

Estudos em Regressão Linear

Matheus Mortatti Diamantino
RA 156740
matheusmortatti@gmail.com

José Renato Vicente
RA 155984
joserrenatovi@gmail.com

I. INTRODUÇÃO

Este projeto teve como intuito o estudo prático do método de regressão linear em Machine Learning. Foram utilizados os algoritmos de *Gradient Descent* conhecidos como *Stochastic*, *Batch* e *Mini Batch* bem como a *Equação Normal*, que resolve o problema da Regressão Linear por uma equação matricial fechada, de modo a compara-los em termos de complexidade e acurácia. [1]

Foi feito um estudo de predição de preço de diamantes, utilizando uma base de dados com 54000 exemplos, em que são apresentados seus preços e nove features como tamanho, cor e número de quilates.

II. ATIVIDADES

A. Regressão Linear [2]

Regressão Linear é um método muito conhecido de Machine Learning, utilizado para prever o valor de uma variável dependente baseado em valores de variáveis independentes. Essa regressão é chamada linear porque se considera que a relação da resposta às variáveis é uma função linear de alguns parâmetros. Desta forma, dado um vetor Theta de tamanho igual ao número de features, cujo valor queremos determinar, temos que:

$$\text{PreçoAlvoEsperado} = \sum_{i=1}^m \theta_i X_i = h_{\theta}(x) \quad (1)$$

Em que X é um vetor com os valores das features para um dado diamante, cujo preço queremos determinar. Para encontrar esse valor de Theta, utilizaremos alguns algoritmos e compararemos os resultados obtidos com cada um.

Cada algoritmo utilizado é baseado no método de *Descida de Gradiente* (ou *Gradient Descent*). Este é um método utilizado para achar o ponto mínimo de uma função, aproximando gradativamente seu valor até um ponto quando não é possível ser diminuído mais (i.e. a derivada da função neste ponto é zero). Este método consegue apenas achar mínimos locais e, com isso, não é garantido que o resultado obtido é o melhor para o dado problema.

Para medirmos a eficácia do algoritmo, utilizamos uma *Função de Custo* que nos diz o quão perto do resultado desejado estamos, dado um conjunto de dados. Esta função é definida por:

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^i) - y^i)^2 \quad (2)$$

Como queremos minimizar a função de custo, queremos que cada passo da nossa descida de gradiente se aproxime mais do mínimo local. Para extrairmos a direção que temos que ir, utilizamos a derivada da função de custo:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i \quad (3)$$

Logo, para aproximarmos os valores de θ de modo a nos aproximar do mínimo local, utilizamos a fórmula

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i \quad (4)$$

, onde $0 \leq j \leq m$, $x_0 = 1$ e α é o que chamamos de *Learning Rate* que define o quão agressivamente tentaremos nos aproximar do mínimo. Este método de descida de gradiente é chamada de *Batch Gradient Descent*. A seguir, veremos duas outras variações deste algoritmo e uma forma não iterativa para o problema.

a) *Stochastic Gradient Descent*: Neste método, utiliza-se apenas um exemplo de treino para cada passo da descida de gradiente. Deste modo, a equação 4 se transforma em

$$\theta_j := \theta_j - \alpha (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i \quad (5)$$

Utiliza-se este método quando procura-se rapidez de execução. Contudo, um ponto negativo deste método é que, como usamos como amostra apenas um exemplo de treino, um passo pode nos levar a um custo mais alto. Como o número de iterações é alta, porém, o método converge ao mínimo e mais eficientemente do que o *Batch* até um certo limite.

b) *Mini Batch Gradient Descent*: Para obtermos um resultado balanceado, utiliza-se uma mistura dos métodos *Batch* e *Stochastic*, em que define-se um tamanho para o lote de exemplos de treino que serão utilizados para atualizar θ .

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=k}^{k+b-1} (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i \quad (6)$$

, onde b é o tamanho do lote, $k = 0, b, 2b, \dots, m-1$.

c) *Equação Normal*: Para a regressão linear, é possível derivar uma fórmula direta para o ponto de mínimo local que desejamos. Para isso, utilizamos manipulações matriciais na forma [3]

$$\theta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (7)$$

, onde X é a matriz de features, y é a matriz dos dados que queremos prever e θ é a matriz dos coeficientes de $h(X)$.

B. Normalização de Features

Como cada feature tem seu valor em uma escala diferente (i.e. algumas estão na ordem de milhares e outras na ordem de centenas), o processo de descida do gradiente poderá acontecer de forma lenta. Isso se dá pelo fato de que a atualização dos θ s não ocorrerá de forma uniforme entre as features, já que a distância de um dado θ_i a seu valor esperado pode ser maior do que de outro $\theta_j, j \neq i$. Assim, realizamos o que é chamado de *Normalização de Features*, onde colocamos todas as features x_i em um valor entre $0.5 \leq x_i \leq 0.5$. Isso é feito através da fórmula:

$$x_i = \frac{x_i - \frac{\text{size}(x_i)}{2}}{\text{size}(x_i)} \quad (8)$$

C. Transformação de Features

Em alguns casos, podemos ter features que não possuem um valor no domínio dos números reais. Por exemplo, uma feature pode representar a cor de um dado elemento. Deste modo, é necessário realizar uma transformação de tais features para o domínio dos reais. Para realizar tal transformação, criamos uma nova feature para cada possível valor da feature que queremos transformar, de modo que, se para o exemplo de dado e_i temos que esta feature possui um valor x_j , a nova feature correspondente a x_j terá o valor 1 e as demais features criadas terão o valor 0. Tomemos como exemplo uma feature de Cor que pode receber os valores *Azul*, *Amarelo*, *Vermelho* e *Verde*. Assim, o resultado da transformação acontecerá da seguinte forma:

Feature x_i	Azul	Amarelo	Vermelho	Verde
Azul	1	0	0	0
Amarelo	0	1	0	0
Vermelho	0	0	1	0
Verde	0	0	0	1

Onde cada coluna representa a nova feature criada e cada linha representa o valor original da feature x_i .

D. Regularização

Regularização é um método utilizado para *evitar* overfitting dos dados. É realizado de forma a penalizar os valores de θ para que estes mantenham valores pequenos, sendo menos propenso ao overfitting. Isto é feito na forma de um novo parâmetro λ que definirá o quanto cada θ será penalizado:

$$\theta_j := \theta_j * (1 - \lambda * \frac{\alpha}{m}) - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^i) - y^i) x^i \quad (9)$$

Este valor deve ser modificado de forma a melhorar o resultado final. Se o valor for muito alto, a influência da regularização pode ser negativa, criando um aumento no erro final. Se muito baixo, não terá o efeito desejado. Vale

mencionar que a regularização na equação normal se dá pela forma

$$\theta = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \quad (10)$$

, onde I é a matriz identidade.

E. Base de Dados

Foi utilizado uma base de dados sobre Diamantes, a qual descreve diferentes aspectos sobre o diamante como cor, claridade e quilate, e apresenta seu preço. O objetivo deste projeto foi de utilizar o método de *Regressão Linear* descrito acima para prever o preço de um dado diamante, dado suas características.

III. SOLUÇÕES PROPOSTAS

A. Tratamento dos Dados

Para obtermos melhores resultados, começamos por realizar o tratamento dos dados. Para isso, foram aplicados os métodos de *Normalização* descritos na seção anterior. Também, foi aplicado uma *Transformação de Features* nas features *Cut*, *Color* e *Clarity*, pois seus valores são descritos por uma string.

B. Algoritmos Implementados

Com o objetivo de compara-los, foram implementados os algoritmos *Batch*, *Mini Batch*, *Stochastic* e *Equação Normal* como solução para a Regressão Linear.

a) *Algoritmos Iterativos*: Algoritmos iterativos para a *Descida de Gradiente* precisam de um critério de parada para sua execução. Tais critérios foram, demonstrados pela Listagem 1:

- Número máximo de iterações.
- Valor máximo da diferença entre os θ s originais e novos.

```

1 while(iterations < max_iterations and not
   done):
2     # Do Gradient Descent
3     ...
4     iterations = iterations + 1
5     if iterations >= max_iterations:
6         break
7     # If the change in value for new thetas is
      too small, we can stop iterating
8     done = True
9     for k in range(len(thetas)):
10        done = abs(thetas[k] - new_thetas[k]) <
          stopCondition and done
11    if done:
12        break

```

Listing 1: Critérios de Parada para os algoritmos de Descida do Gradiente

Foi implementado também uma solução para o caso onde a função de custo diverge devido a um α muito alto. Caso o custo corrente seja maior do que o último custo calculado, o valor de α é diminuído por um fator pré definido, de modo que a descida aconteça com menores riscos de divergência, como demonstrado pela Listagem 2.

```

1 if len(costs) > 0 and cost > costs[-1]:
2     learningRate *= alphaFactor
3     if retryCount < retryMax:
4         retryCount += 1
5     else:
6         done = true

```

Listing 2: Modo como o fator α é modificado

b) *Regularização*: Para todas as soluções implementadas, foi utilizado o método de regularização para melhorar os resultados e evitar *Overfitting*. Foram seguidos os métodos descritos acima para a implementação tanto na forma da *Equação Normal* quanto para os algoritmos iterativos.

IV. EXPERIMENTOS E DISCUSSÃO

Os experimentos foram realizados em uma máquina que possui um processador Intel Core i7-6700HQ com 4 cores rodando a 2.60GHz e 16GB de RAM, com Ubuntu 16.04.

A. Comparação de Dados Com e Sem Normalização

Os resultados obtidos rodando Stochastic Gradient Descent para dados sem normalização foram de 812.20 para o erro final nos dados de treino e 743406.95 para o custo.

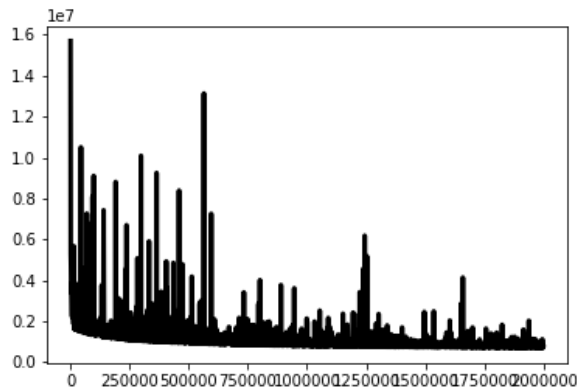


Figure 1: Custo x Iterações Para Stochastic Sem Normalização

Em acordo com os resultados obtidos, era esperado que os resultados fossem melhores para os dados normalizados, conforme a Tabela I. A diferença foi pequena, pois os valores encontrados nas diversas features não são muito diferentes (mesma ordem para todos os dados). A Figura 1 nos mostra que o caminho para a minimização do custo sem normalização teve muito mais ruído, sendo necessário o ajuste do *Learning Rate* quando o valor divergia. Isso se dá pois atualizamos os valores dos coeficientes para cada exemplo de treino e, como os valores não estão normalizados, isso ocorre de forma não uniforme, fazendo com que o custo varie muito mais.

B. Comparação entre Algoritmos

Os algoritmos de Gradient Descent mostraram ter uma diferença de performance muito grande. Para um tempo de

execução consideravelmente menor, Stochastic obteve resultados muito melhores do que as duas outras variantes, que demoraram muito mais para convergir, como podemos ver pela Tabela I. Por observar apenas um diamante do dataset de treino a cada atualização de Theta, a atualização deste vetor é muito mais rápida. Desta forma, ele chega mais próximo do mínimo local da função do que Batch e Mini Batch.

Porém, caso o algoritmo fosse executado por tempo suficiente, as outras variantes obteriam resultados com erros menores, já que, por utilizar mais do que um diamante do dataset de treino para atualizar Theta, suas atualizações são mais precisas e, no caso do Batch, tem certeza que o novo vetor de thetas leva a um resultado mais próximo do mínimo local, o que não ocorre com o Stochastic.

O método da equação normal foi o de melhor desempenho, tendo tempo de execução muito inferior aos demais, além de ser o método com os melhores resultados. Isso se deve pois, enquanto os outros métodos necessitam de diversas iterações para convergirem ao o mínimo local, a equação normal já dá o resultado exato do mínimo local.

	Absolute Error	Final Cost	Run Time(s)	Iterations
Stochastic	753.24	645820.77	676	2.000.000
Mini Batch	991.72	1002188.59	1693.64	2.000
Batch	2554.09	6426353.60	4142.068	1000
Equação Normal	729.33	561271.499184	0.455	—
Scikit Learn	739.09	—	3561.999	200.000

Table I: Tabela de Resultados de Treino Para Cada Algoritmo

	Absolute Error (Validation Data)
Stochastic	743.73
Equação Normal	726.32
Scikit Learn	731.10

Table II: Tabela de Resultados de Validação Para Os Algoritmos Mais Eficientes

Comparando os valores obtidos com a implementação para o algoritmo *Stochastic* feita pelos autores deste projeto e a feita pela framework *Scikit-Learn* [4], vemos que eles são muito similares em termos do erro final obtido, tanto para os dados de treino (Tabela I) quanto para os dados de validação (Tabela II). Contudo, vemos divergências no número de iterações e no tempo de execução. Enquanto o scikit obteve resultados muito próximos da Equação Normal em apenas 200.000 iterações, nossa implementação precisou de 2x mais. Em contrapartida, scikit teve um tempo de execução aproximadamente 5x maior, o que pode ser explicado pelos recursos que o algoritmo utiliza para evitar overfitting, divergência, entre outros detalhes de implementação. Vale notar também que a base de dados utilizada é relativamente simples e não necessita de um algoritmo com a complexidade do encontrado na framework, explicando os bons resultados obtidos pela nossa implementação.

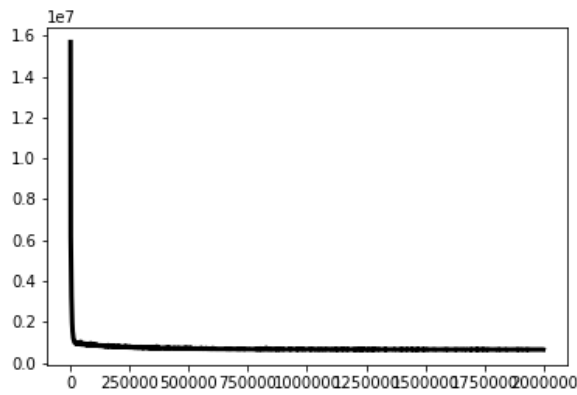


Figure 2: Custo x Iterações Para Stochastic

Observando a Figura 2, podemos notar a rapidez com que o algoritmo *Stochastic* converge no início de sua operação. Contudo, após aproximadamente 250.000 iterações, a taxa de convergência diminui significativamente. A figura também nos mostra como um *Learning Rate* bem definido afeta o resultado final. Se compararmos com a Figura 1, podemos ver que esta possui um ruído muito significativo, proveniente, dentre outros motivos, de uma taxa de aprendizado muito agressiva para a função.

C. Regressão Polinomial

Foram feitos breves experimentos com *Regressão Polinomial* para verificar seus impactos nos resultados. Para isso, foi utilizado o método da Equação Normal e as features foram modificadas de modo a incluir termos polinomiais. Como podemos ver pela Tabela III, os resultados para a regressão polinomial não significativamente melhores que os da regressão linear. Isso pode ser explicado pelo *Erro Irreduzível* inerente dos dados utilizados. Isto significa que a qualidade dos dados utilizados não é boa o suficiente para realizar um treino e uma predição precisa. Vale lembrar também que o quanto mais aumentamos o coeficiente polinomial das features, maiores as chances de *Overfitting*, mesmo que minimizados pelo processo de Regularização.

	Absolute Error (Validation Data)
X	726.32
$X + X^2$	720.94
$X + X^2 + X^3$	705.90
$X + X^2 + X^3 + X^4$	705.34

Table III: Tabela de Resultados da Regressão Polinomial

V. CONCLUSÕES

Após extensiva análise dos resultados, é seguro dizer que os estudos realizados em *Regressão Linear* foram profundos o suficiente para obtermos um entendimento maior sobre o assunto. Pudemos ver os efeitos de métodos de tratamento de dados, normalização e regularização na prática, bem como testar o quanto cada fator do método influencia no resultado

final, mesmo que o resultado final das predições não tenham sido satisfatórios.

REFERENCES

- [1] S. Avila. [Online]. Available: <https://www.ic.unicamp.br/~sandra/>
- [2] A. Géron, "Hands-on machine learning with scikit-learn and tensorflow." [Online]. Available: <https://www.oreilly.com/library/view/hands-on-machine-learning/9781491962282/ch04.html>
- [3] R. Kapur. [Online]. Available: <https://ayearofai.com/rohan-3-deriving-the-normal-equation-using-matrix-calculus-1a1b16f65dda>
- [4] "scikit-learn, machine learning in python." [Online]. Available: <http://scikit-learn.org/>