

Programming-Assignment-1

July 3, 2020

You are currently looking at **version 1.3** of this notebook. To download notebooks and datafiles, as well as get help on Jupyter notebooks in the Coursera platform, visit the [Jupyter Notebook FAQ](#) course resource.

1 Assignment 1 - Introduction to Machine Learning

For this assignment, you will be using the Breast Cancer Wisconsin (Diagnostic) Database to create a classifier that can help diagnose patients. First, read through the description of the dataset (below).

```
[1]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import load_breast_cancer
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split

cancer = load_breast_cancer()

#print(cancer.DESCR) # Print the data set description
```

The object returned by `load_breast_cancer()` is a scikit-learn Bunch object, which is similar to a dictionary.

```
[2]: cancer.keys()
```

```
[2]: dict_keys(['data', 'target', 'target_names', 'DESCR', 'feature_names'])
```

1.0.1 Question 0 (Example)

How many features does the breast cancer dataset have?

This function should return an integer.

```
[3]: # You should write your whole answer within the function provided. The
    →autograder will call
    # this function and compare the return value against the correct solution value
def answer_zero():
```

```

    # This function returns the number of features of the breast cancer
    →dataset, which is an integer.
    # The assignment question description will tell you the general format the
    →autograder is expecting
    return len(cancer['feature_names'])

# You can examine what your function returns by calling it in the cell. If you
→have questions
# about the assignment formats, check out the discussion forums for any FAQs
answer_zero()

```

[3]: 30

1.0.2 Question 1

Scikit-learn works with lists, numpy arrays, scipy-sparse matrices, and pandas DataFrames, so converting the dataset to a DataFrame is not necessary for training this model. Using a DataFrame does however help make many things easier such as munging data, so let's practice creating a classifier with a pandas DataFrame.

Convert the sklearn.dataset cancer to a DataFrame.

This function should return a (569, 31) DataFrame with columns =

```

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

```

and index =

```
RangeIndex(start=0, stop=569, step=1)
```

```

[4]: def answer_one():

    data = np.c_[cancer.data, cancer.target]
    columns = np.append(cancer.feature_names, 'target')
    df = pd.DataFrame(data, columns=columns)
    return df

answer_one()

```

```

[4]:      mean radius  mean texture  mean perimeter  mean area  mean smoothness  \
0          17.990         10.38         122.80         1001.0         0.11840
1          20.570         17.77         132.90         1326.0         0.08474
2          19.690         21.25         130.00         1203.0         0.10960
3          11.420         20.38          77.58          386.1         0.14250
4          20.290         14.34         135.10         1297.0         0.10030
5          12.450         15.70          82.57          477.1         0.12780
6          18.250         19.98         119.60         1040.0         0.09463
7          13.710         20.83          90.20          577.9         0.11890
8          13.000         21.82          87.50          519.8         0.12730
9          12.460         24.04          83.97          475.9         0.11860
10         16.020         23.24         102.70          797.8         0.08206
11         15.780         17.89         103.60          781.0         0.09710
12         19.170         24.80         132.40         1123.0         0.09740
13         15.850         23.95         103.70          782.7         0.08401
14         13.730         22.61          93.60          578.3         0.11310
15         14.540         27.54          96.73          658.8         0.11390
16         14.680         20.13          94.74          684.5         0.09867
17         16.130         20.68         108.10          798.8         0.11700
18         19.810         22.15         130.00         1260.0         0.09831
19         13.540         14.36          87.46          566.3         0.09779
20         13.080         15.71          85.63          520.0         0.10750
21          9.504         12.44          60.34          273.9         0.10240
22         15.340         14.26         102.50          704.4         0.10730
23         21.160         23.04         137.20         1404.0         0.09428
24         16.650         21.38         110.00          904.6         0.11210
25         17.140         16.40         116.00          912.7         0.11860
26         14.580         21.53          97.41          644.8         0.10540
27         18.610         20.25         122.10         1094.0         0.09440
28         15.300         25.27         102.40          732.4         0.10820
29         17.570         15.05         115.00          955.1         0.09847
...         ...         ...         ...         ...         ...
539         7.691         25.44          48.34          170.4         0.08668
540         11.540         14.44          74.65          402.9         0.09984
541         14.470         24.99          95.81          656.4         0.08837
542         14.740         25.42          94.70          668.6         0.08275
543         13.210         28.06          84.88          538.4         0.08671
544         13.870         20.70          89.77          584.8         0.09578
545         13.620         23.23          87.19          573.2         0.09246
546         10.320         16.35          65.31          324.9         0.09434
547         10.260         16.58          65.85          320.8         0.08877
548          9.683         19.34          61.05          285.7         0.08491
549         10.820         24.21          68.89          361.6         0.08192
550         10.860         21.48          68.51          360.5         0.07431
551         11.130         22.44          71.49          378.4         0.09566
552         12.770         29.43          81.35          507.9         0.08276
553          9.333         21.94          59.01          264.0         0.09240

```

554	12.880	28.92	82.50	514.3	0.08123
555	10.290	27.61	65.67	321.4	0.09030
556	10.160	19.59	64.73	311.7	0.10030
557	9.423	27.88	59.26	271.3	0.08123
558	14.590	22.68	96.39	657.1	0.08473
559	11.510	23.93	74.52	403.5	0.09261
560	14.050	27.15	91.38	600.4	0.09929
561	11.200	29.37	70.67	386.0	0.07449
562	15.220	30.62	103.40	716.9	0.10480
563	20.920	25.09	143.00	1347.0	0.10990
564	21.560	22.39	142.00	1479.0	0.11100
565	20.130	28.25	131.20	1261.0	0.09780
566	16.600	28.08	108.30	858.1	0.08455
567	20.600	29.33	140.10	1265.0	0.11780
568	7.760	24.54	47.92	181.0	0.05263

	mean compactness	mean concavity	mean concave points	mean symmetry \
0	0.27760	0.300100	0.147100	0.2419
1	0.07864	0.086900	0.070170	0.1812
2	0.15990	0.197400	0.127900	0.2069
3	0.28390	0.241400	0.105200	0.2597
4	0.13280	0.198000	0.104300	0.1809
5	0.17000	0.157800	0.080890	0.2087
6	0.10900	0.112700	0.074000	0.1794
7	0.16450	0.093660	0.059850	0.2196
8	0.19320	0.185900	0.093530	0.2350
9	0.23960	0.227300	0.085430	0.2030
10	0.06669	0.032990	0.033230	0.1528
11	0.12920	0.099540	0.066060	0.1842
12	0.24580	0.206500	0.111800	0.2397
13	0.10020	0.099380	0.053640	0.1847
14	0.22930	0.212800	0.080250	0.2069
15	0.15950	0.163900	0.073640	0.2303
16	0.07200	0.073950	0.052590	0.1586
17	0.20220	0.172200	0.102800	0.2164
18	0.10270	0.147900	0.094980	0.1582
19	0.08129	0.066640	0.047810	0.1885
20	0.12700	0.045680	0.031100	0.1967
21	0.06492	0.029560	0.020760	0.1815
22	0.21350	0.207700	0.097560	0.2521
23	0.10220	0.109700	0.086320	0.1769
24	0.14570	0.152500	0.091700	0.1995
25	0.22760	0.222900	0.140100	0.3040
26	0.18680	0.142500	0.087830	0.2252
27	0.10660	0.149000	0.077310	0.1697
28	0.16970	0.168300	0.087510	0.1926
29	0.11570	0.098750	0.079530	0.1739

..
539	0.11990	0.092520	0.013640	0.2037
540	0.11200	0.067370	0.025940	0.1818
541	0.12300	0.100900	0.038900	0.1872
542	0.07214	0.041050	0.030270	0.1840
543	0.06877	0.029870	0.032750	0.1628
544	0.10180	0.036880	0.023690	0.1620
545	0.06747	0.029740	0.024430	0.1664
546	0.04994	0.010120	0.005495	0.1885
547	0.08066	0.043580	0.024380	0.1669
548	0.05030	0.023370	0.009615	0.1580
549	0.06602	0.015480	0.008160	0.1976
550	0.04227	0.000000	0.000000	0.1661
551	0.08194	0.048240	0.022570	0.2030
552	0.04234	0.019970	0.014990	0.1539
553	0.05605	0.039960	0.012820	0.1692
554	0.05824	0.061950	0.023430	0.1566
555	0.07658	0.059990	0.027380	0.1593
556	0.07504	0.005025	0.011160	0.1791
557	0.04971	0.000000	0.000000	0.1742
558	0.13300	0.102900	0.037360	0.1454
559	0.10210	0.111200	0.041050	0.1388
560	0.11260	0.044620	0.043040	0.1537
561	0.03558	0.000000	0.000000	0.1060
562	0.20870	0.255000	0.094290	0.2128
563	0.22360	0.317400	0.147400	0.2149
564	0.11590	0.243900	0.138900	0.1726
565	0.10340	0.144000	0.097910	0.1752
566	0.10230	0.092510	0.053020	0.1590
567	0.27700	0.351400	0.152000	0.2397
568	0.04362	0.000000	0.000000	0.1587

	mean fractal dimension	...	worst texture	worst perimeter \
0	0.07871	...	17.33	184.60
1	0.05667	...	23.41	158.80
2	0.05999	...	25.53	152.50
3	0.09744	...	26.50	98.87
4	0.05883	...	16.67	152.20
5	0.07613	...	23.75	103.40
6	0.05742	...	27.66	153.20
7	0.07451	...	28.14	110.60
8	0.07389	...	30.73	106.20
9	0.08243	...	40.68	97.65
10	0.05697	...	33.88	123.80
11	0.06082	...	27.28	136.50
12	0.07800	...	29.94	151.70
13	0.05338	...	27.66	112.00

14	0.07682	...	32.01	108.80
15	0.07077	...	37.13	124.10
16	0.05922	...	30.88	123.40
17	0.07356	...	31.48	136.80
18	0.05395	...	30.88	186.80
19	0.05766	...	19.26	99.70
20	0.06811	...	20.49	96.09
21	0.06905	...	15.66	65.13
22	0.07032	...	19.08	125.10
23	0.05278	...	35.59	188.00
24	0.06330	...	31.56	177.00
25	0.07413	...	21.40	152.40
26	0.06924	...	33.21	122.40
27	0.05699	...	27.26	139.90
28	0.06540	...	36.71	149.30
29	0.06149	...	19.52	134.90
..
539	0.07751	...	31.89	54.49
540	0.06782	...	19.68	78.78
541	0.06341	...	31.73	113.50
542	0.05680	...	32.29	107.40
543	0.05781	...	37.17	92.48
544	0.06688	...	24.75	99.17
545	0.05801	...	29.09	97.58
546	0.06201	...	21.77	71.12
547	0.06714	...	22.04	71.08
548	0.06235	...	25.59	69.10
549	0.06328	...	31.45	83.90
550	0.05948	...	24.77	74.08
551	0.06552	...	28.26	77.80
552	0.05637	...	36.00	88.10
553	0.06576	...	25.05	62.86
554	0.05708	...	35.74	88.84
555	0.06127	...	34.91	69.57
556	0.06331	...	22.88	67.88
557	0.06059	...	34.24	66.50
558	0.06147	...	27.27	105.90
559	0.06570	...	37.16	82.28
560	0.06171	...	33.17	100.20
561	0.05502	...	38.30	75.19
562	0.07152	...	42.79	128.70
563	0.06879	...	29.41	179.10
564	0.05623	...	26.40	166.10
565	0.05533	...	38.25	155.00
566	0.05648	...	34.12	126.70
567	0.07016	...	39.42	184.60
568	0.05884	...	30.37	59.16

	worst area	worst smoothness	worst compactness	worst concavity	\
0	2019.0	0.16220	0.66560	0.71190	
1	1956.0	0.12380	0.18660	0.24160	
2	1709.0	0.14440	0.42450	0.45040	
3	567.7	0.20980	0.86630	0.68690	
4	1575.0	0.13740	0.20500	0.40000	
5	741.6	0.17910	0.52490	0.53550	
6	1606.0	0.14420	0.25760	0.37840	
7	897.0	0.16540	0.36820	0.26780	
8	739.3	0.17030	0.54010	0.53900	
9	711.4	0.18530	1.05800	1.10500	
10	1150.0	0.11810	0.15510	0.14590	
11	1299.0	0.13960	0.56090	0.39650	
12	1332.0	0.10370	0.39030	0.36390	
13	876.5	0.11310	0.19240	0.23220	
14	697.7	0.16510	0.77250	0.69430	
15	943.2	0.16780	0.65770	0.70260	
16	1138.0	0.14640	0.18710	0.29140	
17	1315.0	0.17890	0.42330	0.47840	
18	2398.0	0.15120	0.31500	0.53720	
19	711.2	0.14400	0.17730	0.23900	
20	630.5	0.13120	0.27760	0.18900	
21	314.9	0.13240	0.11480	0.08867	
22	980.9	0.13900	0.59540	0.63050	
23	2615.0	0.14010	0.26000	0.31550	
24	2215.0	0.18050	0.35780	0.46950	
25	1461.0	0.15450	0.39490	0.38530	
26	896.9	0.15250	0.66430	0.55390	
27	1403.0	0.13380	0.21170	0.34460	
28	1269.0	0.16410	0.61100	0.63350	
29	1227.0	0.12550	0.28120	0.24890	
..	
539	223.6	0.15960	0.30640	0.33930	
540	457.8	0.13450	0.21180	0.17970	
541	808.9	0.13400	0.42020	0.40400	
542	826.4	0.10600	0.13760	0.16110	
543	629.6	0.10720	0.13810	0.10620	
544	688.6	0.12640	0.20370	0.13770	
545	729.8	0.12160	0.15170	0.10490	
546	384.9	0.12850	0.08842	0.04384	
547	357.4	0.14610	0.22460	0.17830	
548	364.2	0.11990	0.09546	0.09350	
549	505.6	0.12040	0.16330	0.06194	
550	412.3	0.10010	0.07348	0.00000	
551	436.6	0.10870	0.17820	0.15640	
552	594.7	0.12340	0.10640	0.08653	

553	295.8	0.11030	0.08298	0.07993
554	595.7	0.12270	0.16200	0.24390
555	357.6	0.13840	0.17100	0.20000
556	347.3	0.12650	0.12000	0.01005
557	330.6	0.10730	0.07158	0.00000
558	733.5	0.10260	0.31710	0.36620
559	474.2	0.12980	0.25170	0.36300
560	706.7	0.12410	0.22640	0.13260
561	439.6	0.09267	0.05494	0.00000
562	915.0	0.14170	0.79170	1.17000
563	1819.0	0.14070	0.41860	0.65990
564	2027.0	0.14100	0.21130	0.41070
565	1731.0	0.11660	0.19220	0.32150
566	1124.0	0.11390	0.30940	0.34030
567	1821.0	0.16500	0.86810	0.93870
568	268.6	0.08996	0.06444	0.00000

	worst concave points	worst symmetry	worst fractal dimension	target
0	0.26540	0.4601	0.11890	0.0
1	0.18600	0.2750	0.08902	0.0
2	0.24300	0.3613	0.08758	0.0
3	0.25750	0.6638	0.17300	0.0
4	0.16250	0.2364	0.07678	0.0
5	0.17410	0.3985	0.12440	0.0
6	0.19320	0.3063	0.08368	0.0
7	0.15560	0.3196	0.11510	0.0
8	0.20600	0.4378	0.10720	0.0
9	0.22100	0.4366	0.20750	0.0
10	0.09975	0.2948	0.08452	0.0
11	0.18100	0.3792	0.10480	0.0
12	0.17670	0.3176	0.10230	0.0
13	0.11190	0.2809	0.06287	0.0
14	0.22080	0.3596	0.14310	0.0
15	0.17120	0.4218	0.13410	0.0
16	0.16090	0.3029	0.08216	0.0
17	0.20730	0.3706	0.11420	0.0
18	0.23880	0.2768	0.07615	0.0
19	0.12880	0.2977	0.07259	1.0
20	0.07283	0.3184	0.08183	1.0
21	0.06227	0.2450	0.07773	1.0
22	0.23930	0.4667	0.09946	0.0
23	0.20090	0.2822	0.07526	0.0
24	0.20950	0.3613	0.09564	0.0
25	0.25500	0.4066	0.10590	0.0
26	0.27010	0.4264	0.12750	0.0
27	0.14900	0.2341	0.07421	0.0
28	0.20240	0.4027	0.09876	0.0

29	0.14560	0.2756	0.07919	0.0
..
539	0.05000	0.2790	0.10660	1.0
540	0.06918	0.2329	0.08134	1.0
541	0.12050	0.3187	0.10230	1.0
542	0.10950	0.2722	0.06956	1.0
543	0.07958	0.2473	0.06443	1.0
544	0.06845	0.2249	0.08492	1.0
545	0.07174	0.2642	0.06953	1.0
546	0.02381	0.2681	0.07399	1.0
547	0.08333	0.2691	0.09479	1.0
548	0.03846	0.2552	0.07920	1.0
549	0.03264	0.3059	0.07626	1.0
550	0.00000	0.2458	0.06592	1.0
551	0.06413	0.3169	0.08032	1.0
552	0.06498	0.2407	0.06484	1.0
553	0.02564	0.2435	0.07393	1.0
554	0.06493	0.2372	0.07242	1.0
555	0.09127	0.2226	0.08283	1.0
556	0.02232	0.2262	0.06742	1.0
557	0.00000	0.2475	0.06969	1.0
558	0.11050	0.2258	0.08004	1.0
559	0.09653	0.2112	0.08732	1.0
560	0.10480	0.2250	0.08321	1.0
561	0.00000	0.1566	0.05905	1.0
562	0.23560	0.4089	0.14090	0.0
563	0.25420	0.2929	0.09873	0.0
564	0.22160	0.2060	0.07115	0.0
565	0.16280	0.2572	0.06637	0.0
566	0.14180	0.2218	0.07820	0.0
567	0.26500	0.4087	0.12400	0.0
568	0.00000	0.2871	0.07039	1.0

[569 rows x 31 columns]

1.0.3 Question 2

What is the class distribution? (i.e. how many instances of malignant (encoded 0) and how many benign (encoded 1)?)

This function should return a Series named target of length 2 with integer values and index = ['malignant', 'benign']

```
[5]: def answer_two():

    cancerdf = answer_one()
    index = ['malignant', 'benign']
    malignant = np.where(cancerdf['target'] == 0)
    benign = np.where(cancerdf['target'] == 1)
```

```

data = [np.size(malignant), np.size(benign)]
target = pd.Series(data, index=index)
return target

answer_two()

```

```

[5]: malignant    212
     benign      357
     dtype: int64

```

1.0.4 Question 3

Split the DataFrame into X (the data) and y (the labels).

*This function should return a tuple of length 2: (X, y), where * X, a pandas DataFrame, has shape (569, 30) * y, a pandas Series, has shape (569,).*

```

[6]: def answer_three():

     cancerdf = answer_one()
     column_names = cancerdf.columns
     X = cancerdf[column_names[:-1]]
     y = cancerdf['target']
     return X, y

answer_three()

```

```

[6]: (
      mean radius  mean texture  mean perimeter  mean area  mean smoothness  \
0          17.990         10.38         122.80      1001.0         0.11840
1          20.570         17.77         132.90      1326.0         0.08474
2          19.690         21.25         130.00      1203.0         0.10960
3          11.420         20.38          77.58       386.1         0.14250
4          20.290         14.34         135.10      1297.0         0.10030
5          12.450         15.70          82.57       477.1         0.12780
6          18.250         19.98         119.60      1040.0         0.09463
7          13.710         20.83          90.20       577.9         0.11890
8          13.000         21.82          87.50       519.8         0.12730
9          12.460         24.04          83.97       475.9         0.11860
10         16.020         23.24         102.70       797.8         0.08206
11         15.780         17.89         103.60       781.0         0.09710
12         19.170         24.80         132.40      1123.0         0.09740
13         15.850         23.95         103.70       782.7         0.08401
14         13.730         22.61          93.60       578.3         0.11310
15         14.540         27.54          96.73       658.8         0.11390
16         14.680         20.13          94.74       684.5         0.09867
17         16.130         20.68         108.10       798.8         0.11700
18         19.810         22.15         130.00      1260.0         0.09831
19         13.540         14.36          87.46       566.3         0.09779
20         13.080         15.71          85.63       520.0         0.10750

```

21	9.504	12.44	60.34	273.9	0.10240
22	15.340	14.26	102.50	704.4	0.10730
23	21.160	23.04	137.20	1404.0	0.09428
24	16.650	21.38	110.00	904.6	0.11210
25	17.140	16.40	116.00	912.7	0.11860
26	14.580	21.53	97.41	644.8	0.10540
27	18.610	20.25	122.10	1094.0	0.09440
28	15.300	25.27	102.40	732.4	0.10820
29	17.570	15.05	115.00	955.1	0.09847
..
539	7.691	25.44	48.34	170.4	0.08668
540	11.540	14.44	74.65	402.9	0.09984
541	14.470	24.99	95.81	656.4	0.08837
542	14.740	25.42	94.70	668.6	0.08275
543	13.210	28.06	84.88	538.4	0.08671
544	13.870	20.70	89.77	584.8	0.09578
545	13.620	23.23	87.19	573.2	0.09246
546	10.320	16.35	65.31	324.9	0.09434
547	10.260	16.58	65.85	320.8	0.08877
548	9.683	19.34	61.05	285.7	0.08491
549	10.820	24.21	68.89	361.6	0.08192
550	10.860	21.48	68.51	360.5	0.07431
551	11.130	22.44	71.49	378.4	0.09566
552	12.770	29.43	81.35	507.9	0.08276
553	9.333	21.94	59.01	264.0	0.09240
554	12.880	28.92	82.50	514.3	0.08123
555	10.290	27.61	65.67	321.4	0.09030
556	10.160	19.59	64.73	311.7	0.10030
557	9.423	27.88	59.26	271.3	0.08123
558	14.590	22.68	96.39	657.1	0.08473
559	11.510	23.93	74.52	403.5	0.09261
560	14.050	27.15	91.38	600.4	0.09929
561	11.200	29.37	70.67	386.0	0.07449
562	15.220	30.62	103.40	716.9	0.10480
563	20.920	25.09	143.00	1347.0	0.10990
564	21.560	22.39	142.00	1479.0	0.11100
565	20.130	28.25	131.20	1261.0	0.09780
566	16.600	28.08	108.30	858.1	0.08455
567	20.600	29.33	140.10	1265.0	0.11780
568	7.760	24.54	47.92	181.0	0.05263

	mean compactness	mean concavity	mean concave points	mean symmetry \
0	0.27760	0.300100	0.147100	0.2419
1	0.07864	0.086900	0.070170	0.1812
2	0.15990	0.197400	0.127900	0.2069
3	0.28390	0.241400	0.105200	0.2597
4	0.13280	0.198000	0.104300	0.1809

5	0.17000	0.157800	0.080890	0.2087
6	0.10900	0.112700	0.074000	0.1794
7	0.16450	0.093660	0.059850	0.2196
8	0.19320	0.185900	0.093530	0.2350
9	0.23960	0.227300	0.085430	0.2030
10	0.06669	0.032990	0.033230	0.1528
11	0.12920	0.099540	0.066060	0.1842
12	0.24580	0.206500	0.111800	0.2397
13	0.10020	0.099380	0.053640	0.1847
14	0.22930	0.212800	0.080250	0.2069
15	0.15950	0.163900	0.073640	0.2303
16	0.07200	0.073950	0.052590	0.1586
17	0.20220	0.172200	0.102800	0.2164
18	0.10270	0.147900	0.094980	0.1582
19	0.08129	0.066640	0.047810	0.1885
20	0.12700	0.045680	0.031100	0.1967
21	0.06492	0.029560	0.020760	0.1815
22	0.21350	0.207700	0.097560	0.2521
23	0.10220	0.109700	0.086320	0.1769
24	0.14570	0.152500	0.091700	0.1995
25	0.22760	0.222900	0.140100	0.3040
26	0.18680	0.142500	0.087830	0.2252
27	0.10660	0.149000	0.077310	0.1697
28	0.16970	0.168300	0.087510	0.1926
29	0.11570	0.098750	0.079530	0.1739
..
539	0.11990	0.092520	0.013640	0.2037
540	0.11200	0.067370	0.025940	0.1818
541	0.12300	0.100900	0.038900	0.1872
542	0.07214	0.041050	0.030270	0.1840
543	0.06877	0.029870	0.032750	0.1628
544	0.10180	0.036880	0.023690	0.1620
545	0.06747	0.029740	0.024430	0.1664
546	0.04994	0.010120	0.005495	0.1885
547	0.08066	0.043580	0.024380	0.1669
548	0.05030	0.023370	0.009615	0.1580
549	0.06602	0.015480	0.008160	0.1976
550	0.04227	0.000000	0.000000	0.1661
551	0.08194	0.048240	0.022570	0.2030
552	0.04234	0.019970	0.014990	0.1539
553	0.05605	0.039960	0.012820	0.1692
554	0.05824	0.061950	0.023430	0.1566
555	0.07658	0.059990	0.027380	0.1593
556	0.07504	0.005025	0.011160	0.1791
557	0.04971	0.000000	0.000000	0.1742
558	0.13300	0.102900	0.037360	0.1454
559	0.10210	0.111200	0.041050	0.1388

560	0.11260	0.044620	0.043040	0.1537
561	0.03558	0.000000	0.000000	0.1060
562	0.20870	0.255000	0.094290	0.2128
563	0.22360	0.317400	0.147400	0.2149
564	0.11590	0.243900	0.138900	0.1726
565	0.10340	0.144000	0.097910	0.1752
566	0.10230	0.092510	0.053020	0.1590
567	0.27700	0.351400	0.152000	0.2397
568	0.04362	0.000000	0.000000	0.1587

	mean fractal dimension	...	worst radius \
0	0.07871	...	25.380
1	0.05667	...	24.990
2	0.05999	...	23.570
3	0.09744	...	14.910
4	0.05883	...	22.540
5	0.07613	...	15.470
6	0.05742	...	22.880
7	0.07451	...	17.060
8	0.07389	...	15.490
9	0.08243	...	15.090
10	0.05697	...	19.190
11	0.06082	...	20.420
12	0.07800	...	20.960
13	0.05338	...	16.840
14	0.07682	...	15.030
15	0.07077	...	17.460
16	0.05922	...	19.070
17	0.07356	...	20.960
18	0.05395	...	27.320
19	0.05766	...	15.110
20	0.06811	...	14.500
21	0.06905	...	10.230
22	0.07032	...	18.070
23	0.05278	...	29.170
24	0.06330	...	26.460
25	0.07413	...	22.250
26	0.06924	...	17.620
27	0.05699	...	21.310
28	0.06540	...	20.270
29	0.06149	...	20.010
..
539	0.07751	...	8.678
540	0.06782	...	12.260
541	0.06341	...	16.220
542	0.05680	...	16.510
543	0.05781	...	14.370

544	0.06688	...	15.050
545	0.05801	...	15.350
546	0.06201	...	11.250
547	0.06714	...	10.830
548	0.06235	...	10.930
549	0.06328	...	13.030
550	0.05948	...	11.660
551	0.06552	...	12.020
552	0.05637	...	13.870
553	0.06576	...	9.845
554	0.05708	...	13.890
555	0.06127	...	10.840
556	0.06331	...	10.650
557	0.06059	...	10.490
558	0.06147	...	15.480
559	0.06570	...	12.480
560	0.06171	...	15.300
561	0.05502	...	11.920
562	0.07152	...	17.520
563	0.06879	...	24.290
564	0.05623	...	25.450
565	0.05533	...	23.690
566	0.05648	...	18.980
567	0.07016	...	25.740
568	0.05884	...	9.456

	worst texture	worst perimeter	worst area	worst smoothness \
0	17.33	184.60	2019.0	0.16220
1	23.41	158.80	1956.0	0.12380
2	25.53	152.50	1709.0	0.14440
3	26.50	98.87	567.7	0.20980
4	16.67	152.20	1575.0	0.13740
5	23.75	103.40	741.6	0.17910
6	27.66	153.20	1606.0	0.14420
7	28.14	110.60	897.0	0.16540
8	30.73	106.20	739.3	0.17030
9	40.68	97.65	711.4	0.18530
10	33.88	123.80	1150.0	0.11810
11	27.28	136.50	1299.0	0.13960
12	29.94	151.70	1332.0	0.10370
13	27.66	112.00	876.5	0.11310
14	32.01	108.80	697.7	0.16510
15	37.13	124.10	943.2	0.16780
16	30.88	123.40	1138.0	0.14640
17	31.48	136.80	1315.0	0.17890
18	30.88	186.80	2398.0	0.15120
19	19.26	99.70	711.2	0.14400

20	20.49	96.09	630.5	0.13120
21	15.66	65.13	314.9	0.13240
22	19.08	125.10	980.9	0.13900
23	35.59	188.00	2615.0	0.14010
24	31.56	177.00	2215.0	0.18050
25	21.40	152.40	1461.0	0.15450
26	33.21	122.40	896.9	0.15250
27	27.26	139.90	1403.0	0.13380
28	36.71	149.30	1269.0	0.16410
29	19.52	134.90	1227.0	0.12550
..
539	31.89	54.49	223.6	0.15960
540	19.68	78.78	457.8	0.13450
541	31.73	113.50	808.9	0.13400
542	32.29	107.40	826.4	0.10600
543	37.17	92.48	629.6	0.10720
544	24.75	99.17	688.6	0.12640
545	29.09	97.58	729.8	0.12160
546	21.77	71.12	384.9	0.12850
547	22.04	71.08	357.4	0.14610
548	25.59	69.10	364.2	0.11990
549	31.45	83.90	505.6	0.12040
550	24.77	74.08	412.3	0.10010
551	28.26	77.80	436.6	0.10870
552	36.00	88.10	594.7	0.12340
553	25.05	62.86	295.8	0.11030
554	35.74	88.84	595.7	0.12270
555	34.91	69.57	357.6	0.13840
556	22.88	67.88	347.3	0.12650
557	34.24	66.50	330.6	0.10730
558	27.27	105.90	733.5	0.10260
559	37.16	82.28	474.2	0.12980
560	33.17	100.20	706.7	0.12410
561	38.30	75.19	439.6	0.09267
562	42.79	128.70	915.0	0.14170
563	29.41	179.10	1819.0	0.14070
564	26.40	166.10	2027.0	0.14100
565	38.25	155.00	1731.0	0.11660
566	34.12	126.70	1124.0	0.11390
567	39.42	184.60	1821.0	0.16500
568	30.37	59.16	268.6	0.08996

	worst compactness	worst concavity	worst concave points	worst symmetry
\				
0	0.66560	0.71190	0.26540	0.4601
1	0.18660	0.24160	0.18600	0.2750
2	0.42450	0.45040	0.24300	0.3613

3	0.86630	0.68690	0.25750	0.6638
4	0.20500	0.40000	0.16250	0.2364
5	0.52490	0.53550	0.17410	0.3985
6	0.25760	0.37840	0.19320	0.3063
7	0.36820	0.26780	0.15560	0.3196
8	0.54010	0.53900	0.20600	0.4378
9	1.05800	1.10500	0.22100	0.4366
10	0.15510	0.14590	0.09975	0.2948
11	0.56090	0.39650	0.18100	0.3792
12	0.39030	0.36390	0.17670	0.3176
13	0.19240	0.23220	0.11190	0.2809
14	0.77250	0.69430	0.22080	0.3596
15	0.65770	0.70260	0.17120	0.4218
16	0.18710	0.29140	0.16090	0.3029
17	0.42330	0.47840	0.20730	0.3706
18	0.31500	0.53720	0.23880	0.2768
19	0.17730	0.23900	0.12880	0.2977
20	0.27760	0.18900	0.07283	0.3184
21	0.11480	0.08867	0.06227	0.2450
22	0.59540	0.63050	0.23930	0.4667
23	0.26000	0.31550	0.20090	0.2822
24	0.35780	0.46950	0.20950	0.3613
25	0.39490	0.38530	0.25500	0.4066
26	0.66430	0.55390	0.27010	0.4264
27	0.21170	0.34460	0.14900	0.2341
28	0.61100	0.63350	0.20240	0.4027
29	0.28120	0.24890	0.14560	0.2756
..
539	0.30640	0.33930	0.05000	0.2790
540	0.21180	0.17970	0.06918	0.2329
541	0.42020	0.40400	0.12050	0.3187
542	0.13760	0.16110	0.10950	0.2722
543	0.13810	0.10620	0.07958	0.2473
544	0.20370	0.13770	0.06845	0.2249
545	0.15170	0.10490	0.07174	0.2642
546	0.08842	0.04384	0.02381	0.2681
547	0.22460	0.17830	0.08333	0.2691
548	0.09546	0.09350	0.03846	0.2552
549	0.16330	0.06194	0.03264	0.3059
550	0.07348	0.00000	0.00000	0.2458
551	0.17820	0.15640	0.06413	0.3169
552	0.10640	0.08653	0.06498	0.2407
553	0.08298	0.07993	0.02564	0.2435
554	0.16200	0.24390	0.06493	0.2372
555	0.17100	0.20000	0.09127	0.2226
556	0.12000	0.01005	0.02232	0.2262
557	0.07158	0.00000	0.00000	0.2475

558	0.31710	0.36620	0.11050	0.2258
559	0.25170	0.36300	0.09653	0.2112
560	0.22640	0.13260	0.10480	0.2250
561	0.05494	0.00000	0.00000	0.1566
562	0.79170	1.17000	0.23560	0.4089
563	0.41860	0.65990	0.25420	0.2929
564	0.21130	0.41070	0.22160	0.2060
565	0.19220	0.32150	0.16280	0.2572
566	0.30940	0.34030	0.14180	0.2218
567	0.86810	0.93870	0.26500	0.4087
568	0.06444	0.00000	0.00000	0.2871

	worst fractal dimension
0	0.11890
1	0.08902
2	0.08758
3	0.17300
4	0.07678
5	0.12440
6	0.08368
7	0.11510
8	0.10720
9	0.20750
10	0.08452
11	0.10480
12	0.10230
13	0.06287
14	0.14310
15	0.13410
16	0.08216
17	0.11420
18	0.07615
19	0.07259
20	0.08183
21	0.07773
22	0.09946
23	0.07526
24	0.09564
25	0.10590
26	0.12750
27	0.07421
28	0.09876
29	0.07919
..	...
539	0.10660
540	0.08134
541	0.10230

542	0.06956
543	0.06443
544	0.08492
545	0.06953
546	0.07399
547	0.09479
548	0.07920
549	0.07626
550	0.06592
551	0.08032
552	0.06484
553	0.07393
554	0.07242
555	0.08283
556	0.06742
557	0.06969
558	0.08004
559	0.08732
560	0.08321
561	0.05905
562	0.14090
563	0.09873
564	0.07115
565	0.06637
566	0.07820
567	0.12400
568	0.07039

[569 rows x 30 columns], 0 0.0

1	0.0
2	0.0
3	0.0
4	0.0
5	0.0
6	0.0
7	0.0
8	0.0
9	0.0
10	0.0
11	0.0
12	0.0
13	0.0
14	0.0
15	0.0
16	0.0
17	0.0
18	0.0

19	1.0
20	1.0
21	1.0
22	0.0
23	0.0
24	0.0
25	0.0
26	0.0
27	0.0
28	0.0
29	0.0
...	
539	1.0
540	1.0
541	1.0
542	1.0
543	1.0
544	1.0
545	1.0
546	1.0
547	1.0
548	1.0
549	1.0
550	1.0
551	1.0
552	1.0
553	1.0
554	1.0
555	1.0
556	1.0
557	1.0
558	1.0
559	1.0
560	1.0
561	1.0
562	0.0
563	0.0
564	0.0
565	0.0
566	0.0
567	0.0
568	1.0

Name: target, dtype: float64)