



INTRODUCCIÓN AL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

TÉCNICAS DE REGULARIZACIÓN - L1 Y L2

LAURA DIAZ DÁVILA – FRANCISCO TAMARIT

SELECCIÓN DE VARIABLES



BONDAD DE AJUSTE NO ES LO MISMO QUE GENERALIZAR. AHORA QUEREMOS PREDECIR, ENFRENTAR EL MODELO A NUEVAS SITUACIONES.



SIEMPRE ES NECESARIO SEPARAR EL DATASET EN TRAINING Y TESTING



LASSO PERMITE ANULAR VARIABLES, POR LO TANTO, SELECCIONAR VARIABLES RELEVANTES: MEJORA LA INTERPRETABILIDAD DE LAS REGRESIONES. TIENE UNA RESOLUCIÓN MÁS COMPLICADA QUE RIDGE YA QUE NO ES DERIVABLE EL RESIDUO LASSO



RIDGE LAS MINIMIZA PERO NUNCA LAS ANULA

OBJETIVO: MAYOR PODER PREDICTIVO



EVITAR OVERFITTING



REDUCIR VARIANZA (RUIDO)



ATENUAR EFECTO DE CORRELACIÓN ENTRE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES



MINIMIZAR LA INFLUENCIA DE LOS PREDICTORES MENOS RELEVANTES

TÉCNICAS DE REGULARIZACIÓN: RIDGE PARA REGRESIÓN LINEAL

ANTES DE COMENZAR ES NECESARIO ESCALAR LAS VARIABLES INDEPENDIENTES O FEATURES

$$(||\beta||_2^2 = \sum_{i=1}^p \beta_i^2)$$

PENALIZA LA SUMA CUADRÁTICA DE LOS PARÁMETROS: REDUCE LOS COEFICIENTES SIN QUE LLEGUEN A CERO

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} \beta_j^2$$

A MEDIDA QUE AUMENTA Å, MAYOR ES LA PENALIZACIÓN Y MENOR EL VALOR DE LOS PREDICTORES REDUCE LA VARIANZA FRENTE A OLS. ES CAPAZ DE REDUCIR LA VARIANZA SIN AUMENTAR EL BIAS, CON LO CUAL REDUCE EFECTIVAMENTE EL ERROR TOTAL, PARA UN VALOR ADECUADO DE À

DESVENTAJA: EL MODELO FINAL INCLUYE A TODOS LOS PREDICTORES.

PROBLEMAS DE INTERPRETACIÓN CON LOS PREDICTORES MENOS INFLUYENTES. NUNCA LOS ELIMINA

TÉCNICAS DE REGULARIZACIÓN: LASSO (TIBSHIRANI- 1996) PARA REGRESIÓN LINEAL

PENALIZA LA SUMA DE LOS PARÁMETROS EN VALOR ABSOLUTO

$$(||\beta||_{1}^{-} = \sum_{j=1}^{p} |\beta_{j}|)$$

 $\sum_{i=1}^{n} (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^{p} \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p} |\beta_j|$

FUERZA A LOS PARÁMETROS A QUE TIENDAN A CERO.

CONSIGUE EXCLUIR A LAS VARIABLES INDEPENDIENTES MENOS RELEVANTES

A MEDIDA QUE AUMENTA À, MAYOR ES LA PENALIZACIÓN Y MÁS PREDICTORES QUEDAN EXCLUIDOS.

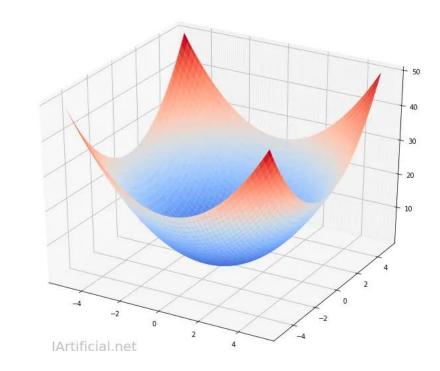
DESVENTAJA: ES MUY INESTABLE SI LAS VARIABLES INDEPENDIENTES ESTÁN ALTAMENTE CORRELACIONADAS

REGULARIZACIÓN EN EL DESCENSO POR EL GRADIENTE

$$J = MSE$$

$$J = MSE + \alpha \cdot C$$

α: SOLUCIÓN DE COMPROMISO ENTRE LA SIMPLICIDAD DEL MODELO Y SU PERFOMANCE



MINIMIZAMOS LA COMPLEJIDAD DEL MODELO Y LA FUNCIÓN DE COSTE

LASSO EN EL DESCENSO POR EL GRADIENTE

$$J = MSE$$

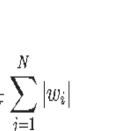
$$J = MSE + \alpha \cdot C$$

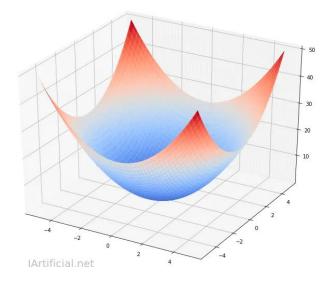
α: SOLUCIÓN DE COMPROMISO ENTRE LA SIMPLICIDAD DEL MODELO Y SU PERFOMANCE

SE APLICA EN: REGRESIÓN LOGÍSTICA, POLINÓMICA, REDES

NEURONALES, MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM)

$$J = rac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} (real_i \ - \ estimado_i)^2 + lpha rac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} |w_i|$$



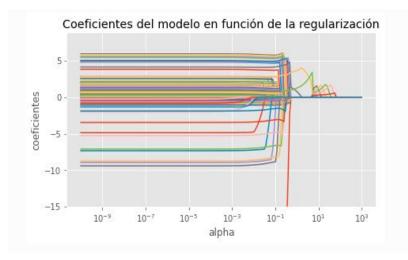


¿CUÀNDO USAMOS LASSO?

SOSPECHAMOS QUE HAY CARACTERÌSTICAS POCO RELEVANTES

QUEREMOS SELECCIONAR FEATURES MÀS RELEVANTES

CUANDO LOS ATRIBUTOS NO ESTÀN MUY CORRELACIONADOS





RIDGE EN EL DESCENSO POR EL GRADIENTE

$$J = MSE$$

$$J = \mathit{MSE} + \alpha \cdot C$$

SE APLICA EN CUALQUIER MODELO DE MACHINE LEARNING QUE USE DESCENSO POR EL GRADIENTE

AHORA C SE EXPRESA COMO:

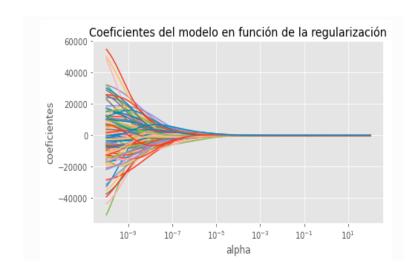
$$C = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N w_i^2$$

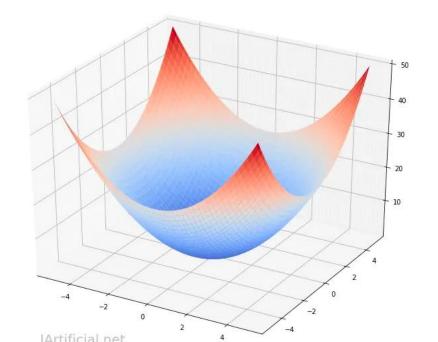


¿CUÁNDO USAMOS RIDGE?:

CUANDO TENEMOS SOSPECHAS QUE LOS ATRIBUTOS ESTÁN CORRELACIONADOS

CUANDO LA MAYORÍA DE LOS ATRIBUTOS (FEATURES) SON RELEVANTES

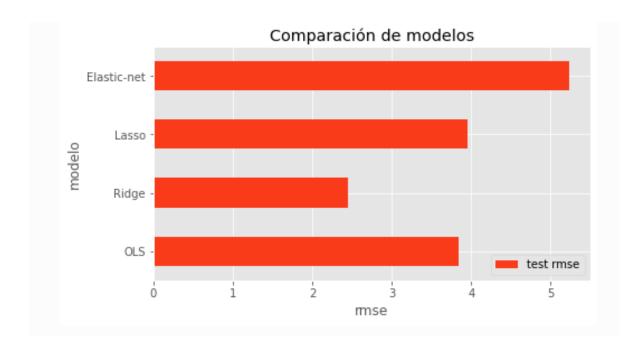




UNA MEJORA: ELASTIC NET

INTRODUCE OTRO HIPERPARÁMETRO: α. CUANDO VALE CERO APLICA RIDGE, CUANDO VALE UNO, LASSO

$$(\alpha\lambda||\beta||_1+\tfrac{1}{2}(1-\alpha)||\beta||_2^2)$$



SE MATERIALIZA EN UNA COMBINACIÓN DE AMBAS TÉCNICAS DE REGULARIZACIÓN, QUE SUELE DAR MUY BUENOS RESULTADOS

INVITACIÓN A PROFUNDIZAR

LAS LIBRERÍAS MÁS UTILIZADAS PARA REGRESIÓN LINEAL: Scikit-learn

statsmodels

DATA SET: meatspec.csv

scikit-learn

NLAMBDA (ÉPOCAS – ITERACIONES PARA C-VALIDATION)

HIPERPARAMÉTROS:

ALPHA (LASSO - RIDGE)



LIBRERÍAS PARA APLICAR TÉCNICAS DE REGULARIZACIÓN

¿PREGUNTAS?

¡GRACIAS!