

داده کاوی با نرم افزار WEKA

استاد: دکتر جماعت

تهیه و تنظیم: خانم مهندس بمانی

در طول سال های اخیر با توجه به گسترش فناوری اطلاعات و ارتباطات و با افزایش داده های دیجیتال و رشد قدرت محاسباتی کامپیوترها، نرم افزارهای تجاری و آموزشی فراوانی برای داده کاوی در حوزه های مختلف عرضه شده اند. استفاده از ابزارها و الگوریتم های داده کاوی، می تواند ماهیت پیچیده‌ی داده ها و روابط نامحسوس میان این داده ها را مدل کند. در واقع ابزار داده کاوی، داده را گرفته و یک تصویر از واقعیت را به شکل مدل ایجاد می کنند. این مدل روابط موجود در داده ها را شرح می دهد.

امروزه داده کاوی گسترش زیادی یافته است، به طوری که اکثر نرم افزارهای پایگاه داده ای مانند SQL و ORACLE نیز شامل ابزارهای داده کاوی شده اند. از جمله نرم افزارهای متداول در زمینه داده کاوی WEKA، Clementine، Rapid Miner، Orange، Matlab، R و غیره می باشند. جدول (۸-۱)

۱) نقش متداول ترین نرم افزارهای داده کاوی را نمایش می دهد.

جدول (۱-۸) – متدالول ترین نرم افزارهای داده کاوی

<p>قوی ترین و پر کاربردترین ابزار در حوزه‌ی داده کاوی می‌باشد. طراحی واسط کاربر این نرم افزار باعث شده است تا کاربران به راحتی با نرم افزار ارتباط برقرار کنند. مدل سازی در این نرم افزار نیازی به برنامه نویسی ندارد، از این رو برای افرادی که برنامه نویسی نمی‌دانند نیز قابل استفاده است.</p>	Clementine
<p>ابزاری بسیار قدرتمند برای انجام پردازش های حجیم و سنگین مهندسی است؛ به طوری که رسم برخی نمودارها یا انجام بعضی محاسبات را جز به کمک Matlab نمی‌توان تصور کرد. این نرم افزار برای انجام محاسبات مختلفی از جمله پردازش های سیگنال، پردازش های آماری، شبکه های عصبی، دریافت تصویر، پردازش تصویر، منطق فازی، الگوریتم های ژنتیک و غیره می‌باشد. کاربرد موثر Matlab در حل مسائل پردازش سیگنال و سیستم های کنترل است. کاربرد موثر نرم افزار Matlab در حل مسائل داده کاوی می‌باشد.</p>	Matlab
<p>تحلیل فعل و انفعالات داده و متدهای جدید در روش های آماری، توسط این نرم افزار انجام می‌گیرد. این نرم افزار دارای ساختاری مشابه دستورات برنامه‌ی آماری spluse با تغییراتی در نحوه‌ی برنامه نویسی آماری دارد.</p>	R
<p>نرم افزاری برای متن کاوی در سیستم داده کاوی است، که به عنوان یک برنامه مستقل برای تجزیه و تحلیل داده ها و به عنوان یک موتور داده کاوی در دسترس می‌باشد.</p>	Rapid Miner
<p>مجموعه‌ای از الگوریتم های یادگیری ماشینی و ابزارهای پیش پردازش داده ها می‌باشد. این نرم افزار پشتیبانی های ارزشمندی را برای کل فرآینهای داده کاوی های تجربی فراهم می‌کنند.</p>	WEKA
<p>ای نرم افزاری دانشجویی است و چندان حرفه‌ای نبوده و بیشتر خصوصیات تجربی دارد.</p>	Orange

در این فصل با محیط نرم افزار WEKA، آشنا و روش های داده کاوی در آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین، امکانات گسترده‌ی نرم افزار، واسط های گرافیکی، سازگاری با سایر برنامه های ویندوزی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۱-۸ معرفی نرم افزار WEKA

نرم افزار WEKA، نرم افزاری آزاد و اپن سورس است که توسط دانشگاه وایکاتو^۱ در نیوزلند طراحی شده است و اسم آن از عبارت «Waikato Environment For Knowledge» استخراج گشته است. این نرم افزار

¹- Waikato

برای نخستین بار در سال ۱۹۹۷ به شکل مدرنش نوشته شده و تحت مجوز GPL عرضه شد. چارچوب جاوای WEKA باعث می شود تا اجرای آن روی سیستم عامل های لینوکس، ویندوز و مکینتاش و حتی روی یک منشی دیجیتال شخصی^۱ امکان پذیر باشد.

نرم افزار WEKA، مجموعه ای از الگوریتم های یادگیری ماشین برای انجام وظایف داده کاوی است. این محیط شامل روش هایی برای پردازش اولیه داده، طبقه بندی، رگرسیون، خوشه بندی و قوانین انجمانی می باشد.

۲-۸ معرفی پایگاه داده

جهت آموزش کار از یک مجموعه داده ای بانکی جهت تفهیم بیشتر استفاده خواهد شد که ابتدا این مجموعه داده شرح داده می شود. پیش زمینه داده کاوی، درک درست داده ها و تعریف مسئله است و بدون درک صحیح، نمی توان مسائل را به درستی تعریف کرد و داده ها را جهت کاوش آماده نمود و نتایج را به طور صحیح تفسیر کرد. در واقع هبیج الگوریتمی صرف نظر از خبره بودن آن نمی تواند نتیجه ی مطمئنی حاصل نماید. جهت درک بهتر مطالب این فصل، دو پایگاه داده ۱ و Dataset ۲ در برنامه Excel با فرمت CSV. به عنوان مثال در نظر گرفته می شود، که برای ساخت مدل از قسمت open file نرم افزار قابل استفاده است.

از بانک اطلاعاتی Dataset ۱ برای پیاده سازی الگوریتم های رگرسیون، درخت تصمیم و خوشه بندی استفاده شده است. بانک اطلاعاتی شامل اطلاعاتی در مورد ۴۱۱۷ فرد مختلف است که فیلدهای تشکیل دهنده ی آن را در جدول (۲-۸) مشاهده می کنید.

جدول (۲-۸) – نام فیلدهای بانک اطلاعاتی

(Age)	سن مشتری (numeric)
(Income)	درآمد مشتری (numeric)
(Gender)	مرد یا زن
(Marital)	مجرد، متاهل، مطلقه
(Numkid)	تعداد فرزندان (numeric)
(Loan)	تعداد وام های دریافتی (numeric)
(Risk)	اعتبار خوب، اعتبار بد

¹- Personal Digital Assistant

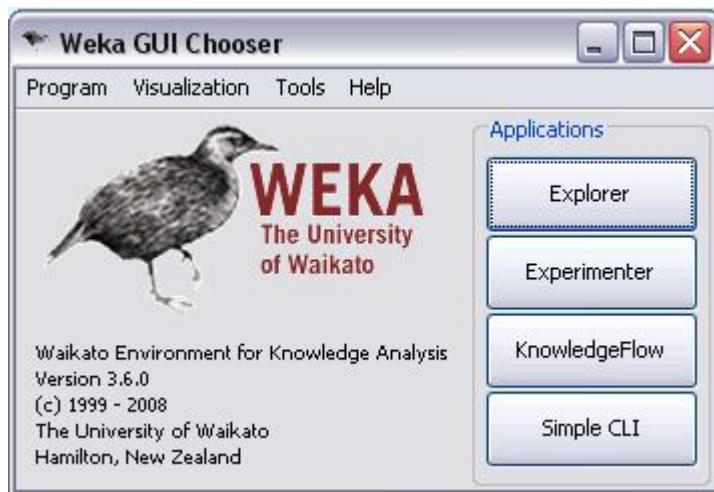
با در نظر گرفتن فیلد هدف (اعتبار خوب، اعتبار بد)، عوامل موثر بر اعتبار متقارضیان وام مورد بررسی قرار می گیرد.

مقادیر برخی فیلدها از نوع عددی می باشند، اگرچه برخی مدل ها ممکن است به الزامات خاص دیگری نیاز داشته باشند.

۳-۸ شروع کار با WEKA

برای اجرای نرم افزار WEKA به دو نکته باید توجه کرد:

- ۱) برای نصب WEKA می بایست برنامه ای جاوا ماشین (jre - windows - ۶۴۲۴ - i۵۸۶ - s) نصب گردد. در غیر این صورت با عدم اجرا یا پرش صفحه ای گرافیکی WEKA مواجه می شوید.
- ۲) داده ها بهتر است در اکسل وارد شده و با فرمت Text delimited ذخیره گرددن تا بتوان در نرم افزار WEKA از آن استفاده نمود.



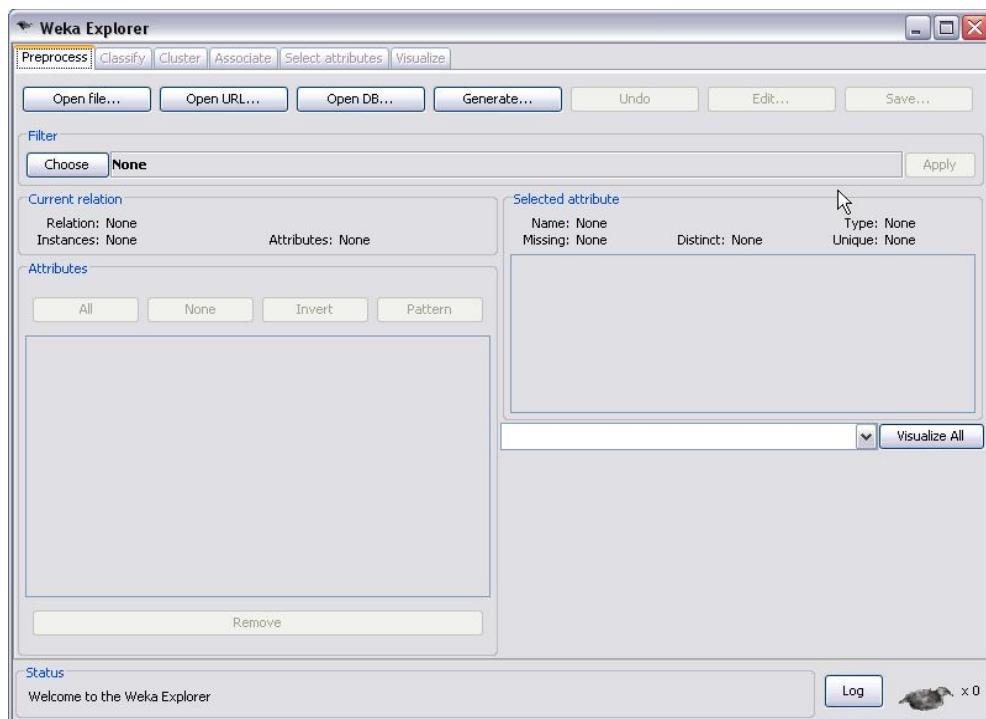
شکل (۲-۸) - صفحه آغازین WEKA

در صورتی که این دو نکته رعایت شود، مشکل خاص دیگری نخواهد داشت. صفحه شروع WEKA به شکل (۲-۸) خواهد بود.

این صفحه شامل چهار گزینه می باشد:

۱ - Explorer : این واسط گرافیکی، محیطی برای مکاشفه در داده ها با استفاده از WEKA می باشد، که به وسیله ای انتخاب منوها و پر کردن فرم های مربوطه، دسترسی به همه امکانات را فراهم کرده است. واسط Explorer کمک می کند تا الگوریتم های متعددی نیز آزمایش شوند. شکل (۳-۸) نمای Explorer را نشان می دهد.

در این واسط، شش پانل مختلف وجود دارد. کارکرد تمام گزینه ها به شرح ذیل می باشد:



شکل (۳-۸) – واسط گرافیکی Explorer

- Preprocess : انتخاب مجموعه داده و اصلاح آن از راه های گوناگون.
- Classify : آموزش برنامه های یادگیری که رده بندی یادگیری رگرسیون انجام می دهند و ارزیابی آن ها.
- Cluster : یادگیری خوشه ها برای مجموعه های داده.
- Associate : یادگیری قواعد انجمنی برای داده ها و ارزیابی آن ها.
- Select Attributes : انتخاب مرتبط ترین جنبه ها در مجموعه های داده.
- Visualize : مشاهده نمودارهای مختلف دو بعدی داده ها و تعامل با آن ها.

محیطی برای انجام آزمون و انجام آزمایش های آماری میان روش های مختلف یادگیری می باشد. این واسط کمک می کند تا به هنگام استفاده از تکنیک های رده بندی و رگرسیون، چه روش ها و پارامترهایی برای مساله داده شده، بهتر عمل می کنند. با این وجود، Experimenter با ساده کردن اجرای رده بندی کننده ها و فیلترها با پارامترهای گوناگون روی تعدادی از مجموعه های داده، جمع آوری کارآیی و انجام آزمایش های معنا، پردازش را خودکار می کند. معمولاً کاربرهای پیشرفته، از Experimenter برای توزیع بار محاسباتی بین چندین ماشین، استفاده می کنند.

۳- Knowledge Flow: محیطی که تقریباً تمامی کارایی Explorer را پشتیبانی می‌کند، اما در عوض از یک رابط «کشیدن و رها کردن^۱» استفاده می‌کند که با اتصال الگوریتم‌های یادگیری و منابع داده‌ها، ترکیب و چینش دلخواه ساخته می‌شود.

۴- Simple CLI: رابط ساده خط فرمان که به شما اجازه دسترسی مستقیم به دستورات WEKA را می‌دهد.

ما Explorer به عنوان واسطه کاربری انتخاب می‌نماییم. در محیط Explorer WEKA، در پایین هر پانل، جعبه‌ی Status و دکمه Log قرار دارد. جعبه‌ی Status، پیغام‌های مبنی بر انجام عملیات را نشان می‌دهد و دکمه Log، گزارش عملکرد متنی کارهایی که WEKA تاکنون در این بخش انجام داده را به همراه برچسب زمانی ارائه می‌کند.

توجه داشته باشید زمانی که WEKA در حال عملیات است، پرنده کوچکی در پایین سمت راست پنجره بالا و پایین می‌پردازد. اگر پرنده بایستد و حرکت نکند، او مریض است؛ یعنی اشتباهی رخ داده است و باید دوباره Explorer اجرا شود.

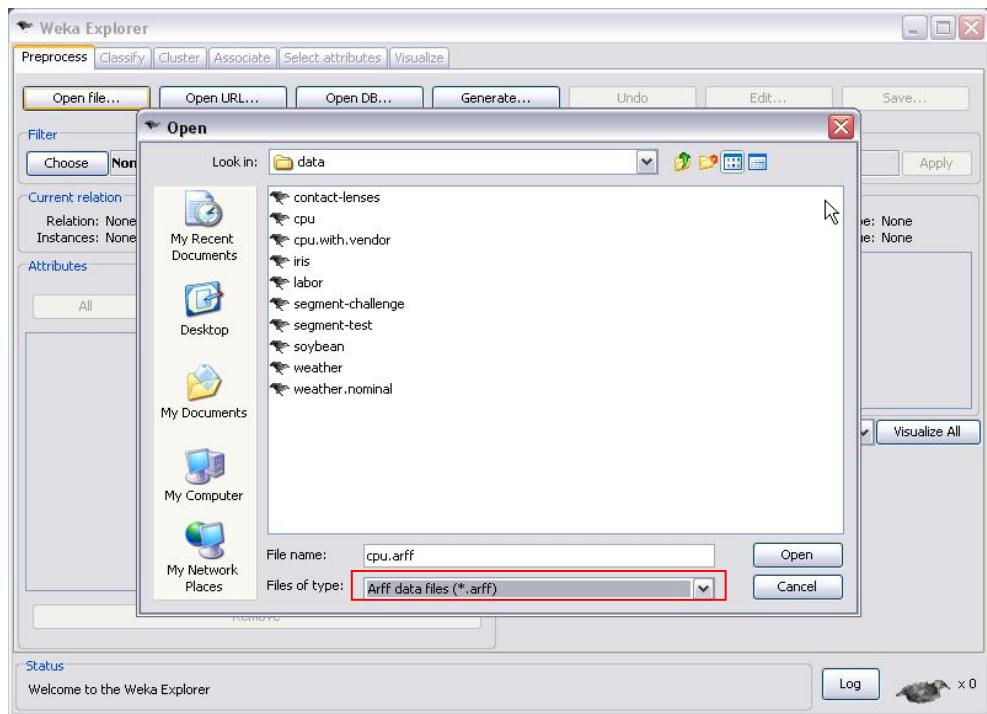
۴-۸ پیش‌پردازش

ابتدا داده‌ها به WEKA وارد می‌شوند که برای این کار باید آن‌ها را به فرمتی درآورد که برای WEKA فابل فهم باشد. مراحل وارد کردن داده‌ها در WEKA که به شرح ذیل می‌باشند:

الف) خواندن و فیلتر کردن فایل‌ها

در بالای پانل Preprocess در شکل (۴-۸)، دکمه‌های open database، open URL، open File وجود دارد، با کلیک بر روی دکمه open File، ابتدا فایل‌هایی با پسوند arff در browser فایل نمایش داده می‌شود. برای دیدن فایل مورد نظر باید گزینه Format در جعبه انتخاب فایل تغییر داده شود.

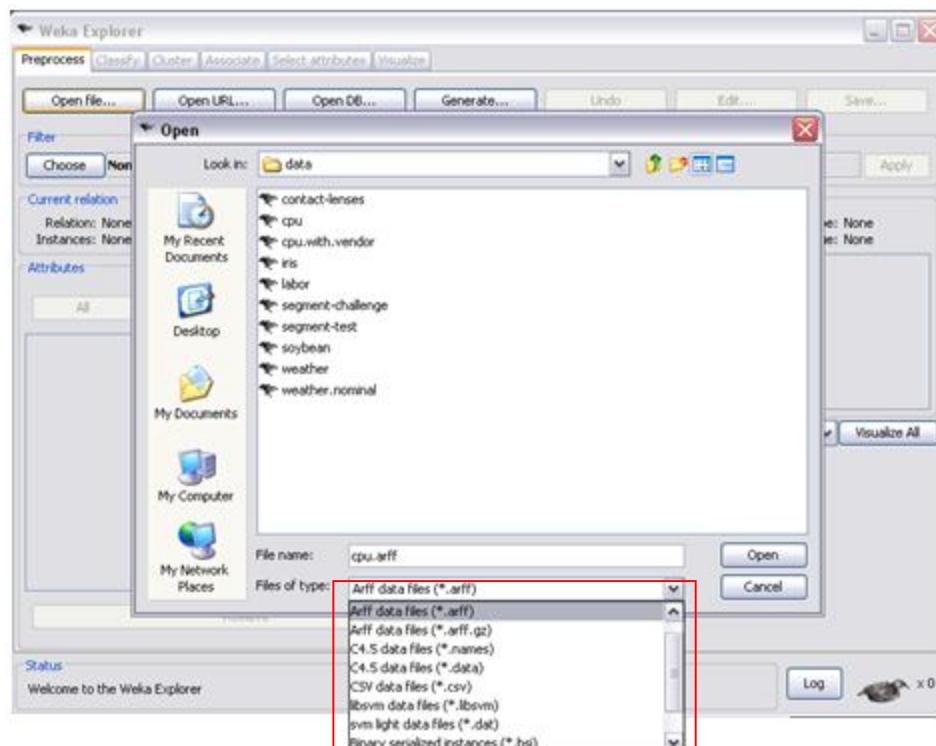
^۱- Drag and Drop



شکل (۴-۸) – باز کردن فایل

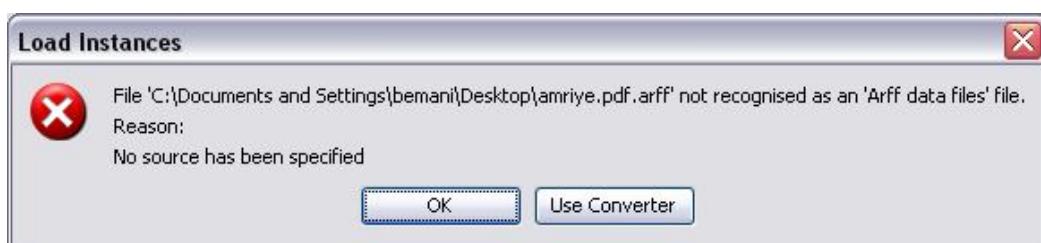
ب) تبدیل فایل‌ها به فرمت ARFF

نرم افزار Weka دارای سه مبدل فرمت فایل می‌باشد، شکل (۵-۸) برای فایل‌های صفحه گستردگی با پسوند .bsi، فرمت فایل CSV با پسوند C4.5 و data names و برای نمونه‌های سری با پسوند ARFF.



شکل (۵-۸) - تبدیل فرمت های فایل

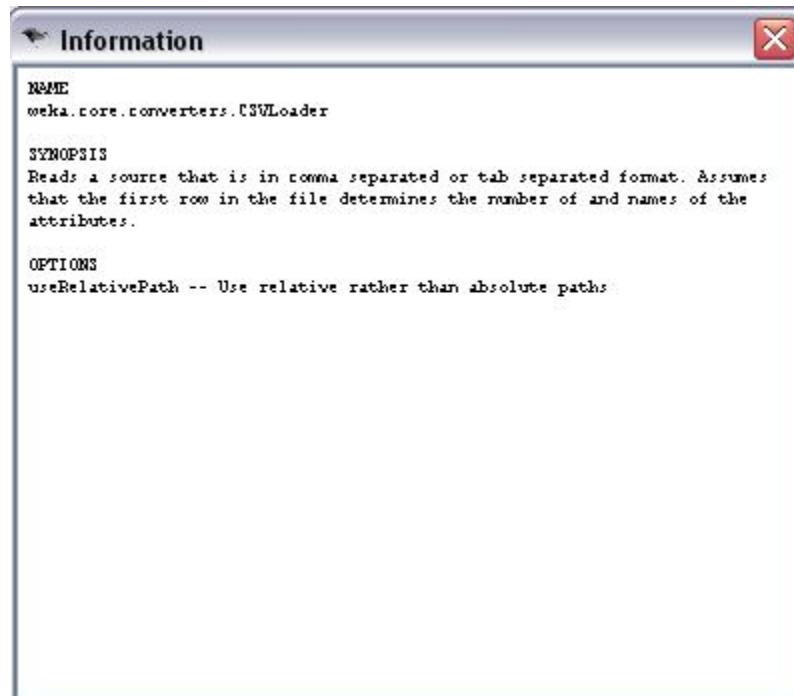
اگر Weka قادر به خواندن داده ها نباشد، آن را به صورت ARFF تفسیر می کند و پیغامی مطابق با شکل (۶-۸-الف) ظاهر می شود. با انتخاب گزینه Use Converter، پیغام شکل های (۶-۸-ب) و (۶-۸-ج) ظاهر می شود.



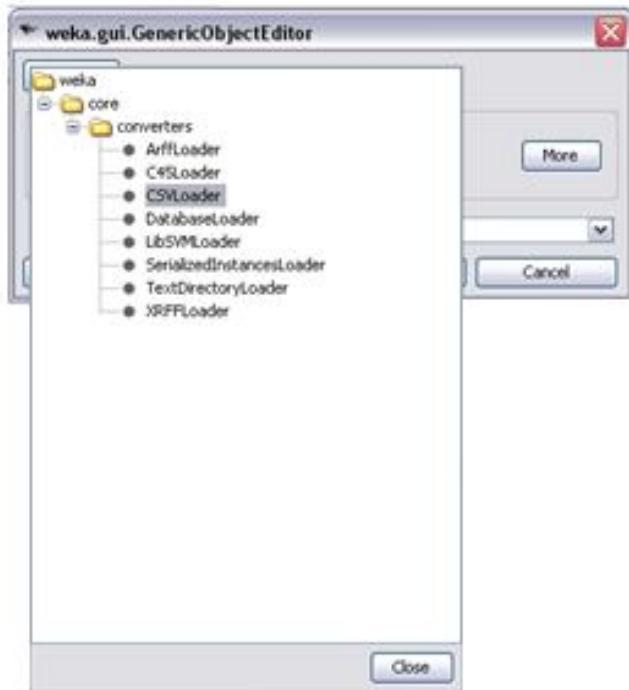
شکل (۶-۸-الف) - پیغام خطأ



شكل (٦-٨-ب) - ویرایشگر



شكل (٦-٨-ج) - اطلاعات بیشتر فشردن دکمه more



شکل (۶-۸-د) – انتخاب یک مبدل با فشردن دکمه choose

شکل (۶-۸-ب)، ویرایشگری عمومی در WEKA برای انتخاب و تنظیم اشیا می باشد و برای موارد مختلف لازم است بر روی گزینه choose کلیک شود تا از لیست شکل (۶-۸-د) انتخاب انجام شود. به طور مثال زمانی که پارامتری برای classifier تنظیم می شود، جعبه ای با نوع مشابه بکار برده می شود که در جدول (۳-۸) مشاهده می نمایید.

جدول (۳-۸) – لیست مبدل ها

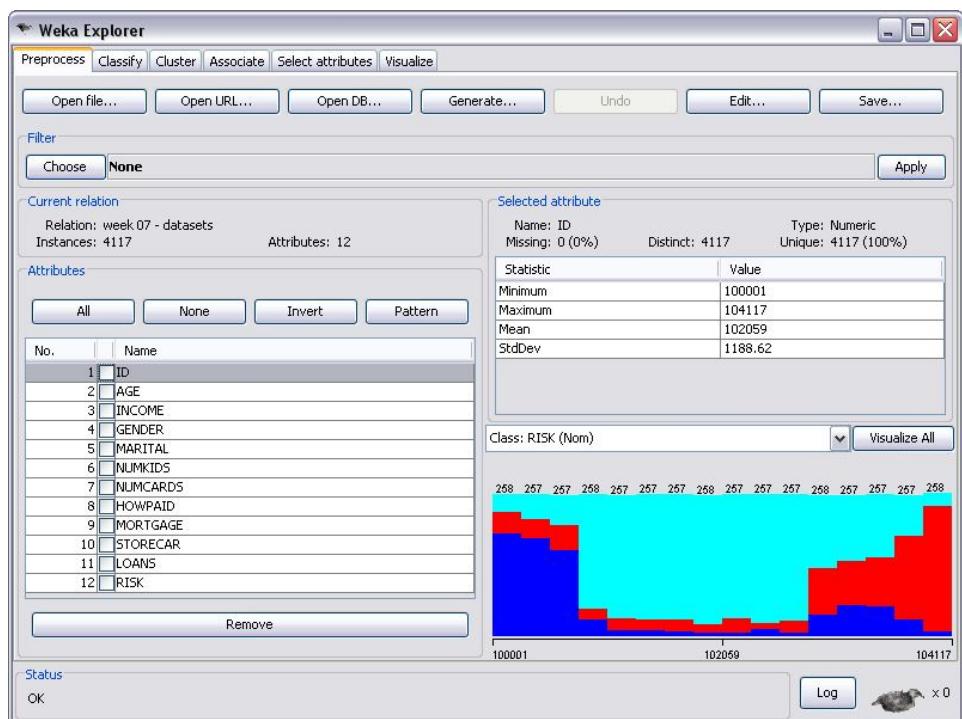
فایل هایی با پسوند .csv	svLoader
فایل هایی ناموفق	ArffLoader
دو فایل (اسم ها و داده های واقعی)	C4.5Loader
نمونه های سریالی (برای بازخوانی مجموعه داده ای که به صورت شبیه سریال شده جاوا ذخیره شده است.)	DatabaseLoader

از ویژگی های دیگر ویرایشگر عمومی در شکل (۶-۸-ب)، open و save می باشد که به ترتیب برای ذخیره اشیای تنظیم شده و باز کردن شی که پیش از این ذخیره شده است، به کار می رود.

در پانل preprocess شکل (۴-۸) از فایل های موجود روی کامپیوتر استفاده می کند، علاوه بر آن می توان یک URL باز کرد تا WEKA از پروتکل HTTP برای دانلود کردن یک فایل Arff از شبکه استفاده کند. همچنین می توان با باز کردن open DB، یک پایگاه داده را که درایو اتصال به مجموعه داده به زبان جاوا (JDBC) را دارد، به وسیله دستور select زبان sql بازیابی کرد. داده ها به کمک save به همه فرمات های ذکر شده، ذخیره می شوند.

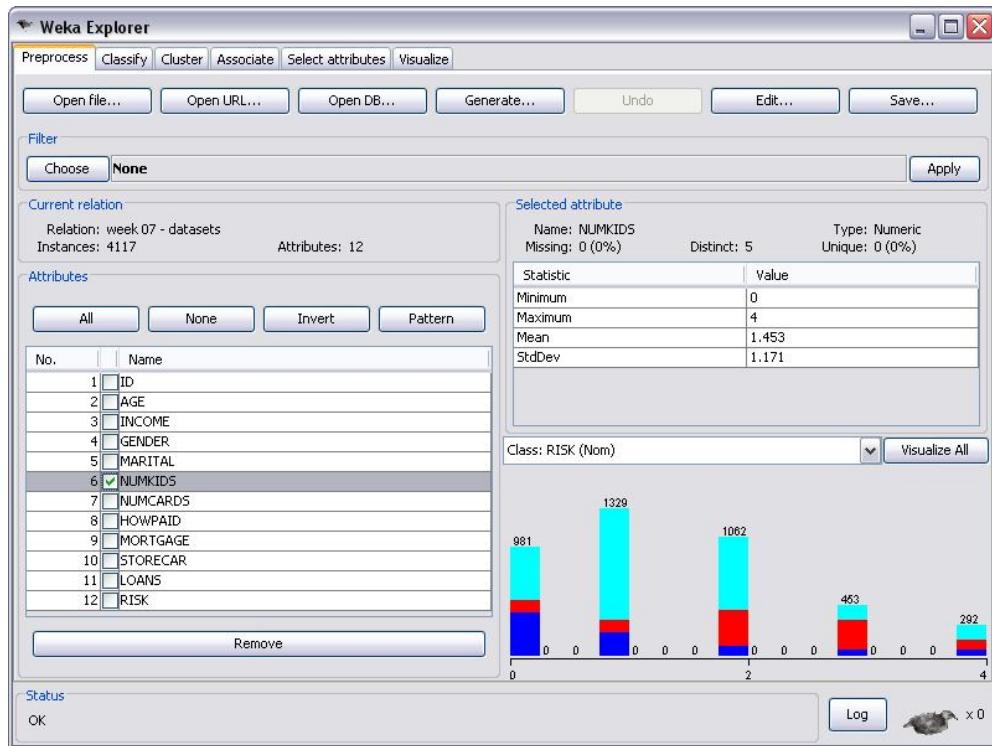
پانل preprocess به کاربر اجازه ای فیلتر کردن داده ها را نیز می دهد. فیلترها اجزای مهم WEKA هستند.

بعد از اینکه فایل بارگذاری شد، WEKA فیلدها را تشخیص می دهد و حین بررسی آنها، اطلاعات آماری پایه ای را برای هر کدام از صفات محاسبه می کند. همان طور که در شکل (۷-۸) نشان داده شده است، لیست صفات تشخیص داده شده، در سمت چپ، پایین و اطلاعات پایگاه داده مربوطه در بالای آن نشان داده می شود.



شکل (۷-۸) – بانک اطلاعاتی

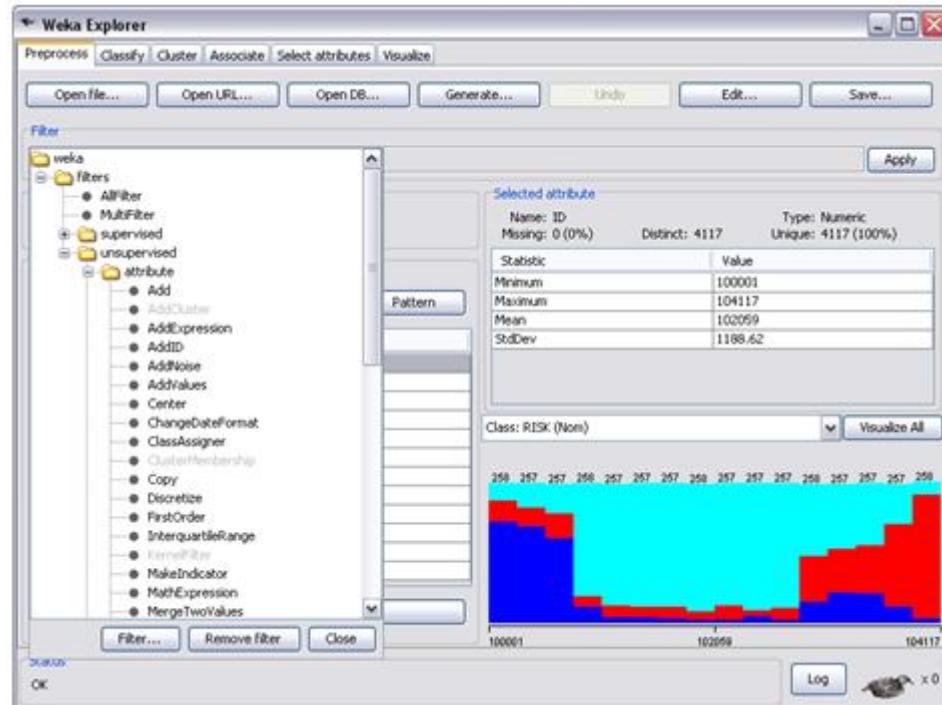
با کلیک کردن بر روی هر کدام از صفات، اطلاعات آماری اصلی آن را در سمت راست قابل مشاهده خواهد بود. نمودار ترسیم شده در سمت راست، بر اساس فیلدهای موجود در پایگاه داده می باشد که می توان آن ها را به دلخواه تغییر داد. به عنوان مثال شکل (۸-۸) از انتخاب فیلد NUMKID حاصل شده است.



شکل (۸-۸) – اطلاعات آماری فیلد **NUMKID**

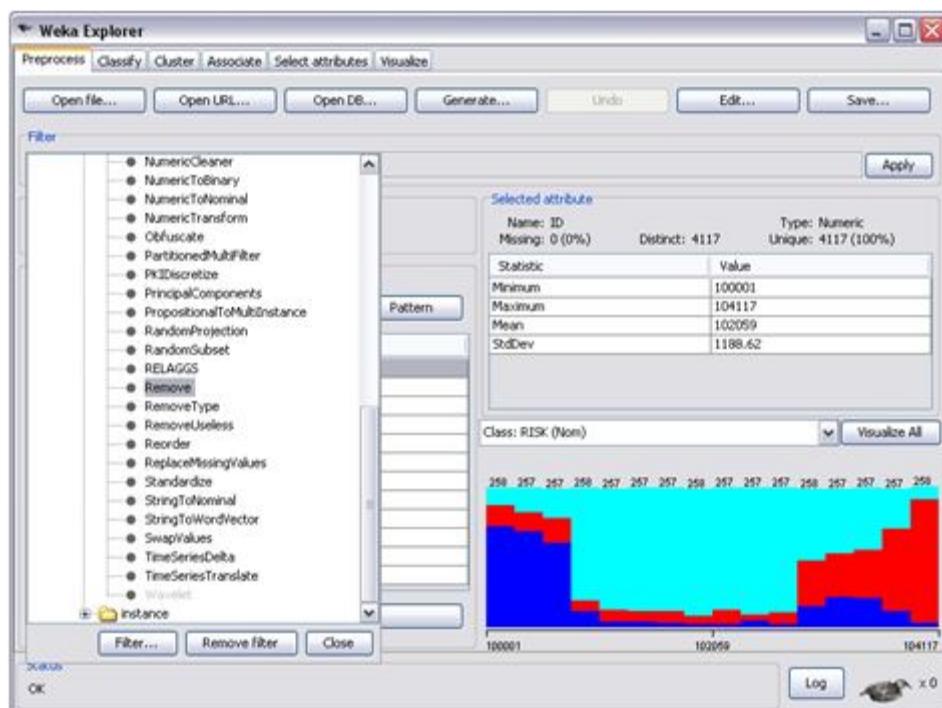
ج) به کارگیری فیلترها

با کلیک کردن choose در شکل (۹-۸) لیستی از فیلترها مشاهده می شود. از فیلترها برای حذف ویژگی های مورد نظر از یک مجموعه داده استفاده می شود. البته با انتخاب دستی ویژگی ها، با انتخاب آنها (تیک زدن) و انتخاب کلید Remove، امکان حذف وجود دارد.

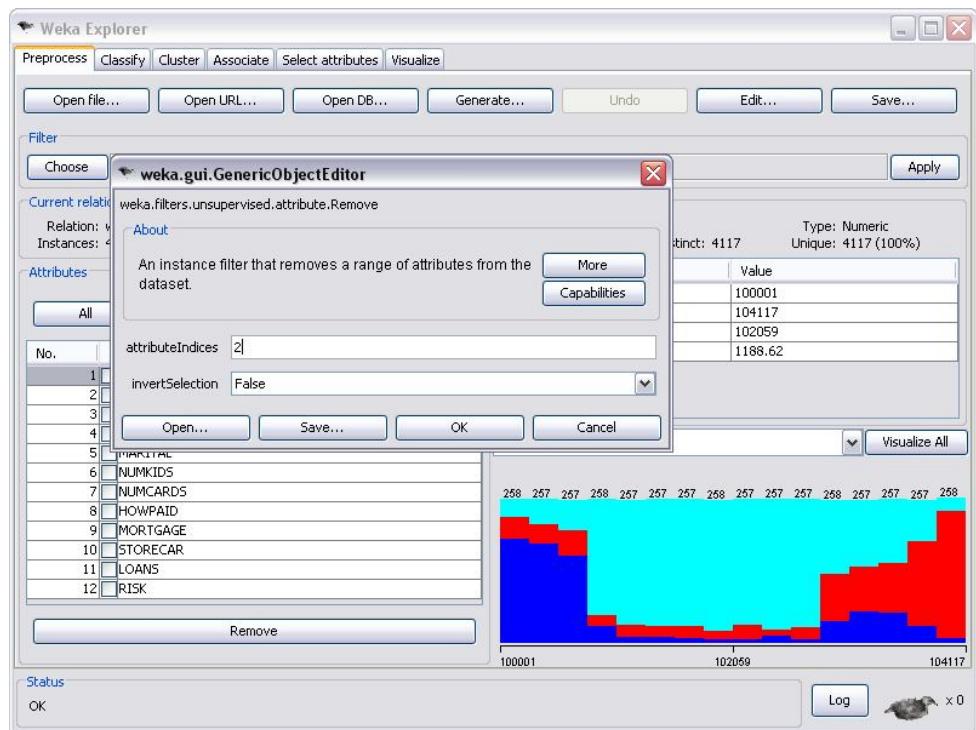


شکل (۹-۸) – انواع فیلترها

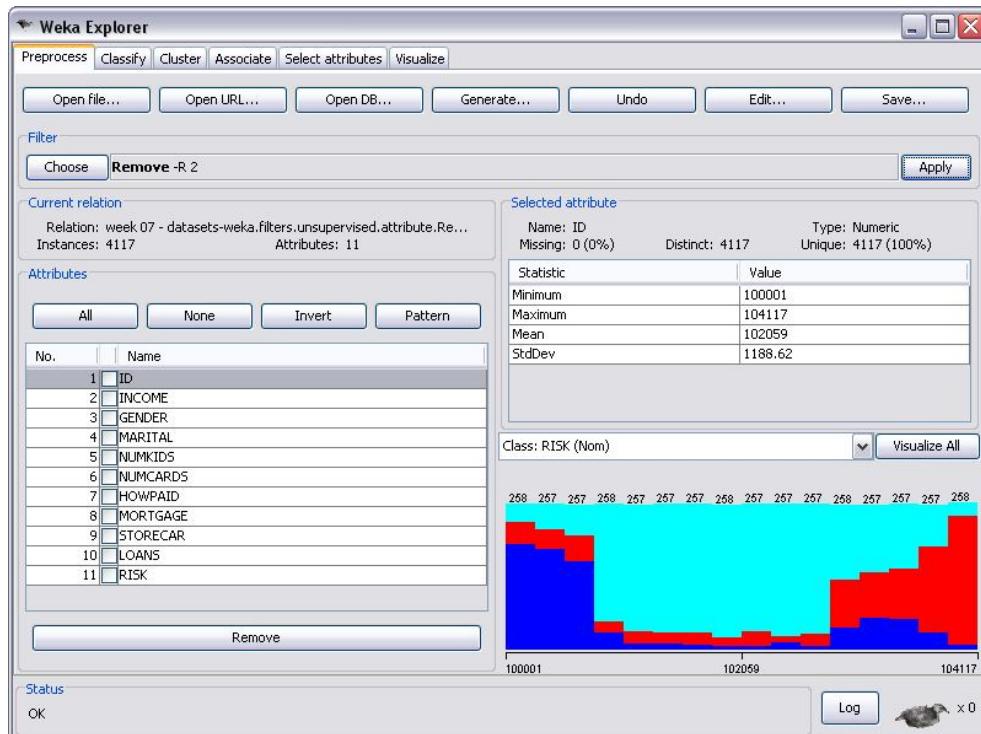
به عنوان مثال مراحل لازم برای حذف فیلد age از بانک اطلاعاتی با استفاده از روش اول، در شکل (۸-۱۰) مشاهده می شود.



شکل (۱۰-۸) -الف) – انتخاب فیلتر Remove

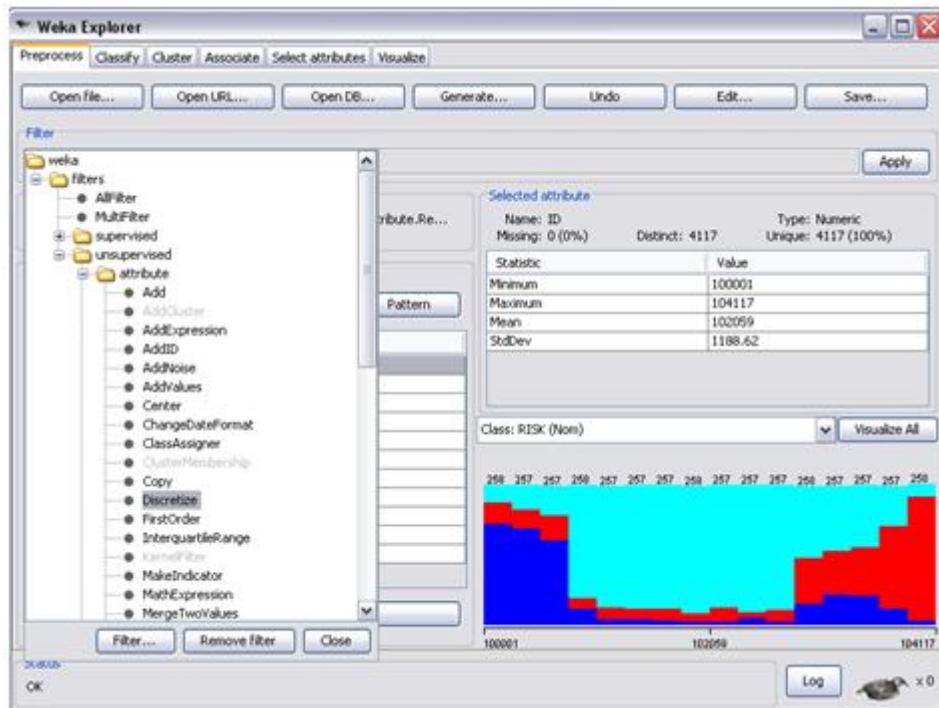


شکل (۱۰-۸-ب) – وارد کردن شماره فیلد مورد نظر

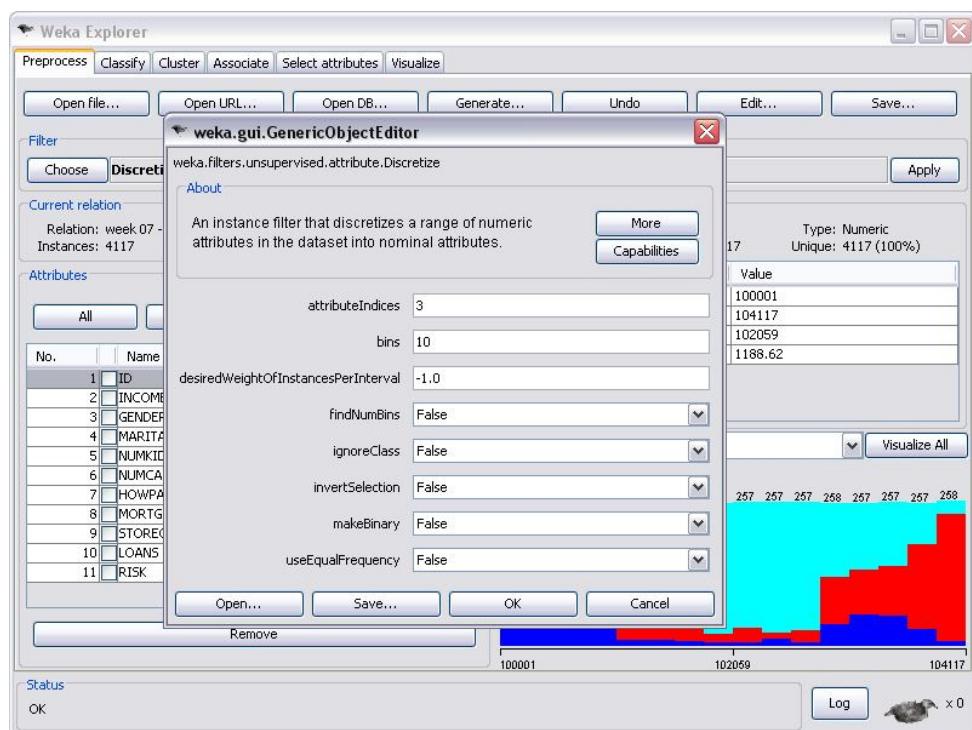


شکل (۱۰-۸-ج) – انتخاب گزینه Apply و حذف فیلد

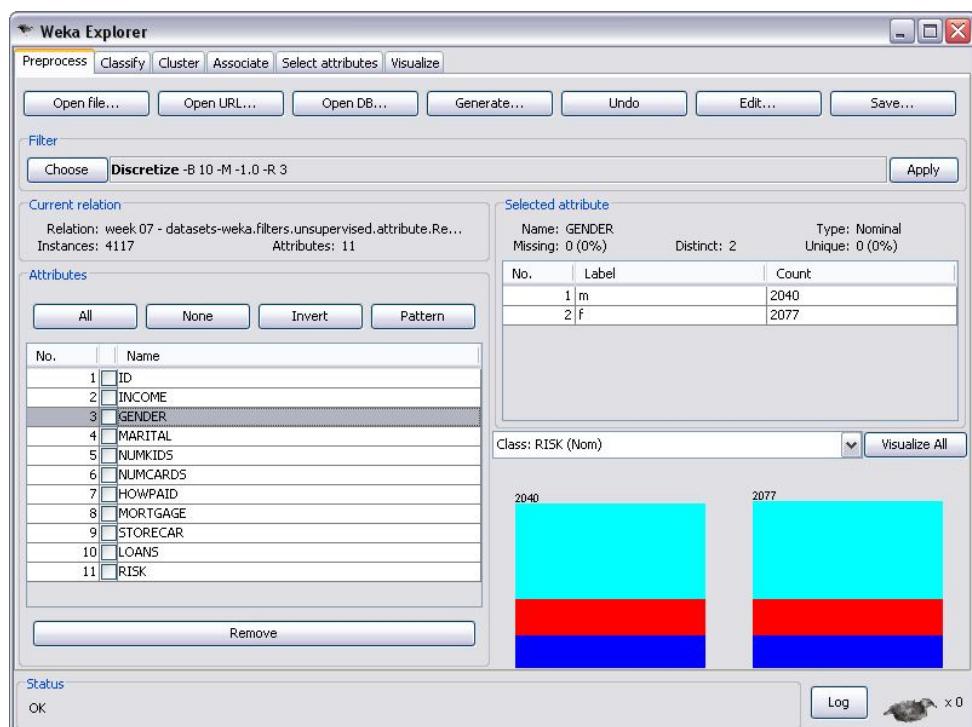
از دیگر فیلترهای موجود است که با استفاده از آن مقادیر یک صفت پیوسته به تعداد دلخواه بازه گسسته تبدیل می شود. شکل (۱۱-۸) مراحل لازم برای شکستن مقادیر صفت جنسیت به ۲ بازه را نشان می دهد.



شکل (۱۱-۸-الف) – انتخاب فیلتر Discretize



شکل (۱۱-۸-ب) – وارد کردن شماره فیلد مورد نظر و انجام تنظیمات



شکل (۱۱-۸-ج) – انتخاب گزینه Apply

Classify ۵-۸

WEKA الگوریتم های طبقه بندی و پیش بینی بسیار متنوعی را پیاده سازی می کند. طبقه بندی روشی است برای مشخص کردن گروهی که یک نمونه داده در آن قرار می گیرد. الگوریتم های طبقه بندی به Rules، trees، Meta، lazy، Functions، Bayesian تقسیم می شوند. در این بخش به معرفی برخی از اسامی طبقه بندی های WEKA پرداخته می شود.

Trees •

Decision stump ✓
برای مجموعه داده های عددی یا ردهای، درخت تصمیم گیری یک سطحی می سازد، که با مقادیر از دست رفته، به صورت مقادیر مجزا برخورد کرده و شاخه سومی از درخت را توسعه می دهد.

Rules •

Decision Table ✓
طبقه بندی بر اساس اکثریت جدول تصمیم گیری می سازد. این الگوریتم، با استفاده از بهترین جستجوی اول، زیر دسته های ویژگی ها را ارزیابی نموده و می تواند از اعتبارسنجی تقاطعی برای ارزیابی استفاده کند.

N-nge ✓
به جای استفاده از اکثریت جدول تصمیم گیری که بر اساس دسته ویژگی های مشابه عمل می کند، از روش نزدیک ترین همسایه برای تعیین رد هر یک از نمونه ها که توسط مدخل (Entry) جدول تصمیم گیری پوشش داده نشده اند، استفاده می شود.

Conjunctive Rule ✓
قواعد ای را یاد می گیرد که مقادیر رد های عددی را پیش بینی می کند. نمونه های آزمایشی به مقادیر پیش فرض رد نمونه های آموزشی، منسوب می شوند. سپس تقویت اطلاعات (برای رد های رسمی)، یا کاهش واریانس (برای رد های عددی) مربوط به هر والد محاسبه شده و به روش هرس کردن با خطای کاهش یافته (Reduced-error pruning)، قواعد هرس می شوند.

ZeroR ✓
برای رد های اسمی، اکثریت داده های مورد آزمایش و برای رد های عددی، میانگین آن ها را پیش بینی می کند. این الگوریتم بسیار ساده است.

M^o Rules ✓
به کمک M^o از روی درخت های مدل، قواعد رگرسیون را استخراج می کند.

Simple Linear Regression ✓
مدل رگرسیون خطی یک ویژگی مشخص را یاد می‌گیرد، آنگاه مدل با کمترین خطای مربعات، را انتخاب می‌کند. در این الگوریتم، مقادیر از دست رفته و مقادیر غیر عددی مجاز نیستند.

Linear Regression ✓
رگرسیون خطی استاندارد کمترین خطای مربعات را انجام می‌دهد و می‌تواند به طور اختیاری به انتخاب ویژگی بپردازد، این کار می‌تواند به صورت حریصانه، با حذف عقب رونده (Backward elimination) انجام شود، یا با ساختن یک مدل کامل از همه ویژگی‌ها و حذف یکی یکی جمله‌ها با ترتیب نزولی ضرایب استاندارد شده آن‌ها، تا رسیدن به شرط توقف مطلوب انجام گیرد.

Least Med sq ✓
یک روش رگرسیون خطی مقاوم است که به جای میانگین مربعات انحراف از خط رگرسیون، میانه را کمینه می‌کند. این روش به طور مکرر رگرسیون خطی استاندارد را به زیرمجموعه‌هایی از نمونه‌ها اعمال می‌کند و نتایجی را بیرون می‌دهد که کمترین خطای مربع میانه را دارند.

SMOreg ✓
الگوریتم بهینه سازی حداقل ترتیبی را روی مسایل رگرسیون اعمال می‌کند.

Pace Regression ✓
با استفاده از تکنیک رگرسیون pace، مدل‌های رگرسیون خطی تولید می‌کند. رگرسیون pace، زمانی که تعداد ویژگی‌ها خیلی زیاد است، به طور ویژه‌ای در تعیین ویژگی‌هایی که باید صرف‌نظر شوند، خوب عمل می‌کند. در واقع در صورت وجود نظم و ترتیب خاصی، ثابت می‌شود که با بینهایت شدن تعداد ویژگی‌ها، این الگوریتم بهینه عمل می‌کند.

RBF Network ✓
یک شبکه باتابع پایه‌ای گوسی شعاعی را پیاده سازی می‌کند. مرکز و عرضه ای واحدهای مخفی به وسیله روش میانگین K (K-means) تعیین می‌شود. سپس خروجی‌های فراهم شده از لایه‌های مخفی (Hidden layer)، با استفاده از رگرسیون منطقی در مورد رده‌های اسمی و رگرسیون خطی در مورد رده‌های عددی، با یکدیگر ترکیب می‌شوند. فعال سازی‌های توابع پایه‌ای پیش از ورود به مدل‌های خطی، با جمع شدن با عدد یک، نرمالیزه می‌شوند. در این الگوریتم می‌توان K، تعداد خوش‌ها، بیشترین تعداد تکرارهای رگرسیون‌های منطقی برای مساله‌های رده‌های رسمی، حداقل انحراف معیار خوش‌ها، و مقدار بیشینه رگرسیون را تعیین نمود. اگر رده‌ها رسمی باشد، میانگین K به طور جداگانه به هر رده اعمال می‌شود تا K خوش‌ههای مورد نظر برای هر رده استخراج گردد.

• Lazy بندهای رده

یادگیرنده های آموزشی lazy نمونه های آموزشی را ذخیره می کنند و تا زمان رده بندی هیچ کار واقعی انجام نمی دهند.

• IB1

یک یادگیرنده ابتدایی بر پایه نمونه است که نزدیکترین نمونه های آموزشی به نمونه های آزمایشی داده شده را از نظر فاصله اقلیدسی پیدا کرده و نزدیکترین ردهای مشابه رده همان نمونه های آموزشی را تخمین می زند.

• IBK

یک رده بند با K همسایه نزدیک است که معیار فاصله ذکر شده را استفاده می کند. تعداد نزدیکترین فاصله ها (پیش فرض $k=1$)، می تواند به طور صریح در ویرایشگر شی، تعریف شود. پیش بینی های متعلق به پیش از یک همسایه می تواند بر اساس فاصله آنها تا نمونه های آزمایشی، وزن دار گردد.

دو فرمول متفاوت برای تبدیل فاصله به وزن، پیاده سازی شده اند. تعداد نمونه های آموزشی که به وسیله رده بندی نگهداری می شود، می تواند با تنظیم گزینه اندازه پنجره محدود گردد. زمانی که نمونه های جدید اضافه می شوند، نمونه های قدیمی حذف شده تا تعداد کل نمونه های آموزشی در اندازه تعیین شده باقی بماند.

• Kstar

یک روش نزدیکترین همسایه است که از تابع فاصله ای عمومی شده بر اساس تبدیلات استفاده می کند.

• LWL

یک الگوریتم کلی برای یادگیری وزن دار شده به صورت محلی است. این الگوریتم با استفاده از یک روش بر پایه نمونه، وزن ها را نسبت می دهد و از روی نمونه های وزن دار شده، رده بند را می سازد. رده بند Nave Bayes، در ویرایشگر شی، LWL انتخاب می شود. برای مسایل رده بندی و رگرسیون خطی برای مسایل رگرسیون، انتخابهای خوبی هستند. می توان در این الگوریتم، تعداد همسایه های مورد استفاده را که پهنه ای باند هسته و شکل هسته مورد استفاده برای وزن دار کردن را (خطی، معکوس، یا گوسی) مشخص می کند، تعیین نمود. نرمال سازی ویژگی ها به طور پیش فرض فعال است.

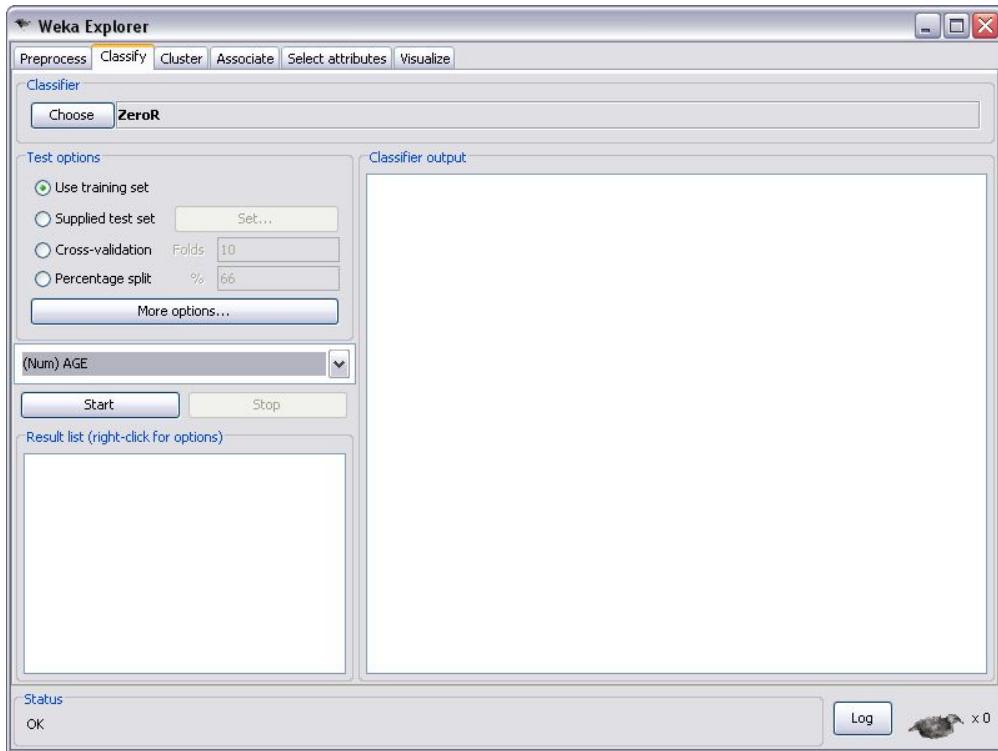
الگوریتم های طبقه بندی به صورت تئوری معرفی شدند. با مثال های عملی نحوه کار با classifier ها را نشان خواهیم داد.

۱-۵-۸ رگرسیون

مدل رگرسیون در عین سادگی می تواند اطلاعات مفیدی را در اختیار پیش بینی کننده قرار دهد. شیوه‌ی کار به این صورت است که رابطه میان یک سری متغیر مستقل و یک متغیر وابسته کشف می شود. بدین معنی که با داشتن مقادیر متغیرهای مستقل، متغیر وابسته پیش بینی می شود.

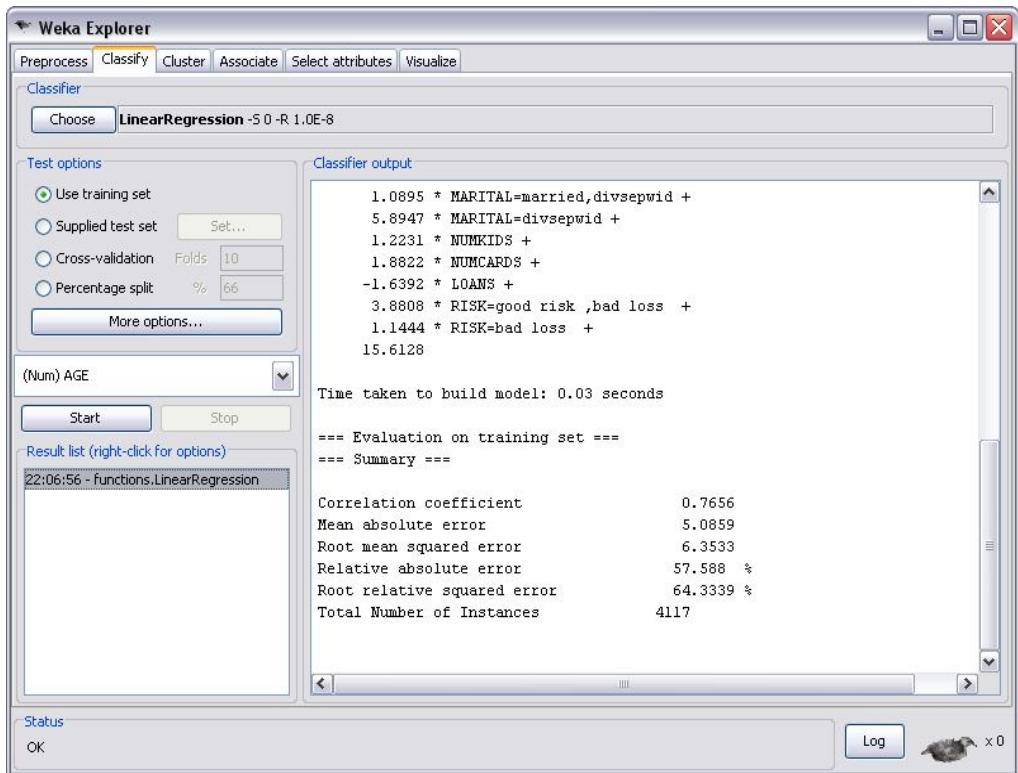
به عنوان مثال از بانک اطلاعاتی ۱ Dataset استفاده می شود. متغیرهای مستقل این پیش بینی، ریسک، درآمد، جنسیت، وضعیت تأهل، تعداد فرزندان و تعداد وام دریافتی می باشند. حال با استفاده از این شش متغیر، متغیر وابسته «سن» پیش بینی می شود.

بعد از باز کردن فایل مورد نظر و با کلیک کردن بر روی پانل Classify، پنجره های مطابق شکل (۱۲-۸) باز می شود. در این قسمت باید مدل انتخاب شود که مدل، رگرسیون خطی می باشد. برای این کار روی choose کلیک کرده، سپس به بخش Function رفته و LinearRegression را انتخاب کنید (با کلیک کردن بر روی remove filter تمامی آیتم های function فعال می شود). همان طور که مشاهده می کنید، برای مدلسازی گزینه های متعدد دیگری نیز وجود دارد که نشان از قدرت بالای نرم افزار WEKA دارد. حال باید برای نرم افزار مشخص کرد تا از چه داده هایی برای ساخت مدل استفاده کرد. چهار گزینه وجود دارد، اولی استفاده از Training Set است که در اینجا از آن استفاده می شود. این گزینه به این معناست که WEKA باید داده ها را از فایلی که در بخش قبل وارد شده، بگیرد. Supplied test set برای زمانی است که شما می خواهید از داده های متفاوتی برای مدل سازی استفاده کنید. Cross-validation در واقع از روشی با همین نام استفاده می کند که در آن ابتدا داده ها به یک سری زیر مجموعه تقسیم شده و آنالیز روی یک زیر مجموعه آن که مجموعه تمرینی نام دارد، انجام می شود. پس این آنالیز روی زیر مجموعه های دیگر که مجموعه آزمون نام دارد، تایید می شود، شکل (۱۷-۸).



شکل (۱۲-۸) – انتخاب پانل **classify**

در نهایت، **percentage split** نیز تعداد اندکی از داده ها را انتخاب کرده و از آن برای ساخت مدل استفاده می کند. مرحله نهایی انتخاب متغیر وابسته می باشد که به پیش بینی آن پرداخته می شود. این متغیر AGE است. پس در کامبو باکس، AGE را انتخاب و روی START کلیک کنید. در شکل (۱۳-۸) مدل ایجاد شده، مشاهده می شود.



شکل (۱۳-۸) – اجرای مدل رگرسیون روی داده ها

با توجه به مدل بدست آمده در بالا می توان تفسیرهای زیر را انجام داد:
 WEKA تنها ستون هایی را در تحلیل دخالت می دهد که به دقت مدل کمک کنند. بدین ترتیب، ستون هایی که در ساخت یک مدل خوب بی تاثیر هستند، کنار گذاشته می شوند. در شکل (۱۴-۸) عوامل موثر طبق مدل رگرسیون مشاهده می شود.

```

AGE = 

0.0003 * INCOME +
0.3862 * GENDER=f +
1.0895 * MARITAL=married,divsepwid +
5.8947 * MARITAL=divsepwid +
1.2231 * NUMKIDS +
1.8822 * NUMCARDS +
-1.6392 * LOANS +
3.8808 * RISK=good risk ,bad loss +
1.1444 * RISK=bad loss +
15.6128

```

شکل (۱۴-۸) – عوامل موثر در مدل

۲-۵-۸ درخت تصمیم

طبقه بندی ماهیتی متفاوت با رگرسیون دارد. در ساده ترین حالت، می‌توان طبقه بندی را به صورت یک درخت در نظر گرفت. در اینجا خروجی دریافت شده به یک عدد محدود نیست و می‌توان از نتیجه حاصل، برداشت‌های عمیق تری کرد.

قبل از شروع کار با WEKA باید چندین نکته مهم را درباره طبقه بندی در نظر گرفت:

۱- در رگرسیون تنها از یک مجموعه داده استفاده می‌شود و یا آن مدل مشخص می‌شود. اما در طبقه بندی بین شصت تا هشتاد درصد داده‌های موجود به عنوان «مجموعه آموزشی^۱» و بقیه آنان در قالب «مجموعه آزمایشی^۲» به کار می‌روند، یعنی در ابتدا مدل با استفاده از مجموعه آموزشی مشخص شده، سپس با استفاده از مجموعه آزمایشی دقت آن امتحان می‌شود. دلیل استفاده از دو مجموعه داده در زمینه طبقه بندی، جلوگیری از تطابق بیش از اندازه^۳ یا Overfitting است. این پدیده زمانی رخ می‌دهد که شما یک مدل را بیش از اندازه به یک مجموعه داده خاص وابسته سازید. در این حالت با وجود این که مدل درباره‌ی آن مجموعه از داده‌ها عملکرد بسیار دقیقی از خود ارائه می‌دهد، برای دیگر داده‌ها دقت خوبی را نشان نمی‌دهد. در واقع در این حالت مدل به جای یادگیری یک مجموعه داده، ان را به خاطر می‌سپارد. با توجه به این که هدف اصلی از ساخت چنین مدلی ارائه پیش‌بینی مناسب برای داده‌های جدید بوده، باید سعی کرد تا جای ممکن از Overfitting جلوگیری شود. به همین دلیل، از مجموعه داده‌های آزمایشی استفاده می‌شود تا پس از ساخت مدل، دقت آن در مواجهه با داده‌های جدید آزمایش شود.

۲- اندازه درخت‌های طبقه بندی یکی از مسائل مهمی است که در کارکرد آن‌ها اثر مستقیم دارد. اگر یک درخت زیادی بزرگ شود، ریسک Overfitting روی مجموعه داده‌های آموزشی پیش می‌آید. از طرف دیگر یک درخت کوچک ممکن است برخی فاکتورهای مهم را نادیده بگیرد. برای این که اندازه مناسب درخت به دست آورده شود، از روشی با عنوان «هرس کردن» استفاده می‌شود. در این روش با اعمال هرس روی یک درخت بزرگ سعی می‌شود تا گره‌هایی که اطلاعات اضافه‌ای در بر ندارند، حذف شوند. هرس کردن باعث می‌شود تا توازنی میان دقت درخت و سادگی آن برقرار شود.

۳- اشاره‌ای به مثبت کاذب^۴ و منفی کاذب^۴ می‌شود. مثبت کاذب زمانی رخ می‌دهد که آزمایشی آماری، فرضی صحیح را رد کند.

¹- Training set

²- Test set

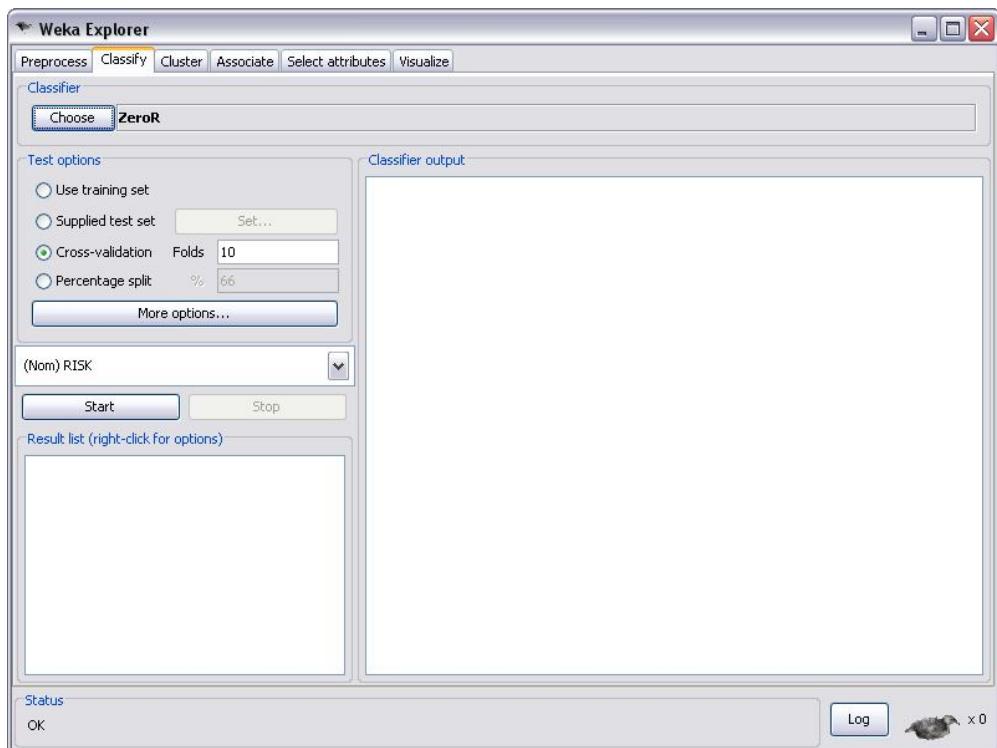
³- False Positive

⁴- False Negative

منفی کاذب نیز به صورت مشابه هنگامی رخ می دهد که آزمایش فرضی نادرست را بپذیرد. سازنده یک مدل باید مشخص کند که مفاهیم تا چه اندازه ای قابل قبول است.

در ادامه با یک مثال عملی نحوه ی کار با الگوریتم نشان داده شده است. همان طور که گفته شد برای اجرای مناسب طبقه بندی باید داده ها را به دو دسته ی آموزشی و آزمایشی تقسیم کنید. مهم ترین نکته در این تقسیم بندی تصادفی بودن آن است. باید سعی کنید این تقسیم بندی به صورت کاملاً تصادفی انجام شود، در غیر این صورت مجموعه آموزشی و آزمایشی شما نشان دهنده یک جامعه نخواهد بود. بنابراین برای هر مجموعه یک فایل جداگانه بسازید.

بانک اطلاعاتی ۱ Dataset را در نظر گرفته و با باز کردن فایل مورد نظر، بر روی پانل classify کلیک کنید. پنجره ای مطابق شکل (۱۵-۸) باز می شود.

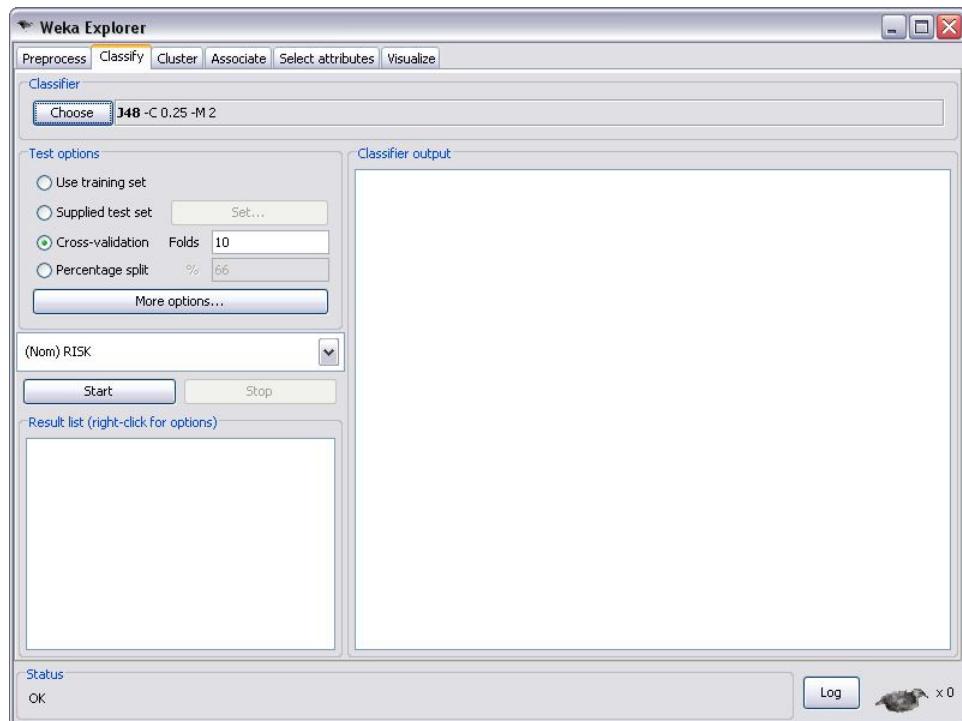


شکل (۱۵-۸) – انتخاب پانل classify

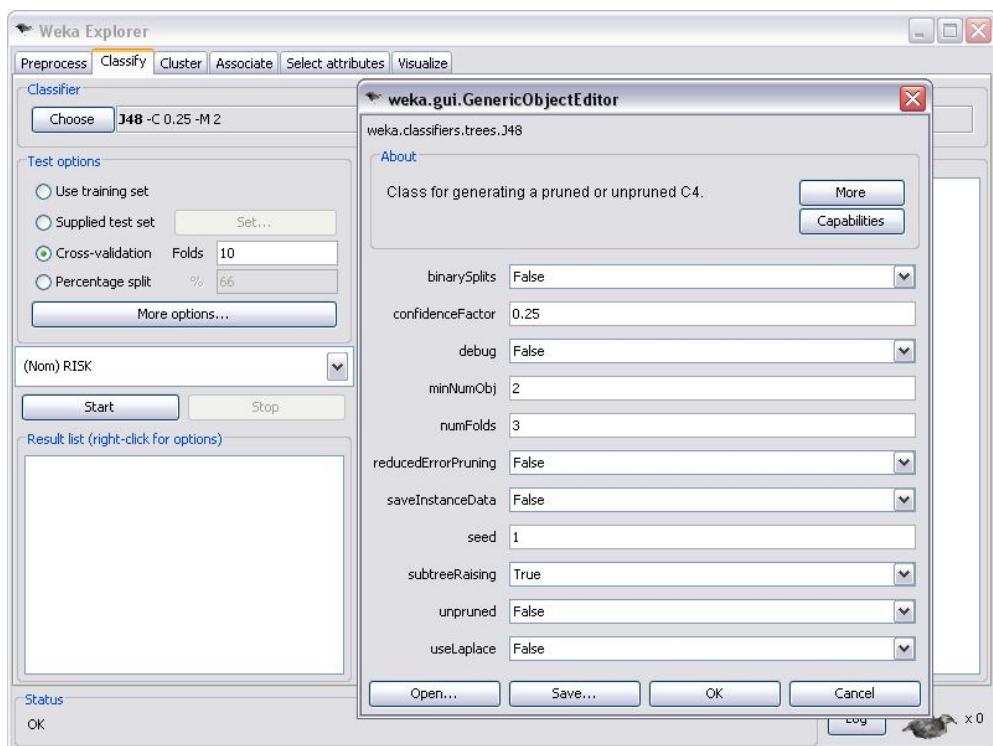
با کلیک کردن بر روی choose در پانل classify می توان الگوریتم رده بندی مورد نظر را انتخاب نمود، شکل (۱۶-۸). در این مثال، الگوریتم ZeroR انتخاب می شود. زمانی که یک الگوریتم رده بندی انتخاب می شود، نسخه خط فرمانی^۱ رده بند در سطري نزديك به دكمه ظاهر می گردد. اين خط فرمان شامل پaramترهای الگوریتم است که با خط تيره مشخص می شوند. برای تغيير آن ها می توان روی آن خط کلیک

^۱- Command line

نمود تا ویرایشگر مناسب شی باز شود، شکل (۱۷-۸). در اینجا همان مقادیر پیش فرض در نظر گرفته می شود.

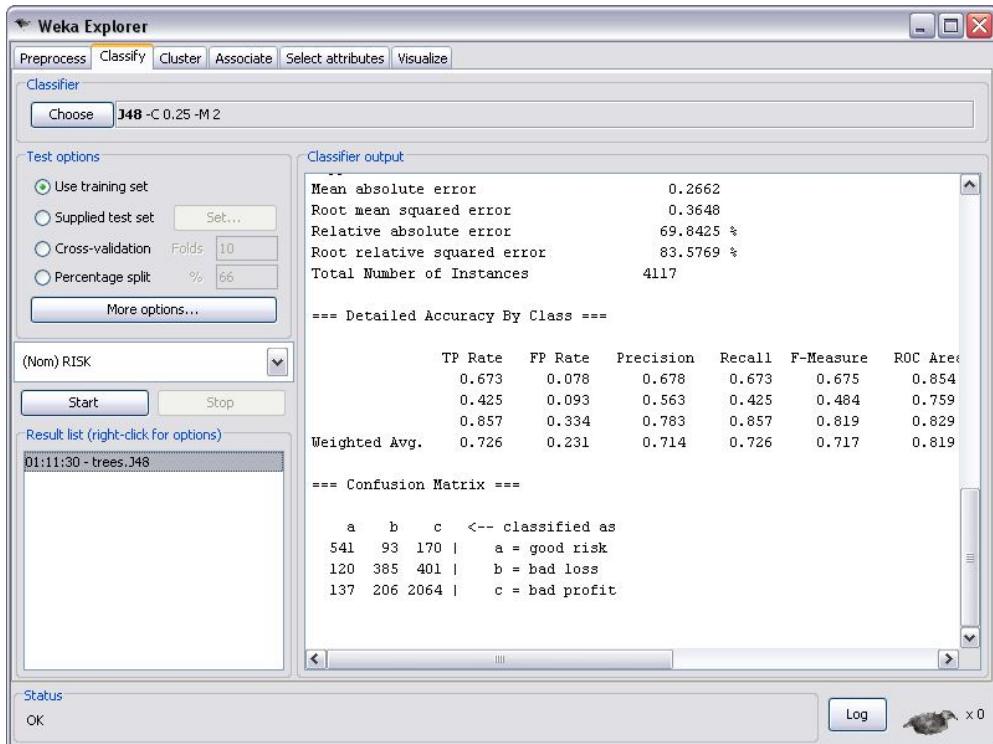


شکل (۱۶-۸) – انتخاب الگوریتم رده بندی



شکل (۱۷-۸) – تنظیم پارامترهای الگوریتم رده بندی

با کلیک کردن بر روی دکمه start مدل مورد نظر تولید می شود، شکل (۱۸-۸).



شکل (۱۸-۸) - مدل حاصل از اجرای الگوریتم طبقه بندی

از جمله اعداد مهمی که در خروجی مشاهده می شود:

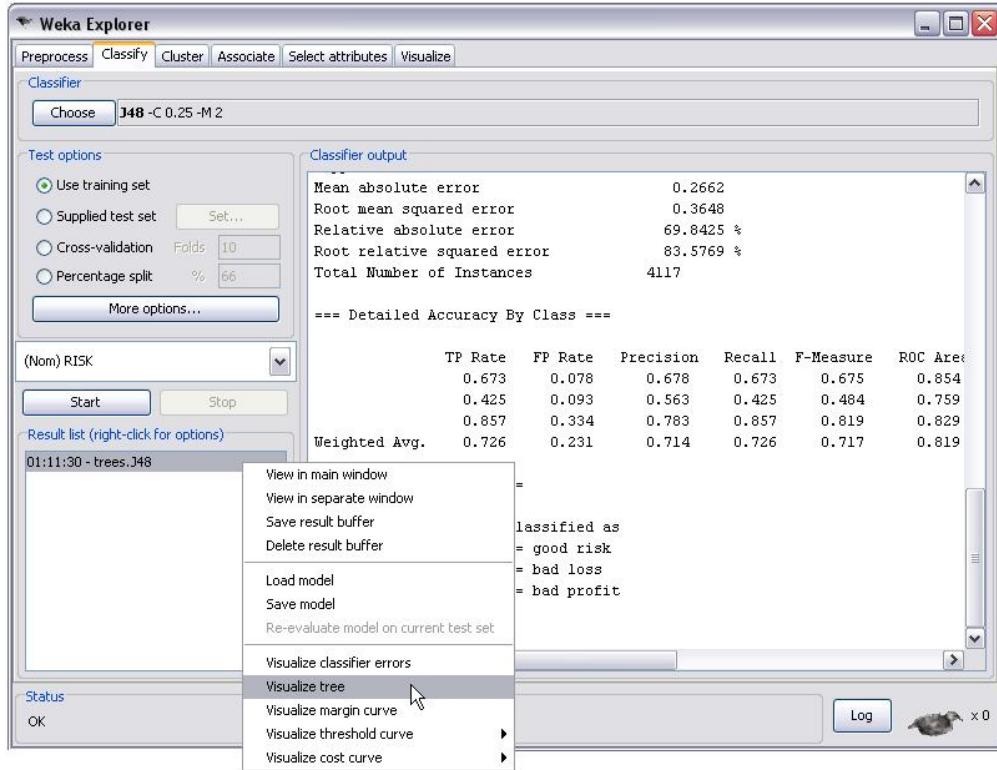
- correctly classified instances: ۷۲/۶۲ %
- incorrectly classified instances: ۲۷/۳۷ %

۷۲/۶۲ درصد نشان می دهد بیش از ۷۲ درصد از نمونه ها به درستی و ۲۷ درصد نادرست دسته بندی شده اند.

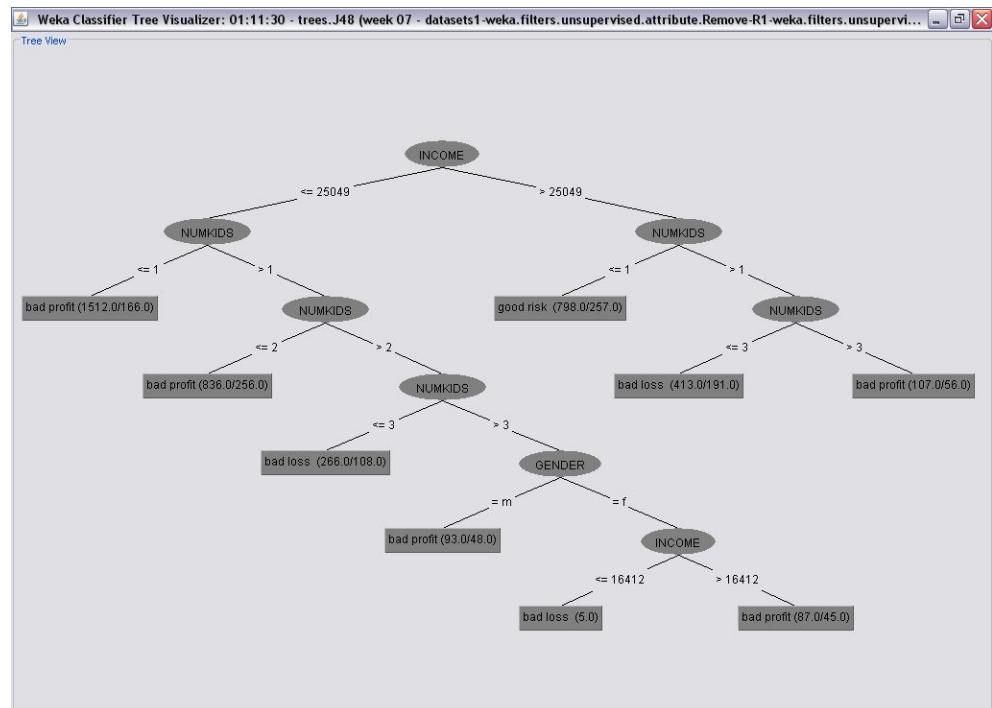
در قسمت Confusion Matrix میزان مثبت کاذب و منفی کاذب را مشخص می کند.

با راست کلیک بر روی مجموعه جواب در پانل Result list در سمت چپ، و با انتخاب visualize tree می توان نتیجه را در پنجره های جداگانه، و یا شکل گرافیکی درخت حاصل از طبقه بندی را مشاهده نمود، شکل (۱۹-۸).

توجه کنید که در شکل (۲۰-۸) با راست کلیک بر روی یک قسمت خالی از صفحه می توان نحوه نمایش درخت را به دلخواه تنظیم کرد.



شکل (۱۹-۸)



شکل (۲۰-۸) – درخت حاصل از طبقه بندی

توضیح درخت در شکل (۲۰-۸) را در نظر بگیرید، نحوه‌ی تفسیر برای گره‌ها به صورت زیر می‌باشد :

۱) گره‌های هم عمق:

گره یا گره‌هایی را انتخاب می‌کیم که دارای بیشترین مقدار عددی باشند این عدد در قسمت پایین شکل گرافیکی درخت تصمیم نوشته شده است. اگر سه گره هم عمق با مقادیر ۳۰ و ۴۰ و ۱۰ وجود داشته باشد، گره با مقدار ۱۰ حذف می‌شود.

۲) پایش عمقی گره‌ها:

گره یا گره‌هایی در نظر گرفته می‌شوند که دارای عمق بیشتری نسبت به بقیه باشند، اگر دو گره با عمق ۶ و ۲ وجود داشته باشد گره با عمق ۶ تفسیر می‌شود. اما اگر اختلاف زیاد نباشد، مثل ۵ و ۶ یا ۷ و ۹، هر دو تفسیر می‌شوند.

به عنوان مثال راست ترین گره NUMKIDS یعنی (۱۰۷.۰ / ۵۶.۰) به این معنا است که INCOME بیشتر از ۲۵۰.۴۹ بوده و تعداد فرزندان بیشتر از ۳ نفر می‌باشد. در واقع به صورت دقیق تر ۵۶ نفر از مجموع ۱۰۷ نفر دارای سود بدی هستند. توجه داشته باشید که تمام این اعداد به مجموعه آموزشی مربوط است، یعنی ۷۵ درصد از کل داده‌ها. حال به آزمایش مدل با استفاده از مجموعه آزمایشی پرداخته می‌شود. برای این کار در قسمت Supplied test set، Test options کنید، در ادامه روی start کلیک کنید تا آزمایش انجام شود. اعداد بدست آمده از روی مجموعه آموزشی و آزمایشی را مقایسه نمایید تا کارایی مدل ارزیابی شود.

توجه داشته باشید که موضوع همیشه به همین سادگی نمی‌باشد. ممکن است برای مجموعه داده‌های دیگر، اعداد بسیار پایین تری بدست آورید. این نکته صلاحیت کلی طبقه‌بندی را زیر سوال نمی‌برد، بلکه نشان می‌دهد، طبقه‌بندی روش مناسبی برای کاوش این مجموعه داده نیست.

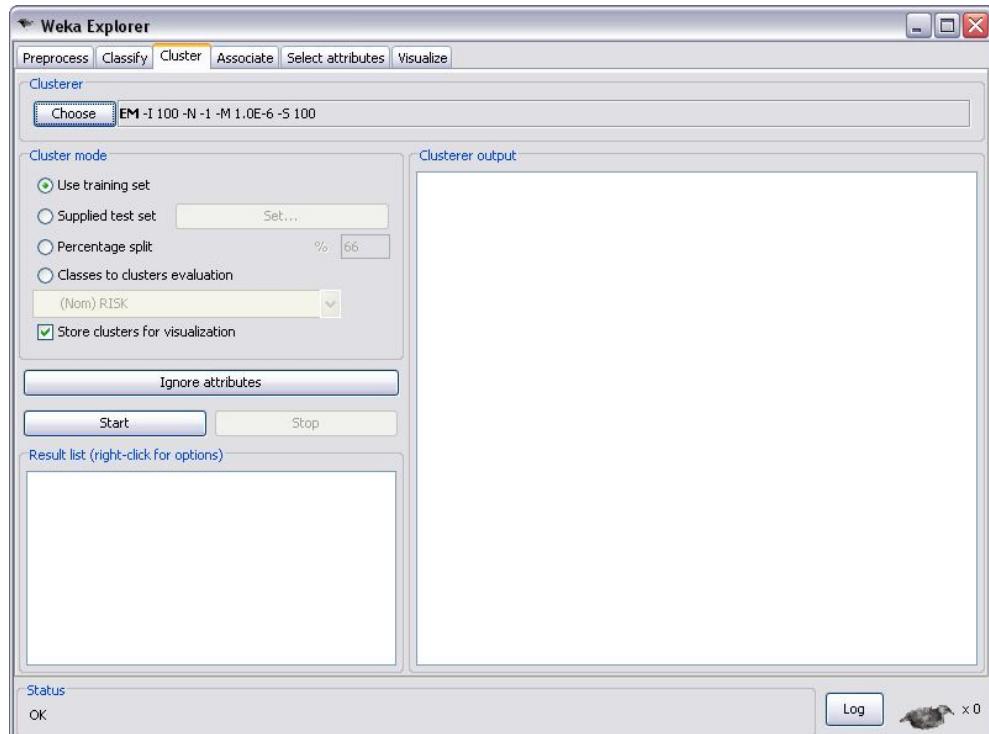
روش‌های مختلف داده کاوی ممکن است تفاوت‌های ویژه‌ای در عملکرد خود روی مجموعه داده مختلف ارائه دهند.

۳-۵-۸ خوشه بندی

خوشه بندی، دسته بندی مجموعه‌ای از داده‌ها به گروه‌ها یا خوشه‌های مختلف است که در آن خوشه‌ها به نحوی با یکدیگر شباهت دارند. با دسته بندی یک مجموعه داده به گروه‌ها، می‌توان به سرعت نتیجه‌گیری‌های لازم را بدست آورد. در الگوریتم‌های خوشه بندی، دانستن تعداد خوشه‌ها نیز با اهمیت است، که به دانش پیش‌نیازی از مدل و داده‌ها نیاز دارد. در صورتی که ماهیت مسئله به روشنی معلوم نباشد، تعیین این که چند خوشه لازم است می‌تواند کاری بسیار مشکل باشد. این موضوع یکی از مشکلات روش‌های خوشه بندی است، در صورتی که این روش‌ها سعی می‌کنند تا از تمام ویژگی‌های داده‌ها استفاده کنند (بر خلاف روش طبقه‌بندی که بخشی از ویژگی‌ها را در نظر می‌گرفت).

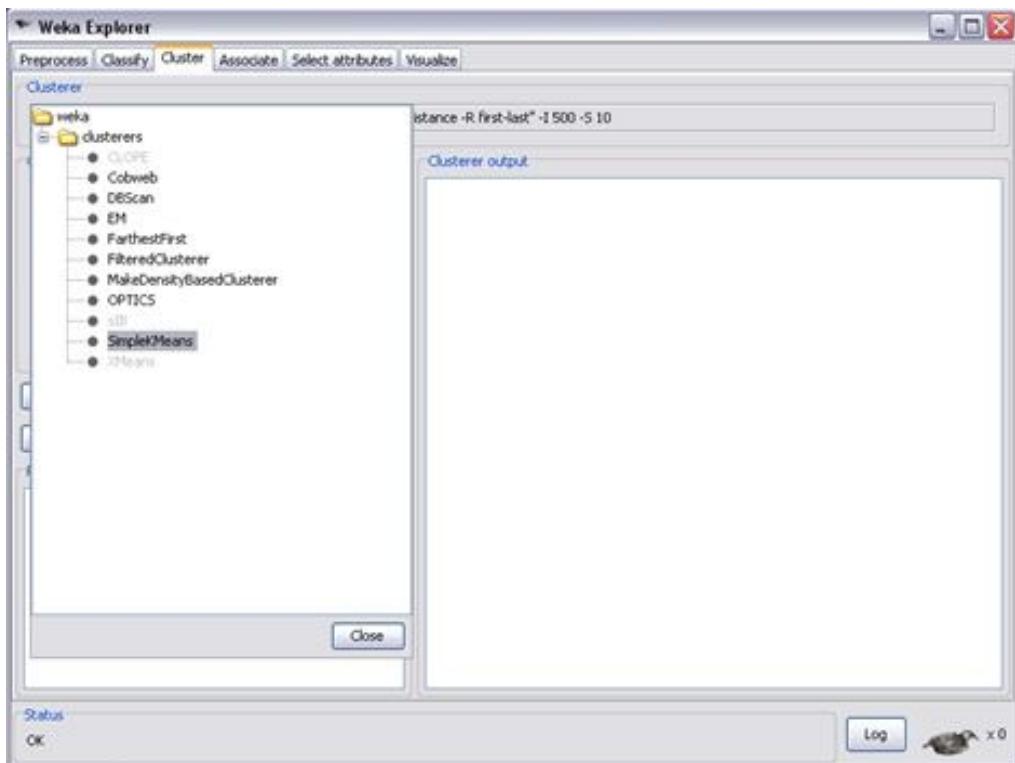
روش های خوشه بندی به دو دسته سلسله مراتبی (Partitioning) و قسمت بندی (Hierarchical) می شوند. در روش های سلسله مراتبی خوشه ها به مرور ساخته می شوند و خوشه بندی نهایی پس از طی مراحلی شکل می گیرد. روش های قسمت بندی در مقابل سعی می کنند تمام خوشه ها را به یکباره مشخص کنند. الگوریتم های خوشه بندی متنوعی را پیاده سازی می کند، در اینجا الگوریتم K-Means انتخاب می شود.

فایل نمونه مورد استفاده در این قسمت Dataset ۱ است که در مرحله preprocess فیلد id را از آن حذف کنید. بعد از باز کردن فایل مورد نظر و با کلیک بر روی پانل cluster پنجره‌ای مطابق شکل (۲۱-۸) باز می شود.

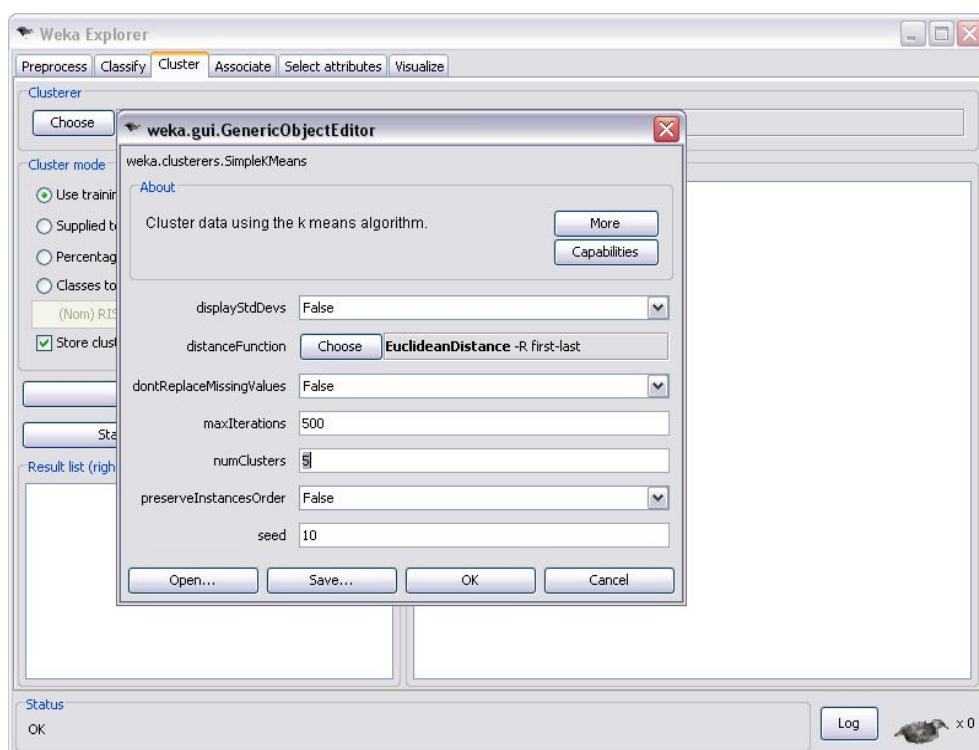


شکل (۲۱-۸) – انتخاب پانل cluster

با کلیک بر روی دکمه choose در پانل cluster می توان الگوریتم خوشه بندی مورد نظر را انتخاب نمود، شکل (۲۲-۸). الگوریتم Simple K-Means را بر می گزینیم. زمانی که یک الگوریتم خوشه بندی انتخاب می شود، نسخه خط فرمانی الگوریتم خوشه بندی در سطری نزدیک به دکمه ظاهر می گردد. این خط فرمان شامل پارامترهای الگوریتم است که با خط تیره مشخص می شوند. برای تغییر آنها می توان روی آن خط کلیک نمود تا ویرایشگر مناسب شیء باز شود، شکل (۲۳-۸). در این مثال تعداد خوشه ۵ تنظیم می شود.

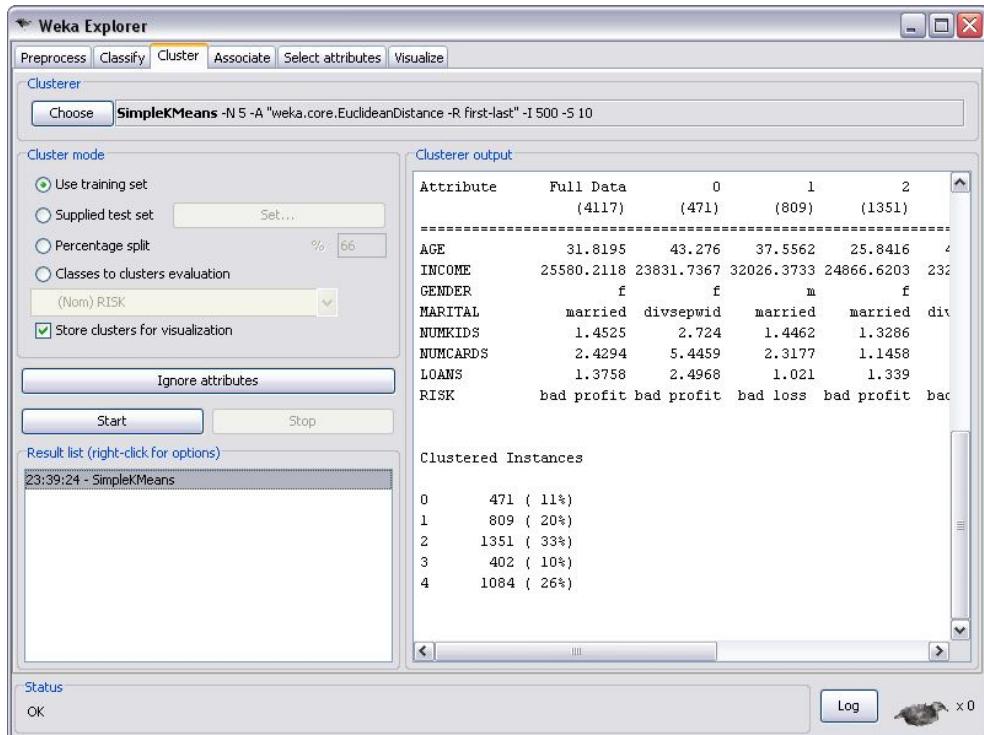


شکل (۲۲-۸) - انتخاب الگوریتم خوشبندی



شکل (۲۳-۸) - تنظیم پارامترهای الگوریتم خوشبندی

با کلیک بر روی دکمه start مدل مورد نظر تولید می شود، شکل (۲۴-۸).



شکل (۲۴-۸) - مدل حاصل از اجرای الگوریتم خوشبندی

با راست کلیک بر روی مجموعه جواب در صفحه Result list در سمت چپ-پایین و انتخاب گزینه «View in separate window» می توان نتیجه را در پنجره ای جداگانه مشاهده نمود، شکل (۲۵-۸). همان طور که مشاهده می کنید، اطلاعات آماری مربوط به هر کلاستر، از جمله مرکز ثقل هر خوشبندی، تعداد و درصد اعضای هر خوشبندی در این پنجره قابل مشاهده است.

```

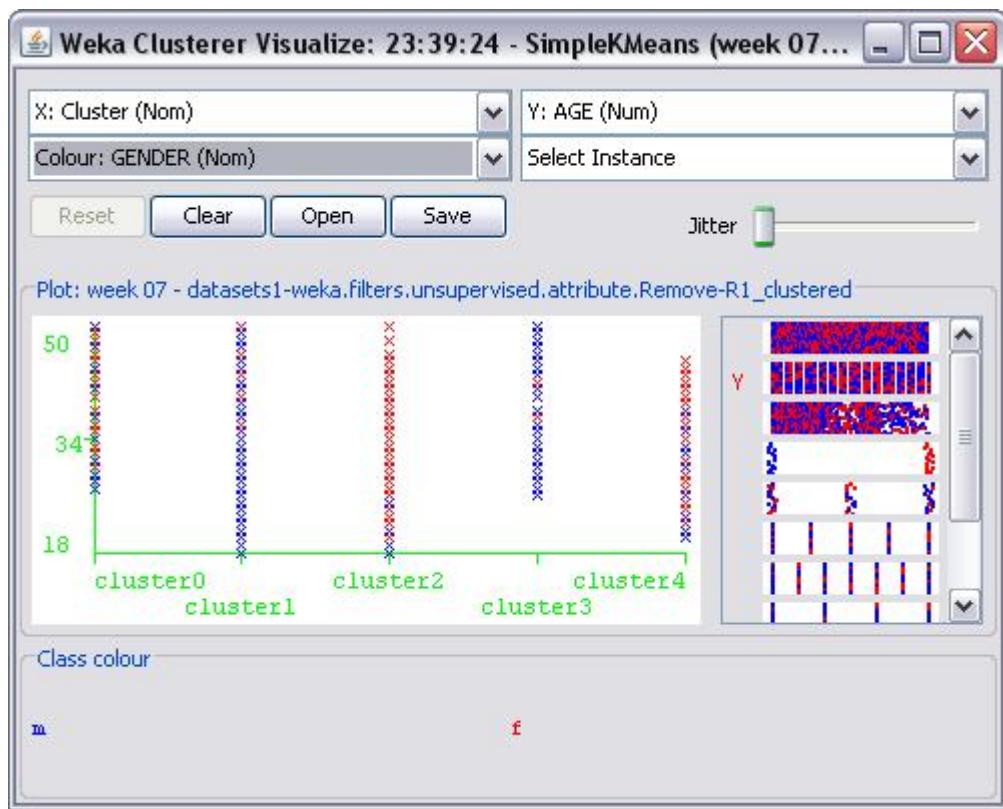
23:39:24 - SimpleKMeans
*** Run information ***
Scheme: weka.clusterers.SimpleKMeans -N 5 -A "weka.core.EuclideanDistance -R first-last" -I 500 -S 10
Relation: week 07 - datasets1-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-Rl
Instances: 4117
Attributes: 8
AGE
INCOME
GENDER
MARITAL
NUMKIDS
NUMCARDS
LOANS
RISK
Test mode: evaluate on training data
*** Model and evaluation on training set ***
kMeans
=====
Number of iterations: 19
Within cluster sum of squared errors: 3321.84979537176
Missing values globally replaced with mean/mode

Cluster centroids:
  Cluster#
Attribute Full Data 0 1 2 3 4
  (4117) (471) (809) (1351) (402) (1084)
-----
AGE 31.8195 43.276 37.5562 25.8416 41.6891 26.3506
INCOME 25580.2118 23831.7367 32026.3733 24866.6203 23250.306 23282.4917
GENDER f f m f m f
MARITAL married divsepwid married married divsepwid single
NUMKIDS 1.4525 2.724 1.4462 1.3286 3.2587 0.3893
NUMCARDS 2.4294 5.4459 2.3177 1.1458 5.5274 1.6531
LOANS 1.3758 2.4968 1.021 1.339 2.5 0.7823
RISK bad profit bad profit bad loss bad profit bad loss bad profit

```

شکل (۲۵-۸) – نتیجه حاصل از اجرای الگوریتم خوشه بندی

روش دیگر برای کسب اطلاعات در مورد هرکلاستر، مصورسازی است. با راست کلیک بر روی مجموعه جواب در پانل Result list در سمت چپ و انتخاب گزینه‌ی «Visualize cluster assignments» پنجره‌ای باز می‌شود، که انتخاب‌های مختلف برای هرکدام از سه بعد نمودار حاصل (محور X، محور Y، رنگ) نمودارهای مختلفی را نتیجه می‌دهد که می‌توان از آن‌ها اطلاعات مورد نظر را بدست آورد. به عنوان مثال در شکل (۲۶-۸)، محور Xها نماینده شماره خوشه، محور Yها نماینده شماره نمونه در بانک اطلاعاتی، و رنگ‌ها نماینده جنسیت هستند (قرمز: زن، آبی: مرد). همانطور که مشاهده می‌شود خوشه ۲ بیشتر توسط زنان احاطه شده است و خوشه ۱ توسط مردان. به این صورت که میزان اعتبار متقاضیان وام برای زن‌ها بدتر از مردان بوده است.



شکل (۲۶-۸) – مصور سازی نتیجه حاصل از خوش بندی

علاوه بر این ممکن است علاقه مند باشد که بدانید هر نمونه در بانک اطلاعاتی، به کدام خوشه اختصاص داده شده است. برای این منظور در پنجره شکل (۲۶-۸)، گزینه save را انتخاب کرده و فایل مورد نظر را با نام «Datasets ۱-Kmeans» ذخیره کنید. فایل حاصل را می‌توان از طریق یک نرم افزار پردازش متن مثل Notepad یا word باز کرد. بخش ابتدایی این فایل در شکل (۲۷-۸) نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می‌کنید، WEKA ویژگی جدیدی به نام Cluster را به مجموعه ویژگی‌های موجود اضافه کرده است.

```

@relation 'week 07 - datasets1-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R1_clustered'

@attribute Instance_number numeric
@attribute AGE numeric
@attribute INCOME numeric
@attribute GENDER {m,f}
@attribute MARITAL {married,single,divsepwid}
@attribute NUMKIDS numeric
@attribute NUMCARDS numeric
@attribute LOANS numeric
@attribute RISK {'good risk ','bad loss ','bad profit'}
@attribute Cluster {cluster0,cluster1,cluster2,cluster3,cluster4}

@data
0,44,59944,m,married,1,2,0,'good risk ',cluster1
1,35,59692,m,married,1,1,0,'bad loss ',cluster1
2,34,59508,m,married,1,1,1,'good risk ',cluster1
3,34,59463,m,married,0,2,1,'bad loss ',cluster1
4,39,59393,f,married,0,2,0,'good risk ',cluster2
5,41,59276,m,married,1,2,1,'good risk ',cluster1
6,42,59201,m,married,0,1,0,'good risk ',cluster1
7,31,59193,f,married,1,2,1,'good risk ',cluster2
8,28,59179,m,married,1,1,1,'bad loss ',cluster1
9,30,59036,m,married,1,1,1,'good risk ',cluster1
10,38,58914,m,married,0,1,1,'bad profit ',cluster1
11,36,58878,f,married,1,1,0,'bad profit ',cluster2
12,42,58785,f,married,0,2,0,'good risk ',cluster2
13,44,58629,m,married,0,1,0,'bad loss ',cluster1
14,33,58505,f,married,0,2,0,'good risk ',cluster2
15,45,58381,m,married,1,1,0,'good risk ',cluster1
16,34,58026,m,married,0,1,0,'good risk ',cluster1
17,32,57718,m,married,1,2,1,'bad profit ',cluster1
18,35,57689,m,married,1,1,1,'good risk ',cluster1
19,38,57683,f,married,1,1,1,'bad loss ',cluster1
20,28,57623,m,married,1,1,1,'bad loss ',cluster1
21,43,57598,f,married,1,1,1,'good risk ',cluster2
22,41,57520,f,married,1,1,0,'bad loss ',cluster1
23,43,57386,f,married,0,1,0,'bad loss ',cluster1
24,44,57376,m,married,0,2,1,'good risk ',cluster1
25,37,57004,f,married,1,1,0,'good risk ',cluster2

```

شکل (۲۷-۸) - نتیجه اختصاص نمونه ها به خوشه

۴-۵-۸ قوانین وابستگی

نرم افزار WEKA می تواند الگوریتم های قوانین وابستگی متفاوت حاکم بر بانک اطلاعاتی را پیاده سازی کند. این قوانین در فصل ۴ به طور کامل مورد بررسی قرار گرفته است ولی جهت یادآوری قوانین وابستگی، الگوهای پنهان میان اقلام موجود در پایگاه داده های بزرگ را شناسایی می کند. یک قانون وابستگی، یک قانون به فرم $Y \rightarrow X$ است که X و Y مجموعه ای از آیتم ها هستند که نباید با یکدیگر اشتراک داشته باشند. معنی این قانون این است که حضور X در یک تراکنش دلالت بر حضور Y در همان تراکنش را دارد. در قانون وابستگی اطمینان یک قانون میزان همبستگی بین مجموعه اقلام را اندازه گیری می کند، در حالی که پشتیبانی یک قانون، اهمیت بستگی بین مجموعه اقلام را اندازه گیری می کند. در واقع باید به دنبال قوانینی بود که مینیمم پشتیبانی و اطمینان تعریف شده به وسیله کاربر را برآورده کنند.

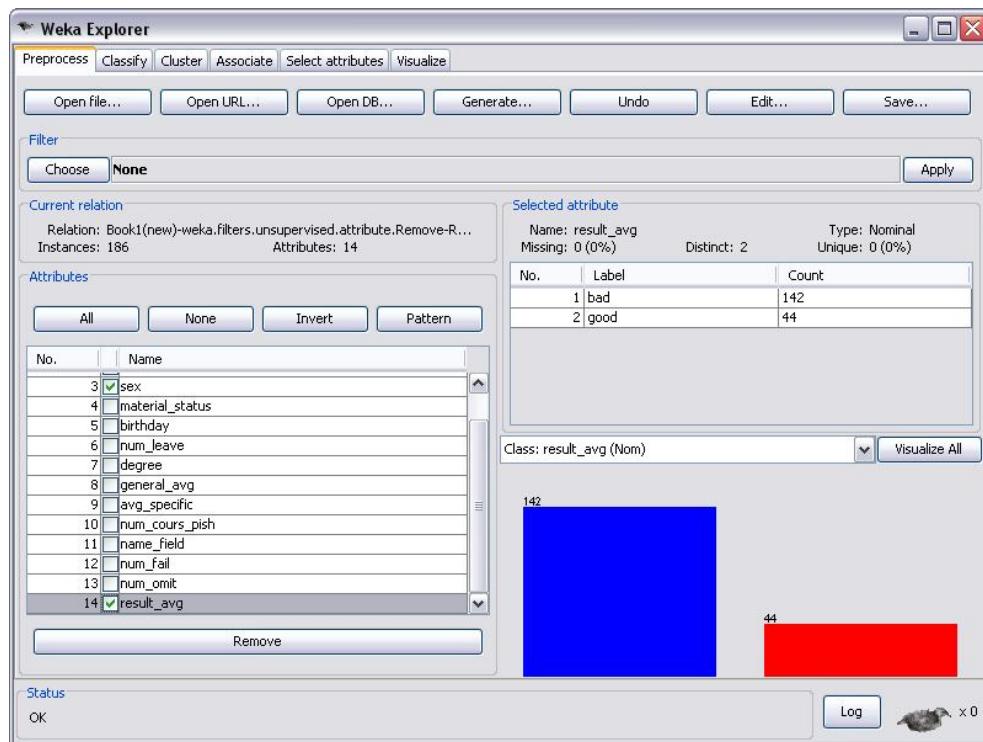
برای اینکار الگوریتم های مختلفی وجود دارد که از معروفتری آنها الگوریتم Apriori می باشد. جهت درک بهتر، از بانک اطلاعاتی Dataset ۲ به عنوان مثال استفاده می شود، که شامل اطلاعاتی در مورد ۲۰۰ دانشجو در مقاطع مختلف تحصیلی است. جدول (۴-۸)، مجموعه داده ها را نشان می دهد.

جدول (۴-۸) – فیلدهای بانک اطلاعاتی

(Sex) جنسیت	مونث، مذکر
(Marital) وضعیت تأهل	مجرد، متاهل
(Birthday) تولد	سال تولد دانشجویان (numeric)
(NumConditional) مشروطی	تعداد مشروطی ها (numeric)
(Degree) مقطع تحصیلی	مقاطع (MA, BA, PHD)
(General-Avg) معدل دروس عمومی	میانگین معدل دروس عمومی (numeric)
(Avg-Specific) معدل دروس اختصاصی	میانگین معدل دروس اختصاصی (numeric)
(Num-cours-pish) دروس پیش نیاز	تعداد دروس پیش نیاز (numeric)
(Field) رشته های تحصیلی	رشته های تحصیلی (فنی، علوم انسانی و تجربی)
(Num-omit) حذف	تعداد دروس حذفی دانشجویان در طول کل ترم ها (numeric)
(Num-fail) درس افتاده	تعداد دروسی که نگذراندن (numeric)
(Result-Avg) نتیجه کل معدل	بد، خوب

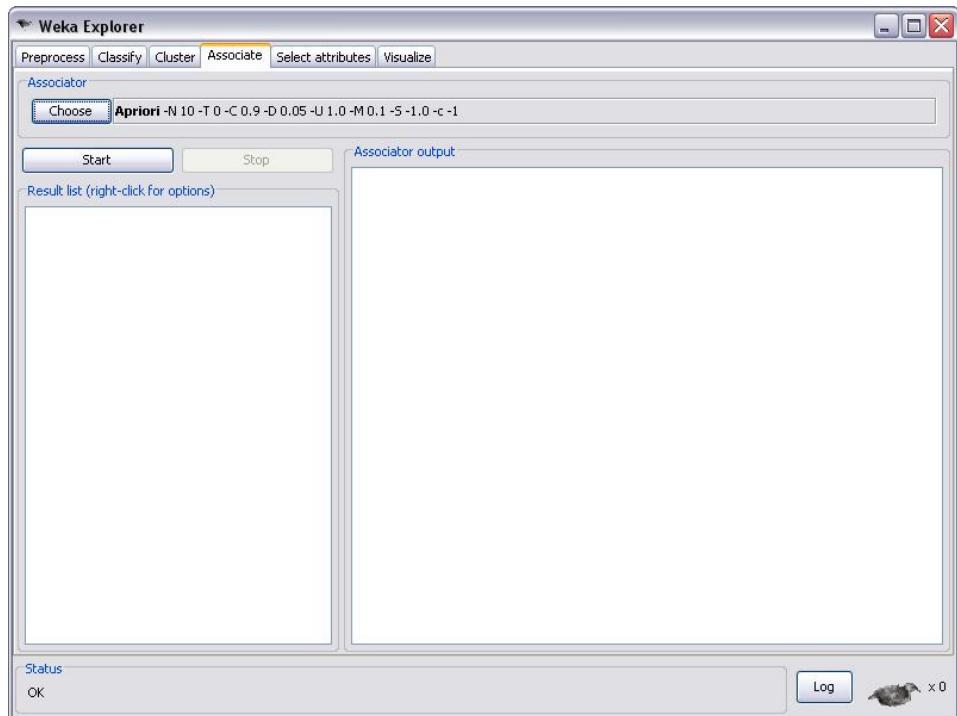
با توجه به فیلد هدف (خوب، بد)، افت تحصیلی دانشجویان مورد بررسی قرار گرفته است. با پیدا کردن الگوهای نهفته در این اطلاعات می توان برنامه ریزی مناسبی جهت بهبود وضعیت تحصیلی دانشجویان ارائه داد.

در قسمت preprocess فیلد ID از آن حذف می شود و دو صفت SEX و RESULT-AVG انتخاب و مقادیر آن ها به صورت گستته در آمده است، شکل (۲۸-۸).



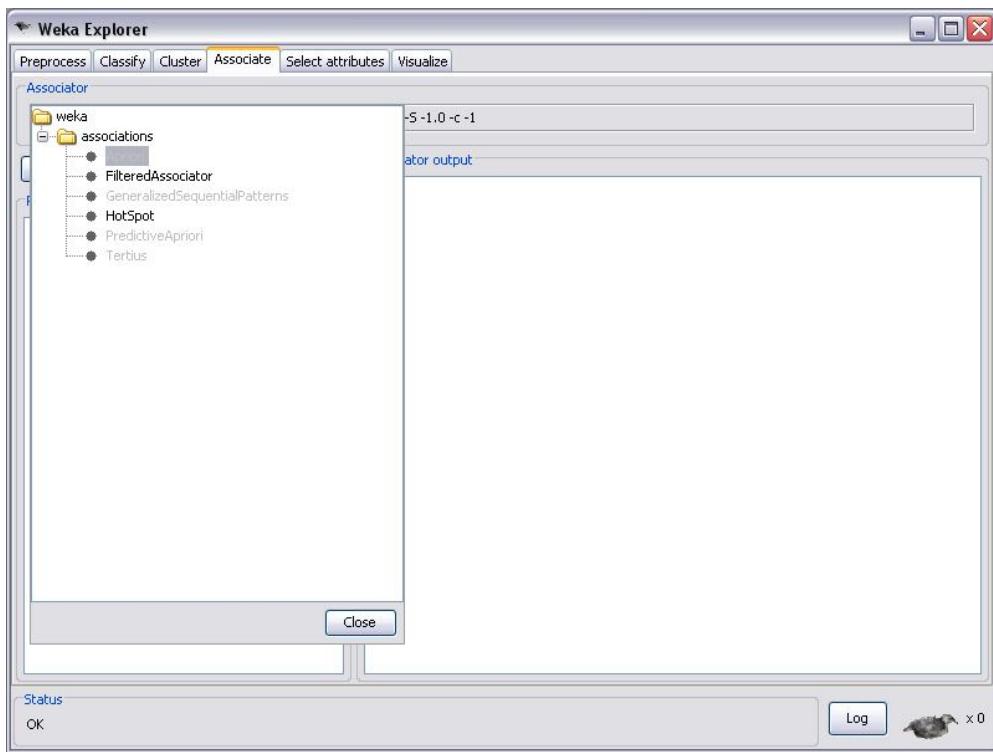
شکل (۲۸-۸) - بارگذاری فایل

با باز کردن فایل مورد نظر، بر روی پانل Associate کلیک کرده، پنجره ای مطابق با شکل (۲۹-۸) باز می شود.

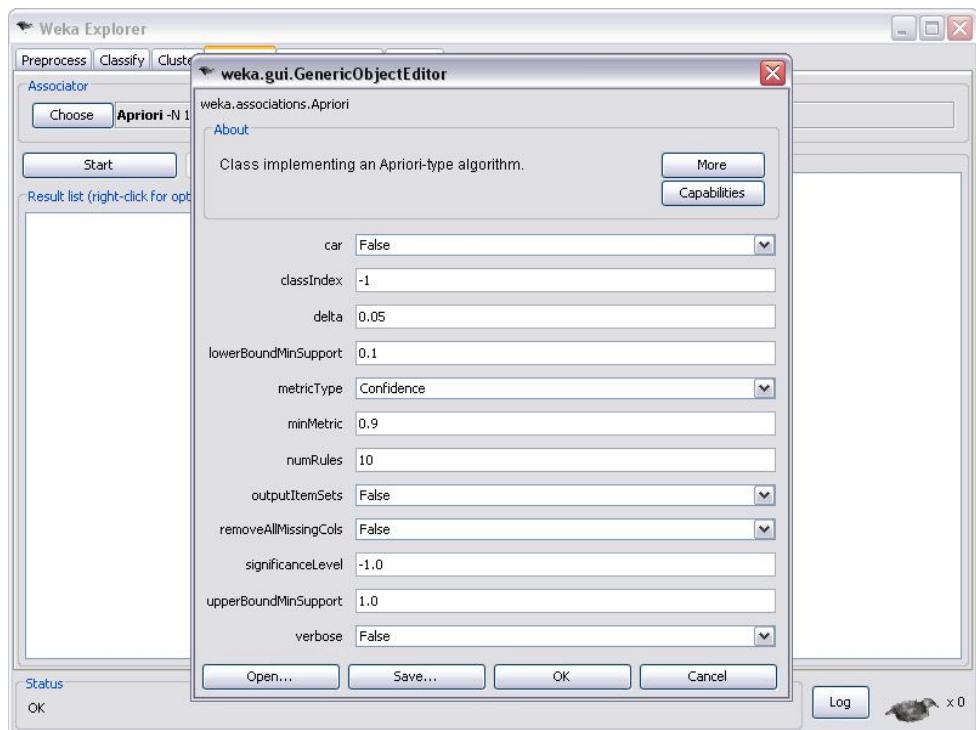


شکل (۲۹-۸) – انتخاب پانل **Associate**

با کلیک کردن بر گزینه **choose** در پانل **Associate**، می توان الگوریتم مورد نظر را انتخاب نمود، شکل (۳۰-۸). در اینجا الگوریتم Apriori انتخاب می شود. برای تغییر پارامترهای الگوریتم بر روی خط فرمان نزدیک گزینه **choose** کلیک کرده تا ویرایشگر مناسب شیء باز شود، شکل (۳۱-۸). در این بخش همان پارامترهای پیش فرض در نظر گرفته می شود.

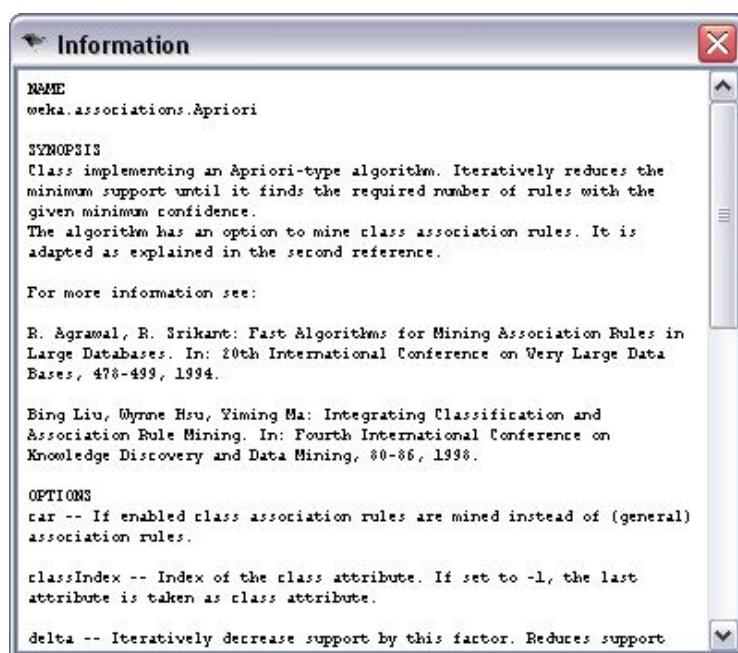


شكل (٣٠-٨) – انتخاب الگوريتم **Apriori**



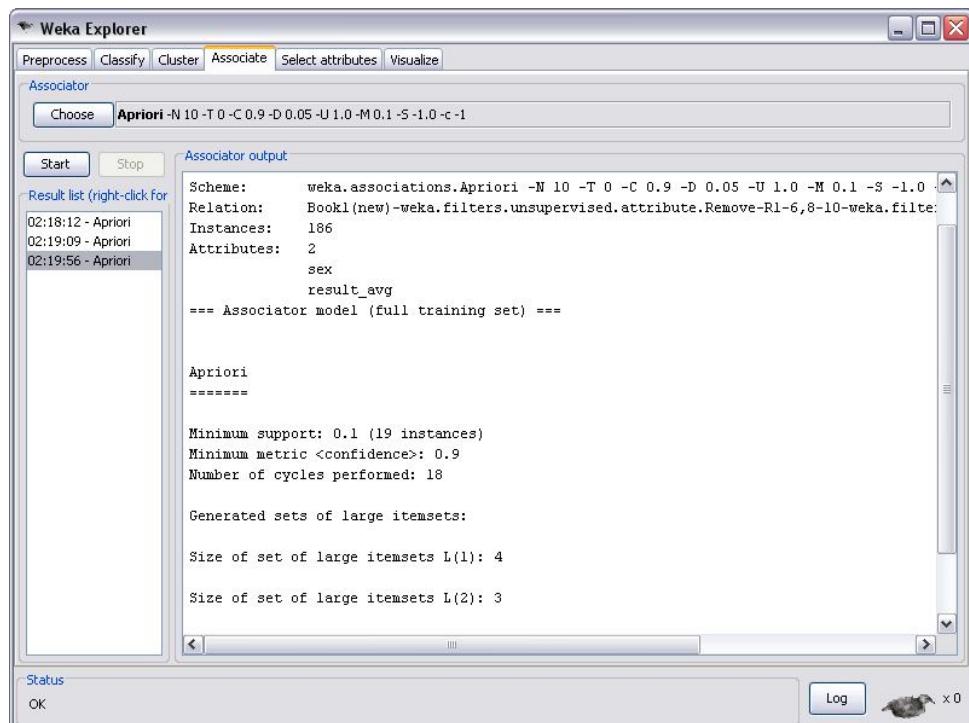
شکل (۳۱-۸) – تنظیم پارامترهای الگوریتم Association

با کلیک کردن بر روی گزینه More در شکل (۳۱-۸)، می توان توضیحات لازم را در مورد هر کدام از پارامترها بدست آورد، شکل (۳۲-۸).



شکل (۳۱-۸) – توضیحات بیشتر در مورد پارامترهای الگوریتم Apriori

در نهایت با انتخاب الگوریتم Apriori بر روی گزینه start کلیک کرده و نتایج حاصل از این الگوریتم در قالب ضریب همبستگی (conf) و L_1 و L_2 نمایش داده می شود، شکل (۳۲-۸). نتایج نشان می دهد که احتمال اینکه جنسیت مذکور وضعیت تحصیلی بدی را داشته باشد ۰.۹ می باشد.



شکل (۳۲-۸) - نتیجه اجرای الگوریتم Apriori

البته باید توجه نمود که قواعد انجمنی ممکن است در هر نوع مجموعه داده ای قابل اعمال نبوده و یا نتایج مطلوبی ارائه ننماید انتخاب نوع الگوریتمی که نتایج مطلوبی داشته باشد، نیاز به تجربه بیشتری دارد.