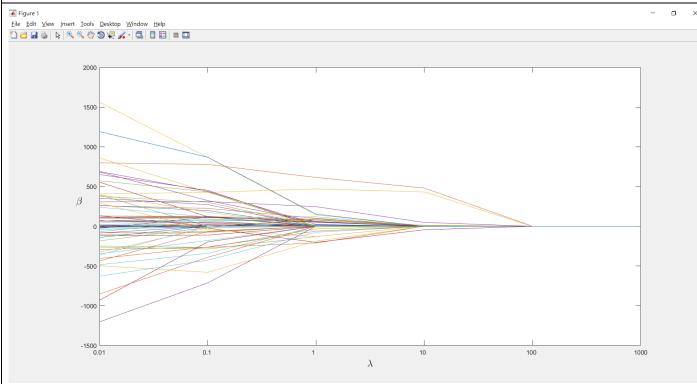
R05631027_楊皓文_機器學習_作業#5

Problem 1 (LASSO and Ridge regression)

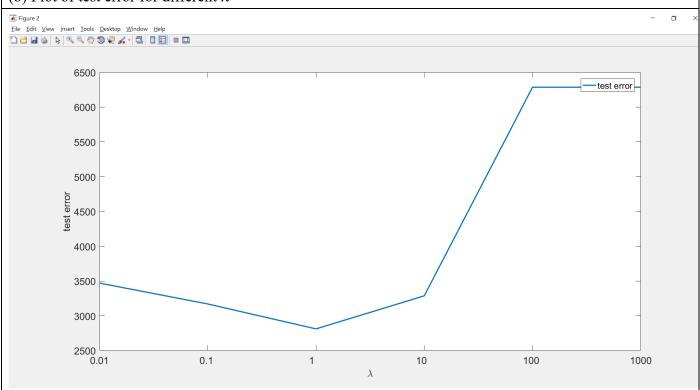
(a) Plot of weights β for each λ



Discussion:

上圖為 64 種不同特徵,由 LASSO regression 改變 λ 得到的 β 值,可以看出隨著 λ 增加,各個特徵的 β 值"分別"歸 0"。

(b) Plot of test error for different λ

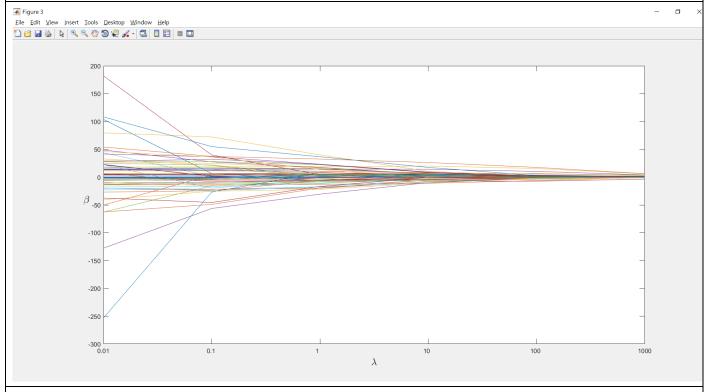


Discussion:

test error 隨著 λ 增大而縮小,但是又隨之增大。由(a)的圖可以了解,在 λ =1 之前, β 值隨著 λ 有些

已經歸 0,因此可以篩選出較有用的 $\pmb{\beta}$ 值;但隨著 $\lambda=10$ 之後,幾乎所有 $\pmb{\beta}$ 值都歸 0 了,造成 model 不準確,所以 test error 又開始升高。

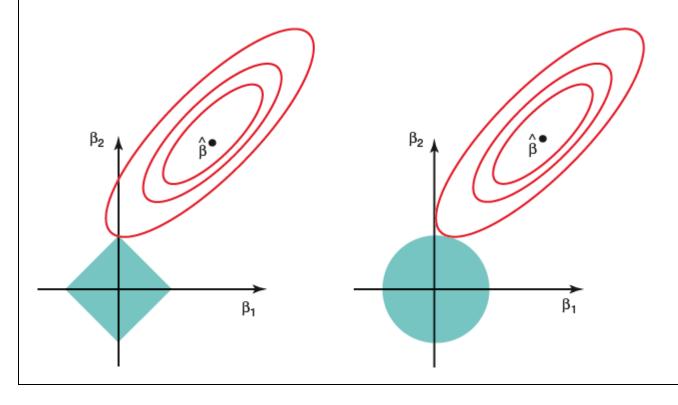
(c) Comparing the solution β obtained by the ridge regression to that by LASSO



Discussion:

上圖為 64 種不同特徵,由 ridge regression 改變 λ 得到的 β 值,可以看出隨著 λ 增加,各個特徵的 β 值"同時""趨近於 0"。

ridge regression 的 constraint 為 circular constraint,此 constraint 並沒有尖銳的點,因此和橢圓交界處並不會在軸上,所以 β 只會趨近於非零的值(如下圖右)。而 LASSO regression 的 constraint 為 diamond constraint,此 constraint 有尖銳的點,因此和橢圓交界處就會在軸上,此時,就會有部分 β 歸零。(如下圖左)



Problem 2 (LASSO regression)

(a) Plot the training and test errors versus different λ



(b) Briefly explain the fitting behavior of the models with different λ

由上圖我們可以看到,隨著 λ 增加,training error 逐漸上升,test error 先降後升。一開始 training error 小,但 test error 高,可以觀察到可能有 over-fitting 的現象; 之後由於當 λ 增加到一定數目時, β 就會歸 0,因此使得整個特徵的權重都是 0,就會有 under-fitting 的現象,使得 training error 和 test error 同時上升。

(c) Which λ would you choose to train your final model? Why?

一般來說可以用 cross-validation error,並選擇 one standard error 不再增加的 λ ,做為最好的 model。不過這邊單就上圖來看,我們可以選擇 test error 最小的點,也就是 $\lambda=0.0625$ 的地方,做為最後的 model,因為此時雖然 training error 略為上升,但 test error 大幅下降,代表這個地方擁有不錯的 model。