Lineer Regresyon Log Dönüşümünde Neden Sapıtıyor?

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \tilde{y}_i)^2$$

$$MSE_{\text{transformed}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\ln(y_i) - \ln(\tilde{y}_i))^2$$

$$MSE_{\text{transformed}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_{i\,\text{transformed}} - \tilde{y}_{i\,\text{transformed}})^2$$

Örnek 1 prediction=2 real=1
y=e^2= 7.39
y'=e=2.72
Squared Error=21,8

y_transformed=lne^2=2
y'_transformed=lne=1
Squared Error_transformed=1

Örnek 2
prediction=5 real=2

SE=19888
SE_transformed=3

Yukaridaki 2 gözlem üzerinden logaritma dönüşümünde MSE kullanmanın nasıl sonuçlar doğurcağını anlatacağım.

Diyelim ki transformed SSE için hatayı 2 azaltacağım.
1.yol: Örnek 1i 1 azalt, Örnek 2yi 1 azalt
Gözlem 1 için yeni prediction=1, yeni SE_transformed=0, yeni SE=0
Gözlem 2 için yeni prediction=4, yeni SE_transformed=2, yeni SE=2289
2.yol: Örnek 1 sabit, Örnek 2yi 2 azalt
Gözlem 1 için hata ve tahmin aynı
Gözlem 2 için yeni prediction=4, yeni SE_transformed=2, yeni SE=161

1.yolda gerçek SSE düşüşü: 17620
2.yolda gerçek SSE düşüşü: 19749

Drift ekleyememekten daha büyük bir sorun

Küçük rakamlara ve sadece 2 rakama rağmen 2 bin civarı toplam hata değişebiliyor ve lineer regresyon için bu iki değişim de aynı. LR için toplam hata değişimi 2 durumda da 2. MSE kullanmanın yarattığı sorunu gidermek için exponential loss kullanmak çözüm olabilir.

Eren Exponential Cost Function: $$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(e^{y_{i\,\text{transformed}}} - e^{ax+b}\right)^2$$

e ile y'leri yer değiştirdiğimizde orjinal MSE'yi elde ettiğimizi göreceğiz. Lineer
Çözdüğüm örnekteki SSE değişimini exponential cost functiona göre hesaplarsak SSE değişimi olmadığını göreceğiz.

Hessian matriksini incelediğimde X>1 için konveks olduğunu görüyorum
Powelde kullandığımız MSE tek lolak minumuma sahipti ama konveks değildi
Sonuç eren costu optimize etmek çok daha kısa sürebilir.