MÔ HÌNH HỒI QUY

Tiết 1: Mô hình hồi quy tuyến tính

Ths Pham Viêt Anh

Viện Công nghệ HaUI Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

Ngày 21 tháng 3 năm 2024





Nội dung

- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- 5 Tổng kết





Nội dung

- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- **5** Tổng kết





■ Các em hãy cho biết học máy là gì?





■ Các em hãy cho biết học máy là gì?

Trả lời: Là phân nhánh của Khai phá dữ liệu quan tâm đến việc phát triển các thuật toán học cho máy tính nhằm giúp máy tính có thể trích rút ra thông tin và tri thức từ dữ liệu thông qua các phương pháp "học".





■ Các em hãy cho biết học máy là gì?

Trả lời: Là phân nhánh của Khai phá dữ liệu quan tâm đến việc phát triển các thuật toán học cho máy tính nhằm giúp máy tính có thể trích rút ra thông tin và tri thức từ dữ liệu thông qua các phương pháp "học".

■ Các bài toán cơ bản trong học máy là gì?



■ Các em hãy cho biết học máy là gì?

Trả lời: Là phân nhánh của Khai phá dữ liệu quan tâm đến việc phát triển các thuật toán học cho máy tính nhằm giúp máy tính có thể trích rút ra thông tin và tri thức từ dữ liệu thông qua các phương pháp "học".

■ Các bài toán cơ bản trong học máy là gì?

Trả lời: Hai bài toán cơ bản trong học máy là học giám sát và học không giám sát.



■ Các em hãy cho biết học máy là gì?

Trả lời: Là phân nhánh của Khai phá dữ liệu quan tâm đến việc phát triến các thuật toán học cho máy tính nhằm giúp máy tính có thể trích rút ra thông tin và tri thức từ dữ liệu thông qua các phương pháp "học".

■ Các bài toán cơ bản trong học máy là gì?

Trả lời: Hai bài toán cơ bản trong học máy là học giám sát và học không giám sát.

Các em hãy truy cập và đường link sau và trả lời các câu hỏi dưới dạng trắc ngiệm





■ Các em hãy cho biết học máy là gì?

Trả lời: Là phân nhánh của Khai phá dữ liệu quan tâm đến việc phát triển các thuật toán học cho máy tính nhằm giúp máy tính có thể trích rút ra thông tin và tri thức từ dữ liệu thông qua các phương pháp "học".

■ Các bài toán cơ bản trong học máy là gì?

Trả lời: Hai bài toán cơ bản trong học máy là học giám sát và học không giám sát.

Các em hãy truy cập và đường link sau và trả lời các câu hỏi dưới dạng trắc ngiệm

Link: https://bit.ly/ktktb1



Nội dung

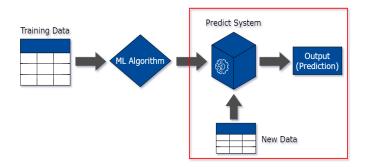
- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- **5** Tổng kết





Ý nghĩa và mục đích

- Có rất nhiều ứng dụng phục vụ dự đoán
- Ứng dụng phục vụ trong đời sống xã hội
- Trong chiến lược của mỗi công ty, tổ chức





- Dự đoán các thông tin trong tương lai
- Các thông tin chưa xảy ra
- Các thông tin xảy ra nhưng cần kiểm chứng
- Dự đoán giá nhà, giá vàng,...



- Dự đoán các thông tin trong tương lai
- Các thông tin chưa xảy ra
- Các thông tin xảy ra nhưng cần kiểm chứng
- Dự đoán giá nhà, giá vàng,...
- Dựa trên các dữ liệu đã có
- Các thông tin đã được xử lý
- Các thông tin được giả định và có tính chắc chắn
- Dựa trên số lượng lớn các thông tin
- Dựa trên các thông tin xảy ra có tính quy luật



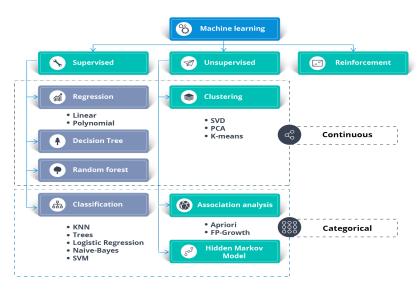
7/33

- Dự đoán các thông tin trong tương lai
- Các thông tin chưa xảy ra
- Các thông tin xảy ra nhưng cần kiểm chứng
- Dự đoán giá nhà, giá vàng,...
- Dựa trên các dữ liệu đã có
- Các thông tin đã được xử lý
- Các thông tin được giả định và có tính chắc chắn
- Dựa trên số lượng lớn các thông tin
- Dựa trên các thông tin xảy ra có tính quy luật

Nhận xét: Các mô hình dự đoán có hiệu quả phụ thuộc rất nhiều vào các dữ liệu đã biết.



Lớp bài toán





- Dữ liệu gồm các cặp đầu vào và nhãn tương ứng
- Các x_1, x_2, \ldots, x_m được gọi là các đặc trưng/thuộc tính của dữ liệu đầu vào/bản ghi/đối tượng/quan sát \boldsymbol{x} .
- Trong thuật ngữ kinh tế lượng các x_1, x_2, \ldots, x_m được gọi là biến độc lập và y gọi là biến phụ thuộc.
- y là dữ liệu đầu ra/biến mục tiêu.

	<i>y</i>	u uu	
	x_1	<i>x</i> ₂	у
x ₁	6	87837	787
x ₂	7	78	5415
x ₃	545	778	7507
x ₄	545	18744	7560
x ₅	88	788	6344

- Input = $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$
- Ouput : $y = f(\mathbf{x}) | y_i \cong f(\mathbf{x}_i)$
- $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$
- $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$

Nhận xét: Việc xác định hàm y = f(x) là việc xây dựng mô hình dự đoán.

Định nghĩa

Mô hình hồi quy

Một mô hình được gọi là hồi quy nếu mô hình đó mô tả được mối quan hệ giữa một hoặc nhiều biến độc lập với biến phụ thuộc.

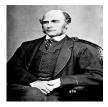


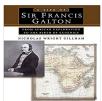
Định nghĩa

Mô hình hồi quy

Một mô hình được gọi là hồi quy nếu mô hình đó mô tả được mối quan hệ giữa một hoặc nhiều biến độc lập với biến phụ thuộc.

- Được Francis Galton (1822-1911) đưa ra lần đầu tiên.
- Mô hình hồi quy có thể dự đoán hoặc ước lượng giá trị của một biến số từ các giá trị của một hay nhiều biến số khác.
- Phân tích hồi quy là cơ sở cho nhiều loại dự đoán và xác định sự tác động lên các biến mục tiêu





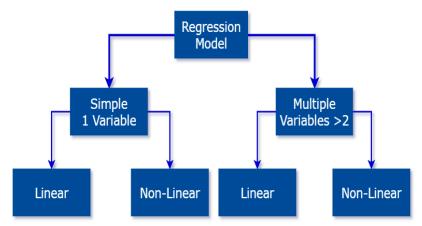
Hoc máy (Machine Learning)





Các mô hình hồi quy

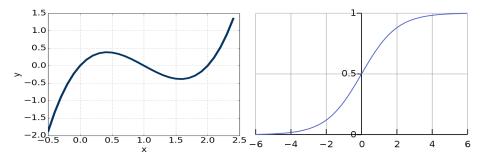
Có rất nhiều cách để phân loại các mô hình hồi quy.





- Có 6 mô hình hồi quy thường được sử dụng.
- Hồi quy tuyến tính
- Hồi quy Ridge
- Hồi quy Lasso

- Hồi quy Logistic
- Hồi quy đa thức
- Hồi quy bayesian



Nhận xét: Các mô hình hồi quy được xây dựng dựa trên sự phân bố dữ liệu đầu vào.

Mô hình hồi quy tuyến tính

Định nghĩa

Là mô hình mô tả được mối quan hệ giữa một hoặc nhiều biến độc lập với biến phụ thuộc **dựa trên một hàm tuyến tính**.

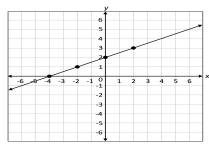


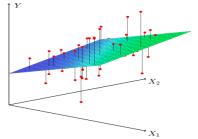
Mô hình hồi quy tuyến tính

Định nghĩa

Là mô hình mô tả được mối quan hệ giữa một hoặc nhiều biến độc lập với biến phụ thuộc <mark>dựa trên một hàm tuyến tính</mark>.

■ Tuyến tính là các hàm số dạng bậc 1 (đường thẳng, mặt phẳng, siêu phẳng).



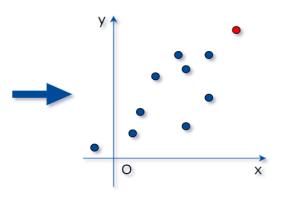




Mục đích

Xét một ví dụ sau:

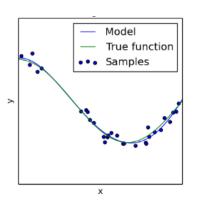
	<i>x</i> ₁	у
x ₁	0.13	-0.91
x ₂	1.02	-0.17
x 3	3.17	1.61
X 4	-2.76	-3.31
x ₅	1.44	0.18
x ₆	5.28	3.36
x 7	-1.74	-2.46
x 8	7.93	5.56

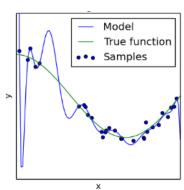


- Xác định một hàm f(x) sao cho đi qua hết các điểm dữ liệu.
- Hàm f(x) sử dụng để dự đoán cho các quan sát tiếp theo.



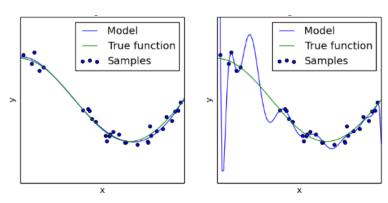
■ Các hàm có tính phức tạp (đa thức)







■ Các hàm có tính phức tạp (đa thức)



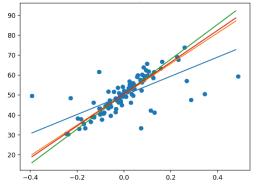
Nhận xét:

- Khó khăn trong việc xác định.
- Ánh hưởng tốc độ tính toán với các dữ liệu tương lai.
- Không đảm bảo hiệu quả khi dự đoán dữ liệu tương lai.



Xác định một hàm tuyến tính đảm bảo sai số dự đoán là ít nhất, dễ dàng tính toán với các dữ liệu tương lai và dễ dàng xây dựng.

- Mô hình HQTT tổng quát: $f(\mathbf{x}) = b + w_1x_1 + ... + w_mx_m$
 - Xác định/ tìm kiếm f(x)?
 - Tổng quát hóa là tốt nhất
 - f(x) tốt hơn so với g(x)?





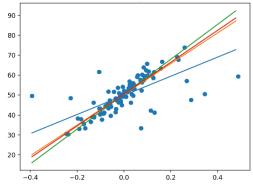


Xác định một hàm tuyến tính đảm bảo sai số dự đoán là ít nhất, dễ dàng tính toán với các dữ liệu tương lai và dễ dàng xây dựng.

■ Mô hình HQTT tổng quát: $f(\mathbf{x}) = b + w_1x_1 + ... + w_mx_m$

• Xác định/ tìm kiếm
$$f(x)$$
?

- Tổng quát hóa là tốt nhất
- f(x) tốt hơn so với g(x)?



Nhận xét: Hệ số b được đưa vào mô hình để mang lại tính tổng quát hóa. Việc xác định/ tìm f(x) là quá trình xây dựng mô hình hồi quy tuyến tính.

Nội dung

- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- **5** Tổng kết



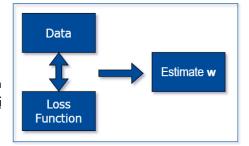


Dinh nghĩa

Xây dựng mô hình

Là việc xác định các tham số của mô hình dựa trên các dữ liệu đầu vào thông qua một độ đo tiêu chuẩn nào đó.

- Đô đo:
- Dưa trên các dữ liêu đầu vào
- Đánh giá mức đô chênh lệch giữa giá trị đầu ra thực tế và giá trị đầu ra được dư đoán.





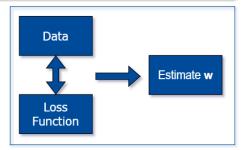


Định nghĩa

Xây dựng mô hình

Là việc xác định các tham số của mô hình dựa trên các dữ liệu đầu vào thông qua một độ đo tiêu chuẩn nào đó.

- Độ đo:
- Dựa trên các dữ liệu đầu vào
- Đánh giá mức độ chênh lệch giữa giá trị đầu ra thực tế và giá trị đầu ra được dự đoán.



Nhận xét: Hàm mất mát/lỗi thường được sử dụng. Quá trình tối ưu hàm mất mát được gọi là quá trình học của mô hình học máy.

■ Xét mỗi điểm dữ liệu $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, ta cần xây dựng hàm $f(\mathbf{x}) = b + w_1 x_1 + \dots + w_m x_m$ sao cho $y \cong f(\mathbf{x})$.





- Xét mỗi điểm dữ liệu $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, ta cần xây dựng hàm $f(\mathbf{x}) = b + w_1x_1 + \dots + w_mx_m$ sao cho $y \cong f(\mathbf{x})$.
- Mỗi điểm dữ liệu bổ sung thêm thuộc tính $x_0 = 1$ và đặt $w_0 = bx_0$.





- Xét mỗi điểm dữ liệu $\mathbf{x} = (x_1, x_2, ..., x_m)$, ta cần xây dựng hàm $f(\mathbf{x}) = b + w_1x_1 + ... + w_mx_m$ sao cho $y \cong f(\mathbf{x})$.
- Mỗi điểm dữ liệu bổ sung thêm thuộc tính $x_0 = 1$ và đặt $w_0 = bx_0$.
- Với mỗi điểm dữ liệu $\bar{x} = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_m)$, ta cần xác định một giá trị dự đoán \hat{y} sao cho phương trình sau đây đạt giá trị nhỏ nhất:

$$\frac{1}{2}(y-\hat{y})^2 = \frac{1}{2}(y-w_0x_0-w_1x_1-\ldots-w_mx_m)^2$$
 (1)





- Xét mỗi điểm dữ liệu $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, ta cần xây dựng hàm $f(\mathbf{x}) = b + w_1x_1 + \dots + w_mx_m$ sao cho $y \cong f(\mathbf{x})$.
- Mỗi điểm dữ liệu bổ sung thêm thuộc tính $x_0 = 1$ và đặt $w_0 = bx_0$.
- Với mỗi điểm dữ liệu $\bar{x} = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_m)$, ta cần xác định một giá trị dự đoán \hat{y} sao cho phương trình sau đây đạt giá trị nhỏ nhất:

$$\frac{1}{2}(y-\hat{y})^2 = \frac{1}{2}(y-w_0x_0-w_1x_1-\ldots-w_mx_m)^2$$
 (1)

 Nếu đặt w = (w₀,..., w_m)^T là một vector hệ số cần tối ưu (dạng cột), khi đó phương trình (1) trở thành:

$$\frac{1}{2}(y-\hat{y})^2 = \frac{1}{2}(y-\bar{x}w)^2 \tag{2}$$





Nếu xét trên các cặp dữ liệu đã biết (x_i, y_i) , i = 1, 2, ..., n, với n là số lượng dữ liệu quan sát được. Điều mong muốn là tổng sai số phải là nhỏ nhất. Điều này dẫn tới bài toán tìm \mathbf{w} sao cho phương trình sau là nhỏ nhất:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} (y_i - \bar{\mathbf{x}}_i \mathbf{w})^2$$
 (3)



Nếu xét trên các cặp dữ liệu đã biết (\mathbf{x}_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots n$, với n là số lượng dữ liệu quan sát được. Điều mong muốn là tổng sai số phải là nhỏ nhất. Điều này dẫn tới bài toán tìm \mathbf{w} sao cho phương trình sau là nhỏ nhất:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} (y_i - \bar{\mathbf{x}}_i \mathbf{w})^2$$
 (3)

• $\mathcal{L}(\mathbf{w})$ được gọi là hàm mất mát của bài toán hồi quy tuyến tính và được sử dụng để xác định các tham số cho mô hình học máy.



Nếu xét trên các cặp dữ liệu đã biết (\mathbf{x}_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots n$, với n là số lượng dữ liệu quan sát được. Điều mong muốn là tổng sai số phải là nhỏ nhất. Điều này dẫn tới bài toán tìm \mathbf{w} sao cho phương trình sau là nhỏ nhất:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} (y_i - \bar{\mathbf{x}}_i \mathbf{w})^2$$
 (3)

- $\mathcal{L}(\mathbf{w})$ được gọi là hàm mất mát của bài toán hồi quy tuyến tính và được sử dụng để xác định các tham số cho mô hình học máy.
- Đặt \mathbf{w}^* là giá trị của \mathbf{w} sao cho $\mathcal{L}(\mathbf{w})$ đạt giá trị nhỏ nhất. Khi đó:

$$\mathbf{w}^* = \operatorname*{arg\,min}_{\mathbf{w}} \mathcal{L}\left(\mathbf{w}\right)$$



20 / 33

Ngày 21 tháng 3 năm 2024

Nếu xét trên các cặp dữ liệu đã biết (\mathbf{x}_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots n$, với n là số lượng dữ liệu quan sát được. Điều mong muốn là tổng sai số phải là nhỏ nhất. Điều này dẫn tới bài toán tìm \mathbf{w} sao cho phương trình sau là nhỏ nhất:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{2} (y_i - \bar{\mathbf{x}}_i \mathbf{w})^2$$
 (3)

- $\mathcal{L}(\mathbf{w})$ được gọi là hàm mất mát của bài toán hồi quy tuyến tính và được sử dụng để xác định các tham số cho mô hình học máy.
- Đặt \mathbf{w}^* là giá trị của \mathbf{w} sao cho $\mathcal{L}(\mathbf{w})$ đạt giá trị nhỏ nhất. Khi đó:

$$\mathbf{w}^* = \operatorname*{arg\,min}_{\mathbf{w}} \mathcal{L}\left(\mathbf{w}\right)$$

• w* được gọi là điểm tối ưu của mô hình.



- Xác định vector hê số w.
- Có rất nhiều phương pháp để xác định w*. Phương pháp tổng bình phương nhỏ nhất (OLS-Odinary Least Squares) thường được sử dụng.





- Xác định vector hệ số w.
- Có rất nhiều phương pháp để xác định \mathbf{w}^* . Phương pháp tổng bình phương nhỏ nhất (OLS-Odinary Least Squares) thường được sử dụng.
- Đặt $\bar{\boldsymbol{X}} = (\bar{\boldsymbol{x}}_1, \bar{\boldsymbol{x}}_2, \dots, \bar{\boldsymbol{x}}_n)$, $\boldsymbol{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ là ma trận chứa các vector hàng của dữ liệu đầu vào và vector cột chứa các dữ liệu đầu ra.





- Xác định vector hệ số w.
- Có rất nhiều phương pháp để xác định \mathbf{w}^* . Phương pháp tổng bình phương nhỏ nhất (OLS-Odinary Least Squares) thường được sử dụng.
- Đặt $\bar{\boldsymbol{X}}=(\bar{\boldsymbol{x}}_1,\bar{\boldsymbol{x}}_2,\ldots,\bar{\boldsymbol{x}}_n)$, $\boldsymbol{y}=(y_1,y_2,\ldots,y_n)$ là ma trận chứa các vector hàng của dữ liệu đầu vào và vector cột chứa các dữ liệu đầu ra.
- Phương trình (3) trở thành:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \bar{\mathbf{X}}\mathbf{w}\|_{2}^{2}$$
 (4)





- Xác định vector hệ số w.
- Có rất nhiều phương pháp để xác định \mathbf{w}^* . Phương pháp tổng bình phương nhỏ nhất (OLS-Odinary Least Squares) thường được sử dụng.
- Đặt $\bar{\boldsymbol{X}}=(\bar{\boldsymbol{x}}_1,\bar{\boldsymbol{x}}_2,\ldots,\bar{\boldsymbol{x}}_n)$, $\boldsymbol{y}=(y_1,y_2,\ldots,y_n)$ là ma trận chứa các vector hàng của dữ liệu đầu vào và vector cột chứa các dữ liệu đầu ra.
- Phương trình (3) trở thành:

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \bar{\mathbf{X}}\mathbf{w}\|_{2}^{2}$$
 (4)

• $\|\mathbf{z}\|_2^2$ là tổng bình phương mỗi phần tử của \mathbf{z} .



21/33



$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}} \left(\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y} \right) \tag{5}$$



$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}} \left(\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y} \right) \tag{5}$$

• $\bar{\mathbf{X}} = n \times m$, $\mathbf{w} = m \times 1$, $\mathbf{y} = n \times 1 \Rightarrow (\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y}) = n \times 1$



22 / 33

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}} \left(\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y} \right) \tag{5}$$

- $\bar{\mathbf{X}} = n \times m$, $\mathbf{w} = m \times 1$, $\mathbf{y} = n \times 1 \Rightarrow (\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} \mathbf{y}) = n \times 1$
- Để thỏa mãn phương trình đạo hàm cần chuyển thành:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}}^{T} (\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y}) = 0 \Rightarrow \boxed{\mathbf{w} = (\bar{\mathbf{X}}^{T} \bar{\mathbf{X}})^{-1} \bar{\mathbf{X}}^{T} \mathbf{y}}$$
(6)



$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}} \left(\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y} \right) \tag{5}$$

- $\bar{\mathbf{X}} = n \times m$, $\mathbf{w} = m \times 1$, $\mathbf{y} = n \times 1 \Rightarrow (\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} \mathbf{y}) = n \times 1$
- Để thỏa mãn phương trình đạo hàm cần chuyển thành:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \bar{\mathbf{X}}^{T} (\bar{\mathbf{X}} \mathbf{w} - \mathbf{y}) = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = (\bar{\mathbf{X}}^{T} \bar{\mathbf{X}})^{-1} \bar{\mathbf{X}}^{T} \mathbf{y}$$
(6)

Nhận xét:

- $\bar{X}^T \bar{X}$ phải là một ma trận khả nghịch.
- Trường hợp $\bar{X}^T\bar{X}$ không khả nghịch thì phương pháp OLS không thể sử dụng.

Nội dung

- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- **5** Tổng kết





Ngày 21 tháng 3 năm 2024

Ví dụ minh họa

Với 13 quan sát cho biết diện tích và giá của 13 căn nhà. Xây dựng một mô hình hồi quy tuyến tính thể hiện mối quan hệ giữa diện tích và giá nhà.

0	S (m2)	p (Tỷ VNĐ)
x ₁	73.5	1.49
x ₂	75.0	1.50
x ₃	76.5	1.51
x ₄	79.0	1.54
x ₅	81.5	1.58
x ₆	82.5	1.59
x ₇	84	1.60
x 8	85	1.62
x ₉	86.5	1.63
x ₁₀	87.5	1.64
x ₁₁	89	1.66
x ₁₂	90	1.67
x ₁₃	91.5	1.68

Công cụ triển khai			
Ngôn ngữ	Python	3.7	
Môi trường	Anaconda	Latest	
Thư viện	Numpy, matplotlib	Latest	
Soạn thảo	Jupyter Notebook	Latest	

Khuyến nghị: Sử dụng Google Colab

■ Truy cập vào link sau:

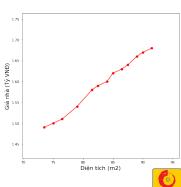
https://colab.research.google.com/



Triển khai mô hình

■ Thêm thư viện, chuẩn bị dữ liệu đầu vào và xây dựng hàm trực quan hóa dữ liệu

```
[1] import matplotlib.pyplot as plt
        import numpy as np
   [2] # Tiền xử lý dữ liệu
        # X (nxm) , v (nx1)
        X = np.array([[73.5,75.,76.5,79.,81.5,82.5,84.,85.,86.5,87.5,89.,90.,91.5]]).T
        v = np.array([[1.49.1.50,1.51.1.54,1.58,1.59,1.60,1.62,1.63,1.64,1.66,1.67,1.68]]).T
₹ [3]
        Xây dựng hàm trực quan hóa dữ liêu
        def plotData(X, y, title="", xlabel="", ylabel=""):
          # Tao khung của đồ thi
          plt.figure(figsize=(8,8))
          plt.plot(X, y, 'r-o', label="price")
          # Xác định các giá trị max và min của dữ liệu
          X \min = np.min(X)
          X \max = np.\max(X)
          y min = np.min(y)
          y max = np.max(y)
          plt.axis([X min*0.95, X max*1.05, y min*0.95, y max*1.05])
          plt.xlabel(xlabel, fontsize = 16)
          plt.ylabel(ylabel, fontsize = 16)
          plt.show()
   [4] plotData(X, v, title="Giá nhà theo diên tích", xlabel="Diên tích (m2)", ylabel="Giá nhà (Tỷ VNĐ)")
```



- Xây dựng hàm tính toán tham số
- Tạo ma trận hệ số điều chỉnh sử dụng np.ones
- Ghép ma trận hệ số điều chỉnh và ma trận dữ liệu theo cột sử dụng np.concatenate
- ullet Để dễ dàng tính toán, đặt $oldsymbol{A} = ar{oldsymbol{X}}^Tar{oldsymbol{X}}$, $oldsymbol{b} = ar{oldsymbol{X}}^Toldsymbol{y}$

```
y = 0.66 + 0.01x_1
Xác định tham số mô hình w1 và w0
.....
                                                       1.75
def model(X, v):
 # Tao ma trân hê số điều chỉnh
                                                       1.70
 one = np.ones((X.shape[0],1))
  # Ghép theo côt với ma trân X (ma trân dữ liêu)
                                                     Giá nhà (Tỷ VNĐ)
 Xbar = np.concatenate((one, X), axis = 1)
  A = np.dot(Xbar.T, Xbar)
  b = np.dot(Xbar.T, v)
  # Tính nghiêm
  w = np.dot(np.linalg.pinv(A),b)
                                                       1.50
  w = w[0][0]
  W 1 = W[1][0]
                                                       1.45
 #print(w)
 print("Mô hình:" , w_0 , "+" , w_1 , "*x_1")
                                                                          Diên tích (m2)
  return w 0, w 1
```

- Trong mô hình hồi quy tuyến tính, người ta thường sử dụng chỉ số R-squared để đánh giá chất lượng của mô hình.
- R-squared cho ta biết mức độ các biến đầu vào (biến đầu vào) sẽ giải thích được bao nhiêu phần trăm các biến mục tiêu.
- R-squared càng lớn thì mô hình càng tốt.

$$TSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2$$
 (7)

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$
 (8)

$$ESS = \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$
 (9)



Trong đó TSS là tổng bình phương sai số toàn bô mô hình (Total Sum Squared), RSS là tổng bình phương sai số ngẫu nhiên (Residual Sum Squared), ESS là tổng bình phương sai số được giải thích bởi mô hình (Explained Sum Squared).

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \tag{10}$$





PHƯƠNG PHÁP OLS			
Ưu điểm	Nhược điểm		
Có khả năng tổng quát hóa mô	Rất nhạy cảm với các dữ liệu nhiễu,		
hình	không nhất quán		
Thời gian xây dựng và tính toán			
nhanh	trận $ar{oldsymbol{X}}^Tar{oldsymbol{X}}$ là không khả nghịch		
Có khả năng dự đoán tốt với các			
dữ liệu có quy luật	phân phối không bình thường		



PHƯƠNG PHÁP OLS			
Ưu điểm	Nhược điểm		
Có khả năng tổng quát hóa mô	Rất nhạy cảm với các dữ liệu nhiễu,		
hình	không nhất quán		
Thời gian xây dựng và tính toán	Mô hình không làm việc khi ma		
nhanh	trận $oldsymbol{ar{X}}^Toldsymbol{ar{X}}$ là không khả nghịch		
Có khả năng dự đoán tốt với các			
dữ liệu có quy luật	phân phối không bình thường		

Nhận xét: Có thể sử dụng các mô hình hồi quy biến thể khác để hạn chế một số nhược điểm trên:

- Sử dụng mô hình hồi quy Ridge, Lasso
- Sử dụng phương pháp đạo hàm ngược
- Sử dụng mô hình hồi quy dạng phi tuyến



Nội dung

- ① Ôn tập kiến thức buổi 1
- 2 Khái niệm cơ bản
- 3 Xây dựng mô hình hồi quy
- 4 Triển khai mô hình
- **5** Tổng kết





Kiến thức quan trọng

- Nắm rõ các khái niệm cơ bản
- Mô hình hồi quy, mô hình hồi quy tuyến tính.
- Hiểu được ý nghĩa và mục đích của các mô hình hồi quy và mô hình hồi quy tuyến tính.
- Hiểu rõ quá trình xây dựng mô hình
- Các kiến thức liên quan tới quá trình học, hàm mất mát.
- Nắm rõ phương pháp OLS và cách biến đổi nghiệm tối ưu của mô hình.
- Biết cách triển khai mô hình trên các dữ liệu thực tế



31 / 33



Bài tập về nhà

Yêu cầu:

- Xem lại mã nguồn và Slide bài giảng trên lớp sau đó tiến hành lựa chọn một bộ dữ liệu mẫu để thực hành.
- Đọc trước tài liệu về mô hình hồi quy Lasso, mô hình hồi quy Ridge và cách đánh giá hiệu quả của mô hình hồi quy tuyến tính.
- Truy cập và đường dẫn dưới đây để tham khảo và đọc trước các tài liệu yêu cầu.

```
Tài liệu tham khảo: https://bit.ly/tltkhm
```

Mã Nguồn: https://bit.ly/sourceb1



THANK YOU



