

Universidad de Buenos Aires Facultad de Ingeniería Año 2021 - 2^{do} Cuatrimestre

Organización de Datos (75.06)

TRABAJO PRÁCTICO Nº2

TEMA:

FECHA DE ENTREGA: 8/12/2021

INTEGRANTES:

DE LUCA ANDREA, Felipe - #88888 FOPPIANO, Elián - #88888

Índice

1.	Preprocesamientos	2
2.	Modelos	3

1. Preprocesamientos

Nombre del procesamiento	Descripción	Nombre de la función		
Común	Drop de llovieron_hamburguesas_hoy Reemplazar si y no por 1 y 0 en variable target Drop de muestras con missings en variable target Drop de muestras con datos inválidos Corrección de typos en nombres de features Si el parámetro fecha_to_int es True, convierte dia en un entero con formato AAAAMMDD	common()		
Día a mes	Convierte dia en el mes correspondiente a la fecha	dia_a_mes()		
Viento trigonométrico	Convierte las features de dirección del viento en pares de features $\langle \sin \theta, \cos \theta \rangle$, donde θ es el ángulo de dicha dirección	$viento_trigonometrico()$		
Barrios a comunas	Realiza un hashing de los valores de la feature ba- rrio , donde el nombre de cada barrio se reemplaza por el nombre de su comuna (<i>Comuna 1</i> , <i>Comuna 2</i> , etc)	barrios_a_comunas()		
Estandarización	Agrega un StandardScaler() a la Pipeline , que transforma los datos tal que su distribución tenga esperanza 0 y varianza 1 (deben ser todas las features numéricas)	standarizer()		
Imputador simple	Agrega un SimpleImputer() a la Pipeline , que imputa los valores faltantes con el promedio	$simple_imputer()$		
Imputador iterativo	Agrega un IterativeImputer() a la Pipeline , que imputa los valores faltantes a partir de regresiones iterativas	iterative_imputer()		
Drop categóricas	Dropea las features categóricas del dataset (Si se ejecutó el preprocesamiento <i>Viento trigonometrico</i> , solo dropea la feature barrio)	$drop_categoricas()$		
Hashing trick	Transforma una feature categórica en varias columnas con valores 0 o 1 a partir de un vector obtenido con una función de hash sobre la variable	${ m drop_categoricas}()$		
Drop poco importantes	Dado una lista de scores y un threshold, dropea las features cuyos scores (importancia de feature) sea menor al threshold	$drop_poco_importantes()$		
Feature selection	Dado un modelo y un porcentaje de features a man- tener, selecciona las features que maximicen el score del modelo dado mediante forward selection	$feature_selection()$		

Cuadro 1.1: Preprocesamientos

2. Modelos

#	Nombre del modelo	Preprocesamiento	AUC ROC	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
1	NeuralNetwork	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Hashing Trick (feature barrio) Imputador iterativo Estandarización	0.895	0.860	0.774	0.529	0.629
2	CascadingClassifier	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Hashing Trick (feature barrio) Imputador iterativo Estandarización	0.895	0.862	0.778	0.538	0.636
3	AdaBoostClassifier	Común (fecha_to_int=True) Barrios a comunas Viento trigonométrico Imputador simple Estandarización	0.894	0.861	0.806	0.498	0.615
4	RandomForestClassifier	Común (fecha_to_int=False) Viento trigonométrico Día a mes Drop categóricas Estandarización Imputador iterativo	0.889	0.859	0.764	0.538	0.631
5	SVM	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Estandarización Imputador iterativo Hashing trick (feature barrio)	0.882	0.857	0.794	0.491	0.607
6	KNN	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Estandarización Imputador iterativo Hashing trick (feature barrio)	0.873	0.838	0.805	0.365	0.503
7	DecisionTreeClassifier	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Barrios a comunas Día a mes Imputador iterativo	0.870	0.849	0.763	0.470	0.582
8	NB (Naive Bayes)	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Drop categóricas Imputador iterativo Feature selection (n = 0.6)	0.850	0.832	0.644	0.565	0.602
9	Perceptrón	Común (fecha_to_int=True) Viento trigonométrico Barrios a comunas Drop poco importantes (todas las features que tuvieron coeficientes 0 en un perceptrón previo) Imputador iterativo Estandarización	0.833	0.820	0.770	0.282	0.413

Cuadro 2.1: Métricas de los modelos