

# A Maldição da Dimensionalidade: como selecionar características em problemas complexos?

Msc. Felipe Teodoro
Head of Data Science

### Felipe Teodoro



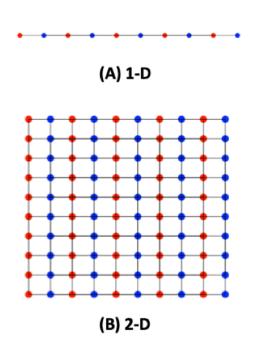


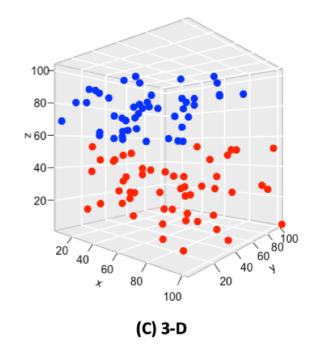
- Mestre em Sistemas de Informação pela USP.
- MBA em Engenharia de Software pela FIAP.
- Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas pela Faculdade de Tecnologia Termomecânica.
- Autor de artigos acadêmicos e entusiasta de Inteligência Artificial.
- Head de Data Science da empresa BuiltCode.



# O que é a maldição da dimensionalidade?









# O que é a maldição da dimensionalidade?





We select only useful features.



# O que é a maldição da dimensionalidade?











Modelo **1** 2 Features

Modelo **2** 16 Features

Modelo **3** 128 Features

Modelo **4** 1024 Features

Acurácia: 57%

Acurácia: 83%

Acurácia: 85%

Acurácia: 79%



### O que queremos?





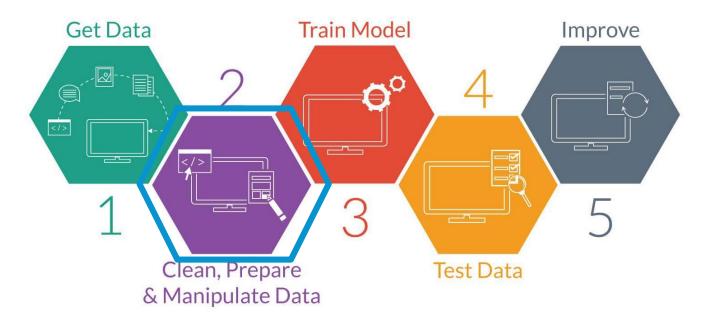
Modelo **5** 37 Features

Acurácia: 90%



# Treinamento de Modelos de Machine Learning









#### Análise de Componentes Principais

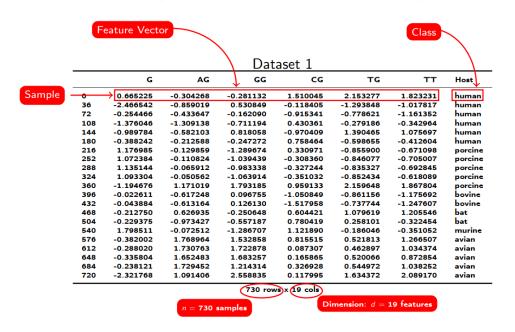
#### Dataset 1

Seq	Host
ATGTTTGTTTTGCTTGCATATGCCTTGTTGCATATTGCTGGTT	human
ATGTTTTTGATACTTTTAATTTCCTTACCAATGGCTTTTTGCTGTTA	human
ATGTTTATTTCTTATTTTCTTACTCTCACTAGAGGTAGTGACC	human
ATGACGCCTTTAATTTACTTCTGGTTGTTCTTACCAGTACTTCTAA	porcine
ATGAAGTCTTTAACTTACTTCTGGTTGTTCTTACCAGTACTTTCAA	porcine
ATGCAGAGAGCTCTATTGATTATGACCTTACTTTGTCTCGTTCGAG	porcine
ATGTTTTTGATACTTTTAATTTCCTTACCAACGACTTTTGCTGTTA	bovine
ATGAAACTTTTTATAGTTTTTTGTGCTCCTTTTTTAGGGTGTGTTATT	bat
ATGTTGGTGAAGTCACTGTTTTTAGTGACTCTTTTGTTTG	avian
ATGTTGGTAACACCTCTTTTATTAGTGACTCTTTTGTTTG	avian

builtcode



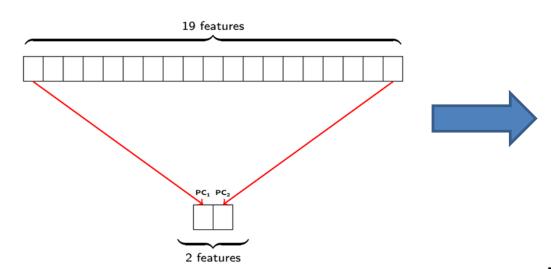
#### Análise de Componentes Principais







Análise de Componentes Principais



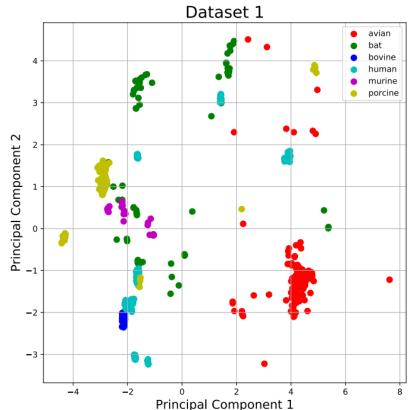
#### Dataset 1

	PC 1	PC 2	Host
0	3.775624	1.613269	human
36	-1.254264	-3.114602	human
72	-1.845260	-1.941322	human
108	-1.657282	-0.982642	human
144	1.436796	3.099578	human
180	-1.643563	1.725470	human
216	-2.941701	1.510518	porcine
252	-2.935069	1.062321	porcine
288	-2.914471	0.908152	porcine
324	-2.912731	0.903012	porcine
360	4.935531	3.713215	porcine
396	-2.124629	-2.173583	bovine
432	-2.178364	-2.104020	bovine
468	1.622693	3.955135	bat
504	-1.699718	2.866013	bat
540	-1.049189	-0.162940	murine
576	4.694584	-1.157702	avian
612	4.440957	-1.328387	avian
648	4.228678	-0.941589	avian
684	4.290554	-1.297679	avian
720	4.907956	2.258447	avian

730 rows x 2 cols



Análise de Componentes Principais







Análise de Componentes Principais

> Mas e se temos características inúteis/ruins em nosso Dataset?





### Seleção de Características



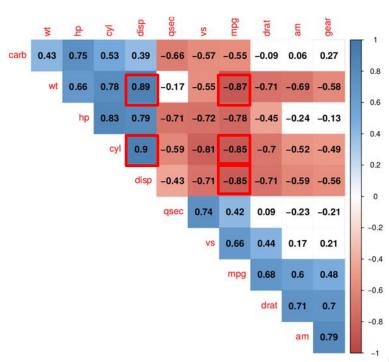
- Métodos de Filtro (filter methods)
- Métodos Embutidos (embedded methods)
- Métodos Invólucros (wrapper methods)



#### Métodos de Filtros

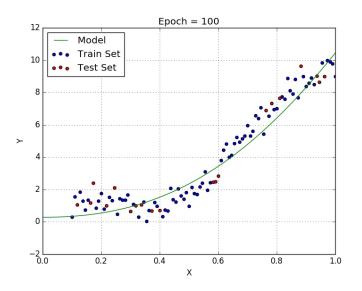


Correlação de Pearson





#### Métodos de Embutidos



LASSO, Elastic Net, Ridge Regression









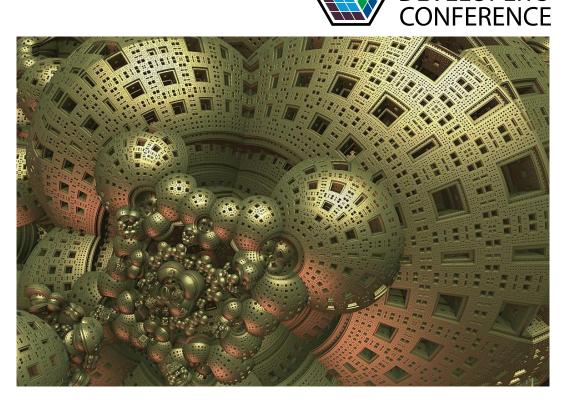


# Métodos Invólucros (wrapper

methods)

Recursive Feature Elimination

Para n features temos 2<sup>n</sup> combinações!





THE DEVELOPER'S

### Métodos Invólucros

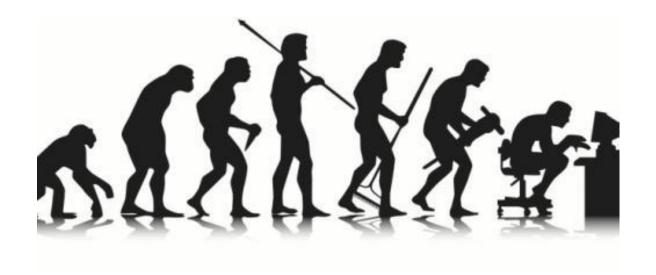


E agora?

Heurísticas!

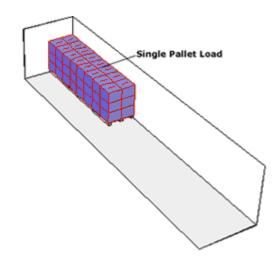








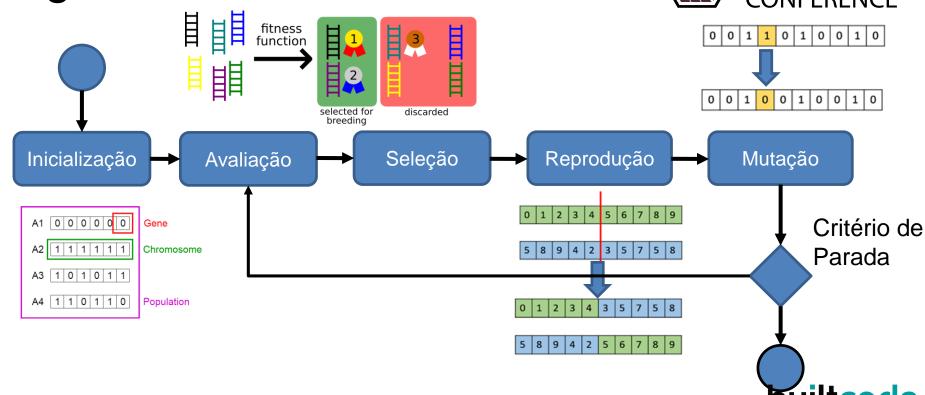






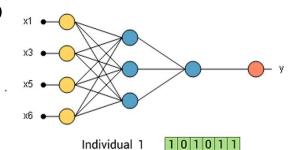


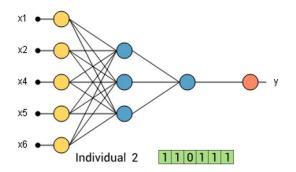


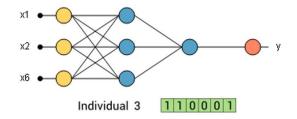


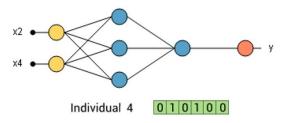
THE DEVELOPER'S CONFERENCE

Codificação da Solução









Fonte: https://www.neuraldesigner.com/blog/genetic algorithms for feature selection

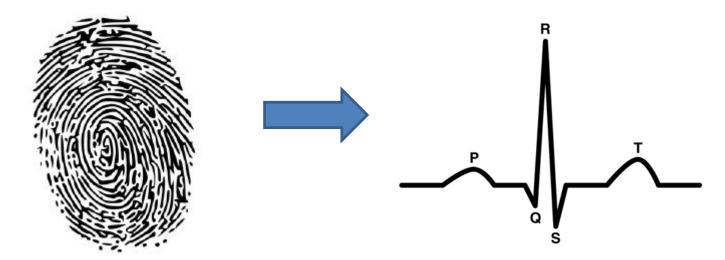


- Função de Avaliação:
  - Seleciona as características do cromossomo e faz validação cruzada (cross validation) e obtém a acurácia, usada como critério de avaliação do GA.

```
def calculate fitness(individual):
          np ind = np.asarray(individual)
          if np.sum(np ind) == 0:
              return (0.0,)
          else:
              feature idx = np.where(np ind==1)[0]
              x temp = X[:,feature idx]
          cv_set = np.repeat(-1.,x_temp.shape[0])
          skf = StratifiedKFold(n splits = 5)
          for train index,test index in skf.split(x temp,y):
              X_train,X_test = x_temp[train_index],x_temp[test_index]
              y_train,y_test = y[train_index],y[test_index]
              if X train.shape[0] != y train.shape[0]:
                  raise Exception()
              classifier.fit(X train,y train)
              predicted_y = classifier.predict(X test)
              cv set[test index] = predicted y
          acc = accuracy score(y, cv_set)
          return (acc,)
```



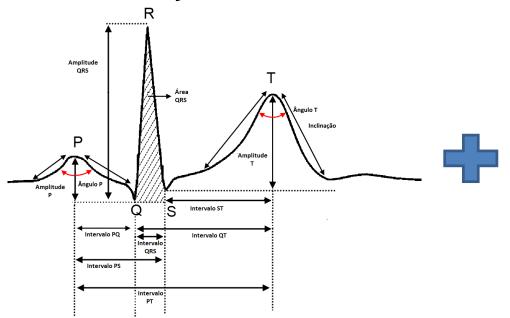
Problema: Biometria utilizando batimentos cardíacos:







Extração de Características:



- Características do domino do tempo
- Transformada Discreta Cosseno
- Transformada de Fourier
- Função de Autocorrelação
- Modelo Autoregressivo
- Codificação Linear Preditiva
- Transformada Pulso Ativo
- Representação Linear por partes
- Polinômios de Hermite
- Coecientes Mel-cepstrais
- Transformada Wavelet
- Métodos de estimativa da Dimensão Fractal
- Decomposição do Modo Empírico

754 características extraídas





- Conjunto de Dados:
  - > PTB ECG Database;
  - 290 pessoas distintas (logo 290 classes);
  - 754 características extraídas;
  - O numero de gravações por pessoa varia de 2 a 20, aproximadamente 2000 amostras.





- Resultados:
  - Acurácia de 97,93% no conjunto de teste, redução de 754 características para 31 após o término da execução;
  - Classificador Optimum-Path Forest utilizado na função fitness;
  - Artigo publicado em: <a href="https://ieeexplore.ieee.org/document/7966216">https://ieeexplore.ieee.org/document/7966216</a>





- > Problema: Classificação de severidade de paralisia facial
  - Escala de House-Brackmann (de 1 a 5 em grau de severidade)



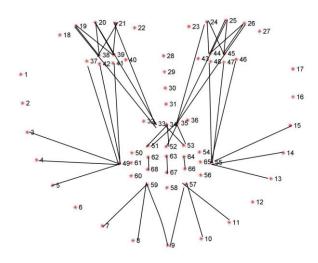




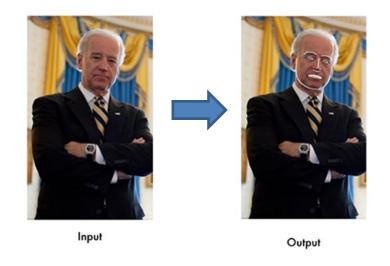
Imagens do Dataset Sir Charles Bell Society (SCBS) para paralisia facial



Extração de Características



Características 2D

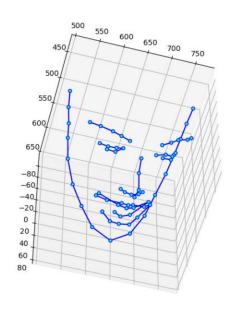


Características Biométricas de Face



Extração de Características









- Conjunto de dados e configuração dos experimentos:
  - 1202 faces obtidas do dataset Sir Charles Bell Society (SCBS) e de pacientes do Hospital das Clínicas em São Paulo;
  - 5 classes;
  - 1451 características extraídas.
  - Implementação utilizando a biblioteca DEAP para otimização.





- Resultados preliminares:
  - 1451 características extraídas.
  - Acurácia inicial de ~=60% utilizando Correlação de Pearson e RFE (com Random Forest como classificador);
  - 78% de acurácia após o término da execução com 162 características e classificador SVM-RBF.



#### Conclusão



- GA para seleção de características em problemas de alta dimensionalidade funcionam muito bem;
- Diversos cases no mercado e na literatura;
- Possibilidade de utilização de outras Meta-Heurísticas como otimização de exame de partículas, colônias de formigas e algoritmos meméticos.





# Quer fazer parte de um time inquieto?



### Obrigado!







https://www.linkedin.com/in/felipe-teodoro-87b25217/



https://github.com/felipesteodoro



