Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Machine Learning

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Data Science Academy

Seja muito bem-vindo(a)!

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Data Science Academy

Machine Learning - Regressão

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

O que é Regressão?

Aprovação de Crédito de um Indivíduo

Atributo	Valor
Sexo	Masculino
Idade	34
Salário Mensal	R$ 18.000,00
Anos no Emprego Atual	3
Anos de Residência	7
Saldo Bancário	R$ 32.671,94

Classificação

- Decisão de crédito (Sim/Não)

Regressão

- Quantidade de crédito (dinheiro)

Modelos de Regressão

X_1

X_2

.

.

.

X_n

$f(x_1, \ldots, x_n)$

Y

$$\hat{Y}_i = \alpha + \beta . X_i$$ (Simples)

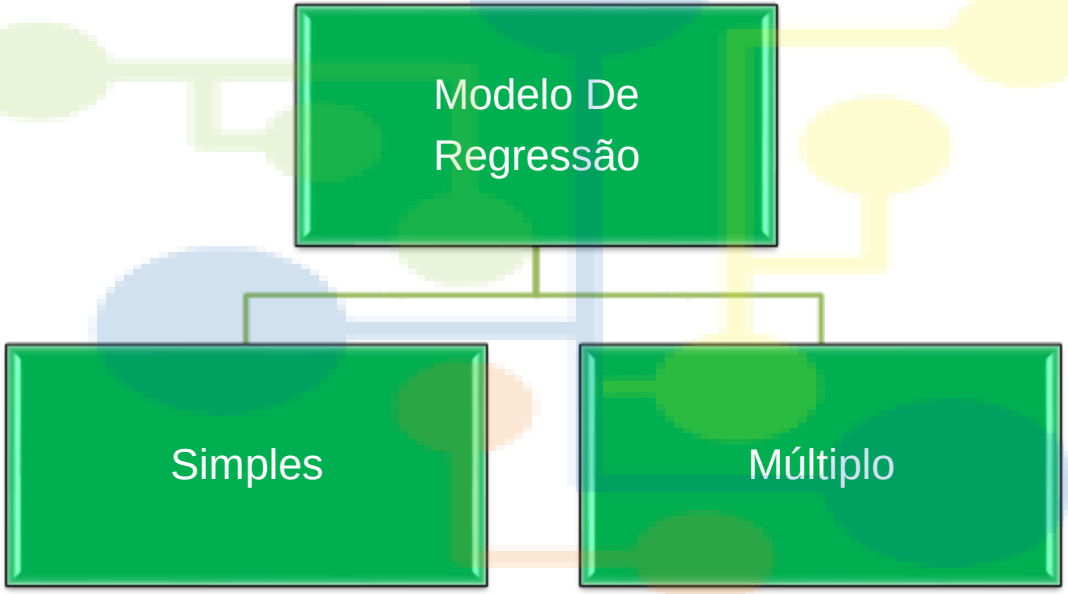
$$Y_i = a + b_1 . X_{1i} + b_2 . X_{2i} + \ldots + b_k . X_{ki} + u_i$$ (Múltiplo)

Uma **variável independente x**, explica a variação em outra variável, que é chamada **variável dependente y**. Este relacionamento existe em apenas uma direção:

variável independente (x) → variável dependente (y)

Análise de regressão é uma metodologia **estatística** que utiliza a relação entre duas ou mais variáveis quantitativas de tal forma que uma variável possa ser predita a partir de outra.

Tipos de Modelos de Regressão Linear



1 Variável Dependente Y
1 Variável Independente X

1 Variável Dependente Y
2 ou + Variáveis Independentes X, X_i

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

A análise de regressão compreende quatro tipos básicos de modelos:

- Linear Simples
- Linear Múltiplo
- Não Linear Simples
- Não Linear Múltiplo

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Regressão Linear Simples

Regressão Linear Múltipla

Regressão Logística

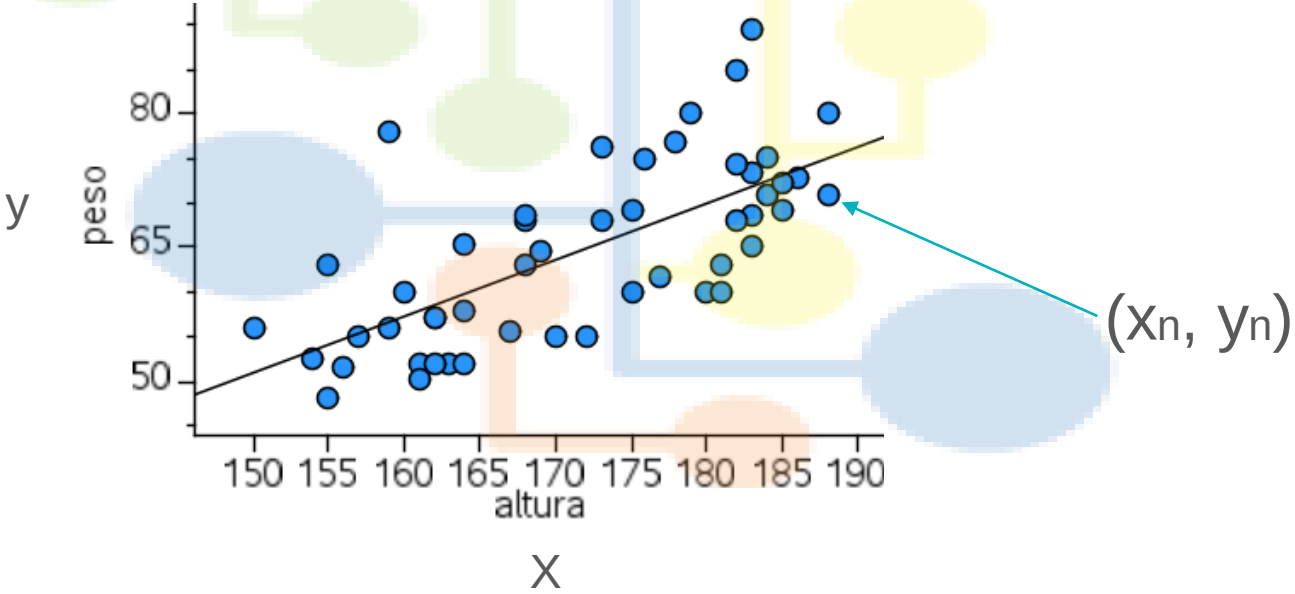
Qual o objetivo em se determinar a relação entre duas variáveis?

Prever a população futura de uma cidade simulando a tendência de crescimento da população no passado

Qual o objetivo em se determinar a relação entre duas variáveis?

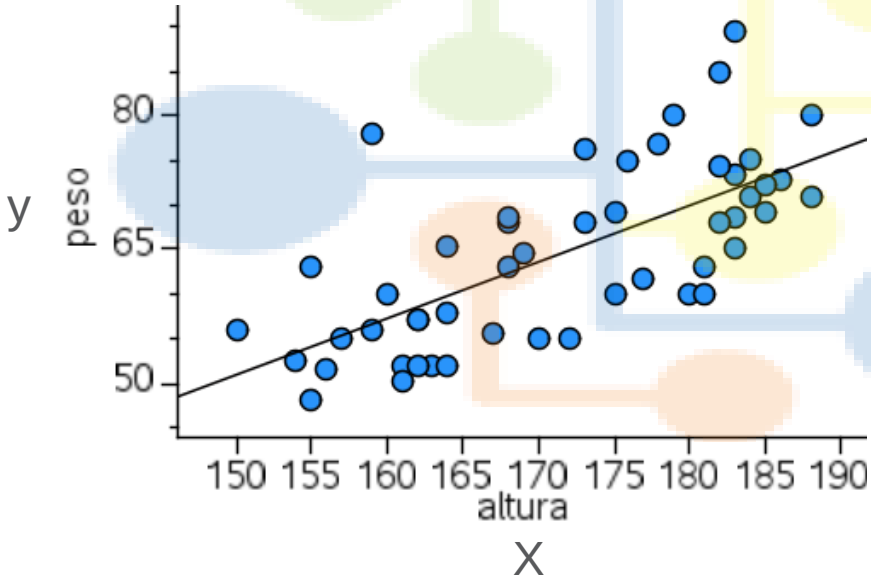
Produtividade (Y) de uma área agrícola é alterada quando se aplica certa quantidade (X) de fertilizante sobre a terra

Diagrama de Dispersão (Scatter Plot)



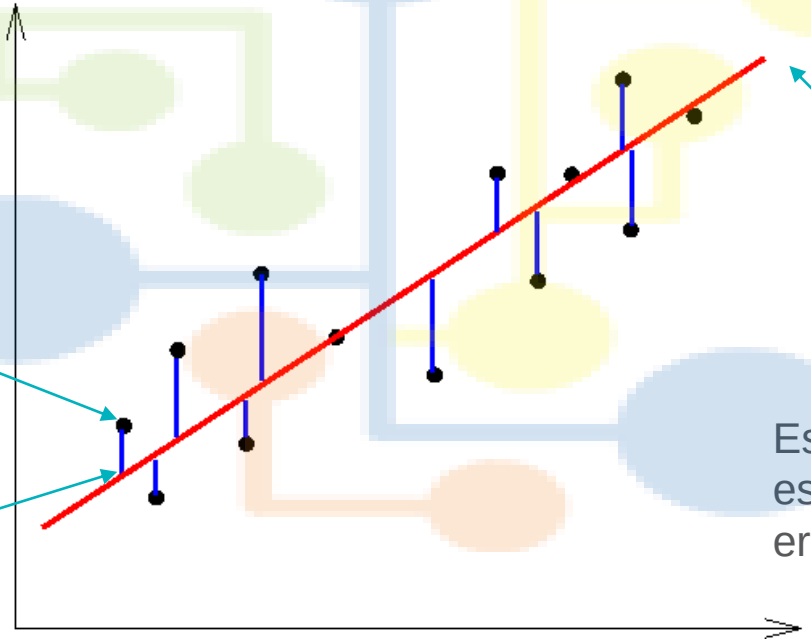
Modelo de Regressão

$$\hat{y} = a + bx$$



Reta de Regressão

Modelo de Regressão



Valor Observado

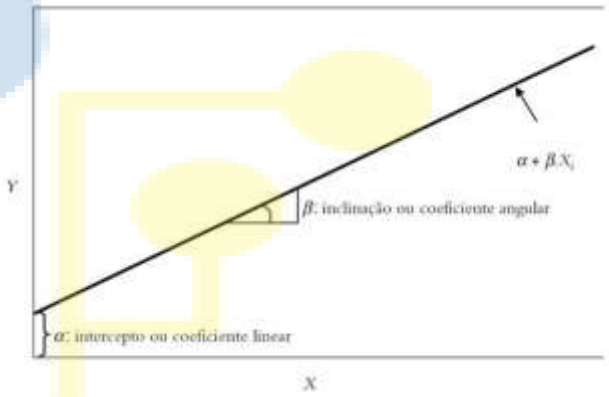
Erro ou Desvio

Valor Previsto

Reta de Regressão

Esta diferença em estatística é chamada de erro ou desvio.

$$\hat{y} = a + bx$$



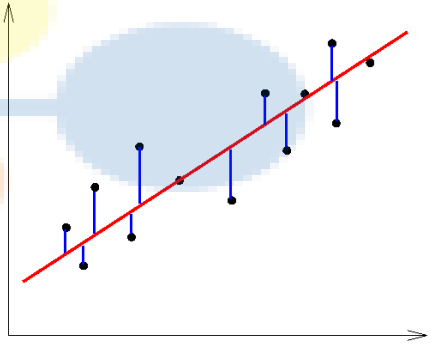
Onde:

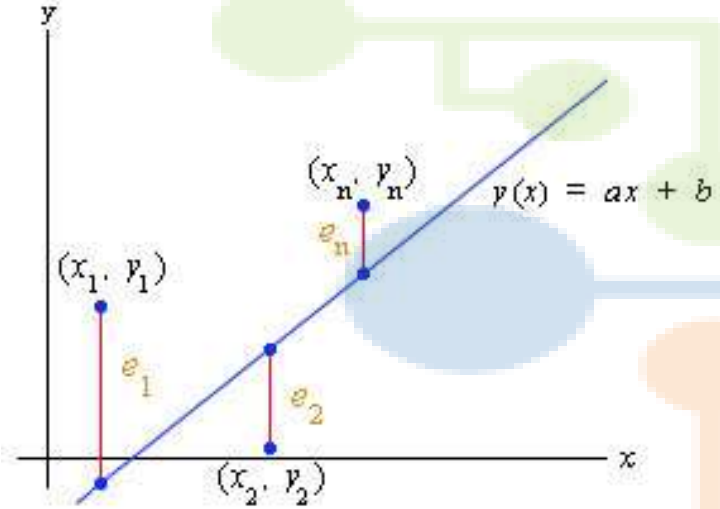
$\hat{y}$ = valor previsto de *y* dado um valor para *x*

x = variável independente

a = ponto onde a linha intercepta o eixo y

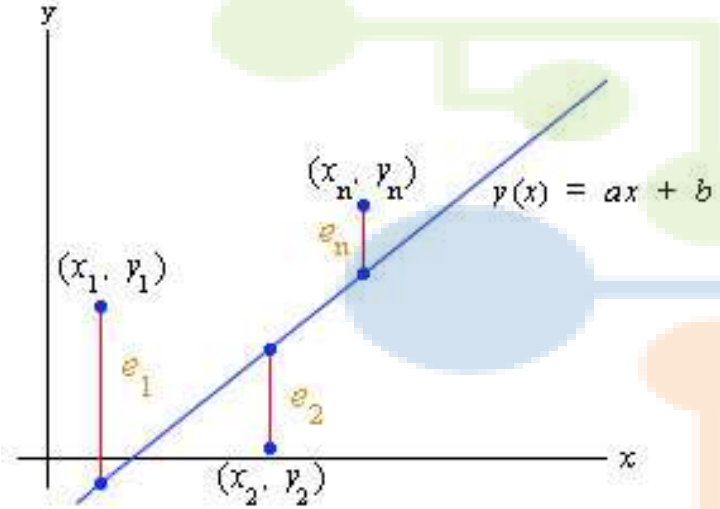
b = inclinação da linha reta





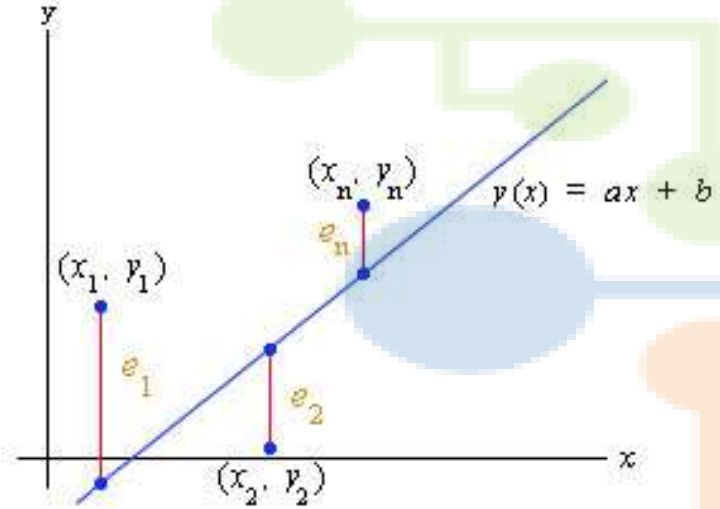
Método dos Mínimos Quadrados

Esse método definirá uma reta que minimizará a soma das distâncias ao quadrado entre os pontos plotados (X, Y) e a reta (que são os valores previstos de X’,Y’).



Método dos Mínimos Quadrados

- Erro de Estimativa
- Coeficiente de Determinação



Método dos Mínimos Quadrados

- Erro de Estimativa
- Coeficiente de Determinação

Coeficiente de Correlação

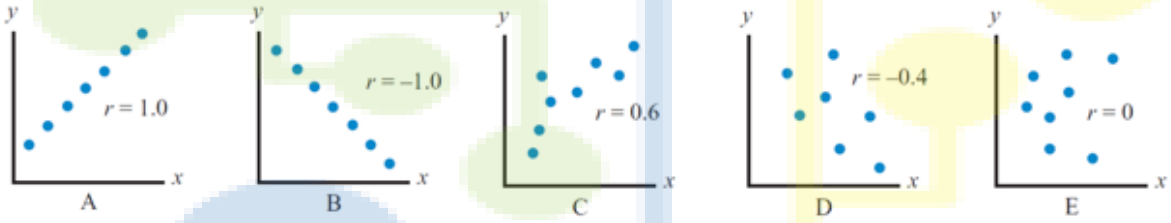


Gráfico A (*r* = 1.0): correlação positiva perfeita entre *x* e *y*

Gráfico B (*r* = -1.0): correlação negativa perfeita entre *x* e *y*

Gráfico C (*r* = 0.6): relação positiva moderada: y tende a aumentar se x aumenta, mas não necessariamente na mesma taxa observada no Gráfico A

Gráfico D (*r* = -0.4): relação negativa fraca: o coeficiente de correlação é próximo de zero ou negativo: y tende a diminuir se x aumenta

Gráfico E (*r* = 0): Sem relação entre x e y

Os valores de **r** variam entre **-1.0** (uma forte relação negativa) até **+1.0**, uma forte relação positiva.

Coeficiente de Correlação

O coeficiente de determinação indica o quanto a reta de regressão explica o ajuste da reta, enquanto que o coeficiente de correlação deve ser usado como uma medida de força da relação entre as variáveis

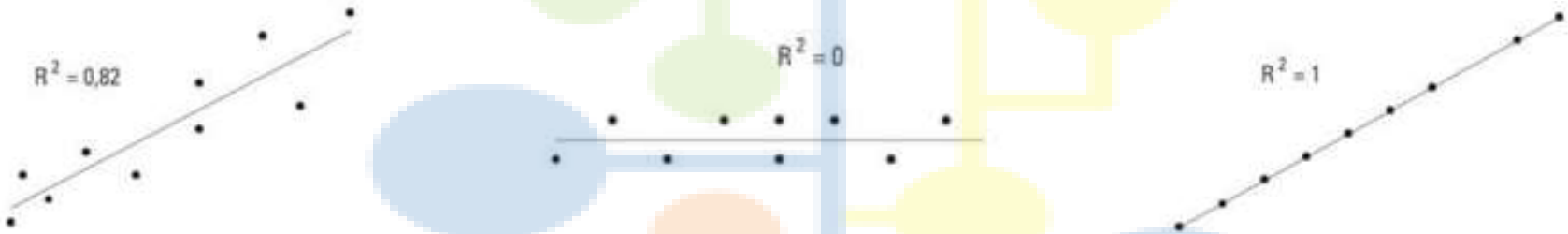
- Soma Total dos Quadrados (STQ) – Mostra a variação em Y em torno da própria média.
- Soma dos Quadrados de Regressão (SQR) – Oferece a variação de Y considerando as variáveis X utilizadas no modelo.
- Soma dos Quadrados dos Resíduos (SQU) – Variação de Y que não é explicada pelo modelo elaborado.

$$STQ = SQR + SQU$$

Nossa próxima etapa é compreender o poder explicativo do modelo de regressão

Coeficiente de Ajuste R^2

$$R^2 = \frac{SQR}{SQR + SQU} = \frac{SQR}{SQT}$$


$R^2 = 0,82$
$R^2 = 0$
$R^2 = 1$

O coeficiente de ajuste R2 não diz aos analistas se uma determinada variável explicativa é estatisticamente significante e se esta variável é a causa verdadeira da alteração de comportamento da variável dependente.

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Data Science Academy

Avaliando o Modelo de Regressão

Típicos problemas que podem ser resolvidos com Regressão

- Quantos computadores serão vendidos no próximo mês?
- Quantas pessoas vão acessar nosso web site na próxima semana?
- Qual o salário de uma pessoa de acordo com a performance escolar?
- Qual o total de vendas relacionado ao número de seguidores em redes sociais?

Número de Funcionários Por Turno	Número de Seguidores nas Redes Sociais	Preço da Matéria-Prima (R$)	Cotação do Dólar		Total de Vendas (R$)
1400	54000	5000	3.44		1245900
1359	55000	5400	3.12		1302763
1402	55430	5300	3.50		1345119

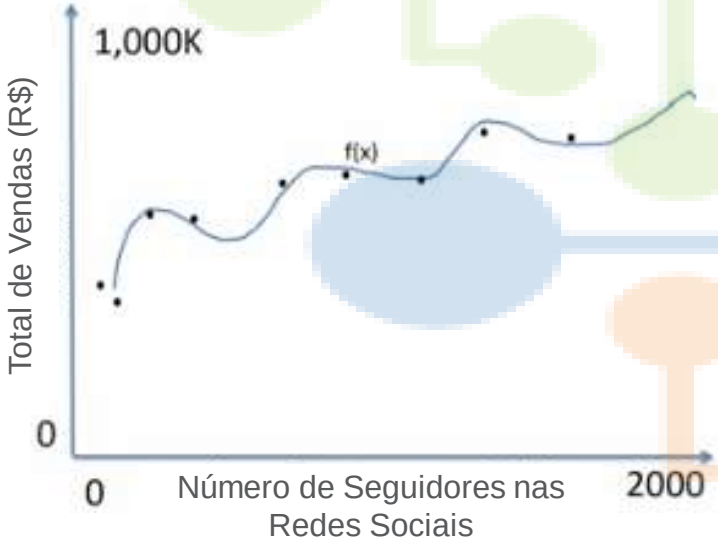
Atributos ou Features
(X)

Variável Resposta
(y)

	Número de Seguidores nas Redes Sociais				Total de Vendas (R$)
	54000				1245900
	55000				1302763
	55430				1345119

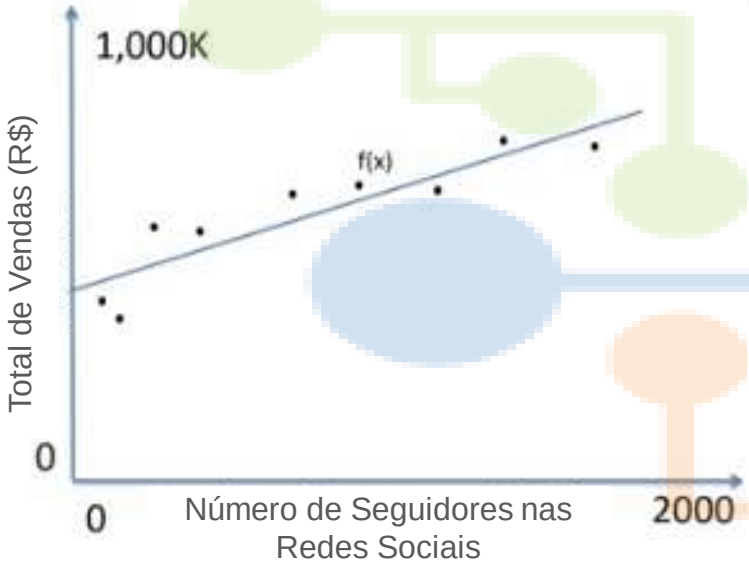
Atributo (X)

Variável Resposta (y)



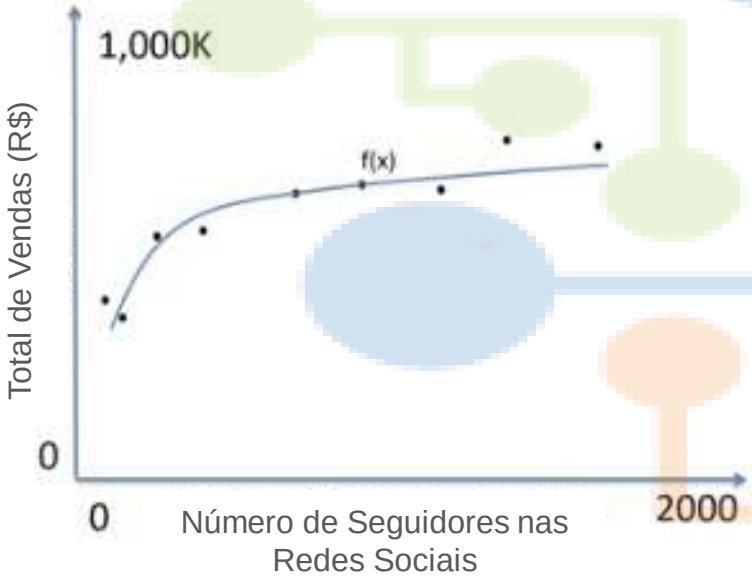
f(x) = function(Número de Seguidores)

Overfitting



f(x) = function(Número de Seguidores)

Underfitting



f(x) = function(Número de Seguidores)

Good Fit

	Número de Seguidores nas Redes Sociais			Total de Vendas (R$)	Total de Vendas Previsto (R$)
	54000			1245900	1278450
	55000			1302763	1302763
	55430			1345119	1320876

Atributos ou Features (X)

Variável Resposta (y)

Previsão f(x)

$y_i - f(x_i)$

$f(x_i) - y_i$

$| f(x_i) - y_i |$

$(y_i - f(x_i))^2$

$$\text{Mean absolute error (MAE)} = \sum_{i=1}^{n} |f(x_i) - y_i|$$

$$\text{SSE/MSE} = \sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i))^2$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i))^2}$$

Método dos Mínimos Quadrados (Least Square Error)

Total de Vendas (R$)	Total de Vendas Previsto (R$)
1245900	1278450
1302763	1334789
1345119	1320876

Variável Resposta (y)

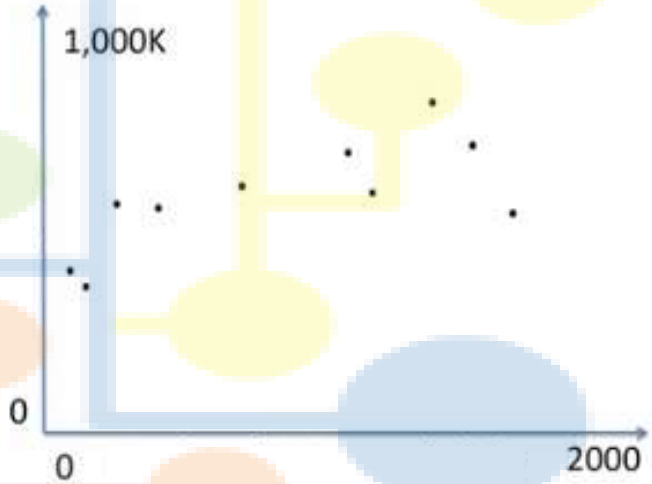
Previsão f(x)

- (**SST – Sum Square Total**) Soma Total dos Quadrados (STQ) – Mostra a variação em Y em torno da própria média.

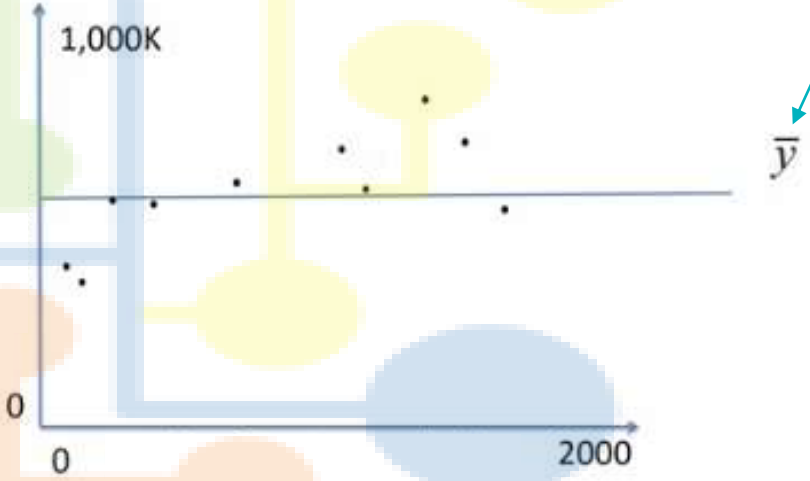
- (**SSR – Sum Square Regression**) Soma dos Quadrados de Regressão (SQR) – Oferece a variação de Y considerando as variáveis X utilizadas no modelo.

- (**SSE – Sum Square Error**) Soma dos Quadrados dos Resíduos (SQU) – Variação de Y que não é explicada pelo modelo elaborado.

$$SST = SSE + SSR$$


1,000K
0
0
2000

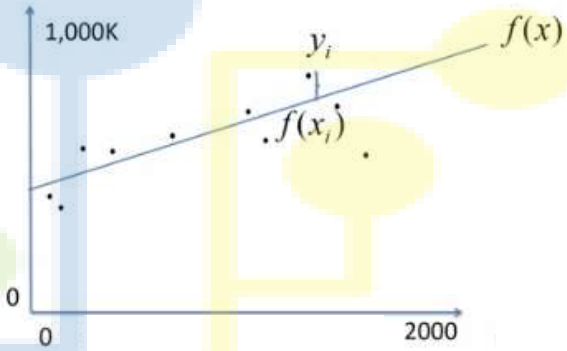
Média de y



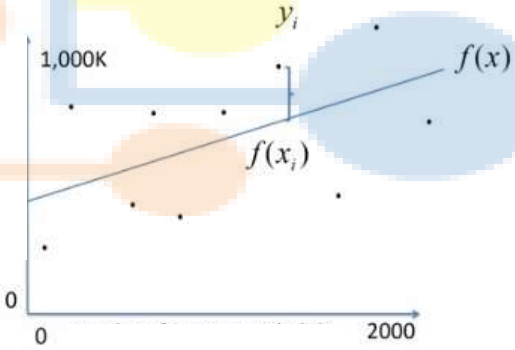
$$SST = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2$$

$$SSR = \sum_{i=1}^{n} (f(x_i) - \bar{y})^2$$

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} (f(x_i) - y_i)^2$$



$$SST = SSE + SSR$$



$$\frac{SSE}{SST}$$

Próximo de 0

Próximo de 1

$$1-\frac{SSE}{SST}$$

Próximo de 1

Próximo de 0

$$R^2 = 1-\frac{SSE}{SST}$$

Próximo de 1

Próximo de 0

$$SST = SSE + SSR$$

Se o SSR é alto e o SSE é baixo, o Modelo de Regressão explica bem a variação nas previsões

Se o SSR é baixo e o SSE é alto, o Modelo de Regressão não explica bem a variação nas previsões

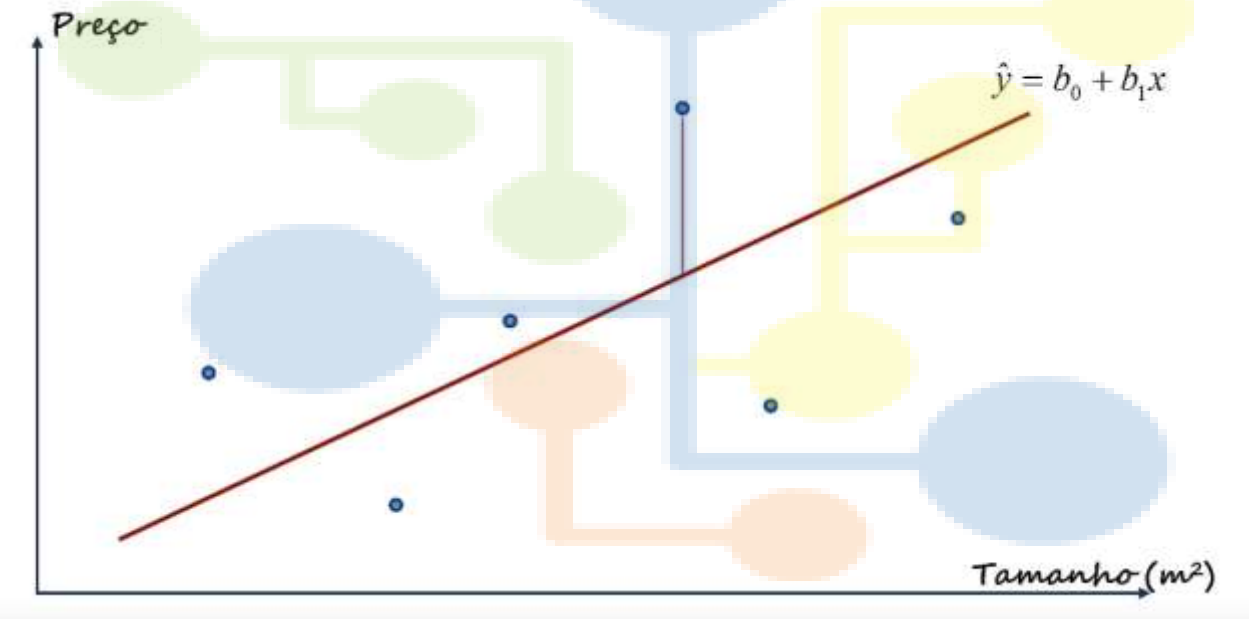
- **SSR = medida da variação que pode ser explicada**
- **SSE = medida da variação que não pode ser explicada**
- **SST = medida da variação total**

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

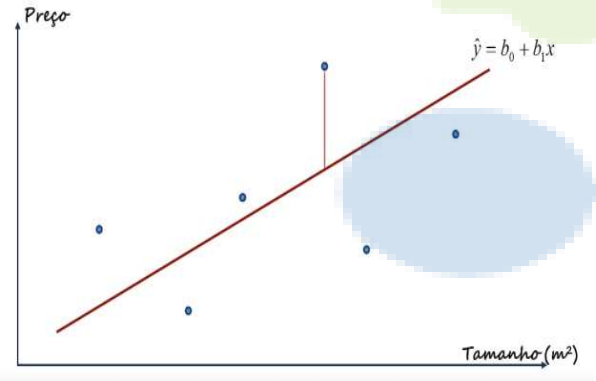
Data Science Academy

Regressão Linear Simples
x
Regressão Linear Múltipla

Regressão Linear Simples



Regressão Linear Simples



Tamanho (m2)				Preço (R$)
105				89.000
120				145.000
115				123.000

Regressão Linear Múltipla

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2$$

Tamanho (m2)	Idade do Prédio (Anos)	Número Vagas na Garagem	Número de Quartos	Preço (R$)
105	15	2	2	89.000
120	4	3	3	145.000
115	8	2	3	123.000

Regressão Linear Múltipla

coeficientes

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2$$

Preço previsto

tamanho

Idade do imóvel

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Interpretando Modelos de Regressão Linear Simples e Múltipla

Interpretando Modelos de Regressão Linear Simples e Múltipla

- Teste F de Significância Global
- Testes de Significância Individuais
- Coeficientes R2 e R2 Ajustado
- Coeficientes

Teste F de Significância Global

O modelo é útil para prever o preço?

Estatística de regressão	
R múltiplo	0,66
R-Quadrado	0,44
R-quadrado ajustado	0,41
Erro padrão	132352,0
Observações	40

F de significação: teste F de significância global do modelo.
"Há evidências de que pelo menos uma variável no modelo está relacionada com o preço?"
Como **valor-p do teste F < 0,05**, há evidências estatísticas.

ANOVA

	gl	*SQ*	*MQ*	*F*	***F de significação***
Regressão	2	5,135E+11	2,567E+11	1,466E+01	**0,000**
Resíduo	37	6,481E+11	1,752E+10		
Total	39	1,162E+12			

Valor-p do teste F

	Coeficientes	*Erro padrão*	*Stat t*	*valor-P*	*95% inferiores*	*95% superiores*
Interseção	440107,0	182742,3	2,408	0,021	69836,0	810378,1
tamanho	6772,1	1555,7	4,353	0,000	3620,0	9924,2
idade do prédio	-19129,7	8372,9	-2,285	0,028	-36094,8	-2164,5

Testes de Significância Individuais

Quais variáveis estão relacionadas com o preço?

Estatística de regressão	
R múltiplo	0,66
R-Quadrado	0,44
R-quadrado ajustado	0,41
Erro padrão	132352,0
Observações	40

ANOVA

	gl	*SQ*	*MQ*	*F*	*F de significação*
Regressão	2	5,135E+11	2,567E+11	1,466E+01	0,000
Resíduo	37	6,481E+11	1,752E+10		
Total	39	1,162E+12			

	Coeficientes	*Erro padrão*	*Stat t*	***valor-P***	*95% inferiores*	*95% superiores*
Interseção	440107,0	182742,3	2,408	0,021	69836,0	810378,1
tamanho	6772,1	1555,7	4,353	**0,000**	3620,0	9924,2
idade do prédio	-19129,7	8372,9	-2,285	**0,028**	-36094,8	-2164,5

Há evidências estatísticas de relação de tamanho e idade com preço, pois **valores-p<0,05**.

Coeficientes R2 e R2 Ajustado

Qual percentual de variabilidade é explicado pelas variáveis usadas no modelo?

Estatística de regressão	
R múltiplo	0,66
R-Quadrado	**0,44**
R-quadrado ajustado	0,41
Erro padrão	132352,0
Observações	40

R^2: 44% da variabilidade do preço é explicada pelo modelo com tamanho e idade.

R^2 ajustado: sempre é um pouco menor que o R^2; deve ser utilizado para comparar modelos com diferentes quantidades de variáveis.

ANOVA

	gl	*SQ*	*MQ*	*F*	*F de significação*
Regressão	2	5,135E+11	2,567E+11	1,466E+01	0,000
Resíduo	37	6,481E+11	1,752E+10		
Total	39	1,162E+12			

	Coeficientes	*Erro padrão*	*Stat t*	*valor-P*	*95% inferiores*	*95% superiores*
Interseção	440107,0	182742,3	2,408	0,021	69836,0	810378,1
tamanho	6772,1	1555,7	4,353	0,000	3620,0	9924,2
idade do prédio	-19129,7	8372,9	-2,285	0,028	-36094,8	-2164,5

Coeficientes

Valores que compõe a equação.

Estatística de regressão	
R múltiplo	0,66
R-Quadrado	0,44
R-quadrado ajustado	0,41
Erro padrão	132352,0
Observações	40

ANOVA

	gl	*SQ*	*MQ*	*F*	*F de significação*
Regressão	2	5,135E+11	2,567E+11	1,466E+01	0,000
Resíduo	37	6,481E+11	1,752E+10		
Total	39	1,162E+12			

	Coeficientes	*Erro padrão*	*Stat t*	*valor-P*	*95% inferiores*	*95% superiores*
Interseção	**440107,0**	182742,3	2,408	0,021	69836,0	810378,1
tamanho	**6772,1**	1555,7	4,353	0,000	3620,0	9924,2
idade do prédio	**-19129,7**	8372,9	-2,285	0,028	-36094,8	-2164,5

$$\hat{y} = 440107 + 6772{,}1 \cdot tamanho - 19129{,}7 \cdot idade$$

Regras Gerais

Modelo é útil para prever o preço, se o valor-p do teste F é menor que 0,05.

O R2 indica quanto da variabilidade de y é explicado pelas variáveis preditoras. Pode ser necessário incluir mais variáveis no modelo para aumentar este coeficiente.

Há evidências de que uma variável está relacionada com o valor previsto, se o valor-p for menor que 0,05.

O objetivo da regressão é encontrar os coeficientes que permitem construir a equação de regressão e fazer as previsões.

Regras Gerais

Modelo é útil para prever o preço, se o valor-p do teste F é menor que 0,05.

O R2 indica quanto da variabilidade de y é explicado pelas variáveis preditoras. Pode ser necessário incluir mais variáveis no modelo para aumentar este coeficiente.

Há evidências de que uma variável está relacionada com o valor previsto, se o valor-p for menor que 0,05.

O objetivo da regressão é encontrar os coeficientes que permitem construir a equação de regressão e fazer as previsões.

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Interpretando o Valor-p

Data Science é uma área multi-disciplinar, que emprega conceitos de diversas áreas diferentes.

Data Science e Estatística NÃO são a mesma coisa, mas a Estatística fornece ferramentas importantes principalmente para interpretabilidade dos modelos de Machine Learning.

O **valor-p** é amplamente usado para interpretar modelos de regressão ou mesmo quando empregamos análise estatística aos dados.

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Ponto de Vista Estatístico

Ponto de Vista em Data Science

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Os conceitos de valor-p e nível de significância são aspectos importantes dos testes de hipóteses e métodos estatísticos, como regressão. No entanto, eles podem ser um pouco difíceis de entender, especialmente para iniciantes, e uma boa compreensão desses conceitos pode ajudar bastante no entendimento do aprendizado de máquina.

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Vamos imaginar o seguinte exemplo.

Considere dois grupos dentro de uma determinada população: um grupo de controle e um grupo experimental. O grupo experimental é uma amostra aleatória retirada da população sobre a qual um experimento será realizado e, em seguida, será comparada com o grupo de controle. A diferença nos grupos é definida em termos de uma estatística de teste, como o teste t de Student (por exemplo, uma empresa deseja saber se seu produto é comprado mais por homens ou mulheres).

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Precisamos definir dois termos adicionais: uma **hipótese nula significa que não há diferença entre os dois grupos**, enquanto a **hipótese alternativa significa que há uma diferença estatisticamente significativa entre os dois grupos**.

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Assumiremos que a hipótese nula é verdadeira, ou seja, não há diferença entre dois grupos. Em seguida, o experimento é realizado no grupo experimental. Em seguida, é verificado se há algum efeito significativo no grupo ou não.

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Agora vamos considerar a importância do valor-p. Precisamos calcular a probabilidade de que o efeito no grupo seja atribuído ao acaso. Se você repetir o experimento repetidamente no mesmo tamanho de amostra para o grupo experimental, qual porcentagem de tempo você vê uma diferença no grupo experimental por acaso?

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

O valor-p é usado para avaliar de fato a força das hipóteses nula e alternativa.

Os valores-p são números decimais entre 0 e 1, que servem como referência probabilística para pesar a hipótese.

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Às vezes, o valor-p também é expresso como uma porcentagem.

Um valor-p maior que 0,05 significa que, em mais de 1/20 das vezes, o experimento não mostra diferença entre os dois grupos. O valor 0,05 é normalmente usado como referência e é conhecido como nível de significância (α).

Ponto de Vista Estatístico

Interpretando o Valor-p

Em um problema de regressão, você deseja que o valor-p seja muito menor que 0,05 para a variável ser considerada uma variável significativa.

Normalmente, um pequeno valor-p (<0,05) sugere que a hipótese nula deve ser rejeitada, enquanto um grande valor-p (> 0,05) indica que a hipótese nula deve não deve ser rejeitada devido à falta de evidências contra ela.

Valores iguais ou próximos a 0,05 sugerem que o Cientista de Dados deve tomar a decisão por si mesmo!

Ponto de Vista em Data Science

Interpretando o Valor-p

Agora, vamos considerar o uso de valores-p em Ciência de Dados.

Ponto de Vista em Data Science

Interpretando o Valor-p

Usando o conjunto de dados de casas em Boston, ajustamos um modelo linear simples usando a variável preditora RM e a variável de resposta “y”.

```
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                 target   R-squared:                       0.484
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.483
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     471.8
Date:                Sat, 28 Sep 2019   Prob (F-statistic):           2.49e-74
Time:                        15:15:23   Log-Likelihood:                -1673.1
No. Observations:                 506   AIC:                             3350.
Df Residuals:                     504   BIC:                             3359.
Df Model:                           1
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
                 coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const        -34.6706      2.650    -13.084      0.000     -39.877     -29.465
RM             9.1021      0.419     21.722      0.000       8.279       9.925
==============================================================================
Omnibus:                      102.585   Durbin-Watson:                   0.684
Prob(Omnibus):                  0.000   Jarque-Bera (JB):              612.449
Skew:                           0.726   Prob(JB):                    1.02e-133
Kurtosis:                       8.190   Cond. No.                         58.4
==============================================================================
```

Ponto de Vista em Data Science

Interpretando o Valor-p

Um pequeno valor-p indica que é improvável observar uma associação tão substancial entre o preditor e a resposta devido ao acaso, na ausência de qualquer associação real entre o preditor e a resposta.

Ponto de Vista em Data Science

Interpretando o Valor-p

Consequentemente, se vemos um pequeno valor-p podemos deduzir que há uma associação entre o preditor e a resposta. Isso significa que rejeitamos a hipótese nula, ou seja, afirmamos que existe um relacionamento entre as duas variáveis se o valor-p for pequeno o suficiente.

Ponto de Vista em Data Science

Interpretando o Valor-p

Consequentemente, se vemos um pequeno valor-p podemos deduzir que há uma associação entre o preditor e a resposta. Isso significa que rejeitamos a hipótese nula, ou seja, afirmamos que existe um relacionamento entre as duas variáveis se o valor-p for pequeno o suficiente.

No caso de um grande valor-p deduzimos que não há uma associação entre o preditor e a resposta!

Interpretando o Valor-p

O valor-p representa a chance ou a probabilidade do efeito (ou da diferença) observada entre as variáveis ser devido ao **acaso**, e não aos fatores que estão sendo estudados.

0----------1

Impossível.....absoluta certeza

p = 0,001	Muito improvável ser devido ao acaso	1 em 1000
p = 0,05	Bastante improvável ser devido ao acaso	1 em 20
p = 0,5	Bastante provável ser devido ao acaso	1 em 2
p = 0,75	Muito provavelmente é devido ao acaso	3 em 4

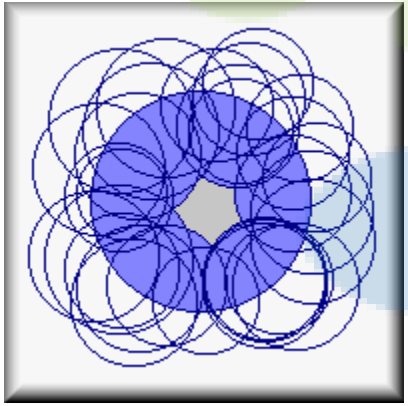
Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

O Que é Regularização?

O modelo de regressão utiliza as variáveis explanatórias para explicar a variabilidade da variável resposta!

Mas o que acontece quando o número de variáveis explanatórias é muito grande?

A técnica de mínimos quadrados, nesta situação, pode não permitir previsões com precisão e nem permitir uma interpretação ideal para o modelo.



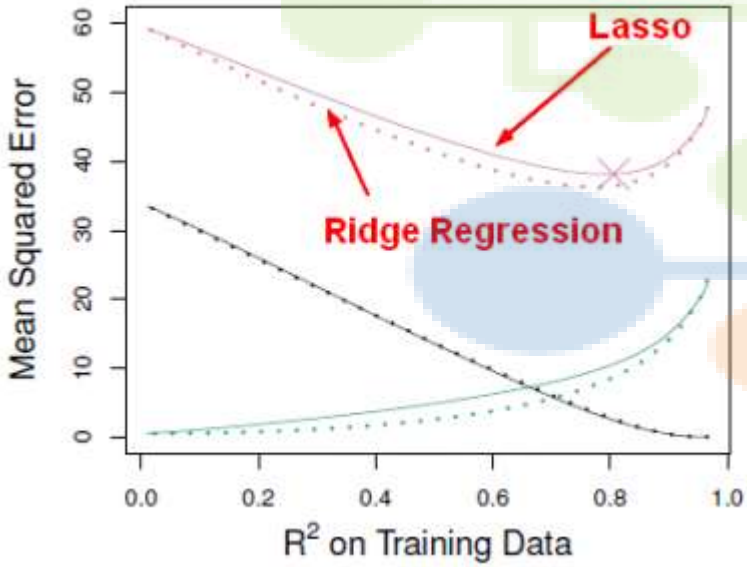
Isso significa que muitas variáveis seriam ajustadas e o modelo ficaria super estimado, com uma variância infinita, sendo inviável o método dos mínimos quadrados.

Temos basicamente 3 métodos que nos auxiliam quando o número de variáveis é muito grande ou até mesmo maior que o número de observações:

- Seleção de um subconjunto de coeficientes
- Reduzir a dimensão
- Reduzir o valor dos coeficientes (Regularização)

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Métodos de Regularização



Uma regressão com diversos coeficientes torna o modelo como um todo muito mais complexo e pode não ter características de interpretabilidade.

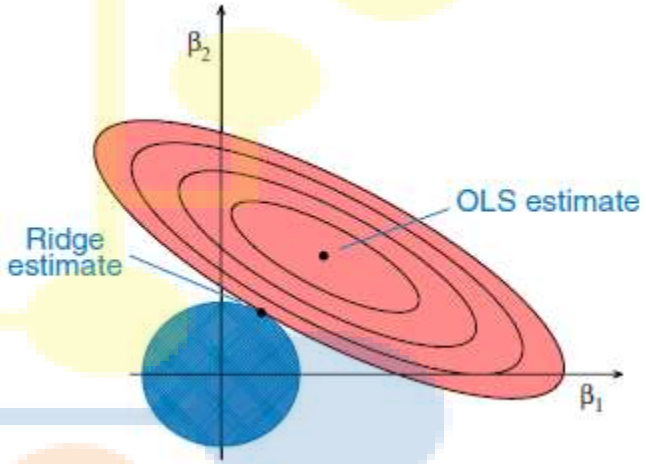
Shirinkage Methods
(Métodos de Encolhimento)

Ridge Regression

LASSO Regression
(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

Ridge Regression

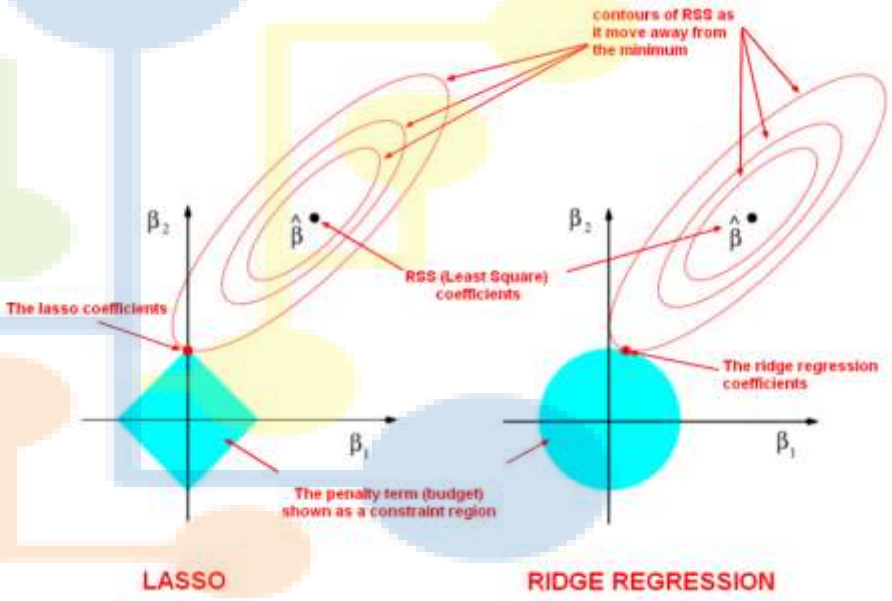
A Ridge Regression é um método de regularização do modelo que tem como principal objetivo suavizar atributos que sejam relacionados uns aos outros e que aumentam o ruído no modelo (multicolinearidade).

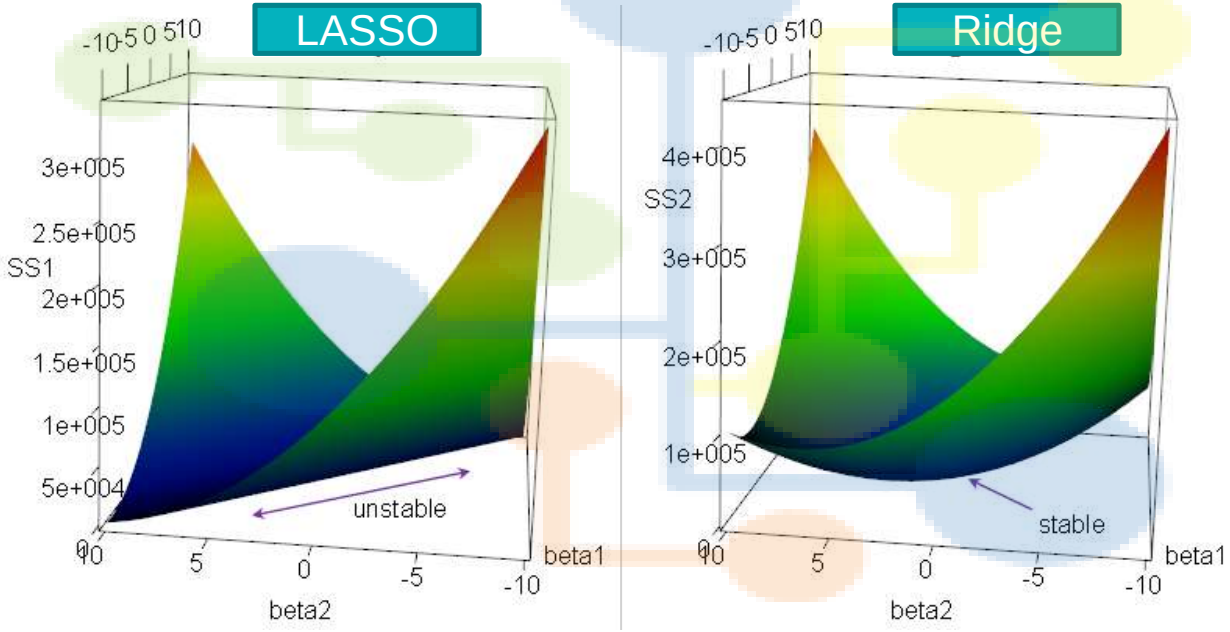


LASSO Regression

(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

O LASSO tem o mesmo mecanismo de penalização dos coeficientes com um alto grau de correlação entre si, mas que usa o mecanismo de penalizar os coeficientes de acordo com o seu valor absoluto.



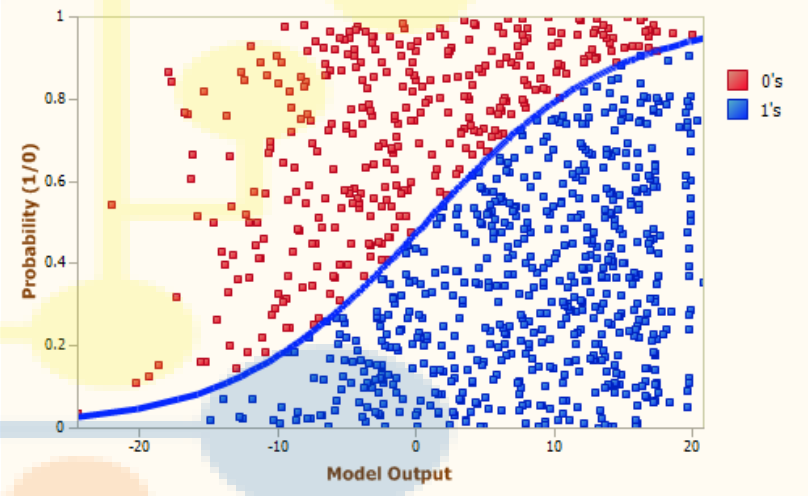

LASSO
-10 -5 0 5 10
3e+005
2.5e+005
SS1
2e+005
1.5e+005
1e+005
5e+004
0
unstable
10
5
0
-5
-10
beta1
beta2
Ridge
-10 -5 0 5 10
4e+005
SS2
3e+005
2e+005
1e+005
0
stable
10
5
0
-5
-10
beta1
beta2

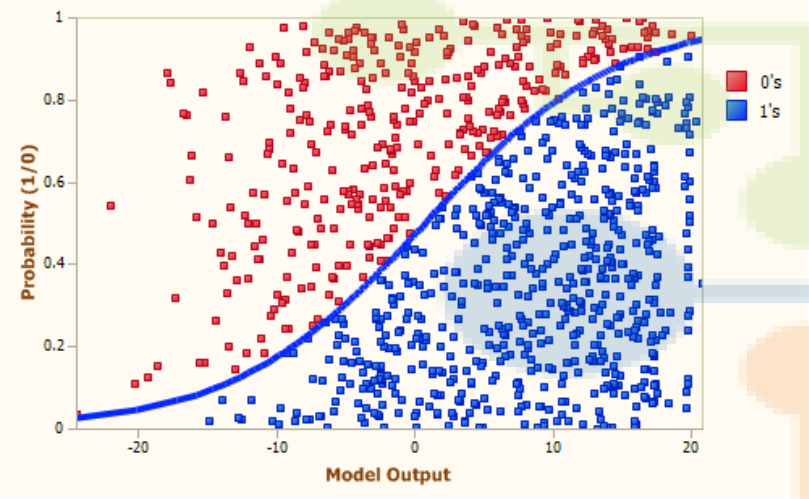
Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Data Science Academy

Regressão Logística

A regressão logística é uma técnica estatística que tem como objetivo modelar, a partir de um conjunto de observações, a relação “logística” entre uma variável resposta e uma série de variáveis explicativas numéricas (contínuas, discretas) e/ou categóricas.





A regressão logística é amplamente usada em ciências médicas e sociais, e tem outras denominações, como **modelo logístico**, **modelo logit** e **classificador de máxima entropia.**

Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Na Regressão Logística, a variável resposta é binária:

1 → acontecimento de interesse (sucesso)
0 → acontecimento complementar (insucesso)

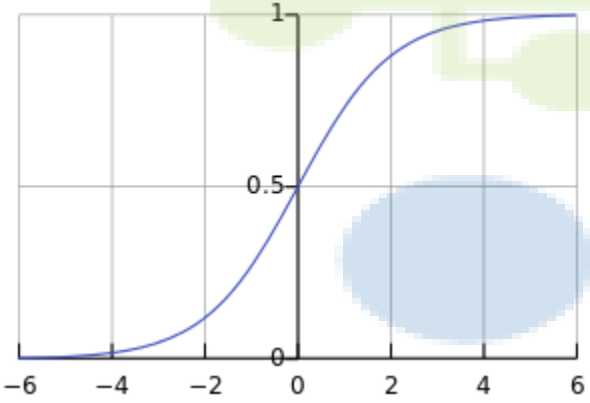
$$g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right)$$

$$g(x) = ln\left(\frac{\frac{e^{\beta_0+\beta_1 x}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x}}}{1-\frac{e^{\beta_0+\beta_1 x}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x}}}\right) = ln\left(\frac{\frac{e^{\beta_0+\beta_1 x}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x}}}{\frac{1}{1+e^{\beta_0+\beta_1 x}}}\right)$$

Transformação logit

$$g(x) = ln\left(e^{\beta_0+\beta_1 x}\right) = \beta_0 + \beta_1 x$$

Logaritmo



Regressão Logística é útil para modelar a probabilidade de um evento ocorrer como função de outros fatores. É um modelo linear generalizado que usa como função de ligação a função logit.

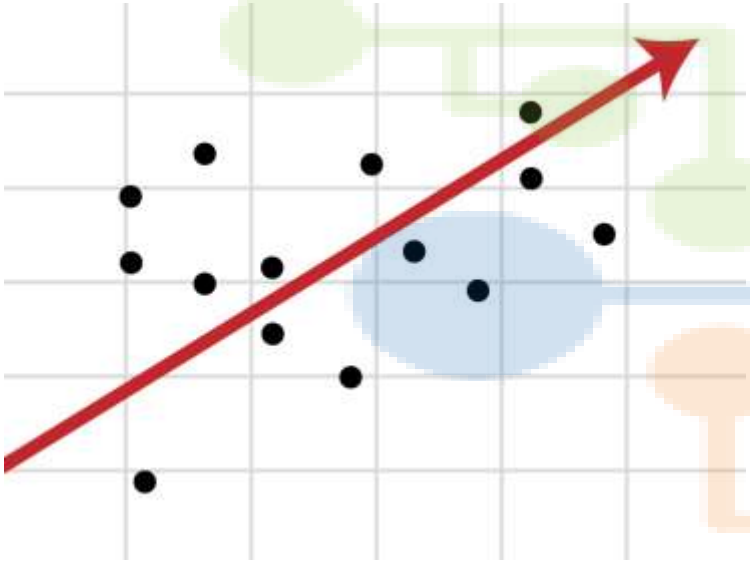
A regressão logística é utilizada em áreas tais como:

- Em medicina, permite por exemplo determinar os fatores que caracterizam um grupo de indivíduos doentes em relação a indivíduos saudáveis.
- Na área de seguros, permite encontrar frações de clientes que sejam sensíveis a determinada política securitária em relação a um dado risco particular.
- Em instituições financeiras, pode detectar os grupos de risco para a subscrição de um crédito.
- Em econometria, permite explicar uma variável discreta, como por exemplo as intenções de voto em atos eleitorais.

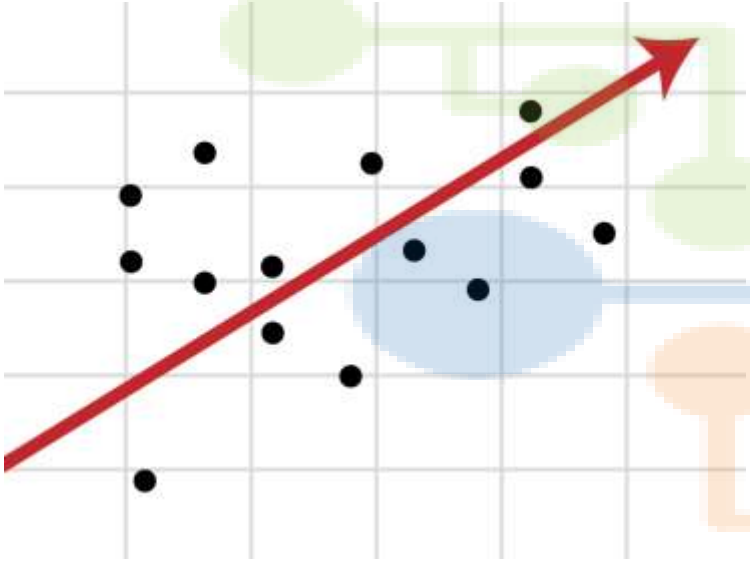
Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584

Data Science Academy

Regressão
Vantagens e Desvantagens



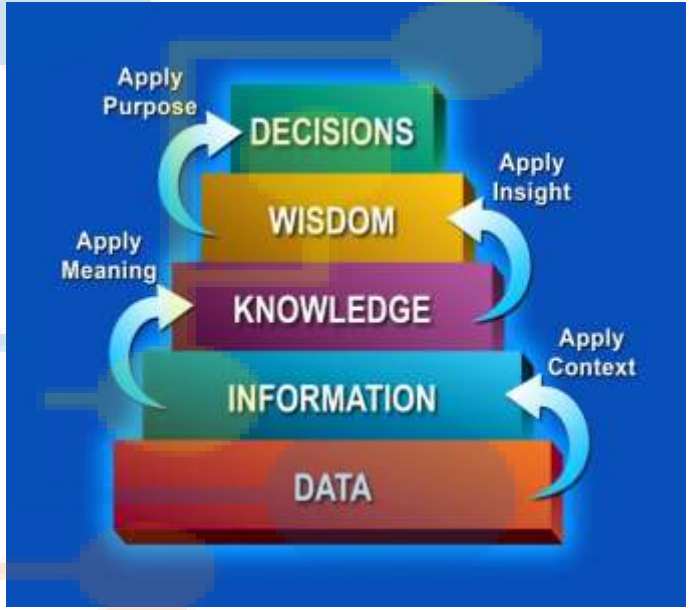
- **Simple Linear Regression**
- **Multiple Linear Regression**
- **Ridge Regression**
- **Lasso Regression**
- **Logistic Regression**
- Polynomial Regression
- Stepwise Regression
- Elastic Net Regression



Não coloque a culpa no modelo, se você não entregar o que ele está esperando

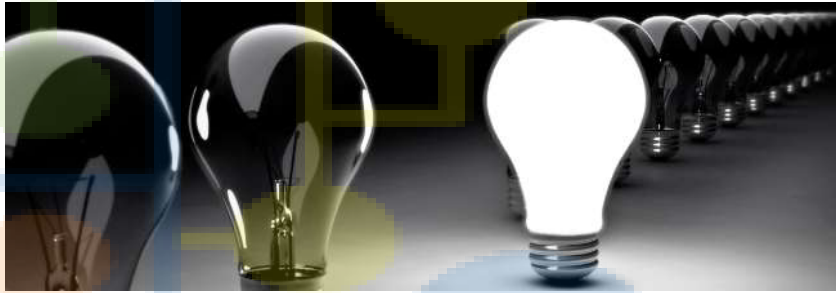
Previsão do Futuro

Apoio à Tomada de Decisão



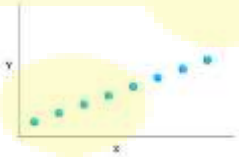
Correção de Erros

Novos Insights



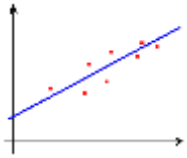
Importantes Desvantagens:

Importantes Desvantagens:



- Apenas consideram relacionamento linear
- Toma como base a média da variável dependente
- Sensível a Outliers

- Regressão Linear assume que os dados são independentes



Data Science Academy edlainegladys@gmail.com 5d0697625e4cde5c698b4584