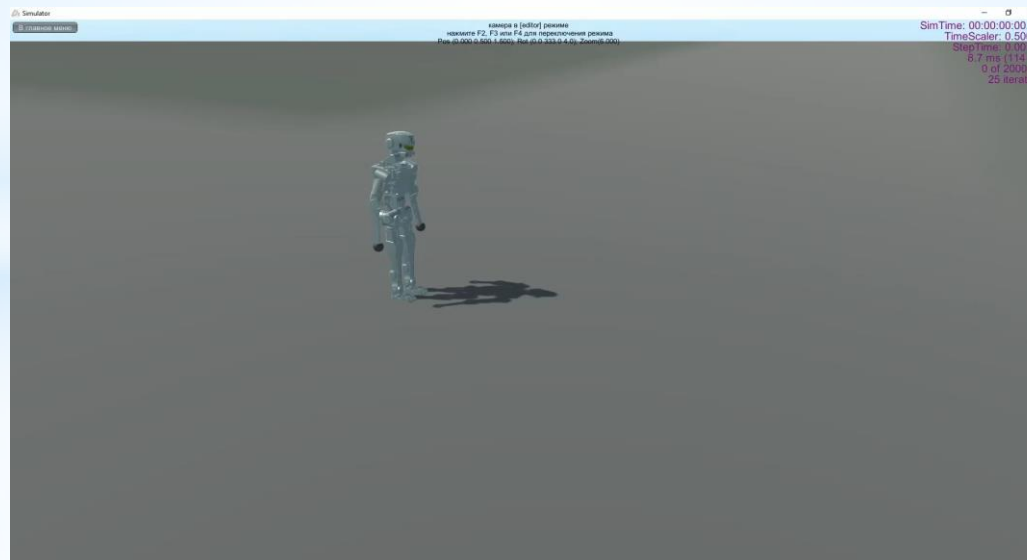
Human-level performance in first-person multiplayer games with population-based deep reinforcement learning 2018

actor-critic

IMPALA: Scalable Distributed Deep-RL with Importance Weighted Actor-Learner Architectures. 2018

Основные проблемы:

Медленная мат. модель

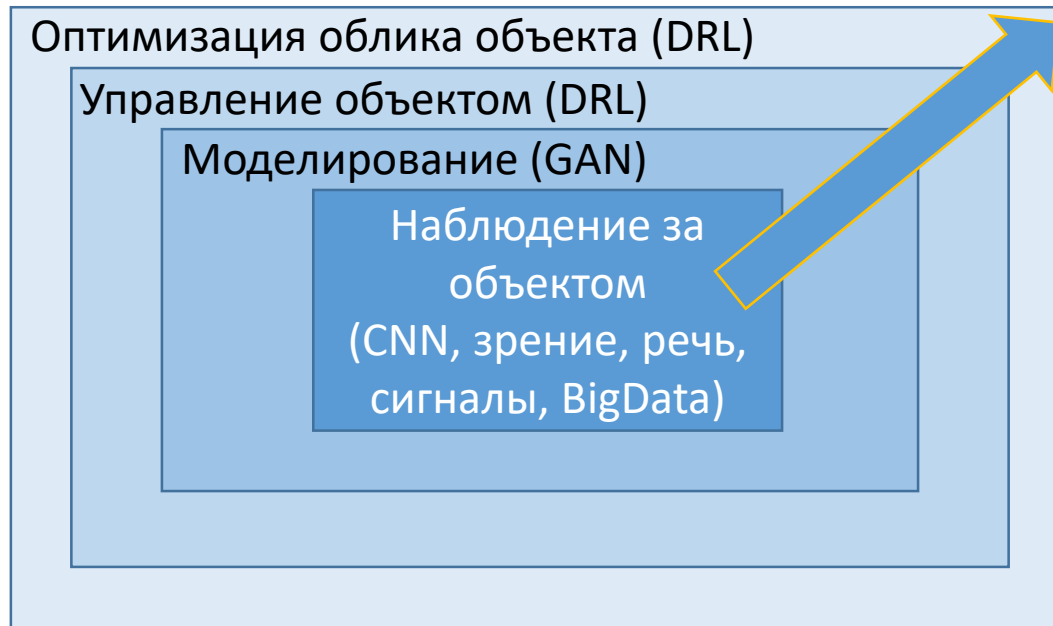


Глубокая
оптимизация
в игровых
задачах
и задачах
управления

«Глубокая оптимизация» как цель «цифровизации»

После того, как для некоторого объекта или системы создана достаточно точная действующая модель («**цифровой двойник**»), эта модель сразу может быть использована для оптимизации этого объекта, либо формирования наилучших алгоритмов взаимодействия с ним. Это в равной степени относится к изделиям, их группам, войсковым соединениям или же промышленным предприятиям.

Логика развития и внедрения «глубоких» технологий: от обработки информации к управлению и оптимизации



Таким образом, **этап создания и применения интеллектуальных средств «глубокой оптимизации» изделий и процессов на основе ГНС является логическим продолжением этапа создания «цифровых двойников»**

Открытые проблемы

(угрозы, вызовы, надежды)

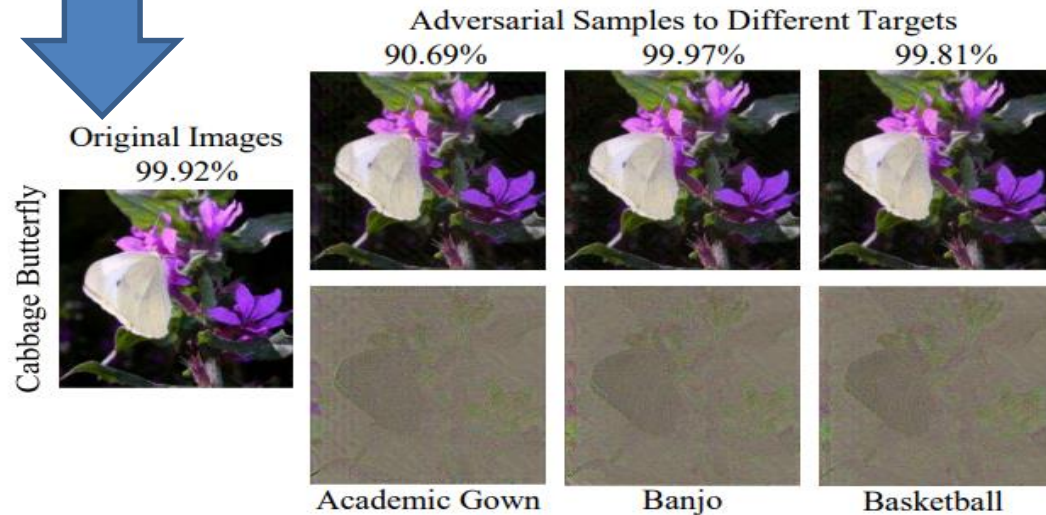
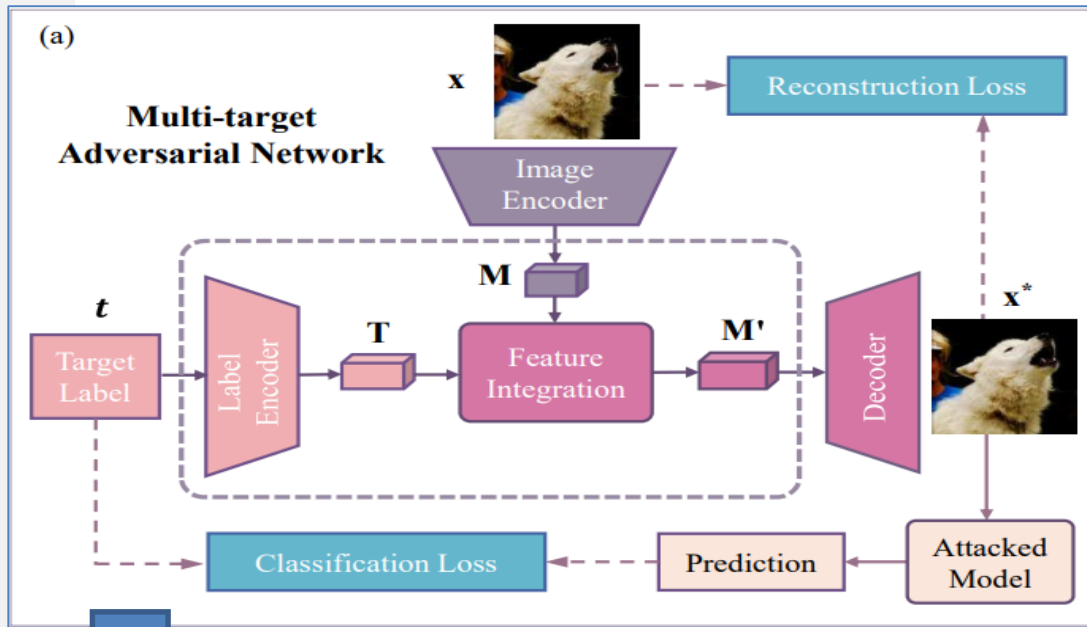
*На примерах из области компьютерного зрения
по материалам конференции ICCV-2019 (27.10-02.11.2019)*



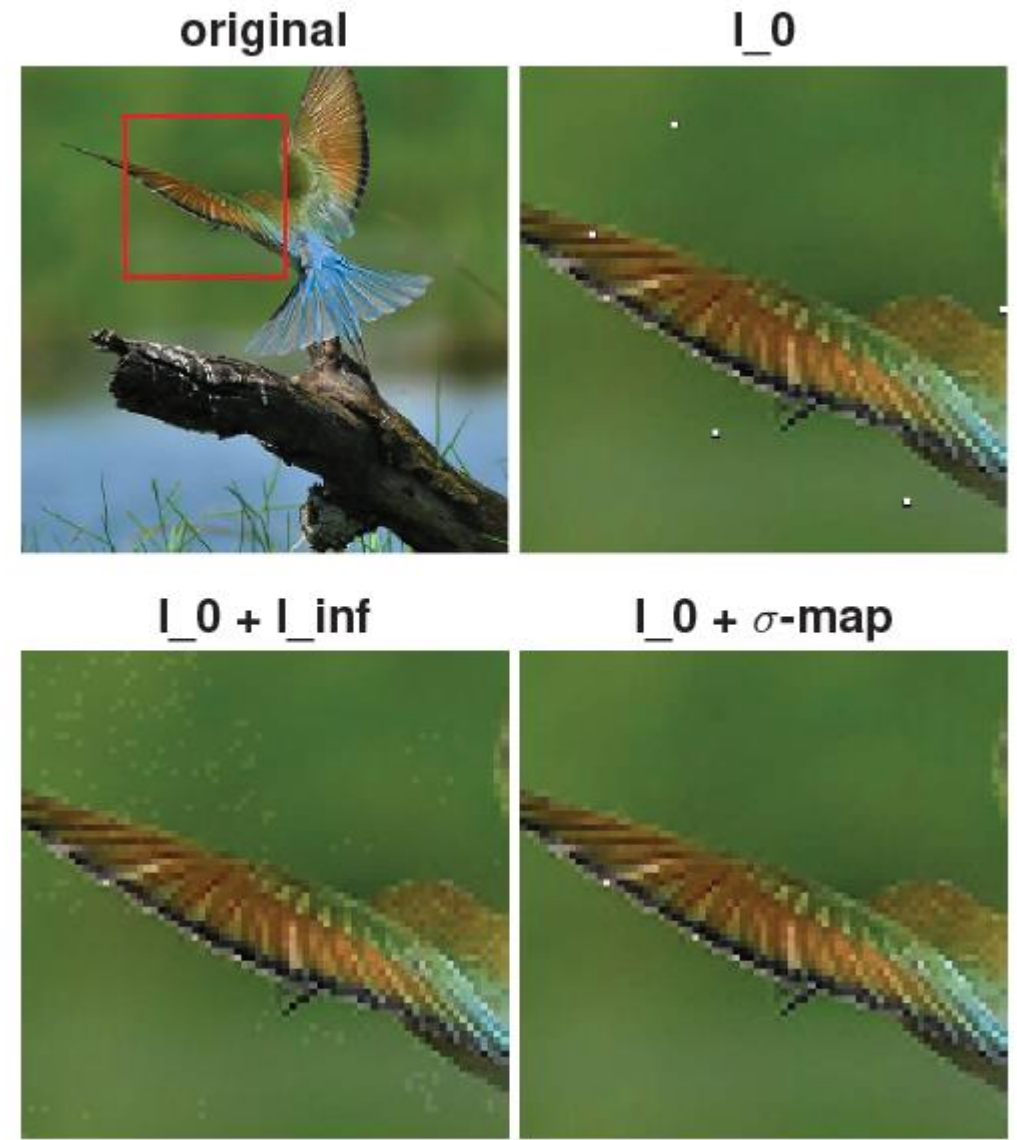
ICCV 2019
Seoul, Korea

Атаки на нейросети (Adversarial Attack)

Атаки на распознающие нейронные сети

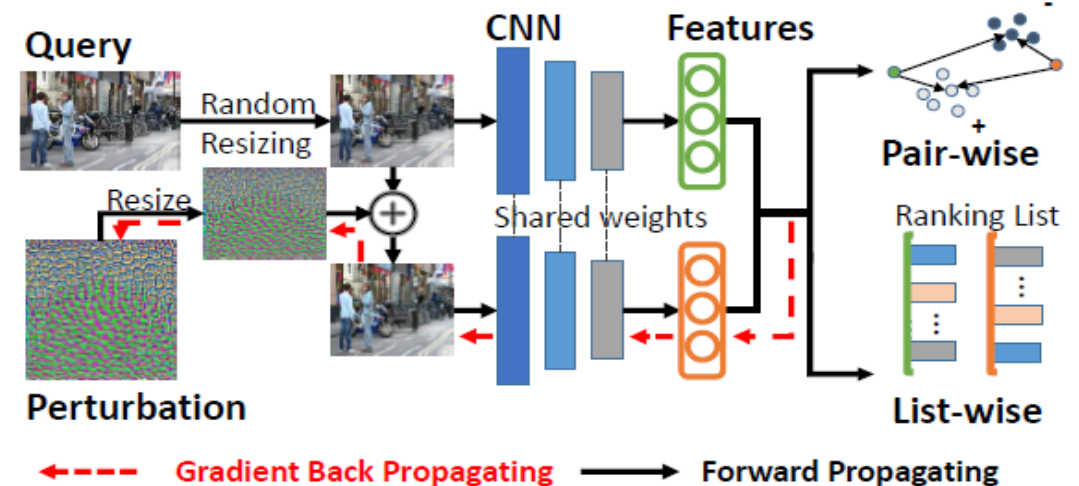
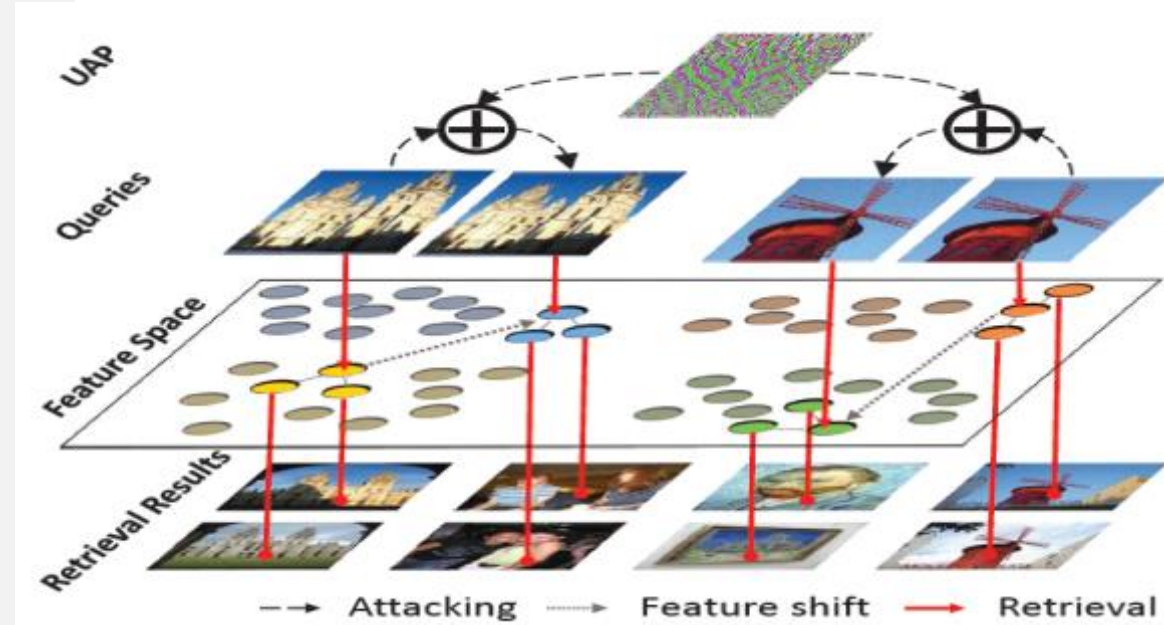


Once a MAN: Towards Multi-Target Attack via Learning Multi-Target Adversarial Network Once, ICCV-2019, Jiangfan Han, Xiaoyi Dong, Ruimao Zhang, Dongdong Chen, Weiming Zhang, Nenghai Yu, Ping Luo, Xiaogang Wang

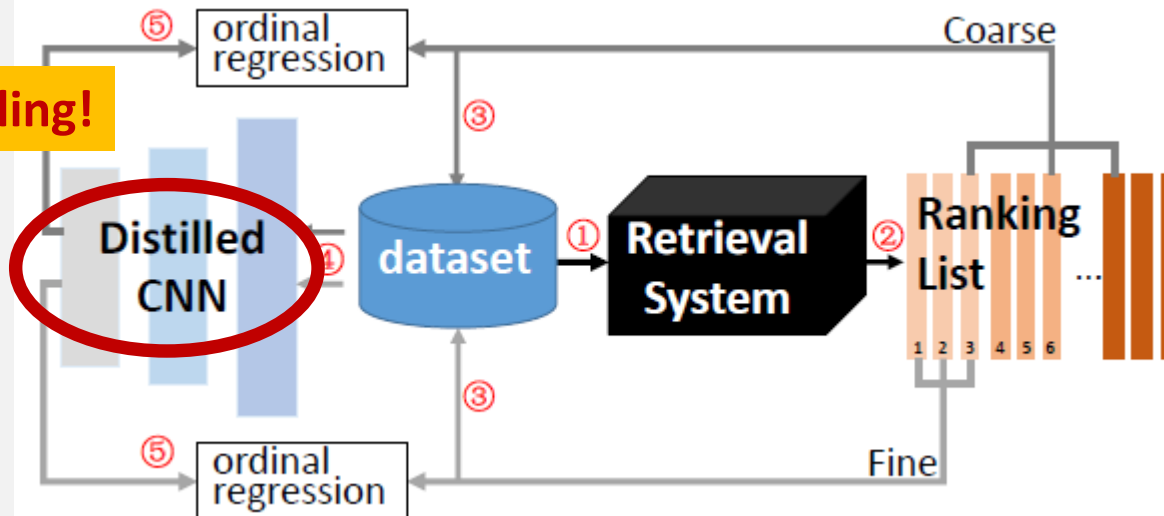


Sparse and Imperceptible Adversarial Attacks
 Francesco Croce, Matthias Hein
 University of Tübingen

Атаки на поисковые нейронные сети



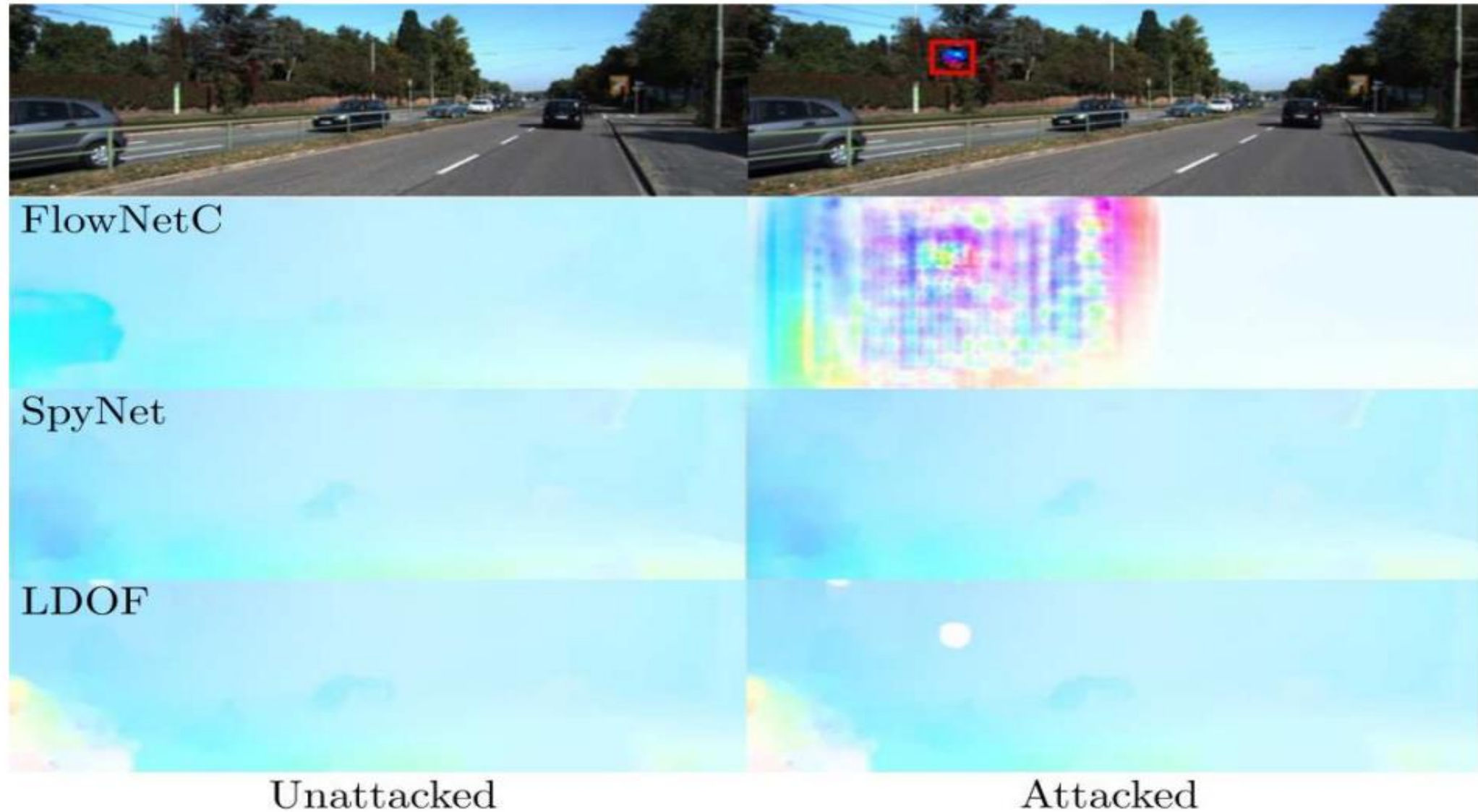
Distilling!



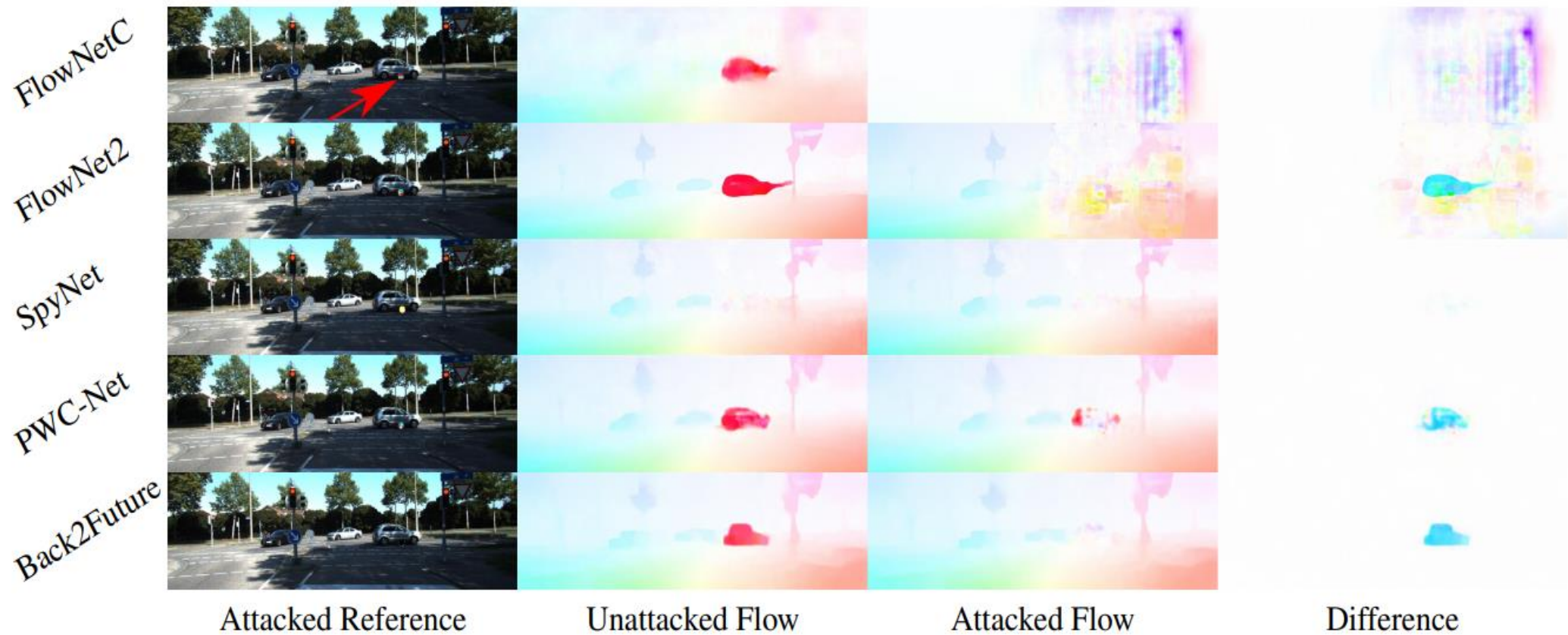
Universal Perturbation Attack Against Image Retrieval

Jie Li, Rongrong Ji, Hong Liu, Xiaopeng Hong, Yue Gao, Qi Tian

Атаки на оптический поток (в автономном вождении)



Атаки на оптический поток (в автономном вождении)



Результатом такой атаки в реальном мире может стать авария с человеческими жертвами...

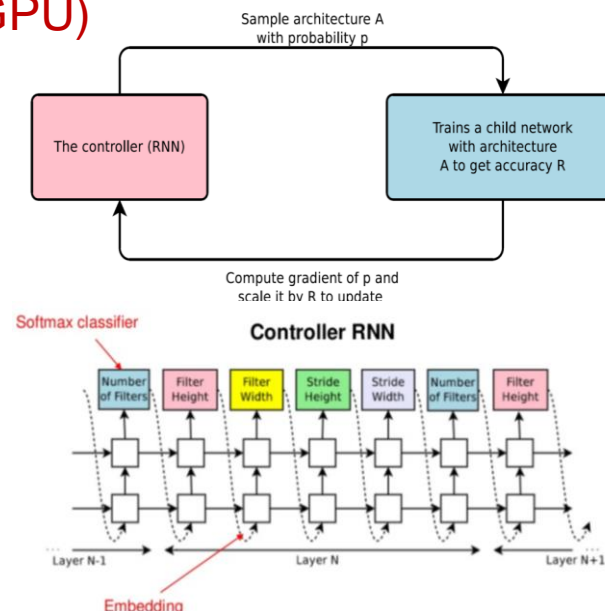
Автоматическое формирование и обучение нейросетей (AutoML, Neural Architecture Search, NAS)

AutoML: автоматическое обучение глубоких сетей

Первое поколение AutoML (2016-2018)

- Лучшие результаты в задаче **классификации** на CIFAR-10/ImageNet (выше придуманных человеком архитектур)
- **Вычислительные требования:**
Сотни серверов с GPU/TPU (~500-800 GPU)

2017:
Автоматически сформированные глубокие сети впервые превзошли показатели глубоких сетей, сформированных вручную



* *Neural Architecture Search with Reinforcement Learning*

Barret Zoph*, Quoc V. Le Google Brain ICCV 2017

* *Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition*

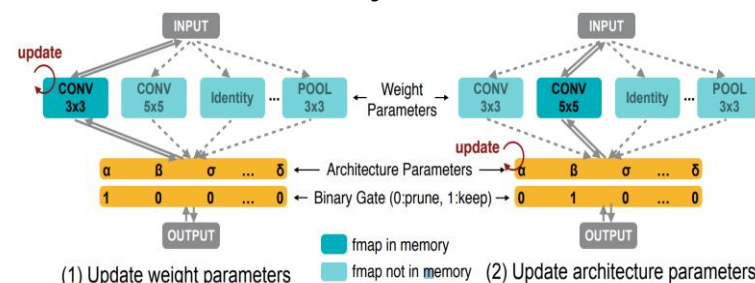
Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, Quoc V. Le CVPR 2018

* *Regularized Evolution for Image Classifier Architecture Search*

Esteban Real, Alok Aggarwal, Yanping Huang, Quoc V Le 2018

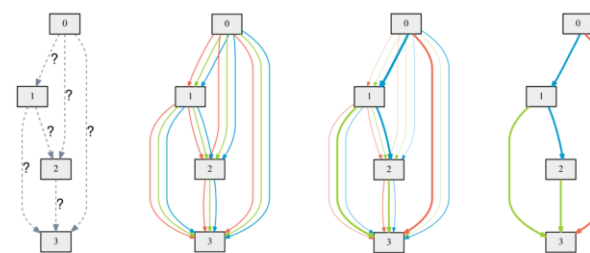
Второе поколение AutoML (2018-2019)

- Лучшие результаты для задач **обнаружения** и распознавания
- **Учет специфики задачи и архитектуры конечного вычислителя**
- **Вычислительные требования:**
от 200 GPU/часов – сравнимо с обычным обучением



(1) Update weight parameters

(2) Update architecture parameters



* *PROXYLESSNAS: DIRECT NEURAL ARCHITECTURE SEARCH ON TARGET TASK AND HARDWARE*

Han Cai, Ligeng Zhu, Song Han arxiv 2019

* *DARTS: DIFFERENTIABLE ARCHITECTURE SEARCH*

Hanxiao Liu, Karen Simonyan, Yiming Yang ICLR 2019

Процесс оптимизации: подбор фильтров, блоков, слоев и параметров в заданном словаре

2025+:
Перспектива полной автоматизации процессов обучения

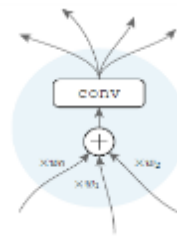
Exploring Randomly Wired Neural Networks for Image Recognition

Saining Xie, Alexander Kirillov, Ross Girshick, Kaiming He

Facebook AI Research (FAIR)

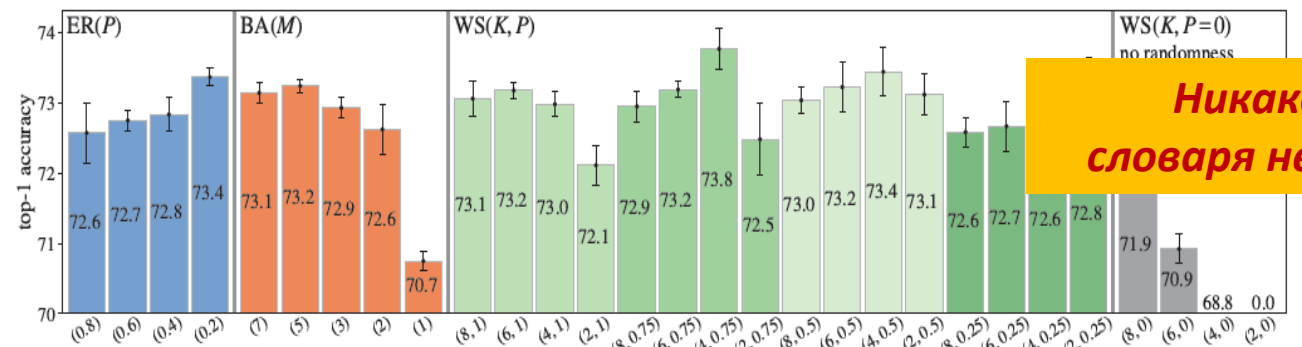


Три случайные архитектуры
превзошли ResNet-50!



- 1) порождаем случайный граф
- 2) определяем вход и выход
- 3) строим и обучаем GCN

Эта работа взрывает все наше понимание NAS!



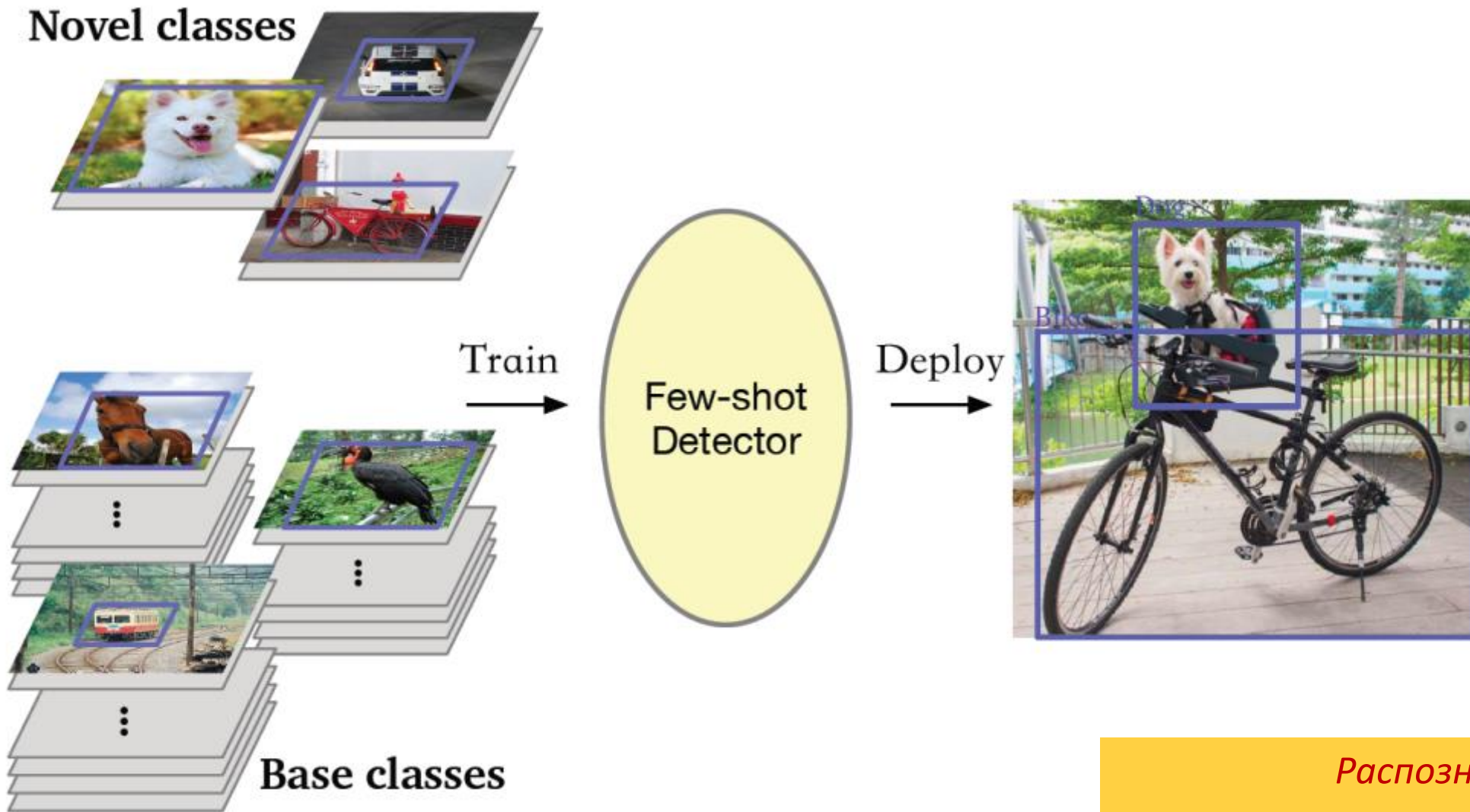
Никакого
словаря нет!

Figure 1. Randomly wired neural networks generated by the classical Watts-Strogatz (WS) [51] model: these three instances of random networks achieve (left-to-right) 79.1%, 79.1%, 79.0% classification accuracy on ImageNet under a similar computational budget to ResNet-50, which has 77.1% accuracy.

Figure 3. Comparison on random graph generators: ER, BA, and WS in the small computation regime. Each bar represents the results of a generator under a parameter setting for P , M , or (K, P) (tagged in x-axis). The results are ImageNet top-1 accuracy, shown as mean and standard deviation (std) over 5 random network instances sampled by a generator. At the rightmost, $WS(K, P=0)$ has no randomness.

**Обучение на малом числе
примеров (Few-Shot Learning /
Detection / Segmentation)**

Few-Shot Learning / **Detection** / Segmentation

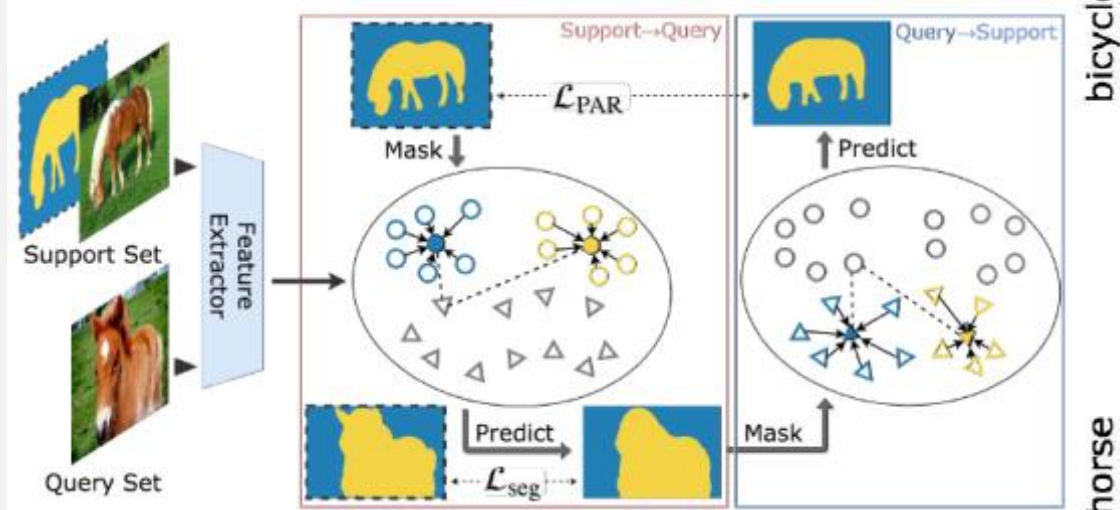


Few-Shot Object Detection via Feature Reweighting

Bingyi Kang, Zhuang Liu, Xin Wang, Fisher Yu, Jiashi Feng, Trevor Darrell

*Распознавание и
локализация объектов
по одному или малому
числу эталонов*

Few-Shot Learning / Detection / Segmentation



bicycle



Query Image

ground truth



prediction



horse

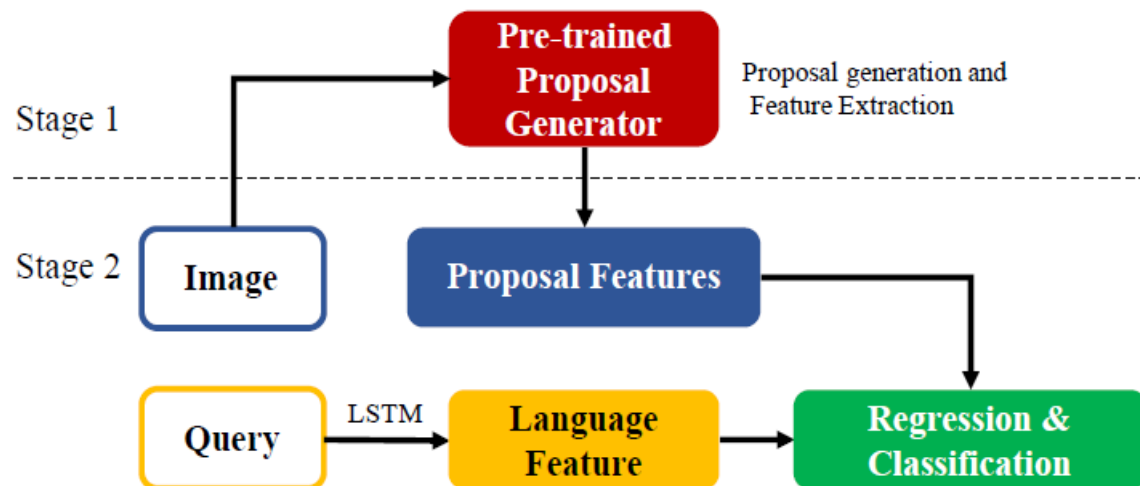


PANet: **Few-Shot** Image **Semantic Segmentation** With Prototype Alignment
Kaixin Wang, Jun Hao Liew, Yingtian Zou, Daquan Zhou, Jiashi Feng

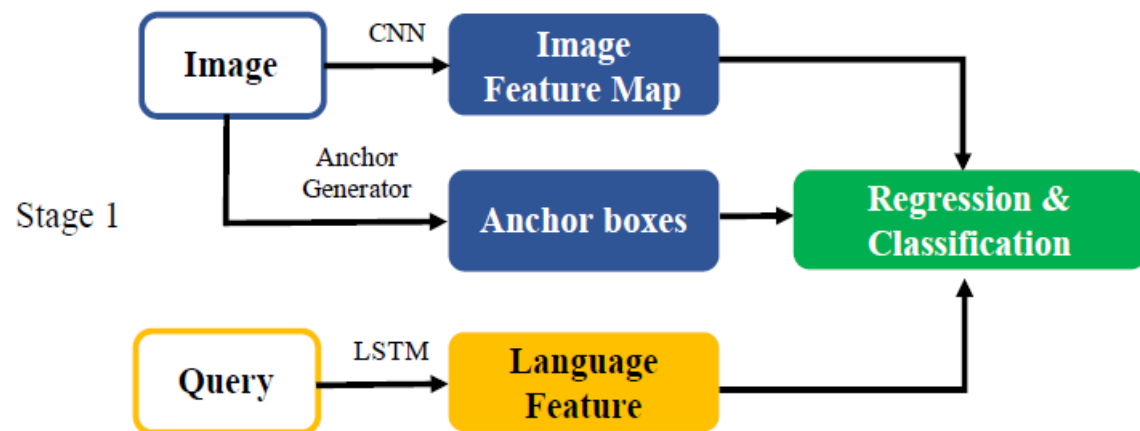
Распознавание, локализация
и **сегментация** объектов по
одному или малому числу
эталонов

Обучение без примеров (Zero-Shot Learning, Grounding)

Zero-Shot Grounding



(a) Vanilla 2-stage phrase grounding system



(b) Our 1-stage phrase grounding system



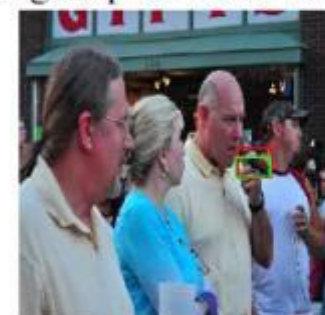
a group of older men



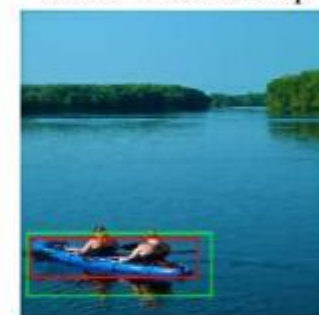
a red beanie cap



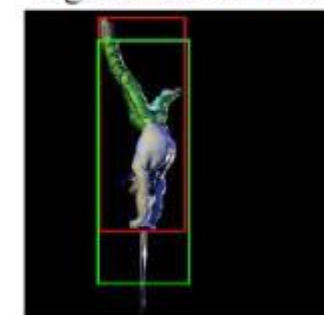
rightmost animal



a cigar



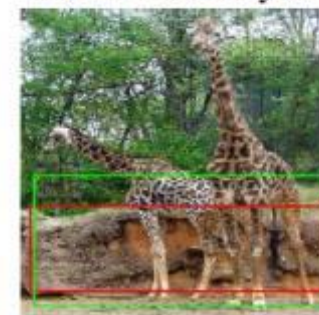
a two-seat kayak



a handstand



a rocky cliff (hill)



large boulders (rock)



stairway (wall)

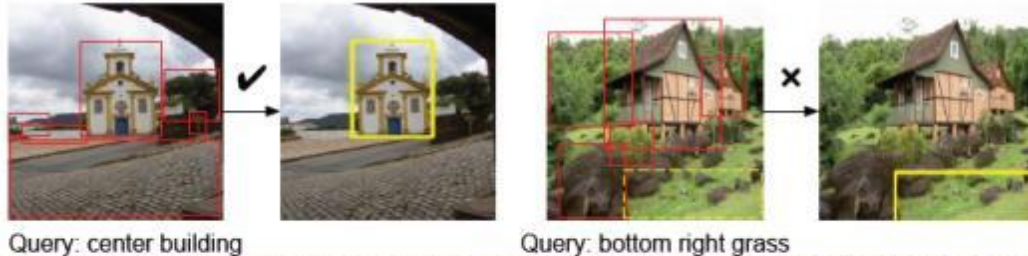
Zero-Shot Grounding of Objects From Natural Language Queries

Arka Sadhu, Kan Chen, Ram Nevatia

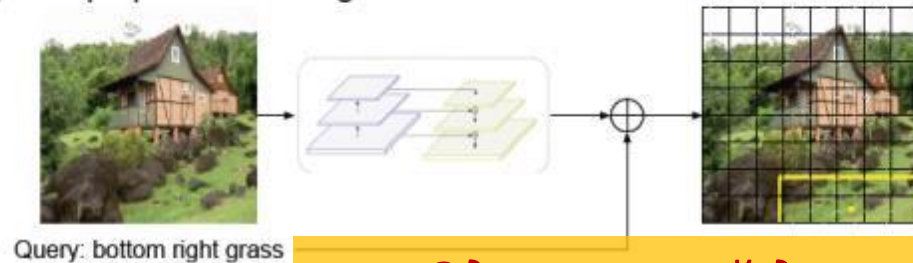
Поиск и локализация объектов без
эталона (по описанию)

Zero-Shot Grounding

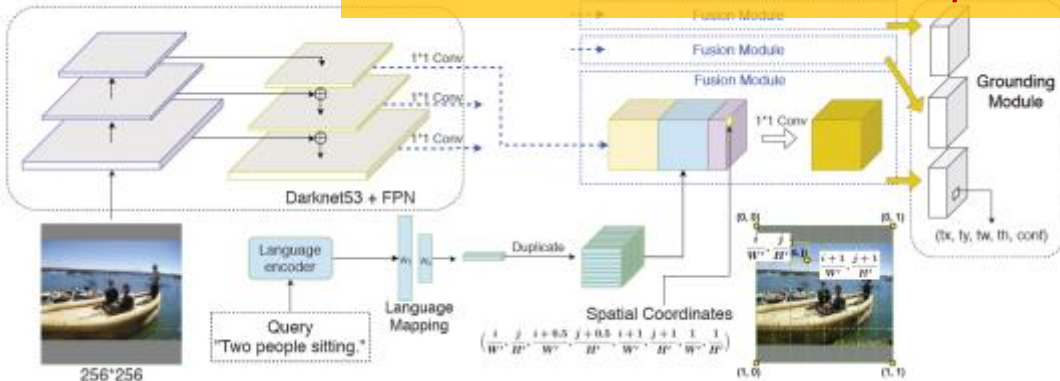
(a). Two-stage visual grounding



(b). The proposed one-stage method



*Одноэтапный детектор +
Attention с языковым запросом*



(a). Query: bike of
blue pant lady



(b). Query: the bowl of
bean on the bottom



(c). Query: person on
the right



(g). Query: man in
blue



(h). Query: kid left



(i). Query: window
above colonial

A Fast and Accurate One-Stage Approach to **Visual Grounding**
Zhengyuan Yang, Boqing Gong, Liwei Wang, Wenbing Huang, Dong Yu,
Jiebo Luo

*Поиск и локализация объектов без
эталона (по сложному описанию)*

Few-Shot via Zero-Shot!

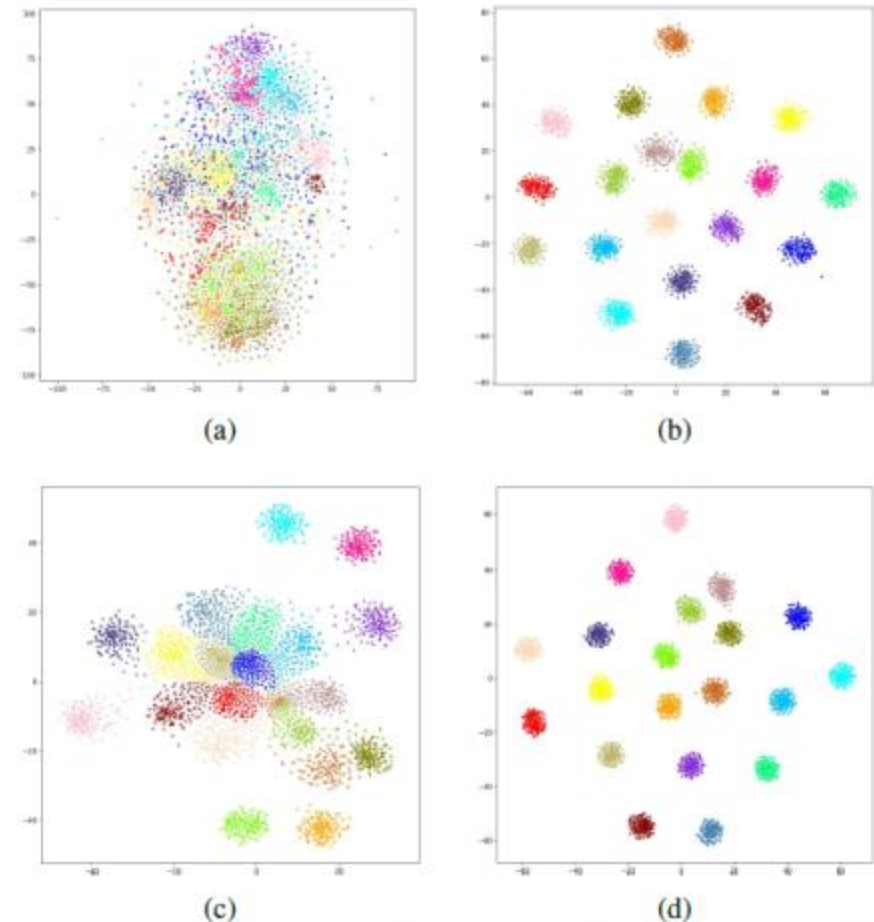
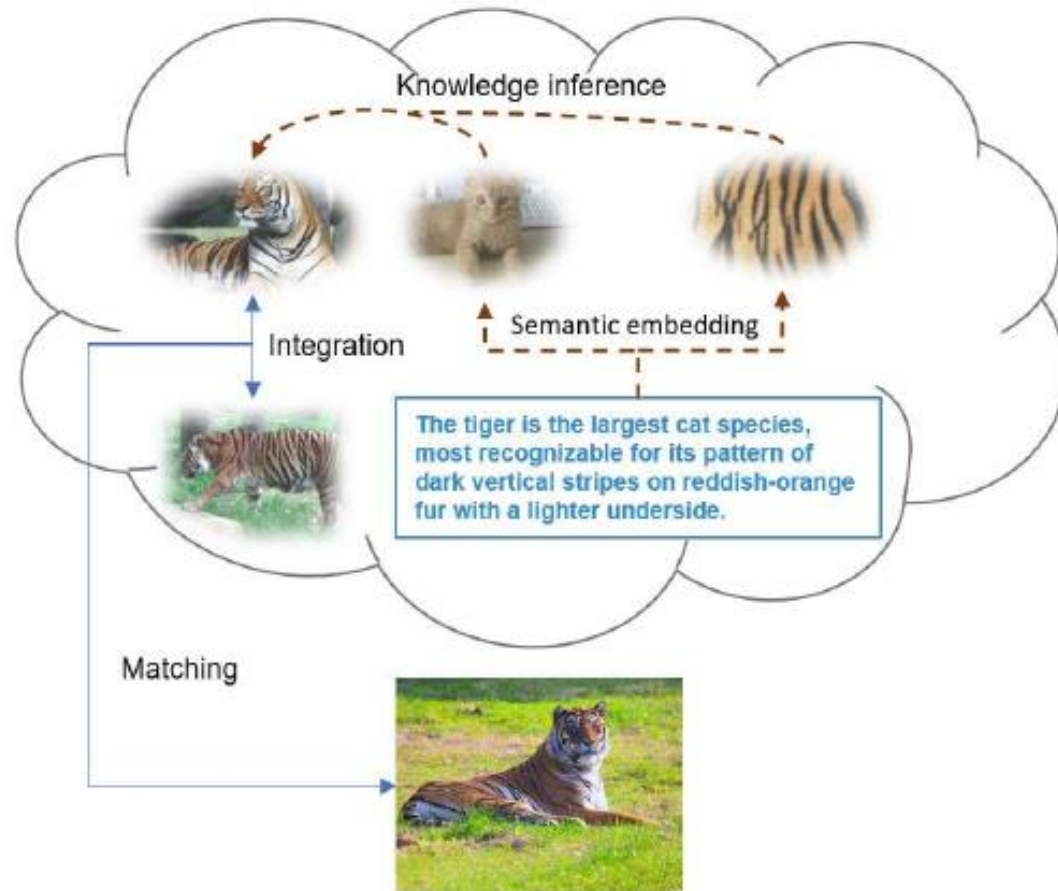


Figure 3. T-SNE visualization results for all novel categories in the Mini-imagenet set on the 1-shot and 5-shot tasks. Each scatter plot contains 20 colored classifier parameter clusters and each color represents a novel category. (a): 1-shot vision-based classifier. (b): 1-shot vision-knowledge classifier. (c): 5-shot vision-based classifier. (d): 5-shot vision-knowledge classifier.

Поиск и локализация объектов по эталону класса путем генерализации через словесное описание!

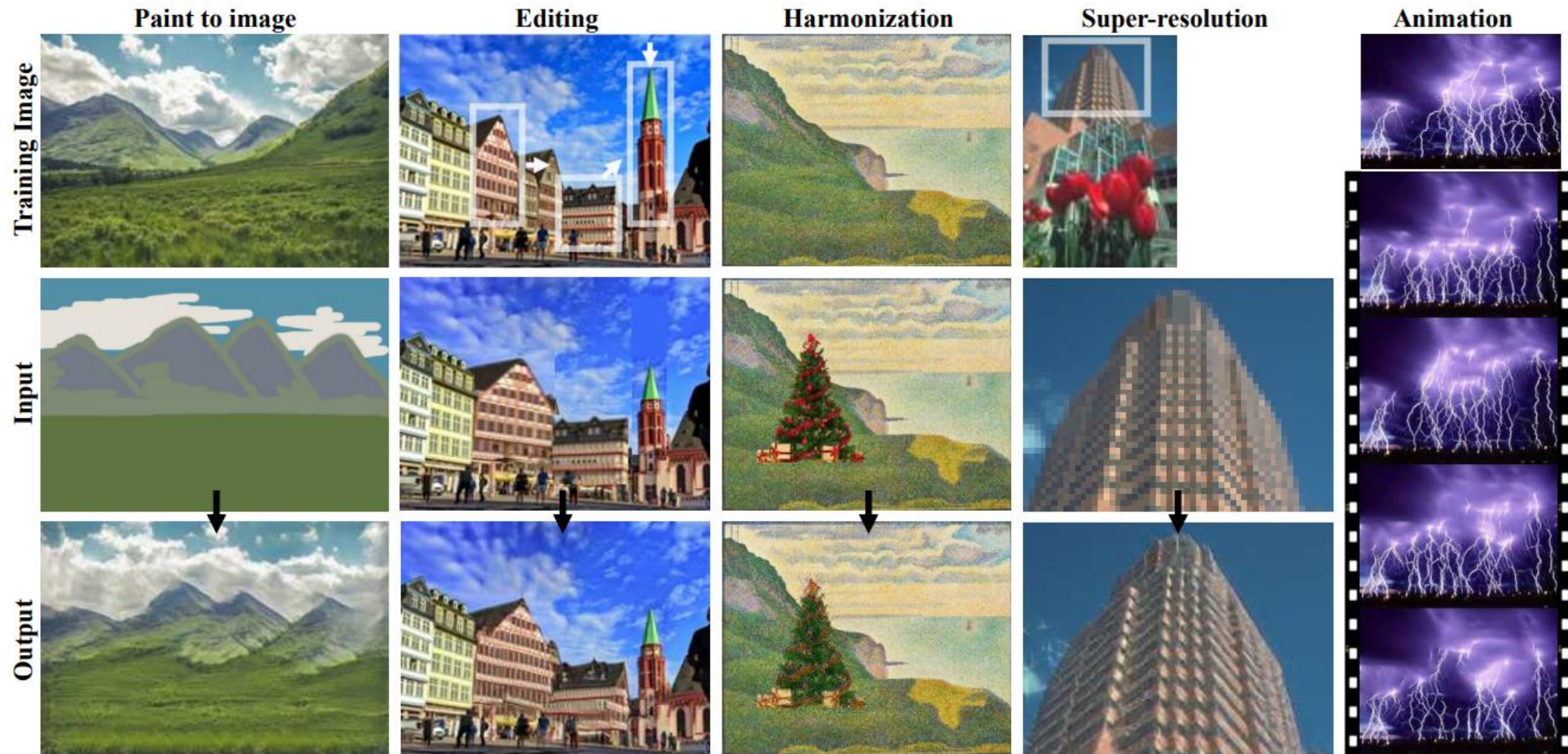
Few-Shot Image Recognition With Knowledge Transfer

Zhimao Peng, Zechao Li, Junge Zhang, Yan Li, Guo-Jun Qi, Jinhui Tang

Классы намного более компактные

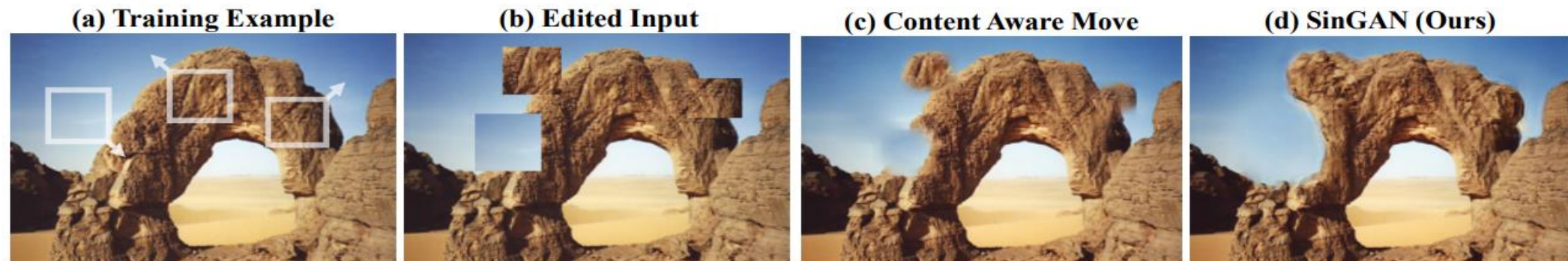
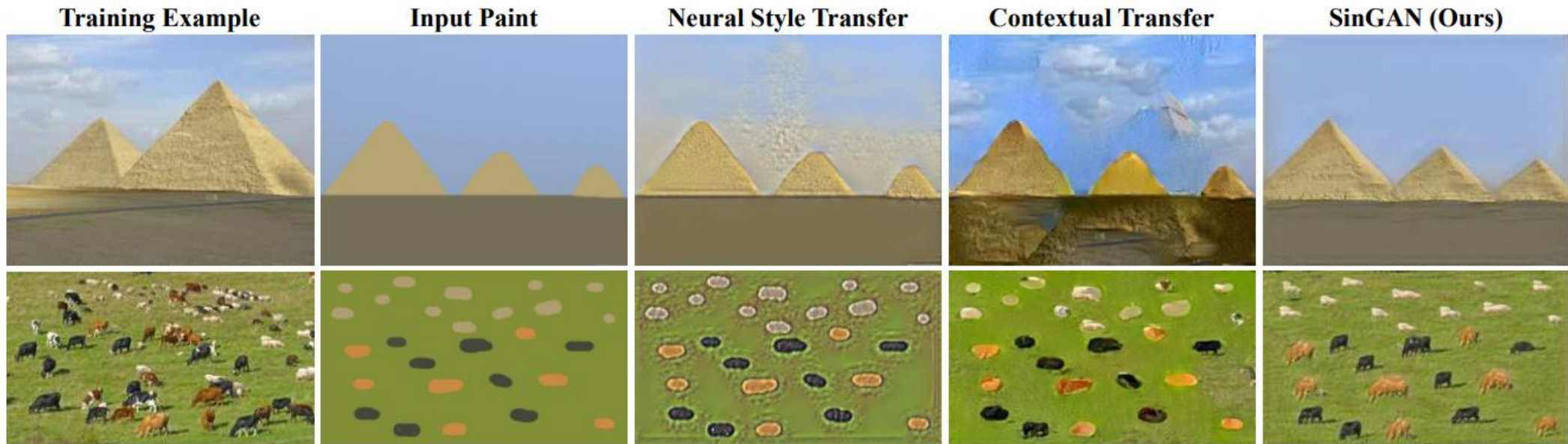
**Генерация реалистичных данных
(Domain Adaptation, Generative
Adversarial Networks (GAN),
Realistic Data Synthesis...)**

SinGAN: Learning a Generative Model from a Single Natural Image



Для обучения реалистичного генератора изображений больше не нужны большие базы примеров!

SinGAN: Learning a Generative Model from a Single Natural Image



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Детальная генерация 3D лица по одному изображению



Real Faces



Swapped Faces



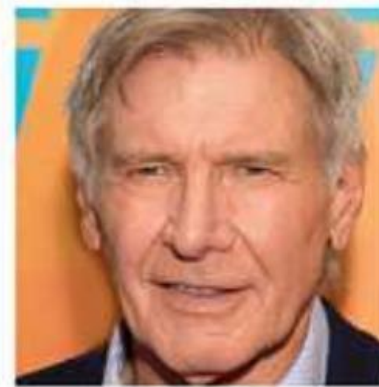
(a) input image



(b) output 3d face



(c) textured 3d face



(d) input image



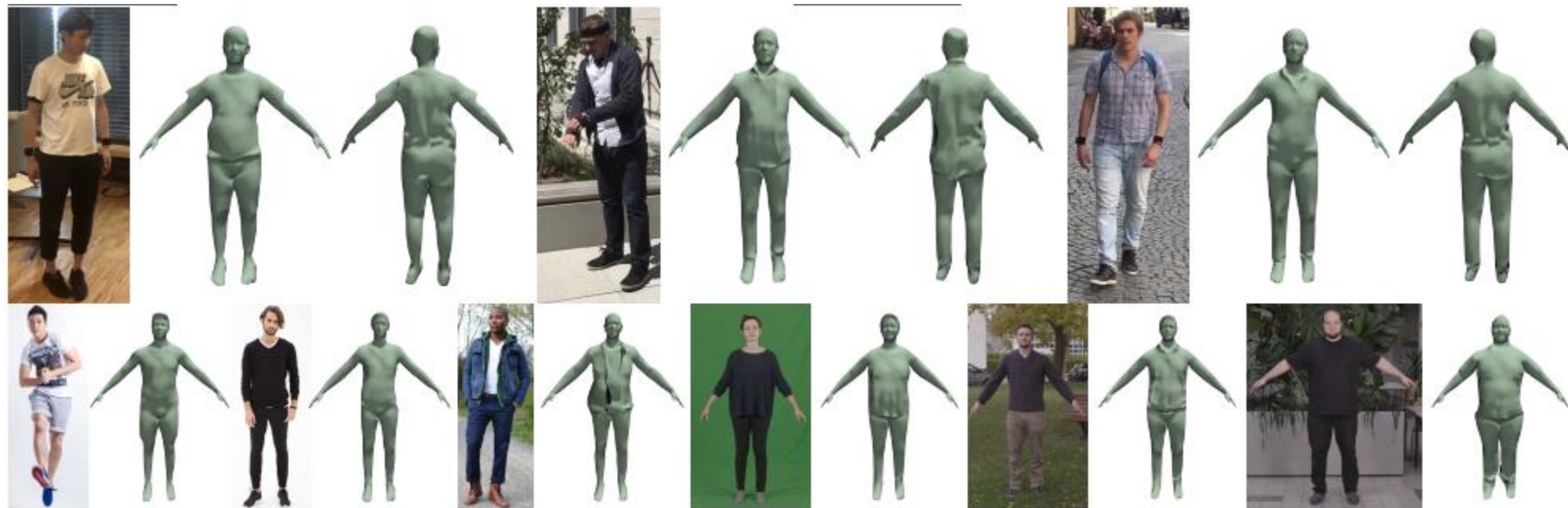
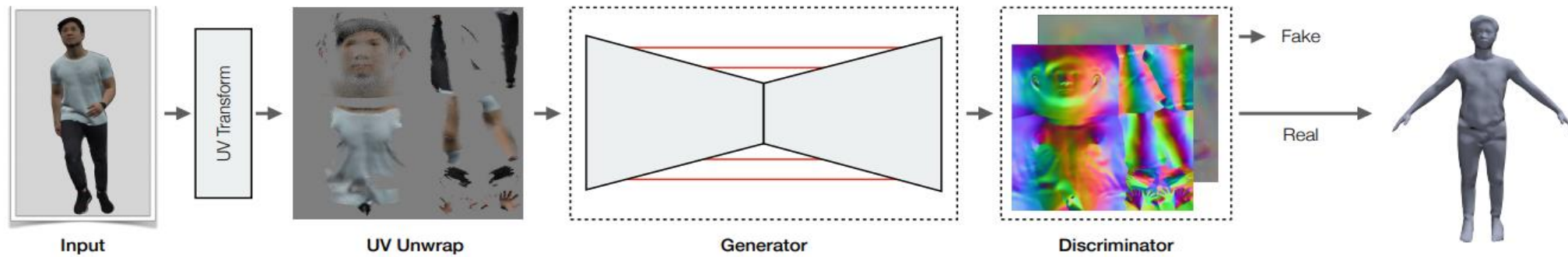
(e) output 3d face



(f) textured 3d face

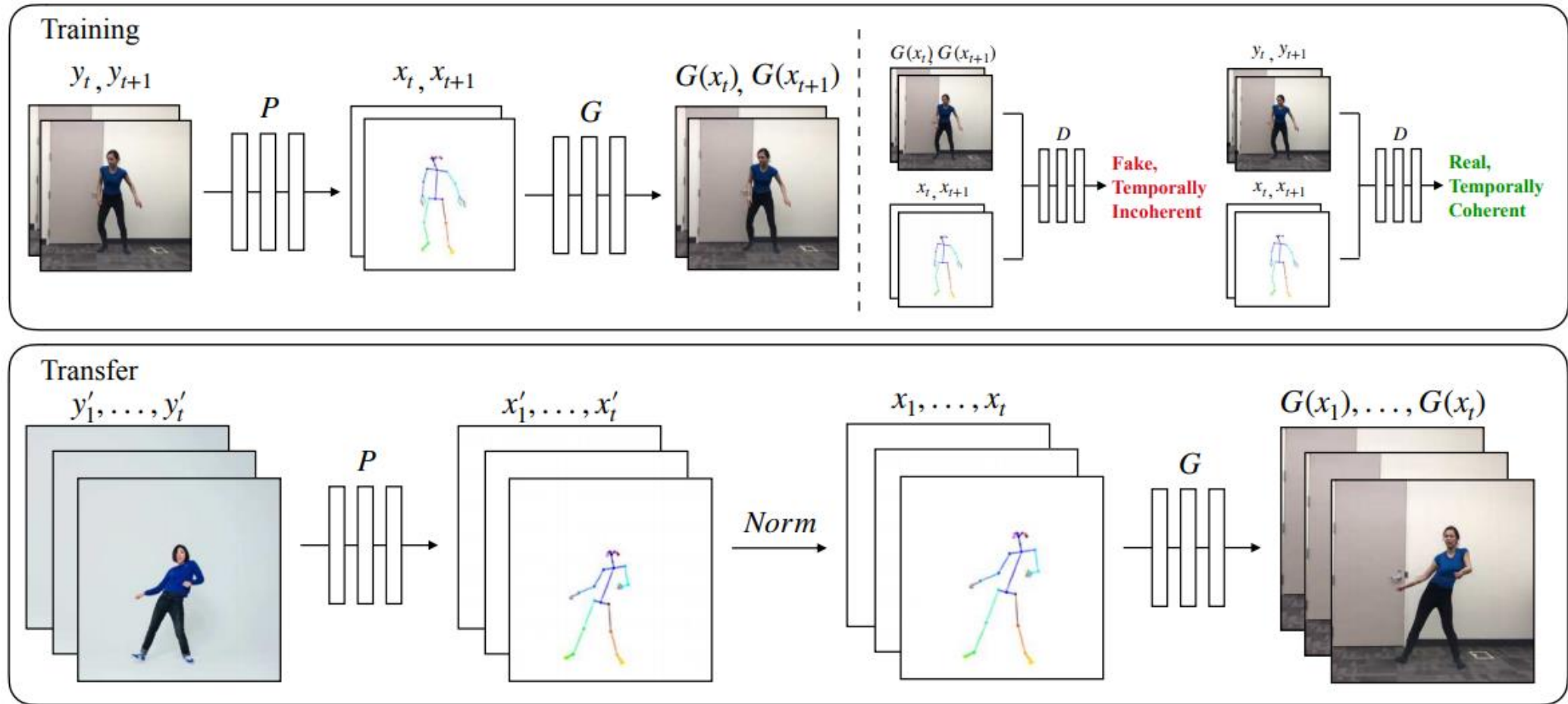
Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Детальная генерация 3D модели тела и позы



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Перенос движения: EveryBody Dance Now



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Everybody Dance Now



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Everybody Dance Now



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Everybody Dance Now



Практически неограниченные возможности реалистичного манипулирования данными...

Открытые проблемы: угрозы, вызовы, надежды (2019)

Проблемы:

- Как справиться с атаками?
- Как эффективно переносить обучение в реальном мире?
- Как разоблачать фейковые данные?
- Реальных данных для практических приложений катастрофически не хватает
- Перспективные методы обучения требуют слишком больших ресурсов
- Мостик между зрением и языком/пониманием давно перекинут, но массовый переход пока не случился

Надежды:

- Новые датчики технического зрения
- Прогресс в AutoML/NAS
- Прогресс в Few-Shot/Zero-Shot
- GCN+Attention
- Прогресс в объяснении нейросетевых рассуждений
- Массовый перевод нейросетевых рассуждений с уровня отдельных объектов на уровень семантических конструкций (онтологий)
- Прогресс в методах RL, глубокой оптимизации и глубокого управления
- Переход к совместному решению задач обработки информации и управления (disentangled)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Первая волна современной революции в ИИ породила технологии «глубокого распознавания», обеспечивающие решение задач **компьютерного зрения, анализа сигналов и больших данных.**

2. В настоящее время технологическая революция в ИИ переживает **вторую волну**, которая ведет нас прямо к созданию **функционального ИИ.**

3. Нет никакого специфического прорыва в методах «искусственного интеллекта», но **наблюдается технологический прорыв, связанный с ГНС.**

4. Методы на основе глубоких нейронных сетей (ГНС) **не только про СТЗ.** «Глубокие» технологии развиваются, фокус их применения смещается **от обработки и анализа данных к задачам управления и оптимизации**

5. Революция в компьютерном зрении продолжается, но замедляется. (?) Скорость и направления дальнейшего продвижения будут зависеть от того, **как и когда удастся справиться с возникшими проблемами**, а также от того, **когда и какие сбудутся надежды.**

**Глубокое обучение и глубокая оптимизация:
современное состояние и перспективы развития
технологий искусственного интеллекта**

Ю.В. Визильтер, д.ф.-м.н., проф. РАН, viz@gosniias.ru

Спасибо за внимание!



**Семинар НИУ ВШЭ по Высокопроизводительным вычислениям
Москва, 21.01.2020**