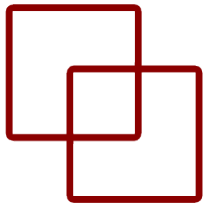
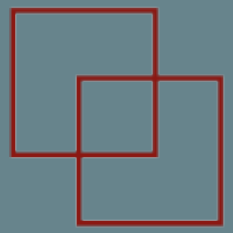
Tema 4. Fase de tratamiento de datos

Dr. Manuel Castillo-Cara
Intelligent Ubiquitous Technologies – Smart Cities (IUT-SCi)
Web: www.smartcityperu.org

Índice



- Evaluación de métricas.
  - Clasificación.
  - Regresión
- Feature selection.
  - Técnicas de feature selection.
- Feature Importance.
- Reducción de dimensiones.



Smart City

LAB CTIC UNI

Evaluación de métricas

1. Métricas básicas

- El rendimiento de un modelo de SLA refleja la diferencia entre las predicciones de éste para un conjunto de entradas X, y los valores Y esperados.
  - **Regresión**: El error cuadrático medio, que se formula como:

$$ECM(h_\theta, X) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(h_\theta(x^{(i)}) - y^{(i)}\right)^2$$

  - **Clasificación**: La tasa de acierto/error

$$ERROR(c_\theta, X) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} error\left(c_\theta(x^{(i)}), y^{(i)}\right)$$

$$error\left(c_\theta(x^{(i)}), y^{(i)}\right) = \begin{cases} 0 & \text{si } c_\theta(x^{(i)}) = y^{(i)} \\ 1 & \text{si } c_\theta(x^{(i)}) \neq y^{(i)} \end{cases}$$

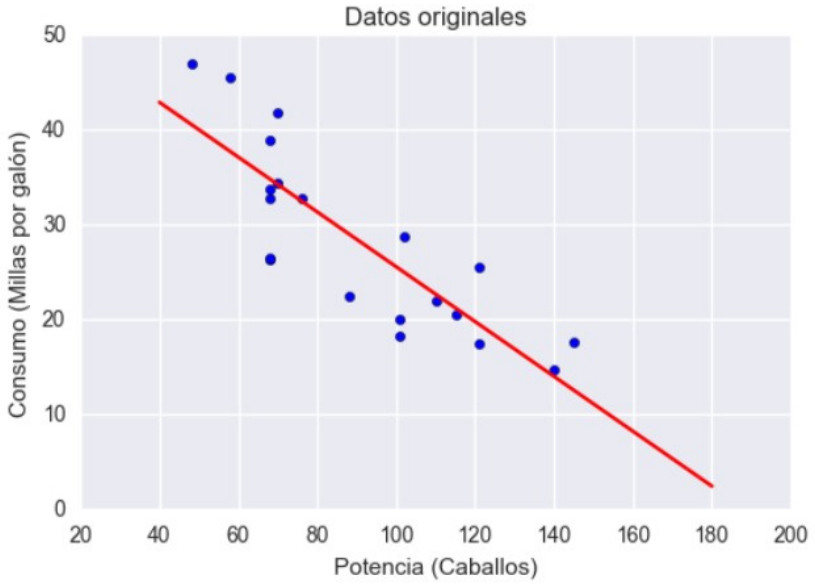
$$ACIERTO(c_\theta, X) = 1 - ERROR(c_\theta, X)$$

Donde $\boldsymbol{X}$ representa un conjunto de datos de tamaño $\boldsymbol{N}$; $\boldsymbol{h_\theta}$ y $\boldsymbol{c_\theta}$, respectivamente, los modelos de regresión y clasificación; y $\boldsymbol{\theta}$ representa los parámetros de los modelos.

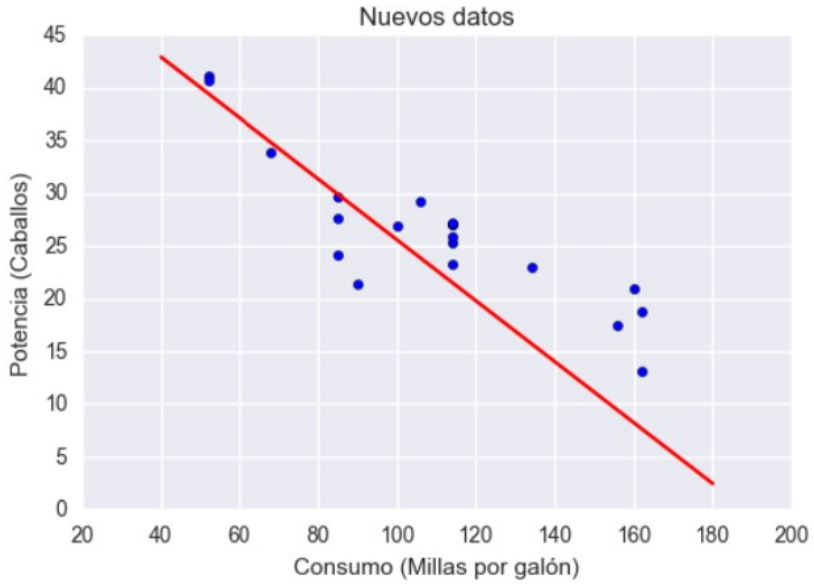
2. Error en LiR y LoR (I)

- Devuelven la configuración de parámetros **óptima**, es decir, aquella que **minimiza** el coste con respecto a los datos **utilizados en el aprendizaje**.
- El error del modelo **aumenta** (puede no ocurrir en algunos casos) en la predicción de nuevos casos.
  - **Error predictivo**

Ejemplo: LiR



Error cuadrático medio = 26.22

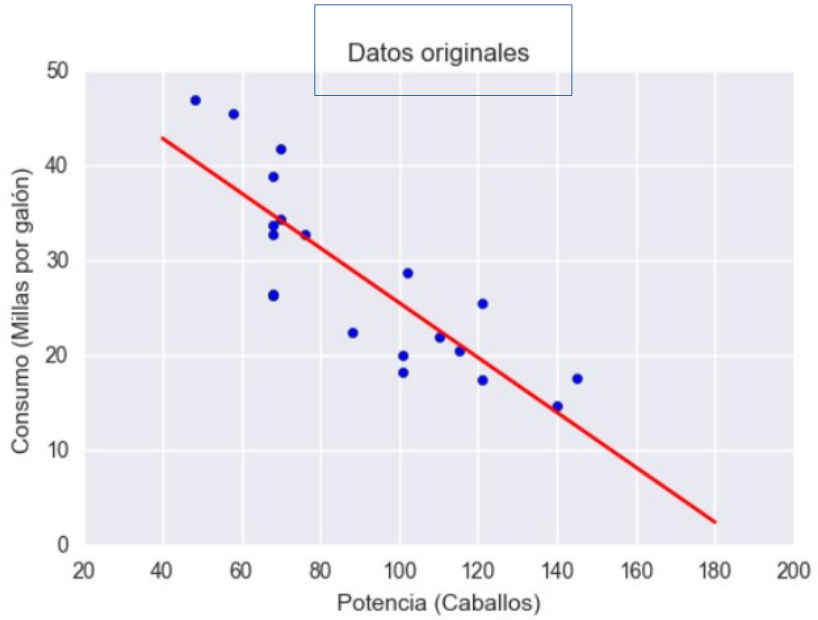


Error cuadrático medio = 34.36

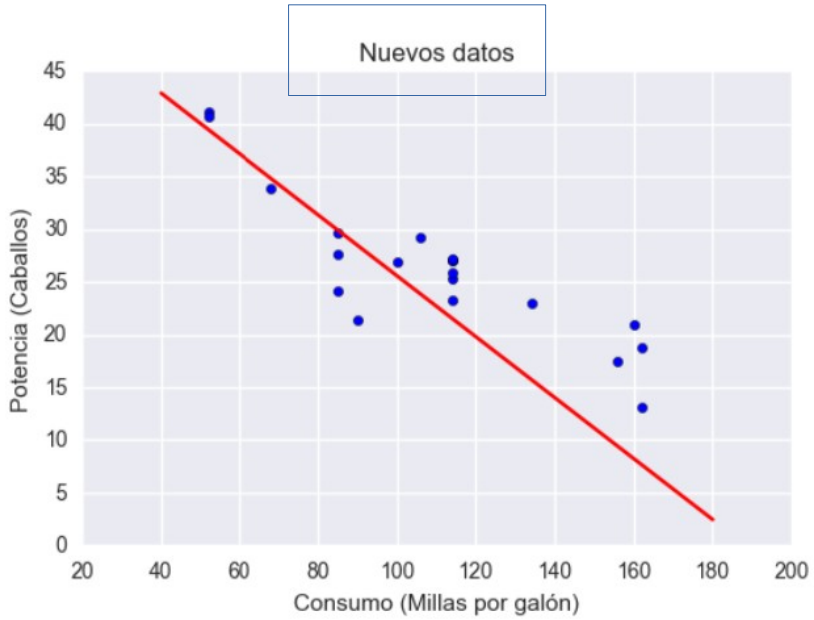
2. Error en LiR y LoR (I)

- Devuelven la configuración de parámetros **óptima**, es decir, aquella que **minimiza** el coste con respecto a los datos **utilizados en el aprendizaje**.
- El error del modelo **aumenta** (puede no ocurrir en algunos casos) en la predicción de nuevos casos.
  - **Error predictivo**

Ejemplo: LiR



Error cuadrático medio = 26.22

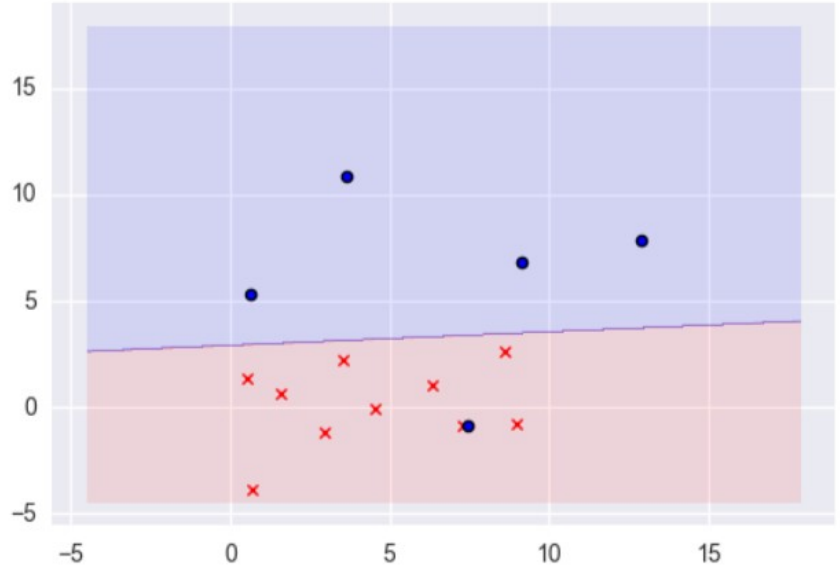


Error cuadrático medio = 34.36

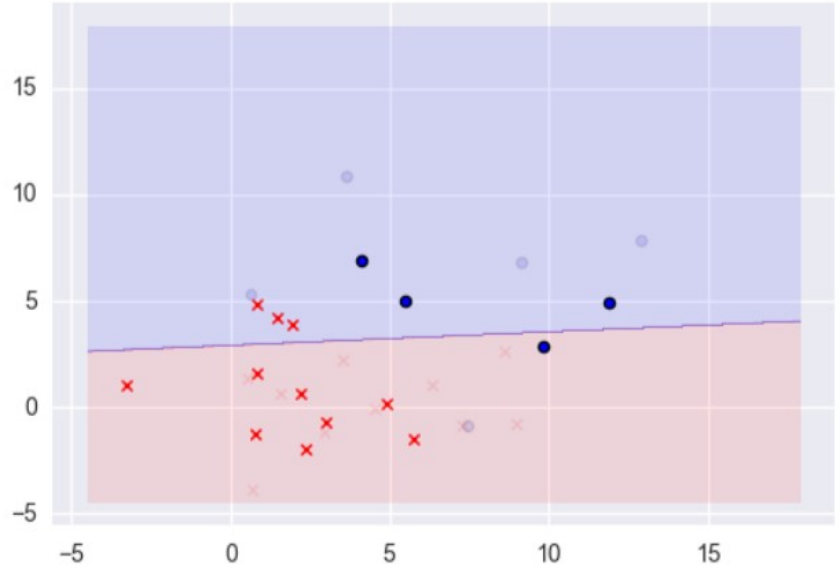
2. Error en LiR y LoR (I)

- Devuelven la configuración de parámetros **óptima**, es decir, aquella que **minimiza** el coste con respecto a los datos **utilizados en el aprendizaje**.
- El error del modelo **aumenta** (puede no ocurrir en algunos casos) en la predicción de nuevos casos.
  - **Error predictivo**

Ejemplo: LoR



Error (datos originales) = 6.6 %

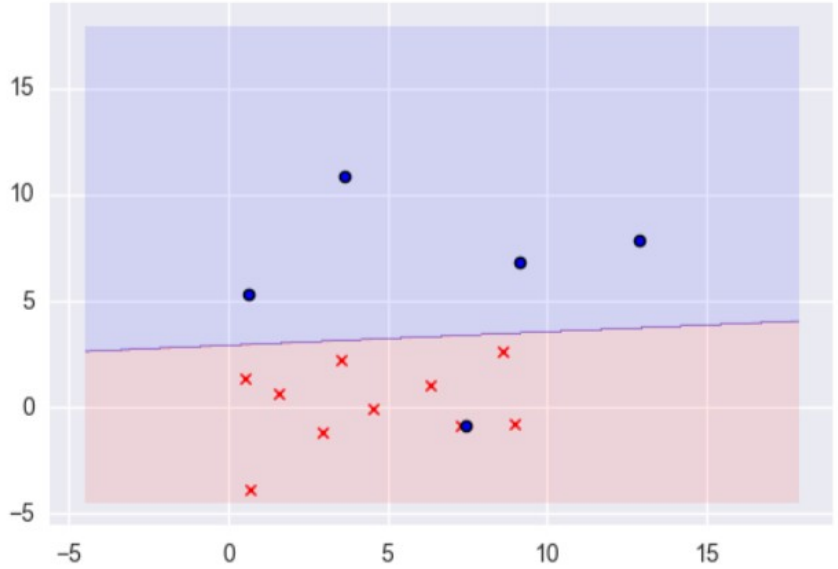


Error (nuevos datos) = 26.6 %

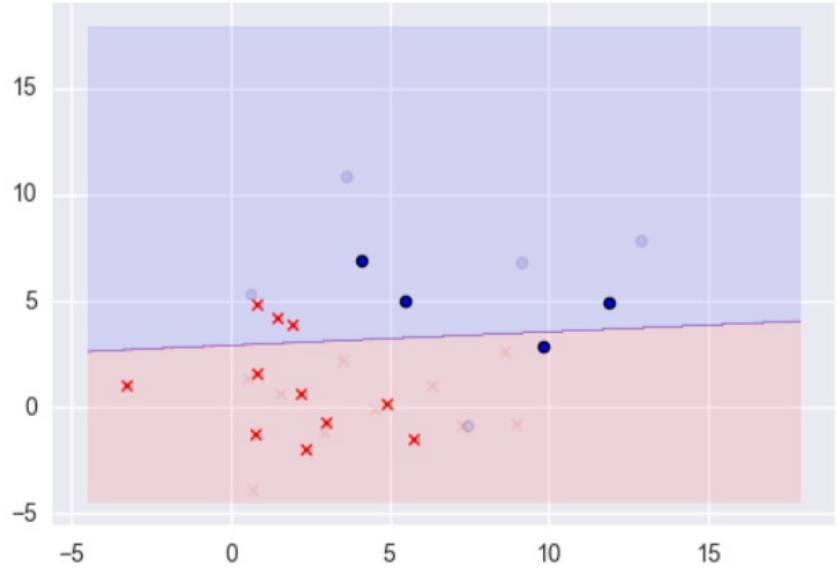
2. Error en LiR y LoR (I)

- Devuelven la configuración de parámetros **óptima**, es decir, aquella que **minimiza** el coste con respecto a los datos **utilizados en el aprendizaje**.
- El error del modelo **aumenta** (puede no ocurrir en algunos casos) en la predicción de nuevos casos.
  - **Error predictivo**

Ejemplo: LoR

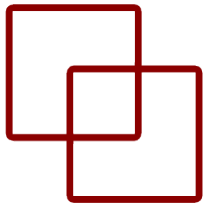


Error (datos originales) = 6.6 %



Error (nuevos datos) = 26.6 %

2. Error en LiR y LoR (II)

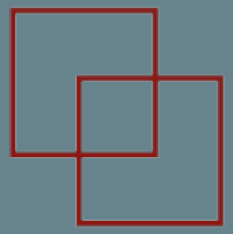


- El conjunto de datos utilizado para aprender el modelo se denomina **conjunto de entrenamiento**.
- En general, el rendimiento de un modelo sobre **nuevos datos** es **peor** que sobre el conjunto de entrenamiento.

Rendimiento del modelo

Corresponde al que presenta en la predicción de **nuevos casos**

- La evaluación del modelo ha de hacerse sobre datos no hayan sido utilizados en **ninguna fase** del proceso entrenamiento.
  - *Data leakage* (enlace)



Smart City

LAB CTIC UNI

Clasificación

1. Accuracy y Kappa

- Para problemas de clasificación
- Es el porcentaje de instancias correctamente clasificadas de todas las instancias. Muy útil para la clasificación binaria pero no para clasificación multiclase.

```
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

kfold = KFold(n_splits=10, random_state=7)
model = LogisticRegression(solver='lbfgs', max_iter=1000)
scoring = 'accuracy'
results = cross_val_score(model, X_clas, Y_clas, cv=kfold, scoring=scoring)
print(f"Accuracy: {results.mean()*100.0:,.2f}% ({results.std()*100.0:,.2f}%)")
```

```
Accuracy: 77.60% (5.16%)
```

2. Kappa o Cohen's Kappa

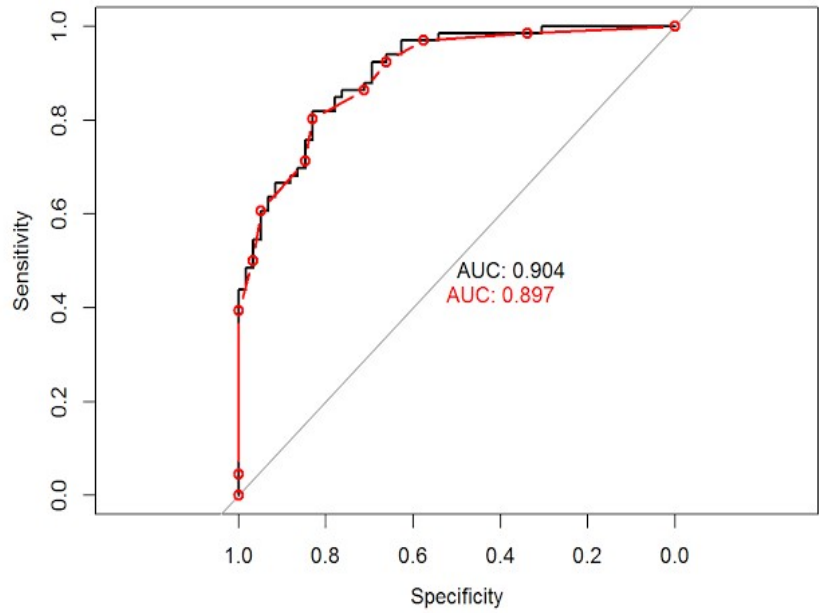
- Para problemas de clasificación.
- Útil para usar en problemas que tienen un desequilibrio en las clases
  - Por ejemplo, una división del 70 % al 30 % para las clases 0 y 1 y puede alcanzar el 70% al predecir que todas las instancias son para la clase 0, pero ninguna para la 1.
- Utilizar la clase "*cohen_kappa_score*"

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import cohen_kappa_score
test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_clas, Y_clas,
                                    test_size=test_size, random_state=seed)
model = LogisticRegression(solver='lbfgs', max_iter=1000)
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
cohen_score = cohen_kappa_score(Y_test, predicted)
print(f"Cohens score: {cohen_score*100.0:,.2f}%")
```

```
Cohens score: 52.42%
```

3. Área bajo la curva ROC

- Para problemas de clasificación binaria.
- El AUC representa la capacidad de un modelo para discriminar entre clases positivas y negativas.
  - Un área de 1.0 representa un modelo que hizo todas las predicciones perfectamente.
  - Un área de 0.5 representa un modelo tan bueno como aleatorio.
- ROC puede desglosarse en sensibilidad y especificidad.
  - **Sensibilidad**: Número de instancias de la clase positiva (primera) que realmente predijo correctamente.
  - **Especificidad**: Número de instancias de la clase negativa (segunda) que en realidad se predijo correctamente.




```
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

kfold = KFold(n_splits=10, random_state=7)
model = LogisticRegression(solver='lbfgs', max_iter=1000)
scoring = 'roc_auc'
results = cross_val_score(model, X_clas, Y_clas, cv=kfold, scoring=scoring)
print(f"AUC: {results.mean()} ({results.std()})")
```

```
AUC: 0.8280337127246062 (0.04287108616940878)
```

4. Matriz de confusión

- Para problemas de clasificación.
- La tabla presenta predicciones en el eje x y resultados de precisión en el eje y.
- Puede ver que la mayoría de las predicciones caen en la línea diagonal de la matriz (que son predicciones correctas).

		Clase real	
		Sí	No
Clasificado como	Sí	Verdadero Positivo (TP)	Falso Positivo (FP)
	No	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (TN)
Total		Ej. Positivos (P)	Ej. Negativos (N)

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import confusion_matrix
test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_clas, Y_clas,
                                   test_size=test_size, random_state=seed)
model = LogisticRegression(solver='lbfgs', max_iter=1000)
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
matrix = confusion_matrix(Y_test, predicted)
print(matrix)
```

```
[[142  20]
 [ 34  58]]
```

5. Reporte de clasificación (I)

- La librería scikit-learn proporciona un informe de conveniencia cuando se trabaja en problemas de clasificación para darle una idea rápida de la precisión de un modelo utilizando una serie de medidas, entre ellas:
  - ***Precision***: Indica la frecuencia de acierto al clasificar los casos como positivos.
  - ***Recall***: Sensibilidad o Tasa de TP (TPR). Porcentaje de casos positivos que el modelo identifica como tales.
  - ***F1-score***: Medida *F1*, también llamada media harmónica de la precisión y la sensibilidad.

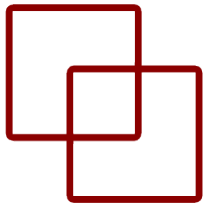
$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$f1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

		Clase real	
		Sí	No
Clasificado como	Sí	Verdadero Positivo (TP)	Falso Positivo (FP)
	No	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (TN)
Total		Ej. Positivos (P)	Ej. Negativos (N)

5. Reporte de clasificación (II)



```
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import classification_report

test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_clas, Y_clas,
                                    test_size=test_size, random_state=seed)
model = LogisticRegression(solver='lbfgs', max_iter=1000)
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
report = classification_report(Y_test, predicted)
print(report)
```

```
              precision    recall  f1-score   support

         0.0       0.81      0.88      0.84       162
         1.0       0.74      0.63      0.68        92

    accuracy                           0.79       254
   macro avg       0.78      0.75      0.76       254
weighted avg       0.78      0.79      0.78       254
```

Smart City

LAB CTIC UNI

Regresión

1. Error medio absoluto

- El error absoluto medio (MAE) es la suma de las diferencias absolutas entre las predicciones y los valores reales.
- Da una idea de cuán erróneas fueron las predicciones.
- La medida da una idea de la magnitud del error, pero no tiene idea de la dirección (por ejemplo, sobre o por debajo de la predicción).

```
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.linear_model import LinearRegression

test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_reg, Y_reg,
                                   test_size=test_size, random_state=seed)
model = LinearRegression()
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
MAE = mean_absolute_error(Y_test, predicted)
print(MAE)
```

```
3.3286948545850623
```

2. Error cuadrático medio

- El error cuadrático medio (MSE) es muy similar al error absoluto medio en el sentido de que proporciona una idea general de la magnitud del error.

```
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.linear_model import LinearRegression

test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_reg, Y_reg,
                                    test_size=test_size, random_state=seed)
model = LinearRegression()
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
MSE = mean_squared_error(Y_test, predicted)
print(MSE)
```

```
25.32230742358617
```

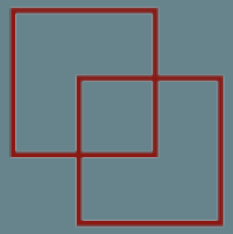
2. R^2

- Proporciona una indicación del ajuste de un conjunto de predicciones a los valores reales.
- En la literatura estadística, esta medida se llama coeficiente de determinación.
- Este es un valor entre 0 (si no tiene ajuste) y 1 (ajuste perfecto).

```
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.metrics import r2_score
from sklearn.linear_model import LinearRegression

test_size = 0.33
seed = 7
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X_reg, Y_reg,
                                   test_size=test_size, random_state=seed)
model = LinearRegression()
model.fit(X_train, Y_train)
predicted = model.predict(X_test)
R2 = r2_score(Y_test, predicted)
print(R2)
```

```
0.6663089606572575
```



Smart City

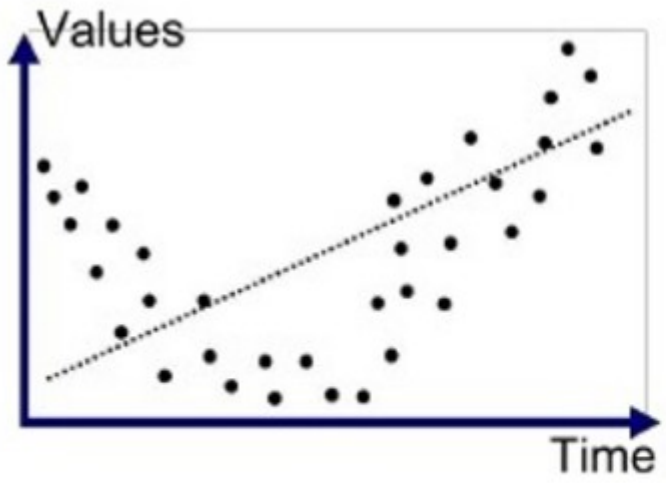
LAB CTIC UNI

Feature Selection

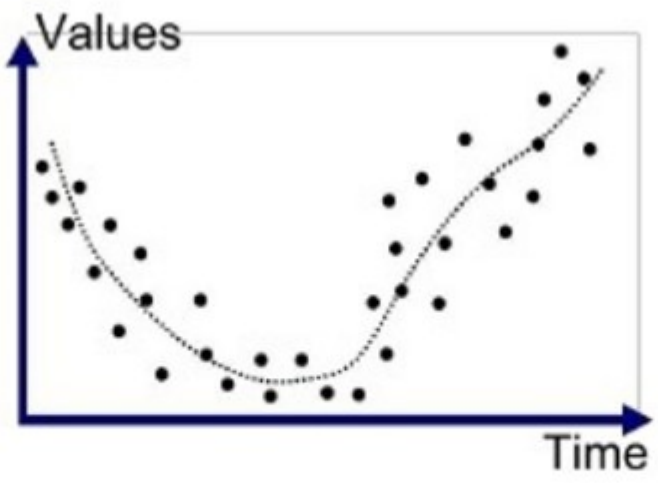
1. Definición

- Es el proceso de seleccionar un subconjunto de características pertinentes (variables, predictores) para su uso en construcción de modelos.
- Cuatro razones:
  - Simplificación de modelos.
  - Menor tiempo de entrenamiento.
  - Maldición de dimensionalidad (course of dimensionality).
    - ¿“Contra más datos mejor”?
  - Reducir el overfitting.
- Como dice el principio de Occam’s Razor:
  - “*Los modelos más simples son los mejores.*”

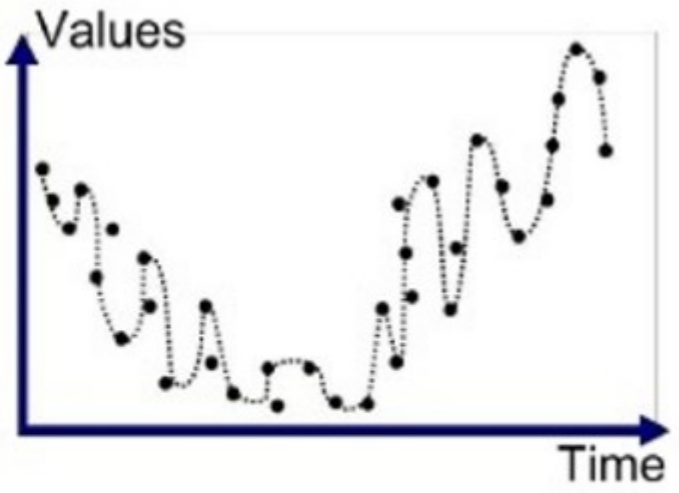
1.1. Overfitting Vs Underfitting



Underfitted

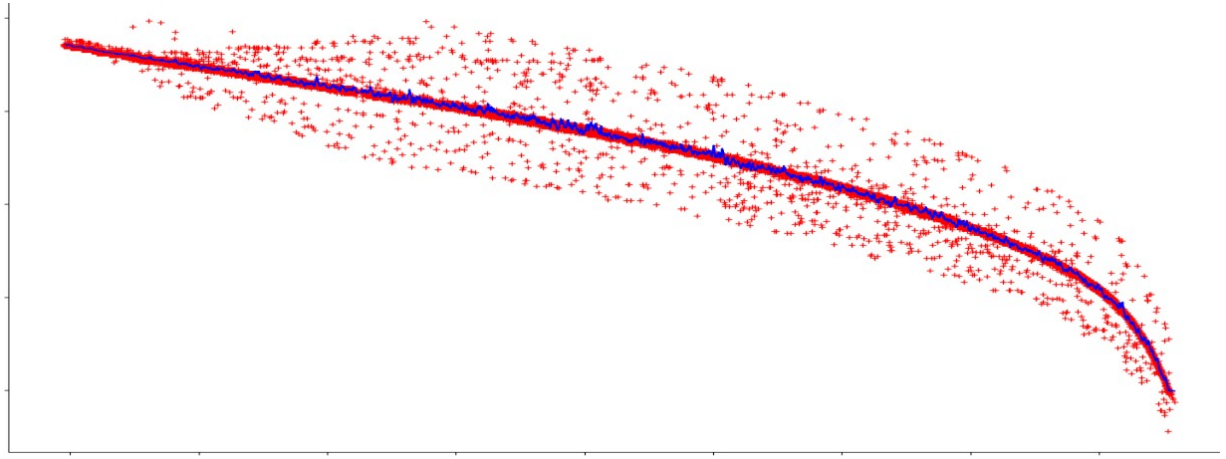


Good Fit/Robust

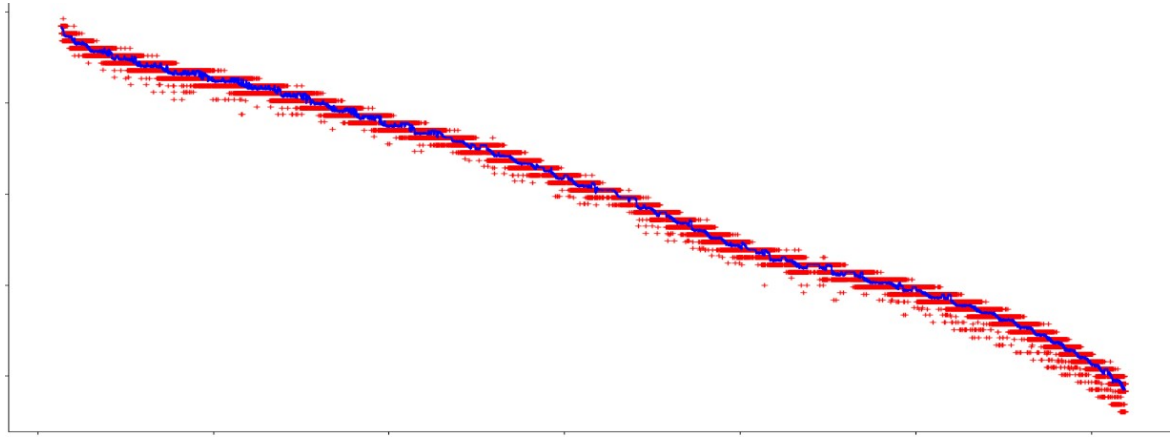


Overfitted

1.2. Course of dimensionality



Antes de aplicar reducción de la dimensionalidad



Después de aplicar reducción de la dimensionalidad

2. Funcionamiento

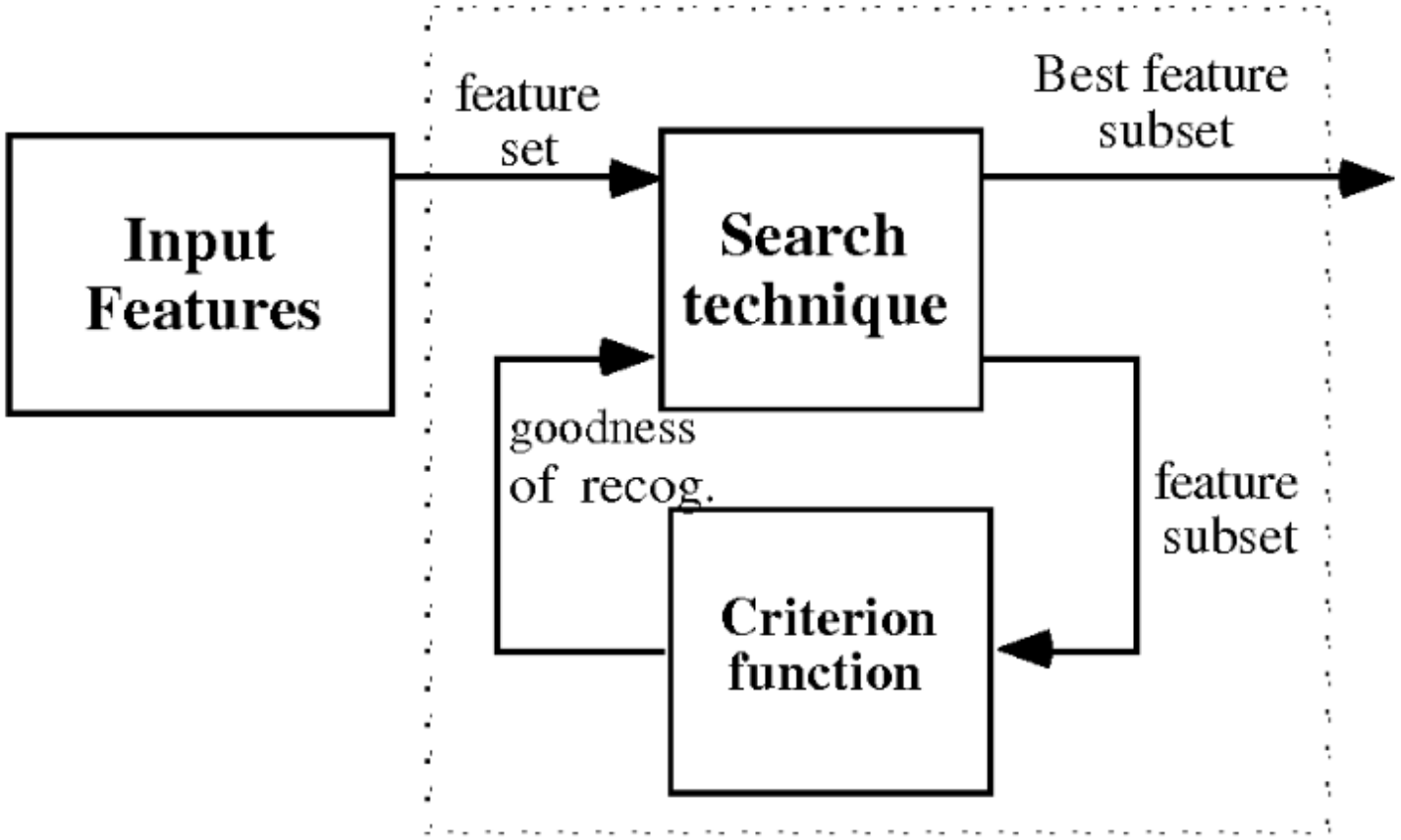
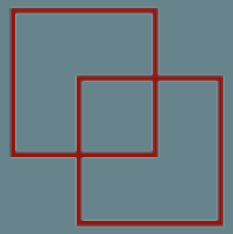


FIGURA 5.4: Partes características en feature selection.



Smart City

LAB CTIC UNI

Técnicas de feature selection

1. Función basada en correlación

- El coeficiente de correlación (Person) mide el grado de relación de dos variables.
  - Determinar cuánto cambian **las características respecto a la clase**.
- Varía en el intervalo [–1, 1], indicando el signo el sentido de la relación:
  - Si r = 1 → correlación positiva perfecta.
  - Si 0 < r < 1 → correlación positiva.
  - Si r = 0 → No existe relación lineal
  - Si -1 < r < 0 → correlación negativa.
  - Si r = -1 → correlación negativa perfecta.

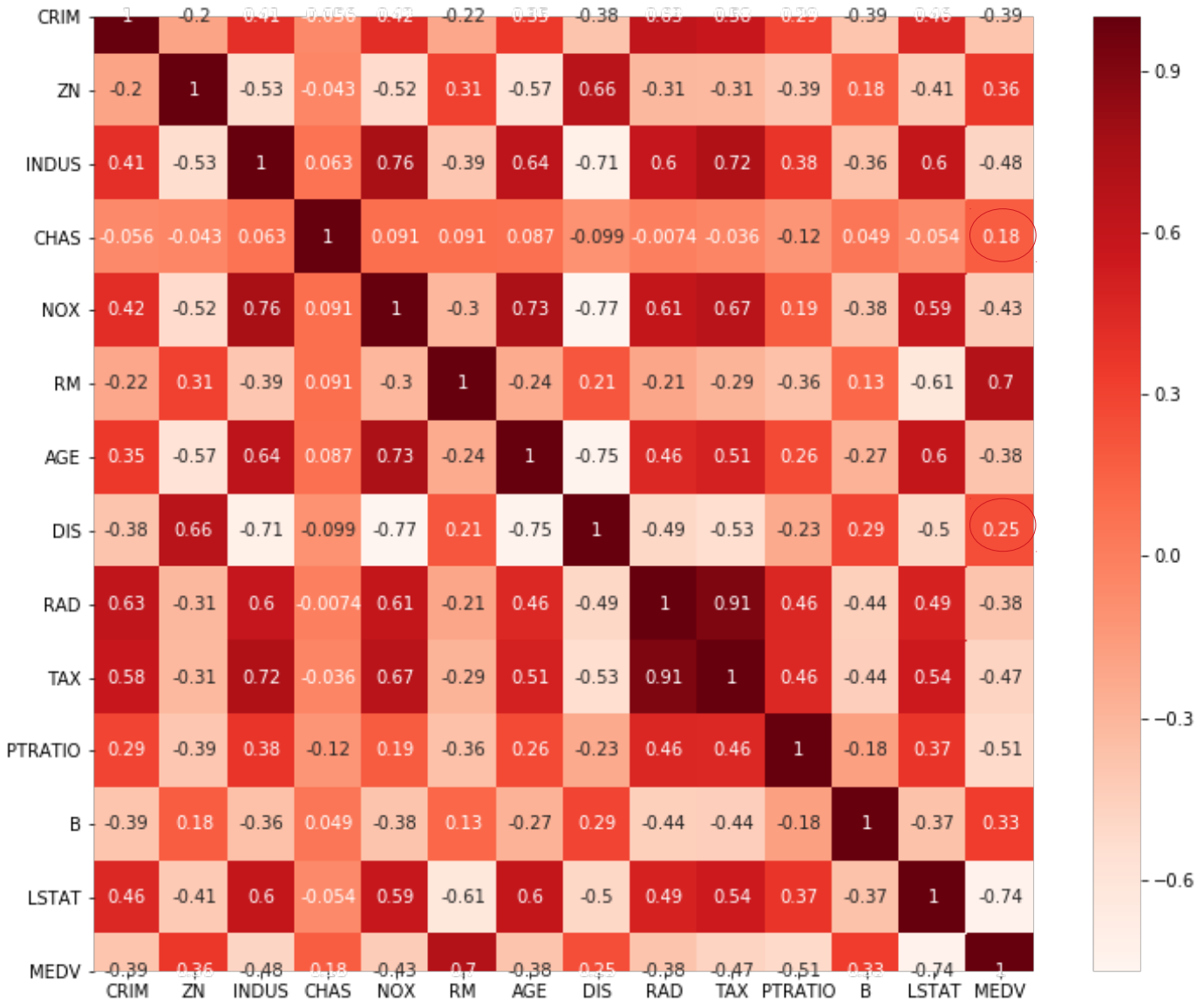
¿Cuales son los óptimos?

1. Función basada en correlación

- El coeficiente de correlación (Person) mide el grado de relación de dos variables.
  - Determinar cuánto cambian las **características respecto a la clase**.
- Varía en el intervalo [–1, 1], indicando el signo el sentido de la relación:
  - Si r = 1 → correlación positiva perfecta.
  - Si 0 < r < 1 → correlación positiva.
  - Si r = 0 → No existe relación lineal
  - Si -1 < r < 0 → correlación negativa.
  - Si r = -1 → correlación negativa perfecta.

¿Cuales son los óptimos?

1. Función basada en correlación



2. Eliminar características redundantes

- El coeficiente de correlación (Person) mide el grado de relación de dos variables.
  - Determinar cuánto cambian dos atributos características juntos.
- Varía en el intervalo [–1, 1], indicando el signo el sentido de la relación:
  - Si r = 1 → correlación positiva perfecta.
  - Si 0 < r < 1 → correlación positiva.
  - Si r = 0 → No existe relación lineal
  - Si -1 < r < 0 → correlación negativa.
  - Si r = -1 → correlación negativa perfecta.

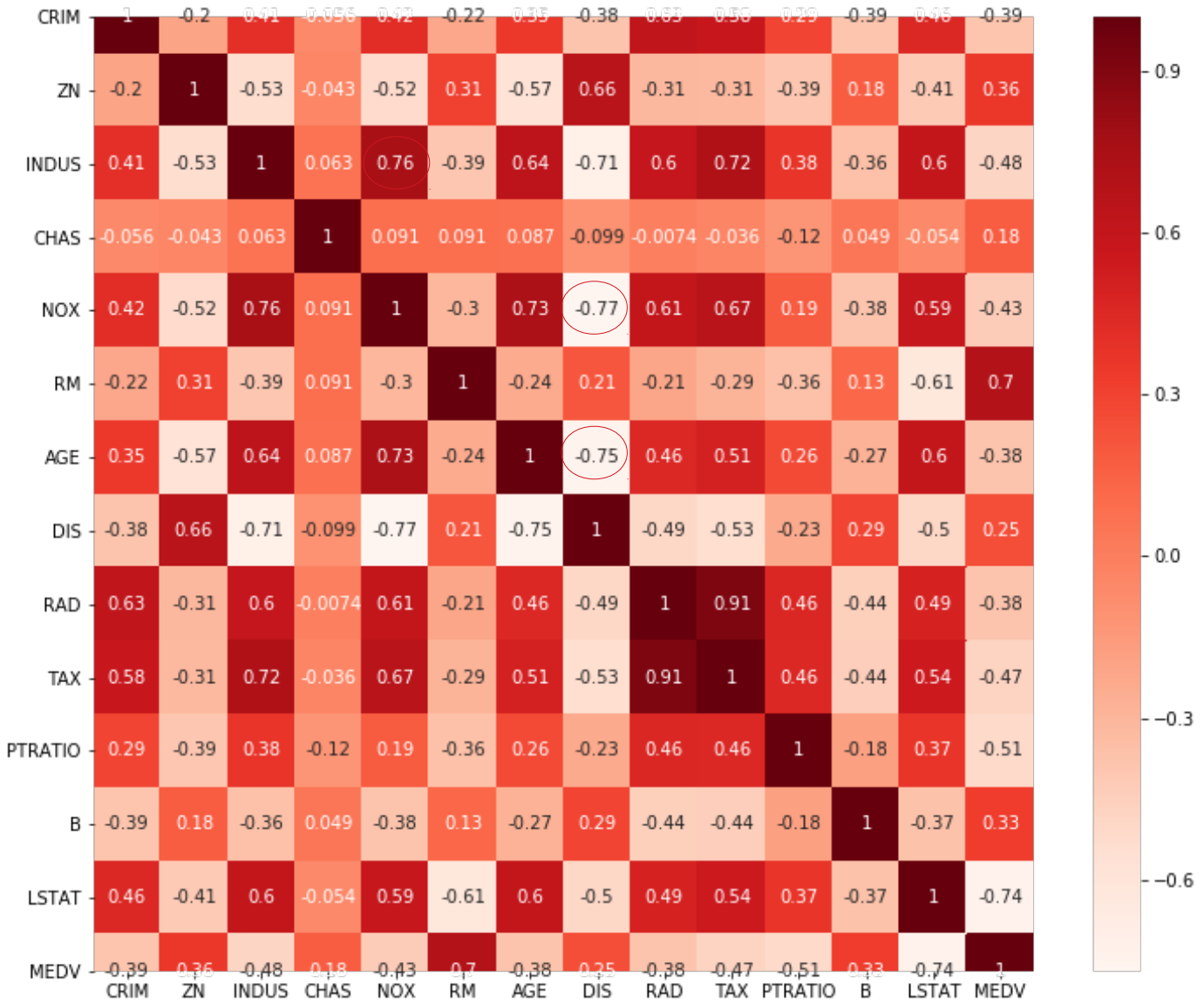
¿Cuales NO son los óptimos?

2. Eliminar características redundantes

- El coeficiente de correlación (Person) mide el grado de relación de dos variables.
  - Determinar cuánto cambian dos atributos características juntos.
- Varía en el intervalo [–1, 1], indicando el signo el sentido de la relación:
  - Si r = 1 → correlación positiva perfecta.
  - Si 0 < r < 1 → correlación positiva.
  - Si r = 0 → No existe relación lineal
  - Si -1 < r < 0 → correlación negativa.
  - Si r = -1 → correlación negativa perfecta.

¿Cuales NO son los óptimos?

2. Eliminar características redundantes



3. Eliminación Backward

- Procedimiento:
  - Al principio le brindamos todas las características posibles al modelo.
  - Verificamos el rendimiento del modelo y luego eliminamos iterativamente las características de peor rendimiento una por una hasta que el rendimiento general del modelo se encuentre en un rango aceptable.
- La métrica de rendimiento utilizada aquí para evaluar el rendimiento de la característica es *p–value*
  - Si el valor *p* está por encima de 0.05, eliminamos la característica, de lo contrario la conservamos.
- La variable *AGE* e *INDUS* es mayor que 0.05, por tanto, eliminaremos esta característica.

```
X_1 = sm.add_constant(X_reg) #Fitting sm.OLS model
model = sm.OLS(y_reg,X_1).fit()
model.pvalues
```

```
const      3.283438e-12
CRIM       1.086810e-03
ZN         7.781097e-04
INDUS      7.382881e-01
CHAS       1.925030e-03
NOX        4.245644e-06
RM         1.979441e-18
AGE        9.582293e-01
DIS        6.013491e-13
RAD        5.070529e-06
TAX        1.111637e-03
PTRATIO    1.308835e-12
B          5.728592e-04
LSTAT      7.776912e-23
dtype: float64
```

4. Selección univariable

- Las pruebas estadísticas se pueden usar para seleccionar aquellas características que tienen la relación más fuerte con la variable de salida.
- La clase *SelectKBest* que se puede usar con un conjunto de diferentes pruebas estadísticas para seleccionar un número específico de características.
  - En este caso, se utiliza la prueba chi^2
- Con *k* se seleccionan 4 atributos que serán los que más puntaje tienen: *plas, test, mass* y *age*.

```
from sklearn.feature_selection import SelectKBest
from sklearn.feature_selection import chi2
# feature extraction
test = SelectKBest(score_func=chi2, k=4)
fit = test.fit(X_cla, Y_cla)
# summarize scores
np.set_printoptions(precision=3)
print(list(df_cla.columns))
print(fit.scores_)
features = fit.transform(X_cla)
# summarize selected features
print(features[0:5,:])
```

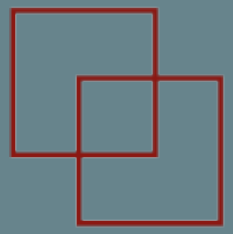
```
['preg', 'plas', 'pres', 'skin', 'test', 'mass', 'pedi', 'age', 'class']
[ 111.52  1411.887   17.605   53.108 2175.565  127.669    5.393  181.304]
[[148.    0.   33.6  50. ]
 [ 85.    0.   26.6  31. ]
 [183.    0.   23.3  32. ]
 [ 89.   94.   28.1  21. ]
 [137.  168.   43.1  33. ]]
```

5. Eliminación recursiva de atributos

- *RFE* funciona eliminando recursivamente los atributos y construyendo un modelo sobre los atributos que quedan.
- Utiliza la precisión del modelo para identificar qué atributos (y combinación de atributos) contribuyen más a predecir el atributo objetivo.
- En este caso se seleccionan las 3 características principales como *preg*, *plas* y *mass*.
  - Estos están marcados como *True* en la matriz de soporte y marcados con una opción 1 en la matriz de clasificación.
  - Nuevamente, puede asignar manualmente los índices de características a los índices de nombres de atributos.

```
from sklearn.feature_selection import RFE
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
# feature extraction
model = LogisticRegression(solver="lbfgs", max_iter=200)
rfe = RFE(model, 3)
fit = rfe.fit(X_cla, Y_cla)
print(list(df_cla.columns))
print(f"Num Features: {fit.n_features_}")
print(f"Selected Features: {fit.support_}")
print(f"Feature Ranking: {fit.ranking_}")
```

```
['preg', 'plas', 'pres', 'skin', 'test', 'mass', 'pedi', 'age', 'class']
Num Features: 3
Selected Features: [ True  True False False False  True False False]
Feature Ranking: [1 1 3 6 4 1 5 2]
```



Smart City

LAB CTIC UNI

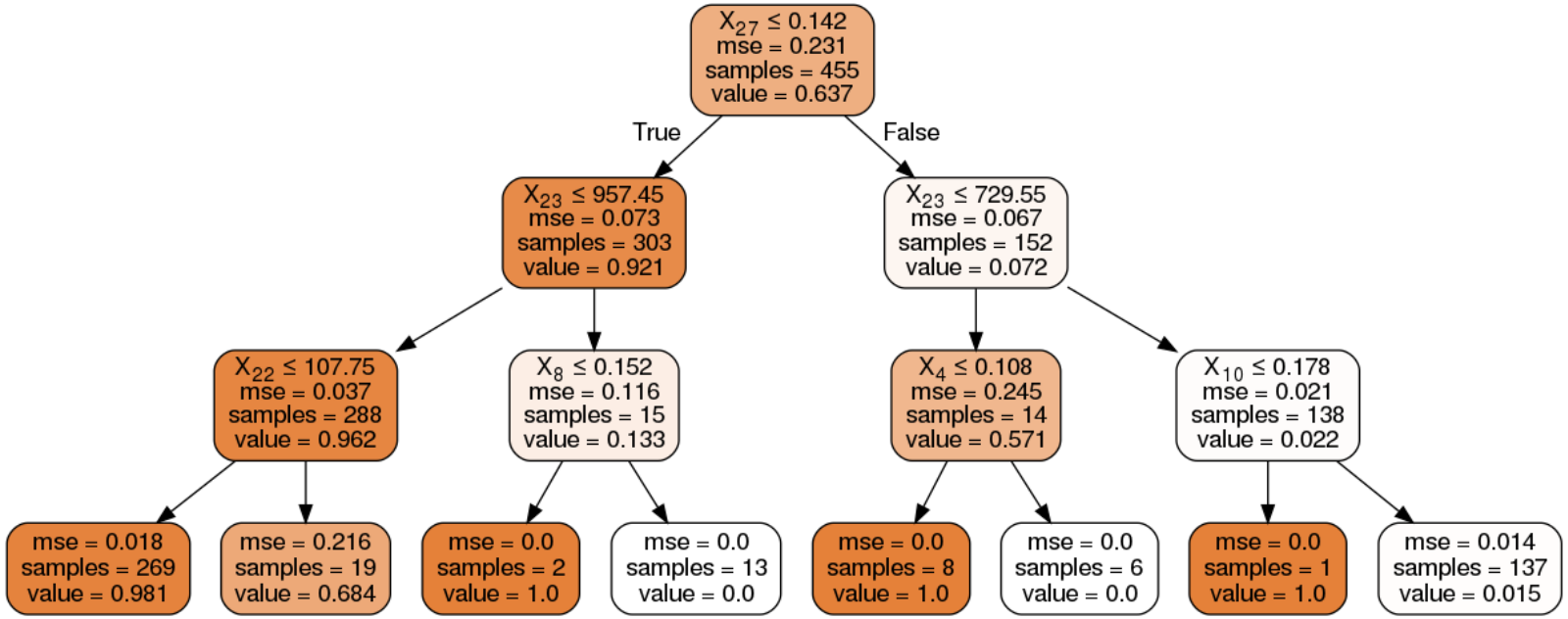
Feature Importance

1. Definición

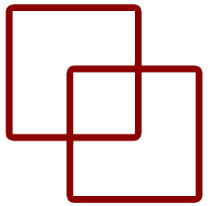
- La importancia de las características se puede estimar a partir de datos mediante la construcción de un modelo.
- Algunos métodos como los árboles de decisión tienen un mecanismo incorporado para informar sobre la importancia variable.
- Para otros algoritmos, la importancia se puede estimar utilizando un análisis de curva ROC realizado para cada atributo.
  - Aunque veremos algunos de estos modelos pueden utilizarse muchos otros.

2. Decision Trees

- Los árboles de decisión hacen un particionamiento del espacio de entrada mediante una estrategia voraz.
  - En cada paso, eligen la variable óptima.
  - Si se limita la profundidad del árbol, también se limita el número de nodos y, por tanto, el número de variables. Pero cuidado que puede caer en *overfitting*.
- Podemos observar que el resultado que el mejor resultado se obtiene utilizando 6 de las 30 variables originales.



2. Decision Trees



```
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.metrics import accuracy_score
# Genera la partición
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_wisconsin, y_wisconsin, test_size=0.2, random_state=0)
# Aprende el modelo
depth = 3
tree = DecisionTreeRegressor(criterion='mse', max_depth=depth)
tree.fit(X_train, y_train)
# Extrae los índices de las variables utilizadas
subset = np.unique(tree.tree_.feature[tree.tree_.feature>=0])
print("Variables: ", X_wisconsin.shape[1])
print("Variables utilizadas:", subset)
print("Training: ", tree.score(X_train, y_train).round(2))
print('Test: ', tree.score(X_test, y_test).round(2))
print(df_wisconsin.columns[4], df_wisconsin.columns[8], df_wisconsin.columns[12],
      df_wisconsin.columns[23], df_wisconsin.columns[26], df_wisconsin.columns[27])
```

```
Variables:  30
Variables utilizadas: [ 4  8 10 22 23 27]
Training:  0.9
Test:  0.85
mean smoothness mean symmetry perimeter error worst area worst concavity worst concave points
```

3. Extra Trees

- Se pueden usar árboles de decisión tipo bagged como Random Forest y Extra Trees para estimar la importancia de las características.
- En el siguiente ejemplo, construimos un clasificador *ExtraTreesClassifier* para el inicio del conjunto de datos de diabetes de Pima Indians.
- Los puntajes sugieren la importancia de *plas*, *age* y *mass*.

```
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
# feature extraction
model = ExtraTreesClassifier()
model.fit(X_cla, Y_cla)
print(list(df_cla.columns))
print(model.feature_importances_)
```

```
['preg', 'plas', 'pres', 'skin', 'test', 'mass', 'pedi', 'age', 'class']
[0.10869558 0.22045197 0.10747431 0.07822648 0.07324594 0.15603371
 0.11483602 0.14103599]
```

4. Random Forest

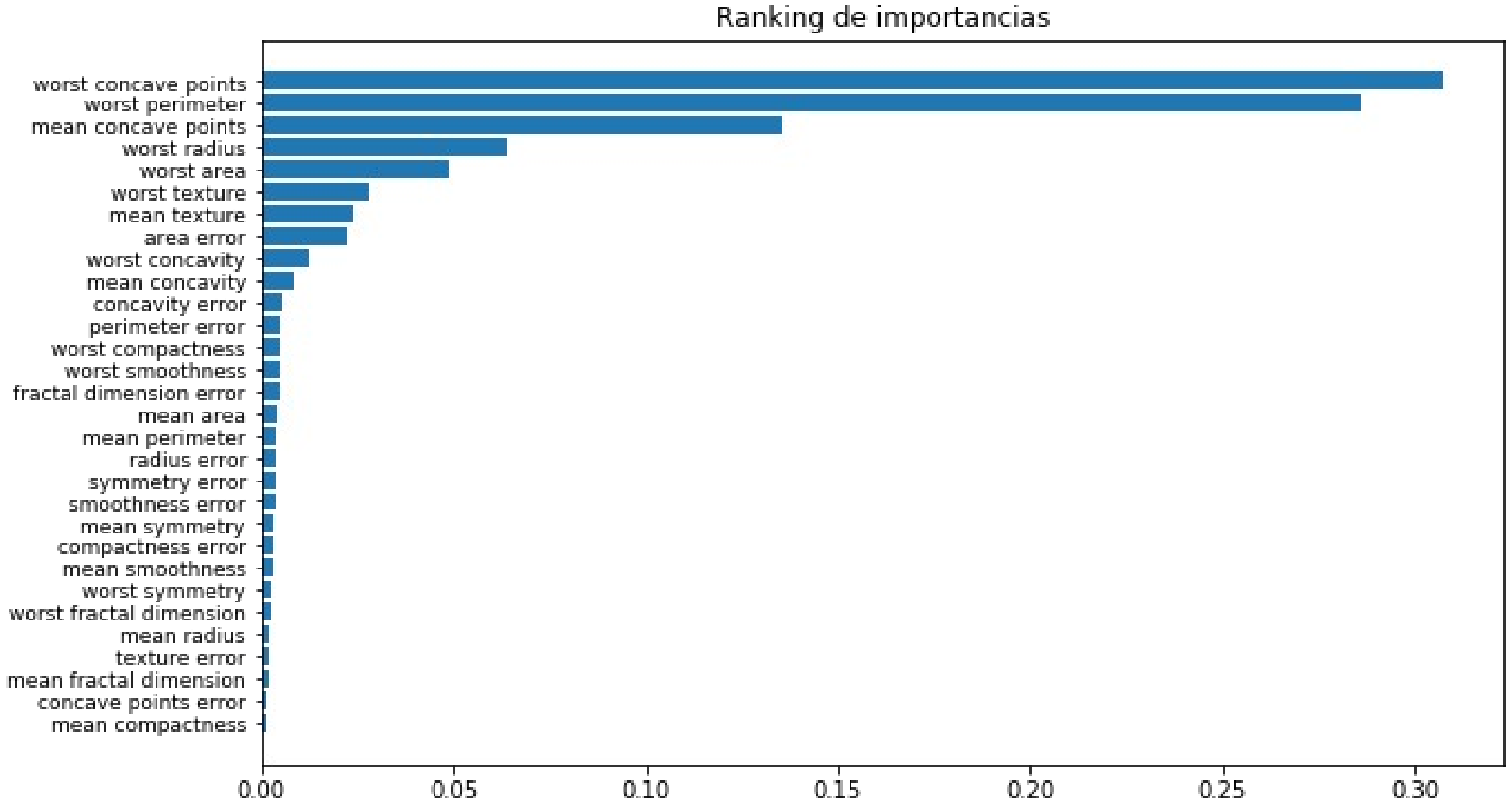
```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
# Genera la partición
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_wisconsin, y_wisconsin, test_size=0.2, random_state=0)
# Entrenamos al algoritmo
forest = RandomForestRegressor(n_estimators=100)
forest.fit(X_train, y_train)
# Extrae las importancias
importances = forest.feature_importances_
y_pred = forest.predict(X_test)
print(f"Error (con todas las variables): {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")
```

```
Error (con todas las variables): 0.030361403508771933
```

```
# Extrae los índices ordenados de menor a mayor
ranking = np.argsort(forest.feature_importances_)
print(wisconsin.feature_names[ranking])
```

```
['mean compactness' 'concave points error' 'mean fractal dimension'
 'texture error' 'mean radius' 'worst fractal dimension' 'worst symmetry'
 'mean smoothness' 'compactness error' 'mean symmetry' 'smoothness error'
 'symmetry error' 'radius error' 'mean perimeter' 'mean area'
 'fractal dimension error' 'worst smoothness' 'worst compactness'
 'perimeter error' 'concavity error' 'mean concavity' 'worst concavity'
 'area error' 'mean texture' 'worst texture' 'worst area' 'worst radius'
 'mean concave points' 'worst perimeter' 'worst concave points']
```

4. Random Forest

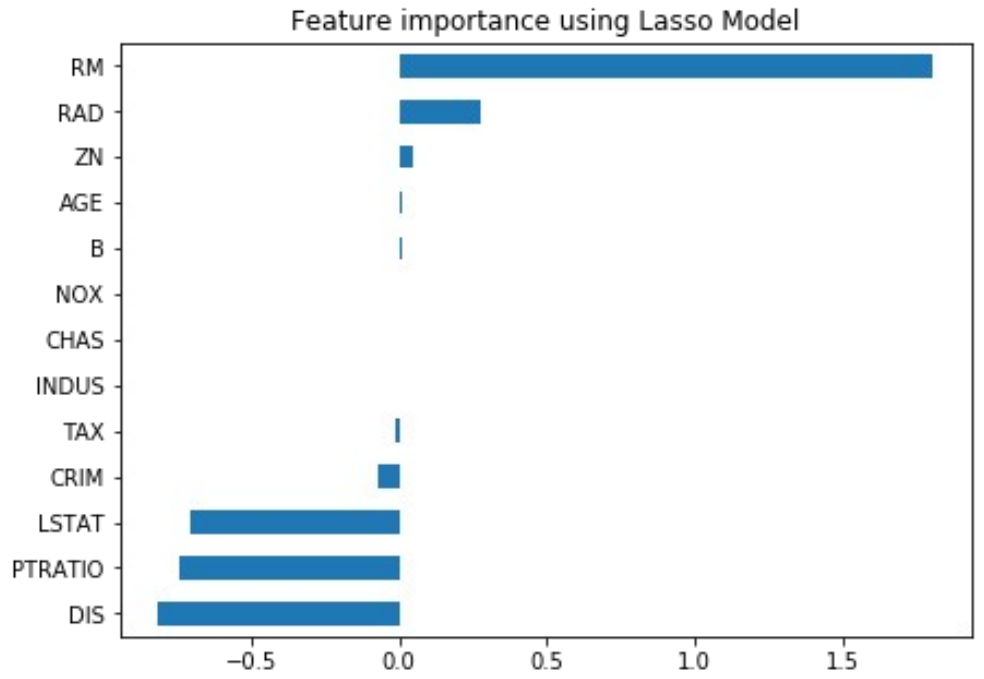


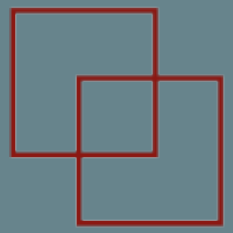
5. LASSO

- En este caso el modelo LASSO ha tomado todas las características **excepto** *NOX*, *CHAS* e *INDUS*.
- Así mismo podemos utilizar otros modelos como RIDGE o Linear Regression por ejemplo.

```
# Future imoprtance - LASSO
from sklearn.linear_model import LassoCV
# feature importance
reg = LassoCV()
reg.fit(X_reg, y_reg)
print("Best alpha using built-in LassoCV: %f" % reg.alpha_)
print("Best score using built-in LassoCV: %f" %reg.score(X_reg,y_reg))
coef = pd.Series(reg.coef_, index = X_reg.columns)
# features picked and eliminated
print("Lasso picked " + str(sum(coef != 0)) + " variables and eliminated the other " +
      str(sum(coef == 0)) + " variables")
# Show de coeficient
imp_coef = coef.sort_values()
plt.rcParams['figure.figsize'] = (7.0, 5.0)
imp_coef.plot(kind = "barh")
plt.title("Feature importance using Lasso Model")
```

```
Best alpha using built-in LassoCV: 0.724820
Best score using built-in LassoCV: 0.702444
Lasso picked 10 variables and eliminated the other 3 variables
```





Smart City

LAB CTIC UNI

Reducción de dimensiones

1. Definición

- PCA es un procedimiento estadístico que utiliza una transformación ortogonal que convierte un conjunto de variables correlacionadas en un conjunto de variables no correlacionadas.
  - Esta correlación implica que hay redundancia en nuestros datos, en otras palabras, que hay parte de los datos que se pueden explicar por relaciones con otras partes de los mismos.
  - Estos datos correlacionados no son necesarios para el aprendizaje correcto del modelo, y por tanto pueden ser eliminados.
- En este caso podemos ver que hemos creado 3 componentes con PCA (sustitución de las características).

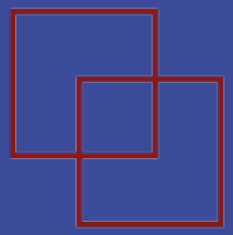
```python
# Feature Extraction with PCA
from pandas import read_csv
from sklearn.decomposition import PCA

# PCA con k=3
k=3
pca = PCA(n_components=k)
fit = pca.fit(X_cla)
X_transform = pca.transform(X_cla)
# summarize components
C = pca.components_
print(f"Explained Variance: {fit.explained_variance_ratio_}")
#print('Componentes:\n', C)
# Convertimos a dataframe
df_pca = pd.DataFrame(data=X_transform, columns=['PC1', 'PC2', 'PC3'])
df_pca.head(3)
```

```
Explained Variance: [0.88854663 0.06159078 0.02579012]
```

	PC1	PC2	PC3
0	-75.714655	-35.950783	-7.260789
1	-82.358268	28.908213	-5.496671
2	-74.630643	-67.906496	19.461808

¡GRACIAS!



Smart City

LAB CTIC UNI

Dr. Manuel Castillo-Cara
Intelligent Ubiquitous Technologies – Smart Cities (IUT-SCi)
Web: www.smartcityperu.org