



Национальный исследовательский
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского
Институт информационных технологий, математики и механики

Образовательный курс
«Введение в глубокое обучение с использованием
Intel® neon™ Framework»

Введение в глубокое обучение

При поддержке компании Intel

Кустикова Валентина,
к.т.н., ст.преп. каф. МОСТ ИИТММ,
ННГУ им. Н.И. Лобачевского

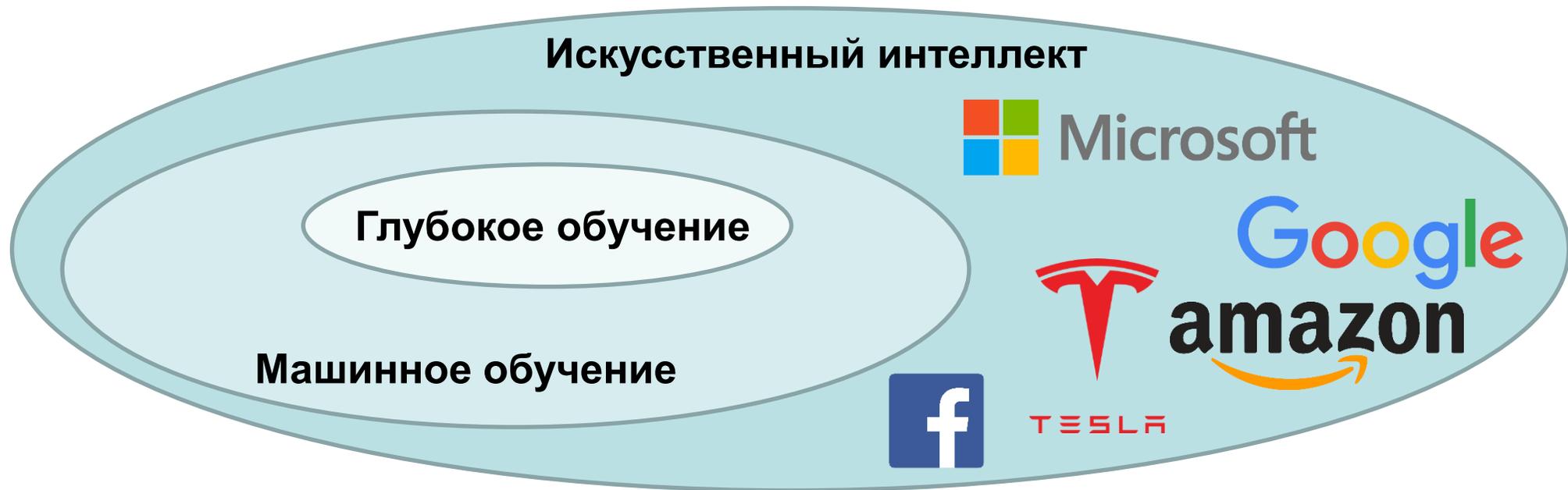
Содержание

- ❑ Что такое «глубокое обучение»?
- ❑ История возникновения и развития
- ❑ Примеры задач, эффективно решаемых с использованием глубокого обучения
- ❑ Биологические основы функционирования нейронов
- ❑ Модель нейрона
- ❑ Классификация моделей по способу обучения



Что такое «глубокое обучение»?

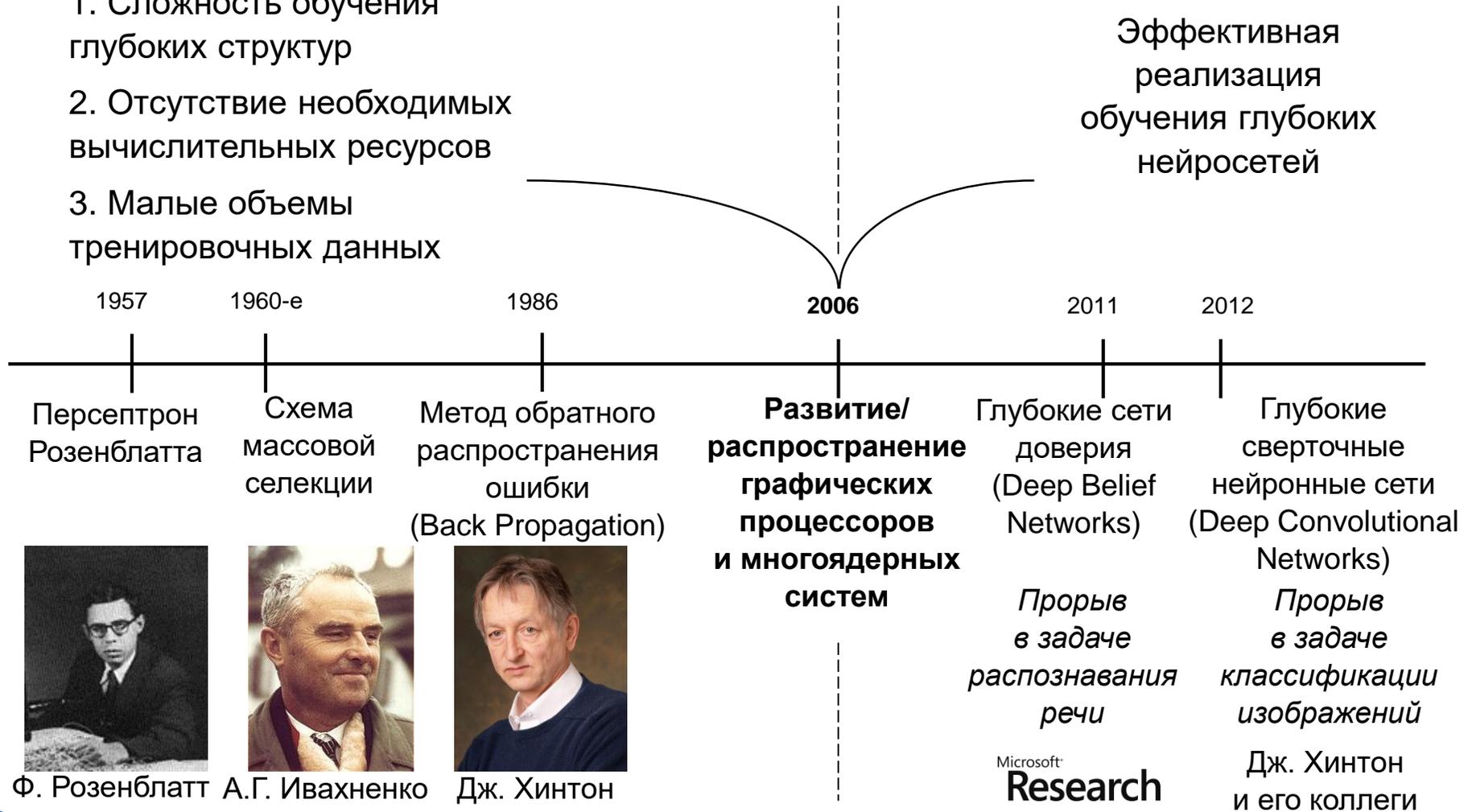
- **Глубокое обучение** (Deep Learning) – область машинного обучения (Machine Learning), которая рассматривает методы решения задач искусственного интеллекта (Artificial Intelligence) с использованием глубоких нейронных сетей



История возникновения и развития

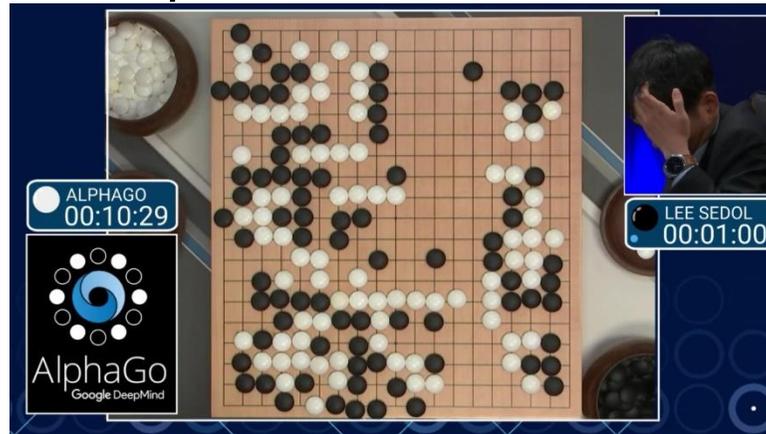
1. Сложность обучения глубоких структур
2. Отсутствие необходимых вычислительных ресурсов
3. Малые объемы тренировочных данных

Эффективная реализация обучения глубоких нейросетей



Примеры практических задач (1)

- Наиболее известные примеры успешного практического применения глубокого обучения:
 - Создание искусственного интеллекта, который победил лучшего игрока в AlphaGo



- Технологии автономных автомобилей (Google, Tesla, Uber)



Примеры практических задач (2)

- Другие примеры практического применения глубокого обучения:
 - Рекомендательная система для пользователей онлайн-магазина Amazon
 - Рекомендательная система для пользователей сервиса просмотра видео Netflix
 - Голосовой поиск Google
 - «Персональный помощник» Alexa от Amazon и Cortana от Microsoft. «Персональный помощник» принимает голосовые команды для формирования списка дел, упорядочивает команды, создает напоминания
 - Технология распознавания лиц DeepFace социальной сети Facebook
 - ...



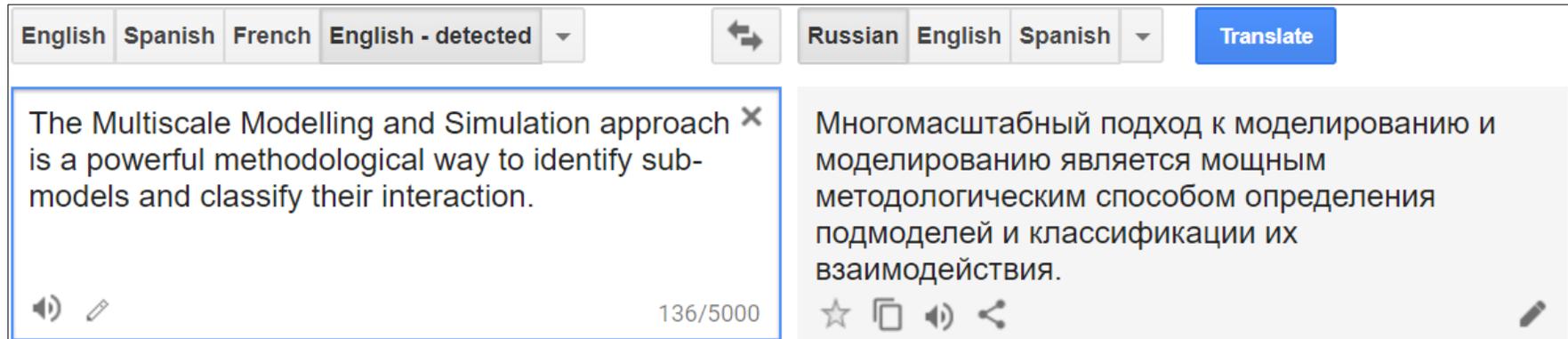
Примеры практических задач (3)

- Рассматриваемые далее примеры:
 - Задачи из области распознавания естественного языка (онлайн-переводчики, генераторы текста)
 - Задачи из области компьютерного зрения (классификация изображений, детектирование объектов, семантическая сегментация)



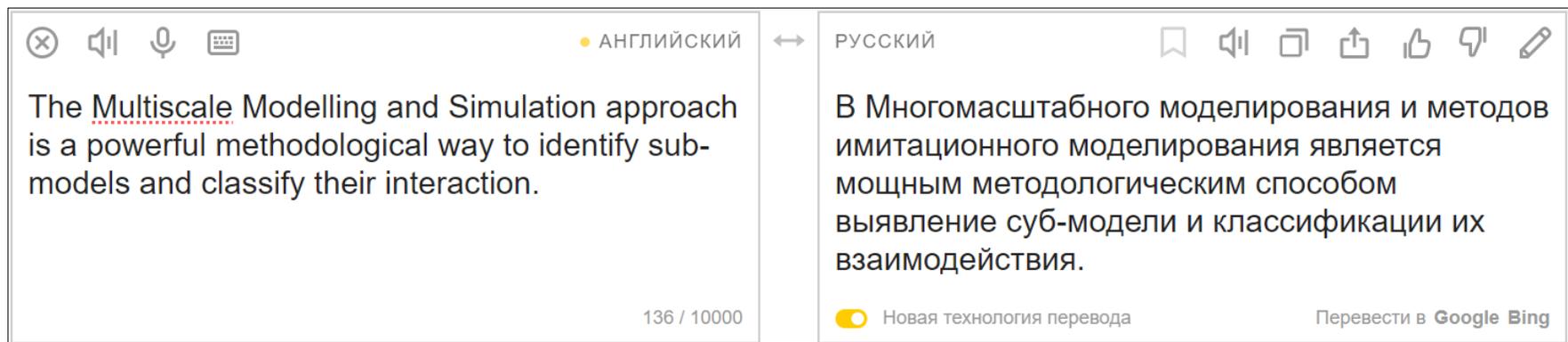
Онлайн-переводчики

□ Google Translate



The screenshot shows the Google Translate interface. The source language is set to "English - detected" and the target language is "Russian". The input text is "The Multiscale Modelling and Simulation approach is a powerful methodological way to identify sub-models and classify their interaction." The translated text in Russian is "Многомасштабный подход к моделированию и моделированию является мощным методологическим способом определения подмоделей и классификации их взаимодействия." The interface includes a "Translate" button, a character count "136/5000", and various utility icons like a star, copy, and share.

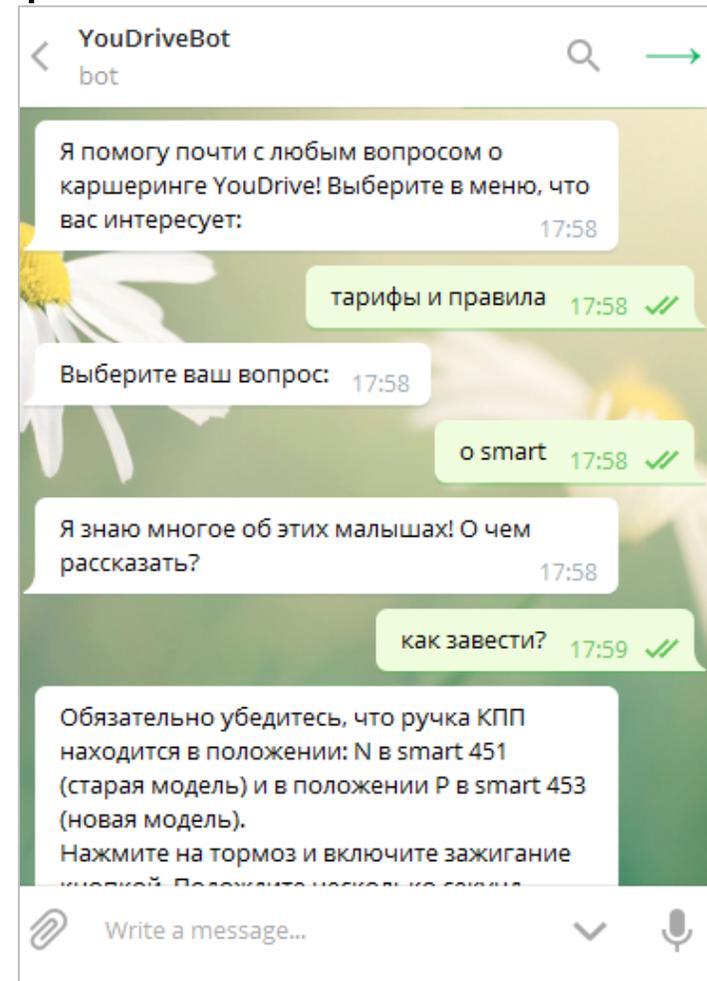
□ Яндекс.Переводчик



The screenshot shows the Яндекс.Переводчик interface. The source language is "АНГЛИЙСКИЙ" and the target language is "РУССКИЙ". The input text is "The Multiscale Modelling and Simulation approach is a powerful methodological way to identify sub-models and classify their interaction." The translated text in Russian is "В Многомасштабного моделирования и методов имитационного моделирования является мощным методологическим способом выявления суб-модели и классификации их взаимодействия." The interface includes a character count "136 / 10000", a "Новая технология перевода" (New translation technology) toggle, and a "Перевести в Google Bing" button.

Генераторы текста

- ❑ **Генераторы текста** – программы, которые обеспечивают автоматическую генерацию текста, корректного с точки зрения большинства языковых норм, но, как правило, лишённого смысла
- ❑ Используются при разработке виртуальных собеседников (чат-ботов и ботов-комментаторов в социальных сетях и блогах)
- ❑ Примеры:
 - Бот каршеринга YouDrive



* Примеры использования чат-ботов в бизнесе
[<https://vc.ru/25197-business-bot>].

Задача классификации изображений

- Задача классификации изображений состоит в том, чтобы поставить в соответствие изображению класс объектов



* Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Ma S., Huang Z., Karpathy A., Khosla A., Bernstein M., Berg A.C., Fei-Fei L. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge // International Journal of Computer Vision, 2015.



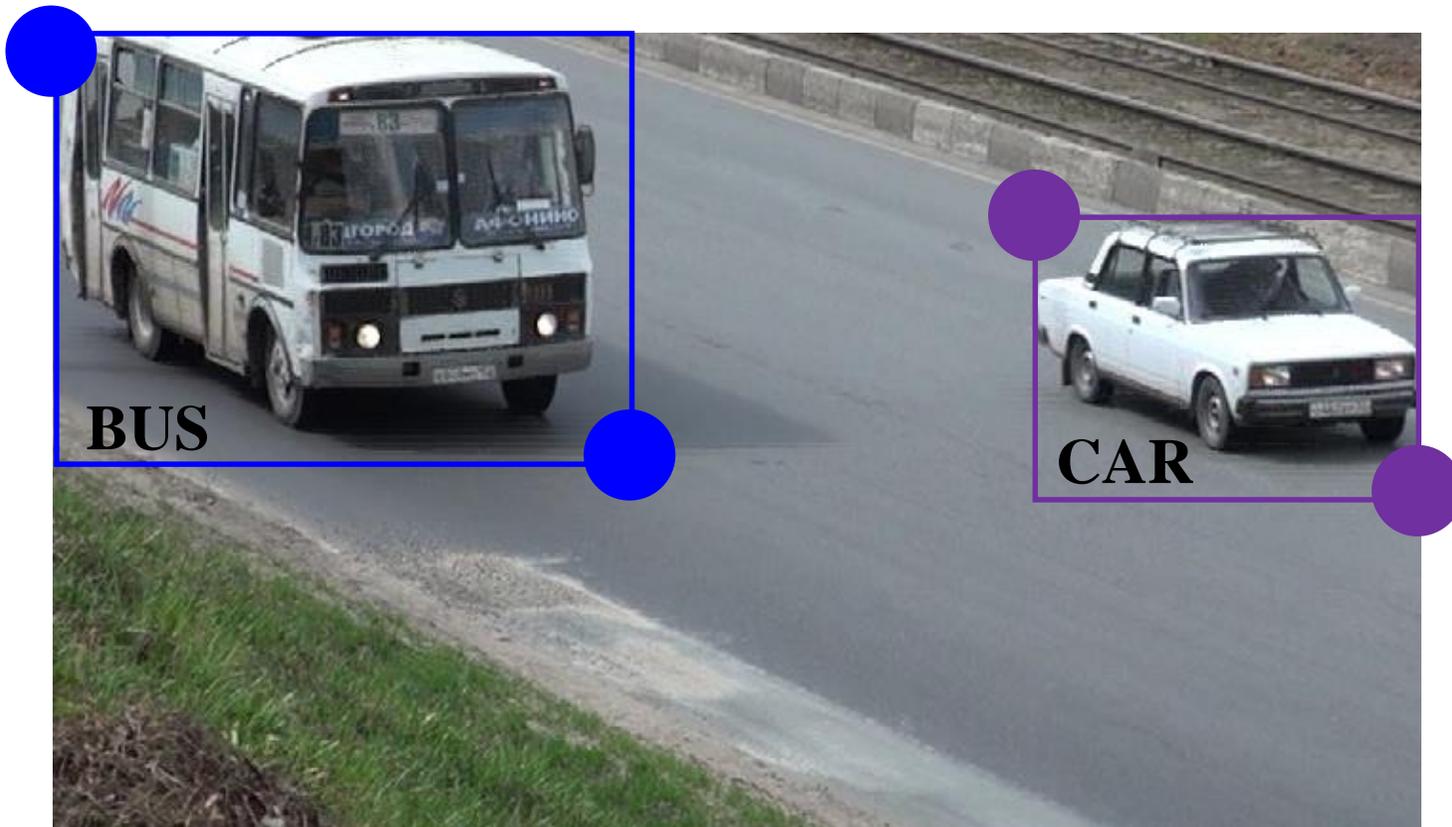
Результаты классификации изображений на наборе данных ImageNet

Год	Команда	Метод	Ошибка классификации*
2010	NEC-UIUC (Tokyo, Japan)	Descriptor Coding + SVM	0.28191
2011	XRCE (Xerox Research Center Europe, Cordoba University, Argentina)	Fisher Vectors + one-vs-all linear SVMs	0.25770
2012	SuperVision (University of Toronto, Canada)	Convolutional Neural Network (AlexNet)	0.15315
2013	Clarifai	Multiple Neural Networks	0.11197
2014	GoogLeNet	Convolutional Neural Network (GoogLeNet)	0.06656
2015	MSRA	Deep Residual Network	0.03567
2016	Trimps-Soushen (The Third Research Institute of the Ministry of Public Security, P.R. China)	Ensemble of Convolutional Neural Networks	0.02991

Примечание: ошибка классификации отражает отношение количества правильно проклассифицированных изображений к общему размеру тестового набора изображений.

Задача детектирования объектов на изображениях

- Задача детектирования объектов состоит в том, чтобы определить положение прямоугольника, окаймляющего объект заданного класса



Средняя точность детектирования объектов на наборе данных PASCAL VOC 2012

Класс объектов	LSVM ¹ – модель деформируемых частей на базе HOG-признаков 2011 г.	YOLO ² – одиночная нейронная сеть 2016 г.	Разница
BOTTLE	18.1	18.8	0.7
CAT	24.2	65.6	41.4
DINING TABLE	4.5	35.9	31.4
DOG	17.5	61.4	43.9
HORSE	15.2	57.9	42.7
PERSON	7.9	63.8	55.9
SOFA	7.1	39.5	32.4
TV/MONITOR	25.7	46.2	20.5
Среднее по 20 классам	20.9	48.8	27.9

Примечание: точность детектирования отражает корректность построения окаймляющих прямоугольников, поэтому чем выше ее значение, тем лучше метод детектирует объекты.

1. Felzenszwalb P.F., Girshick R.B., McAllester D., Ramanan D. Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2010. – Vol. 32, No. 9.
2. YOLO: Real-Time Object Detection [<https://pjreddie.com/darknet/yolo>].



Задача семантической сегментации изображений

- Задача семантической сегментации состоит в том, чтобы каждому пикселю изображения поставить в соответствие класс объектов, которому он принадлежит



Оригинал



Разметка



Результат сегментации

* The PASCAL Visual Object Classes Homepage [<http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC>]

Средняя точность семантической сегментации на наборе данных PASCAL VOC 2012

Класс объектов	DeepLab-CRF (Deep Convolutional Neural Network + Conditional Random Fields) 2014 г.	SYSU_SceneParsing_COCO, ResNet-101 2016 г.	Разница
AEROPLANE	78.4	94.6	16.2
BICYCLE	33.1	66.7	33.6
CHAIR	25.3	52.3	27
COW	69.2	94.9	25.7
DINING TABLE	52.7	75.8	23.1
DOG	75.2	93.2	18
HORSE	69.0	95.5	26.5
SOFA	45.1	78.4	33.3
TV/MONITOR	56.2	94.6	38.4
Среднее по 20 классам	66.4	85.7	19.3

Примечание: точность семантической сегментации отражает количество правильно проклассифицированных пикселей. При этом пиксели, принадлежащие границам объектов, не учитываются.

Перенос стилей



* PRIZMA Labs. Superior Image Analysis [<https://prismalabs.ai/api-sdk.html#style-transfer>].



«Раскрашивание» фото и видео



Colorado National Park, 1941

Textile Mill, June 1937

Berry Field, June 1909

Hamilton, 1936

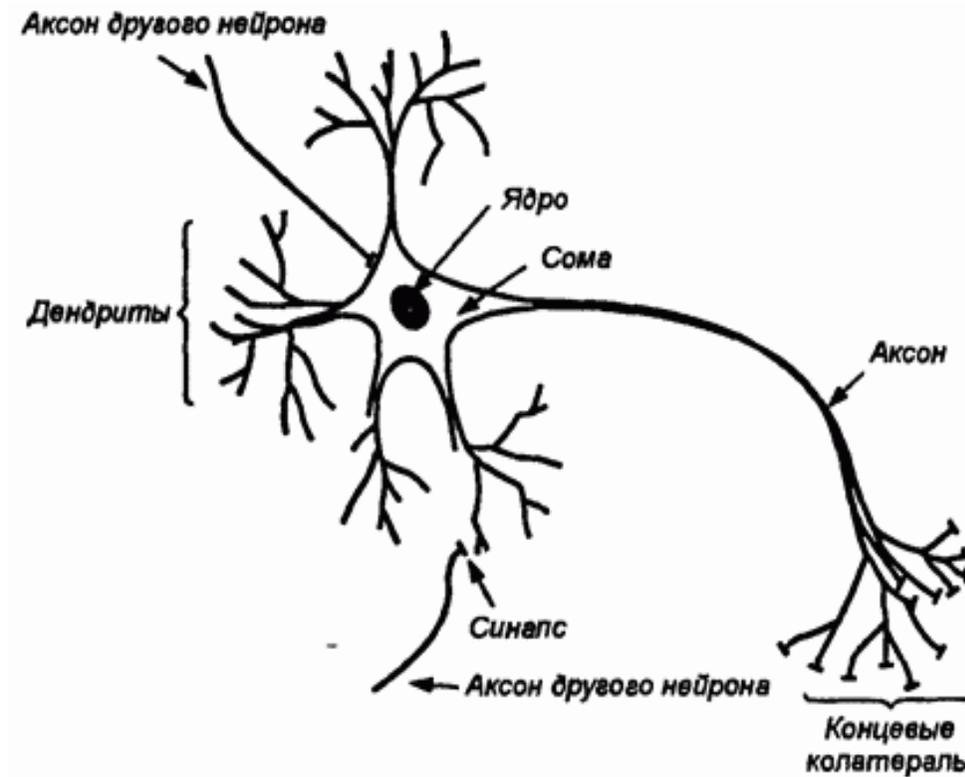


* 30 amazing applications of deep learning

[\[http://www.yaronhadad.com/deep-learning-most-amazing-applications\]](http://www.yaronhadad.com/deep-learning-most-amazing-applications).

Биологические основы функционирования нейронов в искусственных нейронных сетях (1)

- Искусственная нейронная сеть моделирует способ обработки информации мозгом



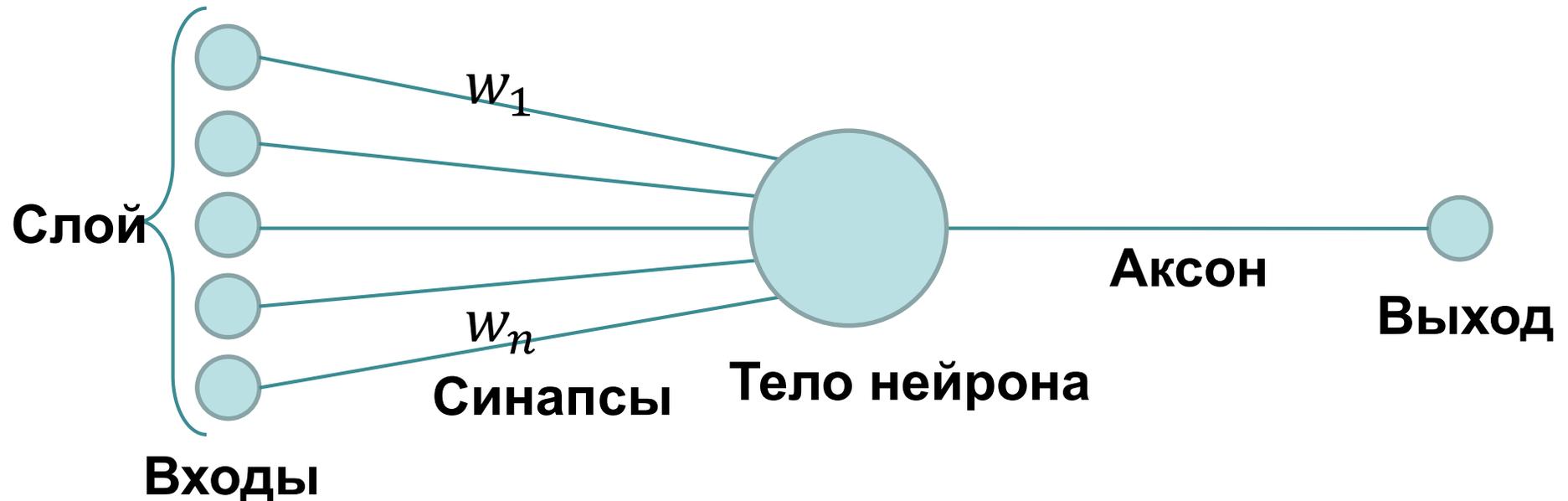
*Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика. – 2002. – 344 с.

Биологические основы функционирования нейронов в искусственных нейронных сетях (2)

- Механизмы функционирования биологических нейронов объясняют поведение нейронов искусственной нейронной сети
- **Биологический нейрон** состоит из следующих частей:
 - Тело, называемое **сомой**, внутри которой расположено ядро
 - От сомы отходят отростки двух типов: тонкие густо ветвящиеся **дендриты** и более толстый, расщепляющийся на конце **аксон**
 - Входные сигналы поступают в клетку через **синапсы**
 - Выходной сигнал отводится аксоном через нервные окончания, называемые **коллатеральями**



Модель нейрона искусственной нейросети



- ❑ Для каждого текущего нейрона аксоны входных нейронов являются синапсами, аксон текущего нейрона – синапсом выходного нейрона
- ❑ Нейроны одного уровня образуют **слой**
- ❑ Обучение нейронной сети сводится к настройке весов синаптических каналов

Классификация моделей по способу обучения

Методы глубокого обучения

Методы обучения с учителем (*supervised learning*)

Многослойные полносвязные нейронные сети (Fully-Connected Neural Networks, FCNN)

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN)

Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks, RNN)

Методы обучения без учителя (*unsupervised learning*)

Автокодировщики (Autoencoders, AE)

Ограниченные машины Больцмана (Restricted Boltzmann Machines, RBM)

Разверточные нейронные сети (Deconvolutional Neural Networks)

Глубокие машины Больцмана (Deep Boltzmann Machines, DBM)

Генеративные состязательные сети (Generative Adversarial Networks, GAN)

Классификация моделей по способу обучения.

Далее в курсе подробно рассматриваются...

Методы глубокого обучения

Методы обучения с учителем (*supervised learning*)

Многослойные полносвязные нейронные сети (Fully-Connected Neural Networks, FCNN)

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN)

Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks, RNN)

Методы обучения без учителя (*unsupervised learning*)

Автокодировщики (Autoencoders, AE)

Ограниченные машины Больцмана (Restricted Boltzmann Machines, RBM)

Разверточные нейронные сети (Deconvolutional Neural Networks)

Глубокие машины Больцмана (Deep Boltzmann Machines, DBM)

Генеративные состязательные сети (Generative Adversarial Networks, GAN)

Классификация моделей по способу обучения.

Далее в курсе рассматриваются менее подробно...

Методы глубокого обучения

Методы обучения с учителем (*supervised learning*)

Многослойные полносвязные нейронные сети (Fully-Connected Neural Networks, FCNN)

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN)

Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks, RNN)

Методы обучения без учителя (*unsupervised learning*)

Автокодировщики (Autoencoders, AE)

Ограниченные машины Больцмана (Restricted Boltzmann Machines, RBM)

Разверточные нейронные сети (Deconvolutional Neural Networks)

Глубокие машины Больцмана (Deep Boltzmann Machines, DBM)

Генеративные состязательные сети (Generative Adversarial Networks, GAN)

Заключение

- ❑ Глубокое обучение имеет широкое практическое применение в различных областях
- ❑ В курсе рассматриваются базовые модели глубокого обучения и их применение на примере одной задачи компьютерного зрения
- ❑ Реализация разрабатываемых моделей выполняется с использованием Intel® neon™ Framework



Основная литература

- ❑ Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. – М.: Издательский дом «Вильямс». – 2006. – 1104 с.
- ❑ Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика. – 2002. – 344 с.
- ❑ Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press. – 2016. – [<http://www.deeplearningbook.org>].



Авторский коллектив

- ❑ **Кустикова Валентина Дмитриевна**
к.т.н., ст.преп. каф. МОСТ ИИТММ,
ННГУ им. Н.И. Лобачевского
valentina.kustikova@itmm.unn.ru
- ❑ **Жильцов Максим Сергеевич**
магистрант каф. МОСТ ИИТММ,
ННГУ им. Н.И. Лобачевского
zhiltsov.max35@gmail.com
- ❑ **Золотых Николай Юрьевич**
д.ф.-м.н., проф. каф. АГДМ ИИТММ,
ННГУ им. Н.И. Лобачевского
nikolai.zolotykh@itmm.unn.ru

