Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Anrondizaio automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automático	Nombre: Edgar Uriel	2022

## Análisis: Mobile price classification con SVM y Redes neuronales

#### 1. Introducción

El problema original tiene una breve descripción contextual (.sic):

Bob has started his own mobile company. He wants to give tough fight to big companies like Apple, Samsung etc.

He does not know how to estimate price of mobiles his company creates. In this competitive mobile phone market you cannot simply assume things. To solve this problem he collects sales data of mobile phones of various companies.

Bob wants to find out some relation between features of a mobile phone(eg:-RAM,Internal Memory etc) and its selling price. But he is not so good at Machine Learning. So he needs your help to solve this problem.

In this problem you do not have to predict actual price but a price range indicating how high the price is. (Sharma, 2018)

La variable objetivo es la variable "price\_range". En este análisis no se usarán los dos datasets, solo train.csv que corresponde a los datos de entrenamiento.

#### 1.1. Bibliotecas a utilizar

En el presente análisis se comparará el funcionamiento de una SVM y una red neuronal básica por lo tanto se requieren las siguientes bibliotecas.

```
[1]: from sklearn import metrics
from sklearn import svm
from sklearn.model_selection import train_test_split,

→RandomizedSearchCV
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
```

## 2. Carga de dataset y análisis descriptivo de datos

Data columns (total 21 columns):

```
[2]: df_train = pd.read_csv("ds/train.csv")
```

Según los datos proporcionados no existen valores perdidos. Además todas las columnas tienen valores numéricos.

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprondizajo automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automático	Nombre: Edgar Uriel	2022

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	battery_power	2000 non-null	int64
1	blue	2000 non-null	int64
2	clock_speed	2000 non-null	float64
3	dual_sim	2000 non-null	int64
4	fc	2000 non-null	int64
5	four_g	2000 non-null	int64
6	int_memory	2000 non-null	int64
7	m_dep	2000 non-null	float64
8	mobile_wt	2000 non-null	int64
9	n_cores	2000 non-null	int64
10	рс	2000 non-null	int64
11	px_height	2000 non-null	int64
12	px_width	2000 non-null	int64
13	ram	2000 non-null	int64
14	sc_h	2000 non-null	int64
15	sc_w	2000 non-null	int64
16	${\tt talk\_time}$	2000 non-null	int64
17	three_g	2000 non-null	int64
18	touch_screen	2000 non-null	int64
19	wifi	2000 non-null	int64
20	<pre>price_range</pre>	2000 non-null	int64
dtyp	es: float64(2),	int64(19)	
m am a	mrr 11 a a m a . 200 0	ИD	

memory usage: 328.2 KB

# [4]: df\_train.describe().transpose()

[4]:		count	mean	std	min	25 %	50 % <mark>_</mark>
	battery_power	2000.0	1238.51850	439.418206	501.0	851.75	1226.0
	blue	2000.0	0.49500	0.500100	0.0	0.00	0.0
	clock_speed	2000.0	1.52225	0.816004	0.5	0.70	1.5
	dual_sim	2000.0	0.50950	0.500035	0.0	0.00	1.0
	fc	2000.0	4.30950	4.341444	0.0	1.00	3.0
	four_g	2000.0	0.52150	0.499662	0.0	0.00	1.0
	int_memory	2000.0	32.04650	18.145715	2.0	16.00	32.0
	m_dep	2000.0	0.50175	0.288416	0.1	0.20	0.5
	mobile_wt	2000.0	140.24900	35.399655	80.0	109.00	141.0
	n_cores	2000.0	4.52050	2.287837	1.0	3.00	4.0
	рс	2000.0	9.91650	6.064315	0.0	5.00	10.0
	px_height	2000.0	645.10800	443.780811	0.0	282.75	564.0
	px_width	2000.0	1251.51550	432.199447	500.0	874.75	1247.0
	ram	2000.0	2124.21300	1084.732044	256.0	1207.50	2146.5
	sc_h	2000.0	12.30650	4.213245	5.0	9.00	12.0
	sc_w	2000.0	5.76700	4.356398	0.0	2.00	5.0
	talk_time	2000.0	11.01100	5.463955	2.0	6.00	11.0
	three_g	2000.0	0.76150	0.426273	0.0	1.00	1.0

	Asignatura	Datos del alumno	Fecha
	Anrondizaio automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automático	Nombre: Edgar Uriel	2022	

touch_screen	2000.0	0.50300	0.500116	0.0	0.00	1.0
wifi	2000.0	0.50700	0.500076	0.0	0.00	1.0
<pre>price_range</pre>	2000.0	1.50000	1.118314	0.0	0.75	1.5

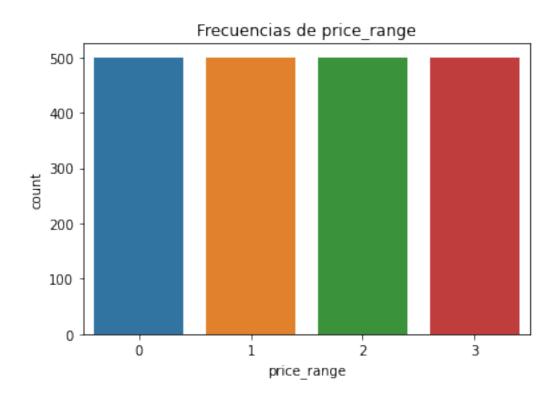
75 %	max
	1.0
	3.0
	1.0
	19.0
	1.0
	64.0
0.80	1.0
170.00	200.0
7.00	8.0
15.00	20.0
947.25	1960.0
1633.00	1998.0
3064.50	3998.0
16.00	19.0
9.00	18.0
16.00	20.0
1.00	1.0
1.00	1.0
1.00	1.0
2.25	3.0
	170.00 7.00 15.00 947.25 1633.00 3064.50 16.00 9.00 16.00 1.00 1.00

Aún así parece que no todas las variables son realmente numéricas, pues no caen en valores continuos. Como ejemplo es posible observar la columna objetivo, la cual por medio de números distingue cuatro categorías. Debido a la falta de metadatos en el dataset no es posible saber con certeza a que corresponde cada una, sin embargo, una clasificación tradicional es: el segmento de entra (0), la gama media (1), la gama alta (2) y la gama premium (3).

```
[5]: sns.countplot(x='price_range', data=df_train) plt.title('Frecuencias de price_range', fontsize=12)
```

[5]: Text(0.5, 1.0, 'Frecuencias de price\_range')

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Anrendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automático	Nombre: Edgar Uriel	2022



## 2.1. Variables categóricas

Es importante observar entonces que datos son categóricos y examinarlos como tal.

```
[6]: for i in df_train.columns:
         print(f'Valores posibles de {i.title()}: {df_train[i].unique()}')
    Valores posibles de Battery_Power: [ 842 1021 563 ... 1139 1467 858]
    Valores posibles de Blue: [0 1]
    Valores posibles de Clock_Speed: [2.2 0.5 2.5 1.2 1.7 0.6 2.9 2.8 2.1 1.u
     → 0.9
    1.1 2.6 1.4 1.6 2.7 1.3 2.3
         1.8 3. 1.5 1.9 2.4 0.8 0.7]
    Valores posibles de Dual_Sim: [0 1]
    Valores posibles de Fc: [ 1 \ 0 \ 2 \ 13 \ 3 \ 4 \ 5 \ 7 \ 11 \ 12 \ 16 \ 6 \ 15 \ 8 \ 9 \ 10_{\sqcup}
     →18 17
    14 19]
    Valores posibles de Four_G: [0 1]
    Valores posibles de Int_Memory: [ 7 53 41 10 44 22 24 9 33 17 52 46 13_{\sqcup}
     →23 49 19
    39 47 38 8 57 51 21 5
     60 61 6 11 50 34 20 27 42 40 64 14 63 43 16 48 12 55 36 30 45 29 58 25
      3 54 15 37 31 32 4 18 2 56 26 35 59 28 62]
    Valores posibles de M Dep: [0.6 0.7 0.9 0.8 0.1 0.5 1. 0.3 0.4 0.2]
    Valores posibles de Mobile_Wt: [188 136 145 131 141 164 139 187 174 93_
     →182 177
```

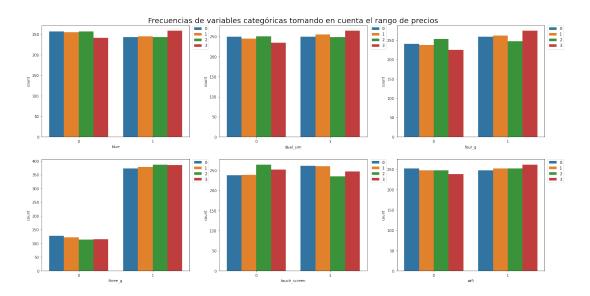
Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
	Nombre: Edgar Uriel	2022

```
159 198 185 196 121 101
 81 156 199 114 111 132 143 96 200 88 150 107 100 157 160 119
 166 110 118 162 127 109 102 104 148 180 128 134 144 168 155 165
                                                                  80 138
     90 197 172 116 85 163 178 171 103
                                         83 140 194 146 192 106 135 153
     82 130 189 181
                      99 184 195 108 133 179 147 137 190 176
 183 113
         92
             95 151 117 94 173 105 115 91 112 123 129 154 191 175
 98 125 126 158 170 161 193 169 120 149 186 122 167]
Valores posibles de N Cores: [2 3 5 6 1 8 4 7]
Valores posibles de Pc: [ 2 6 9 14 7 10 0 15 1 18 17 11 16 4 20 13
 → 3 19
8 5 127
Valores posibles de Px Height: [ 20 905 1263 ... 528 915 483]
Valores posibles de Px_Width: [ 756 1988 1716 ... 743 1890 1632]
Valores posibles de Ram: [2549 2631 2603 ... 2032 3057 3919]
Valores posibles de Sc H: [ 9 17 11 16 8 13 19
                                                 5 14 18 7 10 12 6 15]
Valores posibles de Sc_W: [ 7 3 2 8 1 10 9 0 15 13 5 11 4 12 6_{\sqcup}
 →17 14 16
187
Valores posibles de Talk_Time: [19 \, 7 \, 9 11 15 10 18 \, 5 20 12 13 \, 2 \, 4 \, \, \,
 →3 16 6
14 17 8]
Valores posibles de Three_G: [0 1]
Valores posibles de Touch Screen: [0 1]
Valores posibles de Wifi: [1 0]
Valores posibles de Price_Range: [1 2 3 0]
```

Las variables categóricas parecen ser: blue, dual sim, four g, three g, touch screen, wifi y price range. Debido a que price range es nuestra variable objetivo, en seguida se grafican las frecuencias de las otras variables categóricas tomando en cuenta el rango de precios.

```
[7]: cv=['blue', 'dual sim', 'four g', 'three g', 'touch screen', 'wifi']
     fig=plt.figure(figsize=(24,12))
    plt.title('Frecuencias de variables categóricas tomando en cuenta el_{\sqcup}
      →rango de precios',fontdict={'fontsize':20})
    plt.axis('off')
    for i in range(len(cv)):
         fig.add subplot(2,3,i+1)
         sns.countplot(data=df_train,x=cv[i], hue='price_range')
        plt.legend(bbox_to_anchor=(1.02, 1), borderaxespad=0)
```

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
	Nombre: Edgar Uriel	2022

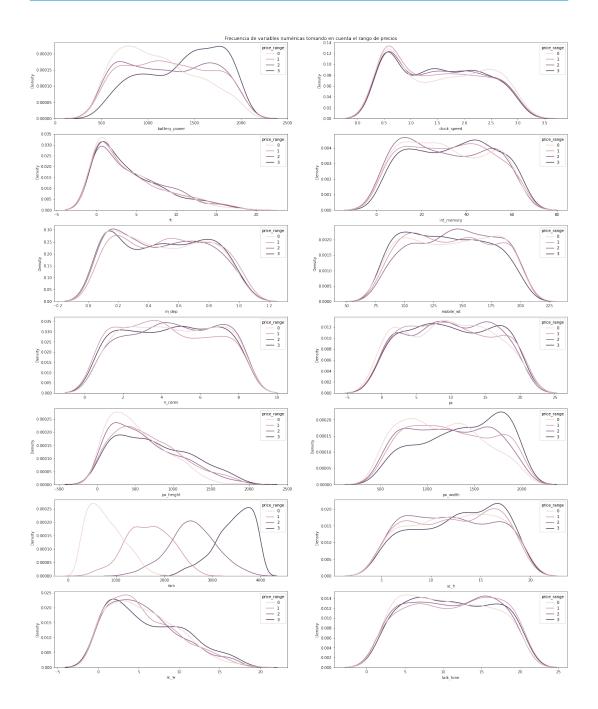


Es posible observar que los teléfonos más costosos cuentan con más de estas características, salvo en el caso de touch\_screen, donde no hay diferencia frecuencial visible. La variable three\_g parece ser más significativa ya que la división es un poco más clara. También hay que matizar que esta diferencia no es suficiente para distinguir invariablemente las categorías de rango de precio.

## 2.2. Variables numéricas

Se repetirá el procedimiento anterior procedimiento para las variables que son efectivamente numéricas pues servirá para observar el contraste entre los tipos de variables.

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
	Nombre: Edgar Uriel	2022



La dentro de las gráficas anteriores lo más destacado es aquella que representa la variable ram. En dicha representación se distinguen muy claramente los segmentos de precio, es posible pensar que que la variable ram, tenga una correlación alta respecto a price\_range, mientras otras como clock\_speed sean de muy poca relevancia.

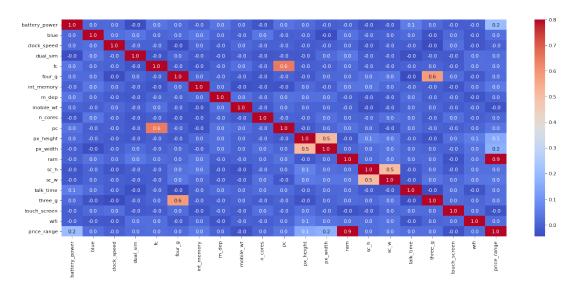
## 3. Matriz de correlación

La matriz es indispensable para distinguir la importancia de las variables y así pensar en un mejor modelo.

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Anrendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automático	Nombre: Edgar Uriel	2022

```
[9]: plt.figure(figsize=(20,8),dpi=80)
    corrmat = df_train.corr()
    sns.heatmap(corrmat, cmap='coolwarm', vmax=.8, fmt='.1f', annot=True)
```

## [9]: <AxesSubplot:>



```
[10]: df_train.corr()['price_range'].sort_values(ascending=False)[1:21]
```

```
[10]: ram
                        0.917046
                        0.200723
      battery_power
      px_width
                        0.165818
      px_height
                        0.148858
      int_memory
                        0.044435
      sc_w
                        0.038711
                        0.033599
      рс
      three_g
                        0.023611
      sc_h
                        0.022986
      fс
                        0.021998
      talk_time
                        0.021859
      blue
                        0.020573
      wifi
                        0.018785
      dual_sim
                        0.017444
                        0.014772
      four_g
      n_cores
                        0.004399
      m_{dep}
                        0.000853
      clock_speed
                       -0.006606
      mobile wt
                       -0.030302
      touch_screen
                       -0.030411
      Name: price_range, dtype: float64
```

Tal y como se dijo anteriormente, la variable ram tiene una alta correlación con la variable

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automatico	Nombre: Edgar Uriel	2022

objetivo.

#### 4. SVM

Se implementará una SVM. Al trabajar con métodos supervisados es necesario dividir el dataframe en dos partes.

Ahora, ante la diversidad de hiperparámetros se crea la SVM al mismo tiempo que se busca el mejor modelo posible. Este proceso es muy lento, a continuación se muestran solo los hiperparámetros más relevantes, otros fueron descartados pues en una ejecución individual dieron resultados deficientes.

```
[12]: parameters = [{'kernel': ['rbf', 'linear'], 'gamma': ['scale', 'auto'], _ 

→'C': [0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5]}]

svmc = RandomizedSearchCV(svm.SVC(decision_function_shape='ovr'), _ 

→param_distributions=parameters, cv=5, scoring='accuracy')

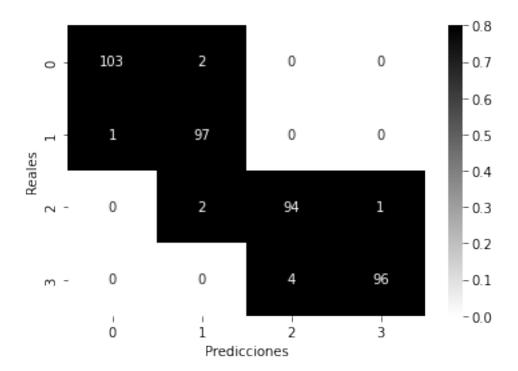
svmc.fit(train[predictors], np.ravel(train[target]))

svmc.best_params_
```

```
[12]: {'kernel': 'linear', 'gamma': 'auto', 'C': 0.5}
```

Accuracy: 0.975

Asignatura Datos del alumno		Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automatico	Nombre: Edgar Uriel	2022



Los resultados de la SVM resultan bastante prometedores, la precisión alcanzada es muy alta, en alguna ejecución llegó a ser del 99 %, sin embargo, se consigue en pocos casos.

#### 5. Red Neuronal

[14]: nn = Sequential()

Instructions for updating:

La red neuronal ha resultado ser más complicada de implementar debido a que requiere el diseño de la las capaz de la red. Aquí se presenta una estructura básica. (rickytb, 2021; Team, 2022)

If using Keras pass \*\_constraint arguments to layers.

```
[15]: nn.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer='adam', ⊔

→metrics=['accuracy'])
```

```
Asignatura Datos del alumno Fecha

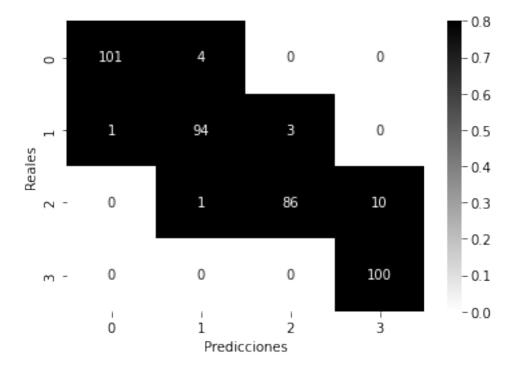
Aprendizaje automático Apellidos: Domínguez Espinoza 6 de mayo de Nombre: Edgar Uriel 2022
```

[16]: nn.fit(train[predictors], np.ravel(train[target]), epochs=550,

```
⇒batch size=4, verbose=0)
     2022-04-15 06:14:12.733464: W
     tensorflow/stream executor/platform/default/dso loader.cc:55] Could not_
     dynamic library 'libcuda.so.1'; dlerror: libcuda.so.1: cannot open_
      →shared object
     file: No such file or directory
     2022-04-15 06:14:12.733513: E
     tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_driver.cc:318] failed call to_
      UNKNOWN ERROR (303)
     2022-04-15 06:14:12.733549: I
     tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_diagnostics.cc:156] kernel driver_
      →does not
     appear to be running on this host (jupyter-genomorro-2dunir-2duy5jhwqu):
     /proc/driver/nvidia/version does not exist
     2022-04-15 06:14:12.734649: I tensorflow/core/platform/cpu feature guard.
      Your CPU supports instructions that this TensorFlow binary was not
      \rightarrowcompiled to
     use: AVX2 AVX512F FMA
     2022-04-15 06:14:12.765753: I
     tensorflow/core/platform/profile_utils/cpu_utils.cc:94] CPU Frequency:
     2300000000 Hz
     2022-04-15 06:14:12.771347: I tensorflow/compiler/xla/service/service.cc:
     XLA service 0x55b1568017f0 initialized for platform Host (this does not
     guarantee that XLA will be used). Devices:
     2022-04-15 06:14:12.771403: I tensorflow/compiler/xla/service/service.cc:
      →176]
     StreamExecutor device (0): Host, Default Version
[16]: <tensorflow.python.keras.callbacks.History at 0x7f07f6a1c210>
[17]: nn pred = nn.predict(test[predictors])
     El resultado de la red neuronal no es legible inmediatamente, se requiere convertir las predic-
     ciones a sus respectivas etiquetas. (rickytb, 2021)
[18]: # Convertir las predicciones a sus respectivas etiquetas
      def pred_to_label(predictions):
          pred = list()
          for i in range(len(predictions)):
              pred.append(np.argmax(predictions[i]))
          return pred
```

Asignatura	Datos del alumno	Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Apreliuizaje autolilatico	Nombre: Edgar Uriel	2022

Accuracy: 0.9525



La red neuronal no ha alcanzado la gran precisión que logró la SVM pero el resultado no se ha alejado realmente. Si se considera que este modelo fue creado a partir de la documentación básica de la biblioteca que lo implementa y no ha sido totalmente personalizado, es posible pensar que el resultado es positivo y podría alcanzar mejores predicciones con mayor tiempo.

#### 6. Comparación entre métodos

Como ya se ha visto, la precisión conseguida por la SVM es superior a la obtenida en la red neuronal. Habrá que considerar que la potencia de computo ha limitado la red neuronal, por lo tanto, para comparar mejor los algoritmos se usarán las métricas proporcionadas por sklearn.

```
[20]: print(metrics.classification_report(test[target].values.ravel(), ∪ →svm_predicted))
```

precision recall f1-score support

	A	Asignatura	Datos o	Datos del alumno		Fecha
	Aprendizaje automático		-	os: Domíngue e: Edgar Uriel	6 de mayo de 2022	
			. 1011151	2. 24 <sub>0</sub> 41 <b>3</b> 1101		
	0	0.99	0.98	0.99	105	
	1	0.96	0.99	0.97	98	
	2	0.96	0.97	0.96	97	
	3	0.99	0.96	0.97	100	
	accuracy			0.97	400	
m	acro avg	0.97	0.97	0.97	400	
weig	hted avg	0.98	0.97	0.98	400	

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	0.96	0.98	105
_				
1	0.95	0.96	0.95	98
2	0.97	0.89	0.92	97
3	0.91	1.00	0.95	100
accuracy			0.95	400
macro avg	0.95	0.95	0.95	400
weighted avg	0.95	0.95	0.95	400

Los resultados son realmente parejos. Los mejores números presentados por la SVM no hacen gran diferencia. El *recall*, la capacidad del clasificador para encontrar todas las muestras positivas pueden tener números iguales según sea la ejecución del *notebook* de Python. El *f1-score* que se interpreta como una media armónica de precisión y recall, llega en alguna categoría, de cualquiera de los modelos, a su mejor valor (1), según sea la ejecución del notebook.

Parece que con la implementación aquí elaborada de ambos modelos, dependerá más de ejecutar el notebook hasta encontrar una ejecución que logre los mejores resultados que el usuario pueda esperar. Ahora bien, es importante señalar que la red neuronal parece menos consistente entre categorías que la SVM, en otras palabras, la SVM clasifica cada una de las categorías con presiciones similares, mientras que en la red neuronal se observa que tiene notablemente menor presición en alguna de las categorías.

#### 7. Conclusión

En el presente análisis se utilizó un dataset llamado *Mobile price classification*. Se realizó un estudio estadístico general del dataset y se encontraron dos mil muestras en el mismo.

Se decidió aplicar dos algoritmos avanzados: SVM y redes neuronales. Estos algoritmos requieren trabajo al afinar los hiperparámetros de cada modelo, si bien son herramientas muy poderosas, también hay que decir que ajustarlas para solucionar el problema puede ser más costoso que usar otro algoritmo más básico.

En ejemplos sencillos como el resuelto en este documento, dichos hiperparámetros son ajustables con cierta sencillez. Aún así, la fase de entrenamiento es más lenta si se considera que el dataset es de solo 2000 muestras. Si a lo anterior se sumaran muestras con overlapping, la

Asignatura Datos del alumno		Fecha
Aprendizaje automático	Apellidos: Domínguez Espinoza	6 de mayo de
Aprendizaje automatico	Nombre: Edgar Uriel	2022

SVM particularmente tenderá a cometer un mayor número de errores. La red neuronal incluso sugería el uso de una tarjeta gráfica y otras características para el CPU. Este mensaje puede observarse en la correspondiente ejecución de la red neuronal del presente análisis.

Si el dataset tiene muchas dimensiones, la SVM puede ser una excelente alternativa. Aunque no podrán ser visualizadas gráficamente, este algoritmo lidiará bien con el dataset incluso si el número de dimensiones supera el número de muestras, como en el procesamiento de imágenes. Por su parte, las redes neuronales pueden ser más útiles con información más desestructurada o en datos más complejos sin querer abusar del método prueba/error.

#### **Referencias**

rickytb (2021). ejemplo-redes-neuronales. Kaggle.

Sharma, A. (2018). Mobile price classification: classify mobile price range. Mobile Price Classification classify mobile price range.

Team, K. (2022). Keras documentation: Model training apis.