

Машинное обучение

Лекция 1

Введение в машинное обучение

Андрей Нарцев

andrei.nartsev@gmail.com

anartsev@hse.ru

НИУ ВШЭ, 2025

Организационное

Команда курса:

- Лекции: Андрей Нарцев
для оперативной связи @andreynar
- Семинары: Сергей Корпачев
- Ассистент: Дмитрий Денисенко

Организационное

Как устроен курс:

16 лекций и 16 семинаров по «классическому» машинному обучению

Два основных блока (соответствуют третьему и четвертому модулю):

1. «Базовая часть» курса – познакомимся с основными понятиями и алгоритмами машинного обучения без обсуждения нюансов
2. «Продвинутая часть» курса – более глубоко погрузимся в математику, лежащую в основу рассмотренных методов, а также поговорим об особенностях использования этих методов в реальных задачах

Организационное

Что будет в курсе:

Основные алгоритмы машинного обучения с учителем

- Метод k-ближайших соседей
- Линейные модели
- Деревья
- Ансамбли на основе бэггинга и бустинга

Некоторые методы машинного обучения без учителя

Организационное

Что будет в курсе:

Популярные задачи машинного обучения

- Регрессия
- Классификация
- Ранжирование
- Кластеризация
- Снижение размерностей

Организационное

Чего **НЕ** будет в курсе:

- Глубинное обучение (нейронные сети)
- MLOps (деплой ML моделей)
- Внедрение ML моделей (дизайн и планирование A/B-экспериментов)

Формула оценивания

$$O_{\text{итоговая}} = 0.4 * \bar{O}_{\text{домашние задания}} + 0.1 * \bar{O}_{\text{проверочные работы}} + 0.2 * O_{\text{контрольная работа}} + 0.3 * O_{\text{экзамен}}$$

Из каких компонент состоит оценка:

- Домашние задания: несколько за весь курс
(предположительно 4 + возможно, некоторое количество бонусов)
- Проверочные работы: несколько несложных теоретических вопросов, пишем в начале некоторых лекций
- Контрольная работа: после первого модуля
- Экзамен: письменный

Критерии автомата

$$O_{\text{итоговая}} = O_{\text{накопленная}} = \frac{10}{7} (0.4 * \bar{O}_{\text{домашние задания}} + 0.1 * \bar{O}_{\text{проверочные работы}} + 0.2 * O_{\text{контрольная работа}})$$

Можно получить автомат **при выполнении следующих условий:**

1. Накопленная оценка должна быть не ниже 5.5
2. Оценка за контрольную должна быть не ниже 5.5
3. Не был установлен факт плагиата ни одной домашней, проверочной и контрольной работ

Организационное

Информация о курсе:

- Канал с объявлениями: <https://t.me/+nhCpNGDgcxYwNmNi>
- Чат с семинаристом: <https://t.me/+7rN2ioXRrNY0NDQy>
- Материалы на github: <https://github.com/andrewnarts/hse-ml/tree/main/math-faculty-intro-ml/2025>

Что нужно для успешного освоения курса?

Для лекций:

- Основы математического анализа и линейной алгебры (векторное и матричное дифференцирование)
- Основы теории вероятностей и математической статистики (когда будем говорить про калибровку моделей)

Для семинаров:

- Уметь писать код на Python
- Понимать основные принципы ООП

О чем еще помнить?

- Все виды работ проверяются на плагиат (помним, что факт плагиата лишает возможности получения автомата, так же работу нельзя будет пересдать)
- Важно коммуницировать с ассистентами по поводу проверки домашних работ и отвечать на вопросы, если они у них возникают
- Можно задавать любые вопросы по курсу лектору, семинаристу, ассистенту
- 9 и 10 – это высокие оценки по данному курсу, возможно, для их получения придется потратить значительное время

План лекции

- Небольшой исторический экскурс
- Основные понятия
- Виды задач машинного обучения

Про историю машинного обучения

(очень коротко)

ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО
ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

50-Е – 70-Е ГОДЫ — ПРОСТЕЙШИЕ СИСТЕМЫ ИИ

Системы дедукции для доказательства теорем

Робот-психотерапевт ELIZA

ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

50-Е – 70-Е ГОДЫ — ПРОСТЕЙШИЕ СИСТЕМЫ ИИ

Системы дедукции для доказательства теорем

Робот-психотерапевт ELIZA

80-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ

Моделирование работы эксперта

с помощью правил

ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

50-Е – 70-Е ГОДЫ — ПРОСТЕЙШИЕ СИСТЕМЫ ИИ

Системы дедукции для доказательства теорем

Робот-психотерапевт ELIZA

80-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ

Моделирование работы эксперта

с помощью правил

Слишком много ручного труда

для создания системы



ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

50-Е – 70-Е ГОДЫ — ПРОСТЕЙШИЕ СИСТЕМЫ ИИ

Системы дедукции для доказательства теорем

Робот-психотерапевт ELIZA

80-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ

Моделирование работы эксперта с помощью правил

Слишком много ручного труда для создания системы

90-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ КАК ОБЛАСТИ ИИ

Нейронные сети

Генетические алгоритмы

Автоматический поиск сложных закономерностей

ИСТОРИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

1956 ГОД — ПЕРВЫЙ СЕМИНАР ПО ПРОБЛЕМАМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Задача: моделирование интеллекта человека математическими методами

50-Е – 70-Е ГОДЫ — ПРОСТЕЙШИЕ СИСТЕМЫ ИИ

Системы дедукции для доказательства теорем

Робот-психотерапевт ELIZA

80-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ

Моделирование работы эксперта с помощью правил

Слишком много ручного труда для создания системы

90-Е ГОДЫ — РАЗВИТИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ КАК ОБЛАСТИ ИИ

Нейронные сети

Генетические алгоритмы

Автоматический поиск сложных закономерностей

НАЧАЛО 21 ВЕКА — ГЛУБИННОЕ ОБУЧЕНИЕ (DEEP LEARNING)

Решение сложных задач распознавания с точностью, близкой к человеку

ЧТО ТАКОЕ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Машинное обучение – набор способов воспроизведения связей между событиями и результатом.

Машинное обучение – обширный подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться.

Machine learning – the field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.

Основные понятия

Пример задачи

- Сеть ресторанов
- Хотим открыть еще один
- Несколько вариантов размещения
- Какой из вариантов принесет максимальную прибыль?

* см. [kaggle.com](https://www.kaggle.com), TFI Restaurant Revenue Prediction

Обозначения

- x — объект — для чего хотим делать предсказания
 - Конкретное расположение ресторана
- \mathbb{X} — пространство всех возможных объектов
 - Все возможные расположения ресторанов
- y — ответ, целевая переменная, target — что предсказываем
 - Прибыль в течение первого года работы
- \mathbb{Y} — пространство ответов — все возможные значения ответа
 - Все вещественные числа

Обучающая выборка

- Мы ничего не понимаем в экономике
- Зато имеем много объектов с известными ответами
- $X = (x_i, y_i)_{i=1}^{\ell}$ — обучающая выборка
- ℓ — размер выборки

Признаки

- Объекты — абстрактные сущности
- Компьютеры работают только с числами
- Признаки, факторы, features — числовые характеристики объектов
- d — количество признаков
- $x = (x_1, \dots, x_d)$ — признаковое описание

Признаки

- Про демографию:
 - Средний возраст жителей ближайших кварталов
 - Динамика количества жителей
- Про недвижимость:
 - Средняя стоимость квадратного метра жилья поблизости
 - Количество школ, банков, магазинов, заправок
 - Расстояние до ближайшего конкурента
- Про дороги:
 - Среднее количество машин, проезжающих мимо за день

Алгоритм

- $a(x)$ — алгоритм, модель — функция, предсказывающая ответ для любого объекта
- Отображает X в Y
- Линейная модель: $a(x) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_d$
- Например:

$$a(x) = 1.000.000 + 100.000 * (\text{расстояние до конкурента}) - 100.000 * (\text{расстояние до метро})$$

Функция потерь

- Не все алгоритмы полезны
- $a(x) = 0$ — не принесет никакой выгоды
- Функция потерь — мера корректности ответа алгоритма
- Предсказали \$10000 прибыли, на самом деле \$5000 — хорошо или плохо?
- Квадратичное отклонение: $(a(x) - y)^2$

Функционал ошибки

- Функционал ошибки, метрика качества — мера качества работы алгоритма на выборке
- Среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE):

$$\frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2$$

- Чем меньше, тем лучше

Функционал ошибки

- Должен соответствовать бизнес-требованиям
- Одна из самых важных составляющих анализа данных

Обучение алгоритма

- Есть обучающая выборка и функционал ошибки
- Семейство алгоритмов \mathcal{A}
 - Из чего выбираем алгоритм
 - Пример: все линейные модели
 - $\mathcal{A} = \{w_0 + w_1x_1 + \dots + w_dx_d \mid w_0, w_1, \dots, w_d \in \mathbb{R}\}$
- Обучение: поиск оптимального алгоритма с точки зрения функционала ошибки

$$a(x) = \arg \min_{a \in \mathcal{A}} Q(a, X)$$

Что нужно знать

1. Как сформулировать задачу?
2. Какие признаки использовать?
3. Откуда взять обучающую выборку?
4. Как подготовить обучающую выборку?
5. Как выбрать метрику качества?
6. Как обучить алгоритм?
7. Как оценить качество алгоритма?
8. Как потом внедрить алгоритм и поддерживать его?