

پیش‌بینی ریزش مشتری با استفاده از یادگیری ماشین: مدل‌ها و رویکردهای اصلی زمان مطالعه: ۹ دقیقه



پیش‌بینی ریزش مشتری با استفاده از یادگیری ماشین: مدل‌ها و رویکردهای اصلی

حفظ مشتری یکی از ارکان اولیه رشد کسب و کارهای مشتری محور است. رقابت در بازار سخت است، جایی که مشتریان در انتخاب بین بسیاری از ارائه دهندگان حتی در یک دسته محصول آزاد هستند. چندین تجربه بد - یا حتی یکی - و یک مشتری ممکن است منجر به ترک شود. و اگر انبوهی از مشتریان ناراضی وجود داشته باشد، ضررهای مادی و آسیب زیادی به شهرت یک کسب و کار وارد خواهد شد.

در این مقاله، برخی از روش‌های مدیریت ریزش مشتری با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین ارائه شده است و برخی رویکردها و روش‌های حل این مشکل مطرح شده است. همچنین درباره جمع‌آوری داده‌ها در مورد ارتباط مشتری با یک برند، ویژگی‌های رفتار مشتری که بیشترین ارتباط

را با ریزش دارد بحث خواهیم کرد و منطق پشت انتخاب بهترین مدل‌های یادگیری ماشین بررسی شده است.

ریزش مشتری چیست؟



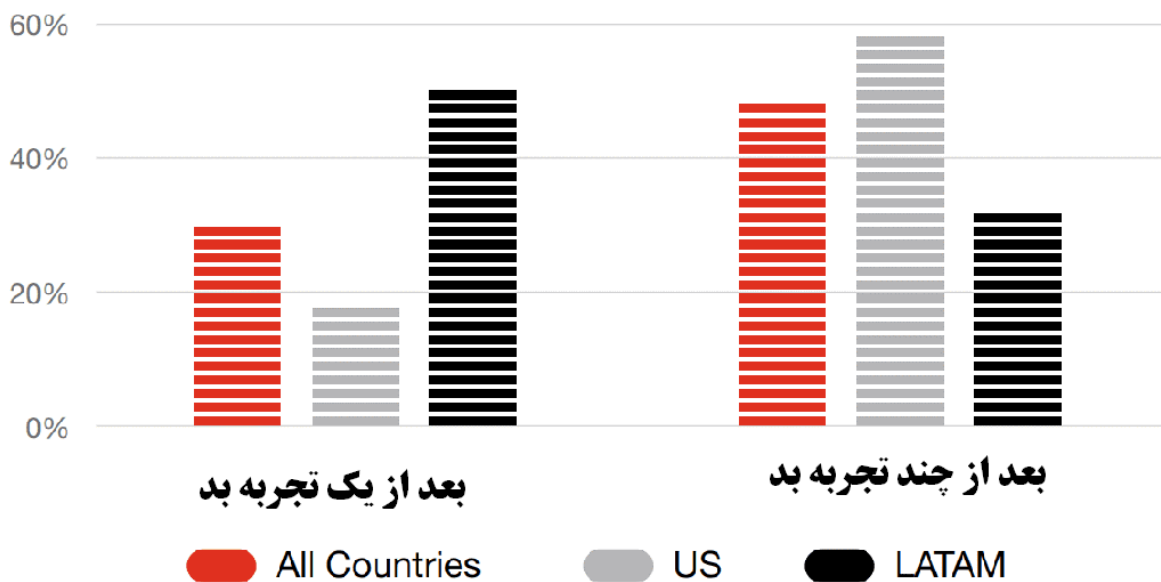
ریزش مشتری تمایل مشتریان به کنار گذاشتن یک نام تجاری و متوقف شدن ارتباط مشتری با یک سازمان خاص است. درصدی از مشتریانی که استفاده از محصولات یا خدمات یک شرکت را در یک دوره زمانی خاص متوقف می‌کنند، نرخ ریزش مشتری نامیده می‌شود. یکی از راه‌های محاسبه نرخ ریزش این است که تعداد مشتریان از دست رفته را در یک بازه زمانی معین بر تعداد مشتریان به دست آمده تقسیم کرده و سپس آن عدد را در ۱۰۰ درصد ضرب کنید. به عنوان مثال، اگر در ماه گذشته ۱۵۰ مشتری دریافت کردید و سه مشتری را از دست دادید، نرخ ریزش ماهانه شما ۲ درصد است.

نرخ ریزش، یک شاخص سلامت برای مشاغلی است که مشتریان آن‌ها مشترک هستند و به طور مکرر برای دریافت خدمات هزینه پرداخت می‌کنند، مشتریان کسب و کارهایی که دارای اشتراک هستند محصول یا خدماتی را برای یک دوره خاص انتخاب می‌کنند، که می‌تواند نسبتاً کوتاه باشد - مثلاً یک ماه. بنابراین، مشتری برای پیشنهادات جالب یا سودمندتر قابل جذب می‌باشد. به علاوه، هر بار که تعهد فعلی آن‌ها به پایان می‌رسد، مشتریان این فرصت را دارند که تجدید نظر کنند و

تصمیم بگیرند که با شرکت ادامه ندهند. البته برخی از ریزش‌های طبیعی اجتناب ناپذیر است و این رقم در صنایع مختلف متفاوت است. اما داشتن رقم ریزش بالاتر از این، نشانه قطعی انجام کار اشتباه توسط آن کسب و کار است.

باید به این نکته توجه کرد که به طور کلی، این تجربه مشتری است که ادراک مشتری از برند را تعریف میکند. واقعیت این است که حتی مشتریان وفادار هم اگر یک یا چند مشکل با یک کسب و کار داشته باشند، آن را تحمل نمی‌کنند. به عنوان مثال، ۵۹ درصد از پاسخ دهندگان آمریکایی به نظرسنجی انجام شده توسط PricewaterhouseCoopers (PWC) خاطرنشان کردند که پس از چندین تجربه بد با یک برند خداحافظی خواهند کرد و ۱۷ درصد از آن‌ها تنها پس از یک تجربه بد این کار را خواهند کرد. بنابراین تجربیات بد ممکن است حتی مشتریان وفادار را نیز از یک برند دور کند.

چه زمانی مشتریان تعامل با برندی را که دوست دارند متوقف می‌کنند؟



تأثیر ریزش مشتری بر کسب و کارها

ریزش مشتری یک اتفاق ناگوار و بد است. اما دقیقاً چگونه در بلندمدت بر عملکرد شرکت تأثیر می‌گذارد؟

مدیر کل Service Hub در HubSpot می‌گوید تأثیر حتی درصد کمی از ریزش را دست کم نگیرید. با توجه به اینکه به دست آوردن یک مشتری جدید بسیار گرانتر از حفظ یک مشتری موجود است، کسب و کارهای با نرخ ریزش بالا به سرعت خود را در یک حفره مالی می‌یابند زیرا باید منابع بیشتری را برای جذب مشتری جدید اختصاص دهند.

بسیاری از نظرسنجی‌ها با تمرکز بر هزینه‌های جذب و حفظ مشتری به صورت آنلاین در دسترس هستند. بر اساس یکی از این آمارها، دریافت یک مشتری جدید ممکن است تا پنج برابر بیشتر از حفظ مشتری فعلی هزینه داشته باشد.

نرخ‌های ریزش با درآمد از دست رفته و افزایش هزینه‌های جذب مشتری مرتبط است. علاوه بر این، نرخ ریزش نقش مهمی در پتانسیل رشد یک سازمان دارند. خریداران امروزی از به اشتراک گذاشتن تجربیات خود با فروشندگان از طریق کانال‌هایی مانند سایت‌های نقد و رسانه‌های اجتماعی و همچنین شبکه‌های اجتماعی خجالت نمی‌کشند.

تحقیقات HubSpot نشان داده است که ۴۹ درصد از خریداران تجربه‌ای را که با یک شرکت داشتند در رسانه‌های اجتماعی به اشتراک گذاشته‌اند. در دنیایی که اعتماد به کسب‌وکارها از بین می‌رود، تبلیغات شفاهی نقش مهم‌تری نسبت به قبل در فرآیند خرید ایفا می‌کند. همچنین ۵۵ درصد از خریداران دیگر به اندازه گذشته به شرکت‌هایی که از آنها خرید می‌کنند اعتماد ندارند، ۶۵ درصد به بیانیه‌های مطبوعاتی شرکت اعتماد ندارند، ۶۹ درصد به تبلیغات اعتماد ندارند، و ۷۱ درصد به تبلیغات حمایت شده در شبکه‌های اجتماعی اعتماد ندارند.

اعتماد به کسب و کارها از بین رفته است



81 درصد از مشتریان به توصیه دوستان و خانواده خود بیشتر از توصیه های یک کسب و کار اعتماد دارند.



55 درصد از مشتریان به شرکت هایی که از آنها خرید میکنند، به اندازه قبل اعتماد ندارند.



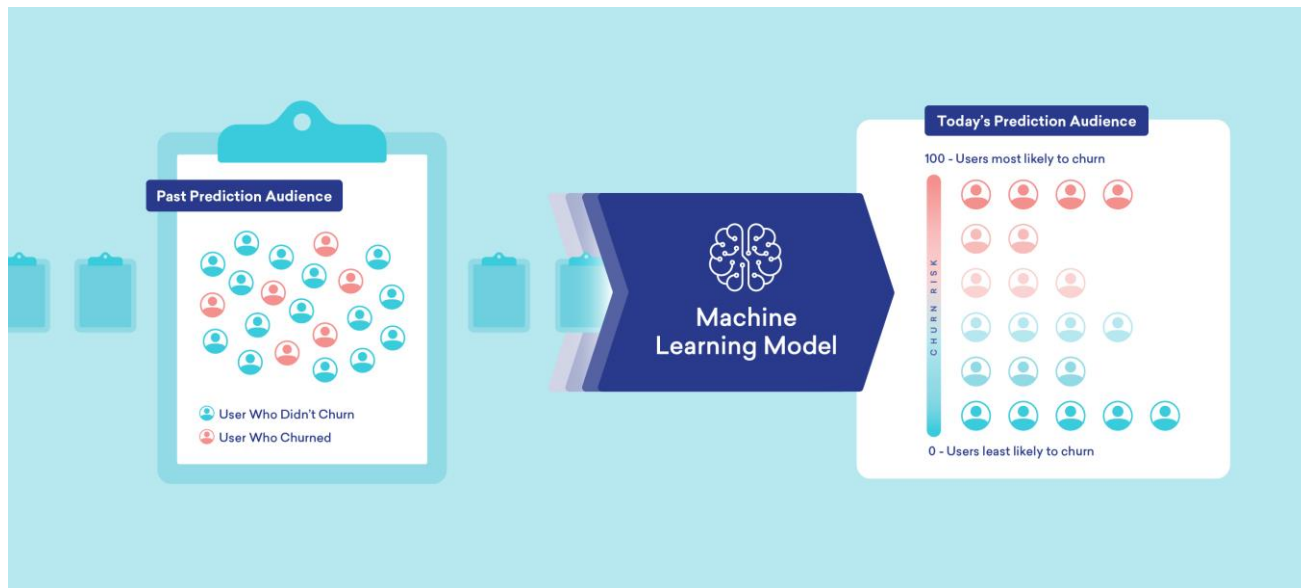
65% به بیانیه های مطبوعاتی شرکت ها اعتماد ندارند.



65% به تبلیغات اعتماد ندارند، 71 درصد به تبلیغات حمایت شده در شبکه های اجتماعی اعتماد ندارند.

بنابراین می توان نتیجه گرفت که شرکت هایی با نرخ ریزش بالا نه تنها در روابط خود با مشتریان سابق شکست می خورند، بلکه با ایجاد صحبت های دهان به دهان منفی در مورد محصولات خود به تلاش های خرید آینده آنها نیز آسیب می رسانند.

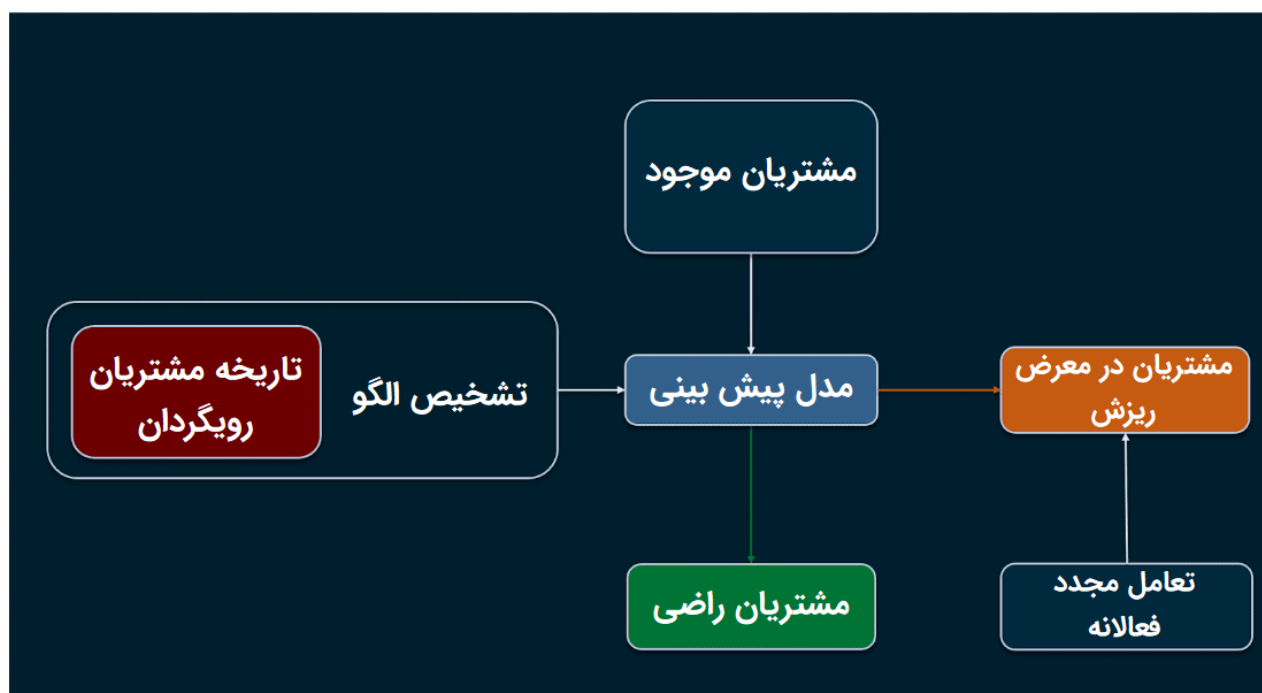
شناسایی مشتریان در معرض خطر با یادگیری ماشین



شرکت هایی که به طور مداوم بر نحوه تعامل مردم با محصولات نظارت می کنند، مشتریان را تشویق می کنند تا نظرات خود را به اشتراک بگذارند، و مسائل خود را به سرعت حل کنند و فرصت های بیشتری برای حفظ روابط سودمند با مشتری دارند.

و اکنون شرکتی را تصور کنید که برای مدتی داده‌های مشتریان را جمع‌آوری می‌کند، بنابراین می‌تواند از آن برای شناسایی الگوهای رفتاری افراد بالقوه استفاده کند، با این کار می‌تواند مشتریان در معرض خطر را تقسیم‌بندی کند و اقدامات مناسبی را برای جلب اعتماد آن‌ها انجام دهد. کسانی که از یک رویکرد پیشگیرانه برای مدیریت ریزش مشتری پیروی می‌کنند از تجزیه و تحلیل پیش‌بینی کننده استفاده میکنند. این یکی انواع تحلیل است که مستلزم پیش‌بینی احتمال نتایج، رویدادها یا مقادیر آینده با تجزیه و تحلیل داده‌های فعلی و تاریخی است. تجزیه و تحلیل پیش‌بینی کننده از تکنیک‌های آماری مختلفی مانند داده کاوی (تشخیص الگو) و یادگیری ماشین (ML) استفاده می‌کند.

ویژگی اصلی یادگیری ماشین ساختن سیستم‌هایی است که قادر به یافتن الگوها در داده‌ها و یادگیری از آن بدون برنامه نویسی صریح هستند. در زمینه پیش‌بینی ریزش مشتری، اینها ویژگی‌های رفتار آنلاین هستند که نشان‌دهنده کاهش رضایت مشتری از استفاده از خدمات/محصولات شرکت است.



شناسایی مشتریانی که در معرض خطر ریزش هستند کمک می‌کند تا اقداماتی از قبل انجام شود. روش‌های یادگیری ماشین برای مدیریت پیشگیرانه ریزش مشتری از اهمیت زیادی برخوردار است. در مورد شناسایی ریزش‌های بالقوه، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند کار بزرگی انجام دهند.

آن‌ها برخی از الگوهای رفتاری مشترک مشتریانی را که قبلاً شرکت را ترک کرده اند، نشان می‌دهند. سپس، الگوریتم‌های یادگیری ماشین رفتار مشتریان فعلی را در برابر چنین الگوهایی بررسی می‌کنند و در صورت کشف ریزش‌های بالقوه سیگنال می‌دهند.

کسب‌وکارها می‌توانند از یادگیری ماشین برای تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده استفاده می‌کنند تا بفهمند کدام کاربران فعلی کاملاً از خدمات خود راضی نیستند و تا زمانی که خیلی دیر نشده است به مشکلات آن‌ها رسیدگی کنند. شناسایی مشتریان در معرض خطر ریزش، یک سازمان را قادر می‌سازد تا با این مشتریان تعامل داشته باشند، نقطه نظرات و دلیل مشکلات آن‌ها را درک کنند، و همراه با آن‌ها، یک برنامه بلند مدت با تمرکز بر کمک به مشتری برای درک ارزش خدماتی که خریداری کرده است، تنظیم کنند.

موارد استفاده برای مدل‌سازی ریزش پیش‌بینی‌کننده فراتر از تعامل فعال با مشتریان بالقوه و انتخاب اقدامات حفظ مؤثر است. نرم افزارهای مبتنی بر یادگیری ماشین به مدیران یک کسب و کار اجازه می‌دهد تا تعیین کنند که با چه مشتریانی باید تماس بگیرند. به عبارت دیگر، کارمندان می‌توانند مطمئن باشند که در زمان مناسب با مشتریان مناسب صحبت می‌کنند.

تیم‌های فروش، موفقیت مشتری و بازاریابی نیز می‌توانند از دانش تجزیه و تحلیل داده‌ها برای هماهنگ کردن اقدامات خود استفاده کنند. به عنوان مثال، اگر مشتری نشانه‌هایی از خطر ریزش را نشان می‌دهد، احتمالاً زمان خوبی برای فروش نیست تا اطلاعاتی در مورد خدمات اضافی که مشتری ممکن است به آن‌ها علاقه مند باشد به دست بیاورد، این تعامل باید با بخش مدیریت خدمات مشتری باشد تا آن‌ها بتوانند کمک کنند مشتری دوباره درگیر شود و ارزش محصولاتی را که در حال حاضر دارند ببیند. مانند بخش فروش، بخش بازاریابی می‌تواند بسته به نشانه‌های فعلی ریسک ریزش با مشتریان متفاوت تعامل داشته باشد. استفاده از یادگیری ماشین برای تجزیه و تحلیل داده‌های مشتری می‌تواند بینش‌هایی را برای تقویت این استراتژی به ارمغان بیاورد.

پیش‌بینی ریزش مشتری با یادگیری ماشین

اما چگونه می‌توان پیش‌بینی نرخ ریزش مشتری را شروع کرد؟ چه داده‌هایی مورد نیاز است؟ و مراحل اجرا چیست؟

مانند هر کار یادگیری ماشین، متخصصان علم داده ابتدا به جمع‌آوری داده‌های مرتبط با موضوع نیاز دارند. بسته به هدف، محققان تعریف می‌کنند که چه داده‌هایی را باید جمع‌آوری کنند. سپس،

داده‌های انتخاب شده آماده، پیش پردازش شده و به شکلی مناسب برای ساخت مدل‌های یادگیری ماشین تبدیل می‌شوند. یافتن روش‌های مناسب برای آموزش ماشین‌ها، تنظیم دقیق مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل بخش مهمی از کار است. هنگامی که مدلی انتخاب می‌شود که با بالاترین دقت پیش بینی می‌کند، می‌توان آن را به تولید رساند. محدوده کلی کاری که دانشمندان داده برای ساختن سیستم‌های مجهز به یادگیری ماشین که قادر به پیش‌بینی ریزش مشتری هستند انجام می‌دهند، ممکن است به شرح زیر باشد:

- درک یک مشکل و هدف نهایی
- جمع آوری داده‌ها
- آماده سازی و پیش پردازش داده‌ها
- مدل سازی و تست
- استقرار و نظارت مدل

درک یک مشکل و هدف نهایی

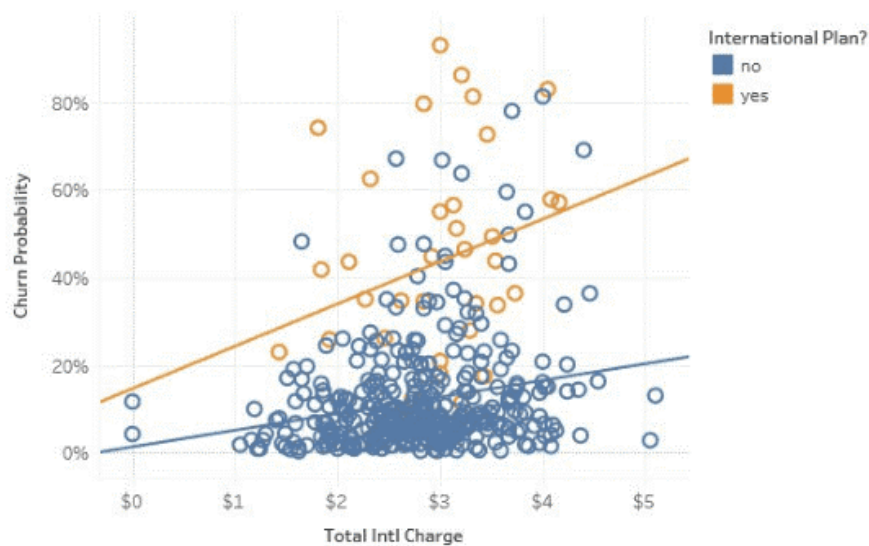
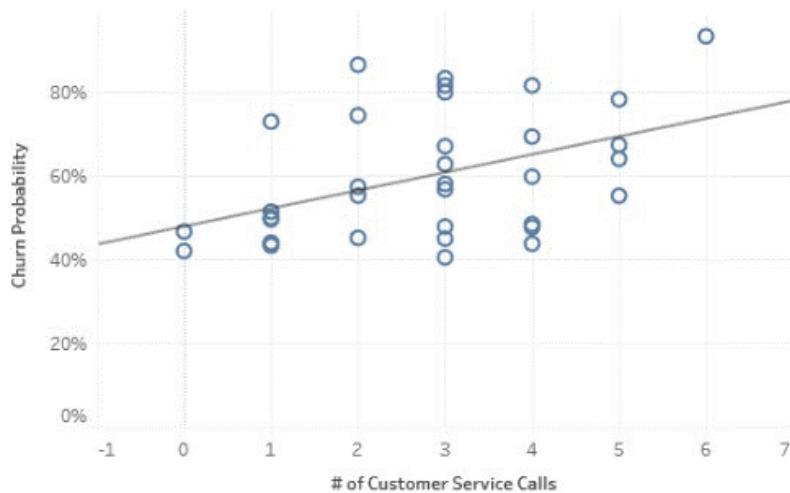
این مهم است که بفهمیم چه بینش‌هایی باید از تحلیل به دست بیاوریم. به طور خلاصه، شما باید تصمیم بگیرید که چه سوالی را بپرسید و در نتیجه چه نوع مشکل یادگیری ماشین را حل کنید: طبقه بندی یا رگرسیون.

طبقه بندی. هدف از طبقه بندی این است که مشخص کنیم داده (در اینجا منظور داده‌های مشتری است) به کدام کلاس یا دسته تعلق دارد. برای مسائل طبقه بندی، دانشمندان داده از داده‌های تاریخی با متغیرهای هدف از پیش تعریف شده (برچسب) برای آموزش یک الگوریتم استفاده می‌کنند. با طبقه بندی، کسب و کارها می‌توانند به سوالات زیر پاسخ دهند:

- آیا این مشتری رویگردان می‌شود یا خیر؟
- آیا مشتری اشتراک خود را تمدید می‌کند؟
- آیا کاربر یک طرح قیمت گذاری را کاهش می‌دهد؟
- آیا نشانه‌هایی از رفتار غیرعادی مشتری وجود دارد؟

سوال چهارم در مورد علائم رفتار غیرمعمول نوعی مشکل طبقه بندی به نام تشخیص ناهنجاری را نشان می‌دهد. تشخیص ناهنجاری در مورد شناسایی نقاط پرت است - نقاط داده‌ای که به طور قابل توجهی از بقیه داده ها انحراف دارند.

رگرسیون پیش‌بینی ریزش مشتری را می‌توان به عنوان یک کار رگرسیونی نیز فرموله کرد. تحلیل رگرسیون یک تکنیک آماری برای تخمین رابطه بین یک متغیر هدف و سایر مقادیر داده‌ای است که بر متغیر هدف تأثیر می‌گذارند که در مقادیر پیوسته بیان می‌شوند. نتیجه رگرسیون همیشه عددی است، در حالی که طبقه بندی همیشه یک دسته را پیشنهاد می‌کند. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل رگرسیون اجازه تخمین زدن می‌دهد که چند متغیر مختلف در داده‌ها بر یک متغیر هدف تأثیر می‌گذارد. با رگرسیون، کسب‌وکارها می‌توانند پیش‌بینی کنند که در چه دوره زمانی یک مشتری خاص احتمالاً ریزش می‌کند یا تخمین احتمالی ریزش به ازای هر مشتری را دریافت می‌کند. شکل زیر نمونه ای از رگرسیون لجستیک است که برای پیش بینی احتمال ریزش در مخابرات توسط Towards Data Science استفاده می‌شود. در اینجا، شکل نشان می‌دهد که چگونه تعداد تماس‌های سرویس و استفاده از طرح‌های بین‌المللی با ریزش ارتباط دارد.



جمع آوری داده ها

شناسایی منابع داده: هنگامی که انواع بینش‌هایی را که باید جستجو کنید، شناسایی کردید، می‌توانید تصمیم بگیرید که چه منابع داده‌ای برای مدل سازی پیش بینی بیشتر ضروری است. بیایید رایج ترین منابع داده‌ای را که می‌توانید برای پیش بینی ریزش استفاده کنید، فرض کنیم:

- سیستم‌های CRM شامل سوابق فروش و پشتیبانی مشتری)
- خدمات تجزیه و تحلیل) به عنوان مثال، (Google Analytics
- بازخورد در رسانه های اجتماعی
- بازخورد ارائه شده در صورت درخواست برای سازمان شما و غیره.

بدیهی است که لیست بسته به صنعت ممکن است طولانی تر یا کوتاه تر باشد.

آماده سازی و پیش پردازش داده ها

داده‌های تاریخی که برای حل مسئله انتخاب شده‌اند باید به قالبی مناسب برای یادگیری ماشین تبدیل شوند. از آنجایی که عملکرد مدل و بنابراین کیفیت بینش‌های دریافتی به کیفیت داده‌ها بستگی دارد، هدف اصلی این است که مطمئن شویم همه نقاط داده با استفاده از منطق یکسان ارائه می‌شوند و مجموعه داده کلی عاری از تناقض است. قبلاً مقاله‌ای در مورد تکنیک‌های اولیه برای آماده‌سازی مجموعه داده‌ها نوشتیم، بنابراین اگر می‌خواهید درباره این موضوع بیشتر بدانید، آن را بررسی کنید.

ساخت، استخراج و انتخاب ویژگی. ساخت، استخراج و انتخاب ویژگی ویژگی‌های بسیار مهمی از آماده سازی مجموعه داده است. در طول فرآیند، دانشمندان داده مجموعه‌ای از ویژگی‌ها (ویژگی‌های ورودی) را ایجاد می‌کنند که نشان‌دهنده الگوهای رفتاری مختلف مربوط به سطح تعامل مشتری با یک خدمات یا محصول است.

باید توجه داشت که اگرچه ویژگی‌های رفتاری مختص هر صنعت است، اما رویکردها برای شناسایی مشتریان در معرض خطر کلی و عمومی است: «یک کسب‌وکار به دنبال الگوهای رفتاری خاصی است که ریزش‌های بالقوه را نشان می‌دهد».

می‌توان ویژگی‌های مشتریان را به چهار گروه طبقه بندی کرد.

- **ویژگی‌های جمعیت شناختی مشتری** که حاوی اطلاعات اولیه در مورد یک مشتری است (به عنوان مثال، سن، سطح تحصیلات، مکان، درآمد)
- **ویژگی‌های رفتاری مشتری** که نحوه استفاده شخص از یک سرویس یا محصول را توصیف می‌کند (به عنوان مثال، مرحله چرخه عمر، تعداد دفعاتی که وارد حساب‌های خود می‌شود، طول جلسه فعال، زمانی از روز که از محصول به طور فعال استفاده می‌شود، ویژگی‌ها یا ماژول‌های استفاده شده، اقدامات، ارزش پولی)
- **ویژگی‌های پشتیبانی** که تعامل مشتری با پشتیبانی را مشخص می‌کند (به عنوان مثال، درخواست‌های ارسال شده، تعداد تعاملات، سابقه امتیازات رضایت مشتری)
- **ویژگی‌های زمینه ای** که نشان دهنده سایر اطلاعات متنی در مورد مشتری است.

اما باید توجه داشت که داشتن داده‌های زیاد همیشه خوب نیست.

هدف استخراج ویژگی، کاهش تعداد متغیرها (ویژگی‌ها) با برگزیدن آن‌هایی است که متمایزترین اطلاعات را نشان می‌دهند. استخراج ویژگی به کاهش ابعاد داده‌ها کمک می‌کند (ابعاد ستون‌هایی با ویژگی‌های یک مجموعه داده هستند) و اطلاعات نامربوط را حذف می‌کند.

در طول انتخاب ویژگی، متخصصان ویژگی‌های استخراج‌شده قبلی را بازبینی می‌کنند و زیرگروهی از آن‌ها را تعریف می‌کنند که بیشترین ارتباط را با ریزش مشتری دارد. در نتیجه انتخاب ویژگی، متخصصان یک مجموعه داده تنها با ویژگی‌های مرتبط دارند.

بخش بندی مشتری. شرکت‌های در حال رشد و آن‌هایی که دامنه محصولات خود را گسترش می‌دهند، معمولاً مشتریان خود را با استفاده از ویژگی‌های تعریف‌شده و انتخاب شده قبلی بخش بندی می‌کنند. مشتریان را می‌توان براساس مرحله چرخه عمر، نیازها، راه‌حل‌های مورد استفاده، سطح تعامل، ارزش پولی یا اطلاعات اولیه به زیر گروه‌هایی تقسیم کرد. از آنجایی که هر دسته مشتری الگوهای رفتاری مشترکی دارند، می‌توان دقت پیش‌بینی را از طریق استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین که به‌طور خاص بر روی مجموعه‌های داده‌ای که هر بخش را نشان می‌دهند، آموزش داده‌اند، افزایش داد.

به عنوان مثال، HubSpot از معیارهای تقسیم بندی مانند شخصیت مشتری، مرحله چرخه عمر، محصولات خریداری شده، منطقه، زبان و کل درآمد حساب استفاده می‌کند. کارکنان با داشتن دانش در مورد ارزش مشتری، می‌توانند می‌توانند فعالیت‌های نگهداری خود را در اولویت قرار دهند. پس از مراحل آماده‌سازی داده، انتخاب ویژگی و تقسیم‌بندی مشتری، زمان برای ردیابی رفتار کاربر قبل از ترسیم پیش‌بینی فرا می‌رسد.

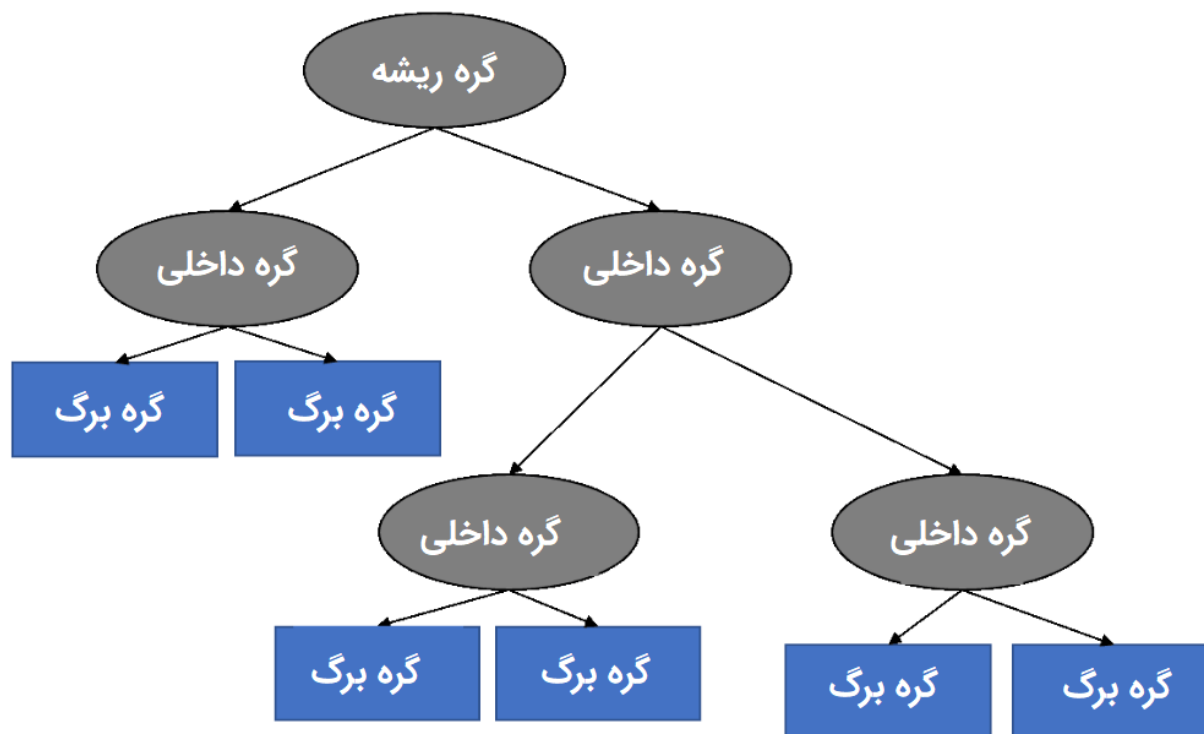
مدل سازی و تست

هدف اصلی این مرحله از یک پروژه یادگیری ماشین، توسعه یک مدل پیش‌بینی برای ریزش مشتریان است. متخصصان معمولاً مدل‌های متعددی را آموزش می‌دهند، تنظیم می‌کنند، ارزیابی می‌کنند و آنها را آزمایش می‌کنند تا مدلی را که ریزش‌کننده‌های بالقوه را با دقت مطلوب در داده‌های آموزشی تشخیص می‌دهد، تعریف کنند.

مدل‌های یادگیری ماشین کلاسیک معمولاً برای پیش‌بینی ریزش مشتری استفاده می‌شوند، به‌عنوان مثال، رگرسیون لجستیک، درخت‌های تصمیم، جنگل تصادفی و غیره. به عنوان نمونه شما می‌توانید از جنگل تصادفی به عنوان مدل پایه استفاده کنید، سپس «عملکرد مدل‌های پیچیده تر مانند

XGBoost، LightGBM یا «CatBoost» را ارزیابی کنید. دانشمندان داده معمولاً از عملکرد یک مدل پایه به عنوان معیاری برای مقایسه دقت پیش‌بینی الگوریتم‌های پیچیده‌تر استفاده می‌کنند. **رگرسیون لجستیک** الگوریتمی است که برای مسائل طبقه‌بندی باینری استفاده می‌شود. احتمال وقوع یک رویداد را با اندازه‌گیری رابطه بین یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل (ویژگی) پیش‌بینی می‌کند. به طور خاص، رگرسیون لجستیک احتمال یک نمونه (نقطه داده) متعلق به دسته پیش‌فرض را پیش‌بینی می‌کند.

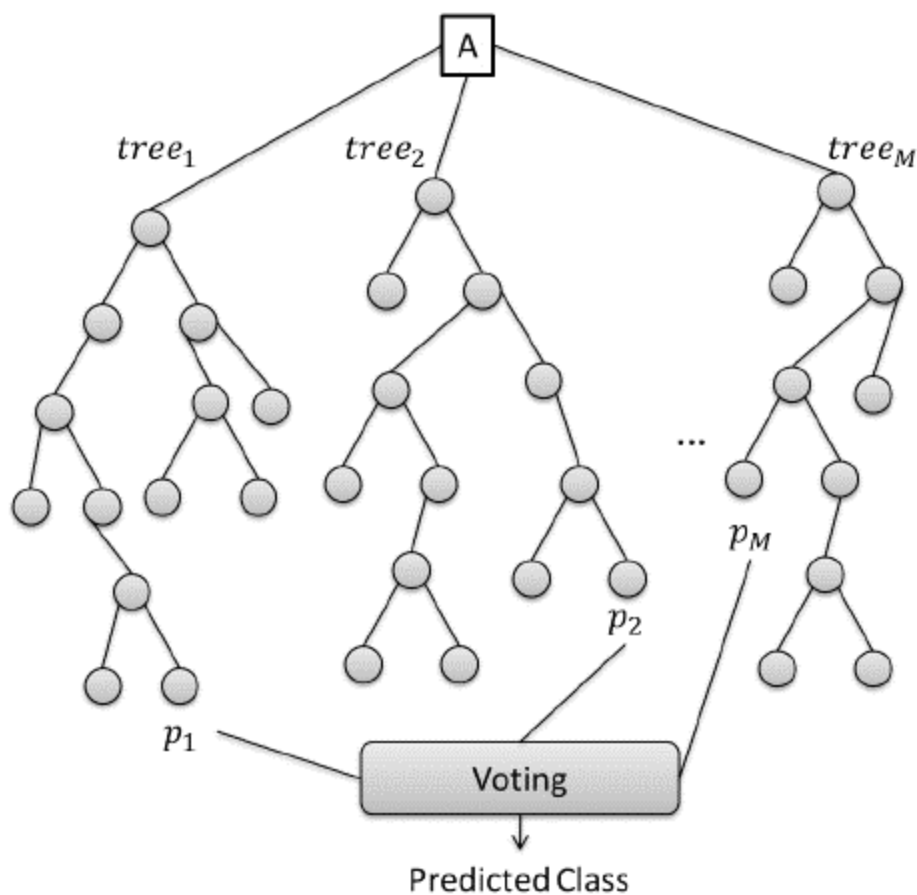
درخت تصمیم نوعی الگوریتم یادگیری نظارت شده است (با یک متغیر هدف از پیش تعریف شده). در حالی که بیشتر در کارهای طبقه‌بندی استفاده می‌شود، می‌تواند داده‌های عددی را نیز مدیریت کند. این الگوریتم یک نمونه داده را به دو یا چند مجموعه همگن براساس مهم‌ترین متمایزکننده در متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی تقسیم می‌کند. با هر تقسیم، بخشی از یک درخت در حال تولید است. در نتیجه، یک درخت با گره‌های تصمیم و گره‌های برگ (که تصمیم‌گیری یا طبقه‌بندی هستند) ایجاد می‌شود. یک درخت از یک گره ریشه شروع می‌شود.



ساختار پایه یک درخت تصمیم

نتایج پیش بینی درختان تصمیم را می‌توان به راحتی تفسیر و تجسم کرد. حتی افراد بدون پیشینه تحلیلی یا علم داده می‌توانند بفهمند که یک خروجی مشخص چگونه ظاهر می‌شود. در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، درخت‌های تصمیم به آماده‌سازی داده‌های کمتری نیاز دارند که این نیز یک مزیت است. با این حال، اگر تغییرات کوچکی در داده‌ها ایجاد شود، ممکن است ناپایدار باشند. به عبارت دیگر، تغییرات در داده‌ها ممکن است منجر به تولید درختان کاملاً متفاوت شود. برای پرداختن به این موضوع، دانشمندان داده از درخت‌های تصمیم در یک گروه (انجمن AKA استفاده می‌کنند که در ادامه در مورد آن صحبت خواهیم کرد).

جنگل تصادفی نوعی روش یادگیری گروهی است که از درخت‌های تصمیم‌گیری متعددی برای دستیابی به دقت پیش بینی بالاتر و پایداری مدل استفاده می‌کند. این روش با هر دو عمل رگرسیون و طبقه بندی سروکار دارد. هر درخت یک نمونه داده (یا به کلاس خود رای می‌دهد) را براساس ویژگی‌ها طبقه بندی می‌کند و جنگل طبقه بندی را انتخاب می‌کند که بیشترین رای را دریافت کرده باشد. در مورد وظایف رگرسیون، میانگین تصمیم‌گیری درختان مختلف گرفته می‌شود.



استقرار و نظارت

و اکنون، مرحله نهایی گردش کار پروژه پیش‌بینی ریزش است. مدل/مدل‌های انتخاب شده باید در مرحله تولید قرار گیرد. یک مدل ممکن است در نرم افزار موجود گنجانده شود یا به هسته یک برنامه جدید تبدیل شود. با این حال، سناریوی استقرار و فراموش کردن کار نخواهد کرد: دانشمندان داده باید سطوح دقت مدل را پیگیری کنند و در صورت نیاز آن را بهبود بخشند. پیش‌بینی ریزش مشتری با یادگیری ماشین و هوش مصنوعی یک فرآیند تکراری است که هرگز پایان نمی‌یابد.

نتیجه گیری

نرخ ریزش یک شاخص سلامت برای شرکت‌های مبتنی بر اشتراک است. توانایی شناسایی مشتریانی که از راه‌حل‌های ارائه‌شده راضی نیستند، به کسب‌وکارها این امکان را می‌دهد تا درباره نقاط ضعف محصول یا طرح قیمت‌گذاری، مسائل مربوط به عملیات، و همچنین ترجیحات و انتظارات مشتری برای کاهش فعالانه دلایل ریزش اطلاعات کسب کنند.

برای داشتن تصویری کامل از تاریخچه تعامل با مشتری، تعریف منابع داده و دوره مشاهده بسیار مهم است. انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌ها برای یک مدل بر عملکرد پیش‌بینی آن تأثیر می‌گذارد: هرچه مجموعه داده کیفی‌تر باشد، پیش‌بینی‌های دقیق‌تر است.

شرکت‌هایی با پایگاه مشتری بزرگ و پیشنهادات متعدد از تقسیم بندی مشتری سود می‌برند. دانشمندان داده همچنین نیاز به نظارت بر مدل‌های مستقر شده، و بازنگری و تطبیق ویژگی‌ها برای حفظ سطح مورد نظر از دقت پیش‌بینی دارند.