

Обучение с учителем. Классификация. Дискриминантный анализ.

Е. Ларин, Ф. Ежов, И. Кононыхин

Санкт-Петербургский государственный университет
Прикладная математика и информатика
Вычислительная стохастика и статистические модели

Обучение с учителем

Выборка из генеральной случайной величины

- Для задачи регрессии: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$
- Для задачи классификации: $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{A}^n$

Обучение с учителем: формальная постановка

- *Вход:* \mathbf{X} — выборка ξ , \mathbf{y} — выборка η . Предполагаем, что существует неизвестное отображение $y^* : \xi \rightarrow \eta$ (гипотеза непрерывности или компактности)
- *Задача:* По \mathbf{X} и \mathbf{y} найти такое отображение $\hat{y}^* : \xi \rightarrow \eta$, которое приблизит отображение y^* .
- *Оценка:* Функция потерь $\mathcal{L}(y^*(x), \hat{y}^*(x))$. Здесь x — реализация ξ

Классификация

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}, \quad \mathbf{y} \in \mathbb{A}^n \quad (1)$$

Гипотеза компактности

«Близкие» объекты, как правило, принадлежат одному классу

Понятие близости может быть формализовано, например, так:

$$\rho(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \left(\sum_{i=1}^p w_i |x_1^i - x_2^i|^k \right)^{\frac{1}{k}}$$

Классификация: генеральная постановка

Дано:

- $\xi \in \mathbb{R}^p$ — вектор признаков
- $\eta \in \mathbb{A}$ — классовая принадлежность

Предположение об их зависимости можно записать в виде 2.

$$\eta = \Phi(\xi, \varepsilon) \quad (2)$$

Обычно на ε накладываются условия

$$E\varepsilon = 0, \quad D\varepsilon = \sigma^2, \quad \xi \perp \varepsilon$$

Задача: найти Φ

Классификация: выборочная постановка

Дано:

- $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ — матрица признаков
- $\mathbf{y} \in \mathbb{A}^n$ — вектор классовой принадлежности

Предположение имеет вид 3.

$$y_i = \Phi(\mathbf{x}_i, \varepsilon_i), \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

Задача: найти Φ

Классификация: оценка качества

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

На основе этой матрицы есть большое количество разных метрик: *accuracy*, *recall*, *precision*, F_β , *ROC-AUC*

Классификация: типы классов

- По количеству классов:
 - бинарная классификация
 - многоклассовая классификация
- По пересечению классов
 - пересекающиеся
 - непересекающаяся
 - нечёткие

Классификация: этапы обучения модели

- Выбор модели (класс рассматриваемых Φ из 3)
- Выбор метрики
- Выбор метода обучения (способ подбора параметров для минимизации метрики на обучающем множестве)
- Выбор метода проверки (способ оценки качества модели)

Классификация: задача оптимизации

- $\hat{\beta}$ — параметры модели
- $\Phi(\mathbf{x}, \beta)$ — функционал классификации
- $\mathcal{L}(\Phi(\mathbf{x}, \beta), \mathbf{y})$ — функция потерь (метрика)

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \mathcal{L}(\Phi(\mathbf{x}, \beta), \mathbf{y})$$

Классификация: общий подход к решению

Как построить функционал Φ ?

Общий подход — построить набор f_i , $i = 1, \dots, K$. Каждая функция $f_i(\mathbf{x})$ показывает меру принадлежности \mathbf{x} классу i . Таким образом,

$$\Phi(\mathbf{x}) = \arg \max_i (f_i(\mathbf{x})). \quad (4)$$

Дискриминантный анализ

Примем за функции f_i из 4 оценки вероятности принадлежности к i -му классу.

$$\Phi(\mathbf{x}) = \arg \max_i (P(C_i|\mathbf{x})).$$

C_i — класс, состоящий из одного события: \mathbf{x} принадлежит i -му классу.

Дискриминантный анализ

Если известны априорные вероятности получения i -го класса (π_i), применим формулу Байеса

$$P(C_i|\mathbf{x}) = \frac{\pi_i P(\mathbf{x}|C_i)}{\sum_{j=1}^K \pi_j P(\mathbf{x}|C_j)}.$$

Отбросим знаменатель

$$f_i = P(C_i|\mathbf{x}) = \pi_i P(\mathbf{x}|C_i).$$

LDA

Предположение:

$$P(\boldsymbol{\xi}|\eta = A_i) = N(\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma})$$

Классифицирующая функция:

$$f_i(\mathbf{x}) = \frac{\pi_i}{(2\pi)^{p/2}|\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T\right)$$

После упрощения:

$$h_i(\mathbf{x}) = -0.5\boldsymbol{\mu}_i\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_i^T + \boldsymbol{\mu}_i\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} + \log \pi_i$$

Предположение:

$$P(\xi|\eta = A_i) = N(\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)$$

Классифицирующая функция:

$$f_i(\mathbf{x}) = \frac{\pi_i}{(2\pi)^{p/2} |\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i) \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \right)$$

После упрощения:

$$g_i(\mathbf{x}) = -0.5(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i) \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T - 0.5 \log |\boldsymbol{\Sigma}_i| + \log \pi_i$$

Место Феди

Кросс-валидация

Кросс-валидация (aka перекрестная проверка, скользящий контроль) — процедура эмпирического оценивания обобщающей способности алгоритмов.

С помощью кросс-валидации "эмулируется" наличие тестовой выборки, которая не участвует в обучении модели, но для которой известны правильные ответы.

Кросс-валидация: виды

- Валидация на отложенных данных (Hold-Out Validation);
- Полная кросс-валидация (Complete Cross-Validation);
- k-fold Cross-Validation;
- $t \times k$ -fold Cross Validation;
- Кросс-валидация по отдельным объектам (Leave-One-Out);
- Случайные разбиения (Random Subsampling).

Кросс-валидация: Обозначения

Введем обозначения:

- \mathbf{X} — матрица признаков, описывающие таргеты \mathbf{y} ;
- $\mathbf{X}^l = (x_i, y_i)_{i=1}^l, x_i \in \mathbf{X}, y_i \in \mathbf{y}$ — обучающая выборка;
- \mathcal{L} — функция потерь (мера качества);
- A — исследуемая модель;
- $\mu : (\mathbf{X} \times \mathbf{y}) \rightarrow A$ — алгоритм обучения.

Кросс-валидация: Hold-Out Validation

Обучающая выборка один раз случайным образом разбивается на две части $\mathbf{T} = \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{l-t}$.

Train, T^t	Test, $T^{\ell-t}$
--------------	--------------------

После чего решается задача оптимизации:

$$HO(\mu, \mathbf{T}^t, \mathbf{T}^{l-t}) = \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^t), \mathbf{T}^{l-t}) \rightarrow \min.$$

Метод Hold-out применяется в случаях больших датасетов, т.к. требует меньше вычислительных мощностей по сравнению с другими методами кросс-валидации.

Недостатком метода является то, что оценка существенно зависит от разбиения, тогда как желательно, чтобы она характеризовала только алгоритм обучения.

Кросс-валидация: Complete cross-validation

- Выбирается значение t ;
- Выборка разбивается всевозможными способами на две части $\mathbf{T} = \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{l-t}$.

Train, T^t	Test, T^{l-t}
--------------	-----------------

После чего решается задача оптимизации:

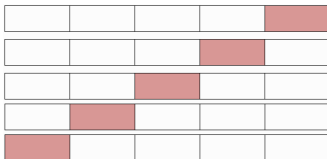
$$CVV_t = \frac{1}{C_l^{l-t}} \sum_{\mathbf{x}^l \in \mathbf{T}^t \cup \mathbf{T}^{l-t}} \mathcal{L}(\mu(\mathbf{T}^t), \mathbf{T}^{l-t}) \rightarrow \min.$$

Здесь число разбиений C_l^{l-t} становится слишком большим даже при сравнительно малых значениях t , что затрудняет практическое применение данного метода.

Кросс-валидация: k-fold Cross-Validation

- \mathbf{X}^I разбивается на $\mathbf{F}_1 \cup \dots \cup \mathbf{F}_k$, $|\mathbf{F}_i| \approx \frac{1}{k}$ частей;
- Производится k итераций:
 - Модель обучается на $k - 1$ части обучающей выборки;
 - Модель тестируется на части обучающей выборки, которая не участвовала в обучении.

Каждая из k частей единожды используется для тестирования.



После чего решается задача оптимизации:

$$CV_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \mathcal{L}(\mu(\mathbf{X}^I \setminus \mathbf{F}_i), \mathbf{F}_i) \rightarrow \min.$$

Кросс-валидация: $t \times k$ -fold Cross Validation

Как k -fold Cross-Validation, только t раз.

Разбиение:

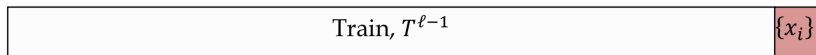
$$\mathbf{X}^I = \mathbf{F}_{(1,1)} \cup \dots \cup \mathbf{F}_{(k,1)} = \mathbf{F}_{(1,t)} \cup \dots \cup \mathbf{F}_{(k,t)}, |\mathbf{F}_{(i,j)}| \approx \frac{l}{k},$$

Задача оптимизации:

$$CV_{t \times k} = \frac{1}{tk} \sum_{j=1}^t \sum_{i=1}^k \mathcal{L}(\mu(\mathbf{X}^I \setminus \mathbf{F}_{i,j}), \mathbf{F}_{i,j}) \rightarrow \min$$

Кросс-валидация: Leave-One-Out

Выборка разбивается на $l - 1$ и 1 объект l раз.



$$LOO = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \mathcal{L}(\mu(\mathbf{X}^l \setminus p_i), p_i) \rightarrow \min, \text{ где } p_i = (x_i, y_i).$$

Преимущества LOO в том, что каждый объект ровно один раз участвует в контроле, а длина обучающих подвыборок лишь на единицу меньше длины полной выборки.

Недостатком LOO является большая ресурсоёмкость, так как обучаться приходится L раз.

Кросс-валидация: Random subsampling (Monte-Carlo cross-validation)

Выборка разбивается в случайной пропорции. Процедура повторяется несколько раз.



Кросс-валидация: Выбор лучшей модели

Не переобученный алгоритм должен показывать одинаковую эффективность на каждой части.

SGD

Стохастический градиентный спуск - оптимизационный алгоритм, при котором градиент оптимизируемой функции считается на каждой итерации от случайно выбранного элемента выборки.

Вспомним про GD: обозначения

- $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ — матрица признаков;
- $y^* : \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{y}$ - целевая зависимость, известная на \mathbf{X}^l ;
- $\mathbf{y} = y^*(\mathbf{X}) \in A^n$ — вектор классовой принадлежности;
- \mathbf{X}^l — обучающая выборка, состоящая из пар $(x_i, y_i)_{i=1}^l$;
- $a(x, \omega)$ — семейство алгоритмов с параметром вектора весов ω ;
- $\mathfrak{L}(a, y)$ — функция потерь, выбранная из класса C_1 .

Вспомним про GD: постановка задачи

Найдем алгоритм $a(x, \omega)$, аппроксимирующий зависимость y^* .
Например, в случае линейного классификатора искомый алгоритм имеет вид:

$$a(x, \omega) = \phi\left(\sum_{j=1}^n \omega_j x^j - \omega_0\right),$$

где $\phi(z)$ - функция активации.

Решаемая задача оптимизации:

$$Q(\omega) = \sum_{i=1}^I \mathfrak{L}(a(x_i, \omega), y_i) \rightarrow \min_{\omega}$$

Обновление весов:

$$\omega^{(t+1)} = \omega^{(t)} - h \nabla Q(\omega^{(t)})$$

Вспомним про GD: Проблемы

Проблема GD — чтобы определить новое приближение вектора весов необходимо вычислить градиент от каждого элемента выборки, что может сильно замедлять алгоритм. Идея ускорения заключается в использовании либо одного элемента (SGD), либо некоторой подвыборки (Batch GD) для получения нового приближения весов.

Ускоряем GD - SGD

Веса, при подходе SGD, обновляются следующим образом:

$$\omega^{(t+1)} = \omega^{(t)} - h \nabla \mathcal{L}(a(x_i, \omega^{(t)}), y_t),$$

где i — случайно выбранный индекс.

Т.к. направление изменения ω будет определяться за $O(1)$, подсчет Q на каждом шаге будет слишком дорогостоящим. Для ускорения оценки, будем использовать одну из рекуррентных формул:

- Среднее арифметическое:

$$\overline{Q}_m = \frac{1}{m} \mathcal{L}(a(x_m, \omega), y_m) + (1 - \frac{1}{m}) \overline{Q}_{m-1};$$

- Экспоненциальное скользящее среднее:

$$\overline{Q}_m = \lambda \mathcal{L}(a(x_m, \omega), y_m) + (1 - \lambda) \overline{Q}_{m-1}, \text{ где } \lambda — \text{ темп забывания "предыстории" ряда.}$$

SGD: А что с инициализацией весов?

Существует несколько способов:

- $\omega = 0$;
- $\omega_j = \text{random}(-\frac{1}{2n}, \frac{1}{2n})$;
- $\omega_j = \frac{\langle y, x_j \rangle}{\langle x_j, x_j \rangle}$, если признаки независимы, функция активации линейна, а функция потерь квадратична.

SGD: А что со сходимостью?

Установлено, что если скорость обучения убывает при увеличении числа итераций SGD сходится почти наверняка к глобальному минимуму в случае выпуклой или псевдовыпуклой функции $Q(\omega)$, в противном случае метод сходится почти наверняка к локальному минимуму.

SGD: Достоинства и недостатки

Достоинства:

- Легко реализуется;
- Функция потерь и семейство алгоритмов могут быть любыми (если функция потерь не дифференцируема, ее можно аппроксимировать дифференцируемой);
- Легко добавить регуляризацию;
- Возможно потоковое обучение;
- Подходит для задач с большими данными, иногда можно получить решение даже не обработав всю выборку.

Недостатки:

- Нет универсального набора эвристик, их нужно выбирать для конкретной задачи отдельно;
- На практике остаются проблемы с локальными экстремумами.

Модификации (или о чем можно почитать на досуге)

- Не выраженные явно изменения (ISGD) — градиент пересчитывается на следующей итерации;
- Метод импульса — запоминает $\Delta\omega$ на каждой итерации и определяет следующее изменение в виде линейной комбинации градиента и предыдущего изменения;
- Усреднённый стохастический градиентный спуск;
- AdaGrad — модификация SGD с отдельной для каждого параметра скоростью обучения;
- RMSProp — это метод, в котором скорость обучения настраивается для каждого параметра. Идея заключается в делении скорости обучения для весов на скользящие средние значения недавних градиентов для этого веса;
- Adam — это обновление оптимизатора RMSProp. Здесь используются скользящие средние как градиентов, так и вторых моментов градиентов.
- Kalman-based SGD.