==========

In the Name of Allah, the Most Beneficent, the Most Merciful

==========

```
*----------------------------- AUTHOR_DETAILS ------------------------------*
|                                                                           |
|        Project Title  = GPA Prediction System                             |
|                                                                           |
|        Author         = Mr. Atif Raza Chaudary                            |
|                                                                           |
|        Copyright      = Copyright (C) 2020 Mr. Atif Raza Chaudary          |
|                                                                           |
|        License        = Public Domain                                     |
|                                                                           |
|        Version        = 1.0                                               |
|                                                                           |
*---------------------------------------------------------------------------*
```

---------- PROJECT PURPOSE ----------

The main purpose of this Project is to demonstrate how the GPA Prediction Problem can be treated as a Supervised Machine Learning Problem using Python and Scikit-learn Machine Learning Toolkit

For this Purpose, In Sha Allah, we will execute the Machine Learning Cycle

---

GPA Prediction System – Machine Learning Cycle

Machine Learning Cycle

Four phases of a Machine Learning Cycle are

Training Phase

```
Build the Model using Training Data
```

Testing Phase

```
Evaluate the performance of Model using Testing Data
```

Application Phase

```
Deploy the Model in the Real-world, to predict Real-time unseen Data
```

Feedback Phase

```
Take Feedback from the Users and Domain Experts to improve the Model
```

Executing Machine Learning Cycle Using a Single File

In Sha Allah, we will follow the following Steps to execute the Machine Learning Cycle Using a Single File

Step 1: Import Libraries

Step 2: Load Sample Data

Step 3: Understand and Pre-process Sample Data

Step 3.1: Understand Sample Data

Step 3.2: Pre-process Sample Data

Step 4: Feature Extraction

Step 5: Label Encoding (Input and Output is converted in Numeric Representation)

Step 5.1: Train the Label Encoder

Step 5.2: Label Encode the Output

Step 5.3: Label Encode the Input

Step 6: Execute the Training Phase

Step 6.1: Splitting Sample Data into Training Data and Testing Data

Step 6.2: Splitting Input Vectors and Outputs/Labels of Training Data

Step 6.3: Train the Regression Models

Step 6.4: Save the Trained Models

Step 7: Execute the Testing Phase

```
Step 7.1: Splitting Input Vectors and Output/Labels of Testing Data

Step 7.2: Load the Saved Model

Step 7.3: Evaluate the Performance of Trained Model

    Step 7.3.1: Make Predictions from the Model on Testing Data

Step 7.4: Calculate the Root Mean Squared Error.

Step 7.5: Best Fit.
```

Step 8: Execute the Application Phase

```
Step 8.1: Take Input from User

Step 8.2: Convert User Input into Feature Vector (Exactly Same as Feature Vectors of Sample Data)

Step 8.3: Label Encoding of Feature Vector (Exactly Same as Label Encoded Feature Vectors of Sample Dat
a)

Step 8.4: Load the Saved Model

Step 8.5: Model Prediction

    Step 8.5.1: Apply Model on the Label Encoded Feature Vector of unseen instance and return Predictio
n to the User
```

Step 9: Execute the Feedback Phase

Step 10: Improve the Model based on Feedback

Step 1: Import Libraries

In [1]:
```
# Import Libraries

import re
import scipy
import pickle
import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.svm import LinearSVR
from sklearn.linear_model import Lasso
from sklearn.linear_model import SGDRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import math
from prettytable import PrettyTable
from astropy.table import Table, Column
```

Step 2: Load Sample Data

In [2]:
```
# Load Sample Data

'''
*---------------------- LOAD_SAMPLE_DATA ------------------------*
|     Function: read_csv()                                      |
|             Purpose: Read a dataset in CSV file format        |
|     Arguments:                                                |
|             path: Path to dataset file                        |
|             dataset: Dataset file name                        |
|     Return:                                                   |
|             dataset: Dataset in DataFrame format              |
*---------------------------------------------------------------*
'''

sample_data = pd.read_csv("sample-data.csv")

print("\n\nSample Data:")
print("============\n")
pd.set_option("display.max_rows", None, "display.max_columns", None)
print(sample_data)
```

```
Sample Data:
============

      Matric Marks  FSc Marks  University Name    GPA
0              840        894          COMSATS   2.36
1              840        894          COMSATS   2.36
2              601        602          COMSATS   1.34
3              852        728          COMSATS   2.76
4              851        728          COMSATS   2.76
5              920        831          COMSATS   3.25
6              923        882          COMSATS   3.49
7              832        889          COMSATS   3.24
8              871        830          COMSATS   2.91
9              927        766          COMSATS   2.80
10             821        767          COMSATS   2.23
11             842        873          COMSATS   2.83
12             885        746          COMSATS   2.60
13             674        710          COMSATS   2.77
14             844        790          COMSATS   2.88
15             929        727          COMSATS   2.58
```

16	795	600	COMSATS	2.30
17	968	796	COMSATS	2.78
18	1095	1095	COMSATS	4.00
19	750	818	COMSATS	2.98
20	938	865	COMSATS	2.54
21	848	742	COMSATS	3.32
22	968	897	COMSATS	3.21
23	843	717	COMSATS	2.48
24	864	820	COMSATS	2.83
25	898	756	COMSATS	2.73
26	876	691	COMSATS	3.64
27	925	817	COMSATS	3.60
28	921	937	UOL	3.78
29	930	909	UOL	3.89
30	894	745	UOL	3.63
31	798	719	UOL	3.28
32	911	744	UOL	2.62
33	925	814	UOL	3.78
34	974	975	UOL	2.69
35	938	792	UOL	2.64
36	891	817	UOL	3.70
37	925	806	UOL	2.70
38	828	804	UOL	1.94
39	980	900	UOL	3.42
40	925	820	UOL	2.93
41	771	796	UOL	3.06
42	807	837	UOL	3.19
43	902	955	COMSATS	3.35
44	797	732	COMSATS	3.67
45	971	903	COMSATS	2.61
46	846	824	COMSATS	3.18
47	647	670	COMSATS	3.50
48	899	861	COMSATS	3.38
49	915	817	COMSATS	2.55
50	865	828	COMSATS	3.31
51	834	969	COMSATS	3.30
52	883	709	COMSATS	3.65
53	1095	1095	COMSATS	4.00
54	1000	1050	COMSATS	2.00
55	800	906	COMSATS	2.50
56	686	746	COMSATS	3.70
57	686	746	COMSATS	3.70
58	712	790	COMSATS	2.57

59	958	913	COMSATS	3.45
60	800	750	COMSATS	2.57
61	965	802	COMSATS	3.78
62	943	851	COMSATS	2.53
63	965	802	PUCIT	3.78
64	790	691	PUCIT	3.46
65	988	813	PUCIT	3.05
66	890	849	PUCIT	1.70
67	927	723	PUCIT	2.23
68	946	852	PUCIT	2.10
69	926	773	PUCIT	2.85
70	810	858	PUCIT	1.96
71	955	954	PUCIT	3.89
72	875	838	PUCIT	3.17
73	946	875	PUCIT	3.57
74	941	863	FAST	2.50
75	925	882	FAST	3.61
76	932	891	FAST	3.39
77	815	789	FAST	2.50
78	835	810	FAST	2.63
79	931	929	UOL	3.30
80	975	859	UOL	2.58
81	864	726	UOL	3.56
82	854	697	UOL	3.00
83	860	888	UOL	3.16
84	941	863	UOL	2.50
85	862	861	UOL	2.81
86	930	749	UOL	2.70
87	811	753	UOL	3.05
88	860	842	UOL	2.89
89	954	785	UOL	1.41
90	921	900	UOL	2.40
91	894	761	PUCIT	2.53
92	960	859	PUCIT	3.66
93	826	721	PUCIT	2.89
94	805	864	PUCIT	3.50
95	917	792	PUCIT	2.72
96	880	865	PUCIT	3.78
97	934	850	PUCIT	3.20
98	845	854	PUCIT	3.25
99	864	880	PUCIT	2.34
100	1007	825	PUCIT	3.26
101	1060	1024	PUCIT	3.60

102	925	756	PUCIT	2.12
103	1095	1095	PUCIT	4.00
104	841	751	PUCIT	2.64
105	882	703	PUCIT	3.30
106	771	930	PUCIT	3.76
107	787	707	PUCIT	3.07
108	787	707	COMSATS	3.07
109	998	858	COMSATS	3.27
110	928	865	COMSATS	3.96
111	788	805	COMSATS	3.11
112	911	770	COMSATS	2.88
113	932	662	COMSATS	3.10
114	904	847	COMSATS	2.98
115	934	994	COMSATS	3.38
116	1015	783	COMSATS	3.28
117	852	789	COMSATS	3.59
118	749	729	COMSATS	2.98
119	704	800	COMSATS	3.38
120	633	622	COMSATS	3.30
121	792	720	COMSATS	3.22
122	924	898	COMSATS	3.30
123	650	747	COMSATS	2.70
124	761	663	COMSATS	1.89
125	738	659	COMSATS	1.60
126	818	832	COMSATS	3.80
127	654	833	COMSATS	3.34
128	959	859	COMSATS	2.55
129	1011	890	COMSATS	3.23
130	724	643	COMSATS	3.30
131	786	795	COMSATS	3.48
132	949	852	COMSATS	3.24
133	900	700	COMSATS	2.60
134	864	770	COMSATS	3.33
135	610	620	COMSATS	3.13
136	784	709	COMSATS	2.97
137	830	900	COMSATS	3.05
138	896	669	COMSATS	3.18
139	890	786	COMSATS	3.20
140	844	794	COMSATS	2.70
141	741	710	COMSATS	2.97
142	988	813	COMSATS	3.05
143	988	813	COMSATS	3.05
144	815	812	COMSATS	3.00

145	916	741	COMSATS	2.73
146	924	808	COMSATS	3.12
147	945	840	COMSATS	2.81
148	801	845	COMSATS	2.73
149	868	644	COMSATS	3.11
150	700	712	COMSATS	2.66
151	924	861	COMSATS	3.70
152	955	852	COMSATS	2.70
153	988	837	COMSATS	2.23
154	864	770	FAST	3.33
155	980	804	FAST	3.40
156	978	851	FAST	3.12
157	1095	1095	FAST	4.00
158	941	859	FAST	2.73
159	887	881	FAST	2.66
160	871	830	COMSATS	2.92
161	852	783	COMSATS	3.07
162	808	801	COMSATS	3.36
163	840	806	COMSATS	3.77
164	824	720	COMSATS	2.98
165	902	789	COMSATS	3.16
166	926	791	COMSATS	3.23
167	770	658	COMSATS	2.97
168	690	626	COMSATS	2.72
169	729	713	COMSATS	3.26
170	781	597	COMSATS	3.30
171	591	692	COMSATS	2.73
172	806	844	COMSATS	3.43
173	818	720	COMSATS	3.21
174	828	748	COMSATS	2.84
175	770	698	PUCIT	2.64
176	594	715	PUCIT	3.47
177	871	789	PUCIT	3.35
178	785	718	PUCIT	3.29
179	854	752	PUCIT	3.54
180	859	673	PUCIT	2.95
181	790	769	PUCIT	3.13
182	800	665	PUCIT	2.96
183	906	764	PUCIT	3.00
184	693	690	PUCIT	3.07
185	745	667	PUCIT	3.33
186	717	720	PUCIT	3.26
187	696	725	PUCIT	2.45

188	697	729	PUCIT	3.34
189	867	735	PUCIT	3.05
190	831	723	PUCIT	2.94
191	732	761	PUCIT	3.38
192	802	686	PUCIT	3.38
193	715	688	PUCIT	2.75
194	745	642	FAST	2.81
195	758	851	FAST	3.57
196	764	735	FAST	3.12
197	822	674	FAST	2.90
198	855	839	FAST	3.58
199	886	821	FAST	3.56
200	538	615	FAST	2.96
201	954	866	FAST	3.59
202	764	677	FAST	2.30
203	893	721	FAST	2.87
204	749	723	FAST	2.87
205	798	764	FAST	3.45
206	729	779	FAST	2.84
207	714	700	FAST	3.20
208	822	683	FAST	3.36
209	855	711	FAST	2.95
210	803	761	FAST	3.07
211	718	688	FAST	2.73
212	679	702	FAST	3.26
213	850	833	FAST	3.31
214	622	720	FAST	3.11
215	803	650	FAST	3.35
216	734	800	FAST	2.96
217	725	792	FAST	3.26
218	611	685	FAST	2.55
219	692	617	FAST	1.33
220	693	712	UOL	3.31
221	641	740	UOL	3.01
222	734	706	UOL	3.48
223	700	775	UOL	2.81
224	756	761	UOL	3.53
225	739	685	UOL	2.60
226	764	608	UOL	2.89
227	794	694	UOL	2.86
228	846	766	UOL	3.56
229	632	702	UOL	2.25
230	858	582	UOL	2.63

231	852	632	UOL	3.26
232	526	630	UOL	2.55
233	811	586	UOL	2.40
234	748	674	UOL	2.46
235	688	624	UOL	2.81
236	849	810	UOL	3.40
237	881	802	UOL	3.56
238	660	552	UOL	2.88
239	758	714	UOL	2.83
240	850	768	UOL	2.85
241	578	648	UOL	2.71
242	905	762	UOL	2.88
243	806	684	UOL	2.63
244	686	798	UOL	2.63
245	784	676	UOL	2.88
246	729	716	UOL	3.01
247	826	750	UOL	2.60
248	622	616	UOL	2.41
249	744	610	UOL	2.88
250	895	646	UOL	2.83
251	662	676	UOL	3.08
252	743	756	UOL	2.88
253	814	764	UOL	2.85
254	686	548	UOL	2.68
255	796	598	UOL	2.53
256	783	650	UOL	2.93
257	817	668	UOL	2.98
258	803	650	UOL	3.35
259	734	800	UOL	2.96
260	725	792	UOL	3.26
261	1067	1023	UOG	2.90
262	883	894	GCUF	3.54
263	878	1068	GCUF	3.52
264	835	780	UOG	3.66
265	697	830	UOS	2.30
266	729	721	UOS	1.93
267	893	718	UOS	3.88
268	1020	974	UOL	1.80
269	1003	884	NTU	3.06
270	1040	803	NTU	2.49
271	908	865	NTU	3.82
272	1070	908	NTU	2.57
273	805	990	GCU	2.84

274	1058	875	GCU	3.72
275	691	863	UOE	3.33
276	854	1069	USA	2.73
277	1076	669	USA	3.29
278	900	905	USA	3.71
279	685	1090	UOL	3.49
280	909	871	UOL	2.45
281	1038	734	UOL	3.52
282	1055	1076	UOL	3.52
283	833	769	UOL	3.03
284	1081	920	UOL	3.78
285	734	791	UOL	2.69
286	813	972	UOL	2.66
287	829	854	UOL	3.34
288	1087	763	UOL	1.79
289	1077	786	UOL	2.37
290	714	685	UOL	2.46
291	681	1037	UOL	3.74
292	715	814	UOL	3.69
293	874	921	UOL	3.14
294	772	960	UOL	2.90
295	1079	1054	UOL	1.95
296	958	818	UOL	1.94
297	1017	833	UOL	3.30
298	977	1085	UOG	2.84
299	875	700	GCUF	2.32
300	872	660	GCUF	2.05
301	767	1097	UOG	3.70
302	718	910	UOS	4.00
303	1080	987	UOS	3.13
304	1046	1043	UOS	2.93
305	1094	1094	UOL	3.33
306	943	1075	NTU	2.45
307	1100	968	NTU	2.77
308	779	1052	NTU	2.75
309	756	953	NTU	3.42
310	740	969	GCU	1.84
311	904	1051	GCU	1.70
312	1086	928	UOE	2.53
313	709	709	USA	2.65
314	765	819	USA	3.49
315	858	1072	USA	1.92
316	922	931	COMSATS	3.45

317	903	1083	COMSATS	2.81
318	876	995	COMSATS	3.53
319	1019	810	COMSATS	2.93
320	1099	947	COMSATS	3.76
321	818	1058	COMSATS	3.14
322	693	963	COMSATS	3.94
323	993	918	COMSATS	2.21
324	981	804	COMSATS	2.22
325	725	683	COMSATS	3.38
326	944	1077	COMSATS	2.98
327	741	744	COMSATS	3.20
328	800	675	COMSATS	2.88
329	696	725	COMSATS	3.47
330	934	749	COMSATS	3.79
331	1032	842	COMSATS	2.81
332	737	1038	COMSATS	3.86
333	861	868	COMSATS	2.86
334	881	674	COMSATS	3.81
335	921	988	COMSATS	3.26
336	1036	1047	COMSATS	2.27
337	750	970	COMSATS	3.05
338	736	698	COMSATS	2.67
339	679	855	COMSATS	1.93
340	927	1061	COMSATS	3.41
341	674	1060	COMSATS	3.40
342	817	696	COMSATS	3.64
343	912	879	COMSATS	2.66
344	726	925	UOL	3.41
345	671	813	UOL	3.47
346	945	793	UOL	2.07
347	1049	1100	UOL	3.44
348	683	897	UOL	2.00
349	923	693	UOL	2.31
350	763	870	UOL	2.30
351	1011	1086	UOL	2.90
352	742	932	UOL	3.08
353	824	978	UOL	3.12
354	987	826	UOL	3.39
355	1063	851	UOL	3.39
356	1054	898	UOL	2.84
357	976	703	UOL	3.28
358	982	728	UOL	1.87
359	758	712	COMSATS	2.81

360	721	782	COMSATS	2.49
361	796	820	COMSATS	1.72
362	702	807	COMSATS	3.80
363	942	866	COMSATS	3.19
364	862	872	COMSATS	3.16
365	826	1064	COMSATS	3.70
366	941	994	COMSATS	2.78
367	731	1079	COMSATS	2.05
368	882	984	COMSATS	2.40
369	1026	812	COMSATS	3.56
370	956	950	COMSATS	2.83
371	906	967	COMSATS	1.75
372	1004	1035	COMSATS	2.25
373	867	661	COMSATS	2.54
374	838	731	COMSATS	2.87
375	850	861	COMSATS	2.49
376	1061	965	COMSATS	2.94
377	791	955	COMSATS	2.55
378	830	1014	COMSATS	2.49
379	879	801	PUCIT	2.52
380	869	697	PUCIT	2.21
381	969	909	PUCIT	1.96
382	695	761	PUCIT	3.04
383	764	764	PUCIT	3.43
384	768	823	PUCIT	3.89
385	1027	765	PUCIT	2.24
386	897	944	PUCIT	1.87
387	950	943	PUCIT	3.99
388	919	1009	PUCIT	1.87
389	952	805	PUCIT	1.72
390	819	919	FAST	3.50
391	1071	794	FAST	2.52
392	670	954	FAST	3.70
393	761	1002	FAST	1.74
394	1084	774	FAST	3.30
395	885	853	UOL	3.23
396	954	768	UOL	2.78
397	1013	975	UOL	3.13
398	812	1041	UOL	2.09
399	886	924	UOL	2.69
400	739	939	UOL	3.04
401	920	717	UOL	2.05
402	1009	1001	UOL	2.00

403	777	1073	UOL	2.07
404	687	911	UOL	3.60
405	753	927	UOL	3.77
406	828	843	UOL	2.98
407	980	796	PUCIT	3.46
408	810	1008	PUCIT	3.51
409	974	771	PUCIT	1.85
410	675	827	PUCIT	2.65
411	1012	996	PUCIT	3.44
412	676	1046	PUCIT	3.15
413	953	841	PUCIT	3.34
414	792	699	PUCIT	2.32
415	973	705	PUCIT	2.17
416	917	845	PUCIT	2.85
417	707	934	PUCIT	2.08
418	727	1042	PUCIT	3.71
419	698	747	PUCIT	3.98
420	806	878	PUCIT	3.07
421	844	672	PUCIT	2.97
422	712	775	PUCIT	2.99
423	780	1088	PUCIT	2.95
424	834	864	COMSATS	3.20
425	998	1081	COMSATS	3.71
426	722	802	COMSATS	3.06
427	809	986	COMSATS	3.83
428	660	704	COMSATS	1.87
429	786	777	COMSATS	3.10
430	752	1045	COMSATS	2.96
431	892	1082	COMSATS	3.17
432	902	726	COMSATS	2.51
433	894	1053	COMSATS	2.46
434	1005	885	COMSATS	1.75
435	717	959	COMSATS	3.65
436	972	916	COMSATS	3.25
437	686	896	COMSATS	3.67
438	947	751	COMSATS	1.92
439	1093	952	COMSATS	1.95
440	751	1012	COMSATS	2.02
441	866	722	COMSATS	3.67
442	1025	1070	COMSATS	3.72
443	1041	1066	COMSATS	3.33
444	816	949	COMSATS	3.19
445	673	1056	COMSATS	2.98

446	688	757	COMSATS	2.52
447	1037	800	COMSATS	2.42
448	827	753	COMSATS	3.84
449	855	702	COMSATS	3.29
450	864	719	COMSATS	2.19
451	766	1011	COMSATS	2.62
452	782	748	COMSATS	3.75
453	1068	737	COMSATS	3.72
454	967	964	COMSATS	2.24
455	661	880	COMSATS	3.11
456	1007	678	COMSATS	3.73
457	905	1031	COMSATS	3.28
458	840	785	COMSATS	2.09
459	845	1003	COMSATS	2.03
460	1034	824	COMSATS	3.50
461	801	957	COMSATS	3.47
462	1066	961	COMSATS	3.76
463	1006	857	COMSATS	2.90
464	984	783	COMSATS	3.54
465	856	790	COMSATS	2.44
466	692	933	COMSATS	2.16
467	1091	890	COMSATS	3.79
468	774	738	COMSATS	1.95
469	678	832	COMSATS	2.02
470	935	1048	FAST	2.12
471	955	1025	FAST	1.99
472	700	893	FAST	3.71
473	1029	945	FAST	3.88
474	690	766	FAST	2.89
475	787	923	FAST	3.28
476	724	736	COMSATS	2.91
477	706	840	COMSATS	1.71
478	938	773	COMSATS	2.29
479	711	1007	COMSATS	2.11
480	1028	913	COMSATS	3.66
481	710	1029	COMSATS	1.82
482	680	1034	COMSATS	2.22
483	825	849	COMSATS	3.82
484	896	1092	COMSATS	3.16
485	988	739	COMSATS	2.58
486	769	887	COMSATS	3.22
487	843	760	COMSATS	3.83
488	964	684	COMSATS	2.01

489	1016	673	COMSATS	2.81
490	979	948	COMSATS	3.33
491	770	825	PUCIT	3.77
492	705	993	PUCIT	2.53
493	1059	1063	PUCIT	3.75
494	889	846	PUCIT	2.92
495	916	711	PUCIT	1.83
496	760	991	PUCIT	2.42
497	925	778	PUCIT	2.21
498	1050	847	PUCIT	2.03
499	1015	662	PUCIT	3.47
500	949	781	PUCIT	2.00
501	853	776	PUCIT	2.34
502	1045	992	PUCIT	2.30
503	784	682	PUCIT	1.93
504	704	1055	PUCIT	1.86
505	1035	679	PUCIT	2.86
506	911	1084	PUCIT	3.77
507	1018	1093	PUCIT	2.08
508	730	1091	PUCIT	2.30
509	720	1032	PUCIT	2.74
510	703	716	FAST	3.08
511	880	779	FAST	3.97
512	951	895	FAST	2.72
513	1082	1026	FAST	1.79
514	1033	1033	FAST	3.72
515	836	756	FAST	3.12
516	785	907	FAST	3.09
517	1065	750	FAST	3.39
518	719	877	FAST	1.82
519	1042	922	FAST	3.95
520	936	1039	FAST	1.71
521	694	982	FAST	1.79
522	747	1006	FAST	2.33
523	788	1067	FAST	3.00
524	992	770	FAST	3.92
525	665	912	FAST	3.90
526	735	754	FAST	3.46
527	775	822	FAST	1.72
528	759	677	FAST	2.44
529	808	937	FAST	3.83
530	667	1018	FAST	2.76
531	1073	809	FAST	2.30

532	997	848	FAST	3.38
533	860	874	FAST	2.41
534	814	797	FAST	1.79
535	865	708	FAST	3.56
536	666	730	UOL	3.94
537	757	727	UOL	3.36
538	1024	745	UOL	2.02
539	849	889	UOL	3.57
540	933	1022	UOL	2.59
541	798	1040	UOL	1.76
542	887	806	UOL	3.05
543	728	837	UOL	3.07
544	821	1019	UOL	3.86
545	781	936	UOL	3.09
546	852	795	UOL	3.06
547	846	835	UOL	2.40
548	1008	664	UOL	3.10
549	699	758	UOL	1.73
550	1062	838	UOL	3.67
551	960	930	UOL	2.33
552	743	1015	UOL	2.20
553	842	1021	UOL	2.25
554	1057	906	UOL	2.80
555	901	714	UOL	3.44
556	963	720	UOL	2.07
557	1044	665	UOL	3.10
558	738	836	UOL	3.29
559	891	680	UOL	3.11
560	1074	998	UOL	3.57
561	975	1095	UOL	2.59
562	946	816	UOL	3.39
563	771	724	UOL	2.99
564	1098	762	UOL	3.76
565	672	938	UOL	3.41
566	962	772	UOL	2.34
567	732	929	UOL	2.54
568	968	792	UOL	2.39
569	1072	946	UOL	2.72
570	1095	740	UOL	1.89
571	965	1017	UOL	3.85
572	978	1044	UOL	2.28
573	1089	829	UOL	2.13
574	841	759	UOL	3.16

575	932	985	UOL	2.71
576	871	798	UOL	2.97
577	1051	1013	UOG	3.28
578	971	1036	GCUF	2.87
579	895	839	GCUF	2.69
580	1083	834	UOG	2.99
581	939	788	UOS	3.94
582	999	815	UOS	3.39
583	822	869	UOS	2.78
584	797	997	UOL	2.31
585	839	1074	NTU	3.42
586	831	886	NTU	3.86
587	832	1030	NTU	3.91
588	1000	903	NTU	2.46
589	983	686	GCU	3.22
590	948	966	GCU	2.95
591	857	989	UOE	3.75
592	1092	817	USA	3.66
593	1097	971	USA	2.26
594	837	917	USA	1.91
595	868	676	UOL	3.41
596	1090	850	UOL	3.52
597	970	1057	UOL	1.98
598	1043	735	UOL	3.75
599	778	741	UOL	3.01
600	928	860	UOL	2.71
601	664	706	UOL	3.39
602	898	1028	UOL	3.44
603	899	1024	UOL	3.11
604	799	667	UOL	3.56
605	1039	882	UOL	1.73
606	890	668	UOL	3.24
607	1078	958	UOL	2.69
608	991	710	UOL	2.87
609	745	1027	UOL	2.78
610	762	695	UOL	2.42
611	1001	831	UOL	2.15
612	1053	670	UOL	3.28
613	793	867	UOL	2.16
614	957	1050	UOG	1.73
615	959	888	GCUF	2.45
616	1069	856	GCUF	2.91
617	773	962	UOG	3.35

618	1096	976	UOS	3.25
619	669	914	UOS	3.65
620	713	859	UOS	2.87
621	749	977	UOL	2.10
622	663	1099	NTU	2.66
623	662	1098	NTU	2.18
624	873	1071	NTU	3.43
625	961	999	NTU	2.31
626	851	692	GCU	3.47
627	910	746	GCU	2.07
628	790	799	UOE	3.02
629	755	983	USA	3.38
630	847	1000	USA	3.55
631	931	1089	USA	2.02
632	937	899	COMSATS	2.06
633	701	1062	COMSATS	2.63
634	1021	707	COMSATS	2.53
635	913	940	COMSATS	3.66
636	1023	784	COMSATS	2.36
637	929	902	COMSATS	3.65
638	930	808	PUCIT	3.09
639	689	701	PUCIT	2.43
640	815	1010	PUCIT	2.08
641	1047	821	PUCIT	3.51
642	754	742	PUCIT	2.45
643	918	1080	PUCIT	2.08
644	995	881	PUCIT	3.39
645	989	892	PUCIT	2.33
646	811	752	PUCIT	2.99
647	783	1005	PUCIT	3.41
648	1088	901	PUCIT	2.76
649	716	942	PUCIT	2.23
650	1014	935	PUCIT	3.64
651	966	873	PUCIT	3.48
652	677	713	PUCIT	2.52
653	870	723	PUCIT	3.14
654	915	1087	PUCIT	3.88
655	863	844	PUCIT	2.72
656	794	1059	PUCIT	3.36
657	733	1096	FAST	2.70
658	820	1078	FAST	3.40
659	914	951	FAST	3.69
660	985	1065	FAST	2.94

661	1010	694	FAST	2.02
662	684	891	FAST	1.71
663	907	852	FAST	3.61
664	940	767	FAST	3.67
665	994	1049	FAST	2.76
666	708	858	FAST	3.29
667	823	755	FAST	3.62
668	859	715	FAST	2.55
669	924	729	FAST	2.65
670	1052	690	FAST	2.67
671	789	904	FAST	2.97
672	926	981	FAST	2.82
673	807	941	FAST	2.05
674	668	743	FAST	3.86
675	884	926	FAST	2.53
676	848	979	FAST	3.43
677	748	787	FAST	1.94
678	1064	733	FAST	1.79
679	802	1004	FAST	2.82
680	1085	980	FAST	2.57
681	1030	900	FAST	2.35
682	744	789	FAST	3.06
683	803	663	UOL	3.96
684	996	1020	UOL	3.77
685	1002	671	UOL	3.17
686	1056	862	UOL	2.48
687	723	681	UOL	2.25
688	888	811	UOL	3.05
689	795	732	UOL	2.01
690	986	691	UOL	3.51
691	1022	828	UOL	2.36
692	1031	876	UOL	2.66
693	682	688	UOL	3.51
694	804	687	UOL	1.84
695	877	689	UOL	3.79
696	1075	883	UOL	1.97
697	776	915	UOL	2.06
698	990	973	UOL	2.54
699	1060	666	UOL	2.56
700	1048	956	UOL	3.90
701	746	1016	UOL	2.11
702	931	811	UOL	2.57
703	791	813	UOL	3.74

704	816	709	UOL	3.55
705	707	736	UOL	1.86
706	909	997	UOL	3.14
707	959	730	UOL	2.17
708	711	950	UOL	2.20
709	949	908	UOL	1.78
710	672	831	UOL	2.29
711	840	784	UOL	1.88
712	935	1003	UOL	3.37
713	755	829	UOL	1.96
714	738	1010	UOL	3.32
715	762	676	UOL	2.23
716	934	984	UOL	3.73
717	996	796	UOL	3.76
718	797	1004	UOL	2.00
719	882	865	UOL	3.61
720	850	903	UOL	1.71
721	863	1016	UOL	3.02
722	702	981	UOL	2.12
723	700	1029	UOL	3.06
724	859	1030	UOG	3.81
725	760	1091	GCUF	3.41
726	1040	949	GCUF	2.60
727	784	812	UOG	2.65
728	712	859	UOS	2.80
729	953	672	UOS	2.36
730	1094	794	UOS	3.92
731	815	890	UOL	2.34
732	751	1098	NTU	3.89
733	709	1017	NTU	3.47
734	857	1035	NTU	2.45
735	676	991	NTU	2.75
736	925	848	GCU	1.85
737	724	928	GCU	3.15
738	1014	790	UOE	1.97
739	1045	1070	USA	2.98
740	946	681	USA	2.82
741	932	945	USA	3.61
742	677	689	UOL	3.69
743	1054	821	UOL	2.01
744	1074	1092	UOL	3.90
745	942	706	UOL	1.95
746	853	826	UOL	1.83

747	938	852	UOL	3.19
748	683	1084	UOL	3.60
749	684	962	UOL	3.13
750	1044	946	UOL	3.02
751	803	696	UOL	2.06
752	678	700	UOL	2.49
753	704	993	UOL	2.96
754	995	777	UOL	2.22
755	798	1087	UOL	3.89
756	662	969	UOL	3.71
757	836	759	UOL	3.82
758	896	1062	UOL	3.28
759	1042	1039	UOL	3.66
760	775	734	UOL	3.10
761	788	964	UOG	2.12
762	1047	994	GCUF	3.86
763	1034	880	GCUF	2.85
764	860	951	UOG	3.97
765	796	840	UOS	3.60
766	837	944	UOS	2.14
767	728	744	UOS	2.51
768	945	720	UOL	2.97
769	919	860	NTU	3.19
770	703	661	NTU	3.29
771	939	987	NTU	2.96
772	669	725	NTU	3.45
773	833	1025	GCU	3.71
774	818	668	GCU	2.96
775	756	955	UOE	2.88
776	1033	795	USA	2.58
777	924	943	USA	2.99
778	881	893	USA	2.57
779	990	722	LGU	3.58
780	1002	719	LGU	2.34
781	1097	780	LGU	3.34
782	727	838	LGU	2.31
783	717	1002	LGU	3.24
784	858	907	LGU	3.26
785	744	816	LGU	1.84
786	974	929	LGU	2.78
787	790	800	LGU	3.80
788	991	749	LGU	2.08
789	1000	871	LGU	2.65

790	912	1040	LGU	2.40
791	1001	959	LGU	2.36
792	1032	1024	LGU	3.17
793	941	843	LGU	2.88
794	1023	875	LGU	2.86
795	807	844	LGU	3.67
796	905	1082	LGU	2.17
797	1100	692	LGU	2.60
798	802	988	LGU	1.98
799	1041	986	LGU	2.23
800	908	695	LGU	2.48
801	1024	783	LGU	2.85
802	926	740	LGU	3.40
803	1052	704	LGU	2.64
804	786	978	LGU	3.34
805	922	1058	LGU	2.30
806	944	878	LGU	2.91
807	883	1069	LGU	3.25
808	1099	685	LGU	3.48
809	1089	716	LGU	1.80
810	877	690	LGU	2.71
811	799	717	LGU	3.05
812	1091	1028	COMSATS	3.68
813	854	773	COMSATS	2.31
814	706	845	COMSATS	3.85
815	710	927	COMSATS	2.24
816	1043	967	COMSATS	3.87
817	687	823	COMSATS	2.15
818	867	713	COMSATS	2.57
819	824	841	COMSATS	3.97
820	972	881	PU	3.16
821	785	791	PU	3.48
822	750	918	PU	2.57
823	776	762	PU	2.62
824	715	1056	PU	2.69
825	825	697	PU	3.65
826	956	1097	PU	2.11
827	664	687	PU	3.70
828	793	901	PU	1.99
829	748	970	PU	3.23
830	1093	669	pU	2.29
831	758	965	PU	1.87
832	951	837	PU	3.05

833	1092	771	PU	2.49
834	773	896	PU	3.52
835	779	801	PU	1.89
836	720	782	PU	3.75
837	688	1018	PU	2.54
838	1005	849	PU	2.11
839	845	947	PU	3.92
840	792	996	PU	3.78
841	666	756	PU	1.91
842	876	786	PU	3.72
843	1064	1046	PU	2.93
844	733	923	PU	2.62
845	893	753	PU	3.60
846	778	977	LGU	2.04
847	1077	862	COMSATS	1.75
848	787	1005	COMSATS	2.68
849	962	982	COMSATS	2.48
850	1012	835	COMSATS	1.85
851	682	781	COMSATS	2.37
852	1035	1096	COMSATS	2.42
853	1059	995	COMSATS	3.77
854	948	680	COMSATS	2.25
855	894	1057	COMSATS	2.17
856	752	764	COMSATS	2.48
857	975	1065	GCUF	3.21
858	783	854	UOG	2.98
859	895	724	UOL	3.73
860	937	1020	USA	2.80
861	814	922	USA	2.12
862	917	1042	USA	3.13
863	973	684	USA	3.81
864	713	741	UET Fsd	1.97
865	921	855	UET Fsd	2.35
866	1068	956	UET Fsd	1.73
867	911	989	UET Fsd	2.74
868	1058	1001	UET Fsd	3.11
869	928	1044	UET Fsd	3.35
870	872	743	UET	3.11
871	801	870	UET	1.75
872	829	1093	COMSATS	3.10
873	766	671	COMSATS	2.91
874	1016	1012	COMSATS	2.48
875	1025	924	COMSATS	3.55

876	844	942	GCUF	3.20
877	834	739	UOG	2.36
878	820	766	UOL	2.49
879	875	885	USA	1.91
880	897	828	USA	2.28
881	1062	1008	USA	2.17
882	1039	752	USA	2.01
883	1030	818	UET Fsd	2.28
884	1010	770	UET Fsd	3.39
885	817	919	UET Fsd	3.30
886	823	913	UET Fsd	2.95
887	843	960	UET Fsd	3.51
888	958	931	UET Fsd	4.00
889	1037	937	UET	3.44
890	1031	1037	UET	3.73
891	808	972	COMSATS	1.72
892	1029	953	COMSATS	2.19
893	855	1088	COMSATS	2.65
894	1011	998	COMSATS	2.43
895	1078	850	GCUF	3.41
896	902	802	UOG	3.18
897	933	954	UOL	3.72
898	890	916	USA	2.25
899	839	889	USA	3.18
900	714	846	USA	3.25
901	765	803	USA	3.44
902	742	990	UET Fsd	3.86
903	747	866	UET Fsd	1.92
904	732	815	UET Fsd	3.35
905	930	711	UET Fsd	3.88
906	964	723	UET Fsd	2.64
907	743	760	UET Fsd	2.81
908	1049	701	UET	2.93
909	961	804	UET	3.20
910	936	975	COMSATS	3.77
911	1028	867	COMSATS	1.73
912	861	906	COMSATS	3.85
913	1020	1099	COMSATS	3.02
914	1076	932	GCUF	2.78
915	869	682	UOG	3.79
916	943	763	UOL	2.49
917	667	915	USA	2.81
918	878	887	USA	2.78

919	976	793	USA	3.33
920	695	805	USA	2.78
921	1082	1007	UET Fsd	2.25
922	809	729	UET Fsd	3.69
923	913	940	UET Fsd	2.06
924	901	1090	UET Fsd	2.28
925	692	836	UET Fsd	3.40
926	1051	660	UET Fsd	3.04
927	754	1006	UET	2.35
928	1070	864	UET	2.27
929	1063	909	COMSATS	3.59
930	1080	899	COMSATS	1.82
931	993	1052	COMSATS	2.04
932	889	814	COMSATS	2.23
933	806	1078	GCUF	2.52
934	740	679	UOG	2.58
935	984	809	UOL	2.87
936	852	806	USA	3.60
937	661	754	USA	3.21
938	1057	767	USA	2.30
939	884	703	USA	2.71
940	731	787	UET Fsd	2.13
941	685	842	UET Fsd	3.42
942	864	1019	UET Fsd	4.00
943	722	856	UET Fsd	3.64
944	862	778	UET Fsd	2.68
945	810	834	UET Fsd	3.78
946	671	934	UET	2.82
947	969	933	UET	2.94
948	708	728	COMSATS	3.47
949	966	775	COMSATS	2.66
950	1088	861	COMSATS	2.42
951	721	904	COMSATS	2.91
952	746	1064	GCUF	2.43
953	885	1021	UOG	2.69
954	771	1033	UOL	2.25
955	967	757	USA	2.64
956	1086	1061	USA	2.45
957	904	857	USA	2.56
958	986	912	USA	2.42
959	923	979	UET Fsd	2.68
960	888	686	UET Fsd	2.77
961	981	673	UET Fsd	3.48

962	929	1000	UET Fsd	1.93
963	745	847	UET Fsd	3.26
964	983	670	UET Fsd	2.57
965	985	674	UET	2.37
966	674	663	UET	2.76
967	663	992	GCUF	2.78
968	846	1034	GCUF	3.92
969	800	832	UOG	3.94
970	865	930	UOS	3.21
971	1006	905	UOS	2.41
972	1084	699	UOS	2.47
973	819	710	UOL	2.57
974	1060	799	NTU	3.41
975	965	877	NTU	2.83
976	763	879	NTU	1.78
977	999	939	NTU	1.85
978	847	737	GCU	2.21
979	849	968	GCU	3.95
980	693	758	UOE	3.65
981	1079	957	USA	2.19
982	804	1076	USA	1.74
983	805	1009	USA	1.82
984	1048	1059	UOL	3.85
985	960	966	UOL	3.77
986	998	746	UOL	3.48
987	832	936	UOL	2.53
988	734	772	UOL	3.07
989	701	1038	UOL	3.29
990	955	1043	UOL	3.86
991	718	707	UOL	2.63
992	868	1027	UOL	2.15
993	772	1074	UOL	2.33
994	980	721	UOL	2.79
995	1069	664	UOL	3.83
996	680	691	UOL	3.02
997	907	807	UOL	3.25
998	1003	733	UOL	3.04
999	1038	873	UOL	2.75
1000	759	894	UOL	2.92
1001	827	1031	UOL	2.77
1002	1075	820	UOL	2.49
1003	873	742	UOG	2.92
1004	782	1051	GCUF	2.97

1005	696	891	GCUF	2.72
1006	831	1023	UOG	3.15
1007	670	688	UOS	2.80
1008	1072	768	UOS	3.91
1009	1017	735	UOS	2.13
1010	691	1086	UOL	3.20
1011	741	738	NTU	3.01
1012	665	792	NTU	3.11
1013	994	872	NTU	2.76
1014	906	863	NTU	2.22
1015	679	662	GCU	3.42
1016	1056	665	GCU	3.83
1017	971	1022	UOE	3.79
1018	828	819	USA	2.33
1019	1090	702	USA	3.88
1020	879	732	USA	3.80
1021	851	948	COMSATS	2.33
1022	736	694	COMSATS	2.79
1023	757	810	COMSATS	3.83
1024	761	693	COMSATS	3.02
1025	737	727	COMSATS	3.25
1026	697	1060	COMSATS	3.04
1027	978	853	PUCIT	2.75
1028	987	882	PUCIT	2.92
1029	1050	761	PUCIT	2.77
1030	903	868	PUCIT	2.49
1031	927	789	PUCIT	2.92
1032	988	851	PUCIT	2.97
1033	1026	817	PUCIT	2.72
1034	1061	779	PUCIT	3.15
1035	813	1100	PUCIT	2.80
1036	997	1075	PUCIT	3.91

Step 3: Understand and Pre-process Sample Data

Step 3.1: Understand Sample Data

In [3]:
```
# Understand Sample Data

print("\n\nAttributes in Sample Data:")
print("==========================\n")

print(sample_data.columns)

print("\n\nNumber of Instances in Sample Data:",sample_data["Matric Marks"].count())
print("=======================================\n")
```

```
Attributes in Sample Data:
==========================

Index(['Matric Marks', 'FSc Marks', ' University Name ', 'GPA'], dtype='object')


Number of Instances in Sample Data: 1037
=======================================
```

Step 3.2: Pre-process Sample Data

In [4]:
```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
label_encoding = LabelEncoder()
print("After label encoding")
print("====================")
features = sample_data.dtypes==object
cols = sample_data.columns[features].tolist()
sample_data[cols] = sample_data[cols].apply(lambda col: label_encoding.fit_transform(col))
print(sample_data)
```

```
After label encoding
====================
      Matric Marks  FSc Marks   University Name    GPA
0              840        894                 0  2.36
1              840        894                 0  2.36
2              601        602                 0  1.34
3              852        728                 0  2.76
4              851        728                 0  2.76
5              920        831                 0  3.25
6              923        882                 0  3.49
7              832        889                 0  3.24
8              871        830                 0  2.91
9              927        766                 0  2.80
10             821        767                 0  2.23
11             842        873                 0  2.83
12             885        746                 0  2.60
13             674        710                 0  2.77
14             844        790                 0  2.88
15             929        727                 0  2.58
16             795        600                 0  2.30
17             968        796                 0  2.78
18            1095       1095                 0  4.00
19             750        818                 0  2.98
20             938        865                 0  2.54
21             848        742                 0  3.32
22             968        897                 0  3.21
23             843        717                 0  2.48
24             864        820                 0  2.83
25             898        756                 0  2.73
26             876        691                 0  3.64
27             925        817                 0  3.60
28             921        937                12  3.78
29             930        909                12  3.89
30             894        745                12  3.63
```

31	798	719	12	3.28
32	911	744	12	2.62
33	925	814	12	3.78
34	974	975	12	2.69
35	938	792	12	2.64
36	891	817	12	3.70
37	925	806	12	2.70
38	828	804	12	1.94
39	980	900	12	3.42
40	925	820	12	2.93
41	771	796	12	3.06
42	807	837	12	3.19
43	902	955	0	3.35
44	797	732	0	3.67
45	971	903	0	2.61
46	846	824	0	3.18
47	647	670	0	3.50
48	899	861	0	3.38
49	915	817	0	2.55
50	865	828	0	3.31
51	834	969	0	3.30
52	883	709	0	3.65
53	1095	1095	0	4.00
54	1000	1050	0	2.00
55	800	906	0	2.50
56	686	746	0	3.70
57	686	746	0	3.70
58	712	790	0	2.57
59	958	913	0	3.45
60	800	750	0	2.57
61	965	802	0	3.78
62	943	851	0	2.53
63	965	802	7	3.78
64	790	691	7	3.46
65	988	813	7	3.05
66	890	849	7	1.70
67	927	723	7	2.23
68	946	852	7	2.10
69	926	773	7	2.85
70	810	858	7	1.96
71	955	954	7	3.89
72	875	838	7	3.17
73	946	875	7	3.57

74	941	863	1	2.50
75	925	882	1	3.61
76	932	891	1	3.39
77	815	789	1	2.50
78	835	810	1	2.63
79	931	929	12	3.30
80	975	859	12	2.58
81	864	726	12	3.56
82	854	697	12	3.00
83	860	888	12	3.16
84	941	863	12	2.50
85	862	861	12	2.81
86	930	749	12	2.70
87	811	753	12	3.05
88	860	842	12	2.89
89	954	785	12	1.41
90	921	900	12	2.40
91	894	761	7	2.53
92	960	859	7	3.66
93	826	721	7	2.89
94	805	864	7	3.50
95	917	792	7	2.72
96	880	865	7	3.78
97	934	850	7	3.20
98	845	854	7	3.25
99	864	880	7	2.34
100	1007	825	7	3.26
101	1060	1024	7	3.60
102	925	756	7	2.12
103	1095	1095	7	4.00
104	841	751	7	2.64
105	882	703	7	3.30
106	771	930	7	3.76
107	787	707	7	3.07
108	787	707	0	3.07
109	998	858	0	3.27
110	928	865	0	3.96
111	788	805	0	3.11
112	911	770	0	2.88
113	932	662	0	3.10
114	904	847	0	2.98
115	934	994	0	3.38
116	1015	783	0	3.28

117	852	789	0	3.59
118	749	729	0	2.98
119	704	800	0	3.38
120	633	622	0	3.30
121	792	720	0	3.22
122	924	898	0	3.30
123	650	747	0	2.70
124	761	663	0	1.89
125	738	659	0	1.60
126	818	832	0	3.80
127	654	833	0	3.34
128	959	859	0	2.55
129	1011	890	0	3.23
130	724	643	0	3.30
131	786	795	0	3.48
132	949	852	0	3.24
133	900	700	0	2.60
134	864	770	0	3.33
135	610	620	0	3.13
136	784	709	0	2.97
137	830	900	0	3.05
138	896	669	0	3.18
139	890	786	0	3.20
140	844	794	0	2.70
141	741	710	0	2.97
142	988	813	0	3.05
143	988	813	0	3.05
144	815	812	0	3.00
145	916	741	0	2.73
146	924	808	0	3.12
147	945	840	0	2.81
148	801	845	0	2.73
149	868	644	0	3.11
150	700	712	0	2.66
151	924	861	0	3.70
152	955	852	0	2.70
153	988	837	0	2.23
154	864	770	1	3.33
155	980	804	1	3.40
156	978	851	1	3.12
157	1095	1095	1	4.00
158	941	859	1	2.73
159	887	881	1	2.66

160	871	830	0	2.92
161	852	783	0	3.07
162	808	801	0	3.36
163	840	806	0	3.77
164	824	720	0	2.98
165	902	789	0	3.16
166	926	791	0	3.23
167	770	658	0	2.97
168	690	626	0	2.72
169	729	713	0	3.26
170	781	597	0	3.30
171	591	692	0	2.73
172	806	844	0	3.43
173	818	720	0	3.21
174	828	748	0	2.84
175	770	698	7	2.64
176	594	715	7	3.47
177	871	789	7	3.35
178	785	718	7	3.29
179	854	752	7	3.54
180	859	673	7	2.95
181	790	769	7	3.13
182	800	665	7	2.96
183	906	764	7	3.00
184	693	690	7	3.07
185	745	667	7	3.33
186	717	720	7	3.26
187	696	725	7	2.45
188	697	729	7	3.34
189	867	735	7	3.05
190	831	723	7	2.94
191	732	761	7	3.38
192	802	686	7	3.38
193	715	688	7	2.75
194	745	642	1	2.81
195	758	851	1	3.57
196	764	735	1	3.12
197	822	674	1	2.90
198	855	839	1	3.58
199	886	821	1	3.56
200	538	615	1	2.96
201	954	866	1	3.59
202	764	677	1	2.30

203	893	721	1	2.87
204	749	723	1	2.87
205	798	764	1	3.45
206	729	779	1	2.84
207	714	700	1	3.20
208	822	683	1	3.36
209	855	711	1	2.95
210	803	761	1	3.07
211	718	688	1	2.73
212	679	702	1	3.26
213	850	833	1	3.31
214	622	720	1	3.11
215	803	650	1	3.35
216	734	800	1	2.96
217	725	792	1	3.26
218	611	685	1	2.55
219	692	617	1	1.33
220	693	712	12	3.31
221	641	740	12	3.01
222	734	706	12	3.48
223	700	775	12	2.81
224	756	761	12	3.53
225	739	685	12	2.60
226	764	608	12	2.89
227	794	694	12	2.86
228	846	766	12	3.56
229	632	702	12	2.25
230	858	582	12	2.63
231	852	632	12	3.26
232	526	630	12	2.55
233	811	586	12	2.40
234	748	674	12	2.46
235	688	624	12	2.81
236	849	810	12	3.40
237	881	802	12	3.56
238	660	552	12	2.88
239	758	714	12	2.83
240	850	768	12	2.85
241	578	648	12	2.71
242	905	762	12	2.88
243	806	684	12	2.63
244	686	798	12	2.63
245	784	676	12	2.88

246	729	716	12	3.01
247	826	750	12	2.60
248	622	616	12	2.41
249	744	610	12	2.88
250	895	646	12	2.83
251	662	676	12	3.08
252	743	756	12	2.88
253	814	764	12	2.85
254	686	548	12	2.68
255	796	598	12	2.53
256	783	650	12	2.93
257	817	668	12	2.98
258	803	650	12	3.35
259	734	800	12	2.96
260	725	792	12	3.26
261	1067	1023	11	2.90
262	883	894	3	3.54
263	878	1068	3	3.52
264	835	780	11	3.66
265	697	830	13	2.30
266	729	721	13	1.93
267	893	718	13	3.88
268	1020	974	12	1.80
269	1003	884	5	3.06
270	1040	803	5	2.49
271	908	865	5	3.82
272	1070	908	5	2.57
273	805	990	2	2.84
274	1058	875	2	3.72
275	691	863	10	3.33
276	854	1069	14	2.73
277	1076	669	14	3.29
278	900	905	14	3.71
279	685	1090	12	3.49
280	909	871	12	2.45
281	1038	734	12	3.52
282	1055	1076	12	3.52
283	833	769	12	3.03
284	1081	920	12	3.78
285	734	791	12	2.69
286	813	972	12	2.66
287	829	854	12	3.34
288	1087	763	12	1.79

289	1077	786	12	2.37
290	714	685	12	2.46
291	681	1037	12	3.74
292	715	814	12	3.69
293	874	921	12	3.14
294	772	960	12	2.90
295	1079	1054	12	1.95
296	958	818	12	1.94
297	1017	833	12	3.30
298	977	1085	11	2.84
299	875	700	3	2.32
300	872	660	3	2.05
301	767	1097	11	3.70
302	718	910	13	4.00
303	1080	987	13	3.13
304	1046	1043	13	2.93
305	1094	1094	12	3.33
306	943	1075	5	2.45
307	1100	968	5	2.77
308	779	1052	5	2.75
309	756	953	5	3.42
310	740	969	2	1.84
311	904	1051	2	1.70
312	1086	928	10	2.53
313	709	709	14	2.65
314	765	819	14	3.49
315	858	1072	14	1.92
316	922	931	0	3.45
317	903	1083	0	2.81
318	876	995	0	3.53
319	1019	810	0	2.93
320	1099	947	0	3.76
321	818	1058	0	3.14
322	693	963	0	3.94
323	993	918	0	2.21
324	981	804	0	2.22
325	725	683	0	3.38
326	944	1077	0	2.98
327	741	744	0	3.20
328	800	675	0	2.88
329	696	725	0	3.47
330	934	749	0	3.79
331	1032	842	0	2.81

332	737	1038	0	3.86
333	861	868	0	2.86
334	881	674	0	3.81
335	921	988	0	3.26
336	1036	1047	0	2.27
337	750	970	0	3.05
338	736	698	0	2.67
339	679	855	0	1.93
340	927	1061	0	3.41
341	674	1060	0	3.40
342	817	696	0	3.64
343	912	879	0	2.66
344	726	925	12	3.41
345	671	813	12	3.47
346	945	793	12	2.07
347	1049	1100	12	3.44
348	683	897	12	2.00
349	923	693	12	2.31
350	763	870	12	2.30
351	1011	1086	12	2.90
352	742	932	12	3.08
353	824	978	12	3.12
354	987	826	12	3.39
355	1063	851	12	3.39
356	1054	898	12	2.84
357	976	703	12	3.28
358	982	728	12	1.87
359	758	712	0	2.81
360	721	782	0	2.49
361	796	820	0	1.72
362	702	807	0	3.80
363	942	866	0	3.19
364	862	872	0	3.16
365	826	1064	0	3.70
366	941	994	0	2.78
367	731	1079	0	2.05
368	882	984	0	2.40
369	1026	812	0	3.56
370	956	950	0	2.83
371	906	967	0	1.75
372	1004	1035	0	2.25
373	867	661	0	2.54
374	838	731	0	2.87

375	850	861	0	2.49
376	1061	965	0	2.94
377	791	955	0	2.55
378	830	1014	0	2.49
379	879	801	7	2.52
380	869	697	7	2.21
381	969	909	7	1.96
382	695	761	7	3.04
383	764	764	7	3.43
384	768	823	7	3.89
385	1027	765	7	2.24
386	897	944	7	1.87
387	950	943	7	3.99
388	919	1009	7	1.87
389	952	805	7	1.72
390	819	919	1	3.50
391	1071	794	1	2.52
392	670	954	1	3.70
393	761	1002	1	1.74
394	1084	774	1	3.30
395	885	853	12	3.23
396	954	768	12	2.78
397	1013	975	12	3.13
398	812	1041	12	2.09
399	886	924	12	2.69
400	739	939	12	3.04
401	920	717	12	2.05
402	1009	1001	12	2.00
403	777	1073	12	2.07
404	687	911	12	3.60
405	753	927	12	3.77
406	828	843	12	2.98
407	980	796	7	3.46
408	810	1008	7	3.51
409	974	771	7	1.85
410	675	827	7	2.65
411	1012	996	7	3.44
412	676	1046	7	3.15
413	953	841	7	3.34
414	792	699	7	2.32
415	973	705	7	2.17
416	917	845	7	2.85
417	707	934	7	2.08

418	727	1042	7	3.71
419	698	747	7	3.98
420	806	878	7	3.07
421	844	672	7	2.97
422	712	775	7	2.99
423	780	1088	7	2.95
424	834	864	0	3.20
425	998	1081	0	3.71
426	722	802	0	3.06
427	809	986	0	3.83
428	660	704	0	1.87
429	786	777	0	3.10
430	752	1045	0	2.96
431	892	1082	0	3.17
432	902	726	0	2.51
433	894	1053	0	2.46
434	1005	885	0	1.75
435	717	959	0	3.65
436	972	916	0	3.25
437	686	896	0	3.67
438	947	751	0	1.92
439	1093	952	0	1.95
440	751	1012	0	2.02
441	866	722	0	3.67
442	1025	1070	0	3.72
443	1041	1066	0	3.33
444	816	949	0	3.19
445	673	1056	0	2.98
446	688	757	0	2.52
447	1037	800	0	2.42
448	827	753	0	3.84
449	855	702	0	3.29
450	864	719	0	2.19
451	766	1011	0	2.62
452	782	748	0	3.75
453	1068	737	0	3.72
454	967	964	0	2.24
455	661	880	0	3.11
456	1007	678	0	3.73
457	905	1031	0	3.28
458	840	785	0	2.09
459	845	1003	0	2.03
460	1034	824	0	3.50

461	801	957	0	3.47
462	1066	961	0	3.76
463	1006	857	0	2.90
464	984	783	0	3.54
465	856	790	0	2.44
466	692	933	0	2.16
467	1091	890	0	3.79
468	774	738	0	1.95
469	678	832	0	2.02
470	935	1048	1	2.12
471	955	1025	1	1.99
472	700	893	1	3.71
473	1029	945	1	3.88
474	690	766	1	2.89
475	787	923	1	3.28
476	724	736	0	2.91
477	706	840	0	1.71
478	938	773	0	2.29
479	711	1007	0	2.11
480	1028	913	0	3.66
481	710	1029	0	1.82
482	680	1034	0	2.22
483	825	849	0	3.82
484	896	1092	0	3.16
485	988	739	0	2.58
486	769	887	0	3.22
487	843	760	0	3.83
488	964	684	0	2.01
489	1016	673	0	2.81
490	979	948	0	3.33
491	770	825	7	3.77
492	705	993	7	2.53
493	1059	1063	7	3.75
494	889	846	7	2.92
495	916	711	7	1.83
496	760	991	7	2.42
497	925	778	7	2.21
498	1050	847	7	2.03
499	1015	662	7	3.47
500	949	781	7	2.00
501	853	776	7	2.34
502	1045	992	7	2.30
503	784	682	7	1.93

504	704	1055	7	1.86
505	1035	679	7	2.86
506	911	1084	7	3.77
507	1018	1093	7	2.08
508	730	1091	7	2.30
509	720	1032	7	2.74
510	703	716	1	3.08
511	880	779	1	3.97
512	951	895	1	2.72
513	1082	1026	1	1.79
514	1033	1033	1	3.72
515	836	756	1	3.12
516	785	907	1	3.09
517	1065	750	1	3.39
518	719	877	1	1.82
519	1042	922	1	3.95
520	936	1039	1	1.71
521	694	982	1	1.79
522	747	1006	1	2.33
523	788	1067	1	3.00
524	992	770	1	3.92
525	665	912	1	3.90
526	735	754	1	3.46
527	775	822	1	1.72
528	759	677	1	2.44
529	808	937	1	3.83
530	667	1018	1	2.76
531	1073	809	1	2.30
532	997	848	1	3.38
533	860	874	1	2.41
534	814	797	1	1.79
535	865	708	1	3.56
536	666	730	12	3.94
537	757	727	12	3.36
538	1024	745	12	2.02
539	849	889	12	3.57
540	933	1022	12	2.59
541	798	1040	12	1.76
542	887	806	12	3.05
543	728	837	12	3.07
544	821	1019	12	3.86
545	781	936	12	3.09
546	852	795	12	3.06

547	846	835	12	2.40
548	1008	664	12	3.10
549	699	758	12	1.73
550	1062	838	12	3.67
551	960	930	12	2.33
552	743	1015	12	2.20
553	842	1021	12	2.25
554	1057	906	12	2.80
555	901	714	12	3.44
556	963	720	12	2.07
557	1044	665	12	3.10
558	738	836	12	3.29
559	891	680	12	3.11
560	1074	998	12	3.57
561	975	1095	12	2.59
562	946	816	12	3.39
563	771	724	12	2.99
564	1098	762	12	3.76
565	672	938	12	3.41
566	962	772	12	2.34
567	732	929	12	2.54
568	968	792	12	2.39
569	1072	946	12	2.72
570	1095	740	12	1.89
571	965	1017	12	3.85
572	978	1044	12	2.28
573	1089	829	12	2.13
574	841	759	12	3.16
575	932	985	12	2.71
576	871	798	12	2.97
577	1051	1013	11	3.28
578	971	1036	3	2.87
579	895	839	3	2.69
580	1083	834	11	2.99
581	939	788	13	3.94
582	999	815	13	3.39
583	822	869	13	2.78
584	797	997	12	2.31
585	839	1074	5	3.42
586	831	886	5	3.86
587	832	1030	5	3.91
588	1000	903	5	2.46
589	983	686	2	3.22

590	948	966	2	2.95
591	857	989	10	3.75
592	1092	817	14	3.66
593	1097	971	14	2.26
594	837	917	14	1.91
595	868	676	12	3.41
596	1090	850	12	3.52
597	970	1057	12	1.98
598	1043	735	12	3.75
599	778	741	12	3.01
600	928	860	12	2.71
601	664	706	12	3.39
602	898	1028	12	3.44
603	899	1024	12	3.11
604	799	667	12	3.56
605	1039	882	12	1.73
606	890	668	12	3.24
607	1078	958	12	2.69
608	991	710	12	2.87
609	745	1027	12	2.78
610	762	695	12	2.42
611	1001	831	12	2.15
612	1053	670	12	3.28
613	793	867	12	2.16
614	957	1050	11	1.73
615	959	888	3	2.45
616	1069	856	3	2.91
617	773	962	11	3.35
618	1096	976	13	3.25
619	669	914	13	3.65
620	713	859	13	2.87
621	749	977	12	2.10
622	663	1099	5	2.66
623	662	1098	5	2.18
624	873	1071	5	3.43
625	961	999	5	2.31
626	851	692	2	3.47
627	910	746	2	2.07
628	790	799	10	3.02
629	755	983	14	3.38
630	847	1000	14	3.55
631	931	1089	14	2.02
632	937	899	0	2.06

633	701	1062	0	2.63
634	1021	707	0	2.53
635	913	940	0	3.66
636	1023	784	0	2.36
637	929	902	0	3.65
638	930	808	7	3.09
639	689	701	7	2.43
640	815	1010	7	2.08
641	1047	821	7	3.51
642	754	742	7	2.45
643	918	1080	7	2.08
644	995	881	7	3.39
645	989	892	7	2.33
646	811	752	7	2.99
647	783	1005	7	3.41
648	1088	901	7	2.76
649	716	942	7	2.23
650	1014	935	7	3.64
651	966	873	7	3.48
652	677	713	7	2.52
653	870	723	7	3.14
654	915	1087	7	3.88
655	863	844	7	2.72
656	794	1059	7	3.36
657	733	1096	1	2.70
658	820	1078	1	3.40
659	914	951	1	3.69
660	985	1065	1	2.94
661	1010	694	1	2.02
662	684	891	1	1.71
663	907	852	1	3.61
664	940	767	1	3.67
665	994	1049	1	2.76
666	708	858	1	3.29
667	823	755	1	3.62
668	859	715	1	2.55
669	924	729	1	2.65
670	1052	690	1	2.67
671	789	904	1	2.97
672	926	981	1	2.82
673	807	941	1	2.05
674	668	743	1	3.86
675	884	926	1	2.53

676	848	979	1	3.43
677	748	787	1	1.94
678	1064	733	1	1.79
679	802	1004	1	2.82
680	1085	980	1	2.57
681	1030	900	1	2.35
682	744	789	1	3.06
683	803	663	12	3.96
684	996	1020	12	3.77
685	1002	671	12	3.17
686	1056	862	12	2.48
687	723	681	12	2.25
688	888	811	12	3.05
689	795	732	12	2.01
690	986	691	12	3.51
691	1022	828	12	2.36
692	1031	876	12	2.66
693	682	688	12	3.51
694	804	687	12	1.84
695	877	689	12	3.79
696	1075	883	12	1.97
697	776	915	12	2.06
698	990	973	12	2.54
699	1060	666	12	2.56
700	1048	956	12	3.90
701	746	1016	12	2.11
702	931	811	12	2.57
703	791	813	12	3.74
704	816	709	12	3.55
705	707	736	12	1.86
706	909	997	12	3.14
707	959	730	12	2.17
708	711	950	12	2.20
709	949	908	12	1.78
710	672	831	12	2.29
711	840	784	12	1.88
712	935	1003	12	3.37
713	755	829	12	1.96
714	738	1010	12	3.32
715	762	676	12	2.23
716	934	984	12	3.73
717	996	796	12	3.76
718	797	1004	12	2.00

719	882	865	12	3.61
720	850	903	12	1.71
721	863	1016	12	3.02
722	702	981	12	2.12
723	700	1029	12	3.06
724	859	1030	11	3.81
725	760	1091	3	3.41
726	1040	949	3	2.60
727	784	812	11	2.65
728	712	859	13	2.80
729	953	672	13	2.36
730	1094	794	13	3.92
731	815	890	12	2.34
732	751	1098	5	3.89
733	709	1017	5	3.47
734	857	1035	5	2.45
735	676	991	5	2.75
736	925	848	2	1.85
737	724	928	2	3.15
738	1014	790	10	1.97
739	1045	1070	14	2.98
740	946	681	14	2.82
741	932	945	14	3.61
742	677	689	12	3.69
743	1054	821	12	2.01
744	1074	1092	12	3.90
745	942	706	12	1.95
746	853	826	12	1.83
747	938	852	12	3.19
748	683	1084	12	3.60
749	684	962	12	3.13
750	1044	946	12	3.02
751	803	696	12	2.06
752	678	700	12	2.49
753	704	993	12	2.96
754	995	777	12	2.22
755	798	1087	12	3.89
756	662	969	12	3.71
757	836	759	12	3.82
758	896	1062	12	3.28
759	1042	1039	12	3.66
760	775	734	12	3.10
761	788	964	11	2.12

762	1047	994	3	3.86
763	1034	880	3	2.85
764	860	951	11	3.97
765	796	840	13	3.60
766	837	944	13	2.14
767	728	744	13	2.51
768	945	720	12	2.97
769	919	860	5	3.19
770	703	661	5	3.29
771	939	987	5	2.96
772	669	725	5	3.45
773	833	1025	2	3.71
774	818	668	2	2.96
775	756	955	10	2.88
776	1033	795	14	2.58
777	924	943	14	2.99
778	881	893	14	2.57
779	990	722	4	3.58
780	1002	719	4	2.34
781	1097	780	4	3.34
782	727	838	4	2.31
783	717	1002	4	3.24
784	858	907	4	3.26
785	744	816	4	1.84
786	974	929	4	2.78
787	790	800	4	3.80
788	991	749	4	2.08
789	1000	871	4	2.65
790	912	1040	4	2.40
791	1001	959	4	2.36
792	1032	1024	4	3.17
793	941	843	4	2.88
794	1023	875	4	2.86
795	807	844	4	3.67
796	905	1082	4	2.17
797	1100	692	4	2.60
798	802	988	4	1.98
799	1041	986	4	2.23
800	908	695	4	2.48
801	1024	783	4	2.85
802	926	740	4	3.40
803	1052	704	4	2.64
804	786	978	4	3.34

805	922	1058	4	2.30
806	944	878	4	2.91
807	883	1069	4	3.25
808	1099	685	4	3.48
809	1089	716	4	1.80
810	877	690	4	2.71
811	799	717	4	3.05
812	1091	1028	0	3.68
813	854	773	0	2.31
814	706	845	0	3.85
815	710	927	0	2.24
816	1043	967	0	3.87
817	687	823	0	2.15
818	867	713	0	2.57
819	824	841	0	3.97
820	972	881	6	3.16
821	785	791	6	3.48
822	750	918	6	2.57
823	776	762	6	2.62
824	715	1056	6	2.69
825	825	697	6	3.65
826	956	1097	6	2.11
827	664	687	6	3.70
828	793	901	6	1.99
829	748	970	6	3.23
830	1093	669	15	2.29
831	758	965	6	1.87
832	951	837	6	3.05
833	1092	771	6	2.49
834	773	896	6	3.52
835	779	801	6	1.89
836	720	782	6	3.75
837	688	1018	6	2.54
838	1005	849	6	2.11
839	845	947	6	3.92
840	792	996	6	3.78
841	666	756	6	1.91
842	876	786	6	3.72
843	1064	1046	6	2.93
844	733	923	6	2.62
845	893	753	6	3.60
846	778	977	4	2.04
847	1077	862	0	1.75

848	787	1005	0	2.68
849	962	982	0	2.48
850	1012	835	0	1.85
851	682	781	0	2.37
852	1035	1096	0	2.42
853	1059	995	0	3.77
854	948	680	0	2.25
855	894	1057	0	2.17
856	752	764	0	2.48
857	975	1065	3	3.21
858	783	854	11	2.98
859	895	724	12	3.73
860	937	1020	14	2.80
861	814	922	14	2.12
862	917	1042	14	3.13
863	973	684	14	3.81
864	713	741	9	1.97
865	921	855	9	2.35
866	1068	956	9	1.73
867	911	989	9	2.74
868	1058	1001	9	3.11
869	928	1044	9	3.35
870	872	743	8	3.11
871	801	870	8	1.75
872	829	1093	0	3.10
873	766	671	0	2.91
874	1016	1012	0	2.48
875	1025	924	0	3.55
876	844	942	3	3.20
877	834	739	11	2.36
878	820	766	12	2.49
879	875	885	14	1.91
880	897	828	14	2.28
881	1062	1008	14	2.17
882	1039	752	14	2.01
883	1030	818	9	2.28
884	1010	770	9	3.39
885	817	919	9	3.30
886	823	913	9	2.95
887	843	960	9	3.51
888	958	931	9	4.00
889	1037	937	8	3.44
890	1031	1037	8	3.73

891	808	972	0	1.72
892	1029	953	0	2.19
893	855	1088	0	2.65
894	1011	998	0	2.43
895	1078	850	3	3.41
896	902	802	11	3.18
897	933	954	12	3.72
898	890	916	14	2.25
899	839	889	14	3.18
900	714	846	14	3.25
901	765	803	14	3.44
902	742	990	9	3.86
903	747	866	9	1.92
904	732	815	9	3.35
905	930	711	9	3.88
906	964	723	9	2.64
907	743	760	9	2.81
908	1049	701	8	2.93
909	961	804	8	3.20
910	936	975	0	3.77
911	1028	867	0	1.73
912	861	906	0	3.85
913	1020	1099	0	3.02
914	1076	932	3	2.78
915	869	682	11	3.79
916	943	763	12	2.49
917	667	915	14	2.81
918	878	887	14	2.78
919	976	793	14	3.33
920	695	805	14	2.78
921	1082	1007	9	2.25
922	809	729	9	3.69
923	913	940	9	2.06
924	901	1090	9	2.28
925	692	836	9	3.40
926	1051	660	9	3.04
927	754	1006	8	2.35
928	1070	864	8	2.27
929	1063	909	0	3.59
930	1080	899	0	1.82
931	993	1052	0	2.04
932	889	814	0	2.23
933	806	1078	3	2.52

934	740	679	11	2.58
935	984	809	12	2.87
936	852	806	14	3.60
937	661	754	14	3.21
938	1057	767	14	2.30
939	884	703	14	2.71
940	731	787	9	2.13
941	685	842	9	3.42
942	864	1019	9	4.00
943	722	856	9	3.64
944	862	778	9	2.68
945	810	834	9	3.78
946	671	934	8	2.82
947	969	933	8	2.94
948	708	728	0	3.47
949	966	775	0	2.66
950	1088	861	0	2.42
951	721	904	0	2.91
952	746	1064	3	2.43
953	885	1021	11	2.69
954	771	1033	12	2.25
955	967	757	14	2.64
956	1086	1061	14	2.45
957	904	857	14	2.56
958	986	912	14	2.42
959	923	979	9	2.68
960	888	686	9	2.77
961	981	673	9	3.48
962	929	1000	9	1.93
963	745	847	9	3.26
964	983	670	9	2.57
965	985	674	8	2.37
966	674	663	8	2.76
967	663	992	3	2.78
968	846	1034	3	3.92
969	800	832	11	3.94
970	865	930	13	3.21
971	1006	905	13	2.41
972	1084	699	13	2.47
973	819	710	12	2.57
974	1060	799	5	3.41
975	965	877	5	2.83
976	763	879	5	1.78

977	999	939	5	1.85
978	847	737	2	2.21
979	849	968	2	3.95
980	693	758	10	3.65
981	1079	957	14	2.19
982	804	1076	14	1.74
983	805	1009	14	1.82
984	1048	1059	12	3.85
985	960	966	12	3.77
986	998	746	12	3.48
987	832	936	12	2.53
988	734	772	12	3.07
989	701	1038	12	3.29
990	955	1043	12	3.86
991	718	707	12	2.63
992	868	1027	12	2.15
993	772	1074	12	2.33
994	980	721	12	2.79
995	1069	664	12	3.83
996	680	691	12	3.02
997	907	807	12	3.25
998	1003	733	12	3.04
999	1038	873	12	2.75
1000	759	894	12	2.92
1001	827	1031	12	2.77
1002	1075	820	12	2.49
1003	873	742	11	2.92
1004	782	1051	3	2.97
1005	696	891	3	2.72
1006	831	1023	11	3.15
1007	670	688	13	2.80
1008	1072	768	13	3.91
1009	1017	735	13	2.13
1010	691	1086	12	3.20
1011	741	738	5	3.01
1012	665	792	5	3.11
1013	994	872	5	2.76
1014	906	863	5	2.22
1015	679	662	2	3.42
1016	1056	665	2	3.83
1017	971	1022	10	3.79
1018	828	819	14	2.33
1019	1090	702	14	3.88

1020	879	732	14	3.80
1021	851	948	0	2.33
1022	736	694	0	2.79
1023	757	810	0	3.83
1024	761	693	0	3.02
1025	737	727	0	3.25
1026	697	1060	0	3.04
1027	978	853	7	2.75
1028	987	882	7	2.92
1029	1050	761	7	2.77
1030	903	868	7	2.49
1031	927	789	7	2.92
1032	988	851	7	2.97
1033	1026	817	7	2.72
1034	1061	779	7	3.15
1035	813	1100	7	2.80
1036	997	1075	7	3.91

Step 4: Feature Extraction

- Features are already Extracted
- No Feature Extraction needs to be Performed

Step 5: Label Encoding the Sample Data (Input and Output is converted in Numeric Representation)

Step 5.1: Train the Label Encoder

- As Sample Data is already in Numeric Representation.
- Therefore, we will not Label Encode the Sample Data.

Step 5.2: Label Encode the Output

- As Output (GPA Attribute) is already in Numeric Representation.
- Therefore, we will not Label Encode the Output.

Step 5.3: Label Encode the Input

- As Input (Matric Marks and FSc Marks Attributes) is already in Numeric Representation.
- Therefore, we will not Label Encode the Input.

Step 6: Execute the Training Phase

Step 6.1: Splitting Sample Data into Training Data and Testing Data

In [5]:
```
# Splitting Sample Data into Training Data and Testing Data

'''
*------------------- SPLIT_SAMPLE_DATA ---------------------*
|        Function: train_test_split()                       |
|              Purpose: Split arrays or matrices into       |
|                       random train and test subsets       |
|        Arguments:                                         |
|              arrays: sequence of indexables               |
|              test_size: float or int                      |
|        Return:                                            |
|              splitting: list                              |
*-----------------------------------------------------------*
'''

training_data, testing_data = train_test_split( sample_data , test_size=0.2 , random_state=0 , shuffle = False)

# Save the Training and Testing Data into CSV File

training_data.to_csv(r'training-data.csv', index = False, header = True)
testing_data.to_csv(r'testing-data.csv', index = False, header = True)

# print Training and Testing Data

print("\n\nTraining Data:")
print("==============\n")
pd.set_option("display.max_rows", None, "display.max_columns", None)
print(training_data)
print("\n\nTesting Data:")
print("==============\n")
pd.set_option("display.max_rows", None, "display.max_columns", None)
print(testing_data)
```

```
Training Data:
==============

     Matric Marks  FSc Marks   University Name    GPA
0             840        894                 0  2.36
1             840        894                 0  2.36
```

2	601	602	0	1.34
3	852	728	0	2.76
4	851	728	0	2.76
5	920	831	0	3.25
6	923	882	0	3.49
7	832	889	0	3.24
8	871	830	0	2.91
9	927	766	0	2.80
10	821	767	0	2.23
11	842	873	0	2.83
12	885	746	0	2.60
13	674	710	0	2.77
14	844	790	0	2.88
15	929	727	0	2.58
16	795	600	0	2.30
17	968	796	0	2.78
18	1095	1095	0	4.00
19	750	818	0	2.98
20	938	865	0	2.54
21	848	742	0	3.32
22	968	897	0	3.21
23	843	717	0	2.48
24	864	820	0	2.83
25	898	756	0	2.73
26	876	691	0	3.64
27	925	817	0	3.60
28	921	937	12	3.78
29	930	909	12	3.89
30	894	745	12	3.63
31	798	719	12	3.28
32	911	744	12	2.62
33	925	814	12	3.78
34	974	975	12	2.69
35	938	792	12	2.64
36	891	817	12	3.70
37	925	806	12	2.70
38	828	804	12	1.94
39	980	900	12	3.42
40	925	820	12	2.93
41	771	796	12	3.06
42	807	837	12	3.19
43	902	955	0	3.35
44	797	732	0	3.67

45	971	903	0	2.61
46	846	824	0	3.18
47	647	670	0	3.50
48	899	861	0	3.38
49	915	817	0	2.55
50	865	828	0	3.31
51	834	969	0	3.30
52	883	709	0	3.65
53	1095	1095	0	4.00
54	1000	1050	0	2.00
55	800	906	0	2.50
56	686	746	0	3.70
57	686	746	0	3.70
58	712	790	0	2.57
59	958	913	0	3.45
60	800	750	0	2.57
61	965	802	0	3.78
62	943	851	0	2.53
63	965	802	7	3.78
64	790	691	7	3.46
65	988	813	7	3.05
66	890	849	7	1.70
67	927	723	7	2.23
68	946	852	7	2.10
69	926	773	7	2.85
70	810	858	7	1.96
71	955	954	7	3.89
72	875	838	7	3.17
73	946	875	7	3.57
74	941	863	1	2.50
75	925	882	1	3.61
76	932	891	1	3.39
77	815	789	1	2.50
78	835	810	1	2.63
79	931	929	12	3.30
80	975	859	12	2.58
81	864	726	12	3.56
82	854	697	12	3.00
83	860	888	12	3.16
84	941	863	12	2.50
85	862	861	12	2.81
86	930	749	12	2.70
87	811	753	12	3.05

88	860	842	12	2.89
89	954	785	12	1.41
90	921	900	12	2.40
91	894	761	7	2.53
92	960	859	7	3.66
93	826	721	7	2.89
94	805	864	7	3.50
95	917	792	7	2.72
96	880	865	7	3.78
97	934	850	7	3.20
98	845	854	7	3.25
99	864	880	7	2.34
100	1007	825	7	3.26
101	1060	1024	7	3.60
102	925	756	7	2.12
103	1095	1095	7	4.00
104	841	751	7	2.64
105	882	703	7	3.30
106	771	930	7	3.76
107	787	707	7	3.07
108	787	707	0	3.07
109	998	858	0	3.27
110	928	865	0	3.96
111	788	805	0	3.11
112	911	770	0	2.88
113	932	662	0	3.10
114	904	847	0	2.98
115	934	994	0	3.38
116	1015	783	0	3.28
117	852	789	0	3.59
118	749	729	0	2.98
119	704	800	0	3.38
120	633	622	0	3.30
121	792	720	0	3.22
122	924	898	0	3.30
123	650	747	0	2.70
124	761	663	0	1.89
125	738	659	0	1.60
126	818	832	0	3.80
127	654	833	0	3.34
128	959	859	0	2.55
129	1011	890	0	3.23
130	724	643	0	3.30

131	786	795	0	3.48
132	949	852	0	3.24
133	900	700	0	2.60
134	864	770	0	3.33
135	610	620	0	3.13
136	784	709	0	2.97
137	830	900	0	3.05
138	896	669	0	3.18
139	890	786	0	3.20
140	844	794	0	2.70
141	741	710	0	2.97
142	988	813	0	3.05
143	988	813	0	3.05
144	815	812	0	3.00
145	916	741	0	2.73
146	924	808	0	3.12
147	945	840	0	2.81
148	801	845	0	2.73
149	868	644	0	3.11
150	700	712	0	2.66
151	924	861	0	3.70
152	955	852	0	2.70
153	988	837	0	2.23
154	864	770	1	3.33
155	980	804	1	3.40
156	978	851	1	3.12
157	1095	1095	1	4.00
158	941	859	1	2.73
159	887	881	1	2.66
160	871	830	0	2.92
161	852	783	0	3.07
162	808	801	0	3.36
163	840	806	0	3.77
164	824	720	0	2.98
165	902	789	0	3.16
166	926	791	0	3.23
167	770	658	0	2.97
168	690	626	0	2.72
169	729	713	0	3.26
170	781	597	0	3.30
171	591	692	0	2.73
172	806	844	0	3.43
173	818	720	0	3.21

174	828	748	0	2.84
175	770	698	7	2.64
176	594	715	7	3.47
177	871	789	7	3.35
178	785	718	7	3.29
179	854	752	7	3.54
180	859	673	7	2.95
181	790	769	7	3.13
182	800	665	7	2.96
183	906	764	7	3.00
184	693	690	7	3.07
185	745	667	7	3.33
186	717	720	7	3.26
187	696	725	7	2.45
188	697	729	7	3.34
189	867	735	7	3.05
190	831	723	7	2.94
191	732	761	7	3.38
192	802	686	7	3.38
193	715	688	7	2.75
194	745	642	1	2.81
195	758	851	1	3.57
196	764	735	1	3.12
197	822	674	1	2.90
198	855	839	1	3.58
199	886	821	1	3.56
200	538	615	1	2.96
201	954	866	1	3.59
202	764	677	1	2.30
203	893	721	1	2.87
204	749	723	1	2.87
205	798	764	1	3.45
206	729	779	1	2.84
207	714	700	1	3.20
208	822	683	1	3.36
209	855	711	1	2.95
210	803	761	1	3.07
211	718	688	1	2.73
212	679	702	1	3.26
213	850	833	1	3.31
214	622	720	1	3.11
215	803	650	1	3.35
216	734	800	1	2.96

217	725	792	1	3.26
218	611	685	1	2.55
219	692	617	1	1.33
220	693	712	12	3.31
221	641	740	12	3.01
222	734	706	12	3.48
223	700	775	12	2.81
224	756	761	12	3.53
225	739	685	12	2.60
226	764	608	12	2.89
227	794	694	12	2.86
228	846	766	12	3.56
229	632	702	12	2.25
230	858	582	12	2.63
231	852	632	12	3.26
232	526	630	12	2.55
233	811	586	12	2.40
234	748	674	12	2.46
235	688	624	12	2.81
236	849	810	12	3.40
237	881	802	12	3.56
238	660	552	12	2.88
239	758	714	12	2.83
240	850	768	12	2.85
241	578	648	12	2.71
242	905	762	12	2.88
243	806	684	12	2.63
244	686	798	12	2.63
245	784	676	12	2.88
246	729	716	12	3.01
247	826	750	12	2.60
248	622	616	12	2.41
249	744	610	12	2.88
250	895	646	12	2.83
251	662	676	12	3.08
252	743	756	12	2.88
253	814	764	12	2.85
254	686	548	12	2.68
255	796	598	12	2.53
256	783	650	12	2.93
257	817	668	12	2.98
258	803	650	12	3.35
259	734	800	12	2.96

260	725	792	12	3.26
261	1067	1023	11	2.90
262	883	894	3	3.54
263	878	1068	3	3.52
264	835	780	11	3.66
265	697	830	13	2.30
266	729	721	13	1.93
267	893	718	13	3.88
268	1020	974	12	1.80
269	1003	884	5	3.06
270	1040	803	5	2.49
271	908	865	5	3.82
272	1070	908	5	2.57
273	805	990	2	2.84
274	1058	875	2	3.72
275	691	863	10	3.33
276	854	1069	14	2.73
277	1076	669	14	3.29
278	900	905	14	3.71
279	685	1090	12	3.49
280	909	871	12	2.45
281	1038	734	12	3.52
282	1055	1076	12	3.52
283	833	769	12	3.03
284	1081	920	12	3.78
285	734	791	12	2.69
286	813	972	12	2.66
287	829	854	12	3.34
288	1087	763	12	1.79
289	1077	786	12	2.37
290	714	685	12	2.46
291	681	1037	12	3.74
292	715	814	12	3.69
293	874	921	12	3.14
294	772	960	12	2.90
295	1079	1054	12	1.95
296	958	818	12	1.94
297	1017	833	12	3.30
298	977	1085	11	2.84
299	875	700	3	2.32
300	872	660	3	2.05
301	767	1097	11	3.70
302	718	910	13	4.00

303	1080	987	13	3.13
304	1046	1043	13	2.93
305	1094	1094	12	3.33
306	943	1075	5	2.45
307	1100	968	5	2.77
308	779	1052	5	2.75
309	756	953	5	3.42
310	740	969	2	1.84
311	904	1051	2	1.70
312	1086	928	10	2.53
313	709	709	14	2.65
314	765	819	14	3.49
315	858	1072	14	1.92
316	922	931	0	3.45
317	903	1083	0	2.81
318	876	995	0	3.53
319	1019	810	0	2.93
320	1099	947	0	3.76
321	818	1058	0	3.14
322	693	963	0	3.94
323	993	918	0	2.21
324	981	804	0	2.22
325	725	683	0	3.38
326	944	1077	0	2.98
327	741	744	0	3.20
328	800	675	0	2.88
329	696	725	0	3.47
330	934	749	0	3.79
331	1032	842	0	2.81
332	737	1038	0	3.86
333	861	868	0	2.86
334	881	674	0	3.81
335	921	988	0	3.26
336	1036	1047	0	2.27
337	750	970	0	3.05
338	736	698	0	2.67
339	679	855	0	1.93
340	927	1061	0	3.41
341	674	1060	0	3.40
342	817	696	0	3.64
343	912	879	0	2.66
344	726	925	12	3.41
345	671	813	12	3.47

346	945	793	12	2.07
347	1049	1100	12	3.44
348	683	897	12	2.00
349	923	693	12	2.31
350	763	870	12	2.30
351	1011	1086	12	2.90
352	742	932	12	3.08
353	824	978	12	3.12
354	987	826	12	3.39
355	1063	851	12	3.39
356	1054	898	12	2.84
357	976	703	12	3.28
358	982	728	12	1.87
359	758	712	0	2.81
360	721	782	0	2.49
361	796	820	0	1.72
362	702	807	0	3.80
363	942	866	0	3.19
364	862	872	0	3.16
365	826	1064	0	3.70
366	941	994	0	2.78
367	731	1079	0	2.05
368	882	984	0	2.40
369	1026	812	0	3.56
370	956	950	0	2.83
371	906	967	0	1.75
372	1004	1035	0	2.25
373	867	661	0	2.54
374	838	731	0	2.87
375	850	861	0	2.49
376	1061	965	0	2.94
377	791	955	0	2.55
378	830	1014	0	2.49
379	879	801	7	2.52
380	869	697	7	2.21
381	969	909	7	1.96
382	695	761	7	3.04
383	764	764	7	3.43
384	768	823	7	3.89
385	1027	765	7	2.24
386	897	944	7	1.87
387	950	943	7	3.99
388	919	1009	7	1.87

389	952	805	7	1.72
390	819	919	1	3.50
391	1071	794	1	2.52
392	670	954	1	3.70
393	761	1002	1	1.74
394	1084	774	1	3.30
395	885	853	12	3.23
396	954	768	12	2.78
397	1013	975	12	3.13
398	812	1041	12	2.09
399	886	924	12	2.69
400	739	939	12	3.04
401	920	717	12	2.05
402	1009	1001	12	2.00
403	777	1073	12	2.07
404	687	911	12	3.60
405	753	927	12	3.77
406	828	843	12	2.98
407	980	796	7	3.46
408	810	1008	7	3.51
409	974	771	7	1.85
410	675	827	7	2.65
411	1012	996	7	3.44
412	676	1046	7	3.15
413	953	841	7	3.34
414	792	699	7	2.32
415	973	705	7	2.17
416	917	845	7	2.85
417	707	934	7	2.08
418	727	1042	7	3.71
419	698	747	7	3.98
420	806	878	7	3.07
421	844	672	7	2.97
422	712	775	7	2.99
423	780	1088	7	2.95
424	834	864	0	3.20
425	998	1081	0	3.71
426	722	802	0	3.06
427	809	986	0	3.83
428	660	704	0	1.87
429	786	777	0	3.10
430	752	1045	0	2.96
431	892	1082	0	3.17

432	902	726	0	2.51
433	894	1053	0	2.46
434	1005	885	0	1.75
435	717	959	0	3.65
436	972	916	0	3.25
437	686	896	0	3.67
438	947	751	0	1.92
439	1093	952	0	1.95
440	751	1012	0	2.02
441	866	722	0	3.67
442	1025	1070	0	3.72
443	1041	1066	0	3.33
444	816	949	0	3.19
445	673	1056	0	2.98
446	688	757	0	2.52
447	1037	800	0	2.42
448	827	753	0	3.84
449	855	702	0	3.29
450	864	719	0	2.19
451	766	1011	0	2.62
452	782	748	0	3.75
453	1068	737	0	3.72
454	967	964	0	2.24
455	661	880	0	3.11
456	1007	678	0	3.73
457	905	1031	0	3.28
458	840	785	0	2.09
459	845	1003	0	2.03
460	1034	824	0	3.50
461	801	957	0	3.47
462	1066	961	0	3.76
463	1006	857	0	2.90
464	984	783	0	3.54
465	856	790	0	2.44
466	692	933	0	2.16
467	1091	890	0	3.79
468	774	738	0	1.95
469	678	832	0	2.02
470	935	1048	1	2.12
471	955	1025	1	1.99
472	700	893	1	3.71
473	1029	945	1	3.88
474	690	766	1	2.89

475	787	923	1	3.28
476	724	736	0	2.91
477	706	840	0	1.71
478	938	773	0	2.29
479	711	1007	0	2.11
480	1028	913	0	3.66
481	710	1029	0	1.82
482	680	1034	0	2.22
483	825	849	0	3.82
484	896	1092	0	3.16
485	988	739	0	2.58
486	769	887	0	3.22
487	843	760	0	3.83
488	964	684	0	2.01
489	1016	673	0	2.81
490	979	948	0	3.33
491	770	825	7	3.77
492	705	993	7	2.53
493	1059	1063	7	3.75
494	889	846	7	2.92
495	916	711	7	1.83
496	760	991	7	2.42
497	925	778	7	2.21
498	1050	847	7	2.03
499	1015	662	7	3.47
500	949	781	7	2.00
501	853	776	7	2.34
502	1045	992	7	2.30
503	784	682	7	1.93
504	704	1055	7	1.86
505	1035	679	7	2.86
506	911	1084	7	3.77
507	1018	1093	7	2.08
508	730	1091	7	2.30
509	720	1032	7	2.74
510	703	716	1	3.08
511	880	779	1	3.97
512	951	895	1	2.72
513	1082	1026	1	1.79
514	1033	1033	1	3.72
515	836	756	1	3.12
516	785	907	1	3.09
517	1065	750	1	3.39

518	719	877	1	1.82
519	1042	922	1	3.95
520	936	1039	1	1.71
521	694	982	1	1.79
522	747	1006	1	2.33
523	788	1067	1	3.00
524	992	770	1	3.92
525	665	912	1	3.90
526	735	754	1	3.46
527	775	822	1	1.72
528	759	677	1	2.44
529	808	937	1	3.83
530	667	1018	1	2.76
531	1073	809	1	2.30
532	997	848	1	3.38
533	860	874	1	2.41
534	814	797	1	1.79
535	865	708	1	3.56
536	666	730	12	3.94
537	757	727	12	3.36
538	1024	745	12	2.02
539	849	889	12	3.57
540	933	1022	12	2.59
541	798	1040	12	1.76
542	887	806	12	3.05
543	728	837	12	3.07
544	821	1019	12	3.86
545	781	936	12	3.09
546	852	795	12	3.06
547	846	835	12	2.40
548	1008	664	12	3.10
549	699	758	12	1.73
550	1062	838	12	3.67
551	960	930	12	2.33
552	743	1015	12	2.20
553	842	1021	12	2.25
554	1057	906	12	2.80
555	901	714	12	3.44
556	963	720	12	2.07
557	1044	665	12	3.10
558	738	836	12	3.29
559	891	680	12	3.11
560	1074	998	12	3.57

561	975	1095	12	2.59
562	946	816	12	3.39
563	771	724	12	2.99
564	1098	762	12	3.76
565	672	938	12	3.41
566	962	772	12	2.34
567	732	929	12	2.54
568	968	792	12	2.39
569	1072	946	12	2.72
570	1095	740	12	1.89
571	965	1017	12	3.85
572	978	1044	12	2.28
573	1089	829	12	2.13
574	841	759	12	3.16
575	932	985	12	2.71
576	871	798	12	2.97
577	1051	1013	11	3.28
578	971	1036	3	2.87
579	895	839	3	2.69
580	1083	834	11	2.99
581	939	788	13	3.94
582	999	815	13	3.39
583	822	869	13	2.78
584	797	997	12	2.31
585	839	1074	5	3.42
586	831	886	5	3.86
587	832	1030	5	3.91
588	1000	903	5	2.46
589	983	686	2	3.22
590	948	966	2	2.95
591	857	989	10	3.75
592	1092	817	14	3.66
593	1097	971	14	2.26
594	837	917	14	1.91
595	868	676	12	3.41
596	1090	850	12	3.52
597	970	1057	12	1.98
598	1043	735	12	3.75
599	778	741	12	3.01
600	928	860	12	2.71
601	664	706	12	3.39
602	898	1028	12	3.44
603	899	1024	12	3.11

604	799	667	12	3.56
605	1039	882	12	1.73
606	890	668	12	3.24
607	1078	958	12	2.69
608	991	710	12	2.87
609	745	1027	12	2.78
610	762	695	12	2.42
611	1001	831	12	2.15
612	1053	670	12	3.28
613	793	867	12	2.16
614	957	1050	11	1.73
615	959	888	3	2.45
616	1069	856	3	2.91
617	773	962	11	3.35
618	1096	976	13	3.25
619	669	914	13	3.65
620	713	859	13	2.87
621	749	977	12	2.10
622	663	1099	5	2.66
623	662	1098	5	2.18
624	873	1071	5	3.43
625	961	999	5	2.31
626	851	692	2	3.47
627	910	746	2	2.07
628	790	799	10	3.02
629	755	983	14	3.38
630	847	1000	14	3.55
631	931	1089	14	2.02
632	937	899	0	2.06
633	701	1062	0	2.63
634	1021	707	0	2.53
635	913	940	0	3.66
636	1023	784	0	2.36
637	929	902	0	3.65
638	930	808	7	3.09
639	689	701	7	2.43
640	815	1010	7	2.08
641	1047	821	7	3.51
642	754	742	7	2.45
643	918	1080	7	2.08
644	995	881	7	3.39
645	989	892	7	2.33
646	811	752	7	2.99

647	783	1005	7	3.41
648	1088	901	7	2.76
649	716	942	7	2.23
650	1014	935	7	3.64
651	966	873	7	3.48
652	677	713	7	2.52
653	870	723	7	3.14
654	915	1087	7	3.88
655	863	844	7	2.72
656	794	1059	7	3.36
657	733	1096	1	2.70
658	820	1078	1	3.40
659	914	951	1	3.69
660	985	1065	1	2.94
661	1010	694	1	2.02
662	684	891	1	1.71
663	907	852	1	3.61
664	940	767	1	3.67
665	994	1049	1	2.76
666	708	858	1	3.29
667	823	755	1	3.62
668	859	715	1	2.55
669	924	729	1	2.65
670	1052	690	1	2.67
671	789	904	1	2.97
672	926	981	1	2.82
673	807	941	1	2.05
674	668	743	1	3.86
675	884	926	1	2.53
676	848	979	1	3.43
677	748	787	1	1.94
678	1064	733	1	1.79
679	802	1004	1	2.82
680	1085	980	1	2.57
681	1030	900	1	2.35
682	744	789	1	3.06
683	803	663	12	3.96
684	996	1020	12	3.77
685	1002	671	12	3.17
686	1056	862	12	2.48
687	723	681	12	2.25
688	888	811	12	3.05
689	795	732	12	2.01

690	986	691	12	3.51
691	1022	828	12	2.36
692	1031	876	12	2.66
693	682	688	12	3.51
694	804	687	12	1.84
695	877	689	12	3.79
696	1075	883	12	1.97
697	776	915	12	2.06
698	990	973	12	2.54
699	1060	666	12	2.56
700	1048	956	12	3.90
701	746	1016	12	2.11
702	931	811	12	2.57
703	791	813	12	3.74
704	816	709	12	3.55
705	707	736	12	1.86
706	909	997	12	3.14
707	959	730	12	2.17
708	711	950	12	2.20
709	949	908	12	1.78
710	672	831	12	2.29
711	840	784	12	1.88
712	935	1003	12	3.37
713	755	829	12	1.96
714	738	1010	12	3.32
715	762	676	12	2.23
716	934	984	12	3.73
717	996	796	12	3.76
718	797	1004	12	2.00
719	882	865	12	3.61
720	850	903	12	1.71
721	863	1016	12	3.02
722	702	981	12	2.12
723	700	1029	12	3.06
724	859	1030	11	3.81
725	760	1091	3	3.41
726	1040	949	3	2.60
727	784	812	11	2.65
728	712	859	13	2.80
729	953	672	13	2.36
730	1094	794	13	3.92
731	815	890	12	2.34
732	751	1098	5	3.89

733	709	1017	5	3.47
734	857	1035	5	2.45
735	676	991	5	2.75
736	925	848	2	1.85
737	724	928	2	3.15
738	1014	790	10	1.97
739	1045	1070	14	2.98
740	946	681	14	2.82
741	932	945	14	3.61
742	677	689	12	3.69
743	1054	821	12	2.01
744	1074	1092	12	3.90
745	942	706	12	1.95
746	853	826	12	1.83
747	938	852	12	3.19
748	683	1084	12	3.60
749	684	962	12	3.13
750	1044	946	12	3.02
751	803	696	12	2.06
752	678	700	12	2.49
753	704	993	12	2.96
754	995	777	12	2.22
755	798	1087	12	3.89
756	662	969	12	3.71
757	836	759	12	3.82
758	896	1062	12	3.28
759	1042	1039	12	3.66
760	775	734	12	3.10
761	788	964	11	2.12
762	1047	994	3	3.86
763	1034	880	3	2.85
764	860	951	11	3.97
765	796	840	13	3.60
766	837	944	13	2.14
767	728	744	13	2.51
768	945	720	12	2.97
769	919	860	5	3.19
770	703	661	5	3.29
771	939	987	5	2.96
772	669	725	5	3.45
773	833	1025	2	3.71
774	818	668	2	2.96
775	756	955	10	2.88

776	1033	795	14	2.58
777	924	943	14	2.99
778	881	893	14	2.57
779	990	722	4	3.58
780	1002	719	4	2.34
781	1097	780	4	3.34
782	727	838	4	2.31
783	717	1002	4	3.24
784	858	907	4	3.26
785	744	816	4	1.84
786	974	929	4	2.78
787	790	800	4	3.80
788	991	749	4	2.08
789	1000	871	4	2.65
790	912	1040	4	2.40
791	1001	959	4	2.36
792	1032	1024	4	3.17
793	941	843	4	2.88
794	1023	875	4	2.86
795	807	844	4	3.67
796	905	1082	4	2.17
797	1100	692	4	2.60
798	802	988	4	1.98
799	1041	986	4	2.23
800	908	695	4	2.48
801	1024	783	4	2.85
802	926	740	4	3.40
803	1052	704	4	2.64
804	786	978	4	3.34
805	922	1058	4	2.30
806	944	878	4	2.91
807	883	1069	4	3.25
808	1099	685	4	3.48
809	1089	716	4	1.80
810	877	690	4	2.71
811	799	717	4	3.05
812	1091	1028	0	3.68
813	854	773	0	2.31
814	706	845	0	3.85
815	710	927	0	2.24
816	1043	967	0	3.87
817	687	823	0	2.15
818	867	713	0	2.57

819	824	841	0	3.97
820	972	881	6	3.16
821	785	791	6	3.48
822	750	918	6	2.57
823	776	762	6	2.62
824	715	1056	6	2.69
825	825	697	6	3.65
826	956	1097	6	2.11
827	664	687	6	3.70
828	793	901	6	1.99

Testing Data:
==========

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA
829	748	970	6	3.23
830	1093	669	15	2.29
831	758	965	6	1.87
832	951	837	6	3.05
833	1092	771	6	2.49
834	773	896	6	3.52
835	779	801	6	1.89
836	720	782	6	3.75
837	688	1018	6	2.54
838	1005	849	6	2.11
839	845	947	6	3.92
840	792	996	6	3.78
841	666	756	6	1.91
842	876	786	6	3.72
843	1064	1046	6	2.93
844	733	923	6	2.62
845	893	753	6	3.60
846	778	977	4	2.04
847	1077	862	0	1.75
848	787	1005	0	2.68
849	962	982	0	2.48
850	1012	835	0	1.85
851	682	781	0	2.37
852	1035	1096	0	2.42
853	1059	995	0	3.77
854	948	680	0	2.25
855	894	1057	0	2.17

856	752	764	0	2.48
857	975	1065	3	3.21
858	783	854	11	2.98
859	895	724	12	3.73
860	937	1020	14	2.80
861	814	922	14	2.12
862	917	1042	14	3.13
863	973	684	14	3.81
864	713	741	9	1.97
865	921	855	9	2.35
866	1068	956	9	1.73
867	911	989	9	2.74
868	1058	1001	9	3.11
869	928	1044	9	3.35
870	872	743	8	3.11
871	801	870	8	1.75
872	829	1093	0	3.10
873	766	671	0	2.91
874	1016	1012	0	2.48
875	1025	924	0	3.55
876	844	942	3	3.20
877	834	739	11	2.36
878	820	766	12	2.49
879	875	885	14	1.91
880	897	828	14	2.28
881	1062	1008	14	2.17
882	1039	752	14	2.01
883	1030	818	9	2.28
884	1010	770	9	3.39
885	817	919	9	3.30
886	823	913	9	2.95
887	843	960	9	3.51
888	958	931	9	4.00
889	1037	937	8	3.44
890	1031	1037	8	3.73
891	808	972	0	1.72
892	1029	953	0	2.19
893	855	1088	0	2.65
894	1011	998	0	2.43
895	1078	850	3	3.41
896	902	802	11	3.18
897	933	954	12	3.72
898	890	916	14	2.25

899	839	889	14	3.18
900	714	846	14	3.25
901	765	803	14	3.44
902	742	990	9	3.86
903	747	866	9	1.92
904	732	815	9	3.35
905	930	711	9	3.88
906	964	723	9	2.64
907	743	760	9	2.81
908	1049	701	8	2.93
909	961	804	8	3.20
910	936	975	0	3.77
911	1028	867	0	1.73
912	861	906	0	3.85
913	1020	1099	0	3.02
914	1076	932	3	2.78
915	869	682	11	3.79
916	943	763	12	2.49
917	667	915	14	2.81
918	878	887	14	2.78
919	976	793	14	3.33
920	695	805	14	2.78
921	1082	1007	9	2.25
922	809	729	9	3.69
923	913	940	9	2.06
924	901	1090	9	2.28
925	692	836	9	3.40
926	1051	660	9	3.04
927	754	1006	8	2.35
928	1070	864	8	2.27
929	1063	909	0	3.59
930	1080	899	0	1.82
931	993	1052	0	2.04
932	889	814	0	2.23
933	806	1078	3	2.52
934	740	679	11	2.58
935	984	809	12	2.87
936	852	806	14	3.60
937	661	754	14	3.21
938	1057	767	14	2.30
939	884	703	14	2.71
940	731	787	9	2.13
941	685	842	9	3.42

942	864	1019	9	4.00
943	722	856	9	3.64
944	862	778	9	2.68
945	810	834	9	3.78
946	671	934	8	2.82
947	969	933	8	2.94
948	708	728	0	3.47
949	966	775	0	2.66
950	1088	861	0	2.42
951	721	904	0	2.91
952	746	1064	3	2.43
953	885	1021	11	2.69
954	771	1033	12	2.25
955	967	757	14	2.64
956	1086	1061	14	2.45
957	904	857	14	2.56
958	986	912	14	2.42
959	923	979	9	2.68
960	888	686	9	2.77
961	981	673	9	3.48
962	929	1000	9	1.93
963	745	847	9	3.26
964	983	670	9	2.57
965	985	674	8	2.37
966	674	663	8	2.76
967	663	992	3	2.78
968	846	1034	3	3.92
969	800	832	11	3.94
970	865	930	13	3.21
971	1006	905	13	2.41
972	1084	699	13	2.47
973	819	710	12	2.57
974	1060	799	5	3.41
975	965	877	5	2.83
976	763	879	5	1.78
977	999	939	5	1.85
978	847	737	2	2.21
979	849	968	2	3.95
980	693	758	10	3.65
981	1079	957	14	2.19
982	804	1076	14	1.74
983	805	1009	14	1.82
984	1048	1059	12	3.85

985	960	966	12	3.77
986	998	746	12	3.48
987	832	936	12	2.53
988	734	772	12	3.07
989	701	1038	12	3.29
990	955	1043	12	3.86
991	718	707	12	2.63
992	868	1027	12	2.15
993	772	1074	12	2.33
994	980	721	12	2.79
995	1069	664	12	3.83
996	680	691	12	3.02
997	907	807	12	3.25
998	1003	733	12	3.04
999	1038	873	12	2.75
1000	759	894	12	2.92
1001	827	1031	12	2.77
1002	1075	820	12	2.49
1003	873	742	11	2.92
1004	782	1051	3	2.97
1005	696	891	3	2.72
1006	831	1023	11	3.15
1007	670	688	13	2.80
1008	1072	768	13	3.91
1009	1017	735	13	2.13
1010	691	1086	12	3.20
1011	741	738	5	3.01
1012	665	792	5	3.11
1013	994	872	5	2.76
1014	906	863	5	2.22
1015	679	662	2	3.42
1016	1056	665	2	3.83
1017	971	1022	10	3.79
1018	828	819	14	2.33
1019	1090	702	14	3.88
1020	879	732	14	3.80
1021	851	948	0	2.33
1022	736	694	0	2.79
1023	757	810	0	3.83
1024	761	693	0	3.02
1025	737	727	0	3.25
1026	697	1060	0	3.04
1027	978	853	7	2.75

1028	987	882	7	2.92
1029	1050	761	7	2.77
1030	903	868	7	2.49
1031	927	789	7	2.92
1032	988	851	7	2.97
1033	1026	817	7	2.72
1034	1061	779	7	3.15
1035	813	1100	7	2.80
1036	997	1075	7	3.91

6.2: Splitting Input Vectors and Outputs / Labels of Training Data

In [6]:
```
# Splitting Input Vectors and Outputs / Labels of Training Data

'''
*---------------- SPLIT_INPUT_VECTORS_AND_LABELS --------------*
|        Function: iloc()                                      |
|            Purpose: Splitting Input Vector and Labels        |
|        Arguments:                                            |
|            Attribute: Name or Location Attribute to Split    |
|        Return:                                               |
|            Attribute: Split Attributes                       |
*--------------------------------------------------------------*
'''
print("\n\nInputs Vectors (Feature Vectors) of Training Data:")
print("================================================\n")
input_vector_train = training_data.iloc[:, 0:3]
print(input_vector_train)

print("\n\nOutputs/Labels of Training Data:")
print("================================\n")
print("  GPA")
output_label_train = training_data.iloc[:,3:]
print(output_label_train)
```

```
Inputs Vectors (Feature Vectors) of Training Data:
================================================

     Matric Marks  FSc Marks   University Name
0             840        894                0
1             840        894                0
2             601        602                0
3             852        728                0
4             851        728                0
5             920        831                0
6             923        882                0
7             832        889                0
8             871        830                0
9             927        766                0
10            821        767                0
11            842        873                0
12            885        746                0
13            674        710                0
```

14	844	790	0
15	929	727	0
16	795	600	0
17	968	796	0
18	1095	1095	0
19	750	818	0
20	938	865	0
21	848	742	0
22	968	897	0
23	843	717	0
24	864	820	0
25	898	756	0
26	876	691	0
27	925	817	0
28	921	937	12
29	930	909	12
30	894	745	12
31	798	719	12
32	911	744	12
33	925	814	12
34	974	975	12
35	938	792	12
36	891	817	12
37	925	806	12
38	828	804	12
39	980	900	12
40	925	820	12
41	771	796	12
42	807	837	12
43	902	955	0
44	797	732	0
45	971	903	0
46	846	824	0
47	647	670	0
48	899	861	0
49	915	817	0
50	865	828	0
51	834	969	0
52	883	709	0
53	1095	1095	0
54	1000	1050	0
55	800	906	0
56	686	746	0

57	686	746	0
58	712	790	0
59	958	913	0
60	800	750	0
61	965	802	0
62	943	851	0
63	965	802	7
64	790	691	7
65	988	813	7
66	890	849	7
67	927	723	7
68	946	852	7
69	926	773	7
70	810	858	7
71	955	954	7
72	875	838	7
73	946	875	7
74	941	863	1
75	925	882	1
76	932	891	1
77	815	789	1
78	835	810	1
79	931	929	12
80	975	859	12
81	864	726	12
82	854	697	12
83	860	888	12
84	941	863	12
85	862	861	12
86	930	749	12
87	811	753	12
88	860	842	12
89	954	785	12
90	921	900	12
91	894	761	7
92	960	859	7
93	826	721	7
94	805	864	7
95	917	792	7
96	880	865	7
97	934	850	7
98	845	854	7
99	864	880	7

100	1007	825	7
101	1060	1024	7
102	925	756	7
103	1095	1095	7
104	841	751	7
105	882	703	7
106	771	930	7
107	787	707	7
108	787	707	0
109	998	858	0
110	928	865	0
111	788	805	0
112	911	770	0
113	932	662	0
114	904	847	0
115	934	994	0
116	1015	783	0
117	852	789	0
118	749	729	0
119	704	800	0
120	633	622	0
121	792	720	0
122	924	898	0
123	650	747	0
124	761	663	0
125	738	659	0
126	818	832	0
127	654	833	0
128	959	859	0
129	1011	890	0
130	724	643	0
131	786	795	0
132	949	852	0
133	900	700	0
134	864	770	0
135	610	620	0
136	784	709	0
137	830	900	0
138	896	669	0
139	890	786	0
140	844	794	0
141	741	710	0
142	988	813	0

143	988	813	0
144	815	812	0
145	916	741	0
146	924	808	0
147	945	840	0
148	801	845	0
149	868	644	0
150	700	712	0
151	924	861	0
152	955	852	0
153	988	837	0
154	864	770	1
155	980	804	1
156	978	851	1
157	1095	1095	1
158	941	859	1
159	887	881	1
160	871	830	0
161	852	783	0
162	808	801	0
163	840	806	0
164	824	720	0
165	902	789	0
166	926	791	0
167	770	658	0
168	690	626	0
169	729	713	0
170	781	597	0
171	591	692	0
172	806	844	0
173	818	720	0
174	828	748	0
175	770	698	7
176	594	715	7
177	871	789	7
178	785	718	7
179	854	752	7
180	859	673	7
181	790	769	7
182	800	665	7
183	906	764	7
184	693	690	7
185	745	667	7

186	717	720	7
187	696	725	7
188	697	729	7
189	867	735	7
190	831	723	7
191	732	761	7
192	802	686	7
193	715	688	7
194	745	642	1
195	758	851	1
196	764	735	1
197	822	674	1
198	855	839	1
199	886	821	1
200	538	615	1
201	954	866	1
202	764	677	1
203	893	721	1
204	749	723	1
205	798	764	1
206	729	779	1
207	714	700	1
208	822	683	1
209	855	711	1
210	803	761	1
211	718	688	1
212	679	702	1
213	850	833	1
214	622	720	1
215	803	650	1
216	734	800	1
217	725	792	1
218	611	685	1
219	692	617	1
220	693	712	12
221	641	740	12
222	734	706	12
223	700	775	12
224	756	761	12
225	739	685	12
226	764	608	12
227	794	694	12
228	846	766	12

229	632	702	12
230	858	582	12
231	852	632	12
232	526	630	12
233	811	586	12
234	748	674	12
235	688	624	12
236	849	810	12
237	881	802	12
238	660	552	12
239	758	714	12
240	850	768	12
241	578	648	12
242	905	762	12
243	806	684	12
244	686	798	12
245	784	676	12
246	729	716	12
247	826	750	12
248	622	616	12
249	744	610	12
250	895	646	12
251	662	676	12
252	743	756	12
253	814	764	12
254	686	548	12
255	796	598	12
256	783	650	12
257	817	668	12
258	803	650	12
259	734	800	12
260	725	792	12
261	1067	1023	11
262	883	894	3
263	878	1068	3
264	835	780	11
265	697	830	13
266	729	721	13
267	893	718	13
268	1020	974	12
269	1003	884	5
270	1040	803	5
271	908	865	5

272	1070	908	5
273	805	990	2
274	1058	875	2
275	691	863	10
276	854	1069	14
277	1076	669	14
278	900	905	14
279	685	1090	12
280	909	871	12
281	1038	734	12
282	1055	1076	12
283	833	769	12
284	1081	920	12
285	734	791	12
286	813	972	12
287	829	854	12
288	1087	763	12
289	1077	786	12
290	714	685	12
291	681	1037	12
292	715	814	12
293	874	921	12
294	772	960	12
295	1079	1054	12
296	958	818	12
297	1017	833	12
298	977	1085	11
299	875	700	3
300	872	660	3
301	767	1097	11
302	718	910	13
303	1080	987	13
304	1046	1043	13
305	1094	1094	12
306	943	1075	5
307	1100	968	5
308	779	1052	5
309	756	953	5
310	740	969	2
311	904	1051	2
312	1086	928	10
313	709	709	14
314	765	819	14

315	858	1072	14
316	922	931	0
317	903	1083	0
318	876	995	0
319	1019	810	0
320	1099	947	0
321	818	1058	0
322	693	963	0
323	993	918	0
324	981	804	0
325	725	683	0
326	944	1077	0
327	741	744	0
328	800	675	0
329	696	725	0
330	934	749	0
331	1032	842	0
332	737	1038	0
333	861	868	0
334	881	674	0
335	921	988	0
336	1036	1047	0
337	750	970	0
338	736	698	0
339	679	855	0
340	927	1061	0
341	674	1060	0
342	817	696	0
343	912	879	0
344	726	925	12
345	671	813	12
346	945	793	12
347	1049	1100	12
348	683	897	12
349	923	693	12
350	763	870	12
351	1011	1086	12
352	742	932	12
353	824	978	12
354	987	826	12
355	1063	851	12
356	1054	898	12
357	976	703	12

358	982	728	12
359	758	712	0
360	721	782	0
361	796	820	0
362	702	807	0
363	942	866	0
364	862	872	0
365	826	1064	0
366	941	994	0
367	731	1079	0
368	882	984	0
369	1026	812	0
370	956	950	0
371	906	967	0
372	1004	1035	0
373	867	661	0
374	838	731	0
375	850	861	0
376	1061	965	0
377	791	955	0
378	830	1014	0
379	879	801	7
380	869	697	7
381	969	909	7
382	695	761	7
383	764	764	7
384	768	823	7
385	1027	765	7
386	897	944	7
387	950	943	7
388	919	1009	7
389	952	805	7
390	819	919	1
391	1071	794	1
392	670	954	1
393	761	1002	1
394	1084	774	1
395	885	853	12
396	954	768	12
397	1013	975	12
398	812	1041	12
399	886	924	12
400	739	939	12

401	920	717	12
402	1009	1001	12
403	777	1073	12
404	687	911	12
405	753	927	12
406	828	843	12
407	980	796	7
408	810	1008	7
409	974	771	7
410	675	827	7
411	1012	996	7
412	676	1046	7
413	953	841	7
414	792	699	7
415	973	705	7
416	917	845	7
417	707	934	7
418	727	1042	7
419	698	747	7
420	806	878	7
421	844	672	7
422	712	775	7
423	780	1088	7
424	834	864	0
425	998	1081	0
426	722	802	0
427	809	986	0
428	660	704	0
429	786	777	0
430	752	1045	0
431	892	1082	0
432	902	726	0
433	894	1053	0
434	1005	885	0
435	717	959	0
436	972	916	0
437	686	896	0
438	947	751	0
439	1093	952	0
440	751	1012	0
441	866	722	0
442	1025	1070	0
443	1041	1066	0

444	816	949	0
445	673	1056	0
446	688	757	0
447	1037	800	0
448	827	753	0
449	855	702	0
450	864	719	0
451	766	1011	0
452	782	748	0
453	1068	737	0
454	967	964	0
455	661	880	0
456	1007	678	0
457	905	1031	0
458	840	785	0
459	845	1003	0
460	1034	824	0
461	801	957	0
462	1066	961	0
463	1006	857	0
464	984	783	0
465	856	790	0
466	692	933	0
467	1091	890	0
468	774	738	0
469	678	832	0
470	935	1048	1
471	955	1025	1
472	700	893	1
473	1029	945	1
474	690	766	1
475	787	923	1
476	724	736	0
477	706	840	0
478	938	773	0
479	711	1007	0
480	1028	913	0
481	710	1029	0
482	680	1034	0
483	825	849	0
484	896	1092	0
485	988	739	0
486	769	887	0

487	843	760	0
488	964	684	0
489	1016	673	0
490	979	948	0
491	770	825	7
492	705	993	7
493	1059	1063	7
494	889	846	7
495	916	711	7
496	760	991	7
497	925	778	7
498	1050	847	7
499	1015	662	7
500	949	781	7
501	853	776	7
502	1045	992	7
503	784	682	7
504	704	1055	7
505	1035	679	7
506	911	1084	7
507	1018	1093	7
508	730	1091	7
509	720	1032	7
510	703	716	1
511	880	779	1
512	951	895	1
513	1082	1026	1
514	1033	1033	1
515	836	756	1
516	785	907	1
517	1065	750	1
518	719	877	1
519	1042	922	1
520	936	1039	1
521	694	982	1
522	747	1006	1
523	788	1067	1
524	992	770	1
525	665	912	1
526	735	754	1
527	775	822	1
528	759	677	1
529	808	937	1

530	667	1018	1
531	1073	809	1
532	997	848	1
533	860	874	1
534	814	797	1
535	865	708	1
536	666	730	12
537	757	727	12
538	1024	745	12
539	849	889	12
540	933	1022	12
541	798	1040	12
542	887	806	12
543	728	837	12
544	821	1019	12
545	781	936	12
546	852	795	12
547	846	835	12
548	1008	664	12
549	699	758	12
550	1062	838	12
551	960	930	12
552	743	1015	12
553	842	1021	12
554	1057	906	12
555	901	714	12
556	963	720	12
557	1044	665	12
558	738	836	12
559	891	680	12
560	1074	998	12
561	975	1095	12
562	946	816	12
563	771	724	12
564	1098	762	12
565	672	938	12
566	962	772	12
567	732	929	12
568	968	792	12
569	1072	946	12
570	1095	740	12
571	965	1017	12
572	978	1044	12

573	1089	829	12
574	841	759	12
575	932	985	12
576	871	798	12
577	1051	1013	11
578	971	1036	3
579	895	839	3
580	1083	834	11
581	939	788	13
582	999	815	13
583	822	869	13
584	797	997	12
585	839	1074	5
586	831	886	5
587	832	1030	5
588	1000	903	5
589	983	686	2
590	948	966	2
591	857	989	10
592	1092	817	14
593	1097	971	14
594	837	917	14
595	868	676	12
596	1090	850	12
597	970	1057	12
598	1043	735	12
599	778	741	12
600	928	860	12
601	664	706	12
602	898	1028	12
603	899	1024	12
604	799	667	12
605	1039	882	12
606	890	668	12
607	1078	958	12
608	991	710	12
609	745	1027	12
610	762	695	12
611	1001	831	12
612	1053	670	12
613	793	867	12
614	957	1050	11
615	959	888	3

616	1069	856	3
617	773	962	11
618	1096	976	13
619	669	914	13
620	713	859	13
621	749	977	12
622	663	1099	5
623	662	1098	5
624	873	1071	5
625	961	999	5
626	851	692	2
627	910	746	2
628	790	799	10
629	755	983	14
630	847	1000	14
631	931	1089	14
632	937	899	0
633	701	1062	0
634	1021	707	0
635	913	940	0
636	1023	784	0
637	929	902	0
638	930	808	7
639	689	701	7
640	815	1010	7
641	1047	821	7
642	754	742	7
643	918	1080	7
644	995	881	7
645	989	892	7
646	811	752	7
647	783	1005	7
648	1088	901	7
649	716	942	7
650	1014	935	7
651	966	873	7
652	677	713	7
653	870	723	7
654	915	1087	7
655	863	844	7
656	794	1059	7
657	733	1096	1
658	820	1078	1

659	914	951	1
660	985	1065	1
661	1010	694	1
662	684	891	1
663	907	852	1
664	940	767	1
665	994	1049	1
666	708	858	1
667	823	755	1
668	859	715	1
669	924	729	1
670	1052	690	1
671	789	904	1
672	926	981	1
673	807	941	1
674	668	743	1
675	884	926	1
676	848	979	1
677	748	787	1
678	1064	733	1
679	802	1004	1
680	1085	980	1
681	1030	900	1
682	744	789	1
683	803	663	12
684	996	1020	12
685	1002	671	12
686	1056	862	12
687	723	681	12
688	888	811	12
689	795	732	12
690	986	691	12
691	1022	828	12
692	1031	876	12
693	682	688	12
694	804	687	12
695	877	689	12
696	1075	883	12
697	776	915	12
698	990	973	12
699	1060	666	12
700	1048	956	12
701	746	1016	12

702	931	811	12
703	791	813	12
704	816	709	12
705	707	736	12
706	909	997	12
707	959	730	12
708	711	950	12
709	949	908	12
710	672	831	12
711	840	784	12
712	935	1003	12
713	755	829	12
714	738	1010	12
715	762	676	12
716	934	984	12
717	996	796	12
718	797	1004	12
719	882	865	12
720	850	903	12
721	863	1016	12
722	702	981	12
723	700	1029	12
724	859	1030	11
725	760	1091	3
726	1040	949	3
727	784	812	11
728	712	859	13
729	953	672	13
730	1094	794	13
731	815	890	12
732	751	1098	5
733	709	1017	5
734	857	1035	5
735	676	991	5
736	925	848	2
737	724	928	2
738	1014	790	10
739	1045	1070	14
740	946	681	14
741	932	945	14
742	677	689	12
743	1054	821	12
744	1074	1092	12

745	942	706	12
746	853	826	12
747	938	852	12
748	683	1084	12
749	684	962	12
750	1044	946	12
751	803	696	12
752	678	700	12
753	704	993	12
754	995	777	12
755	798	1087	12
756	662	969	12
757	836	759	12
758	896	1062	12
759	1042	1039	12
760	775	734	12
761	788	964	11
762	1047	994	3
763	1034	880	3
764	860	951	11
765	796	840	13
766	837	944	13
767	728	744	13
768	945	720	12
769	919	860	5
770	703	661	5
771	939	987	5
772	669	725	5
773	833	1025	2
774	818	668	2
775	756	955	10
776	1033	795	14
777	924	943	14
778	881	893	14
779	990	722	4
780	1002	719	4
781	1097	780	4
782	727	838	4
783	717	1002	4
784	858	907	4
785	744	816	4
786	974	929	4
787	790	800	4

788	991	749	4
789	1000	871	4
790	912	1040	4
791	1001	959	4
792	1032	1024	4
793	941	843	4
794	1023	875	4
795	807	844	4
796	905	1082	4
797	1100	692	4
798	802	988	4
799	1041	986	4
800	908	695	4
801	1024	783	4
802	926	740	4
803	1052	704	4
804	786	978	4
805	922	1058	4
806	944	878	4
807	883	1069	4
808	1099	685	4
809	1089	716	4
810	877	690	4
811	799	717	4
812	1091	1028	0
813	854	773	0
814	706	845	0
815	710	927	0
816	1043	967	0
817	687	823	0
818	867	713	0
819	824	841	0
820	972	881	6
821	785	791	6
822	750	918	6
823	776	762	6
824	715	1056	6
825	825	697	6
826	956	1097	6
827	664	687	6
828	793	901	6

```
Outputs/Labels of Training Data:
================================

  GPA
```

	GPA
0	2.36
1	2.36
2	1.34
3	2.76
4	2.76
5	3.25
6	3.49
7	3.24
8	2.91
9	2.80
10	2.23
11	2.83
12	2.60
13	2.77
14	2.88
15	2.58
16	2.30
17	2.78
18	4.00
19	2.98
20	2.54
21	3.32
22	3.21
23	2.48
24	2.83
25	2.73
26	3.64
27	3.60
28	3.78
29	3.89
30	3.63
31	3.28
32	2.62
33	3.78
34	2.69
35	2.64
36	3.70

37	2.70
38	1.94
39	3.42
40	2.93
41	3.06
42	3.19
43	3.35
44	3.67
45	2.61
46	3.18
47	3.50
48	3.38
49	2.55
50	3.31
51	3.30
52	3.65
53	4.00
54	2.00
55	2.50
56	3.70
57	3.70
58	2.57
59	3.45
60	2.57
61	3.78
62	2.53
63	3.78
64	3.46
65	3.05
66	1.70
67	2.23
68	2.10
69	2.85
70	1.96
71	3.89
72	3.17
73	3.57
74	2.50
75	3.61
76	3.39
77	2.50
78	2.63
79	3.30

```
80   2.58
81   3.56
82   3.00
83   3.16
84   2.50
85   2.81
86   2.70
87   3.05
88   2.89
89   1.41
90   2.40
91   2.53
92   3.66
93   2.89
94   3.50
95   2.72
96   3.78
97   3.20
98   3.25
99   2.34
100  3.26
101  3.60
102  2.12
103  4.00
104  2.64
105  3.30
106  3.76
107  3.07
108  3.07
109  3.27
110  3.96
111  3.11
112  2.88
113  3.10
114  2.98
115  3.38
116  3.28
117  3.59
118  2.98
119  3.38
120  3.30
121  3.22
122  3.30
```

```
123  2.70
124  1.89
125  1.60
126  3.80
127  3.34
128  2.55
129  3.23
130  3.30
131  3.48
132  3.24
133  2.60
134  3.33
135  3.13
136  2.97
137  3.05
138  3.18
139  3.20
140  2.70
141  2.97
142  3.05
143  3.05
144  3.00
145  2.73
146  3.12
147  2.81
148  2.73
149  3.11
150  2.66
151  3.70
152  2.70
153  2.23
154  3.33
155  3.40
156  3.12
157  4.00
158  2.73
159  2.66
160  2.92
161  3.07
162  3.36
163  3.77
164  2.98
165  3.16
```

```
166  3.23
167  2.97
168  2.72
169  3.26
170  3.30
171  2.73
172  3.43
173  3.21
174  2.84
175  2.64
176  3.47
177  3.35
178  3.29
179  3.54
180  2.95
181  3.13
182  2.96
183  3.00
184  3.07
185  3.33
186  3.26
187  2.45
188  3.34
189  3.05
190  2.94
191  3.38
192  3.38
193  2.75
194  2.81
195  3.57
196  3.12
197  2.90
198  3.58
199  3.56
200  2.96
201  3.59
202  2.30
203  2.87
204  2.87
205  3.45
206  2.84
207  3.20
208  3.36
```

```
209  2.95
210  3.07
211  2.73
212  3.26
213  3.31
214  3.11
215  3.35
216  2.96
217  3.26
218  2.55
219  1.33
220  3.31
221  3.01
222  3.48
223  2.81
224  3.53
225  2.60
226  2.89
227  2.86
228  3.56
229  2.25
230  2.63
231  3.26
232  2.55
233  2.40
234  2.46
235  2.81
236  3.40
237  3.56
238  2.88
239  2.83
240  2.85
241  2.71
242  2.88
243  2.63
244  2.63
245  2.88
246  3.01
247  2.60
248  2.41
249  2.88
250  2.83
251  3.08
```

```
252  2.88
253  2.85
254  2.68
255  2.53
256  2.93
257  2.98
258  3.35
259  2.96
260  3.26
261  2.90
262  3.54
263  3.52
264  3.66
265  2.30
266  1.93
267  3.88
268  1.80
269  3.06
270  2.49
271  3.82
272  2.57
273  2.84
274  3.72
275  3.33
276  2.73
277  3.29
278  3.71
279  3.49
280  2.45
281  3.52
282  3.52
283  3.03
284  3.78
285  2.69
286  2.66
287  3.34
288  1.79
289  2.37
290  2.46
291  3.74
292  3.69
293  3.14
294  2.90
```

```
295  1.95
296  1.94
297  3.30
298  2.84
299  2.32
300  2.05
301  3.70
302  4.00
303  3.13
304  2.93
305  3.33
306  2.45
307  2.77
308  2.75
309  3.42
310  1.84
311  1.70
312  2.53
313  2.65
314  3.49
315  1.92
316  3.45
317  2.81
318  3.53
319  2.93
320  3.76
321  3.14
322  3.94
323  2.21
324  2.22
325  3.38
326  2.98
327  3.20
328  2.88
329  3.47
330  3.79
331  2.81
332  3.86
333  2.86
334  3.81
335  3.26
336  2.27
337  3.05
```

```
338  2.67
339  1.93
340  3.41
341  3.40
342  3.64
343  2.66
344  3.41
345  3.47
346  2.07
347  3.44
348  2.00
349  2.31
350  2.30
351  2.90
352  3.08
353  3.12
354  3.39
355  3.39
356  2.84
357  3.28
358  1.87
359  2.81
360  2.49
361  1.72
362  3.80
363  3.19
364  3.16
365  3.70
366  2.78
367  2.05
368  2.40
369  3.56
370  2.83
371  1.75
372  2.25
373  2.54
374  2.87
375  2.49
376  2.94
377  2.55
378  2.49
379  2.52
380  2.21
```

```
381  1.96
382  3.04
383  3.43
384  3.89
385  2.24
386  1.87
387  3.99
388  1.87
389  1.72
390  3.50
391  2.52
392  3.70
393  1.74
394  3.30
395  3.23
396  2.78
397  3.13
398  2.09
399  2.69
400  3.04
401  2.05
402  2.00
403  2.07
404  3.60
405  3.77
406  2.98
407  3.46
408  3.51
409  1.85
410  2.65
411  3.44
412  3.15
413  3.34
414  2.32
415  2.17
416  2.85
417  2.08
418  3.71
419  3.98
420  3.07
421  2.97
422  2.99
423  2.95
```

```
424  3.20
425  3.71
426  3.06
427  3.83
428  1.87
429  3.10
430  2.96
431  3.17
432  2.51
433  2.46
434  1.75
435  3.65
436  3.25
437  3.67
438  1.92
439  1.95
440  2.02
441  3.67
442  3.72
443  3.33
444  3.19
445  2.98
446  2.52
447  2.42
448  3.84
449  3.29
450  2.19
451  2.62
452  3.75
453  3.72
454  2.24
455  3.11
456  3.73
457  3.28
458  2.09
459  2.03
460  3.50
461  3.47
462  3.76
463  2.90
464  3.54
465  2.44
466  2.16
```

```
467  3.79
468  1.95
469  2.02
470  2.12
471  1.99
472  3.71
473  3.88
474  2.89
475  3.28
476  2.91
477  1.71
478  2.29
479  2.11
480  3.66
481  1.82
482  2.22
483  3.82
484  3.16
485  2.58
486  3.22
487  3.83
488  2.01
489  2.81
490  3.33
491  3.77
492  2.53
493  3.75
494  2.92
495  1.83
496  2.42
497  2.21
498  2.03
499  3.47
500  2.00
501  2.34
502  2.30
503  1.93
504  1.86
505  2.86
506  3.77
507  2.08
508  2.30
509  2.74
```

```
510  3.08
511  3.97
512  2.72
513  1.79
514  3.72
515  3.12
516  3.09
517  3.39
518  1.82
519  3.95
520  1.71
521  1.79
522  2.33
523  3.00
524  3.92
525  3.90
526  3.46
527  1.72
528  2.44
529  3.83
530  2.76
531  2.30
532  3.38
533  2.41
534  1.79
535  3.56
536  3.94
537  3.36
538  2.02
539  3.57
540  2.59
541  1.76
542  3.05
543  3.07
544  3.86
545  3.09
546  3.06
547  2.40
548  3.10
549  1.73
550  3.67
551  2.33
552  2.20
```

```
553  2.25
554  2.80
555  3.44
556  2.07
557  3.10
558  3.29
559  3.11
560  3.57
561  2.59
562  3.39
563  2.99
564  3.76
565  3.41
566  2.34
567  2.54
568  2.39
569  2.72
570  1.89
571  3.85
572  2.28
573  2.13
574  3.16
575  2.71
576  2.97
577  3.28
578  2.87
579  2.69
580  2.99
581  3.94
582  3.39
583  2.78
584  2.31
585  3.42
586  3.86
587  3.91
588  2.46
589  3.22
590  2.95
591  3.75
592  3.66
593  2.26
594  1.91
595  3.41
```

```
596  3.52
597  1.98
598  3.75
599  3.01
600  2.71
601  3.39
602  3.44
603  3.11
604  3.56
605  1.73
606  3.24
607  2.69
608  2.87
609  2.78
610  2.42
611  2.15
612  3.28
613  2.16
614  1.73
615  2.45
616  2.91
617  3.35
618  3.25
619  3.65
620  2.87
621  2.10
622  2.66
623  2.18
624  3.43
625  2.31
626  3.47
627  2.07
628  3.02
629  3.38
630  3.55
631  2.02
632  2.06
633  2.63
634  2.53
635  3.66
636  2.36
637  3.65
638  3.09
```

```
639  2.43
640  2.08
641  3.51
642  2.45
643  2.08
644  3.39
645  2.33
646  2.99
647  3.41
648  2.76
649  2.23
650  3.64
651  3.48
652  2.52
653  3.14
654  3.88
655  2.72
656  3.36
657  2.70
658  3.40
659  3.69
660  2.94
661  2.02
662  1.71
663  3.61
664  3.67
665  2.76
666  3.29
667  3.62
668  2.55
669  2.65
670  2.67
671  2.97
672  2.82
673  2.05
674  3.86
675  2.53
676  3.43
677  1.94
678  1.79
679  2.82
680  2.57
681  2.35
```

```
682  3.06
683  3.96
684  3.77
685  3.17
686  2.48
687  2.25
688  3.05
689  2.01
690  3.51
691  2.36
692  2.66
693  3.51
694  1.84
695  3.79
696  1.97
697  2.06
698  2.54
699  2.56
700  3.90
701  2.11
702  2.57
703  3.74
704  3.55
705  1.86
706  3.14
707  2.17
708  2.20
709  1.78
710  2.29
711  1.88
712  3.37
713  1.96
714  3.32
715  2.23
716  3.73
717  3.76
718  2.00
719  3.61
720  1.71
721  3.02
722  2.12
723  3.06
724  3.81
```

```
725  3.41
726  2.60
727  2.65
728  2.80
729  2.36
730  3.92
731  2.34
732  3.89
733  3.47
734  2.45
735  2.75
736  1.85
737  3.15
738  1.97
739  2.98
740  2.82
741  3.61
742  3.69
743  2.01
744  3.90
745  1.95
746  1.83
747  3.19
748  3.60
749  3.13
750  3.02
751  2.06
752  2.49
753  2.96
754  2.22
755  3.89
756  3.71
757  3.82
758  3.28
759  3.66
760  3.10
761  2.12
762  3.86
763  2.85
764  3.97
765  3.60
766  2.14
767  2.51
```

```
768  2.97
769  3.19
770  3.29
771  2.96
772  3.45
773  3.71
774  2.96
775  2.88
776  2.58
777  2.99
778  2.57
779  3.58
780  2.34
781  3.34
782  2.31
783  3.24
784  3.26
785  1.84
786  2.78
787  3.80
788  2.08
789  2.65
790  2.40
791  2.36
792  3.17
793  2.88
794  2.86
795  3.67
796  2.17
797  2.60
798  1.98
799  2.23
800  2.48
801  2.85
802  3.40
803  2.64
804  3.34
805  2.30
806  2.91
807  3.25
808  3.48
809  1.80
810  2.71
```

```
811  3.05
812  3.68
813  2.31
814  3.85
815  2.24
816  3.87
817  2.15
818  2.57
819  3.97
820  3.16
821  3.48
822  2.57
823  2.62
824  2.69
825  3.65
826  2.11
827  3.70

828  1.99
```

6.3: Train the Regression Models

In [7]:
```
# Train the Support Vector Regressor

'''
*--------------- TRAIN_SUPPORT_VECTOR_REGRESSOR  ------------------*
|       Function: svm.LinearSVR()                                  |
|           Purpose: Train the Algorithm on Training Data          |
|       Arguments:                                                 |
|           Training Data: Provide Training Data to the Model      |
|       Return:                                                    |
|           Parameter: Model return the Training Parameters        |
*------------------------------------------------------------------*
'''
from sklearn.utils.testing import warnings
from sklearn.exceptions import ConvergenceWarning
with warnings.catch_warnings():
    warnings.filterwarnings("ignore", category=ConvergenceWarning)
    print("\n\nTraining the Support Vector Regressor on Training Data")
    print("=======================================================\n")
    print("\nParameters and their values:")
    print("============================\n")
    svr_model = LinearSVR()
    svr_model.fit(input_vector_train,np.ravel(output_label_train))
    print(svr_model)
```

```
Training the Support Vector Regressor on Training Data
=======================================================


Parameters and their values:
============================

LinearSVR(C=1.0, dual=True, epsilon=0.0, fit_intercept=True,
     intercept_scaling=1.0, loss='epsilon_insensitive', max_iter=1000,
     random_state=None, tol=0.0001, verbose=0)
```

In [8]:
```
from sklearn.utils.testing import warnings
from sklearn.exceptions import DataConversionWarning
with warnings.catch_warnings():
    warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
    warnings.filterwarnings("ignore", category=DataConversionWarning)
    print("\n\nTraining the Lasso Regression on Training Data")
    print("================================================\n")
    print("\nParameters and their values:")
    print("============================\n")
    ls_model = Lasso(random_state=0)
    ls_model.fit(input_vector_train,np.ravel(output_label_train))
    print(ls_model)
```

```
Training the Lasso Regression on Training Data
================================================


Parameters and their values:
============================

Lasso(alpha=1.0, copy_X=True, fit_intercept=True, max_iter=1000,
   normalize=False, positive=False, precompute=False, random_state=0,
   selection='cyclic', tol=0.0001, warm_start=False)
```

In [9]:
```
from sklearn.utils.testing import warnings
from sklearn.exceptions import DataConversionWarning
from sklearn.pipeline import make_pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
with warnings.catch_warnings():
    warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
    warnings.filterwarnings("ignore", category=DataConversionWarning)
    print("\n\nTraining the SGD Regression on Training Data")
    print("================================================\n")
    print("\nParameters and their values:")
    print("============================\n")
    sgd_model = make_pipeline(StandardScaler(),SGDRegressor(max_iter=1000, tol=1e-3))
    sgd_model.fit(input_vector_train,np.ravel(output_label_train))
    print(sgd_model)
```

```
Training the SGD Regression on Training Data
================================================


Parameters and their values:
============================

Pipeline(memory=None,
     steps=[('standardscaler', StandardScaler(copy=True, with_mean=True, with_std=True)), ('sgdregressor', SGD
Regressor(alpha=0.0001, average=False, early_stopping=False, epsilon=0.1,
       eta0=0.01, fit_intercept=True, l1_ratio=0.15,
       learning_rate='invscaling', loss='squared_loss', max_iter=1000,
       n_iter=None, n_iter_no_change=5, penalty='l2', power_t=0.25,
       random_state=None, shuffle=True, tol=0.001, validation_fraction=0.1,
       verbose=0, warm_start=False))])
```

Step 6.4: Save the Trained Models

In [10]:
```
# Save the Trained Models

'''
*--------------------- SAVE_THE_TRAINED_MODELS --------------------*
|        Function: dump()                                          |
|             Purpose: Save the Trained Model on your Hard Disk    |
|        Arguments:                                                |
|             Model: Model Objects                                 |
|        Return:                                                   |
|             File: Trained Model will be Saved on Hard Disk       |
*------------------------------------------------------------------*
'''

# Save the Models in a Pkl File

pickle.dump(svr_model, open('svr_trained_model.pkl', 'wb'))
pickle.dump(ls_model, open('ls_trained_model.pkl', 'wb'))
pickle.dump(sgd_model, open('sgd_trained_model.pkl', 'wb'))
```

Step 7: Execute the Testing Phase

Step 7.1: Splitting Input Vectors and Outputs / Labels of Testing Data

In [11]:
```
# Splitting Input Vectors and Outputs/Labels of Testing Data

'''
*---------------- SPLIT_INPUT_VECTORS_AND_LABELS --------------*
|        Function: iloc()                                      |
|            Purpose: Splitting Input Vector and Labels        |
|        Arguments:                                            |
|            Attribute: Name or Location Attribute to Split    |
|        Return:                                               |
|            Attribute: Split Attributes                       |
*--------------------------------------------------------------*
'''

print("\n\nInputs Vectors (Feature Vectors) of Testing Data:")
print("================================================\n")
input_vector_test = testing_data.iloc[:, 0:3]
print(input_vector_test)

print("\n\nOutputs/Labels of Testing Data:")
print("==============================\n")
print("  GPA")
output_label_test = testing_data.iloc[:, 3:]
print(output_label_test)
```

```
Inputs Vectors (Feature Vectors) of Testing Data:
================================================

     Matric Marks  FSc Marks   University Name
829           748        970                6
830          1093        669               15
831           758        965                6
832           951        837                6
833          1092        771                6
834           773        896                6
835           779        801                6
836           720        782                6
837           688       1018                6
838          1005        849                6
839           845        947                6
840           792        996                6
```

841	666	756	6
842	876	786	6
843	1064	1046	6
844	733	923	6
845	893	753	6
846	778	977	4
847	1077	862	0
848	787	1005	0
849	962	982	0
850	1012	835	0
851	682	781	0
852	1035	1096	0
853	1059	995	0
854	948	680	0
855	894	1057	0
856	752	764	0
857	975	1065	3
858	783	854	11
859	895	724	12
860	937	1020	14
861	814	922	14
862	917	1042	14
863	973	684	14
864	713	741	9
865	921	855	9
866	1068	956	9
867	911	989	9
868	1058	1001	9
869	928	1044	9
870	872	743	8
871	801	870	8
872	829	1093	0
873	766	671	0
874	1016	1012	0
875	1025	924	0
876	844	942	3
877	834	739	11
878	820	766	12
879	875	885	14
880	897	828	14
881	1062	1008	14
882	1039	752	14
883	1030	818	9

884	1010	770	9
885	817	919	9
886	823	913	9
887	843	960	9
888	958	931	9
889	1037	937	8
890	1031	1037	8
891	808	972	0
892	1029	953	0
893	855	1088	0
894	1011	998	0
895	1078	850	3
896	902	802	11
897	933	954	12
898	890	916	14
899	839	889	14
900	714	846	14
901	765	803	14
902	742	990	9
903	747	866	9
904	732	815	9
905	930	711	9
906	964	723	9
907	743	760	9
908	1049	701	8
909	961	804	8
910	936	975	0
911	1028	867	0
912	861	906	0
913	1020	1099	0
914	1076	932	3
915	869	682	11
916	943	763	12
917	667	915	14
918	878	887	14
919	976	793	14
920	695	805	14
921	1082	1007	9
922	809	729	9
923	913	940	9
924	901	1090	9
925	692	836	9
926	1051	660	9

927	754	1006	8
928	1070	864	8
929	1063	909	0
930	1080	899	0
931	993	1052	0
932	889	814	0
933	806	1078	3
934	740	679	11
935	984	809	12
936	852	806	14
937	661	754	14
938	1057	767	14
939	884	703	14
940	731	787	9
941	685	842	9
942	864	1019	9
943	722	856	9
944	862	778	9
945	810	834	9
946	671	934	8
947	969	933	8
948	708	728	0
949	966	775	0
950	1088	861	0
951	721	904	0
952	746	1064	3
953	885	1021	11
954	771	1033	12
955	967	757	14
956	1086	1061	14
957	904	857	14
958	986	912	14
959	923	979	9
960	888	686	9
961	981	673	9
962	929	1000	9
963	745	847	9
964	983	670	9
965	985	674	8
966	674	663	8
967	663	992	3
968	846	1034	3
969	800	832	11

970	865	930	13
971	1006	905	13
972	1084	699	13
973	819	710	12
974	1060	799	5
975	965	877	5
976	763	879	5
977	999	939	5
978	847	737	2
979	849	968	2
980	693	758	10
981	1079	957	14
982	804	1076	14
983	805	1009	14
984	1048	1059	12
985	960	966	12
986	998	746	12
987	832	936	12
988	734	772	12
989	701	1038	12
990	955	1043	12
991	718	707	12
992	868	1027	12
993	772	1074	12
994	980	721	12
995	1069	664	12
996	680	691	12
997	907	807	12
998	1003	733	12
999	1038	873	12
1000	759	894	12
1001	827	1031	12
1002	1075	820	12
1003	873	742	11
1004	782	1051	3
1005	696	891	3
1006	831	1023	11
1007	670	688	13
1008	1072	768	13
1009	1017	735	13
1010	691	1086	12
1011	741	738	5
1012	665	792	5

```
1013           994        872                  5
1014           906        863                  5
1015           679        662                  2
1016          1056        665                  2
1017           971       1022                 10
1018           828        819                 14
1019          1090        702                 14
1020           879        732                 14
1021           851        948                  0
1022           736        694                  0
1023           757        810                  0
1024           761        693                  0
1025           737        727                  0
1026           697       1060                  0
1027           978        853                  7
1028           987        882                  7
1029          1050        761                  7
1030           903        868                  7
1031           927        789                  7
1032           988        851                  7
1033          1026        817                  7
1034          1061        779                  7
1035           813       1100                  7

1036           997       1075                  7
```

```
Outputs/Labels of Testing Data:
==============================

  GPA
      GPA
829   3.23
830   2.29
831   1.87
832   3.05
833   2.49
834   3.52
835   1.89
836   3.75
837   2.54
838   2.11
839   3.92
```

```
840   3.78
841   1.91
842   3.72
843   2.93
844   2.62
845   3.60
846   2.04
847   1.75
848   2.68
849   2.48
850   1.85
851   2.37
852   2.42
853   3.77
854   2.25
855   2.17
856   2.48
857   3.21
858   2.98
859   3.73
860   2.80
861   2.12
862   3.13
863   3.81
864   1.97
865   2.35
866   1.73
867   2.74
868   3.11
869   3.35
870   3.11
871   1.75
872   3.10
873   2.91
874   2.48
875   3.55
876   3.20
877   2.36
878   2.49
879   1.91
880   2.28
881   2.17
882   2.01
```

```
883   2.28
884   3.39
885   3.30
886   2.95
887   3.51
888   4.00
889   3.44
890   3.73
891   1.72
892   2.19
893   2.65
894   2.43
895   3.41
896   3.18
897   3.72
898   2.25
899   3.18
900   3.25
901   3.44
902   3.86
903   1.92
904   3.35
905   3.88
906   2.64
907   2.81
908   2.93
909   3.20
910   3.77
911   1.73
912   3.85
913   3.02
914   2.78
915   3.79
916   2.49
917   2.81
918   2.78
919   3.33
920   2.78
921   2.25
922   3.69
923   2.06
924   2.28
925   3.40
```

```
926   3.04
927   2.35
928   2.27
929   3.59
930   1.82
931   2.04
932   2.23
933   2.52
934   2.58
935   2.87
936   3.60
937   3.21
938   2.30
939   2.71
940   2.13
941   3.42
942   4.00
943   3.64
944   2.68
945   3.78
946   2.82
947   2.94
948   3.47
949   2.66
950   2.42
951   2.91
952   2.43
953   2.69
954   2.25
955   2.64
956   2.45
957   2.56
958   2.42
959   2.68
960   2.77
961   3.48
962   1.93
963   3.26
964   2.57
965   2.37
966   2.76
967   2.78
968   3.92
```

```
969   3.94
970   3.21
971   2.41
972   2.47
973   2.57
974   3.41
975   2.83
976   1.78
977   1.85
978   2.21
979   3.95
980   3.65
981   2.19
982   1.74
983   1.82
984   3.85
985   3.77
986   3.48
987   2.53
988   3.07
989   3.29
990   3.86
991   2.63
992   2.15
993   2.33
994   2.79
995   3.83
996   3.02
997   3.25
998   3.04
999   2.75
1000  2.92
1001  2.77
1002  2.49
1003  2.92
1004  2.97
1005  2.72
1006  3.15
1007  2.80
1008  3.91
1009  2.13
1010  3.20
1011  3.01
```

```
1012  3.11
1013  2.76
1014  2.22
1015  3.42
1016  3.83
1017  3.79
1018  2.33
1019  3.88
1020  3.80
1021  2.33
1022  2.79
1023  3.83
1024  3.02
1025  3.25
1026  3.04
1027  2.75
1028  2.92
1029  2.77
1030  2.49
1031  2.92
1032  2.97
1033  2.72
1034  3.15
1035  2.80
1036  3.91
```

Step 7.2: Load the Saved Model

In [12]:
```
# Load the Saved Model

'''
*------------------- LOAD_SAVED_MODEL --------------------------*
|         Function: load()                                     |
|               Purpose: Method to Load Previously Saved Model |
|         Arguments:                                           |
|               Model: Trained Model                           |
|         Return:                                              |
|               File: Saved Model will be Loaded in Memory     |
*--------------------------------------------------------------*
'''

# Load the Saved Model

svr_model = pickle.load(open('svr_trained_model.pkl', 'rb'))
ls_model = pickle.load(open('ls_trained_model.pkl', 'rb'))
sgd_model = pickle.load(open('sgd_trained_model.pkl', 'rb'))
```

Step 7.3: Evaluate the Machine Learning Model

Step 7.3.1: Make Predictions with the Trained Models on Testing Data

In [13]:
```
# Evaluate the Machine Learning Model

'''
*--------------------- EVALUATE_MACHINE_LEARNING_MODEL ----------------------*
|       Function: Predict()                                                  |
|             Purpose: Make a Prediction using Algorithm on Test Data        |
|       Arguments:                                                           |
|            Testing Data: Provide Test data to the Trained Model            |
|       Return:                                                              |
|            Predictions: Model return Predictions                           |
*----------------------------------------------------------------------------*
'''

# Provide Test data to the Trained Model

model_predictions_svr = svr_model.predict(input_vector_test)
testing_data.copy(deep=True)
pd.options.mode.chained_assignment = None
testing_data["SVR Predictions"] = np.round(model_predictions_svr,2)

# Save the Predictions into CSV File

testing_data.to_csv(r'svr_model-predictions.csv', index = False, header = True)

model_predictions_svr = testing_data
print("\n\nPredictions Returned by svr_trained_model:")
print("==========================================\n")
model_predictions_svr
```

```
Predictions Returned by svr_trained_model:
==========================================
```

Out[13]:

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
829	748	970	6	3.23	3.12
830	1093	669	15	2.29	3.59
831	758	965	6	1.87	3.14

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
832	951	837	6	3.05	3.44
833	1092	771	6	2.49	3.70
834	773	896	6	3.52	3.09
835	779	801	6	1.89	2.98
836	720	782	6	3.75	2.81
837	688	1018	6	2.54	3.04
838	1005	849	6	2.11	3.59
839	845	947	6	3.92	3.33
840	792	996	6	3.78	3.26
841	666	756	6	1.91	2.64
842	876	786	6	3.72	3.19
843	1064	1046	6	2.93	3.99
844	733	923	6	2.62	3.03
845	893	753	6	3.60	3.19
846	778	977	4	2.04	3.20
847	1077	862	0	1.75	3.76
848	787	1005	0	2.68	3.25
849	962	982	0	2.48	3.64
850	1012	835	0	1.85	3.57
851	682	781	0	2.37	2.70
852	1035	1096	0	2.42	3.97
853	1059	995	0	3.77	3.89
854	948	680	0	2.25	3.21
855	894	1057	0	2.17	3.57
856	752	764	0	2.48	2.85
857	975	1065	3	3.21	3.79
858	783	854	11	2.98	3.07

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
859	895	724	12	3.73	3.17
860	937	1020	14	2.80	3.67
861	814	922	14	2.12	3.24
862	917	1042	14	3.13	3.65
863	973	684	14	3.81	3.32
864	713	741	9	1.97	2.75
865	921	855	9	2.35	3.40
866	1068	956	9	1.73	3.89
867	911	989	9	2.74	3.55
868	1058	1001	9	3.11	3.92
869	928	1044	9	3.35	3.67
870	872	743	8	3.11	3.13
871	801	870	8	1.75	3.13
872	829	1093	0	3.10	3.46
873	766	671	0	2.91	2.76
874	1016	1012	0	2.48	3.81
875	1025	924	0	3.55	3.72
876	844	942	3	3.20	3.31
877	834	739	11	2.36	3.04
878	820	766	12	2.49	3.05
879	875	885	14	1.91	3.34
880	897	828	14	2.28	3.32
881	1062	1008	14	2.17	3.96
882	1039	752	14	2.01	3.57
883	1030	818	9	2.28	3.62
884	1010	770	9	3.39	3.50
885	817	919	9	3.30	3.23

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
886	823	913	9	2.95	3.24
887	843	960	9	3.51	3.35
888	958	931	9	4.00	3.59
889	1037	937	8	3.44	3.79
890	1031	1037	8	3.73	3.90
891	808	972	0	1.72	3.25
892	1029	953	0	2.19	3.76
893	855	1088	0	2.65	3.52
894	1011	998	0	2.43	3.78
895	1078	850	3	3.41	3.76
896	902	802	11	3.18	3.29
897	933	954	12	3.72	3.57
898	890	916	14	2.25	3.42
899	839	889	14	3.18	3.26
900	714	846	14	3.25	2.90
901	765	803	14	3.44	2.97
902	742	990	9	3.86	3.14
903	747	866	9	1.92	2.99
904	732	815	9	3.35	2.89
905	930	711	9	3.88	3.23
906	964	723	9	2.64	3.33
907	743	760	9	2.81	2.84
908	1049	701	8	2.93	3.51
909	961	804	8	3.20	3.43
910	936	975	0	3.77	3.57
911	1028	867	0	1.73	3.65
912	861	906	0	3.85	3.30

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
913	1020	1099	0	3.02	3.93
914	1076	932	3	2.78	3.86
915	869	682	11	3.79	3.05
916	943	763	12	2.49	3.34
917	667	915	14	2.81	2.88
918	878	887	14	2.78	3.35
919	976	793	14	3.33	3.47
920	695	805	14	2.78	2.80
921	1082	1007	9	2.25	3.99
922	809	729	9	3.69	2.96
923	913	940	9	2.06	3.49
924	901	1090	9	2.28	3.66
925	692	836	9	3.40	2.82
926	1051	660	9	3.04	3.46
927	754	1006	8	2.35	3.19
928	1070	864	8	2.27	3.77
929	1063	909	0	3.59	3.79
930	1080	899	0	1.82	3.82
931	993	1052	0	2.04	3.81
932	889	814	0	2.23	3.24
933	806	1078	3	2.52	3.40
934	740	679	11	2.58	2.74
935	984	809	12	2.87	3.50
936	852	806	14	3.60	3.18
937	661	754	14	3.21	2.65
938	1057	767	14	2.30	3.63
939	884	703	14	2.71	3.13

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
940	731	787	9	2.13	2.85
941	685	842	9	3.42	2.81
942	864	1019	9	4.00	3.48
943	722	856	9	3.64	2.92
944	862	778	9	2.68	3.16
945	810	834	9	3.78	3.10
946	671	934	8	2.82	2.90
947	969	933	8	2.94	3.62
948	708	728	0	3.47	2.69
949	966	775	0	2.66	3.38
950	1088	861	0	2.42	3.79
951	721	904	0	2.91	2.95
952	746	1064	3	2.43	3.23
953	885	1021	11	2.69	3.54
954	771	1033	12	2.25	3.28
955	967	757	14	2.64	3.40
956	1086	1061	14	2.45	4.09
957	904	857	14	2.56	3.38
958	986	912	14	2.42	3.65
959	923	979	9	2.68	3.57
960	888	686	9	2.77	3.10
961	981	673	9	3.48	3.31
962	929	1000	9	1.93	3.61
963	745	847	9	3.26	2.96
964	983	670	9	2.57	3.31
965	985	674	8	2.37	3.31
966	674	663	8	2.76	2.55

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
967	663	992	3	2.78	2.94
968	846	1034	3	3.92	3.44
969	800	832	11	3.94	3.08
970	865	930	13	3.21	3.37
971	1006	905	13	2.41	3.68
972	1084	699	13	2.47	3.60
973	819	710	12	2.57	2.97
974	1060	799	5	3.41	3.65
975	965	877	5	2.83	3.52
976	763	879	5	1.78	3.04
977	999	939	5	1.85	3.69
978	847	737	2	2.21	3.05
979	849	968	2	3.95	3.35
980	693	758	10	3.65	2.72
981	1079	957	14	2.19	3.93
982	804	1076	14	1.74	3.42
983	805	1009	14	1.82	3.34
984	1048	1059	12	3.85	3.98
985	960	966	12	3.77	3.65
986	998	746	12	3.48	3.45
987	832	936	12	2.53	3.30
988	734	772	12	3.07	2.85
989	701	1038	12	3.29	3.12
990	955	1043	12	3.86	3.74
991	718	707	12	2.63	2.72
992	868	1027	12	2.15	3.51
993	772	1074	12	2.33	3.34

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
994	980	721	12	2.79	3.38
995	1069	664	12	3.83	3.52
996	680	691	12	3.02	2.61
997	907	807	12	3.25	3.31
998	1003	733	12	3.04	3.45
999	1038	873	12	2.75	3.72
1000	759	894	12	2.92	3.07
1001	827	1031	12	2.77	3.41
1002	1075	820	12	2.49	3.74
1003	873	742	11	2.92	3.14
1004	782	1051	3	2.97	3.30
1005	696	891	3	2.72	2.89
1006	831	1023	11	3.15	3.41
1007	670	688	13	2.80	2.58
1008	1072	768	13	3.91	3.66
1009	1017	735	13	2.13	3.49
1010	691	1086	12	3.20	3.16
1011	741	738	5	3.01	2.80
1012	665	792	5	3.11	2.69
1013	994	872	5	2.76	3.59
1014	906	863	5	2.22	3.36
1015	679	662	2	3.42	2.54
1016	1056	665	2	3.83	3.46
1017	971	1022	10	3.79	3.74
1018	828	819	14	2.33	3.14
1019	1090	702	14	3.88	3.62
1020	879	732	14	3.80	3.15

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions
1021	851	948	0	2.33	3.33
1022	736	694	0	2.79	2.72
1023	757	810	0	3.83	2.92
1024	761	693	0	3.02	2.77
1025	737	727	0	3.25	2.76
1026	697	1060	0	3.04	3.10
1027	978	853	7	2.75	3.53
1028	987	882	7	2.92	3.59
1029	1050	761	7	2.77	3.58
1030	903	868	7	2.49	3.37
1031	927	789	7	2.92	3.32
1032	988	851	7	2.97	3.55
1033	1026	817	7	2.72	3.60
1034	1061	779	7	3.15	3.63
1035	813	1100	7	2.80	3.46
1036	997	1075	7	3.91	3.87

In [14]:
```
# Evaluate the Machine Learning Model

'''
*--------------------- EVALUATE_MACHINE_LEARNING_MODEL ----------------------*
|       Function: Predict()                                                  |
|             Purpose: Make a Prediction using Algorithm on Test Data        |
|       Arguments:                                                           |
|            Testing Data: Provide Test data to the Trained Model            |
|       Return:                                                              |
|            Predictions: Model return Predictions                           |
*----------------------------------------------------------------------------*
'''

# Provide Test data to the Trained Model
model_predictions_ls = ls_model.predict(input_vector_test)
testing_data.copy(deep=True)
pd.options.mode.chained_assignment = None
testing_data["LassoR Predictions"] = np.round(model_predictions_ls,2)

# Save the Predictions into CSV File

testing_data.to_csv(r'ls_model-predictions.csv', index = False, header = True)

model_predictions_ls = testing_data
print("\n\nPredictions Returned by ls_trained_model:")
print("=========================================\n")
model_predictions_ls
```

```
Predictions Returned by ls_trained_model:
=========================================
```

Out[14]:

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
829	748	970	6	3.23	3.12	2.93
830	1093	669	15	2.29	3.59	2.91
831	758	965	6	1.87	3.14	2.93
832	951	837	6	3.05	3.44	2.92

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
833	1092	771	6	2.49	3.70	2.92
834	773	896	6	3.52	3.09	2.93
835	779	801	6	1.89	2.98	2.92
836	720	782	6	3.75	2.81	2.91
837	688	1018	6	2.54	3.04	2.94
838	1005	849	6	2.11	3.59	2.93
839	845	947	6	3.92	3.33	2.93
840	792	996	6	3.78	3.26	2.94
841	666	756	6	1.91	2.64	2.91
842	876	786	6	3.72	3.19	2.92
843	1064	1046	6	2.93	3.99	2.95
844	733	923	6	2.62	3.03	2.93
845	893	753	6	3.60	3.19	2.91
846	778	977	4	2.04	3.20	2.93
847	1077	862	0	1.75	3.76	2.93
848	787	1005	0	2.68	3.25	2.94
849	962	982	0	2.48	3.64	2.94
850	1012	835	0	1.85	3.57	2.92
851	682	781	0	2.37	2.70	2.91
852	1035	1096	0	2.42	3.97	2.95
853	1059	995	0	3.77	3.89	2.94
854	948	680	0	2.25	3.21	2.91
855	894	1057	0	2.17	3.57	2.94
856	752	764	0	2.48	2.85	2.91
857	975	1065	3	3.21	3.79	2.95
858	783	854	11	2.98	3.07	2.92
859	895	724	12	3.73	3.17	2.91

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
860	937	1020	14	2.80	3.67	2.94
861	814	922	14	2.12	3.24	2.93
862	917	1042	14	3.13	3.65	2.94
863	973	684	14	3.81	3.32	2.91
864	713	741	9	1.97	2.75	2.91
865	921	855	9	2.35	3.40	2.92
866	1068	956	9	1.73	3.89	2.94
867	911	989	9	2.74	3.55	2.94
868	1058	1001	9	3.11	3.92	2.94
869	928	1044	9	3.35	3.67	2.94
870	872	743	8	3.11	3.13	2.91
871	801	870	8	1.75	3.13	2.92
872	829	1093	0	3.10	3.46	2.95
873	766	671	0	2.91	2.76	2.90
874	1016	1012	0	2.48	3.81	2.94
875	1025	924	0	3.55	3.72	2.93
876	844	942	3	3.20	3.31	2.93
877	834	739	11	2.36	3.04	2.91
878	820	766	12	2.49	3.05	2.91
879	875	885	14	1.91	3.34	2.93
880	897	828	14	2.28	3.32	2.92
881	1062	1008	14	2.17	3.96	2.94
882	1039	752	14	2.01	3.57	2.92
883	1030	818	9	2.28	3.62	2.92
884	1010	770	9	3.39	3.50	2.92
885	817	919	9	3.30	3.23	2.93
886	823	913	9	2.95	3.24	2.93

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
887	843	960	9	3.51	3.35	2.93
888	958	931	9	4.00	3.59	2.93
889	1037	937	8	3.44	3.79	2.93
890	1031	1037	8	3.73	3.90	2.94
891	808	972	0	1.72	3.25	2.93
892	1029	953	0	2.19	3.76	2.94
893	855	1088	0	2.65	3.52	2.95
894	1011	998	0	2.43	3.78	2.94
895	1078	850	3	3.41	3.76	2.93
896	902	802	11	3.18	3.29	2.92
897	933	954	12	3.72	3.57	2.93
898	890	916	14	2.25	3.42	2.93
899	839	889	14	3.18	3.26	2.93
900	714	846	14	3.25	2.90	2.92
901	765	803	14	3.44	2.97	2.92
902	742	990	9	3.86	3.14	2.93
903	747	866	9	1.92	2.99	2.92
904	732	815	9	3.35	2.89	2.92
905	930	711	9	3.88	3.23	2.91
906	964	723	9	2.64	3.33	2.91
907	743	760	9	2.81	2.84	2.91
908	1049	701	8	2.93	3.51	2.91
909	961	804	8	3.20	3.43	2.92
910	936	975	0	3.77	3.57	2.94
911	1028	867	0	1.73	3.65	2.93
912	861	906	0	3.85	3.30	2.93
913	1020	1099	0	3.02	3.93	2.95

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
914	1076	932	3	2.78	3.86	2.93
915	869	682	11	3.79	3.05	2.91
916	943	763	12	2.49	3.34	2.92
917	667	915	14	2.81	2.88	2.93
918	878	887	14	2.78	3.35	2.93
919	976	793	14	3.33	3.47	2.92
920	695	805	14	2.78	2.80	2.91
921	1082	1007	9	2.25	3.99	2.94
922	809	729	9	3.69	2.96	2.91
923	913	940	9	2.06	3.49	2.93
924	901	1090	9	2.28	3.66	2.95
925	692	836	9	3.40	2.82	2.92
926	1051	660	9	3.04	3.46	2.91
927	754	1006	8	2.35	3.19	2.94
928	1070	864	8	2.27	3.77	2.93
929	1063	909	0	3.59	3.79	2.93
930	1080	899	0	1.82	3.82	2.93
931	993	1052	0	2.04	3.81	2.95
932	889	814	0	2.23	3.24	2.92
933	806	1078	3	2.52	3.40	2.94
934	740	679	11	2.58	2.74	2.90
935	984	809	12	2.87	3.50	2.92
936	852	806	14	3.60	3.18	2.92
937	661	754	14	3.21	2.65	2.91
938	1057	767	14	2.30	3.63	2.92
939	884	703	14	2.71	3.13	2.91
940	731	787	9	2.13	2.85	2.91

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
941	685	842	9	3.42	2.81	2.92
942	864	1019	9	4.00	3.48	2.94
943	722	856	9	3.64	2.92	2.92
944	862	778	9	2.68	3.16	2.92
945	810	834	9	3.78	3.10	2.92
946	671	934	8	2.82	2.90	2.93
947	969	933	8	2.94	3.62	2.93
948	708	728	0	3.47	2.69	2.91
949	966	775	0	2.66	3.38	2.92
950	1088	861	0	2.42	3.79	2.93
951	721	904	0	2.91	2.95	2.93
952	746	1064	3	2.43	3.23	2.94
953	885	1021	11	2.69	3.54	2.94
954	771	1033	12	2.25	3.28	2.94
955	967	757	14	2.64	3.40	2.92
956	1086	1061	14	2.45	4.09	2.95
957	904	857	14	2.56	3.38	2.92
958	986	912	14	2.42	3.65	2.93
959	923	979	9	2.68	3.57	2.94
960	888	686	9	2.77	3.10	2.91
961	981	673	9	3.48	3.31	2.91
962	929	1000	9	1.93	3.61	2.94
963	745	847	9	3.26	2.96	2.92
964	983	670	9	2.57	3.31	2.91
965	985	674	8	2.37	3.31	2.91
966	674	663	8	2.76	2.55	2.90
967	663	992	3	2.78	2.94	2.93

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
968	846	1034	3	3.92	3.44	2.94
969	800	832	11	3.94	3.08	2.92
970	865	930	13	3.21	3.37	2.93
971	1006	905	13	2.41	3.68	2.93
972	1084	699	13	2.47	3.60	2.91
973	819	710	12	2.57	2.97	2.91
974	1060	799	5	3.41	3.65	2.92
975	965	877	5	2.83	3.52	2.93
976	763	879	5	1.78	3.04	2.92
977	999	939	5	1.85	3.69	2.93
978	847	737	2	2.21	3.05	2.91
979	849	968	2	3.95	3.35	2.93
980	693	758	10	3.65	2.72	2.91
981	1079	957	14	2.19	3.93	2.94
982	804	1076	14	1.74	3.42	2.94
983	805	1009	14	1.82	3.34	2.94
984	1048	1059	12	3.85	3.98	2.95
985	960	966	12	3.77	3.65	2.94
986	998	746	12	3.48	3.45	2.91
987	832	936	12	2.53	3.30	2.93
988	734	772	12	3.07	2.85	2.91
989	701	1038	12	3.29	3.12	2.94
990	955	1043	12	3.86	3.74	2.94
991	718	707	12	2.63	2.72	2.91
992	868	1027	12	2.15	3.51	2.94
993	772	1074	12	2.33	3.34	2.94
994	980	721	12	2.79	3.38	2.91

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
995	1069	664	12	3.83	3.52	2.91
996	680	691	12	3.02	2.61	2.90
997	907	807	12	3.25	3.31	2.92
998	1003	733	12	3.04	3.45	2.91
999	1038	873	12	2.75	3.72	2.93
1000	759	894	12	2.92	3.07	2.93
1001	827	1031	12	2.77	3.41	2.94
1002	1075	820	12	2.49	3.74	2.92
1003	873	742	11	2.92	3.14	2.91
1004	782	1051	3	2.97	3.30	2.94
1005	696	891	3	2.72	2.89	2.92
1006	831	1023	11	3.15	3.41	2.94
1007	670	688	13	2.80	2.58	2.90
1008	1072	768	13	3.91	3.66	2.92
1009	1017	735	13	2.13	3.49	2.91
1010	691	1086	12	3.20	3.16	2.94
1011	741	738	5	3.01	2.80	2.91
1012	665	792	5	3.11	2.69	2.91
1013	994	872	5	2.76	3.59	2.93
1014	906	863	5	2.22	3.36	2.92
1015	679	662	2	3.42	2.54	2.90
1016	1056	665	2	3.83	3.46	2.91
1017	971	1022	10	3.79	3.74	2.94
1018	828	819	14	2.33	3.14	2.92
1019	1090	702	14	3.88	3.62	2.91
1020	879	732	14	3.80	3.15	2.91
1021	851	948	0	2.33	3.33	2.93

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions
1022	736	694	0	2.79	2.72	2.90
1023	757	810	0	3.83	2.92	2.92
1024	761	693	0	3.02	2.77	2.90
1025	737	727	0	3.25	2.76	2.91
1026	697	1060	0	3.04	3.10	2.94
1027	978	853	7	2.75	3.53	2.93
1028	987	882	7	2.92	3.59	2.93
1029	1050	761	7	2.77	3.58	2.92
1030	903	868	7	2.49	3.37	2.93
1031	927	789	7	2.92	3.32	2.92
1032	988	851	7	2.97	3.55	2.93
1033	1026	817	7	2.72	3.60	2.92
1034	1061	779	7	3.15	3.63	2.92
1035	813	1100	7	2.80	3.46	2.95
1036	997	1075	7	3.91	3.87	2.95

In [15]:
```
# Evaluate the Machine Learning Model

'''
*--------------------- EVALUATE_MACHINE_LEARNING_MODEL ----------------------*
|       Function: Predict()                                                  |
|             Purpose: Make a Prediction using Algorithm on Test Data        |
|       Arguments:                                                           |
|            Testing Data: Provide Test data to the Trained Model            |
|       Return:                                                              |
|            Predictions: Model return Predictions                           |
*----------------------------------------------------------------------------*
'''

# Provide Test data to the Trained Model
with warnings.catch_warnings():
    warnings.filterwarnings("ignore", category=FutureWarning)
    warnings.filterwarnings("ignore", category=DataConversionWarning)
    model_predictions_sgd = sgd_model.predict(input_vector_test)
    testing_data.copy(deep=True)
    pd.options.mode.chained_assignment = None
    testing_data["SGDR Predictions"] = np.round(model_predictions_sgd,2)

    # Save the Predictions into CSV File

    testing_data.to_csv(r'sgd_model-predictions.csv', index = False, header = True)

    model_predictions_sgd = testing_data
    print("\n\nPredictions Returned by sgd_trained_model:")
    print("=========================================\n")
model_predictions_sgd
```

```
Predictions Returned by sgd_trained_model:
=========================================
```

Out[15]:

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
829	748	970	6	3.23	3.12	2.93	2.94
830	1093	669	15	2.29	3.59	2.91	2.86

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
831	758	965	6	1.87	3.14	2.93	2.93
832	951	837	6	3.05	3.44	2.92	2.93
833	1092	771	6	2.49	3.70	2.92	2.93
834	773	896	6	3.52	3.09	2.93	2.93
835	779	801	6	1.89	2.98	2.92	2.91
836	720	782	6	3.75	2.81	2.91	2.91
837	688	1018	6	2.54	3.04	2.94	2.94
838	1005	849	6	2.11	3.59	2.93	2.93
839	845	947	6	3.92	3.33	2.93	2.94
840	792	996	6	3.78	3.26	2.94	2.94
841	666	756	6	1.91	2.64	2.91	2.90
842	876	786	6	3.72	3.19	2.92	2.92
843	1064	1046	6	2.93	3.99	2.95	2.97
844	733	923	6	2.62	3.03	2.93	2.93
845	893	753	6	3.60	3.19	2.91	2.91
846	778	977	4	2.04	3.20	2.93	2.95
847	1077	862	0	1.75	3.76	2.93	2.98
848	787	1005	0	2.68	3.25	2.94	2.98
849	962	982	0	2.48	3.64	2.94	2.99
850	1012	835	0	1.85	3.57	2.92	2.97
851	682	781	0	2.37	2.70	2.91	2.94
852	1035	1096	0	2.42	3.97	2.95	3.01
853	1059	995	0	3.77	3.89	2.94	3.00
854	948	680	0	2.25	3.21	2.91	2.94
855	894	1057	0	2.17	3.57	2.94	3.00
856	752	764	0	2.48	2.85	2.91	2.94
857	975	1065	3	3.21	3.79	2.95	2.98

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
858	783	854	11	2.98	3.07	2.92	2.89
859	895	724	12	3.73	3.17	2.91	2.87
860	937	1020	14	2.80	3.67	2.94	2.90
861	814	922	14	2.12	3.24	2.93	2.88
862	917	1042	14	3.13	3.65	2.94	2.91
863	973	684	14	3.81	3.32	2.91	2.86
864	713	741	9	1.97	2.75	2.91	2.88
865	921	855	9	2.35	3.40	2.92	2.91
866	1068	956	9	1.73	3.89	2.94	2.93
867	911	989	9	2.74	3.55	2.94	2.93
868	1058	1001	9	3.11	3.92	2.94	2.94
869	928	1044	9	3.35	3.67	2.94	2.94
870	872	743	8	3.11	3.13	2.91	2.90
871	801	870	8	1.75	3.13	2.92	2.91
872	829	1093	0	3.10	3.46	2.95	3.00
873	766	671	0	2.91	2.76	2.90	2.93
874	1016	1012	0	2.48	3.81	2.94	3.00
875	1025	924	0	3.55	3.72	2.93	2.99
876	844	942	3	3.20	3.31	2.93	2.96
877	834	739	11	2.36	3.04	2.91	2.87
878	820	766	12	2.49	3.05	2.91	2.87
879	875	885	14	1.91	3.34	2.93	2.88
880	897	828	14	2.28	3.32	2.92	2.87
881	1062	1008	14	2.17	3.96	2.94	2.91
882	1039	752	14	2.01	3.57	2.92	2.87
883	1030	818	9	2.28	3.62	2.92	2.91
884	1010	770	9	3.39	3.50	2.92	2.90

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
885	817	919	9	3.30	3.23	2.93	2.91
886	823	913	9	2.95	3.24	2.93	2.91
887	843	960	9	3.51	3.35	2.93	2.92
888	958	931	9	4.00	3.59	2.93	2.92
889	1037	937	8	3.44	3.79	2.93	2.94
890	1031	1037	8	3.73	3.90	2.94	2.95
891	808	972	0	1.72	3.25	2.93	2.98
892	1029	953	0	2.19	3.76	2.94	2.99
893	855	1088	0	2.65	3.52	2.95	3.00
894	1011	998	0	2.43	3.78	2.94	3.00
895	1078	850	3	3.41	3.76	2.93	2.96
896	902	802	11	3.18	3.29	2.92	2.89
897	933	954	12	3.72	3.57	2.93	2.91
898	890	916	14	2.25	3.42	2.93	2.89
899	839	889	14	3.18	3.26	2.93	2.88
900	714	846	14	3.25	2.90	2.92	2.86
901	765	803	14	3.44	2.97	2.92	2.86
902	742	990	9	3.86	3.14	2.93	2.92
903	747	866	9	1.92	2.99	2.92	2.90
904	732	815	9	3.35	2.89	2.92	2.89
905	930	711	9	3.88	3.23	2.91	2.89
906	964	723	9	2.64	3.33	2.91	2.89
907	743	760	9	2.81	2.84	2.91	2.88
908	1049	701	8	2.93	3.51	2.91	2.90
909	961	804	8	3.20	3.43	2.92	2.91
910	936	975	0	3.77	3.57	2.94	2.99
911	1028	867	0	1.73	3.65	2.93	2.98

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
912	861	906	0	3.85	3.30	2.93	2.97
913	1020	1099	0	3.02	3.93	2.95	3.01
914	1076	932	3	2.78	3.86	2.93	2.97
915	869	682	11	3.79	3.05	2.91	2.87
916	943	763	12	2.49	3.34	2.92	2.88
917	667	915	14	2.81	2.88	2.93	2.87
918	878	887	14	2.78	3.35	2.93	2.88
919	976	793	14	3.33	3.47	2.92	2.87
920	695	805	14	2.78	2.80	2.91	2.86
921	1082	1007	9	2.25	3.99	2.94	2.94
922	809	729	9	3.69	2.96	2.91	2.88
923	913	940	9	2.06	3.49	2.93	2.92
924	901	1090	9	2.28	3.66	2.95	2.94
925	692	836	9	3.40	2.82	2.92	2.89
926	1051	660	9	3.04	3.46	2.91	2.89
927	754	1006	8	2.35	3.19	2.94	2.93
928	1070	864	8	2.27	3.77	2.93	2.93
929	1063	909	0	3.59	3.79	2.93	2.99
930	1080	899	0	1.82	3.82	2.93	2.99
931	993	1052	0	2.04	3.81	2.95	3.00
932	889	814	0	2.23	3.24	2.92	2.96
933	806	1078	3	2.52	3.40	2.94	2.97
934	740	679	11	2.58	2.74	2.90	2.86
935	984	809	12	2.87	3.50	2.92	2.89
936	852	806	14	3.60	3.18	2.92	2.87
937	661	754	14	3.21	2.65	2.91	2.85
938	1057	767	14	2.30	3.63	2.92	2.87

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
939	884	703	14	2.71	3.13	2.91	2.85
940	731	787	9	2.13	2.85	2.91	2.89
941	685	842	9	3.42	2.81	2.92	2.89
942	864	1019	9	4.00	3.48	2.94	2.93
943	722	856	9	3.64	2.92	2.92	2.90
944	862	778	9	2.68	3.16	2.92	2.89
945	810	834	9	3.78	3.10	2.92	2.90
946	671	934	8	2.82	2.90	2.93	2.91
947	969	933	8	2.94	3.62	2.93	2.93
948	708	728	0	3.47	2.69	2.91	2.93
949	966	775	0	2.66	3.38	2.92	2.96
950	1088	861	0	2.42	3.79	2.93	2.98
951	721	904	0	2.91	2.95	2.93	2.96
952	746	1064	3	2.43	3.23	2.94	2.97
953	885	1021	11	2.69	3.54	2.94	2.92
954	771	1033	12	2.25	3.28	2.94	2.91
955	967	757	14	2.64	3.40	2.92	2.87
956	1086	1061	14	2.45	4.09	2.95	2.92
957	904	857	14	2.56	3.38	2.92	2.88
958	986	912	14	2.42	3.65	2.93	2.89
959	923	979	9	2.68	3.57	2.94	2.93
960	888	686	9	2.77	3.10	2.91	2.88
961	981	673	9	3.48	3.31	2.91	2.89
962	929	1000	9	1.93	3.61	2.94	2.93
963	745	847	9	3.26	2.96	2.92	2.90
964	983	670	9	2.57	3.31	2.91	2.89
965	985	674	8	2.37	3.31	2.91	2.89

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
966	674	663	8	2.76	2.55	2.90	2.87
967	663	992	3	2.78	2.94	2.93	2.95
968	846	1034	3	3.92	3.44	2.94	2.97
969	800	832	11	3.94	3.08	2.92	2.89
970	865	930	13	3.21	3.37	2.93	2.89
971	1006	905	13	2.41	3.68	2.93	2.90
972	1084	699	13	2.47	3.60	2.91	2.87
973	819	710	12	2.57	2.97	2.91	2.86
974	1060	799	5	3.41	3.65	2.92	2.94
975	965	877	5	2.83	3.52	2.93	2.94
976	763	879	5	1.78	3.04	2.92	2.93
977	999	939	5	1.85	3.69	2.93	2.95
978	847	737	2	2.21	3.05	2.91	2.93
979	849	968	2	3.95	3.35	2.93	2.97
980	693	758	10	3.65	2.72	2.91	2.87
981	1079	957	14	2.19	3.93	2.94	2.90
982	804	1076	14	1.74	3.42	2.94	2.90
983	805	1009	14	1.82	3.34	2.94	2.89
984	1048	1059	12	3.85	3.98	2.95	2.93
985	960	966	12	3.77	3.65	2.94	2.91
986	998	746	12	3.48	3.45	2.91	2.88
987	832	936	12	2.53	3.30	2.93	2.90
988	734	772	12	3.07	2.85	2.91	2.87
989	701	1038	12	3.29	3.12	2.94	2.90
990	955	1043	12	3.86	3.74	2.94	2.92
991	718	707	12	2.63	2.72	2.91	2.86
992	868	1027	12	2.15	3.51	2.94	2.91

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
993	772	1074	12	2.33	3.34	2.94	2.91
994	980	721	12	2.79	3.38	2.91	2.87
995	1069	664	12	3.83	3.52	2.91	2.87
996	680	691	12	3.02	2.61	2.90	2.85
997	907	807	12	3.25	3.31	2.92	2.88
998	1003	733	12	3.04	3.45	2.91	2.88
999	1038	873	12	2.75	3.72	2.93	2.90
1000	759	894	12	2.92	3.07	2.93	2.89
1001	827	1031	12	2.77	3.41	2.94	2.91
1002	1075	820	12	2.49	3.74	2.92	2.90
1003	873	742	11	2.92	3.14	2.91	2.88
1004	782	1051	3	2.97	3.30	2.94	2.97
1005	696	891	3	2.72	2.89	2.92	2.94
1006	831	1023	11	3.15	3.41	2.94	2.92
1007	670	688	13	2.80	2.58	2.90	2.84
1008	1072	768	13	3.91	3.66	2.92	2.88
1009	1017	735	13	2.13	3.49	2.91	2.87
1010	691	1086	12	3.20	3.16	2.94	2.91
1011	741	738	5	3.01	2.80	2.91	2.91
1012	665	792	5	3.11	2.69	2.91	2.91
1013	994	872	5	2.76	3.59	2.93	2.94
1014	906	863	5	2.22	3.36	2.92	2.94
1015	679	662	2	3.42	2.54	2.90	2.91
1016	1056	665	2	3.83	3.46	2.91	2.94
1017	971	1022	10	3.79	3.74	2.94	2.93
1018	828	819	14	2.33	3.14	2.92	2.87
1019	1090	702	14	3.88	3.62	2.91	2.87

	Matric Marks	FSc Marks	University Name	GPA	SVR Predictions	LassoR Predictions	SGDR Predictions
1020	879	732	14	3.80	3.15	2.91	2.86
1021	851	948	0	2.33	3.33	2.93	2.98
1022	736	694	0	2.79	2.72	2.90	2.93
1023	757	810	0	3.83	2.92	2.92	2.95
1024	761	693	0	3.02	2.77	2.90	2.93
1025	737	727	0	3.25	2.76	2.91	2.94
1026	697	1060	0	3.04	3.10	2.94	2.98
1027	978	853	7	2.75	3.53	2.93	2.93
1028	987	882	7	2.92	3.59	2.93	2.93
1029	1050	761	7	2.77	3.58	2.92	2.92
1030	903	868	7	2.49	3.37	2.93	2.92
1031	927	789	7	2.92	3.32	2.92	2.91
1032	988	851	7	2.97	3.55	2.93	2.93
1033	1026	817	7	2.72	3.60	2.92	2.92
1034	1061	779	7	3.15	3.63	2.92	2.92
1035	813	1100	7	2.80	3.46	2.95	2.95
1036	997	1075	7	3.91	3.87	2.95	2.96

Step 7.4: Calculate the Root Mean Squared Error

In [16]:
```
# Calculate the Root Mean Squared Error

'''
/*----------------------- CALCULATE_ROOT_MEAN_SQUARE_ERROR -----------------*
|          Function: mean_squared_error()                                  |
|                Purpose: Evaluate the algorithm on Testing data           |
|          Arguments:                                                      |
|                Prediction: Predicted values                              |
|                Label: Actual values                                      |
|          Return:                                                         |
|                Root Mean Squared Error                                   |
*--------------------------------------------------------------------------*
'''

# Calculate the Root Mean Squared Error

svr_model_rmse = math.sqrt(mean_squared_error(model_predictions_svr["GPA"],model_predictions_svr["SVR Prediction
ls_model_rmse = math.sqrt(mean_squared_error(model_predictions_ls["GPA"],model_predictions_ls["LassoR Prediction
sgd_model_rmse = math.sqrt(mean_squared_error(model_predictions_sgd["GPA"],model_predictions_sgd["SGDR Predictio

print("\n\nRoot Mean Squared Errors of Models:")
print("==================================\n")
print("SVR: {}".format(round(svr_model_rmse,2)))
print("LassoR: {}".format(round(ls_model_rmse,2)))
print("SGDR: {}".format(round(sgd_model_rmse,2)))
```

```
Root Mean Squared Errors of Models:
==================================

SVR: 0.87
LassoR: 0.62
SGDR: 0.62
```

Step 7.5: Best Fit

In [17]:
```
regressors = ["SVR", "LassoR", "SGDR"]
rmse = np.array([svr_model_rmse,ls_model_rmse,sgd_model_rmse])
minimum_rmse = np.argmin(rmse)
print("Best Regressor: ", regressors[minimum_rmse])
```

```
Best Regressor:  LassoR
```

Step 8: Execute the Application Phase

Step 8.1: Take Input from User

In [18]:
```
# Take Input from User

'''
*---------------- TAKE_USER_INPUT ----------------*
'''

matric_marks_input = input("\nPlease enter your Matric Marks : ").strip()
fsc_marks_input = input("\nPlease enter your FSc Marks : ").strip()
university_name_input = input("\nPlease enter your University Name : ").strip()
```

```
Please enter your Matric Marks : 871

Please enter your FSc Marks : 830

Please enter your University Name : COMSATS
```

Step 8.2: Convert User Input into Feature Vector (Exactly Same as Feature Vectors of Sample Data)

In [19]:
```
# Convert User Input into Feature Vector

user_input = pd.DataFrame({ 'Matric Marks': [matric_marks_input],'FSC Marks': [fsc_marks_input],'University Name

print("\n\nUser Input Feature Vector:")
print("==========================\n")
user_input
```

```
User Input Feature Vector:
==========================
```

Out[19]:

	Matric Marks	FSC Marks	University Name
0	871	830	COMSATS

Step 8.3: Label Encoding of Feature Vector (Exactly Same as Label Encoded Feature Vectors of Sample Data)

In [20]:
```
from sklearn import preprocessing
le = preprocessing.LabelEncoder()
user_input['University Name'] = le.fit_transform(user_input['University Name'])
print("After Label Encoding User Input:")
print("================================\n")
user_input
```

```
After Label Encoding User Input:
================================
```

Out[20]:

	Matric Marks	FSC Marks	University Name
0	871	830	0

Step 8.4: Load the Train Model

In [21]:
```
# Load the Saved Model

'''
*----------------------- LOAD_SAVED_MODEL --------------------------*
|         Function: load()                                         |
|             Purpose: Method to Load Previously Saved Model       |
|         Arguments:                                               |
|               Model: Trained Model                               |
|         Return:                                                  |
|               File: Saved Model will be Loaded in Memory         |
*------------------------------------------------------------------*
'''

# Load the Saved Model

model = pickle.load(open('ls_trained_model.pkl', 'rb'))
```

Step 8.5: Model Prediction

Step 8.5.1: Apply Model on the Label Encoded Feature Vector of unseen instance and return Prediction to the User

In [22]:
```
# Prediction of Unseen Instance

'''
*--------------------------  MODEL_PREDICTION --------------------------*
|           Function: predict()                                         |
|                 Purpose: Use Trained Model to Predict the Output      |
|                          of Unseen Instances                          |
|           Arguments:                                                  |
|                 User Data: Label Encoded Feature Vector of            |
|                            Unseen Instances                           |
|           Return:                                                     |
|                 GPA                                                   |
*-----------------------------------------------------------------------*
'''

# Make a Prediction on Unseen Data
predicted_gpa = model.predict(user_input)

# Add the Prediction in a Pretty Table

pretty_table = PrettyTable()
pretty_table.add_column("       ** Prediction **       ",np.round(predicted_gpa,2))
print(pretty_table)
```

```
+--------------------------------+
|        ** Prediction **        |
+--------------------------------+
|              2.92              |
+--------------------------------+
```

Step 9: Execute the Feedback Phase

A Two-Step Process

Step 01: After some time, take Feedback from

- Domain Experts and Users on deployed GPA Prediction System

Step 02: Make a List of Possible Improvements based on Feedback received

Step 10: Improve Model based on Feedback

There is Always Room for Improvement

Based on Feedback from Domain Experts and Users

- Improve your Model

==========

JAZAK ALLAH KHAIR

==========