به نام خدا

دانشکده مهندسی مکانیک

نام درس: هوش مصنوعی

تمرین ۲ (یادگیری ماشین)

استاد درس: دکتر شریعت‌پناهی

دانشجو:

مهدی نوذری

۸۱۰۶۰۱۱۳۹

بهار ۱۴۰۳

۱ بخش اول: رگرسیون

در این بخش طراحی و تربیت مدلی انجام می‌شود که بر اساس ۲۴ ویژگی خودرو، قیمت آن را پیش بینی می‌کند.

۱.۱ بررسی دادگان خام

با استفاده از دستور `df.info()` اطلاعات و ساختار کلی داده‌ها به دست می‌آید که در جدول ۱ نشان داده شده اند. همچنین در جدول ۲

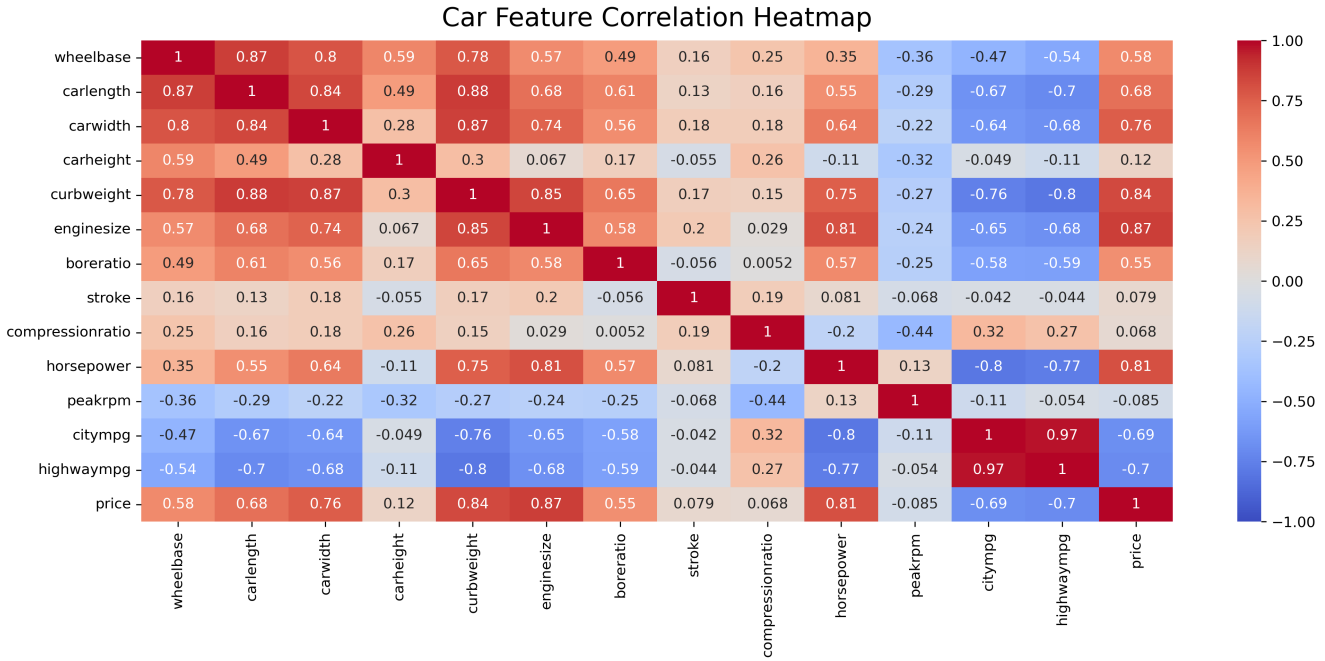
جدول ۱: ساختار کلی داده‌ها

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	car_ID	205 non-null	int64
1	symboling	205 non-null	int64
2	CarName	205 non-null	object
3	fueltype	205 non-null	object
4	aspiration	205 non-null	object
5	doornumber	205 non-null	object
6	carbody	205 non-null	object
7	drivewheel	205 non-null	object
8	enginelocation	205 non-null	object
9	wheelbase	205 non-null	float64
10	carlength	205 non-null	float64
11	carwidth	205 non-null	float64
12	carheight	205 non-null	float64
13	curbweight	205 non-null	int64
14	enginetype	205 non-null	object
15	cylindernumber	205 non-null	object
16	enginesize	205 non-null	int64
17	fuelsystem	205 non-null	object
18	boreratio	205 non-null	float64
19	stroke	205 non-null	float64
20	compressionratio	205 non-null	float64
21	horsepower	205 non-null	int64
22	peakrpm	205 non-null	int64
23	citympg	205 non-null	int64
24	highwaympg	205 non-null	int64
25	price	205 non-null	float64

اطلاعات آماری ویژگی‌هایی که با اعداد توصیف می‌شوند شامل مقادیر کمینه، بیشینه و انحراف معیار قابل مشاهده است. به منظور درک وابستگی ویژگی‌ها با یکدیگر، نمودار correlation را می‌توان در شکل ۱ دید.

جدول ۲ : مقادیر آماری داده‌های عددی

Feature	Max	Min	Std
wheelbase	120.90	86.60	3.626178e+01
carlength	208.10	141.10	1.522087e+02
carwidth	72.30	60.30	4.601900e+00
carheight	59.80	47.80	5.970800e+00
curbweight	4066.00	1488.00	2.711079e+05
enginesize	326.00	61.00	1.734114e+03
boreratio	3.94	2.54	7.335631e-02
stroke	4.17	2.07	9.834309e-02
compressionratio	23.00	7.00	1.577710e+01
horsepower	288.00	48.00	1.563741e+03
peakrpm	6600.00	4150.00	2.275153e+05
citympg	49.00	13.00	4.279962e+01
highwaympg	54.00	16.00	4.742310e+01
price	45400.00	5118.00	6.382176e+07



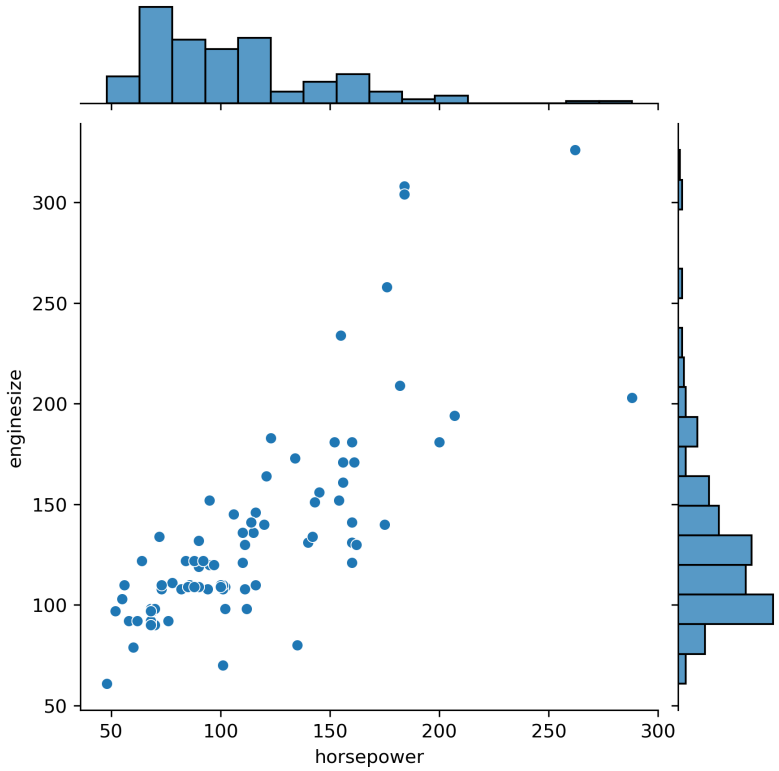
شکل ۱ : نمودار وابستگی داده‌ها

۲.۱ پیش پردازش دادگان

به منظور جداسازی داده‌های آموزش و آزمون با استفاده از `test_train_split` ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و باقی برای آزمون جدا شدند. بنابراین ۱۴۳ داده برای آموزش و ۶۲ داده مخصوص آزمون هستند.

شکل ۲ نشان‌دهنده ارتباط بین دو ویژگی horsepower و enginesize می‌باشد. از این نمودار می‌توان دریافت که این داده ها تقریبا رابطه

خطی مستقیم با یک‌دیگر دارند. به این ترتیب با افزایش حجم موتور، توان افزایش می‌یابد که امری منطقیست.



شکل ۲: نمودار ارتباط دو ویژگی horsepower و enginesize

به منظور جداسازی ویژگی‌های موثر تر در تعیین قیمت خودرو، `SelectKBest` می‌توان ۱۰ ویژگی موثرتر را انتخاب نمود. معیار `f_regression` به دلیل اینکه در نهایت مدل رگرسیون است انتخاب می‌شود.

۳.۱ انتخاب، آموزش و ارزیابی مدل

برای ارزیابی مدل دو معیار زیر در نظر گرفته می‌شوند.

۱. RSME

$$RSME = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(\hat{y}_i^2 - y_i)^2}{n}}$$

در این رابطه عبارت داخل پرانتز همان خطای پیش‌بینی مقدار می‌باشد.

۲. R^2score

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y}_i)^2}$$

در این رابطه عبارت روی کسر خطای پیش‌بینی و $\bar{y}$ میانگین داده‌هاست.

جدول ۳: دقت مدل‌های آموزش داده شده

Model	**Train R^2 Score**	**Test R^2 Score**	**Test RMSE**
Linear Regression	0.866847	0.797497	3745.707
Lasso Regression	0.866847	0.797495	3745.720
Ridge Regression	0.866755	0.797754	3743.329
SVR ($C = 20000$, $\epsilon = 1$)	0.978306	0.840435	3324.956

به طور کلی تفاوت قابل ملاحظه‌ای میان ۳ مدل اول دیده نمی‌شود. اما با تنظیم مناسب پارامتر همسان‌سازی C در مدل SVR می‌توان به نسبت مدل‌های دیگر نتیجه مطلوب‌تری گرفت. در این مسئله مقدار C با صحیح و خطا پیدا شده اما برای پیدا کردن مقدار C بهینه در مدل می‌توان از `GridSearchCV` استفاده نمود.

۲ بخش دوم: دسته‌بندی

در این قسمت یک مسئله دسته‌بندی وجود دارد که باید در نهایت مدلی آموزش داده شود که براساس ۸ ویژگی افراد مونث، داشتن دیابت را پیش‌بینی کند.

۱.۲ بررسی دادگان خام

با استفاده از دستور `df.info()` اطلاعات و ساختار کلی داده‌ها به دست می‌آید که در جدول ۴ نشان داده شده اند.

جدول ۴: ساختار کلی داده‌ها

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Pregnancies	635 non-null	float64
1	Glucose	654 non-null	float64
2	BloodPressure	680 non-null	float64
3	SkinThickness	624 non-null	float64
4	Insulin	680 non-null	float64
5	BMI	684 non-null	float64
6	DiabetesPedigreeFunction	590 non-null	float64
7	Age	655 non-null	float64
8	Outcome	768 non-null	int64

با استفاده از دستور `df.describe()` اطلاعات آماری داده‌ها در جدول ۵ نشان داده شده اند.

به منظور اصلاح داده‌های ناموجود، ابتدا تعداد داده‌های ناموجود را بررسی می‌کنیم که در جدول ۶ آمده است.

با توجه به تعداد مقادیر ناموجود، حذف کردن داده‌ها انتخاب خوبی نمی‌باشد زیرا تعداد خوبی از داده‌ها را از بین می‌برد. بنابراین به جای داده‌های ناموجود، باید میانگین را با استفاده از دستور `fillna` قرار دهیم. به دلیل وجود داده‌های پرت، چون این داده‌ها رو میانگین

جدول ۵: اطلاعات به دست آمده از طریق روش describe

	Pregnancies	**Glucose**	**BloodPressure**	**SkinThickness**	**Insulin**	**BMI**	**Diabetes Pedigree Function**	**Age**	**Outcome**
count	635.00	654.00	680.00	624.00	680.00	684.00	590.00	655.00	768.00
mean	3.70	113.42	68.79	20.39	80.12	32.08	0.47	33.16	0.35
std	3.52	202.82	19.72	15.99	115.68	7.80	0.32	13.83	0.48
min	-22.00	-5000.00	-2.00	0.00	0.00	0.00	0.08	-150.00	0.00
25%	1.00	99.00	62.00	0.00	0.00	27.38	0.24	24.00	0.00
50%	3.00	117.00	72.00	23.00	34.00	32.30	0.37	29.00	0.00
75%	6.00	140.75	80.00	32.00	129.25	36.60	0.61	41.00	1.00
max	17.00	199.00	122.00	99.00	846.00	67.10	2.33	81.00	1.00

جدول ۶: تعداد مقادیر ناموجود

Column	Missing Value Count	Percentage
Pregnancies	133	0.209449
Glucose	114	0.174312
BloodPressure	88	0.129412
SkinThickness	144	0.230769
Insulin	88	0.129412
BMI	84	0.122807
DiabetesPedigreeFunction	178	0.301695
Age	113	0.172519
Outcome	0	0.000000

تاثیرگذار هستند و تعدادی از این داده‌ها نه تنها پرت بلکه غیر قابل قبول هستند (۲۲- بار حاملگی)، این کار را بعد از اصلاح داده‌ها انجام می‌دهیم. همچنین برای درک ارتباط بین ویژگی‌ها نمودار correlation در شکل ۳ رسم شده است.

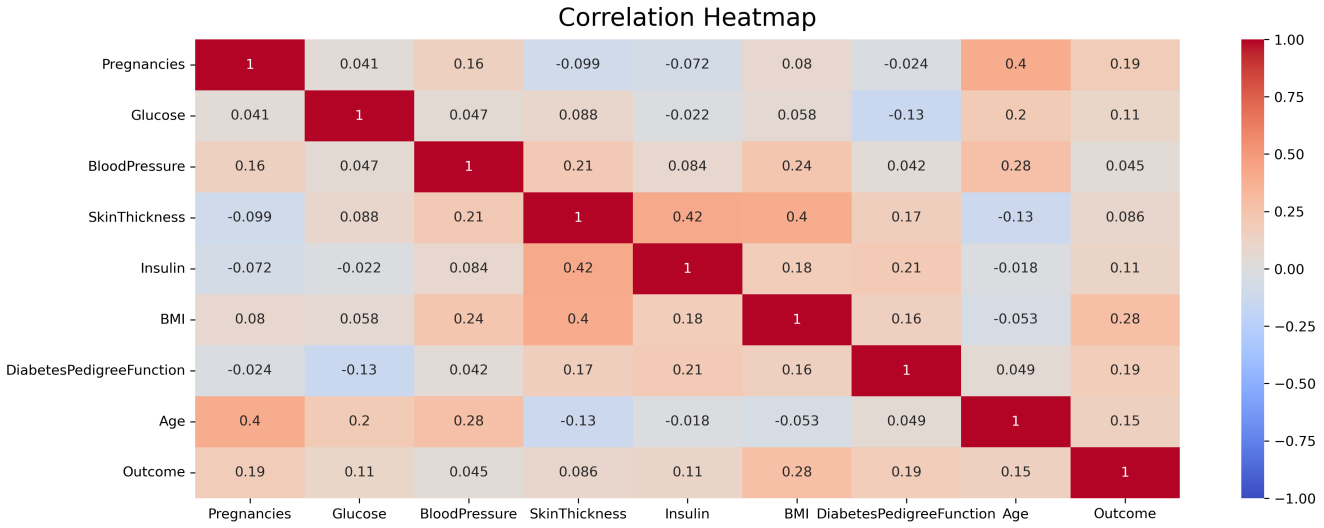
برای اصلاح داده‌ها ابتدا با رسم چندین نمودار با توزیع داده‌ها آشنا می‌شویم. شکل ۴ تعداد تکرار داده‌های خام را نشان می‌دهند.
نمودارهای scatter در ؟؟ و نمودارهای hexbin در ؟؟ قابل مشاهده هستند.

۲.۲ پیش پردازش دادگان

به منظور حذف داده‌های پرت، مقدار IQR را حساب می‌کنیم که به زبان ساده اختلاف میان چارک سوم و اول است.

$$IQR = Q_3 - Q_1 \tag{۱}$$

داده‌هایی که از ۱/۵ برابر این مقدار نسبت به چارک‌های اول و سوم فاصله داشته باشند، حذف خواهند شد. به این ترتیب، توزیع داده‌ها پس از انجام اصلاحات در شکل ۷ در می‌آید. همچنین مقایسه مقدار skewness برای قبل و بعد اصلاح داده‌ها در جدول ۷ آمده است.



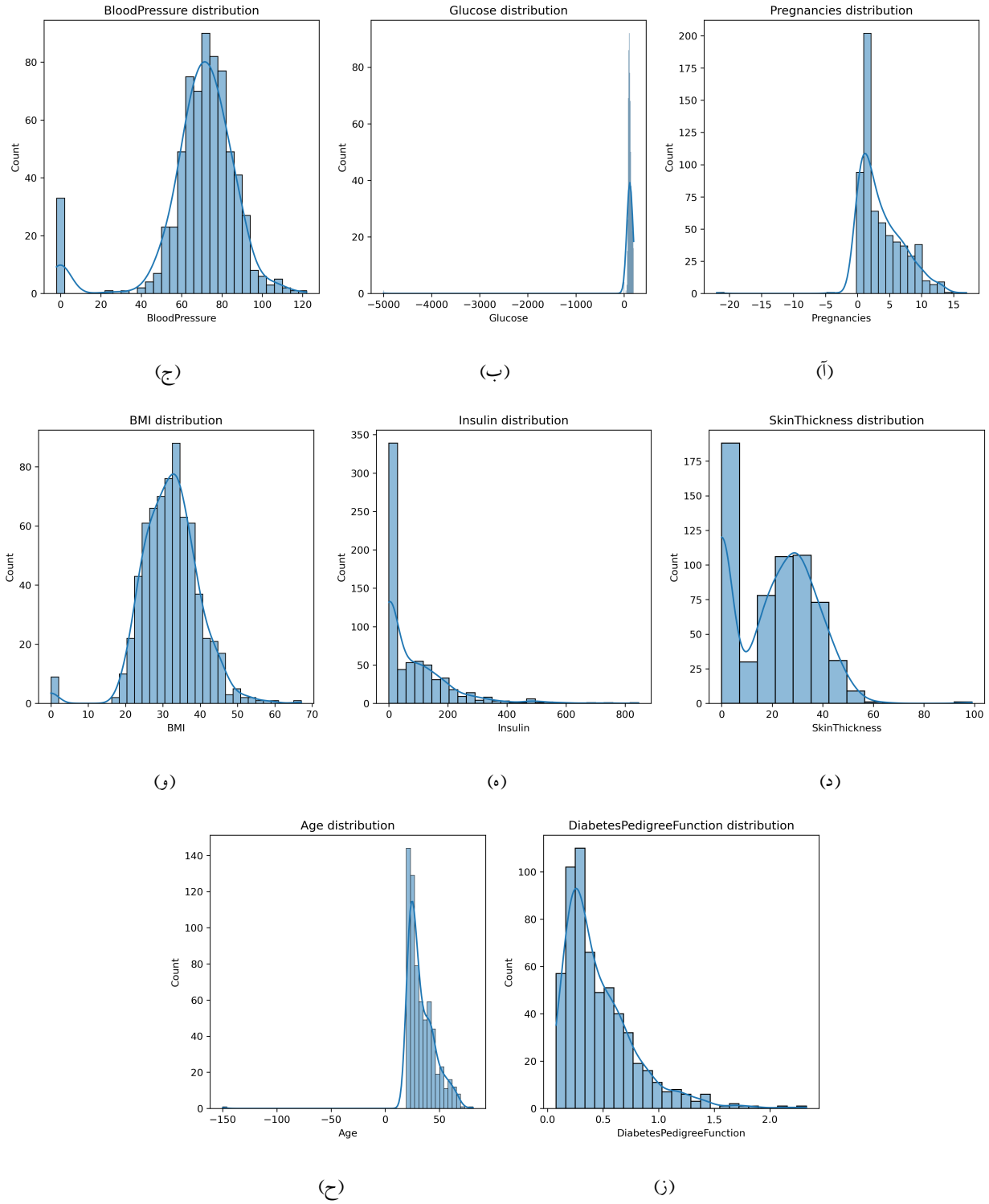
شکل ۳: نمودار وابستگی داده‌ها

جدول ۷: مقدار skewness برای قبل و بعد اصلاح داده‌های پرت

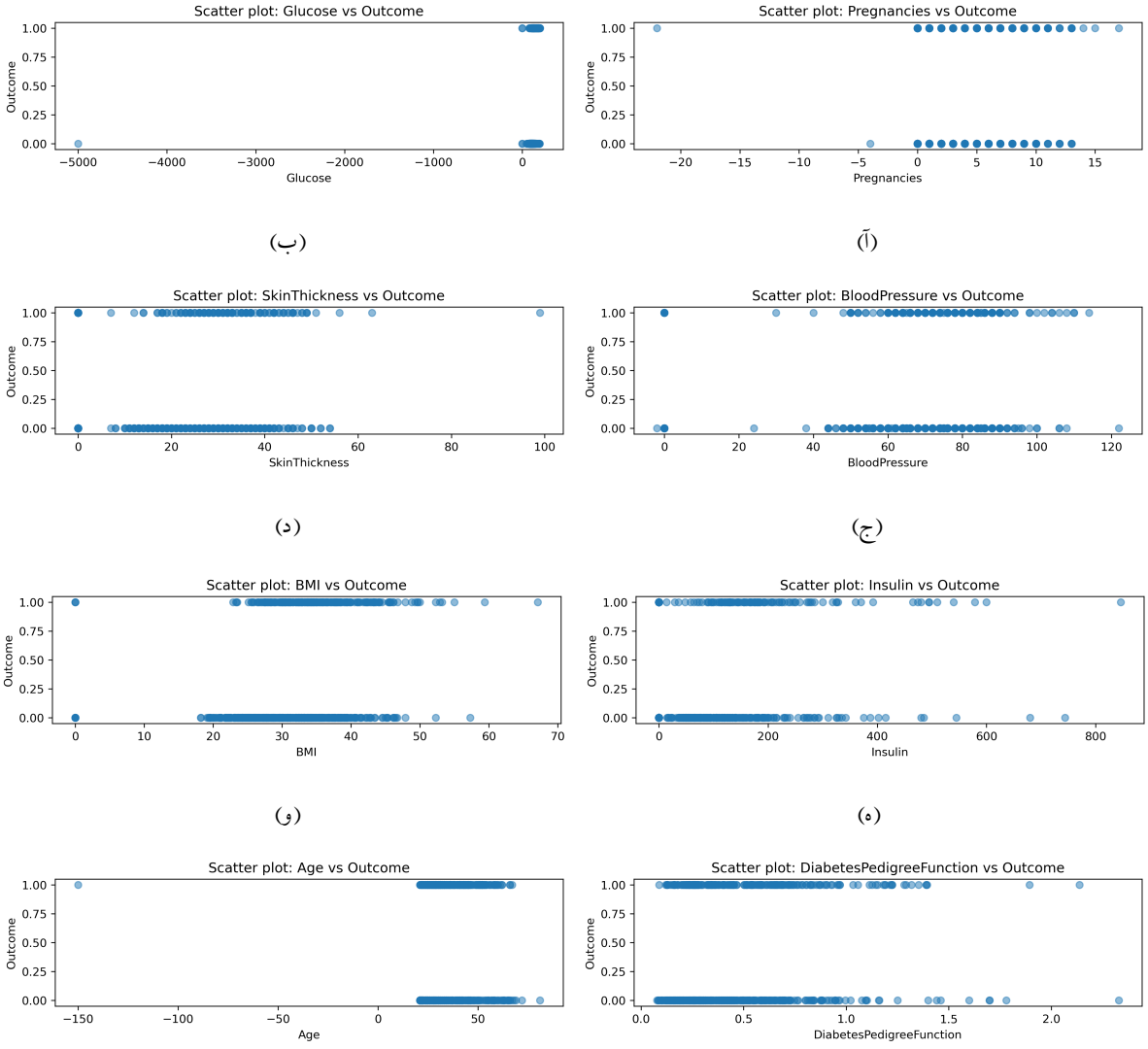
Column	Skewness (before)	Skewness (after)
Pregnancies	0.25119	0.85010
Glucose	-24.61344	0.41643
BloodPressure	-1.82534	-0.39650
SkinThickness	0.16367	0.06288
Insulin	2.30348	1.18579
BMI	-0.35182	0.16488
DiabetesPedigreeFunction	1.78627	1.00988
Age	-2.83221	0.98922

سپس مقادیر ناموجود با میانگین مقادیر جابه‌جا می‌شوند. همچنین از جایی که مقادیر منفی صحیح نمی‌باشند، به مقادیر منفی نیز مقادیر میانگین نسبت داده می‌شود تا دقت نهایی مدل بالا رود.

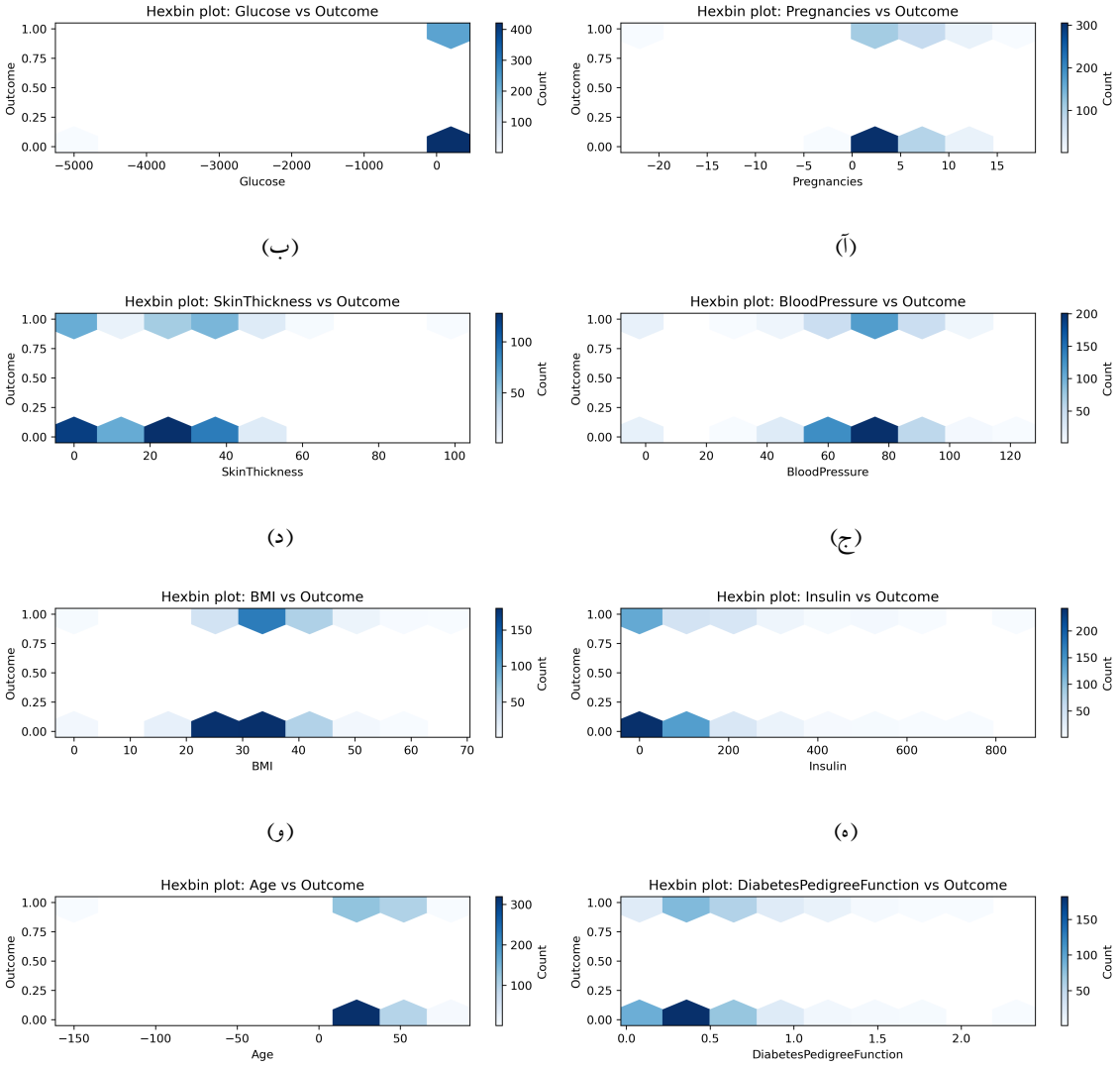
فرایند Normalize کردن داده‌ها بازه داده‌ها را به $[0, 1]$ یا $[-1, 1]$ تغییر می‌دهد و برای داده‌هایی به کار می‌روند که توزیع گاوسی ندارند. فرایند Standardize داده‌ها را به صورتی تغییر می‌دهد که میانگین داده‌ها صفر و انحراف معیار داده‌ها یک شود. از جایی که داده‌های به صورت کلی توزیع گاوسی ندارند داده‌ها را Normalize می‌کنیم



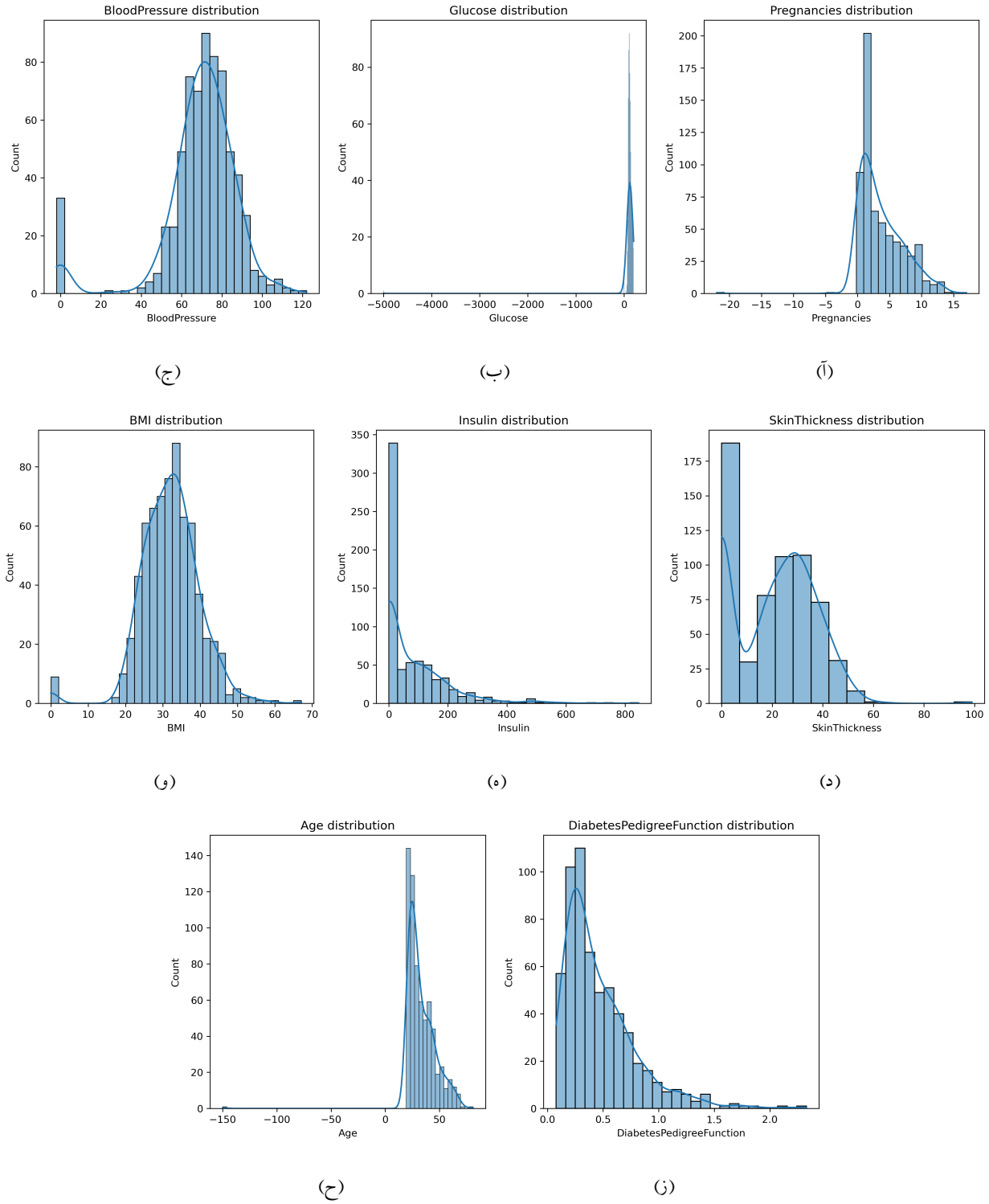
شکل ۴: توزیع داده‌های خام به صورت هیستوگرام



شکل ۵: توزیع داده‌های خام به صورت نمودار پراگندگی



شکل ۶: توزیع داده‌های خام به صورت hexbin



شکل ۷: توزیع داده‌های اصلاح شده به صورت هیستوگرام

۳.۲ انتخاب، آموزش و ارزیابی مدل

با تقسیم داده‌های به صورت ۸۰ ۲۰، مدل‌های زیر برای پیش‌بینی پیاده‌سازی شده‌اند. برای هر کدام از مدل‌ها دو پارامتر (برای KNN یک پارامتر) به وسیله `GridSearchCV` تغییر داده شده‌اند تا پارامترهای بهینه استخراج شوند.

۴.۲ Logistic Regression

این مدل دارای پارامترهای زیر بوده است:

$$C = 10$$

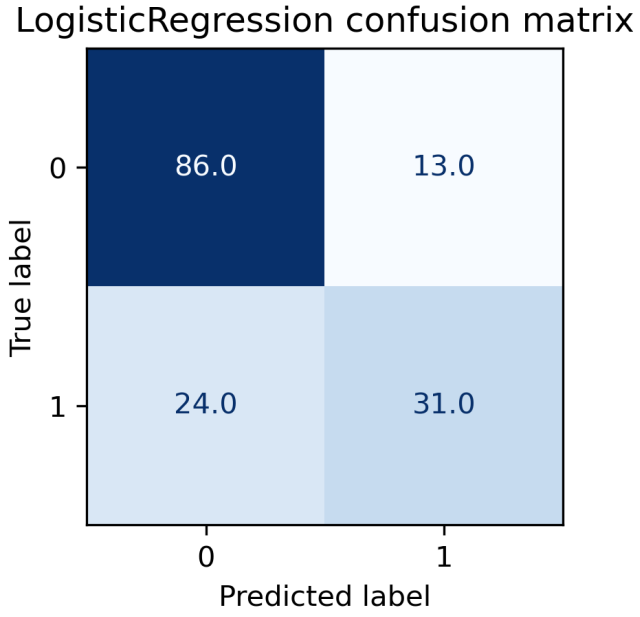
$$solver =' liblinear'$$

پارامتر همسان سازی C به طور کلی تعادلی میان خطای تربیت پایین و خطای آزمون پایین برقرار می‌کند. به این ترتیب پارامتر همسان‌سازی بالا میزان اورفیت را کاهش می‌دهد اما به طور کلی بایاس مدل را زیاد می‌کند. حل‌گر مدل از میان چند الگوریتم انتخاب شده تا الگوریتم بهتر انتخاب شود.

نتایج تربیت و آزمون مدل به صورت خلاصه در جدول زیر آمده است:

جدول ۸: دقت مدل Logistic Regression

Model	**Test precision**	**Test accuracy**
Logistic Regression	0.70454	0.75974



شکل ۸: ماتریس سردرگمی برای مدل Logistic Regression

K-Nearest-Neighbor ۵.۲

این مدل دارای پارامتر زیر بوده است:

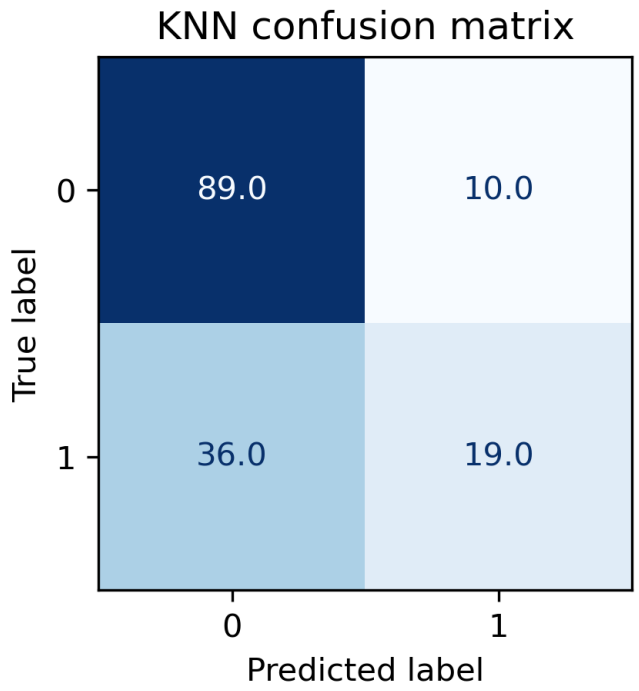
$$K = 11$$

تعداد همسایه‌ها چنانچه کم باشد، مدل را اورفیت می‌کند و زیاد بودن آن باعث آندرفیت شدن آن می‌شود. بنابراین تعیین مقدار بهینه حائز اهمیت است.

نتایج تربیت و آزمون مدل به صورت خلاصه در جدول زیر آمده است:

جدول ۹: دقت مدل K Nearest Neighbor

Model	**Test precision**	**Test accuracy**
K Nearest Neighbor	0.65517	0.70129



شکل ۹: ماتریس سردرگمی برای مدل K Nearest Neighbor

Decision Tree ۶.۲

این مدل دارای این مدل دارای پارامترهای زیر بوده است:

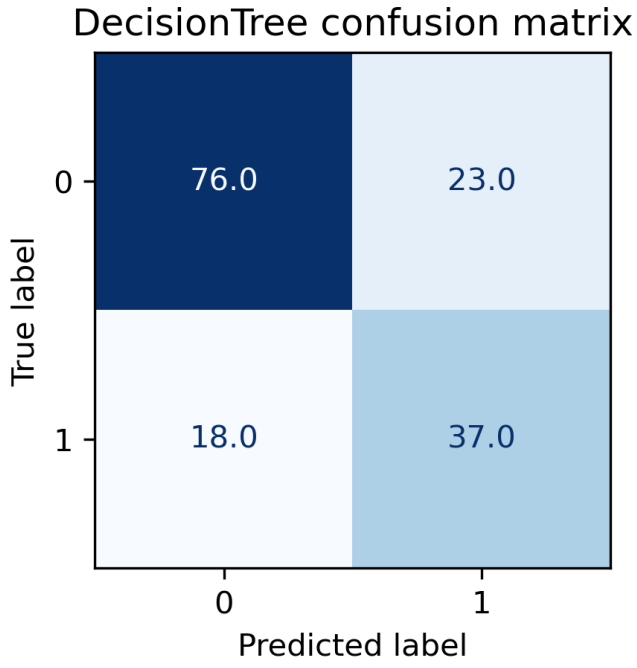
$$max_depth = 10$$

$$min_samples_split = 10$$

با تعیین یک عمق مناسب برای درخت تصمیم‌گیری، می‌توان از پیچیدگی مدل و در نهایت اورفیت شدن آن جلوگیری کرد. همچنین مقدار حداقل سمپل‌ها برای شاخه‌ها تعیین می‌کند که مدل تعمیم‌پذیری بالاتری برای داده‌های تست داشته باشد.
نتایج تربیت و آزمون مدل به صورت خلاصه در جدول زیر آمده است:

جدول ۱۰: دقت مدل Decision Tree

Model	Test precision	Test accuracy
Decision Tree	0.66666	0.74675



شکل ۱۰: ماتریس سردرگمی برای مدل Decision Tree

۷.۲ Random Forest

این مدل دارای پارامترهای زیر بوده است:

$$max_features =' sqrt'$$

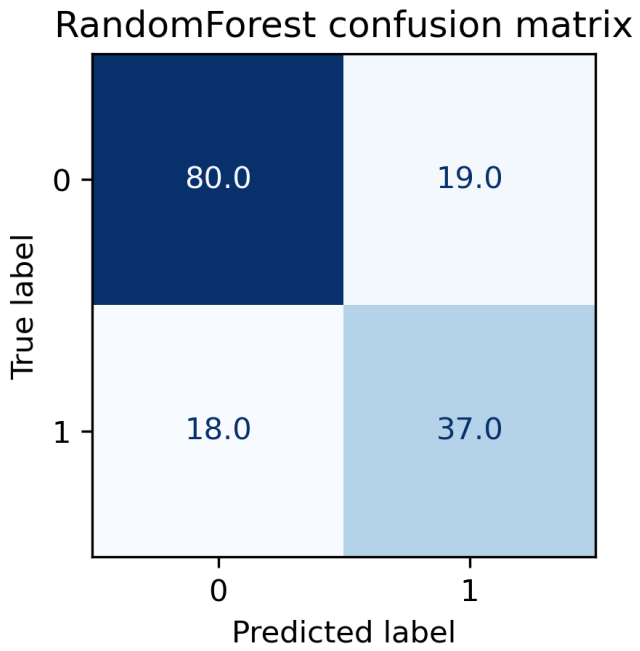
$$n_estimators = 100$$

تعداد ویژگی‌ها در اورفیت و آندرفیت شدن مدل تاثیر خواهد داشت. به این ترتیب کم‌تر کردن ویژگی‌ها از اورفیت شدن جلوگیری کرده اما اگر این مقدار خیلی کوچک شود، مدل آندرفیت خواهد بود. در این جا جذر تعداد ویژگی‌ها انتخاب شده است. همچنین تعداد درخت‌ها معمولا در عملکرد مدل تاثیر مثبت دارد اما هزینه محاسباتی بالاتری دارد.

نتایج تربیت و آزمون مدل به صورت خلاصه در جدول زیر آمده است:

جدول ۱۱: دقت مدل Random Forest

Model	Test precision	Test accuracy
Random Forest	0.67272	0.76623



شکل ۱۱: ماتریس سردرگمی برای مدل Random Forest

Support Vector Machine ۸.۲

این مدل دارای پارامترهای زیر بوده است:

$$C = 1$$

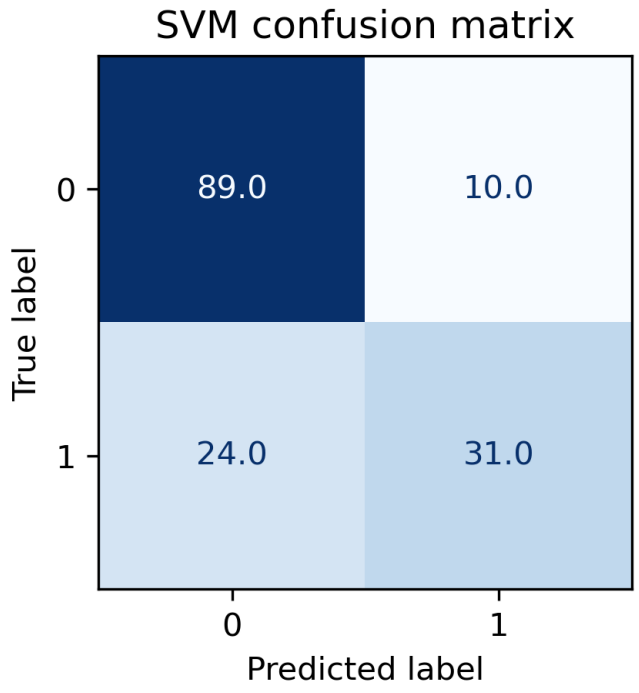
$$gamma = 1e - 4$$

پارامتر همسان سازی C به طور کلی تعادلی میان خطای تربیت پایین و خطای آزمون پایین برقرار می‌کند. به این ترتیب پارامتر همسان‌سازی بالا میزان اورفیت را کاهش می‌دهد اما به طور کلی بایاس مدل را زیاد می‌کند. پارامتر گاما به طور کلی نشانگر میزان تاثیر هر یک از داده‌ها بر روی فرایند تمرین است.

نتایج تربیت و آزمون مدل به صورت خلاصه در جدول زیر آمده است:

جدول ۱۲: دقت مدل Support Vector Machine

Model	**Test precision**	**Test accuracy**
Support Vector Machine	0.75609	0.77922



شکل ۱۲: ماتریس سردرگمی برای مدل Support Vector Machine

۹.۲ جمع‌بندی و مقایسه

به صورت خلاصه، نتایج مدل‌های آموزش دیده شده به صورت زیر خواهد بود. به طور کلی می‌توان دید که مدل‌های Logistic Regression

جدول ۱۳: جمع‌بندی نتایج مدل‌ها برای پیش‌بینی دیابت

Model	**Test precision**	**Test accuracy**
Logistic Regression	0.70454	0.75974
K Nearest Neighbor	0.65517	0.70129
Decision Tree	0.66666	0.74675
Random Forest	0.67272	0.76623
Support Vector Machine	0.77922	0.75609

و SVM با پارامترهای بهینه بهترین نتیجه را داشته اند.

در مورد بایاس و واریانس‌های مدل‌های Decision Tree و Random Forest می‌توان گفت که مدل‌ها درخت تصمیم‌گیری در مرحله تربیت مدل می‌توانند با ساختاری پیچیده داده‌های تربیتی را به خوبی تخمین بزنند. به این ترتیب این مدل در مرحله تربیت از دقت خوبی برخوردار بوده و بایاس کم دارد. اما این موضوع به این معناست که این مدل‌ها می‌توانند با افزایش پیچیدگی دچار اورفیت شوند. همچنین واریانس بالایی دارند و تغییرات کوچک در داده‌های آزمون می‌تواند باعث تغییرات بزرگ در پیش‌بینی شود.

از طرفی مدل Random Forest یک مدل تجمیعی بوده هر کدام از درخت‌های بایاس پایین دارند اما تجمیع این درخت‌ها باعث بالا رفتن بایاس خواهد شد و نسبت به یک درخت تصمیم‌گیری بایاس بالاتری دارند. اما این افزایش کوچک بایاس نهایتا به همان علت تجمیع چندین درخت، واریانس را در آزمون پایین می‌آورند و مدل تعمیم‌پذیری بهتری خواهد داشت.

جدول زیر نتیجه بایاس و واریانس را برای این دو مدل در این مسئله نشان می‌دهد. در این قسمت بایاس در مدل Random Forest تغییر چندانی نکرده است که طبق انتظار باید همینطور بوده یا کمی افزایش پیدا می‌کرد. درباره واریانس طبق انتظار و استدلال قبلی، به صورت قابل توجهی کاهش یافته است.

جدول ۱۴: مقایسه بایاس و واریانس مدل‌های Decision Tree و Random Forest

Model	**Bias**	**Variance**
Decision Tree	0.2597	0.2223
Random Forest	0.2532	0.1057