

Методы глубокого обучения: сегодняшние возможности и ближайшие перспективы

А.В. Макаренко
avm.science@mail.ru

Научно-исследовательская группа «Конструктивная Кибернетика»
Москва, Россия, www.rdcn.ru

Институт проблем управления РАН
Москва, Россия

Учёный совет ИПУ РАН
25 мая 2017 г.
Москва, Россия

- 1 Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- 2 Deep Learning
 - Общие положения
- 3 Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- 4 О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- 5 Заключение

Outline section

- 1 Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- 2 Deep Learning
 - Общие положения
- 3 Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- 4 О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- 5 Заключение

Определение понятия

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – это самостоятельное направление информатики, специализирующееся на разработке и исследовании искусственных интеллектуальных систем.

Определение понятия

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – это самостоятельное направление информатики, специализирующееся на разработке и исследовании искусственных интеллектуальных систем.

ИСКУССТВЕННАЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА – это аппаратно-программный комплекс, способный решать творческие задачи, традиционно считающиеся прерогативой человека.

Определение понятия

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – это самостоятельное направление информатики, специализирующееся на разработке и исследовании искусственных интеллектуальных систем.

ИСКУССТВЕННАЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА – это аппаратно-программный комплекс, способный решать творческие задачи, традиционно считающиеся прерогативой человека.

ТВОРЧЕСТВО – процесс деятельности, создающий качественно новые материальные и духовные ценности или итог создания объективно нового. Основным критерий, отличающий творчество от изготовления (производства) – уникальность его результата. Результат творчества невозможно прямо вывести из начальных условий. Именно этот факт придаёт продуктам творчества дополнительную ценность в сравнении с продуктами производства.

Проблематика



Джон Маккарти
(04.09.1927 – 24.10.2011)

«Проблема состоит в том, что пока мы не можем в целом определить, какие вычислительные процедуры мы хотим называть интеллектуальными. Мы понимаем некоторые механизмы интеллекта и не понимаем остальные. Поэтому под интеллектом в пределах этой науки понимается только вычислительная составляющая способности достигать целей в мире.»

John McCarthy, WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE?
<http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai/whatisai.html>

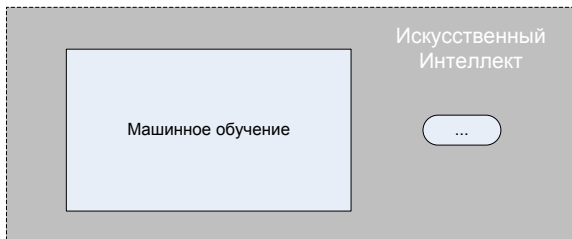
Классификация

	УЗКИЙ	ШИРОКИЙ	
СЛАБЫЙ	Распознавание образов, Сложные логические игры	Управление сложными системами	Адаптивное поведение
СИЛЬНЫЙ	Формулирование и доказательство новых матем. теорем	?	Разум
	конкретная предметная область	пересечение предметных областей	

АДАПТИВНОЕ ПОВЕДЕНИЕ – (в кибернетике) – способность системы к целенаправленному приспособляющемуся поведению в сложных средах при изменении как внутренних, так и внешних условий. Особенность: не требуется понимание смысла оперируемой информации.

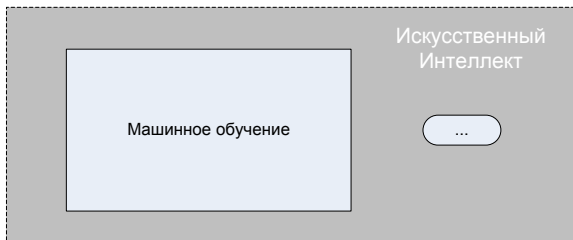
РАЗУМ – высший тип мыслительной (познавательной) деятельности, способность мыслить всеобще, способность анализа, абстрагирования и обобщения. Особенность: прохождение теста Тьюринга.

Определение понятия



МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ – обширный (центральный) подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться.

Определение понятия



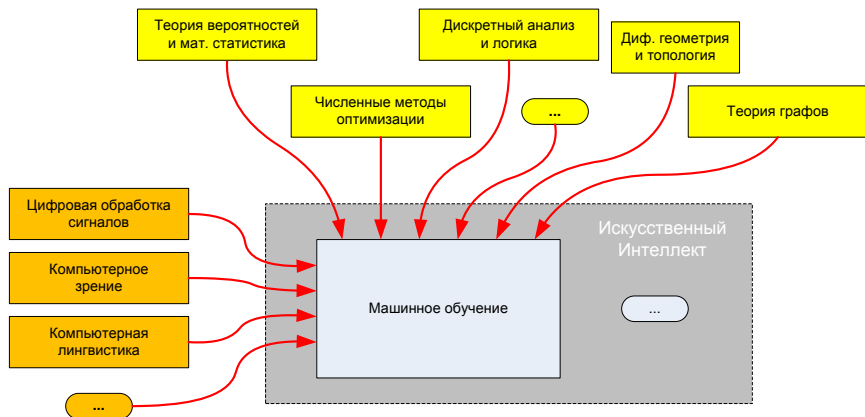
МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ – обширный (центральный) подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться.

Различают два типа обучения машин:

- Дедуктивное обучение – предполагает формализацию знаний экспертов и их перенос в компьютер в виде базы знаний (область экспертных систем).
- Индуктивное обучение – (обучение по прецедентам) – основано на выявлении общих закономерностей по частным эмпирическим (экспериментальным) данным.

Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов. Наука, 1974.

Внешние составляющие



Базовые типы решаемых задач

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые типы решаемых задач

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

$$R = \overline{1, M} \subset \mathbb{N}, \quad M \ll \infty, \quad R^{(1)} \not\approx R^{(m)} \not\approx R^{(M)}.$$

R – выражается в номинальной (либо порядковой) шкале.

КЛАССИФИКАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$, Структура R – известна.

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset$, Структура R – неизвестна.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые типы решаемых задач

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

$$R = \overline{1, M} \subset \mathbb{N}, \quad M \ll \infty, \quad R^{(1)} \not\approx R^{(m)} \not\approx R^{(M)}.$$

R – выражается в номинальной (либо порядковой) шкале.

КЛАССИФИКАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$, Структура R – известна.

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset$, Структура R – неизвестна.

$$R \subset \mathbb{R}^N, \quad N \ll \infty, \quad .$$

R – выражается в абсолютной (либо интервальной) шкале.

РЕГРЕССИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$, Структура R – известна.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые типы решаемых задач

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

$$R = \overline{1, M} \subset \mathbb{N}, \quad M \ll \infty, \quad R^{(1)} \not\approx R^{(m)} \not\approx R^{(M)}.$$

R – выражается в номинальной (либо порядковой) шкале.

КЛАССИФИКАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$, Структура R – известна.

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset$, Структура R – неизвестна.

$$R \subset \mathbb{R}^N, \quad N \ll \infty, \quad .$$

R – выражается в абсолютной (либо интервальной) шкале.

РЕГРЕССИЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$, Структура R – известна.

РЕДУКЦИЯ РАЗМЕРНОСТИ: $X_{in} \xrightarrow{G} X_{red}, \dim X_{in} > \dim X_{red}$.

$$Q[R_{red}|X_{red}] \geq Q[R_{in}|X_{in}] - \epsilon.$$

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые режимы обучения

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые режимы обучения

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые режимы обучения

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset$.

ОБУЧЕНИЕ БЕЗ УЧИТЕЛЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset$.

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Базовые режимы обучения

Множества: X – описаний объектов; R – допустимых решений.

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: $X \xrightarrow{G} R, X^T \neq \emptyset, R^T \neq \emptyset.$

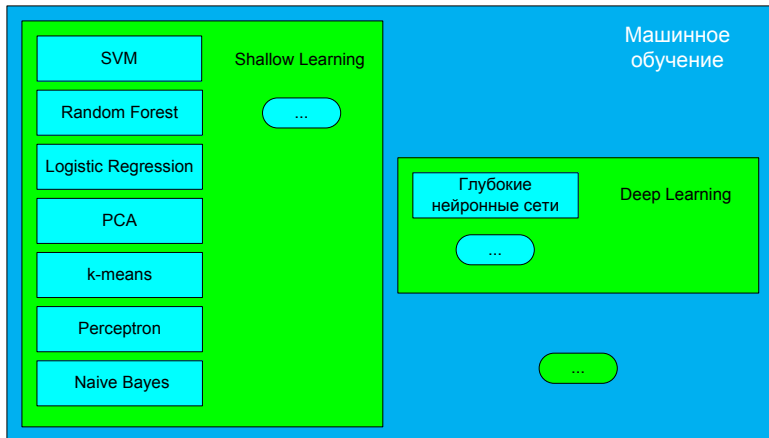
ОБУЧЕНИЕ БЕЗ УЧИТЕЛЯ: $X \xrightarrow{G} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset.$

ОБУЧЕНИЕ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ: $X \xrightarrow{G:\max Q|S} R, X^T = \emptyset, R^T = \emptyset.$

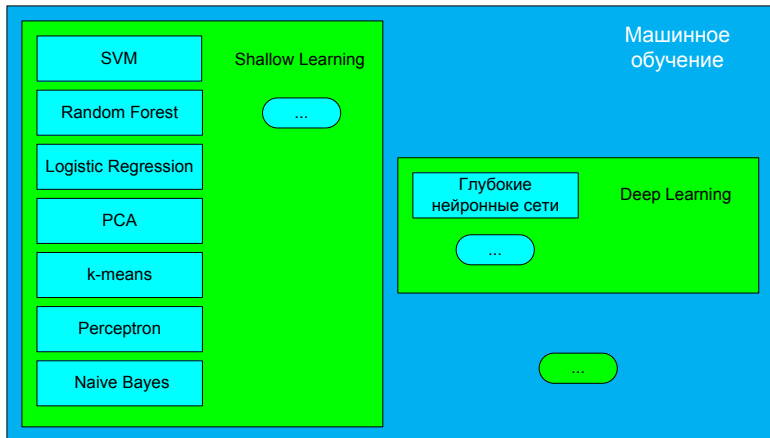
Причём: Q – заданный функционал качества (выигрыша), S – синтезируемая стратегия на множестве допустимых действий $A \ni at.$

См. также: www.machinelearning.ru [Machine_Learning].

Внутренняя структура



Внутренняя структура



Основная особенность Shallow Learning алгоритмов:

- Для их обучения требуются (как правило) вручную синтезируемые высокоуровневые признаки.

Outline section

- ① Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- ② Deep Learning
 - Общие положения
- ③ Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- ④ О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- ⑤ Заключение

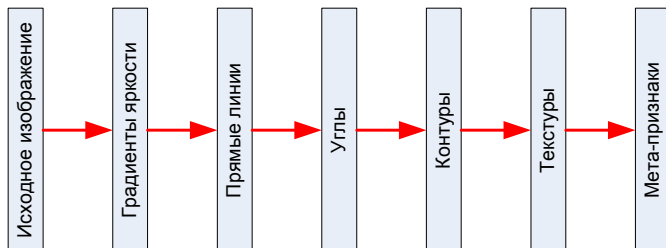
Определение понятия

ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ – набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать иерархические абстракции в данных, используя архитектуры, состоящие из каскадного множества нелинейных преобразований (фильтров).

Определение понятия

ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ – набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать иерархические абстракции в данных, используя архитектуры, состоящие из каскадного множества нелинейных преобразований (фильтров).

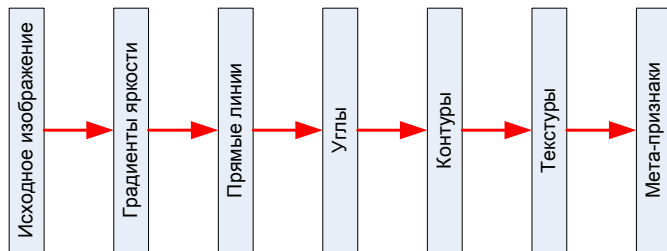
Пример (распознавание изображений):



Определение понятия

ГЛУБОКОЕ ОБУЧЕНИЕ – набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать иерархические абстракции в данных, используя архитектуры, состоящие из каскадного множества нелинейных преобразований (фильтров).

Пример (распознавание изображений):



Уникальная особенность глубокого обучения – работа с исходными данными (низкоуровневыми признаками) и самостоятельное извлечение (формирование) признакового описания объектов. Т.е. речь идёт о метаобучении – программа самостоятельно учится как лучше ей учиться.

Outline section

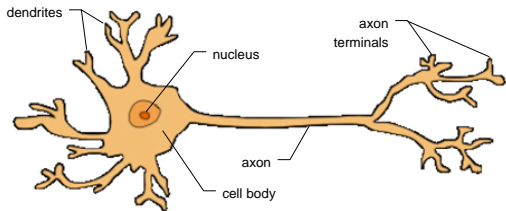
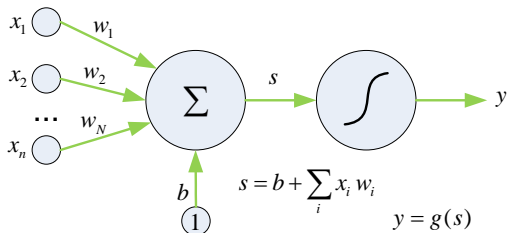
- 1 Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- 2 Deep Learning
 - Общие положения
- 3 Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- 4 О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- 5 Заключение

Определение понятия

ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ – это многослойные искусственные нейронные сети, с числом внутренних (скрытых) слоёв более одного.

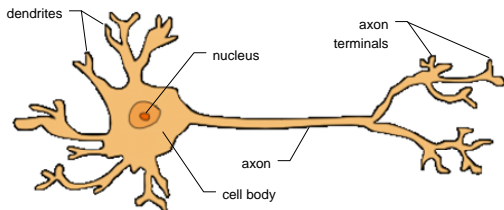
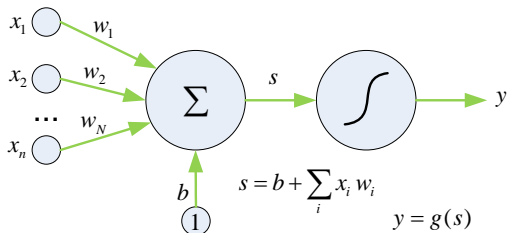
Определение понятия

ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ – это многослойные искусственные нейронные сети, с числом внутренних (скрытых) слоёв более одного.



Определение понятия

ГЛУБОКИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ – это многослойные искусственные нейронные сети, с числом внутренних (скрытых) слоёв более одного.



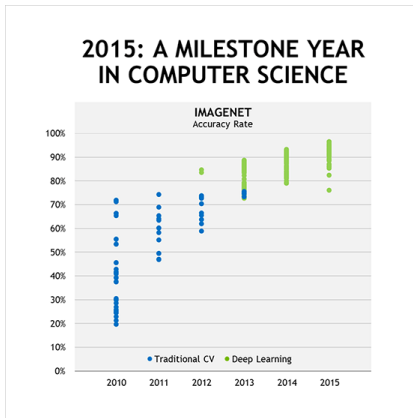
Примечание: на данный момент глубокие нейронные сети – это основная парадигма Deep Learning.

Начало новейшей истории

ImageNet – база данных аннотированных изображений, предназначенная для отработки и тестирования алгоритмов распознавания образов и машинного зрения. Для категоризации объектов на изображениях используется семантическая сеть **WordNet**. База данных определяет 1000 классов и по состоянию на 2016 год содержит около 10 млн. изображений.

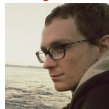
Начало новейшей истории

ImageNet – база данных аннотированных изображений, предназначенная для отработки и тестирования алгоритмов распознавания образов и машинного зрения. Для категоризации объектов на изображениях используется семантическая сеть **WordNet**. База данных определяет 1000 классов и по состоянию на 2016 год содержит около 10 млн. изображений.



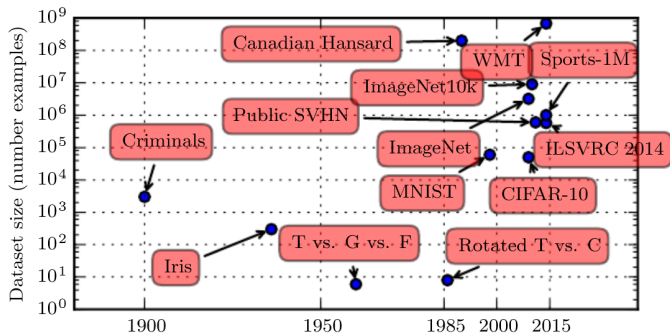
Alex Krizhevsky в 2012 году в соревновании по распознаванию изображений ImageNet применил подход на основе глубоких нейронных сетей. Его сеть AlexNet победила с существенным отрывом. Это дало исходный толчок к буму Deep Learning, который мы наблюдаем в настоящее время.

A. Krizhevsky, I. Sutskever, Geoffrey E. Hinton, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks.



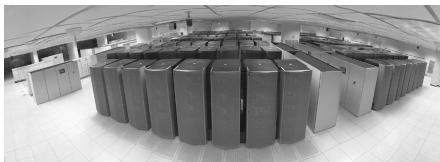
Данные для обучения

Тотальный перевод информации в электронную (машиночитаемую) форму. Наборы данных для обучения и тестирования алгоритмов машинного обучения увеличиваются в размерах, повышается их качество и разнообразие. Стоимость добычи данных существенно снижается.



Источник и расшифровка диаграммы: I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.

Аппаратные вычислительные ресурсы



ASCI White (ноябрь 2000 – июнь 2002),
12.3 Тфлопс, 110 миллионов долларов
США, 6 МВт, 106 тонн.



GPU NVIDIA Volta (3-й квартал 2017),
15.0 Тфлопс, 1700 долларов США,
300 Вт, 370 г.

Программное обеспечение

С программным обеспечением в области Deep Learning сложилась уникальная ситуация, кардинально отличающаяся от принятых «правил игры» в других научно-технических областях:

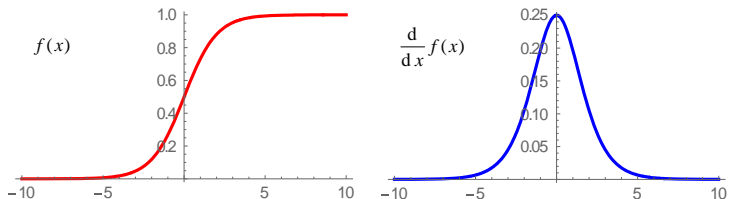
- Подавляющее большинство библиотек и фреймворков – бесплатно.
- Исходный код основных библиотек и фреймворков – открыт.
- Обучающие материалы – бесплатны и свободно доступны.
- Широкие и отзывчивые группы поддержки.

Caffe, Theano, Google TensorFlow, Microsoft CNTK, ...

Решение проблемы затухающего градиента

Активационная функция: Logistic Sigmoid

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



Аргументы «ЗА»:

- Это классика...
- Именно такие профили сигнала в мозгу...
- Функция имеет зоны насыщения
- Сигмоида гладкая и дифференцируема

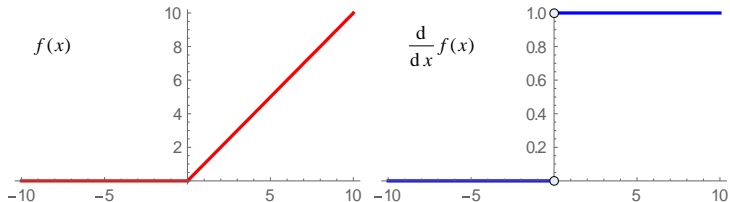
Аргументы «ПРОТИВ»:

- Функция дорогая в вычислительном плане
- Сигмоида имеет малый рабочий отрезок
- И не соответствует профилям сигнала в мозгу...

Решение проблемы затухающего градиента

Активационная функция: ReLU Function

$$f(x) = \begin{cases} x & x > 0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$



Аргументы «ЗА»:

- Функция очень дешёвая в вычислительном плане
- ReLU имеет широкий рабочий отрезок

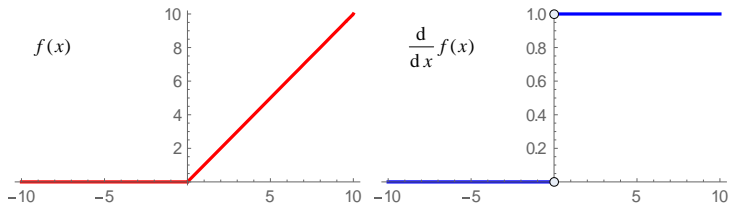
Аргументы «ПРОТИВ»:

- Не дифференцируема в 0
- Не ограничена справа
- И ни чему не соответствует...

Решение проблемы затухающего градиента

Активационная функция: ReLU Function

$$f(x) = \begin{cases} x & x > 0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$



Аргументы «ЗА»:

- Функция очень дешёвая в вычислительном плане
- ReLU имеет широкий рабочий отрезок

Аргументы «ПРОТИВ»:

- Не дифференцируема в 0
- Не ограничена справа
- И ни чему не соответствует...

Новая функция – это важный вклад в решение проблемы затухания градиента в глубине сети при её обучении.

Решение проблемы переобучения

Техника Dropout – на каждой итерации обучения выкидываем часть нейронов скрытых слоев, вместе с их входящими и исходящими весами, а после завершения итерации – возвращаем. После окончания обучения умножаем все веса на нормализующий коэффициент.

Оригинальная работа: Hinton G.E. et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors. [ArXiv:1207.0580](https://arxiv.org/abs/1207.0580).

Решение проблемы мультиклассовых решений

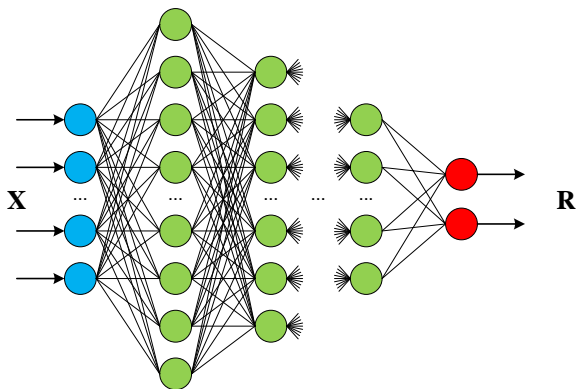
Оценивание апостериорных вероятностей в случае решения задачи мультиклассовой классификации ($K \geq 2$) – через обобщение логистической функции – функция softmax:

$$\sigma(\mathbf{y})_j = \frac{e^{\mathbf{y}_j}}{\sum_{i=1}^K e^{\mathbf{y}_i}}, \quad j = \overline{1, K}$$

См. например: Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. [Читать...](#)

Полносвязные сети

Полносвязная нейронная сеть (Fully Connected Neural Network, FCNN) формируется как последовательная комбинация элементарных нейронов.

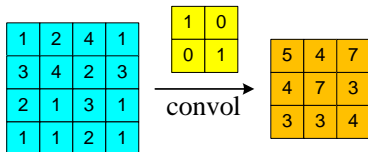


Задаётся: топология сети, активационная функция. **Обучается:** веса и смещения нейронов.

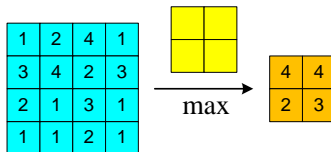
Свёрточные сети

Свёрточная нейронная сеть (Convolution Neural Network, CNN) формируется как последовательная комбинация свёрточных слоёв и слоёв пуллинга.

Свёрточный слой:



Слой пуллинга:

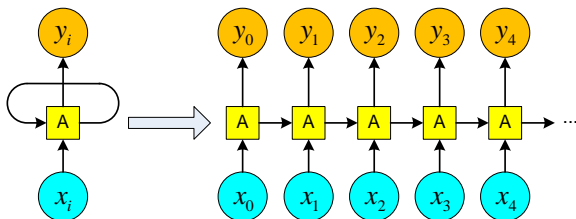


Задаётся: топология сети, размеры, шаг и отступы свёрточных ядер, размеры, шаг, отступы и тип пуллинга, активационная функция. **Обучается:** веса и смещения нейронов в свёрточных слоях.

Дополнительные подвиды CNN: ResNet, Inception, DenseNet.

Рекуррентные сети

Рекуррентная нейронная сеть (Recurrent Neural Network, RNN) формируется как последовательная комбинация рекуррентных слоёв – слоёв охваченных обратными связями по состоянию нейрона и/или через его вход/выход.



Задаётся: топология сети, активационная функция. **Обучается:** веса и смещения нейронов, величина обратной связи.

Основные подвиды RNN: Long short-term memory (LSTM), Gated recurrent unit (GRU), Fully connected RNN.

Дискриминантные задачи

I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека.

Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.
- III – Качество перевода текстов существенно превысило уровень аналогичных систем до эпохи Deep Learning. Ведутся работы по распознаванию сарказма и иронии.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.
- III – Качество перевода текстов существенно превысило уровень аналогичных систем до эпохи Deep Learning. Ведутся работы по распознаванию сарказма и иронии.
- IV – Качество обработки медицинских данных и точность постановки диагнозов уже сейчас превышает уровень «среднего» специалиста.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.
- III – Качество перевода текстов существенно превысило уровень аналогичных систем до эпохи Deep Learning. Ведутся работы по распознаванию сарказма и иронии.
- IV – Качество обработки медицинских данных и точность постановки диагнозов уже сейчас превышает уровень «среднего» специалиста.
- V – Автопилоты вывели автомобили на дороги общего пользования. Ведутся работы по управлению автомобилями в условиях плохой (неполной) разметки дорожного полотна.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.
- III – Качество перевода текстов существенно превысило уровень аналогичных систем до эпохи Deep Learning. Ведутся работы по распознаванию сарказма и иронии.
- IV – Качество обработки медицинских данных и точность постановки диагнозов уже сейчас превышает уровень «среднего» специалиста.
- V – Автопилоты вывели автомобили на дороги общего пользования. Ведутся работы по управлению автомашинами в условиях плохой (неполной) разметки дорожного полотна.
- VI – Вопросы юриспруденции и права также попали в число успешно решаемых задач.

Дискриминантные задачи

- I – Качество распознавания изображений превысило уровень человека. Ведутся работы по определению возраста, эмоционального состояния человека по фотографии.
- II – Качество распознавания речи превысило уровень человека. Ведутся работы по распознаванию речи в условиях многоголосного окружения.
- III – Качество перевода текстов существенно превысило уровень аналогичных систем до эпохи Deep Learning. Ведутся работы по распознаванию сарказма и иронии.
- IV – Качество обработки медицинских данных и точность постановки диагнозов уже сейчас превышает уровень «среднего» специалиста.
- V – Автопилоты вывели автомобили на дороги общего пользования. Ведутся работы по управлению автомашинами в условиях плохой (неполной) разметки дорожного полотна.
- VI – Вопросы юриспруденции и права также попали в число успешно решаемых задач.
- VII – Глубокое обучение постепенно проникает также в область управления технологическими процессами, включая традиционно консервативные области (нефтегазовая область, атомная энергетика, управление полётами и т.п.).

Генеративные задачи

I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.

Генеративные задачи

I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.

II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.

Генеративные задачи

I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.

II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.

III – Изменение голоса (тембр, окрас, характерные эффекты речи) диктора на любой другой.

Генеративные задачи

I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.

II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.

III – Изменение голоса (тембр, окрас, характерные эффекты речи) диктора на любой другой.

IV – Синтез сценариев и видеоряда по заданному сценарию (простейшие попытки). Порождение анимации.

Генеративные задачи

- I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.
- II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.
- III – Изменение голоса (тембр, окрас, характерные эффекты речи) диктора на любой другой.
- IV – Синтез сценариев и видеоряда по заданному сценарию (простейшие попытки). Порождение анимации.
- V – Разработка программного обеспечения (простейшие попытки).

Генеративные задачи

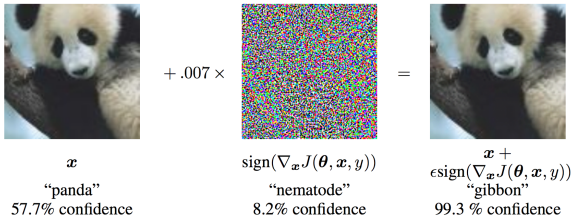
- I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.
- II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.
- III – Изменение голоса (тембр, окрас, характерные эффекты речи) диктора на любой другой.
- IV – Синтез сценариев и видеоряда по заданному сценарию (простейшие попытки). Порождение анимации.
- V – Разработка программного обеспечения (простейшие попытки).
- VI – Синтез изображений заданных объектов по их словесному описанию.

Генеративные задачи

- I – Формирование словесного описания изображений и сцен в видеоряде.
- II – Изменение стиля изображений, цветовой гаммы, текстуры.
- III – Изменение голоса (тембр, окрас, характерные эффекты речи) диктора на любой другой.
- IV – Синтез сценариев и видеоряда по заданному сценарию (простейшие попытки). Порождение анимации.
- V – Разработка программного обеспечения (простейшие попытки).
- VI – Синтез изображений заданных объектов по их словесному описанию.
- VII – Проектирование систем (построение чертежей) через формальные требования (ТЗ) (простейшие попытки).

Базовые проблемы

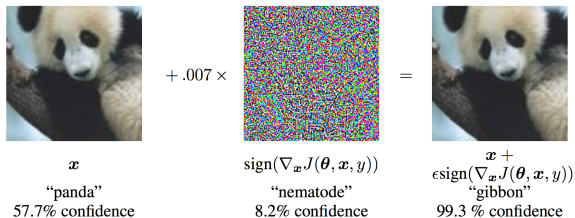
I – Формирование ошибочных решений на «ровном месте». Эффект оптических иллюзий.



Источник: arXiv:1412.6572

Базовые проблемы

I – Формирование ошибочных решений на «ровном месте». Эффект оптических иллюзий.

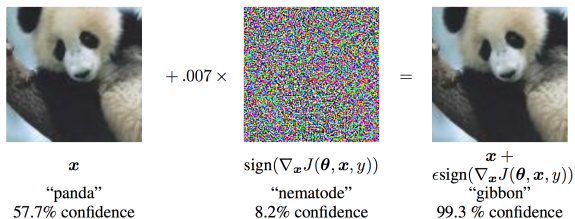


Источник: arXiv:1412.6572

II – Отсутствие понимания взаимосвязей объектов в действительности. Решение через интеграцию с онтологиями. Проблема в машинном синтезе адекватных и подробных онтологических сетей.

Базовые проблемы

I – Формирование ошибочных решений на «ровном месте». Эффект оптических иллюзий.



Источник: arXiv:1412.6572

II – Отсутствие понимания взаимосвязей объектов в действительности. Решение через интеграцию с онтологиями. Проблема в машинном синтезе адекватных и подробных онтологических сетей.

III – Небольшая исходная обобщающая способность сетей. Расширение обобщения через data augmentation. Решение через методы one shot learning.

IV – Склонность к переобучению. Потеря контекста. Решение через присоединение «памяти», реализация нейронных машин Тьюринга.

Outline section

- 1 Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- 2 Deep Learning
 - Общие положения
- 3 Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- 4 О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- 5 Заключение

Наименование и специализация

Лаборатория 77 Вычислительной кибернетики

Вычислительная кибернетика – фактически интегрирует методы и подходы собственно Кибернетики – как науки об управлении с методами и подходами Вычислительного интеллекта – ответвления Искусственного интеллекта, который в качестве центральной парадигмы использует Машинное обучение.

См. также: [IEEE Computational Intelligence Society](#).

Предполагается конвергенция двух основных направлений исследований:

- Нелинейная динамика – как основа для оценивания сложных динамических процессов и идентификации сложных динамических систем.
- Машинное обучение – как основа для анализа больших массивов слабоструктурированных данных и порождения над ними моделей, имеющих описательную, объяснительную и предсказательную силу.

Сотрудники

[Макаренко А.В.](#) – и.о. заведующего лабораторией; ст. научный сотрудник лаборатории 38; канд. техн. наук по специальности 05.13.01;

IEEE Signal Processing Society Membership;

IEEE Computational Intelligence Society Membership;

Сертифицированный эксперт-инструктор Wolfram Research Inc.

[Милосердов О.А.](#) – мл. научный сотрудник.

[Порцев Р.Ю.](#) – мл. научный сотрудник.

[Рогаткин А.Д.](#) – мл. научный сотрудник.

...

Символический СТQ-анализ дискретных динамических систем – I

Определим дискретную динамическую систему:

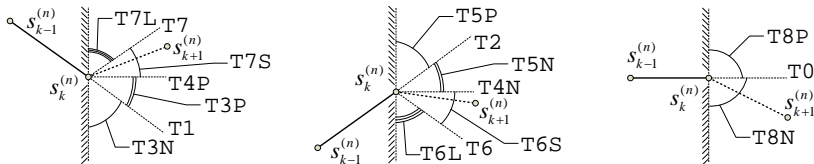
$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{s}_k, \mathbf{p}), \quad \phi_{\mathbf{p}} : S \times K \rightarrow S, \quad \phi_{\mathbf{p}}(\mathbf{s}, k) \equiv \mathbf{f}^k(\mathbf{s}, \mathbf{p}), \quad \{\mathbf{s}_k\}_{k \in K},$$

$$\mathbf{s} \in S \subset \mathbb{R}^N, \quad k \in K \subseteq \mathbb{Z}, \quad \mathbf{p} \in P \subset \mathbb{R}^L, \quad \mathbf{f} \in C^0(S \times P), \quad n = \overline{1, N}, l = \overline{1, L}.$$

Введём в рассмотрение основное отображение:

$$\{\mathbf{s}_{k-1}^{(n)}, \mathbf{s}_k^{(n)}, \mathbf{s}_{k+1}^{(n)}\} \Rightarrow T_k^{\alpha\varphi}|_n, \quad T_k^{\alpha\varphi} = [T_k^{\alpha\varphi}|_1 \dots T_k^{\alpha\varphi}|_N], \quad \{T_k^{\alpha\varphi}\}_{k \in K},$$

где $T^{\alpha\varphi}$ – символы T-алфавита:



Символический СТQ-анализ дискретных динамических систем – II

Основные результаты:

- Введена в рассмотрение T-синхронизация хаотических колебаний, которая обобщает ряд известных типов синхронизации. Существенный аспект: T-синхронизация позволяет исследовать в замкнутой форме временную структуру синхронизма хаотических систем.
- В дискретных отображениях обнаружен новый тип бифуркаций, так называемые TQ-бифуркации, которые связаны с качественным изменением формы траекторий динамических систем в расширенном пространстве состояний.
- Введен в рассмотрение новый подход к оцениванию сложности дискретных вещественных последовательностей, так называемая TQ-сложность. Существенный аспект: данная мера сложности является алгоритмически реализуемой и имеет низкую вычислительную сложность.

Символический СТQ-анализ дискретных динамических систем – III

Основные публикации:



A.V. Makarenko, TQ-bifurcations in discrete dynamical systems: Analysis of qualitative rearrangements of the oscillation mode // Journal of Experimental and Theoretical Physics, 2016, Vol. 123, Issue 4, pp. 666-676.



A.V. Makarenko, The Study of Discrete Mappings in TQ-Space. Basic Principles. //Journal of Math. Sci., 2016, Vol. 219, Issue 2, pp. 190-203. //Journal of Math. Sci., 2016, Vol. 219, Issue 2, pp. 190-203.



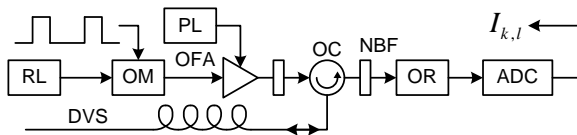
A.V. Makarenko, Analysis of the time structure of synchronization in multidimensional chaotic systems // Journal of Experimental and Theoretical Physics, 2015, Vol. 120, Issue 5, pp. 912-921.



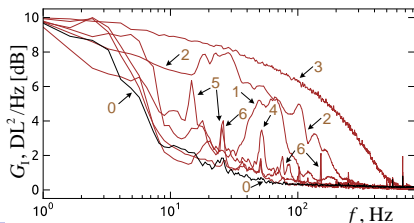
A.V. Makarenko, Estimation of the TQ-complexity of chaotic sequences // The 1st IFAC Conference on Modelling, Identification and Control of Nonlinear Systems (MICNON 2015) / Proceedings – Saint Petersburg, IFAC, 2015.

Разработка первичного классификатора сигналов – I

Существует класс приборов – когерентные волоконно-оптические рефлектометры, функционирующие на основе рассеивания Релея.



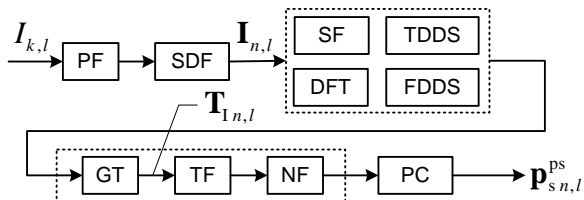
Когерентная рефлектограмма обладает высокой чувствительностью к механическим воздействиям на волокно (обнаруживаются «шевеления» от 70 нм). Анализ время-частотных портретов сигналов, позволяет регистрировать и распознавать события происходящие в зоне заложения ВОК.



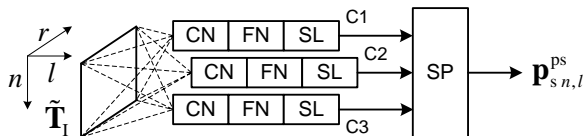
- 0 – Фон;
- 1 – Утечка;
- 2 – Лопата;
- 3 – Экскаватор;
- 4 – Сверление;
- 5 – Сварка;
- 6 – Шлифовка.

Разработка первичного классификатора сигналов – II

В итоге была разработана схема контура обработки целевой информации:



В контуре центральное место занимает глубокая нейронная сеть:



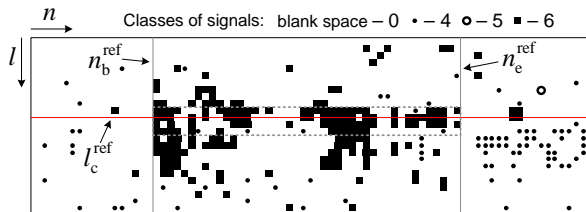
A.V. Makarenko, Deep Learning Algorithms for Signal Recognition in Long Perimeter Monitoring Distributed Fiber Optic Sensors. // The IEEE International Workshop MLSP 2016 / Proceedings – Vietri sul Mare, IIASS, 2016.

Разработка первичного классификатора сигналов – III

Как результат было получено высокое качество обнаружения и распознавания полезных сигналов:

Таблица : Classifier C1: confusion matrix, test set.

Event class		Prediction, %						
		0	1	2	3	4	5	6
Reference, 100%	0	91.80	3.96	0.64	0.14	2.34	0.42	0.70
	1	13.78	79.24	5.38	0.02	1.14	0.28	0.16
	2	4.24	3.34	91.30	0.14	0.66	0.00	0.32
	3	2.36	0.10	0.28	97.08	0.12	0.00	0.06
	4	8.68	0.38	0.22	0.00	89.80	0.28	0.64
	5	3.34	0.14	0.02	0.00	0.30	94.40	1.80
	6	3.42	0.12	0.14	0.00	0.70	0.82	94.80
Prec.		71.93	90.79	93.18	99.69	94.47	98.13	96.26
F1 sc.		80.66	84.62	92.23	98.37	92.07	96.23	95.53



Outline section

- 1 Общие положения
 - Искусственный интеллект
 - Машинное обучение
- 2 Deep Learning
 - Общие положения
- 3 Глубокие нейронные сети
 - Общие положения
 - Составляющие успеха
 - Базовая архитектура сетей
 - Текущие достижения
 - Проблемы
- 4 О лаборатории
 - Общие положения
 - Текущие проекты
- 5 Заключение

Выводы

В докладе, по причине ограниченного времени, не рассмотрен ряд важных вопросов, в том числе:

- Детальная предыстория развития парадигмы глубокого обучения.
- Почему и как работают глубокие нейронные сети.
- Чем обусловлена высокая эффективность нейросетей.
- Методы и алгоритмы обучения глубоких нейросетей.
- Топология данных, её влияние на обучаемость нейросетей.
- Извлечение «выученных знаний» из глубоких нейросетей.
- Комбинированные нейросетевые структуры.

Выводы

В докладе, по причине ограниченного времени, не рассмотрен ряд важных вопросов, в том числе:

- Детальная предыстория развития парадигмы глубокого обучения.
- Почему и как работают глубокие нейронные сети.
- Чем обусловлена высокая эффективность нейросетей.
- Методы и алгоритмы обучения глубоких нейросетей.
- Топология данных, её влияние на обучаемость нейросетей.
- Извлечение «выученных знаний» из глубоких нейросетей.
- Комбинированные нейросетевые структуры.

Благодарю за внимание!