

Dominando Big Data com o uso de Plataformas Gratuitas (nível intermediário)

Aula 3











Bem-vindo! – Agenda da aula 3

- ✓ Desafio Lending Club
- ✓ Regressão Linear
- ✓ Regressão Logística binomial



Exercício prático:

Faça o perfilamento do dataset do Lending Club

Utilize a bilbioteca
DataPatterns





Regressão linear



Exemplo prático de ML

• Dado o conjunto de dados sobre árvores em uma floresta:

| Altura | Diâmetro | Altitude | Pluviosid | ade Idade | |
|--------|----------|----------|-----------|-------------|--|
| 50 | 8 | 5000 | 12 | 80 | |
| 56 | 9 | 4400 | 10 | 75 | |
| 72 | 12 | 6500 | 18 | 60 | |
| 47 | 10 | 5200 | 14 | 53 | |
| | | | | | |

 Obtenha um modelo que determine a idade de uma árvore (variável dependente) a partir da sua altura, diâmetro, altura e pluviosidade do local (variáveis independentes).



Modelos quantitativos e qualitativos

Aprendizado supervisionado suporta dois tipos principais de modelos:

- Quantitativo Ex.: determinar a idade da árvore
- Qualitativo Ex.: determinar a espécie da árvore

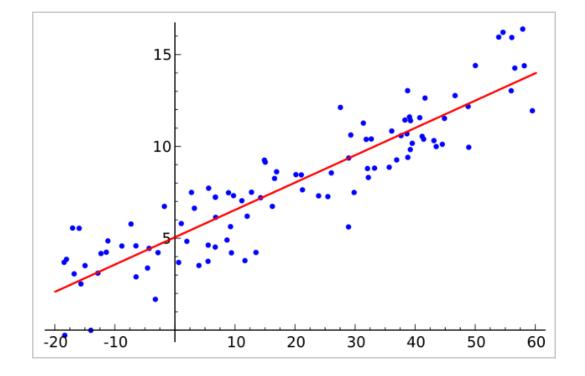
- O processo de obtenção de um modelo quantitativo é também conhecido como "Regressão".
- O processo de obtenção de um modelo qualitativo é denominado "Classificação".



Regressão linear

Algoritmo de regressão que assume que a variável dependente é uma função linear das variáveis independentes (https://github.com/hpcc-systems/LinearRegression.git)

Y = mX + b



Ref: https://en.wikipedia.org/wiki/Linear regression



Tutorial de regressão linear



Fluxo de aprendizagem de máquina





6. Implantação

do modelo

1. Definição do problema

"Dado um conjunto de atributos de uma propriedade (localização, metragem, ano de construção), como predizer o seu valor?"

| propertyid | house_numb | house_ni pred | ir street | streett | postdir | apt | city | state | zip | total_value | assessed_value | year_acquired | land_square_foot | living_square_fee | ebedrooms | full_bath |
|------------|------------|---------------|--------------|---------|---------|--------|---------------|-------|-------|-------------|----------------|---------------|------------------|-------------------|-----------|-----------|
| 828195 | 144 | | MCKIERNAN | DR | | | WALNUT CREEK | CA | 94597 | 62614 | 52614 | 2006 | 20418 | 2485 | 3 | 2 |
| 1144455 | 281 | | CENTER | ST | | | BALTIMORE | MD | 21136 | 105500 | 10550 | 2007 | 4807 | 1368 | 0 | 0 |
| 1494347 | 483 | | NEWTON | RD | | | FLAGSTAFF | AZ | 86011 | 2220 | 2220 | 0 | 5654 | 1011 | 3 | 1 |
| 1910847 | 802 | | HATCHERY | СТ | | | WOODLAND | WA | 98674 | 356000 | 356000 | 0 | 6094 | 0 | 2 | 1 |
| 4267562 | 5007 | E | ROY ROGERS | RD | | | TROY | MI | 48085 | 327253 | 327253 | 2007 | 3484 | 0 | 3 | 0 |
| 4888602 | 7607 | | PEBBLESTONE | DR | | 000009 | KERNVILLE | CA | 93238 | 732179 | 732179 | 2010 | 19597 | 6132 | 6 | 6 |
| 48725 | 4 | | LONG | AVE | | | SUNRISE | FL | 33323 | 271000 | 271000 | 2008 | 6880 | 2392 | 4 | 2 |
| 83528 | 6 | | TRILLUM | LN | | | WAYLAND | MA | 02193 | 79889 | 79889 | 2007 | 7657 | 1657 | 4 | 1 |
| 94604 | 7 | | PARMENTER | AVE | | | PLYMOUTH | MN | 55441 | 23800 | 23800 | 2005 | 19994 | 1754 | 3 | 2 |
| 220326 | 17 | | TIMBER | RD | | | LOS ANGELES | CA | 90063 | 89000 | 39000 | 2008 | 7840 | 954 | 3 | 1 |
| 994609 | 212 | | FREYER | DR | NE | | PHILOMONT | VA | 20131 | 59800 | 59800 | 2009 | 11199 | 1241 | 3 | 0 |
| 1836173 | 724 | | EASTER | ST | | | ALLENTOWN | PA | 18102 | 191600 | 191600 | 0 | 9100 | 2534 | 4 | 2 |
| 2910797 | 1903 | | SADDLE BROOK | DR | | | CLIO | CA | 96106 | 61610 | 51610 | 2007 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3083959 | 2158 | | RIVERSIDE | DR | | | UPPER MORELA | PA | 19006 | 90300 | ð | 0 | 0 | 1235 | 3 | 2 |
| 3952189 | 4040 | | GRAND VIEW | BLVD | | 000054 | RIO LINDA | CA | 95673 | 0 | ð | 0 | 2700720 | 0 | 0 | 0 |
| 4186238 | 4726 | | LAS PALMAS | СТ | | | WAELDER | TX | 78959 | 18816 | 18816 | 2009 | 2159 | 1320 | 0 | 0 |
| 4597143 | 6213 | | WILSON | RD | | | ZOLFO SPRINGS | FL | 33890 | 72600 | ð | 0 | 8496 | 0 | 3 | 1 |
| 4624905 | 6321 | | STONEWALL | LN | | | PATERSON | NJ | 07514 | 139880 | 139880 | 2008 | 10454 | 1391 | 4 | 2 |
| 92326 | 7 | | KNOLLCREST | DR | | | NARANJA | FL | 33032 | 76214 | 76214 | 2008 | 4800 | 930 | 2 | 0 |
| 1792852 | 704 | | ERIN | DR | | | TRABUCO | CA | 92678 | 28010 | 28010 | 2007 | 5200 | 0 | 3 | 1 |
| 1843977 | 728 | S | ARLINGTON HE | . RD | | | BLOOMING GRO | TX | 76626 | 130400 | 130400 | 2007 | 36154 | 1629 | 3 | 1 |
| 4214872 | 4821 | | MYRTLE OAK | DR | | 000025 | SAN RERNARDT | CΔ | 92376 | 22250 | . | 2007 | 93654 | а | a | a |



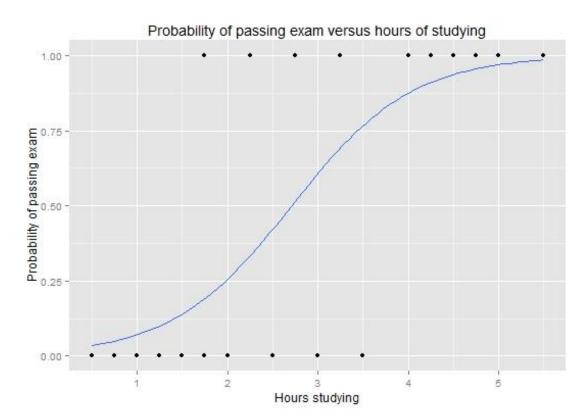
Regressão logística binomial



Regressão logística binomial

Algoritmo de classificação que estabelece uma relação de dependência entre variáveis preditoras e uma variavel dependente binária.

(https://github.com/hpcc-systems/LogisticRegression.git)



Ref: By Michaelg2015 - Own work, CC BY-SA 4.0, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=42 442194



Tutorial de regressão logística



Fluxo de aprendizagem de máquina





1. Definição do problema

"Dado um conjunto de atributos de um histórico de contatos telefonicos feitos por um banco a seus clientes, como predizer se o cliente fará um investimento?"

| age | job | marital | education | default | housing | loan | contact | month | day_of_week | duration | campaign | pdays | previous | poutcome | emp_var_rate | cons_price_idx | cons_conf_idx | euribor3m | nr_emplo | yed y |
|-----|-------------|----------|-------------------|---------|---------|------|-----------|-------|-------------|----------|----------|-------|----------|-------------|--------------|----------------|---------------|-----------|----------|-------|
| 44 | blue-collar | married | basic.4y | unknown | yes | no | cellular | aug | thu | 210 | 1 | 999 | 0 | nonexistent | 1.4 | 93.444 | -36.1 | 4.963 | 5228.1 | 0 |
| 53 | technician | married | unknown | no | no | no | cellular | nov | fri | 138 | 1 | 999 | 0 | nonexistent | -0.1 | 93.2 | -42 | 4.021 | 5195.8 | 0 |
| 28 | management | single | university.degree | no | yes | no | cellular | jun | thu | 339 | 3 | 6 | 2 | success | -1.7 | 94.055 | -39.8 | 0.729 | 4991.6 | 1 |
| 39 | services | married | high.school | no | no | no | cellular | apr | fri | 185 | 2 | 999 | 0 | nonexistent | -1.8 | 93.075 | -47.1 | 1.405 | 5099.1 | 0 |
| 55 | retired | married | basic.4y | no | yes | no | cellular | aug | fri | 137 | 1 | 3 | 1 | success | -2.9 | 92.201 | -31.4 | 0.869 | 5076.2 | 1 |
| 30 | management | divorced | basic.4y | no | yes | no | cellular | jul | tue | 68 | 8 | 999 | 0 | nonexistent | 1.4 | 93.918 | -42.7 | 4.961 | 5228.1 | 0 |
| 37 | blue-collar | married | basic.4y | no | yes | no | cellular | may | thu | 204 | 1 | 999 | 0 | nonexistent | -1.8 | 92.893 | -46.2 | 1.327 | 5099.1 | 0 |
| 39 | blue-collar | divorced | basic.9y | no | yes | no | cellular | may | fri | 191 | 1 | 999 | 0 | nonexistent | -1.8 | 92.893 | -46.2 | 1.313 | 5099.1 | 0 |
| 36 | admin. | married | university.degree | no | no | no | cellular | jun | mon | 174 | 1 | 3 | 1 | success | -2.9 | 92.963 | -40.8 | 1.266 | 5076.2 | 1 |
| 27 | blue-collar | single | basic.4y | no | yes | no | cellular | apr | thu | 191 | 2 | 999 | 1 | failure | -1.8 | 93.075 | -47.1 | 1.41 | 5099.1 | 0 |
| 34 | housemaid | single | university.degree | no | no | no | telephone | may | fri | 62 | 2 | 999 | 0 | nonexistent | 1.1 | 93.994 | -36.4 | 4.864 | 5191 | 0 |
| 41 | management | married | university.degree | no | yes | no | cellular | aug | thu | 789 | 1 | 999 | | nonexistent | | 93.444 | -36.1 | 4.964 | 5228.1 | 0 |
| 55 | management | married | university.degree | no | no | no | cellular | aug | mon | 372 | 3 | 999 | 0 | nonexistent | 1.4 | 93.444 | -36.1 | 4.965 | 5228.1 | 1 |
| 33 | services | divorced | high.school | no | yes | no | cellular | may | tue | 75 | 5 | 999 | 0 | nonexistent | -1.8 | 92.893 | -46.2 | 1.291 | 5099.1 | 0 |
| 26 | admin. | married | high.school | no | no | yes | telephone | jun | mon | 1021 | 1 | 999 | 0 | nonexistent | 1.4 | 94.465 | -41.8 | 4.96 | 5228.1 | 0 |
| | | | _ | unknown | | no | _ | jul | thu | 117 | 2 | 999 | 0 | nonexistent | 1.4 | 93.918 | -42.7 | 4.962 | 5228.1 | 0 |



Desafio: Lending Club



Exercício prático:

Prepare o dataset do Lending Club

- Considere a aplicação de aprendizagem supervisionada
- Se baseie nos resultados do perfilamento de dados





Até a próxima aula!!!



