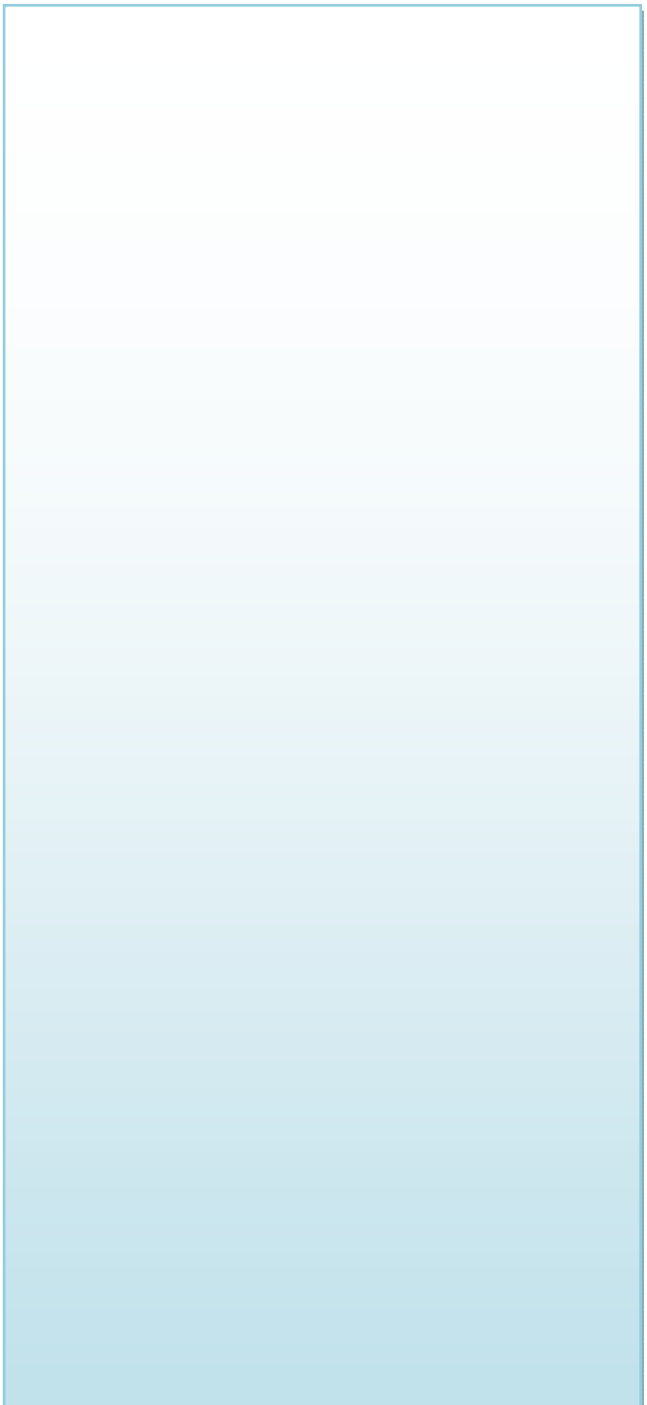


بسم الله الرحمن الرحیم

کتاب داده کاوی در R در سال ۲۰۱۱ چاپ شده است. با تعدادی از دوستان بر آن شدیم تا با ترجمه، آن را در اختیار قرار علم آموزان قرار دهیم تا نقشی در پیشرفت علمی جامعه در زمینه داده کاوی که یکی از ۱۰ حوزه برتر فناوری اطلاعات است، داشته باشیم.

دلیل استفاده از R کد باز بودن آن است و شاید یکی از مهم ترین دلایل پرکاربرد بودن آن بین داده کاوان است. در سال گذشته گوی سبقت را از کلمنتاین ربود و پرکاربردترین ابزار داده کاوی شد.

این کتاب را در اختیار شما عزیزان قرار می دهیم و آن را به امام عصر(عج) تقدیم می کنیم. امید است که روزی همانند قرون ۱۲-۴ باز هم کشورمان مرجع علمی دنیا شود.

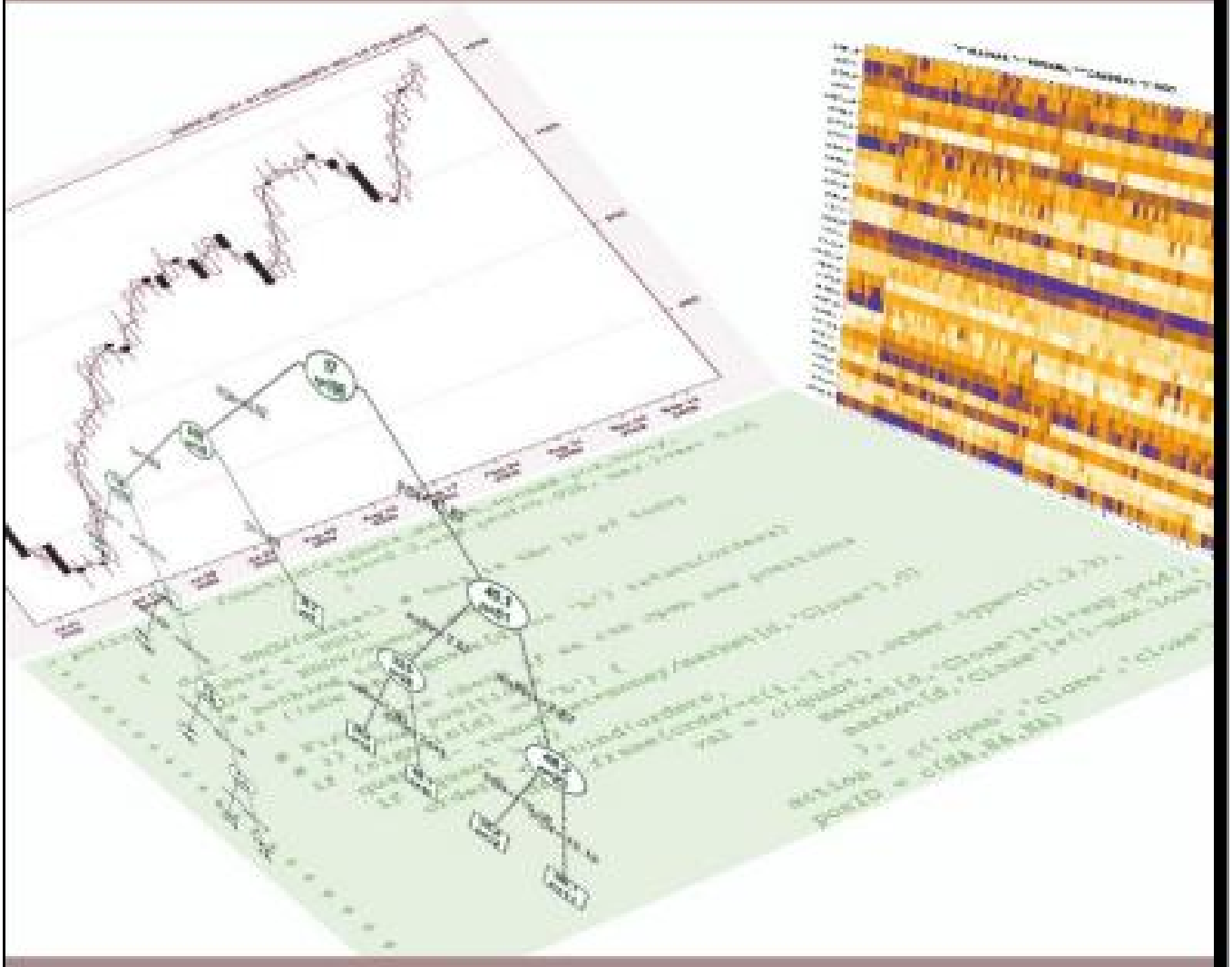
نسخه اصلی کتاب نیز همراه ترجمه فارسی آن نیز برای دانلود قرار داده شده است.

مهدی نصیری

Chapman & Hall/CRC
Data Mining and Knowledge Discovery Series

Data Mining with R

Learning with Case Studies



فصل اول

R یک زبان برنامه نویسی و محیطی برای پردازش آماری می باشد. آن شبیه زبان S می باشد که در آزمایشگاه های بل T و AT توسط ریک بکر، جان چمبرز و الان ویکس ساخته شد.

نگارش های R برای خانواده های سیستم عامل یونیکس، ویندوز و مک موجود است. از این گذشته، R بر روی معماری های سیستم کامپیوتری مختلف مانند سیستمهای اینتل، پاور پی سی، آلفا و سیستمهای وابسته اجرا می شود. R در ابتدا توسط ایععماک و جنتلمن (1996)، هر دو از دانشگاه اوکلند نیوزیلند، ساخته شد. ساخت کنونی R توسط یک تیم مرکزی دوازده نفر از مؤسسات مختلف سراسر جهان، انجام شد. ساخت و توسعه R، کمال استفاده را از جامعه رو به رشدی که به خاطر فلسفه منبع باز بودنش، به رشد و توسعه خود کمک می کند، می برد. عملاً، کد منبع هر یک از اجزاء تشکیل دهنده R بطور آزادانه برای بازبینی و یا حتی اقتباس، در دسترس می باشد.

این واقعیت به شما اجازه می دهد تا اعتبار آنچه را که شما در R از آن استفاده می کنید، بررسی و آزمایش کنید. منتقدان زیادی نسبت به مدل منبع باز، وجود دارند. بیشترین آنها، نبود پشتیبان بعنوان یکی از عیب های اساسی نرم افزار منبع باز را عنوان می کنند. این مورد، مسلماً، نقطه ضعفی برای R نیست. تعداد بسیار زیادی از سایتها، کتابها و منابع معتبر وجود دارند که اطلاعات آزادی را از R تهیه می کنند. از این گذشته، فهرتس پستی کسانی که از کمک R برای کسب اطلاعات استفاده می کنند، یک منبع اطلاعاتی و مشورتی ارزشمندی است که بسیار بهتر از هر مقدار پولی است که بتوان با آن برای همیشه خرید کرد. همچنین آرشیو فهرست های پستی قابل جستجو موجود است که شما از قبل از ارسال یک سوال یا درخواست می توانید و باید از آنها استفاده نمایید. اطلاعات بیشتر در مورد این فهرست های پستی را می توانید در سایت اینترنتی R در بخش فهرست های پستی بدست آورید.

استخراج داده ها باید به صورت کشف دانش قابل فهم، پیش بینی نشده، معتبر و با ارزش و مفید از اطلاعات و داده ها انجام شود. این اهداف کلی به طور بدیهی توسط نظامات دیگری همچون آمار، آموزش ماشین، یا شناخت الگو، به طور مشترک انجام می شوند. یکی از مهمترین موضوعات تشخیصی در استخراج اطلاعات، اندازه اطلاعات می باشد. با استفاده گسترده از تکنولوژی کامپیوتر و سیستمهای اطلاعاتی مربوط به آن، مقادیر داده های در دسترس برای مطالعه و تحقیق به طور تصاعدی افزایش یافته است. این مسأله، چالش های سختی را در برابر روشهای تجزیه و تحلیل استاندارد داده ها، بوجود می آورد: شخص باید مسائلی مانند کارایی کامپیوتری،

امکانات حافظه ای محدود، ارتباط با پایگاه داده ها و غیره را در نظر بگیرد. همه این مسائل، استخراج اطلاعات را به یک موضوع میان رشته ای تبدیل می کند که نه تنها شامل حال وظایف پژوهشگران اطلاعات خاص می گردد بلکه همچنین افرادی را که با پایگاه داده ها، تجسم اطلاعات در ابعاد کلان، و غیره سر و کار دارند، تحت تأثیر قرار می دهد.

R دارای محدودیت های در اداره مجموعه داده های بسیار زیاد می باشد چرا که همه محاسبات در داخل حافظه اصلی کامپیوتر انجام می شوند. این بدان معنی نیست که ما توانایی مدیریت این مسائل و مشکلات را نخواهیم داشت. با بهره گیری کامل از واسطه های بسیار انعطاف پذیر پایگاه داده ها که در مورد مسائل کلان، انجام دهیم. اگر فلسفه منبع باز را باور داشته باشیم، ما می توانیم از سیستم مدیریت عالی پایگاه داده ها به نام MYSQL استفاده نماییم. MYSQL همچنین برای تقریباً مجموعه بزرگی از سیستم عاملهای کامپیوتری و سیستم های عملیاتی در دسترس می باشد. از این گذشته، R دارای برنامه ای (بسته به نرم افزاری) است که امکان ایجاد اتباط آسان با MYSQL را فراهم می کند (بسته نرم افزاری RMYSQL (جیمز و دیبروی، 2009).

جان کلام اینکه، ما امیدواریم، که در پایان مطالعه این کتاب شما متقاعد باشید شوید که می توانید بدون اینکه مجبور به پرداخت هرگونه پولی باشید، استخراج اطلاعات را در مورد مسائل کلان، انجام دهید. این مهم تنها به خاطر تلاش و مساعدت ارزشمند و بزرگوارانه تعداد زیادی از افرادی می باشد که چنین ابزار خارق العاده ای همچون R و MYSQL را ساخته اند.

1-1- چگونه این کتاب را مطالعه کنیم؟

روح اصلی ماورای جسم این کتاب، یادگیری با انجام دادن می باشد.

این کتاب بعنوان مجموعه ای از مطالعات موردی، سازماندهی شده است. راه حلهای مورد نیاز برای این مطالعات موردی با استفاده از R به دست می آیند. تمام گامهای لازم برای رسیدن به این راه حل ها تشریح شده اند. با استفاده از سایت اینترنتی این کتاب و برنامه نرم افزاری R که بعنوان کمکی همراه این کتاب می باشد، شما قادر خواهید بود کلیه کدهای موجود در این سند را به همراه اطلاعات راجع به مطالعات موردی به دست آورید. این امر باید برای شما در امتحان کردن آنها تمهیداتی فراهم آورد. در واقع شما باید این متن را در کنار کامپیوتر خودتان مطالعه کنید با هر گامی که بر می دارید تلاش کنید همانطوری که برای شما در این کتاب نشان داده شده است.

کد R با استفاده از فونت زیر در این کتاب نشان داده شده است:

فرمانهای R با اعلان فرمان R، به شکل ">" وارد می شوند. هر زمان شما این اعلان را ببینید می توانید این طور قلمداد کنید که این اعلان یعنی R منتظر شماست تا یک فرمان را وارد کنید. شما فرمان ها را در این اعلان بنویسید و سپس دکمه اینتر را بزنید تا درخواست شما بوسیله R، اجرا شود. این کار ممکن است منجر به ایجاد شکلهایی از خروجی شود و یا اصلاً خروجی نداشته باشد (نتیجه فرمان) و سپس یک اعلان جدید ظاهر می شود. در این اعلان شما ممکن است از کلیدهای جهت دار برای جستجو و ویرایش فرمانهایی که قبلاً وارد شده اند، استفاده نمایید. وقتی شما بخواهید فرمانهایی را شبیه به آنچه که قبلاً انجام داده اید، تایپ کنید، برای اجتناب از تایپ مجدد آنها، این کار مفید خواهد بود.

با این همه شما می توانید از کد ارائه شده در سایت اینترنتی این کتاب، کمال استفاده را ببرید و بین آنچه که شما جستجو یا ویرایشمی کنید و میز فرمان R، کدها را ببرید و بچسبانید، بنابراین از اجبار به تایپ تمام فرمانهای مشروح در این کتاب، اجتناب کنید. مطمئناً این مسأله، تجربه یادگیری شما را آسان می کند و درک بالقوه شما را از آن بهبود می بخشد.

2-1- مقدمه کوتاهی در باب R

هدف از این بخش، فراهم آوردن مقدمه کوتاهی در مورد مسائل کلیدی زبان R می باشد.

ما هیچگونه آشنایی با برنامه نویسی کامپیوتر را در نظر نمی گیریم. خوانندگان کتاب باید قادر باشند به آسانی، مثالهای ارائه شده در این بخش را دنبال کنند. هنوز اگر شما انگیزه ای برای ادامه مطالعه این اطلاعات مقدماتی ندارید، نگران نباشید. شاید شما به قسمت مطالعات موردی پیشروی کنید و دوباره به این مقدمه برگردید زیرا به وسیله کاربردهای عینی و واقعی، انگیزه بیشتری را بدست خواهید آورد.

R یک زبان عملیاتی برای آثار گرافیکی و نموداری و محاسبات آماری می باشد. آن می تواند بعنوان گویشی از زبان S قلمداد شود (زبان S ساخته شده در T و AT) که جان چمبرز جایزه ساخت افزاری انجمن ماشین آلات کامپیوتری (ACM) را در 1998 به خاطر آن دریافت کرد. شعارش این بود که این زبان «برای همیشه، شیوه تجزیه و تحلیل، تصور و حتی نحوه دستکاری در اطلاعات افراد را تغییر داد».

R تنها با استفاده از آن در یک مدل تعاملی و دوسویه در خط فرمان آن، می تواند نسبتاً مفید واقع شود. هنوز، استفاده های پیشرفته تر این سیستم می تواند کاربر را به توسعه عملیاتش برای سیستماتیک کردن تکالیف تکراری خود رهنمون شود.

یا اینکه حتی برخی کاربردهای برنامه های نرم افزاری اضافه شونده موجود را با بهره گیری کامل از منابع باز موجود، افزایش داده یا تغییر دهند.

1-2-1- شروع به کار با R

به منظور نصب R در سیستمتان، آسان ترین راه به دست آوردن یک توزیع دودویی از سایت اینترنتی R می باشد جایی که شما می توانید حلقه ای را که شما را به سایت CRAN (شبکه آرشیو گسترده و کامل R) متصل می کند دنبال کنید تا از میان چیزهای دیگر، توزیع دودویی را برای معماری سیستمی یا سیستم عامل ویژه تان بیابید. چنانچه شما ترجیحاً خواستار ساخت R مستقیماً از طریق این منابع باشید، به راحتی می توانید دستورالعملهای چگونگی انجام آن را از CRAN به دست آورید.

بعد از دانلود توزیع دودویی برای سیستم عامل خود، شما فقط نیاز است که دستورالعمل های همراه آن را دنبال کنید. در مورد نگارش ویندوز، شما به راحتی، فایل دانلود شده را اجرا کنید (R-2-10-1-win32-exe) و گزینه هایی را که می خواهید در منوها دنبال کنید، انتخاب نمایید. در برخی از سیستم عامل ها لازم است که با مدیر سیستم تان تماس بگیرید تا به خاطر نبود اجازه برای نصب نرم افزار، عمل نصب برای شما محق شود.

برای اجرای R در ویندوز شما به سادگی، آیکون مربوط را در صفحه دسکتاپ دابل کلیک می کنید، ولی در نگارش های یونیکس شما باید R را با اعلان سیستم عامل خود تایپ کنید. هردو، کنسول R را با اعلان آن ">" عنوان می کنند.

اگر بخواهید از R خارج شوید، می توانید فرمان q( ) را در اعلان صادر کنید. اگر خواستار ذخیره کردن محل کار فعلی تان باشید از شما پرسیده می شود.

اگر شما فقط بخواهید تجزیه و تحلیل فعلی تان را در نقطه ای که قطع می کنید، بعداً از نوشروع کرده و ادامه بدهید، باید به این سؤال جواب بله بدهید.

هرچند مجموعه ابزارهایی که به همراه R ارائه می شوند به تنهایی تقریباً قدرتمند می باشند، با این حال طبیعی است اگر کار شما به جایی برسد که بخواهید تعدادی از برنامه های بزرگ و (در حال رشد) اضافه شونده موجود در CRAN را که در مورد R می باشد نصب کنید. در نگارش ویندوز این کار به آسانی از طریق منوی «برنامه های نرم افزاری) قابل انجام است. بعد از وصل کردن کامپیوترتان به اینترنت شما باید گزینه «برنامه نرم افزاری نصب از CRAN .. » را از این منو انتخاب کنید.

این گزینه فهرستی از برنامه های نرم افزاری موجود در CRAN را نشان خواهد داد.

شما آنهایی را که یا یکی از آنهایی را که می خواهید انتخاب کنید، R آن برنامه های نرم افزاری یا یکی از آنها را آن طور که شما خواسته اید، دانلود کرده و بطور خودکار، آن یا آنها را بر روی سیستم شما نصب خواهد کرد. در نگارش های یونکیس، چیزها ممکن است قدری نسبت به امکانات گرافیکی نصب R شما متفاوت باشند. هنوز حتی بدون انتخاب از منوها، این عمل ساده است. خوب است که این برنامه نرم افزاری را که توابعی را برای ایجاد ارتباط با پایگاه داده های MYSQL فراهم می کند، دانلود کنید. نام این برنامه، RMYSQL می باشد. شما فقط کافی است که فرمان زیر را در اعلان R تایپ کنید:

نوسان در خط

تابع مذکور دارای پارامترهای فراوانی است که در میان آنها شناسه منبع وجود دارد که به شما اجازه می دهد تا نزدیکترین انعکاس CRAN را نشان دهید. با این همه، اولین باری که شما این تابع را در یک جلسه R اجرا می کنید، آن به شما منبع اطلاعاتی را که می خواهید از آن استفاده کنید، اعلام می کند.

یک کار که شما مطمئناً باید انجام دهید، نصب برنامه نرم افزاری مرتبط با این کتاب است. که امکان دستیابی شما را به چند تابع استفاده شده در سراسر این کتاب و پایگاه داده ها فراهم می کند. برای نصب آن، به همان ترتیبی که در مورد سایر برنامه های نرم افزاری، رایج است عمل کنید:

اگر شما می خواهید از برنامه نرم افزار اخیراً نصب شده در کامپیوترتان، اطلاع کسب نمایید شما می توانید فرمان زیر را صادر کنید: >installed.packages ( )

این کار یک خروجی طولانی در پی دارد که هر خط آن دارای برنامه نرم افزاری، اطلاعات نگارش آن، برنامه های نرم افزار که این برنامه بر پایه آنها تهیه شده است و غیره می باشد. فهرست برنامه های نرم افزاری کار بر پسند که در عین حال از کامل بودن کمتری برخوردار است با صادر کردن فرمان زیر می تواند بدست آید:

>library ( )

فرمان زیر می توند بسیار مفید باشد چون آن به شما امکان می دهد تا بررسی کنید چه نگارشهای جدیدتری نسبت به نگارش برنامه های نرم افزاری نصب شده شما، در CRAN موجود است:

>old.packages ( )

از این گذشته، شما می توانید برای به روز رسانی تمام برنامه های نرم افزاری نصب شده تان از فرمان زیر استفاده کنید:

>Update. Packages ( )

R دارای یک سیستم یکپارچه کمک رسانی می باشد که شما می توانید برای کسب اطلاعات بیشتر در باره سیستمتان و کاربردهای آن، از آن استفاده نمایید. علاوه بر این، شما می توانید ارائه سند و مدرک اضافی را در سایت R بیابید، R به همراه مجموعه ای از فایل های HTML ارائه می شود که با استفاده از یک مرورگر وب می تواند مورد دسترس می باشند. در نگارش ویندوز مربوط به R، این صفحات از طریق منوی HELP در دسترس می باشند. راه دیگر این است که شما می توانید فرمان ( ) help.start را در این اعلان صادر کنید تا یک مرورگر شروع به نشان دادن صفحات کمک رسانی HTML نماید. شکل دیگر بدست آوردن صفحات کمک رسانی، استفاده از تابع ( ) help می باشد. بعنوان مثال، اگر شما در مورد تابع ( ) plot، نیاز به کمک داشته باشید، شما می توانید فرمان Help (plot) (یا به جای آن، فرمان ?plot) را وارد نمایید. یک گزینه نسبتاً قدرتمند، به شرط اینکه شما به اینترنت متصل باشید، استفاده از تابع () R Site Search می باشد که یا کلمات کلیدی را جستجو می کند یا اینکه صفحات کمک رسانی، دفترچه های راهنمای R و آرشیو فهرست های پستی را ارائه می کند؛ بعنوان مثال،

>RSiteSearch('neural network')

نهایتاً اینکه چندجایی در وب وجود دارند که کمک هایی را در مورد جنبه هایی از R، از قبیل http: //www. rseek. org/ ارائه می دهند.

2-2-2- اشیاء R

دو مفهوم اصلی در ورای زبان R وجود دارند: اشیاء و توابع.

یک شیء می تواند بعنوان یک فضای ذخیره سازی با یک نام وابسته و مربوط، در نظر گرفته شود. هرچیزی که در R وجود دارد در داخل یک شیئ ذخیره می شود. تمام متغیرها، داده ها، توابع و غیره.. در حافظه کامپیوتر به شکلی ذخیره می شوندکه این شکل یا اشکال، اشیاء نامیده می شوند.

توابع، نوع ویژه ای از اشیاء R هستند که برای انجام برخی عملیات، طراحی شده اند. آنها معمولاً برخی از شناسه ها را در نظر می گیرند و خروجی یا نتیجه ای را بوسیله اجرای برخی از مجموعه عملیات ها (خودشان معمولاً تابع دیگری را اجرا می کنند) به دست می دهند.

R قبلاً به همراه مجموعه بسیار قدرتمندی از توابع موجود به منظور استفاده ما، ارائه می شد، اما همانطوری که ما بعداً خواهیم دید، کاربر هم می تواند توابع جدید ایجاد نماید.

محتوا ممکن است در اشیاء با استفاده از این کاربر جایگزین ذخیره شود. این کاربر می تواند به صورت یک پرانتز زاویه دار که به دنبال آن یک علامت منها قرار دارد، نشان داده شود. (->):

>x<-945

در نتیجه

دستورالعمل قبلی باید به این ترتیب، شماره 945 را برای یک شیئ به نام x ذخیره کند.

فرد با وارد کردن ساده نام یک شیئ در اعلان R می تواند محتویات آن را مشاهده کند:

>x

[1] 945

علامت "[1]" که تقریباً به صورت یک رمز در جلوی شماره 945 قرار گرفته است می تواند بدین صورت خوانده شود این خط نشانگر مقادیری است که از اولین عنصر یک شیئ شروع می شود. این علامت مخصوصاً برای اشیایی که دارای چندین مقدار می باشند، همانند بردارها که بعداً خواهیم دید، مؤثر و مفید می باشند.

در پایین، شما مثالهای دیگری از دستورهای جایگزینی را خواهید یافت. این مثالها باید این مسأله را روشن نمایند که این یک عملکرد مخرب است که هر شیئ در هر زمان t نقاط دارای یک محتوای تنها می تواند باشد. این بدان معنی است که با جایگزین کردن بعضی از محتواها جدید با یک شیئ موجود، شما در واقع، محتوای قبلی آن را از دست می دهید:

```
>y<-43          >y<-39
>y              >y
[1] 43          [1]39
```

شما همچنین می توانید عبارات عددی را با یک شیئ، جایگزین نمایید. در این مورد، شیئ نتیجه عبارت را ذخیره خواهد کرد:

```
>i<-(z*2+45)/2      >z<-5
>i                  >w<-z^2
[1]27.5             [1]25
```

این بدان معنی است که ما می توانیم این عمل جایگزینی را مفهومی بدانیم به این عبارت که محاسبه نمایید آنچه را که در سمت راست اپراتور آمده است، و جایگزین (ذخیره) کنید نتیجه این محاسبه را با شیئ که نام آن در سمت چپ مشخص شده است.

اگر شما فقط بخواهید نتیجه برخی از عملیات حسابی را بدانید، شما نیازی به جایگزین کردن نتیجه یک عبارت یا یک شیئ را ندارید. عملاً شما می توانید اعلان R را بعنوان نوعی ماشین حساب بکار برید:

```
>(34+90)/12.5
[1] 9/92
```

هر شیئ که شما ایجاد می کنید تا زمانی که آنرا حذف نکرده اید در حافظه کامپیوتر باقی خواهد ماند. شما ممکن است اخیراً اشیاء را در حافظه با صدور فرمان ( )1S یا فرمان ( ) objects در اعلان، فهرست کرده باشید. اگر شما نیازی به یک شیئ ندارید، می توانید مقداری از فضای حافظه را با حذف آن شیئ، آزاد کنید.

```
>1S( )
[1] “i” “w” “X” “y” “z”
>rm(y)
>rm(z,w,i)
```

نام اشیاء ممکن است هر حرف کوچک یا بزرگ، ارقام تا 9 (بجز در ابتدای نام)، و همچنین نقطه، "0"، که مثل یک حرف عمل می کند، همه اینها را در بر بگیرد. توجه کنید که نامها در R، case sensitive باشند به این معنی که color با c کوچک دو شیئ متمایز می باشند. در واقع این دلیل مضاعفی است برای ناکامی شروع کنندگانی که با خطاهای شیئ یافت نمی شود مواجه می شوند. اگر شما با این نوع خطا مواجه شوید، درستی نام آن شیئ را که موجب خطا شده است، را بررسی نمایید.

1-2-3- اساسی ترین شیئ داده ای در R، یک بردار است. حتی وقتی که شما یک شماره تنها را با یک شئ جایگزین می کنید (مثل x<-45.3)، شما برداری را که در بردارنده یک عنصر تنها می باشد، خلق می کنید. تمام اشیاء دارای یک مد (وضعیت) و یک طول می باشند. مد بیانگر نوع اطلاعات ذخیره شده در داخل شیئ می باشد. بردارها به منظور ذخیره مجموعه ای از عناصر یک نوع داده هسته ای (تقسیم ناپذیر) بکار می روند. انواع هسته ای مهم عبارتند از کاراکتر، منطقی، عددی و پیچیده. بنابراین شما ممکن است دارای بردارهای کاراکترها، مقادیر منطقی (T یا F یا FALSE یا TRME)، اعداد و اعداد پیچیده باشید. طول یک شیئ عبارت است از شماره (عدد) عنصر در آن، و با تابع ( ) length می تواند به دست آید.

در بیشتر موارد شما از بردارهایی با طول بیشتر از 1 استفاده خواهید کرد. شما می توانید با استفاده از تابع ( )C، که شناسه های آن را به شکل یک بردار ترکیب می کند، یک بردار در R بسازید و ایجاد نمایید.

همه عناصر بردار باید به مد یکسان تعلق داشته باشند. اگر بدین صورت نباشد، R آن را وادار به تبدیل نوع خواهد کرد. مثالی در این باب در پایین آمده است:

همه عناصر بردار باید به مد کاراکتر تبدیل شوند. مقادیر کاراکتر، عبارت از رشته های کاراکتری است که بوسیله یک گیومه تنها یا گیومه دوتایی، محصور می شوند. همه بردارها ممکن است در بردارنده مقدار ویژه ای به نام NA باشند.

این نشانگر یک مقدار جا افتاده (گم) می باشد:

شما می توانید از طریق یک شاخص یا نمایه بین کروشه ها، به عنصر ویژه یک بردار دسترسی پیدا کنید:

مثال بالا، عنصر دوم بردار Y را معین می کند. شما در بخش 7-2-1 یاد می گیرید که ما از بردارهای شاخص برای دست آوردن شکل های شاخص بندی قوی تر استفاده می کنیم.

شما می توانید مقدار یک عنصر بردار ویژه را با استفاده از استراتژیهای شاخص بندی یکسان بدست آورید:

تغییر طول یک بردار می تواند بوسیله افزودن ساده عناصر بیشتر به آن، با استفاده از یک شاخص که قبلاً وجود خارجی نداشته، عملی شود. بعنوان مثال، بعد از ایجاد بردار خالی X شما می توانید تایپ کنید.

توجه داشته باشید که چگونه اولین دو عنصر دارای یک مقدار ناشناخته، NA می باشند.

این نوع از قابلیت انعطاف پذیری، دارای هزینه خواهد بود. برخلاف زبانهای برنامه نویسی دیگر، در R اگر شما از موقعیت یک بردار که وجود خارجی ندارد، استفاده کنید، با خطا مواجه نخواهید شد:

برای کوچک شدن اندازه یک بردار، شما می توانید کمال استفاده از این واقعی ببرید که همانطوری که قبلاً هم بدان اشاره شد، کاربر جایگزین، مخرب است. بعنوان مثال،

در طی استفاده از شکل های شاخص بندی قوی تر که در قسمت 7-2-1 بررسی خواهد شد، شما قادر خواهید بود عناصر ویژه یک بردار را با روش آسان تری حذف نمایید.

4-2-1- بردارسازی

یکی از قوی ترین ابعاد زبان R، ساخت بردار از چند تابع موجود در آن می باشد. این توابع مستقیماً بر روی هر عنصر یک بردار عمل می کنند. برای مثال

تابع ()sqr+ ریشه دوم (جذر) شناسه اش را محاسبه می کند. در این مورد ما از یک بردار اعداد بعنوان شناسه آن استفاده کرده ایم. بردارسازی، این تابع را به سوی ایجاد یک بردار با همان طول، با هر عنصر ناشی از به کار بردن تابع مربوط به بردار اصلی، هدایت می کند. شما همچنین این کارکرد R را برای انجام دادن عملیات حسابی بردار بکار برید:

چه می شد اگر بردارها طول یکسان نداشتند؟ R از یک قاعده بازیافت بوسیله تکرار بردار کوتاهتر تا زمانی که آن جایگزین بردار با اندازه بزرگتر شود، استفاده می کند.

این کار به گونه ای است که انگار بردار C(10,2)، قبلاً بردار C(10,2,10,2) بوده باشد. اگر طول این بردارها، چندتایی نباشند، آنگاه یک هشدار صادر می شود:

طول شی کوتاهتر یک چندتایی با طول شی کوتاهتر نمی باشد.

با این همه، قاعده بازیافت، استفاده شده است وا ین عمل انجام شده است (آن یک هشدار است نه یک خطا).

همانطوری که ذکر شد، اعداد تنها به عنوان بردارهای با طول 1 در R نشان داده شده اند، این خیلی سودمند است برای عملیاتی مانند این مورد که در پایین نشان داده شده است.

توجه کنید که چگونه عدد 2 (در واقع بردار C(2) در اثر چندگانگی عناصر VI بوسیله 2 بازیافت شده است. همانطوری که ما بعداً خواهیم دید، این قاعده بازیافت، با دیگر اشیاء نیز بکار می رود، اشیایی از قبیل ماتریس ها و آرایه ها.

5-2-1- ضرایب

ضرایب، شکل ساده و فشرده ای از مدیریت داده های طبقه بندی شده (اسمی) را ارائه می دهند. ضرایب، دارای سطوحی هستند که مقادیر ممکنی را که آنها می توانند داشته باشند، نشان می دهند. ضرایب، سودمند هستند به ویژه در مجموعه داده ها جایی که شما متغیرهای اسمی با یک عدد ثابت دارای مقادیر احتمالی، دارید. چند تابع گرافیکی و خلاصه را که ما در فصلهای آینده بررسی خواهیم کرد، استفاده کامل را از این اطلاعات خواهند برد. ضرایب به شما اجازه می دهند تا مقادیر متغیرهای اسمی تان را همانطور که هستند، استفاده کرده و نشان دهید، که به وضوح دارای قابلیت تفسیری بیشتری برای کاربر می باشند، حال آنکه R به طور خاصی این مقادیر را بعنوان کدهای عددی که به طور قابل توجهی دارای قابلیت حافظه ای کاراتری می باشند، ذخیره می کند.

ببنیم چگونه ضرایب را در R ایجاد می کنند. بهتر است شما برداری با جنس 10 فرد داشته باشید:

شما می توانید این بردار را به برداری بوسیله وارد کردن، تبدیل نمایید.

توجه داشته باشید که شما دیگر دارای یک بردار کاراکتر نیستید. در واقع، همانطوری که در بالا ذکر شد، ضرایب به طور خاص بعنوان بردارهای عددی نشان داده می شوند. در این مثال، ما دو سطح داریم، f و m که بطور خاص و به ترتیب 1 و 2 نشان داده می شوند. با این وجود، شما نیازی نیست که نگران این باشید، همانطوری که شما می توانید مقادیر کاراکتر اصلی را استفاده نمایید، و R هم زمانی که ضرایب را به شما نشان می دهد، از آنها استفاده خواهد کرد. بنابراین انگیزه ترجمه و تفسیر کدنویسی، که به خاطر دلایل کارایی ایجاد شده است، کاملاً برای شما روشن است.

فرض کنید که شما 5 فرد اضافی داشته باشید که اطلاعات جنس آنها را تصمیم دارید در شیء ضریب دیگر ذخیره کنید. فرض کنید که آنها همه مرد هستند. اگر شما هنوز بخواهید که این شیئ ضریب، دو سطح یکسان مثل شیئ g را داشته باشد، شما باید از فرمول زیر استفاده کنید:

بدون شناسه سطوح؛ ضریب other.g یک سطح تنهای (m) را خواهد داشت.

بعنوان یک توضیح حاشیه ای، این یکی از ابتدایی ترین مثالهایی است که در مورد یکی از رایج ترین چیزها در یک زبان برنامه نویسی کاربردی مثل R، که ترکیب تابع می باشد، ارائه شده است. در واقع ما یک تابع (factor) را برای نتیجه گرفتن از تابع ( )c برای یک شیئ بکار می بریم. به طور بدیهی، ما در ابتدا نتیجه تابع ( ) C را باری یک شیئ جایگزین نموده ایم و سپس ضریب این تابع را با این شیئ نامگذاری کرده ایم. به هر حال این خیلی زیاد طولانی شده است و در واقع مقداری از حافظه را با ایجاد یک شیئ اضافی اشغال می کند، و بنابراین فرد گرایش پیدا می کند که ترکیب تابع را تقریباً به طور تکراری استفاده نماید، اگرچه ما موجب این خطر می شویم که کد ما برای افرادی که آشنایی با این نکته هم راجع به ترکیب تابع ندارند، از لحاظ مطالعه، وضعیت مشکل تری را پیدا کند و براحتی قابل مطالعه و بررسی نباشد.

یکی از چیزهای زیادی که شما با این ضرایب می توانید انجام دهید، محاسبه وقوع هر مقدار احتمالی می باشد. این را امتحان کنید.

تابع ( )table همچنین می تواند برای به دست آوردن جدول بندی متقاطع چند ضریب بکار رود . فرض کنید ما به بردار دیگری ، گروه سنی 10 فرد ذخیره شده در بردار g را بدهیم . شما میتوانید به ایجاد جدول متقاطع برای این دو بردار بپردازید همانند زیر :

یک توضیح حاشیه ای کوتاه :

شما شاید توجه کرده باشید که بعضی وقتها ما خطی داریم که با علامت «+» شروع شده است . این مساله زمانی اتفاق می افتد که یک خط به اندازه بسیار زیادی در حال بزرگ شدن است و شما تصمیم دارید تا آن را به یک خط جدید تبدیل کنید (بوسیله زدن دکمه اینتر) قبل از آنکه فرمانی را که شما در حال وارد کردن آن می باشید به پایان برسد . چون این فرمان ناقص است و کامل نمی باشد ، R خط جدیدی را با اعلان ادامه دار با علامت «+» شروع میکندشما باید به خاطر داشته باشید که این علامتها نباید توسط شما وارد شوند ! آنها به طور خودکار توسط R چاپ می شوند (همانند اعلان طبیعی ">") .

بعضی اوقات ما می خواهیم تا تکرارهای مرتبط نهایی با این نوع از جداول احتمالی را محاسبه نماییم . داده های پایین ، جمع دو ضریب جنسی و سنی این مجموعه از داده ها را ارائه کرده است :

"1" و"2" در این توابع نشاندهنده بعد اول و دوم این جدول است که ردیف ها و ستون های جدول می باشند.

در مورد تکرارهای مربوط در خصوص هر حاشیه و به طور کلی ما انجام می دهیم :

توجه داشته باشید که اگر ما به جای آن ، درصد آن را بخواهیم ، ما می توانیم به سادگی فراخوان های این تابع را در 100 ضرب نماییم.

1.2.6 توالی های مولد

R دارای چند نمونه امکانات برای تولید انواع مختلفی از توالی ها می باشد . بعنوان مثال اگر شما بخواهید که یک بردار حاوی اعداد صحیح بین 1 تا 1000 را ایجاد کنید شما می توانید به سادگی تایپ زیر را انجام دهید :

که یک بردار به نام X که دارای 1000 عنصر میباشد ایجاد می کند- اعداد صحیح از 1 تا 1000 .

شما باید نسبت به اولویت کاربر " : " دقت داشته باشید . مثالهای زیر این خطر را نشان میدهند:

لطفا مطمئن شوید که آنچه را که در فرمان اول رخ داد متوجه شده اید (قاعده بازیافت را به یاد بیاورید !)

شما شاید توالی های کاهشی مانند مثال زیر ، ایجاد نمایید :

برای تولید توالی های اعداد حقیقی ، می توانید از تابع ( ) seq استفاده نمایید :

این دستور العمل یک توالی از اعداد حقیقی را بین 4- و 1 با افزایش 0.5 ایجاد نماید . تعداد دیگری از مثالهای راجع به استفاده از تابع ( ) seq در پایین ارائه داده شده است :

شاید شما توجه کرده باشید که در مثالهای بالا ، شناسه های بکار رفته در فراخوان های تابع ، تا حدی متفاوت از اولین باری که نام پارامتر نشان داده شده ، مشخص شده اند و متفاوت از مقداری که ما می خواهیم برای آن پارامتر مشخص شده استفاده نماییم .

این خیلی سودمند است زمانیکه ما توابع را به همراه تعداد زیادی پارامتر داشته باشیم که دارای بیشترین مقدار پیش فرض باشند . این پیش فرض ها اجازه می دهند به ما تا از اینکه اجبارا آنها را در فراخوانهایمان مشخص

کنیم اجتناب نماییم اگر که این مقادیر با نیازهای ما مطابقت داشته باشند . به هر حال اگر تعدادی از این پیش فرض ها را برای مساله خود بکار نبریم ، لازم است تا مقادیر جایگزین را فراهم کنیم . بدون وارد کردن مشخصات اسمی که در مثالهای بالا نشان داده شده است ، ما نیاز خواهیم داشت تا بسته به موقعیت از این مشخصات استفاده نماییم . اگر پیش فرض پارامتری را که ما می خواهیم تغییر دهیم از پارامترهای آخر این تابع می باشد ، فراخوان بسته به موقعیت ، نیاز به مشخصات مقادیر پارامترهای قبلی دارد ، گر چه ما خواسته باشیم تا از مقادیر پیش فرض آنها استفاده نماییم . با کمک مشخصات اسمی ما از این مشکل دور خواهیم بود همانطوریکه این مورد ، این امکان را به ما می دهد تا به ترتیب پارامترها را در فرتاخوان های تابعمان تغییر دهیم ، همانطور هم آنها طبق اسمشان مشخص می شوند .

تابع خیلی سودمند دیگری که توالی ها را با الگوی مشخصی تولید می کند عبارت است از تابع ( ) rep :

تابع ( ) g1 می تواند برای تولید توالی های دربر گیرنده ضرایب بکار رود . ساختار دستوری این تابع بصورت (n و k) g1 می باشد که k تعداد سطوح ضریب ، و n تعداد تکرارهای هر سطح می باشد . دو مثال در این ز مینه به شرح زیر است :

در نهایت ، R دارای چند تابع می باشد که برای تولید توالی های تصادفی طبق توابع با تراکم احتمالی مختلف ، بکار می رود . توابعی که دارای ساختار مولد r func (n،par1 و par2 و ...) می باشند ، جایی که func ، نام توزیع احتمالات است ، n تعداد داده ها برای تولید کردن و par1 و pra2 و ... مقادیر بعضی از پارامترهای تابع تراکم می باشند که ممکن است مورد نیاز واقع شوند . بعنوان مثال اگر شما 10 عدد تصادفا تولید شده را از یک توزیع نرمال با میانگین صفر و انحراف از استاندارد واحد لازم داشته باشید ، تایپ کنید :

برای بدست آوردن 5 شماره به طور تصادفی طراحی شده از توزیع t یک دانش آموز با 10 درجه آزادی ، تایپ کنید :

R دارای توابع احتمالات بسیار زیادی است و دارای توابع دیگری که برای بدست آوردن تراکم های احتمالی ، تراکم های احتمالی فزاینده ، و مقادیر این توزیع ها بکار می روند .

1.2.7 . ما قبلا مثالهایی را در مورد اینکه چگونه یک عنصر را از یک بردار بدست بیاوریم در حالی که وضعیت آن را در داخل کروشه نشان دهیم . R همچنین این امکان را به شما می دهد تا از بردارها در داخل پرانتزها

استفاده نمایید . چند نوع بردار شاخص وجود دارند . بردارهای شاخص منطقی ، این عناصر را مطابق با مقادیر حقیقی استخراج می کنند . به یک مثال عینی توجه کنید :

ساختار دوم کد نشان داده شده در بالا یک شرط منطقی است . همانطوریکه X یک بردار می باشد ، این مقایسه برای همه عناصر بردار انجام می شود (قاعده مشهور بازیافت را به خاطر آورید) ، بنابر این برای تولید یک بردار با بسیاری از مقادیر منطقی ، عناصری در X وجود دارند . اگر ما از این بردار با مقادیر منطقی برای شاخص X استفاده کنیم ، ما نتیجه ای از موقعیت X که مطابق با مقادیر حقیقی می باشد ، بدست می آوریم :

که این به این صورت خوانده می شود : وضعیت های X را برای هر یک از عبارتهای منطقی زیر که حقیقی است به من بدهید . توجه داشته باشید که این مورد ، مثال دیگری برای تصور ترکیب تابع می باشد که ما نسبتا به کرات از آن استفاده می کنیم . با بهره گیری کامل از کاربرهای منطقی موجود در R ، شما می توانید از بردارهای شاخص منطقی پیچیده تری استفاده نمایید ، مثل مثال زیر :

شاید همانطوریکه شما حدس زده باشید ، کاربر " l " گسست منطقی را ایجاد می کند ، در حالیکه کاربر " & " برای ایجاد ارتباط منطقی بکار می رود . این بدان معنی است که دستور العمل اول به ما نشان می دهد که عناصر X کمتر یا مساوی 2- یا بزرگتر از 5 می باشند . مثال دوم نشان می دهد که عناصر X ، هر دوی آنها بزرگتر از 40 و کوچکتر از 100 می باشند .

R همچنین این امکان را به شما می دهد که از یک بردار اعداد صحیح برای استخراج چند عنصر از یک بردار استفاده نمایید . اعداد داخل بردار شاخص ها نشان دهنده وضعیتهایی در بردار اصلی است که باید استخراج شوند :

راه دیگر اینکه ، شما از یک بردار با شاخص های منفی می توانید برای نشان دادن عناصری که باید از انتخاب آنها جلوگیری شود ، استفاده نمایید :

به موضوع نیاز به پرانتزها در مثال قبلی به خاطر اولویت کاربر " : " دقت کنید . شاخص ها همچنین می توانند بوسیله یک بردار شامل رشته ها ، کمال استفاده را از این حقیقت ببرند که R این امکان را به شما می دهد که عناصر یک بردار را بوسیله تابع ( ) names نامگذاری کنید . عناصر نامگذاری شده در بعضی از مواقع بعلت اینکه وضعیت آنها برای ذخیره کردن آسانتر است ، ارجحیت دارند . بعنوان مثال ، تصور کنید که شما برداری

دارای مقادیر یک پارامتر شیمیایی دارید که در پنج جای مختلف بدست آمده است . شما می توانید که یک بردار نامگذاری شده به شرح زیر ایجاد نکمایید :

در واقع ، اگر شما قبلا از نام این وضعیت ها در این بردار در زمان ایجاد آ« ، اطلاع داشته باشید ، آسانتر است که انجام دهید از این طریق :

بردار PH هم اکنون می تواند با استفاده از نامهای نشان داده شده بالا ، شاخص گذاری شود :

دست آخر اینکه ، شاخص ها شاید تهی باشند ، به این معنی که تمام عناصر انتخاب شده باشند . یک شاخص تهی نشان دهنده این است که در مرحله انتخاب ، محدودیتی وجود ندارد . برای مثال ، اگر شما بخواهید یک بردار را با صفرها پر کنید ، شما به سادگی می توانید انجام دهید "X[ ]<-0" . لطفا توجه داشته باشید که این مورد ، از انجام " X<-0 " متفاوت است . این مورد اخیر ، یک بردار با عنصر تنها (صفر) را برای X معین می کند ، در حالی که مورد پیشین (با فرض اینکه Xاز قبل وجود داشته باشد ، البته !) تمام عنصرهای جاری X را با صفرها پر می کند . هر دو را امتحان کنید !

1.2.8 . ماتریس ها و آرایه ها

عناصر داده ای می توانند در یک شیئ با بیش از یک بعد ذخیره شوند . این مسئله در چند موقعیت ممکن است سودمند واقع گردد . آرایه ها عناصر داده ای را در چند بعد ذخیره مکی کنند . ماتریس ها نوع خاصی از آرایه ها هستند که دارای دو بعد تنها می باشند . آرایه ها و ماتریس ها در R چیزی بیشتر از بردارها با یک علامت خاص به نام بعد ، نمی باشند . به یک مثال توجه کنید . فرض کنید شما دارای بردار اعداد (23 و 78 و 12 و 56 و 44 و 33 و 77 و 66 و 23 و 45) C می باشید . حالت زیر این ده عدد را بعنوان یک ماتریس ، سازماندهی کرده است :

توجه داشته باشید که چگونه اعداد از طریق یک ماتریس با دو ردیف و پنج ستون ، پخش می شوند . (این بعد را ما برای m با استفاده از تابع ( ) dim مشخص کرده ایم) .

در حقیقت شما می توانید این ماتریس را با استفاده از این دستور العمل ساده تر ، به سادگی ایجاد نمایید :

شاید شما توجه کرده باشید که این بردار اعداد بوسیله ستونها در ماتریس پخش شده است ؛ بدین ترتیب که اولین عدد در اولین ستون جای گرفته است ، سپس ذدومین عدد و الی آخر . شما می توانید این ماتریس را با ردیف ها با استفاده از پارامتر تابع ( ) Matrix که در پایین آمده است ، پر نمایید :

همانطور که نمایش ماتریس ها نشان می دهد ، شما می توانید عناصر یک ماتریس را از طریق یک طرح شاخص مشابه ، همانند موردی که در بردارها وجود دارد ، به دست آورید ، اما این بار با دو شاخص (ابعاد یک ماتریس) :

شما می توانید با بهره گیری کامل از طرحهای زیر مجموعه ای که در بخش 1.2.7 شرح داده شده است استخراج عناصر یک ماتریس را انجام دهید ، همانطوریکه در مثال زیر نشان داده شده است :

علاوه بر این ، اگر شما هر بعدی را از قلم بیندازید ، می توانید تمام ستونها یا ردیف های ماتریس را بدست آورید :

توجه داشته باشید که بعنووان نتیجه گیری از یک زیر مجموعه ، ممکن است کار شما به یک بردار ختم شود ، همانطوریکه در دو مثال بالا دیدید . با این همه اگر شما باز هم می خواهید این نتیجه بصورت یک ماتریس باشد ، شما می توانید از فرمول پایین بجای آن استفاده نمایید :

توابع ( ) cbind و ( ) rbind شاید برای پیوند دو یا تعداد بیشتری ماتریس یا بردار به یکدیگر ، به ترتیب بوسیله ستونها یا ردیف ها بکار روند . مثالهای پایین باید این موضوع را نشان دهد :

شما همکچنیبن می توانید ستونها و ردیفهای ماتریس ها را ، به ترتیب با استفاده از توابع ( ) colnames و ( ) rawnames ، نامگذاری کنید . این امکانات موقعیتهای این داده را ذخیره می کند .

آرایه ها ، نوع گسترده ماتریس ها برای بیشتر از دو بعد می باشند . این بدان معنی است که آنها دارای بیش از دو شاخص هستند . جدا از اینکه آنها به ماتریس ها شباهت دارند و می توانند به همان روش بکار روند . شبیه به تابع ( ) matrix ، یک تابع ( ) array برای تسهیل در ایجاد آرایه ها وجود دارد . مورد زیر مثالی از این کاربرد می باشد :

شما می توانید از همان طرحهای شاخص برای دستیابی به عناصر یک آرایه استفاده کنید . مطمئن شوید که مثال زیر را درک کرده اید :

قواعد عملیات حسابی و بازیافت برای ماتریس ها و آرایه ها نیز بکار می رود اگرچه فهمیدن آنها در بعضی اوقات مشکل می شود . در پایین تعدادی مثال امده است :

R شامل کاربرها و توابع بر ای ماتریس جبری استاندارد نیز می شود که دارای قواعد مختلفی هستند . شاید شما بتوانید اطلاعات بیشتر در این زمینه را با جستجو در بخش 5 این کتاب تحت عنوان « مقدمه ای به R » که همراه R می باشد بدست آورید .

1.2.9 فهرستهای R دربر گیرنده یک مجموعه مدون از اشیای دیگر که تحت عنوان ترکیبات یا اجزای تشکیل دهنده از آنها یاد می شود ، می باشد . بر خلاف عناصر بردارها ، اجزای تشکیل دهنده فهرست نیازی به این ندارد که دارای طول ، مد یا نوشتار یکسانی باشد . اجزای تشکیل دهنده یک فهرست معمولا شماره گذاری می شوند و همچنین ممکن است دارای یک اسم متصل به خود باشند .

به مثالی در مورد چگونگی ایجاد یک فهرست دقت کنید :

شیئ my . 1st بوسیله سه جزء تشکیل دهنده شکل مکی گیرد . اولی یک شماره است و نامش stud. id می باشد ، دومی یک رشته کاراکتر که دارای اسم stud . name می باشد و سومین مورد یک بردار اعداد با نام stud . marks می باشد .

برای نشان دادن محتویات یک فهرست همانطوریکه در مورد اشیاء دیگر انجام می دهید می توانید به سادگی نام محتویات مربوطه را تایپ کنید :

شما می توانید عناصر فردی فهرستها را با استفاده از طرح شاخص زیر ، استخراج کنید :

شاید شما توجه کرده باشید که ما از دو کروشه استفاده کرده ایم . اگر ما my . 1st [1] را بجای آن استفاده کرده باشیم ، نتیجه متفاوتی را بدست می آوریم :

علامت اخیر ، یک زیر فهرست تشکیل شده از اولین جزء تشکیل دهنده my. 1st. را استخراج می کند . در حالت عکس ،

my . 1st [[1]] ، مقدار اولین جزء تشکیل دهنده را (در این مورد یک عدد) ، که دیگر یک فهرست نیست ، استخراج می کند . همانطور که شما می توانید از طریق زیر آن را اثبات نمایید :

در مورد فهرستهایی با اجزاء تشکیل دهنده نامگذاری شده (همانند مثال قبل) ، ما می توانیم از یک روش جایگزین استخراج مقدار جزء تشکیل دهنده یک فهرست استفاده نماییم :

نامهای اجزاء تشکیل دهنده یک فهرست ، در واقع ، نماد فهرست می باشند و می توانند همانطوری که ما نسبت به نامهای عناصر بردارها ترتیب اثر دادیم ، مورد دستکاری واقع شوند :

فهرستها را می توان با افزودن اجزاء تشکیل دهنده بیشتر به آنها گسترش داد :

شما تعداد اجزاء تشکیل دهنده یک فهرست را با استفاده از تابع (1gthen (my . 1st می توانید کنترل و بررسی نمایید :

شما می توانید اجزاء تشکیل دهنده یک فهرست را همانند زیر حذف نمایید :

شما می توانید فهرستها را با استفاده از تابع ( ) C به هم پیوند دهید .

در نهایت اینکه شما می توانید تمام داده ها را در یک فهرست با استفاده از تابع ( ) unlist متمرکز کنید . این کار ، برداری را با عناصر زیاد همانطوری که اشیاء داده در یک فهرست وجود دارند ، ایجاد می کند . این کار انواع اطلاعات و داده های مختلف را به یک نوع داه های مشترک تبدیل می کند که بدان معنی است که بیشتر اوقات سر و کار شما با هر چیزی که رشته های کاراکتر محسوب می شوند ، خواهد بود . علاوه بر اینها ، هر عنصر این بردار دارای یک نام برگرفته از نام اجزاء تشکیل دهنده فهرست می باشد که آن را ایجاد می کند .

1.2.10 . چارچوب داده ها

چارچوب داده ها ، ساختار داده ای هستند که در بیشترین حالت نشان دهنده ی جداول داده ای ذخیره شده در R می باشند . آنها از لحاظ ساختار شبیه به ماتریس ها هستند همانطوری که آنها دو بعدی هم هستند . به هر حال بر خلاف ماتریس ها ، چارچوب داده ها ممکن است شامل داده های نوع مختلفی در هر ستون باشند . در این معنی ، آنها بیبشتر شبیه به فهرستها هستند و در واقع چارچوب داده ها در R به مثابه گروه خاصی از فهرستها می باشند . ما می توانیم هر ردیف یک چارچوب داده ها را همانند یک دیدگاه در نظر بگیریم (یا مورد) که بوسیله مجموعه ای از متغیرها تشریح میگردد (ستونهای دارای اسم چارچوب داده) . شما می توانید یک چارچوب داده همانند مورد زیر ایجاد کنید :

توجه داشته باشید که ستون " season " تبدیل به یک ضرب شده است زیرا همه عناصرش رشته های کاراکتری می باشند . از وجه تشابه ، ستون " site " نیز یک ضرب است . این رفتار پیش فرض تابع ( ) frame data . می باشد .

شما می توانید از طرح های شاخص مشروح در قسمت 1.2.7 با چارچوب داده ها استفاده نمایید . علاوه بر این شما می توانید از نامهای ستون برای دستیابی به ستونهای کامل یک چارچوب داده استفاده کنید :

شما می توانید چند پرس و جوی ساده را درباره داده های موجود در چارچوب داده ها انجام دهید ، و از امکانات زیر مجموعه ای R همانطوریکه در این مثالها نشان داده است، بهره کامل ببرید :

شما می توانید نوشتن این پرس و جوها را با استفاده از تابع ( ) attach ساده کنید که بدین ترتیب امکان دسترسی شما را به ستونهای یک چارچوب داده بطور مستقیم بدون اینکه مجبور به استفاده از نام چارچوب داده مربوطه شوید ، فراهم کند :

هر زمان که شما به سادگی پرس و جو می کنید در چارچوب داده ، ممکن است در استفاده از تابع ( ) subet ، آن را بطور ساده تری پیدا کنید :

توجه داشته باشید که به هر حال ، بر خلاف مثالهای دیگری که در بالا بررسی شد ، شاید شما از این استراتژی زیر مجموعه برای تغییر دادن مقادیر در داده ها استفاده نکنید . بنابر این بعنوان مثال اگر شما بخواهید 1 را با مقادیر PH تمام ردیف های تابستان (summer) جمع بزنید ، شما فقط به این طریق می توانید آنرا انجام دهید :

شما می توانید ستونهای جدید را ، به همان روشی که در مورد فهرستها انجام دادید ، به یک چارچوب داده بیفزایید :

تنها محدودیتی که در برابر این اضافه کردن وجود دارد این است که ستونهای جدید باید دارای همان شماره ردیفها باشند که در چارچوب داده موجود است ؛ در غیر اینصورت R اعتراض خواهد کرد . شما می توانید شماره ردیف ها یا ستونهای یک چارچوب داده را با این دو تابع ، کنترل و بررسی کنید :

معمولا شما مجموعه داده هایتان را چه بصورت چند فایل و چه بصورت یک پایگاه داده ها ، اشتباها به یک چارچوب داده تعبیر خواهید کرد . شما به ندرت داده ها را با استفاده از تابع ( )data . frame همانند بالا تایپ

می کنید ، بویژه در زمینه استخراج یک داده نمونه . در فصلهای آینده با بررسی و مطالعه توضیحات درباره نحوه استخراج داده ها از مطالعات موردی ، خواهید دید که چقدر این نوع داده ها در چارچوب داده ها اهمیت دارند . در هر مورد شما ممکن است بخواهید که راهنمای "ورودی و خروجی داده در R "را که همراه R می باشد جستجو کنید تا تمام امکانات مختلفی را که R دارد بررسی نمایید .

R دارای یک رابط شبیه به یک برنامه صفحه گسترده ساده می باشد که می تواند برای وارد کردن چارچوب داده های کوچک بکار رود . شما می توانید یک چارچوب داده موجود را با تایپ کردن ویرایش کنید .

همانطوریکه نماد اسمها ، یک بردار می باشد ، اگر شما بخواهید نام یک ستون ویژه را تغییر دهید ، می توانید بصورت زیر تایپ کنید :

در نهایت اینکه ، R با برخی از مجموعه داده های توکار همراه می شود که شما می توانید از آنها براای کشف و بررسی برخی از امکانات آن استفاده نمایید . اغلب بسته های نرم افزاری اضافه شونده معمولا همراه مجموعه داده ها می باشند . به منظور کسب اطلاعات در مجموعه داده های موجود تایپ کنید :

برای استفاده از هر مجموعه داده در دسترس ، می توانید به شرح زیر عمل کنید :

این دستور العمل ، یک چارچوب داده را به نام USArrests ایجاد می کند که شامل اطلاعات این مسئله می باشد که به همراه R می آید .

1.2.11 . ایجادتوابع جدید

R این امکان را به کاربر می دهد که توابع جدید ایجاد کند . این یک عملکرد موثر است ، بویژه وقتی که شما بخواهید عملکردهایی را که شما مجبورید بارها وبارها تکرار کنید ، بصورت خودکار درآورید . بجای نوشتن و تایپ دستور العملهایی که این عملکرد را هر زمان که شما بخواهید اجرا نمایید ، برایتان مهیا سازد ، شما آنها را در یک تابع جدید بطور خلاصه بگنجانید و سپس هر زمان که نیاز احساس کردید به سادگی آنرا بکار ببرید .

توابع R اشیائی همانند این دستورالعملها می باشند که شما در بخشهای پیشین دیده اید . همانند یک شیء ، یک تابع می تواند یک مقدار را ذخیره نماید . این " مقدار " ذخیره شده در یک تابع ، مجموعه دستورالعملهایی است که R در زمانی که شما این تابع را فراخوان مکی کنید ، آنها را اجرا کند . بنابر این ، لرای ایجاد یک تابع

جدید ، شخص ، از کاربر جایگزین برای ذخیره کردن محتویات این تابع با نام یک شیء استفاده می نماید . (نام تابع) .

با یک مثال ساده شروع می کنیم . فرض کنید شما در اغلب موارد می خواهید خطای استاندارد یک رابط میانگین را برای مجموعه ای از مقادیر محاسبه کنید . خطای استاندارد یک میانگین نمونه به طور روشن معین می شود به وسیله جایی که s^2 واریانس نمونه و n اندازه نمونه محسوب می شود .

با توجه به یک بردار مقادیر ، ما یک تابع برای محاسبه خطای استاندارد مربوطه نیاز داریم . نام این تابع را se می گذاریم . قبل از اقدام به ایجاد این تابع ما باید بررسی کنیم که آیا از قبل تابعی به این نام در R وجود دارد یا نه . اگر همانی بود که ما می خواهیم ، پس بهتر آن است که با نام دیگری از آن استفاده نماییم . نه اینکه تابع R دیگری را از دید کاربر مخفی کنیم . برای بررسی موجود بودن آن تابع ، کافی است که نام آنرا در فراخوان تایپ کنید :

خطای چاپ شده بوسیله R نشاندهنده ی این است که ما مجاز به استفاده از آن نام هستیم . اگر یک تابع (یا هر شیء دیگری) با نام " se " وجود داشته باشد ، R محتوای آنرا به جای خطا چاپ خواهد کرد .

توضیحات زیر راه ساده ای را برای ایجاد تابع مد نظر ما نشان می دهد :

بنابر این ، برای ایجاد یک شیء تابع ، شما اختصاص بدهید به نام آن چیزی را که شکل کلی داشته باشد .

بعد از ایجاد این تابع ، شما می توانید آنرا همانند شرح زیر استفاده نمایید :

اگر ما نیاز به به اجرای چند دستورالعمل با ابزار یک تابع داشته باشیم ، همانند موردی که برای تابع ( ) se انجام دادیم ، ما نیاز به شکلی تاز گفتار R داریم زمانیکه شکل تابع شروع می شود و زمانیکه شکل آ«پایان می یابد . R از آکلاد بعنوان عناصر ساختار دستور که گروهی از دستورالعملها را شروع می کند و دوباره به آنها خاتمه می دهد ، استفاده می نماید . مقدار برگشت داده شده بوسیله هر تابع می توان با استفاده از تابع ( ) return تصمیم گیری کرد ، یا به جای آن ، R نتیجه عبارت آخر را برمی گرداند که در داخل تابع ارزیابی شده است . تابع زیر این مورد را نشان می دهد و همچنین نشاندهنده استفاده از پارامترها یا مقادیر پیش فرض می باشد .

این تابع دارای یک پارامتر (more) می باشد که دارای یک مقدار پیش فرض (F) می باشد . این بدان معهنی است که شما می توانید این تابع را با قرار دادن این پارامتر یا بدون قرار دادن آن فراخوان نمایید . اگر شما آنرا بدون یک مقدار برای پارامتر دوم فراخوان کنید ، مقدار پیش فرض ، مورد استفاده قرار خواهد گرفت . دو مثال در مورد این دو گزینه در پایین آورده شده است :

تابع ( ) basic.stats نیز یک دستورالعمل جدید از R را معرفی می نماید :

دستورالعمل ( ) if . همانطوریکه از نام این دستورالعمل پیداست این امکان را به ما می دهد تا اجرای دستورالعمل های معین را برای مقدار حقیقی یک آزمایش منطقی ، شرطی کنیم . در مورد این تابع ، دو دستورالعمل که اوج و انحراف تابع مقادیر را محاسبه می کنند ، تنها در صورتی اجرا می شوند که متغیر more حقیقی باشد ، در غیر این صورت از اجرای آنها صرف نظر می شود .

دستورالعمل مهم دیگر ، ( ) orf می باشد . این دستورالعمل ما را قادر می سازد تا مجموعه ای از فرمان ها را چند بار تکرار کنیم . در پایین مثالی برای استفاده از این دستورالعمل آمده است :

برای فراخوان((5) f)،دستورالعمل موجود دراین تابع به R می گوید که دستورالعملهای "داخل آن را " چند بارباید اجراشوند (به وسیله آکلاد محصورشده اند)،بدین معنی که ،آنها باید به وسیله متغیر " i " که درهرتکرار ،مقدارمتفاوتی رابپذیرد ،اجراشوند .دراین مثال " i " مقادیری رادرمجموعه 1:10 ،قبول کند که عبارتنداز 1،2،3،.....،10 . این بدان معنی است که دودستورالعمل داخل for ،ده بار وهربار بامجموعه i که دارای یک مقدار متفاوتی است ، اجرامی شوند. مجموعه مقادیر مشخص شده درجلوی کلمه in می توانند هر برداری باشند ،ونیازی نیست که مقادیر به صورت توالی یا عددی باشند. تابع ( ) cat می تواند برای خروجی محتویات چندین شی ء با این حالت ازنمایش بکارروند. بدین معنی که ، رشته های کاراکتر ،همانند محتوای خودشان تایپ می شوند ((´hello´) cat رااامتحان کنید) ،درحالیکه همانند محتوای خودشان تایپ می شوند (ابتدا امتحان کنید y <-45 وسپس (y) cat رااامتحان نمایید) .رشته " \n" ، R رابه چند خط تبدیل می کند .

1.2.12.اشیا ء ، طبقه بندی ها وروشها

یکی از اهداف طراحی R آسان سازی دستکاری در داده ها و اطلاعات می باشد به طوریکه مامی توانیم به راحتی تکالیف تجزیه وتحلیل داده ای خودمان را انجام دهیم .در R ،داده ها دراشیا ء ذخیره می شوند. همانطوریکه اشاره گردید ،هرچیزی در R ،از اعداد ساده گرفته تا توابع یا ساختارهای داده ای پیچیده تریک

شی ء رادربرمی گیرد .هرشی ء R به یک طبقه بندی تعلق دارد .طبقه بندیها ،ویزگیهای انتزاعی اشیا ء راکه به آنها تعلق دارند ،تعریف می نمایند .بدین معنی که آنها علایم یاویزگیهای این اشیا ء وحتی عکس العملهای آنها را (یا روشهای آنها را) مشخص می کنند.مثلا ،طبقه بندی ماتریکس دارای ویزگیهای خاصی مانند بعد این ماتریسها وعکس العملهای معین برای چندنوع ازعملیات می باشد .درواقع ، مااز R ، محتوای یک ماتریکس رادرخواست می کنیم ، R آنرا بافرمت خاصی دراین صفحه به ما ارایه خواهد کرد. دلیل این اتفاق به این خاطراست که یک روش چاپ خاص درمورد تمام اشیا ء ماتریکس این طبقه بندی وجوددارد. خلاصه اینکه ،طبقه بندی یک شی ء (1) روشهایی را که به وسیله چند تابع کلی هنگامی که درارتباط بااین اشیا ء بکارمی روند وهمچنین (2) نمایش اشیا ء آت طبقه بندی را مشخص می کند .

R دارای طبقه بند یهای ازقبل مشخص شده فراوانی برای اشیا ء ،به همراه روشهای مرتبط باآنها می باشد.بعلاوه اینکه ما می توانیم این فهرست را به وسیله ایجاد طبقه بندیهای جدیداشیا ء یاروشهای جدید ،توسعه دهیم .این دوروش جدید می توانند هردو دراین طبقه بندیهای جدید به طورطبیعی بعداز طبقه بندیهای موجود ، معمولا به وسیله اضافه کردن چندبخش جدید اطلاعات ، به محتویات آنها ،ایجادشوند.محتویات یک طبقه بندی دربرگیرنده مجموغه ای ازاسلات ها می باشد.هراسلات دارای یک اسم ویک طبقه بندی وابسته است اطلاعاتی راکه ذخیره می کند ،مشخص می کند.کاربر " ℓ" می تواند برای دستیابی به اطلاعات ذخیره شده دراسلات یک شی ء بکاررود.این بدان معنی است که XℓY،مقداراسلات Y یک شی ء X می باشد.این به طور طبیعی فرض می انگارد که طبقه بندی اشیایی که به X تعلق دارند دارای یک اسلات اطلاعات به نام Y می باشد .نظریه مهم دیگر راجع به طبقه بندیها ، نظریه وراثت موجود بین طبقه بندیها ست . این دیدگاه ،روابطی را مابین این طبقه بندیها ایجاد می کند که به مااجازه می دهد تانشان دهیم که یک طبقه بندی مشخص جدید ،یک طبقه بندی موجودرا به وسیله اضافه کردن مقداری اطلاعات جدید ،بسط می دهد .این بسط و گسترش از طرفی حاکی از آن است که این طبقه بندی جدید ، تمام روشهای طبقه بندی قبل را به ارث می برد ف که ایجادطبقه بندی های جدید را آسان می کند ، چراکه مادوباره از اول شروع نمی کنیم .دراین متن لازم است که ما فقط نگران اجرای روشهایی برای انجام این عملیات باشیم جایی که طبقه بندی جدید اشیاء باطبقه بندی موجودی که به وسیله طبقه بندی جدید توسعه می یابد ، فرق دارد.

درنهایت اینکه ، نظریه خیلی مهم دیگر ، نظریه پلی مورفیسم یا چندشکلی می باشد.این نظریه ثابت می کند که برخی توابع می توانند باطبقه بندی های مختلف اشیاء بکاررووند ونتایجی راکه برای طبقه بندی مربوطه ، مناسب می باشند ف ایجادنمایند.

در R ، این نظریه قویا با نظریه تابع مولد درارتباط است . توابع مولد ، یک عملکرد سطح بالی مشخص بسیار کلی رااجرا می کنند.به عنوان مثال ، همانطوریکه ما خواهیم دید ،

تابع ( )plot می تواند برای به دست آوردن محتوای گرافیکی یک شیئ بکار رود.

این همان هدف کلی آن است. به هرحال، این محتوای گرافیکی، واقعاً ممکن است بر مبنای نوع شیئ متفاوت باشد. بعنوان مثال، رسم مجموعه ای از اعداد با رسم یک مدل همبستگی خطی با هم فرق دارند. چند شکلی، کلیدی برای حل این مسئله بدون اینکه ذهن کاربر را مشوش کند، می باشد. کاربر فقط نیاز است که بداند که تابعی وجود دارد که یک محتوای گرافیکی را برای اشیاء فراهم می کند. R و مکانیسم های داخلی آن، بر عمل ارسال این تکالیف کلی برای توابع خاص این طبقه بندی مدیریت می کنند که این توابع، محتوای گرافیکی را برای هر طبقه بندی اشیاء فراهم می کند.

کل فرایند این روش ارسال، بدون اینکه کاربر در این زمینه، از جزئیات نادرست آن خبر داشته باشد، اتفاق می افتد. در واقع آن چیزی که اتفاق می افتد، این است که چون R می داند که ()plot یک تابع مولد است، پس برای یک روش رسم کردن (plot) که مخصوص برای طبقه بندی اشیایی که تحت فراخوان تابع ( ) Plot قرار گرفته اند، محسوب می شود، جستجو را آغاز خواهد کرد. اگر چنین روشی وجود داشته باشد، R از آن استفاده خواهد کرد. در غیر این صورت به بعضی از روشهای رسم پیش فرض مراجعه خواهد کرد. زمانی که کاربر تصمیم می گیرد تا طبقه بندی جدیدی از اشیاء را ایجاد کند، او مجبور است تصمیم بگیرد اگر که بخواهد توان رسم کردن اشیاء این طبقه بندی جدید را داشته باشد، آنگاه او مجبور است روش رسم ویژه ای را برای این طبقه بندی جدید اشیاء فراهم نماید تا به R بگوید که چگونه اشیاء جدید را رسم نماید.

اینها ریزه کاری های بسیار هم طبقه بندی ها و روش ها در R می باشند. ایجاد طبقه بندی های جدید و روشهای وابسته از حوزه بحث این کتاب خارج است.

اطلاعات بیشتر در این باره را می توانید در بسیاری از کتابهای موجود در باب برنامه نویسی با R، مثل کتاب ارزشمند نرم افزار تجزیه و تحلیل داده که نوشته چمبرز (2008) می باشد.

13-2-1- مدیریت جلسات شما

زمانی که شما از R برای تکالیف پیچیده تر استفاده می کنید، این کار باعث محدود شدن خط فرمان می شود که نوع تعامل و ارتباط را تایپ می کند. در این وضعیت ها، معقول تر آن است که کدتان را در یک فایل متنی بنویسید و سپس از R بخواهید آنرا اجرا نماید.

برای ایجاد چنین فایلی شما می توانید از ویراشگر متنی مورد علاقه تان (مثل نوت پد، ایماکس و غیره) استفاده نمایید، یا در موردی که شما از نگارش ویندوز R استفاده می کنید شما می توانید از ویرایشگر اسکریپت (دست نویس) موجود در منوی این فایل بهره بگیرید. پس از ایجاد و ذخیره این فایل، شما می توانید فرمان زیر را در فراخوان R صادر نمایید تا تمام فرمانهای موجود در این فایل را اجرا کند:

این فرمان فرض می کند که شما دارا یک فایل متنی به نام mycod.R در فهرست راهنمای کار جاری R می باشد. در نگارشهای ویندوز، آسان ترین راه برای تغییر این فهرست راهنما، از طریق گزینه change directory مربوط به منوی file می باشد. در نگارشهای یونیکس، ممکن است شما از توابع ( )getwd و ( )setwd به ترتیب برای کنترل و تغییر فهرست راهنمای کار جاری، استفاده نمایید.

زمانی که شما از فراخوان R در یک مدل تعاملی استفاده می کنید شما می خواستید بعضی از اشیایی را که برای استفاده آتی ایجاد کرده اید را ذخیره نمایید (مثلاً چندتابع تایپ کرده باشید). مثال زیر اشیایی به نام f و my.dataset را در فایلی به نام mysession.RData ذخیره می کند.

بعدها، مثلاً در یک جلسه جدید R، شما می توانید این اشیاء را با صادر کردن فرمان زیر لود کنید:

همچنین می توانید تمام اشیاء را هم اکنون در فضای کار R ذخیره کنید. این کار با صدور فرمان زیر صورت می گیرد.

این فرمان، این فضای کار را در فایلی به نام RData در فهرست راهنمای کار جاری ذخیره می کند. این فایل به طور خودکار زمانی که شما R را دوباره از این فهرست راهنما اجرا می کنید، لود می شود. به این نوع نتایج می توان با جواب دادن بله در زمان خارج شدن از R نایل شد. (به قسمت 1-2- بنگرید).

مطالعات بیشتر در مورد

راهنمای آنلاین مقدمه ای بر R که با هر قسمت از R همراه است یک منبع ارزشمند اطلاعاتی در مورد زبان برنامه نویسی R می باشد. زیر بخش Contributed در قسمت Documentation در وب سایت R، چند کتاب آزاد رادر باب جنبه های مختلف R، ارائه می نماید.

1-3- مقدمه کوتاهی بر MYSQL به دست می دهد. MYSQL خیلی ضرورت ندارد تا تمام مطالعات موردی این کتاب را انجام دهید. با وجود این، برای پروژه های استخراج اطلاعات بزرگتر، استفاده از یک سیستم مدیریت پایگاه داده همانند MYSQL می تواند حیاتی باشد.

http://www.MySQL.com

MYSQL می تواند بدون پرداخت هیچ هزینه ای از وب سایت دانلود شود. همانند R، MYSQL برای سیستم های عامل مختلف مثل لینوکس و ویندوز، موجود است. اگر شما خواسته باشید MYSQL را بر روی کامپیوترتان نصب کنید، شما باید آن را از وب سایت MYSQL را بر روی کامپیوترتان نصب کنید، شما باید آن را از وب سایت MYSQL دانلود کنید و از دستورالعمل های نصب آن پیروی کنید. یا اینکه به جای آن، شما همچنین می توانید به هر سرویس دهنده MYSQL دسترسی پیدا کنید که در کامپیوتر دیگری که شما دسترسی به شبکه دارید قابل نصب است.

شما می توانید از یک برنامه سرویس گیرنده برای به دست آوردن MYSQL در کامپیوتر محلی تان یا در داخل اینترنت، استفاده نمایید. تعداد بسیار زیادی برنامه سرویس گیرنده MYSQL در وب سایت MYSQL وجود دارد. MYSQL به همراه یک برنامه سرویس گیرنده از نوع کنسول ظاهر می شود که با یک مدل فرمان به فرمان، همانند کنسول R عمل می کند. یا اینکه شما دارای برنامه های سرویس گیرنده گرافیکی که می توانید برای استفاده در MYSQL آنها را نصب نمایید. بویژه، جستجوگر کندوکاوی MYSQL به آسانی در دسترسی است و تقریباً نمونه خیلی خوبی از این برنامه هاست که شما ممکن در نظر داشته باشید در کامپیوتر خود آن را نصب نمایید.

برای دستیابی به سرویس دهنده MYSQL نصب شده در کامپیوترتان، با استفاده از سرویس گیرنده از نوع کنسول، شما می توانید فرمان زیر را در فراخوان سیستم عامل تان صادر کنید:

یا در مورد یک سرویس دهنده از راه دور، چیزی مثل فرمول زیر را صادر نمایید:

ما فرض می کنیم که این سرویس دهنده دارای یک کاربر به نام Myuser و اینکه، این سرویس دهنده دارای پس ورد محافظ می باشد. اگر تمام این موارد برای شما عجیب به نظر برسد، شما باید با مدیر سیستم تان در رابطه با MYSQL صحبت کنید، یا کمی بیشتر در باره این نرم افزار بیاموزید با استفاده از دفترچه راهنمای کاربر که با هر نصب همراه است، یا اینکه یک کتاب در این مورد مطالعه کنید (بعنوان مثال 2000DuBois)

پس از وارد شدن به MYSQL، شما می توانید یا از پایگاه داده موجود استفاده کنید یا پایگاه داده جدیدی را ایجاد کنید. مورد دوم همانطوری که در سرویس گیرنده از نوع کنسول MYSQL می توانند به شرح زیر انجام شود:

برای استفاده از پایگاه داده به تازگی ایجاد شده یا هر پایگاه داده موجود دیگر، شما فرمان زیر را صادر کنید:

یک پایگاه داده بوسیله مجموعه ای از جداول در بردارنده داده های راجع به برخی موجودات تشکیل می شود. شما می توانید یک جدول مثل زیر ایجاد کنید.

توجه داشته باشید به فراخوان ادامه دار MYSQL (“->”)

برای پر کردن یک جدول با داده ها، شما می توانید و ثبت را بطور دستی وارد کنید یا از یکی از جمله های وارد کردن MYSQL برای خواندن داده های موجود در جدول بعنوان مثال در یک فایل متنی، استفاده نمایید

یک مثبت یا گزاش می تواند مثل زیر در یک جدول وارد شود: SELECT شما می توانید مثبت ها را در یک جدول مشخصی با استفاده از جمله فهرست نمایید که ما چند مثال در پایین آورده ایم:

بعد از اینکه شما کارتان با MYSQL به پایان رسید شما می توانید سرویس گیرنده از نوع کنسول را با صادر کردن جمله ی quit ترک نمایید.

پیش بینی رشد انفجاری جلبک دریایی

این بررسی موردی شما را با برخی وظایف اساسی اطلاعات استخراج معدن آشنا می کند:اطلاعات پیش پردازش شده،تحلیل

اطلاعات اکتشافی،و تفسیر مدل پیشگویانه.برای این بررسی موردی ابتدایی مشکل کوچکی را به واسطه اطلاعات معدنی انتخاب

کرده ایم.برای مثال ،به مشکل فروانی رشد بسیاری از خزه های مضر در آب های نمونه اشاره می کنیم.اگر با زبان R آشنا نباشید

یا در بخش 1.2 در فصل 1 نخوانده باشید لازم است که این بخش را دوباره مروری کنید.

2.1 مشکل توصیف و اهداف

تمرکز بسیار بر خزه های مضر در رودخانه ها باعث ایجاد مشکلات اکولوژیکی با تاثیر قوی هم بر نوع زندگی رودخانه ها شده

و هم بر کیفیت آب ها.قادر بودن به کنترل و اعمال پیش بینی سریع در باره رشد جلبک ها برای توسعه کیفیت رودخانه ها ضروری

است.

با داشتن هدف اشاره به این مشکل پیش بینی ،بسیاری از نمونه های آب در رودخانه های مختلف اروپا و در زمان های متفاوت به

مدت یک سال جمع آوری شده است.برای هر نمونه آب مواد شیمیایی متفاوتی به ازای فراوانی رشد هفت خزه مضر به کاربرده شده

است.برخی از مشخصات اصلی دیگر پردازش مجموعه آب هم مثل فصل سال،سایز رودخانه و سرعت رودخانه ذخیره شده است.

یکی از محرک های این عمل در این است که کنترل شیمیایی ارزان تر و به کارگرفتنش اسان تر است؛در حالیکه تحلیل بیولوژیکی

نمونه ها به منظور شنلسایی خزه هایی که در آب موجودند نیازمند آزمایش های میکروسکوپی،نیروی کار آزموده است و هر دوی

آن ها گران و کند است.همین طور دست یافتن به مدل هایی که قادر به پیش بینی دقیق فراوانی های خزه ها بر اساس مواد شیمیایی

هستند تکوین سیستم های خودکار و ارزان را برا ی کنترل رشد خزه های مضر تسهیل میکند.

هدف دیگذ این بررسی ایجاد امکان درک بهتر عوامل موثر بر فراوانی های خزه ها است.برای مثال،می خواهیم چگونگی ارتباط این

فراوانی ها را با ویژگی های شیمیایی نمونه ها آب همانند سایر خصوصیات ابن نمونه ها بدانیم(مثل فصول سال،نوع رودخانه و...)

2.2 توصیف اطلاعات

این اطلاعات برای این مشکل در متن تحقیقات ERUDIT جمع آوری شده و در مسابقات COIL سال 1999 مورد استفاده قرار گرفته

شده قابل دسترس است.از منابع بسیاری مانند مخزن یاد گیری ماشین UCI قابل دسترس است.

دو مجموعه داده برای این مشکل وجود دارد.اولی شامل داده هایی برای 200 نمونه اب ها است.با دقت بیشتر ،هر مشاهده دردادهای

قابل دسترس تحت تاثیر انبوهی از نمونه های آبی بسیار است که از رودخانه یکسان طی دوره ای سه ماهه ودر فصلی یکسان جمع

آوری شده است.

هر مشاهده ای شامل اطلاعاتی درباره 11 متغیر است. سه مورد از این متغیرها اسمی هستند و فصول سال را توصیف در زمانی

که آب های نمونه به صور متراکم جمع شده است را مانند سایز و سرعت رودخانه در سوال توصیف می کنند.هشت متغیر باقی مانده

به مقدار های متفاوت پارامترهای شیمیایی در آب نمونه برداری شده به صورت متراکم اندازه گیری میشود.مانند:

- Maximum pH value
- Minimum value of O_2 (oxygen)
- Mean value of Cl (chloride)
- Mean value of NO_3^- (nitrates)
- Mean value of NH_4^+ (ammonium)
- Mean of PO_4^{3-} (orthophosphate)
- Mean of total PO_4 (phosphate)
- Mean of chlorophyll

در مقایسه با هر یک ازاین پرامترها به به مقدار متفاوتی خزه مضر در آب نمونه برداری شده مربوطه یافت شده است.هیچ اطلاعاتی

راجع به اسم خزه های یافت شده وجود ندارد.داده دومی شامل اطلاعاتی راجع به 140 مشاهده بیشتر می شود.این هم از ساختاری

یکسان استفاده می کند اما شامل اطلاعات درگیر با فراوانی خزه های خطر ناک نمی شود.این مشاهدات اضافی می تواند به عنوان

یک نوع از داده های آزمایشی تلقی گردد.هدف اصلی از این مطالعات پیش بینی فراوانی های هفت خزه برای این 140 نمونه آب

است.این بدین معناست که با داده استخراجی مربوطه مواجه هستیم.این یکی از وظایف میان مجموعه ای از مشکلات متنوع موجود

در داده های استخراجی است.در این نوع ا زتکالیف هدف اصلی ما رسیدن به مدلی است که به ما اجازه بدهد که مقدار متغیر اصلی

را پیش بینی کنبم.این مدل قراینی را بر این که کدام متغیر احتسابی دارای تاثیر بیش تری بر متغیر اصلی است دارد.که به این معنی

است که این مدل توصیف ادراکی از عواملی که بر متغیر اصلی تاثیر دارد تهیه می کند.

2.3 ذخیره کردن داده ها در R

به دو نمونه از شکل های ذخیره داده اها در R اشاره میکنیم: (1)با استفاده از پکیج همراه با کتاب که شامل صفحه اطلاعاتی وداده

های قابل استفاده (2)با استفلده از مراجعه به سایت کتاب و دانلود فایل های متنی همراه با داده ها وسپس ذخیره آن ها در R .راه

قبلی عملی تر است.اطلاعات را در جایگزین دومی برای هدف تصویری در مورد چگونگی ذخیره داده ها بر R قرار می دهیم.

اگر خواهان پیروی ا زاین راه آِسان هستید به سادگی ابتدا پکیج را ذخیره کنید و به سرعت دارای یک صفحه اطلاعاتی به نام خزه

قابل د سترس برای استفاده خواهید بود.این داده ها شامل اولین مجموعه 200 مشاهده که درزیر به آ ن اشاره شده است می شود.

```
> library(DMwR)
> head(algae)
```

	season	size	speed	mxPH	mnO2	Cl	NO3	NH4	oPO4	PO4	Chla
1	winter	small	medium	8.00	9.8	60.800	6.238	578.000	105.000	170.000	50.0
2	spring	small	medium	8.35	8.0	57.750	1.288	370.000	428.750	558.750	1.3
3	autumn	small	medium	8.10	11.4	40.020	5.330	346.667	125.667	187.057	15.6
4	spring	small	medium	8.07	4.8	77.364	2.302	98.182	61.182	138.700	1.4
5	autumn	small	medium	8.06	9.0	55.350	10.416	233.700	58.222	97.580	10.5
6	winter	small	high	8.25	13.1	65.750	9.248	430.000	18.250	56.667	28.4

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7
1	0.0	0.0	0.0	0.0	34.2	8.3	0.0
2	1.4	7.6	4.8	1.9	6.7	0.0	2.1
3	3.3	53.6	1.9	0.0	0.0	0.0	9.7
4	3.1	41.0	18.9	0.0	1.4	0.0	1.4
5	9.2	2.9	7.5	0.0	7.5	4.1	1.0
6	15.1	14.6	1.4	0.0	22.5	12.6	2.9

یک صفحه اطلاعاتی می تواند به عنوان نوعی ا زماتریس یا جدول همراه با ستون های اسمی که داده ایست با ساختار ایده آل

برای نگهداری جدول های اطلاعاتی در R دیده شود.علامت ()شش خط اولی هر صفحه اطلاعاتی را نشان می دهد .

به صورت جایگرین ممکن است از فایل های متنی در بخش داده استفاده کنید.لینک داده ها ی تعلیمی شامل 200 نمونه آب ها

در فایلی به نام "متن تحلیلی " می شود اما لینک داده های آزمایشی به فایل "متن ارزیابی شده "اشاره دارد که شامل 140 نمونه

آزمایشی می شود.یک لینک اضافی دیگر هم وجود دارد که به فایل "متن تحولی "که شامل 140 نمونه آزمایش شده است اشاره

دارد.این فایل آخری برای کنترل عملکرد مدل های اسمی مورد استفاده قرار می گیرد و به عنوان اطلاعات ناشناخته برای حال

در نظر گرفته می شود.این فایل ها در خطی متفاوت دارای مقادیری در هر مشاهده هستند.هر خط از فایل های تعلیمی و تستی

حاوی مقادیری از متغیرهای جدا شده به واسطه فضا می شود (بر اساس توصیف داده شده در بخش 2.2).مقادیر ناشناخته به

شکل "XXXXXXX" نشان داده شده است.

اولین کار آن است که سه فایل را از سایت دانلود کرده و بر روی هارد خود ذخیره کنید.

پس از دانلود فایل داده ها بر روی راهنما می توانیم با ذخیره داده ها ا زمتن تحلیلی بر روی R شروع کنیم (داده های تعلیمی برا ی

مثال داده هایی که برای رسیدن به مدل های اسمی به کار گرفته می شوند).برای خواندن داده ها از روی فایل کافی است که دستور

زیر را اجرا کنیم:

```
> algae <- read.table('Analysis.txt',
+            header=F,
+            dec='.',
+            col.names=c('season','size','speed','mxPH','mnO2','Cl',
+            'NO3','NH4','oPO4','PO4','Chla','a1','a2','a3','a4',
+            'a5','a6','a7'),
+            na.strings=c('XXXXXXX'))
```


پارامتر haeder=F بیان می کند که فایل در حال خوانده شدن شامل اولین خط با نام ها ی متغیر ها نمی شود.dec='.' بیان می کند

که ارقام از '.' برای جدا کردن فضا ها ی اعشاری استفاده می کنند.این دو پارامتر فبلی در حین آن که از مقادیر قراردادی آن ها

استفاده می کنیم می توانند حذف شوند.col.names به ما اجازه می دهد که برداری با نام ها یی برای دادن به متغیر هایی که ارزش

آن ها خوانده شده تهیه کنیم.در نهایت na.strings در جهت بیان بردارشته هایی که به عنوان مقادیر ناشناخته در حال تفسیرند

خد مت می کند.این مقادیر به واسطه مقدار NA در R همانطور که در بخش 1.2.3. گفته شده ارائه شده است.

R بسیاری شرایط دیگر هم دارد که می تواند برای خواندن داده ها در فایل متنی مور د استفاده قرار بگیرد.شاید شما بخواهید

"?read.table" را برای به دست آوردن سایر اطلاعات بعدی و سایر شرایط مربوطه تایپ کنید.همچنین R دارای راهنمایی

است که شاید شما بخواهید با این نام "داده های صادراتی/وارداتی "به آن سری بزنید.که احتمالات متفاوت R را که شامل داده

های در خواندن از سایر دستورالعمل ها می شود.

نتیجه راهنمای بالا صفحه اطلاعاتی است.هر یک خطوط ابن صفحه اطلاعات شامل مشاهده ای از مجموعه داده های ما است.برای

مثال می توانیم با استفاده از عملکرد algea[1:5] 5 مشاهده ابتدایی را ببینیم.در بخش 1.2.7 راه های جایگزین استخراج عناصر

ویژه R را مانند صفحه اطلاعات توصیف کرده ایم.

2.4 تصویر سازی و خلاصه سازی داده ها

با توجه به فقدان اطلاعات ثانوی این مشکل جست و جوی برخی خواص آماری داده ها به منظور رسیدن به راه حلی بهتر برای

این مشکل عاقلانه به نظر می رسد.حتی اگر این روش موثر نباشد خوب است همیشه تحلیل خود را با برخی داده ها ی تحلیلی

اکتشافی مشابه با آن چه در پایین داریم شروع کنیم.

اولین ایده خواص آماری داده ها از طریق خلاصه ای از آمار توصیفی آن قابل دسترس است:

```
> summary(algae)
```

```
   season       size       speed        mxPH           mnO2
autumn:40   large :45   high  :84   Min.   :5.600   Min.   : 1.500
spring:53   medium:84   low   :33   1st Qu.:7.700   1st Qu.: 7.725
summer:45   small :71   medium:83   Median :8.060   Median : 9.800
winter:62                           Mean   :8.012   Mean   : 9.118
                                    3rd Qu.:8.400   3rd Qu.:10.800
                                    Max.   :9.700   Max.   :13.400
                                    NA's   :1.000   NA's   : 2.000
      Cl                NO3                NH4                oPO4
Min.   :  0.222   Min.   : 0.050   Min.   :    5.00   Min.   :  1.00
1st Qu.: 10.981   1st Qu.: 1.296   1st Qu.:   38.33   1st Qu.: 15.70
Median : 32.730   Median : 2.675   Median :  103.17   Median : 40.15
Mean   : 43.636   Mean   : 3.282   Mean   :  501.30   Mean   : 73.59
3rd Qu.: 57.824   3rd Qu.: 4.446   3rd Qu.:  226.95   3rd Qu.: 99.33
Max.   :391.500   Max.   :45.650   Max.   :24064.00   Max.   :564.60
NA's   : 10.000   NA's   : 2.000   NA's   :    2.00   NA's   :  2.00
     PO4               Chla               a1                a2
Min.   :  1.00   Min.   :  0.200   Min.   : 0.00   Min.   : 0.000
1st Qu.: 41.38   1st Qu.:  2.000   1st Qu.: 1.50   1st Qu.: 0.000
Median :103.29   Median :  5.475   Median : 6.95   Median : 3.000
Mean   :137.88   Mean   : 13.971   Mean   :16.92   Mean   : 7.458
3rd Qu.:213.75   3rd Qu.: 18.308   3rd Qu.:24.80   3rd Qu.:11.375
Max.   :771.60   Max.   :110.456   Max.   :89.80   Max.   :72.600
NA's   :  2.00   NA's   : 12.000
      a3                a4                a5                a6
```

```
Min.   : 0.000   Min.   : 0.000   Min.   : 0.000   Min.   : 0.000
1st Qu.: 0.000   1st Qu.: 0.000   1st Qu.: 0.000   1st Qu.: 0.000
Median : 1.550   Median : 0.000   Median : 1.900   Median : 0.000
Mean   : 4.309   Mean   : 1.992   Mean   : 5.064   Mean   : 5.964
3rd Qu.: 4.925   3rd Qu.: 2.400   3rd Qu.: 7.500   3rd Qu.: 6.925
Max.   :42.800   Max.   :44.600   Max.   :44.400   Max.   :77.600
```

```
      a7
Min.   : 0.000
1st Qu.: 0.000
Median : 1.000
Mean   : 2.495
3rd Qu.: 2.400
Max.   :31.600
```

این ساختار ساده به سرعت اولین نظریه را درمورد خوا ص آماری به ما می دهد.در رابطه با متغیر های اسمی (که به واسطه

عناصر موجود در صفحه اطلاعات R ارائه میگردد)برای هر یک از مقادیر ممکن فراوانی تهیه می کند.برای مثال ما مشاهده

می کنیم که نمونه ها آب ها در زمستان بیش ازسایر فصول دیگر جمع آوری شده است.برای متغیر های عددی R به ما مجموعه ای

از آمار ها نظیر معنی ،میانگین،چارک ها و مقادیر را به ما می دهد.این آمارها اولین ایده توزیع مقادیر متغیرها را فرراهم می کند.

در رابطه با متغیر های دارای برخی ارزش های ناشناس شماره هایشان به صورت زیر آمده است.با مشاهده تفاوت میان میانگین ها

و معانی مانند چارک ها می توانیم به نظریه چولگی توزیع و همچنین پخش آن برسیم.هنوز هم نیشتر وقت ها این اطلاعات به صورت

گرافیکی بهتر محاصره می گردد.بیایید مثالی ببینیم:

```
> hist(algae$mxPH, prob = T)
```

این ساختار هیستوگرام متغیر mxPH را به ما نشان می دهد.نتیجه در شکل 2.1 مشاهده می شود.با پارامتر prob=T به احتمالات

برای هر یک از مقادیر می رسیم،اما حذف این پارامتر فراوانی هایی به ما می دهد.

تصویر 2.1 می گوید که مقادیر متغیر mxPH ظاهرا توزیعی بسیار نزدیک به توزیع نرمال را دنبال می کند.یک کنترل دقیق تر

این فرضیه می تواند با استفاده از نقاط نرمال Q-Q به دست آید.

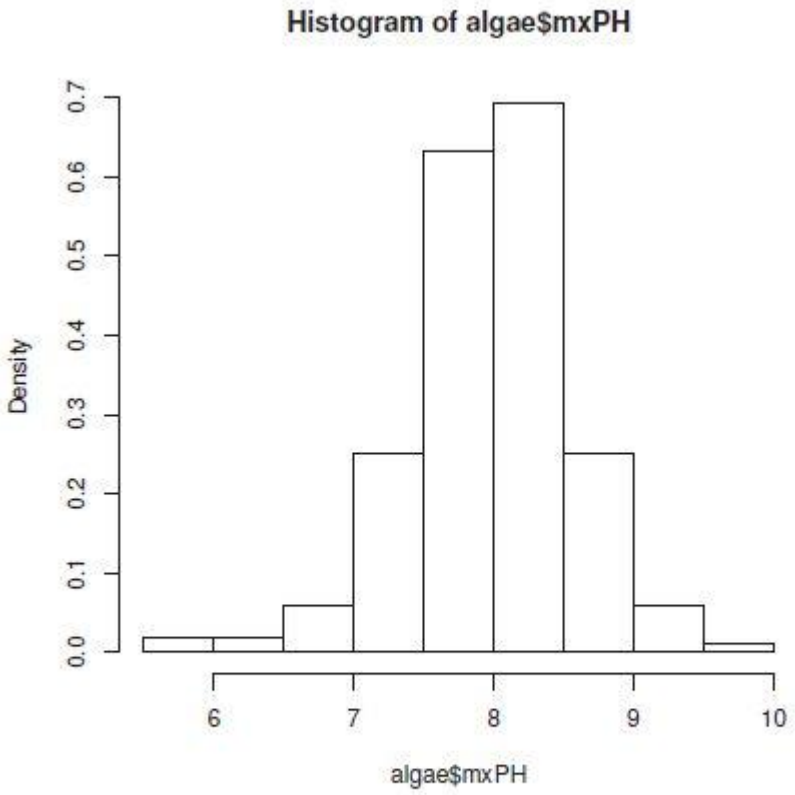


FIGURE 2.1: The histogram of variable *mxPH*.

وضعیت() qq.plot در پکیجcar این نقطه را به دست می دهد و نتیجه آن در تصویر 2.2 با سری ماهر هیستوگرام نمایش داده

شده است.نموذار ها به وسیله کد زیر طراحی شده اند:

```
> library(car)
> par(mfrow=c(1,2))
> hist(algae$mxPH, prob=T, xlab='',
+       main='Histogram of maximum pH value',ylim=0:1)
> lines(density(algae$mxPH,na.rm=T))
> rug(jitter(algae$mxPH))
> qq.plot(algae$mxPH,main='Normal QQ plot of maximum pH')
> par(mfrow=c(1,1))
```


پس از ذ خیره پکیج کد با نامی از ()par که می تواند برای ایجاد بسیاری از پارامتر های سیستم گرافیک های R استفاده شود

شروع می شود.در این مورد ما گرافیک ها را به پنجره ای بیرونی در یک خط با دو ستون با هدف رسیدن به دو گرافیک در کنار

هم تقسیم می کنیم،سپس به اولین نمودار که باز هم هیستوگرامی از متغیر mxPH است میرسیم،به جز این که این بار مدار X را

اشغال کرده ایم،عنوان گرا ف را تغییر داده و محدودیت های دیگری برای مدار Y ایجاد می کنیم.

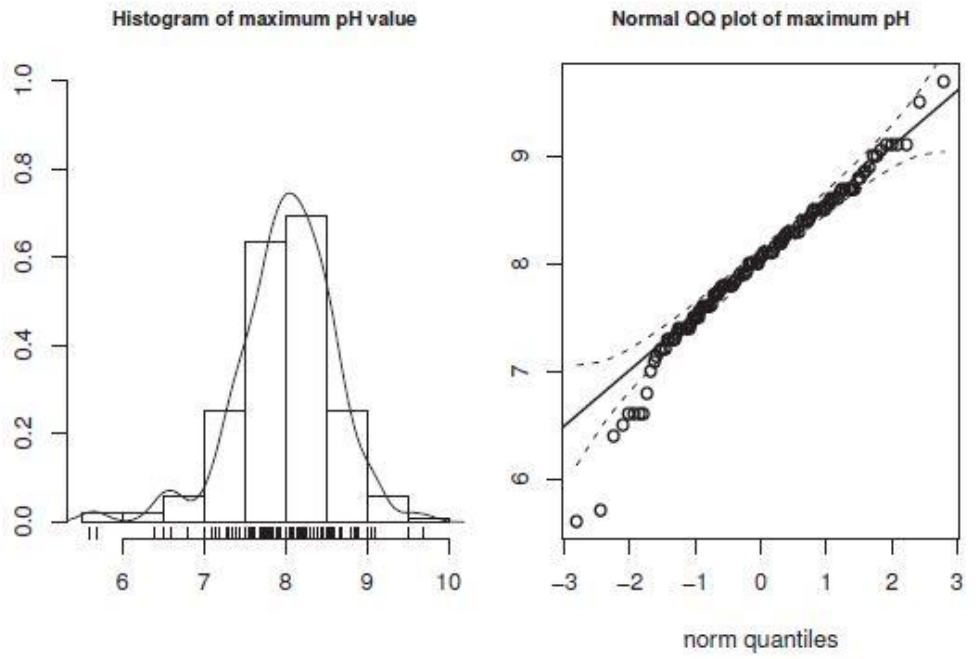


FIGURE 2.2: An "enriched" version of the histogram of variable *MxPH* (left) together with a normal Q-Q plot (right).

ساختار بعدی سری همواری از هیستوگرام را ایجاد می کند(برآورد تراکم هسته ای توزیع متغیر) اما نقاط زیر مقادیر اصلی

متغیر نزدیک به مدار X را ایجاد میکند.برای مثال مشاهده می کنیم که دو مقدار کم تر از سایر مقادیر وجود دارد.این نوع از نظارت

داده ها بسیار مهم هستند به طوری که اشتباهات ممکن را شناسایی می کند یا حتی به قرار گرفتن مقادیری که دقیق هستند کمک

میکند یا حد اقل آسوده تریم به واسطه نادیده گرفتن آن ها در تحلیل های بعدی.دومبن گرا ف نقطه Q-Q را نشان می دهد که با

مو قعیت qq.plot به دست آمده است و مقادیر متغیر ها را در برابر چارک ها ی تئوری توزیع نورمال قرار می دهد.موقعیت

همچنین پوششی با 95% فاصله مطمئن قرار می دهد.هما نطور که می بینیم بسیاری از مفادیر کم متغیر ها که به سادگی فرضیه

توز یع نرمال را رد می کنند با 95% اطمینان وجود دارد.

شما همچنین باید به استفاده گسترده ترکیب موقعیت در مثال گذشته با بسیاری موقعیت ها که نتایج سایرین هستند توجه کنید.شنا همیشه

در درک این نوع از ساختار مشکل خواهید داشت ،می توانید آن ها جداگانه در یک زمان برای شناخت کامل نام ببرید.

مثال دیگر (تصویر 2.3)این نوع از داده ها را که با استفاده هر ساختار زیر به دست می آید را با متغیر op04 نشان می دهد:

```
> boxplot(algae$oPO4, ylab = "Orthophosphate (oPO4)")
> rug(jitter(algae$oPO4), side = 2)
> abline(h = mean(algae$oPO4, na.rm = T), lty = 2)
```

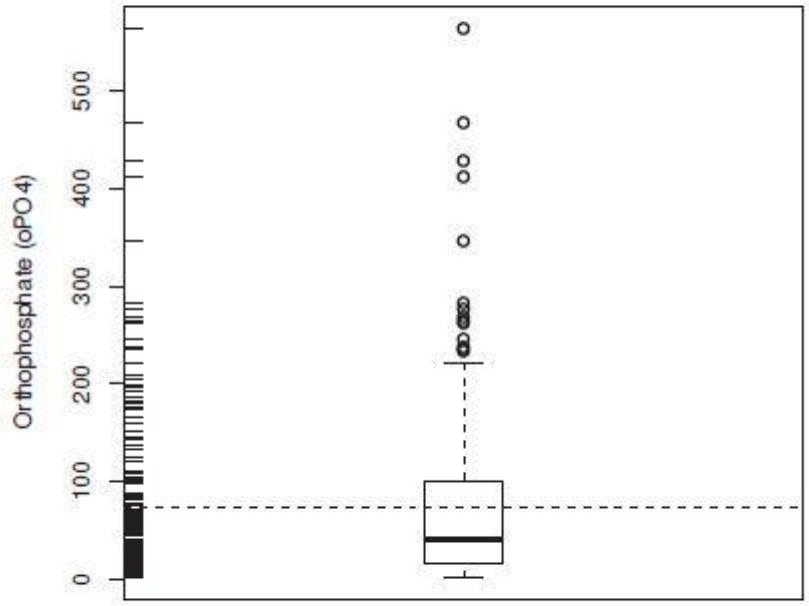


FIGURE 2.3: An "enriched" box plot for *orthophosphate*.

اولین ساختار جعبه نقاط متغیر o04 را طراحی کرده است.جعبه نقاط خلاصه ای سریع از برخی خواص کلیدی توزیع متغیر

فراهم می کند.برای مثال جعبه ای وجود دارد که محدودیت های افقی آن اولین و سومین چارک است.این جعبه دارای خطی

عمودی است در داخل که میانگین ارزش متغیر را نشان می دهد.اگر r چارک داخلی باشد.خط مورب کوچک عمودی بالای

جعبه بزرگترین مشاهده است که کم تر یا برابر با سومین چارک است.خط مورب عمودی زیر جعبه کوچک ترین مشاهده

است که بزگتر یا برابر با اولین چارک است.دایره های زیر وبالای این خط های کوچک بیانگرمشاهداتی است که در مقایسه با

سایرین یا بسیار بالا است یا بسیار پایین.این بدین معنا است که جعبه نقاط مقدار زیادی اطلاعات به ما بدون توجه به ارزش

بنیادی و گسترده متغیر ها می دهد.

دومین ساختار از قبل قرار گرفته است(تنها تفاوت محل قرار گرفتن است).در حالی که سومی ablhne() برای کشیدن خطی

افقی با مقدار متغیر که با استقاده از mean() به دست آمده استفاده می کند.با مفایسه این خط با خط داخل جعبه که میانگین را

تشان می دهد به این نتیجه می رسیم که حضور مقدار زیادی خطوط ارزش میانگین را به عنوان آماری مرکزی از شکل انداخته

است.تحلیل تصویر 2.3 نشان می دهد که متغیر با توجه به مقاذیر پایین توزیعی از مشاهدات را داراست و همراه باانحرافی مثبت.

در بیشتر نمونه های آبی متغیر پایین است اما مشاهداتی فراوانی وجود دارد که نشان دهنده مقادیر بالاست.

برخی اوقات مقتی به خطوط برمیخوریم،نسبت به بازرسی مشاهداتی که این مقادیر عجیب را دارا هستتند علاقه مند هستیم.ما دو راه

از این ها را نشلن خواهیم داد.ابتده به صورت گرافیکی نشان می دهیم.اکر مقادیرمتغیر NH4 را به این شکل تعیین نماییم،به ارزشی

بسیار می رسیم،می توانیم نمونه آب را به این شکل شناسایی کنیم:

```
> plot(algae$NH4, xlab = "")
> abline(h = mean(algae$NH4, na.rm = T), lty = 1)
> abline(h = mean(algae$NH4, na.rm = T) + sd(algae$NH4, na.rm = T),
+     lty = 2)
> abline(h = median(algae$NH4, na.rm = T), lty = 3)
> identify(algae$NH4)
```

هولین ساختار تمامی مقادیر متغیر را تعیین میکند،موقعیت abline() سه نمونه خط را طراحی میکند،یکی با ارزشی متوسط،دیگری

را با معنی همراه با تقسیم استانداردو دیگری را با میانگین.این ها برای این تکلیف شناسایی ضروری نیستند،آخرین ساختار بر یکدیگر

موثرند و به ما اجازه می دهد که بر نقاط معین چپ کلیک کنیم،برای هر نقطه کلیک شده R شواری از ستون عوامل را بر روی

صفحه اطلاعات می نویسد،ما می توانیم با راست کلیک کرد به فرآیند پایان دهیم.اگر میخواهیم که مشاهدات اسمی را بازرسی کنیم

بهتر است از پردازش زیر استفاده کنیم:

```
> plot(algae$NH4, xlab = "")
> clicked.lines <- identify(algae$NH4)
> algae[clicked.lines, ]
```

همان طور که قبلا حدس زدید identfy() به عنواتن نتیجه به مات شواری از خطوط را که در همکاری با نقاط کلیلک شده بودند

میدهد و بنا براین ما از این موضوع در صفحه اطلاعات algae استفاده می کتیم،می توانیم همچنین این بازرسی را بدون شکل اجرا

کنیم،همانند مقابل:

```
> algae[algae$NH4 > 19000, ]
```

این ساختار با اسنفاده از عبارات منطقی شکل دیگری از صفحه اطلاعات را به تصویر می کشد،برون داد این ساختار قدری عجیب

به نظر می رسد،چنین نتیجه می ددهد که تعدادی مشاهده با NA مقدار در نتغیر NH4 وجود دارد،در باره این مشاهدات R در سناخت

نتایج آن ها ناتوان است،می توانیم از این رفتار با استفاده از ساختار جلوگیری

کنیم،is.na() برداری را تولید می کند(درست یا غلط)،عنصر بردار هنگامیکه NA،NH4 است درست است و این بردار دارای

عناصر بسیاری است که در صغحه اطلاعات موجود است،ساختار به وقتی باز می گردد که بردار با توجه به

محل نامشخص متغیر صحیح است،به طور خلاصه این جایگزین به ما مجموعه ای از داده ها را که دارای مقادیر مشخص هستند و

بیشتر از 19000 هستند می دهد،بیایید مثالی از نوع ذیگری از بازرسی داده ها بزنیم،این مثال ها از پکیج R استفاده می کند،مجموعه

بزرگی از ابزار شکل های تکوین ایده را فراهم می کند.

تصور کنید که ما می خواهیم توزیع مقادیر خزه را بررسی کنیم.می توانیم از تمامی ا حتمالات پیش گفته استفاده کنیم.اما اگر بخواهیم

ببینیم که آی توزیع به سایر متغیر ها بستگی دارد یا نه بای از ابزار چدید استفاده کنیم.

نقاط معین ارائه های تصویری هستند که به عنصری اصلی بستگی دارد.عنصر متغیری است اسمی مراه با مجموعه ای از ارزش

های تعریف شده.برای مثال می توانیم به مجموعه ای از جعبه ای از نقاط برسیم.هر یک از نقاط با استفاده از نمونه های آب ها

به دست آمده است.این گراف ها نشان می دهد که این متغیر های اسمی چگونه بر توزیع مقادیر تاثیر دارند.کد رسیدن به جعبه نقاط

چنین است

```
> library(lattice)
> bwplot(size ~ a1, data=algae, ylab='River Size',xlab='Algal A1')
```

اولین ساختار در پکیج lattice ذخیره می شود.دومی از راه جعبه ای از نقاط به دست می آید.اولین منازعه در این باره چنین خوانده

می شود "نقطهa1 برای مقدار سایز".منازعات باقی مانده دارای مغانی مشخص هستند.

تصویر 2.4 به ما اجازه می دهد که فراوانی های بالاتر را مشاهده کنیمخ که می تواند دانش موثری باشد.

یک نمونه مغایر با این نوع از نقاط که به درباره توزیع متغیر های معین اطلاعات می دهد نقاط جعبه درصدی هستند که در پکیج

Hmisc یافت می شود.بیاید مثالی از کاربرد آن با با نقطه ای مشابه ببینیم:

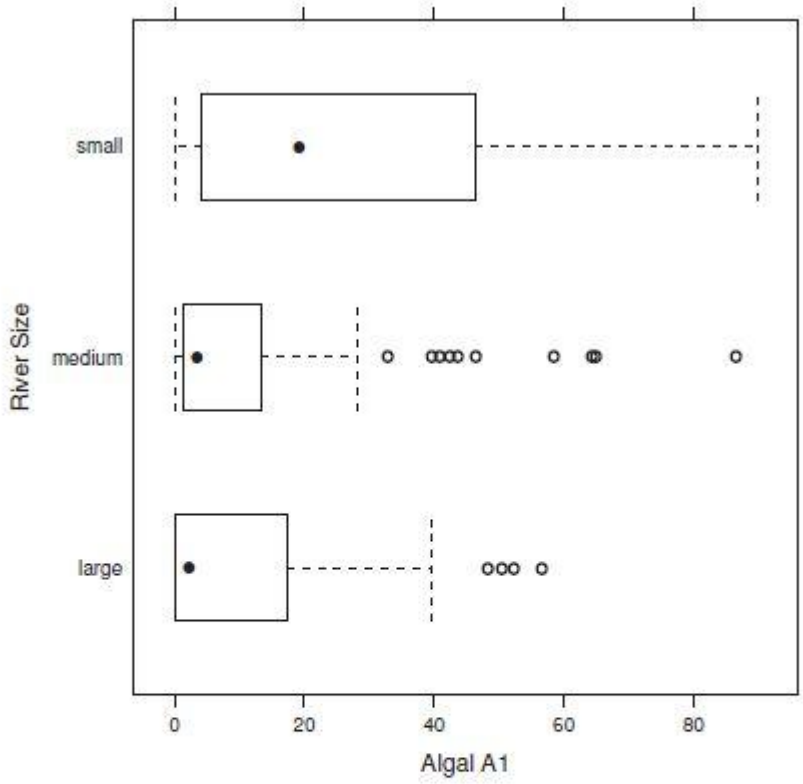


FIGURE 2.4: A conditioned box plot of Algal *a1*.

```
> library(Hmisc)
> bwplot(size ~ a1, data=algae,panel=panel.bpplot,
+        probs=seq(.01,.49,by=.01), datadensity=TRUE,
+        ylab='River Size',xlab='Algal A1')
```

نتیجه در شکل 2.5 نشان داده شده است.نقاط لبازر ارزشی فراوانی در سلیز های متفاوت هستند.تصویر نشان می دهد که ارزش های

واقعی داده ها با خطوط مورب و اطلاعات توزیع این ارزش ها با نقاط چارک تهیه شده است.این نوع از نقا ط تعیین شده به متغیر

اسمی و عنصر یگانه مر بوط نمی شود.بیایید مثالی را با توجه به مشاهده ذفتار فراوان معین ببینیم،آخری متغیری ادام دار است.

تصویر 2.6 ااین گراف و کد را برای رسیدن به به نمونه زیر نشان می دهد:

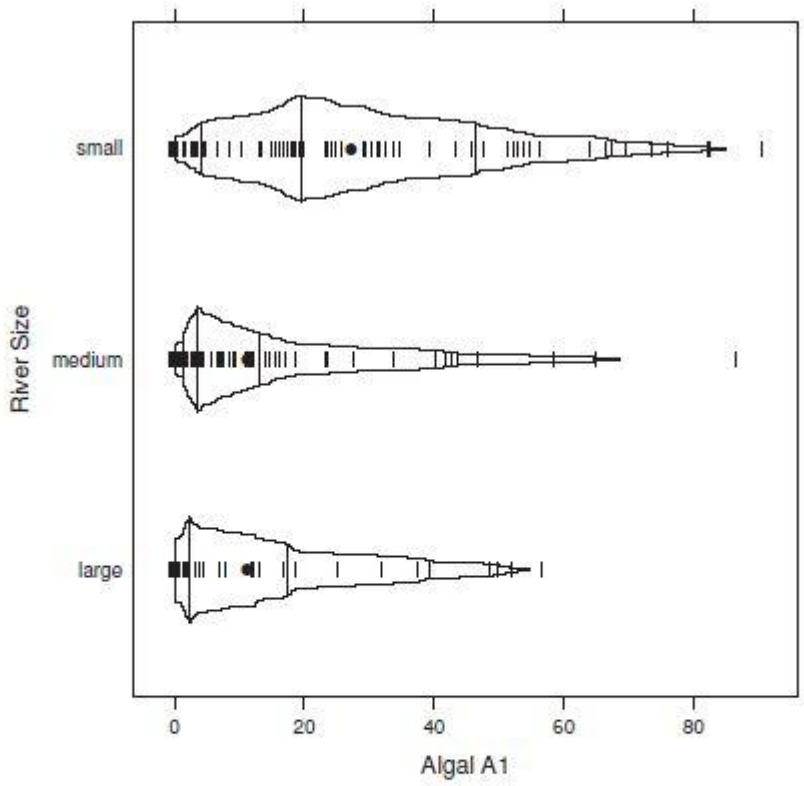


FIGURE 2.5: A conditioned box percentile plot of Algal *a1*.

```
> stripplot(season ~ a3|mnO2,
+           data=algae[!is.na(algae$mnO2),])
```

اولین ساختار به موجب ساخت یک سری سدازنده متغیر mno2 است.تغارها برای شامل شدن شواری برابر مشاهدات ساخته شده

اند.دلیل آن وجود مقادیر NA در متغیر است.ما از موقعیت na.omit() که هر گونه na را حذف می کند استفاده کر ده ایم.دومین خط

شامل موقعیت گرافیکی stripplot () می شود.این گرافی را می سازد که شامل ارزش های واقعی متغیر می شود در محل های

متفاوت با توجه به سایر متغیر ها.تغار ها از چپ به راست و از پایین به بالا چیده شده اند.وجود مقادیر NA درmno2 تاثیراتی بر

داده های استفاده شده برای گشیدن تصویر داشته است.به جای استفاده از پارامتر ما باید ستون های نمونه ها را با مقدار NA در

mno2 حذف کنیم.

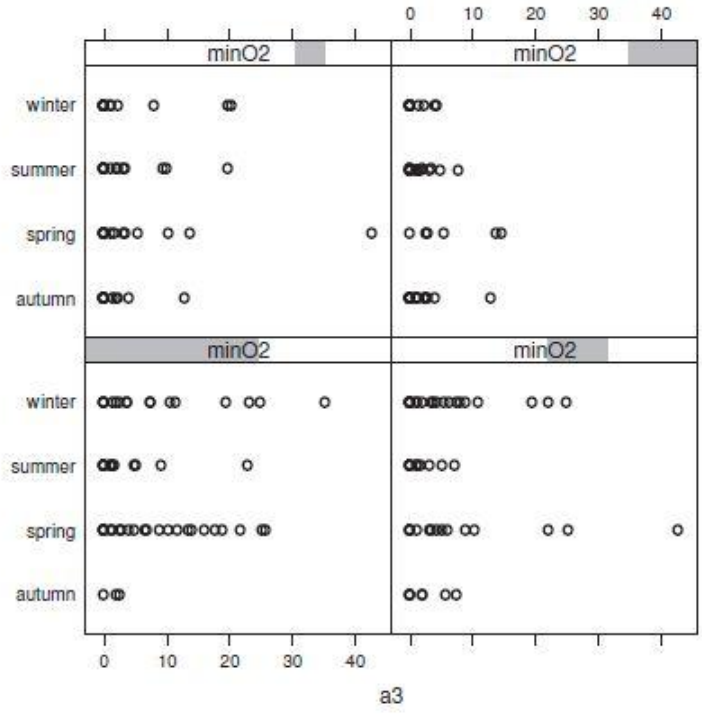


FIGURE 2.6: A conditioned strip plot of Algal *a3* using a continuous variable.

parameter `data=algae` (as for creating Figure 2.4), we had to "eliminate" the rows corresponding to samples with NA values in *mnO2*.

مطالعات بیشتر بر تصویر ساز و خلاصه سازی داده ها

بیشر کتاب های آماری استاندارد شامل خلاصه داده ها می شود.این کتاب مثال های ساده ای دارد و غیر رسمی است.کتاب تصویر

سازی داده ها نوشه کلولاند یک اجبار است.کتاب رسمی تر در این زمینه کتاب عناصر داده های گرافیکی است .در نهایت کتاب

گرافیک های R نوشته مورل بسیار ریشه ای است.

هر گاه مجموعه از داده ها را در دست داشتیم می توانیم از راه کتر های زیر استفاده کنیم:

- موارد را با ناشناخته ها حذف کنید
- مقادیر ناشناخته را با کشف ارتباط بین متغیر ها پر کنید
- مقادیر ناشناخته را با کشف تشابه بین متغیر ها پر کنید
- از ابزاری که قادر به اندازه کیری مقادیر هستند اسنفاده کنید

جایگزین آخری بسار مهم است چرا که مجموعه ابزار ها را محدود می کند.در بخش زیر نشان خواهیم داد که چگونه این راه کار ها

را در R تامین می کنیم.این به این معناست ک اگر شما از روش دیگری استفاده کنید برای مقابله با مقادی گمشده باید برای داشتن همه

موارد داده ها اصلی را بخو انید.آسا ترین راه برای انجام این کار استفاده از روش زیر است:

```
> library(DMwR)
> data(algae)
```

2.5.1 حذف مشاهدات با مقادیر نا شناخته

گزینه حذف موارد با مقادیر ناشناخته برالی تامین بسیار آسان است و همچنین می تواند انتخابی معقول باشد برای نسبت ها با توجه به

سایز داده های موجود.

قل از به کارگیری تمامی مشاهدات با حداقل مقدار ناشناخته در برخی متغیرها عاقلانه است که نگاهی به آن داشته باشیم:

```
> algae[!complete.cases(algae),]
...
...
> nrow(algae[!complete.cases(algae),])
[1] 16
```


این موقعیت بردری را با بسیاری عناصر که در ستون ها هستند ایجاد می کند،بنابراین ساختار بالا نمونه های آبی را بابرخی مقادریر

Na نشان می دهد،برای حذف این 16 نمونه آبی می توانیم چنین کنیم:

```
> algae <- na.omit(algae)
```

حتی اگر نخواستیم از این روش حذف موارد استفاده کنیم می توانیم برخی از مشاهدات را به خاطر میزان بالای مقادیر ناشناخته

و بی استفاده حذف کنیم. با نگاه کردن به موارد ناشناخته می بینیم که دو مورد 62 و 199 دارای 6 از 11 مورد متغیر هستند،در این

موارد عاقلانه است نسبت به مشاهدات بی اعتنا باشیم:

```
> algae <- algae[-c(62, 199), ]
```

ابن ساختار به مجموعه ای از موقعیت ها ی R تعلق دارد.

در مورد این موقعیت می توانیم از هر نوعی در جهت یکی از موارد استفاده کنیم.ای امر موقت است زیرا تنها در این موقعیت قرار

میگیرد.موقعیت موقت ارقام سایر اشکال را محاسبه می کند.بر اسا این کد می توانیم موقعیتی را بسزیم که دارای ارقام ناشناخته است.

این موقعیت در کتاب موجود است و شما می توانید به این شگل استفاده کنید:

```
> apply(algae, 1, function(x) sum(is.na(x)))
```

این موقعیت تنها در صورتی صروری است که قبلا ستون هایی را حذف کرده باشید.در دومین منازعه می توانید از ارقام دیگری

استفاده کنید.بنابراین کدی است که برای دانستن ارقام ستون ها به کار می رود:

```
> data(algae)
> manyNAs(algae, 0.2)

[1]  62 199
```

در این مورد از مقدار دومین منازعه که 0.2 است استفاده کرده ایم

2.5.2 پر کردن ناشناخته ها با بیشترین مقدار فراوانی

جایگزینی برا یاستفاده از مقادیر ناشناخته این است که ارزش احتمالی هر یک از ناشناخته ها را بیابیم،راحت ترین و سریع تری راه

برای پر کردن مقادیر ناشناخته استفاده از برخی اصول آماری است،بسیاری از اصول آماری مانند ابزار ،میانگین،مد و...هستند،برای

توزیع برابر در جایی که همه مشاهدات وجود دارند این آمار بهترین روش است،به بیانی دیگر وجود خطوط ممکن است محاسبات را

بد شکل جلوه دهد ،بنببراین استفاده از ابزلر بدون بازرسی قبلی در ست نیست،برای توزیع منحرف یا برای متغیر ها میانگین باید

آماری باشد،برای مثال نمونه algea[48] در متغیر mxPH مقداری ندارد،زیرا توزیع این متغیر نرمال است و ما میتوانیم از میانه آن

برای پر کردن جای خالی استفاده کنیم،به این شکل انجام می شود:

موقعیت میانه به این معناست که ارزش هر یک از این بردار ها ارزش بردار دیگری را در محاسبات نشان می دهد،بیشتر وقت ها

مه به پ کردن ستون به جای کار کردن روی نوارد علاقه مند هستیم،این متغیر روی 12 نمونه آب ناشناخته است،توزیع Chla به

مقداری پایین تر رسده و مقدار کمتری وجود دارد که میانه را مشخص می کند،بنابراین از میانگین برای پر کردن ستئن های ناشناخته

استفاده می کنیم.

```
> algae[48, "mxPH"] <- mean(algae$mxPH, na.rm = T)
```

این موقعیت که در کتاب موجود است همه ناشناخته ها را پر می کند.این موقعیت از میانگین برای ستون ها و بیشترین مقدار

فراوانی استفاده می کند.از این می توانید استفاده کنید:

```
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
> algae <- centralImputation(algae)
```

اما حضور مقادیر ناشناخته استفاده از ای روش ها را ناممکن ساخته .این راه کار ساده با وجود سرعت برای داده های بزرگ قابل

استفاده است و بر تحلیل آینده ما تاثیر خواهد داشت.اکرچه روش های بی پایه برای ناشناخته ها پیچیده هستند و ممکن است برای داده

های بزرگتر مشکل ایجاد کنند.

2.5.3 پر کردن ناشناخته ها با کشف ارتباط ها

یکی از راه های کشف ارتباطات ناشناخته رسیدن به ارتباط بین متغیر ها است.این روش بر استفاده از میانه مرجح است برای رسیدن

به ارتباط متغیر ها به امر زیر اشاره می کنیم:

```
> cor(algae[, 4:18], use = "complete.obs")
```

این امر ماتریسی را با ارتباط بین متغیر ها ایجا می کند.موقعیت دیگر R می تواندر شکل ساختاری این خط ارتباطی مورد استفاده

قرار بگیردکه به ما اجازه می دهد که مقادیر متغیر ها را حدس بزنیم.نتیجه این ساختار خیلی محسوس نیست اما می توانیم با استفاده

از آن موقعیت دیگری را توسعه دهیم.

```
> symnum(cor(algae[,4:18],use="complete.obs"))

     mP mO Cl NO NH o P Ch a1 a2 a3 a4 a5 a6 a7
mxPH 1
mnO2    1
Cl         1
NO3           1
NH4           , 1
oPO4    .  .     1
PO4     .  .     * 1
Chla .                1
a1          .     . .    1
a2    .                .     1
a3                                1
a4       .              .           1
a5                                      1
a6             .  .                     .  1
a7                                            1
attr(,"legend")
[1] 0 ' ' 0.3 '.' 0.6 ',' 0.8 '+' 0.9 '*' 0.95 'B' 1
```

این ارائه سمبلی برای ماتریس های ارتباطی محسوس تر است.در داده ها ما ازتباط ها ب اهمیت هستند.ایبن دو متغیر آخر بسیار با

هم در ارتباط هستندو بنابراین استفاده از آن برا پر کردن ناشناخته ها ریسک است.با توجه به PO4,oPO4 کشف این ارتباط به ما

اجازه می دهد که این متغیر عا را پر کنیم.برای رسیدن به این مورد باید ارتباط بین این متغیر ها را کشف کنیم:

```
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
> lm(PO4 ~ oPO4, data = algae)

Call:
lm(formula = PO4 ~ oPO4, data = algae)

Coefficients:
(Intercept)         oPO4
     42.897        1.293
```

این موقعیت می تواند برای رسیدن به مدل های خطی خطی ک به دست مورد استفاده قرار بگیرد.مدل

آورده ایم به ما می گوید که همه آن ها ناشناخته .با این فرمولمی توانیم ناشناخته ها را پر کنیم تگر که

نباشند.

قبل از حذف نمونه های 62 و 199 با مشاهده ای رو به رو میشویم.پس به سادگی می توانیم از این رابطه استفاده کنیم:

```
> algae[28, "PO4"] <- 42.897 + 1.293 * algae[28, "oPO4"]
```

اگرچه برای اهداف تصویری باید حدس زد بسیاری نمونه با مقادیر ناشناخته وجود دارد.بهتری کار آن است که ساختاری برای مقدار

PO4 و سپس اسن ساختار را :

```
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
> fillPO4 <- function(oP) {
+     if (is.na(oP))
+         return(NA)
+     else return(42.897 + 1.293 * oP)
+ }
> algae[is.na(algae$PO4), "PO4"] <- sapply(algae[is.na(algae$PO4),
+     "oPO4"], fillPO4)
```

اول ساختاری با این نام می سازیم.این ساختار برای تمامی نمونه ها مورد استفاده است.این ساختار دارای برداری است و نتیجه اش

برداری دیگر است با همان طول و همان عناصر و هر عنصر برای برداری مفروض است.این بدین معناست که این امر دارای

نتیجه برداری است.آخرین فرضیه به صورت مثالی است از استفاده ترکیب ساختاری.مطالعه ارتباط خطی ما را قادر می سازد که

برخی از ناشناخته های جدید را پر کنیم.می توانیم از هیستوگرام های معین که در پکیج موجود است برای لین مشکل استفاده کنیم.

برای مثال در شکل 2.7 نمونه ای از گراف را مشاهده می کنیم.این گراف به این شکل ایجاد شده است:

```
> histogram(~mxPH | season, data = algae)
```

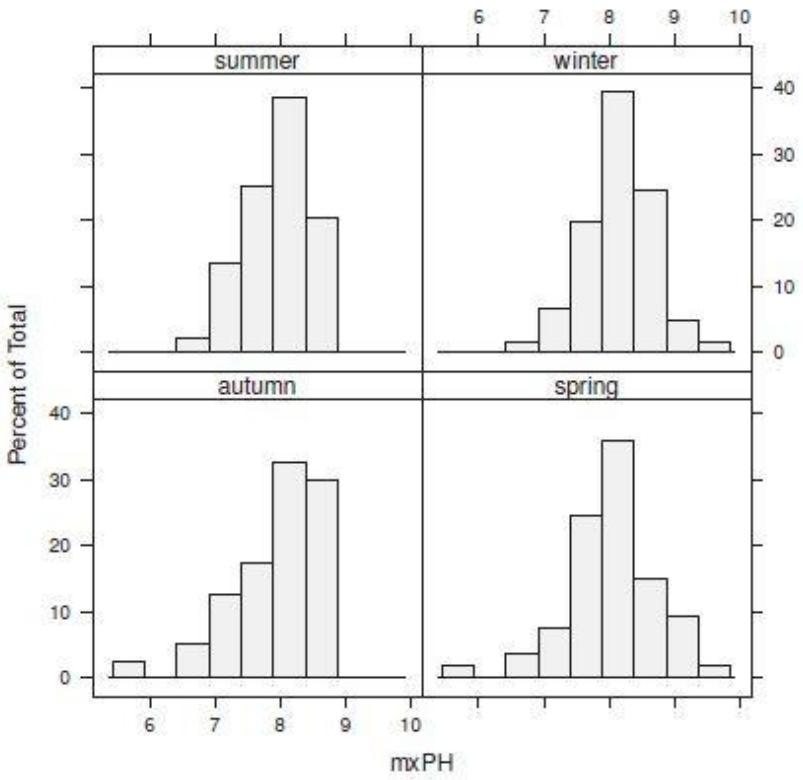


FIGURE 2.7: A histogram of variable *mxPH* conditioned by *season*.

این ساختار هیستوگرامی را در مقادیری برای ارزش های متفاوت به دست می آورد.ممکن است به این امر دقت کرده باشید نظم

فصول در گراف ها کمی غیر طبیعی است.اگر خواهان نظم طبیعی هستید باید نوع چیدمان را در صفحه اطلاعات تغییر دهید.

به این شکل انجام می شود:

```
> algae$season <- factor(algae$season, levels = c("spring",
+     "summer", "autumn", "winter"))
```

هنگامی که به مجموعه از ارزش های متغیر ها بر می خوریم سطح پارامتر هایی را که به نظم هستند را حدس خواهیم زد.به

هیستوگرام ها در تصویر 2.7 دقت کنیدکه شبیه هم هستندو ما به سمت این نتیجه گیری که مقادیر تحت تاثیر فصول نیستند سوق

می دهد.اگر سعی به استفاده از همان رودخانه را داشته باشیم مشاهده می کنیم که رودخانه های کوچک تر دارای مقادیر کم تری

از متغیر ها هستند.می توانیم مطالعات خود را با استفاده از متغر های اسمی گسترش دهیم.برای مثال

```
> histogram(~mxPH | size * speed, data = algae)
```

متغیری ثابت را برای تمامی رودخانه ها نشان می دهد.تنها نمونه ای که این خصوصیت را دارد نمونه 48 است.سایر جایگزین ها

به این اطلاعات مشابه رسیده اند اما اکنون مقادیر دیگری از این متغیر قابل توجه است

```
> stripplot(size ~ mxPH | speed, data = algae, jitter = T)
```

نتیجه این ساختار در تصویر 2.8 نشان داده شده است.این نوع تحلیل برای سایر متغیر ها هم انجام میگیرد و هنوز هم فرآیندی موثر

است زیرا بسیاری ترکیب برای تحلیل وجود دارد.این روشی است که در مورد داده های کوچک با متفیر های کم مورد استفاده قرار

می گیرد.

2.5.4پر کردن مقادیر ناشناخته به وسیله کشف موارد مشابه

به جای کشف ارتباط بین متغر ها می توانیم تشابهات بین مشاهدا را کشف کنیم.برای دوباره به کار انداختن کد قبلی بهتر است که
داده ها را دوباره بخوانیم.

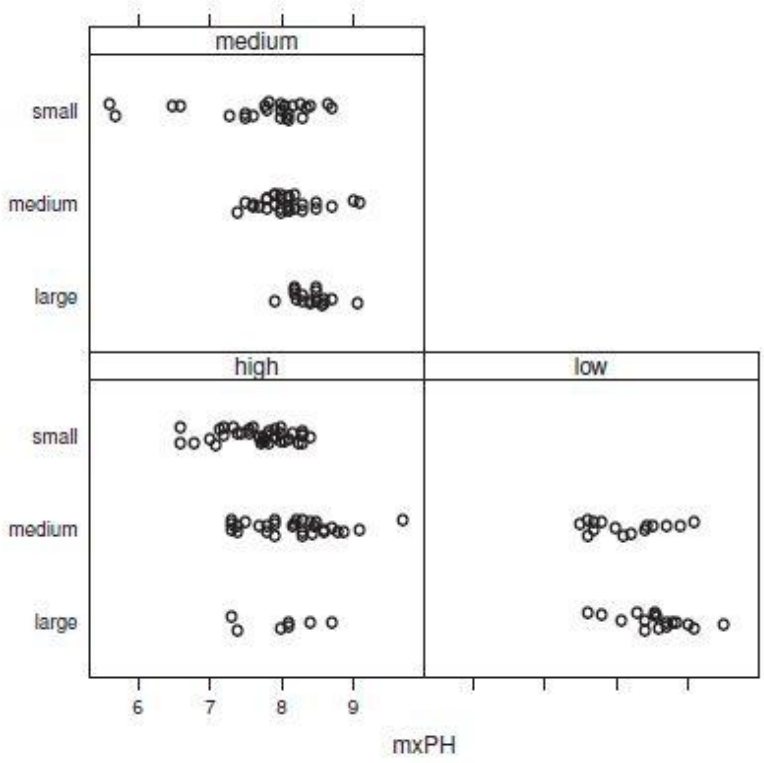


FIGURE 2.8: The values of variable *mxPH* by river size and speed.

```
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
```


این نظریه چنین بیان می کند که اگر دو نمونه آب مشابه باشند و یکی از آن ها مقدار نامشخص داشته باشد احتمال میرود که مقدارشان

مثل هم باشد.این نکته به واسطه استفاده از فضای چندگانه متری متغیر ها برای توصیف مشاهدات تعریف شده استاین فاصله می تواند

به عنوان مربعی از تفاوت های مربعی در دو مورد تعریف شود که به این صورت است

$$d(\mathrm{x},\mathrm{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{p}(\mathrm{x}_i - \mathrm{y}_i)^2} \qquad (2.1)$$

روشی که ما در زیر توصیف کرده ایم از این متریک برای یافتن ده مورد از این موارد د نمونه های آ ب مورد استفاده قرار می

گیرد،ما در مورد دو راه استفاده آن ها بحث می کنیم،اولی میانگین را از بین ده تا از نزدیک ترین همسایه ها اندازه می گیرد وما

از بیشترین فراوانی بین همسایه ها استفاده می کنیم،دومین روش از میانگین همسایه ها استفاده می کند،از موقعیتی استفاده می کنیم

برای زسیدن به اندازه فاصله ها،

$$w(d) = e^{-d} \qquad (2.2)$$

این نظریه در موقعیت دیگری تشریح شده است،این متغیر به عملکرد اجازه می دهد که با هر دو متغیر ها موجموعه ای را تشکیل

دهد.که به شکل زیر است:

$$d(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{p} \delta_i(\mathbf{x}_i,\mathbf{y}_i)} \qquad (2.3)$$

در جایی که قرار دارد فاصله بین دو مقدار متغیر i به این شکل مفروض است

$$\delta_i(v_1,v_2) = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ is nominal and } v_1 \neq v_2 \\ 0 & \text{if } i \text{ is nominal and } v_1 = v_2 \\ (v_1 - v_2)^2 & \text{if } i \text{ is numeric} \end{cases} \qquad (2.4)$$

فاصله ها پس از نرمال شدن به این شکل محاسبه می شود

$$y_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x} \qquad (2.5)$$

اکنون باید دید که چگونه باید از این موقعیت استفاده کنیم:

```
> algae <- knnImputation(algae, k = 10)
```

اگر می خواهید که از راه کاراستفاده از میانگین استفاده کنید از این روش استفاده کنید

```
> algae <- knnImputation(algae, k = 10, meth = "median")
```

برای تصمیم گیری درباره استفاده از کدام روش همواره پاسخی دقیق وجود دارد.روش دوم با وجود مشکلاتی منطقی تر به نظر

میرسد.برای این مشکلات بزرگ می توانیم از نمونه های تصلدفی برای محاسبه تشابهات استفاده کنیم.

2.6 به دست آوردن مدل های پیش بینی شده

هدف از این مطالعات زسیدن به پیش بینی های مقادیر فراوانی های 140 نمونه است.این موضوع شامل تلاش برای رسیدن به مدلی

است که با متغیر ها در ارتباط است.در این بخش ابتدا به دو تفاوت مدل ها اشاره می کنیم:برگشت ضرب خطی و شعبه های برگشت

این مدل ها دو نمونه خوب هستند برای مشکلات برگشتی که آ ن ها با توجه به شکل آن ها متفاوت هستند.این به این معنا نیست که ما

نباید از این داده ها استفاد کنیم و نباید از بین آن ها 140 نمونه را انتخاب کنیم.مدل هایی که ما در حال بررسی هستیم مقادیر متفاوتی

را تامین می کند.همینطور راه دیگری را در بخش 2.5 برای پیش پردازش در پیش می گیریم.با توجه به شعبه های برگشت از 200

نمونه اصلی استفاده می کنیم.در تحلیل هایی که انجام می دهیم گمان بر این است که مقدار اصلی را نمیدانیم.این مقادیر تنها برای شما

مفروض است تا به نظریه نهایی برسید.

برگشت ضرب خطی از تکنیک های مورد استفاده در آمار است.همان طور که قبلا گفته شده راه معینی برای تامین مقادیر وجود

ندارد.اگر چه قبلا از این روش استفاده کرده ایم نمونه های 62 و 199 را حذف می کنیم .کد مقابل به صفحه اطلاعاتی بدون مقدار گم شده می رسد:

```
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
> clean.algae <- knnImputation(algae, k = 10)
```


پس از استفاده از این کد داده هایی داریم که بدون مقادیر مفقود هستند.بیایید با یادگرغتن چگونگی رسیدن به برگشت خطی آغاز کنیم.

```
> lm.a1 <- lm(a1 ~ ., data = clean.algae[, 1:12])
```

این ساختار به مدل برگشت خطی اشاره دارد.در این مثال بیان می کند که ما مدلی را متغیر ثابت پیش بینی کرده ایم .برای مثال اگر

مدلی را دو متغیر خاص پیش بینی کنیمباید چنین مدلی را هم بیان کنیم .متغیر های دیگری هم وجود دارد که که ما به

عنوان ضرورت معرفی می کنیم.نتیجه این ساختار شکلی است که شامل مدل خطی می شود.به جزئیات بیشتری می رسم اگر ساختار

پایین را دنبال کنیم:

```
> summary(lm.a1)

Call:
lm(formula = a1 ~ ., data = clean.algae[, 1:12])

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-37.679 -11.893  -2.567   7.410  62.190

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  42.942055  24.010879   1.788  0.07537 .
seasonspring  3.726978   4.137741   0.901  0.36892
seasonsummer  0.747597   4.020711   0.186  0.85270
seasonwinter  3.692955   3.865391   0.955  0.34065
sizemedium    3.263728   3.802051   0.858  0.39179
sizesmall     9.682140   4.179971   2.316  0.02166 *
speedlow      3.922084   4.706315   0.833  0.40573
speedmedium   0.246764   3.241874   0.076  0.93941
mxPH         -3.589118   2.703528  -1.328  0.18598
mnO2          1.052636   0.705018   1.493  0.13715
Cl           -0.040172   0.033661  -1.193  0.23426
NO3          -1.511235   0.551339  -2.741  0.00674 **
NH4           0.001634   0.001003   1.628  0.10516
oPO4         -0.005435   0.039884  -0.136  0.89177
PO4          -0.052241   0.030755  -1.699  0.09109 .
Chla         -0.088022   0.079998  -1.100  0.27265
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 17.65 on 182 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.3731,        Adjusted R-squared: 0.3215
F-statistic: 7.223 on 15 and 182 DF,  p-value: 2.444e-12
```

قبل از آنت که اطلاعات را تخلیل کنیم درباره کنترل متغیر ها چیز هایی می گوییم.به طور مثال برای هر عامل R عبلرت1-k را می

سازد.مقدار 1 به این معنا است که مقدار عامل حاضر است و و به این معنا است که مقدار متغیر 0 است.با نگاه کردن به خلاصه در

بالا می بینیم که R سه نوع متغیر اصلی برای عامل فصل ساخته است.کاربرد ساختار غصول در مدل خطی برخی اطلاعات در گیر

با مدل ها را به ما می دهد.این ها باید میانه 0 و توزیعی عهادلانه داشته باشند.برای کنترل اهمیت هر یک ار آ ها می توانیم فرضیه

ها را تست کنیمکه به این شکل است .برای تست کردن این فرضیه ها روش تی تست استفاده می شود.مقدار 0.0001

به این معنا است که ما 99.99% مطمئنیم که این عوامل پوچ است.به طور خلاصه تنها برای عواملی که دارا نمونه هستند می توانیم

فرضیه را رد کنیم.این تشان می دهد که درجه تطابق مدل با داده ها به واسطه مدل بیا ن شده است.عوامل تنظیم شده بیشتر مورد

تقاضا بوده تا پارامتر های مدل برگشتی .در نهایت می توانیم فرضیه پوچ را هم که دارای هیچ وابستگی به متغیر ها نیستند هم تست

کنیمکه به این شکل هستند .این آمار برای این هدف ها مورد استفاده قرار می گیرد.و سطح 0.0001

به این معنا است که ما مطمئنیم که فرضیه صحیح نیست.برخی اطلاعات دیگر هم ممکن است چک شوند یکی از راه ها به سادگی هر

یک از مقصد ها را در مقابل متغیر دیگر قرار میدهد.اشتباهات بزرگتر به واسطه اضافه کردن ستون ها علامت می خورد بنابر این

میتوان مشاهدات را بازرسی کرد.نسبت متغیرها که به واسطه این مدل توضیح داده شده موثر نیست.با توجه به برخی از عوامل

نتیجه را در این مدل سوال می کنیم.در این بخش متدی را بانام حذف عقبی مطالعه می کنیم.با استفاده از ساختار مدل خطی مطالعه

خود را آغاز می کنیم.لین کاهش هایی است در برخی مربع ها .نتیجه این تحلیل به شکل زیر است

```
> anova(lm.a1)

Analysis of Variance Table

Response: a1
           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
season      3     85    28.2  0.0905 0.9651944
size        2  11401  5700.7 18.3088  5.69e-08 ***
speed       2   3934  1967.2  6.3179 0.0022244 **
mxPH        1   1329  1328.8  4.2677 0.0402613 *
mnO2        1   2287  2286.8  7.3444 0.0073705 **
Cl          1   4304  4304.3 13.8239 0.0002671 ***
NO3         1   3418  3418.5 10.9789 0.0011118 **
NH4         1    404   403.6  1.2963 0.2563847
oPO4        1   4788  4788.0 15.3774 0.0001246 ***
PO4         1   1406  1405.6  4.5142 0.0349635 *
Chla        1    377   377.0  1.2107 0.2726544
Residuals 182  56668   311.4
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

These results indicate that the variable *season* is the variable that least contributes to the reduction of the fitting error of the model. Let us remove it from the model:

```
> lm2.a1 <- update(lm.a1, . ~ . - season)
```


خلاصه اطلاعات به این شکل است:

```
> lm2.a1 <- update(lm.a1, . ~ . - season)
```

تقریبا توسعه یافته است اما هنوز خیلی موثر نیست،می توانیم مقایسه ای را بین دو مدل با استفاده از مدل ها طراح کنیم و این بار با

این با این دو مدل:

```
> summary(lm2.a1)

Call:
lm(formula = a1 ~ size + speed + mxPH + mnO2 + Cl + NO3 + NH4 +
    oPO4 + PO4 + Chla, data = clean.algae[, 1:12])

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-36.460 -11.953  -3.044   7.444  63.730

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 44.9532874 23.2378377   1.934  0.05458 .
sizemedium   3.3092102  3.7825221   0.875  0.38278
sizesmall   10.2730961  4.1223163   2.492  0.01358 *
speedlow     3.0546270  4.6108069   0.662  0.50848
speedmedium -0.2976867  3.1818585  -0.094  0.92556
mxPH        -3.2684281  2.6576592  -1.230  0.22033
mnO2         0.8011759  0.6589644   1.216  0.22561
Cl          -0.0381881  0.0333791  -1.144  0.25407
NO3         -1.5334300  0.5476550  -2.800  0.00565 **
NH4          0.0015777  0.0009951   1.586  0.11456
oPO4        -0.0062392  0.0395086  -0.158  0.87469
PO4         -0.0509543  0.0305189  -1.670  0.09669 .
Chla        -0.0841371  0.0794459  -1.059  0.29096
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 17.57 on 185 degrees of freedom
Multiple R-squared: 0.3682,        Adjusted R-squared: 0.3272
F-statistic: 8.984 on 12 and 185 DF,  p-value: 1.762e-13
```

این ساختار تحلیلی را درباره دو مدل با استفاده از اف تست برای ذسترسی به اهمیت تفاوت ها انجان نی دهد.باید به خاطر داشته

باشیم که این مدل جدید آسان تر است.این فرآیند تا وقتی که هیچ گونه عاملی ندا شته باشیم ادامه دارد.برای آسان تر کردن فرایند

حذف کردن ساختاری داریم که این کار را انجام می دهد.کد مقابل مدلی خطی که از به کارگیری روش حذف نتیجه می شود را

می سازد:

```
> anova(lm.a1,lm2.a1)

Analysis of Variance Table

Model 1: a1 ~ season + size + speed + mxPH + mnO2 + Cl + NO3 + NH4 +
    oPO4 + PO4 + Chla
Model 2: a1 ~ size + speed + mxPH + mnO2 + Cl + NO3 + NH4 + oPO4 +
    PO4 + Chla
  Res.Df   RSS  Df Sum of Sq      F Pr(>F)
1    182 56668
2    185 57116  -3      -448 0.4792 0.6971
```

این موقعیت از داده ها مرکزی برای اجرای مدل تحقیقاتی استفاده می کند.این تحقیقات از حذف عقبی همراه با پارامترر جهت یاب

استفاده می کند.می توانیم به اطلاعات در آخرین مدل دست بیابیم:

```
> final.lm <- step(lm.a1)

Start:  AIC= 1151.85
 a1 ~ season + size + speed + mxPH + mnO2 + Cl + NO3 + NH4 + oPO4 +
    PO4 + Chla

         Df Sum of Sq   RSS   AIC
- season  3       425 57043  1147
- speed   2       270 56887  1149
- oPO4    1         5 56623  1150
- Chla    1       401 57018  1151
- Cl      1       498 57115  1152
- mxPH    1       542 57159  1152
<none>                56617  1152
- mnO2    1       650 57267  1152
- NH4     1       799 57417  1153
- PO4     1       899 57516  1153
- size    2      1871 58488  1154
- NO3     1      2286 58903  1158

Step:  AIC= 1147.33
 a1 ~ size + speed + mxPH + mnO2 + Cl + NO3 + NH4 + oPO4 + PO4 +
    Chla

        Df Sum of Sq   RSS   AIC
- speed  2       213 57256  1144
- oPO4   1         8 57050  1145
- Chla   1       378 57421  1147
- mnO2   1       427 57470  1147
- mxPH   1       457 57500  1147
- Cl     1       464 57506  1147
<none>               57043  1147
- NH4    1       751 57794  1148
- PO4    1       859 57902  1148
- size   2      2184 59227  1151
- NO3    1      2353 59396  1153
```

نسبت این متغیر ها در این مدل خیلی هم جالب نیست.

2.6.2 شعبه های برگشت

بیایید به مدل دیگری از این موارد نگاه کنیم.برای مثال یاد خواهیم گرفت که چکونه به این شعب دست یابیماین مدل ها داده های با

مقادیر کم را کنترل می کندو ما باید نمونه های 29 . 199 را حذف کنیم.ساختار لازم برای دست یابی به این شعب چنین بیان شده:

```
> library(rpart)
> data(algae)
> algae <- algae[-manyNAs(algae), ]
> rt.a1 <- rpart(a1 ~ ., data = algae[, 1:12])
```

اولین ساختار در پکیج ذخیره می شود.آخرین ساختار به شعبه می رسد.دومین منازعه بیان می دارد که کدام داده مورذد نیاز است.

```
> rt.a1

n= 198

node), split, n, deviance, yval
      * denotes terminal node

 1) root 198 90401.290 16.996460
   2) PO4>=43.818 147 31279.120  8.979592
     4) Cl>=7.8065 140 21622.830  7.492857
       8) oPO4>=51.118 84  3441.149  3.846429 *
       9) oPO4< 51.118 56 15389.430 12.962500
        18) mnO2>=10.05 24  1248.673  6.716667 *
        19) mnO2< 10.05 32 12502.320 17.646870
          38) NO3>=3.1875 9   257.080  7.866667 *
          39) NO3< 3.1875 23 11047.500 21.473910
            78) mnO2< 8 13  2919.549 13.807690 *
            79) mnO2>=8 10  6370.704 31.440000 *
```

شعب برگشتی از تست های منطقی است .یک شعبه از رو یریشه علامت دار خوانده می شود.R برخی از این اطلاعات را فراهم می

کند.برای مثال می توانیم 198 نمونه را دراین مورد مشاهده کنیمکه این نمونه ها دارای میانگینی با مقدار فراوانی 16.99 هستند و

هر یک از میانگین ها 90401.29 است.این ها به نتیجه آزمایش نربوط است.برای مثال از ریشه یک ساقه داریم برای موارد آزمایشی

در نمونه 147 .از بند دوم دو شاخه دشگر داریم که به بند های 4و5 می رسد.این بند ها با ستاره مشخص شده اند این به این معنا

است اگد بخواهیم از درختی استفاده کنیم تنها بهید از شاخه به ریشه آن را دنبال کنیم،میانگین مورد نظر متغیر در برگی که به آن

برسیم یافت می شود،همچنینی می توانیم به ارائه گرافیکی درخت برسیم،این ساختار ها دارای پارامتر های زیادی هستند برای کنترل

تصویر سازی درخت،استفاده از آن در درخت به دست آمده به نتیجه موجود در تصویر 2.9 می رسیم.

این ساختار می تواند در اشکال درخت مورد استفاده قراربگیرد،انشعابات آخر قسمتی از راه کار مورد استفاده در این مدل است.

درخت ها معمولا دااری دو مرحله هستند،این فرایند دارای هدفی است در جهت جلوگیری از تطابق بیش از حد،این موضمع مربوط

می شود به این حقیقت یک درخت بزرگ داده هاراا کاملا پوشش نیدهد،مشکل تطابق بیش از حد در بسیاری از مدل ها وجود دارد

این مدل ها با وجود استفاده گسترده دارای این مشکل است،این ساختار که ما برای رسیدن به درخت از آن استفاده کرده ایم در

برخورد با ملاک اصلی متوقف می شود،آستانه ها به واسط پارامتر ها یی کنترل می شود،مقدار آن ها 20،0.01و30 است،اگر

بخواهیم از مشکل تطابق بیش از حد جلو گیری کنیم،باید همیشه از کنترل ارزش این ملاک ها جاو گیری کنیم،این پکیج روشی را

به نام ارزش پیچیدگی تکمیل می کند،این روش شاخه زنی سعی دارد که مقداری را که بهترین مقایسه را بیان می کند حدس بزند.

این اطلاعات با استفاده از این ساختار به دست می آید:

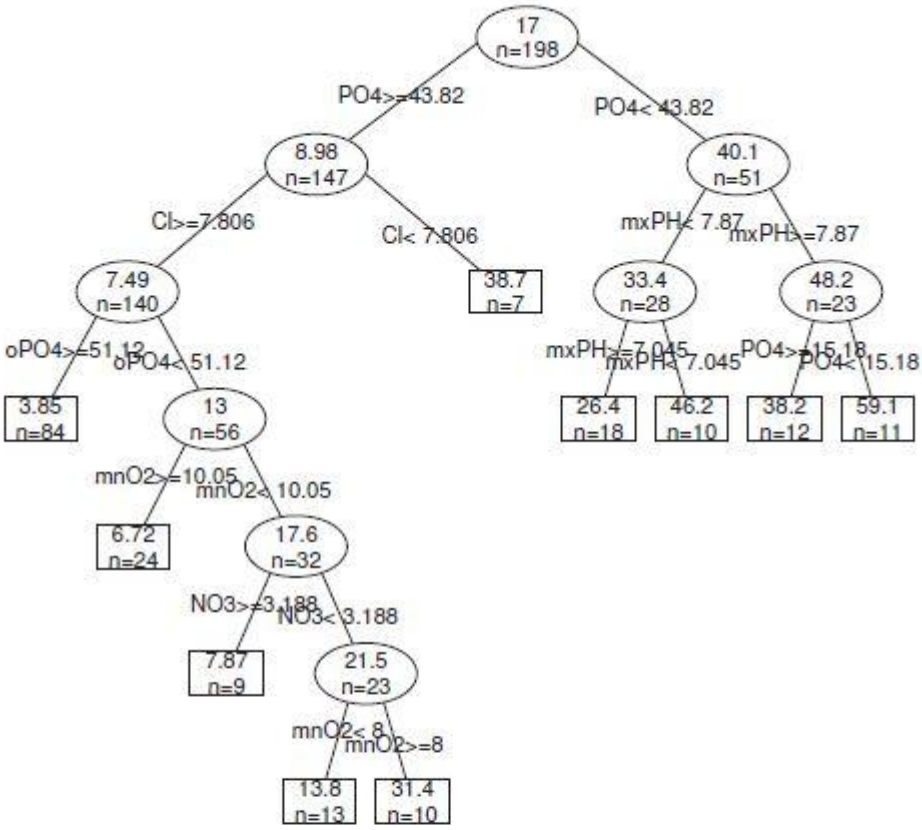


FIGURE 2.9: A regression tree for predicting algal *a1*.

این درخت با این ساختار ساخته شده،اگرچه R با استفاده از فرایند داخلی حدس می زند که این درخت دارای میانگینی است ،قانون

انتخاب جایگزین این است که بهترین را بر اساس قوانین انتخاب کرد،در این مورد درخت بسیار کوچک است و دارای خطایی کمتر

از 0.67733+0.10892=0.78625 است،اگر این درخت را به درخت پیشنهاد شده ترجیح بدهیم به این میرسیم:

```
> printcp(rt.a1)

Regression tree:
rpart(formula = a1 ~ ., data = algae[, 1:12])

Variables actually used in tree construction:
[1] Cl   mnO2 mxPH NO3  oPO4 PO4

Root node error: 90401/198 = 456.57

n= 198

        CP nsplit rel error  xerror    xstd
1 0.405740      0   1.00000 1.00932 0.12986
2 0.071885      1   0.59426 0.73358 0.11884
3 0.030887      2   0.52237 0.71855 0.11518
4 0.030408      3   0.49149 0.70161 0.11585
5 0.027872      4   0.46108 0.70635 0.11403
6 0.027754      5   0.43321 0.69618 0.11438
```

در این کتاب این ساختار با فرایندی اتوماتیک وار تهیه کرده ایم:

```
> rt2.a1 <- prune(rt.a1, cp = 0.08)
> rt2.a1

n= 198

node), split, n, deviance, yval
      * denotes terminal node

1) root 198 90401.29 16.996460
  2) PO4>=43.818 147 31279.12  8.979592 *
  3) PO4< 43.818 51 22442.76 40.103920 *
```

R نوعی از روش هرس درخت را در این ساختار معرفی می کند.اولی شامل شماره هایی از بند ها می شود که می خواهیم

آن را هرس کنیم:

```
> (rt.a1 <- rpartXse(a1 ~ ., data = algae[, 1:12]))

n= 198

node), split, n, deviance, yval
      * denotes terminal node

1) root 198 90401.29 16.996460
  2) PO4>=43.818 147 31279.12  8.979592 *
  3) PO4< 43.818 51 22442.76 40.103920 *
```

توجه کنید که این ساختار به درختی بر می گردد که به این معنا است می توانید درخت هرس شده را ذخیره کنید

شما می توانید از این ساختار در شکلی گرافیکی استفاده کنید.اگر با موس روی بعضی بندها کلیلک کنیداطلاعاتی در بند پرینت

گرفته می شود.اگر دوباره روی آن کلیک کنید درخت را روی بند هرس می کند.این فرایند را با راست کلیک به پایان می رسانید

نتیجه به این شکل است:

```
> first.tree <- rpart(a1 ~ ., data = algae[, 1:12])
> snip.rpart(first.tree, c(4, 7))

n= 198

node), split, n, deviance, yval
      * denotes terminal node

 1) root 198 90401.290 16.996460
   2) PO4>=43.818 147 31279.120  8.979592
     4) Cl>=7.8065 140 21622.830  7.492857 *
     5) Cl< 7.8065 7  3157.769 38.714290 *
   3) PO4< 43.818 51 22442.760 40.103920
     6) mxPH< 7.87 28 11452.770 33.450000
      12) mxPH>=7.045 18  5146.169 26.394440 *
      13) mxPH< 7.045 10  3797.645 46.150000 *
     7) mxPH>=7.87 23  8241.110 48.204350 *
```


2.7 انتخاب و بررسی مدل

در بخش 2.6 دو مثال در مورد پیش بینی مدل ها که در این مطالعات مورد استفاده قرار می گیرد می بینیم.برای پاسخ به سوال در

مورد نمونه ها باید به معین کردن مراجع و ملاک ها توجه کنیمکه به این معنا ست به معین کردن چگونگی ارزیابی اجرای مدل ها

نیاز داریم،بسیاری از ملاک ها برای ارزیابی مدل ها وجود دارد،سلیر ملاک ها مثل سایر مدل ها وجود داردکه می تواند برای هر یک

از مشکلات دلده ها مهم باشد،اجرای غیر مستقیم این مدل ها به واسطه مقایسه پیش بینی ها با مقادیر واقعی به دست آمده است،اولین

قدم برای دست یافتن به پیش بینی ها جایی است که می خواهیم آن را ارزیابی کنیم،این ساختار کلی به داده هاو مدل ها می رسد

```
> (mae.a1.lm <- mean(abs(lm.predictions.a1 - algae[, "a1"])))
[1] 13.10681
> (mae.a1.rt <- mean(abs(rt.predictions.a1 - algae[, "a1"])))
[1] 11.61717
```

Another popular error measure is the mean squared error (MSE). This measure can be obtained as follows:

```
> (mse.a1.lm <- mean((lm.predictions.a1 - algae[, "a1"])^2))
[1] 295.5407
> (mse.a1.rt <- mean((rt.predictions.a1 - algae[, "a1"])^2))
[1] 271.3226
```

ای دو عبارت پیش بینی های موجود در این بخش را ذخیره می کند.با داشتن پیش بینی های مدل ها می نوانیم خطا ها را محاسبه کنیم:

```
> (nmse.a1.lm <- mean((lm.predictions.a1-algae[,'a1'])^2)/
+                mean((mean(algae[,'a1'])-algae[,'a1'])^2))

[1] 0.6473034

> (nmse.a1.rt <- mean((rt.predictions.a1-algae[,'a1'])^2)/
+                mean((mean(algae[,'a1'])-algae[,'a1'])^2))

[1] 0.5942601
```

این آمار آخر این بدی را دارد که نمی تواند در واحد های یکسان قرارر بگیرد.آمار جایگزین که پاسخی منطقی فراهم می کند این

آمار محاسباتی را بین اجرای مدل های ما انجام می دهد:

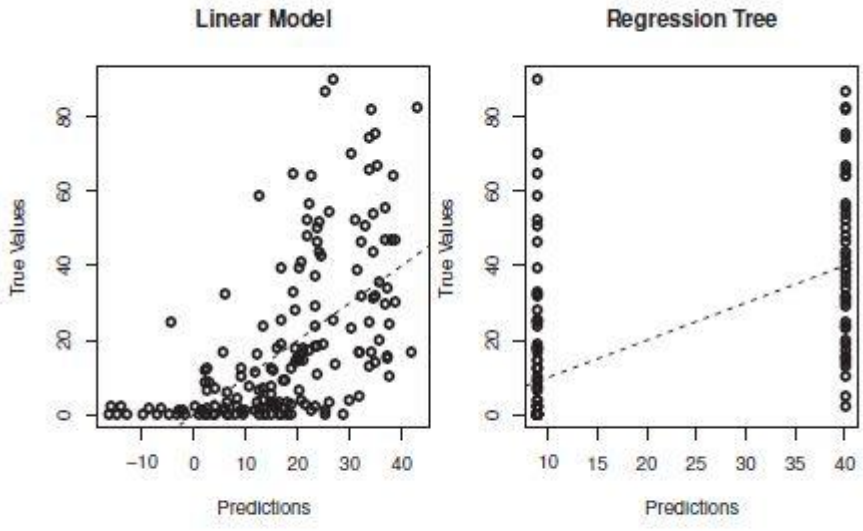


FIGURE 2.10: Errors scatter plot.

NMSE خطایی است که با مقادیر 0 تا 1 اندازه کیری می شود،و هرچه این خطا کم تر باشد بهتر است.مقادیر بیش از 1 نشان می

دهد که مدل سما خیلی بد عمل می کند.در زیر می توانید مثالی از استفاده این ساختار پیدا کنید.

```
> old.par <- par(mfrow = c(1, 2))
> plot(lm.predictions.a1, algae[, "a1"], main = "Linear Model",
+     xlab = "Predictions", ylab = "True Values")
> abline(0, 1, lty = 2)
> plot(rt.predictions.a1, algae[, "a1"], main = "Regression Tree",
+     xlab = "Predictions", ylab = "True Values")
> abline(0, 1, lty = 2)
> par(old.par)
```

جالب است که بازرسی تصویری ار این پیش بینی ها داشته باشیم.تصویر 2.10 مثالی از این نمونه را نشان می دهد و به صورت کد

زیر ایجاد می شود:

```
> plot(lm.predictions.a1,algae[,'a1'],main="Linear Model",
+      xlab="Predictions",ylab="True Values")
> abline(0,1,lty=2)
> algae[identify(lm.predictions.a1,algae[,'a1']),]
```

با نگاه کردن به تصویر 2.10 می توانی م مدل ها را مشاهده کنیم.باید این را به خاطر داشته باشیم که این مدل جدید آسان تر

است.این فرایند تا زمانی که هیچ عامل دیگری وجود نداشته باشد ادامه دارد. کد مقابل مدل خطی که از به کاربردن روش حذف

عقب گردان ایجاد می شود:

```
> sensible.lm.predictions.a1 <- ifelse(lm.predictions.a1 <
+     0, 0, lm.predictions.a1)
> regr.eval(algae[, "a1"], lm.predictions.a1, stats = c("mae",
+     "mse"))

      mae       mse
 13.10681 295.54069

> regr.eval(algae[, "a1"], sensible.lm.predictions.a1, stats = c("mae",
+     "mse"))

      mae       mse
 12.48276 286.28541
```

در یک سناریو ایدهآل همه دایره ها در جایی که باید باشند قرار می گیرند که با ساختاری خاص به دست می آیند،هر دایره ای در

جایگاه خود هماهنگی اش را به دست می آورد و مقدار اصلی متغیر را هم چنین،اگر این مقادیر برابر باشد همه این دایره ها با در

خطی ایده آل قرار بگیرند،ما می توانیم نمونه ای را که به خوبی پیش بینی نشده را حدس بزنیم،که به ما اجازه می ده که روی نقاط

موجود در گراف کلیک کنیم:

```
> cv.rpart <- function(form,train,test,...) {
+   m <- rpartXse(form,train,...)
+   p <- predict(m,test)
+   mse <- mean((p-resp(form,test))^2)
+   c(nmse=mse/mean((mean(resp(form,train))-resp(form,test))^2))
+ }
> cv.lm <- function(form,train,test,...) {
+   m <- lm(form,train,...)
+   p <- predict(m,test)
+   p <- ifelse(p < 0,0,p)
+   mse <- mean((p-resp(form,test))^2)
+   c(nmse=mse/mean((mean(resp(form,train))-resp(form,test))^2))
+ }
```


با استفاده از این کد و پس از اتمام این عملیات با شکل موجود و با راست کلیک روی گراف باید ستون های داده ها را ببینیم زیرا

ما در حال استفاده از بردار هستیم،با توجه به تصویر 2.10 با پیش بینی مدل خطی می توانیم این مدل را پیش بینی کنیم،به همین شکل

می تواینم از این دانش استفاده کنیم و از کمترین آن برای توسعه اجرای مدل خطی استفاده کنیم:

```
#####  CROSS VALIDATION  EXPERIMENTAL COMPARISON #####

** DATASET :: a1

++ LEARNER :: cv.lm  variant ->  cv.lm.defaults
Repetition  1
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  2
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  3
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10


++ LEARNER :: cv.rpart  variant ->  cv.rpart.v1
Repetition  1
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  2
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  3
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10


++ LEARNER :: cv.rpart  variant ->  cv.rpart.v2
Repetition  1
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  2
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  3
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10


++ LEARNER :: cv.rpart  variant ->  cv.rpart.v3
Repetition  1
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  2
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
Repetition  3
Fold:  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10
```

از این ساختار برای رسیدن به این تاثیرات استفاده می کنیم،این ساختار سه اختلاف دارد،براساس اجرای اندازه گیری های محاسبه

شده یکی باید درخت را برای رسیدن به پیش بینی های 140 نمونه ترجیح دهد،هدف ما انتخاب بهترین مدل برای رسیدن به پیش بینی

هااست کلید این مسئله رسیدن به حدسی مطمئن است برای اجرای مدل ها ،مدل هایی وجود دارد که به راحت یبه پیش بینی صفر می

رسد برای انتخاب مدل باید به فرضیاتی قابل اعتماد در مورد داده های دیده نشده برسیم،این روش به طور خلاصه به شکل زیر

توصیف می شود برا یهر یک از داده ها مدلی را با استفاده از ساختاری می سازیم و این مدل را ارزیابی می کنیم،در نهایت ما اندازه

مدله را داریم و با استفاده از آن ها به مدلی در داده ها می رسیم که برای این ساختار نیست و این کلید مسئله است،گاهی اوقات این

ساختار ها را بار ها برای حدس های مطمئن تر تکرار می کنیم،به طور کلی می توان گفت که در برخورد با یک پیش بینی باید

تصمیمات زیر را به کار بندیم:

- مدلی را به عنوان جایگزین برا ی نشان دادن پیش بینی ها استفاده کنیم
- از روش ارزیابی متری برای مقایسه مدل ها استفاده می کنیم
- استفاده از روش شناسی برای رسیدن به حدسیات مطمئن

ای ن ساختار دارای سه پارامتر است:(1)داده های قابل استفاده در مقایسه(2)مدل های جایگزین(3)پار امتر های آزمایشی .

این ها در مدل خطی به تصویر خواهیم کشید.هر یک از این ساختار ها باید ازریابی را کامل کند و این ساختار ها باید آزمایشات

را بگذراند.ساختار ها باید برداری را با مفادیر ارزیابی بر گرداند..در این جا دو تا از این ساختار ها را ساخته ایم:

```
> summary(res)

== Summary of a  Cross Validation  Experiment ==

 3 x 10 - Fold Cross Validation run with seed =  1234

* Datasets ::  a1
* Learners  ::  cv.lm.defaults, cv.rpart.v1, cv.rpart.v2, cv.rpart.v3

* Summary of Experiment Results:


-> Datataset:  a1

        *Learner: cv.lm.defaults
             nmse
avg     0.7196105
std     0.1833064
min     0.4678248
max     1.2218455
invalid 0.0000000

        *Learner: cv.rpart.v1
             nmse
avg     0.6440843
std     0.2521952
min     0.2146359
max     1.1712674
invalid 0.0000000

        *Learner: cv.rpart.v2
             nmse
avg     0.6873747
std     0.2669942
```

در این مثال تصویری به این اشاره می کنیم که ازاین ازریابی استفاده می کنیم.پارانتر های باقی مانده شامل پارامتر های ارزیابی شده

می شود.هر دو پارامتر ها به نتیجه حاصل از بردار ختم می شود.که به ساختار ها اجازه می دهد که با متغیر های خود نمایانگر

شوند.این ساختار تحت تاثیر مجموعه ای از اختلافات است که بعد از اولین درخت از سا ختار عبور می کند.خصوصیت دیگر این

ساختار ها استفاده از ساختار دیگر یاست که در پکیج ما موجود است و برای رسیدن به مقادیر متغیر عا از فرمول داده شده استفاده

می کنیم.کبا توجه تعریف ساختار ها یادگیری و تست این مدل ها را انجام می دهیم.می توان این مقایسه را بع شکل زیر انجام داد:

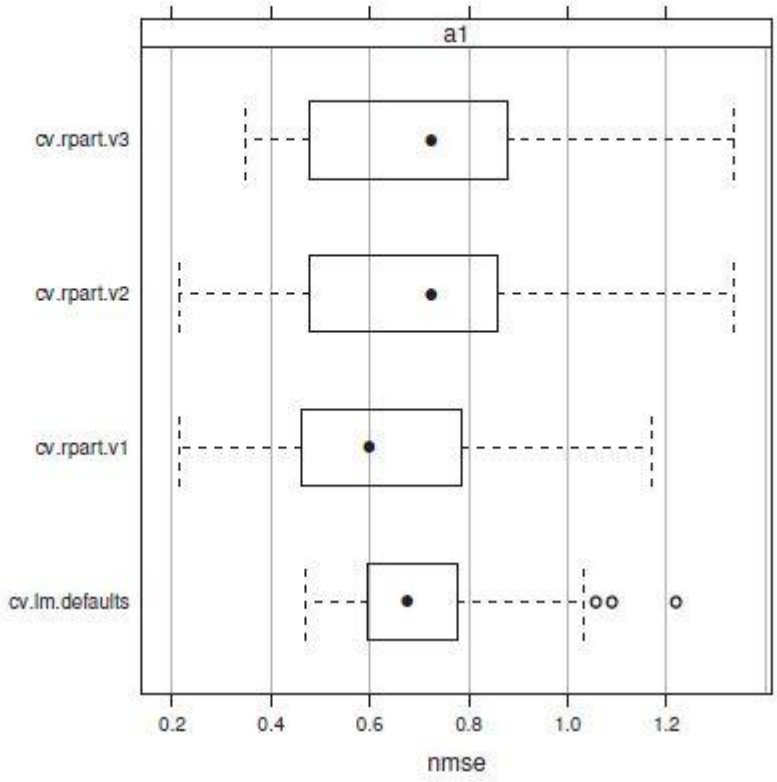


FIGURE 2.11: Visualization of the cross-validation results.

```
min     0.2146359
max     1.3356744
invalid 0.0000000

        *Learner: cv.rpart.v3
             nmse
avg     0.7167122
std     0.2579089
min     0.3476446
max     1.3356744
invalid 0.0000000
```

همان طور که قبلا گفته شد اولین اختلاف باید برداری با داده های استفاده شده در مقایسه های آزمایشی باشد،دومین اختلاف شامل

بردار یادگیریر متغیر ها است،هر یک از اختلافات گزبنه ای مجموعه ای از ارزش های جایگزین را با مقاذیر پارامتری تشکیل

می دهد.در این مثال از روشی با پارامتر هایش استفاده می کنیم.این به این معنا است که آزمایشات شامل سه متغیر است .سومین

پارامتر تنظیمات آزمایشی را تعیین می کند.این پارامتر آخر برای مطمئن ساختن احتمال انجام آزمایشات است.نتیجه این ها شکلی

پیچیده است که شامل همه اطلاعات درگیر با مقایسه ها است.برای مثال کد مقابل خلاصه ای از نتایج مقایسه را ایجاد می کند:

```
> DSs <- sapply(names(clean.algae)[12:18],
+          function(x,names.attrs) {
+            f <- as.formula(paste(x,"~ ."))
+            dataset(f,clean.algae[,c(names.attrs,x)],x)
+          },
+          names(clean.algae)[1:11])
> res.all <- experimentalComparison(
+                   DSs,
+                   c(variants('cv.lm'),
+                     variants('cv.rpart',se=c(0,0.5,1))
+                    ),
+                   cvSettings(5,10,1234))
```

همان طور که دیده می شود یکی از متغیر ها به بهترین نمره میانگین رسیده است.ما همچنین به این نتایج تصویر سازی رسیده ایم:

```
> plot(res.all)
```

این ساختار برچسبی را بر هر مدلی از متغیرها می چسباند.اگر بخواهید بدانید که تنظیمات پارامتر به چه شکل است این را دنبال

کنید:

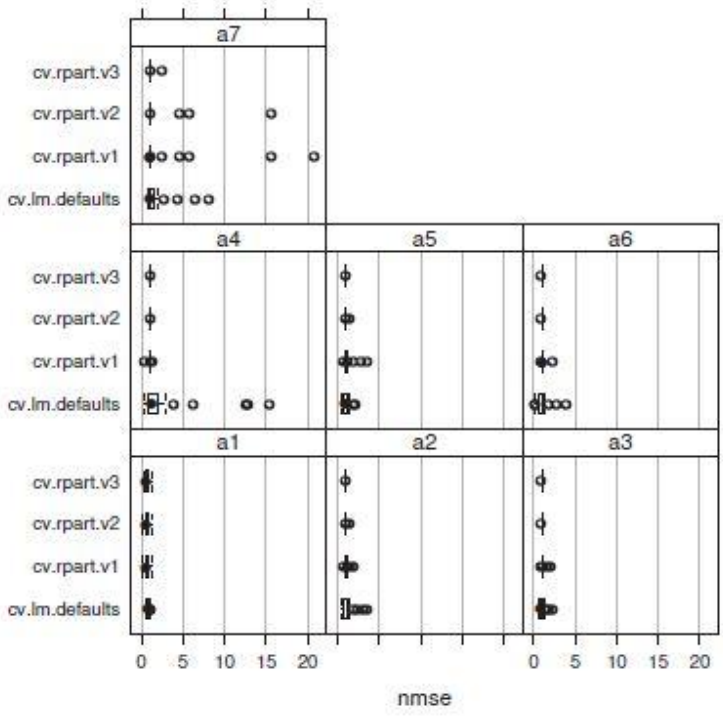


FIGURE 2.12: Visualization of the cross-validation results on all algae.

```
$a2
         system score
nmse cv.rpart.v3     1

$a3
         system score
nmse cv.rpart.v2     1

$a4
         system score
nmse cv.rpart.v2     1

$a5
             system     score
nmse cv.lm.defaults 0.9316803

$a6
             system     score
nmse cv.lm.defaults 0.9359697

$a7
```

برای دلایل خاص برون داد بالا را حذف کرده ایم،برای این منظور باید فرمولی برا ی هر مشکل بسازیم،این به شکل فرمول دیگری

تغییر یافته است بنابر قدرت کامپیوتر این کد عمل میکند،در تصویر 2.12 نتایج این مدل را برای داده های متفاوت نشانا می دهیم.

همان طور که می بینیم دلایل بسیاری وجود دارد که نشان می دهد که میانگین همواره برای تمتمی متغیر ها قابل اعمال است،برای آن

که ببینیم که کدام مدل بهتر است از این ساختار استفاده می کنیم:

```
> library(randomForest)
> cv.rf <- function(form,train,test,...) {
+   m <- randomForest(form,train,...)
+   p <- predict(m,test)
+   mse <- mean((p-resp(form,test))^2)
+   c(nmse=mse/mean((mean(resp(form,train))-resp(form,test))^2))
+ }
> res.all <- experimentalComparison(
+                   DSs,
+                   c(variants('cv.lm'),
+                     variants('cv.rpart',se=c(0,0.5,1)),
+                     variants('cv.rf',ntree=c(200,500,700))
+                    ),
+                   cvSettings(5,10,1234))
```


این برون داد نشان می دهد که نتایج داده ها امید بخش نیست.مناظر کلی روش ها ی مدلی هستند که سعی به کنار آمدن با محدودیت

هایی را ادارد.این ها نظریاتی است برای رسیدن به مناظر کلی متفاوت با مدل ها.جنگل های تصادفی بهترین مثال برای مناظر کلی

است.این ها با مجمو عه ای از درخت ها شکل گرفته اند.پیش بینی ها در این باره برای دست یافتن به میانگین درخت ها است.این

پکیج چنین ایده هایی را تکامل می بخشد.کد مقابل آزمایش گذشته را تکرار می کند.دوباره برون داد را برای دلایل خاصی حذف می

کنیم.

```
STD 0.1736676 0.1639373       0.2399321       0.2397636
      Learn.5 sig.5  Learn.6 sig.6   Learn.7 sig.7
AVG 0.6875212    ++  0.5490511       0.5454724
STD 0.2348946        0.1746944       0.1766636

- Dataset: a2
      Learn.1   Learn.2 sig.2   Learn.3 sig.3    Learn.4 sig.4
AVG 0.7777851 1.0449317    ++ 1.0426327    ++ 1.01626123    ++
STD 0.1443868 0.6276144       0.2005522       0.07435826
         Learn.5 sig.5   Learn.6 sig.6   Learn.7 sig.7
AVG 1.000000e+00    ++ 0.7829394       0.7797307
STD 2.389599e-16       0.1433550       0.1476815

- Dataset: a4
      Learn.1  Learn.2 sig.2   Learn.3 sig.3      Learn.4 sig.4
AVG 0.9591182 2.111976       1.0073953    +  1.000000e+00    +
STD 0.3566023 3.118196       0.1065607       2.774424e-16
         Learn.5 sig.5   Learn.6 sig.6   Learn.7 sig.7
AVG 1.000000e+00    +  0.9833399       0.9765730
STD 2.774424e-16       0.3824403       0.3804456

- Dataset: a6
      Learn.1   Learn.2 sig.2   Learn.3 sig.3      Learn.4 sig.4
AVG 0.9126477 0.9359697    ++ 1.0191041       1.000000e+00
STD 0.3466902 0.6045963       0.1991436       2.451947e-16
         Learn.5 sig.5   Learn.6 sig.6   Learn.7 sig.7
AVG 1.000000e+00       0.9253011       0.9200022
STD 2.451947e-16       0.3615926       0.3509093

Legends:
Learners -> Learn.1 = cv.rf.v3 ; Learn.2 = cv.lm.defaults ;
Learn.3 = cv.rpart.v1 ; Learn.4 = cv.rpart.v2 ; Learn.5 = cv.rpart.v3 ;
Learn.6 = cv.rf.v1 ; Learn.7 = cv.rf.v2 ;
Signif. Codes -> 0 '++' or '--' 0.001 '+' or '-' 0.05 ' ' 1
```

برای تمتمی مشکلات به جز داده 7 بهترین امتیاز به دست آمده مربوط به جنگل تصادفی است،برون داد این ساختار تفاوت بین

امتیاز های موجود در مدل ها را به ما نمی گوید،این ساختار در پکیج ما این اطلاعات را فراهم می کند و مجموعه ای از تست ها

را بین مدل هاغ و سایر جایگزین ها ایجاد می کند،این مدل بهترین است برای داده های 1و2و4و6.کنترل روبرو به این شکل است:

```
> compAnalysis(res.all,against='cv.rf.v3',
               datasets=c('a1','a2','a4','a6'))


== Statistical Significance Analysis of Comparison Results ==

Baseline Learner::         cv.rf.v3  (Learn.1)

** Evaluation Metric::          nmse

- Dataset: a1
     Learn.1   Learn.2 sig.2   Learn.3 sig.3   Learn.4 sig.4
AVG 0.5447361 0.7077282    ++ 0.6423100    +  0.6569726    ++
```

ستون'isg.X' اطلاعاتی را که ما به دنبالش هستیم فراهم می کند.نبو د نشانه به این معناست که اطمینانی در مشاهده تفاوت ها وجود

ندارد.سیگنال ها به این معنا هستند که ارزیابی میانگینی مدل ها از این ساختار بالاتر است.تفاوت بی این متغیر های جنگل تصادفی و

سایرین به صورت آماری دقیق نیست.با توجه به سایر مدل ها در بیشتر موارد منفعتی مهم برا یاین متغیر های تصادفی وجود دار.ما

تحلیلی مشابه را برای سایر مدل های که بهترین امتیاز را دارند با استفاده از مقادیر مختلف انجام داده ایم.

پیش بینی های هفت خزه

در این بخش می بینیم که چگونه به پیش بینی های هفت خزه در 140 نمونه می رسیم.فرایند طی شده شامل فرضیات بی پایه برای

گروهی از مدل ها به وسیله پردازش آزمایشی می شود.هدف اصلی در این داده ها رسیدن به این هفت خزه در 140 نمونخ است.این

یکی از مدل های نشان داده شده در ساختار قبلی است،بیایید با رسیدن به این مدل ها با استفاده از مدل های موجود از تست آن ها

استفاده کنیم .این موضوع می تواند از برگشت درختی به عنوان روشی برای مقادیر ناشناخته جلوگیری کند،جنگل های تصادفی به

طور موقت شامل چنین روشی نمی شود .کد مقابل به همه هفت مدل می رسد:

```
> bestModelsNames <- sapply(bestScores(res.all),
+                           function(x) x['nmse','system'])
> learners <- c(rf='randomForest',rpart='rpartXse')
> funcs <- learners[sapply(strsplit(bestModelsNames,'\\.'),
+                          function(x) x[2])]
> parSetts <- lapply(bestModelsNames,
+                    function(x) getVariant(x,res.all)@pars)
> bestModels <- list()
> for(a in 1:7) {
```

ما با استفاده از یک بردار با نام های متغیرها شروع کردیم،و این با گسترش قسمتی از نام متغیری به دست آمده است،این لیست با

تنظیمات پارامتری برای هر یک از متغیر ها امضا شده است،شکل با این ساختار برگشته است،شکاف های اشکال به واسطه اپراتور

ایجاد می شود،در نهایت به این مدل ها می رسیم و و آن ها را ذخیره می کنیم،و با استفاده از ساختاری که به ما اجازه می دهد از هر

ساختاری استفاده کنیم ایجاد می شود.صفه اطلاعات موجود در پکیج شامل 140 نمونه است.اولین محرک برای ایجاد این عمل اجرای

ساختار صفحه کلید است.با به کار بردن این ساختاربه طور مستقیم این مجموعه را آزمایش می کنیم.اگرچه از داده ها استفاده نمی

کنیم اما آن چه که اشتباه است آن است که از این فرآیند جلوگیری می کنیم.این ساختر اختلافی ذیگر دارد که می تواند در این موقعیت

ها استفاده شود.از این استفاده می کنیم:

```
+   form <- as.formula(paste(names(clean.algae)[11+a],'~ .'))
+   bestModels[[a]] <- do.call(funcs[a],
+           c(list(form,clean.algae[,c(1:11,11+a)]),parSetts[[a]]))
+ }
```

این اختلاف داده ای این امکان را می دهد که داده های دیگری را در کنار آن ها با مقادیر ناشناخته ایجاد کنیم.توجه کنید که ما این را

از صفحه داده ها حذف کرده ایم.اکنون آماده ایم که به ماتریس داده هادست یابیم:

```
> preds <- matrix(ncol=7,nrow=140)
> for(i in 1:nrow(clean.test.algae))
+   preds[i,] <- sapply(1:7,
+                       function(x)
+                         predict(bestModels[[x]],clean.test.algae[i,])
+                       )
```

با این کد ساده به ماتریس 7*140 می رسیم،در این مکان پیش بینی ها را با هم مقایسه می کنیم ،مقدار اصلی آزمایش در این صفحه

داده وجود دارد،کد مقابل امتیازات را برا ی مدل ها محاسبه می کند:

```
> avg.preds <- apply(algae[,12:18],2,mean)
> apply( ((algae.sols-preds)^2),          2,mean) /
+ apply( (scale(algae.sols,avg.preds,F)^2),2,mean)

       a1        a2        a3        a4        a5        a6        a7
0.4650380 0.8743948 0.7798143 0.7329075 0.7308526 0.8281238 1.0000000
```

ابتدائا به پیش بینی ها در مدل برای محاسب هکه شامل میانگین متغیر ها می رسیم،این امر با عبارتی ساده که شاید قدری پیچیده به

نظر برسد اما خیلی زود حل می شود انجام می شود،یان ساختار برای نرمال کردن داده ها مورد استفاده قرار می گیرد،در این مثال

از بردار گسترده استفاده کرده ایم،نتایج که به آن ها رسیده ایم در برخورد با متغیر ها فرضیه است،به طور خلاصه با مدلی مناسب

می توانیم به امتبزات جالبی برای این مشکلات برسیم.

خلاصه

هدف اولیه این مطالعات آشنا کردن خواننده با R است،برای این هدف از مشکلی کوچک حداقل با استانداردهای داده ها استفاده

کرده ایم.چگونگی اجرا ی برخی از داده های اساسی را توصیف کرده ایم.اگر خواهان دانستن بیشتر درباره این داده ها هستید می

توانید از سایت ها یا برخی روزنامه ها استفاده کنید.در باره داده های استخراجی این مطالعات اطلاعاتی تهیه شده است درباره

- تصویرسازی داده ها
- آمار های توصیفی
- راه کار های کنترل مقادیر ناشناخته متغیر ها
- عملیات برگشت
- ارزیابی متری برای عملیات برگشتی
- برگشت خطی چند بعدی
- درخت های برگشتی
- مدل انتخابی/مقایسه از راه k-fold در برابر ارزش
- مناظر کلی مدل و جنگل های تصادفی

امیدواریم که از این به بعد با عملکرد R عجین شوید و با برخی ازاین چهره ها آشنا شوید.برای مثال بای د این تکنیک ها را یاد گرفته

باشید

- ذخیره اطلاعات از روی فایل های متنی
- چگونگی دست یافتن به آمار های توصیفی
- تصویرسازی اساسی داده ا
- کنترل داده ها با مقادیر ناشناخته
- چگونگی دسترسی به مدل های برگشتی
- جگونگی استفاده از مدل ها برای رسیدنبه جزئیات این داده ها

مطالعات بیشتر به شما جزئیاتی راجع به این تکنیک ها می دهد.

فصل سوم

مترجم: احسان رستمی

پیش بینی بازده بازار سهام

این مطالعه (دومین مطالعه) سعی دارد کمی بیشتر در مورد تعریف واژه استفاده از روش داده‌کاوی پیش رود. ما به برخی از مشکلات یکی کردن ابزارها و فناوری‌های داده‌کاوی در بهم پیوستن مشکلات تجاری اشاره می‌کنیم. فضاهای اینترنتی خاصی برای توضیح دادن این مشکلات استفاده می‌شود که یکی از آن سیستم‌های مبادله خودکار سهام است. ما به وظیفه ساختن یک سیستم مبادله سهام بر مبنای مدل پیشگویی برگرفته از اطلاعات قیمت جاری سهام روزانه خواهیم پرداخت. چندین مدل با هدف پیش‌بینی بازده آتی 500 شاخص S&Pبازار مورد بررسی قرار خواهد گرفت. این پیش‌بینی‌ها با یک استراتژی تجاری توامان جهت دستیابی به یک تصمیم مربوط به سفارشات بازار برای تولید استفاده خواهد شد. این فصل چندین نظریه داده‌کاوی جدید از برای تجزیه و تحلیل داده‌های ذخیره شده در دیتابیس استفاده کنیم 2) چگونه Rجمله اینکه 1) چگونه از مشکلات پیش‌بینی را بوسیله زمان سفارش در بین داده‌های مشاهده شده (که به عنوان سری زمانی شناخته می‌شود) مدیریت کنیم و 3) یک مثال از مشکلات پیش‌بینی‌های مدل ترجمه به تصمیم و عملکرد را در برنامه‌های دنیای واقعی، را مورد بررسی قرار می‌دهد.

3ـ1ـ تشریح مسئله و اهداف آن

معاملات بازار سهام یک قلمرو برنامه‌نویسی با پتانسیل بالایی جهت داده‌کاوی است. در نتیجه، وجود مقادیر عظیمی از داده‌های تاریخی پیشنهاد می‌کند که داده‌کاوی می‌تواند یک مزیت رقابتی فراتر از انتظارات انسانی در

مورد این داده‌ها فراهم سازد. از سوی دیگر، محققان ادعا دارند که بازارها به سرعت با شرایط تنظیم قیمت وفق می‌یابند بطوریکه هیچ فضایی برای دستیابی به سود به شیوه‌ای ثابت وجود ندارد. این مسئله عموما تحت عنوان فرضیه بازارهای کارا (بهره‌ور) شناخته می‌شود. این تئوری به طور موفقیت‌آمیزی به وسیله نسخه‌های آسان‌تر که برای شانس‌های مبادلاتی مقرر جهت شرایط ناکارآمدی موقت بازار فضاهایی باقی می‌گذارد، جایگزین شد.

هدف کلی از مبادله سهام نگهداری و حفظ یک سند از مبنای دارایی‌ها در سفارشات خرید و فروش است. هدف بلند مدت دستیابی به بیشترین سود ممکن از انجام این مبادلات تجاری است. در متن این فصل این سناریوی کلی را کمی بیشتر مورد بحث قرار می‌دهیم. برای مثال، "تجارت" یک امنیت، یا در حقیقت یک شاخص بازار است. با توجه به این امنیت و یک سرمایه اولیه، ما سعی خواهیم کرد سودمان را در یک دوره آزمایشی آتی بوسیله مفهوم مبادلات تجاری (خرید، فروش، نگهداری) حداکثر کنیم. استراتژی تجاری ما به عنوان یک مبنا برای تصمیم‌گیری در مورد آثار بوسیله نتیجه حاصل از فرایند داده‌کاوی فراهم می‌کند. این فرایند شامل سعی در پیش‌بینی ارزش آتی شاخص بر مبنای یک مدل بدست آمده با اطلاعات تاریخی خواهد بود. بنابراین مدل پیش‌بینی ما در یک سیستم تجاری که مبنای تصمیماتش را بر پیش‌بینی‌هایی که از مدل بوجود می‌آید، ثبت خواهد شد. ضوابط ارزیابی کلی ما عملکرد این سیستم تجاری خواهد بود، که نتیجه سود/زیان از عملکرد سیستم به خوبی بعضی آمار دیگر است و مورد علاقه سرمایه‌گذاران می‌باشد. این بدین معناست که ضابطه ارزیابی اصلی ما نتایج عملیاتی از کاربرد اطلاعات کشف شده بوسیله فرایند داده‌کاوی‌مان خواهد بود و نه دقت و صحت مدل‌های توسعه یافته در خلال این فرایند.

3ـ 2ـ اطلاعات در دسترس

تمرکز خواهیم کرد. اطلاعات روزانه در ارتباط با نقل این S&Pدر مطالعه‌مان بر مبادله شاخص بازار 500 امنیت به طوری آزادانه در بسیاری مکان‌ها در دسترس است، برای مثال سایت مالی یاهو.

اطلاعاتی که ما استفاده خواهیم کرد در بسته کتاب در دسترس است. یک بار دیگر ما مفهوم‌های دیگری از را جستجو خواهیم کرد. بعلاوه، برخی Rبدست آوردن اطلاعاتی مانند یک فرم از توضیحات برخی ظرفیت‌های از دیگر از پیشنهادات متناوب به شما برای کاربرد مفاهیم آموخته شده در این فصل برای اطلاعات جاری بیش از یک پکیج در زمان نوشته شدن این کتاب اجازه خواهد داد.

کتاب، این کافیه که اشاره کنیم:Rبه عبارت دیگر برای بدست آوردن اطلاعات از طریق پکیج

```
> library(DMwR)
> data(GSPC)
```

اشاره نکرده باشید. دستورالعمل Rاولین عبارت فقط وقتی مورد نیاز است که شما در مورد آن قبل از بخش بازخوانی خواهد کرد. ما این اهداف این کلاس را در بخش 3_2_1 مورد xts، را از کلاس GSPCدوم یک هدف، بحث قرار خواهیم داد اما فعلا شما می‌توانید آن را دستکاری کنید چنانکه این ماتریس یا فریم اطلاعات است). (GSPC)(سعی کنید، برای مثال، هد

است که با (CSV)در وب سایت کتاب، می‌توانید این اطلاعات را در دو فرمت دیگر بیابید. اولی یک فایل به شیوه‌ای مشابه که اطلاعات در فصل 2 استفاده شده است. Rکاما جدا شده است که می‌تواند خوانده شود در است که ما می‌توانیم برای خلق کردن یک دیتابیس با نقل قول MYSQLفرمت دیگر یک فایل موقت دیتابیس برای این دو فرمت R استفاده کنیم. ما توضیح خواهیم داد چگونه این اطلاعات بوسیله MYSQL 500 در S&P دیگر لود خواهد شد. این به شما بستگی دارد که تصمیم بگیرید با چه تناوبی شما دانلود خواهید کرد، یا اگر شما ترجیح می‌دهید به شیوه آسانی آنرا از پکیج کتاب بارگذاری کرده و استفاده کنید. باقیمانده فصل (برای مثال تجزیه و تحلیل بعد از خواندن داده‌ها) از الگوی ذخیره شده‌ای که شما تصمیم دارید استفاده کنید مستقل است.

اشاره خواهیم کرد، که Rبرای تکامل ما همچنین هنوز به راه دیگری از بدست آوردن این اطلاعات در شامل دانلود مستقیم آن از وب سایت است. اگر انتخاب کردید که این راه را دنبال کنید، باید به خاطر داشته باشید که شما احتمالا یک مجموعه داده بزرگتری از آنکه در تجزیه و تحلیل انجام شده در این کتاب آمده، استفاده خواهید کرد.

هر منبعی که شما برای استفاده انتخاب کنید اطلاعات منقول از سهام روزانه شامل اطلاعات جمع‌آوری شده در موارد ذیل است:

- تاریخ جلسه مبادله سهام
- قیمت آغازین در ابتدای جلسه
- بیشترین قیمت در خلال جلسه
- کمترین قیمت
- قیمت بسته شدن جلسه
- حجم مبادلات

- قیمت بسته تعدیل شده

3R_2_1_ مدیریت اطلاعات وابسته به زمان در

اطلاعات در دسترس برای این مطالعه به زمان بستگی دارد. بدین معنی که هر مشاهده‌ای از اطلاعات یک برچسب زمانی دارد که به آن متصل است. این مدل از اطلاعات به طور مکرر به عنوان سری‌های زمانی شناخته می‌شوند. مشخصه اصلی این نوع از داده‌ها این است که بین موضوعات، طبق برچسب زمانی الصاق شده به آن‌ها است: yسفارش داده می‌شود. به طور کلی، یک سری زمانی یک سری مشاهدات سفارش داده شده از یک متغیر

$$y1, y2, \ldots, yt-1, yt, yt+1, \ldots, yn \quad (1\_3)$$

است می‌باشد.t در زمان y ارزش متغیر y_tجاییکه

، y_2، y_1هدف اصلی تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی یافتن یک مدل بر مبنای مشاهدات گذشته متغیرهای پیش‌بینی کنیم. y_n، ....، y_{t+1}، است که به ما اجازه می‌دهد راجع به مشاهدات آتی متغیر y_t، y_{t-1}...،

در رابطه با اطلاعات سهام، چیزی داریم که معمولا به عنوان سری‌های زمانی چند متغیره شناخته می‌شود، *Open* ،*High* ،*Low* ،زیرا ما چندین متغیر را در برچسب زمانی واحدی اندازه‌گیری می‌کنیم، برای مثال *Close* ،*Volume* و *AdjClose*.

چندین پکیج اختصاص یافته به تجزیه و تحلیل این مدل از داده دارد و در نتیجه آن، کلاس‌های خاصی *R* توابع تنظیم شده بسیاری برای Rاز اهدافی که برای اطلاعات وابسته ذخیره شده استفاده می‌شود دارد. بعلاوه، این مدل از اهداف، مانند توابع نقشه‌کشی ویژه و غیره دارد.

در بین پکیج‌های xts (Ryan and Ulrich, 2010) و zoo (Zeileis and Grothendieck, 2005) برای مدیریت اطلاعات وابسته به زمان هستند. هر دو قدرت مشابهی را پیشنهاد می‌دهند، Rانعطاف‌پذیرتر یک سری از امکانات اضافی (برای مثال، اصطلاحی از تنظیمات فرعی استفاده شده در رشته زمانی xtsاگرچه را zoo کلاس xts) برای مدیریت کردن این مدل از اطلاعات را فراهم می‌کند. از لحاظ فنی کلاس ISO 8601 است و بنابراین ما می‌توانیم هر روش zoo همچنین یک هدف xtsگسترش می‌دهد، بدین معنی که هر هدف نیز استفاده کنیم. ما تجزیه تحلیل در این فصل را اصولا xts بکار می‌بریم برای اهداف zooطراحی برای اهداف پایه‌گذاری خواهیم کرد. با مثال‌های گویای اندکی از خلق و استفاده این مدل از هدف آغاز xtsبر اهداف

پکیج‌های اضافی هستند (برای مثال اینکـه بـا نصـب xts و zooمی‌کنیم. لطفا توجه داشته باشید که هر دوی نیاز دارید (به بخش 1ـ2ـ1 صـفحه 3 را مراجعـه R نمی‌آید) و اینکه شما به دانلود کردن و نصب آن در Rپایه کنید).

ایجاد می‌شود. xtsمثال‌های زیر شرح می‌دهند که چگونه اهداف کلاس

```
> library(xts)
> x1 <- xts(rnorm(100), seq(as.POSIXct("2000-01-01"), len = 100,
+       by = "day"))
> x1[1:5]

                [,1]
2000-01-01  0.82029230
2000-01-02  0.99165376
2000-01-03  0.05829894
2000-01-04 -0.01566194
2000-01-05  2.02990349
> x2 <- xts(rnorm(100), seq(as.POSIXct("2000-01-01 13:00"),
+       len = 100, by = "min"))
> x2[1:4]

                     [,1]
2000-01-01 13:00:00 1.5638390
2000-01-01 13:01:00 0.7876171
2000-01-01 13:02:00 1.0860185
2000-01-01 13:03:00 1.2332406

> x3 <- xts(rnorm(3), as.Date(c("2005-01-01", "2005-01-10",
+       "2005-01-12")))
> x3
                [,1]
2005-01-01 -0.6733936
2005-01-10 -0.7392344
2005-01-12 -1.2165554
```

اطلاعات سری‌های زمانی را در اولین متغیر مستقل دریافـت مـی‌کنـد. ایـن مطلـب همچنـین () xtsتابع درصورتیکه ما یک سری زمانی چند متغیره داشته باشیم می‌تواند یک بردار یا یک ماتریس باشد.

در مورد اخیر هر ستون از ماتریس به عنوان یک متغیر که در برچسب زمانی نمونه‌گیری می‌شود، تفسیر می‌گردد (برای مثال هر ردیف). برچسب زمانی بوسیله متغیر مستقل دوم فراهم می‌شود. این نیاز دارد به . در مثال بالا ما دو تا از Rبرچسب‌های زمانی تنظیم شده در هر کدام از کلاس‌های زمانی موجود در و کلاس POSIXct/POSIXit استفاده کردیم: کلاس‌های Rمعمولی‌ترین کلاس‌ها را برای ارائه اطلاعات در زمان. توابع بسیاری وجود دارد که با این اهداف جهت دستکاری تاریخ‌های اطلاعات ارتباط دارد که ممکن است یک نمونه از مثال است. ما این تابع را قبل از () seq بخواهید. تابع Rشما برای بررسی با استفاده از تسهیلات تولید رشته اعداد بکار می‌بریم. اینجا ما این را برای تولید رشته‌های بر مبنای زمان بکار می‌بریم همچنان که شما در مثال می‌بینید. همچنانکه در مثال‌های کوچک بالا ممکن است مشاهده کنید، اهداف ممکن است فهرست شود همچنانکه اگر آن‌ها اهداف "معمولی" بدون برچسب زمانی هستند (در این مورد ما یک بردار تنظیمات فرعی استاندارد می‌بینیم). هنوز، ممکنه به طور مکرر مبنای اهداف سری‌های زمانی را به عنوان زیرمجموعه شرط‌های وابسته به زمان بخواهیم. این مسئله همچنانکه مثال‌های کوچ زیر سعی دارند آن را بیان کنند، در چندین شیوه با اهداف قابل دستیابی است:xts

```
> x1[as.POSIXct("2000-01-04")]

                [,1]
2000-01-04   -0.01566194

> x1["2000-01-05"]

                [,1]
2000-01-05   2.029903

> x1["20000105"]

                [,1]
2000-01-05   2.029903

> x1["2000-04"]

                          [,1]
2000-04-01   01:00:00   0.2379293
2000-04-02   01:00:00   -0.1005608
2000-04-03   01:00:00   1.2982820
```

2000-04-04 01:00:00 -0.1454789
2000-04-05 01:00:00 1.0436033
2000-04-06 01:00:00 -0.3782062
2000-04-07 01:00:00 -1.4501869
2000-04-08 01:00:00 -1.4123785
2000-04-09 01:00:00 0.7864352

> x1["2000-03-27/"]

[,1]
2000-03-27 01:00:00 0.10430346
2000-03-28 01:00:00 -0.53476341
2000-03-29 01:00:00 0.96020129
2000-03-30 01:00:00 0.01450541
2000-03-31 01:00:00 -0.29507179
2000-04-01 01:00:00 0.23792935
2000-04-02 01:00:00 -0.10056077
2000-04-03 01:00:00 1.29828201
2000-04-04 01:00:00 -0.14547894
2000-04-05 01:00:00 1.04360327
2000-04-06 01:00:00 -0.37820617
2000-04-07 01:00:00 -1.45018695
2000-04-08 01:00:00 -1.41237847
2000-04-09 01:00:00 0.78643516

> x1["2000-02-26/2000-03-03"]

[,1]
2000-02-26 1.77472194
2000-02-27 -0.49498043
2000-02-28 0.78994304
2000-02-29 0.21743473
2000-03-01 0.54130752
2000-03-02 -0.02972957
2000-03-03 0.49330270

> x1["/20000103"]

```
                [,1]
2000-01-01 0.82029230
2000-01-02 0.99165376
2000-01-03 0.05829894
```

دستور اول از یک مقدار واقعی از همان کلاس مانند هدف داده شده در متغیر مستقل دوم در زمان ایجاد معرفی شده xts استفاده می‌کند. مثال‌های دیگر یک الگوی فهرست سازی قوی را که بوسیله پکیج x1شیء می‌باشد. این الگو Rاست را شرح می‌دهد که یکی از مزیت‌های آن برتر بودن از سایر پکیج‌های سری زمانی در اجرا می‌کند. [CCYY-MM-DD HH:MM:SS[.s]برچسب‌های زمان را همچون رشته‌هایی با فرمت کلی همچنان که می‌توانید در مثال‌ها تایید کنید، جدا کننده‌ها می‌تواند حذف شود و بخشی از ویژگی‌های زمانی "/"برای در بر گرفتن مجموعه‌هایی از برچسب‌های زمان رها شده و نادیده گرفته شود. علاوه بر این، علامت می‌تواند برای فاصله‌های زمانی خاصی که ممکنه در هر دو طرف (هر دو انتها) با مفهومی از شروع یا پایان برچسب زمان مشخص نشده، استفاده شود. سری‌های زمانی چندگانه می‌تواند در یک روش مشابه آنچنان که در زیر شرح داده می‌شود ایجاد گردد:

```
> mts.vals <- matrix(round(rnorm(25),2),5,5)
> colnames(mts.vals) <- paste('ts',1:5,sep='')
> mts <- xts(mts.vals,as.POSIXct(c('2003-01-01','2003-01-04',
+            '2003-01-05','2003-01-06','2003-02-16')))
> mts
           ts1   ts2   ts3   ts4   ts5
2003-01-01 0.96 -0.16 -1.03  0.17  0.62
2003-01-04 0.10  1.64 -0.83 -0.55  0.49
2003-01-05 0.38  0.03 -0.09 -0.64  1.37
2003-01-06 0.73  0.98 -0.66  0.09 -0.89
2003-02-16 2.68  0.10  1.44  1.37 -1.37

> mts["2003-01",c("ts2","ts5")]

           ts2   ts5
2003-01-01 -0.16 0.62
2003-01-04 1.64  0.49
2003-01-05 0.03  1.37
2003-01-06 0.98 -0.89
```

و () ارزش‌های اطلاعات سری‌های زمانی بدست می‌آید، از شاخص توابع ()در حالیکه از تابع دیتای مرکزی استفاده می‌شود. xts می‌تواند برای "جداسازی" اطلاعات برچسب‌های زمان هر شی ()زمان

```
> index(mts)

[1] "2003-01-01 WET" "2003-01-04 WET" "2003-01-05 WET" "2003-01-06
WET"
[5] "2003-02-16 WET"

> coredata(mts)

     ts1   ts2   ts3    ts4   ts5
[1,] 0.96 -0.16 -1.03  0.17  0.62
[2,] 0.10  1.64 -0.83 -0.55  0.49
[3,] 0.38  0.03 -0.09 -0.64  1.37
[4,] 0.73  0.98 -0.66  0.09 -0.89
[5,] 2.68  0.10  1.44  1.37 -1.37
```

برای ذخیره اطلاعات قیمت جاری سهام کافی و مناسب است، همچنانکه آن‌ها xtsبطور خلاصه، اشیاء برای ذخیره سری‌های زمانی چندگانه با برچسب‌های زمان نامنظم و فراهم کردن الگوهای فهرست بندی قدرتمندی اجازه دارند.

CSV3_2_2_ خواندن فرم اطلاعات از فایل

همچنان که در قبل اشاره کردیم، در کتاب وب سایت شما می‌توانید منابع متفاوتی شامل اطلاعات برای فایل استفاده کنید فایلی که خط اولش شبیه این است CSVاستفاده در این مطالعه بیابید. اگر تصمیم دارید از را دانلود خواهید کرد:

```
"Index"    "Open"   "High"   "Low"  "Close"   "Volume"  "AdjClose"
1970-01-02   92.06   93.54   91.79   93      8050000   93
1970-01-05   93      94.25   92.53   93.46   11490000  93.46
1970-01-06   93.46   93.81   92.13   92.82   11460000  92.82
1970-01-07   92.82   93.38   91.93   92.63   10010000  92.63
1970-01-08   92.63   93.47   91.99   92.68   10670000  92.68
1970-01-09   92.68   93.25   91.82   92.4    9380000   92.4
1970-01-12   92.4    92.67   91.2    91.7    8900000   91.7
```

در همان دایرکتوری که مربوط به "sp500.csv"فرض می‌شود شما فایل را دانلود کرده و با همان نام با اطلاعاتی مانند زیر ایجاد xts بارگذاری کرده و یک شیء R است ذخیره کرده‌اید، می‌توانید آن را در Rبخش کنید:

```
> GSPC <- as.xts(read.zoo("sp500.csv", header = T))
```

zoo را می‌خواند و اطلاعات را به شیء فرضی CSV یک فایل zoo از بسته (پکیج) () read.zooتابع شیء نیتجه شده را به یک شیء از () as.xtsانتقال می‌دهد که اولین ستون آن شامل برچسب زمان است. تابع به زور تبدیل می‌کند. xtsکلاس

3ـ2ـ3ـ بدست آوردن اطلاعات (داده) از وب

استفاده از خدمات رایگان فراهم شده S&P500یک راه متناوب دیگر در بدست آوردن ارزش جاری را به فایلی با ارزش جاری که شما CSVبوسیله بخش مالی یاهو است که اجازه می‌دهد شما یک فایل شامل تابع R پکیج (Trapletti and Hornik, 2009) tseriesمی‌خواهید تبدیل کند. استفاده شود. مطلب زیر یک zoo می‌باشد که می‌تواند برای دانلود ارزش جاری در شیء () get.hist.quote است: S&P500مثال استفاده از این تابع برای بدست آوردن ارزش جاری

```
> library(tseries)
> GSPC <- as.xts(get.hist.quote("^GSPC",start="1970-01-02",
      quote=c("Open", "High", "Low", "Close","Volume","AdjClose")))
...
...

> head(GSPC)
```

	Open	High	Low	Close	Volume	AdjClose
1970-01-02	92.06	93.54	91.79	93.00	8050000	93.00
1970-01-05	93.00	94.25	92.53	93.46	11490000	93.46
1970-01-06	93.46	93.81	92.13	92.82	11460000	92.82
1970-01-07	92.82	93.38	91.93	92.63	10010000	92.63
1970-01-08	92.63	93.47	91.99	92.68	10670000	92.68
1970-01-09	92.68	93.25	91.82	92.40	9380000	92.40

را بـرای as.xts() باز می‌گردد، ما دوباره تـابع get.hist.quote() همچون تابع zooیک شیء از کلاس استفاده می‌کنیم. ما باید خاطر نشان کنیم که اگر شما این فرمـان‌هـا را انتشـار دادیـد، xtsتبدیل کردن آن به اطلاعات بیشتری نسبت به آنچه با شیء فراهم شده در پکیج کتاب به دست خواهید آورد. اگر بخواهیـد مطمـئن باشید که شما نتایج مشابهی در فرمان‌های آتی در این فصل بدست آورده‌اید باید در عوض از فرمان زیر اسـتفاده کنید.

```
> GSPC <- as.xts(get.hist.quote("^GSPC",
      start="1970-01-02",end='2009-09-15',
      quote=c("Open", "High", "Low", "Close","Volume","AdjClose")))
```

پکیج ما است. روش دیگـر بدسـت GSPC آخرین روز قیمت‌های جاری در شیء "2009-09-15"جاییکه آوردن اطلاعات جاری قیمت از وب (اما این تنها راه نیست همچنانکه در ادامه خـواهیم دیـد)، بـرای اسـتفاده از است. دوباره ایـن جـزو قسـمت‌هـای اضـافی quantmod (Ryan, 2009) از پکیج getSymbols()تابع پکیج است که شما باید قبل از استفاده اینستال کنید. این قسمت چندین تسهیلات وابسته بـه تجزیـه و تحلیـل در پیوستگی getSymbols()اطلاعات مالی فراهم می‌کند که ما در خلال این فصل استفاده خواهیم کرد. تابع با سایر توابع از این پکیج یک راه ساده‌تر اما قدرتمنـد بـرای بدسـت آوردن اطلاعـات جـاری از منـابع اطلاعـاتی متفاوت فراهم می‌کند. اجازه دهید بعضی مثال‌های استفاده از آن را ببینیم:

```
> library(quantmod)
> getSymbols("^GSPC")
```

در متغیر مستقل اول یک گروه از علائم و اسم‌ها را دریافت می‌کنـد و ارزش جـاری getSymbols()تابع این علامت‌ها را از منابع مختلف وب یا حتی دیتابیس‌های محلی جمع‌آوری خواهد کرد، که به آرامـی در محـیط با همان نام شبیه علامـت بازگردانـده مـی‌شـود. تـابع xtsکار ایجاد شده و بوسیله مقادیر پیش‌فرض یک شیء پارامترهای بسیاری دارد که بر بعضی از این نظریات کنترل بیشتری را مقـدور مـی‌سـازد. همچنانکـه مـی‌توانیـد بررسی کنید، شیء بازگردانده شده دوره مشابهی مانند اطلاعات آمده با پکیج کتاب را پوشش نمی‌دهـد و سـتون نام‌های آن اندکی متفاوت است. این امر می‌تواند به سادگی مانند زیر عملی شود:

```
> getSymbols("^GSPC", from = "1970-01-01", to = "2009-09-15")
> colnames(GSPC) <- c("Open", "High", "Low", "Close", "Volume",
+ "AdjClose")
```

، شما در حقیقت چندین علامت با منابع اطلاعاتی quantmodبا چارچوب فراهم شده بوسیله پکیج وابسته متفاوتی دارید، که هر کدام با پارامتر مخصوص خود است. تمام این تنظیمات می‌تواند همچنانکه در مثال مشخص گردد. setSymbolLookup() با تابع Rساده زیر می‌بینید، در ابتدای قسمت

```
> setSymbolLookup(IBM=list(name='IBM',src='yahoo'),
+                 USDEUR=list(name='USD/EUR',src='oanda'))
> getSymbols(c('IBM','USDEUR'))
```

```
> head(IBM)
           IBM.Open IBM.High IBM.Low IBM.Close  IBM.Volume IBM.Adjusted
2007-01-03   97.18   98.40   96.26   97.27      9196800     92.01
2007-01-04   97.25   98.79   96.88   98.31      10524500    93.00
2007-01-05   97.60   97.95   96.91   97.42      7221300     92.16
2007-01-08   98.50   99.50   98.35   98.90      10340000    93.56
2007-01-09   99.08   100.33  99.07   100.07     11108200    94.66
2007-01-10   98.50   99.05   97.93   98.89      8744800     93.55
```

```
> head(USDEUR)

           USDEUR
2009-01-01 0.7123
2009-01-02 0.7159
2009-01-03 0.7183
2009-01-04 0.7187
2009-01-05 0.7188
2009-01-06 0.7271
```

در این کد ما تنظیمات چندی برای بدست آوردن اطلاعات به روز از وب از دو علامت متفاوت مشخص . این کار از طریق تابع Oanda از خدمات مالی یاهو و نرخ تبدیل دلار ـ یوروی آمریکا از IBMکردیم. با R در قسمت جاری getSymbols()، که اطمینان بخش هر استفاده بعدیی از تابع setSymbolLookup() تعیین کننده‌های خاص در فراخوان می‌باشد، در تنظیماتی که ما می‌خواهیم استفاده می‌شود. در این رابطه، دستورالعمل دوم از دو علامتی که ما اطلاعات آن را به شکل خاصی استفاده کردیم قیمت جاری را بدست می‌تواند جهت ذخیره و بارگذاری این loadSymbolLookup() و saveSymbolLookup()می‌آورد. توابع استفاده شود. سودمندی این توابع را برای مثال‌های آتی و بیشتر در Rتنظیمات در خلال بخش‌های متفاوت خلال توضیحاتی از کار کردن در پس این توابع سودمند چک کنید.

MySQL3ـ2ـ4ـ خواندن اطلاعات از دیتابیس

از ذخیره سازی اطلاعات در این مطالعه استفاده می‌شود. در وب MySQLفرم انتخابی دیگری در دیتابیس برای MySQL است که می‌تواند دانلود شده و در داخل SQLسایت کتاب فایلی شامل دستورالعمل‌های S&P500بارگذاری به نرخ جاری یک جدول دیتابیس اجرا گردد. اطلاعات استفاده شده و تولید شده از می‌تواند در بخش 1ـ3 یافت شود. MySQLدیتابیس

بعد از ایجاد یک دیتابیس برای ذخیره کردن ارزش جاری سهام، ما آماده هستیم که دستورالعمل‌هایی از فایل دانلود شده از سایت کتاب را اجرا کنیم. فرض کنید که این فایل در همان دایرکتوری از جایی که شما را وارد کرده‌اید باشد و اینکه دیتابیس شما با نام مشابهی از قیمت‌های جاری ایجاد شده است، شما MySQL وارده شده و سپس تایپ کنید MySQLمی‌توانید به

mysql> use Quotes;
mysql> source sp500.sql;

(فایل دانلود شده از وب سایت کتاب) یک جدول با نام sp500.sql مشتمل بر فایل SQLدستورالعمل‌های ایجاد خواهد کرد و چندین مدرک الحاقی در این جدول شامل اطلاعات قابل دستیابی برای این مطالعه gspc می‌توانید تایید کنید که همه چیز MySQLنیز در آن وجود دارد. با اجرای دستورالعمل‌های زیر در کاراکتر برای اجرا درست است:

mysql> show tables;

```
+-----------------+
| Tables_in_Quotes |
+-----------------+
| gspc |
+-----------------+
1 row in set (0.00 sec)
```

*mysql> select * from gspc;*

. اگر شما S&P500 باید رکوردهای زیادی را پرینت کند، برای مثال ارزش جاری SQLآخرین دستور می‌خواهید محدودیتی برای این خروجی ایجاد کنید، به آسانی می‌توانید با افزودن محدودیت 10 در پایان دستورالعمل این کار را انجام دهید.

و دیگری بر مبنای ODBC وجود دارد. یکی بر مبنای پروتکل 2R راه اساسی برای ارتباط با دیتابیس در (R Special Interest Group on Databases, 2009) به DBIواسط عمومی بوسیله پکیج فراهم می‌کند.(DBMS)همراه پکیج ویژه برای هر سیستم مدیریتی دیتابیس

استفاده کنید، می‌توانید مطمئن باشید که شما قادر به ارتباط با ODBC اگر تصمیم دارید از پروتکل است. از سمت DBMS هستید. این ممکنه شامل نصب چندین درایور در سمت DBMSاستفاده از این پروتکل نیاز داشته باشید. RODBC شما ممکنه به پکیج R

یک سری از توابع واسط دیتابیس را اجرا می‌کند. این توابع از سرور دیتابیس مستقل هستند که DBIپکیج در حقیقت برای ذخیره داده‌ها استفاده می‌شود. استفاده کننده فقط نیاز دارد که نشان دهد وقتی یک ارتباط به دیتابیس برقرار می‌شود کدام میانجی ارتباطی در اولین مرحله استفاده خواهد شد. این بدان معنی است که اگر خود را تغییر دهید، شما تنها به تغییر یک دستورالعمل واحد نیاز خواهید داشت (شما آرزومند DBMSشما را مجزا می‌گرداند). به عبارتی برای دستیابی به این استفاده کننده مستقل DBMSارتباط با آن هستید که R مختلف مراقبت می‌کند. DBMSهمچنین نیاز به نصب پکیج‌هایی دارید که از جزئیات ارتباطی برای هر های اصلی و بزرگ دارد. مخصوصا، برای ارتباط با یک دیتابیس DBMS بسیاری برای DMBSپکیج‌های ویژه MySQL دارید RMySQL ذخیره شده در بعضی سرورها شما پکیج (James and DebRoy, 2009).

در حال اجرا در ویندوز R3ـ2ـ4ـ1ـ بارگذاری اطلاعات درون

بر روی همان کامپیوتر MySQL را اجرا می‌کنید، مستقل از اینکه آیا سرور دیتابیس Rاگر شما در ویندوز مستقر است یا خیر (مشروط بر اجرا شدن روی سیستم عامل دیگری)، ساده‌ترین راه برای ارتباط با دیتابیس از دارید.RODBC، شما نیاز به نصب پکیج R است. به عبارت دیگر این پروتکل در ODBC از طریق پروتکل R باشید ODBC برای اولین بار استفاده از پروتکل MySQLقبل از آنکه قادر به برقراری ارتباط با دیتابیس بر روی سیستم MySQL ODBCچند قدم فراتر ضروری است. برای مثال، شما همچنین به نصب درایور دانلود گردد. این کار تنها MySQL نامیده می‌شود و می‌تواند از طریق سایت myodbcویندوز نیاز دارید که مورد نیاز است. بعد از نصب این درایور شما می‌توانید MySQL جهت وصل به ODBCبرای اولین بار استفاده از مستقر بر روی کامپیوترتان یا هر سیستم دیگری که شما از طریق شبکه محلی MySQL به ODBCاتصال هر اتصال دیتابیسی که شما ایجاد می‌کنید ODBCبدان دسترسی نیاز دارید را ایجاد نمایید. بر طبق پروتکل). این نام برای دسترسی به دیتابیس ODBC بر طبق زبان فنی DSNیک نام دارد (نام منبع اطلاعات، یا بر روی ویندوز کامپیوتر باید برنامه‌ای به نام ODBC استفاده خواهد شد. برای ایجاد یک اتصال R از MySQL ، داشته باشید که از طریق کنترل پنل ویندوز قابل دستیابی است. بعد از اجرای این ODBC"منابع اطلاعاتی یک استفاده کننده از منبع اطلاعاتی جدید ایجاد (MySQL ODBC (myodbcبرنامه باید با استفاده از درایور کنید که شما فرض می‌شود در گذشته اینستال کرده‌اید. در فرایند ایجاد این تولید، از شما چندین چیز مانند است برای مثال، اگر این یک سرور localhost (اگر کامپیوتر شخصیتان است منظور MySQLآدرس سرور می‌باشد)، نام این دیتابیس که شما می‌خواهید یک کانکشن در آن ایجاد myserver.xpto.ptدوردست است) DSNنمایید (به مثال‌های نقل شده در قبل مراجعه کنید) و نامی که آرزو دارید به این کانکشن بدهید (یعنی پرسیده می‌شود. یک بار که شما این فرایند را تکمیل کردید، که شما تنها برای اولین بار این کار را انجام می‌باشید.R از MySQLمی‌دهید، آماده برای اتصال به دیتابیس

را بـه یـک S&P 500 را ایجاد مـی‌کنـد و اطلاعـات R زیرین یک کانکشن به دیتابیس نقل شده از Rکد چارچوب اطلاعاتی بارگذاری می‌کند.

```
> library(RODBC)
> ch <-
odbcConnect("QuotesDSN",uid="myusername",pwd="mypassword")
> allQuotes <- sqlFetch(ch,"gspc")
> GSPC <- xts(allQuotes[,-1],order.by=as.Date(allQuotes[,1]))
> head(GSPC)
```

	Open	High	Low	Close	Volume	AdjClose
1970-01-02	92.06	93.54	91.79	93.00	8050000	93.00
1970-01-05	93.00	94.25	92.53	93.46	11490000	93.46
1970-01-06	93.46	93.81	92.13	92.82	11460000	92.82
1970-01-07	92.82	93.38	91.93	92.63	10010000	92.63
1970-01-08	92.63	93.47	91.99	92.68	10670000	92.68
1970-01-09	92.68	93.25	91.82	92.40	9380000	92.40

```
> odbcClose(ch)
```

DSN، ما یک کانکشن با استفاده از دیتابیسمان که در گذشـته بـه عنـوان RODBCبعد از بارگذاری پکیج ایجاد می‌کنیم. سپس ما یکی از تابع‌های در دسترس odbcConnect()درست کرده بودیم و با استفاده از تابع است که شامل تمام ردیف‌هـای sqlFetch()را برای جستجو در یک جدول استفاده می‌کنید، در این مورد تابع از ایـن چـارچوب xtsجدول و بازده آن‌ها همچون یک فریم اطلاعات می‌باشد. مرحلـه بعـد خلـق یـک شـیء اطلاعات با اسـتفاده از اطلاعـات و قیمـت‌هـای جـاری اسـت. در نهایـت، مـا کانکشـن را بـه دیتـابیس بـا تـابع odbcClose() می‌بندیم.

یک نکته خلاصه در کار کردن به دیتابیس‌های بسیار بزرگ‌تر این است که اگر جستجوی شـما یـک نتیجـه بسیار بزرگ برای مطابقت یافتن با حافظه اصلی کامپیوترتـان تولیـد کنـد، سـپس شـما مجبـور بـه اسـتفاده از استراتژی دیگری هستید. اگر آن برای تجزیه و تحلیل شما امکان‌پذیر است، شما می‌توانید برای مـدیریت کـردن اطلاعات در مقادیر قابل توجه و بزرگ تلاش کنید و این می‌تواند با دسـتیابی بـه پارامترهـای بزرگتـری از توابـع مقدور گردد. سایر اهـداف مـی‌توانـد در عملکـرد عـالی و وظیفـه مشـاهده sqlFecthMore() و sqlFect() محاسبات موازی یافت شود، مثلا در پکیج ff(Adler et al., 2010).

در حال اجرا در لینوکس3R_2_4_2_ بارگذاری اطلاعات درون

را از بسته‌های مربوط به یونیکس اجرا می‌کنید آسان‌ترین راه برای ارتباط با دیتابیس Rدر مواردی که شما ODBC می‌باشد. هنوز پروتکل RMySQL در ملحقات اضافی با پکیج DBIتان احتمالا از طریق پکیج MySQL شما نیازی به هیچ مرحلـه مقـدماتی ماننـد RMySQLبرای این سیستم‌های عامل قابل دستیابی است. با پکیج ندارید. بعد از اینستال کردن پکیج شما می‌توانید استفاده از آن را همچنانکه با مثال زیر نشان داده‌ایم RODBC آغاز نمایید.

```
> library(DBI)
> library(RMySQL)
> drv <- dbDriver("MySQL")
> ch <- dbConnect(drv,dbname="Quotes","myusername","mypassword")
> allQuotes <- dbGetQuery(ch,"select * from gspc")
> GSPC <- xts(allQuotes[,-1],order.by=as.Date(allQuotes[,1]))
> head(GSPC)
```

	Open	High	Low	Close	Volume	AdjClose
1970-01-02	92.06	93.54	91.79	93.00	8050000	93.00
1970-01-05	93.00	94.25	92.53	93.46	11490000	93.46
1970-01-06	93.46	93.81	92.13	92.82	11460000	92.82
1970-01-07	92.82	93.38	91.93	92.63	10010000	92.63
1970-01-08	92.63	93.47	91.99	92.68	10670000	92.68
1970-01-09	92.68	93.25	91.82	92.40	9380000	92.40

```
> dbDisconnect(ch)

[1] TRUE

> dbUnloadDriver(drv)
```

بـا معنـایی dbConnect() و functions dbDr iver()بعد از بارگذاری این پکیج‌ها با اسـتفاده از تـابع به دیتابیس SQL به ما برای فرستادن یک سوال dbGetQuery()آشکار، اتصالی به دیتابیس باز می‌کنیم. تابع xtsو دریافت نتیجه‌ای همچون یک چارچوب اطلاعاتی اجازه می‌دهد. بعد از مکالمات معمولی برای یـک شـیء می‌بندیم. توابـع بیشـتر، dbUnloadDriver() و dbDisconnect()ما کانکشن دیتابیس را برای استفاده از موجود اسـت و DBIشامل توابعی هستند که بخشی از آزمون‌های بزرگ را به دست می‌دهد، همچنین در پکیج ممکنه در اسناد پکیج مورد مشورت قرار گیرد.

اسـتفاده از زیربنـای فـراهم شـده MySQLاحتمال دیگر در رابطه با استفاده از اطلاعات در یک دیتابیس getSymbols() است که ما در بخـش 3ـ2ـ3 توضـیح دادیـم. در نتیجـه، تـابع quantmodبوسیله پکیج

استفاده شود. در زیر دستور العمل ساده‌ای از آن با فرض یک MySQLمی‌تواند همچون یک منبع دیتابیس دیتابیس مانند آنچه در بالا شرح دادیم استفاده می‌شود:

```
> setSymbolLookup(GSPC=list(name='gspc',src='mysql',
+ db.fields=c('Index','Open','High','Low','Close','Volume','AdjClose'),
+ user='xpto',password='ypto',dbname='Quotes'))
> getSymbols('GSPC')

[1] "GSPC"
```

3ـ3ـ تعریف وظایف پیش‌بینی

داشته باشیم در S&p500عموما، هدف ما این است که پیش‌بینی خوبی برای قیمت‌های آتی شاخص نتیجه آن سفارش سودآور می‌تواند به موقع مورد استفاده قرار گیرد. این هدف کلی باید به ما اجازه دهد به آسانی آنچه را برای پیش‌بینی مدل‌مان نیاز داریم تعریف کند ـ این امر باید برای پیش‌بینی ارزش آتی سری زمانی قیمت‌ها دسته‌بندی شود. اگرچه، فهمیدن آن مطابق این وظیفه ساده آسان است، ما فورا با چندین سوال مواجه می‌شویم، برای مثال 1) کدامیک از قیمت‌های روزانه مد نظر است؟ یا 2) برای چه زمانی در آینده باید محسوب شود؟ جواب دادن به این سوالات ممکنه آسان نباشد و معمولا به اینکه چگونه پیش‌بینی‌ها برای تولید سفارشات تجاری مورد استفاده قرار می‌گیرد، بستگی دارد.

3ـ3ـ1ـ چه چیزی را پیش‌بینی کنیم؟

استراتژی‌های مبادلاتی که ما در بخش 3ـ5 توضیح خواهیم داد فرض می‌کند که ما یک پیش‌بینی از گرایش نمرات در چند روز آینده بدست آوردیم. بر اساس این پیش‌بینی ما دستوراتی که اگر گرایش اعداد در آینده تایید گردد سودآور خواهد بود را جایگزین خواهیم کرد.

باشد، ما این را در اصطلاح تجارت به عنوان p%اجازه دهید فرض کنیم که اگر قیمت‌ها خیلی بیش از مبادله‌ای باارزش بررسی می‌کنیم (برای مثال، پوشش دادن هزینه مبادلات). در این نوشته، ما مدل پیش‌بینیمان روز آینده می‌خواهیم. لطفا توجه داشته باشید که kبرای پیشگویی آنچه این حاشیه سود قابل دستیابی است در روی ما حقیقتا می‌توانیم قیمت‌ها را در بالا و پایین این درصد مشاهده کنیم. این بدین معنی kدر خلال این ممکنه بهترین فکر نباشد. در نتیجه، آنچه t+kاست که پیش‌بینی کردن یک قیمت ویژه برای زمان آتی خاصی روز آتی است و این بوسیله یک قیمت خاصی در زمان kما می‌خواهیم داشتن پیش‌بینی از قیمت پویای کلی در ممکنه بیان کننده یک اختلاف خیلی کوچک‌تر از t+kخاص بدست نمی‌آید. مثلا، قیمت بسته شدن در زمان p% باشد اما همین امر ممکن است در فرایند محاسبه قیمت دوره، در نشان دادن اختلافی بسیار بیشتر از p% با اهمیت و ارجح باشد. بنابراین آنچه ما به عنوان نتیجه می‌خواهیم برای داشتن یک t+k .... tدر پنجره روز آینده است. kپیش‌بینی خوب از گرایش کلی قیمت در

ما یک متغیر که با اطلاعات قیمت جاری محاسبه خواهد شد را شرح خواهیم داد، که می‌تواند همچون یک روز آتی مشاهده شود. ارزش این شاخص باید با اطمینان از اینکه ما به آن kشاخص (یک بها) از گرایش در روز آتی قابل دستیابی است، مرتبط باشد. در این مرحله این مهمه که توجه داشته k داریم و در pحاشیه هدف را مورد توجه داریم منظورمان زیر یا بالای قیمت جاری است. هدف این p%باشیم که وقتی ما یک انحراف از است که انحراف مثبت ما را به خرید هدایت می‌کند در حالیکه انحراف منفی فعالیت‌های فروش را برمی‌انگیزاند. شاخصی که پیشنهاد می‌کنیم حاصل گرایشی همچون یک بهای واحد است، مثبت برای گرایشات به سمت بالا و منفی برای گرایشات به سمت پایین قیمت‌ها. اجازه دهید قیمت میانگین روزانه را بوسیله تقریب زیر بدست آوریم:

$$\bar{P}_i - \frac{C_i + H_i + L_i}{3}$$

v_i است. اجازه دهید i بسته می‌شود به ترتیب بالا و پایین قیمت جاری برای روز L_i و H_i، C_iجاییکه بسته می‌شود (اغلب بازگشت‌های k به قیمت میانگین روزهای پیامد kمجموعه‌ای از درصد انحرافات امروز حساب نامیده می‌شود):

$$V_i = \left\{ \frac{\bar{P}_{i\,|\,j} - C_i}{C_i} \right\}_{j=1}^{k}$$

ما است: p%تغییرات شاخص ما مجموع کلی انحرافاتی است که ارزش مستقل بالاتر از حاشیه هدف

$$T_i = \sum_v \{v \in V_i : v > p\% \vee v < -p\%\}$$

روز است که چندین روز با میانگین قیمت‌های روزانه به طور k برای یک دوره واحد tدیدگاه کلی تغییرات بدین معنی است که آنجا چندین میانگین قیمت tآشکاری بیش از تغییرات هدف دارد. ارزش مثبت بالای است که امروز بسته می‌شود. چنین موقعیتی شاخص خوبی از pروزانه وجود دارد که بیش از بالاتری درصد فرصت‌های بالقوه برای انتشار یک دستور خرید است، همچنانکه ما توقعات مناسبی از اینکه قیمت‌ها افزایش قیمت‌های داده شده احتمالا Tخواهد یافت. به عبارت دیگر، ارزش منفی بالای فعالیت‌های فروش پیشنهادی کاهش خواهد یافت. ارزش نزدیک صفر می‌تواند به وسیله دوره‌هایی با قیمت‌های تخت یا با انحرافات مثبت و منفی تداخلی که همدیگر را خنثی می‌کند.

تابع زیر این شاخص ساده را اجرا می‌کند:

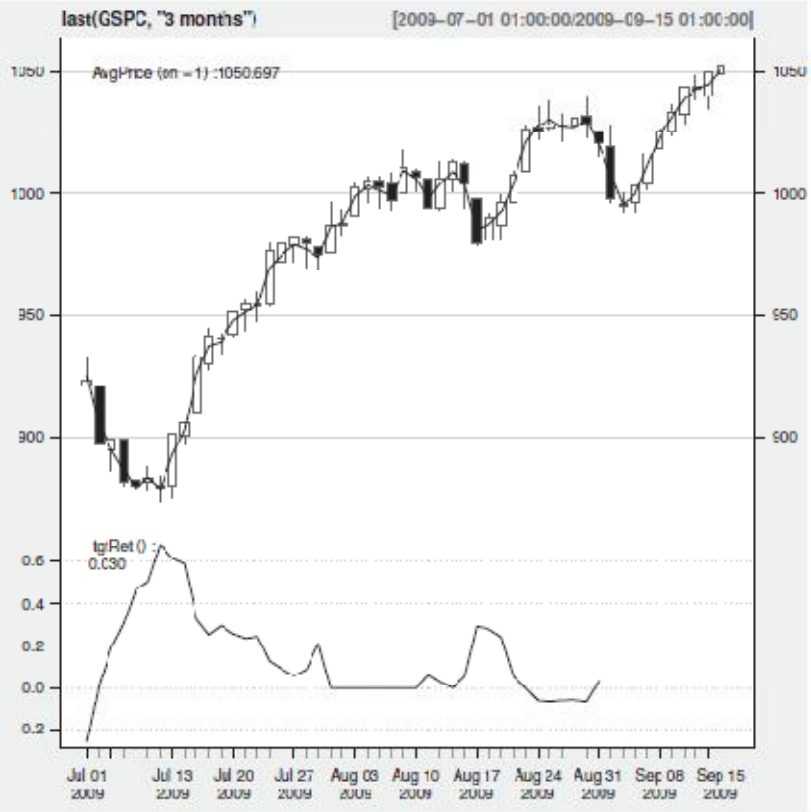
```
> T.ind <- function(quotes, tgt.margin = 0.025, n.days = 10) {
+ v <- apply(HLC(quotes), 1, mean)
+ r <- matrix(NA, ncol = n.days, nrow = NROW(quotes))
+ for (x in 1:n.days) r[, x] <- Next(Delt(v, k = x), x)
+ x <- apply(r, 1, function(x) sum(x[x > tgt.margin | x <
```

```
+ -tgt.margin]))
+ if (is.xts(quotes))
+ xts(x, time(quotes))
+ else x
+ }
```

قیمت‌های بـالا، HLC()تابع با بدست آوردن محاسبه قیمت میانگین برطبق معادله 3ـ2 آغاز می‌گردد. تابع روز آتی را بـا توجـه بـه قیمـت nپایین و بسته شدن را از شیء قیمت جاری استخراج می‌کند. ما سپس بازده به جابجـایی اززش سـری زمـانی در زمـان (هـر دو زمـان آینـده و Next()بسته جاری به دست می‌آوریم. تابع می‌تواند برای محاسبه درصد یا بازده طولانی یک سری از قیمت‌ها استفاده Delt()گذشته) اجازه می‌دهد. تابع جمع می‌کند بازگشت‌های قطعی بسیاری را جمع می‌کند کـه بازگشـت‌هـای بـالا T.ind()شود. در نهایت، تابع خاشیه انحراف هدفی است که بوسیله مقدار پیش‌فرض 2/5 درصد تنظیم می‌شود.

ما می‌توانیم نظریه بهتری از رفتار این شاخص در نمودار 3ـ1 که با کدهای ذیل تولید شده اسـت را بدسـت آوریم:

```
> candleChart(last(GSPC, "3 months"), theme = "white", TA = NULL)
> avgPrice <- function(p) apply(HLC(p), 1, mean)
> addAvgPrice <- newTA(FUN = avgPrice, col = 1, legend = "AvgPrice")
> addT.ind <- newTA(FUN = T.ind, col = "red", legend = "tgtRet")
> addAvgPrice(on = 1)
> addT.ind()
```



نمودار 3_1: شاخص S&P500 ما در سه ماه گذشته و

از قیمت جاری سهام رسم می‌کند. این نمودارها candlestik نمودارهای ()candleChart تابع قیمت‌های جاری روزانه را بوسیله جعبه رنگی و نمودارهای میله‌ای عمودی ارائه می‌دهد. نمودار میله‌ای قیمت‌های بالا و پایین روز را ارائه می‌دهد در حالیکه جعبه دامنه باز و بسته بودن آن را نشان می‌دهد. رنگ جعبه نشان بر اینست که بالای جعبه قیمت باز یا بسته است که اگر قیمت‌ها کاهش یابد (سیاه در نمودار 3_1،) در میان بخش‌های روزانه افزایش یابد. R) یا (سفید در نمودار ما، سبز در بخش Rنارنجی در یک بخش تعاملی) candlestiks را به دو شاخص نمودار اضافه کردیم: قیمت میانگین (در همان نمودار مانند candlestikما می‌تواند برای خلق توابع جدید ترسیم جهت برای شاخص‌هایی که ما آرزو ()newTA ما (زیر). تابع Tو شاخص قرار دهیم می‌باشد. ارزش بازده این تابع یک تابع ترسیم است! این بدین candlestikداریم در نمودارهای R اضافه می‌شود می‌تواند همچون هر تابع دیگری از addAvgPrice و T.indمعنی است که اشیایی که به نامیده شود. این امر بر روی دو دستورالعمل آخر انجام می‌شود. هر کدام از آن‌ها یک شاخص به نمودار اولیه با پارامتر تنظیم شده برای 1 ()addAvgPrice اضافه می‌کند. تابع ()candleChartتولید شده بوسیله تابع نامگذاری می‌شود که بدین معنی است که شاخص روی اولین پنجره نمودار ترسیم خواهد شد؛ که آنجایی با این استدلال نامگذاری نمی‌شود، به یک نمودار جدید ()addT.ind است. تابع candlestikمی‌باشد که

هدایت می‌کند. دادن مقیاس کاملا متفاوتی از ارزش چیزی است که در مورد شاخص‌مان candlestiksزیر زمانی که دوره بعدی از انحرافات Tمفهوم می‌یابد. همچنانکه می‌توانید در نمودار 3_1 مشاهده کنید، شاخص iمثبت وجود دارد به بالاترین ارزش و بها دست می‌یابد. واضح است جهت دستیابی به ارزش شاخص برای زمان این حرکت‌ها را پیش‌بینی Tلازم است به ارزش جاری برای 10 روز بعدی را داشته باشیم بنابراین نمی‌گوییم که می‌کند. این هدف شاخص نیست. این هدفی برای خلاصه سازی مشاهدات رفتار آتی از قیمت‌ها در یک ارزش واحد است و این رفتار را پیش‌بینی نمی‌کند! در دیدگاه ما به این مسئله فرض خواهیم کرد فعالیت‌های تجاری روز آتی بستگی دارد وابسته است. k به آنچه انتظارات ما در رابطه با ارزیابی قیمت‌ها در tصحیح در زمان مان را شرح خواهیم داد. نشانه مبادله صحیح در tبعلاوه، ما این فرضیه تکاملی آتی از قیمت‌ها بوسیله شاخص بالاتر از یک آستانه معین باشد خریداری خواهد شد و اگر نمره زیر آستانه دیگری باشد t اگر نمره tزمان فروخته خواهد شد. در تمام موارد دیگر، نشانه صحیح هیچ کاری انجام نخواهد داد (مانند نگهداری). به طور باشیم. راجع به اطلاعات تاریخی ما علامت tخلاصه، ما می‌خواهیم قادر به پیش بینی علامت صحیح برای زمان مربوطه و استفاده از روش آستانه مانند خلاصه بالا، پر خواهیم کرد. Tصحیح برای هر روز را با محاسبه نمره

3_3_2_ کدام پیش‌بینی کننده‌ها؟

روز آتی را خلاصه می‌کند. هدف k تعریف می‌کنیم که رفتار سری‌های زمانی قیمت در Tما یک شاخص داده‌کاویمان این رفتار را پیش‌بینی خواهد کرد. فرضیات اصلی پشت تلاش برای پیش‌بینی رفتار آتی بازارهای مالی این است که ممکن است بوسیله مشاهده رفتار گذشته بازار انجام شود. صراحتا، ما فرض می‌کنیم که اگر دنبال می‌شد و اگر آن زنجیره علت به طور مکرر f بوسیله رفتاری دیگری همچون pدر گذشته یک رفتار خاص اتفاق می‌افتاد، پس این قابل پذیرش است که فرض کنیم این امر دوباره در آینده اتفاق خواهد افتاد و در نتیجه بعدی مشاهده خواهیم کرد را پیش‌بینی کنیم. ما بطور f را الان مشاهده کنیم می‌توانیم آنچه در pاگر ما مان برآورد می‌کنیم. حالا باید تصمیم بگیریم چگونه الگوی قیمت‌های T را به وسیله شاخص fتقریبی رفتار آتی در توضیحات بالا). به جای استفاده مجدد از یک شاخص واحد برای توضیح این pاخیر را شرح خواهیم داد (فعالیت اخیر، با تلاش برای تصرف اموال متفاوتی از سری‌های زمانی قیمت برای تسهیل وظیفه پیش‌بینی، چندین شاخص را استفاده خواهیم کرد.

آسان‌ترین نوع اطلاعات ما می‌توانیم برای توصیف گذشته استفاده کنیم قیمت‌های مشاهده شده اخیر است. به طور غیررسمی، آن نوعی از روشی است که در چندین مدل سری‌های زمانی استاندارد قابل دست‌یابی است. این مدل‌های خطی مشی توسعه است که ارتباط بین ارزش‌های آتی سری‌های زمانی و پنجره‌ای به گذشته این سری‌های زمانی را توصیف می‌کند. ما برای غنی سازی توصیف‌مان از فعالیت‌های اخیر qمشاهدات سری‌های زمان با افزودن آینده‌های بیشتری به این پنجره از قیمت‌های جاری، تلاش خواهیم کرد.

شاخص‌های فنی خلاصه‌های عددی است که بعضی دارایی‌های قیمت این سری‌های زمان را منعکس می‌کند. برخلاف دیتابیس آن‌ها که همچون ابزاری برای تصمیم‌گیری اینکه چه زمانی مبادله انجام شود، استفاده

می‌شود آن‌ها همچنان می‌توانند خلاصه جذابی از پویایی قیمت سری‌های زمان فراهم کنند. مقدار شاخص‌های ما می‌توانیم مثال ساده خوبی پیدا کنیم. R، در TTRفنی در دسترس می‌تواند طاقت‌فرسا باشد. با تشکر از پکیج شاخص‌ها معمولا سعی می‌کند بعضی دارایی‌ها از سری‌های قیمت‌ها، مانند اینکه آیا آن‌ها تغییرات زیادی دارند یا نه و یا دنبال کردن بعضی تمایلات خاص و غیره را تبدیل کنیم. برای غالب شدن به این مشکل، ما جستجوی فراگیری برای شاخص‌هایی که برای وظیفه ما مناسب‌تر است را انجام نخواهیم داد. نه تنها برای این برنامه ویژه بلکه هنوز این یک سوال تحقیق مربوط و مناسب است. معمولا این به عنوان مشکل انتخاب شده آتی شناخته می‌شود و می‌تواند به طور غیررسمی به عنوان وظیفه پیدا کردن مناسب‌ترین زیرمجموعه از متغیرهای ورودی در دسترس برای یک مدل وظیفه تعریف شود. دست‌یابی‌های موجود برای این مسئله می‌تواند معمولا در دو گروه مطرح گردد: 1) فیلترهای آتی و 2) پوشش‌های آتی. اولی استقلال از ابزار مدل‌سازی است که بعد از فاز انتخابی بعدی استفاده خواهد شد. آن‌ها بطور اساسی سعی می‌کنند بعضی دارایی‌های آماری از آینده (برای مثال، همبستگی) را جهت انتخاب گروه نهایی از آینده استفاده کنند. دستیابی‌های پوششی شامل ابزار مدل‌سازی در فرایند انتخاب است. آن‌ها جایی که در هر قدم یک گروه داوطلب از آینده سعی دارد با ابزار مدل‌سازی کار کند، یک فرایند جستجوی تکراری را انجام می‌دهند و نتایج مربوطه ثبت شده است. بر اساس این نتایج، گروه‌های آزمایشی جدید با استفاده کردن از بعضی تحقیقات عملیاتی تولید می‌شوند، و فرایند تکرار می‌شود تا اینکه بعضی معیارهای همگرایی ملاقات می‌شوند که گروه نهایی را تعریف خواهد کرد.

ما یک دیدگاه ساده جهت انتخاب آینده برای شامل شدن در مدلمان استفاده خواهیم کرد. آن دیدگاه این است که این فرایند را با یک مثال محسوس شرح دهیم و نه اینکه بهترین راه حل ممکن برای این مشکل را پیدا کنیم که به زمان منابع محاسباتی دیگری نیاز دارد. ما یک گروه اولیه از خصایص تعریف خواهیم کرد و سپس یک تکنیک برای تخمین زدن اهمیت هرکدام از این خصلت‌ها استفاده می‌کنیم. بر اساس این تخمین‌ها ما بیشتر خصایص مربوط را انتخاب خواهیم کرد. ما تجزیه و تحلیلمان را بر روی قیمت جاری بسته شد متمرکز می‌کنیم همچنانکه تصمیمات خرید و فروشمان در پایان هر دوره روزانه ساخته خواهد شد. اولین گروه خصایص (محاسباتی) یا درصد hبوسیله چندین بازده گذشته از قیمت بسته شدن شکل خواهد گرفت. بازده روزهای انحرافات می‌تواند بدین شکل محاسبه گردد:

$$R_{i-h} = \frac{C_i - C_{i-h}}{C_{i-h}}$$

است. در گروه خصلت‌های داوطلبین، ده تا از این بازده‌ها را با i قیمت بسته شدن در بخش c_iدر حالی که در دسترس در پکیج یک گروه نمایشگر از شاخص‌های TTR از 1 تا 10 محاسبه می‌کنیم. پس از آن hتغییرات فنی را انتخاب می‌کنیم، برای مثال، دامنه صحت میانگین که یک شاخص فراریت این سری‌ها است؛ شاخص ؛ (ADX) که یک شاخص مقدار حرکت است؛ شاخص حرکت هدایتی والس ویلدر (SMI)اندازه‌های تصادفی شاخص آرن که سعی دارد گرایشات آغازین را تعریف کند؛ شاخص بولینگر بندز که فراریت را فراتر از یک دوره که به قسمت بسته شدن جهت دامنه مبادلاتی (CLV)زمانی می‌سنجد؛ فراریت چایکین؛ ارزش مکان بسته

؛ (MFI)؛ شاخص گردش نقدینگی MACD؛ نوسانگر (EMV)خود، وابسته است؛ ازرش حرکتی آرمز ایز ایستادن و توقف سهمی‌وار؛ و شاخص فراریت. جزئیات و منابع بیشتر برای اینها و دیگر شاخص‌ها می‌توانند در اجرا می‌کنند، یافت می‌شود. بیشتر این شاخص‌ها TTRصفحه کمک‌های مربوطه از توابعی که آن‌ها را در پکیج چندین بهایی تولید می‌کند که با همدیگر برای تصمیم‌سازی‌های تجاری استفاده می‌شود. همانطور که در گذشته خاطر نشان شد، برای استفاده از این شاخص‌ها جهت مبادلات برنامه‌ای نداریم. همینطور، بعضی را جهت بدست آوردن یک بهای واحد برای هر کدام بکار برده شد. TTRفرایندهای گذشته از خروجی توابع توابع زیر این فرایند را اجرا می‌کند:

```
> myATR <- function(x) ATR(HLC(x))[, "atr"]
> mySMI <- function(x) SMI(HLC(x))[, "SMI"]
> myADX <- function(x) ADX(HLC(x))[, "ADX"]
> myAroon <- function(x) aroon(x[, c("High", "Low")])$oscillator
> myBB <- function(x) BBands(HLC(x))[, "pctB"]
> myChaikinVol <- function(x) Delt(chaikinVolatility(x[, c("High",
+       "Low")]))[, 1]
> myCLV <- function(x) EMA(CLV(HLC(x)))[, 1]
> myEMV <- function(x) EMV(x[, c("High", "Low")], x[, "Volume"])[,
+       2]
> myMACD <- function(x) MACD(Cl(x))[, 2]
> myMFI <- function(x) MFI(x[, c("High", "Low", "Close")],
+       x[, "Volume"])
> mySAR <- function(x) SAR(x[, c("High", "Close")])[, 1]
> myVolat <- function(x) volatility(OHLC(x), calc = "garman")[,
+       1]
```

Tتغییراتی که از پیش‌بینی‌های گروه اولیه‌مان توصیف کردیم برای وظیفه پیش‌بینی ارزش آتی شاخص بود. ما جهت کاهش این گروه از 22 متغیر استفاده کردن از یک در روش انتخاب ویژگی تلاش خواهیم کرد. در بخش 2_7 برای بدست آوردن پیش‌بینی‌هایی از رخداد خزه استفاده (Beriman, 2001)جنگل تصادفی شد. جنگل تصادفی همچنین می‌تواند برای تخمین زدن اهمیت متغیرهای شامل شده در وظیفه پیش‌بینی استفاده گردد. بطور غیررسمی، اگر ما هر متغیر در بازده را حذف کنیم این تقاضا می‌تواند بوسیله محاسبه افزایش درصد در خطاهای تصادفی پیش‌بینی محاسبه گردد. در شیوه‌ای معین این امر نظریه فیلترهای پوشاننده را همانند سازی می‌کند در نتیجه این شامل یک ابزار مدل‌سازی در فرایند انتخاب ویژگی‌ها را شامل می‌شود. Tاگرچه این یک فرایند جستجوی تکراری نیست و بعلاوه ما از سایر مدل‌های پیش‌بینی برای پیش‌بینی استفاده خواهیم کرد، این بدین معنی است که گروه متغیرهای انتخاب شده بوسیله این فرایند برای سایر مدل‌ها

بهینه نمی‌شود و بدینصورت این روش بیشتر شبیه یک فیلتر دستیابی استفاده می‌شود. در برداشت ما از این برنامه، ما اطلاعات در دسترس را به دو بخش مجزا تقسیم می‌کنیم: 1) یکی برای ایجاد سیستم مبادلاتی استفاده می‌شود و 2) باقی جهت آزمایش کردن آن بکار می‌رود. گروه اول بوسیله اولین اطلاعات 30 سال شکل داده خواهد شد. باقی اطلاعات را (حدود 9 سال) برای تست نهایی از S&P500قیمت‌های جاری از سیستم تجاری‌مان رها خواهیم کرد. در این ارتباط، باید تست‌های نهایی از این فرایند انتخاب ویژگی جهت مطمئن شدن از بی‌غرض بودن نتایج را رها کنیم. با استفاده از اطلاعات در دسترس برای تمرین ما ابتدا یک پیش‌بینی تصادفی درست می‌کنیم:

```
> data(GSPC)
> library(randomForest)
> data.model <- specifyModel(T.ind(GSPC) ~ Delt(Cl(GSPC),k=1:10) +
+       myATR(GSPC) + mySMI(GSPC) + myADX(GSPC) +
myAroon(GSPC) +
+       myBB(GSPC) + myChaikinVol(GSPC) + myCLV(GSPC) +
+       CMO(Cl(GSPC)) + EMA(Delt(Cl(GSPC))) + myEMV(GSPC) +
+       myVolat(GSPC) + myMACD(GSPC) + myMFI(GSPC) +
RSI(Cl(GSPC)) +
+       mySAR(GSPC) + runMean(Cl(GSPC)) + runSD(Cl(GSPC)))
> set.seed(1234)
> rf <- buildModel(data.model,method='randomForest',
+                  training.per=c(start(GSPC),index(GSPC["1999-12-31"])),
+                 ntree=50, importance=T)
```

کدهای داده شده در بالا بوسیله علامت‌گذاری آغاز می‌شود و اطلاعات بدست آمده جهت مدل‌سازی با ایجاد می‌کند که quantmod استفاده خواهد شد. این تابع یک شیء specifyModel()استفاده از تابع شامل ویژگی خاصی از مدل انتزاعی معینی می‌باشد (با فرمول توضیح داده شده است). این ویژگی ممکن است به اطلاعات آمده از انواعی از منابع متفاوت که بعضی ممکنه حتی اخیرا در حافظه کامپیوتر نباشد، اشاره کند. برای دستیابی به اطلاعات ضروری مراقبت می‌کند. این مطلب getSymbols()تابع از این موارد با استفاده از در شکلی بسیار قابل حصول از ویژگی و بدست آوردن اطلاعات ضروری جهت مراحل مدل‌سازی بعدی نتیجه می‌دهد. بعلاوه، برای علامت‌هایی که در وب منبعی دارد شما می‌توانید بعدا از هدف بدست آمده ، جهت بدست آوردن getModelData()در مسئله ما) همچون یک متغیر مستقل برای تابع data.model(یک بازیابی هدف مشتمل بر هر قیمت جاری جدید که ممکنه در همان زمان در دسترس باشد، استفاده کنید. از طرف دیگر، این کاملا متقاعد کننده است اگر شما بخواهید یک سیستم تجاری که باید با اطلاعات جدیدی از ویژگی مدل نتیجه داده را استفاده buildModel()قیمت‌های جاری مرتب به روز شود نگهداری کنید. تابع

، شما می‌توانید اطلاعات که trainin.perمی‌کند و شامل یک مدل با اطلاعات مشابه است. از طریق، پارامتر باید برای بدست آوردن مدل استفاده شود را مشخص سازید (ما برای 30 سال اول استفاده می‌کنیم). این تابع اخیرا شامل پوشاننده‌هایی برای ابزارهای مدل‌سازی چندی در میان آن‌ها که پیش‌بینی تصادفی هستند، استفاده نکنید، ممکنه buldModel()می‌باشد. در جایی که شما آرزو دارید از یک مدل بررسی شده بوسیله بدست آورید و آن را در تابع مدل‌سازی مورد علاقه‌تان همچنانکه modelData()اطلاعات را با استفاده از تابع در مثال گویای زیر نشان داده شده است، استفاده کنید:

```
> ex.model <- specifyModel(T.ind(IBM) ~ Delt(Cl(IBM), k = 1:3))
> data <- modelData(ex.model, data.window = c("2009-01-01",
+       "2009-08-10"))
```

ی استاندارد است که می‌تواند به سادگی در یک ماتریک یا zooهدف اطلاعات شامل شده یک هدف چارچوب اطلاعات، بوسیله استفاده همچون یک پارامتر از هر تابع مدل‌سازی مانند مثال گویای ساختگی زیر طرح‌ریزی و قالب‌بندی شود:

```
> m <- myFavouriteModellingTool(ex.model@model.formula,
+                               as.data.frame(data))
```

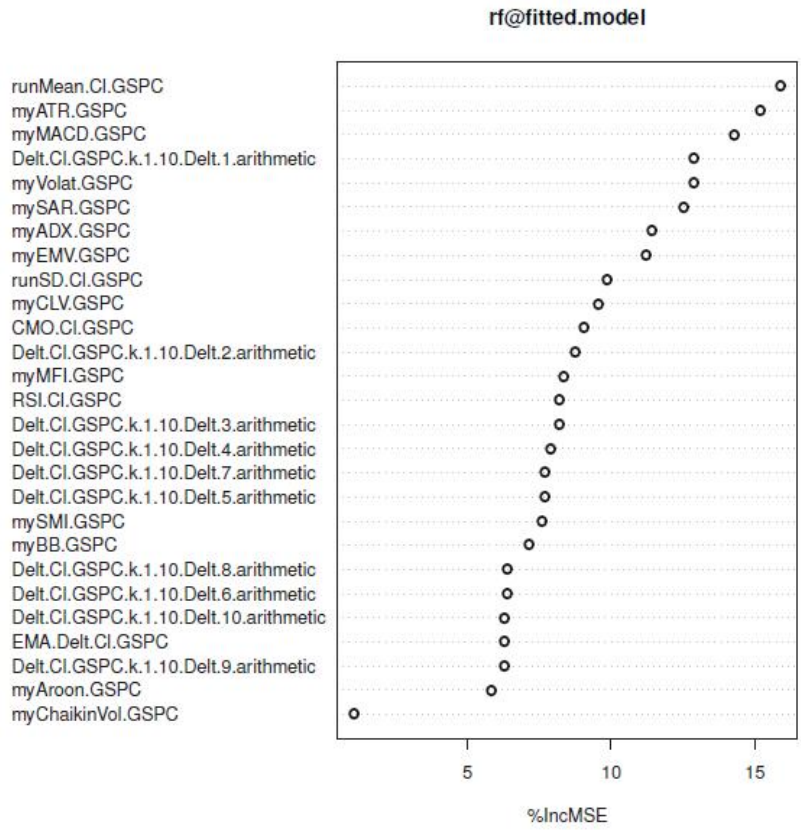
توجه داشته باشید چگونه فرمول مدل را نشان دادیم. فرمول واقعی دقیقا شبیه آنچه در در متغیر مستقل از فراهم شده است نمی‌باشد. این فرمول اخیر برای رفتن و آوردن اطلاعات استفاده شده specifyModel()تابع تولید می‌کند specifyModel()است، اما فرمول واقعی باید برای هر کدام از ستون‌ها و اسامی مربوطه که تابع مشتمل quantmod از شیء تولید شده بوسیله تابع model.formulaاستفاده گردد. این اطلاعات بر شیار می‌شود. توجه داشته باشید که در این مثال ساختگی کوچک ما به یک وسیله که اطلاعات را بر روی یک ریبون ، برای آنهایی که اخیرا در اطلاعات حافظه نداریم، اشاره کردیم. تابع (IBM)باریک کاغذی پرینت می‌کند از آن بوسیله واکشی خاموشی از اطلاعات قیمت جاری بدست آمده از وب با استفاده از تابع specifyModel() مراقبت می‌کند. تمام اینها در یک شکل نامرئی برای استفاده کننده انجام می‌شود و شما getSumbols() ممکن است حتی علامت‌هایی در ویژگی مدلتان که مشتمل بر منابع متفاوتی می‌باشد (برای نمونه به مثال‌های مراجعه کنید) را به حساب آورید.setSymbolLookup()بخش 3_2_3 با استفاده از تابع

در بازده به مشکل انتخاب خصیصه‌مان توجه داشته باشید که ما پارامتر اهمیت = صحیح را به حساب آوردیم بنابراین آن پیش‌بینی‌های تصادفی از اهمیت متغیر را تخمین می‌زند. برای مشکلات رگرسیونی، اجرای از پیش‌بینی‌های تصادفی اهمیت متغیر را با دو منبع متناوب تخمین می‌زند. اولی افزایش درصد در خطای R پیش‌بینی است اگر ما هر متغیر در بازده را حذف کنیم. این امر وقتی که هر متغیری حذف شود با محاسبه

افزایش در میانگین مربع خطای هر درخت در یک نمونه خارج از کیف اندازه‌گیری می‌گردد. این افزایش میانگین فراتر از همه درخت‌ها در جنگل است و با خطای استاندارد بهنجار شده است. این رتبه دوم به وسیله کاهش در منحنی ناخالصی (آلودگی) که با هر متغیری قابل محاسبه است، باید انجام شود که باز هم میانگین بیشتر از تمام درخت‌ها است. ما از رتبه اول همچنانکه آن همانی است که در کاغذ اصلی پیش‌بینی‌های تصادفی . پس از بدست آوردن مدل، ما می‌توانیم اهمیت متغیرها را (Breiman, 2001)اشاره شد استفاده خواهیم کرد مانند زیر چک کنیم:

```
> varImpPlot(rf@fitted.model, type = 1)
```

پیش‌بینی varImpPlot()نتیجه فراخوانی این تابع در نمودار 3_2 داده شده است. متغیرهای مستقل تابع تصادفی از جنگل و رتبه‌هایی است که آرزو داریم ترسیم شود (اگر هر دو در ترسیم حذف شوند). تابع کلی quantmod از شی (fitted model) مدل بدست آمده را همچون شیاری buildModel()بازگشت‌های که مانند یک نتیجه تولید می‌شود را فراهم می‌آورد.



نمودار 3_2: اهمیت متغیر برطبق پیش‌بینی تصادفی

در این مرحله لازم است برای یک آستانه اهمیت رتبه برای تنها یک زیرمجموعه از خصایص انتخـاب کنـیم. با نگاه کردن به نتایج روی نمودار و دادن آن، این مثال سـاده از مفهـوم اسـتفاده از پـیش‌بینـی تصـادفی بـرای خصایص انتخاب شده است، ما از بهای 10 به عنوان آستانه استفاده خواهیم کرد.

```
> imp <- importance(rf@fitted.model, type = 1)
> rownames(imp)[which(imp > 10)]

[1] "Delt.Cl.GSPC.k.1.10.Delt.1.arithmetic"
[2] "myATR.GSPC"
[3] "myADX.GSPC"
[4] "myEMV.GSPC"
[5] "myVolat.GSPC"
[6] "myMACD.GSPC"
[7] "mySAR.GSPC"
[8] "runMean.Cl.GSPC"
```

نمرات محسوسی را برای هر متغیر فراهم می‌کند (در این مورد اولین رتبه است) که ()importanceتابع ما سپس برای بدست آوردن نام‌های متغیرهایی که در مدل آزمایشی‌مان استفاده خواهیم کرد با آستانه‌مان فیلتر می‌کنیم. در استفاده کردن این اطلاعات ما می‌توانیم گروه اطلاعات نهایی‌مان را مانند زیر بدست آوریم:

```
> data.model <- specifyModel(T.ind(GSPC) ~ Delt(Cl(GSPC), k = 1) +
+       myATR(GSPC) + myADX(GSPC) + myEMV(GSPC) +
myVolat(GSPC) +
+       myMACD(GSPC) + mySAR(GSPC) + runMean(Cl(GSPC)))
```

3ـ3ـ3ـ وظایف پیش‌بینی

شامل اطلاعـاتی کـه قصـد داریـم بـرای اسـتفاده بـا (data.model) quantmodدر بخش قبل هدف دارد و Tمدل‌های پیش‌بینیمان استفاده کنیم، را بدست آوردیم. این اطلاعات همچون یک هدف ارزش شـاخص مانند پیش‌بینی کننده‌های یک سری دیگر از متغیرها که از فرایند انتخاب یک خصیصه برآمده، نتیجه مـی‌شـود. می‌باشد. چگونـه tدر بخش 3ـ3ـ1 مشاهده کردیم که هدف واقعی ما پیش‌بینی صحیح یک مبادله در هر زمان می‌توانیم با استفاده از اطلاعات داده شده که در بخش‌های قبلی تولید کردیم آن کار را انجام دهیم؟ ما دو مسـیر برای فراهم کردن پیش‌بینی‌هایی برای تجارت واحد صحیح را کاوش خواهیم کرد.

مانند یک متغیر هدف است و برای فراهم کردن مدلهایی که این ارزش را بـا Tاولین چاره استفاده از ارزش استفاده از اطلاعات پیش‌بینی کننده‌ها پیش‌بینی کند، تلاش می‌کند.این یک وظیفه رگرسیون چندگانه است که

شبیه به آن است که در فصل قبلی مورد بررسی قرار دادیم. اگر ما این مسیر را دنبال کنیم، سپس قادر به ترجمه پیش‌بینی‌های مدلمان به علامت‌های مبادلاتی خواهیم بود. این به تصمیم‌گیری کردن فراتر از آستانه که به هر کدام از سه فعالیت مبادلاتی ممکن هدایت خواهد کرد، معنی می‌دهد. ما این Tارزش پیش‌بینی شده تبدیل را با استفاده از ارزش‌های زیر اجرا خواهیم کرد:

$$signal = \begin{cases} sell & \text{if } T < -0.1 \\ hold & \text{if } -0.1 < T < 0.1 \\ buy & \text{if } T > 0.1 \end{cases}$$

این بخش از ارزش‌های 0/1 و 0/1- بکلی مبتکرانه است و ما همچنین می‌توانیم دیگر آستانه‌ها را استفاده حداقل Tکنیم. هنوز این ارزش‌ها به معنی این است که در خلال دوره 10 روزه استفاده شده برای تولید ارزش 4 میانگین قیمت روزانه که بالای قیمت بسته جاری 2/5% هستند (0/1 = 0/025 * 4). اگر برای استفاده از سایر ارزش‌ها تصمیم بگیرید، باید در نظر داشته باشید که ارزش‌های مستقل بالا علامت‌های کمتری را موجب می‌شود در حالیکه ارزش‌های خیلی کمی ممکن است ما را به تجارت بر اساس انحرافات بسیار کوچک بازار که در پکیج کتاب قابل دستیابی (trading.signals()هدایت کند، بنابراین ریسک بزرگتری ایجاد می‌شود. تابع برای فعالیت b و h، s به یک فاکتور با سه ارزش ممکن Tاست می‌تواند این دگرگونی را از ارزش‌های عددی فروش، نگهداری و خرید مربوطه انجام دهد.

ما وظیفه دوم جایگزین پیش‌بینی را از پیش‌بینی مستقیم علامت‌ها در نظر می‌گیریم. این وسیله به عنوان استفاده می‌شود. چگونه ما این علامت‌های درست را بدست dیک متغیر هدف علامت درست برای روز استفاده می‌کنیم و همان آستانه استفاده شده در معادله 3ـ6. برای اطلاعات Tمی‌آوریم؟ دوباره از شاخص با استفاده از 10 روز بعدی بدست می‌آوریم و از Tتاریخی در دسترس ما نشانه هر روز را بوسیله محاسبه ارزش آستانه‌ها در معادله 3ـ6 برای تصمیم‌گیری علامت استفاده می‌شود. متغیر هدف در این وظیفه ثانویه اسمی است. این نوع از مسائل پیش‌بینی به عنوان وظیفه طبقه‌بندی شناخته می‌شود. فرق اصلی بین طبقه‌بندی و وظیفه رگرسیون نوع متغیر هدف است. وظیفه رگرسیون یک تعدادی متغیر هدف دارد (برای مثال، شاخص مان)، در حالیکه وظیفه طبقه‌بندی یک متغیر هدف اسمی را استفاده می‌کند که با گروه محدودی از T ارزش‌های ممکن است. روش‌ها و تکنیک‌های متفاوت برای این دو مدل از مسائل استفاده می‌شوند. زیربنای باید برداری یا متریک باشد، مثلا xts به مسیر اطلاعات عددی هدایت می‌شود. اسلات اطلاعات شیء xtsپکیج روش اطلاعاتی واحد. این بدین معنی است که این ممکن نیست که یک ستون اطلاعات آموزشیمان را همچون). ما به این سختی با اجرا Rیک متغیر عددی با تمام پیش‌بینی کننده‌های عددی داشته باشیم (یک فاکتور در غلبه خواهیم کرد. همچنان که مشاهده خواهیم کرد xtsکردن تمام تمامی مراحل مدل‌سازی خارج از چارچوب

معمولا برای اطلاعات تنظیمات فرعی و xtsاین کار آسان است و محدودیتی ندارد. زیربنای فراهم شده بوسیله ترسیمی استفاده می‌شوند اما مرحله مدل‌سازی برای این تسهیلات مورد نیاز نیست.

کد زیر تمام دستورالعمل‌های اطلاعاتی که ما برای این بخش‌های متعاقب جهت بدست آوردن مدل‌های پیش‌بینی شده برای دو وظیفه استفاده می‌کنیم را ایجاد می‌کند.

```
> Tdata.train <- as.data.frame(modelData(data.model,
+                 data.window=c('1970-01-02','1999-12-31')))
> Tdata.eval <- na.omit(as.data.frame(modelData(data.model,
+                 data.window=c('2000-01-01','2009-09-15'))))
> Tform <- as.formula('T.ind.GSPC ~ .')
```

دو چارچوب اطلاعاتی با اطلاعات بدست آمده برای آزمایش و دوره‌های Tdata.eval و Tdata.train ارزیابی مربوطه هستند. ما چارچوب اطلاعات را همچون ساختار اطلاعات پایه‌ای برای بدست آوردن مدهای ترکیبی اطلاعاتی که در وظیفه طبقه‌بندی مورد نیاز خواهد بود، اجازه داده می‌شود. برای این وظایف ما ستون تولید خواهد شد، جایگزین (trading.signalsارزش هدف را با سیگنال‌های متناظری که با استفاده از تابع از تمام مدل‌های انتخاب شده و سنجش فرایندهایی که ما اجرا Tdata.evalمی‌کنیم. چارچوب اطلاعات می‌کنیم، حذف خواهد شد. این در ارزیابی نهایی بهترین مدل‌هایی که ما انتخاب کردیم استفاده خواهد شد. در پایان چارچوب اطلاعاتی استفاده شده بوسیله فقدان اطلاعات NAs برای اجتناب از (na.omitفراخوان ضروری است. Tآتی برای محاسبه شاخص

3ـ3ـ4ـ معیارهای ارزیابی

وظایف ارزیابی شرح داده شده در بخش‌های قبلی می‌تواند برای بدست آمدن مدل‌هایی که بعضی از نشانه‌ها در ارتباط با مسیر بازار را خروجی خواهد داد، استفاده شود. این علامت یک عدد در این مورد از وظایف پیش‌بینی شده)، یا نشانه مستقیمی در ارتباط با طبقه‌بندی وظایف است. حتی Tرگرسیونی خواهد بود (ارزش در ارتباط با وظایف رگرسیون مشاهده کردیم که ما این عدد را بوسیله یک مکانیزم آستانه درون یک سیگنال مطرح شد. در بخش 3ـ5 چندین استراتژی تجاری که این علامت‌های پیش‌بینی را برای اجرا در یک بازار استفاده می‌کند را شرح خواهیم داد. در این بخش به سوالی از اینکه چگونه علامت‌های پیش‌بینی مدل‌هایمان را از پیش‌بینی‌های ارزیابی عددی را بررسی نخواهیم کرد. Tارزیابی کنیم آدرس‌دهی خواهیم کرد. ما شاخص طبق راهی که این پیش‌بینی‌های عددی را استفاده می‌کنیم، این ارزیابی کمی نامربوط است. یک نفر ممکنه سوال کند که آیا این منطقی است که این وظایف بازده را در حالیکه آن‌ها را تنها به سیگنال‌های مبادلات علاقه دارد، داشته باشیم. ما تصمیم می‌گیریم که این وظایف عددی بع علت استراتژی‌های متفاوت تجاری که می‌تواند مزیتی پیش‌بینی‌های عدد محسوب شود باقی بماند، به عنوان مثال، برای تصمیم گیری اینکه کدام مقدار پولی بسیار بیشتر از Tبرای سرمایه‌گذاری در زمانی که یک پوزیشن باز می‌شود مناسب است. برای مثال، ارزش

برای فروش) می‌تواند به سرمایه‌گذاری قـویتری هـدایتمان T<-0.1 برای خرید و T>0.1آستانه ما در عملکرد (کند. همچنانکه در زیر تعریف می‌شود، ارزیابی این علامت‌های پیش‌بینی می‌تواند بوسیله اندازه گیری نـرخ خطـا می‌تواند اجرا گردد:

$$error.rate = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L_{0/1}(y_i, \hat{y}_i)$$

$L_{0/1}$ دارد و y_i است، که مقدار صـحیح از کـلاس برچسـب i پیش‌بینی مدل برای آزمون مورد y_i^در اینجا شناخته شده است: 0/1همچون تابع ضرر

$$L_{0/1}(y_i, \hat{y}_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } \hat{y}_i \neq y_i \\ 0 & \text{if } \hat{y}_i = y_i \end{cases}$$

-1یک نفر اغلب از تکمیل کردن این اندازه‌گیری با عنوان شاخته شـده صـحت و دقـت داده شـده بوسـیله استفاده می‌کند. error.rate

روز آتی اتفاق می‌افتد مقایسـه kاین دو آمار بطور اساسی با مدل پیش‌بینی که چه چیزی واقعا در بازار در می‌شود.

مشکل با صحت (یا نرخ خطا) این است که آن را حذف می‌کند نه اینکه برای این مدل از مشکلات به عنوان یک اندازه‌گیری خوب باشد. در نتیجه، اینجا بین سه خروجی محتمل با یک درجه نفوذ قوی از علامت‌هـای نگـه داشتن بیش از دوتای دیگر عدم توازن بسیار قویی مانند حرکت‌های بزرگـی در قیمـت‌هـا کـه پدیـده نـادری در بازارهای مالی است، وجود خواهد داشت. این بدین معنی است که رتبه دقت و صحت بوسیله عملکرد مـدل‌هـای روی بیشترین تکرار خروجی که نگه *داشتن* است تسلط خواهـد داشـت. ایـن امـر در تجـارت چنـدان خوشـایند نیست. ما می‌خواهیم مدل‌هایی داشته باشیم کـه در علامـت‌هـای نـادر دقیـق هسـتند (خریـد و فـروش). اینهـا چیزهایی هستند که فعالیت‌های بازار را هدایت می‌کند و بنابراین سـود بـالقوه هـدف نهـایی ایـن برنامـه اسـت. پیش‌بینی‌های بازار مالی مثالی از یک برنامه گردنده بوسیله اتفاقات نادر است. وظایف پیش‌بینی بر مبنای وقـایع معمولا بوسیله دقت و استانداردهای متریک فراخوانی شده که متمرکز بر ارزیابی اتفاقات، عـدم رعایـت عملکـرد شرایط عادی است، ارزیابی می‌شوند (در نمونه ما، علامت‌های نگه داشتن). دقت به طور رسمی می‌تواند همچـون درجه‌ای از سیگنال اتفاقات تولید شده بوسیله مدل‌هایی که صحیح هستند تعریف شود. فراخوان نیز درجه اتفـاق افتادن رویدادها در قلمرویی که سیگنال‌ها به مانند همین مدل است تعریف می‌شود. این اسـتانداردهای متریـک می‌تواند به سادگی با کمک اغتشاش متریک که نتایج یک مدل را در اصطلاحی از مقایسه بـین پـیش‌بینـی‌هـا و ارزش‌های واقعی برای دستگاه آزمون ویژه محاسبه می‌کند، اندازه‌گیری شود. جدول 3ـ1 نشـان داده شـده یـک مثال از اغتشاش ماتریک برای قلمروی‌مان است.

جدول 3ـ1: یک ماتریکس درهم برهم برای پیش‌بینی سیگنال‌های مبادلاتی

		Predictions			
		sell	hold	buy	
True Values	sell	$n_{s,s}$	$n_{s,h}$	$n_{s,b}$	$N_{s,.}$
	hold	$n_{h,s}$	$n_{h,h}$	$n_{h,b}$	$N_{h,.}$
	buy	$n_{b,s}$	$n_{b,h}$	$n_{b,b}$	$N_{b,.}$
		$N_{.,s}$	$N_{.,h}$	$N_{.,b}$	N

با کمک جدول 3ـ1 ما می‌توانیم مفهوم دقت و فراخوانی را برای این مسئله مانند زیر شکل دهیم:

$$Prec = \frac{n_{s,s} + n_{b,b}}{N_{.,s} + N_{.,b}}$$

$$Rec - \frac{n_{s,s} + n_{b,b}}{N_{s,.} + N_{b,.}}$$

ما همچنین می‌توانیم این آمار را برای نشانه‌هایی ویژه بوسیله بدست آوردن دقت و فراخوانی برای علامت‌های خرید و فروش، به طور مستقل ارزیابی کنیم؛ برای مثال،

$$Prec_b = \frac{n_{b,b}}{N_{.,b}}$$

$$Rec_b - \frac{n_{b,b}}{N_{b,.}}$$

نامیده می‌شود F-measureدقت و فراخوانی اغلب با یک سیگنال آماری ادغام می‌شود که ، که بدین صورت است: (Rijsbergen, 1979)

$$F = \frac{(\beta^2 + 1) \cdot Prec \cdot Rec}{\beta^2 \cdot Prec + Rec}$$

، ارتباط اهمیت فراخوانی و دقت را کنترل می‌کند.1≤β≤0که در اینجا

3ـ4ـ مدل‌های پیش‌بینی

در این بخش ما برخی مدل‌هایی که می‌تواند برای آدرس‌دهی وظیفه پیش‌بینی تعریف شده در بخش قبلی استفاده شده را کاوش خواهیم کرد. این انتخاب مدل‌ها اساسا بوسیله این حقیقت که این تکنیک‌ها به خوبی توسط توانایی‌شان برای مدیریت کردن مسائل رگرسیون غیرخطی عالی‌تر شناخته می‌شوند، راهنمایی می‌کند، که این مورد مشکل مسئله ما می‌باشد. هنوز روش‌های بسیار می‌تواند در مورد این مسئله اجرا شود. هر دیدگاه کاملی در این قلمرو الزاما یک مقیاس بزرگتری از تناوب بیشتر است. در متن این کتاب چنین کاوشی با توجه به هزینه آن در دوره زمانی و محاسبات قوی مورد نیاز منطقی نیست.

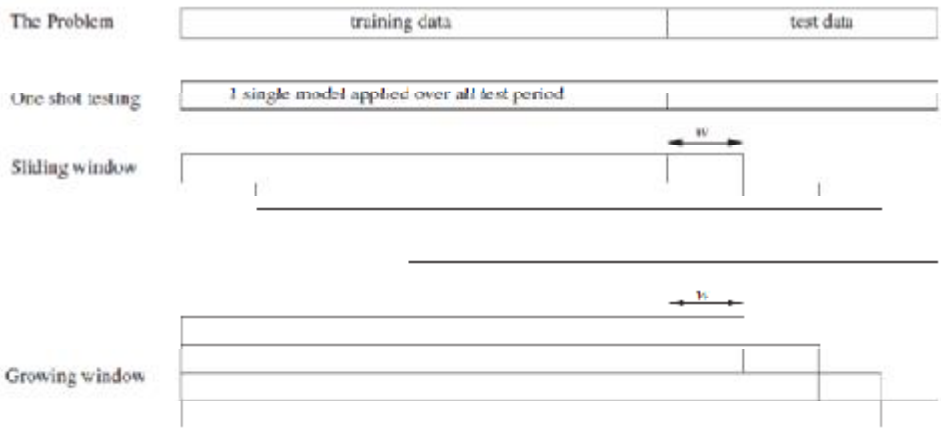
3ـ4ـ1ـ چگونه رشته اطلاعات استفاده می‌شوند؟

مشکلات سری‌های زمانی پیچیده به طور مکرر رژیم‌های متفاوتی مانند دوره‌هایی با تغییرات قوی پیامدی در دوره‌های با ثبات‌تر یا دوره‌هایی با بعضی شکل‌های گرایش سیستماتیک را ارائه می‌دهند. این شکل از

پدیده‌ها اغلب متحرک (پویا) نامیده می‌شوند و مسائل جدیی را برای تکنیک‌های چندین مدل بر طبق فرضیات اصولیشان، ایجاد می‌کنند. از نظر منطقی این در مشاهده آسان است، مثلا با ترسیم سری‌های زمانی قیمت که موردی برای اطلاعات ما است. اینجا چندین استراتژی وجود دارد که می‌توانیم دنبال کنیم تا سعی کنیم بر اثرات فشار منفی غلبه کنیم. مثلا، چندین تکنیک انتقال می‌تواند نسبت به سری‌های زمانی اصلی برای حذف کردن بعضی اثرات اجرا شود. استفاده از درصد تغییرات (بازده) در عوض ارزش قیمت خالص اصلی یک نمونه از این مثال است. روش‌های دیگر شامل استفاده از دیتای در دسترس یک راه برگزیده‌تر است. اجازه دهید فرض کنیم به ما وظیفه بدست آوردن یک مدل با استفاده از دوره معینی از اطلاعات آموزشی داده شده است و سپس آن را در یک دوره متعاقب تست می‌کنیم. استاندارد دستیابی در اطلاعات آموزشی برای بسط دادن مدلی که بتواند برای بدست آوردن پیشگویی‌هایی برای دوره آزمایشی بکار رود، استفاده خواهد شد. چنانچه دلایل قویی برای باور کردن اینکه تغییرات رژیم وجود دارد وجود داشته باشد با استفاده از همان مدل در تمام دوره‌های آزمایشی ممکن است بهترین نظریه نباشد خصوصا اینکه در خلال این دوره رژیمی تغییر کند آن می‌تواند به طور جدیی عملکرد مدل را خراب کند. در این موارد اغلب بهتر است مدل را با استفاده از درصد اطلاعاتی که اطلاعات رژیم جاری را بهتر تسخیر می‌کند تغییر دهیم یا سازگار کنیم. در مشکلات سری‌های زمانی یک سفارش ضمنی (زمان) میان موارد تست شده وجود دارد. در این متن، این منطقی است که فرض کنیم که وقتی قبلا به زمان $k<i$ بدست می‌آوریم، همه موارد آزمایش شده با برچسب زمان iداریم یک پیش‌بینی برای زمان گذشته تعلق داشته است. این یعنی که این امن است که فرض کنیم که ما قبلا ارزش حقیقی متغیر هدف این موارد تست شده در گذشته را می‌دانستیم و بعلاوه می‌توانیم با امنیت از این اطلاعات استفاده کنیم. بنابراین، اگر از دوره تست ما مطمئنیم که آنجا رژیم به سری‌های زمانی تغییر مکان می‌یابد سپس ما می‌توانیم mدر زمان را درون رشته اطلاعات اولیه متحد کنیم و با این تازه کردن mاطلاعات تمام موارد تست اتفاق افتاده قبلی گروه آموزشی که شامل مشاهدات رژیم جدید است تا حدی مدل‌های پیش‌بینی‌مان را برای توسعه عملکرد موارد آزمایشی آتی به روز رسانی کنیم. یک شکل از به روز رسانی مدل می‌تواند به تغییر آن در سفارشی که به حساب موارد جدید آموزشی قرار می‌گیرد، باشد. این روش‌ها معمولا به عنوان یک عامل رشد کارآموزانی که با مدل اخیر به عنوان شاهد جدید وفق یافته‌اند به جای آنکه از صفر شروع کنند شناخته می‌شود. اینجا ، استفاده کرد. در این متن ما Rتکنیک‌های مدل‌سازی فراوانی وجود ندارد که بتوان در این شیوه، خصوصا در سایر روش‌ها برای به روز کردن مشکل را دنبال می‌کنیم که مشتمل بر یادگیری مجدد یک مدل جدید با استفاده از بسته آموزشی به روز شده می‌باشد. این روش به طور آشکاری در اصطلاح رقابتی گران‌تر است و ممکن است حتی برای نرم‌افزارهایی که اطلاعات را خیلی سریع دریافت می‌کنند و هر کدام از مدل‌ها و تصمیماتی که بلادرنگ مورد نیاز است، نامناسب باشد. این مسئله که تا اندازه‌ای در آدرس‌دهی برنامه‌ها در یک منطقه جستجو تکرار می‌شود عموما همچون جریان اطلاعات شناخته می‌شود. در نرم‌افزار ما، بر مبنای روزانه پس از آنکه بازار بسته شد تصمیم‌گیری می‌کنیم بنابراین سرعت اهمیت چندانی ندارد. با فرض این که ما یک هدف یادگیری مجدد را استفاده خواهیم کرد، دو فرم اساسی از جا دادن موارد جدید به بسته آموزشی‌مان داریم.

پنجره رشد هدف به سادگی آن‌ها را به بسته آموزشی جدید اضافه می‌کند، بنابراین با افـزایش ثابـت انـدازه ایـن بسته مواجه می‌شویم. مشکل احتمالی این هدف بر این حقیقت که فرض می‌کنیم که بیشتر درصد اطلاعات لازم است در تولید مدل‌های بهتر استفاده شود، تکیه دارد همچنین ما ممکـن اسـت بررسـی کنـیم کـه بخـش‌هـای قدیمی اطلاعات آموزشی‌مان ممکنه خیلی قدیمی باشد و در نتیجه دقت مـدل‌هـا کـاهش یابـد. بـر اسـاس ایـن بررسی پنجره اهداف شامل یک تصمیم کلیدی است: وقتی که مدل بوسیله به هم پیوستن اطلاعات تازه‌تر تغییـر می‌کند یا سازگار می‌شود. آنجا ضرورتا دو روش پاسخ‌دهی به این سوال وجود دارد. اولین شامل تخمین زدن این زمان بوسیله چک کردن اینکه عملکرد مدل جاری‌مان دارد نزول می‌کند، می‌شود. اگر ما یک کاهش ناگهـانی در این عملکرد مشاهده کنیم سپس می‌توانیم این را به عنوان یک نشان خوبی از بعضی رژیـم تغییـر یافتـه در نظـر بگیریم. مبارزه اصلی در ایـن دسـتیابی بـر توسـعه مناسـب تخمینـی ایـن تغییـرات در عملکـرد تکیـه دارد. مـا می‌خواهیم تغییرات را هر چه زودتر کشف کنیم اما نمی‌خواهیم واکنش اغراق‌آمیزی به برخی تست‌هـای تقلبـی مسئله که مدل‌مان از دست داده داشته باشیم. هدف ساده‌تر دیگر شامل به روز کردن مدل بر مبنای زمان مـنظم می‌باشد، ما یک مدل جدید با اطلاعات تازه‌تر بدست می‌آوریم. در این مورد آموزشـی wاست که هر نمونه تست ما این روش ساده را دنبال می‌کنیم.

به طور خلاصه، برای هر مدلی که بررسی می‌کنیم، ما آن را با استفاده از سـه روش متفـاوت اجـرا خـواهیم کرد: 1) مدل تکی برای تمام دوره‌های آموزشی، 2) پنجره رشد با یک مرحله ثابت به روز رسانی از روزهای و w. نمودار 3_3 این سه روش را توضیح می‌دهد. 3w) پنجره کشویی با همان مرحله به روز رسانی



نمودار 3_3: سه شکل از پیش‌بینی‌های بدست آمده برای یک دوره آزمایشی

مطالعه بیشتر در مورد تغییرات رژیم

مشکل کشف کردن تغییرات از اطلاعات سری‌های زمانی رژیم یک موضوع مطالعه بـرای زمـانی طـولانی در محیطی شناخته شده به عنوان کنترل فرایند آماری بود (Oakland, 2007)، که از تکنیک‌هایی مانند کنتـرل

چارت‌ها برای شناسایی نقاط شکسته شده اطلاعات استفاده می‌کرد. این موضوع بر یک افزایش علاقه‌مندی به در رشته داده‌کاوی گواهی می‌دهد. چندین کار (برای (Gama and Gaber, 2007)فشار جریان اطلاعات) نظریه چگونگی کشف تغییرات Gama et al., 2004; Kifer et al., 2004; Klinkenberg, 2004مثال رژیم و همچنین چگونگی یادگیری مدل‌های یادگیری در حضور این تغییرات را نشان می‌دهد.

3ـ4ـ2ـ ابزارهای مدل‌سازی

در این بخش به طور خلاصه تکنیک‌های مدل‌سازی را که در آدرس‌دهی وظایف پیش‌بینی‌مان استفاده شرح می‌دهیم. Rمی‌کنیم و چگونگی استفاده از آن‌ها را در

3ـ4ـ2ـ1ـ شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]

شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل قابلیت‌شان برای رسیدگی کردن به مسائل غیر خطی زیادی مکررا در را اجرا می‌کند. این شکل R پیش‌خوراند شبکه‌های عصبی در nnetپیش‌بینی‌های مالی استفاده می‌شوند. پکیج از شبکه‌های عصبی در بین بیشترین استفاده‌ها قرار دارند و نیز جزو آندسته‌ای هستند که برای ما بیشترین کاربرد را دارد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی بوسیله یک گروه از واحدهای محاسبه (نرون‌های عصبی) به همدیگر متصل هستند. هر نرون دو دو محاسبه پیاپی را اجرا می‌کند: یک ترکیب خطی از ورودی‌ها که با یک ترکیب غیرخطی از نتایج بدست آمده از ارزش خروجی‌ها دنبال می‌شود که سپس باقی نرون‌های شبکه را تغذیه می‌کند. هر کدام از اتصالات نرون یک وزن وابسته دارد. ساختار یک شبکه عصب مصنوعی عبارت است از ساختن یک معماری برای شبکه و سپس استفاده از یک الگوریتم برای پیدا کردن وزنه‌های ارتباط بین نرون‌ها می‌باشد. تغذیه رو به جلوی شبکه‌های عصبی مصنوعی نرون‌های عصبی را در لایه‌ها سازماندهی می‌کند. اولین لایه شامل نرون‌های ورودی به شبکه است. مشاهدات آموزشی این مسئله در شبکه از طریق این نرون‌های خروجی ارائه شده‌اند. لایه آخری شامل پیش‌بینی‌های شبکه عصبی برای هر مورد ارائه شده در این نرون‌های ورودی است. در این میان، ما معمولا یک یا چند لایه عصبی مخفی داریم. وزن الگوریتم‌های به روز رسانی، مانند الگوی انتشار به عقب، سعی دارد برای بدست آوردن یک اتصال وزنی که یک معیار خطای مشخصی را بهینه‌سازی کند. این به وسیله یک فرایند تکراری از زمان‌های چندگانه ارائه موارد آموزشی در گره ورودی شبکه انجام می‌شود و بعد از بدست آمدن پیش‌بینی شبکه در گره‌های خروجی و محاسبه خطاهای پیش‌بینی مربوطه، معیارهای وزنی در شبکه به روز رسانی می‌شود تا سعی شود خطاهای پیش‌بینی بهبود یابد. این فرایند تکراری مرتب تکرار می‌شود تا به بعضی با استفاده از یک Rمعیارهای همگرایی دست یابیم. تغذیه رو به جلو با یک لایه مخفی می‌تواند به راحتی در . شبکه‌های بدست آمده بوسیله این (Venables and Ripley, 2002) بدست آید nnetتابع از پکیج تابع می‌تواند با هر دو مدل طبقه‌بندی و مسائل رگرسیون بدست آید و بنابراین با هر دو وظیفه پیش‌بینیمان به گونه‌ای شناخته شده هستند که به مقیاس‌های ANNقابل دست‌یابی است (به بخش 3ـ3ـ3 توجه کنید).

---

[1] - شبکه‌های عصبی مصنوعی منظور از سیستم‌های کامپیوتری است که از برنامه‌ها و اطلاعات ساخته شده که شامل چندین پردازش موازی است و نوعی از شبیه‌سازی است که مانند ساختار مغز انسان کار می‌کند

متفاوتی از متغیرهای استفاده شده در یک برنامه پیش‌بینی حساس باشند. در این متن، این منطقی است که اطلاعات را قبل از دادن آن‌ها به شبکه به خاطر اجتناب از فشار منفی احتمالی در عملکرد، تبدیل کنیم. در نمونه‌مان، ما اطلاعات را با هدف ساختن تمام متغیرهایی که ارزش پایین‌تر از صفر دارند و انحراف معیار از آن استاندارد است، هنجار سازی می‌کنیم. این می‌تواند به آسانی بوسیله نقل و انتقالات زیرین که در هر ستون اطلاعات تنظیم شده بکار رود.

$$y_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x}$$

می‌تواند برای اجرا scale() انحراف استاندارد است. تابع σx اصلی و x کمترین ارزش متغیر $\bar{x}$جایی که را بیابید unscale()کردن این انتقالات برای اطلاعات‌مان استفاده شود. در پکیج کتاب همچین می‌تواند تابع که فرایند نرمال سازی گذاشته شده در ارزش‌های قبلی مقیاس اصلی را معکوس می‌کند. در زیر شما می‌توانید را مشاهده نمایید: R در ANNیک توضیح بسیار ساده از چگونگی بدست آوردن و استفاده از این نوع

```
> set.seed(1234)
> library(nnet)
> norm.data <- scale(Tdata.train)
> nn <- nnet(Tform, norm.data[1:1000, ], size = 10, decay = 0.01,
+       maxit = 1000, linout = T, trace = F)
> norm.preds <- predict(nn, norm.data[1001:2000, ])
> preds <- unscale(norm.preds, norm.data)
```

وزن‌های اولیه از لینک‌های بین گره با ارزش‌های تصادفی در فاصله [0/5 ()nnetبه طور پیش‌فرض تابع ..... 0/5-] را تنظیم می‌کند. این یعنی که دو حرکت متوالی از تابع با استدلال کاملا شبیه می‌تواند به نتایج حقیقی متفاوتی رهنمون سازد. آنچنان که در ادامه مشاهده می‌کنید، برای اینکه شما را از بدست آمدن نتایج اضافه کنیم که به مولد عدد تصادفی برای بعضی ()set.seedمشابه مطمئن سازیم باید یک فراخوان به تابع مانند آنچه اینجا ANNمقادیر مشاهده شده مقدار اولیه می‌دهد. این اطمینان می‌دهد که شما دقیقا همان گزارش کرده‌ایم را بدست می‌آورید. در این مثال واضح ما باید از اولین 1000 مورد برای بدست آوردن شبکه و را ()nnetتست مدل در روی 1000 تای بعدی استفاده کنیم. بعد از نرمال سازی اطلاعات آموزشی‌مان، ما تابع می‌باشد: فرم‌های Rبرای بدست آوردن مدل فراخوانی می‌کنیم. اولین دو پارامتر معمولا هر تابع مدل سازی در تابعی از مدل بوسیله یک فرمول مشخص می‌شود و مثال‌های آموزشی برای بدست آوردن مدل استفاده می‌شود. استفاده می‌کنیم. به طور مثال اندازه پارامتر به ما اجازه می‌دهد ()nnetما همچنین از بعضی پارامترهای تابع مشخص کنیم چه تعداد گره در لایه‌های مخفی وجود خواهد داشت. اینجا هیچ دستورالعمل جادویی وجود ندارد

که کدام ارزش را اینجا استفاده کنیم. یک نفر معمولا برای مشاهده رفتار شبکه چندین ارزی (بها) را بررسی می‌کند. هنوز این منطقی است که فرض کنیم این باید کوچکتر از تعداد پیش‌بینی کننده‌های مسئله باشد. پارامترهای تنزل، نرخ به روز رسانی وزنی را از الگوریتم انتشار قبلی کنترل می‌کند. دوباره در اینجا نیز، آزمون و تعداد بیشینه تکرار فرایند همگرایی وزنی maxitخطا بهترین دوست ما است. در نهایت کنترل‌های پارامتر می‌گوید تابعی که ما مدیریت می‌کنیم یک مشکل linout=Tبرای استفاده مجاز است، در حالیکه تنظیمات برای اجتناب از بعضی خروجی‌هایی که به بهینه‌سازی فرایند مربوط است، استفاده Trace=Fرگرسیونی دارد. می‌تواند برای بدست آوردن پیش‌بینی‌هایی از شبکه عصبی برای تنظیم اطلاعات ()predictمی‌شود. تابع آزمایش شده، استفاده شود. پس از بدست آوردن این پیش‌بینی‌ها ما آن‌ها را به حالت مقیاس اصلی استفاده که بوسیله پکیج ما فراهم شده است، تبدیل می‌کنیم. این تابع در اولین استدلال ()unscaleشده در تابع ارزش‌ها دریافت می‌شود و در دومین استدلال هدف با اطلاعات نرمال سازی می‌شود. این هدف بعدی ضروری است زیرا درون آن هدف است که انحرافات استاندارد و میانگین که ما برای نرمال سازی اطلاعات استفاده کرده بودیم، ذخیره شد و اینها برای دستیابی به نرمال سازی معکوس مورد نیاز است.

برای پیش‌بینی صحت علامت‌ها برای گروه آزمایشی را ارزیابی کنیم. ما این کار را ANNاجازه دهید نتایج بوسیله تبدیل کردن پیش‌بینی‌های اعداد به علامت‌ها و سپس ارزیابی آن‌ها با استفاده از آمار ارائه شده در بخش 3_3_4 انجام می‌دهیم.

```
> sigs.nn <- trading.signals(preds, 0.1, -0.1)
> true.sigs <- trading.signals(Tdata.train[1001:2000, "T.ind.GSPC"],
+       0.1, -0.1)
> sigs.PR(sigs.nn, true.sigs)

         precision    recall
s        0.2101911 0.1885714
b        0.2919255 0.5911950
s+b      0.2651357 0.3802395
```

پیش‌بینی‌های عددی را با دادن آستانه خرید و فروش مربوطه به علامت‌ها ()trading.signalsتابع یک ماتریکس با امتیاز فراخوانی و دقت از این دو نوع وقایع و کلیات بدست ()sigs.PRتبدیل می‌کند. تابع درخشان نیست. در نتیجه، شما امتیازات با دقت کمتری ANNمی‌آورد. این امتیازات نشان می‌دهد که عملکرد بدست می‌آورید و همچنین خیلی به ارزش‌های فراخوانی علاقه‌مند نیست. از آنجا که آن‌ها اساسا به معنی از دست دادن فرصت‌ها است نه قیمت‌ها بنابراین این یک مسئله جدی نیست. برعکس امتیازهای دقت پایین بدین معنی است که مدل علامت‌های اشتباه نسبتا مکرری می‌دهد. اگر این علامت‌ها برای مبادلات استفاده شود همچنین می‌تواند برای وظایف طبقه‌بندی استفاده ANNممکنه به از دست دادن‌های جدی مالی هدایت شویم.

شود. برای این مشکلات، اختلاف اصلی در اصطلاحات شبکه تکنولوژی این است که به جای یک واحد خروجی تک، ما واحدهای خروجی بیشماری مانند آنچه که ارزش متغیر هدف است خواهیم داشت (گاهی اوقات به عنوان کلاس متغیر شناخته می‌شود). هر کدام از این واحدهای خروجی یک احتمال تخمینی از ارزش کلاس می‌تواند به عنوان ANNمربوطه را تولید خواهد کرد. این بدین معنی است که برای هر کدام از این موارد یک یک گروه احتمالی ارزش تولید شود، یکی برای هر کلاس ارزش ممکن.

برای این وظایف بسیار شبیه استفاده آن برای مشکلات رگرسیون است. کد زیر این ()nnetاستفاده از تابع مسئله با با استفاده از اطلاعات آموزشی ما توضیح می‌دهد:

```
> set.seed(1234)
> library(nnet)
> signals <- trading.signals(Tdata.train[, "T.ind.GSPC"], 0.1,
+       -0.1)
> norm.data <- data.frame(signals = signals, scale(Tdata.train[,
+       -1]))
> nn <- nnet(signals ~ ., norm.data[1:1000, ], size = 10, decay = 0.01,
+       maxit = 1000, trace = F)
> preds <- predict(nn, norm.data[1001:2000, ], type = "class")
```

برای بدست آوردن یک برچسب کلاس واحد برای هر کدام از موارد آزمایش در =typeآرگومان "کلاس" عوض گروه تخمینی احتمالی استفاده شده است. با پیش‌بینی‌های شبکه ما می‌توانیم دقت و فراخوانی مدل را همچون زیر ارزیابی کنیم:

```
> sigs.PR(preds, norm.data[1001:2000, 1])
```

```
         precision    recall
s        0.2838710  0.2514286
b        0.3333333  0.2264151
s+b      0.2775665  0.2185629
```

هر دو امتیاز دقت و فراخوانی بالاتر از آن است که در وظیفه رگرسیون بدست آمده اگر چه که هنوز ارزش (بها) پایین است.

مطالعه بیشتر در مورد شبکه‌های عصبی

در سال 1996 یک منبع عمومی معتبری است که در مورد شبکه‌های Rojasکتاب نوشته شده توسط یک کتاب خوب Zirilliعصبی وجود دارد. برای مطالعات دقیق‌تر مالی، کتاب نوشته شده در سال 1997 توسط و آسان است. مجموعه صفحات ملقب به "سری‌های زمانی پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی" نوشته راجرز و

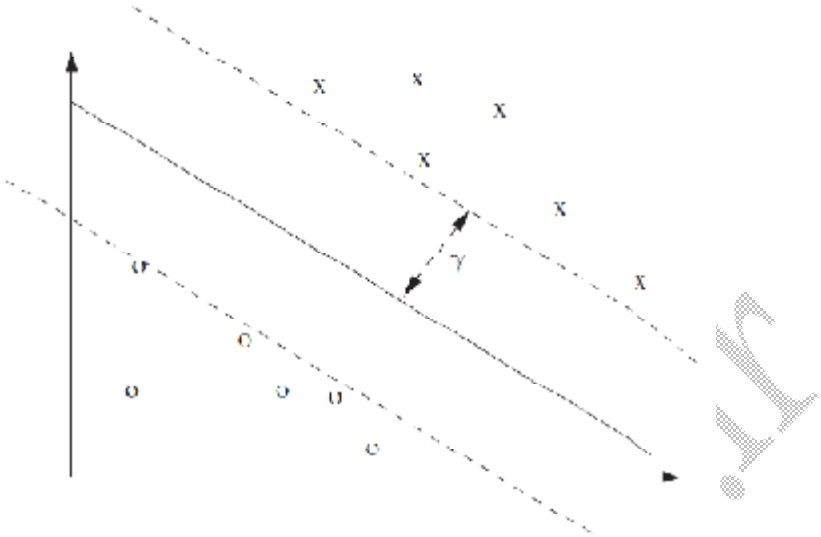
وموری در سال 1994 نیز مثال دیگر از منابع اطلاعاتی مفید است. بخش 1 از کتاب نوشته شده توسط دبوک در سال 1994 چندین فصل فراهم می‌کند که به برنامه‌های مبادلاتی در شبکه‌های عصبی اختصاص داده شده است. کار مک‌کلاچ و پیتز در سال 1943 اولین مدل شبکه‌های مصنوعی را ارائه می‌کند. این کار بوسیله رونزنبلات در سال 1958 و مینسکی و پاپرت در سال 1969 تعمیم یافته است. الگوریتم انتشار به قبل، بیشترین استفاده را در روش به روز رسانی وزنی دارد اگرچه خیلی وقت‌ها به راملهارت در سال 1986 منسوب است که بر طبق نظریات راجز در سال 1996 و اختراع شده توسط وربز در سال 1974 تا 1996 می‌باشد.

3ـ4ـ2ـ2ـ مکانیسم بردار حمایت

می‌تواند به هر دو وظیفه ANNs ابزار مدل‌سازی است که مانند (SMVs)مکانیسم بردار حمایت گواهی توجهات افزایش یافته از انجمن‌های تحقیقاتی مختلف بر SVMsطبقه‌بندی و رگرسیون بکار برده شود. پایه موفقیت نرم‌افزارشان برای قلمروهای مختلف و نیز سوابق تئوری قوی‌شان می‌باشد. واپنیک (در سال 1995 هستند. اسمولا و اسکولکوف SVMsتا 1998) و شاوـتایلر و کریستیانی (سال 2000) دو منبع ضروری برای SVMs(سال 1998 تا 2004) یک خودآموز بسیار عالی با دادن یک مرور مختصری از نظریات اصولی ابتدایی در دسترس داریم، که از جمله آن‌ها می‌توانیم به پکیج SMVs ما چندین ابزار Rبرای رگرسیون منتشر کرد. در e1071 در پکیج ()svm توسط کاراتزگلو در سال 2004 با چندین تابع در دسترس و همچنین تابع kernlab بوسیله دیمیتریدو (سال 2009) اشاره کنیم.

نقشه‌کشی اطلاعات اصلی درون یک فضای تازه چند بعدی است، که ممکن SVMsمقصود اولیه پشت استراتژی برای مدل‌های خطی جهت بدست آوردن یک برنامه افراطی جدا کننده بکار رود، برای مثال، مشکل جداسازی کلاس‌ها در وظیفه طبقه‌بندی موارد. نقشه‌برداری اطلاعات اصلی این فضای جدید با کمک کذایی تابع ماشین‌های خطی اجرایی بر روی این استنتاج دوگانه ارائه شده بوسیله توابع کرنل SMVsکرنل اجرا می‌شود. است.

جدا کننده خطی بالاتر در ارائه دوگانه جدید معمولا بوسیله افزایش حاشیه جدایی بین موارد متعلق به کلاس‌های مختلف می‌باشد؛ نمودار 3ـ4 را مشاهده کنید. این یک مشکل بهینه سازی شده است که اغلب بوسیله مدل‌های برنامه‌ریزی غیرخطی حل می‌شود. روش‌های حاشیه نرم به نسبت‌های کوچکتری از مورد اجازه می‌دهد که در سمت غلط حاشیه قرار بگیرد، که هر کدام از این‌ها به یک هزینه قطعی هدایت می‌کند.



نمودار 3_4: پیشنه‌سازی حاشیه در SVMs

در حمایت از رگرسیون برداری، فرایند شبیه است با اختلاف اساسی که بر روی شکل خطاها آغاز می‌شود و هزینه‌های وابسته محاسبه می‌گردند. این دسته‌بندی مجدد معمولا برای استفاده از تابع زیان کذایی insensitive داده شده بوسیله فرمول زیر است:

$$|\xi|_\epsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |\xi| \leq \epsilon \\ |\xi| - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases}$$

بیان خواهیم کرد. با وظیفه رگرسیون Rما هم‌اکنون یک مثال بسیار ساده از استفاده اینگونه مدل‌ها در که استفاده خواهد شد، آغاز خواهیم کرد:e1071برای هر کدام از توابع فراهم شده در پکیج

```
> library(e1071)
> sv <- svm(Tform, Tdata.train[1:1000, ], gamma = 0.001, cost = 100)
> s.preds <- predict(sv, Tdata.train[1001:2000, ])
> sigs.svm <- trading.signals(s.preds, 0.1, -0.1)
> true.sigs <- trading.signals(Tdata.train[1001:2000, "T.ind.GSPC"],
+       0.1, -0.1)
> sigs.PR(sigs.svm, true.sigs)
```

```
        precision     recall
s       0.4285714  0.03428571
b       0.3333333  0.01257862
s+b     0.4000000  0.02395210
```

با بیشـترین پارامترهـای پـیش فـرض آن بـا اسـتثنائات هزینـه و محـدوده ()svmدر این مثال ما از تابع پارامترها استفاده می‌کنیم. در این متن تابع استفاده شده یک تابع کرنل رادیال مبنایی است.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\gamma \times |\mathbf{x} - \mathbf{y}|^2\right)$$

پارامتر استفاده کننده است که در فراخوان‌مان آنرا با مقـدار 0/001 تنظـیم کـرده‌ایـم (تـابع γدر جایی که (اطلاعات) را استفاده می‌کند).1/ncol یک مقدار پیش‌فرض ()svm

پارامتر هزینه بر هزینه‌هایی از تخلف از حاشیه اشاره دارد. شما ممکنه مایل باشید صفحه کمک تابع را برای یادگیری جزئیات بیشتر در این مورد و سایر پارامترها مطالعه نمایید.

ANN به یک رتبه بهتر بسیار قابل ملاحظه نسبت به واژه دقـت SVMما می‌توانیم مشاهده کنیم که مدل دست یابد، اگرچه با یک فراخوان بسیار کمتر باشد.

استفاده می‌کنیم:kernlabدر آینده، وظیفه طبقه‌بندی را بررسی می‌کنیم، این بار از پکیج

```
> library(kernlab)
> data <- cbind(signals = signals, Tdata.train[, -1])
> ksv <- ksvm(signals ~ ., data[1:1000, ], C = 10)
```

laplace: یا کرنل RBF برای (sigest)با استفاده از تخمین اتوماتیک سیگما

```
> ks.preds <- predict(ksv, data[1001:2000, ])
> sigs.PR(ks.preds, data[1001:2000, 1])
```

```
        precision    recall
s       0.1935484  0.2742857
b       0.2688172  0.1572327
s+b     0.2140762  0.2185629
```

برای ویژه کردن یـک هزینـه متفـاوت از محـدودیت kernlab از پکیج ()ksvm را برای تابع Cما پارامتر انحرافات که به طور پیش فرض مقدار آن 1 است، استفاده مـی‌کنـیم. صـرف نظـر از اینکـه مـا از ارزش پـارامتر پیش‌فرض استفاده کنیم که برای طبقه‌بندی مرتبط، برای مثـال، اسـتفاده از مبنـای کرنـل رادیـال. بـار دیگـر، بدسـت SVM بـه جـذابیت SVM می‌تواند بدست آید. نتیجه این ()ksvmجزئیات بیشتر در بسته کمکی تابع آمده با اطلاعات رگرسیون نیست. ما باید خاطر نشان کنیم که به هیچ عنوانی نمی‌خواهیم ادعـا کنـیم کـه اینهـا

بهترین منابعی هستند که می‌توانیم از این تکنیک‌ها به دست آوریم. اینها تنها مثال‌های ساده‌ای هستند که را توضیح می‌دهد. Rچگونگی استفاده از این تکنیک‌های مدل‌سازی در

3ـ4ـ2ـ3ـ نوار رگرسیون چند متغیره تطبیقی

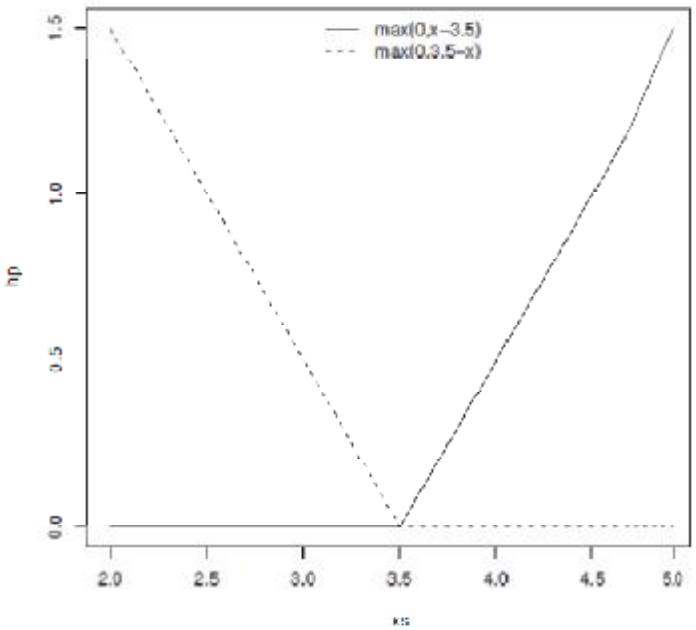
(Hastie مثالی از یک مدل رگرسیون افزایشی (friedman, 1991)نوار رگرسیون چند متغیره تطبیقی and Tibshirani, 1990) یک فرم کلی است که در زیر می‌آید: MARS است. یک مدل

$$mars\,(\mathbf{x}) = c_0 + \sum_{i=1}^{k} c_i B_i(\mathbf{x})$$

ها توابع پایه هستند. توابع پایه می‌توانند چندین شکل داشته باشند، از B_i ها اعداد ثابت و C_iدر حالیکه اعداد ثابت ساده گرفته تا مدل‌های تابع متقابلی بین دو متغیر یا بیشتر. هنوز، توابع مبنایی متداول‌تری به عنوان توابع کذایی وابسته که شکل گرفته‌اند.

$$H[-(x_i - t)] = \max(0, t - x_i) \qquad H[+(x_i - t)] = \max(0, x_i - t)$$

یک ارزش آستانه روی این پیش‌بینی است. نمودار 3ـ5 یک t یک پیش‌بینی کننده است و x_iجایی که مثال از این دو تابع را نشان می‌دهد.



نمودار 3ـ5: یک مثال از دو تابع وابسته با آستانه یکسان

شامل mda (Leisch et al., 2009) اجرا می‌شود. پکیج R در حداقل دو پکیج در MARSمدل‌های دارد که earth() تابع (Milborrow, 2009) است که در این روش اجرا می‌شود. پکیج زمین ()marsتابع در واژه توابع Rهمچنین در این تکنولوژی اجرا می‌شود. این تابع دوم مزیت پیرو استاندارد بیشتری از الگوی مدل‌سازی بوسیله فراهم کردن یک واسط بر مبنای فرمول را دارد. همچنین تسهیلات دیگر چندی را اجرا earth()می‌کند که در پکیج‌های دیگر ارائه نشده است و بنابراین این انتخاب ما خواهد بود. کدهای زیرین تابع را برای وظیفه رگرسیون اجرا می‌کند.

```
> library(earth)
> e <- earth(Tform, Tdata.train[1:1000, ])
> e.preds <- predict(e, Tdata.train[1001:2000, ])
> sigs.e <- trading.signals(e.preds, 0.1, -0.1)
> true.sigs <- trading.signals(Tdata.train[1001:2000, "T.ind.GSPC"],
+       0.1, -0.1)
> sigs.PR(sigs.e, true.sigs)
```

```
        precision    recall
s       0.2785714  0.2228571
b       0.4029851  0.1698113
s+b     0.3188406  0.1976048
```

برای طبقه‌بندی بدست آمده با رتبه دقت حدود 30%، هرچند با فراخوان پایین‌تری SVMsنتایج با آنکه با باشد، مقایسه می‌شود.

تنها برای مشکلات رگرسیونی قابل اجراست بنابراین ما هیچ مثالی برای وظیفه طبقه‌بندی نشان MARS نمی‌دهیم.

مطالعات آتی در نوار رگرسیون چند متغیره تطبیقی

مقاله نوشته شده توسط فریدمن در سال 1991 در مجله روزنامه است. این یک MARSمنابع قطعی در را به خوبی تکنیک‌های MARSمقاله نگارش شده بسیار عالی است که تمام جزئیات مربوط به انگیزه‌ها توسعه استفاده شده در سیستم فراهم می‌کند. این مقاله همچنین شامل بحث کاملا جالبی به وسیله دانشمندان دیگر است که چشم‌اندازهای دیگری از این کار را فراهم می‌کند.

3ـ 5ـ از پیش‌بینی‌ها تا عملکردها

این بخش به نظریه اینکه چگونه علامت پیش‌بینی‌های بدست آمده بوسیله تکنیک‌های مدل سازی توصیف شده در قبل استفاده می‌شود، اختصاص دارد. یک گروه معین از علامت‌های خروجی بوسیله برخی مدل‌ها انجام می‌شود، اینجا روش‌های بسیاری وجود دارد که ما می‌توانیم از آن‌ها برای عمل کردن در یک بازار استفاده کنیم.

3ـ5ـ1ـ چگونه از پیش‌بینی‌ها استفاده خواهیم کرد؟

در مورد مطالعه ما، فرض خواهیم کرد در بازارهای آتی معامله خواهیم کرد. این بازارها بر مبنای قراردادهای خرید یا فروش یک کالا در یک تاریخ معین در آینده با قیمتی تعیین شده بوسیله بازار در زمان آینده است. جزئیات فنی این قراردادها فراتر از حوزه این دستنوشته (مطلب) است. هنوز، در دوره‌های هدف، این بدین معنی است که سیستم تجاری‌مان قادر خواهد بود دو نوع از موقعیت‌هات تجاری بگشاید: بلند و کوتاه. موقعیت‌های بلند مدتی بوسیله خریداران یک جنس در زمان t باز می‌شود و فروش آن در زمان بعدی t+x و قیمت p است. این برای بازگشایی مبادله همچون موقعیت‌ها زمانی که او یک استثناء دارد که قیمت‌ها در آینده افزایش خواهد یافت، بنابراین اجازه می‌دهد در این مبادله مقداری سود کسب کند. در موقعیت‌های کوتاه مدت، بازرگان با تعهد خرید در آینده به طور محرمانه می‌فروشد. با تشکر از بروینگ اسکیما کسی که p با قیمت t در زمان جزئیاتش را می‌توانید در مدارک فراهم شده در سایت ویکی‌پدیا بیابید این کار ممکن شد. این گونه از وضعیت‌ها خرید t اجازه می‌دهد بازرگان زمانی که قیمت‌ها کاهش می‌یابند نیز همچنانکه اون محرمانه در زمان بعدتر از می‌کند، سود کسب کند. به طور غیر رسمی، می‌توانیم بگوییم زمانی که باور داریم قیمت‌ها دارند افت می‌کنند موقعیت‌های کوتاه‌تری باز خواهیم کرد و موقعیت‌های طولانی‌تر را زمانی که باور داریم قیمت‌ها صعود می‌کنند، باز می‌کنیم.

با توجه به گروهی از علامت‌های داده شده، راه‌های بسیاری وجود دارد که می‌توانیم از آن‌ها در تجارت در بازارهای آتی استفاده کنیم. ما چند استراتژی تجاری پذیرفتنی و منطقی را شرح خواهیم داد که در تجربیاتمان با مدل‌ها استفاده و مقایسه می‌شوند. بر طبق محدودیت فضا و زمان، این ممکن نیست که این نظریه مهم را در آینده مورد جستجو و بررسی قرار دهیم. هنوز، خواننده با برخی استراتژی‌های پذیرفتنیی و با مفهوم توسعه و دیگر احتمالات رها می‌شود.

مکانیسم استراتژی اولین تجارت که قصد داریم استفاده کنیم در ذیل بیان شده است. اول، تمام تصمیمات در پایان روز اخذ خواهند شد، که بعد از دانستن تمام قیمت‌های جاری روزانه از بخش جاری می‌باشد. فرض پیش‌بینی T، مدل‌هایمان شواهدی فراهم می‌کنند که قیمت‌ها کم می‌شوند، که ارزش پایین t کنید در پایان روز می‌کنند یا یک علامت فروش. اگر هم‌اکنون تصمیم به باز کردن یک موقعیت داشته باشیم دلالت و نشانه مدل

نادیده گرفته خواهد شد. اگر اخیرا هیچ وضعیت بازگشایی نگه نداشته باشیم، ما یک موقعیت کوتاه بوسیله یک وقتی در آینده انجام prنظریه یک دستور فروش باز خواهیم کرد. وقتی این سفارش بوسیله بازار در قیمت است، در pr-p%شد، فورا دو دستور دیگر را پست می‌کنیم. اولی یک دستور خرید محدود با محدودیت قیمت یک هدف حاشیه سود می‌باشد. این نوع از دستورات تنها زمانی که قیمت بازار به محدوده قیمت p%جایی که هدف یا کمتر از آن دست می‌یابد قابل انجام است. این سفارش آن چیزی را که حاشیه سود هدف ما تنها برای موقعیت کوتاه مدت باز شده است را بیان می‌دارد. ما 10 روز برای رسیدن به این هدف صبر خواهیم کرد، در پایان دهمین روز ما در قیمت بسته شدن خرید خواهیم کرد. سفارش دوم یک دستور توقف خرید با محدوده است. این دستور با هدف محدود کردن زیان احتمالی با این موقعیت جایگزین می‌شود. اگر بازار pr+l%قیمت محدود می‌کنیم. اگر l% دست یابد دستور اجرا خواهد شد بنابراین زیان احتمالی‌مان را به pr+l%به قیمت یا نشانه‌های خرید، Tمدل‌هایمان نشانه‌هایی فراهم کند که قیمت‌ها در آینده نزدیک با ارزش بالای پیش‌بینی افزایش خواهد یافت، یک موقعیت بلند مدت بررسی خواهیم کرد. این موقعیت تنها زمانی باز می‌شود که ما pr با قیمت tاخیرا خارج از قیمت بازار باشیم. با این هدف یک دستور خرید پست خواهیم کرد که در یک زمان به انجام خواهد رسید. همچون قبل، ما فورا دو دستور جدید پست خواهیم کرد. اولی یک دستور محدود فروش یا بالاتر از آن pr+p% خواهد بود که تنها در حالتی اجرا می‌شود که بازار به قیمتpr+p%با یک قیمت هدف دست یابد. این دستور فروش محدود یک ضرب‌العجل 10 روزه، همچنانکه در قبل اشاره شد، خواهد داشت. محدود می‌کند. l%، که دوباره زیانمان را به pr-l%دستور دومی یک دستور توقف فروش با قیمت

اولین استراتژی کمی محافظه‌کارانه دیده می‌شود همچنانکه آن تنها یک موقعیت بازگشایی در هر زمان دارد. بعلاوه، بعد از 10 روی انتظار برای سود هدف، موقعیت فورا بسته می‌شود. ما همچنین یک استراتژی تجاری با ریسک بیشتر را بررسی می‌کنیم. این استراتژی دیگر شبیه قبلی است، با این استثنا که اگر نشانه‌هایی با آن علامت وجود داشته باشد و اگر پول کافی برای آن داشته باشیم، ما همیشه یک موقعیت جدید باز خواهیم کرد. بعلاوه ما همواره برای موقعیت‌هایی که جهت دستیابی به هر یک از سود مورد نظر یا ماکزیمم زیان مجاز، منتظر خواهیم بود.

ما تنها این دو استراتژی عمده تجاری را با انحرافات ناچیزی روی پارامترهای استفاده شده بررسی خواهی کرد (برای مثال، زمان نگهداری، حاشیه سود مورد انتظار، یا مقدار پول سرمایه‌گذاری شده در هر موقعیت). همانطور که اشاره شد، این‌ها به سادگی برای اهداف شرح داده شده انتخاب شدند.

3ـ5ـ2ـ معیار ارزیابی مربوط به تجارت (فارکس)

استاندارد شرح داده شده در بخش 3ـ3ـ4 مستقیما به هدف کلی این برنامه که با عملکرد اقتصادی انجام می‌شود، ترجمه نمی‌شود. فاکتورهایی مانند نتایج اقتصادی و ریسک افشای بعضی ابزار یا دستورالعمل‌های مالی کلید مهمی در این متن هستند. این ناحیه‌ای است که به تنهایی می‌تواند به سادگی این فصل را پر کند. عملکرد بسیاری از استانداردهای مالی موجود برای تجزیه و R (Carl and Peterson, 2009)تجزیه و تحلیلی پکیج تحلیل بازده بعضی الگوریتم‌های تجاری همچون آنکه ما در این فصل پیشنهاد دادیم را اجرا می‌کند. ما بعضی از

این توابع را بوسیله این پکیج برای جمع‌آوری اطلاعاتی در عملکرد اقتصادی پیشنهاداتمان استفاده خواهیم کرد. ارزیابی ما بر نتایج کلی مدل‌ها، ریسک افشای‌شان و نتایج میانگین هر کدام از موقعیت‌های نگه داشته شده توسط مدل، تمرکز دارد. در ارزیابی نهایی از سیستم پیشنهادی‌مان که در بخش 3ـ7 توضیح داده شد، ما یک تجزیه و تحلیل عمیق‌تری از عملکرد آن با استفاده از ابزارهای استفاده شده که در این کتاب فراهم شده است اجرا خواهیم کرد.

با احترام به نتایج کلی، ما استفاده خواهیم کرد: 1) توازن ساده خالصی بین سرمایه اولیه و سرمایه پایان دوره آزمایش (گاهی اوقات به نام سود/زیان نامیده می‌شود)، 2) درصد بازگشتی که این توازن خالص ارائه می‌کند و 3) بازده مازاد بیش از استراتژی خرید و نگهداری. این استراتژی شامل موقعیت‌های طولانی مدت بازگشایی در ابتدای دوره آزمایشی و منتظر ماندن تا وقتی که در پایان این بسته شود. بازده بیش از خرید و نگهداری بوسیله تفاوت میان بازگشت از استراتژی تجاری و این استراتژی ساده اندازه‌گیری می‌شود.

راجع به اندازه‌گیری ریسک مربوطه، ما از نسبت ضریب شارپ استفاده خواهیم کرد، که ریسک بازده هر واحد را اندازه‌گیری می‌کند، دومی همچون انحراف استاندارد از بازده اندازه‌گیری می‌شود. ما همچنین حداکثر کاهش نیروها را محاسبه خواهیم کرد که زیان انباشته متوالی یک مدل را اندازه‌گیری می‌کند.

این یک ریسک مهم اندازه‌گیری برای بازرگانان است، مانند یک سیستم که یک ترسیم رو به پایین جدی را چک می‌کند، احتمالا در حالتی که برای اجرا بدون پول بماند محکوم به فنا است، مانند سرمایه‌گذارانی که مطمئنا با این زیان‌های پی‌درپی و بیرون کشیدن مجدد پولشان خواهند ترسید. در نهایت، عملکرد موقعیت نگهداری در خلالا دوره آزمایشی با اعدادشان، میانگین بازده در هر موقعیت و درصد موقعیت‌های سوددهی به خوبی سایر استانداردهای مربوطه زیان‌دهی ارزیابی خواهد شد.

3ـ5ـ3ـ قرار دادن همه چیز با هم: یک بازرگان شبیه‌سازی شده

این بخش توضیح می‌دهد چگونه نظریه‌ای را که در رابطه با علامت‌ها و مدل‌های بازرگانی طراحی کردیم را را فراهم می‌کند، که می‌تواند برای کنار هم گذاشتن trading.simulator()اجرا کنیم. پکیج کتاب ما تابع تمام این نظرات بوسیله یک شبیه سازی تجاری که از علامت‌های هر مدل ایجاد می‌شود، استفاده گردد. پارامترهای اصلی این بخش قیمت جاری بازار برای هر دوره شبیه‌سازی و علامت‌های مدل برای این دوره است. دو پارامتر دیگر نام تابع خطی‌مشی تعریف شده توسط کاربر و لیستش از پارامترها می‌باشد. در نهایت، ما همچنین می‌توانیم قیمت هر مبادله و سرمایه اولیه در دسترس برای هر بازرگان را مشخص کنیم. شبیه‌ساز تابع سیاست تجاری فراهم شده توسط هر کاربر در پایان هر بخش روزانه نامیده می‌شود و تابع باید سفارشاتی را که شبیه ساز برای اجرا کردن می‌خواهد، بازگرداند. شبیه‌ساز این سفارشات را در بازار انجام می‌دهد و تما tradeRecordفعالیت‌های در مورد چندین ساختار اطلاعات را ثبت می‌کند. نتایج شبیه‌سازی هدف کلاس می‌باشد که شامل اطلاعات این شبیه‌سازی است. این هدف، همچنان که خواهیم دید می‌تواند سپس در توابع دیگری برای بدست آوردن استاندارد یا نمودارهای ارزیابی اقتصادی در فعالیت‌های تجاری استفاده شود. قبل از پردازش بوسیله یک مثال از این گونه شبیه‌سازی ما به فراهم کردن جزئیات آینده در باره توابع خطمشی

سیاسی نیاز داریم که کاربر برای تدارک دیدن این شبیه‌ساز لازم دارد. این توابع باید با استفاده از یک پروتکل معین نوشته شود که آن‌ها باید از اینکه چگونه شبیه‌ساز آن‌ها را فرا خواهد خواند، آگاه باشند و باید اطلاعات ، شبیه‌ساز تابع خط‌مشی تجاری را با Idاین شبیه‌ساز که مورد انتظار است را بازگرداند. در پایان هر بخش روزانه چهار آرگومان اصلی به اضافه هر پارامتر دیگر که مصرف کننده در فراخوان این شبیه‌سازی استفاده کرده است ، 2) قیمت جاری dرا فرا می‌خواند. این چهار آرگومان هستند: 1) یک بردار با واحد نشانه‌های پیش‌بینی روز) 3) موقعیت‌های باز شده جاری و 4) پولی که اخیرا برای تجارت در دسترس است. همچنان که dبازار (تا روز وجود دارد، موقعیت اخیر یک ماتریکس با ردیف‌های بسیار است. این dآنجا موقعیت‌های باز در پایان روز که می‌تواند 1 برای موقعیت‌های طولانی مدت یا 1- برای "pos.type"ماتریکس چهار ستون دارد: که روزی است که "Odate" که تعداد سهامی در موقعیت است؛ "N.stocks"موقعیت‌های کوتاه مدت باشد؛ که قیمتی است که در آن موقعیت باز شده "Oprice")؛ و dآن موقعیت باز شده است (یک عدد بین 1 و از موقعیت‌هایی است که مربوط است زمانی که می‌خواهیم IDsاست. نام‌های ردیف این ماتریکس شامل شبیه‌سازی را نشان دهیم که یک موقعیت قطعی بسته می‌شود.

تمام این اطلاعات بوسیله این شبیه‌ساز فراهم می‌شود تا اطمینان دهد که استفاده کننده می‌تواند یک مجموعه گسترده از خطی‌مشی توابع تجاری را تعریف کند. توابع تعریف شده توسط کاربر باید یک چارچوب اطلاعات با یک گروه از سفارشاتی که شبیه‌ساز باید اجرا کند را بازگرداند این چارچوب اطلاعات باید شامل که باید 1 برای سفارشات خرید و 1- برای سفارشات فروش باشد؛ "order"(ستون) اطلاعات زیرین باشد: که باید 1 برای سفارشات بازار که فورا انجام می‌شوند (در حقیقت در چند روز آتی بازگشایی "order.type" که باید مقدار سهام مبادله شده برای "val"قیمت)، 2 برای سفارشات محدود یا 3 برای دستورات توقف باشد؛ برای دستورات بستن بازار یا یک قیمت هدف برای دستورات توقف یا NAدستورات بازگشایی بازار باشد، که باید برای دستوراتی که یک موقعیت جدید می‌گشاید باز باشد یا برای دستورات "action"محدودیت؛ یک موقعیت ID که اگر قابل اجراست باید شامل "postID"بستن یک موقعیت موجود بسته باشد؛ و در نهایت که بسته می‌شود باشد.

در زیر توضیحی از یک تابع خط‌مشی تجاری تعریف شده بر مبنای کاربر آمده است:

```
> policy.1 <- function(signals,market,opened.pos,money,
+                      bet=0.2,hold.time=10,
+                      exp.prof=0.025, max.loss= 0.05
+                      )
+   {
+     d <- NROW(market) # this is the ID of today
+      orders <- NULL
+      nOs <- NROW(opened.pos)
+     # nothing to do!
```

```
+      if (!nOs && signals[d] == 'h') return(orders)
+
+      # First lets check if we can open new positions
+      # i) long positions
+      if (signals[d] == 'b' && !nOs) {
+        quant <- round(bet*money/market[d,'Close'],0)
+        f (quant > 0)
+           orders <- rbind(orders,
+              data.frame(order=c(1,-1,-1),order.type=c(1,2,3),
+                    val = c(quant,
+                       market[d,'Close']*(1+exp.prof),
+                       market[d,'Close']*(1-max.loss)
+                       ),
+                    action = c('open','close','close'),
+                    posID = c(NA,NA,NA)
+                   )
+                )
+
+       # ii) short positions
+      } else if (signals[d] == 's' && !nOs) {
+        # this is the nr of stocks we already need to buy
+       # because of currently opened short positions
+       need2buy <- sum(opened.pos[opened.pos[,'pos.type']==-1,
+                                  "N.stocks"])*market[d,'Close']
+       quant <- round(bet*(money-need2buy)/market[d,'Close'],0)
+       if (quant > 0)
+            orders <- rbind(orders,
+             data.frame(order=c(-1,1,1),order.type=c(1,2,3),
+                    val = c(quant,
+                            market[d,'Close']*(1-exp.prof),
+                            market[d,'Close']*(1+max.loss)
+                             ),

+                            action = c('open','close','close'),
+                            posID = c(NA,NA,NA)
+                             )
+                             )
+      }
+
```

```
+      # Now lets check if we need to close positions
+      # because their holding time is over
+       if (nOs)
+         for(i in 1:nOs) {
+               if (d - opened.pos[i,'Odate'] >= hold.time)
+                 orders <- rbind(orders,
+                       data.frame(order=-opened.pos[i,'pos.type'],
+                             order.type=1,
+                             val = NA,
+                             action = 'close',
+                             posID = rownames(opened.pos)[i]
+                              )
+                              )
+      }
+
+      orders
+  }
```

اولین استراتژی تجاری را که در بخش 3_5_1 شرح دادیم را اجرا می‌کند. تابع 4 پـارامتر policy.1()تابع دارد که می‌توانیم برای سازگاری این استراتژی استفاده کنیم. این‌ها پارامتر شرط هستند که درصد پول جاری را exp.profمشخص می‌کند، که ما هر زمانی یک موقعیت جدید باز کنیم، سرمایه‌گذاری خواهیم کـرد؛ پـارامتر که حاشیه سودی را نشان می‌دهد که آرزو داریم برای موقعیت‌هایمان بدست آوریـم و اسـتفاده از آن زمـانی کـه که حداکثر زیانی را نشان می‌دهد که ما آرزو داریم آن را قبل از max.lossدستورات محدودیت پست می‌شود؛ ، کـه تعـداد روزهـایی را hold.timeاینکه موقعیت را ببندیم بپذیریم، و استفاده آن در دستور توقف؛ و پارامتر نشان می‌دهد که ما آرزو داریم برای دستیابی به حاشیه سود منتظر بمانیم. اگر به زمان نگهداری بدون دسـتیابی به حاشیه خواسته شده دست یافتیم، موقعیت بسته می‌شود.

توجه داشته باشید که هر وقت ما یک موقعیت جدید باز کنیم، سه دستور به شبیه‌ساز ارسال می‌کنیم: یـک دستور بازار برای باز کردن موقعیت جدید، یک دستور محدودیت برای مشخص کـردن حاشـیه سـود هـدفمان و دستور توقف برای محدود کردن زیان‌هایمان.

به طور هم‌ارز، تابع زیر استراتژی دوم تجاری‌مان را اجرا می‌کند:

```
> policy.2 <- function(signals,market,opened.pos,money,
+                      bet=0.2,exp.prof=0.025, max.loss= 0.05
+                      )
+   {
+      d <- NROW(market) # this is the ID of today
```

```
+      orders <- NULL
+      nOs <- NROW(opened.pos)
+      # nothing to do!
+      if (!nOs && signals[d] == 'h') return(orders)
+
+      # First lets check if we can open new positions
+      # i) long positions
+      if (signals[d] == 'b') {
+        quant <- round(bet*money/market[d,'Close'],0)
+        if (quant > 0)
+              orders <- rbind(orders,
+                    data.frame(order=c(1,-1,-1),order.type=c(1,2,3),
+                      val = c(quant,
+                            market[d,'Close']*(1+exp.prof),
+                            market[d,'Close']*(1-max.loss)
+                             ),
+                       action = c('open','close','close'),
+                      posID = c(NA,NA,NA)
+                    )
+                    )
+
+      # ii) short positions
+       } else if (signals[d] == 's') {
+        # this is the money already committed to buy stocks
+        # because of currently opened short positions
+        need2buy <- sum(opened.pos[opened.pos[,'pos.type']==-1,
+                                   "N.stocks"])*market[d,'Close']
+        quant <- round(bet*(money-need2buy)/market[d,'Close'],0)
+        if (quant > 0)
+         orders <- rbind(orders,
+              data.frame(order=c(-1,1,1),order.type=c(1,2,3),
+                    val = c(quant,
+                            market[d,'Close']*(1-exp.prof),
+                            market[d,'Close']*(1+max.loss)
+                            ),
+                     action = c('open','close','close'),
+                    posID = c(NA,NA,NA)
+                  )
+                  )
+      }
```

```
+
+      orders
+   }
```

این تابع بسیار شبیه تابع قبلی است. تفاوت اصلی بر این حقیقت تکیه دارد که در این خط‌مشی سیاسی ما برای موقعیت‌های بیشتری اجازه می‌دهیم که در همان زمان بازگشایی شود و همچنین اینجا هیچ محدودیت زمانی برای موقعیت‌های بسته شدن وجود ندارد.

با داشتن تعریفی از خط‌مشی تجاری توابع، ما برای درست کردن شبیه‌ساز تجاری‌مان آماده هستیم. برای انتخاب خواهیم کرد که SVMتوضیح مقصودمان یک نمونه کوچکی از اطلاعاتمان را برای دستیابی به یک سپس برای دستیابی به پیش‌بینی‌هایی برای یک دوره ثانویه استفاده می‌شود. ما شبیه‌ساز تجاریمان را با این در متن از خط‌مشی معین تجاری SVMپیش‌بینی‌ها برای دستیابی به نتایج تجاری با استفاده از علامت‌های نامگذاری می‌کنیم.

```
> # Train and test periods
> start <- 1
> len.tr <- 1000
> len.ts <- 500
> tr <- start:(start+len.tr-1)
> ts <- (start+len.tr):(start+len.tr+len.ts-1)
> # getting the quotes for the testing period
> data(GSPC)
> date <- rownames(Tdata.train[start+len.tr,])
> market <- GSPC[paste(date,'/',sep='')][1:len.ts]
> # learning the model and obtaining its signal predictions
> library(e1071)
> s <- svm(Tform,Tdata.train[tr,],cost=10,gamma=0.01)
> p <- predict(s,Tdata.train[ts,])
> sig <- trading.signals(p,0.1,-0.1)
> # now using the simulated trader
> t1 <- trading.simulator(market,sig,
+                 'policy.1',list(exp.prof=0.05,bet=0.2,hold.time=30))
```

لطفا توجه داشته باشید برای اینکه این کد کار کند، شما باید قبلا هدف‌هایی با اطلاعات برای مدل‌سازی با استفاده از دستورالعمل‌های داده شده در بخش 3ـ3ـ3 خلق کنید.

در فراخوان خود برای شبیه سازی تجاری ما اولین خط‌مشی تجاری را انتخاب کردیم و ارزش‌های متفـاوتی را برای برخی از این پارامترها فراهم کردیم. ما از اطلاعات پیش‌فرض برای هزینه‌های مباله (پنج واحـد پـولی) و بـرای سـرمایه اولیـه (1 میلیـون واحـد پـولی) اسـتفاده کـردیم. نتیجـه ایـن فراخـوانی یـک شـیء از کـلاس tradeRecord است. ما می‌توانیم این مفهموم را همچون زیر چک کنیم:

```
> t1

Object of class tradeRecord with slots:

        trading: <xts object with a numeric 500 x 5 matrix>
        positions: <numeric 16 x 7 matrix>
        init.cap : 1e+06
        trans.cost : 5
        policy.func : policy.1
        policy.pars : <list with 3 elements>
> summary(t1)

== Summary of a Trading Simulation with 500 days ==

Trading policy function : policy.1
Policy function parameters:
        exp.prof = 0.05
        bet = 0.2
        hold.time = 30

Transaction costs : 5
Initial Equity : 1e+06
Final Equity : 997211.9 Return : -0.28 %
Number of trading positions: 16
```

برای آیـتم‌هـای عـددی آتـی در ایـن شـبیه‌سـازی اسـتفاده شـد. تـابع "tradingEvaluation()" تابع tradingEvaluation() می‌تواند برای بدست آوردن یک سری از نشانه‌های اقتصادی عملکـرد در خـلال ایـن دوره شبیه‌سازی استفاده گردد:

```
> tradingEvaluation(t1)
  NTrades  NProf     PercProf     PL          Ret      RetOverBH
```

```
 16.00      8.00         50.00      -2788.09   -0.28       -7.13
 MaxDD SharpeRatio              AvgProf    AvgLossAvgPL        MaxProf
59693.15  0.00         4.97       -4.91      0.03        5.26
MaxLoss
 -5.00
```

یک مطالعـه کلـی گرافیکـی از عملکـرد بازرگـان plot()ما مانند زیر همچنین می‌توانیم با استفاده از تابع بدست بیاوریم:

```
> plot(t1, market, theme = "white", name = "SP500")
```

نتیجه این فرمان در نمودار 3ـ6 نشان داده شده است. با یک بازده منفی، نتایج این تجارت بد است. اگر مـا خط‌مشی تجاری ثانویه‌ای استفاده کنیم آیا سناریو متفاوت می‌شود؟ اجازه دهید ببینیم:

```
> t2 <- trading.simulator(market, sig, "policy.2", list(exp.prof = 0.05,
+       bet = 0.3))
> summary(t2)

== Summary of a Trading Simulation with 500 days ==

Trading policy function : policy.2
Policy function parameters:
              exp.prof = 0.05
              bet = 0.3

Transaction costs   :  5
Initial Equity      :  1e+06
Final Equity        :  961552.5 Return : -3.84 %
Number of trading positions:  29
```

تابع "tradingEvaluation( )" را برای آیتم‌های عددی آتی در این شبیه‌سازی استفاده کنید.

```
> tradingEvaluation(t2)
```

نمودار 3_6: نتایج مبادله با استفاده از خط‌مشی 1 بر مبنای علامت‌هایی از یک SVM.

NTrades	NProf	PercProf	PL	Ret	RetOverBH
29.00	14.00	48.28	-38447.49	-3.84	-10.69

MaxDD	SharpeRatio	AvgProf	AvgLoss	AvgPL	MaxProf	MaxLoss
156535.05	-0.02	4.99	-4.84	-0.10	5.26	-5.00

از همان علامت‌ها استفاده شده با یک خط‌مشی تجاری متفاوت بازده از 0/27% تا 2/86-% کاهش می‌یابد.

به ما اجازه دهید تا تجربه را با آموزش و دوره آزمون متفاوت تجربه کنیم:

```
> start <- 2000
> len.tr <- 1000
```

```
> len.ts <- 500
> tr <- start:(start + len.tr - 1)
> ts <- (start + len.tr):(start + len.tr + len.ts - 1)
> s <- svm(Tform, Tdata.train[tr, ], cost = 10, gamma = 0.01)
> p <- predict(s, Tdata.train[ts, ])
> sig <- trading.signals(p, 0.1, -0.1)
> t2 <- trading.simulator(market, sig, "policy.2", list(exp.prof = 0.05,
+       bet = 0.3))
> summary(t2)

== Summary of a Trading Simulation with 500 days ==

Trading policy function : policy.2
Policy function parameters:
        exp.prof = 0.05
        bet = 0.3

Transaction costs  :  5
Initial Equity     :  1e+06
Final Equity       :  107376.3 Return : -89.26 %
Number of trading positions:   229
```

برای آیتم‌های عددی آتی در این شبیه‌سازی استفاده کنید"tradingEvaluation( )"از تابع

```
> tradingEvaluation(t2)

        NTrades     NProf      PercProf        PL          Ret          RetOverBH
        229.00      67.00       29.26       -892623.73                -89.26      -
96.11
        MaxDD   SharpeRatio                 AvgProf     AvgLoss  AvgPL
MaxProf
        959624.80 -0.08         5.26          -4.50       -1.65        5.26
        MaxLoss
        -5.90
```

این بازرگان، با همان تکنیک مدل‌سازی و استفاده از همان استراتژی تجاری بدست آمده است، یک نتیجه بدتر مورد توجهی بدست آمده است. درس اصلی برای یادگیری این است: تخمین‌های آماری معتبر. با چند تکرار آزمایش‌ها فریب نخورید حتی اگر این شامل 2 سال دوره آزمایشی باشد. ما تکرارهای بیشتری تحت شرایط

متفاوت برای اطمینان یافتن از قابلیت اطمینان آماری بعضی نتایج‌مان نیاز داریم. این به طور ویژه برای مدلهای سری زمانی صحیح است که رژیم‌های متفاوتی برای مدیریت کردن داشته باشد (برای مثال، دوره‌هایی با گرایش یا فراریت متفاوت)

3ـ6ـ ارزیابی مدل و انتخاب

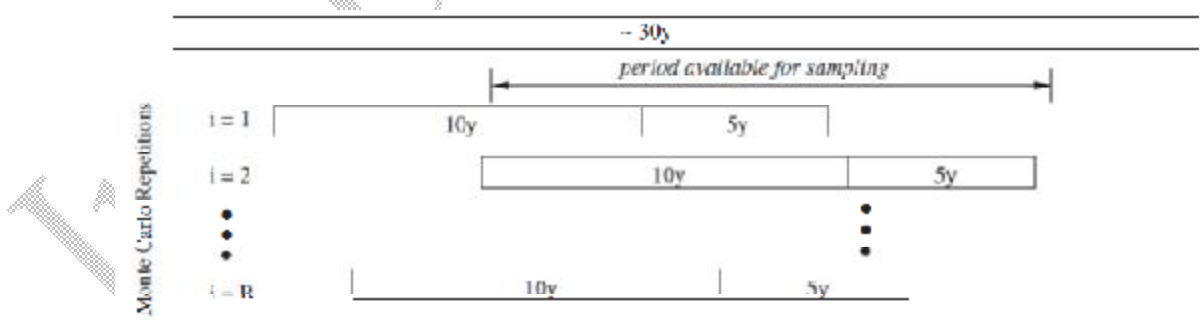
در این بخش ما بررسی خواهیم کرد چگونه یک تخمین قابل اعتماد از معیار ارزیابی انتخاب شده را بدست آوریم. این تخمین‌ها به ما اجازه خواهد داد که بطور کامل سیستم‌های تجاری متناوب مختلف را مقایسه و انتخاب کنیم.

3ـ6ـ1ـ برآوردهای مونت کارلو

مشکلات سری زمانی مانند آنکه ما اشاره کردیم چالش‌های جدیدی در اصطلاح دستیابی به تخمین‌های قابل اعتماد از استاندارد اندازه‌گیری ایجاد می‌کند. این به دلیل است که همه اطلاعات مشاهده شده یک برچسب زمانی متصل دارند که یک سفارش را میان آن‌ها لازم می‌سازد. این سفارشات باید با ریسک برآوردهای بدست آمده که قابل اتکا نیست مربوط باشد. در فصل 2 ما از روش "وارسی اعتبار" برای بدست آوردن برآورد قابل اتکایی از آمارهای تخمینی استفاده کردیم. این روش شامل یک مرحله نمونه‌گیری تصادفی مجدد است که دستورات اصلی از مشاهدات را تغییر می‌دهد. این بدین معنی است که وارسی اعتبار نباید به مشکلات سری‌های زمانی بکار رود. کاربرد این روش می‌تواند به معنی آزمایش مدل‌ها بر مشاهداتی که قدیمی‌تر از آنهایی که برای بدست آوردن آن‌ها استفاده شد باشد. این در واقعیت امکان‌پذیر نیست و بنابراین تخمین‌های بدست آمده با این فرایند غیرقابل اتکا و احتمالا بسیار خوشبینانه هستند، همچنانکه این آسانتر است گذشته داده شده را پیش‌بینی کنیم تا اینکه آینده پیش رو. هر فرایند برآورد کردنی که از داده سری زمانی استفاده می‌کند باید اطمینان دهد که مدل‌ها همیشه در تاریخی تست شده‌اند که بسیار جدیدتر از اطلاعات استفاده شده برای بدست آوردن مدل‌ها هستند. این یعنی هیچ نمونه‌گیری تصادفی مجددی از مشاهدات یا هیچ فرایند دیگری که دستورات زمانی از اطلاعات داده شده را تغییر دهد، وجود ندارد. اگرچه هر فرایند تخمین مناسب باید شامل بعضی انتخابات تصادفی برای اطمینان یافتن از قابلیت اتکای آماری هر تخمین بدست آمده باشد. این شامل تکرار کردن چندین باره فرایند تخمین تحت شرایط متفاوت، با انتخاب ترجیحا تصادفی، است. اطلاعات یک اندازه‌گیری می‌شود، چگونه می‌تواند ما را به این امر مطمئن t+N تا زمان tسری زمانی داده شده که از زمان را برای آنچه می‌خواهیم تخمینش را به دست آوریم، انتخاب train+testسازد؟ اول اینکه، ما باید تنظیمات کنیم. این یعنی تصمیم‌گیری اینکه اندازه هر دو گروه آزمایشی و آموزشی برای استفاده شدن در فرایند تخمین، باشد تا اطمینان دهد که ما قادریم به طور تصادفی Nچقدر است؟ مجموع این دو اندازه باید کوچکتر از سناریوهای آزمایشی مختلفی را با اطلاعاتی که بوسیله ما فراهم شده است را تولید کنیم. اگرچه، در صورتیکه ما اندازه‌های بیش از حد کوچکی را انتخاب کنیم ممکن است عملکرد مدل‌هایمان بطور جدی معیوب شود. بهمین نحو، بسته‌های آزمایشی کوچک کمتر قابل اتکا خواهند بود بویژه اگر ما مظنون باشیم که آنجا در مدل‌مان رژیمی وجود دارد که تغییر کرده است و ما تمایل داشته باشیم مدل‌ها را تحت همین شرایط آزمایش کنیم.

تقریبا بسته اطلاعاتی ما شامل 30 سال قیمت‌های جاری روزانه است. وقتیکه 10 سال اطلاعات آموزشی وجود دارد، ما تمام تناوبات را بوسیله تخمین عملکردشان در آزمایش گروه 5 ساله قیمت‌های جاری ارزیابی خواهیم کرد. این اندازه‌های آزمایشی و آموزشی را قابل اطمینان می‌سازد که به قدر کافی بزرگ هستند و علاوه بر این، فضایی برای تکرارهای متفاوت این فرایند آزمایشی همچنان که در اطلاعات 30 ساله داریم، باقی می‌گذارد.

از لحاظ روش تجربی، ما تجربه مونت کارلو را برای بدست آوردن تخمین‌های قابل اتکا از استانداردهای ارزیابی استفاده خواهیم کرد. روش مونت کارلو بر نمونه‌گیری تصادفی برای رسیدن به نتایج‌شان تکیه دارد. ما در دوره زمانی 30 ساله Rقصد داریم این روش نمونه‌گیری فرایند را برای انتخاب یک گروه از نقاط ، ما از دوره 10 ساله قبلی قیمت‌های جاری rقیمت‌هایمان استفاده کنیم. برای هر انتخاب تصادفی نقطه زمانی برای بدست آوردن مدل‌ها و دوره 5 ساله متعاقب برای آزمایش آن‌ها استفاده خواهیم کرد. در پایان این تخمینی برای هر یک از استانداردهای ارزیابی‌مان داریم. هر کدام از این تخمین‌ها برای بدست R ما Rتکرارهای آوردن یک انتخاب تصادفی پنجره از 15 سال اطلاعات است، اولین 10 سال برای آموزش و 5 سال باقیمانده جهت آزمایش استفاده می‌شود. این اطمینان می‌بخشد که تجربیات ما همیشه به سفارشات زمانی اطلاعات سری را اطمینان می‌دهد که train+test تغییر پذیری مناسب در شرایط Rزمانی مرتبط است. تکرار فرایند زمانی تصادفی انتخاب شده را Rقابل اتکا بودن تخمین‌هایمان را افزایش می‌دهد. بعلاوه اگر ما همان نقطه‌های مقدار برای تناوبات مختلف ارزیابی استفاده کنیم، می‌توانیم برای بدست آوردن سطح اعتماد آماری بر روی مشاهدات مختلف از عملکرد متوسط، مقایسه‌های جفتی انجام دهیم. نمودار 3ـ7 روش تجربی مونت کارلو را به طور ، 10 سال rخلاصه نشان داده است. توجه داشته باشید که باید اطمینان یابیم که برای هر نقطه تصادفی حذف می‌کند. Rاطلاعات قبل از 5 سال بعدی وجود دارد، این بعضی از داده‌ها را از انتخاب تصادفی نقاط



نمودار 3ـ7: فرایند تجربی مونت کارلو

k-، که در فصل 2 برای بدست آوردن آزمایشات وارسی اعتبار experimentalComparison()تابع استفاده می‌کردیم، می‌تواند برای آزمایشات مونت کارلو نیز استفاده شود. در بخش بعدی ما این را برای fold

بدست آوردن تخمین‌های قابل اتکا از استانداردهای ارزیابی انتخاب شده برای چندین سیستم مبادلاتی متناوب استفاده خواهیم کرد.

3ـ6ـ2ـ مقایسات تجربی

این بخش یک گروه از آزمایشات مونت کارلو را شرح می‌دهد که برای بدست آوردن تخمین‌های قابل اتکا از معیار ارزیابی اشاره شده در بخش 3ـ3ـ4 و 3ـ5ـ2 طراحی شده است. اطلاعات مبنایی استفاده شده در این تجربیات از دیتابیسی که در پایان بخش 3ـ3ـ3 ایجاد شد، استفاده شده است. هر کدام از مدل‌های پیش‌بینی متناوب بررسی شده در این آزمایشات در تنظیمات به روز رسانی سه مدل مختلف استفاده خواهد شد. قبلا این‌ها در بخش 3ـ4ـ1 شرح داده شده است و مشتمل بر استفاده از یک مدل واحد برای تمام دوره‌های آزمایشی 5 ساله، با استفاده از یک پنجره کشویی یا یک پنجره روینده، می‌باشد. پکیج کتاب شامل 2 تابع است که به استفاده از هر مدلی با این تدبیر ایجاد پنجره، کمک می‌کند. تابع slidingWindow() و growingWindow() 5 آرگومان اصلی دارد. اولی یک شیء از کلاس آموزشی است که قبلا برای نگهداری تمام جزئیات در یک سیستم آموزشی از آن استفاده کردیم (تابع نام و پارامتر ارزش (بها)). دومین آرگومان فرمولی است که وظیفه پیش‌بینی را شرح می‌دهد، در حالیکه سومین و چهارمین شامل آموزش و آزمایش گروه داده‌های مربوطه است. آرگومان آخر تنظیمات آموزش مجدد برای استفاده در تدبیر ایجاد پنجره است. پس از آنکه تعداد موارد تست شده در این آرگومان مشخص شد، به هر کدام از شیوه‌های کشویی یا رونده اطلاعات آموزشی استفاده شده برای بدست آوردن مدل قبلی، مدل بازآموزی می‌شود. هر دو تابع پیش‌بینی‌ها از مدل را برای فراهم کردن گروه تست استفاده شده در تدبیر ایجاد پنجره مربوطه بازمی‌گرداند.

کدهای زیر گروهی از توابع که برای اجرای یک چرخه کامل آموزش+تست+ارزیابی از سیستم‌های مبادلاتی مختلف استفاده خواهد کرد، را ایجاد می‌کند که ما آن‌ها را مقایسه خواهیم نمود. این توابع از درون روال مونت کارلو برای دوره‌های مختلف آموزش+تست طبق طرح توصیف شده در نمودار 3ـ7 نام‌گذاری خواهد شد.

```
> MC.svmR <- function(form, train, test, b.t = 0.1, s.t = -0.1,
+       ...) {
+      require(e1071)
+       t <- svm(form, train, ...)
+       p <- predict(t, test)
+      trading.signals(p, b.t, s.t)
+ }
> MC.svmC <- function(form, train, test, b.t = 0.1, s.t = -0.1,
+       ...) {
+      require(e1071)
+       tgtName <- all.vars(form)[1]
+       train[, tgtName] <- trading.signals(train[, tgtName],
+              b.t, s.t)
```

```
+        t <- svm(form, train, ...)
+        p <- predict(t, test)
+        factor(p, levels = c("s", "h", "b"))
+ }
> MC.nnetR <- function(form, train, test, b.t = 0.1, s.t = -0.1,
+ ...) {
+       require(nnet)
+        t <- nnet(form, train, ...)
+       p <- predict(t, test)
+        trading.signals(p, b.t, s.t)
+ }
> MC.nnetC <- function(form, train, test, b.t = 0.1, s.t = -0.1,
+       ...) {
+       require(nnet)
+        tgtName <- all.vars(form)[1]
+       train[, tgtName] <- trading.signals(train[, tgtName],
+               b.t, s.t)
+       t <- nnet(form, train, ...)
+       p <- predict(t, test, type = "class")
+        factor(p, levels = c("s", "h", "b"))
+ }
> MC.earth <- function(form, train, test, b.t = 0.1, s.t = -0.1,
+       ...) {
+        require(earth)
+       t <- earth(form, train, ...)
+       p <- predict(t, test)
+        trading.signals(p, b.t, s.t)
+ }
> single <- function(form, train, test, learner, policy.func,
+       ...) {
+       p <- do.call(paste("MC", learner, sep = "."), list(form,
+             train, test, ...))
+       eval.stats(form, train, test, p, policy.func = policy.func)
+ }
> slide <- function(form, train, test, learner, relearn.step,
+       policy.func, ...) {
+        real.learner <- learner(paste("MC", learner, sep = "."),
+               pars = list(...))
+        p <- slidingWindowTest(real.learner, form, train, test,
+               relearn.step)
```

```
+       p <- factor(p, levels = 1:3, labels = c("s", "h", "b"))
+       eval.stats(form, train, test, p, policy.func = policy.func)
+ }
> grow <- function(form, train, test, learner, relearn.step,
+        policy.func, ...) {
+       real.learner <- learner(paste("MC", learner, sep = "."),
+                pars = list(...))
+       p <- growingWindowTest(real.learner, form, train, test,
+                relearn.step)
+       p <- factor(p, levels = 1:3, labels = c("s", "h", "b"))
+       eval.stats(form, train, test, p, policy.func = policy.func)
+ }
```

مدل‌های متفاوتی را با استفاده از فرمول فراهم شده و گروه آموزشی بدست می‌آورد و سپس MC.x()تابع آن‌ها را در گروه آزمایشی داده شده جهت بازده پیش‌بینی‌ها، تست می‌کند. در زمان مقتضی، ما یک نسخه برای پایان نامیده C پایان نامیده می‌شود) و نسخه دیگری برای وظیفه طبقه‌بندی (در Rوظیفه رگرسیون (در می‌شود) داریم. توجه داشته باشید که هر دوی این تناوبات فرایندهای "قبل" و "بعد" متفاوتی را دنبال نامیده می‌شوند. این سه تابع پیش‌بینی‌هایی grow()و Slide()، single()می‌کنند. این توابع به عنوان توابع برای گروه تست استفاده شده در مدل خاصی در پارامترهای آموزنده با استفاده از مکانیسم به روز رسانی مدل مربوطه، بدست می‌آورد. پس از بدست آمدن پیش‌بینی‌ها این توابع آمارهای ارزیابی را جمع‌آوری می‌کند که که در زیر داده شده است را ارزیابی کنیم.eval.stats()می‌خواهیم با یک نامگذاری برای تابع

```
> eval.stats <- function(form,train,test,preds,b.t=0.1,s.t=-0.1,...) {
+       # Signals evaluation
+       tgtName <- all.vars(form)[1]
+       test[,tgtName] <- trading.signals(test[,tgtName],b.t,s.t)
+       st <- sigs.PR(preds,test[,tgtName])
+       dim(st) <- NULL
+       names(st) <- paste(rep(c('prec','rec'),each=3),
+                          c('s','b','sb'),sep='.')
+
+       # Trading evaluation
+       date <- rownames(test)[1]
+       market <- GSPC[paste(date,"/",sep='')][1:length(preds),]
+       trade.res <- trading.simulator(market,preds,...)
+
+       c(st,tradingEvaluation(trade.res))
```

```
+ }
```

دو تابع دیگر را برای جمع‌آوری دقت و فراخوانی علامت‌ها و چندین استاندارد ارزیابی (eval.stats()تابع بعنوان مثال آرگومان‌های پیش‌بینی و درستی اطلاعات را دریافت (sigs.PR()اقتصادی، استفاده می‌کند. تابع می‌کند و صحت و فراخوانی را برای علامت‌های فروش، خرید و خرید+فروش محاسبه می‌کند. تابع دیگر است که استانداردهای اقتصادی از ثبت مبادلات داده شده را بدست می‌آورد. این( )tradingEvaluation بدست آمده است که می‌تواند به عنوان عملکرد شبیه‌سازی در (trading.simulator()ثبت مبادلات با تابع بازار با علامت‌های مدل، استفاده شود. تمام این توابع به طور کامل در بخش 3_5_3 توضیح داده شده و با مثال از روال مونت کارلو با پارامترهای مناسب پر شده، (grow()و (slide()، (single()مشخص گردیده است. توابع نامگذاری گردیده است بنابراین ما مدل‌های که می‌خواهیم مقایسه کنیم را بدست می‌آوریم. در زیر ما شرح می‌دهیم چگونه یک دور گردش (حلقه) را تنظیم کنیم که فراتر از یک گروه از سیستم‌های مبادلاتی متناوب باشد و این توابع را برای بدست آوردن تخمین عملکردشان نامگذاری کنیم. هر کدام از سیستم‌های مبادلاتش بوسیله مدل آموزشی با برخی پارامترهای آموزشی خاص شکل گرفته است، بعلاوه یک استراتژی تجاری که مشخص می‌شود این است که چگونه پیش‌بینی‌های مدل برای مبادله استفاده می‌شود. با احترام به خطی‌مشی‌های تجاری، ما سه گونه که از سیاست‌های خاصی در بخش 3_5_3 نتیجه می‌شود را بررسی خواهیم کرد (تابع policy.1()و policy.2()، توابع ذیل این سه گونه را اجرا می‌کند:

```
> pol1 <- function(signals,market,op,money)
+       policy.1(signals,market,op,money,
+                bet=0.2,exp.prof=0.025,max.loss=0.05,hold.time=10)
> pol2 <- function(signals,market,op,money)
+      policy.1(signals,market,op,money,
+               bet=0.2,exp.prof=0.05,max.loss=0.05,hold.time=20)
> pol3 <- function(signals,market,op,money)
+      policy.2(signals,market,op,money,
+               bet=0.5,exp.prof=0.05,max.loss=0.05)
```

کدهای زیر در آزمایشات مونت کارلو اجرا می‌شود. ما توصیه می‌کنیم که شما قبل از اجرای این کد چندین بار آن را بررسی کنید. حتی در سریع‌ترین کامپیوترها، این کار برای تکمیل شدن بع چندین روز زمان نیاز دارد. ما در وب پیج کتاب اهداف نتیجه را از اجرای این آزمایشات را تهیه کرده‌ایم بنابراین شما می‌توانید به تجزیه و تحلیل نتایجی که در ادامه می‌آید حتی بدون اجرا کردن این آزمایش روی کامپیوتر خودتان اتکا کنید.

```
> # The list of learners we will use
> TODO <- c('svmR','svmC','earth','nnetR','nnetC')
> # The datasets used in the comparison
```

```
> DSs <- list(dataset(Tform,Tdata.train,'SP500'))
> # Monte Carlo (MC) settings used
> MCsetts <- mcSettings(20, # 20 repetitions of the MC exps
+                       2540, # ~ 10 years for training
+                        1270, # ~ 5 years for testing
+                       1234) # random number generator seed
> # Variants to try for all learners
> VARS <- list()
> VARS$svmR <- list(cost=c(10,150),gamma=c(0.01,0.001),
+                       policy.func=c('pol1','pol2','pol3'))
> VARS$svmC <- list(cost=c(10,150),gamma=c(0.01,0.001),
+                       policy.func=c('pol1','pol2','pol3'))
> VARS$earth <- list(nk=c(10,17),degree=c(1,2),thresh=c(0.01,0.001),
+                       policy.func=c('pol1','pol2','pol3'))
> VARS$nnetR <- list(linout=T,maxit=750,size=c(5,10),
+ decay=c(0.001,0.01),
+                       policy.func=c('pol1','pol2','pol3'))
> VARS$nnetC <- list(maxit=750,size=c(5,10),decay=c(0.001,0.01),
+                       policy.func=c('pol1','pol2','pol3'))
> # main loop
> for(td in TODO) {
+       assign(td,
+              experimentalComparison(
+               DSs,
+               c(
+                 do.call('variants',
+                       c(list('single',learner=td),VARS[[td]],
+                         varsRootName=paste('single',td,sep='.'))),
+                do.call('variants',
+                       c(list('slide',learner=td,
+                              relearn.step=c(60,120)),
+                         VARS[[td]],
+                         varsRootName=paste('slide',td,sep='.'))),
+                do.call('variants',
+                       c(list('grow',learner=td,
+                              relearn.step=c(60,120)),
+                         VARS[[td]],
+                         varsRootName=paste('single',td,sep='.')))
+               ),
+              MCsetts)
```

```
+         )
+
+       # save the results
+       save(list=td,file=paste(td,'Rdata',sep='.'))
+ }
```

پارامترهای عمومی از آزمایش را که تعداد تکرارها (20)، اندازه گروه آزمایشی (تقریبا بین MCsettsهدف 2/540 تا 10 سال)، اندازه گروه آزمایشی (تقریبا بین 1/270 تـا 5 سـال) و تعـداد تصـادفی بـذر تولیـد شـده را مشخص می‌سازد، کنترل می‌کند.

شامل تمام پارامترهای مختلفی است که می‌خواهیم برای هر یادگیرنـده بسـنجیم. متغیرهـا VARSلیست شامل همه ترکیب‌های ممکن از ارزش‌ها که در لیست پارامترها نشان دادیم، می‌باشد. هر کـدام از ایـن متغیرهـا اجرا خواهد شد: پنجره تک، کشویی و رونـده. بعـلاوه، بـرای دو "modes"در سه مدل مختلف به روز رسانی شیوه بعدی دو مرحله بازآموزی را امتحان خواهیم کرد: دوره‌های 60 و 120 روزه.

ما سعی داریم چهار متغیر پارامتر را با سه سیاست مبادله مختلف که در کل 12 متغیر svmبرای مدل‌های می‌شود را یاد بگیریم. هر کدام از این متغیرها در یک شیوه تکی سنجیده می‌شود و روی 4 تـدبیر ایجـاد پنجـره (دو استراتژی با دو مرحله متفاوت بازآموزی). این امر به طور آشکارا در آزمایشات بسیاری کـه اجـرا شـده اسـت (24+24+12=)، 120 متغیـر زمـین (48+48+24=) و 60 svmنتیجه می‌دهد. به طـور مثـال، آنجـا 60 متغیـر خواهد بود. هر کدام از آن‌ها 20 مرتبه با یک گروه آموزشی 10 ساله و یک گروه تست 5 ساله اجرا nnetمتغیر خواهد شد. این دلیلی است که ما خاطر نشان می‌کنیم که زمان طولانی برای اجرای آزمـایش‌هـا بکـار مـی‌بـرد. اگرچه، ما باید اظهار کنیم که این یک نمونه کوچک از تمام امکانات سازگار سازی است که در طـی توصـیفات از اهدافمان در مورد این مسئله متذکر شدیم. اینجـا تصـمیمات بسـیار کـوچکتری وجـود دارد کـه مـی‌تـوانیم بـه شیوه‌های دیگری دنبال کنیم (برای مثال، آستانه خرید و فروش، سیستم‌های دیگر آموزشی و غیره). ایـن بـدین معنی است که هر سری در فضای این برنامه منابع محاسباتی عظیمی نیاز دارد برای اجـرای یـک مـدل انتخـاب شده مناسب تلاش می‌کند. این به طور واضحی خارج از حوزه این کتاب اسـت. هـدف مـا اینجـا ایـن اسـت کـه خواننده با راهنمای روش شناختی مناسبی فراهم کنیم و سعی نکنیم بهترین سیستم تجاری بـرای ایـن اطلاعـا ویژه را بیابیم.

3ـ6ـ3ـ تجزیه و تحلیل نتایج

کد فراهم شده در بخش قبلی پنج فایل عددی با اهداف مشـتمل بـر نتـایج تمـام متغیرهـا، مشـتمل بـر 5 ، earth.Rdata، svmC.Rdata، svmR.Rdataسیستم یادگیری را تولید می‌کند. این فایل‌هـای اطلاعـاتی نامیده می‌شود. هر کدام از آن‌ها شامل یک هدف با نـام مشـابه فایـل بجـز nnetC.Rdata و nnetR.Rdata هستند و پکیج ما شامل چندین روش است که مـی‌توانـد بـرای compExpپسوند آن است. این اهداف کلاس کاوش نتایجی که ذخیره شده است مورد استفاده قرار گیرد.

به این دلیل که شما احتمالا تجربیات را خودتان انجام نداده‌اید، شما می‌توانید فایل را در وب پیج کتاب استفاده Rپیدا کنید. آن‌ها را به کامپیوترتان دانلود کنید و سپس فرمان‌های زیر را برای بارگذاری اهداف درون نمایید:

```
> load("svmR.Rdata")
> load("svmC.Rdata")
> load("earth.Rdata")
> load("nnetR.Rdata")
> load("nnetC.Rdata")
```

برای هر متغیر سیستم مبادله، ما آمار چندی از عملکرد را اندازه‌گیری می‌کنیم. بعضی وابسته به عملکرد در دوره‌ای از پیش‌بینی نشانه‌های صحیح هستن، در حالیکه بقیه به عملکردهای اقتصادی وابسته هستند زمانی که این علامت‌ها در مبادله استفاده می‌شوند. تصمیم بگیرید با توجه به تجربه‌هایمان شامل یک توازن بین تمام رتبه‌ها کدامیک بهترین مدل‌ها هستند. مدل(های) انتخاب شده ممکنه بسیار وابسته باشند به اینکه بر کدام معیار ازرش بیشتری بگذاریم. علیرغم گوناگونی رتبه‌های ارزیابی ما هنوز می‌توانیم بعضی از آن‌ها را که بیشتر مرتبط است شناسایی کنیم. در بین آمارهای پیش‌بینی منفرد، دقت به طور واضحی با اهمیت‌تر از فراخوان برای این برنامه است. در نتیجه دقت باید با علامت‌های پیش‌بینی انجام شود و اینجا فعالیت‌های مبادلاتی را همچنان که آن‌ها سبب باز شدن موقعیت‌ها هستند جلو می‌برند. رتبه پایین دقت سبب سیگنال‌های غلط می‌شود، که به معنی بازگشایی موقعیت‌ها در زمان‌های غلط است. این مطمئنا به زیان‌های بیشتری هدایتمان می‌کند. فراخوان این هزینه بالقوه را ندارد. فراخوان قابلیت مدل‌ها را برای تسخیر شانس‌های مبادلاتی را اندازه‌گیری می‌کند. اگر این رتبه پایین باشد، این به معنی از دست دادن شانس‌ها است اما نه هزینه‌های بالا. در این متن، ما به طور در آمار هستیم که علامت‌های دقت خرید و فروش را اندازه‌گیری prec.sbخاصی علاقه‌مند به رتبه مدل‌های در آزمایش‌های ما)، و همچنین استراتژی Retمی‌کند. در اصطلاح عملکرد تجاری، بازگشت از سیستم‌ها (آمار در آزمایشات ما) مهم است. همچنین درصد سوددهی مبادله RetOverBHبازده بالاتر از خرید و نگهداری ( ) باشد. در اصطلاح تجزیه و تحلیل ریسک، PercProfتجاری مهم است که باید به طور وضوح بالای 50% (آمار) همزمان نگاه کنیم. MaxDDاین بی‌معنی است که به هر دو ارزش نسبت شارپ و ماکزیمم رسم به پایین (بکار گرفته شود. اگرچه با متغیرهای عددی داده compExp می‌تواند برای بارگذاری اهداف ()summaryتابع شده و عملکرد آماری آن‌ها، خروجی می‌تواند در این مورد طاقت فرسا باشد.

است که بوسیله پکیج ما فراهم می‌شود. با این تابع ما می‌تواند ()rankSystmsیک تناوب استفاده از تابع بالای چارت را برای ارزیابی آمارها در جایی که علاقه‌مند هستیم را با اشاره به بهترین مدل‌ها و رتبه‌های آن‌ها بدست آوریم:

```
> tgtStats <- c('prec.sb','Ret','PercProf',
+               'MaxDD','SharpeRatio')
> allSysRes <- join(subset(svmR,stats=tgtStats),
+                   subset(svmC,stats=tgtStats),
+                   subset(nnetR,stats=tgtStats),
+                   subset(nnetC,stats=tgtStats),
+                    subset(earth,stats=tgtStats),
+                   by = 'variants')
> rankSystems(allSysRes,5,maxs=c(T,T,T,F,T))

$SP500
$SP500$prec.sb
          system   score
1   slide.svmC.v5 1
2   slide.svmC.v6       1
3  slide.svmC.v13       1
4  slide.svmC.v14       1
5  slide.svmC.v21       1

$SP500$Ret
           system     score
1  single.nnetR.v12   97.4240
2   single.svmR.v11    3.4960
3   slide.nnetR.v15    2.6230
4  single.svmC.v12     0.7875
5  single.svmR.v8      0.6115

$SP500$PercProf
         system      score
1  grow.nnetR.v5       60.4160
2  grow.nnetR.v6       60.3640
3  slide.svmR.v3 60.3615
4  grow.svmR.v3  59.8710
5  grow.nnetC.v1 59.8615

$SP500$MaxDD
          system     score
1  slide.svmC.v5 197.3945
2  slide.svmC.v6 197.3945
```

```
3  grow.svmC.v5        197.3945
4  grow.svmC.v6        197.3945
5  slide.svmC.v13       399.2800

$SP500$SharpeRatio
          system  score
1  slide.svmC.v5 0.02
2  slide.svmC.v6 0.02
3  slide.svmC.v13       0.02
4  slide.svmC.v14       0.02
5  slide.svmC.v21       0.02
```

برای انتخاب یک بخش از اطلاعات ذخیره شده در این compExps می‌تواند برای اهداف ()subnetتابع اهداف بکار رود. در این مورد ما می‌توانیم تنها یک زیرمجموعه از این آمارهای تخمینی را انتخاب کنیم. سپس قرار می‌دهیم. ()join ، با استفاده از تابع compExpما تمام متغیرهای تجراری را با هم در یک هدف واحد را در خلال ابعاد مختلفی به هم ملحق کند. در این مورد این منطقی compExpاین تابع می‌تواند هدف‌های است که آن‌ها را با سیستم متغیرها به هم متصل کنیم، همچنانکه تمام شرایط آزمایشی دیگر نیز به همین را برای دستیابی به بالای 5 ربته در میان تمام سیستم‌های ()rankSystemsشکل هستند. در نهایت، ما تابع مبادلاتی بری آمارهایی که انتخاب کرده‌ایم استفاده می‌کنیم. مفهوم بهترین رتبه با هر استانداردی تغییر که سایر اوقات ما کمترین بها را می‌خواهیم. می‌کند. گاهی اوقات ما بزرگ‌ترین ارزش را می‌خواهیم، در حالی که به شما اجازه می‌دهد آمارها که ماکزیمم هستند را ()rankSystemsاین می‌تواند با ماکزیمم پارامتر از تابع مشخص کنید.

که به این پنج نتیجه بالایی نگاه می‌کنیم اولین چیزی که بدان توجه می‌کنیم این است که همه آن‌ها وقتی هستند. الگوی قابل توجه دیگر این است که تقریبا همه این متغیرها از برخی nnet یا svmشامل الگوریتم مکانیسم‌های ایجاد پنجره استفاده می‌کنند. این امر برخی شواهد از مزیت‌های این انتخاب را بیش از رویکرد مدل واحد فراهم می‌کند که می‌تواند به عنوان یک تایید تاثیرات تغییر رژیم بر روی این داده‌ها را مورد بررسی قرار دهد. ما همچنین می‌توانیم چندین رتبه عالی (و مشکوک) مشاهده کنیم، به طور مثال در مورد واژه دقت از علامت‌های خرید/فروش. بدست آمدن 100% دقت عجیب به نظر می‌رسد. یک بررسی دقیق‌تر از نتایج این سیستم‌ها آشکار خواهد کرد که این رتبه در سایه تعداد خیلی کوچکی از نشانه‌ها در خلال دوره تست 5 ساله قابل دستیابی است.

```
> summary(subset(svmC,
+              stats=c('Ret','RetOverBH','PercProf','NTrades'),
+              vars=c('slide.svmC.v5','slide.svmC.v6')))
```

== خلاصه آزمایش مونت کارلو ==

20 repetitions Monte Carlo Simulation using:
seed = 1234
train size = 2540 cases
test size = 1270 cases
* Datasets :: SP500
* Learners :: slide.svmC.v5, slide.svmC.v6

* خلاصه نتایج آزمایش:

-> Datataset: SP500

*Learner: slide.svmC.v5

	Ret	RetOverBH	PercProf	NTrades
avg	0.0250000	-77.10350	5.00000	0.0500000
std	0.1118034	33.12111	22.36068	0.2236068
min	0.0000000	-128.01000	0.00000	0.0000000
max	0.5000000	-33.77000	100.00000	1.0000000
invalid	0.0000000	0.00000	0.00000	0.0000000

*Learner: slide.svmC.v6

	Ret	RetOverBH	PercProf	NTrades
avg	0.0250000	-77.10350	5.00000	0.0500000
std	0.1118034	33.12111	22.36068	0.2236068
min	0.0000000	-128.01000	0.00000	0.0000000
max	0.5000000	-33.77000	100.00000	1.0000000
invalid	0.0000000	0.00000	0.00000	0.0000000

در نتیجه، در بیشتر این روش‌ها با یک میانگین بازده 0/25% بالاتر از دوره آزمایشی که 77/1-% زیر خرید خام و استراتژی نگهداری هست یک مبادله تکی تجاری ساخته شده است. این مدل‌ها کاملا بلااستفاده هستند.

یک تذکر نهایی بر این طبقه‌بندی جهانی این است که نتایج در اصطلاح ماکزیمم ترسیم به پایین نمی‌تواند به همان بدی بررسی شود در حالیکه نسبت رتبه شارپ کاملا ناامید کننده است. برای دستیابی به بعضی نتایج بر ارزش تمام این متغیرها، ما نیاز داریم برخی محدودیت‌ها را به برخی آمارها اضافه کنیم. اجازه دهید ارزش‌های کمینه زیر را فرض کنیم: ما می‌خواهیم 1) یک عدد منطقی از میانگین مبادلات ، مثلا بیش از 20؛

2) یک میانگین بازده که باید حداقل بزرگتر از 0/5% باشد (کمترین رتبه عمومی داده شده به این سیستم‌ها)؛
3) و همچنین یک درصد از مبادلات سودده بالاتر از 40%. ما هم اکنون خواهیم دید اگر اینجا برخی سیستم‌های مبادلاتی که این محدودیت را راضی می‌کند وجود داشته باشد.

```
> fullResults <- join(svmR, svmC, earth, nnetC, nnetR, by = "variants")
> nt <- statScores(fullResults, "NTrades")[[1]]
> rt <- statScores(fullResults, "Ret")[[1]]
> pp <- statScores(fullResults, "PercProf")[[1]]
> s1 <- names(nt)[which(nt > 20)]
> s2 <- names(rt)[which(rt > 0.5)]
> s3 <- names(pp)[which(pp > 40)]
> namesBest <- intersect(intersect(s1, s2), s3)

> summary(subset(fullResults,
                 stats=tgtStats,
                 vars=namesBest))
```

== خلاصه‌ای از آزمایش مونت کارلو ==

20 repetitions Monte Carlo Simulation using:
seed = 1234
train size = 2540 cases
test size = 1270 cases
* Datasets :: SP500
* Learners :: single.nnetR.v12, slide.nnetR.v15, grow.nnetR.v12

* خلاصه‌ای از نتایج آزمایش

-> Datataset: SP500
*Learner: single.nnetR.v12

	prec.sb	Ret	PercProf	MaxDD	SharpeRatio
avg	0.12893147	97.4240	45.88600	1595761.4	-0.01300000
std	0.06766129	650.8639	14.04880	2205913.7	0.03798892
min	0.02580645	-160.4200	21.50000	257067.4	-0.08000000

```
max  0.28695652       2849.8500 73.08000   10142084.7
0.04000000
invalid      0.00000000          0.0000    0.00000          0.0
0.00000000
```

```
      *Learner: slide.nnetR.v15
      prec.sb        Ret         PercProf       MaxDD       SharpeRatio
avg   0.14028491       2.62300            54.360500 46786.28
0.01500000
std   0.05111339       4.93178            8.339434   23526.07
0.03052178
min   0.03030303       -7.03000    38.890000 18453.94   -0.04000000
max   0.22047244        9.85000            68.970000 99458.44
0.05000000
invalid      0.00000000          0.00000          0.000000       0.00
0.00000000
```

```
      *Learner: grow.nnetR.v12
      prec.sb        Ret         PercProf       MaxDD       SharpeRatio
avg   0.18774920       0.544500   52.66200   41998.26   0.00600000
std   0.07964205       4.334151   11.60824   28252.05   0.03408967
min   0.04411765       -10.760000          22.22000   18144.11   -
0.09000000
max   0.33076923       5.330000   72.73000   121886.17  0.05000000
invalid      0.00000000          0.000000   0.00000                0.00
0.00000000
```

که در statScores() برای کسب انواع نام‌های تجاری جایگزین مورد رضایت محدودیت‌ها، ما از تابع و نام آماری دریافت می‌کند و به طور compExp این تابع یک هدف .پکیج‌مان موجود است استفاده می‌کنیم پیش فرض، میانگین نمرات از همه سیستم‌ها در این آمار را فراهم می‌کند. نتیجه یک لیست با اجزای بسیار .است همچنانکه در آزمایشات دیتابیس‌هایی وجود دارد (در مورد وضعیت ما، یک مجموعه داده واحد می‌باشد) کاربر می‌تواند یک تابع را شناسایی و آن را به سه بخش برای به دست آوردن خلاصه عددی دیگری به جای میانگین آن، تقسیم کند. با استفاده از نتایج حاصل از این تابع، نام‌های رضایت‌بخش متغیرهای هر یک از محدودیت‌ها را بدست می‌آوریم. ما در نهایت نام‌هایی از متغیرها را به دست می‌آوریم که تمام محدودیت‌ها را به راضی می‌کند که فصل مشترک بین مجموعه از ارزش‌ها بدست می‌آید. intersect()استفاده از تابع

همانطور که مشاهده می‌کنید، فقط سه تا از انواع 240 معامله که مقایسه شدند احساس رضایت در مورد کمترین محدودیت‌ها داشته‌اند. همه آنها بازگشت به عقب داشتند و بر اساس شبکه های عصبی هستند. این سه " هیچ تدبیر ایجاد پنجره‌ای را استفاده single.nnetr.v12استفاده از داده‌های آموزشی متفاوت است. روش " نمی‌کند و به میانگین بازده مؤثر 97/4% دست می‌یابد. اگرچه، در صورتیکه به نتایج این سیستم دقیق‌تر نگاه کنیم، می‌بینیم که در همان زمان در یکی از تکرارها این به بازدهی از 160/4-% دست می‌یابد. این به طور واضحی یک سیستم با نشان بی‌ثباتی از نتایج به دست آمد است، همچنانکه می‌توانیم بوسیله انحراف استاندارد از بازده (650/86%) را تایید کنیم. دو سیستم دیگر حتی به رتبه‌های مشابهی دست می‌یابند. کدهای زیر یک را اجرا می‌کند: ()compnalysisتجزیه و تحلیل با اهمیت آماری از نتایج استفاده شده در تابع

```
> compAnalysis(subset(fullResults,
+              stats=tgtStats,
+              vars=namesBest))
```

== تجزیه و تحلیل‌های با اهمیت آماری از نتایج مقایسه شده ==

Baseline Learner:: single.nnetR.v12 (Learn.1)

** Evaluation Metric:: prec.sb

- Dataset: SP500

	Learn.1	Learn.2	sig.2	Learn.3	sig.3
AVG	0.12893147	0.14028491		0.18774920	+
STD	0.06766129	0.05111339		0.07964205	

** Evaluation Metric:: Ret

- Dataset: SP500

	Learn.1	Learn.2	sig.2	Learn.3	sig.3
AVG	97.4240	2.62300	-	0.544500	-
STD	650.8639	4.93178		4.334151	

** Evaluation Metric:: PercProf

- Dataset: SP500

```
            Learn.1             Learn.2 sig.2       Learn.3 sig.3
AVG  45.88600   54.360500   +    52.66200
STD  14.04880   8.339434   11.60824

** Evaluation Metric::    MaxDD

- Dataset: SP500
            Learn.1             Learn.2 sig.2       Learn.3 sig.3
AVG  1595761    46786.28   --      41998.26   --
STD   2205914   23526.07   28252.05

** Evaluation Metric::   SharpeRatio

- Dataset: SP500
```



```
            Learn.1             Learn.2   sig.2      Learn.3   sig.3
AVG  -0.01300000       0.01500000    +   0.00600000
STD  0.03798892        0.03052178        0.03408967

Legends:
Learners -> Learn.1 = single.nnetR.v12 ; Learn.2 = slide.nnetR.v15 ;
            Learn.3 = grow.nnetR.v12 ;
Signif. Codes -> 0 '++' or '--' 0.001 '+' or '-' 0.05 ' ' 1
```

توجه داشته باشید که کد بالا می‌تواند هشدارهای ناشی از این واقعیت که برخی از سیستم‌ها امتیاز معتبری در برخی از آمارها را به دست نمی‌آورند، ایجاد کند (به عنوان مثال ، علامت‌های خرید یا فروش به رتبه‌های دقت معتبری هدایت نمی‌کند).

به ما می گوید که متوسط بازده Wilcoxon با وجود تنوع نتایج، آزمون با اهمیت " بیشتر از آن سیستم‌های دیگر با اطمینان 95% است. با این حال، با احترام به آمارهای "single.nnetR.v12 دیگر این تغییرات به شکل آشکاری غلط است.

ما ممکن است یک ایده بهتر از توزیع امتیاز در برخی از این آمارها در طول 20 بار تکرارشان بوسیله ترسیم داشته باشیم: compExpهدف

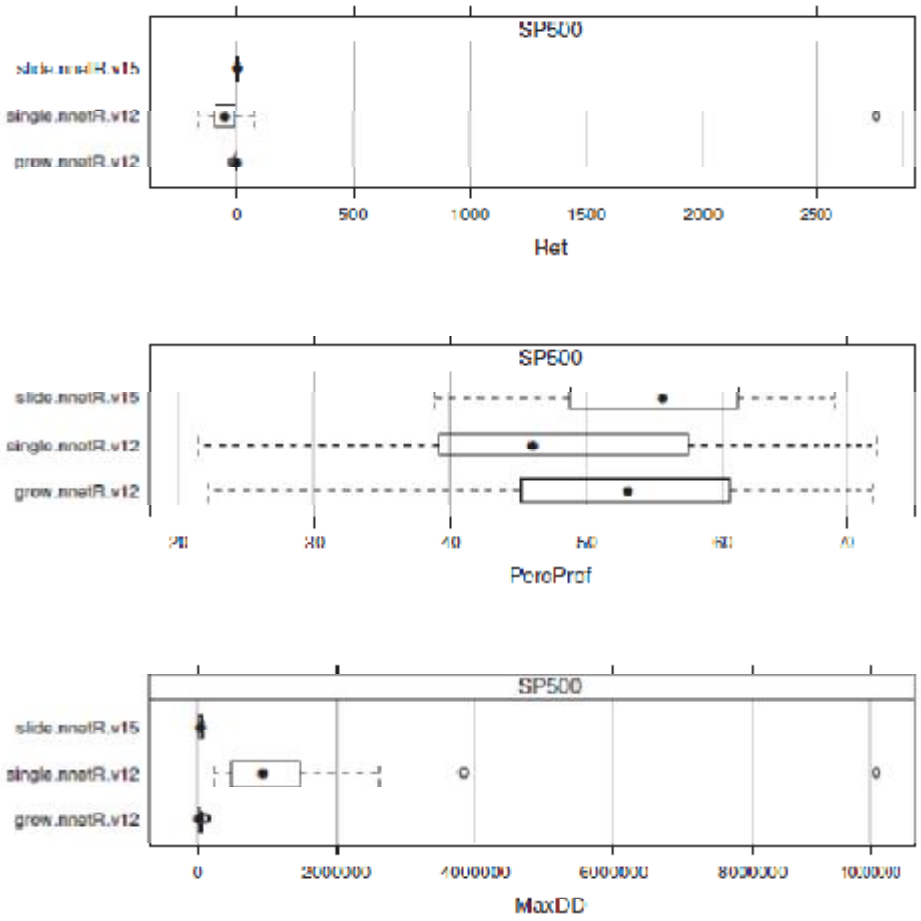
```
> plot(subset(fullResults,
+       stats=c('Ret','PercProf','MaxDD'),
+       vars=namesBest))
```

نتایج حاصل از این کد در نمودار 3ـ8 نشان داده شده است.

امتیازهای دو سیستم استفاده شده در تدبیر ایجاد پنجره بسیار شبیه هستند به همین خـاطر تشـخیص آن " به وضوح متمایز هستند. مـا single.nnetR.v12را در بین آن‌ها مشکل می‌سازد. در مقابل، نتایج حاصل از " می‌توانیم مشاهده کنیم که میانگین بازده بالا در نتیجه غیرعـادی بـودن آشـکار (در حـدود 2800%) بـازده در یکی از تکرارهای آزمایش مونت کارلو، قابل دستیابی است. باقی‌مانده امتیاز برای این سیستم به نظر می‌رسـد بـه طور آشکاری در سطح پایین‌تر امتیاز دو تای دیگر است. فقط از کنجکاوی می‌توانیم به پیکربنـدی ایـن سیسـتم بررسی کنیم:getVariant()تجاری خاص را با استفاده از تابع

```
> getVariant("single.nnetR.v12", nnetR)

Learner:: "single"

Parameter values
      learner = "nnetR"
      linout = TRUE
      trace = FALSE
      maxit = 750
      size = 10
      decay = 0.01
      policy.func = "pol3"
```

استفاده می‌کند و یک شبکه عصبی بـا pol3همانطور که می‌توانید مشاهده کنید، این از سیاست مبادلاتی ده واحد مخفی با یک نرخ تنزل 0/01 را آموزش می‌دهد.



نمودار 3_8: رتبه بهترین مبادلات در 20 تکرار

به طور خلاصه، با توجه نتایج مشخص شده، اگر ما هر کدام از تناوبات بررسی شده را انتخاب کنیم، با خواهیم پرید. با این وجود، در قسمت بعدی ما سه تا از single.nnetR.v12بی‌ثباتی داده شده احتمالا از بهترین سیستم‌های تجاری‌مان را بر روی اطلاعات 9 سال آخر بکار خواهیم برد که برای ارزیابی نهایی بهترین سیستم‌ها رها می‌شود.

3_7_ سیستم بازرگانی

این بخش نتایج به دست آمده توسط "بهترین" مدل در ارزیابی نهایی را ارائه می‌کند، که از مقایسه و انتخاب مراحل صرف‌نظر شده است. این دوره با قیمت جاری روزانه 9 سال شکل گرفته است و ما پنج سیستم

انتخاب شده را برای مبادله در خلال این دوره با استفاده از شبیه‌سازی‌مان بکار می‌بریم.

3ـ7ـ1ـ ارزیابی آزمون نهایی داده‌ها

برای اعمال هر یک از سیستم‌های انتخاب شده به مدت دوره ارزیابی، ما حداقل به 10 سال قبل از این دوره ارزیابی نیاز داریم. مدل‌ها با این 10 سال اطلاعات بدست خواهند آمد و سپس برای علامت پیش‌بینی برای 9 سال دوره ارزیابی‌شان درخواست خواهد شد. این پیش‌بینی‌ها ممکن است در حقیقت شامل بدست آوردن بیشتر مدل‌ها در موارد سیستم با استفاده از تدبیر ایجاد پنجره باشد.

کد زیرین شامل ارزیابی آمارها از این سیستم‌ها روی دوره آزمایشی 9 ساله است:

```
> data <- tail(Tdata.train, 2540)
> results <- list()
> for (name in namesBest) {
+       sys <- getVariant(name, fullResults)
+        results[[name]] <- runLearner(sys, Tform, data, Tdata.eval)
+ }
> results <- t(as.data.frame(results))
```

ما سه تا از بهترین مدل‌ها را برای بدست آوردن پیش‌بینی‌هایشان بوسیله فراخوان آن‌ها با اطلاعات آموزشی اولیه (10 ساله) و با ارزیابی دوره همچون اطلاعات آزمایشی در یک دوره زمانی تکرار می‌کنیم. این فراخوان که در گذشته تعریف کردیم می‌باشد. نتیجه این توابع یک grow() و slide()، single()شامل استفاده از تابع که قبلا دیدیم، است. در پایان این حلقه ما eval.stats()گروه از استانداردهای ارزیابی تولید شده توسط تابع لیست بدست آمده نتایج را به فرمت مناسب‌تری مانند جدول انتقال می‌دهیم.

اجازه دهید ارزش برخی از آمارهای اصلی را بررسی کنیم:

```
> results[, c("Ret", "RetOverBH", "MaxDD", "SharpeRatio", "NTrades",
+       "PercProf")]
```

	Ret	RetOverBH	MaxDD	SharpeRatio	NTrades	PercProf
single.nnetR.v12	-91.13	-61.26	1256121.55	-0.03	759	44.66
slide.nnetR.v15	-6.16	23.71	107188.96	-0.01	132	48.48
grow.nnetR.v12	1.47	31.34	84881.25	0.00	89	53.93

داشته سال به نتایج مثبت دستیابی همانطور که تایید می‌کنید، تنها یکی از سه سیستم تجاری مدت 9 با یک رتبه بازده پایین‌تر از 91/13-% single.nnetR.v12است. باقی سیستم‌ها، با تایید بی‌ثباتی سیستم به وضوح بهتر است و "grow.nnetR.v12"پول از دست داده‌اند. در میان دوتای دیگر، به نظر می‌رسد روش با این نه تنها با بازده مثبت بلکه همچنین با ترسیم رو به پایین کوچکترو درصد سوددهی تجاری بالای 50%. حال این دو سیستم به وضوح بالاتر از بازار در دوره تست این کار را با بازده بیش از خرید و نگهداری 23/7% و 31/4% است.

بهترین مدل دارای مشخصات زیر است:

```
> getVariant("grow.nnetR.v12", fullResults)

Learner:: "grow"

Parameter values
      learner = "nnetR"
      relearn.step = 120
      inout = TRUE
      trace = FALSE
      maxit = 750
      size = 10
      decay = 0.001
      policy.func = "pol2"
```

ما هم‌اکنون با تجزیه و تحلیل عمیق‌تری از عملکرد بهترین سیستم تجاری برای ادامه در سراسر دوره را ارزیابی می‌کنیم. برای اینکه این کار ممکن باشد، لازم است ثبت تجاری سیستم در خلال این دوره را بدست آوریم. تابع grow()این هدف را باز نمی‌گرداند بنابراین ما نیاز داریم این را به شکل دیگری به دست آوریم:

```
> model <- learner("MC.nnetR", list(maxit = 750, linout = T,
+       trace = F, size = 10, decay = 0.001))
> preds <- growingWindowTest(model, Tform, data, Tdata.eval,
+        relearn.step = 120)
> signals <- factor(preds, levels = 1:3, labels = c("s", "h",
+        "b"))
> date <- rownames(Tdata.eval)[1]
> market <- GSPC[paste(date, "/", sep = "")][1:length(signals),
```

```
+       ]
> trade.res <- trading.simulator(market, signals, policy.func = "pol2")
```

نمودار 3_9 ثبت تجاری این سیستم را رسم می‌کند و به شرح زیر است:

```
> plot(trade.res, market, theme = "white", name = "SP500 - final test")
```

تجزیه و تحلیل نمودار 3_9 نشان می‌دهد که سیستم از طریق یک دوره طولانی، یعنی از اواسط 2003 تا اواسط سال 2007 تقریبا هیچ فعالیت تجاری نداشته است. این کاملا شگفت‌انگیز است زیرا یک دوره افزایش قابل توجهی در سوددهی بازار وجود داشت. این به نوعی نشان دهنده اینست که سیستم به خوبی که می‌توانست عمل نکرده بود، با این وجود نتایج جهانی مورد توجه قرار دارد. همچنین قابل توجه است که سیستم به طور فوق‌العاده خوبی در طول گرایش رو به پایین سال‌های 2000 تا 2003 و همچنین در دوره بحران مالی سالهای 2007 تا 2009 زنده ماند.

grow.nnetR.v12شکل 3ـ9: نتایج دوره ارزیابی مالی از سیستم

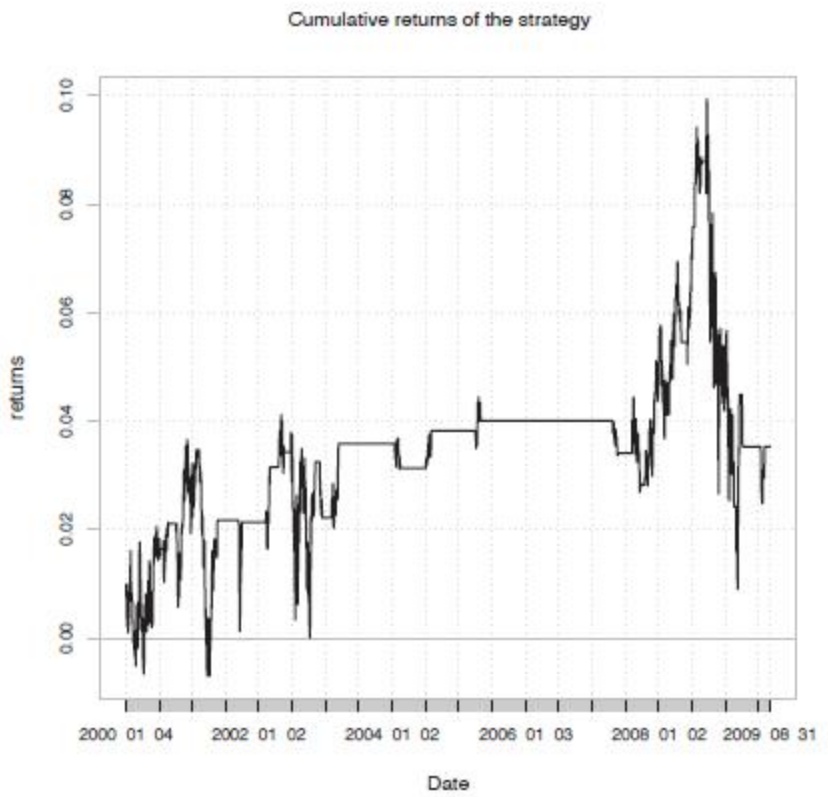
پکیج تجزیه و تحلیل عملکرد یک گروه پرقدرت از ابزارها برای تجزیه و تحلیل عملکرد هر سیستم تجاری فراهم می‌کند. اینجا ما یک نگاه اجمالی به برخی از این ابزارها برای بدست آوردن دیدگاه بهتری به عملکرد سیستم تجاری‌مان می‌پردازیم. ابزارهای این پکیج بر روی بازده استراتژی در دست ارزیابی کار می‌کند. بازرگشت استراتژی ما می‌تواند شامل موارد زیر باشد:

```
> library(PerformanceAnalytics)
> rets <- Return.calculate(trade.res@trading$Equity)
```

لطفا توجه داشته باشید که تابع Return.calculate() درصد بازدهی که ما تا کنون استفاده می‌کردیم را محاسبه نمی‌کند، هنوز این بازده با فاکتوری از 100 هم‌ارز است.

شکل 3ـ10 بازده انباشته از استراتژی کلی تمام دوره‌های آزمایشی را نشان می‌دهد. برای بدست آوردن چنین نموداری، این معنی‌دار است که کد ذیل را اجرا کنیم:

```
> chart.CumReturns(rets, main = "Cumulative returns of the strategy",
+ ylab = "returns")
```



شکل 3_10 : بازده انباشته دوره ارزیابی پایانی از سیستم grow.nnetR.v12

برای بیشتر دوره‌ها، این سیستم در وضعیت مثبت خود قرار دارد، که در نیمه سال 2008 به اوج خود در قله با رقم بازده 10% رسیده است.

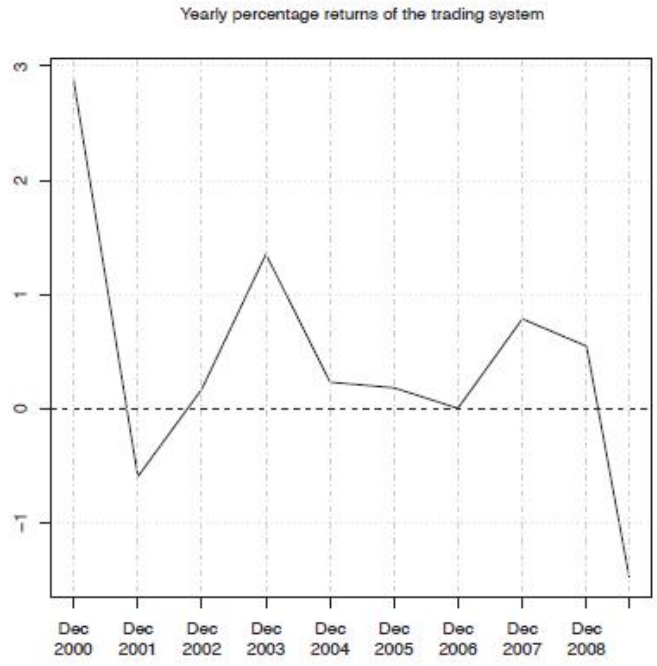
این یک استفاده مفید مکرر برای دستیابی به اطلاعات راجع به بازگشت در طی یک سال یا حتی مبنای ماهانه است. پکیج تجزیه و تحلیل عملکرد برخی ابزارها را برای کمک به این نوع از تجزیه و تحلیل فراهم می‌کند، برای مثال تابع yearlyReturn() :

```
> yearlyReturn(trade.res@trading$Equity)

                yearly.returns
2000-12-29  0.028890251
2001-12-31         -0.005992597
2002-12-31          0.001692791
2003-12-31          0.013515207
2004-12-31          0.002289826
2005-12-30          0.001798355
2006-12-29          0.000000000
2007-12-31          0.007843569
2008-12-31          0.005444369
```

2009-08-31 -0.014785914

نمودار 3_11 این اطلاعات گرافیکی را ارائه می‌دهد و ما می‌توانیم مشاهده کنیم که اینجا تنها 2 سال با بازده منفی وجود دارد.

```
> plot(100*yearlyReturn(trade.res@trading$Equity),
+       main='Yearly percentage returns of the trading system')
> abline(h=0,lty=2)
```



نمودار 3_11: درصد سالانه بازگشت از سیستم grow.nnetR.v12

حتی جزئیات بیشتری از اطلاعات را با جدولی از یک استراتژی درصد بازده ماهانه (ستون آخر مجموع باقیمانده در طول سال) فراهم می‌کند: table.calendarReturns() تابع

```
> table.CalendarReturns(rets)
```

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Equity
2000	-0.5	0.3	0.1	0.2	0	0.2	0.2	0.0	0.0	0.4	0.4	-0.2	1.0

2001	0.0	-0.3	0.2	-0.1	0	0.0	0.0	0.0	0.4	0.0	0.0	0.0	0.3
2002	0.0	-0.1	0.0	-0.2	0	0.0	0.2	0.0	-0.3	-0.1	0.0	0.0	-0.5
2003	0.0	-0.1	0.0	0.0	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.1
2004	0.1	0.0	0.0	0.0	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2005	0.0	0.0	0.0	-0.2	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.2
2006	0.0	0.0	0.0	0.0	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	NA
2007	0.0	0.0	0.0	0.2	0	0.0	0.0	-0.2	0.0	-0.2	0.2	0.1	0.0
2008	-0.3	0.5	0.1	0.1	0	0.0	0.3	0.0	0.9	0.3	0.2	0.3	2.3
2009	-0.5	0.0	-0.2	0.0	0	0.0	0.0	0.0	NA	NA	NA	NA	-0.6

این جدول به وضوح نشان می‌دهد در دوره طولانی مدتی که سیستم غیرفعال می‌ماند بازده با صفرهای بسیاری همراه است.

در نهایت، ما یک مثال از برخی ابزارها بوسیله پکیج تجزیه و تحلیل عملکرد برای بدست آوردن اطلاعات در رابطه با ریسک تجزیه و تحلیل از استراتژی استفاده شده در تابع table.DownsideRist() را ارائه می‌کنیم.

> table.DownsideRisk(rets)

	Equity
Semi Deviation	0.0017
Gain Deviation	0.0022
Loss Deviation	0.0024
Downside Deviation (MAR=210%)	0.0086
Downside Deviation (Rf=0%)	0.0034
Downside Deviation (0%)	0.0034
Maximum Drawdown	-0.0822
Historical VaR (95%)	-0.0036
Historical ES (95%)	-0.0056
Modified VaR (95%)	-0.0032

Modified ES (95%) -0.0051

این تابع اطلاعاتی در رابطه با چندین ریسک اندازه‌گیری می‌دهد از جمله اینکه ما حداکثر درصد رسم به پایین را پیدا می‌کنیم و همچنین نیمه انحرافات که اخیرا به عنوان ریسک بهتر اندازه‌گیری نسبت شارپ با تکرار بیشتر پذیرفته می‌شود. اطلاعات بیشتری روی این آمار می‌تواند در صفحه کمک‌های پکیج تجزیه و تحلیل عملکرد یافت شود.

grow.nnetR.v12رویهم رفته، تجزیه و تحلیلی که ما انجام دادیم نشان می‌دهد که سیستم مبادلاتی یک بازده کوچکی با ریسک بزرگی از دوره آزمایشی 9 ساله فراهم می‌کند. علارغم اینکه وضوح بالای خرید خام و استراتژی نگهداری، این سیستم آماده مدیریت پولهایتان نیست! همچنان، باید بگوییم که این مورد انتظار بود. این یک مشکل کاملا اساسی با احتمالات و متغیرهای بسیار است که برخی از آن‌ها را ما در این فصل شرح می‌دهیم. این بسیار شگفت‌آور خواهد بود اگر گروه‌های کوچکی از احتمالاتی که می‌آزماییم ما را به سیستم مبادلاتی موفق‌تری رهنمون سازد. البته این هدف این مورد پژوهی ما نبوده است. هدف ما فراهم کردن خواننده برای فرایندهایی است که روش شناختی خوانده می‌شود و نه اینکه در عمق مسئله برای بهترین سیستم تجاریی جستجو کنیم که از این روش شناختی استفاده می‌کند. هدف ما آشنا ساختن خواننده با استفاده از روش‌هایی به انجام جستجوی عمیق‌تر برای بهترین سیستم تجاری بود.

3ـ7ـ2ـ یک سیستم تجاری آنلاین

اجازه دهید فرض کنیم خوشحالیم که با سیستم تجاری ما نیز بهبود و توسعه داشته‌ایم. چگونه ما می‌توانیم از تجارت بلادرنگ در بازار استفاده کنیم؟ در این بخش ما طرح مختصری از یک سیستم با کاربردهای آن را ارائه می‌دهیم. سیستم خودکار به ما پیشنهادی به شرح زیر می‌دهد. در پایان هر روز سیستم به شکل خودکار فراخوان خواهد شد. این سیستم باید (1) شامل هر کدام از داده‌های جدید قابل دسترس باشد . (2) هر گونه مدل سازی و اقداماتی که ممکن است نیاز باشد انجام داده شود و (3) مجموعه‌ای از دستورات را به عنوان که به ان نیاز داریم تولید کند. خروجی از فراخوان

" trader.Rاجازه دهید فرض کنیم توسعه سیستم ما به صورت کد ذخیره شده بر روی یک فایل به نام " است. راه حل این است که این برنامه را در پایان هر روز با توجه به سیستم عملیاتی که استفاده می‌کنید " وجود دارد که ما crontabفراخوان نمایید. در سیستم‌های مبتنی بر یونیکس معمولا یک جدول به نام "به می‌توانیم نوشته‌های اضافه با برنامه‌هایی که باید به طور منظم توسط سیستم عامل اجرا شود را استفاده کنیم. ویرایش این جدول می‌تواند در خط فرمان بوسیله این دستور انجام گیرد:

```
shell> crontab -e
```

نحو ورودی در این جدول منطقی و ساده است و بوسیله مجموعه‌ای از پرونده‌ها که بـه تنـاوب توضـیح داده شد شکل می‌گیرد و در نهایت فرمان اجرا می‌شود. در زیر شما می‌توانی مثالی بیابید که باید برنامـه trader.R را هر هفته ساعت 19:00 اجرا نماید:

```
0 19 * * 1-5 /usr/bin/R --vanilla --quiet < /home/xpto/trader.R
```

دو ورودی اولیه نشان دهنده دقیقه و ساعت است . به ترتیب سوم روز و چهارم ماه و ستاره بدان معنی است که این برنامه باید برای همه نمونه‌هایی که در این زمینه‌ها اجرا می‌شود به کـار رود. ورودی پـنجم روز هفتـه بـا نمایندگی روز دوشنبه است و برای تعیین فواصل از جدا کننده "-" استفاده شده است. در نهایـت، مـا برنامـه را با کد منبع بازرگانمان است.Rاجرا می‌کنیم که در این مورد یک فراخوان به trader.Rالگوریتم کلی در برنامه اجرا می‌گردد که به شکل زیر است:

- خواندن وضعیت کنونی بازرگان
- گرفتن تمام اطلاعات در دسترس جدید
- چک کردن اینکه آیا نیاز به بازآموزی مدل وجود دارد
- بدست آوردن یک سیگنال پیش‌بینی برای امروز
- با این سیگنال، فراخوانی تابع سیاست برای بدست آوردن دستورات
- خروجی دستورات امروز

وضعیت جاری بازرگان باید یـک سـاختار داده تنظـیم کنـد کـه اطلاعـاتی کـه مـورد نیـاز اسـت از طریـق NNET ، فعالیت‌های روزانه بازرگان خلاصه‌سازی شود ذخیره گردد. در مدل مـا ایـن باشـد شـامل مـدل اخیـر پارامترهای یادگیری استفاده شده در آن، اطلاعات آموزشی بدست آمده در مدل، ویژگی مدل اطلاعـات وابسـته، سن مدل (مهم است بدانید کی بازآموزی شده است)، اطلاعاتی برطبـق سیسـتم ثبـت مبادلـه تـا امـروز و ایـن موقعیت بازگشایی جاری باشد. در حالت ایده‌آل، این اطلاعات باید در دیتابیس باشد و بازرگان می‌تواند از طریـق با این سیستم‌ها به آن دسترسی یابد (بخش 3_2_4 را ببینید). لطفا توجه داشته باشید که اطلاعات بـر Rواسط روی موقعیت باز باید خارج از سیستم به روز رسانی شود همچنانکه این بازاری است که زمـان بـرای بازگشـایی و بستن موقعیت‌ها را مشخص می‌کند، برخلاف شبیه‌ساز ما جایی که ما فـرض مـی‌کنـیم کـه همـه سفارشـاتمان تکمیل شده است در آغاز روز می‌باشد.

به دست آوردن اطلاعات جدید در دسترس آسان است، اگر ما خصوصیات مدل را داشته باشـیم. همچنانکـه می‌تواند برای نو کردن بسـته اطلاعـاتی مـا بـا بیشـترین getModelData()در بخش 3_3_2 اشاره شد، تابع قیمت‌های به روز شده استفاده گردد.

بالا رود که باید به حافظـه سـپرده شـود در relearn.stepلازم است مدل بازآموزی شود اگر سن پارامتر را فراخوانی کنیم تا مدل MC.nntR()پیوستگی با تمام پارامترهای مدل. اگر مسئله این است، سپس باید تابع

جدیدی با پنجره جدید از اطلاعات بازگشایی کنیم. همانطور که بهترین بازرگانان استراتژی پنجره‌های رو به رشد را استفاده می‌کنند، بسته آموزشی به طور ثابتی رشد خواهد کرد، که ممکنه شروع کند به مشکل ایجاد کردن اگر خیلی بزرگ شود و نتواند با حافظه کامپیوتر تطبیق یابد. اگر آن مسئله اتفاق افتاد، ما می‌توانیم به بررسی کردن فراموشی اطلاعات خیلی قدیمی بپردازیم، به موجب آن بسته آموزشی به سایز پذیرفتنیی هرس می‌شود (کوچک می‌گردد).

با predict()در نهایت ما باید علامت‌ها را امروز پیش‌بینی کنیم. این بدین معنی است که فراخوان تابع یک مدل جاری برای بدست آوردن یک پیش‌بینی برای آخرین سطر بسته آموزشی متعلق به امروز است. با داشتن این پیش‌بینی، ما می‌توانیم تابع خط‌مشی تجاری را با پارامترهای مناسب برای بدست آوردن مجموعه‌ای از سفارشات خروجی برای امروز فراخوانی کنیم. این باید نتیجه نهایی برنامه امروز باشد.

این طرح خلاصه باید شما را با اطلاعات کافی برای اجرای چنین سیستم‌های تجاری آنلاینی آماده کند.

3_8_ خلاصه

هدف اصلی از این فصل معرفی یک برنامه واقعی از داده کاوی به خواننده است. برنامه ملموس که شرح داده شد شامل چندین چالش جدید است، برای مثال (1) مدیریت کردن اطلاعات سری زمانی (2) خرید و فروش بایک سیستم بسیار پویا با تغییرات احتمالی رژیم و (3) حرکت از مدل پیش‌بینی به فعالیت‌های واقعی در فضای برنامه.

در اصطلاح روش شناختی به شما چند موضوع جدید معرفی می‌کنیم:

- مدل‌سازی سری زمانی
- مدیریت کردن تغییرات رژیم با مکانیسم ایجاد پنجره
- شبکه‌های عصبی مصنوعی
- مکانیسم بردار حمایتی
- حداقل رگرسیون چند متغیره تطبیقی
- ارزیابی مدل‌های سری زمانی با روش مونت کارلو
- چند ارزیابی آماری جدید مربوط به پیش‌بینی‌هایی که اتفاقات نادری هستند یا با عملکرد تجاری مالی هستند

ما شرح می‌دهیمRاز منظر یادگیری

- چگونه اطلاعات سری زمانی را مدیریت کنیم
- چگونه اطلاعات را از منابع مختلف مانند مبنای اطلاعات بخوانیم
- چگونه چندین مدل جدید بدست آوریم (SVMs, ANNs and MARS)
- چگونه چندین پکیج ویژه به مدل مالی اختصاص دهیم

فصل 4مترجمان:
مهدی سالک
دنیا نوروزی
کیوان ثابتی

شناسایی فعالیت های جعلی

سومین بررسی موردی معرفی مشکل کلی شناسایی مشاهدات غیر معمول یک پدیده و یافتن بررسی های مختلف و کمیاب است . کاربرد موثر باید با اقدامات مجموعه محصولاتی انجام شود که بوسیله فروشندگان یک شرکت گزارش شده است . هدف از این اقدام یافتن گزارشات غیر متجانس فعالیت ها می باشد که ممکن است نشان دهنده تلاش های جعلی توسط برخی فروشندگان باشد . پیامد فرایند استخراج اطلاعات از فعالیت های بازرسی پیشین شرکت حمایت می نماید . با ارائه مقدار محدود منابع که برای این فعالیت بازرسی اختصاص داده شده است ما قصد داریم نوعی رتبه بندی محتمل بر تقلب را به عنوان پیامد فرایند فرهم نماییم . این رتبه بندی ها این امکان را به شرکت می دهند تا از طریق روش های سودمند منابع خود را بازرسی کنند . چنین فعالیت هایی در حوزه های مختلف و به طور متناوب قابل انجام است همچون اقدامات کارت اعتباری ، بازبینی بیانیه های مالیاتی و ... . در این فصل ما فعالیت های مختلف و جدید استخراج اطلاعات را بیان می نماییم که عمدتا" شامل موارد زیر است : 1- شناسایی غیر متعارف 2- دسته بندی 3- مدل های پیش بینی نیمه نظارتی

شرح موضوع و اهداف :

شناسایی تقلب و فریبکاری در واقع بخش مهمی برای کاربرد بالقوه تکنیک های استخراج اطلاعات می باشد که نتایج اقتصادی و اجتماعی دارد و معمولا" با فعالیت های غیر قانونی همراه است . بر اساس دیدگاه تحلیل اطلاعات ، فعالیت های متقلبانه معمولا" با مشاهدات غیر معمول همراه است و فعالیت هایی هستند که از حالت نرمال و هنجار دور شده و منحرف گشته اند . چنین انحرافاتی که از مسیر طبیعی خارج گشته اند به صورت کلی امور غیر متعارفی در اصول مختلف تحلیل اطلاعات محسوب می شوند . در حقیقت ، تعریف استاندارد از

امور غیر متعارف این است : مشاهداتی که نسبت به دیگر موارد مشابه از مسیر نرمال منحرف گشته اند و موجب برانگیختگی بدگمانی ها می گردد و بوسیله مکانیسم مختلفی ارتقا می یابد .

اطلاعاتی که در این تحقیق موردی استفاده می نماییم به فعالیت هایی مربوط می شود که توسط فروشندگان یک شرکت ارائه شده است . این فروشندگان مجموعه ای از محصولات شرکت را فروخته و فروش را بر اساس دوره ای مشخص گزارش نموده اند . اطلاعات حاصله و دردسترس با گزارشات دوره زمانی کوتاه مرتبط است . فروشندگان آزاد هستند تا قیمت فروش را بر اساس خط مشی ها و بازار تنظیم کنند . در انتهای هر ماه ، آنها به شرکت بر می گردند تا معاولات خود را گزارش کنند . هدف از کاربرد استخراج اطلاعات ، کمک به اصلاح راستگویی در گزارشات مربوط به تجارب گذشته شرکت است که خطاها و تلاش های فریبکارانه در گزارشات را شناسایی می نماید . چنین اقدامی فراهم کننده نوعی رتبه بندی در میان گزارشات است که بر اساس میزان احتمال تقلب کاری می باشد . همچنین رتبه بندی این امکان را فراهم می کند تا منابع بازرسی محدود شرکت به گزارشات اختصاص یابد و سیگنال های سیستم بیشتر مشکوک شوند .

اطلاعات دردسترس :

اطلاعاتی که ما دردسترس داریم در واقع منبع افشا نشده بوده و قبلا" بررسی شده است . هر کدام از ردیف های 401, 146 جدول اطلاعات شامل اطلاعات موجود در گزارش می باشد که توسط فروشندگان ارائه شده است . این اطلاعات شامل ID فردی ، ID محصول ، کمیت و ارزش کل گزارش شده است که توسط فروشنده گزارش شده است . این اطلاعات قبلا" در شرکت مورد تحلیل قرار گرفته است . نتیجه این تحلیل در ستون آخر مشخص شده است که نتیجه بازرسی برخی معاملات توسط شرکت است . به طور خلاصه ، مجموعه اطلاعات که مورد استفاده قرار گرفته است در ستون های زیر ارائه شده است :

- ID : یک فاکتور با ID فروشنده
- Prod : یک فاکتور که نشان دهنده ID محصول فروخته شده است.
- Quant : تعداد واحدهای فروخته شده گزارش شده
- Val: مقدار ارزش مالی کل فروش
- Insp: یک فاکتور با سه مقدار ارزشی ممکن :

. OK : اگر معامله مورد بازبینی قرار گرفته باشد و صحت آن توسط شرکت مورد بررسی قرار گرفته باشد .

. Fraud : اگر مشخص گردد که معامله به صورت فریبکارانه بوده است .

. Unkn : اگر معامله توسط شرکت مورد بازبینی و بررسی قرار نگرفته باشد .

بارگذاری اطلاعات در R :

مجموعه اطلاعات ما در بسته کتاب و یا وب سایت کتاب موجود است . در وب سایت کتاب نیز فایل Rdata موجود است که شامل چهارچوب اطلاعات با مجموعه اطلاعات می باشد . برای استفاده از این فایل شما باید آنرا در دایرکتوری کامپیوتر خود دانلود نمایید و سپس فرمان را ثبت نمایید .

```
> load("sales.Rdata")
```

اکنون اطلاعات در دایرکتوری که شما فایل را دانلود کرده اید وارد شده است . این بارگذاری از چهارچوب اطلاعاتی از فایل sales گفته می شود . اگر تصمیم بگیرید از فایل های بسته بندی کتاب استفاده نمایید شما باید از دستورات زیر استفاده نمایید .

```
> library(DMwR)
> data(sales)
```

مجددا" در این بخش چهارچوب اطلاعات بدست آمده sales گفته می شود که در زیر ردیف های آن نشان داده شده است .

```
> head(sales)

  ID Prod Quant   Val Insp
1 v1   p1   182  1665 unkn
2 v2   p1  3072  8780 unkn
3 v3   p1 20393 76990 unkn
4 v4   p1   112  1100 unkn
5 v3   p1  6164 20260 unkn
6 v5   p2   104  1155 unkn
```

کاوش مجموعه اطلاعات :

برای کسب مرور داخلی از ویژگیهای آماری اطلاعات ما از خلاصه عملکرد زیر استفاده می نماییم .

```
> summary(sales)

      ID              Prod            Quant                Val
 v431   : 10159   p1125  :  3923   Min.   :      100   Min.   :   1005
 v54    :  6017   p3774  :  1824   1st Qu.:      107   1st Qu.:   1345
 v426   :  3902   p1437  :  1720   Median :      168   Median :   2675
 v1679  :  3016   p1917  :  1702   Mean   :     8442   Mean   :  14617
 v1085  :  3001   p4089  :  1598   3rd Qu.:      738   3rd Qu.:   8680
 v1183  :  2642   p2742  :  1519   Max.   :473883883   Max.   :4642955
 (Other):372409   (Other):388860   NA's   :    13842   NA's   :   1182
    Insp
 ok   : 14462
 unkn :385414
 fraud:  1270
```

همچنین تعداد قابل توجهی محصولات و فروشندگان وجود دارند و ما می توانیم استفاده از عملکرد nlevels را تائید نماییم .

```
> nlevels(sales$ID)

[1] 6016

> nlevels(sales$Prod)

[1] 4548
```

نتیجه عملکرد نشان دهنده چندین حقیقت مرتبط در این اطلاعات است . ابتدا مقادیر قابل توجه نامشخصی در ستون های Quant و Val وجود دارد . اگر هر دو در همان زمان رخ دهند مطمئنا" مشکل ساز خواهد بود به طوریکه این مسئله نشان دهنده گزارش معامله بدون اطلاعات مهم در کمیت های مربو به فروش است . اگر چنین وضعیتی وجود داشته باشد ما به راحتی می توانیم این موضوع را بررسی نماییم.

```
> length(which(is.na(sales$Quant) & is.na(sales$Val)))

[1] 888
```

همانطور که مشاهده می کنید تعداد قابل قبول معاملات مشخص شدند . با ارائه مقدار کلی معاملات ، این پرسش مطرح می گردد که آیا بهتر نیست به سادگی این گزارشات پاک گردند . ما به این موضوع در بخش های بعدی می پردازیم .

همانطور که اشاره گردید (به ویژه برای مجموعه اطلاعات بسیار بزرگ) ، شکل های مناسبی از کسب اینگونه اطلاعات وجود دارد . گرچه کد قبلی با استفاده از length() و which() ممکن است بیشتر قابل فهم باشد اما می توانیم امتیاز کسب مقادیر منطقی را بدست آوریم که در فرمان زیر آمده است.

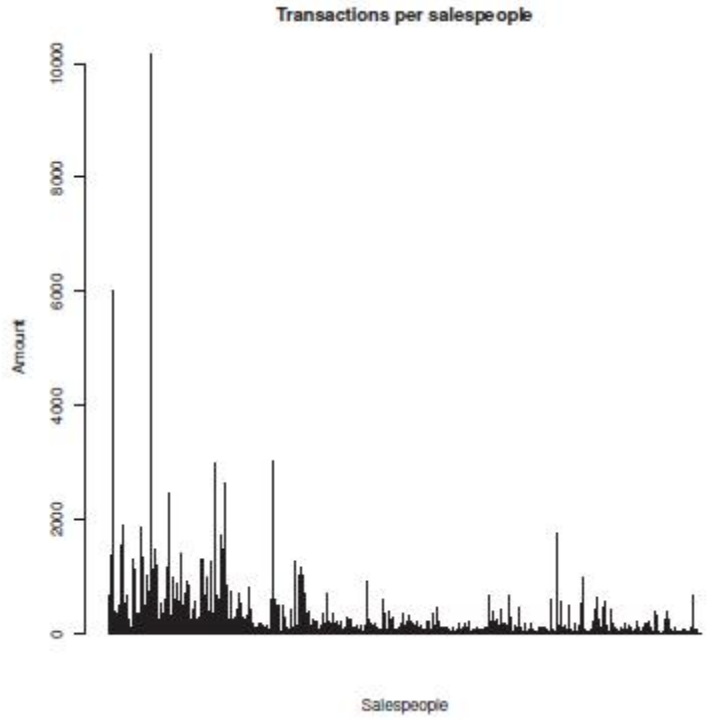
```
> sum(is.na(sales$Quant) & is.na(sales$Val))

[1] 888
```

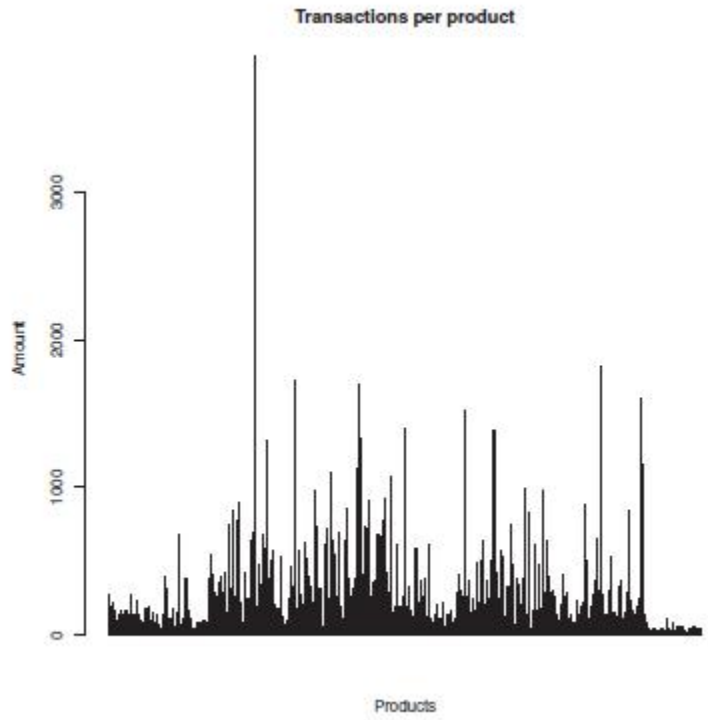
از دیگر مشاهدات قابل توجه که از عملکرد summary() بدست آمده است می توان به توزیع مقادیر و ارزش ها در ستون بازبینی اشاره نمود . بر اساس ، سهم تقلب در این بخش پایین است حتی اگر تنها گزارشات بازرسی شده را به حساب آوریم و سهم کوچکی از آن به صورت زیر است .

```
> table(sales$Insp)/nrow(sales) * 100

        ok       unkn      fraud
3.6051712 96.0782359  0.3165930
```

شکل 4-1 نشان دهنده تعداد گزارشات هر فروشنده است . همانطور که شما می توانید تائید نمایید ، تعداد نمون های فروشنده ها گوناگون است . شکل 4-2 نشان دهنده همان تعداد بر حسب محصول است . مجددا" متغیر را مشاهده می کنیم . هر دو نمونه با کد زیر بدست می آیند .

```
> totS <- table(sales$ID)
> totP <- table(sales$Prod)
> barplot(totS, main = "Transactions per salespeople", names.arg = "",
+     xlab = "Salespeople", ylab = "Amount")
> barplot(totP, main = "Transactions per product", names.arg = "",
+     xlab = "Products", ylab = "Amount")
```





آمارهای توضیحی Quant & Val نشان دهنده تغییر پذیری مشخص است . این مسئله بیان می دارد که محصولات ممکن است متفاوت باشند و ممکن است به طور جداگانه تحویل داده شوند . . در حقیقت ، اگر قیمت

های نمونه محصولات خیلی با هم تفاوت داشته باشند گزارش معامله می تواند در مورد همان محصول غیر واقعی باشد . این دو کمیت ممکن است نمونه های ایدهآل نباشند تا نتیجه ای مطلوب حاصل گردد . ارائه کمیت متفاوت از محصولاتی که در هر معامله فروخته می شوند موجب می شود تا به نحو بهتری تحلیل ادامه پیدا کند و قیمت واحد مشخص شود . این قیمت می تواند به ستون جدید چهارچوب اطلاعات ما اضافه شود .

```
> sales$Uprice <- sales$Val/sales$Quant
```

قیمت واحد باید طی معاملات همان محصول ثابت باشند . هنگام تحلیل معاملات طی دوره کوتاه زمانی ، انتظار تغییرات قوی قیمت واحد از محصولات وجود ندارد . اگر ما توزیع قیمت واحد را بررسی نماییم می توانیم مجددا" تغییر پذیری مشخص شده را مشاهده نماییم .

```
> summary(sales$Uprice)

      Min.    1st Qu.     Median       Mean    3rd Qu.       Max.
2.4480e-06 8.4600e+00 1.1890e+01 2.0300e+01 1.9110e+01 2.6460e+04
      NA's
1.4136e+04
```

با بررسی این حقایق به نظر می رسد که باید مجموعه معاملات هر محصول را به طور جداگانه تحلیل نماییم و در جستجوی معاملات مشکوک در هر مجموعه باشیم . مشکل موجود با این رویکرد محصولاتی هستند که معاملات بسیار پایینی دارند . در عمل ، از تعداد 4548 محصول ، تعداد 982 محصول کمتر از 20 معامله داشته اند . بیان گزارش به عنوان گزارش های غیر واقعی بر اساس نمونه کمتر از 20 گزارش ممکن است بسیار فخرآفرین باشد .

```
> attach(sales)
> upp <- aggregate(Uprice,list(Prod),median,na.rm=T)
> topP <- sapply(c(T,F),function(o)
+                upp[order(upp[,2],decreasing=o)[1:5],1])
> colnames(topP) <- c('Expensive','Cheap')
> topP

     Expensive Cheap
[1,] "p3689"   "p560"
[2,] "p2453"   "p559"
[3,] "p2452"   "p4195"
[4,] "p2456"   "p601"
[5,] "p2459"   "p563"
```

در واقع بررسی محصولاتی که بالاترین و پایین ترین قیمت را دارند می تواند جالب باشد . ما در اینجا از قیمت میانی واحد استفاده نمودیم تا قیمت نمونه محصولی که فروخته شده است را ارائه دهیم . کد زیر اطلاعاتی را که ما جستجو نمودیم بدست آورده است .

ما چهارچوب اطلاعات را ثابت نگه داشتیم تا دسترسی به ستون های اطلاعات هموار شود . سپس قیمت میانی واحد هر محصول را با استفاده از عملکرد aggregate() بدست آوردیم . این بخش بیان کننده عملکردی است که برخی مقادیر عددی را برای گروه های فرعی مجموعه اطلاعات فراهم می کند که بر اساس همان فاکتور شکل گرفته است . نتیجه این امر چهارچوب اطلاعات با مقادیر عملکرد انبوه برای هر گروه است . بر اساس این چهارچوب اطلاعات بدست آمده ، ما پنج محصول گرانقیمت را از طریق کاهش پارامتر دستور order () عملکرد ارتقا داده و از عملکرد supply() استفاده نمودیم . سپس می توانیم توزیع قیمت مختلف محصولات سطح بالا را با استفاده از ترسیم قیمت های واحد به طور کامل تائید نماییم

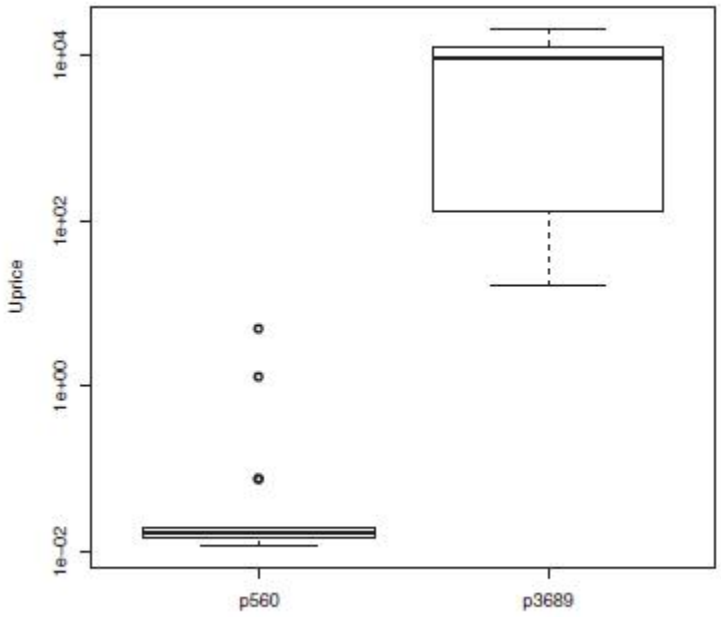
```
> tops <- sales[Prod %in% topP[1, ], c("Prod", "Uprice")]
> tops$Prod <- factor(tops$Prod)
> boxplot(Uprice ~ Prod, data = tops, ylab = "Uprice", log = "y")
```

اگر مقدار عملکرد به مجموعه ای تعلق داشته باشد ، اپراتور %in% تست می شود . فاکتور عملکرد نیز لازم است چرا که ستون Prod از چهارچوب اطلاعات دارای تعدادی سطوح است که به عنوان ستون اصلی چهارچوب اطلاعات فروش در نظر گرفته می شود که منجر به عملکرد boxplot() و ترسیم box plot برای هر سطح می گردد . مقیاس قیمت ارزانترین و گرانترین محصولات تفاوت هایی دارد . به همین دلیل ، ما از مقیاس ثبت وقایع در نمودار استفاده نمودیم تا از مقادیر ارزان ترین محصولات که غیر قابل تشخیص هستند جلوگیری گردد . این اثر از طریق تنظیم پارامتر log=y بدست می آید که نشان می دهد Y- axis بر اساس مقیاس ثبت وقایع است . باید توجه داشت که چگونه همان میزان فاصله در محور با مقادیر مختلف قیمت واحد مربوط می گرد . نتیجه این کدبندی در شکل 3-4 نشان داده شده است .

```
> vs <- aggregate(Val,list(ID),sum,na.rm=T)
> scoresSs <- sapply(c(T,F),function(o)
+                    vs[order(vs$x,decreasing=o)[1:5],1])
> colnames(scoresSs) <- c('Most','Least')
> scoresSs

     Most    Least
[1,] "v431"  "v3355"
[2,] "v54"   "v6069"
[3,] "v19"   "v5876"
[4,] "v4520" "v6058"
[5,] "v955"  "v4515"
```

ما می توانیم تحلیل مشابه ای ارائه دهیم تا مشخص نماییم که کدام فروشندگان می توانند بیشترین یا کمترین وجه نقد را وارد شرکت کنند . ذکر این نکته جالب است که 100 فروشنده سطح بالا در این لیست در حدود 40% درآمد شرکت را در دست داشتند و از تعداد 6016 فروشنده در سطح پایین تنها 2% درآمد شرکت را در دست داشته اند . این امر فراهم کننده دیدگاه هایی برای تغییرات احتمالی است که در شرکت نیاز می باشد .

شکل 3-4 : توزیع قیمت های واحد ارزانترین و گرانترین محصولات




```
> sum(vs[order(vs$x, decreasing = T)[1:100], 2])/sum(Val, na.rm = T) *
+     100

[1] 38.33277

> sum(vs[order(vs$x, decreasing = F)[1:2000], 2])/sum(Val,
+     na.rm = T) * 100

[1] 1.988716
```

If we carry out a similar analysis in terms of the quantity that is sold for each product, the results are even more unbalanced:

```
> qs <- aggregate(Quant,list(Prod),sum,na.rm=T)
> scoresPs <- sapply(c(T,F),function(o)
+                    qs[order(qs$x,decreasing=o)[1:5],1])
> colnames(scoresPs) <- c('Most','Least')
> scoresPs

     Most    Least
[1,] "p2516" "p2442"
[2,] "p3599" "p2443"
[3,] "p314"  "p1653"
[4,] "p569"  "p4101"
[5,] "p319"  "p3678"
```

```
> sum(as.double(qs[order(qs$x,decreasing=T)[1:100],2]))/
+   sum(as.double(Quant),na.rm=T)*100

[1] 74.63478

> sum(as.double(qs[order(qs$x,decreasing=F)[1:4000],2]))/
+   sum(as.double(Quant),na.rm=T)*100

[1] 8.94468
```

اگر بخواهیم تحلیل مشابهی بر اساس کمیت کالای فروخته شده ارائه دهیم ، نتایج بیشتر غیر متعادل می شوند . شما می توانید به استفاده ازعملکرد as.double() در بالا توجه داشته باشید . این وضعیت در این نمونه نیاز می باشد چرا که جمع کمیت ها آنقدر بزرگ است که باید به صورت دوتایی ذخیره گردند . چنین عملکردی موجب انتقال می شود .

از تعداد 4548 محصول ، تعداد 4000 محصول کمتر از 10% حجم فروش دارند که رتبه بندی آن در میان 100 محصول رده بالا به مقدار 75% است . باید توجه داشت که این اطلاعات تنها بر حسب تولید محصولات مهم است . به طور ویژه ، منظور این نیست که شرکت باید تولید محصولاتی را که تنها واحدهای بسیار اندکی آنرا می فروشند متوقف سازد بلکه اگر این محصولات بتوانند سود ناخالص بالایی را بهراه داشته باشند بیشتر مفید خواهند بود . البته ما اطلاعاتی در مورد هزینه های تولید محصولات نداریم و نمی توانیم بر حسب غیر مفید بودن محصولات یا تعداد فروش واحدها نتیجه گیری نماییم . یکی از فرضیات اصلی که در تحلیل ما ایجاد شده است ، یافتن گزارشات معاملات غیر طبیعی است که قیمت واحد هر محصول باید بتواند توزیع نرمالی را برای آن انتخاب نماید . این بدان معناست که ما انتظار داریم معاملات همان محصول دارای همان قیمت واحد با تغییر پذیری کوچک باشد که فروشنده با استفاده از استراتژی هایی توانسته است اهداف تجاری کسب نماید . بر این اساس ، آزمایشات اولیه آماری وجود دارد که می توان از آنها در یافتن مسیرهای انحراف و فرضیات غیر نرمال بهره گرفت . نمونه آن قانون box plot است . این قانون به عنوان پایه تعیین موضوعات محسوب می شود و در این کتاب چندین بار به آن اشاره شده است . این قانون بیان می دارد مشاهده باید به عنوان مقدار بالا یا پایین غیر معمول مشخص گردد و میزان خطر بر حسب بالا و پایین بودن تعیین شود :

Q3+1.5 x IQR به طوریکه Q1 اولین بخش تقسیم شده (چهار یک) و Q3 سومین بخش تقسیم شده است و مقدار تقسیم شده میانی IQR= (Q3 – Q1) است . این قانون ساده به خوبی متغیرها را توزیع می کند و بر اساس آن آمار تعیین می گردد . کد زیر تعیین کننده این موارد است که بر اساس تعریف بالا در هر محصول می باشد.

```
> out <- tapply(Uprice,list(Prod=Prod),
+               function(x) length(boxplot.stats(x)$out))
```

عملکرد boxplot.stats() از آمارهای متعدد بدست می آید که در ساخت box plot استفاده می شود . در این حالت لیستی از اطلاعات ایجاد می شود . مولفه های این لیست شامل مشاهداتی است که بر اساس قانون box plot است .

```
> out[order(out, decreasing = T)[1:10]]

Prod
p1125 p1437 p2273 p1917 p1918 p4089  p538 p3774 p2742 p3338
  376   181   165   156   156   137   129   125   120   117
```

کد بالا نیز تعداد معاملات را برای هر محصول محاسبه می کند . با استفاده از روش بسیار ساده ذکر شده ، تعداد 29446 معامله در نظر گرفته می شود که تقریبا" 7% از کل معاملات را شامل می شود .

```
> sum(out)

[1] 29446

> sum(out)/nrow(sales) * 100

[1] 7.34047
```

پرسشی که اینجا مرح می شود آن است که آیا این قانون ساده برای تعیین موارد خطا کافی است و می تواند کاربردی باشد یا خیر . در بخش 1-1-4-4 ما به ارزیابی این موضوع می پردازیم .

در همین ارتباط نوعی اخطار به برخی نتیجه گیری ها وارد شده است که در این بخش به آنها توجه می شود . با استفاده از اطلاعات به طور مستقل ، گزارشاتی بر مبنای فریبکاری ارائه شده است گرچه شناسایی نگشته اند . این بدان معناست که برخی از این نتیجه گیری ها بر اساس اطلاعات غلط می باشند . مشکل موجود معاملاتی است که اینگونه شکل پیدا می کنند و ما قطعا" نمی دانیم که مقادیر صحیح کدام است . از لحاظ نظری ، تنها معاملاتی می توانند صحیح باشند که ستون Insp آن دارای ok باشد گرچه تنها 3.6% از اطلاعات اینگونه است . در موقعیت های واقعی نیز این مسئله باید به حساب آورده شود تا شرکت اطلاعات خود را بر پایه خطاها تنظیم ننماید . به دلیل اینکه بازرسی کامل اطلاعات غیر ممکن است ، چنین خطری همواره وجود دارد . در بیشتر موارد ما می توانیم از استفاده مقادیر کوچک معاملاتی که قبلا" در آنها خطا وجود داشته است خودداری نماییم . اقدام دیگر که می توان برای نتایج پیش بینی نشده انجام داد ، توجه به تحلیل نزدیکتر به اطلاعات است که منجر به نتایج شگفت انگیز می شود . این بدان معناست چنین دسته بندی از تحلیل معمولا" نیازمند تعامل بین کارشناسان است تا کیفیت اطلاعات بررسی شود . اضافه بر آن ، این نوع تحلیل برای اطلاعات با کیفیت پایین اهمیت کلیدی دارد چرا که بسیاری از مشکلات ممکن است بررسی شوند .

مشکلات اطلاعات :

این بخش تلاش دارد تا برخی مشکلات کیفیت اطلاعات که مانعی بر سر راه کاربرد تکنیک ها است بیان گردد .

مقادیر نامشخص :

ما بیان مشکل مقادیر ناشناخته تغییرپذیر کار را شروع می نماییم . همانطور که در بخش 5-2 ذکر گردید ، سه نوع پیشنهاد متناوب وجود دارد :

۱- حذف نمونه ها

۲- تکمیل ناشناخته ها با استفاده از برخی استراتژی ها

۳- استفاده از ابزاری که ارائه دهنده انواع مقادیر است

با در نظر گرفتن ابزارهایی که در این بخش استفاده می شود تنها دو مورد اول برای ما قابل قبول می باشند . همانگونه که قبلا" ذکر گردید ، موضوع اصلی معاملاتی است که دارای مقادیر Quant & Valمی باشند .اگر این امر موجب حذف بیشتر معاملات محصول و فروشنده گردد ، حذف همه 888 نمونه مشکل ساز خواهد بود . تعداد کل معاملات هر فروشنده و محصول به صورت زیر بیان می گردد . فروشندگان و محصولات در معاملات مشکل دار هم وجود دارد .

```
> totS <- table(ID)
> totP <- table(Prod)
```

```
> nas <- sales[which(is.na(Quant) & is.na(Val)), c("ID", "Prod")]
```

اکنون فروشنده با سهم بزرگتر معاملات و با ناشناخته ها در Val & Quant بدست می آید . به نظر میرسد که حذف این معاملات معقول خواهد بود و حداقل این وضعیت برای سهم کوچکی از معاملات ارائه می گردد . اضافه بر آن ، تلاش برای تکمیل هر دو ستون خطر بیشتری بهمراه دارد . با توجه به محصولات ، این ارقام به صورت زیر هستند .

```
> propS <- 100 * table(nas$ID)/totS
> propS[order(propS, decreasing = T)[1:10]]

    v1237     v4254     v4038     v5248     v3666     v4433     v4170
13.793103  9.523810  8.333333  8.333333  6.666667  6.250000  5.555556
    v4926     v4664     v4642
 5.555556  5.494505  4.761905
> propP <- 100 * table(nas$Prod)/totP
> propP[order(propP, decreasing = T)[1:10]]

   p2689    p2675    p4061    p2780    p4351    p2686    p2707    p2690
39.28571 35.41667 25.00000 22.72727 18.18182 16.66667 14.28571 14.08451
   p2691    p2670
12.90323 12.76596
```

در همین زمینه محصولات متعددی وجود دارد که بیش از 20% از حذف معاملات را در بر دارد . به طور خاص ، محصول p2689 تقریبا" 40% از موارد حذف را دارا می باشد . از طرفی دیگر ، اگر ما مقادیر ناشناخته را

تکمیل نماییم ، تنها استراتژی معقول استفاده از اطلاعات در معاملات کامل همان محصول می باشد . این بدان معناست که با استفاده از 60% اطلاعات باقیمانده می توان 40% معاملات محصول را تکمیل نمود . این وضعیت معقولانه تر است . اگر ما به تشابهات بین توزیع قیمت واحد محصولات توجه نماییم متوجه می شویم که این محصولات مشابه محصولات دیگر هستند . بر این اساس، اگر ما نتیجه گیری نماییم که معاملات بسیار کمی پس از حذف شکل گرفته اند پس می توانیم معاملات را با محصولات مشابه مرتبط نماییم و قابلیت اطمینان آماری در شناسایی آزمایش ها افزایش می یابد . به طور خلاصه باید گفت که حذف همه معاملات با مقادیر ناشناخته بر اساس کمیت و مقدار بهترین انتخاب است .

```
> detach(sales)
> sales <- sales[-which(is.na(sales$Quant) & is.na(sales$Val)),]
```

همچنین برای ناتوان ساختن دسترسی مستقیم به ستون های چهارچوب اطلاعاتی ، از عملکرد detach() استفاده نمودیم . دلیل این امر وضعیت عملکرد attach() است . هنگامیکه یک وضعیت همچون attach(sales) را ثبت نماییم ، R هدف جدیدی را برای هر ستون چهارچوب اطلاعات sales فراهم می کند که نسخه هایی از اطلاعات در ستونها قرار دارند . اگر شروع به حذف اطلاعات از چهارچوب اطلاعات sales نماییم این تغییرات نمی توانند اهداف جدید را منعکس نمایند . به طور خلاصه ، هنگامیکه اطلاعات نسبت به تغییرات مستعد می باشند ، عملکرد attach() موجب ایجاد امکاناتی می گردد چرا که مشاهدات ناپایدار اطلاعاتی به پایان می رسند . این مشاهدات شامل مشاهده چهارچوب اطلاعات اصلی و مشاهدات فراهم شده از طریق عملکرد attach() است . بخش بعدی نمایش لحظه ای چهارچوب اطلاعات در زمان تعیین شده است که مهلت آن گذشته است البته اگر چهارچوب اطلاعات پس از فراخوانی attach() اصلاح گردند .

```
> nnasQp <- tapply(sales$Quant,list(sales$Prod),
+                  function(x) sum(is.na(x)))
> propNAsQp <- nnasQp/table(sales$Prod)
> propNAsQp[order(propNAsQp,decreasing=T)[1:10]]

    p2442     p2443     p1653     p4101     p4243      p903     p3678
1.0000000 1.0000000 0.9090909 0.8571429 0.6842105 0.6666667 0.6666667
    p3955     p4464     p1261
0.6428571 0.6363636 0.6333333
```

اکنون اجازه دهید تا باقیمانده گزارشات را با مقادیر نامشخص بر اساس کمیت یا مقدار معاملات مورد تحلیل قرار دهیم . سپس با محاسبه بخشی از معاملات هر محصول که دارای کمیت ناشناخته است شروع می نماییم . در همین ارتباط دو محصول وجود دارد (p2442 , p2443) که با مقادیر و کمیت ناشناخته دارای معاملاتی هستند . بدون اطلاعات بیشتر هر اقدامی غیر ممکن است چرا که محاسبه قیمت واحد به صورت نمونه امکان پذیر نیست . این موارد 54 گزارش هستند و دو مورد از آنها به گزارشات دروغین مربوط می باشند . این امر بدان معناست که بازرسان اطلاعات بیشتری نسبت به مجموعه اطلاعات دارند و به طور حتم با خطاها روبرو شده اند . بر این اساس ما به حذف برخی از آنها می پردازیم .

```
> sales <- sales[!sales$Prod %in% c("p2442", "p2443"), ]
```

متوجه شدید که ما تنها دو محصول را از مجموعه اطلاعات حذف نمودیم و باید سطوح ستون Prod به روز شوند .

```
> nlevels(sales$Prod)

[1] 4548

> sales$Prod <- factor(sales$Prod)
> nlevels(sales$Prod)

[1] 4546
```

```
> nnasQs <- tapply(sales$Quant, list(sales$ID), function(x) sum(is.na(x)))
> propNAsQs <- nnasQs/table(sales$ID)
> propNAsQs[order(propNAsQs, decreasing = T)[1:10]]

    v2925     v5537     v5836     v6058     v6065     v4368     v2923
1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000 1.0000000 0.8888889 0.8750000
    v2970     v4910     v4542
0.8571429 0.8333333 0.8095238
```

همانطور که مشاهده نمودید ، چندین فروشنده وجود دارند که در اطلاعات و کمیت در گزارشات تکمیل نشده اند . به هرحال ، مشکل آنقدر هم پیچیده نمی باشد . در حقیقت ، بر اساس معاملات محصولات گزارش شده توسط دیگر فروشندگان ما می توانیم از این اطلاعات استفاده نموده و موارد ناشناخته را با فرضیات قیمت واحد و موارد مشابه تکمیل نماییم . پس ما این معاملات را حذف نمی نماییم . سپس تحلیل مشابهی را برای معاملات با مقدار مشخص و در ستون Val انجام می دهیم . ابتدا بخشی از معاملات هر محصول با مقدار نامشخص به صورت زیر است .

```
> nnasVp <- tapply(sales$Val,list(sales$Prod),
+                  function(x) sum(is.na(x)))
> propNAsVp <- nnasVp/table(sales$Prod)
> propNAsVp[order(propNAsVp,decreasing=T)[1:10]]

     p1110      p1022      p4491      p1462       p80      p4307
0.25000000 0.17647059 0.10000000 0.07500000 0.06250000 0.05882353
     p4471      p2821      p1017      p4287
0.05882353 0.05389222 0.05263158 0.05263158
```

ارقام بسیار منطقی هستند بنابراین ، می توان معاملاتی را با استفاده از معاملات دیگر حذف کرد . با توجه به فرد فروشنده ، ارقام به صورت زیر است .

```
> nnasVs <- tapply(sales$Val, list(sales$ID), function(x) sum(is.na(x)))
> propNAsVs <- nnasVs/table(sales$ID)
> propNAsVs[order(propNAsVs, decreasing = T)[1:10]]

     v5647        v74       v5946       v5290       v4472       v4022
0.37500000 0.22222222 0.20000000 0.15384615 0.12500000 0.09756098
      v975       v2814       v2892       v3739
0.09574468 0.09090909 0.09090909 0.08333333
```

در این مرحله ما همه گزارشاتی که اطلاعات ناکافی داشتند حذف نمودیم . برای باقیمانده مقادیر ناشناخته از روشی استفاده می نماییم که بر اساس فرضیه هستند و معاملات همان محصول باید دارای قیمت واحد مشابه باشند . ما از روی قیمت های معاملات که دروغین بودن آنها در محاسبات مشخص گردید پرش می نماییم . برای باقیمانده معاملات از قیمت میانی واحد استفاده می نماییم که به عنوان قیمت نمونه محصولات محسوب می شوند .

```
> tPrice <- tapply(sales[sales$Insp != "fraud", "Uprice"],
+     list(sales[sales$Insp != "fraud", "Prod"]), median, na.rm = T)
```

با دارا بودن قیمت واحد نمونه برای هر محصول ما می توانیم از ان برای محاسبه دو مقدار مفقود شده استفاده نماییم (Quant & Val) . این مسئله محتمل است چرا که با دو مقدار مفقود شده هیچ معامله ای وجود ندارد . کد زیر در تمام مقادیر ناشناخته باقیمانده تکمیل می شود .

```
> noQuant <- which(is.na(sales$Quant))
> sales[noQuant,'Quant'] <- ceiling(sales[noQuant,'Val'] /
+                                   tPrice[sales[noQuant,'Prod']])
> noVal <- which(is.na(sales$Val))
> sales[noVal,'Val'] <- sales[noVal,'Quant'] *
+                       tPrice[sales[noVal,'Prod']]
```

در نمونه مفقود شده ، 12900 مقدار کمیت ناشناخته به اضافه 294 مقدار کل معامله تکمیل می شود . همچنین از عملکرد ()ceiling استفاده می شود تا از مقادیر غیر مرتبط Quant جلوگیری شود . این عملکرد موجب می شود تا کوچکترین مقدار بازگردد .

با توجه به مطالب بیان شده ما اکنون دارای همه مقادیر Quant & Val هستیم . پس می توانیم مجددا" ستون Uprice را برای تکمیل قیمت های ناشناخته واحد استفاده نماییم .

```
> sales$Uprice <- sales$Val/sales$Quant
```

بعد از همه مراحل پیش پردازش ، اکنون ما دارای مجموعه اطلاعات آزاد از مقادیر ناشناخته هستیم برای تحلیل بیشتر باید این وضعیت فعلی حفظ گردد . شما نیز می توانید مجددا" تحلیل خود را از این نقطه آغاز نمایید بدون اینکه تمام مراحل تکرار شوند .

```
> save(sales, file = "salesClean.Rdata")
```

عملکرد save() را می توان برای ذخیره کردن مجموعه اهداف در فابل مشخص و در پارامتر file مورد استفاده قرار داد . سپس اهداف در این فایل ها ذخیره می شوند تا بتوانند هنگام بارگذاری به R و عملکرد load() بازگردند .

معاملات بسیار اندک برخی محصولات :

در همین ارتباط محصولاتی هستند که معاملات بسیار کم برای آنها وجود دارد . این نیز مشکلی است چرا که ما نیاز داریم تا از اطلاعات این معاملات بهره برده و در صورت غیر طبیعی بودن متوجه آنها شویم . اگر تعداد معاملات کم باشد ، تصمیم گیری در مورد آنها و بررسی وضعیت آماری آنها بسیار مشکل است . پرسشی که در اینجا مطرح می شود این است که چگونه می توانیم معاملات برخی محصولات را آنالیز نماییم تا از بروز مشکل جلوگیری نماییم .

علیرغم فقدان کامل اطلاعات در ارتباطات موردی بین محصولات ، ما می توانیم تلاش نماییم که تشابهاتی بین برخی از این ارتباطات و توزیع قیمت واحد جستجو نماییم . اگر محصولاتی با قیمت مشابه یافتیم می توانیم وجود معاملات مشابه را در آنها یافته و برای جستجوی مقادیر غیر معمول آنها را آنالیز نماییم . یک روش مقایسه دو توزیع ، بازبینی آنها است . با ارائه تعداد محصول می توان ویژگیهای آماری را در توزع خلاصه نمود . دو ویژگی مهم توزیع متغیرهای متناوب ، گرایش مرکزی و گسترش آن است . همانطور که قبلا" بیان گردید بسیار معقول است تا تصور نماییم توزیع قیمت واحد هر محصول طبیعی است . در واقع اگرچه تغییر پذیری در قیمت رخ داده است اما آنها باید به بهترین شکل تنظیم گردند . به هر حال ، ما باید تصور نماییم که مقادیر بیان شده چف میزان مشکل دارند و آیا موارد خطا و تقلب وجود دارد یا خیر . استفاده از ابزار میانی به عنوان بررسی آماری و IQR می تواند مناسب باشد . این آمارها مهم هستند و می توان برای نمونه هایی که در مسیر منحرف هستند از آنها استفاده نمود . همچنین ما می توانیم از آمارها برای تمام معاملات و برای هر محصول استفاده نماییم .

```
> attach(sales)
> notF <- which(Insp != 'fraud')
> ms <- tapply(Uprice[notF],list(Prod=Prod[notF]),function(x) {
+       bp <- boxplot.stats(x)$stats
+       c(median=bp[3],iqr=bp[4]-bp[2])
+     })
> ms <- matrix(unlist(ms),
+              length(ms),2,
```

```
+                byrow=T,dimnames=list(names(ms),c('median','iqr')))
> head(ms)

      median      iqr
p1 11.346154 8.575599
p2 10.877863 5.609731
p3 10.000000 4.809092
p4  9.911243 5.998530
p5 10.957447 7.136601
p6 13.223684 6.685185
```

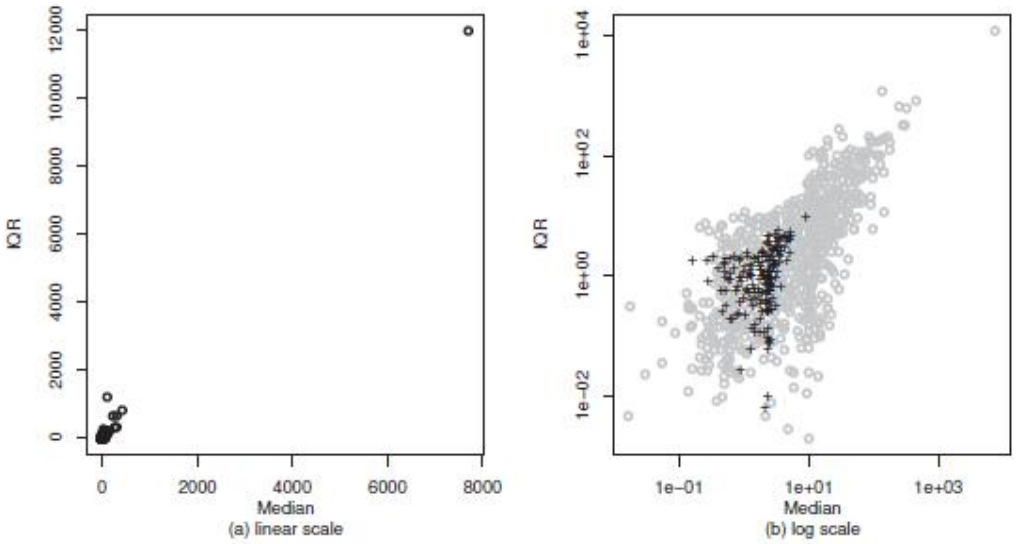
این کد از عملکرد boxplot.stats() استفاده می نماید تا مقادیر مختلف را کسب نماید . ما این مقادیر را برای همه مجموعه معادلات در هر محصول محاسبه نمودیم و معاملات دروغین و متقلبانه را از تحلیل خود رفع نمودیم . با این مقادیر، ما توانستیم برای هر محصول یک ماتریکس با مقدار میانگین و IQR بدست آوریم . شکل 4-4 الف نشان دهنده وضعیت هر محصول بر اساس میانگین و IQR است . خواندن نمودار موجود مشکل است چرا که تعدادی از آنها برای این آمارها دارای مقادیر بسیار بزرگ هستند . به طور ویژه ، محصول p3689 با محصولات دیگر شرکت متفاوت است و ما می توانیم با استفاده از مقیاس های ثبت وقایع بر این مشکل فائق آییم . در نمودار دوم از علامت + مشکی استفاده شده است که نشان دهنده محصولاتی است که کمتر از 20 معامله دارند . نمودار به صورت زیر بدست می آید به طوریکه ب پارامتر log=xy در مجموعه های هر دو محور از نمودار به صورت زیر است.

```
> par(mfrow = c(1, 2))
> plot(ms[, 1], ms[, 2], xlab = "Median", ylab = "IQR", main = "")
> plot(ms[, 1], ms[, 2], xlab = "Median", ylab = "IQR", main = "",
+     col = "grey", log = "xy")
> smalls <- which(table(Prod) < 20)
> points(log(ms[smalls, 1]), log(ms[smalls, 2]), pch = "+")
```

در شکل 4-4-ب متوجه می شویم که محصولات زیادی وجود دارند که به طور تقریبی دارای همان میزان میانگین و IQR هستند و حتی هنگامی که به مقیاس های بزرگ توجه می کنیم آنها را به حساب می آوریم . این امر تشابه توزیع قیمت واحد را مشخص می نماید . اضافه بر آن ، ما می توانیم در میان محصولات معاملات بسیار اندکی را ببینیم که با دیگر محصولات تشابه داند . به هر حال ، محصولات مختلف نه تنها معاملات اندکی دارند بلکه توزیع قیمت واحد در آنها فرق دارد . در همین ارتباط محصولاتی هستند که در معاملات آنها تقلب مشاهده شده است .

علیرغم مزایای بازرسی بصری ویژگیهای توزیع قیمت های واحد ، آزمایشات رسمی نیاز است تا هنگام مقایسه توزیع بین دو محصول دقت بیشتری حاصل گردد . در همین ارتباط ما از آزمایش غیر پارامتریک استفاده می نماییم تا توزیع قیمت های واحد را مقایسه نماییم . این آزمایشات نسبت به وجود خطاها قوی هستند . آزمایش

Kolmogorov – Smirnov برای هر دو نمونه شرکت استفاده می شود تا صحت فرضیات در همان توزیع بررسی گردد .



این آزمایش با محاسبه آمار انجام می گیرد و به ارزیابی ماکزیمم تفاوت بین دو عملکرد توزیع تجربی می پردازد . اگر دو توزیع مشابه باشند این فاصله کوچک است . برای هر کدام از محصولات که کمتر از 20 معامله دارند ما هر محصول را در توزیع قیمت واحد مشابه جستجو می کنیم و از آزمایش Kolmogorov – Smirnov برای بررسی استفاده می نماییم البته اگر تشابهات از لحاظ آماری قابل توجه باشند . انجام این فعالیت برای همه گروه های محصول قابل محاسبه است . بر این اساس ما تصمیم گرفتیم تا امتیاز اطلاعات کسب شده را بر اساس ویژگیهای توزیع شده به حساب آوریم . برای هر کدام از محصولاتی که تنها معاملات کمی دارند به جستجو پرداختیم تا محصولی با شباهت بیشتر به IQR بیابیم . با توجه به محصول مشابه ما آزمایش Kolmogorov – Smirnov را بین توزیع قیمت واحد دنبال نمودیم و نتایج آزمایش را بررسی نمودیم . کد حاصله ، ماتریکس مشابهی با اطلاعات این نوع آزمایش بدست می آورد که برای هر محصول با کمتر از 20 معامله است . همچنین از ms استفاده نمودیم .

```
> dms <- scale(ms)
> smalls <- which(table(Prod) < 20)
> prods <- tapply(sales$Uprice, sales$Prod, list)
> similar <- matrix(NA, length(smalls), 7, dimnames = list(names(smalls),
+     c("Simil", "ks.stat", "ks.p", "medP", "iqrP", "medS",
+         "iqrS")))
> for (i in seq(along = smalls)) {
```

```
+     d <- scale(dms, dms[smalls[i], ], FALSE)
+     d <- sqrt(drop(d^2 %*% rep(1, ncol(d))))
+     stat <- ks.test(prods[[smalls[i]]], prods[[order(d)[2]]])
+     similar[i, ] <- c(order(d)[2], stat$statistic, stat$p.value,
+         ms[smalls[i], ], ms[order(d)[2], ])
+ }
```

کد از طریق نرمال سازی اطلاعات بر اساس ms شروع می گردد تا هنگام محاسبه فواصل از اثرات منفی جلوگیری شود . پس از تعدادی فرمت بندی ما دارای حلقه اصلی هستیم که همه محصولات با تعداد محدودی معامله منتقل می گردد . دو وضعیت اولیه در این بخش به محاسبه فواصل بین ویژگیهای توزیع می پردازد . نتیجه هدف d دارای مقادیر همه این فواصل است . کوچکترین فاصله محصولی است که مشابه با محصولات درنظر گرفته شده است . باید توجه داشت که تشابه بین محصولات با استفاده از اطلاعات IQR قیمت های واحد محاسبه می شود . مرحله بعدی ، انتقال آزمایش Kolmogorov – Smirnov است ت دو توزیع قیمت های واحد مقایسه گردد . این عملکرد بوسیله ks.test() انجام می گیرد . این عملکرد اطلاعات بارزی دارد و مقادیر آن از لحاظ آماری تست می شوند . مقدار آماز حداکثر تفاوت بین دو عملکرد توزیعی است . مقادیر سطح اطمینان نزدیک 1 نشان دهنده وضعیت آماری قوی است که هر دو توزیع با هم مساوی می باشند . در جدول ارائه شده ، نام های ردیف نشان دهنده محصول است که ما بیشترین تشابه را بدست آوردیم . ستون اول دارای اطلاعاتی می باشد . ID محصول نیز به صورت زیر محاسبه می شود .

```
> head(similar)
```

	Simil	ks.stat	ks.p	medP	iqrP	medS	iqrS
p8	2827	0.4339623	0.06470603	3.850211	0.7282168	3.868306	0.7938557
p18	213	0.2568922	0.25815859	5.187266	8.0359968	5.274884	7.8894149
p38	1044	0.3650794	0.11308315	5.490758	6.4162095	5.651818	6.3248073
p39	1540	0.2258065	0.70914769	7.986486	1.6425959	8.080694	1.7668724
p40	3971	0.3333333	0.13892028	9.674797	1.6104511	9.668854	1.6520147
p47	1387	0.3125000	0.48540576	2.504092	2.5625835	2.413498	2.6402087

```
> levels(Prod)[similar[1, 1]]
[1] "p2829"
```

پس از بررسی ستون ها با سطح اطمینان Kolmogorov – Smirnov ، ما می توانیم چگونگی وضعیت محصول را بر اساس توزیع قیمت واحد و تشابه آن با سطح اطمینان 90% بررسی نماییم .

```
> nrow(similar[similar[, "ks.p"] >= 0.9, ])

[1] 117
```

Or more efficiently,

```
> sum(similar[, "ks.p"] >= 0.9)

[1] 117
```

با توجه به 985 محصول و تنها 20 معامله آن ، ما نیز تنها محصولات مشابهی برای 117 مورد یافتیم . این اطلاعات هنگامی مناسب هستند که معاملات غیر طبیعی اعلام شوند . برای 117 محصول ما می توانیم معاملات بیشتری را بر اساس فرایند برنامه ریزی تعیین کنیم تاوضعیت آماری را افزایش دهیم .

```
> save(similar, file = "similarProducts.Rdata")
```

تعریف فعالیت های استخراج اطلاعات :

هدف اصلی این اقدام استفاده از اطلاعات استخراج شده و ایجاد راهنمایی در مورد تصمیم گیری روی گزارشات معاملاتی که احتمال فریبکاری در آنها وجود دارد و باید مورد بازبینی و بررسی قرار بگیرند. با توجه به محدودیت منابع دردسترس جهت بررسی معاملات ، چنین راهنمایی باید شکلی از رتبه بندی میزان احتمال فریبکاری را مشخص نماید .

رویکردهای مختلف در زمینه مشکل : مجموعه اطلاعات دردسترس دارای ستون Insp است که دارای اطلاعاتی در زمینه فعالیت های بازرسی قبلی دارد . مشکل اصلی این است که اکثریت گزارشات دردسترس مورد بررسی قرار نگرفته اند . با توجه به این مطلب هیچ معامله ای دروغین اعلام نشده است و اصطلاح unkn در متغیر Insp به معنای متغیر ناشناخته است . این مقدار نشان دهنده فقدان اطلاعات مناسب در مورد معاملات است . این بدان معناست که ما دارای دو نوع مشاهده در مجموعه اطلاعات هستیم . اول اینکه مجموعه کوچک دارای توضیحاتی در مورد ویژگیهای مشاهدات و نتایج بازرسی شده است . دوم، مجموعه بزرگ که مشاهدات بازبینی نشده را نشان می دهد و در ستون unkn بیشترین مقدار را دارد . در همین ارتباط انواع مختلف مدلسازی رویکرد وجود دارد که ما می توانیم از آنها استفاده نماییم .

تکنیک های غیر نظارتی :

در گزارشاتی که بازبینی صورت نگرفته است ستون Insp با هیچگونه اطلاعاتی مرتبط نمی باشد . جهت چنین مشاهداتی ما تنها افرادی را در دسترس داریم که معاملات را شرح می دهند . این بدان معناست که گزارشات فروش تنها بوسیله مجموعه ای از متغیرهای مستقل شرح داده شده اند . این نوع اطلاعات از طریق تکنیک های یادگیری استفاده می شوند . چنین روش هایی نام خاصی ندارند چرا که هدف آنها آموختن مفاهیم توسط معلم به عنوان روش نظارتی نیست . اطلاعات مورد استفاده برای اینگونه روش ها نیازمند پیش طبقه بندی است تا کارشناس مجرب بتواند مبانی هدف را دنبال نماید . ما در این ارتباط با فعالیت استخراج اطلاعات توضیحی مواجه شده ایم که هدف روش های نظارتی است.

دسته بندی نمونه ای از تکنیک استخراج اطلاعات توضیحی می باشد . روش های دسته بندی تلاش دارند تا گروه های طبیعی مجموعه مشاهدات را با استفاده از شکل دادن دسته ها و نمونه های مشابه پیدا کنند . موضوع تشابه معمولا" نیازمند تعریف متریک بر عملکرد فاصله است که چگونگی مشاهدات را ارزیابی می نماید . نمونه هایی که نزدیک یکدیگر هستند و معمولا" بخشی از همان گروه اطلاعاتی در نظر گرفته می شوند .

شناسایی خطاها به عنوان فعالیت استخراج اطلاعات توصیفی در نظر گرفته می شود . برخی از روش های شناسایی توزیع مشخصی از اطلاعت را بهمراه دارند . استراتژی شناسایی خطا روشی متریک محسوب می شود که به متغیرهایی توجه دارد .

بر اساس مباحث بالا ما می توانیم ارتباطات قوی بین دسته بندی و شناسایی خطاها را بررسی نماییم . این مسئله نوعی روش شناسی محسوب می شود که بر اساس وضعیت بین مشاهدات است . خطاها نمونه های مختلفی هستند و باید به درستی دسته بندی شوند . هدف از دسته بندی مجموعه اطلاعات تنها نباید به گروه های بزرگ ختم شود . استفاده از تکنیک های غیر نظارتی در مشکل ما شامل برخی محدودیت ها است . در حقیقت هدف ما کسب رتبه بندی برای مجموعه مشاهدات است . این رتبه بندی پایه ای برای تصمیمات بازبینی محسوب می شود . این بدان معناست که ابزارهایی که ما انتخاب نمودیم قادرند خطاها را مشخص کنند و بعد به رتبه بندی آنها بپردازند . در بخش 4-4-1 به تکنیک های غیر نظارتی که برای بیان فعالیت استخراج اطلاعات انتخاب شده اند اشاره می نماییم .

تکنیک های نظارتی :

مجموعه معاملاتی که پس از بازرسی عناوین " درست " یا " جعلی " را کسب کرده اند می توانند با دیگر رویکردهای مدلسازی استفاده شوند . روش های یادگیری نظارتی از این نوع اطلاعت بهره می برند . هدف از این رویکردها ، کسب مدل هایی مرتبط با متغیر هدف است که مجموعه ای از متغیرهای مستقل در آن وجود دارد . این مدل به عنوان تقریب بین عملکرد ناشناخته $Y = f(X1, X2, \dots , Xp)$ است که ارتباط بین متغیر هدف Y و پیش بینی های X1, X2, ...Xp را شرح دهد . تکنیک مدلسازی برای بدست آوردن پارامترهایی است که معیار مشخص انتخاب شده را بهینه می سازد و خطای مدل را به حداقل می رساند . چنین فعالیت تحقیقی با کمک مشاهدات انجام می گیرد و بر اساس مجموعه اطلاعاتی است که شامل نمونه هایی از مفاهیم یادگرفته شده است . این نمونه ها در واقع نمونه هایی خاص از X1, X2, ...Xp است . اگر متغیر هدف Y متناوب باشد

می توانیم ترکیبی از مشکل داشته باشیم و اگر متغیر Y به صورت عددی باشد ما طبقه بندی از مشکل خواهیم داشت .

در نمونه پایگاه اطلاعاتی ، متغیر هدف نتیجه فعالیت بازبینی است و می تواند دو مقدار ممکن را بدست آورد : OK , Fraud . این بدان معناست که هدف ما یادگیری مفاهیم گزارشات جعلی و واقعی است .

آنچه که ما با آن روبرو هستیم مشکل طبقه بندی است . باید توجه داشت معاملاتی که بازبینی نشده اند قابل استفاده در فعالیت ها نیستند چرا که هنوز مشخص نیست که این فعالیت ها و معاملات جعلی هستند و یا واقعی و صحیح هستند . پس اگر ما بخواهیم از تکنیک طبقه بندی استفاده نماییم باید با استفاده از گزارش نوعی مدلسازی نماییم . ما تنها می توانیم تعداد 15732 نمونه از 401146 گزارش نمونه به عنوان نمونه بررسی شده بدست آوریم .

مشکل طبقه بندی که با آن روبرو هستیم می تواند روی ارزیابی عملکرد مدلها اثر بگذارد . چنین وضعیتی در حقیقت در میان دو مقدار طبقه بندی ممکن شکل می گیرد . از تعداد 15732 گزارش بازبینی شده تعداد 14462 معامله طبیعی و تنها 1270 نمونه دروغین بوده اند . اضافه بر آن ، هدف اصلی این کار شناسایی موارد جعلی است . این بدان معناست که ما باید معیارهایی را برای ارزیابی انتخاب نماییم تا بتوانیم عملکرد مدل ها را تعیین نماییم و با انتخاب تکنیک های مدلسازی بتوانیم بر مشکلات مجموعه اطلاعات و عدم تعادل ها غلبه نماییم .

استفاده از ابزارهای طبقه بندی شامل برخی وفق پذیری ها است . در این راستا ما علاقمند به کسب رتبه بندی معاملات بر اساس احتمال جعلی بودن هستیم . همچنین با استفاده از مجموعه آزمایش گزارشات و استفاده از مدل ها می توانیم نمونه ها را بازرسی نماییم . تعدادی از الگوریتم های طبقه بندی تنها می توانند خروجی ها را بررسی کنند . چنین وضعیتی برای برای رفع مشکل ما کافی نیست چرا که ما نیاز به ابزار یا روش های داریم تا با ایجاد رتبه بندی نمونه های طبقه بندی شده بتوانیم نمونه گزارشات معاملات جعلی را مشخص نماییم . آنچه که ما نیاز داریم طبقه بندی احتمالی است چرا که مدلسازی نه تنها می تواند نمونه ها را پیش بینی نماید بلکه میزان احتمال را نیز مشخص می نماید . این میزان احتمالات به ما این امکان را می دهند تا نمونه های آزمایش شده را بر اساس وضعیتشان رتبه بندی نماییم .

تکنیک های نیمه نظارتی :

روش های نیمه نظارتی از طریق مشاهدات ایجاد می شوند که کاربردهای متعددی در یافتن اطلاعات دارند ؛ نمونه هایی که دارای مقدار تعیین شده ای متغیر هدف می باشند . معمولا" این اطلاعات نیازمند فعالیت کارشناسان است و موجب افزایش هزینه های جمع آوری اطلاعات می گردد . از طرف دیگر ، کسب اطلاعات غیر مشخص آسان است به ویژه اینکه استفاده گسترده ای از سنسورها و دیگر انواع ابزارهای جمع آوری اطلاعات اتوماتیک می گردد .

روش های نیمه نظارتی نیز در این بخش قابل استفاده هستند چرا که می توانند این نوع مجموعه اطلاعات را در نمونه های مشخص و غیر مشخص ارائه دهند . معمولا" دو نوع روش نیمه نظارتی وجود دارد . از یک طرف روش های طبقه بندی نیمه نظارتی که تلاش بر بهبود عملکرد الگوریتم های طبقه بندی استاندارد نظارتی دارد و در کسب اطلاعات از نمونه های غیر مشخص کمک می نماید . رویکرد متناوب در واقع روش های طبقه بندی نیمه نظارتی بر اساس اطلاعات مشخص جهت معیارهایی لازم برای شکل گیری گروه ها است .

در گروه بندی یا دسته بندی نیمه نظارتی ، ایده اصلی بر سر استفاده از اطلاعات دردسترس برای فرایند دسته بندی است که شامل نمونه هایی با همان اطلاعات و همان گروه می باشد و یا نمونه هایی با اطلاعات مختلف در گروه های مختلف است . معایر مورد استفاده جهت شکل گیری دسته ها ، تغییر روش ها و یافتن گروه های مناسب برای نمونه ها است . بر اساس رویکردهای نیمه نظارتی مشابه ، استفاده از الگوریتم ها می تواند موجب بهینه سازی محدودیت ها گردد .

با توجه به طبقه بندی نیمه نظارتی ، روش شناسی های مختلفی وجود دارد . یکی از روش های شناخته شده ، خود آموزشی است . این رویکرد نوعی رویکرد تعاملی است . مرحله بعد استفاده از مدل برای طبقه بندی الاعات نامشخص است . نمونه هایی که مدل میزان اطمینان بیشتر دارد به اطلاعات نامشخص تقسیم می شوند . با استفاده از مجموعه جدید مدل جدیدی بدست می آید و مورد پردازش قرار می گیرد تا برخی معیارها حاصل گردند . از نمونه های مدل های طبقه بندی نیمه نظارتی می توان به TSVMs اشاره کرد . هدف از TSVMs کسب نمونه هایی برای مجموعه اطلاعات نامشخص است .

مجددا" باید محدودیت های خاص کاربردها را در نظر بگیریم که بر حسب رتبه بندی می باشند . این امر موجب می شود تا از استراتژی های لازم برای روش های نظارتی و غیر نظارتی استفاده شود که این مسئله به طبقه بندی های اطلاعات مربوط می شود .

ارزیابی معیارها :

در این بخش ما به ارزیابی مدل ها می پردازیم . هنگامیکه مجموعه آزمایش گزارشات معاملات ارائه می شود ، هر کدام از مدل ها اقدام به ایجاد رتبه بندی گزارشات می نمایند . این بخش به شرح این رتبه بندی اشاره دارد . همچنین در این بخش از روش شناسی تجربی استفاده می شود که برای تخمین متریک های ارزیابی انتخابی لازم است . مجموعه اطلاعات ما به طور ویژه شامل اطلاعات مشخص و نامشخص است . بر این اساس دو موقعیت در گزارشات بازرسی شده و بازرسی نشده وجود دارد و همین امر موجب افزایش مقایسه مدل ها می شود . رتبه بندی ها بوسیله مدل هایی ایجاد می شود که بر اساس مشاهدات مشخص و نامشخص هستند . در واقع ارزیابی گزارشات به نوع اطلاعات مربوط می شود و در پاره ای از موارد ارزیابی بسیار سخت است چرا که نمی توان جعلی بودن و جعلی نبودن را مشخص کرد .

دقت و فراخوانی :

بر اساس این نوع کاربرد ، مدل موفقیت آمیزی بر اساس رتبه بندی بدست می آید که شامل همه نمونه گزارشات جعلی شناخته شده در موقعیت های بالای رتبه بندی است . گزارشات دروغین در اطلاعات ما در

اقلیت قرار دارند . با وجود رقم k در گزارشاتی که منابع ما اجازه بازنگری را می دهند ، علاقمند هستیم که بالاترین موقعیت k را در رتبه بندی حاصله داشته باشیم . اضافه بر آن ، ما می خواهیم موقعیت های k را در تمام نمونه های شناخته شده جعلی که در مجموعه آزمایشات ما وجود دارند بررسی نماییم .

همانطور که در بخش 4-3-3 مشاهده نمودید ، هنگامی که هدف ما پیش بینی مجموعه کوچک از رخدادهای کمیاب است ، دقت و فراخوانی نوعی اندازه گیری در ارزیابی مناسب محسوب می شود . با توجه به محدودیت بازبینی k ، ما می توانیم دقت و بازخوانی بالاترین موقعیت k را در رتبه بندی محاسبه نماییم . این مقدار یا حد k تعیین کننده این موضوع است که کدام گزارشات بر اساس مدلسازی مورد بازبینی قرار گرفته اند . با توجه به دیدگاه طبقه بندی شده موقعیت k در موارد جعلی قابل شناسایی است به طوریکه باقیمانده گزارشات طبیعی هستند . مقدار دقت به ما می گوید که چه میزان گزارش موقعیت k جعلی است . مقدار فراخوانی به ارزیابی تعداد گزارشات جعلی در مجموعه آزمایشات می پردازد . باید به این نکته توجه نمود که مقادیر حاصله نوعی بدبینی را نشان می دهد . در حقیقت اگر موقعیت k شامل گزارشات غیر مشخص باشد ما نمی توانیم دقت و فراخوانی را محاسبه نماییم . به هر حال ، اگر گزارشات بازنگری شوند می توانیم مقادیر واقعی را پیدا نماییم .

معمولا" بین دقت و فراخوانی نوعی رابطه جایگزینی وجود دارد . مثلا" کاملا" آسان است تا 100 فراخوانی را کسب کنیم البته اگر همه نمونه های آزمایش شده بتوانند رخدادها را پیش بینی کنند .

به هر حال ، چنین استراتژی به ضرورت منجر به دقت پایین می شود . کاربرد فعلی دارای جزئیات متعددی است . با توجه به این حقیقت که محدودیت هایی در منابع سرمایه گذاری شده در فعالیت های بازنگری وجود دارد ، آنچه که ما واقعا" خواستار آن هستیم افزایش استفاده از منابع است . این بدان معناست که اگر ما x ساعت جهت بازنگری گزارشات صرف نماییم و اگر x ساعت گزارش طبیعی بازنگری شود آنگاه در رتبه بندی ما دقت پایین است . فراخوانی دقیقا" موضوع اصلی در این بخش است و آنچه که ما قادریم تا کسب نماییم در واقع 100% منابع دردسترس است .

نمودارهای بالابرنده و دقت / منحنی های فراخوانی :

در بخش پیشین در مورد محاسبات مقادیر دقت و فراخوانی جهت بازنگری های انجام شده مطالبی ارائه شد . جالب است تا عملکرد مدل ها در سطوح مختلف بررسی شود و مدل های مختلف در سطوح مختلف آشکار شوند و این موضوعات هنگام مقایسه اطلاعات مناسبی محسوب می گردد .

منحنی های دقت / فراخوانی (PR) از نموه های بصری عملکرد مدل بر حسب آمارهای دقت و فراخوانی است . منحنی ها از طریق مقادیر آماری در نقاط مختلف بدست می آیند . این نقاط از طریق حد های برش در رتبه بندی نمونه ها حاصل می شود . در نمونه ما ، این مورد به حدهای مختلف مربوط می شود که برای رتبه بتدی خطا در مدل ها بکار می رود . بر این اساس ، مقادیر مختلفی از دقت و فراخوانی استفاده نمودیم . منحنی PR به ما امکان این نوع تحلیل را میدهد .

بسته ROCR شامل عملکرد های مختلف است که بسیار مناسب ارزیابی طبقه بندی های دوتایی است . این امر نوعی بسته بندی فوق العاده می باشد که شما باید قبل از تلاش کد زیر نصب گردد . بسته مورد نظر بسیاری از

ارزیابی ها را تحقق می بخشد و شامل روش هایی جهت کسب منحنی های وسیع است . استفاده از این نوع بسته بندی ساده است . ما با بدست آوردن هدف از نوع طبقه prediction و استفاده از پیش بینی ها در مدل و مقادیر صحیح مجموعه آزمایش کار خود را شروع نمودیم . فعالیت انجام شده، عملکرد prediction() است . نتیجه این امر نیازمند متریک ارزیابی مختلف بر اساس عملکرد performance() است . سرانجام ، نتیجه عملکرد نهایی با عملکرد plot() نیازمند منحنی های مختلف عملکرد است . کد زیر نمایشی از این فرایند با استفاده از اطلاعات نمونه می باشد .

```
> library(ROCR)
> data(ROCR.simple)
> pred <- prediction(ROCR.simple$predictions, ROCR.simple$labels)
> perf <- performance(pred, "prec", "rec")
> plot(perf)
```

این کد ، منحنی PR را رسم می نماید که در شکل 5.4 در نمودار سمت چپ نشان داده شده است . منحنی های مذکور توسط بسته POCR ایجاد گشته که دارای شکل خاصی است . گرچه این وضعیت کاملا" شفاف نیست و روش هایی برای غلبه بر این مسئله وجود دارد . ما می توانیم دقت را برای سطحی از فراخوانی مشخص محاسبه نماییم و بالاترین میزان دقت را برای هر سطح فراخوانی بیابیم که بزرگتر یا مساوی r است.

$$Prec_{int}(r) = \max_{r' \geq r} Prec(r') \qquad (4.1)$$

اگر نگاه دقیقی به نتیجه داشته باشیم می توانیم عملیات performance() را بررسی نماییم که به صورت y.values با مقادیر محور y در نمودار مشخص شده است و مقدار دقت نیز رسم شده است . همچنین می توانیم منحنی PR را بدون اثر خاصی بدست آوریم که با جایگزینی ساده مقادیر و بر اساس معادله 1-4 حاصل می شود . عملیات زیر می تواند این ایده را برای نمونه های کلی تحقق بخشد .

```
> PRcurve <- function(preds, trues, ...) {
+     require(ROCR, quietly = T)
+     pd <- prediction(preds, trues)
+     pf <- performance(pd, "prec", "rec")
+     pf@y.values <- lapply(pf@y.values, function(x) rev(cummax(rev(x))))
```

کد مورد نظر از عملکرد lapply() استفاده می نماید چرا که y.values لیستی را ارائه می دهد که می تواند شامل نتایج ارتباطات مختلف در فرایندهای تجربی باشد . ما در این زمینه به پیشرفت هایی دست یافته ایم که در این فصل به آنها اشاره می نماییم . برای هر بردار از مقادیر دقت ، ما دقت تحریف شده را محاسبه نمودیم و از عملکرد cummax() و rev() استفاده نمودیم . این بخش به سادگی بردار را تغییر می دهد و عملکرد cummax() ماکزیمم مجموعه را بدست می آورد . این عملیات ها را تکرار نمایید تا نتیجه مطلوب را کسب کنید . عملکرد PRcurve() در بسته ارائه شده ما وجود دارد و شما می توانید از آن استفاده کنید .

در ادامه ما از عملکرد PRcurve () برای نمونه اطلاعات ارائه شده استفاده می کنیم تا نمودار سمت راست شکل 4-5 حاصل گردد .

```
> PRcurve(ROCR.simple$predictions, ROCR.simple$labels)
```

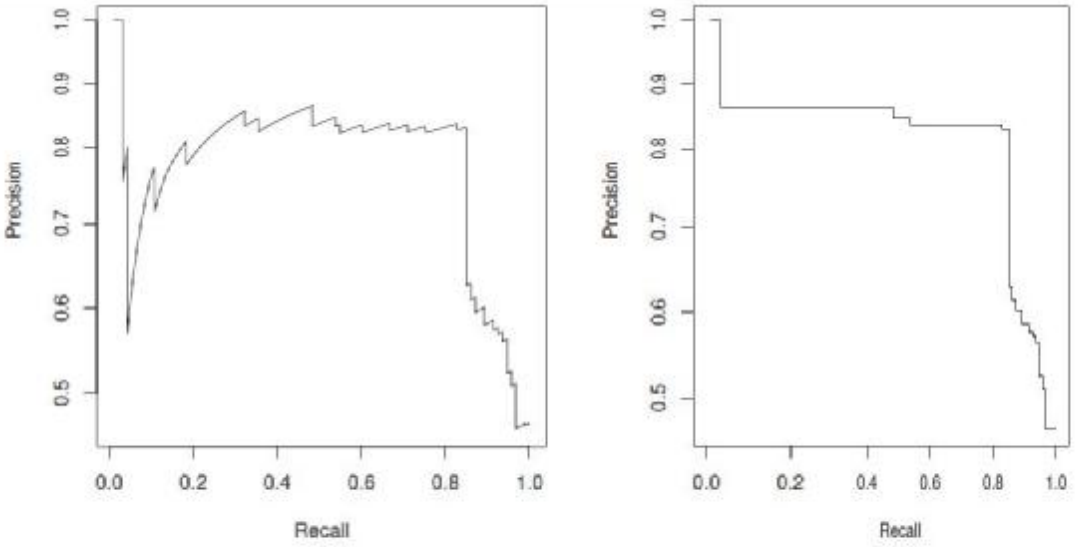


FIGURE 4.5: Smoothed (right) and non-smoothed (left) precision/recall

اما چگونه می توان مدل های رتبه بندی خطاها را ارزیابی نمود به نوع منحنی مربوط می شود . ما در اینجا مجموعه از آزمایش با متغیر Insp و مقادیر ممکن unkn, ok, fraud داریم و رتبه بندی مشاهدات در این مجموعه بوسیله همان مدل ایجاد شده است . همچنین نیاز داریم تا امتیاز خطا را برای هر مشاهده مدلسازی نماییم . این امتیاز منبع اطلاعات برای کسب رتبه بندی مشاهدات است .

TABLE 4.1: A Confusion Matrix for the Illustrative Example.

		Predictions ok	fraud	
True Values	ok	3	1	4
	fraud	2	1	3
		5	2	7

اگر مشاهدات مجموعه آزمایش را بوسیله کاهش امتیاز خطا تنظیم نماییم می توانیم مقادیر مختلف دقت و فراخوانی را محاسبه کنیم که به نوع بازبینی و میزان آن بستگی دارد . تنظیم این حد با انتخاب آستانه در امتیاز خطا برابر است که ما مشاهدات را به عنوان موارد دروغین در نظر می گیریم . اجازه دهید تا مثال کوچکی را ارائه دهیم . تصور کنید که ما دارای هفت نمونه آزمایش با مقادیر ok, ok, fraud, unknown, fraud, fraud, unknown هستیم که در ستون Insp است . مدل مشخصی را در نظر بگیرید که امتیازات خطاها را

برای مشاهدات و مقادیر آن ایجاد می کند :0,2,0.1, 0.7, 0.5, 0.4, 0.3, 0.25 که اگ ما مشاهدات را با این امتیازات رتبه بندی کنیم موارد زیر حاصل می شود : fraud, unknown, fraud, fraud, unknown, ok, ok . اگر بازبینی ما تنها به دو مشاهده محدود شود ، ارزیابی مدل به صورت دیگری می شود که برای موارد پیش بینی شده به صورت fraud, fraud, ok, ok, ok ,ok, ok و برای مقادیر صحیح به صورت fraud, unknown, fraud, fraud, unknown, ok, ok است . این مسئله به ماتریکس جدول 4-1 مربوط می شود که در زیر به آن اشاره شده است .

$$Prec = \frac{1}{1+1} = 0.5 \qquad Rec = \frac{1}{2+1} = 0.3333$$

توجه داشته باشید که ما تخمین بدبینانه ای را در زمینه دقت و فراخوانی دنبال نموده ایم که با توجه به گزارشات بازبینی شده می باشد . پیش بینی fraud برای گزارشات موقعیت دوم رتبه بندی ، به عنوان خطا در نظر گرفته شده است که ممکن است جعلی یا غیر جعلی باشد . ما از این نوع پردازش برای رتبه بندی خطا استفاده می کنیم تا امتیازات بر اساس منحنی PR بدست آید . نمودارهای بالابرنده فراهم کننده دیدگاه مختلف بر اساس پیش بینی های مدل است . این نمودارها اهمیت بیشتری برای مقادیر داشته تا اهداف مناسب حاصل گردد . محور x این نمودارها ، مقدار پیش بینی های مثبت (RPP) است که میزان احتمال را نشان می دهد و طبقه مثبت را بررسی می نماید . این میزان بر مقدار کل نمونه های آزمایش تقسیم می شود . در نمونه 4-1 ما مقدار 7/(1+1) را دارا هستیم . بر اساس کاربرد نمونه ، ما بر اساس بازبینی به آمار توجه نشان می دهیم . محور y در نمودارهای بالا برنده مقدار فراخوانی تقسیم شده بر مقدار RPP است . نمودارهای بالا برنده با میزان POCR بدست می آید . در زیر به نمودار سمت چپ شکل 4-6 اشاره می نماییم .

```
> pred <- prediction(ROCR.simple$predictions, ROCR.simple$labels)
> perf <- performance(pred, "lift", "rpp")
> plot(perf, main = "Lift Chart")
```

علیرغم نمودارهای بالابرنده ناکارآمد ما دقیقا" نمی دانیم که در کاربرد خاص چه مطالبی را باید جستجو نماییم . نموار قابل توجه نشان دهنده مقادیر فراخوانی بر حسب بازنگری است که توسط RPP مشخص می گردد . ما این نوع نمودار را نمودار فراخوانی تراکمی می نامیم که می تواند به صورت عملیات زیر اجرا شود .

```
> CRchart <- function(preds, trues, ...) {
+     require(ROCR, quietly = T)
+     pd <- prediction(preds, trues)
+     pf <- performance(pd, "rec", "rpp")
+     plot(pf, ...)
+ }
```

Using again the artificial example, we obtain the right-most graph of Figure 4.6:

```
> CRchart(ROCR.simple$predictions, ROCR.simple$labels,
+         main='Cumulative Recall Chart')
```

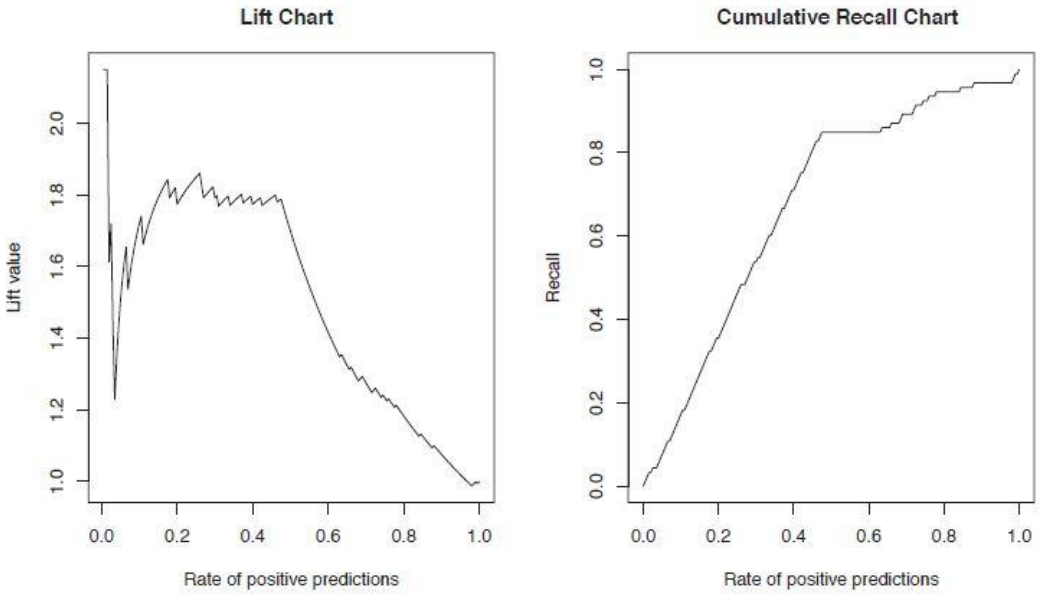


FIGURE 4.6: Lift (left) and cumulative recall (right) charts.

عملکرد CRchart() در بسته کتاب ما گنجانده شده است تا در هر زمان بتوان از آن استفاده نمود .

فاصله نرمال شده برای قیمت نمونه :

ارزیابی هایی که در بخش قبلی مورد بررسی قرار گرفت تنها به ارزیابی کیفیت رتبه بندی بر حسب گزارشات مشخص شده می پردازد . این مقادیر در واقع متریک های ارزیابی طبقه بندی است . رتبه بندی ها از طریق مدل هایی بدست می آید که شامل گزارشات غیر مشخص در رتبه بندی است . اما آیا این نمونه ها دقیقا" در رتبه بندی قرار دارند ؟ ما در مورد این مسئله اطمینان کافی نداریم چرا که بازبینی در مورد آنها انجام نداده ایم

. همچنین می توانیم قیمت واحد را با قیمت نمونه گزارشات همان محصول مقایسه نماییم . انتظار می رود که تفاوت بین این قیمت ها بالا باشد که این مسئله نشان دهنده اشکال داشتن گزارش است . فاصله بین قیمت واحد گزارش و قیمت واحد نمونه محصول شاخص خوبی برای کیفیت رتبه بندی حاصله با استفاده از مدل است .

محصولات مختلف دارای امتیاز مختلف قیمت واحد هستند همانطور که در شکل 4.4 نشان داده شده است. برای اجتناب از اثرات این تفاوت ها در ارزیابی کیفیت رتبه بندی خطاها باید فاصله بین قیمت واحد نمونه را نرمال سازی نماییم .

$$NDTP_p(u) = \frac{|u - \widetilde{U_p}|}{IQR_p} \qquad (4.2)$$

بر اساس آزمایشاتی که انجام شده است می توان از مقدار میانگین NDTPp به عنوان یکی از متریک های ارزیابی استفاده نمود تا عملکرد مدل مشخص گردد . عملکرد زیر به محاسبه مقدار این آمار می پردازد.

```
> avgNDTP <- function(toInsp,train,stats) {
+   if (missing(train) && missing(stats))
+     stop('Provide either the training data or the product stats')
+   if (missing(stats)) {
+     notF <- which(train$Insp != 'fraud')
+     stats <- tapply(train$Uprice[notF],
+                     list(Prod=train$Prod[notF]),
+                     function(x) {
+                       bp <- boxplot.stats(x)$stats
+                       c(median=bp[3],iqr=bp[4]-bp[2])
+                     })
+     stats <- matrix(unlist(stats),
+                     length(stats),2,byrow=T,
+                     dimnames=list(names(stats),c('median','iqr')))
+     stats[which(stats[,'iqr']==0),'iqr'] <-
+         stats[which(stats[,'iqr']==0),'median']
+   }
+
+   mdtp <- mean(abs(toInsp$Uprice-stats[toInsp$Prod,'median']) /
+                stats[toInsp$Prod,'iqr'])
+   return(mdtp)
+ }
```

عملکرد دریافت شده در واقع مجموعه ای از معاملات است که از یک مدل برای بازبینی استفاده می نماید . سپس باید مجموعه ای از موضوعات را دریافت نماید تا مقدار میانگین و IQR هر محصول بدست آید و یا ساختار اطلاعاتی آماده شود که موجب افزایش کارایی محاسباتی عملکرد می گردد . اگر اطلاعات آموزشی دریافت شود ، عملکرد به محاسبه مقادیر میانی و IQR در معاملات غیر جعلی هر محصول می پردازد . در برخی موارد ممکن است IQR صفر باشد به ویژه در مورد محصولاتی که معاملات آنها بسیار کم است . برای اجتناب از صفر شدن محاسبات NDTPp ما مجموعه IQR را برای نمونه های دیگر دارا هستیم .

روش شناسی تجربی :

مجموعه اطلاعات که ما استفاده می کنیم دارای اندازه بسیار معقولی است . در این مقاله از روش Hold Out برای مقایسه های تجربی استفاده شده است . این روش شامل جدا کردن مجموعه اطلاعات در دسترس به صورت رندوم در دو بخش است . یکی از قسمت ها برای بدست آوردن مدل ها استفاده می شود و دیگری برای آزمایش آنها استفاده می ود . این فرایند می تواند به دفعات تکرار شود تا امینان بیشتری حاصل شود . اندازه مجموعه اطلاعات نشان دهنده مقادیری است که ما از لحاظ آماری کسب کرده این . اگر 30% نمونه ها برای آزمایش انتخاب شود به گزارشات 120343 مربوط می شود .

یکی از مشکلات در این بخش ، عدم تعادل بین توزیع نمونه های مختلف گزارشات است . استراتژی نمونه برداری مجدد نرمال ممکن است منجر به مجموعه آزمایش با توزیع مختلف گزارشات طبیعی / جعلی شود . هرگاه ما این نوع توزیع طبقه بندی ناهماهنگ را بدست آوریم ، پیشنهاد می شود که از استراتژی نمونه برداری ساختگی استفاده نماییم . چنین استراتژی شامل نمونه برداری رندوم بر اساس مشاهدات طبقه های مختلف است که این اطمینان را ایجاد می نماید نمونه های انتخاب شده در مجموعه اطلاعات میانی توزیع شده اند . برای نمونه ، اگر ما 10% از نمونه های طبقه X داشته باشیم و باقیمانده یعنی 90 % مربوط به طبقه Y باشد ، آنگاه می توانیم این مشاهدات را در دو بخش جداگانه قرار دهیم . اگر بخواهیم نمونه رندوم ساختگی را با 100 مورد انجام دهیم باید به صورت رندم تعداد 10 نمونه را از طبقه X جدا کرده و تعداد 90 نمونه باقیمانده را از طبقه Y جدا کنیم تا ویژگیهای اصلی طبقه ها حاصل شود .

در بسته کتابی که ما ارائه داده ایم ، عملکرد holdout()وجود دارد که می تواند مورد استفاده قرار گرفته و در آزمایشاتی که دارای عملکرد مشابه هستند دنبال شوند . یکی از پارامترهای این عملکرد ، طبقه hldSettigs است که مشخص کننده تنظیمات آزمایش است . در میان دیگر پارامترها ، این مورد به شما امکان می دهد تا نمونه های مورد استفاده را مشخص نمایید . در بخش 4-4 چندین مثال در مورد استفاده این نوع عملکرد ارائه شده است تا تخمین های مختلف و آمارهای ارزیابی بررسی شوند . این آمارها از آمارهای دقیق و مربوط به فراخوانی است NDTP است . عملکرد زیر این متریک ها را محاسبه می کند

```
> evalOutlierRanking <- function(testSet,rankOrder,Threshold,statsProds) {
+   ordTS <- testSet[rankOrder,]
+   N <- nrow(testSet)
+   nF <- if (Threshold < 1) as.integer(Threshold*N) else Threshold
+   cm <- table(c(rep('fraud',nF),rep('ok',N-nF)),ordTS$Insp)
+   prec <- cm['fraud','fraud']/sum(cm['fraud',])
+   rec <- cm['fraud','fraud']/sum(cm[,'fraud'])
+   AVGndtp <- avgNDTP(ordTS[nF,],stats=statsProds)
+   return(c(Precision=prec,Recall=rec,avgNDTP=AVGndtp))
+ }
```

و نیازمند آن است تا مجموعه آزمایش را عرضه نماید و رتبه بندی پیشنهادی را از طریق مدل این مجموعه مشخص نماید که نشان دهنده حد بازبینی و آمارهای محصولات است .

در بخش 2-3-2-4 ما مشاهده نمودیم که محصولات تفاوت هایی دارند و برخی محصولات با تعداد کمی معاملات در ارتباط هستند . بر این اساس ، پرسش های مختلفی وجود دارد که نیاز به تحلیل معاملات همه محصولات دارد . در این میان متغیرهایی وجود دارد که نیاز به بررسی داشته و برای این کار نیاز به روش ها و تکنیک های مدل سازی است تا بتوان از تغییر پذیری آنها در صورت نیاز بهره برد . اضافه بر آن ، با کنار هم قرار دادن معاملات ، مدل ها بر اساس ارتباطات میان محصول دارای امتیازاتی می شوند . جهت تحلیل چنین نمونه هایی باید معاملات را رتبه بندی نمود و به خطاها امتیاز داد که نیازمند مرحله بالاتر برای کسب رتبه بندی نهایی است . در ادامه رویکردهای مدلسازی را مورد آزمایش قرار می دهیم تا بتوانیم استراتژی مختلفی با توجه به موضوع بدست آوریم . بر اساس روش شناسی تجربی ، ما باید همه محصولات را در کنار هم قرار دهیم تا معاملات مناسب حاصل گردد . این معاملات به طور تصادفی اقدام به انتخاب مجموعه آزمایش می نماید و در این راه از استراتژی hold out استفاده می شود . مجموعه آزمایش با تکنیک های مختلف مدلسازی در ارتباط است و می تواند با رتبه بندی معاملات و بر اساس احتمال جعلی بودن به نتایج خوبی دست یابد . مدل های مورد تحلیل به صورت انفرادی یا جمعی قابل استفاده است .

4-4 : بدست آوردن رتبه های خطا

این بخش به شرح مدل های مختلفی می پردازد تا اهداف کسب رتبه ها مشخص شود . برای هر تلاش نتایج بر اساس استراتژی hold out بین 30 تا 70 درصد است .

رویکردهای غیر نظارتی :

قانون اصلاح شده Box Plot : در بخش قبلی قانون اصلاح شده Box Plot شرح دادیم که برای شناسایی خطاهای متغیرهای متناوب استفاده می شود . این نمونه در واقع قیمت واحد محصولات است . و ما می توانیم نسبت به این قانون ساده و روش ساختاری آن که برای اطلاعات کاربردی است فکر نماییم . کاربرد قانون اصلاح شده Box Plot برای شناسایی مقادیر غیر معمول قیمت های واحد و معاملات هر محصول می باشد که در تعیین مقادیر به عنوان خطاهای بالقوه نتیجه می دهد . ما می توانیم از این قانون برای هر مجموعه معامله

محصول که در مجموعه آزمایش ارائه شده است استفاده نماییم. در انتها ، ما دارای مجموعه ای از خطاهای بالقوه هستیم که برای هر محصول در نظر گرفته شده است . در این راستا باید تصمیم بگیریم که چگونه این مجموعه ها را در رتبه بندی خطا وارد نماییم . این بدان معناست که باید خطاها را به گونه ای مشخص نماییم تا بتوانیم آنها را رتبه بندی کنیم . میزان احتمال استفاده از ایده فاصله نرمال شده برای قیمت واحد نمونه NDTP است در بخش 4.3.2.3 توصیف شده است . این ارزیابی به عنوان قانون Box Plot قابل بررسی است چرا که در هر دو از انواع فاصله با مقادیر مشخص استفاده می شود تا وضعیت مقدار مشخص شود . امتیاز NDTP متریک های بدون واحد است که ما باید آنها را ترکیب نماییم تا مقادیر لازم برای محصولات مختلف بدست آید و بتوانیم برای تمام نمونه های آزمایش رتبه بندی ایجاد نماییم .

```
> BPrule <- function(train,test) {
+   notF <- which(train$Insp != 'fraud')
+   ms <- tapply(train$Uprice[notF],list(Prod=train$Prod[notF]),
+                function(x) {
+                  bp <- boxplot.stats(x)$stats
+                  c(median=bp[3],iqr=bp[4]-bp[2])
+                })
+   ms <- matrix(unlist(ms),length(ms),2,byrow=T,
+                dimnames=list(names(ms),c('median','iqr')))
+   ms[which(ms[,'iqr']==0),'iqr'] <- ms[which(ms[,'iqr']==0),'median']
+   ORscore <- abs(test$Uprice-ms[test$Prod,'median']) /
+              ms[test$Prod,'iqr']
+   return(list(rankOrder=order(ORscore,decreasing=T),
+               rankScore=ORscore))
+ }
```

پارامترهای عملکرد مذکور در واقع مجموعه اطلاعات آموزش است . پس از محاسبه مقادیر IQR در هر محصول می توان عملکرد آمارها را با استفاده از معادله 2-4 بدست آورد . سرانجام لیستی از امتیاز و رتبه بدست می آید . با استفاده از این روش و مقادیر NDTP ، کسب امتیاز بر حسب مقادیر متریک امکان پذیر خواهد بود .

در ادامه باید متذکر شد که ما می توانیم از اطلاعات مشابهی بین محصولات استفاده نماییم . در حقیقت محصولاتی که معاملات بسیار کمی دارند قابل بررسی هستند البته اگر محصول بر اساس قیمت واحد توزیع شود . اگر چنین محصولی وجود داشته باشد می توان معاملات آن را اضافه نمود و با استفاده از نمونه بزرگتری که شکل گرفته به ارزیابی پرداخت . این کار بوسیله عملکرد tapply() انجام می شود و اطلاعات محصولات مشابه در فایل SimilarProducts.Rdata ذخیره می شود .

اکنون با استفاده از متدولوژی تجربی به ارزیابی این روش ساده می پردازیم . در ابتدا با محاسبه مقادیر هر محصول که برای امتیاز میانگین NDTP نیاز است کار را شروع می نماییم . همچنین از تمام اطلاعات دردسترس برای این محاسبه استفاده می نماییم تا مقادیر به طور صحیح و با بهترین نتایج به ارزیابی ظرفیت

های رتبه بندی مدل بپردازند . به دلیل اینکه اطلاعات جهانی به تکنیک های مدلسازی منتقل نمی شود نمی توان این اطلاعات را از مجموعه ازمایشات برای مدل ها در نظر گرفت . تنها شکل خاصی از تخمین ها برای شناسایی مقادیر غیر معمول بدست می آید .

```
> notF <- which(sales$Insp != 'fraud')
> globalStats <- tapply(sales$Uprice[notF],
+                       list(Prod=sales$Prod[notF]),
+                       function(x) {
+                         bp <- boxplot.stats(x)$stats
+                         c(median=bp[3],iqr=bp[4]-bp[2])
+                       })
> globalStats <- matrix(unlist(globalStats),
+                  length(globalStats),2,byrow=T,
+                  dimnames=list(names(globalStats),c('median','iqr')))
> globalStats[which(globalStats[,'iqr']==0),'iqr'] <-
+    globalStats[which(globalStats[,'iqr']==0),'median']
```

عملکرد holdout () نیاز دارد تا به طور مرتب به ارزیابی روش BPrule بپردازد که برای هر بخش از فرایند تجربی در نظر گرفته شده است . در بخش های قبلی ما تلاش نمودیم تا عملکردهای مشابهی را که بر اساس کاربر تعریف شده اند جهت دیگر سیستم های یادگیری در آزمایشات تائید و Monte Carlo ایجاد نماییم . این عملکردها از نظر آماری به ارزیابی پرداخته و ارائه دهنده مجموعه آزمایشات و آموزش است . در همین زمان نیاز داریم تا اطلاعات بیشتری کسب نماییم . برای رسم منحنی های فراخوان تراکمی PR نیاز است تا عملکردهای POCR وجود داشته باشد تا مقادیر صحیح پیش بینی شده بر اساس مشاهدات آزمایش بدست آید . اطلاعات مورد نیاز برای رسم منحنی ها در بخش 2-2-3-4 بیان شده است که به صورت holdout() است .

```
> ho.BPrule <- function(form, train, test, ...) {
+   res <- BPrule(train,test)
+   structure(evalOutlierRanking(test,res$rankOrder,...),
+             itInfo=list(preds=res$rankScore,
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0)
+                        )
+            )
+ }
```

بیشتر اهداف R به صورت گسترده توزیع شده اند . در حقیقت دیگر اهداف R به بخش پیشین متصل می گردد . معمولا" این اهداف به دنبال کسب اطلاعات بیشتر هستند . در این نمونه ، ما به بردار امتیازات روش BPrule نزدیک می شویم که لیستی از مقادیر صحیح و پیش بینی شده از امتیازات اصلی است . عملکرد structure() می تواند مورد استفاده قرار گیرد تا مقادیر موضوعات مشخص گردد . این موضوعات باید دارای نام و محتوی باشند . جهت کاربرد ساختاری ما نیاز داریم تا هدفی را بر اساس موضوعات ایجاد نماییم که به آن itInfo می

گویند . عملکرد holdout() موجب ذخیره کردن این اطلاعات برای هر بخش از آزمایش می شود . همچنین ما نیاز داریم تا هدفی بر اساس موضوع بیان شده ایجاد نماییم . برای ذخیره کردن اطلاعات نیاز داریم تا عملکرد holdout() را فراخوانی کنیم که با استفاده از پارامتر بهینه itsInfo=T است . این بخش به کاربر اطمینان می دهد تا موضوع تحت عنوان itInfo در یک لیست مشخص جمع آوری گردد و نتیجه بر اساس عملکرد holdout() بررسی گردد .

اکنون با این عملکرد ما آمادگی داریم تا عملیات holdout() را اجرا نماییم و تخمین آمارهای انتخابی را برای سیستم BPrule بدست آوریم . بر اساس تنظیمات تجربی ، ما از تقسیمات 30 تا 70 درصدی مجموعه اطلاعات به طور کامل و با استفاده از استراتژی نمونه برداری بهره می گیریم و آمارهای فراخوانی / دقت را برای حد بازبینی از پیش تعیین شده که به میزان 10% است محاسبه می نماییم . این تنظیم آخر قراردادی است و موارد دیگر قابل جایگزینی هستند . عملکرد سیستم دارای حد مختلف بوده و بوسیله منحنی های فراخوانی تراکمی PR ارائه خواهد شد . تخمین hold out بر اساس تکرار فرایند زیر بدست می آید .

```
> bp.res <- holdOut(learner('ho.BPrule',
+                           pars=list(Threshold=0.1,
+                                     statsProds=globalStats)),
+                   dataset(Insp ~ .,sales),
+                   hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                   itsInfo=TRUE
+                   )
```

تنظیم پارامتر چهارم از عملکرد hldSetting() برای TRUE نشان دهنده نمونه برداری طبقه بندی شده است که باید مورد استفاده قرار گیرد . دیگر پارامترها مشخص کننده تعداد تکرار ، درصد نمونه ها و تعداد موارد رندوم است . خلاصه نتایج این آزمایش به صورت زیر بدست می آید .

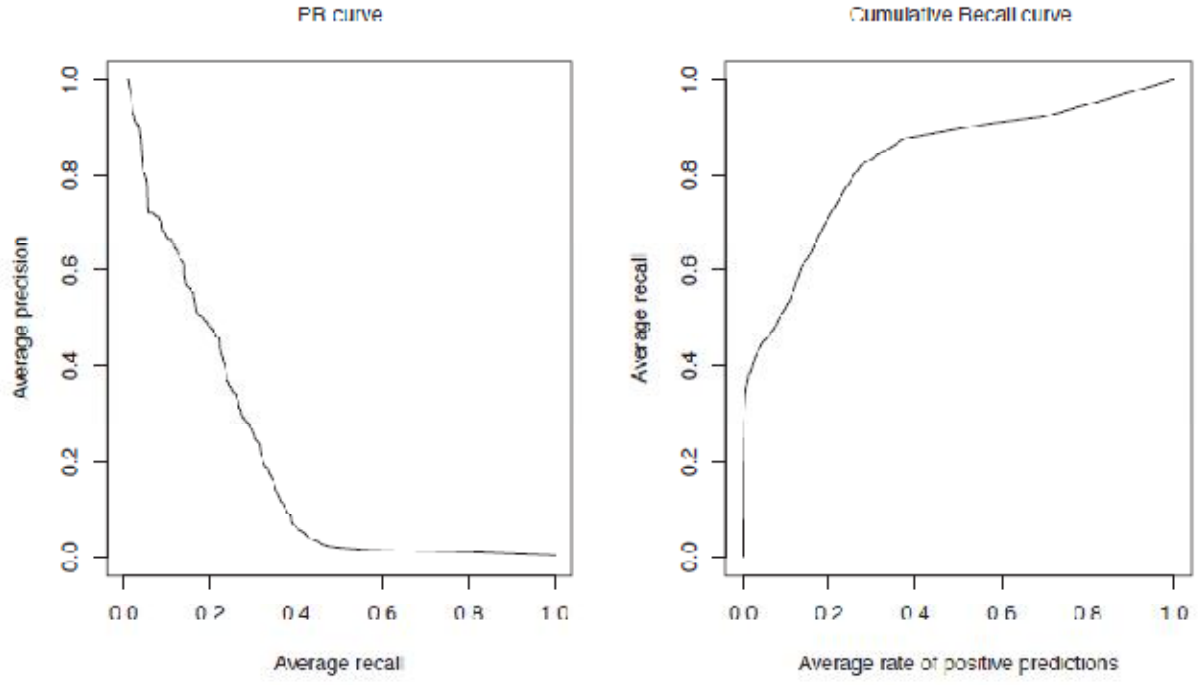
```
> summary(bp.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.BPrule  with parameters:
        Threshold  =  0.1
        statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

          Precision     Recall    avgNDTP
avg     0.016630574 0.52293272 1.87123901
std     0.000898367 0.01909992 0.05379945
min     0.015992004 0.51181102 1.80971393
max     0.017657838 0.54498715 1.90944329
invalid 0.000000000 0.00000000 0.00000000
```

نتایج بررسی های بالا در مورد دقت و فراخوانی بسیار پایین است . معمولا" تنها 52% نمونه های جعلی شناخته شده شامل 10% گزارشات می باشد که بوسیله BPruler ایجاد شده است . مقادیر پایین فراخوانی بدان معناست که 10% تلاش برای همه نمونه های جعلی کافی بوده است اما امکان پذیر نیست که بخشی از نمونه های جعلی در مجموعه آزمایش ارائه شده و میزان دقت پایین باشد . مقدار بسیار پایین دقت به معنای آن است که این روش تنها 10% موقعیت های نمونه های unkn , ok بکار گرفته است . در نمونه گزارشات unkn این مسئله ضرورتا" نامطلوب نیست چرا که ممکن است مربوط به گزارشات جعلی باشد . امتیاز بالای NDTP در واقع مقدار میانگین 1.8 برای NDTP است که به معنای تفاوت بین قیمت واحد این گزارش ها و قیمت میانگین همان محصولات است . میزان IQR شامل 50% گزارشات است که بدین معناست قیمت های واحد این معاملات غیر طبیعی هستند .

برای بدست آوردن PR و نمودارهای فراخوانی تراکمی ، ما نیاز داریم که به امتیازات واقعی خطاها در روش بکار گرفته شده دسترسی داشته باشیم . عملکردی که ما استفاده نموده تا روش رتبه بندی را در هر بخش بکار بندیم به صورت ho.BPrule() است که این مقادیر در بردار آمار توزیع شده است . عملکرد holdout() به جمع آوری اطلاعات اضافه برای هر بخش در لیست می نماید . این لیست با نام itsInfo مشخص است و بوسیله عملکرد holdout() ایجاد شده است . برای کسب اطلاعات لازم در فرمت مذکور باید از عمل کرد ترسیم استفاده کرد و ما نیاز داریم تا گزارشات بیشتری در این زمینه ارائه دهیم . نتیجه کد زیر در منحنی های شکل 7-4 نشان داده شده است .

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(bp.res,'itsInfo')
> PTs.bp <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                 c(1,3,2)
+                )
> PRcurve(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='PR curve',avg='vertical')
> CRchart(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',avg='vertical')
```

اولین جمله به شما امکان می دهد تا پنجره گراف را به دو بخش تقسیم کنید تا هر دو مورد را در هر بخش تجسم نمایید . جمله دوم از عملکرد att() استفاده می نماید تا لیست را استخراج نمایید که شامل مقادیر صحیح و پیش بینی شده ho.BPrule() در هر بخش است . این عملکرد را می توان برای بدست آوردن مقدار هر موضوع و تحت نام مشخص استفاده کرد و وارد لیست نمود . سپس این لیست وارد سه بعد می شود . بعد اول نمونه آزمایش است و بعد دوم تکرار تجربه hold out است . بعد سوم نوع مقدار را نشان می دهد . برای نمونه ، مقدار PTs.bp(3,2,1) مقداری پیش بینی شده از روش مذکور برای آزمایش سوم و تکرار دوم فرایند است . عملکرد aperm() برای تغییر ابعاد هر بخش استفاده می شود . اگر متوجه این وضعیت شدید تلاش نمایید تا هر عملکرد را بر اساس بازبینی و نحوه خروجی آن بررسی نمایید .



منحنی های شکل 7-4 بوسیله میانگین مقدار منحنی های هر تکرار در فرایند بدست می آید . نمودار فراخوانی تراکمی عملکرد بهتری را نشان می دهد . ما می توانیم مشاهده کنیم که روش حاصله در حدود 50% از فراخوان

را در بازبینی بسیار پایین بدست آورده است . به هرحال ، برای کسب مقادیر 80 درصدی ، نیاز داریم تا 25 تا 30 درصد گزارشات را مورد بازبینی قرار دهیم .

فاکتورهای خطای داخلی (LOF) :

رتبه بندی خطا ، موضوع مورد تحقیق شناخته شده ای است . در سال 2000 ، Breunig و همکارانش اقدام به توسعه سیستم فاکتورهای خطای داخلی (LOF) نمودند که معمولا" روش رتبه بندی خطا با تکنولوژی جدید است . ایده اصلی این سیستم تلاش برای کسب امتیاز دور از ذهن برای هر نمونه بوسیله تخمین میزان جداسازی با توجه به مجاورت داخلی است . این روش بر اساس میزان مشاهدات در نظر گرفته می شود . نمونه ها در ناحیه با مقدار بسیار پایین به عنوان خطا در نظر گرفته می شوند. با استفاده از فواصل بین نمونه ها تخمین ها حاصل می گردد . ارائه دهندگان این طرح مفاهیم مشخصی را با استفاده از الگوریتم تعریف نمودند تا امتیاز هر بخش را محاسبه کنند . این مفاهیم شامل موارد زیر است :

۱- مفهوم فاصله اصلی نقطه p که تعریف کننده فاصله مجاور نزدیکترین Kth است .
۲- مفهوم فاصله قابل دسترسی بین نمونه p1 و p2 است که ماکزیمم فاصله اصلی p1 و فاصله بین دو نمونه است .
۳- فاصله قابل دسترسی داخلی که میزان میانگین قابلیت دسترسی در مجاورهای k را مشخص می کند .

فاکتورهای خطای داخلی (LOF) یک نمونه بوسیله عملکرد فاصله داخلی قابل دسترسی است . بسته کتاب ما شامل تحقق الگوریتم LOF بر اساس تحقیق طراحان مذکور است . در همین زمینه تلاش نمودیم تا عملکرد lofactr() فراهم شود تا مجموعه اطلاعات و اندازه مقادیر LOF مشخص شود . تحقق سیستم LOF به مجموعه اطلاعاتی محدود است که متغیرهای عددی گفته می شود . این بدان معناست که محدودیت متناوب برای الگوریتم های مدلسازی وجود دارد . همانطور که مشاهده نمودیم ، اطلاعات ما شامل متغیرهای عددی مختلف است.این بدان معناست که ما نمی توانیم چنین عملکردی را مستقیما" برای مجموعه اطلاعات خود بکار بندیم . در این زمینه روش های مختلفی برای رویارویی با موضوع وجود دارد . موضوع اول تغییر کد منبع جهت تحقق LOF است که از عملکرد فاصله ترکیبی استفاده میشود.

در این زمینه عملکردهای متعدد فاصله وجود دارد که می تواند مشاهدات بین متغیرهای انواع مختلف را محاسبه می کند . متغیرها شامل کد گذاری مجدد می باشند که به این نوع متغیرها متغیرهای ساختگی گفته می شود و شامل وجود هر مقدار n است . کاربرد این روش در مجموعه اطلاعات ما دارای نوعی مشکل است . متغیرهای ID دارای مقادیر ممکن 6016 است به طوریکه متغیر Prod دارای 4546 است . این بدان معناست که اگر ما از این استراتژی استفاده نماییم می توانیم مجموعه اطلاعات با تعداد 10566 متغیر بدست آوریم . اما این روش نمی تواند برای این مشکل کافی باشد . مورد دیگر شامل ارائه هر محصول به طور جداگانه و بر اساس روش BPrule است . با پردازش این روش ، نه تنها به طور قابل توجهی شرایط محاسباتی کاهش یافته بلکه نیاز برای متغیر Prod رفع شده است . اضافه بر آن ، ارائه محصولات به طور جداگانه همواره رویکردی محتمل در

نظر گرفته می شود و تفاوت هایی بین آنها مشاهده شده است . در غیر اینصورت ، ما باید تصمیم بگیریم که چه اقدامی در مورد اطلاعات فروشندگان ارائه دهیم . رفع این متغیر به معنای این حقیقت است که ما برخی گزارشات غیر واقعی را در مورد فروشندگان در نظر داریم . گرچه این فرضیه خیلی خطرآفرین نمی باشد . حقیقت این است که حتی اگر برخی فروشندگان به کارهای جعلی متهم باشند ممکن است در نحوه گزارش ها یا قیمت واحد اثر نگذارد . پس به طور خلاصه ما از الگوریتم LOF برای مجموعه اطلاعات گزارش ها استفاده می نماییم .

```
> ho.LOF <- function(form, train, test, k, ...) {
+   ntr <- nrow(train)
+   all <- rbind(train,test)
+   N <- nrow(all)
+   ups <- split(all$Uprice,all$Prod)
+   r <- list(length=ups)
+   for(u in seq(along=ups))
+     r[[u]] <- if (NROW(ups[[u]]) > 3)
+                 lofactor(ups[[u]],min(k,NROW(ups[[u]]) %/% 2))
+               else if (NROW(ups[[u]])) rep(0,NROW(ups[[u]]))
+               else NULL
+   all$lof <- vector(length=N)
+   split(all$lof,all$Prod) <- r
+   all$lof[which(!(is.infinite(all$lof) | is.nan(all$lof)))] <-
+     SoftMax(all$lof[which(!(is.infinite(all$lof) | is.nan(all$lof)))])
+   structure(evalOutlierRanking(test,order(all[(ntr+1):N,'lof'],
+                                           decreasing=T),...),
+             itInfo=list(preds=all[(ntr+1):N,'lof'],
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0))
+            )
+ }
```

عملکرد بالا شامل ارزیابی آماری و کاربرد روش LOF برای کسب نتایج است . رویکرد ما بر اساس مجموعه آزمایشات و LOF است تا امتیازات نمونه هایی که به این مجموعه مرتبط است بررسی شود . بر اساس رتبه بندی می توان امتیازات خطاها را انتخاب کرد . همچنین می توان تنها مجموعه آزمایش هایی را رتبه بندی نمود که در آن از اطلاعات استفاده نشده باشد . البته چنین روش غیر نظارتی نمی تواند پیش بینی هایی را بهمراه داشته باشد .

عملکرد split() برای تقسیم قیمت های واحد مجموعه اطلاعات محصول بکار می رود . نتیجه در یک لیست ارائه شده است که مولفه های آن قیمت های واحد محصولات هستند . هر loop دارای مجموعه ای از قیمت ها می باشد که در آن از روش LOF استفاده شده تا فاکتور خطا برای هر قیمت حاصل گردد . این فاکتورها در لیست r جمع آوری شده و بوسیله محصول سازماندهی می گردد . اگر حداقل سه گزارش وجود داشته باشد ما تنها از روش LOF استفاده می نماییم وگرنه همه مقادیر نرمال در نظر گرفته می شوند . پس از loop اصلی ،

فاکتورهای خطای حاصله به معاملات متصل می گردد که از عملکرد split() در آن استفاده شده است . وضعیت بعدی در واقع تغییر فاکتورهای خطا بر اساس مقیاس 0...1 است . در این بخش از عملکرد Softmax() استفاده می شود که با توجه به هدف ما می باشد . این عملکرد میزان زیادی از مقادیر را وارد مقیاس می نماید . با توجه به این حقیقت که عملکرد lofactor() مقادیر NaN و Inf را برای معاملات ایجاد می نماید ، ما باید استفاده از عملکرد Softmax() را محدود کنیم . سرانجام ، امتیازات ارزیابی رتبه بندی حاصله با مقادیر قابل پیش بینی ، نتیجه این عملکرد است .

مرحله بعد استفاده از فرایند hold out جهت کسب تخمین ها در ارزیابی متریک است که بر اساس روش BPrule می باشد . ما از همان تنظیمات برای مقادیر تصادفی استفاده نمودیم تا بخش های اطلاعاتی مشخص شوند . بر این اساس مقدار پارامتر k در عملکرد lofactor() را برای 7 دنبال نمودیم . کلمه اخطار قبل از اجرای کذ به سخت افزار شما بستگی دارد که ممکن است مدت زمان طولانی وقت بگیرد و یا حتی تنها چند دقیقه زمان لازم باشد .

```
> lof.res <- holdOut(learner('ho.LOF',
+                            pars=list(k=7,Threshold=0.1,
+                                      statsProds=globalStats)),
+                    dataset(Insp ~ .,sales),
+                    hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                    itsInfo=TRUE
+                    )
```

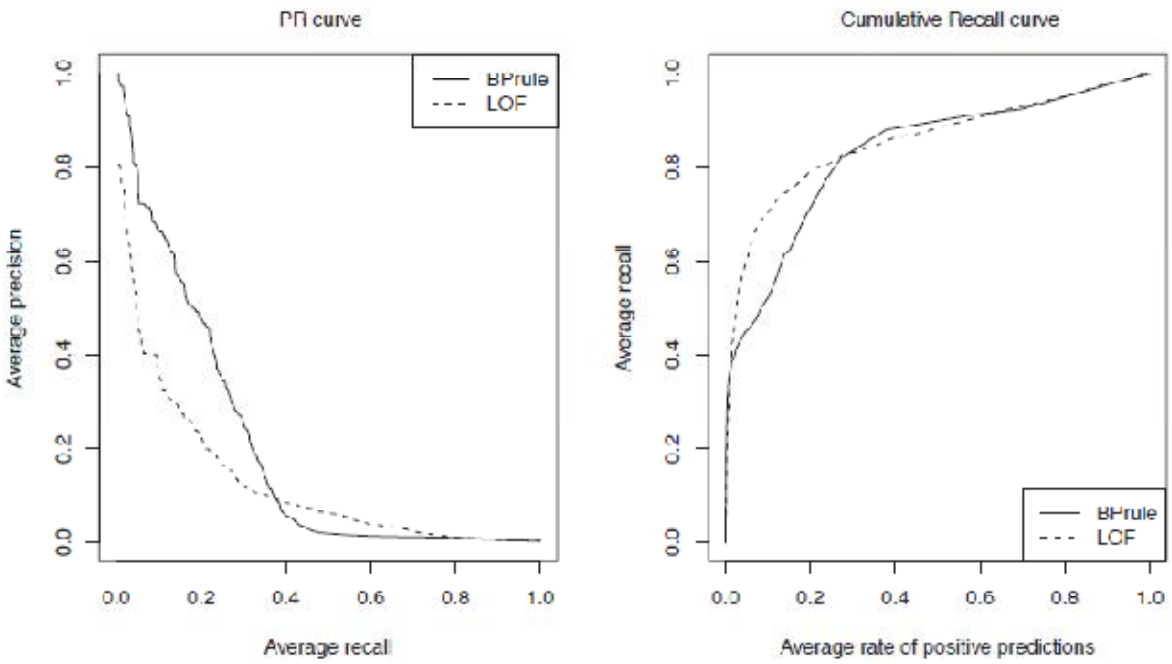
```
> summary(lof.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.LOF  with parameters:
         k  =  7
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

          Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.022127825 0.69595344 2.4631856
std     0.000913681 0.02019331 0.9750265
min     0.021405964 0.67454068 1.4420851
max     0.023155089 0.71465296 3.3844572
invalid 0.000000000 0.00000000 0.0000000
```

همانطور که مشاهده نمودید ، مقادیر دقت و فراخوانی برای 10% بازبینی بیشتر از مقادیر حاصله بر اساس روش BPrule است . به طور ویژه ، مقدار فراخوانی از 52% به 69% افزایش یافته است . اضافه بر آن ، این امر با افزایش میانگین مقدار NDTP همراه است .

با توجه به منحنی های فراخوانی تراکمی و PR می توان وضعیت بهتری کسب کرد . برای مقایسه بهتر با روش BPrule ، ما منحنی هایی را با این روش رسم نمودیم و از پارامتر add=T استفاده کرده تا بیش از یک منحنی در همان نمودار به نظر برسد .

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(lof.res,'itsInfo')
> PTs.lof <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                  c(1,3,2)
+                 )
> PRcurve(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.lof[,,1],PTs.lof[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('BPrule','LOF'),lty=c(1,2))
> CRchart(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.lof[,,1],PTs.lof[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('BPrule','LOF'),lty=c(1,2))
```

تحلیل منحنی های PR نشان می دهد که برای مقادیر فراخوانی ، BPrule می تواند دقت بالاتری را کسب کند . برای مقادیر فراخوانی بالاتر از 40% ، وضعیت فرق دارد . بر حسب فراخوانی که با بازبینی بدست میآید ما می توانیم بگوییم که روش LOF بر BPrule غالب است چرا که بازبینی این روش زیر 25% است . برای مقادیر بالاتر ، تفاوت ها شفاف نیستند و نتایج مقایسه ای می باشند . با توجه به بررسی های انجام شده ، روش LOF جالب تر است چرا که می تواند بین 70 تا 80 درصد خطاها و موارد جعلی را مشخص کند . باید متذکر شد که مقادیر NDTP در روش LOF بوسیله روش BPrule و جهت بازبینی 10 درصدی حاصل شده است .



رتبه بندی خطاها بر اساس دسته بندی (ORh) :

روش بعدی ، رتبه بندی خطا است که بر اساس الگوریتم دسته بندی شده اند . به این روش ، روش رتبه بندی خطاها بر اساس دسته بندی (ORh) می گویند . دراین روش از الگوریتم دسته بندی متراکم سلسله مراتبی استفاده می شود تا درخت واره نگار اطلاعات بدست آید . درخت واره نگارها بازنمایی بصری ظهور فرایند روش های دسته بندی است . در پایین ترین سطح ما راه حلی برای گروه های مختلف ارائه

می دهیم . برش این درخت ها در سطوح مختلف ارتفاع موجب ایجاد دسته بندی اطلاعات می گردد . این راه حل میانی از الگوریتم تعاملی بوسیله روش ها استفاده می گردد . مراحل بعدی این الگوریتم تصمیم بر آن دارد که دو گروه مرحله قبلی بتواند در یک دسته واحد ظهور پیدا کند . این فرایند بوسیله معیارهایی هدایت می گردد که تلاش دارد تا مشاهدات مشابه یکدیگر ظاهر یابد . فرایند تعاملی هنگامی توقف می یابد که دو گروه در یک دسته واحد ظاهر شوند . درخت واره نگار به شرح کل فرایند می پردازد . عملکرد hclust() در بسته stats موجب تحقق متغیرهای مختلف این نوع دسته بندی شود . وضعیت این عملکرد شامل ساختار اطلاعات است که شامل اطلاعاتی در مورد نمونه ها در هر مرحله ظهور است . روش ORh از اطلاعات این ساختار استفاده می نماید تا از روش رتبه بندی خطا استفاده گردد . ایده اصلی این است که خطاها باید مقاومت بیشتری داشته باشند تا بتوانند ظاهر شوند . چنین امری منعکس کننده این ایده است که خطاها باید مشاهدات مختلف داشته باشد . بنابراین ، مشاهدات نرمال باید به صورت شفاف بتواند همگنی گروه نتیجه را کاهش دهد . خطاها در مراحل میانی و با دیگر مشاهدات ظاهر می شوند اما در صورتی که خطاها با هم شباهت داشته باشند . این وضعیت در مراحل نهایی فرایند دسته بندی ظهور پیدا می کند و معمولا" گروه بزرگتر از نمونه ها است .

این ایده کلی توسط روش ORh کسب شده است که امتیاز خطا را برای ه نمونه محاسبه می نماید . برای هر مرحله i دو گروه به صورت مقادیر زیر محاسبه می شوند .

$$of_i(x) = \max\left(0, \frac{|g_{y,i}| - |g_{x,i}|}{|g_{y,i}| + |g_{x,i}|}\right)$$

باید توجه داشت که اعضای گروه بزرگ دارای امتیاز صفر است که در فرایندهای تعاملی ظاهر می گردد . هر مشاهده می تواند به طرق مختلف نمود پیدا کند که فرایند تعاملی آن در واقع الگوریتم دسته بندی سلسله مراتب است . امتیاز نهایی برای هر نمونه اطلاعات ارائه شده است .

عملکرد بسیار مشابه روش LOP است . همانطور که مشاهده نمودیم ، اطلاعات ما شامل متغیرهای عددی مختلف است.این بدان معناست که ما نمی توانیم چنین عملکردی را مستقیما" برای مجموعه اطلاعات خود بکار بندیم . در این زمینه روش های مختلفی برای رویارویی با موضوع وجود دارد . موضوع اول تغییر کد منبع جهت تحقق LOF است که از عملکرد فاصله ترکیبی استفاده میشود. در این زمینه عملکردهای متعدد فاصله وجود دارد که می تواند مشاهدات بین متغیرهای انواع مختلف را محاسبه می کند .

$$OF_H(x) = \max_i of_i(x)$$

در این بخش از عملکرد outliers.ranking() استفاده می شود که ماتریکس فاصله است و می تواند مشاهدات را رتبه بندی کند .

```
> ho.ORh <- function(form, train, test, ...) {
+   ntr <- nrow(train)
+   all <- rbind(train,test)
+   N <- nrow(all)
+   ups <- split(all$Uprice,all$Prod)
+   r <- list(length=ups)
+   for(u in seq(along=ups))
+     r[[u]] <- if (NROW(ups[[u]]) > 3)
+                 outliers.ranking(ups[[u]])$prob.outliers
+               else if (NROW(ups[[u]])) rep(0,NROW(ups[[u]]))
+               else NULL
+   all$orh <- vector(length=N)
+   split(all$orh,all$Prod) <- r
+   all$orh[which(!(is.infinite(all$orh) | is.nan(all$orh)))] <-
+     SoftMax(all$orh[which(!(is.infinite(all$orh) | is.nan(all$orh)))])
+   structure(evalOutlierRanking(test,order(all[(ntr+1):N,'orh'],
+                                           decreasing=T),...),
+             itInfo=list(preds=all[(ntr+1):N,'orh'],
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0))
+            )
+ }
```

همانند L OF ، ما توضیحی در مورد مقادیرپارامترهای نداریم و از روش ORh استفاده می کنیم .

```
> orh.res <- holdOut(learner('ho.ORh',
+                            pars=list(Threshold=0.1,
+                                      statsProds=globalStats)),
+                    dataset(Insp ~ .,sales),
+                    hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                    itsInfo=TRUE
+                    )
```

A summary of the results of the OR_h method is shown below:

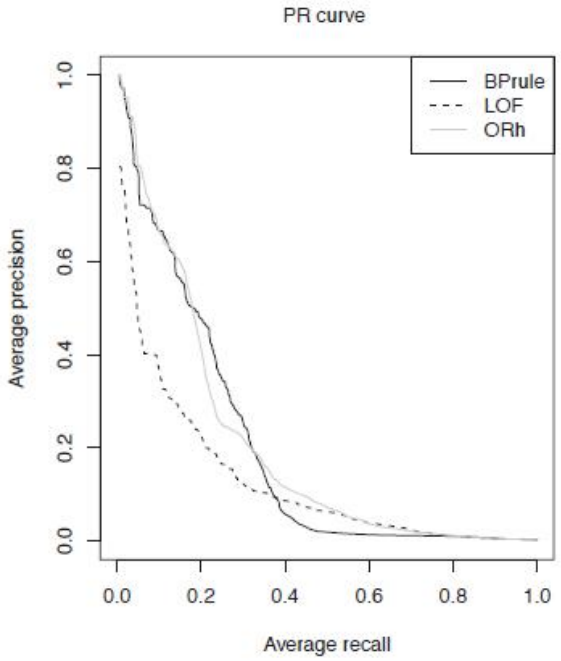
```
> summary(orh.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.ORh  with parameters:
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

           Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.0220445333 0.69345072 0.5444893
std     0.0005545834 0.01187721 0.3712311
min     0.0215725471 0.67979003 0.2893128
max     0.0226553390 0.70133333 0.9703665
invalid 0.0000000000 0.00000000 0.0000000
```

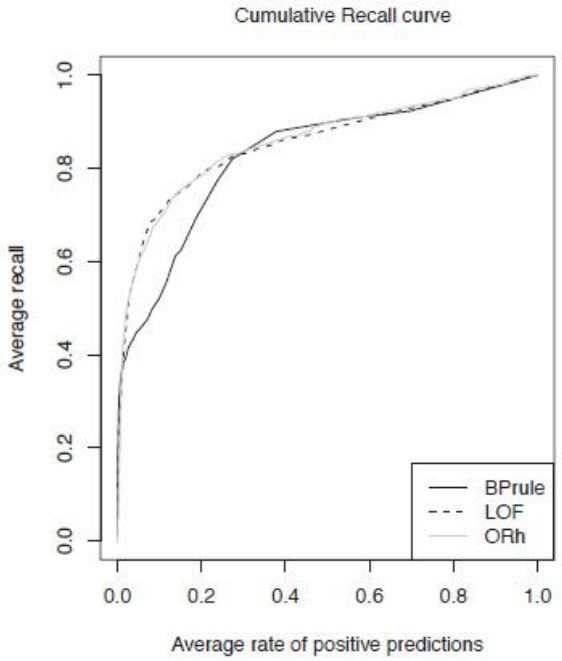
باید بیان شود که NDTP نتیجه پایین تر از امتیازات دو روش دیگر است . نتایج روش ORh با LOF قابل مقایسه است و بر اساس منحنی های فراخوان تراکمی این کار انجام می شود . به هر حال ، با توجه به منحنی PR ، سیستم ORh به روشنی امتیاز LOF را کسب می کند که این امر نشان دهنده امتیاز کمتر BPrule است .

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(orh.res,'itsInfo')
> PTs.orh <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                  c(1,3,2)
+                 )
> PRcurve(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.lof[,,1],PTs.lof[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('BPrule','LOF','ORh'),
+        lty=c(1,2,1),col=c('black','black','grey'))
> CRchart(PTs.bp[,,1],PTs.bp[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.lof[,,1],PTs.lof[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('BPrule','LOF','ORh'),
+        lty=c(1,2,1),col=c('black','black','grey'))
```

رویکردهای نظارتی :

در این بخش به بررسی رویکردهای طبقه بندی شده نظارتی اشاره می کنیم که موضوع بحث ما می باشد . هدف ما کسب رتبه بندی برای مجموعه گزارشات معاملات است و باید بر انتخاب مدل ها محدودیت قائل شویم . همچنین از سیستم هایی استفاده می کنیم که قادر باشند طبقه بندی هایی را ایجاد کنند . برای هر نمونه آزمایش ، این روش ها طبقه های مشخصی دارند . این نوع اطلاعات به ما کمک می کند تا گزارشات را بر اساس میزان احتمال رتبه بندی نماییم تا نمونه های جعلی مشخص شوند . قبل از بیان موضوع باید به برخی الگوریتم های طبقه بندی اشاره شود تا موضوع اصلی مجموعه اطلاعات تعیین گردد : توزیع نامتعادل عناوین طبقه ها .





4-4-2-: موضوع عدم تعادل طبقه :

مجموعه اطلاعات ما دارای بخش های نامتعادل در گزارشات جعلی و حقیقی است . البته شفافیت نمونه های جعلی در ابهام است و تنها 8.1% پزارشات بازبینی شده وضعیت مشخص دارند . مشکل موجود در دسته بندی مدل ها است . اول اینکه مدل ها نیاز دارند تا ارزیابی دقیقی روی آنها انجام شود تا دقت استاندارد برای آنها تعیین گردد . بر این اساس ، کاربرد ما برای کسب 90% دقت آسان است البته در صورتی که همه گزارشات طبیعی گزارش شوند . از دیگر موضوعات عدم تعادل طبقه و تاثیر قوی آن بر عملکرد الگوریتم های یادگیری است که اقلیت طبقه ها دارای حمایت آماری نیستند . این وضعیت مشکل ساز در برخی نمونه ها وضعیتی غالب پیدا می کند .

در همین ارتباط تکنیک های مختلفی وجود دارد که با هدف کمک به غلبه بر مشکلات الگوریتم های یادگیری وارد شده و بوسیله بررسی عدم تعادل این موضوع مشخص می گردد . در این ارتباط دو گروه عمده وجود دارد :

۱- روش هایی که فرایند یادگیری را با استفاده از متریک ارزیابی خاص دنبال می کنند و به نمونه های اقلیت حساس هستند

۲- روش های نمونه برداری که اطلاعات آموزشی را دنبال می نماید تا توزیع تغییر کند .

تلاش ما استفاده از روش های طبقه بندی نظارتی می باشد که در این مسیر از روش دوم استفاده شده است . روش های نمونه برداری مختلفی پیشنهاد شده است تا عدم تعادل اطلاعات تغییر کند . تحت روش های فوق ، بخش کوچکی از اکثریت نمونه های طبقات انتخاب و به حداقل نمونه ها اضافه می شود تا مجموعه اطلاعات با

توزیع متعادل حاصل گردد . روش های نمونه برداری با استفاده از فرایند جایگزینی به این کار ادامه می دهد . یکی از نمونه های مناسب ، روش SMOTE است ایده کلی این روش با استفاده از موضوعات مجاور نمونه ها صورت می گیرد . اضافه بر آن ، اکثریت نمونه ها تحت مجموعه اطلاعات متعادل هستند . ما این نوع نمونه برداری را طی عملکردی محقق ساختیم که SMOTE() نامیده و در کتاب خود ارائه داده ایم . با ارائه نمونه های غیر متعادل ، این عملکرد می تواند مجموعه اطلاعات جدیدی را ایجاد کند . کد زیر نشان دهنده این عملکرد است .

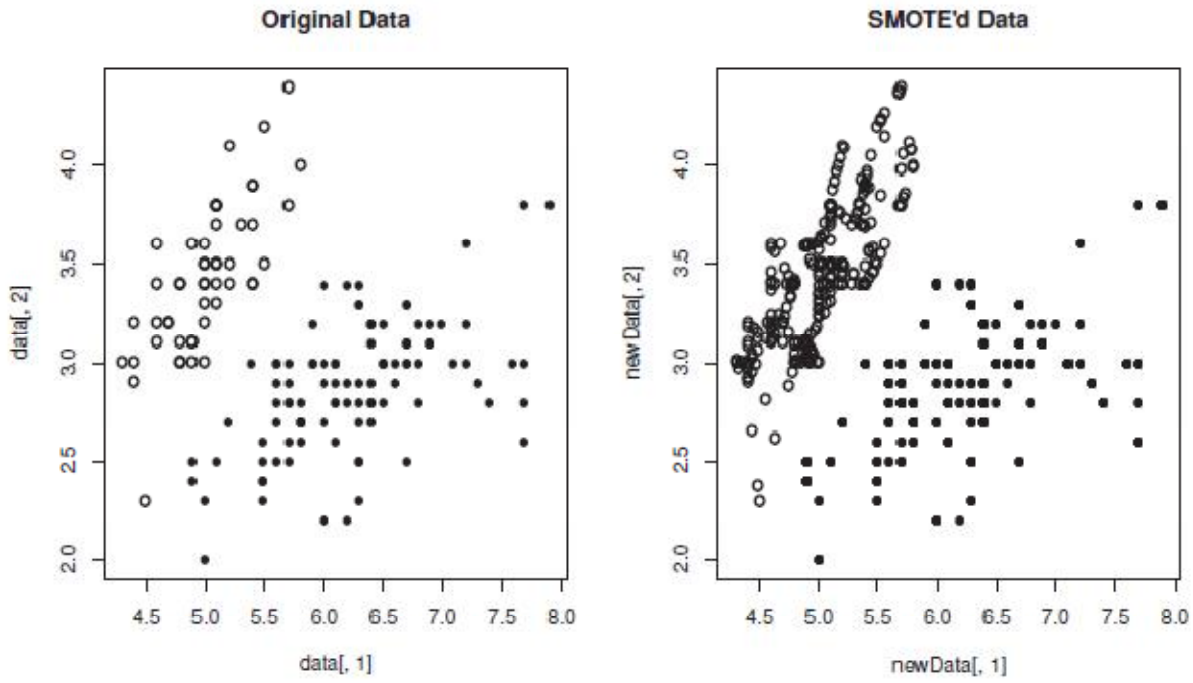
```
> data(iris)
> data <- iris[, c(1, 2, 5)]
> data$Species <- factor(ifelse(data$Species == "setosa", "rare",
+     "common"))
> newData <- SMOTE(Species ~ ., data, perc.over = 600)
> table(newData$Species)

common   rare
   600    350
```

در دیگر مثال از اطلاعات iris استفاده شده است که می تواند مجموعه اطلاعات ساختگی را با دو متغیر پیش بینی شده ایجاد نماید و متغیر جدیدی ارائه دهد . عملکرد این کد به صورت SMOTE() است و که با مقدار 600 و پارامتر perc.over انجام می گیرد که بدان معناست شش نمونه جدید برای هر بخش ایجاد شده است که در مجموعه اطلاعات قرار دارد . نمونه های جدید به صورت رندوم بین نمونه های مجاور قرار می گیرند . با استفاده از SMOTE() می توانید مجموعه اطلاعاتی با متغیرهای متناوب و عددی داشته باشید .

```
> par(mfrow = c(1, 2))
> plot(data[, 1], data[, 2], pch = 19 + as.integer(data[, 3]),
+     main = "Original Data")
> plot(newData[, 1], newData[, 2], pch = 19 + as.integer(newData[,
+     3]), main = "SMOTE'd Data")
```

در ادامه ایده بهتری برای آنچه که در ایجاد نقشه موثر است شکل داده ایم که بر اساس مجموعه اطلاعات SMOTE'S است . نتایج در ذیل نشان داده شده است . در تمامی آزمایشات ما از الگوریتم طبقه بندی نظارتی استفاده نمویم و تلاش بر آن داریم که با استفاده از مجموعه های آموزشی متعادل و روش SMOTE متغیرهای دیگری ایجاد نماییم .

شکل 10-4 : استفاده از SMOTE جهت ایجاد نمونه های کمیاب بیشتر



: Naïve Bayes : 4-4-2-2

Naïve Bayes یک طبقه بندی کننده احتمالاتی بر اساس نظریه Bayes است که از فرضیات بسیار قوی بین پیش بینی ها استفاده می نماید . این فرضیات کمتر به نمونه های دنیای واقعی مربوط است و به همین دلیل نام naive روی آن گذاشته شده است . این روش به طور موفقیت آمیز در نمونه های وسیع و کاربردهای دنیای واقعی استفاده می شود . طبقه بندی کننده Naïve Bayes به محاسبه احتمالات در هر طبقه و برای هر نمونه می پردازد به طوریکه اگر c طبقه و X1, ...,Xp مقادیر مشاهده شده پیش بینی ها برای نمونه باشد به صورت زیر محاسبه می شود .

$$P(c|X_1,\cdots,X_p) = \frac{P(c)P(X_1,\cdots,X_p|c)}{P(X_1,\cdots,X_p)}$$

احتمال P(c) به عنوان مقدار امید در طبقه c در نظر گرفته می شود . P(X1,...,Xp/c) در واقع میزان احتمال نموه آزمایش طبقه c است . سرانجام ، مخرج مقدار احتمال مشاهده شده است . معادله مذکور برای همه مقادیر ممکن در نظر گرفته شده است تا بیشترین میزان احتمال تعیین گردد . این وضعیت به نمونه عددی معادله مربوط می گردد . با استفاده از تعاریف آماری در زمینه احتمالات شرایطی ، باید مقدار وابستگی بین پیش بینی ها مشخص شود تا بتوانیم صورت کسر معادله را کاهش دهیم .

پیاده سازی روش Naïve Bayes می تواند میزان احتمالات را از نمونه آموزشی و با استفاده از فرکانس های نسبی تخمین بزند . با استفاده از این تخمین ها ، روش اقدام به خروج برخی احتمالات برای هر نمونه آزمایش بر اساس معادله 4-5 می نماید .

$$P(c)P(X_1,\cdots,X_p|c) = P(c)\prod_{i=1}^{p} P(X_i|c)$$

R دارای چندین پیاده سازی بر اساس روش Naïve Bayes است . ما می توانیم از عملکرد naiveBayes() از e1071 استفاده نماییم . بسته klaR شامل پیاده سازی این طبقه کننده ها است که موجب افزایش عملکرد می گردد .

```
> nb <- function(train, test) {
+     require(e1071, quietly = T)
+     sup <- which(train$Insp != "unkn")
+     data <- train[sup, c("ID", "Prod", "Uprice", "Insp")]
+     data$Insp <- factor(data$Insp, levels = c("ok", "fraud"))
+     model <- naiveBayes(Insp ~ ., data)
+     preds <- predict(model, test[, c("ID", "Prod", "Uprice",
+         "Insp")], type = "raw")
+     return(list(rankOrder = order(preds[, "fraud"], decreasing = T),
+         rankScore = preds[, "fraud"]))
+ }
```

عملکردهای زیر از Naïve Bayes استفاده می کنند که برای کسب امتیازات رتبه بندی در مجموعه آزمایش گزارشات در نظر گرفته می شود . همچنین از گزارشات بازبینی شده از نمونه آموزشی استفاده می شود تا مدل Naïve Bayes بدست آید . رتبه بندی خطا با استفاده از احتمالات تخمین زده شده بدست می آید .

```
> ho.nb <- function(form, train, test, ...) {
+   res <- nb(train,test)
+   structure(evalOutlierRanking(test,res$rankOrder,...),
+             itInfo=list(preds=res$rankScore,
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0)
+                        )
+             )
+ }
```

سرانجام از عملکرد holdout() استفاده می شود تا آزمایشات بهمراه تنظیمات استفاده شود و مدل های غیر نظارتی در بخش های قبل مورد توجه قرار بگیرند . نتایج مدل Naïve Bayes برای 10% فعالیت بازبینی است .

```
> nb.res <- holdOut(learner('ho.nb',
+                           pars=list(Threshold=0.1,
+                                     statsProds=globalStats)),
+                   dataset(Insp ~ .,sales),
+                   hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                   itsInfo=TRUE
+                   )
```

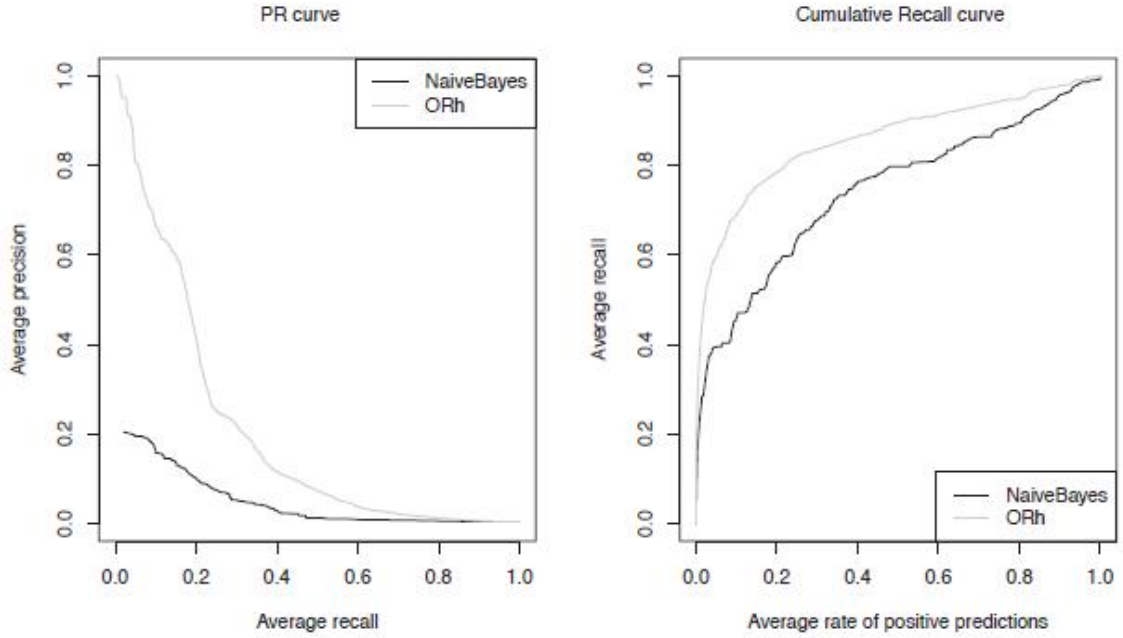
نتایج مدل بالا برای 10% بازبینی به صورت زیر است :

```
> summary(nb.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.nb  with parameters:
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

           Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.013715365 0.43112103 0.8519657
std     0.001083859 0.02613164 0.2406771
min     0.012660336 0.40533333 0.5908980
max     0.014825920 0.45758355 1.0650114
invalid 0.000000000 0.00000000 0.0000000
```

امتیازات به طور قابل توجهی روبه نقصان می روند و بهترین نتایج با روش غیر نظارتی حاصل می گردد . در ادامه به منحنی ها توجه می کنیم که عملکرد بهتری را نشان می دهند سپس به مقایسه Naïve Bayes با یکی از مدل های غیر نظارتی می پردازیم .

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(nb.res,'itsInfo')
> PTs.nb <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                 c(1,3,2)
+                )

> PRcurve(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('NaiveBayes','ORh'),
+        lty=1,col=c('black','grey'))
> CRchart(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('NaiveBayes','ORh'),
+        lty=1,col=c('black','grey'))
```

نمودارهای 4-11 شفافیت بالایی دارد و بر اساس Naïve Bayes می باشد که روش ORh را برای کاربردهای خاص در نظر دارد . هر دو منحنی نشان می دهد که روش بعدی بر تمام تنظیمات غالب است. در صورت عملکرد ضعیف Naïve Bayes ممکن است عدم تعادل این موضوع به وضوح مشخص گردد . در بخش 1-2-4 به بررسی روش هایی برای بیان این موضوع پرداخته و با استفاده از الگوریتم SMOTE کار را دنبال می کنیم . اکنون از طبقه بندی کننده Naïve Bayes استفاده کرده و با روش SMOTE کار را دنبال می کنیم .



شکل 4-11 : منحنی های فراخوانی (سمت راست) و PR (سمت چپ) در روش های ORh و Naïve Bayes

تفاوت اصلی کد قبلی به عملکرد زیر مربوط می شود جائیکه عملکرد naiveBayes()فراخوانده شده و نیاز به اصلاح وجود دارد .

```
> nb.s <- function(train, test) {
+     require(e1071, quietly = T)
+     sup <- which(train$Insp != "unkn")
+     data <- train[sup, c("ID", "Prod", "Uprice", "Insp")]
+     data$Insp <- factor(data$Insp, levels = c("ok", "fraud"))
+     newData <- SMOTE(Insp ~ ., data, perc.over = 700)
+     model <- naiveBayes(Insp ~ ., newData)
+     preds <- predict(model, test[, c("ID", "Prod", "Uprice",
+         "Insp")], type = "raw")
+     return(list(rankOrder = order(preds[, "fraud"], decreasing = T),
+         rankScore = preds[, "fraud"]))
+ }
```

وضعیت های زیر برای نسخه SMOTE از Naïve Bayes در نظر گرفته شده است :

```
> ho.nbs <- function(form, train, test, ...) {
+   res <- nb.s(train,test)
+   structure(evalOutlierRanking(test,res$rankOrder,...),
+             itInfo=list(preds=res$rankScore,
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0)
+                        )
+            )
+ }

> nbs.res <- holdOut(learner('ho.nbs',
+                            pars=list(Threshold=0.1,
+                                      statsProds=globalStats)),
+                    dataset(Insp ~ .,sales),
+                    hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                    itsInfo=TRUE
+                    )
```

نتایج

این بخش از مدل Naïve Bayes تنها برای 10% بازبینی مناسب است .

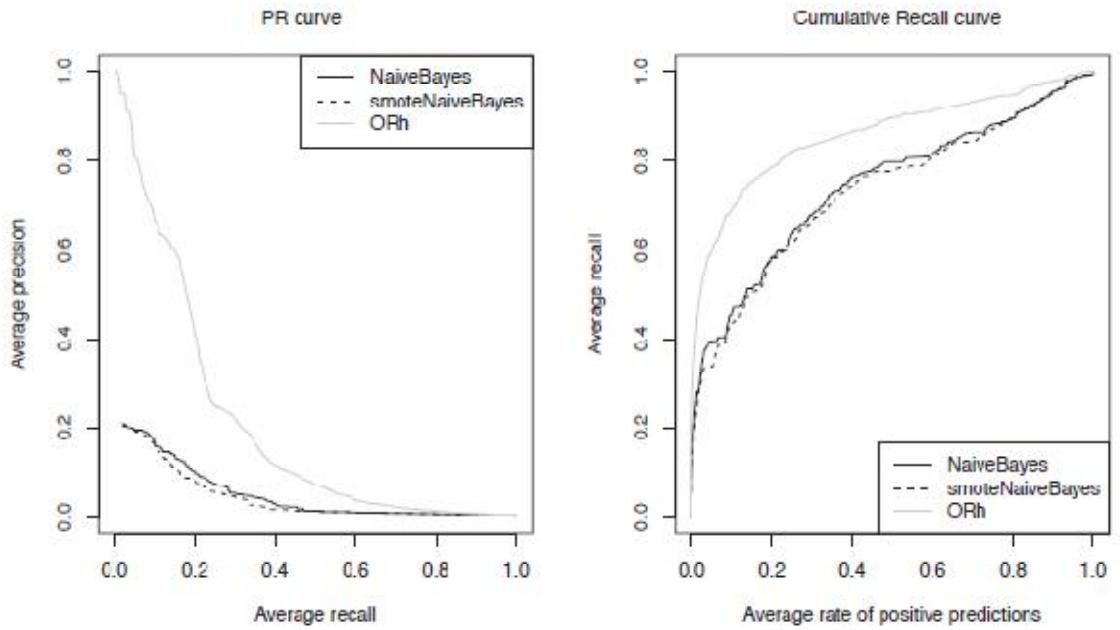
```
> summary(nbs.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.nbs  with parameters:
        Threshold  =  0.1
        statsProds  =  11.34  ...

                * Summary of Experiment Results:

              Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.014215115 0.44686510 0.8913330
std     0.001109167 0.02710388 0.8482740
min     0.013493253 0.43044619 0.1934613
max     0.015492254 0.47814910 1.8354999
invalid 0.000000000 0.00000000 0.0000000
```

این نتایج با توجه به نتایج طبیعی Naïve Bayes غیر قابل تشخیص است . امتیازات تنها می توانند نوعی برتری را نشان دهند اما بهترین نتایج از مدل های غیر نظارتی حاصل شده است . به نظر می رسد علیرغم نمونه

برداری بیش از حد از موضوعات که توسط روس SMOTE صورت گرفته است باز هم روش Naïve Bayes قادر به پیش بینی صحیح نمی باشد و گزارشات جعلی به وفور به چشم می خورد .

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(nbs.res,'itsInfo')
> PTs.nbs <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                  c(1,3,2)
+                 )
> PRcurve(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.nbs[,,1],PTs.nbs[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('NaiveBayes','smoteNaiveBayes','ORh'),
+        lty=c(1,2,1),col=c('black','black','grey'))
> CRchart(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.nbs[,,1],PTs.nbs[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('NaiveBayes','smoteNaiveBayes','ORh'),
+        lty=c(1,2,1),col=c('black','black','grey'))
```

نمودارهای شکل 12 تائید کننده نتایج نامطلوب نسخه SMOTE از Naïve Bayes است . در حقیقت ، این نمودارها نشان دهنده همان نتایج ضعیف Naïve Bayes استاندارد است که با ORh مقایسه شده است . اضافه بر آن ، این عملکرد همواره بهتر از نسخه استاندارد عمل نموده است .



شکل 4-12 : منحنی های فراخوانی (سمت راست) و PR (سمت چپ) برای دو بخش دیگر روش های ORh و Naïve Bayes

با توجه به نتایج عرضه شده ، ما باید این پرسش را مطرح کنیم که آیا ما محدودیت های مدل توسط محصول را به تصویر کشیده ایم و یا تنها به روش های غیر نظارتی بسنده نموده ایم که ممکن است موجب ایجاد مشکلات با مدل شود . بر این اساس نیاز داریم تا رویکرد جدیدی را با Naïve Bayes شروع نماییم . همچنین نیاز است تا کد مورد استفاده برای مدل های غیر نظارتی وفق داده شود تا معادلات را بر اساس روش Naïve Bayes به تصویر بکشد . مشکل اضافی در این بخش به کمبود گزارشات نظارتی مربوط می شود . در حقیقت با وجود محدودیت ما شاهد محصولاتی هستیم که دارای معاملات متعدد هستند و این امر مشکوک می باشد . اگر محدودیت را تنها با استفاده از معادلات مشخص ایجاد نماییم ممکن است بتوانیم این مشکل را رفع کنیم .

4-4-2-3 : AdaBoost :

AdaBoost نوعی الگوریتم یادگیری برای طبقه ای از روش های دسته جمعی است . این مدل ها بوسیله مجموعه ای از بخش ها شکل پیدا کرده که برای شناسایی الگوریتم و با استفاده از نوعی تراکم توزیع می گردند . AdaBoost از روش وفق پذیری افزایشی استفاده نموده تا مجموعه ای از مدل های پایه را ایجاد نماید . مدل افزایشی در واقع روش کلی است که می تواند برای بهبود عملکرد الگوریتم مورد استفاده قرار گیرد و بهتر از طبقه بندی کننده رندوم عمل می نماید . ایجاد مدلAdaBoost به صورت متوالی حاصل می شود . هر عضو جدید در توالی از طریق بهبود خطاهای مدل قبلی ظاهر می شود . بهبودی ها از طریق طرح توزین بدست آمده و موجب افزایش وزن نمونه ها می گردد که بوسیله مدل قبلی طبقه بندی می شود . این بدان معناست که

فراگیرنده اصلی در توزیع مختلف اطلاعات آموزشی مورد استفاده قرار میگیرد . پس از تعاملات متعدد در این فرایند ، نتیجه در واقع مجموعه ای از مدل های حاصله در نمونه های مختلف است . چنین وضعیتی برای کسب پیش بینی ها مناسب است و نمونه های آزمایش به صورت اصلی باید مورد توجه قرار گیرد . پیش بینی ها بوسیله میانگین توزین شده در نظر گرفته می شوند و نیازمند مدل های پایه هستند . این توزین ها تعریف شده و مقادیر بزرگتری در توالی به خود کسب کرده اند .

طرح نمونه توزین که بوسیله روش AdaBoost مورد استفاده قرار می گیرد بر اساس توزیع عدم تعادل قابل توجه بوده و دیدگاه یادگیری را نشان می دهد . حتی اگر در بخش های داخلی نمونه هایی از طبقه اقلیت وجود داشته باشد که بوسیله مدل ها تعیین شده باشند ، وزن آنها افزایش یافته و مدل نیروی مجدد می گیرد که روی یادگیری تاکید دارد . چنین وضعیتی منجر به ایجاد دقت بیشتر در پیش بینی نمونه های کمیاب می شود .

AdaBoost.M1 یکی از بخش های خاص روش AdaBoost می باشد و در آن یادگیرنده اصلی به طبقه بندی ارقام می پردازد . این روش در عملکرد adaboost.M1() در بسته adabag() تحقق می یابد . متاسفانه ، روش predict برای مدل هایی ایجاد شده است که توانایی برگشتن احتمالات طبقه را ندارند . این مسئله محدودیتی پیچیده برای فعالیت ما محسوب می شود . همانطور که قبلا" بیان شد ، ما نیاز داریم تا احتمالات طبقه داشته باشیم چرا که در هر گزارش از آنها استفاده کرده و موارد دروغین را کشف کنیم و رتبه بندی خطا بدست آوریم . در ادامه ما از پیاده سازی الگوریتم AdaBoost.M1 استفاده نمی کنیم . از طرفی دیگر ، در کتابی که پیش روی شماست از چنین پیاده سازی استفاده شده است . . به هر حال ، از نرم افزار استخراج اطلاعات Weka نیز استفاده می نماییم . این نرم افزار منبع باز و مناسبی برای استخراج اطلاعات و یادگیری ماشینی است . در واقع این نرم افزار ابزار مناسبی محسوب می شود که الگوریتم های یادگیری را با نمونه های مناسب گرافیکی ارائه می دهد . در مقایسه با R ف این نرم افزار بهتر عمل نموده است چرا که رابط ساده و مناسبی با کاربر است گرچه R انعطاف پذیری بیشتر داشته و بر حسب توسعه نرم افزار و ابزار مدلسازی و ایجاد نمودار گسترده تر عمل نموده است . نصب این بسته نرم افزاری به شما کمک می کند تا برنامه های مختلفی داشته باشید البته نیاز است که قبلا" برنامه جاوا را نصب کرده باشید . فرایند نصب موجب می شود تا دستورالعمل های شفافی برای نمونه های درخواستی شما فراهم گردد . ما به شما پیشنهاد می کنیم که این بسته نرم افزاری را در کامپیوتر خود نصب کرده و با کمک آن روش های متعدد را بیابید و از RWeka بهره بگیرید .

عملکرد AdaBoostM1() در بسته RWeka موجود است و امکان طبقه بندی نمونه های AdaBoost.M1 با استفاده از پیاده سازی Weka و این الگوریتم وجود دارد . در مقایسه با پیاده سازی بسته adabag ، روش predict از این الگوریتم می تواند طبقه بندی خوبی ارائه دهد و با استفاده از آن رتبه بندی خطا بهتر صورت گیرد . به طور پیش فرض ، پیاده سازی Weka از تصمیماتی استفاده می نماید . این مدل ها در واقع نوع خاصی محسوب می شوند و تنظیم آنها نیازمند پارامترهایی از عملکرد است تا تغییرات صورت گیرد . عملکرد

WOW() به شما این امکان را می دهد تا پارامترهای دردسترس را برای الگوریتم یادگیری Weka بررسی نمایید .

```
-P      Percentage of weight mass to base training on.  (default
        100, reduce to around 90 speed up)
        Number of arguments: 1.
-Q      Use resampling for boosting.
-S      Random number seed.  (default 1)
        Number of arguments: 1.
-I      Number of iterations.  (default 10)
        Number of arguments: 1.
-D      If set, classifier is run in debug mode and may output
        additional info to the console
-W      Full name of base classifier.  (default:
        weka.classifiers.trees.DecisionStump)
        Number of arguments: 1.
-
-D      If set, classifier is run in debug mode and may output
        additional info to the console
```

مقدار هر پارامتر قابل تغییر است و شما می توانید با عملیات بازبینی آن ها را فراخوان نمایید . استفاده از عملیات Weka – control() برای این بخش لازم است . در اینجا نمونه ای تشریحی از کاربرد AdaBoostM1() ارائه می دهیم .

```
preds        setosa versicolor virginica
  setosa         19          0         0
  versicolor      0         13         1
  virginica       0          2        15
```

```
> prob.preds <- predict(model,iris[-idx,],type='probability')
> head(prob.preds)

      setosa   versicolor    virginica
2  0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
4  0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
7  0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
9  0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
10 0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
12 0.9999942 5.846673e-06 2.378153e-11
```

```
> data(iris)
> idx <- sample(150,100)
> model <- AdaBoostM1(Species ~ .,iris[idx,],
+                     control=Weka_control(I=100))
> preds <- predict(model,iris[-idx,])
> head(preds)

[1] setosa setosa setosa setosa setosa setosa
Levels: setosa versicolor virginica

> table(preds,iris[-idx,'Species'])
```

مثال بالا مشخص کننده چگونگی طبقه بندی احتمالی با استفاده از این مدل است .

```
> ab <- function(train,test) {
+   require(RWeka,quietly=T)
+   sup <- which(train$Insp != 'unkn')
+   data <- train[sup,c('ID','Prod','Uprice','Insp')]
+   data$Insp <- factor(data$Insp,levels=c('ok','fraud'))
+   model <- AdaBoostM1(Insp ~ .,data,
+                       control=Weka_control(I=100))
+   preds <- predict(model,test[,c('ID','Prod','Uprice','Insp')],
+                    type='probability')
+   return(list(rankOrder=order(preds[,'fraud'],decreasing=T),
+               rankScore=preds[,'fraud'])
+          )
+ }
```

سرانجام ما دارای کدهای زیر برای اجرای آزمایشات hold out هستیم :

```
> ab.res <- holdOut(learner('ho.ab',
+                           pars=list(Threshold=0.1,
+                                     statsProds=globalStats)),
+                   dataset(Insp ~ .,sales),
+                   hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                   itsInfo=TRUE
+                   )
```

نتایج AdaBoost برای 10% از تلاش به صورت زیر است :

```
> summary(ab.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.ab  with parameters:
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

           Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.0220722972 0.69416565 1.5182034
std     0.0008695907 0.01576555 0.5238575
min     0.0214892554 0.68241470 0.9285285
max     0.0230717974 0.71208226 1.9298286
invalid 0.0000000000 0.00000000 0.0000000
```

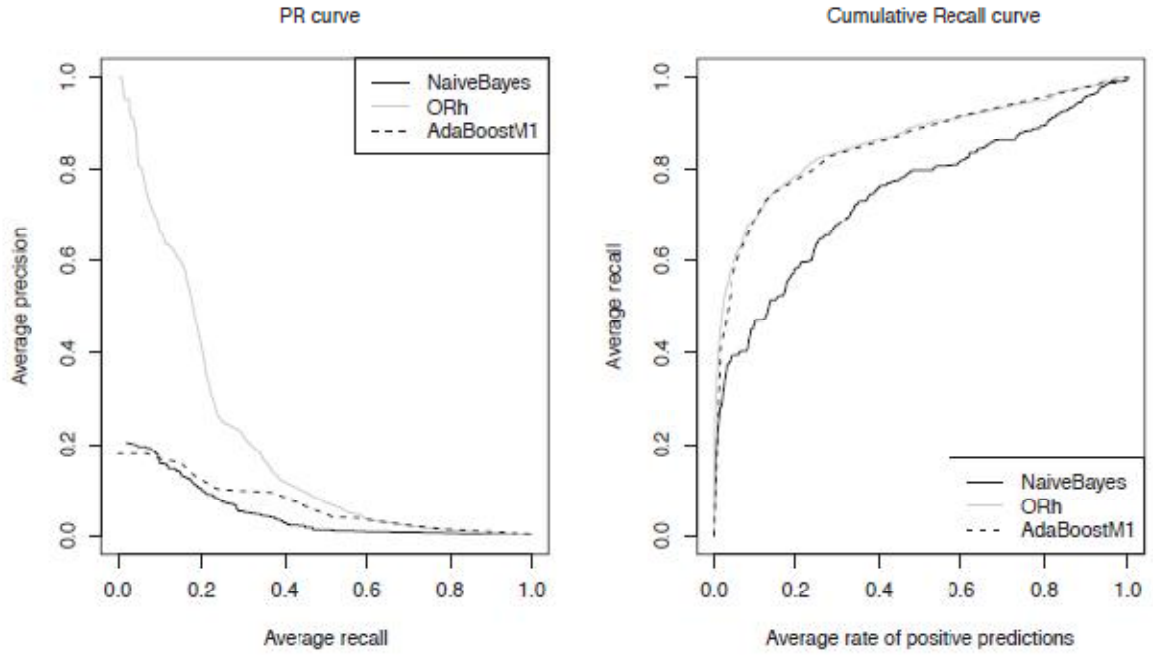
اکنون عملکرد های لازم را فراهم می نماییم که این نوع مدل برای رتبه بندی در آنها استفاده می شود . بر اساس الگوریتم Naïve Bayes ما می توانیم روش AdaBoost.M1 را برای همه معاملات بکار بندیم . عملیات زیر نوعی رتبه بندی برای مجموعه آزمایشات فراهم می کند . در حقیقت 69% از فراخوانی دارای 1.5 امتیاز خوب بر حسب میانگین NDTP است . منحنی های فراخوانی و PR به صورت زیر در نظر گرفته می شوند :

```
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(ab.res,'itsInfo')
> PTs.ab <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                 c(1,3,2)
+                 )
> PRcurve(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')

> PRcurve(PTs.ab[,,1],PTs.ab[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('NaiveBayes','ORh','AdaBoostM1'),
+        lty=c(1,1,2),col=c('black','grey','black'))
> CRchart(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.ab[,,1],PTs.ab[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('NaiveBayes','ORh','AdaBoostM1'),
+        lty=c(1,1,2),col=c('black','grey','black'))
```

نتایج حاصله بهترین نتایج محسوب می شوند . در حقیقت این امتیازات با امتیازات دیگر مقایسه شده که بر اساس روش های LOF و ORh است . همچنین باید متذکر شد که این مدل تنها برای بخش های کوچک استفاده می شود تا رتبه بندی آنها حاصل گردد . علیرغم این مسئله ، در حدود 69% فراخوانی دارای 1.5 امتیاز خوب بوده که بر حسب میانگین NDTP است .

نمودارها در شکل 13-4 تائید کننده عملکرد بالای الگوریتم AdaBoost.M1 است به ویژه بر حسب منحنی فراخوانی تراکمی که این مسئله بیشتر مشخص می شود . منحنی فوق نشان می دهد که برای بیشتر سطوح کار ، روش AdaBoost.M1 موجب ایجاد امتیاز حاصله توسط ORh می گردد . بر اساس وضعیت دقت / فراخوانی ، عملکرد AdaBoost.M1 قابل توجه نیست به ویژه برای سطوح پایین که فراخوانی وجود دارد . به هر حال

برای سطوح بالاتر فراخوانی ، موارد دقت بالاترین امتیاز دا داشته و بهتر است حاصل گردد . اضافه بر آن ، باید توجه نمود که این مقادیر از سطوح بالا دقیقا" برای کاربرد ما لازم می باشد .



شکل 4-13 : منحنی های فراخوانی (سمت راست) و PR (سمت چپ) برای دو بخش دیگر روش های ORh و Naïve Bayes و AdaBoost.M1

به طور خلاصه باید بیان کرد که روش AdaBoost.M1 روشی بسیار کاربردی محسوب می شود . علیرغم مشکلات عدم تعادل طبقه ، این روش برای دسترسی به عملکردهایی که دقت بالا لازم دارد مناسب است تا رتبه بندی هایی حاصل گردد .

4-4-3 : رویکردهای نیمه نظارتی :

این بخش به شرح و بررسی استفاده از گزارشاتی می پردازد که بازبینی شده و یا بازبینی نشده اند و باید مدل طبقه بندی کسب کنند تا گزارشات دروغین و جعلی را شناسایی نمایند . روش های نیمه نظارتی از طریق مشاهدات ایجاد می شوند که کاربردهای متعددی در یافتن اطلاعات دارند ؛ نمونه هایی که دارای مقدار تعیین شده ای متغیر هدف می باشند . معمولا" این اطلاعات نیازمند فعالیت کارشناسان است و موجب افزایش هزینه های جمع آوری اطلاعات می گردد . از طرف دیگر ، کسب اطلاعات غیر مشخص آسان است به ویژه اینکه استفاده گسترده ای از سنسورها و دیگر انواع ابزارهای جمع آوری اطلاعات اتوماتیک می گردد . روش های نیمه نظارتی نیز در این بخش قابل استفاده هستند چرا که می توانند این نوع مجموعه اطلاعات را در نمونه های

مشخص و غیر مشخص ارائه دهند . معمولا" دو نوع روش نیمه نظارتی وجود دارد . از یک طرف روش های طبقه بندی نیمه نظارتی که تلاش بر بهبود عملکرد الگوریتم های طبقه بندی استاندارد نظارتی دارد و در کسب اطلاعات از نمونه های غیر مشخص کمک می نماید . رویکرد متناوب در واقع روش های طبقه بندی نیمه نظارتی بر اساس اطلاعات مشخص جهت معیارهایی لازم برای شکل گیری گروه ها است . در گروه بندی یا دسته بندی نیمه نظارتی ، ایده اصلی بر سر استفاده از اطلاعات دردسترس برای فرایند دسته بندی است که شامل نمونه هایی با همان اطلاعات و همان گروه می باشد و یا نمونه هایی با اطلاعات مختلف در گروه های مختلف است . معایر مورد استفاده جهت شکل گیری دسته ها ، تغییر روش ها و یافتن گروه های مناسب برای نمونه ها است . بر اساس رویکردهای نیمه نظارتی مشابه ، استفاده از الگوریتم ها می تواند موجب بهینه سازی محدودیت ها گردد . با توجه به طبقه بندی نیمه نظارتی ، روش شناسی های مختلفی وجود دارد . یکی از روش های شناخته شده ، خود آموزشی است . این رویکرد نوعی رویکرد تعاملی است . مرحله بعد استفاده از مدل برای طبقه بندی الاعات نامشخص است . نمونه هایی که مدل میزان اطمینان بیشتر دارد به اطلاعات نامشخص تقسیم می شوند . با استفاده از مجموعه جدید مدل جدیدی بدست می آید و مورد پردازش قرار می گیرد تا برخی معیارها حاصل گردند . از نمونه های مدل های طبقه بندی نیمه نظارتی می توان به TSVMs اشاره کرد . هدف از TSVMs کسب نمونه هایی برای مجموعه اطلاعات نامشخص است . مجددا" باید محدودیت های خاص کاربردها را در نظر بگیریم که بر حسب رتبه بندی می باشند . این امر موجب می شود تا از استراتژی های لازم برای روش های نظارتی و غیر نظارتی استفاده شود که این مسئله به طبقه بندی های اطلاعات مربوط می شود .

```
> ts <- iris[-idx, ]
> nb <- naiveBayes(Species ~ ., tr)
> table(predict(nb, ts), ts$Species)

            setosa versicolor virginica
  setosa        12          0         0
  versicolor     0         21         1
  virginica      0          0        16

> trST <- tr
> nas <- sample(100, 90)
> trST[nas, "Species"] <- NA
> func <- function(m, d) {
+     p <- predict(m, d, type = "raw")
+     data.frame(cl = colnames(p)[apply(p, 1, which.max)],
+         p = apply(p, 1, max))
+ }
> nbSTbase <- naiveBayes(Species ~ ., trST[-nas, ])
> table(predict(nbSTbase, ts), ts$Species)

            setosa versicolor virginica
  setosa        12          0         0
  versicolor     0         18         2
  virginica      0          3        15

> nbST <- SelfTrain(Species ~ ., trST, learner("naiveBayes",
+     list()), "func")
> table(predict(nbST, ts), ts$Species)

            setosa versicolor virginica
  setosa        12          0         0
  versicolor     0         20         2
  virginica      0          1        15
```

```
> library(DMwR)
> library(e1071)
> data(iris)
> idx <- sample(150, 100)
> tr <- iris[idx, ]
```

کد بالا شامل مراحل مختلف از مدل Naïve Bayes است و 100 نمونه را مورد بررسی قرار می دهد. همانطور که در بخش 4-3-3 مشاهده نمودید ، هنگامی که هدف ما پیش بینی مجموعه کوچک از رخدادهای کمیاب

است ، دقت و فراخوانی نوعی اندازه گیری در ارزیابی مناسب محسوب می شود . با توجه به محدودیت بازبینی k ، ما می توانیم دقت و بازخوانی بالاترین موقعیت k را در رتبه بندی محاسبه نماییم . این مقدار یا حد k تعیین کننده این موضوع است که کدام گزارشات بر اساس مدلسازی مورد بازبینی قرار گرفته اند . با توجه به دیدگاه طبقه بندی شده موقعیت k در موارد جعلی قابل شناسایی است به طوریکه باقیمانده گزارشات طبیعی هستند . مقدار دقت به ما می گوید که چه میزان گزارش موقعیت k جعلی است . مقدار فراخوانی به ارزیابی تعداد گزارشات جعلی در مجموعه آزمایشات می پردازد . باید به این نکته توجه نمود که مقادیر حاصله نوعی بدبینی را نشان می دهد . در حقیقت اگر موقعیت k شامل گزارشات غیر مشخص باشد ما نمی توانیم دقت و فراخوانی را محاسبه نماییم . به هر حال ، اگر گزارشات بازنگری شوند می توانیم مقادیر واقعی را پیدا نماییم .

```
> pred.nb <- function(m,d) {
+   p <- predict(m,d,type='raw')
+   data.frame(cl=colnames(p)[apply(p,1,which.max)],
+              p=apply(p,1,max)
+              )
+ }
> nb.st <- function(train,test) {
+   require(e1071,quietly=T)
+   train <- train[,c('ID','Prod','Uprice','Insp')]
+   train[which(train$Insp == 'unkn'),'Insp'] <- NA
+   train$Insp <- factor(train$Insp,levels=c('ok','fraud'))
+   model <- SelfTrain(Insp ~ .,train,
+                      learner('naiveBayes',list()),'pred.nb')
+   preds <- predict(model,test[,c('ID','Prod','Uprice','Insp')],
+                    type='raw')
+   return(list(rankOrder=order(preds[,'fraud'],decreasing=T),
+               rankScore=preds[,'fraud'])
+          )
+ }
> ho.nb.st <- function(form, train, test, ...) {
+   res <- nb.st(train,test)
+   structure(evalOutlierRanking(test,res$rankOrder,...),
+             itInfo=list(preds=res$rankScore,
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0)
+                        )
+            )
+ }
> nb.st.res <- holdOut(learner('ho.nb.st',
+                              pars=list(Threshold=0.1,
+                                        statsProds=globalStats)),
+                      dataset(Insp ~ .,sales),
+                      hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                      itsInfo=TRUE
+                      )
```

نتایج مدل self trained به صورت زیر می باشد :

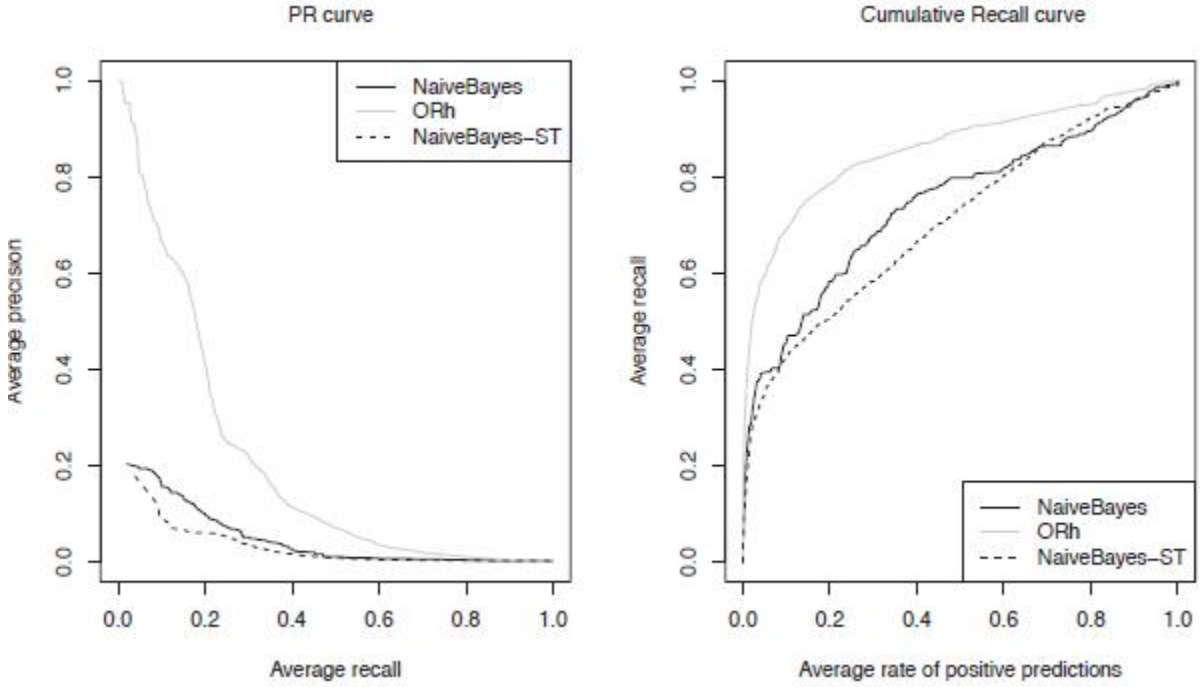
```
> summary(nb.st.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.nb.st  with parameters:
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

* Summary of Experiment Results:

          Precision     Recall    avgNDTP
avg     0.013521017 0.42513271 1.08220611
std     0.001346477 0.03895915 1.59726790
min     0.012077295 0.38666667 0.06717087
max     0.014742629 0.46456693 2.92334375
invalid 0.000000000 0.00000000 0.00000000
```

به هر حال ، چنین استراتژی به ضرورت منجر به دقت پایین می شود . کاربرد فعلی دارای جزئیات متعددی است . با توجه به این حقیقت که محدودیت هایی در منابع سرمایه گذاری شده در فعالیت های بازنگری وجود دارد ، آنچه که ما واقعا" خواستار آن هستیم افزایش استفاده از منابع است . این بدان معناست که اگر ما x ساعت جهت بازنگری گزارشات صرف نماییم و اگر x ساعت گزارش طبیعی بازنگری شود آنگاه در رتبه بندی ما دقت پایین است . فراخوانی دقیقا" موضوع اصلی در این بخش است و آنچه که ما قادریم تا کسب نماییم در واقع 100% منابع دردسترس است .

نتایج حاصله ممکن است رضایت بخش نباشد . تشابهات زیادی با نتایج حاصله در مدل Naïve Bayes دارد که تنها از طریق اطلاعات مشخص قابل انجام است . با توجه به میانگین NDTP که وضعیت بهبود شده ای دارد ، همه آمارها با هم متشابه هستند و بر این اساس بهترین نتایج حاصل شده است .

```
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.nb.st[,,1],PTs.nb.st[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('topright',c('NaiveBayes','ORh','NaiveBayes-ST'),
+        lty=c(1,1,2),col=c('black','grey','black'))
> CRchart(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='Cumulative Recall curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
+         add=T,lty=1,col='grey',
+         avg='vertical')
> CRchart(PTs.nb.st[,,1],PTs.nb.st[,,2],
+         add=T,lty=2,
+         avg='vertical')
> legend('bottomright',c('NaiveBayes','ORh','NaiveBayes-ST'),
+        lty=c(1,1,2),col=c('black','grey','black'))
> par(mfrow=c(1,2))
> info <- attr(nb.st.res,'itsInfo')
> PTs.nb.st <- aperm(array(unlist(info),dim=c(length(info[[1]]),2,3)),
+                    c(1,3,2)
+                   )
> PRcurve(PTs.nb[,,1],PTs.nb[,,2],
+         main='PR curve',lty=1,xlim=c(0,1),ylim=c(0,1),
+         avg='vertical')
> PRcurve(PTs.orh[,,1],PTs.orh[,,2],
```

نمودارها ، تائید کننده عملکرد ناامید کننده طبقه بندی کننده self trained Naïve Bayes است . برای این وضعیت خاص ، طبقه بندی کننده نیمه نظارتی به طور شفاف نمی تواند با مدل Naïve Bayes استاندارد مقایسه شود که بر اساس مجموعه اطلاعات کوچکتر می باشد .



شکل 4-14 : منحنی های فراخوانی (سمت راست) و PR (سمت چپ) برای روش های ORh و self strained Naïve BAYES و روش های Naïve Bayes استاندارد و ORh

ما همچنین از رویکرد self training با الگوریتم AdaBoost.M1 استفاده می نماییم . کد زیر آزمایشات زیر را نشان می دهد :

```
> pred.ada <- function(m,d) {
+   p <- predict(m,d,type='probability')
+   data.frame(cl=colnames(p)[apply(p,1,which.max)],
+              p=apply(p,1,max)
+              )
+ }
> ab.st <- function(train,test) {
+   require(RWeka,quietly=T)
+   train <- train[,c('ID','Prod','Uprice','Insp')]
+   train[which(train$Insp == 'unkn'),'Insp'] <- NA
+   train$Insp <- factor(train$Insp,levels=c('ok','fraud'))
+   model <- SelfTrain(Insp ~ .,train,
+                      learner('AdaBoostM1',
+                              list(control=Weka_control(I=100))),
+                      'pred.ada')
+   preds <- predict(model,test[,c('ID','Prod','Uprice','Insp')],
+                    type='probability')
+   return(list(rankOrder=order(preds[,'fraud'],decreasing=T),
+               rankScore=preds[,'fraud'])
+          )
+ }
> ho.ab.st <- function(form, train, test, ...) {
+   res <- ab.st(train,test)
+   structure(evalOutlierRanking(test,res$rankOrder,...),
+             itInfo=list(preds=res$rankScore,
+                         trues=ifelse(test$Insp=='fraud',1,0)
+                        )
+            )
+ }
> ab.st.res <- holdOut(learner('ho.ab.st',
+                              pars=list(Threshold=0.1,
+                                        statsProds=globalStats)),
+                      dataset(Insp ~ .,sales),
+                      hldSettings(3,0.3,1234,T),
+                      itsInfo=TRUE
+                      )
```

با استفاده از این رویکرد و الگوریتم AdaBoost.M1 نتایج مطلوب زیر حاصل شده است . این نتایج برای 10% تلاش در نظر گرفته شده است .

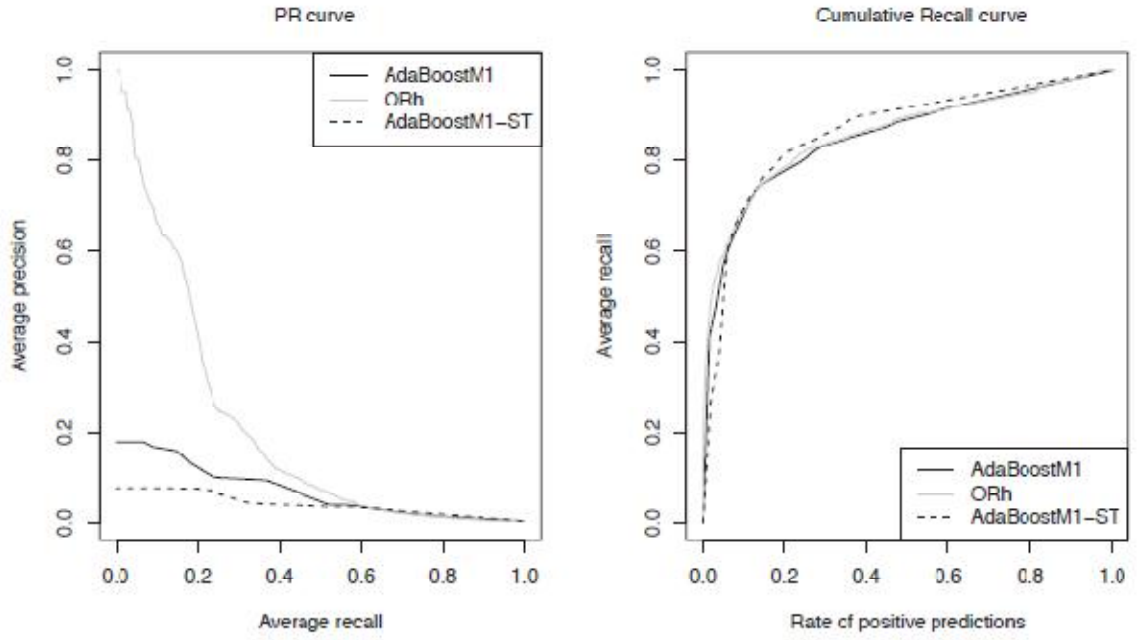
نتایج self trained AdaBoost برای 10% تلاش یه صورت زیر می باشد :

```
> summary(ab.st.res)

== Summary of a Hold Out Experiment ==

 Stratified  3 x 70 %/ 30 % Holdout run with seed =  1234

* Dataset ::  sales
* Learner  ::  ho.ab.st  with parameters:
         Threshold  =  0.1
         statsProds  =  11.34  ...

              * Summary of Experiment Results:

            Precision     Recall   avgNDTP
avg     0.022377700 0.70365350 1.6552619
std     0.001130846 0.02255686 1.5556444
min     0.021322672 0.68266667 0.5070082
max     0.023571548 0.72750643 3.4257016
invalid 0.000000000 0.00000000 0.0000000
```

با بررسی نتایج مذکور باید گفت که گرچه این امتیازات موثر نیستند اما نشان دهنده بهبودی مناسب بر اساس AdaBoost.M1 هستند که با استفاده از اطلاعات مشخص حاصل شده است . در این بخش دقت به همان میزان باقی می ماند و بهبودی کم در بخش فراخوان و NDTP است . مقدار فراخوان بالاتر بوده و بر اساس 10% تلاش است .

```
> par(mfrow = c(1, 2))
> info <- attr(ab.st.res, "itsInfo")
> PTs.ab.st <- aperm(array(unlist(info), dim = c(length(info[[1]]),
+     2, 3)), c(1, 3, 2))
> PRcurve(PTs.ab[, , 1], PTs.ab[, , 2], main = "PR curve",
+     lty = 1, xlim = c(0, 1), ylim = c(0, 1), avg = "vertical")
> PRcurve(PTs.orh[, , 1], PTs.orh[, , 2], add = T, lty = 1,
+     col = "grey", avg = "vertical")
> PRcurve(PTs.ab.st[, , 1], PTs.ab.st[, , 2], add = T, lty = 2,
+     avg = "vertical")
> legend("topright", c("AdaBoostM1", "ORh", "AdaBoostM1-ST"),
+     lty = c(1, 1, 2), col = c("black", "grey", "black"))
> CRchart(PTs.ab[, , 1], PTs.ab[, , 2], main = "Cumulative Recall curve",
+     lty = 1, xlim = c(0, 1), ylim = c(0, 1), avg = "vertical")
> CRchart(PTs.orh[, , 1], PTs.orh[, , 2], add = T, lty = 1,
+     col = "grey", avg = "vertical")
> CRchart(PTs.ab.st[, , 1], PTs.ab.st[, , 2], add = T, lty = 2,
+     avg = "vertical")
> legend("bottomright", c("AdaBoostM1", "ORh", "AdaBoostM1-ST"),
+     lty = c(1, 1, 2), col = c("black", "grey", "black"))
```

شکل 15-4 ، منحنی های مدل های مذکور است که با روش های استاندارد ORh و AdaBoost.M1 همخوانی دارد . منحنی های حاصله طبیعی هستند . منحنی ذکر شده تائید می نماید که AdaBoost.M1 بهترین مدل یا روش برای شناسایی گزارشات جعلی است . برای بازبینی از طریق این روش تنها 15 تا 20 درصد بیشتر از دیگر سیستم ها موارد جعلی تشخیص داده می شود . بر اساس دقت ، امتیازات جالب نمی باشند اما اگر گزارشات نامشخص در آن قرار بگیرد رتبه بندی ها در مورد موارد دروغین تائید کننده است .



شکل 4-15 : منحنی های فراخوانی (سمت راست) و PR (سمت چپ) از AdaBoost.M1 باروش های ORh و AdaBoost.m1 استاندارد

4-5 : خلاصه مطالب :

هدف اصلی این مقاله ، کمک به خواننده جهت ایجاد طبقه ای جدید برای استخراج اطلاعات غلط می باشد که به آن رتبه بندی خطا گفته می شود . شناسایی تقلب و فریبکاری در واقع بخش مهمی برای کاربرد بالقوه تکنیک های استخراج اطلاعات می باشد که نتایج اقتصادی و اجتماعی دارد و معمولا" با فعالیت های غیر قانونی همراه است . بر اساس دیدگاه تحلیل اطلاعات ، فعالیت های متقلبانه معمولا" با مشاهدات غیر معمول همراه است و فعالیت هایی هستند که از حالت نرمال و هنجار دور شده و منحرف گشته اند . چنین انحرافاتی که از مسیر طبیعی خارج گشته اند به صورت کلی امور غیر متعارفی در اصول مختلف تحلیل اطلاعات محسوب می شوند . در حقیقت ، تعریف استاندارد از امور غیر متعارف این است : مشاهداتی که نسبت به دیگر موارد مشابه از مسیر نرمال منحرف گشته اند و موجب برانگیختگی بدگمانی ها می گردد و بوسیله مکانیسم مختلفی ارتقا می یابد . ما قصد داریم نوعی رتبه بندی محتمل بر تقلب را به عنوان پیامد فرایند فرهم نماییم . این رتبه بندی ها این امکان را به شرکت می دهند تا از طریق روش های سودمند منابع خود را بازرسی کنند . چنین فعالیت هایی در حوزه های مختلف و به طور متناوب قابل انجام است . چهارچوب اصلی کار نیاز دارد تا به طراحی نقشه پرداخته شود تا بر اساس آن موارد کاربردی مشخص گردند و در این راه از بخش های زیر استفاده می شود : شناسایی خطا در معاملات ، شناسایی خطا در ارتباطات ، شناسایی خطا در پرداخت مالیات و ... . در حوزه ایمنی نیز این مفاهیم کاربردهای متعددی دارند . بر اساس روش شناسی ، ما موضوعات زیر را ارائه داده ایم :

- شناسایی و رتبه بندی خطا

- روش های دسته بندی
- یادگیری نیمه نظارتی
- طبقه بندی نیمه نظارتی بر اساس خود آموزشی
- توزیع طبقه غیر متعادل و روش های لازم برای ارائه انواع مشکلات
- طبقه بندی کننده Naïve Bayes
- طبقه بندی کننده AdaBoost
- فراخوان / دقت و منحنی های تراکمی
- آزمایشات hold out

بر اساس دیدگاه یادگیری R ما به مطالب زیر اشاره نمودیم :

- چگونه به ارزیابی مختلف آماری بپردازیم و چگونه با استفاده از بسته ROCR موضوعات را تجسم نماییم؟
- چگونه تخمین های hold out را برای متریک های تخمین بدست آوریم ؟
- چگونه با استفاده از روش LOF بتوانیم فاکتورهای داخلی خطا را بیابیم؟
- چگونه با استفاده هز روش ORh بتوانیم خطاها را رتبه بندی کنیم ؟
- چگونه با روش SMOTE بتوانیم عدم تعادل را پیدا کنیم ؟
- چگونه با استفاده از مدل های Naïve Bayes به طبقه بندی دست پیدا کنیم ؟
- چگونه طبقه بندی کننده های AdaBoost.M1 را بدست آوریم ؟
- چگونه از طبقه بندی مجموعه اطلاعات نیمه نظارتی برای خود یادگیری استفاده نماییم ؟

دو جمله اول از نام ها و توضیحات co variate ها بدست می آیند . سپس برخی اطلاعات بر اساس توزیع نمونه های دو co variate اصلی حاصل می گردد : متغیر BT که تعیین کننده نوع lymphoblastic leukemia اصلی و متغیر mol.bio است که شرح غیر طبیعی بودن سیتوژنیک را ارائه می دهد و در هر نمونه یافت می شود .

کد :

کد بالا نشان دهنده نام های 10 ژن و نام های 5 نمونه است .

همانطور که قبلا" ذکر شد ما در تحقیق خود روی نمونه های B- cell ALL تاکید داشته و به طور خاص روی نمونه های زیر مجموعه اشاره دارد که نمونه های هدف محسوب می شوند . کد زیر شامل مجموعه اطلاعات مورد استفاده است .

کد:

جمله اول ارائه دهنده مجموعه نمونه های در نظر گرفته شده است . این نمونه ها دارای مقادیر خاص متغیرهای BT و mol.bio هستند . با استفاده از عملیات table() تمامی نمونه ها را بررسی کنید . سپس زیر مجموعه را برای بخش ALL در نظر بگیرید تا 94 نمونه حاصل گردد . زیر مجموعه مذکور شامل برخی مقادیر متغیرهای BT و mol.bio است . در این بخش ما باید سطوح دردسترس را بر اساس دو فاکتور در ALLb به روز نماییم .

کد :

ALLb مجموعه اطلاعات است که در سرتاسر این متن به آن اشاره شده است . ممکن است که ذخیره کردن این بخش در فایل محلی کامپیوتر شما ایده خوبی باشد و شما نیازی به تکرار مراحل پیش پردازش نداشته باشید و تحلیل را با استفاده از برنامه زیر شروع نمایید.

کد :

5-2-1 : کشف مجموعه اطلاعات :

عملیات exprs() این امکان را به ما می دهد تا ماتریکس سطوح بیان کننده ژن را بدست آوریم .

کد :