

Redução da dimensionalidade em bigdata

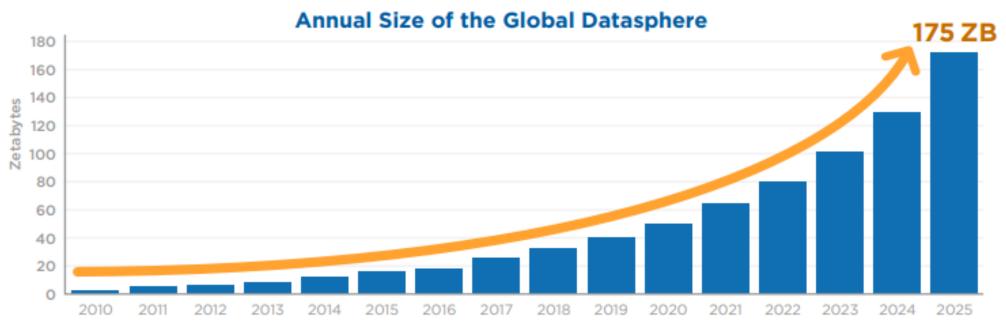
Lucca de Castro Machado – 32292783 Prof. Dr. Anderson Borba

Introdução



Problemas

Crescimento exponencial dos dados

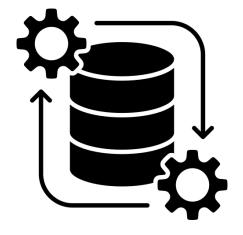


Fonte: https://www.seagate.com/files/www-content/our-story/trends/files/idc-seagate-dataage-whitepaper.pdf

Introdução



Problemas



Processamento de dados

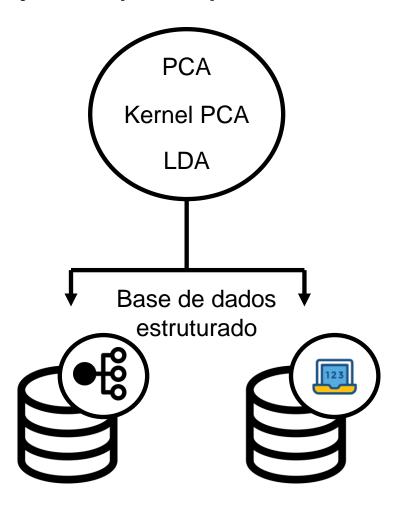


Espaço de armazenamento

Introdução



Objetivo principal



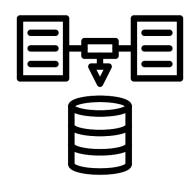
Técnicas de redução da dimensionalidade



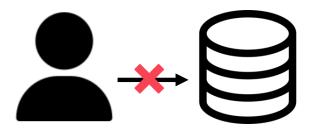




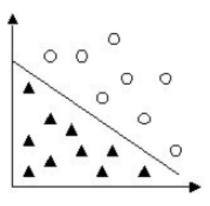
PCA (Principal Component Analysis)



Extração de características



Aprendizagem não supervisionada



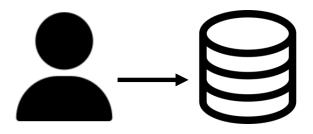
Processamento de dados lineares



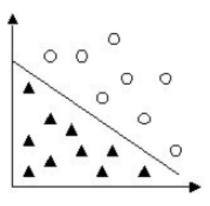
LDA (Linear Discriminant Analysis)



Seleção de características



Aprendizagem supervisionada

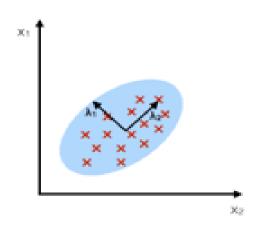


Processamento de dados lineares



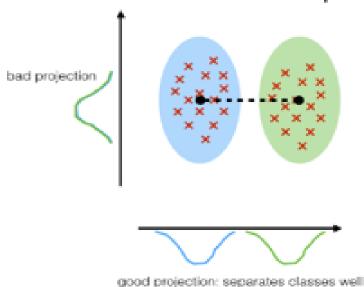
PCA:

component axes that maximize the variance



LDA:

maximizing the component axes for class-separation



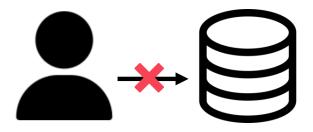
Fonte: https://sebastianraschka.com/Articles/2014_python_lda.html



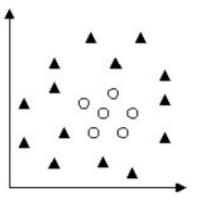
Kernel PCA



Extração de características

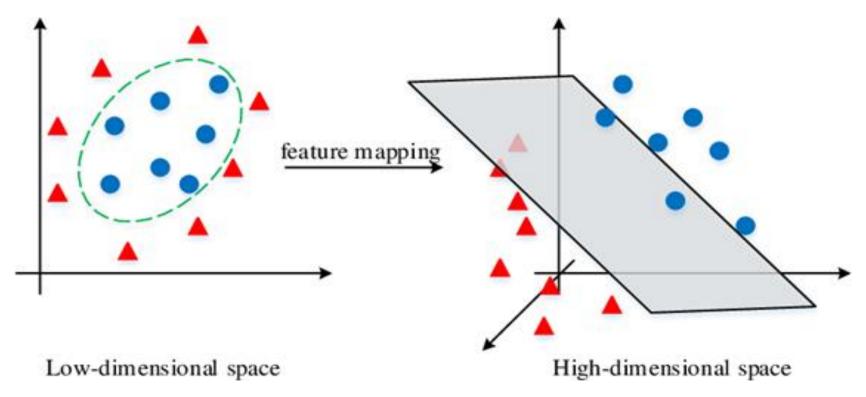


Aprendizagem não supervisionada



Processamento de dados não lineares





Fonte: https://www.semanticscholar.org/paper/Software-defect-prediction-based-on-kernel-PCA-and-Xu-Liu/fe246ded4da28ab5668f799fb08cb32a797c009e

Procedimentos metodológicos Mackenzie



Bases de dados utilizadas

\$501



Adult data set

50 mil registros 15 atributos

House prices

22 mil registros 21 atributos

Imagens

200 imagens 31,6 MB

Procedimentos metodológicos Mackenzie



Hardware

- AMD Ryzen 7 5700G 3.80 GHz
- Memória RAM 32GB (2x16) DDR4 3600MHz
- SSD 512GB
 - Leitura 3100MBs
 - Gravação 1500MBs

Sotfwares

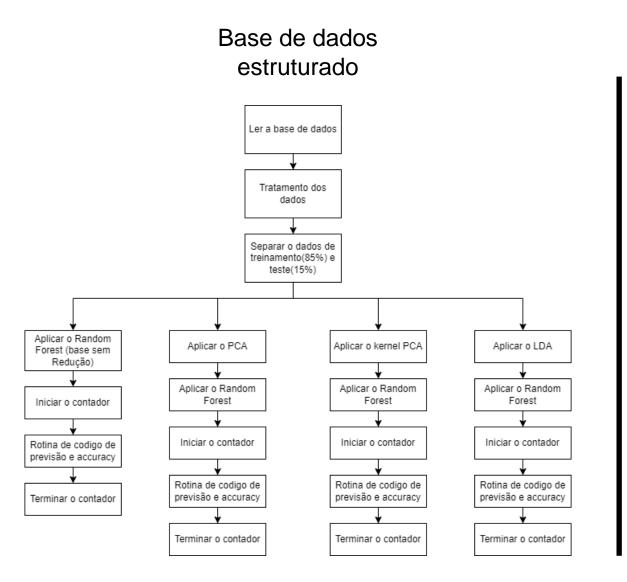
- Jupyter Notebook 6.5.2
- Python 3.10.2

Bibliotecas:

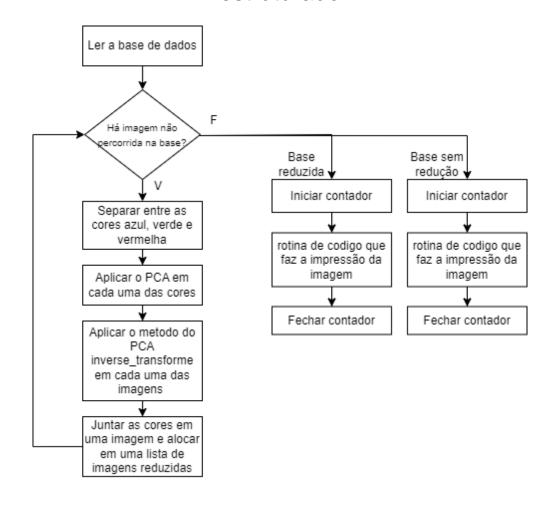
- Time
- Panda
- Seaborns
- Matplotlib
- Sklearn

Procedimentos metodológicos Mackenzie





Base de dados Não estruturado





Bases de dados estruturado - Classificação

Base sem redução da dimensionalidade

| Taxa de acerto | Tempo de execução |
|----------------|-------------------|
| 0.9404 | 2.563 |

Base reduzida pelo LDA

| n_components | Taxa de acerto | Tempo de execução | |
|--------------|----------------|-------------------|--|
| 1 | 0.8908 | 2.981 | |

Base reduzida pelo PCA

| n_components | Taxa de acerto | Tempo de execução |
|--------------|----------------|-------------------|
| 14 | 0.9404 | 2.341 |
| 12 | 0.9404 | 2.303 |
| 10 | 0.9404 | 2.244 |
| 8 | 0.9404 | 2.349 |
| 6 | 0.9404 | 2.401 |
| 4 | 0.9404 | 2.474 |
| 2 | 0.9404 | 2.821 |

Base reduzida pelo kernel PCA

| n_components | Taxa de acerto | Tempo de execução |
|--------------|----------------|-------------------|
| 14 | 0.9396 | 2.201 |
| 12 | 0.9384 | 2.274 |
| 10 | 0.9355 | 2.311 |
| 8 | 0.9312 | 2.383 |
| 6 | 0.9304 | 2.424 |
| 4 | 0.9186 | 2.481 |
| 2 | 0.8972 | 2.868 |



Bases de dados estruturado - Regressão

Base sem redução da dimensionalidade

| Taxa de acerto | Erro | Tempo de execução |
|----------------|-------|-------------------|
| 0.875 | 76620 | 274.181 |

Base reduzida pelo LDA

| N_components | Taxa de acerto | Erro | Tempo de execução |
|--------------|----------------|---------|-------------------|
| 16 | 0.881 | 76.323 | 275.234 |
| 14 | 0.871 | 77.894 | 288.409 |
| 12 | 0.852 | 84.612 | 274.185 |
| 10 | 0.850 | 84.187 | 271.937 |
| 8 | 0.823 | 91.019 | 265.443 |
| 6 | 0.800 | 97.137 | 261.267 |
| 4 | 0.781 | 102.447 | 255.100 |
| 2 | 0.762 | 108.197 | 253.292 |

Base reduzida pelo PCA

| N_components | Taxa de acerto | Erro | Tempo de execução |
|--------------|----------------|---------|-------------------|
| 16 | 0.881 | 74.811 | 274.498 |
| 14 | 0.875 | 77.400 | 278.630 |
| 12 | 0.865 | 78.189 | 268.266 |
| 10 | 0.829 | 89.368 | 264.268 |
| 8 | 0.813 | 89.841 | 257.877 |
| 6 | 0.763 | 105.411 | 253.703 |
| 4 | 0.666 | 135.690 | 252.057 |
| 2 | 0.632 | 143.166 | 245.153 |

Base reduzida pelo kernel PCA

| N_components | Taxa de acerto | Erro | Tempo de execução |
|--------------|----------------|---------|-------------------|
| 16 | 0.716 | 90.505 | 305.011 |
| 14 | 0.705 | 95.932 | 297.465 |
| 12 | 0.688 | 101.872 | 269.198 |
| 10 | 0.666 | 102.646 | 273.449 |
| 8 | 0.659 | 107.767 | 277.718 |
| 6 | 0.597 | 119.540 | 260.827 |
| 4 | 0.530 | 141.316 | 248.274 |
| 2 | 0.463 | 159.849 | 237.248 |



Bases de dados não estruturado - 200 Imagens

Base sem redução da dimensionalidade

| Tamanho em MB | Tempo de impressão |
|---------------|--------------------|
| 31,6 | 26.153 |

Base reduzida pelo PCA

| N_components | Tamanho em MB | Tempo de impressão |
|---------------------|---------------|--------------------|
| 100 | 4,45 | 20.521 |
| 50 | 4,21 | 19.842 |
| 20 | 3,68 | 17.987 |
| 5 | 2.80 | 17.130 |



Analisando uma imagem











| N_components | - | 100 | 50 | 20 | 5 |
|---------------|-------|-------|--------|--------|-------|
| Armazenamento | 139KB | 36KB | 35,5KB | 32,3KB | 25KB |
| Variância | - | 0.987 | 0.965 | 0.913 | 0.776 |

Considerações finais



- Na base de classificação, o algoritmo PCA teve resultados melhores, não perdendo informações que faria o a precisão do Random Forest decrescer e aumentando a performance em 12.5% nos melhores dos seus parâmetros.
- Na base de regressão, o algoritmo mais eficaz foi o LDA, perdendo em média de 10.29% da precisão calculada pelo Random Forest, resultando melhor precisão em comparado com o PCA e Kernel PCA que teve uma perda de informação de 22.80% e 33.94% respectivamente
- O kernel PCA teve resultados satisfatórios na base de classificação, porém para haver total do seu desempenho, a base teria que ser nãolinear, diferentes das bases testadas.
- Na base de imagens, o melhor resultado que tivemos foi com o parâmetro PCA **n_components = 100**, que teve uma diminuição de armazenamento de sua base de 85.9%, um aumento na velocidade da sua impressão de 21.6%, tudo isso perdendo somente 1.30% de suas informações.



Dúvidas?

in https://www.linkedin.com/in/lucca-de-castro-machado/

lucca465@gmail.com

Lucca de Castro Machado - 32292783

Referências



- ANOWAR, Farzana; SADAOUI, Samira; SELIM, Bassant. Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, t-SNE). Computer Science Review. Montreal, Canada, p. 1-13. jan. 2021.
- H., Telgaonkar Archana; SACHIN, Deshmukh. Dimensionality Reduction and Classification through PCA and LDA. International Journal Of Computer Applications. Aurangabad, p. 0975-8887. jul. 2015.
- Belarbi, Mohammed Amin & Saïd, Mahmoudi & Belalem, Ghalem. (2017). PCA as Dimensionality Reduction for Large-Scale Image Retrieval Systems. International Journal of Ambient Computing and Intelligence. 8. 14. 10.4018/IJACI.2017100104.