به نام خدا

پروژه نهایی دوره مبانی علم داده پیش بینی دیابت با IBM Modeler

نام دانشجو : صفا سامانیان کد ۳۰

نام استاد : دكتر محمدرضا محتاط

فهرست:

| ٣ | شناسایی داده های معرفی شده |
|------------|----------------------------------------|
| δ | تشخیص خطا یا نویز |
| ۵ | مراحل کار در نرم افزار |
| ۶ | تشخیص نویز |
| ۸ | تشخیص داده پرت |
| 11 | داده ها مفقودي |
| 14 | مدل سازى |
| ١۵ | داده ها ی نا متوازن |
| ١۶ | |
| ١٨ | |
| ١٨ | |
| ۲٠ | |
| ۲۱ | |
| 77 | _ |
| ۲۳ | |
| ۲۳ | Neural Net .c |
| ۲۵ | C&R Tree .d |
| ۲۵ | CHAID .e |
| Y ? | QUEST .f |
| ۲۶ | |
| ۲۷ | |
| 7 V | انتخاب بهترین مدل |

شناسایی داده های معرفی شده

ما در حال بررسی تاثیر مولفه های زیر بر دیابت در افراد هستیم

1. ستون اول Pregnancies

دیابت بارداری به شرایطی گفته می شود که افزایش قند خون برای اولین بار، در طی دوران بارداری دیده شود. دیابت بارداری، تقریباً در ۴ در صد از بارداری ها بروز می کند. پس تعداد دفعات بارداری در هر فرد می تواند یکی از عوامل مهم در تشخیص دیابت باشد

2. ستون دوم Glucose:

در دیابت سرعت و توانایی بدن در استفاده و سوخت و ساز کامل گلوکز کاهش می یابد از این رو میزان قند خون افزایش یافته که به آن هیپرگلیسیمی می گویند. قند خون در انسان بدون دیابت بین ۷۰ تا ۰۰ دسی لیتر می باشد ولی در افراد مبتلا به دیابت از ۱۳۰دسی لیتر بیشتر است

3. ستون سوم BloodPressure

فشار خون اندازه گیری نیرویی است که قلب برای پمپاژ کرپن خون به سایر نقاط بدن از آن استفاده می کند.

دیابت و فشار خون بالا باعث ایجاد یکدیگر نمی شوند، اما مبتلایان به دیابت به طور معمول مستعد ابتلا به بیماری های دیگری از جمله فشار خون بالا و کلسترول خون بالا هستند. انسان با فشار خون نرمال بین ۸۰ تا ۱۲۰ میلی متر جیوه می باشد ولی این مقدار می تواند بیشتر از این بازه یا کمتر هم باشد

4. ستون چهارم SkinThickness

حدود یک سوم از بیماران مبتلا به دیابت نوع ۱ از عارضه ی پوستی اسکاروز دیجیتال رنج می برند. در این عارضه پوست انگشتان دست و پا ضخیم وسفت و مومی شکل می شوند. در اینجا هم در حال اندازه گیری ضخامت پوست هستیم ضخامت پوست انسان در حالت عادی بین ۱ تا ۴ میلی متر است ولی با دیابت این مقدار زیاد می شود

5. ستون ينجم Insulin:

انسولین یک پیامرسان شیمیایی است که به سلولها اجازه میدهد گلوکز (قند خون) را جذب کنند. در برخی افراد، سیستم ایمنی بدن به جزایر لانگرهانس حمله میکند و این مسئله باعث می شود که آنها، انسولین تولید نکنند یا تولید را کاهش دهند. وقتی این اتفاق می افتد، گلوکز در خون می ماند و سلولها نمی توانند آن را جذب کنند و قندها را به انرژی تبدیل کنند. این امر به معنای شروع دیابت نوع ۱ است و فرد مبتلا به این نوع دیابت برای زنده ماندن به تزریق منظم انسولین نیاز دارد. در برخی افراد به ویژه افرادی که دچار اضافه وزن، چاقی یا کمتحرکی هستند انسولین در انتقال گلوکز به سلولها موثر عمل نمی کند و قادر به انجام وظایف خود نیست. ناتوانی انسولین در ایجاد اثر بر روی بافتها، مقاومت به انسولین نامیده می شود. هنگامی که جزایر لانگرهانس نتوانند انسولین کافی برای غلبه بر مقاومت به انسولین تولید کنند، دیابت نوع جزایر لانگرهانس نیوانند انسولین کافی برای غلبه بر مقاومت به انسولین نیاز پیدا می کنند.

پیش بینی دیابت پیش بینی دیابت

سطح انسولین و گلوکز خون باید متعادل باشد. بعد از غذا، کربو هیدرات ها معمولاً به گلوکز و سایر قندهای ساده تجزیه می شوند. اینها در خون جذب می شوند و باعث افزایش سطح گلوکز خون می شوند که به نوبه خود پانکراس را برای ترشح انسولین در خون تحریک می کند. با حرکت گلوکز به داخل سلول ها، سطح خون کاهش می یابد و ترشح انسولین توسط پانکراس کاهش می یابد.

اگر فردی نتواند انسولین کافی تولید کند یا سلول های بدن در برابر اثرات آن مقاوم شوند (مقاومت به انسولین)، گلوکز نمی تواند به بیشتر سلول های بدن برسد و سلول ها از گرسنگی میرند. در همین حال، سطح گلوکز در خون به سطوح ناسالم افزایش می یابد.

ميزان انسولين نرمال در انسان بزرگسالان : pmo1/L 43_186 يا 26_6 uU/mL و نوزادان : 26_9 uU/mL .

مقادیر بحرانی آزمایش Insulin مقدار بیشتر از uU/mL 50 می باشد

6. ستون ششم **BMI**

شاخص توده بدنی یا بی ام آی (به انگلیسی body mass index: ، مخفف BMI) سنجشی آماری برای مقایسه وزن و قد یک فرد است. در واقع این سنجش میزان چاقی را اندازهگیری نمی کند بلکه ابزاری مناسب است تا سلامت وزن فرد با توجه به قدش تخمین زده شود. هرچه BMI بیشتر باشد احتمال ابتلا به دیابت افزایش می یابد

: DiabetesPedigreeFunction ستون هفتم

"Diabetes Pedigree Function" تابعی است که احتمال ابتلا به دیابت را بر اساس سابقه خانوادگی با دامنه واقعی 0.08 تا 2.42 نمره می دهد.

8. ستون **Age** :

مولفه ی سن هر فرد در این داده چون کمترین سن در حدود ۲۰ سال است پس ما با دیابت نوع ۲ درگیر هستیم

من برای صحت سنجی نویز داده ها از روش های سرچ در گوگل و استفاده از chatgpt و سوال از خبره استفاده کردم

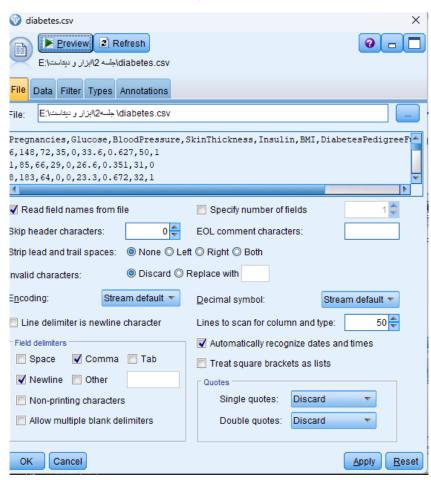
تشخیص خطا یا نویز

با توجه به تعاریف داده ها مقادیری که داده ها نمی پذیرند به صورت زیر است

| SkinThickness | Insulin | ВМІ | DiabetesPedigree Function | Age |
|---------------|---------------|------------|------------------------------|---------------|
| صفر و منفی | صفرو منفى | صفر و منفی | غير از [0.08-2.42] | صفر و منفی |
| | Pregnancies | Glucose | BloodPressure | |
| | منفی و اعشاری | صفر و منفی | صفر و منفی | |

مراحل کار در نرم افزار

ابتدا باید فایل مورد نظر را وارد برنامه کنیم برای اینکار از قسمت sources→ var.file را وارد کرده سپس فابل مورد نظر را داخل آن بارگذاری میکنیم



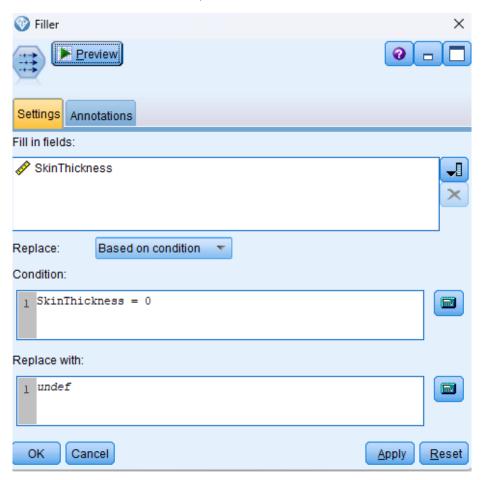
پیش بینی دیابت پیش بینی دیابت

سپس باید از قسمت type جنی هر داده را در برنامه معرفی کنیم

| ile Data Filter | Types Annotations | | | | |
|-----------------|-------------------|--------------|---------|------------|---------|
| 00 m | ▶ Read Values | Clear Values | Clear | All Values | |
| Field = | Measurement | Values | Missing | Check | Role |
| Pregnancies | | [0,17] | | None | > Input |
| Glucose | Continuous | [0,199] | | None | > Input |
| BloodPressu | Continuous | [0,122] | | None | > Input |
| SkinThickness | Continuous | [0,99] | | None | > Input |
| 🔷 Insulin | Continuous | [0,846] | | None | > Input |
| ⊕ BMI | | [0.0,67.1] | | None | > Input |
| DiabetesPed | | [0.078,2.42] | | None | > Input |
| 决 Age | Continuous | [21,81] | | None | > Input |
| Outcome | 🖁 Flag | 1/0 | | None | Target |

تشخيص نويز

در مرحله بعد باید با فیلرمقادبر نویز را مشخص و نول کنیم

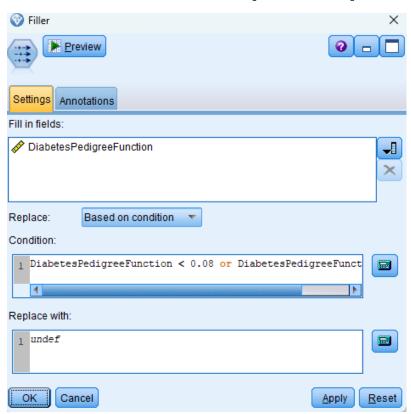


ر ا Page پیش بینی دیابت

و خروجي جدول بعد از فيلر

| | 9 fields, 768 red | | (i | | | | - 0 | ; | × |
|------------------------|-------------------|------------------|---------------|---------------|---------|-----|--------------------------|----------|----|
| \overline <u>F</u> ile | <u>≧</u> Edit 🖔 | <u>G</u> enerate | | 14 ## | | | | @ | × |
| Table An | notations | | | | | | | | |
| | Pregnancies | Glucose | BloodPressure | SkinThickness | Insulin | | DiabetesPedigreeFunction | Age | |
| 1 | 6 | 148 | 72 | 35 | 0 | | 0.627 | | _ |
| 2 | 1 | 85 | 66 | 29 | | 26 | 0.351 | 31 | -4 |
| 3 | 8 | 183 | 64 | \$null\$ | 0 | 23 | 0.672 | | |
| 4 | 1 | 89 | 66 | 23 | | 28 | 0.167 | | |
| 5 6 | 0 | 137 | 40 | 35 | | 43 | 2.288 | | |
| 6 | 5 | 116 | 74 | \$null\$ | 0 | | 0.201 | | - |
| 7 | 3 | 78 | 50 | 32 | | 31 | 0.248 | | |
| 8 | 10 | 115 | 0 | \$null\$ | 0 | 35 | 0.134 | 29 | |
| 9 | 2 | 197 | 70 | 45 | 543 | 30 | 0.134 0.158 | | |
| 10 | 8 | 125 | 96 | \$null\$ | 0 | 0.0 | 0.134 0.232 | 54 | |
| 11 | 4 | 110 | 92 | \$null\$ | 0 | 37 | 0.191 | 30 | |
| 12 | 10 | 168 | 74 | \$null\$ | 0 | 38 | 0.537 | 34 | |
| 13 | 10 | 139 | 80 | \$null\$ | 0 | 27 | 1.441 | 57 | |
| 14 | 1 | 189 | 60 | 23 | 846 | 30 | 0.398 | 59 | |
| 15 | 5 | 166 | 72 | 19 | 175 | 25 | 0.587 | 51 | 1 |
| 16 | 7 | 100 | 0 | \$null\$ | 0 | 30 | 0.484 | 32 | |
| 17 | 0 | 118 | 84 | 47 | 230 | 45 | 0.551 | 31 | |
| 18 | 7 | 107 | 74 | \$null\$ | 0 | 29 | 0.254 | 31 | |
| 19 | 1 | 103 | 30 | 38 | 83 | 43 | 0.183 | 33 | |
| 20 | 1 | 115 | 70 | 30 | 96 | 34 | 0.529 | 32 | Ŧ |
| | 4 | | | | | | | • | Ī |
| | | | | | | | | | |

برای تمامی ستون هایی که مقدار صفر در آنها تعریف پذیر نیست این عمل را تکرار می کنیم مشابه حالی قبل شرط را در مورد DiabetesPedigreeFunction نیز به صورت زیر تکرار می کنیم چون بازه این داده بین [2.42 – 0.08] است



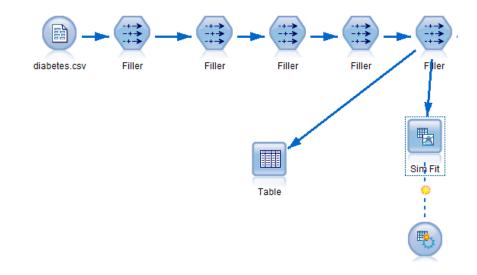
8 | Page پیش بینی دیابت

داده های نهایی بعد از انجام کلیه فیلرها

| Table (| 9 fields, 768 red | cords) #1 | | | | | - 0 | × | | | |
|-------------------|-------------------------|------------------|---------------|---------------|----------|-----|--------------------------|-----|--|--|--|
| 違 <u>F</u> ile | <u>≧</u> <u>E</u> dit 🖔 | <u>G</u> enerate | | 1-4 ## | | | | 0 | | | |
| Table Annotations | | | | | | | | | | | |
| | Pregnancies | Glucose | BloodPressure | SkinThickness | Insulin | BMI | DiabetesPedigreeFunction | Age | | | |
| 1 | 6 | 148 | 72 | 35 | \$null\$ | 33 | 0.627 | 50 | | | |
| 2 | 1 | 85 | 66 | 29 | \$null\$ | 26 | 0.351 | 31 | | | |
| 3 | 8 | 183 | 64 | \$null\$ | \$null\$ | 23 | 0.672 | 32 | | | |
| 4 | 1 | 89 | 66 | 23 | 94 | 28 | 0.167 | 21 | | | |
| 5 | 0 | 137 | 40 | 35 | 168 | 43 | 2.288 | 33 | | | |
| 6 | 5 | 116 | 74 | \$null\$ | \$null\$ | 25 | 0.201 | 30 | | | |
| 7 | 3 | 78 | 50 | 32 | 88 | 31 | 0.248 | 26 | | | |
| 8 | 10 | 115 | \$null\$ | \$null\$ | \$null\$ | 35 | 0.134 | 29 | | | |
| 9 | 2 | 197 | 70 | 45 | 543 | 30 | 0.158 | 53 | | | |
| 10 | 8 | 125 | 96 | \$null\$ | \$null\$ | \$n | 0.232 | 54 | | | |
| 11 | 4 | 110 | 92 | \$null\$ | \$null\$ | 37 | 0.191 | 30 | | | |
| 12 | 10 | 168 | 74 | \$null\$ | \$null\$ | 38 | 0.537 | 34 | | | |
| 13 | 10 | 139 | 80 | \$null\$ | \$null\$ | 27 | 1.441 | 57 | | | |
| 14 | 1 | 189 | 60 | 23 | 846 | 30 | 0.398 | 59 | | | |
| 15 | 5 | 166 | 72 | 19 | 175 | 25 | 0.587 | 51 | | | |
| 16 | 7 | 100 | \$null\$ | \$null\$ | \$null\$ | 30 | 0.484 | 32 | | | |
| 17 | 0 | 118 | 84 | 47 | 230 | 45 | 0.551 | 31 | | | |
| 18 | 7 | 107 | 74 | \$null\$ | \$null\$ | 29 | 0.254 | 31 | | | |
| 19 | 1 | 103 | 30 | 38 | 83 | 43 | 0.183 | 33 | | | |
| 20 | 1 | 115 | 70 | 30 | 96 | 34 | 0.529 | 32 | | | |

تشخیص داده پرت

در این مرحله باید داده های پرت را شناسایی کنیم برای این کار باید ابتدا توزیع هر داده را مشخص کنیم



با دو روش می توان توزیع ها را مشخص کرد

روش Anderson-Darling :

| Field | Storage | Status | <u></u> | Distribution | Parameters |
|------------------|---------|----------|---------|--------------|------------------|
| Pregnancies | Integer | ∅ | | Exponential | [scale=0.3029366 |
| Glucose | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=118.872658692 |
| BloodPressure | Integer | ∅ | | Normal | [mean=70.663265 |
| SkinThickness | Integer | ∅ | | Weibull | [shape1=32.66296 |
| Insulin | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=123.115102908 |
| BMI | ⊕ Real | Ø | | Gamma | [shape=22.699650 |
| DiabetesPedigree | ⊕ Real | ∅ | | Lognormal | [a=0.43208120745 |
| Age | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=29.4789886441 |
| Outcome | Integer | ∅ | | Categorical | [0=0.66836734693 |

: Kolmogorov-Smirnov روش

| Field | Storage | Status | <u> </u> | Distribution | Parameters |
|------------------|---------|----------|----------|--------------|------------------|
| Pregnancies | Integer | € | | Exponential | [scale=0.3029366 |
| Glucose | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=118.872658692 |
| BloodPressure | Integer | ∅ | | Normal | [mean=70.663265 |
| SkinThickness | Integer | ∅ | | Weibull | [shape1=32.66296 |
| Insulin | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=123.115102908 |
| BMI | ⊕ Real | ∅ | | Normal | [mean=33.086224 |
| DiabetesPedigree | ⊕ Real | ∅ | | Lognormal | [a=0.43208120745 |
| Age | Integer | ∅ | | Lognormal | [a=29.4789886441 |
| Outcome | Integer | ∅ | | Categorical | [0=0.66836734693 |

پس داده های BloodPressure و BMI را با روش z محاسبه می کنیم و بقیه که نرمال نیستند را با box-plot داده های پرت را مشخص می کنیم

و در اینجا از قسمت همبستگی بررسی می کنیم اگر داده ها همبستگی بیشتر از ۱/۷ داشته باشد میتوان یکی از آنها را حذف کرد

| | Age | BMI | BloodPressu | DiabetesPed | Glucose | Insulin | Pregnancies | SkinThickness |
|---------------|-------|--------|-------------|-------------|---------|---------|-------------|---------------|
| Age | 1.000 | 0.070 | 0.300 | 0.085 | 0.344 | 0.217 | 0.680 | 0.168 |
| BMI | 0.070 | 1.000 | 0.304 | 0.159 | 0.210 | 0.226 | -0.025 | 0.664 |
| BloodPressure | 0.300 | 0.304 | 1.000 | -0.016 | 0.210 | 0.099 | 0.213 | 0.233 |
| DiabetesPedi | 0.085 | 0.159 | -0.016 | 1.000 | 0.140 | 0.136 | 0.008 | 0.160 |
| Glucose | 0.344 | 0.210 | 0.210 | 0.140 | 1.000 | 0.581 | 0.198 | 0.199 |
| Insulin | 0.217 | 0.226 | 0.099 | 0.136 | 0.581 | 1.000 | 0.079 | 0.182 |
| Pregnancies | 0.680 | -0.025 | 0.213 | 0.008 | 0.198 | 0.079 | 1.000 | 0.093 |
| SkinThickness | 0.168 | 0.664 | 0.233 | 0.160 | 0.199 | 0.182 | 0.093 | 1.000 |

در این اینجا همبستگی بالای ۱/۷ نداریم

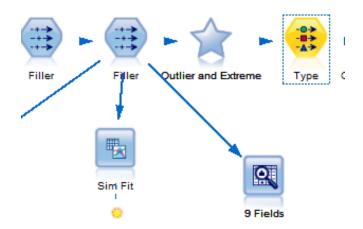
حال با استفاده از data audit به محاسبه داده پرت می پردازیم

برای دو داده نرمال bloodpressure و BMI را از روش z استفاده می کنیم

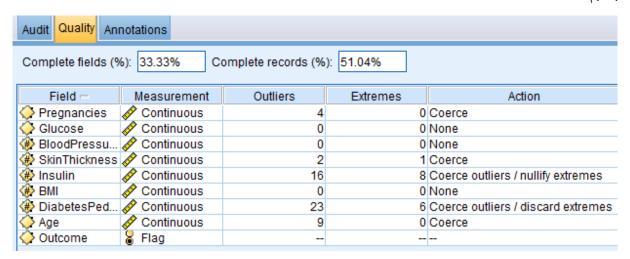
چون تعداد داده های bloodpressure و BMI کم است آنها را coerce (یعنی جایگذاری با 3sigma) کردیم

| Audit Quality Annotations | | | | | | | | | | |
|----------------------------------------------------------|-------------|----------|----------|--------|--|--|--|--|--|--|
| Complete fields (%): 33.33% Complete records (%): 51.04% | | | | | | | | | | |
| Field - | Measurement | Outliers | Extremes | Action | | | | | | |
| Pregnancies | Continuous | 4 | 0 | None | | | | | | |
| Glucose | Continuous | 0 | 0 | None | | | | | | |
| BloodPressu | Continuous | 14 | 0 | Coerce | | | | | | |
| SkinThickness | Continuous | 2 | 1 | None | | | | | | |
| 🔷 Insulin | Continuous | 16 | 8 | None | | | | | | |
| ⊕ BMI | Continuous | 7 | 1 | Coerce | | | | | | |
| DiabetesPed | Continuous | 23 | 6 | None | | | | | | |
| 🔷 Age | Continuous | 9 | 0 | None | | | | | | |
| Outcome | 🖁 Flag | | | | | | | | | |

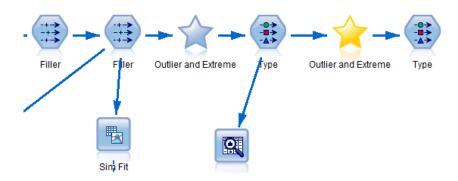
آیکون جدید اضافه شده را متصل کرده و بعد از آن یک type هم اضافه می کنیم تا داده ها شناسایی شود



برای بقیه داده ها از روش باکس پلات استفاده می کنیم و مشابه حالت قبل داده های پرت را مدریت میکنیم

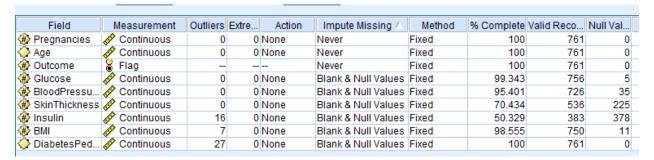


دو داده ی پرت مدیریت شده را به این صورت در امتداد همدیگر قرار میدهیم سپس با یک type داده ها را می خوانیم



داده ها مفقودی

در این مرحله باید داده های مفقودی را مدیریت کنیم برای این کار از type آخر دوباره data audit میگیریم

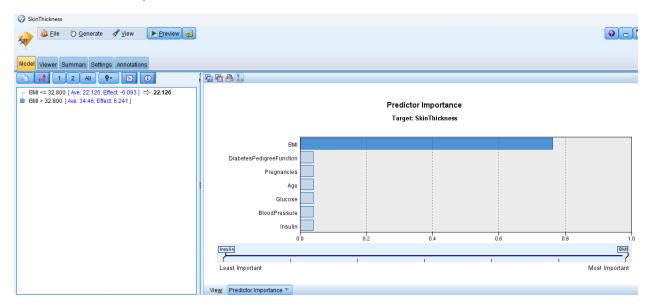


که با توجه به میزان اهمیت هر کدام از مولفه ها باید برای روش پر کردن مفقودی ها اقدام کنیم

| Complete fields (%): 44.44% Complete records (%): 50.07% | | | | | | | | | |
|----------------------------------------------------------|-------------|-------|------|--------|---------------------|-----------|------------|------------|----------|
| | | | | | | | | | |
| Field | Measurement | Outli | Extr | Action | Impute Missing 🚣 | Method | % Complete | Valid Reco | Null Val |
| Pregnancies | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | 0 |
| 🧼 Age | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | 0 |
| Outcome | 🖁 Flag | | | | Never | Fixed | 100 | 761 | 0 |
| Glucose | Continuous | 0 | 0 | None | Blank & Null Values | Fixed | 99.343 | 756 | 5 |
| BloodPressu | Continuous | 0 | 0 | None | Blank & Null Values | Random | 95.401 | 726 | 35 |
| SkinThickness | Continuous | 0 | 0 | None | Blank & Null Values | Algorithm | 70.434 | 536 | 225 |
| Insulin | Continuous | 16 | 0 | None | Blank & Null Values | Random | 50.329 | 383 | 378 |
| ⊕ BMI | Continuous | 7 | 0 | None | Blank & Null Values | Random | 98.555 | 750 | 11 |
| DiabetesPed | Continuous | 27 | 0 | None | Blank & Null Values | Fixed | 100 | 761 | 0 |

من برای مقدار های glucose و DiabetesPedigreeFunction که مقدار های کمتری است از روش مقدار ثابت مد استفاده کردم برای bloodpressure و BMI از روش رندم نرمال و برای Insulin از روش رندم غیر نرمال و برای میزان skinthickness از روش الگوریتم استفاده کردم پس از انجام عملیات مدل های انجام شده توسط برنامه را بررسی می کنیم

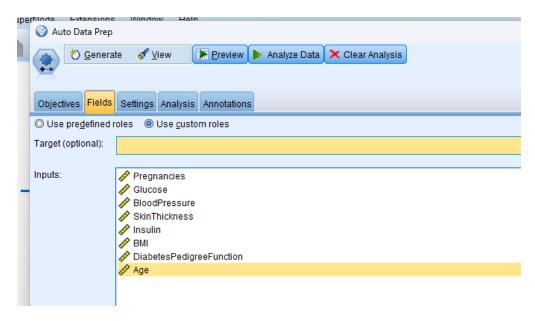
در مدل skinthickness پیشنهادی توسط برنامه مشخص شده که بیشترین تاثیر بر این متغیر از میزان BMI و بعد از آن تاثیر بقیه مولفه ها با میزان کمتر را بر skinthickness داریم



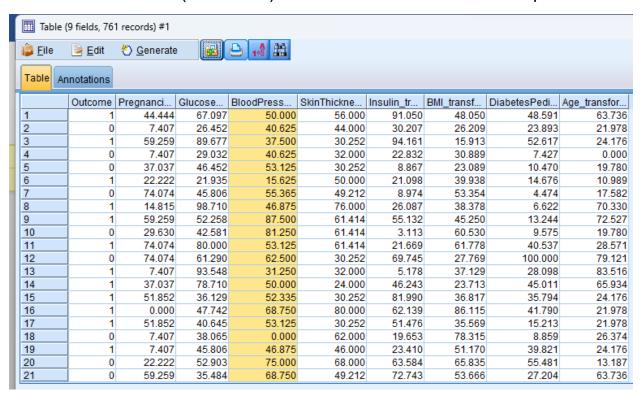
خروجی بعد از انجام عملیات پر کردن مفقودی

| Audit Quality Annotations | | | | | | | | | | |
|------------------------------------------------------|-------------|----------|------|--------|-----------|--------|------|-------|--|--|
| Complete fields (%): 100% Complete records (%): 100% | | | | | | | | | | |
| Field = | Measurement | Outliers | Extr | Action | Impute Mi | Method | % Co | Valid | | |
| Pregnancies | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| Glucose | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| BloodPressu | Continuous | 1 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| SkinThickness | Continuous | 3 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| Insulin | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| ⊕ BMI | Continuous | 7 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| DiabetesPed | Continuous | 27 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| ♠ Age | Continuous | 0 | 0 | None | Never | Fixed | 100 | 761 | | |
| Outcome | 🖁 Flag | | _ | | Never | Fixed | 100 | 761 | | |

در مرحله آخر باید داده ها را استاندارد سازی کنیم برای استانداردسازی داده ها باید از یک Auto Data Prep استفاده کنیم



نتیجه preview براساس preview براساس preview



مدل سازى:

برای مدل سازی ما ابتدا از قسمت Field Ops گزینه ی Partition را انتخاب می کنیم و مطابق شکل زیرمقدار ۸۰ درصد داده ها را برای train و ۲۰ درصد را برای test انتخاب می کنیم

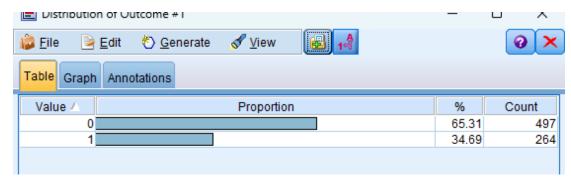
| Settings Annotations | | | | | | | | | |
|--------------------------------------|--------------------------|-------------|------------------------|---------|----------------|--|--|--|--|
| Partition field: | Partition | | | | | | | | |
| Partitions: | | | | | | | | | |
| Training partition size: | 80 🖨 | Label: | Training | Value = | "1_Training" | | | | |
| Testing partition size: | 20 ≑ | Label: | Testing | Value = | "2_Testing" | | | | |
| Validation partition size: | 0 🖨 | Label: | Validation | Value = | "3_Validation" | | | | |
| Total size: | 100% | | | | | | | | |
| Values: | O Use syster | n-defined \ | /alues ("1", "2" and " | 3") | | | | | |
| | Append lab | els to syst | em-defined values | | | | | | |
| | O Use labels | as values | | | | | | | |
| Repeatable partition assignment | | | | | | | | | |
| Seed: 1234567 € Gener | Seed: 1234567 — Generate | | | | | | | | |
| Use unique field to assign partition | ons: | | | 4 | | | | | |

سپس باید در این مرحله هر یک از مدل های موجود را بر روی داده ها بررسی کرده و با توجه به خروجی ها تصمیم بگیریم داده ما با کدام یکی از این مدل ها بهترین دقت را دارد

برای داده های نا متوازن معمولا از سه روش می توان مدل سازی را پیش برد

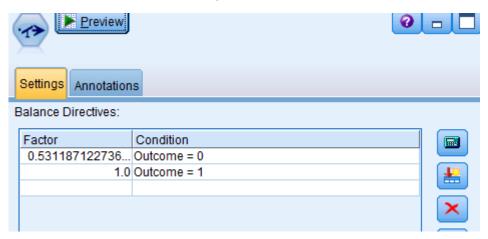
- استفاده از داده ها در همان صورت موجود
- روش نمونه گیری از داده های بیشتر به اندازه ی داده های کمتر
- روش چند برابر کردن داده های کمتر به اندازه ی داده های بیشتر

برای مشاهده ی توازن داده ها در قست Graphs ightarrow Distribusion بعد از وارد کردن و اجرا داریم:

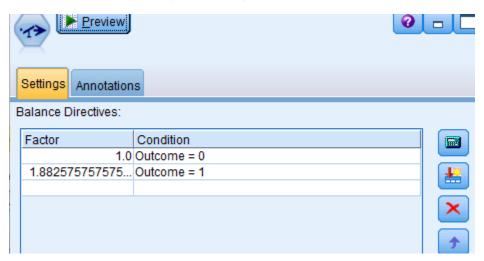


که مشاهده می شود در اینجا داده های دیابت مثبت تقریبا نصف داده های دیابت منفی است

برای متوازن کردن داده ها از قسمت generate دوگزینه ی Balance Node(boost) برای افزایش داده های کمتر به اندازه ی داده های بیشتر و گزینه ی Balance Node(reduse) برای کاهش داده های بیشتر به اندازه ی داده های کمتر راداریم.



در این حالت داده های دیابت مثبت را نگه داشته ولی دیابت منفی را نصف کرده



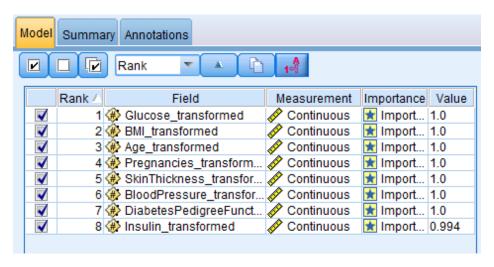
در این حالت داده های دیابت مثبت را ۱.۸۸ بر ابر کرده تا با داده های دیابت منفی بر ابر شود حال به بررسی مدل ها در تک تک این حالت ها می پر دازیم

1. داده ها ی نا متوازن

در ابتدا ویژگی ها را تست می کنیم تا میزان اهمیت هر کدام را بدست بیاوریم تا در صورت لزوم اقدامات لازم را انجام دهیم برای این کار از قسمت Modeling \rightarrow Feature Selection را اجرا می کنیم

همانطور که می بینیم تمامی داده ها از نظر مدل مهم هستند و درصد اهمیت بالایی دارند و داده ای حذف نمی شود.

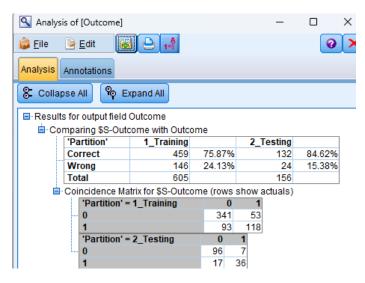
پیش بینی دیابت پیش بینی دیابت



بررس مدل ها در این حالت

SVM •

در حالت RBF با C=10 و گاما 0.1



در این مدل مشاهده می شود که داده ها به طور واضحی روی حالت صفر بایاس شده ونتیجه خوبی در حالت ۱ ندار د

در حالت Polynominal با C=10 و گاما 1

■ Results for output field Outcome □ Comparing \$S-Outcome with Outcome 'Partition' 2 Testing 1 Training 79.17% Correct 479 127 81.41% Wrong 126 20.83% 18.59% Total 605 - Coincidence Matrix for \$S-Outcome (rows show actuals) 'Partition' = 1_Training 359 35 120 91 'Partition' = 2 Testing 0 94 20 33

می بینیم که با تغییر گاما باز هم بایاس روی صفر را داریم در حالت Sigmoid با C=10 و گاما 1

■ Results for output field Outcome □ Comparing \$S-Outcome with Outcome 'Partition' 2_Testing 1_Training Correct 73.06% 127 81.41% 442 Wrong 163 26.94% 18.59% Total - Coincidence Matrix for \$S-Outcome (rows show actuals) 'Partition' = 1_Training 337 106 105 'Partition' = 2_Testing 0 98 29 24

باز هم مشاهده می شود که مدل قابلیت پیشبینی خوبی در حالت ۱ ندارد در حالت Sigmoid با C=1 و گاما 1

■ Results for output field Outcome □ Comparing \$S-Outcome with Outcome 'Partition' 1 Training 2 Testing Correct 73.39% 76.92% Wrong 26.61% 23.08% Coincidence Matrix for \$S-Outcome (rows show actuals) 'Partition' = 1_Training 344 50 111 100 'Partition' = 2_Testing 96 29 24

در این جا نیز مشابه قبل مدل خوبی نداریم به جهت بایاس زیاد روی صفر در حالت Linear با C=10

پیش بینی دیابت پیش بینی دیابت

| ■ Result | s for output field (| Outcome | | | |
|----------|-------------------------|--------------------|----------|---------------|--------|
| Ė-Co | mparing \$S-Outo | ome with Outco | me | | |
| | 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
| | Correct | 460 | 76.03% | 126 | 80.77% |
| • | Wrong | 145 | 23.97% | 30 | 19.23% |
| | Total | 605 | | 156 | |
| <u>.</u> | Coincidence Ma | trix for \$S-Outco | me (rows | show actuals) | |
| | 'Partition' = | 1_Training | 0 | 1 | |
| | 0 | | 349 | 45 | |
| | 1 | | 100 | 111 | |
| | 'Partition' = 2_Testing | | 0 | 1 | |
| | 0 | | 93 | 10 | |
| | 1 | | 20 | 33 | |

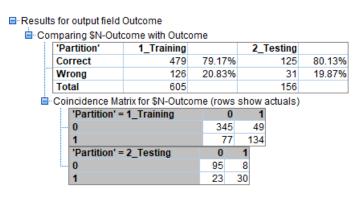
در این حالت نیز بایاس زیادی بر روی صفر داریم ومدل نتیجه خوبی ندارد یس مدل SVM در با این توازن وزنی نامتعادل بین صفر ویک مدل خوبی نیست

KNN •

در این مدل نیز نامتوارن بودن داده ها وبایایس زیاد بر روی صفر را داریم واین مدل نیز مناسب نیست

| | 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|---|----------------|------------------------------------|------------|----------------|--------|
| | Correct | 466 | 77.02% | 124 | 79.49% |
| | Wrong | 139 | 22.98% | 32 | 20.51% |
| | Total | 605 | | 156 | |
| Ė | Coincidence Ma | atrix for \$KNN-Ou = 1 Training | tcome (rov | vs show actual | s) |
| | 0 | 1_11ummg | 340 | 54 | |
| | 1 | | 85 | 126 | |
| | 'Partition' | 'Partition' = 2_Testing | | 1 | |
| | 0 | 0 | | 11 | |
| | | | 21 3 | 32 | |

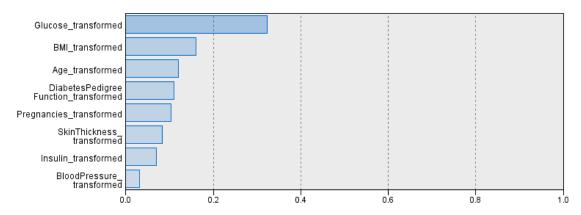
Neural Net •



مدل شبکه عصبی نیز مانند حالات قبلی مشکل بایاس نبودن روی یک را دارد و توصیه نمی شود

Predictor Importance

Target: Outcome



طبق این نمودار مشاهده می شود که بیشترین تاثیر را از گلوکز و کمترین را از فشار خون داشته پس در اینجا ما فشارخون راحذف می کنیم تا ببینیم تاثیر مثبتی بر مدل دارد یا خیر

همان طور که در زیر نیز قابل مشاهده است باز هم نتایج پیش بینی خوبی در قسمت دیابت مثبت نداریم

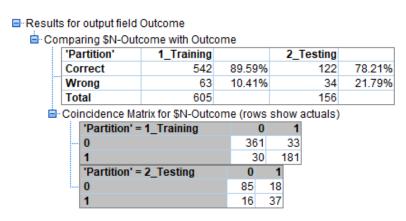
■ Results for output field Outcome

| ii-Co | Gomparing \$N-Outcome with Outcome | | | | | | | | |
|-------|------------------------------------|------------|--------|-----------|--------|--|--|--|--|
| | 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | | | | | |
| | Correct | 462 | 76.36% | 127 | 81.41% | | | | |
| | Wrong | 143 | 23.64% | 29 | 18.59% | | | | |
| | Total | 605 | | 156 | | | | | |

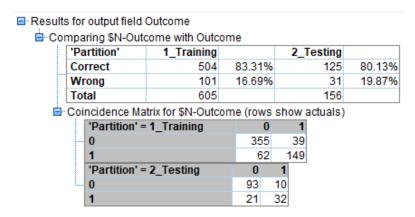
Coincidence Matrix for \$N-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_Training | | 0 | 1 |
|--------------------------|----|-----|-----|
| ···· 0 | 33 | 9 | 55 |
| 1 | 8 | 8 . | 123 |
| 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| 0 | 96 | 7 | |
| 1 | 22 | 31 | |

برای مدل شبکه عصبی در حالت boosting ما جدول زیر را داریم که مدل overfit شده مدل خوبی نیست



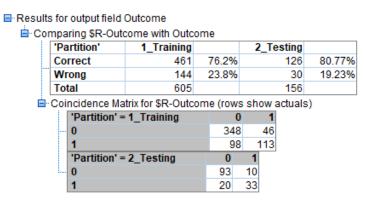
در حالت bagging اگرچه ما دیگر overfit نداریم ولی پر قسمت تست مدل عملکرد خوبی در پیش بینی داده های دیابت مثبت نداشته است



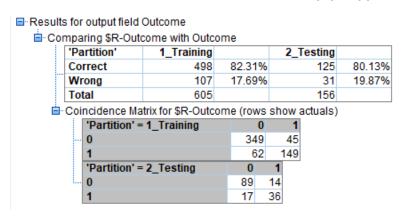
پس به طور کلی این مدل نیز مدل خوبی نیست

C&R Tree •

در حالت تک درخت جدول زیر را داریم که همانطور که مشاهده می شود در این حالت نیز باز هم نتایج داده های تست بایاس شده روی صفر است و پیش بینی خوبی در حالت دیابت مثبت ندار د



مشابه حالت قبل boosting هم بررسی شد که حالت overfit داشت ولی در حالت boosting نتایج بهتری داشتیم به صورت زیر



پس به دلیل این که داده ها به طور واضحی حالت بایاس شده بر روی صفر را دارند بقیه ی روند را پس از متوازن کردن داده ها انجام می دهیم

2. داده های دیابت منفی کاهش یافته

ابتدا در این قسمت اول با ۱۰ Auto Classifier داده برتر را بر اساس پیش بینی خود برنامه انتخاب میکنیم تنظیمات مورد نظرمان را در آن اعمال میکنیم

این مدل به طور خودکار از این مدل ها مدل هایی با در صد های بالاتر را پیدا میکند

| Graph | Model | Build Time (mins) | Max Profit | Max Profit Occurs in (%) | Lift{Top 30%} | Overall Accuracy (%) | No. Fields Used | Area Under Curve |
|-------|--------------|----------------------|---------------|-----------------------------|---------------|-------------------------|--------------------|---------------------|
| | SVM 1 | 49 | 600.0 | 56 | 1.728 | 76.386 | 8 | 0.861 |
| | SVM 37 | 49 | 600.0 | 56 | 1.728 | 76.386 | 8 | 0.861 |
| | Neural Net 9 | 49 | 550.0 | 55 | 1.682 | 75.422 | 8 | 0.835 |
| | Neural Net 2 | 49 | 585.000 | 48 | 1.696 | 77.349 | 8 | 0.847 |
| | Neural Net 1 | 49 | 680.0 | 55 | 1.746 | 80.241 | 8 | 0.883 |
| | Neural Net 3 | 49 | 680.0 | 55 | 1.746 | 80.241 | 8 | 0.883 |
| | Neural Net 4 | 49 | 680.0 | 55 | 1.746 | 80.241 | 8 | 0.883 |
| | Neural Net 7 | 49 | 680.0 | 55 | 1.746 | 80.241 | 8 | 0.883 |
| | Neural Net 8 | 49 | 680.0 | 55 | 1.746 | 80.241 | 8 | 0.883 |

جدول بالا درصد هاى train و جدول پايين درصد هاى test را نشان مى دهد

| Graph | Model | Build Time (mins) | | Max Profit Occurs in (%) | Lift{Top 30%} | | No. Fields Used | Area Under Curve |
|-------|--------------|----------------------|-------|-----------------------------|------------------|--------|--------------------|---------------------|
| | SVM 1 | 49 | 140.0 | 20 | 2.352 | 80.769 | 8 | 0.915 |
| | SVM 37 | 49 | 140.0 | Double click to vie | ew model details | 80.769 | 8 | 0.915 |
| | Neural Net 9 | 49 | 140.0 | 29 | 2.327 | 76.923 | 8 | 0.889 |
| | Neural Net 2 | 49 | 145.0 | 22 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.918 |
| | Neural Net 1 | 49 | 130.0 | 29 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.886 |
| | Neural Net 3 | 49 | 130.0 | 29 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.886 |
| | Neural Net 4 | 49 | 130.0 | 29 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.886 |
| | Neural Net 7 | 49 | 130.0 | 29 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.886 |
| | Neural Net 8 | 49 | 130.0 | 29 | 2.289 | 79.487 | 8 | 0.886 |

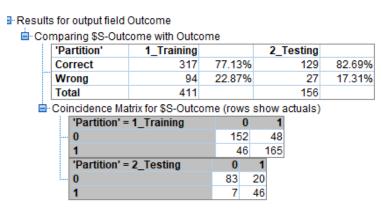
همان طور که می بینیم بهترین مدل را مدل SVM با درصد ۷۶.۳۸ train درصد و درصد test .۷۶.۸۰ درصد معرفی کرده حال ما با بررسی داده ها در تک تک مدل ها تلاش برای پیدا کردن مدل بهتر و یا مطمین شدن از این نتیجه هستییم

مدل ها در این حالت

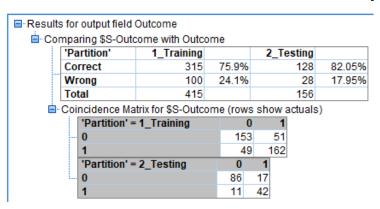
SVM •

در حالت RBF با C=1 و گاما 1

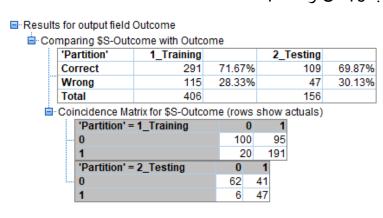
در این حالت نسبت به حالت قبل مشاهده می شود که هم مدل بسیار بهتر داده های دیابت مثبت را بهتر تشخیص داده و هم overfit نشده است



در حالت Polynominal با 5=5 و گاما 1



در اینجا نیز نسبت به قبل میزان بیشتری تشخیص درست دیابت داشتیم در حالت Sigmoid با C=10 و گاما 1



می بینیم که در این حالت میزان تشخیص درست دیابت بسیار بیشتر شده ومدل نیز overfit نشده حال با مقایسه با بقیه حالات باید ببینیم درصد کدام یک از مدل ها بهتر است

در حالت Linear با C=1

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$S-Outcome with Outcome

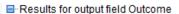
| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 321 | 74.13% | 126 | 80.77% |
| Wrong | 112 | 25.87% | 30 | 19.23% |
| Total | 433 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$S-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_Training | 0 | 1 |
|--------------------------|-----|-----|
| 0 | 168 | 54 |
| 1 | 58 | 153 |
| 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 |
| 0 | 81 | 22 |
| 1 | 8 | 45 |

KNN •

همان طور که در پایین میبینید مدل نسبت با حالت بایاس نشده خیلی نتایج بهتری را برگردانده است



| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 316 | 76.33% | 127 | 81.41% |
| Wrong | 98 | 23.67% | 29 | 18.59% |
| Total | 414 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$KNN-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 | 1 |
|-----|--------------------------|-----|-----|
| - | 0 | 160 | 43 |
| | 1 | 55 | 156 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 |
| L., | 0 | 88 | 15 |
| | 1 | 14 | 39 |

Neural Net •

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$N-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|-----|-----------|--------|
| Correct | 316 | 74% | 122 | 78.21% |
| Wrong | 111 | 26% | 34 | 21.79% |
| Total | 427 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$N-Outcome (rows show actuals)

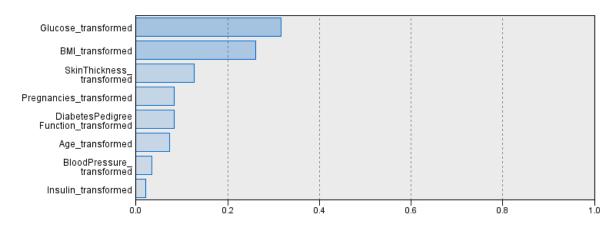
| | 'Partition' = 1_Training | 0 | | 1 |
|---|--------------------------|-----|----|----|
| - | 0 | 153 | | 63 |
| | 1 | 48 | 1 | 63 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| Щ | 0 | 79 | 24 | |
| | 1 | 10 | 43 | |

در اینجا باکلیک برروی مدل داریم

پیش بینی دیابت پیش بینی دیابت

Predictor Importance

Target: Outcome



که در این حالت بر ای بهتر شدن تست مقدار insulin را حذف میکنیم اما با بررسی داده ها پس از این کار می بینیم با این که درصد accuracy بیشتر شد و داده های کمتری دچار تشخیص اشتباه شدند



□ Comparing \$N-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 313 | 75.24% | 128 | 82.05% |
| Wrong | 103 | 24.76% | 28 | 17.95% |
| Total | 416 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$N-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_ | Training | 0 | 1 |
|------------------|----------|-----|-----|
| 0 | | 147 | 58 |
| 1 | | 45 | 166 |
| 'Partition' = 2_ | Testing | 0 | 1 |
| 0 | | 82 | 21 |
| 1 | | 7 | 46 |

مدل شبکه عصبی در حالت boosting نیز تست شد که overfit داشت اما در حالت bagging نتیجه بهتر و به صورت زیر است

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$N-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|-----|-----------|--------|
| Correct | 324 | 80% | 121 | 77.56% |
| Wrong | 81 | 20% | 35 | 22.44% |
| Total | 405 | | 156 | |

in Coincidence Matrix for \$N-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_Training | 0 | | 1 |
|--------------------------|-----|----|---|
| 0 | 150 | 4 | 4 |
| 1 | 37 | 17 | 4 |
| 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| 0 | 81 | 22 | |
| 1 | 13 | 40 | |

C&R Tree •

در حالت تک درخت جدول زیر را داریم که همانطور که مشاهده می شود در این حالت نیز نتایج خیلی مورد قبول تر است

■ Results for output field Outcome

E Comparing \$R-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 313 | 74.17% | 122 | 78.21% |
| Wrong | 109 | 25.83% | 34 | 21.79% |
| Total | 422 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 |) | 1 |
|---|--------------------------|-----|-----|----|
| - | 0 | 150 |) | 61 |
| | 1 | 48 | 3 1 | 63 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| L | 0 | 80 | 23 | |
| | 1 | 11 | 42 | |

برای این مدل در حالت boosting نتایج دچار overfit شد ولی در حالت bagging نتایج بهتر و به صورت زیر است

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$R-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 332 | 81.17% | 126 | 80.77% |
| Wrong | 77 | 18.83% | 30 | 19.23% |
| Total | 409 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 | | 1 |
|-----|--------------------------|-----|----|----|
| - | 0 | 159 | | 39 |
| | 1 | 38 | 1 | 73 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| L., | 0 | 85 | 18 | |
| | 1 | 12 | 41 | |

CHAID •

این مدل در حالت تک درخت نتیجه زیررا برگردانده که در مقایسه با حالت بدون توازن بسیار بهتر است

■ Results for output field Outcome

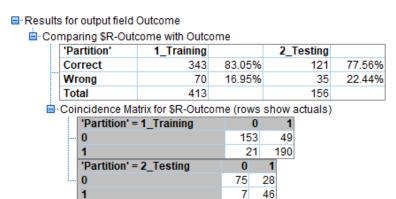
□ Comparing \$R-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 335 | 75.62% | 130 | 83.33% |
| Wrong | 108 | 24.38% | 26 | 16.67% |
| Total | 443 | | 156 | |

□ Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 | 1 |
|---|--------------------------|-----|-----|
| - | 0 | 171 | 61 |
| | 1 | 47 | 164 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 |
| L | 0 | 87 | 16 |
| | 1 | 10 | 43 |

CHAID در حالت boosting دچار overfit شد ولی در حالت bagging نتیجه به صورت زیر بود که مدل accuracy بالاتری دارد



QUEST •

در مدل شبیه به دومدل درخت قبلی است و نتایج آن را به این صورت داریم که نسبت به دو مدل قبلی عملکر د ضعیف تری داشته است

■ Results for output field Outcome □ Comparing \$R-Outcome with Outcome 'Partition' 1_Training 2 Testing Correct 306 121 77.56% Wrong 125 29% 22.44% 431 - Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals) 'Partition' = 1_Training 162 58 67 144 'Partition' = 2_Testing 0

84 19

16 37

0

در حالت bagging عمل کرد این مدل به صورت زیر بهبود میابد

■ Results for output field Outcome 'Partition' 2_Testing 1_Training Correct 326 76.53% 118 75.64% Wrong 100 23.47% 38 24.36% 156 Total 426 Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals) 'Partition' = 1_Training

Partition' = 1_Training 0 1 0 146 69 1 31 180 Partition' = 2_Testing 0 1 0 77 26 1 12 41

Random Tree •

این مدل نیز مانندهای قبلی است و عملکرد آن به صورت زیر است

■ Results for output field Outcome

i Comparing \$R-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 339 | 80.91% | 124 | 79.49% |
| Wrong | 80 | 19.09% | 32 | 20.51% |
| Total | 419 | | 156 | |

□ Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 | 1 |
|---|--------------------------|-----|-----|
| - | 0 | 166 | 42 |
| | 1 | 38 | 173 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 |
| Ш | 0 | 80 | 23 |
| | 1 | 9 | 44 |

C5 •

و آخرین مدل

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$C-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 309 | 76.11% | 112 | 71.79% |
| Wrong | 97 | 23.89% | 44 | 28.21% |
| Total | 406 | | 156 | |

□ Coincidence Matrix for \$C-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_Training | (|) | 1 |
|--------------------------|-----|-----|-----|
| 0 | 108 | 3 | 87 |
| 1 | 10 |) 2 | 201 |
| 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| 0 | 64 | 39 | |
| 1 | 5 | 48 | |

نتیجه بعد از هرس کردن و در نهایت حالت boost شده مدل به صورت زیر است

■ Results for output field Outcome

□ Comparing \$C-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 343 | 82.25% | 122 | 78.21% |
| Wrong | 74 | 17.75% | 34 | 21.79% |
| Total | 417 | | 156 | |

Coincidence Matrix for \$C-Outcome (rows show actuals)

| | 'Partition' = 1_Training | 0 | 1 |
|---|--------------------------|-----|-----|
| - | 0 | 151 | 55 |
| | 1 | 19 | 192 |
| | 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 |
| L | 0 | 79 | 24 |
| | 1 | 10 | 43 |

انتخاب بهترین مدل

از بین مدل های بالا بخواهیم بهترین مدل ها را انتخاب کنیم به این ۴ مدل زیر می رسیم

bagging در حالت C&R Tree (1

- 2) CHAID در حالت bagging
 - Random Tree (3
 - 4) C5 در حالت boosting

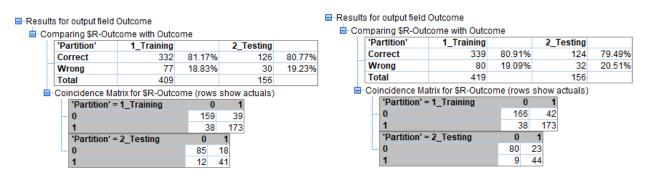
| C5 | Random Tree | CHAID | C&R Tree | مدل |
|--------|-------------|--------|----------|------------|
| 82.25% | 80.91% | 83.05% | 81.17% | درصد train |
| 78.21% | 79.49% | 77.56% | 80.77% | درصد test |

از بین مدل های بالا دو مدل اول و سوم بیشترین روباستی را دارد و اختلاف درصد بین test و train در این دو مدل کمتر است

برای تصمیم گیری بین این دو مدل به جدول اغتشاش این دو نگاه میکنیم و درصد accuracy که در این جا accuracy در C&R Tree بهتر است ولی در جدول اغتشاش Random Tree بهتر عمل کرده و تعداد بیشتری را در دیابت مثبت پیش بینی کرده

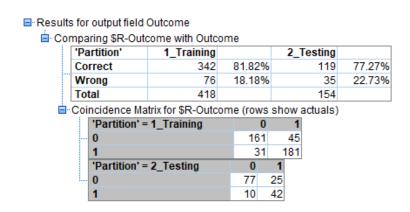
C&R Tree

Random Tree



برای انتخاب بهترین مدل باید داده های تست را تغییر بدهیم تا ببینیم باز هم مدل نتیجه مشابه ارایه میدهد یا خیر

نتیجه تغییر دادن seed برای c&R Tree



29 | Page پیش بینی دیابت

نتیجه تغییر دادن seed برای random Tree

■ Results for output field Outcome

Ġ Comparing \$R-Outcome with Outcome

| 'Partition' | 1_Training | | 2_Testing | |
|-------------|------------|--------|-----------|--------|
| Correct | 334 | 80.87% | 115 | 74.68% |
| Wrong | 79 | 19.13% | 39 | 25.32% |
| Total | 413 | | 154 | |

Coincidence Matrix for \$R-Outcome (rows show actuals)

| 'Partition' = 1_Training | 0 | | 1 |
|--------------------------|-----|----|-----|
| 0 | 166 | | 35 |
| 1 | 44 | | 168 |
| 'Partition' = 2_Testing | 0 | 1 | |
| 0 | 79 | 23 | |
| 1 | 16 | 36 | |

یس مدل برتر ما در این پروژه مدل C&R Tree است