

VIETTEL AI RACE

DIMENSIONALITY REDUCTION & PCA

Public 118

Lân ban hành: 1

Giới thiệu 2

Dimensionality Reduction (giảm chiều dữ liệu) là một kỹ thuật quan trọng ³ Machine Learning. trong Dữ liệu thực tế có thể có số chiều rất lớn (hàng nghìn). Việc giảm chiều giúp tiết kiệm lưu trữ, tăng tốc tính toán và có thể coi như nén dữ liệu. Môt phương pháp tuyến tính cơ bản là Principal Component Analysis (PCA).

Một chút toán 4 2.

2.1 Norm 2 của ma trận ⁵

$$||A||_2 = \max_x ||Ax||_2 / ||x||_2 |^6(1)$$

 $||A||_2 = \max_{\{\|x\|_2 = 1\}} ||Ax||_2 |^7(2)$

Giải bằng nhân tử Lagrange cho thấy norm 2 của ma trận chính là singular Nace Vector tương ứng là right-singular vector của A. của

2.2 Biểu diễn vector trong các hệ cơ sở khác nhau ⁹

$$x = Uy$$
, $y = U^{-1}x^{0}$

13

Nếu U trưc giao: $U^{-1}=U^{T}$, do đó $y=U^{T}$ x.

2.3 Trace 12

Môt số tính chất:

- trace(A) = trace(A T)

- trace(kA) = k trace(A)

- trace(AB) = trace(BA)

 $- \|A\| F^2 = \operatorname{trace}(A^T A)$

- trace(A) = tổng các trị riêng của A

2.4 Kỳ vọng và ma trận hiệp phương sai 14

Da chiều: $\bar{x} = (1/N) \Sigma x_n$, $S = (1/N) (X - \bar{x}1^T)(X - \bar{x}1^T)^T$ 28 17.48.02 Al Race

Principal Component Analysis (PCA) 16 3.

Mục tiêu: Tìm hệ cơ sở trực chuẩn sao cho phương sai dữ liệu tập trung ở ¹⁷ K thành phần đầu.

Dữ liệu chuẩn hoá: $\dot{X} = X - \bar{x}1^{T}$

Ma trân hiệp phương sai: $S = (1/N)\dot{X}\dot{X}^{T}$



VIETTEL AI RACE DIMENSIONALITY REDUCTION & PCA

Public 118

4

Lần ban hành: 1

Hàm mất mát: $J = \Sigma_{i=K+1}^D u_i^T S u_i$ Tối ưu tương đương chọn K vector riêng ứng với K trị riêng lớn nhất của S.

2

20/200

4. Các bước PCA ³

- Tính kỳ vọng x
- Chuẩn hoá dữ liệu: $\dot{X} = X \bar{x}1^{T}$
- Tính ma trận hiệp phương sai S
- Tính trị riêng & vector riêng, sắp xếp λ giảm dần
- Chọn K vector riêng lớn nhất \rightarrow U K
- Tính toạ độ mới: $Z = U K^T \dot{X}$
- Xấp xỉ khôi phục: $x \approx U K z + \bar{x}$

17.48.02_AI Race

2025-09-28 17.48.02 AI Race

2025-09-28 17.48.02_AI Race