



Центр ИИ СПбГУ

# Мой курс машинного обучения: история, принципы и опыт



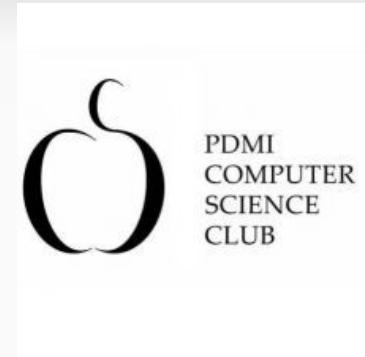
@SINECOR



Сергей Николенко  
26 ноября 2025 г.

# Как всё начиналось

- 2007-2008 учебный год, Computer Science Club
- Что это был за курс?..



## Самообучающиеся системы

Санкт-Петербург / весна 2008, [посмотреть все семестры](#)

Запишитесь на курс, чтобы получать уведомления и иметь возможность сдавать домашние задания. Для записи требуется регистрация на сайте.

[Перейти к регистрации](#)

[Войти](#)

[О курсе](#)

[Занятия](#)

Дата и время	Занятие	Место	Материалы
03 февраля 19:30–21:00	<a href="#">Введение во всё-всё-всё, Лекция</a>	ПОМИ РАН	<a href="#">слайды</a>
03 февраля 21:10–22:40	<a href="#">Деревья принятия решений, Лекция</a>	ПОМИ РАН	<a href="#">слайды</a>



Сергей Игоревич Николенко



# Как всё начиналось

1. Введение
2. Деревья принятия решений
3. Нейросети
4. Методы Монте-Карло
5. Генетические алгоритмы
6. Байесовские классификаторы
7. Байесовские сети доверия
8. Маргинализация, связь с теорией кодирования
9. Алгоритм передачи сообщений
10. Скрытые марковские модели
11. Сети Хопфилда

Искусственный интеллект и машинное обучение

Вспоминаем теорию вероятностей

Гипотезы максимального правдоподобия

Интересные распределения

Основные понятия

Алгоритм ID3 и его модификации

Байесовский анализ задач классификации

Деревья принятия решений и теория сложности

Мотивация и обучение одного перцептрана

Метод градиентного спуска и нелинейные перцептраны

Нейронные сети

Дополнительные замечания

Введение и тривиальные подходы

Выборка по значимости и выборка с отклонением

Марковские методы Монте-Карло

Основная идея

Генетическое программирование

Другие сюжеты

# Как всё начиналось

1. Введение
2. Деревья принятия решений
3. Нейросети
4. Методы Монте-Карло
5. Генетические алгоритмы
6. Байесовские классификаторы
7. Байесовские сети доверия
8. Маргинализация, связь с теорией кодирования
9. Алгоритм передачи сообщений
10. Скрытые марковские модели
11. Сети Хопфилда

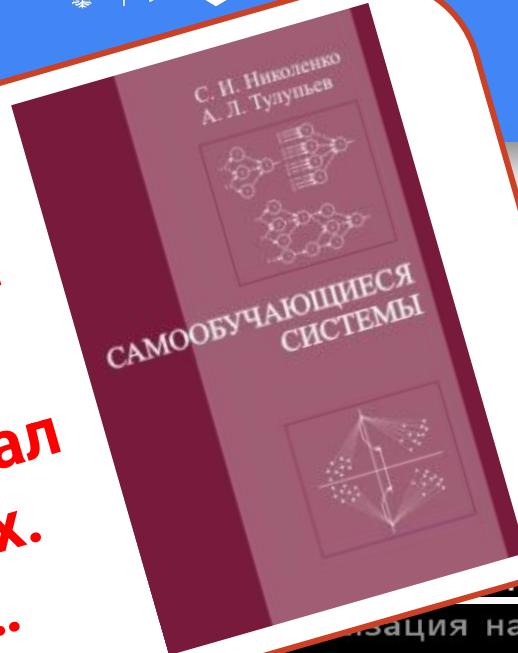
Обучение концептам
Байесовские классификаторы
Идея байесовских сетей
Пропагация в сетях без циклов
Вывод в байесовской сети с циклами
Полный перебор и conjugate priors
Коды, исправляющие ошибки
Коды и решётки. Декодирование
Маргинализация на графе
Приближённые методы маргинализации
Скрытые марковские модели: основное
Специальные виды марковских моделей
Разное
Ассоциативная память и сети Хопфилда
От нейронных сетей к сетям Хопфилда
Другие замечания о сетях Хопфилда



# Как всё начиналось

1. Введение
2. Деревья принадлежности
3. Нейронные сети
4. Алгоритмы оптимизации
5. Классификация на графе
6. Методы маргинализации
7. Ассоциативная память на графе
8. Специальные виды марковских моделей
9. Разное
10. Скрытое моделирование
11. Сети Хопфилда

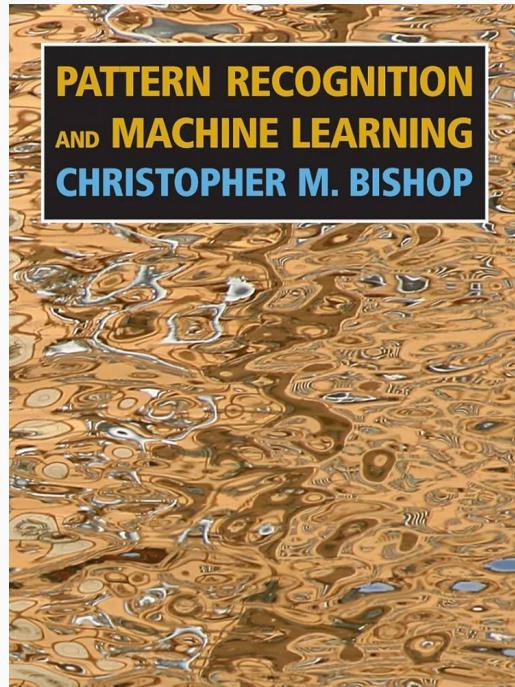
Как видите, это была сборная солянка, в которой была какая-то внутренняя логика, но в основном я просто рассказывал о разных интересных штуках. Первые шаги – они такие...



Ассоциативная память и сети Хопфилда  
От нейронных сетей к сетям Хопфилда  
Другие замечания о сетях Хопфилда

# Основной источник

- Вскоре вышла книга, которая стала основным источником для моего курса
- До сих пор каждый раз её рекомендую
- Кроме того, в курсе появились другие важные темы классического ML: SVM, обучение с подкреплением...



# Версия 2014 года

- Вот для примера версия 2014 года, из того же Computer Science Club (но в Казани)

## Lectures

1. Introduction. History of AI. Probability theory basics. Bayes' theorem and maximal a posteriori hypotheses. [PDF](#)
2. Probability distributions. Bernoulli trials. Maximum likelihood, ML estimates for Bernoulli trials and multinomial distribution. Prior distributions, conjugate priors. Beta distribution as a conjugate prior for Bernoulli trials. Predictive distribution: Laplace's rule. Dirichlet distribution as a conjugate prior for multinomial distributions. [PDF](#)
3. Gaussian distribution. Maximum likelihood estimates for the Gaussian; why the ML estimate for variance is biased. Multidimensional Gaussian. Conditional and marginal Gaussians. [PDF](#)
4. Least squares regression. Least squares as an ML estimate for Gaussian noise. [PDF](#)
5. Overfitting. Regularization. Ridge regression and lasso regression. Predictive distribution for linear regression. Classification: 1-of-K representation, linear decision functions. Fischer's linear discriminant. [PDF](#)
6. Bayes theorem for classification. LDA and QDA. Logistic regression. [PDF](#)
7. Statistical decision theory. Regression function, optimal Bayesian classifier. Nearest neighbors. Curse of dimensionality. Bias-variance-noise decomposition. [PDF](#)
8. Reinforcement learning: multiarmed bandits. Greedy policies, exploration vs. exploitation. Confidence intervals. Minimizing regret: UCB1. [PDF](#)
9. Reinforcement learning: Markov decision processes. On-policy and off-policy learning. TD-learning. Machine learning in games (backgammon, chess, go). [PDF](#)

# Версия 2014 года

- Вот для примера версия 2014 года, из того же Computer Science Club (но в Казани)

10. Clustering. Hierarchical clustering, graph-based clustering. The EM algorithm. EM in general, minorization-maximization, why EM improves the likelihood. EM for clustering. [PDF](#)
11. Hidden Markov models. Baum-Welch algorithm. Applications of hidden Markov models to speech recognition. [PDF](#)
12. Probabilistic graphical models: basic idea, factorizations, d-separation. Directed and undirected models. Factor graphs. [PDF](#)
13. Inference on factor graphs. Belief propagation with the message passing algorithm. [PDF](#)
14. Case study: Bayesian rating systems. Bradley–Terry models. Expectation Propagation, TrueSkill, and its extensions. [PDF](#)
15. Approximate inference in PGMs. Loopy belief propagation. Variational approximations (idea). [PDF](#)
16. Sampling and approximate inference with sampling. Markov chain Monte Carlo methods. [PDF](#)
17. Case study: text mining. Naive Bayes. Latent Dirichlet allocation and its extensions. [PDF](#)
18. Support vector machines. Kernel trick for SVMs. [PDF](#)
19. Case study: recommender systems. Nearest neighbors: user-based and item-based. Locality sensitive hashing. [PDF](#)
20. Case study: recommender systems. SVD extensions. Additional information in recommender systems. Course review. [PDF](#)

# Версия 2025 года

- С тех пор прошло много времени, и в машинном обучении появилось очень много нового
- Но базовая структура остаётся той же, только добавился семестр (почти отдельный курс) по глубокому обучению; кстати, в 2017 вышла книга
- В итоге сейчас курс занимает четыре семестра лекций (обычно три календарных), около 60 полуторачасовых занятий



# Основы байесовского вывода

- Первый семестр – вероятностные основы машинного обучения



## 1 Введение в AI и ML

5 сентября 2024 г.

Введение. История AI. Что такое машинное обучение, какие задачи оно решает. Байесовский подход в машинном обучении, теорема Байеса и её интерпретация.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



## 2 Байесовский вывод для монетки

19 сентября 2024 г.

Сопряжённые априорные распределения, бета-распределение как сопряжённое для испытаний Бернулли. Байесовский вывод в жизни.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 3 Линейная регрессия

26 сентября 2024 г.

Линейная регрессия: метод наименьших квадратов, нелинейные признаки для линейной регрессии, оверфиттинг и регуляризация.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 4 Линейная регрессия по-байесовски

28 сентября 2024 г.

[2 лекции] Регуляризация в линейной регрессии. Байесовский вывод: сопряжённое априорное распределение и предсказательное распределение для линейной регрессии. Введение в классификацию:...

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)

# Основы байесовского вывода

- Первый семестр – вероятностные основы машинного обучения



## 5 LDA, QDA, логистическая регрессия I

3 октября 2024 г.

Модельные методы классификации: LDA и QDA. Логистическая регрессия: мотивация, случай нескольких классов, градиент правдоподобия.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 6 Логистическая регрессия II

10 октября 2024 г.

Логистическая регрессия: градиентный спуск, IRLS, лапласовские аппроксимации, байесовский вывод в логистической регрессии.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 7 NN и проклятие размерности, bias-variance-noise

17 октября 2024 г.

Метод ближайших соседей и проклятие размерности. Статистическая теория принятия решений. Bias-variance-noise decomposition.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 8 Байесовский вывод для гауссiana

24 октября 2024 г.

Пример разложения bias-variance-noise. Байесовский вывод для гауссiana: по  $\mu$ , по  $\sigma$  и по обоим сразу. Как получается распределение Стьюдента.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)[Jupyter \(ipynb\)](#)

# Основы байесовского вывода



## 9 Выбор моделей, ВІС, эмпирический Байес

31 октября 2024 г.

Байесовский выбор моделей: идея, KL-дивергенция, байесовский информационный критерий. Эмпирический Байес.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 10 ТІС, АІС, информация Фишера

7 ноября 2024 г.

Информационные критерии Такеучи и Акаике: идея, информация Фишера, вывод и пример.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 11 Обучение равномерного распределения, пример Джейнса

14 ноября 2024 г.

Обучение равномерного распределения: как подсчитать немецкие танки? Пример Джейнса: постановка задачи, равномерные априорные распределения.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 12 Пример Джейнса, энтропия, MAXENT

21 ноября 2024 г.

Пример Джейнса: неинформативное априорное распределение, распределение биномиальных обезьян. Как определить энтропию? Принцип максимума энтропии, примеры: мультиномиальное...

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



## 13 Распределения Джейфриса, экспоненциальное семейство

28 ноября 2024 г.

Априорные распределения Джейфриса. Определение экспоненциального семейства.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



## 14 Вывод в экспоненциальном семействе и GLM

12 декабря 2024 г.

Байесовский вывод в экспоненциальном семействе. Обобщённые линейные модели.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

# Графические вероятностные модели

- Второй семестр – более сложные вероятностные модели, RL, разное



## 1 Деревья, бустинг, XGBoost

11 февраля 2025 г.

[2 лекции] Деревья принятия решений. Методы объединения моделей. Бустинг: AdaBoost, градиентный бустинг, XGBoost.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 2 SVM, kernel trick, RVM

18 февраля 2025 г.

[2 лекции] Метод опорных векторов: задачи оптимизации, их эквивалентность, идея ядер. Эквивалентное ядро в линейной регрессии и ядерные методы. Метод релевантных векторов: идея и...

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 3 Кластеризация и EM-алгоритм

25 февраля 2025 г.

[2 лекции] Кластеризация: постановка задачи, иерархическая кластеризация, DBSCAN и OPTICS. EM-алгоритм для кластеризации, идея, вывод в общем виде.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 4 Обобщения и примеры применения EM-алгоритма

4 марта 2025 г.

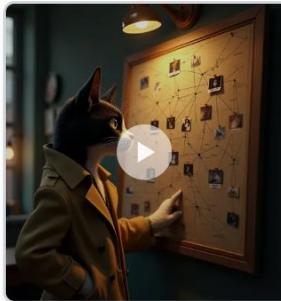
[2 лекции] Расширения и обобщения EM-алгоритма. Модели Брэдли-Терри. EM для presence-only data, проспективные и ретроспективные исследования. Рейтинг спортивного ЧГК.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

# Графические вероятностные модели

- Второй семестр – более сложные вероятностные модели, RL, разное



## 5 Скрытые марковские модели

11 марта 2025 г.

[2 лекции] Скрытые марковские модели: постановка задач, подсчёт  $p(D|θ)$ , алгоритм Витерби, алгоритм Баума-Уэлша, расширения и применение к распознаванию речи. Направленные графические...

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 6 Графические вероятностные модели

18 марта 2025 г.

[2 лекции] Графические вероятностные модели. Алгоритм передачи сообщений. Сэмплирование в машинном обучении: выборка с отклонением, выборка с весами значимости.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 7 МCMC-сэмплирование, SIR-модели

25 марта 2025 г.

[2 лекции] МCMC-сэмплирование: алгоритм Метрополиса-Гастингса, сэмплирование по Гиббсу, slice sampling. Развернутый пример: SIR-модели в эпидемиологии.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)[Jupyter \(ipynb\)](#)

## 8 Вариационные приближения

1 апреля 2025 г.

[2 лекции] Вариационные приближения: идея, вывод, простые примеры, вариационное приближение для смеси гауссианов.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

# Графические вероятностные модели

- Второй семестр – более сложные вероятностные модели, RL, разное



## 9 От наивного Байеса до тематических моделей

8 апреля 2025 г.

[2 лекции] От наивного Байеса к тематическим моделям. Тематическое моделирование: pLSI, ARTM, суть модели LDA. Вариационный вывод в LDA: начало.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 10 Байесовский вывод в LDA, Expectation Propagation

12 апреля 2025 г.

[2 лекции] Вариационный вывод в LDA. Сэмплирование по Гиббсу в LDA. Expectation Propagation и модель TrueSkill.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 11 Введение в RL, многорукие бандиты

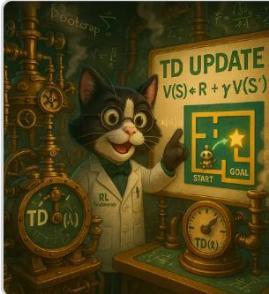
15 апреля 2025 г.

[2 лекции] Введение в обучение с подкреплением. Многорукие бандиты. Марковские процессы принятия решений: уравнения Беллмана, теорема об улучшении стратегий.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

[Jupyter \(ipynb\)](#)



## 12 Методы Монте-Карло и TD-обучение в RL

19 апреля 2025 г.

[2 лекции] Обучение с подкреплением: методы Монте-Карло и TD-обучение.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

# Графические вероятностные модели

- Второй семестр – более сложные вероятностные модели, RL, разное



13

## Градиент по стратегиям, планирование и MCTS, DQN и AlphaZero

22 апреля 2025 г.

[2 лекции] Обучение с подкреплением II: градиент по стратегиям, REINFORCE, actor-critic алгоритмы, TRPO, PPO и GRPO. Планирование: Dyna и обход по приоритетам. Test-time planning: rollouts и MCTS....

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

14

## Введение в нейронные сети

26 апреля 2025 г.

[2 лекции] Введение в нейронные сети: мотивация, история, определения. Функции активации. Обратное распространение ошибки. Градиентный спуск и стохастический градиентный спуск. Адаптивные...

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)[Jupyter \(ipynb\)](#)

15

## Дропаут, инициализация весов, batchnorm, RNN и LSTM/GRU

29 апреля 2025 г.

[2 лекции] Общие сюжеты DL: дропаут, инициализация весов, нормализация по мини-батчам. Рекуррентные нейронные сети: идея, взрывающиеся и затухающие градиенты, LSTM, GRU и другие идеи.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)



# Глубокое обучение

## • Третий семестр – глубокое обучение



### 1 Свёрточные сети I: мотивация, идеи, основные архитектуры

4 сентября 2025 г.

Свёрточные сети: биологическая мотивация, основные идеи, LeNet и экономия весов, AlexNet и аугментация данных, интерпретация признаков.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



### 2 Свёрточные архитектуры, состязательные примеры

11 сентября 2025 г.

Архитектурные идеи свёрточных сетей: VGG, Inception, остаточные связи, bottlenecks и split-transform-merge, EfficientNet. Состязательные примеры и состязательная аугментация.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



### 3 Распознавание объектов

18 сентября 2025 г.

Постановка задачи и сложности с её формализацией, семейство R-CNN, R-FCN, YOLO, YOLOv2

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



### 4 Распознавание признаков и сегментация

25 сентября 2025 г.

Проблема с масштабом в распознавании объектов. Пирамиды признаков: FPN, RetinaNet, EfficientDet. Введение в сегментацию. Semantic segmentation: от FCN до U-Net и его вариантов. Instance segmentation:...

[Слайды \(pdf\)](#)



# Глубокое обучение

- Третий семестр – глубокое обучение



5

## Состязательные примеры, механизмы внимания

2 октября 2025 г.

Состязательные примеры. Напоминание о рекуррентных сетях. Что такое внимание. Ранние механизмы внимания, рекуррентное внимание. Encoder-decoder with attention.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

6

## Самовнимание и архитектура трансформера

9 октября 2025 г.

Трансформер как encoder-decoder архитектура. Слой самовнимания (self-attention) по идеи информационного поиска; masked self-attention и encoder-decoder attention в декодере. Токенизация и...

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

7

## Трансформеры в компьютерном зрении

16 октября 2025 г.

Базовые архитектуры: VisualBERT, ViT, Swin Transformer. Распознавание объектов: DETR, DINO и другие; идея архитектур Perceiver. Сегментация медицинских снимков: U-Net с трансформерами. Мультимодальны...

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

8

## Порождающие модели и идея состязательных сетей

23 октября 2025 г.

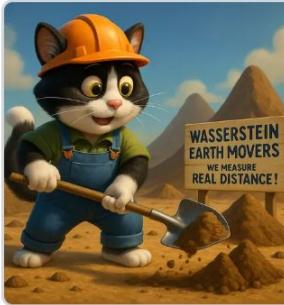
Порождающие и дискриминирующие модели: сходства и различия. Таксономия глубоких порождающих моделей. Ранние авторегрессивные модели: MADE, PixelRNN, PixelCNN, WaveNet. Идея GAN...

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)



# Глубокое обучение

- Третий семестр – глубокое обучение



## 9 Порождающие состязательные сети

30 октября 2025 г.

Ранние GAN'ы, DCGAN. ProGAN. Функции ошибки: LSGAN, Wasserstein GAN. AAE, условные GAN'ы. Case study: перенос стиля

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



## 10 Вариационные автокодировщики

6 ноября 2025 г.

Автокодировщики и порождающие модели. Идея вариационного автокодировщика, вариационное приближение в VAE. Вывод функций ошибки, reparametrization trick.

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)



## 11 VQ-VAE и что из него получилось

12 ноября 2025 г.

Доклад Захара Варфоломеева на научном семинаре лаборатории Маркова.

[Слайды \(pdf\)](#)



## 12 DALL-E и нейросетевой информационный поиск

13 ноября 2025 г.

От VAE к VQ-VAE. dVAE: Gumbel-Max и Gumbel-Softmax. DALL-E: структура и обучение. Нейросетевой информационный поиск: контрастивные ошибки и triplet loss, ошибки на основе softmax и NCE. Пример:...

[Слайды \(pdf\)](#)

[Доска \(pdf\)](#)

# Глубокое обучение

- Третий семестр – глубокое обучение (в 2025 ещё не дошли сюда)



## 11 DALL-E, CLIP и BLIP, поиск по видео

21 ноября 2024 г.

DALL-E: Gumbel-Softmax и dVAE, структура DALL-E. Контрастивное обучение, CLIP и BLIP. Поиск по видео: датасеты, методы до трансформеров, HERO, ClipBERT, CLIP4Clip, Tencent TVR.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 12 Диффузионные модели

28 ноября 2024 г.

Диффузионные модели: основная идея, вычисления, вариационные приближения, вывод функции ошибки. DDPM и DDIM.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 13 Латентные диффузионные модели, потоковые модели

12 декабря 2024 г.

Латентные диффузионные модели: Stable Diffusion, DiT. Модели, основанные на потоках: MAF и IAF, дистилляция в Parallel WaveNet. Идея flow matching.

[Слайды \(pdf\)](#)[Доска \(pdf\)](#)

## 14 Большие языковые модели

14 декабря 2024 г.

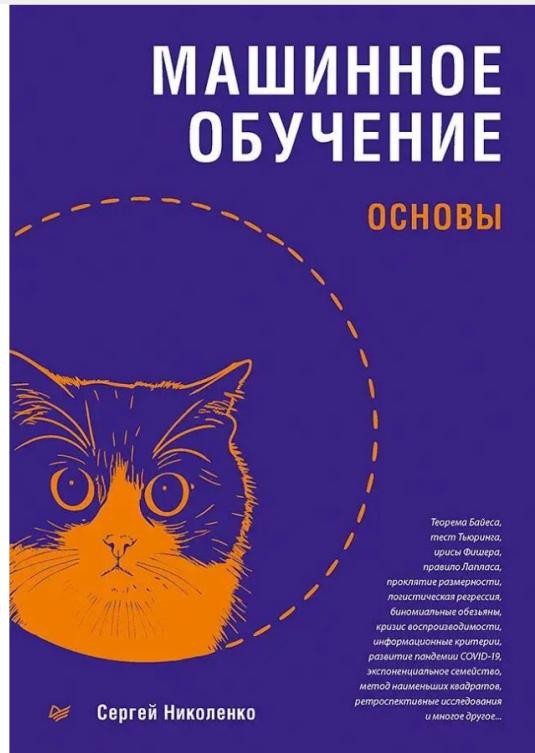
[2 лекции] Большие языковые модели: scaling laws, компоненты прогресса LLM. Дообучение через RL: actor-critic алгоритмы, DPG, TRPO и PPO, как с их помощью делать RLHF. Адаптеры и LoRA. Instruction...

[Слайды \(pdf\)](#)



# Машинное обучение: основы

- В 2025 вышла моя книга, в которой фактически изложен (расширенный) первый семестр курса



## Машинное обучение: основы

Сергей Николенко

Питер, 2025

Машинное обучение давно уже стало синонимом искусственного интеллекта. Оно проникло во многие аспекты нашей жизни и стало одной из важнейших областей современной науки. Эта книга – путеводитель по ключевым идеям машинного обучения. Вы узнаете, как методы машинного обучения получаются из основных принципов теории вероятностей, пройдёте путь от теоремы Байеса до обобщённых линейных моделей и узнаете в лицо тех котов, на которых стоит весь современный искусственный интеллект. Множество увлекательных кейсов, практических примеров и интересных задач – от анализа ретроспективных научных исследований до эффекта "горячей руки" в баскетболе – помогут разобраться в самых сложных концепциях. Кроме того, книга может лечь в основу базовых курсов по машинному обучению.

- [Издательство "Питер"](#)
- [Озон](#)
- [Литрес](#)

# Главные принципы

- Math first!
- Конкретные методы меняются быстро, а идеи остаются, хотя бы как пища для новых идей
- Задача преподавателя – дать понимание; хотя даже если это не получается сразу, разговор всё равно не вовсе бесполезен
- Учитывать background нужно, но не надо стараться угодить аудитории; если вы рассказываете интересные идеи, аудитории понравится





Сергей Николенко



Цент<sup>р</sup> ИИ СПбГУ



# Спасибо за внимание!

