



Regressão Polinomial e Simbólica

Fabrcio Olivetti de Franca

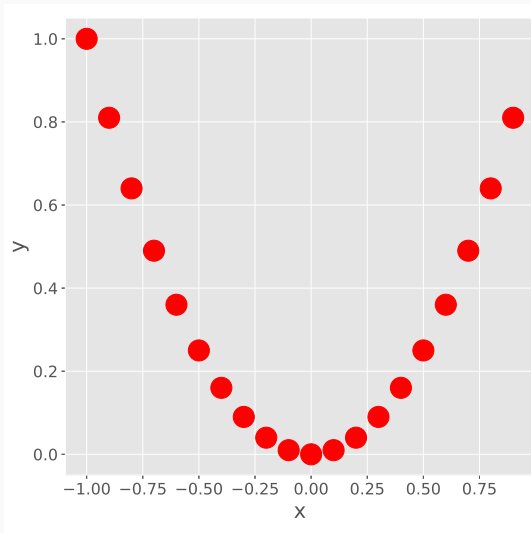
Universidade Federal do ABC

1. Variáveis Não-Lineares
2. Regressão Simbólica

Variáveis Não-Lineares

Variáveis Não-Lineares

Considere os seguintes pontos:



Uma alternativa para esses casos é criação de novos atributos como funções não lineares.

Esses novos atributos podem ser:

- **Transformação:** aplicação de uma função não-linear em uma combinação linear das variáveis.
- **Interação:** interação polinomial entre duas ou mais variáveis.

Transformação

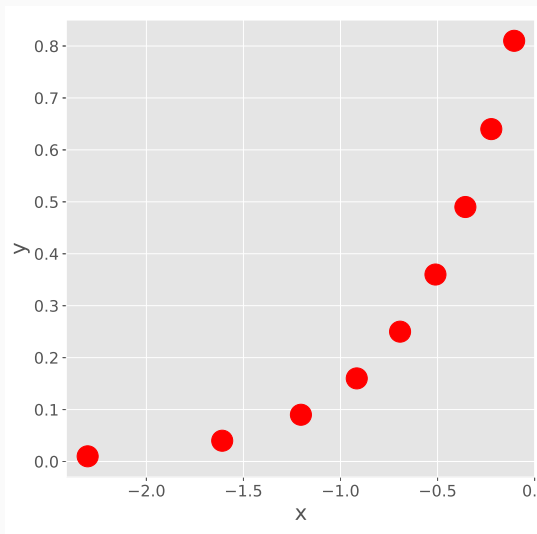
A aplicação de uma função não-linear, se escolhida adequadamente, pode gerar novos atributos que possuem relação linear com a variável alvo.

Funções comumente utilizadas para essa tarefa:

- **Logística:** $\frac{1}{1+e^{-x}}$ cria uma variável sigmoideal, com valores entre 0 e 1.
- **Tangente Hiperbólica:** $\tanh(x)$ idem ao anterior, mas variando entre -1 e 1 .
- **Logaritmo:** $\log(x)$ lineariza variáveis que seguem uma lei de potência.
- **Rectified Linear Units:** $\max(0, x)$, elimina os valores negativos, relacionado com Redes Neurais.
- **Softmax:** $\frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$, faz com que a soma dos valores de x seja igual a 1.

Transformação

Aplicando uma transformação logarítmica em nosso exemplo, temos:



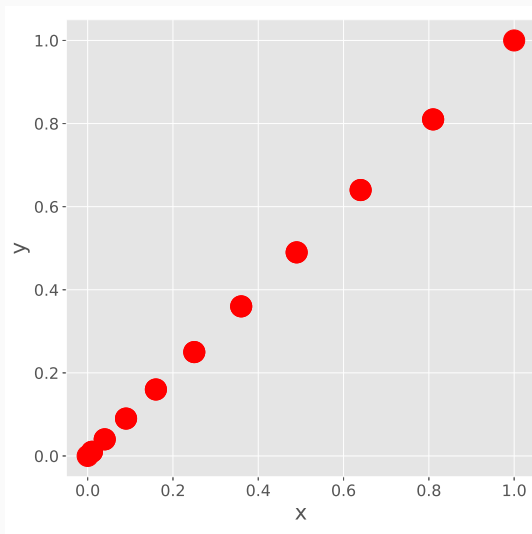
A interação polinomial gera interações de grau p entre as variáveis.

Por exemplo, em um problema com 2 variáveis e $p = 2$ teríamos as variáveis $x_1 \cdot x_1, x_1 \cdot x_2, x_2 \cdot x_2$.

Já para $p = 3$ teríamos $x_1^3, x_1^2 \cdot x_2, x_1 \cdot x_2^2, x_2^3$.

Interação

Introduzindo a variável x_1^2 em nosso exemplo, temos:



Dado um vetor $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_d]$, queremos obter:

$$[[1], [x_1, x_2, \dots, x_d], [x_1^2, x_1 \cdot x_2, \dots], [x_1^3, x_1^2 \cdot x_2, \dots], \dots].$$

Não queremos que repita $x_1 \cdot x_2$ e $x_2 \cdot x_1$.

Vamos iniciar criando uma lista inicial com tamanho $k + 1$, com k sendo o grau do polinômio que desejamos:

```
poly = [[1]] + [[] for _ in range(k)]
```

Agora, para cada variável x_i e para cada lista $l \leftarrow poly$, multiplicamos x_i a cada elemento de l e concatenamos a lista gerada com a lista seguinte.

Para x_0 teremos:

```
poly = [[1], [x[0]], [x[0]**2], [x[0]**3], ..]
```

Agora, para cada variável x_i e para cada lista $l \leftarrow ys$, multiplicamos x_i a cada elemento de l e concatenamos a lista gerada com a lista seguinte.

Para x_1 teremos:

```
ys = [[1], [x[0], x[1]], [x[0]**2, x[0]*x[1], x[1]**2],  
      [x[0]**3, x[0]**2 * x[1], x[0] * x[1]**2, x[1]**3], ..  
      ]
```

Queremos uma função que aplique *map* ($*x_i$) em cada elemento de uma lista e concatene com a seguinte.

Ou seja, queremos:

```
ys = [[1], [], [], ..]  
      [[1], (map (*x1) [1]) ++ [],  
           (map (*x1) (map (*x1) [1]) ++ []) ++ [], ..]
```

ou:

```
ys = [[1], [], [], ..]  
      [[1], f([1], []), f (f ([1], [])) [], ..]
```

Ou seja, queremos:

```
def polyFeatures(k ,x):  
    poly = [[1]] + [[] for _ in range(k)]  
  
    for xi in x:  
        poly = f(xi, poly)  
    return poly
```

Com:

```
def f(x,poly):  
    newpoly = [poly[0]]  
    g = lambda pi : x*pi  
    for i in range(len(poly)-1):  
        newp2 = list(map(g,newpoly[i])) + poly[i+1]  
        newpoly.append(newp2)  
    return newpoly
```



```
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

polyFeat = PolynomialFeatures(degree=2)

polyFeat = polyFeat.fit(X_data)
X_poly = polyFeat.transform(X_data)
```

Regressão Simbólica

Uma característica da Regressão Linear, que pode ser encarada tanto como ponto forte ou fraco, é sua simplicidade.

Por ser simples, é fácil de interpretar.

Por ser simples, ela não consegue modelar muitas possíveis relações.

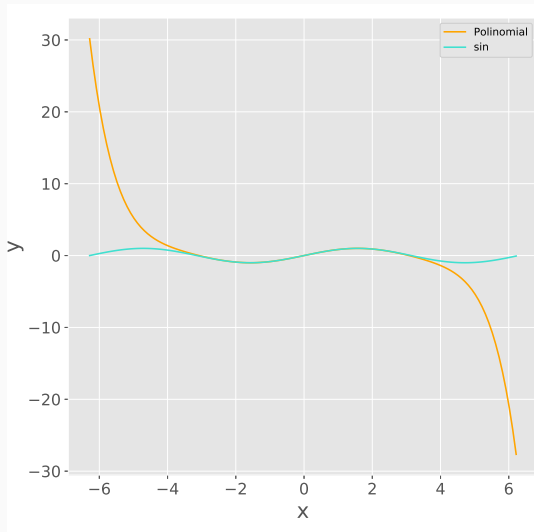
A Regressão Polinomial tenta resolver esse problema adicionando um pouco de complexidade ao modelo sem torná-lo tão complexo.

Podemos aproximar $\sin(x)$ como:

$$x - \frac{x^3}{3!} + \frac{x^5}{5!} - \frac{x^7}{7!}$$

Regressão simples e poderosa

Mas até onde podemos aproximar?



Além disso, não seria mais simples se o algoritmo de regressão retornasse $\sin(x)$?

A *Regressão Simbólica* busca encontrar a forma da função e seus parâmetros que melhor se adapta a base de dados estudada.

Diferente da Regressão Linear e Polinomial, não temos uma forma fechada para a função de aproximação que gera \hat{y} .

Para resolver esse problema, costuma-se empregar a *Programação Genética*.

A Programação Genética é um algoritmo de otimização evolutiva que busca pela melhor árvore de expressão que resolve o problema de regressão.

Para resolver esse problema, costuma-se empregar a *Programação Genética*.

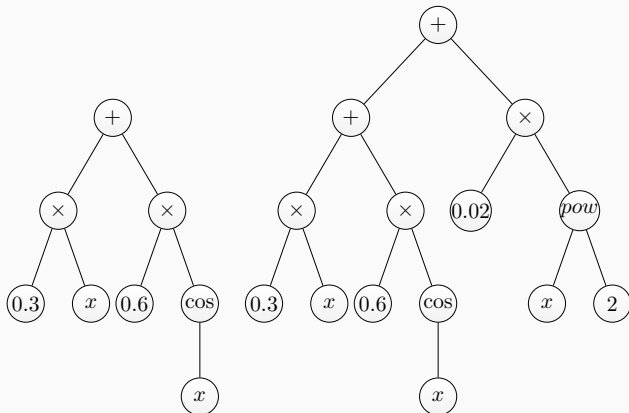
A Programação Genética é um algoritmo de otimização evolutiva que busca pela melhor árvore de expressão que resolve o problema de regressão.

Uma árvore de expressão é uma árvore n -ária que representa uma expressão matemática.

A aridade dessa árvore é igual a maior aridade dentre as funções consideradas, que costuma ser 2.

Árvore de Expressão

As árvores abaixo representam as expressões $0.3x + 0.6 \cos(x)$ e $0.3x + 0.6 \cos(x) + 0.02x^2$, respectivamente:



O algoritmo de Programação Genética canônico é descrito de forma abstrata como:

```
def GP():  
    P = geraPopulacao()  
    for gen in range(max_gen):  
        Filhos = cruzamento(P)  
        Xmen = mutacao(Filhos)  
        P = seleciona(P, Xmen)  
    return melhor(P)
```

A função *geraPopulacao* cria uma população aleatória de árvores de expressão.

Para não criarmos árvores longas no início, adotamos a técnica *ramped half-and-half*:

Metade das árvores são criadas com uma altura fixa h .

Metade das árvores são criadas até uma altura h .

A criação de árvores segue o seguinte procedimento:

Inicia uma árvore vazia e escolhe um nó aleatório para ser criado

O nó aleatório pode ser uma função, um valor numérico ou um atributo da base de dados

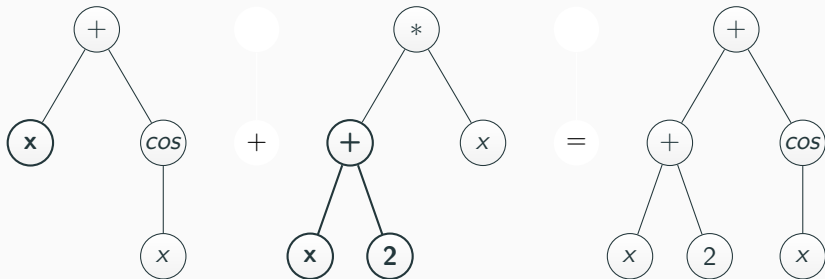
Para os casos de árvore com altura fixa, se a altura é menor que h , escolhe-se apenas funções

Se a altura é igual a h escolhe-se apenas nós terminais

Se o nó atual for uma função, o procedimento é executado recursivamente para gerar n filhos aleatórios, com n igual a aridade da função

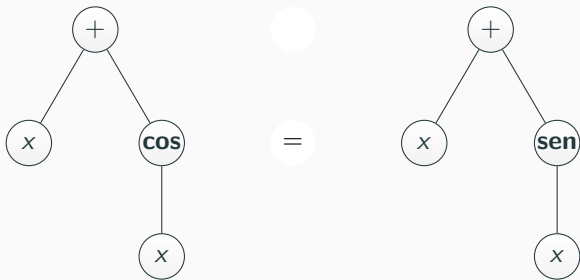
Cruzamento

No cruzamento duas ou mais árvores de expressão são combinadas, para isso escolhe-se uma subárvore de uma solução que substitui a subárvore de outra solução:



Mutação

Na mutação, cada solução pode ser alterada em um nó com uma certa probabilidade:



Para selecionar quais soluções serão consideradas para a próxima geração, são realizados diversos torneios entre a população atual e a nova população até que n indivíduos são selecionados, com n sendo o número de indivíduos da população inicial.

A flexibilidade de gerar a forma da função tem um preço:

- O espaço de busca é enorme e irregular, a tarefa se torna encontrar uma agulha no palheiro.
- Existem muitas soluções possíveis para uma determinada base de dados, a maioria delas é de funções extremamente complexas.

Uma solução para os problemas do GP, cria um meio termo entre a flexibilidade de criar novas funções e um limite da complexidade que pode ser gerada.

A *Regressão Interação-Transformação* define uma forma fechada para a regressão como uma regressão linear de interações polinomiais com funções de transformação.

Uma expressão Interação-Transformação é definida como:

$$\hat{f}(x) = \sum_i w_i \cdot g_i(x),$$

com w_i sendo o i -ésimo coeficiente de uma Regressão Linear sobre transformações dos atributos do exemplo x .

A transformação $g_i(x)$ é a composição $g(\cdot) = t(\cdot) \circ p(\cdot)$, sendo $t : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ qualquer função unidimensional de transformação (ex.: sin, cos, log e $p : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ uma função de interação d -dimensional da forma:

$$p(x) = \prod_{i=1}^d x_i^{k_i},$$

em que $k_i \in \mathbb{Z}$ é o expoente da i -ésima variável.

Supondo amostras de dimensão $d = 3$, temos que a Regressão Linear pode ser representada como:

$$y = w_1 \cdot g_1(x) + w_2 \cdot g_2(x) + w_3 \cdot g_3(x)$$

$$g_1(x) = id(x_1)$$

$$g_2(x) = id(x_2)$$

$$g_3(x) = id(x_3)$$

,

sendo $id(x) = x$ a função identidade.

Da mesma forma, a função $f(\mathbf{x}) = 3.5 \sin(x_1^2 \cdot x_2) + 5 \log(x_2^3/x_1)$ é representada por:

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = 3.5 \cdot g_1(\mathbf{x}) + 5 \cdot g_2(\mathbf{x})$$

$$t_1(z) = \sin(z)$$

$$p_1(\mathbf{x}) = x_1^2 \cdot x_2$$

$$t_2(z) = \log(z)$$

$$p_2(\mathbf{x}) = x_1^{-1} \cdot x_2^3.$$

Uma representação computacional de uma expressão IT pode ser pensada como um conjunto de termos T e cada termo sendo representado por uma tupla (p, f) , com p sendo um vetor com os expoentes do polinômio e f a função de transformação a ser aplicada.

O nosso exemplo de Regressão Linear ficaria:

$$\mathcal{T} = \{t_1, t_2, t_3\}$$

$$t_1 = ([1, 0, 0], id)$$

$$t_2 = ([0, 1, 0], id)$$

$$t_3 = ([0, 0, 1], id).$$

E a função $f(x) = 3.5 \sin(x_1^2 \cdot x_2) + 5 \log(x_2^3/x_1)$:

$$T = \{t_1, t_2\}$$

$$t_1 = ([2, 1], \sin)$$

$$t_2 = ([-1, 3], \log).$$

Um algoritmo simples para encontrar a expressão IT de uma base de dados.

Basicamente inicia com uma Regressão Linear e aumenta gradualmente a complexidade do modelo a cada passo.

De forma abstrata os passos são:

- Inicializa com a estrutura representando uma Regressão Linear
- Repita:
- Gera todas as possíveis interações entre os termos da expressão atual
- Gera todas as possíveis transformações dos termos da expressão atual
- Cria novas expressões que maximizem o objetivo

```
expr = geraRegLinear()
for it in range(max_it):
    termos = geraInteracao(expr)
    termos += geraTransformacao(expr)
    expr = geraExpressao(expr, termos)
```

Para gerar uma interação, basta somar os vetores de expoentes de dois termos. Supondo os termos:

$$t_1 = [2, 1]$$

$$t_2 = [-1, 3]$$

Ao somar t_1 e t_2 temos:

$$t_1 = [2, 1]$$

$$t_2 = [-1, 3]$$

$$t_3 = [1, 4]$$

E ao subtrair t_1 e t_2 temos:

$$t_1 = [2, 1]$$

$$t_2 = [-1, 3]$$

$$t_3 = [1, 4]$$

$$t_4 = [3, -2]$$

Que representam:

$$t_1 = [2, 1]$$

$$t_2 = [-1, 3]$$

$$t_3 = [1, 4]$$

$$t_4 = [3, -2]$$

$$x_1^2 \cdot x_2$$

$$x_1^{-1} \cdot x_2^3$$

$$x_1 \cdot x_2^4$$

$$x_1^3 \cdot x_2^{-2}$$

```
def geraInteracao(expr):  
    termos = [somaExpoentes(t1, t2)  
              for t1, t2 in combinations(expr)]  
    termos += [subExpoentes(t1, t2)  
              for t1, t2 in combinations(expr)]  
    return termos
```

Para gerar as transformações de um termo, basta aplicar todas as funções do conjunto de funções ao termo:

$$t_1 = ([2, 1], id)$$

Para gerar as transformações de um termo, basta aplicar todas as funções do conjunto de funções ao termo:

$$t_1 = ([2, 1], id)$$

$$t_2 = ([2, 1], \sin)$$

$$t_3 = ([2, 1], \log)$$

$$t_4 = ([2, 1], \sqrt{\quad})$$

```
def geraTransformacao(expr):  
    funcoes = [id, np.sqrt, np.sin, np.log]  
    termos = [(expo, fi)  
              for (expo, f) in expr  
              for fi in funcoes  
              ]
```

Dada a expressão atual como um conjunto T de termos e um conjunto T' com os novos termos gerados, a nova expressão é a combinação dos termos $T'' = T' \cup T$ que retorna a melhor expressão:

```
def geraExpressao(expr, termos):
    cjtTermos = uniao(expr, termos)
    melhorExp, melhorScore = (expr, score(expr))

    for expr_i in combinations(cjtTermos):
        if score(expr_i) > melhorScore:
            melhorExp, melhorScore = (expr_i, score(expr_i))
    return melhorExp
```

Disponível online:

Algoritmos baseado em Interação-Transformação

Na próxima aula aprenderemos sobre:

- Algoritmos de Classificação.
- Perceptron.
- Regressão Logística.

Complete o Laboratório:

Regularization_and_Gradient_Descent_Exercises.ipynb