**Программа учебной дисциплины \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_**

Утверждена

Академическим советом ООП

Протокол № от «\_\_»\_\_\_\_\_20\_\_ г.

|  |  |
| --- | --- |
| Авторы | Ветров Дмитрий Петрович |
| Число кредитов  | 5 |
| Контактная работа (час.)  | 60 |
| Самостоятельная работа (час.)  | 130 |
| Курс  | Байесовские методы в машинном обучении |
| Формат изучения дисциплины | Без использования онлайн курса |

1. **ЦЕЛЬ, РЕЗУЛЬТАТЫ ОСВОЕНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ И ПРЕРЕКВИЗИТЫ**

Изучение дисциплины «Байесовские методы машинного обучения» нацелено на освоение т.н. байесовского подхода к теории вероятностей как одного из последовательных способов математических рассуждений в условиях неопределенности. В байесовском подходе вероятность интерпретируется как мера незнания, а не как объективная случайность. Простые правила оперирования с вероятностью, такие как формула полной вероятности и формула Байеса, позволяют проводить рассуждения в условиях неопределенности. В этом смысле байесовский подход к теории вероятностей можно рассматривать как обобщение классической булевой логики.

Целью курса также является освоение студентами основных способов применения байесовского подхода при решении задач машинного обучения. Байесовский подход позволяет эффективно учитывать различные предпочтения пользователя при построении решающих правил прогноза. Кроме того, он позволяет решать задачи выбора структурных параметров модели. В частности, здесь удается решать без комбинаторного перебора задачи селекции признаков, выбора числа кластеров в данных, размерности редуцированного пространства при уменьшении размерности, значений коэффициентов регуляризации и проч.

Предполагается, что в результате освоения курса студенты будут способны строить комплексные вероятностные модели, учитывающие структуру прикладной задачи машинного обучения, выводить необходимые формулы для решения задач обучения и вывода в рамках построенных вероятностных моделей, а также эффективно реализовывать данные модели на компьютере.

Настоящая дисциплина относится к блоку Вариативная часть профиля, специализация «Машинное обучение и приложения», профессионального цикла. Для специализации «Машинное обучение и приложения» настоящая дисциплина является базовой.

Для освоения учебной дисциплины студенты должны владеть знаниями и компетенциями следующих дисциплин:

* Математический анализ
* Линейная алгебра и геометрия
* Теория вероятностей
* Математическая статистика
* Основы и методология программирования
* Машинное обучение 1

Основные положения дисциплины должны быть использованы в дальнейшем при изучении дисциплин:

* Глубинное обучение
* Выполнение выпускных квалификационных работ

# Содержание УЧЕБНОЙ ДИСЦИПЛИНЫ

**Тема 1. Байесовский подход к теории вероятностей.**

Введение. Частотный и байесовский подходы к теории вероятностей. Примеры байесовских рассуждений.

**Тема 2. Полный байесовский вывод.**

Сопряжённые распределения. Примеры. Экспоненциальный класс распределений, его свойства.

**Тема 3. Байесовский выбор модели.**

Принцип наибольшей обоснованности. Интерпретация понятия обоснованности, ее геометрический смысл, иллюстративные примеры, связь с принципом Оккама.

**Тема 4. Модель релевантных векторов для задачи регрессии.**

Обобщенные линейные модели, вероятностная модель линейной регрессии. Метод релевантных векторов, вывод формул для регрессии. Свойства решающего правила. Матричные вычисления и нормальное распределение.

**Тема 5. Модель релевантных векторов для задачи классификации.**

Логистическая и мультиномиальная регрессия. Метод релевантных векторов для задачи классификации. Приближение Лапласа для оценки обоснованности в случае задачи классификации, его достоинства и недостатки.

**Тема 6. ЕМ-алгоритм.**

EM-алгоритм в общем виде. EM-алгоритм как покоординатный подъем. ЕМ-алгоритм для задачи разделения смеси нормальных распределений. Байесовский метод главных компонент.

**Тема 7. Вариационный подход.**

Приближенные методы байесовского вывода. Минимизация дивергенции Кульбака-Лейблера и факторизованное приближение. Идея вариационного подхода, вывод формул для вариационной смеси нормальных распределений.

**Тема 8. Методы Монте Карло по схеме марковских цепей (МСМС).**

Методы генерации выборки из одномерных распределений. Методы MCMC для оценки статистик вероятностных распределений. Теоретические свойства марковских цепей. Схема Метрополиса-Хастингса и схема Гиббса. Примеры использования.

**Тема 9. Стохастические методы МСМС.**

Продвинутые методы самплирования, использующие градиент лог-правдоподобия. Динамика Гамильтона и Ланжевена. Масштабируемые обобщения этих методов.

**Тема 10. Гауссовские процессы для регрессии и классификации.**

Гауссовские случайные процессы. Выбор наиболее адекватной ковариационной функции.

**Тема 11. Тематическая модель Latent Dirichlet Allocation (LDA).**

Обучение и вывод в модели LDA с помощью вариационного подхода. Вывод в модели LDA с помощью схемы Гиббса. Способы использования LDA.

**Тема 12. Стохастический вариационный вывод. Вариационный автокодировщик.**

Схема масштабируемого вариационного вывода. Дважды стохастическая процедура настройки байесовских нейросетевых моделей на примере модели нелинейного понижения размерности.

# ОЦЕНИВАНИЕ

В курсе предусмотрено несколько форм контроля знания:

* 2 практических домашних задания (вывод формул, программная реализация модели, проведение экспериментов, написание полного отчета)
* 3 теоретических домашних задания (решение теоретических задач по материалам лекций)
* 4 домашних лабораторных работы (выполнение короткого практического задания на закрепление материала)
* Устный экзамен

Каждое задание и экзамен оцениваются по 10-балльной шкале (по заданиям допускается дробная оценка). Для каждого задания устанавливается срок сдачи. За каждый день просрочки сдачи практического задания устанавливается штраф 0.3 балла, но суммарно не более 6 баллов (чтобы студенты имели возможность выполнить задание на положительную оценку даже при максимально поздней сдаче). Лабораторные работы и теоретические задания принимаются с опозданием не более 1 недели, после не принимаются.

При проверке заданий основное внимание должно уделяться отчету о выполнении задания. Для получения высокой оценки за задание студенту необходимо провести комплексное исследование в рамках задания, сделать выводы о достоинствах и недостатках исследуемых методов, грамотно обосновать все сделанные выводы. Допущенные в задании ошибки квалифицируются на две категории. К первой группе относятся ошибки, которые обнаруживаются исходя из здравого смысла (рассмотрение предельных случаев, выполнение на практике теоретических свойств алгоритмов типа монотонности изменения значения оптимизируемого функционала и т.д.). Такие ошибки относятся к категории грубых и влекут за собой снижение оценки за задание. Ко второй группе относятся ошибки, для обнаружения которых требуется изощренный экспериментальный протокол. За такие ошибки оценка за задание не снижается или снижается незначительно.

**Порядок формирования оценок по дисциплине**

Результирующая оценка по дисциплине рассчитывается по формуле

O\_итог=0.7 O\_накопл + 0.3 O\_экз

Накопленная и итоговая оценки округляются арифметически. Накопленная оценка рассчитывается по формуле

O\_накопл= 3/7 \* O\_практ + 4/49 \* (3 \* O\_теор + 4 \* О\_лаб)

Оценка за каждый тип заданий рассчитывается как среднее по всем заданиям данного типа. Каждое задание и экзамен оцениваются по 10-балльной шкале (по заданиям допускается дробная оценка). По некоторым заданиям предусмотрены бонусные баллы, что объявляется студентам заранее при выдаче задания. Для каждого задания устанавливается срок сдачи. За каждый день просрочки сдачи практического задания устанавливается штраф 0.3 балла, но суммарно не более 6 баллов (чтобы студенты имели возможность выполнить задание на положительную оценку даже при максимально поздней сдаче). Лабораторные работы и теоретические задания принимаются с опозданием не более 1 недели, после не принимаются.

Все задания курса подразумевают самостоятельное выполнение. Если задание обсуждалось студентами сообща, или использовались какие-либо сторонние коды и материалы, то об этом должно быть написано в отчете. В противном случае «похожие» решения считаются плагиатом и все задействованные студенты (в том числе те, у кого списали) сурово штрафуются.

# ПРИМЕРЫ ОЦЕНОЧНЫХ СРЕДСТВ

**Примеры экзаменационных вопросов**

**Основная часть**

1. Байесовский подход к теории вероятностей. Оценка параметров в байесовском и частотном подходе. Примеры байесовских рассуждений.
2. Сопряжённые распределения. Примеры. Экспоненциальный класс распределений, его свойства.
3. Решение задачи выбора модели по Байесу. Обоснованность модели. Полный байесовский вывод.
4. Вероятностная модель линейной регрессии. Метод релевантных векторов для задачи регрессии.
5. Логистическая и мультиномиальная регрессия. Метод релевантных векторов для задачи классификации.
6. ЕМ-алгоритм в общем виде. Примеры применения.
7. Вариационный подход для приближенного байесовского вывода.
8. Задача уменьшения размерности в данных. Вероятностная модель главных компонент, ее обучение с помощью метода максимального правдоподобия и ЕМ-алгоритма.
9. Байесовская модель разделения смеси гауссиан. Вариационный вывод для неё.
10. Методы генерации выборки из одномерных распределений.
11. Методы MCMC для оценки статистик вероятностных распределений. Теоретические свойства марковских цепей.
12. Схема Метрополиса-Хастингса и схема Гиббса. Примеры использования.
13. Стохастические методы МСМС. Динамика Гамильтона и Ланжевена. Масштабируемые обобщения этих методов.
14. Гауссовские процессы для задачи регрессии. Подбор параметров ковариационной функции.
15. Гауссовские процессы для задачи классификации.
16. Тематическая модель LDA. Обучение и вывод в модели.
17. Стохастический вариационный вывод. Вариационный автокодировщик.

**Теоретический минимум**

1. Мат.ожидание, мода, медиана, дисперсия и матрица ковариаций случайной величины.
2. Понятие случайного процесса, мат.ожидание и ковариационная функция, стационарность, примеры процессов.
3. Функция правдоподобия, метод максимального правдоподобия, его недостатки.
4. Условная вероятность. Правило суммы и произведения для вероятностей. Формула Байеса. Условная независимость случайных величин.
5. Одномерное и многомерное нормальное распределение. Его свойства.
6. Табличные распределения: биномиальное, мультиномиальное, Пуассона, гамма, бета, Уишарта, Дирихле, Гаусс-Уишарта, логистическое нормальное.
7. Одномерное и многомерное распределение Стьюдента. Его представление через бесконечную смесь гауссиан.
8. Матричные вычисления, основные матричные тождества. Примеры применения.
9. Тождество Вудбери и лемма об определителе матрицы.
10. Дивергенция Кульбака-Лейблера, её использование для поиска аппроксимирующих распределений.
11. Общая схема ЕМ-алгоритма.
12. Общая схема вариационного вывода для приближённого байесовского вывода.
13. Схема Гиббса для приближённого байесовского вывода.
14. **РЕСУРСЫ**
	1. **Основная литература**
15. Barber D. [Bayesian Reasoning and Machine Learning](www0.cs.ucl.ac.uk/staff/d.barber/brml). Cambridge University Press, 2012
16. Bishop C. M. [Pattern Recognition and Machine Learning.](http://research.microsoft.com/en-us/um/people/cmbishop/prml/) Springer, 2006
	1. **Дополнительная литература**
17. Mackay D.J.C. [Information Theory, Inference, and Learning Algorithms](http://www.inference.phy.cam.ac.uk/itprnn/book.html). Cambridge University Press, 2003.
18. S. Roweis. [Заметки по матричным вычислениям и свойствам гауссовских распределений](http://cs.nyu.edu/~roweis/notes.html).
19. M. Vallentin. [Памятка по теории вероятностей.](http://matthias.vallentin.net/probability-and-statistics-cookbook/)
20. Ветров Д.П., Кропотов Д.А. Байесовские методы машинного обучения, учебное пособие по спецкурсу, 2007. Файлы BayesML-2007-textbook-1.pdf, BayesML-2007-textbook-2.pdf на вики-ресурсе MachineLearning.ru.
21. Tipping M. [Sparse Bayesian Learning.](http://jmlr.csail.mit.edu/papers/volume1/tipping01a/tipping01a.pdf) Journal of Machine Learning Research, 1, 2001, pp. 211-244.
22. Шумский С.А. [Байесова регуляризация обучения](http://www.niisi.ru/iont/ni/Library/School-2002/Shumsky-2002.pdf). В сб. Лекций по нейроинформатике, часть 2, 2002.
	1. **Программное обеспечение**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **№ п/п** | **Наименование** | **Условия доступа** |
| 1. | Anaconda | *Свободно распространяемое ПО* |
| 2. | Latex | *Свободно распространяемое ПО* |

* 1. **Профессиональные базы данных, информационные справочные системы, интернет-ресурсы (электронные образовательные ресурсы)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **№ п/п** | **Наименование** | **Условия доступа** |
|  | ***Профессиональные базы данных, информационно-справочные системы*** |
| 1. | База научных статей ArXiv  | URL: https://arxiv.org/ |
|  | ***Интернет-ресурсы (электронные образовательные ресурсы)*** |
| 1. | Coursera | URL: [https://www.coursera.org](https://www.dropbox.com/referrer_cleansing_redirect?hmac=6gh6q7PCIBoljaQauYunUCbPMm0wEBn%2BgXVrzX6tikk%3D&url=https%3A%2F%2Fwww.coursera.org) |

* 1. **Материально-техническое обеспечение дисциплины**

Учебные аудитории для занятий по дисциплине не требуют специального технического оснащения.