Feature Scaling

Why Feature Scaling?

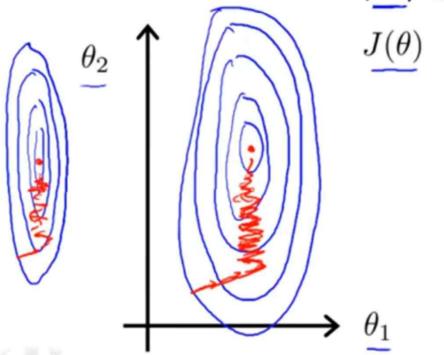
- Feature 별로 스케일이 다른 아래와 같은 상황을 예상해보자~
 - X1:0~1사이의 값을 가짐
 - X2: 0.00001 ~ 0.00002사이의 값을 가짐
 - X3: 10000~2000000000 사이의 값을 가짐.
 - Target y: 1000000~2500000000사이의 값을 가진다고 하자..
- 이러한 상황이라면 거의 X2, X1은 거의 영향을 안 미친다고 판단이 될 가능성이 큼!!
- 결론) 모든 특성의 범위를 같게 해준 상태에서 판단을 해야함!!!

Feature Scaling

Idea: Make sure features are on a similar scale.

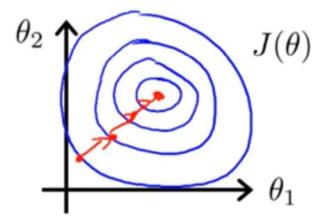
E.g. x_1 = size (0-2000 feet²) \leftarrow

 x_2 = number of bedrooms (1-5) \leftarrow



$$\Rightarrow x_1 = \frac{\text{size (feet}^2)}{2000}$$

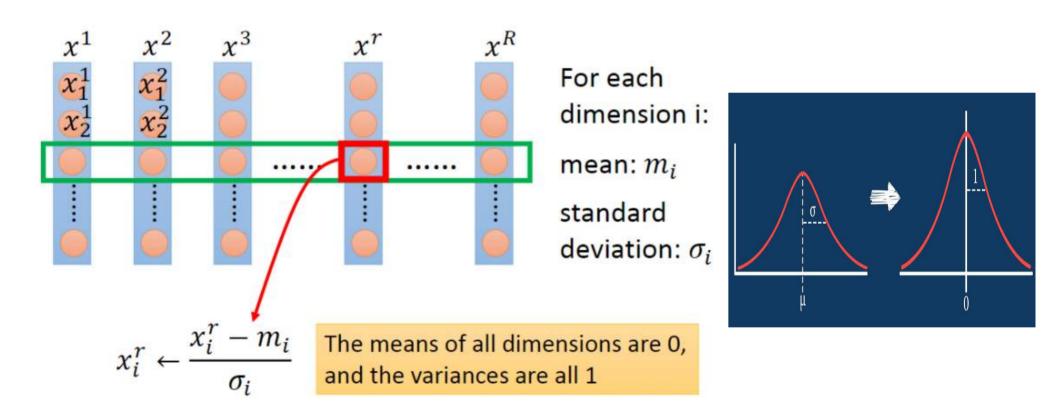
 $\rightarrow x_2 = \frac{\text{number of bedrooms}}{5}$



Andrew Ng

- Feature Scaling : 서로 다른 Feature 값의 범위를 일정한 영역대로 맞추는 작업을 의미함.
 - Feature 자체의 측정 단위가 달라서 발생하는 문제 예방
 - 학습을 하는 과정에서 특정 Feature의 편향성을 가지면서 학습을 하는 현상을 방지함. -> Bias 또한 커질 수 있어서 이에 대한 처리를 위해서 도...

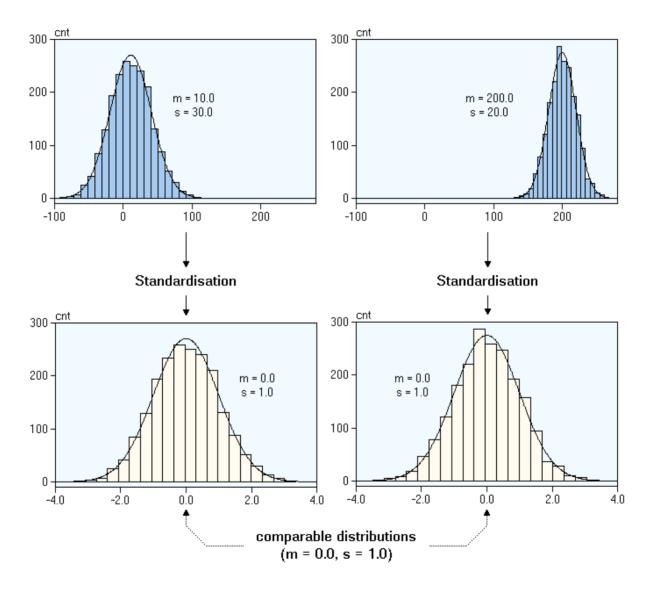
Feature Scaling Method: Standardization



Ref) Why feature normalization / standardization? | Develop Paper

Feature Scaling Method: Standardization

- 중요 부분 : 평균을0, 분산이 1인 정규분포로 변환하는 작업!!!
 - →최소값, 최대값 등의 크기를 제한을 하지 않고, 정규화 변환이 가능하기에 이상치에 대한 부분을 고민을 해야함!!!
 - →이상치에 의해서 값이 상당히 변화가 심할 수 있어서, 이상치에 민감 함!!!
 - →반듯이 이상치에 대한 고민을 꼭 하면서 해야함!!!!!
 - → 분포에 Focus!!!!
- SVM, Linear Regression, Logistic Regression 등 데이터의 분포 가 정규분포를 가정하고 하는 모델에 대해서 성능을 향상시키 기에 적용할 수 있는 부분임!!!!



Feature Scaling: Normalization and Standardization - Quinn-Yann - 博客园 (cnblogs.com)

Feature Scaling Method: Normalization

Normalization Formula

$$X normalized = \frac{(x - x_{minimum})}{(x_{minimum} - x_{minimum})}$$



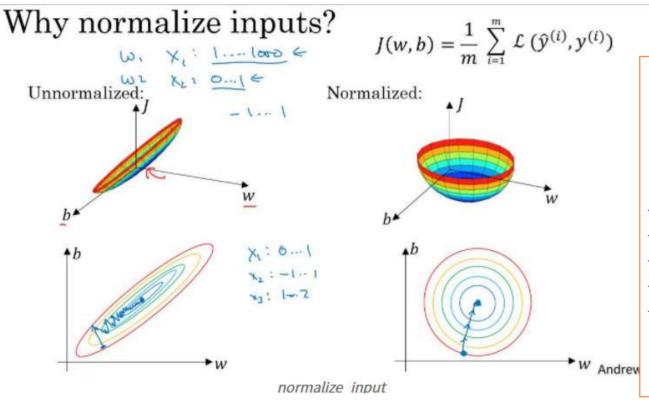


Feature Scaling Method: Normalization

- 중요부분 : 값의 범위를 [0,1]로 옮기게 된다.
 - → 앞에서 변환 수식을 보아도 이상치에 영향을 크게 받을 수 밖에 없는 구조임!!!
 - →min , Max를 사용해서 하기에 이 기준 값들이 바로 경우에 따라서는 이상치가 될 수 있기 때문임!!!
 - → 앞의 Standardization의 경우에 있어서는 다른 데이터에 의해서 이상 지(min, max)가 좀 조절이 될 여지가 있을 수 있지만, Normalization의 경우에는 바로 그 값이 변환 기준이 되기에 더 유의를 해야함!!!

정리) Standardization 은 상치를 포함해서 변환을 하고, 이상치를 제거를 해도 괜찮을 수 있지만, Normalization 은 이상치를 제거를 하고 해야 좀 더 괜찮은 경향이 있다!!!

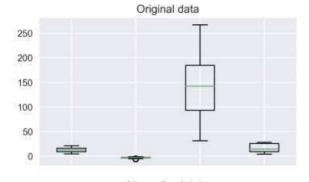
Feature Scaling Method: Normalization



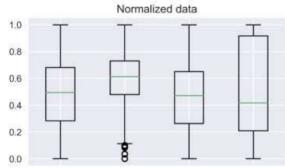
Normalization을 해주게 되면, Loss Function을 찾아가는 과 정에 있어서도 좀 빠르게 찾아 갈 수 있다.

왼쪽의 경우에는 처리가 안 되어서 Gradient Descent로 할때 이리저리 왔다갔다 하는데 (oscillation), 오른쪽의 경우는 보다 편하게 접근이 가능함.

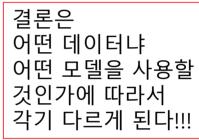
→ Gradient Descent 기반에서 는 필요함!!!!

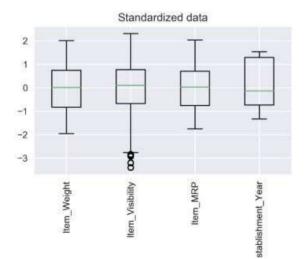


각 특성의 스케일이 다른 원본 데이터

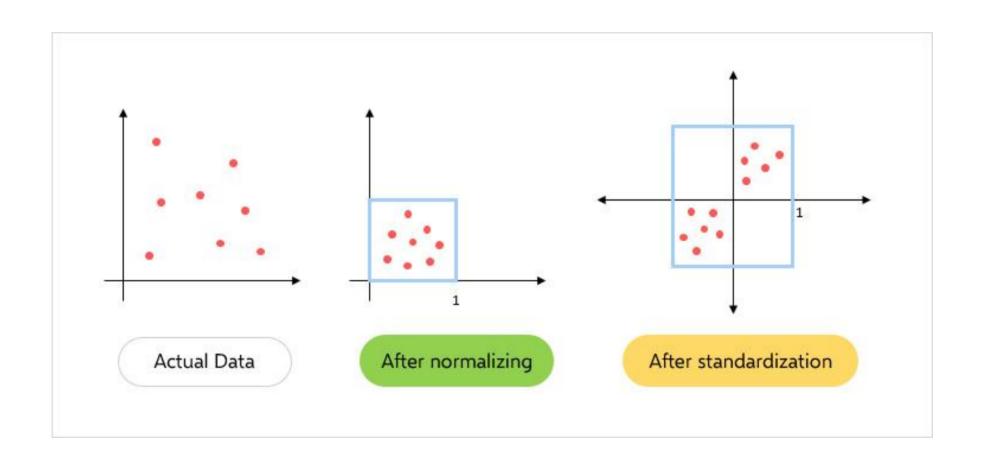


Normalization을 하여서 값을 0~1로 bound를 함!





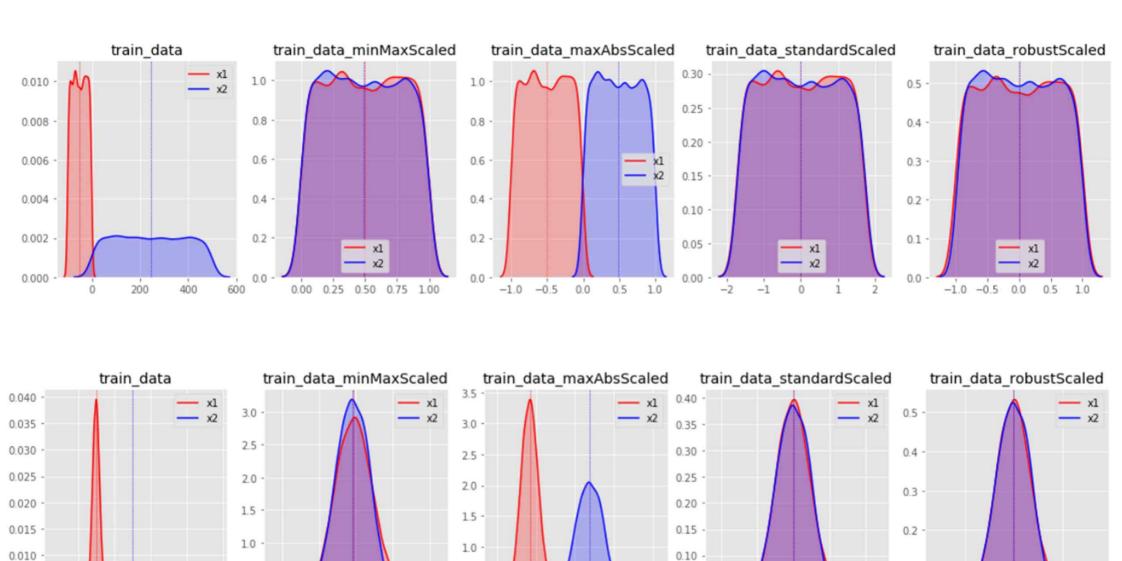
Standardization을 하여서 평균을 0으로 만들어서 분포를 시킴!



Ref) What Do Normalization and Standardization Mean? When to Normalize Data and When to Standardize Data? | by Akalbir Singh Chadha | Becoming Human: Artificial Intelligence Magazine

ScikitLearn : Scaler들에 대해서...

- StandardScaler ()
 - → 특성들을 평균0, 분산1로 scaling 작업
 - → 정규 분포를 유지하게 변환을 수행
 - → 최소, 최대를 제한하지 않아서 이상치에 영향을 받을 수는 있음!
- MinMaxScaler()
 - → 가장 작은 값을0, 가장 큰 값은 1로 bound
 - → 이상치(min, max)에 대해서 기준이 되어서 이상치에 아주 크게 영향을 받음!!!
- MaxAbsScaler()
 - → 각 특성의 절대값이 1, 0의 값이 0이 되도록 -> -1 ~ 1 사이로 bound
 - → 특징이 양수로만 되어 있다면 MinMaxScaler와 동일한 역할을 함.
 - → 당연히 이상치(min, max)에 대해서 기준이 되어서 이상치에 아주 크게 영향을 받음!!!!
- RobustScaler()
 - → 평균과 분산을 사용하는 것 대신에 중앙값 & 사분위값을 사용!!!
 - → 이상치의 영향을 최소화할 수 있음!!!!
- Normalzer()
 - → 위의 방식들은 모두 세로 컬럼별로 수행을 하였으나, 이 방법은 1개의 sample에 대한 가로줄이 기준!!!
 - → 한 1개의 sampl에서 값을 모두 L2 norm = 1이 되도록 변환
 - → 보통 학습에서 보다는 딥러닝 등에서 학습 벡터에 주로 사용하며, 일반적인 피쳐에서는 잘 사용하지 않음.



0.05

0.00

1.0

0.5

0.5

-1.0

-0.5

0.0

0.5

0.0

0.00

0.25

0.50

0.75 1.00

300

0.005

0.000

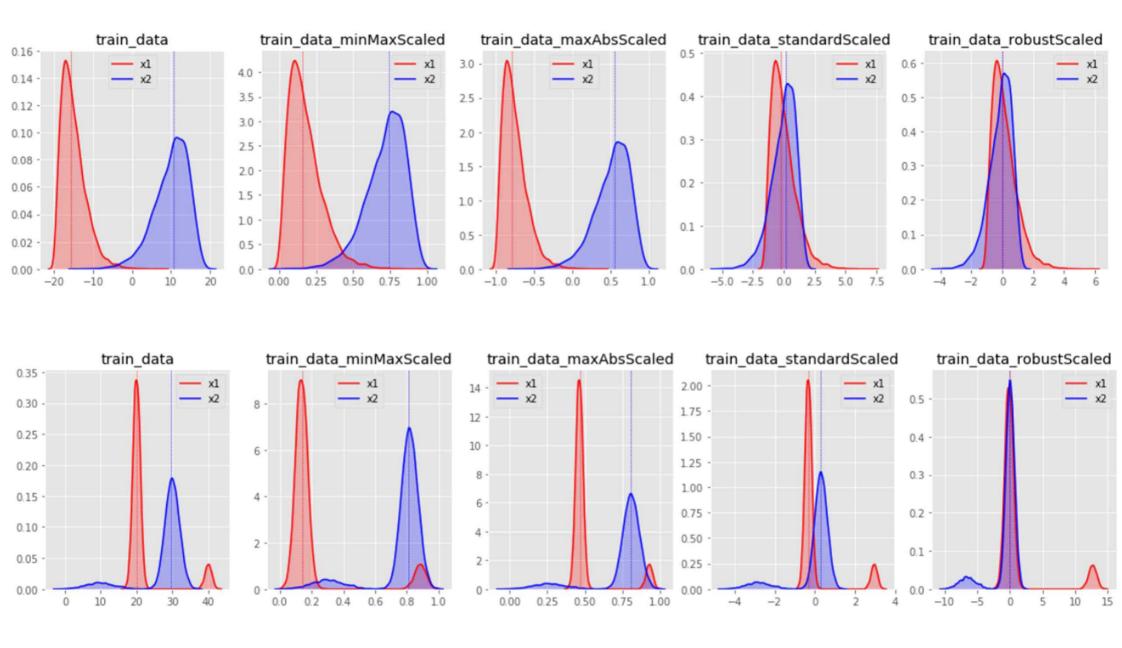
0

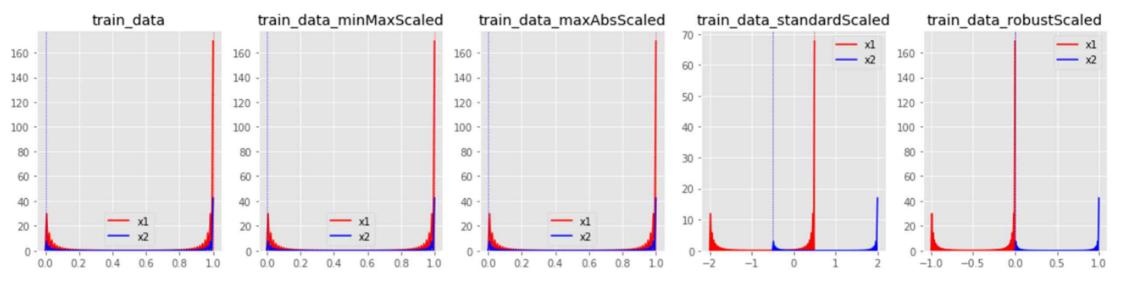
100

200

0.1 -

0.0





[앞의 샘플에 대해서 각기 보면]

- Standard Scaler, Robust Scaler가 표준화된 분포로 변환을 해주고 있다.
- Minmax, maxAbs의 경우에는 특정한 값이 몰려있는 경우에서는 그 형태가 그대로 많이 유지 되고 있음을 보이고 있다.
- 마지막의 outlier의 경우에서는 모든 방법들에 있어서 심각하게 왜곡현상을 야기하고 있음!
- 모든 컬럼을 동일한 기준으로 수행할 필요도 없으며!!!!
- 모든 컬럼에 대해서 적용할 필요도 없으며,
- 특정 컬럼의 값을 펴야할지
- 특정 컬럼의 값의 형태를 유지하면서 값만 조정할지

<u>여러 상황에 따라서 결정을 해야하지, 절대적인 부분이 있는 것은 아님!!!!!!</u>

+ 참고로 수치값의 단위가 너무 크거나 그러면 log도 취하는 것도 같이 사용!!!

When Scaling (Standardization, Normalization)

• Gradient Descent 기반의 최적화를 사용하는 알고리즘 (Linear Regression, Logistic Regression, Neural Network etc) 에 있어서는 Scaling 작업이 필요하다!!!

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

위의 수식에서 보듯이 서로 다른 크기의 Feature의 경우에는 서로 다른 Step Size를 계산을 하게 되고, 그 결과 Gradient Descent의 Osciilation이 발생을 하고, 그 결과 최적화 가는 과정이 Slow하게 된다!

When Scaling (Standardization, Normalization)

- Tree Based Algorithm 들은 Scaling 작업에 대해서 영향이 거의 없음!!!!!!!!
- 이유는 Tree based algo들은 중요한 해당 피처로 나눴을 때 에러가 어떻게 되는지 보면서 하나씩 기준을 정해나가기 때문에 전체적인 피처들의 크기가 전혀 학습에 영향을 미치지 않음!!!
 → 정보의 불순도만 신경쓰면 되니!!!!
- <u>따라서 일반적으로 Tree Based Algo의 경우에는 Scaling 작업</u>이 영향을 미치지 못한다!!!!!

When Scaling (Standardization, Normalization)

• Distance Based Algorithm 기반(KNN, K-means, SVM etc)은 거리가 상당히 중요한 부분이므로, 이 계산에 있어서 영역대가 다르게 되면 다르게 거리가 계산이 되어서 왜곡현상이 벌어질 수있음.

| | Student | CGPA | Salary '000 |
|---|---------|------|-------------|
| 0 | 1 | 3.0 | 60 |
| 1 | 2 | 3.0 | 40 |
| 2 | 3 | 4.0 | 40 |
| 3 | 4 | 4.5 | 50 |
| 4 | 5 | 4.2 | 52 |
| | | | |

원본 데이터

| | CGPA | Salary '000 |
|---|-----------|---|
| 1 | -1.184341 | 1.520013 |
| 2 | -1.184341 | -1.100699 |
| 3 | 0.416120 | -1.100699 |
| 4 | 1.216350 | 0.209657 |
| 5 | 0.736212 | 0.471728 |
| | 3 | 2 -1.184341 3 0.416120 4 1.216350 |

Scaling 작업 후

• Distance AB before scaling =>
$$\sqrt{(40-60)^2+(3-3)^2}=20$$
 • Distance BC before scaling =>
$$\sqrt{(40-40)^2+(4-3)^2}=1$$

• Distance AB after scaling => $\sqrt{(1.1+1.5)^2+(1.18-1.18)^2}=2.6$

• Distance BC after scaling => $\sqrt{(1.1-1.1)^2+(0.41+1.18)^2}=1.59$

When Scaling (

When Standardization? When Normalization?

- Normalization : 수집한 데이터가 정규본포를 따르지 않아도 되는 KNN, Neural Network 같은 알고리즘을 사용하려면, Gradient Descent 이유 및 거리 계산을 적정 수준으로 Bound해야하니 Normalization을 수행해보도록 추천
- Standardization의 경우에는 Normalization 같이 값이 bound는 되지 않기에, 정규 분포 중심의 가정을 통한 알고리즘에 적용
- 실제는 그냥 raw data로 해보기, normalization 해서 해보기, standardization 해서 해보기, 각기 선택적(일부 컬럼은 스케일 링 안 하기, 일부 컬럼은 normalization, 일부 컬럼은 standardization 하기)등으로 직접 해서 평가하기!!!!!