

# ML Handbook

s.pol

# Оглавление

<b>1</b>	<b>Математика</b>	<b>6</b>
1.1	Случайная величина . . . . .	6
1.2	Распределение случайной величины . . . . .	6
1.3	Выборка . . . . .	7
1.4	Закон больших чисел . . . . .	7
1.5	Центральная предельная теорема . . . . .	7
1.6	Статистики . . . . .	7
1.7	Bootstrap . . . . .	8
1.8	Классический и байесовский подход . . . . .	8
1.9	Метод максимального правдоподобия . . . . .	8
1.10	Доверительный интервал . . . . .	8
1.11	Байесовский доверительный интервал . . . . .	8
1.12	Основные дискретные распределения . . . . .	8
1.13	Основные непрерывные распределения . . . . .	8
1.14	Матричные разложения . . . . .	8
1.15	К-Л дивергенция . . . . .	9
1.16	Энтропия . . . . .	9
1.17	Квантили . . . . .	9
1.18	Точечные оценки . . . . .	9
1.19	Интервальные оценки . . . . .	9
1.20	Проверка гипотез . . . . .	9
1.21	Множественная проверка гипотез . . . . .	9
1.22	Параметрические и непараметрические критерии, бутстреп . . . . .	9
1.23	Ошибки I и II рода . . . . .	9
1.24	Достигаемый уровень значимости . . . . .	9
1.25	Мощность статистического критерия . . . . .	9
1.26	Основные задачи статистики . . . . .	9
1.27	Проверка основных гипотез . . . . .	10
1.28	Корреляция Пирсона . . . . .	10
1.29	Корреляция Спирмена . . . . .	10
1.30	Корреляция Метьюса . . . . .	10
1.31	Корреляция Крамера . . . . .	10
1.32	Z-тест Фишера . . . . .	10
1.33	T-тест Стьюдента . . . . .	10

1.34	Критерий Пирсона $\chi^2$ . . . . .	10
1.35	Точный тест Фишера . . . . .	10
<b>2</b>	<b>Анализ данных</b> . . . . .	<b>11</b>
2.1	Типы данных . . . . .	11
2.2	Предобработка данных . . . . .	11
2.3	Понижение размерности . . . . .	11
<b>3</b>	<b>Общие вопросы</b> . . . . .	<b>12</b>
3.1	Машинное обучение . . . . .	12
3.2	Основные классы задач . . . . .	12
3.3	Обнаружение аномалий . . . . .	12
3.4	Контроль качества . . . . .	12
3.5	Недообучение . . . . .	13
3.6	Переобучение . . . . .	13
3.7	Регуляризация . . . . .	13
3.8	Отбор признаков . . . . .	13
3.9	Параметры алгоритма . . . . .	13
3.10	Подбора метапараметров . . . . .	13
3.11	Основные типы алгоритмов . . . . .	13
3.12	Многоклассовая классификация . . . . .	13
3.13	Дисбаланс классов . . . . .	13
3.14	Ансамбли алгоритмов . . . . .	13
3.15	Метрики классификации . . . . .	13
3.15.1	Accuracy . . . . .	13
3.15.2	Precision . . . . .	14
3.15.3	Полнота (recall) . . . . .	14
3.15.4	F1-мера . . . . .	14
3.15.5	F-мера . . . . .	14
3.15.6	ROC-AUC . . . . .	15
3.15.7	PR-AUC . . . . .	15
3.16	Метрики многоклассовой классификации . . . . .	16
3.17	ROC-AUC метрика . . . . .	16
3.18	Индекс Джини . . . . .	16
3.19	Метрики регрессии . . . . .	16
3.20	Метрики кластеризации . . . . .	16
3.21	Разложение ошибки алгоритма . . . . .	16
3.22	Кривые валидации . . . . .	16
3.23	Кривые обучения . . . . .	16
3.24	Метрические методы . . . . .	16
3.25	Метод ближайших соседей . . . . .	16
3.26	Линейные методы . . . . .	16
3.27	Линейная регрессия . . . . .	16
3.28	Логистическая регрессия . . . . .	16
3.29	SVM . . . . .	16
3.30	Ядра и спрямляющие пространства . . . . .	16

3.31 Решающие деревья . . . . .	16
3.32 Случайный лес . . . . .	16
3.33 Градиентный бустинг . . . . .	17
3.34 Байесовские методы . . . . .	17
<b>4 Нейросети</b>	<b>18</b>

# Предисловие

В данной книге описаны основные понятия, методы и подходы, широко используемые в современном DS и ML. Обычно, свободное владение этими понятиями необходимо для правильного понимания как основных, так и продвинутых методов ML и по умолчанию предполагается от DS специалиста.

Здесь собраны разные определения, встречавшиеся автору в научных статьях по ML и на собеседованиях. Охвачены: теория вероятностей, классическая и байесовская статистика, некоторые вопросы мат. анализа.

Освещение вопросов ни в коем случае не претендует на полноту и в некоторых случаях на строгость. Основная цель книги - составить расширенный глоссарий основных понятий и подходов, встретившихся автору в процессе работы в области ML.

# Обозначения

DS	- наука о данных
ML	- машинное обучение
RV	- случайная величина
CDF	- функция распределения случайной величины
PDF	- плотность распределения случайной величины
CLT	- центральная предельная теорема
$EX$	- среднее случайной величины $X$
$DX$	- дисперсия случайной величины $X$
$X \sim Y$	- случайные величины $X$ и $Y$ одинаково распределены

# Глава 1

## Математика

В этой главе описаны основные математические понятия, необходимые для правильного понимания как основных, так и продвинутых методов ML. Охвачены: теория вероятностей, классическая и байесовская статистика, некоторые вопросы мат. анализа.

### 1.1 Случайная величина

Случайной величиной (RV) называется числовая функция  $X$ , определенная на некотором множестве элементарных исходов  $\Omega$  (обычно подмножество  $\mathbb{R}$  или  $\mathbb{R}^n$ ),

$$X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}.$$

С прикладной точки зрения на RV часто смотрят как на генераторы случайных чисел с заданным распределением.

**Примеры:**

- Рост людей, взятых из некоторой группы.
- Цвет фиксированного пикселя изображения, взятого из некоторого множества изображений.
- Некоторый признак из датасета ML задачи.

### 1.2 Распределение случайной величины

Если RV принимает дискретное множество значений  $x_1, x_2, \dots$ , то она полностью определяется значениями их вероятностей:  $p_k = \mathbb{P}(X = x_k)$ .

Если множество значений RV не дискретно, то RV может быть описана своей функцией распределения (CDF, Cumulative distribution function):  $F(x) = \mathbb{P}(X < x)$ .

В большинстве прикладных случаев CDF оказывается дифференцируемой функцией. Производная от CDF называется плотностью распределения случайной величины (PDF, Probability density function):  $f(x) = F'(x)$ . Таким образом, по определению

$$\mathbb{P}(a < X < b) = \int_a^b f(x)dx.$$

### 1.3 Выборка

Выборкой объема  $n$  из генеральной совокупности  $X$  называется последовательность независимых и распределенных как  $X$  случайных величин:

$$X_1, X_2, \dots, X_n, \quad X_k \sim X$$

На практике под выборкой понимают конкретные реализации величин  $X_k$ , то есть последовательность чисел  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

### 1.4 Закон больших чисел

Закон больших чисел утверждает, что если  $X_1, X_2, \dots, X_n$  - выборка объема  $n$  из генеральной совокупности  $X$ , то ее среднее с ростом  $n$  стабилизируется к среднему значению  $X$ :

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \approx EX, \quad n \rightarrow \infty.$$

### 1.5 Центральная предельная теорема

Центральная предельная теорема (CLT) является в некотором смысле уточнением закона больших чисел. В упрощенном варианте она утверждает, что если  $X_1, X_2, \dots, X_n$  - выборка объема  $n$  из генеральной совокупности  $X$ , то ее распределение ее среднего при больших  $n$  очень близко к нормальному,

$$\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \approx N(\mu, \sigma^2/n), \quad \mu = EX, \sigma^2 = DX, \quad n \rightarrow \infty.$$

Заметим, что если совокупность распределена нормально,  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , то предыдущая формула обращается в точное равенство при любых  $n$ .

### 1.6 Статистики

Пусть  $X_1, X_2, \dots, X_n$  - выборка объема  $n$ . Статистикой называется произвольная RV, являющаяся функцией выборки:



$$T = T(X_1, X_2, \dots, X_n).$$

Часто статистикой называют конкретное значение  $T(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , полученное на данной реализации  $x_1, x_2, \dots, x_n$  выборки.

**Примеры:**

- $\bar{X} = (X_1 + X_2 + \dots + X_n)/n$  - выборочное среднее.
- $X_{(n)} = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$  - максимальное значение в выборке.
- медиана, перцентили.

## 1.7 Bootstrap

## 1.8 Классический и байесовский подход

## 1.9 Метод максимального правдоподобия

## 1.10 Доверительный интервал

## 1.11 Байесовский доверительный интервал

## 1.12 Основные дискретные распределения

## 1.13 Основные непрерывные распределения

## 1.14 Матричные разложения

...может разделить главу на части...

- 1.15 К-Л дивергенция
- 1.16 Энтропия
- 1.17 Квантили
- 1.18 Точечные оценки
- 1.19 Интервальные оценки
- 1.20 Проверка гипотез
- 1.21 Множественная проверка гипотез
- 1.22 Параметрические и непараметрические критерии, бутстреп
- 1.23 Ошибки I и II рода
- 1.24 Достигаемый уровень значимости
- 1.25 Мощность статистического критерия
- 1.26 Основные задачи статистики

...из лекций новосиба курсера...

- 1.27 Проверка основных гипотез
- 1.28 Корреляция Пирсона
- 1.29 Корреляция Спирмена
- 1.30 Корреляция Метьюса
- 1.31 Корреляция Крамера
- 1.32 Z-тест Фишера
- 1.33 T-тест Стьюдента
- 1.34 Критерий Пирсона  $\chi^2$
- 1.35 Точный тест Фишера

## Глава 2

# Анализ данных

Анализ и предобработка данных - первая задача, успешное решение которой зачастую определяет успех в решении любых задач ML. В этой главе описываются основные подходы....

### 2.1 Типы данных

### 2.2 Предобработка данных

### 2.3 Понижение размерности

## Глава 3

# Общие вопросы

В этой главе приводятся основные понятия ML и DS.

### 3.1 Машинное обучение

Машинное обучение (ML) - область искусственного интеллекта, изучающая самообучающиеся модели, то есть решающие поставленную задачу не по заранее запрограммированному алгоритму, а предварительно настраивая свое поведение согласно имеющимся данным.

Обычно методы ML содержат свободные параметры, подбор которых наилучшим (в смысле имеющихся данных) образом и составляет процесс обучения алгоритма.

### 3.2 Основные классы задач

### 3.3 Обнаружение аномалий

### 3.4 Контроль качества

...оценка обобщающей способности...

### 3.5 Недообучение

### 3.6 Переобучение

### 3.7 Регуляризация

### 3.8 Отбор признаков

### 3.9 Параметры алгоритма

### 3.10 Подбора метапараметров

### 3.11 Основные типы алгоритмов

### 3.12 Многоклассовая классификация

### 3.13 Дисбаланс классов

...чем плохо... как бороться (over/undersampling/SMOTE)... [http : //www.machinelearning.ru/wiki/im](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php/ru:Машинное_обучение:_дисбаланс_классов)

### 3.14 Ансамбли алгоритмов

### 3.15 Метрики классификации

see also [https : //habr.com/ru/company/ods/blog/328372/](https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/)

Пусть некоторый алгоритм  $a$  решает задачу бинарной классификации с классами 0 (негативный) и 1 (позитивный). Тестирование алгоритма  $a$  проводится на  $n$  объектах, ответы  $y$  на которых известны. Пусть  $TP$  и  $TN$  - числа правильно классифицированных позитивных и негативных объектов соответственно. Аналогично,  $FP$  и  $FN$  - числа неправильно классифицированных позитивных и негативных объектов соответственно.

О качестве алгоритма  $a$  можно судить по матрице ошибок:

	y=1	y=0
a=1	TP	FP
a=0	FN	TN

Для оценки качества работы алгоритмов бинарной классификации обычно используются следующие основные метрики:

#### 3.15.1 Accuracy

Точность (ассигасу) - отношение числа правильных ответов к общему количеству,

$$accuracy = \frac{TP + TN}{n}.$$

Проста в использовании и интерпретации, но плоха для несбалансированных выборок, и потому довольно редко используемая напрямую.

### 3.15.2 Precision

Точность (precision) - отношение числа правильно классифицированных позитивных объектов к общему количеству позитивно классифицированных,

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}.$$

Чем ближе значение к 1, тем меньше ложных срабатываний (FP).

### 3.15.3 Полнота (recall)

Полнота (recall) - вычисляется как отношение

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}.$$

Чем ближе значение к 1, тем меньше ложных пропусков (FN).

### 3.15.4 F1-мера

F1-мера - среднее гармоническое точности и полноты,

$$F = \frac{2PR}{P + R}.$$

F1-мера усредняет, хорошо ловит и точность, и полноту.

### 3.15.5 F-мера

Обобщенная F-мера вычисляется как

$$F = (1 + \beta^2) \frac{PR}{\beta^2 P + R}.$$

F-мера усредняет, хорошо ловит и точность, и полноту, имеет настраиваемый параметр  $\beta$ .

### 3.15.6 ROC-AUC

Большинство алгоритмов бинарной классификации дают в качестве результата не просто 0 или 1, а некоторое число из отрезка  $[0, 1]$ . Окончательный ответ можно получить, задав некий порог  $h$  - число, ниже которого ответ будет считаться принадлежащим классу 0, и выше которого - классу 1.

Подбор наилучшего значения порога - отдельная задача, однако, есть метрики качества, позволяющие оценить алгоритм "в целом без привязки к конкретному значению порога. ROC-AUC - площадь под ROC кривой - одна из наиболее популярных метрик для такого рода оценки качества.

Сама ROC кривая строится в координатах  $(FPR, TPR)$  следующим образом: пары реальных ответов  $y_i$  и соответствующих ответов алгоритма  $a_i$  упорядочиваются по убыванию  $a_i$ . Далее идем по получившемуся после сортировки массиву значений  $y_i$  и строим ROC кривую, начиная от начала координат и делая шаг вправо, если  $y_i = 0$  и вверх, если  $y_i = 1$ . Важный момент: если рядом оказались несколько  $a_i$  с одинаковыми значениями, то соответствующий им участок ROC кривой будет не ступенчатым, а прямолинейным (см. пример ниже).

**Пример:**

ROC-AUC достаточно устойчива к дисбалансу классов.

### 3.15.7 PR-AUC

Площадь под PR кривой. Хороша, когда негативных объектов гораздо больше, чем позитивных.



- 3.16 Метрики многоклассовой классификации
- 3.17 ROC-AUC метрика
- 3.18 Индекс Джини
- 3.19 Метрики регрессии
- 3.20 Метрики кластеризации
- 3.21 Разложение ошибки алгоритма
- 3.22 Кривые валидации
- 3.23 Кривые обучения
- 3.24 Метрические методы
- 3.25 Метод ближайших соседей
- 3.26 Линейные методы
- 3.27 Линейная регрессия
- 3.28 Логистическая регрессия
- ...отличие от линейной...
- 3.29 SVM
- 3.30 Ядра и спрямляющие пространства
- 3.31 Решающие деревья
- 3.32 Случайный лес

...отличие от беггинга над решающими деревьями...

**3.33    Градиентный бустинг**

**3.34    Байесовские методы**

## Глава 4

# Нейросети

В данной главе приводится обзор основных понятий и методов, связанных с нейросетями.