



هفتمین کنفرانس بین‌المللی

«بازی‌های رایانه‌ای؛ فرصت‌ها و چالش‌ها»

۵ و ۶ اسفند ۱۴۰۰ - دانشگاه اصفهان

مروری بر روش‌های پیش‌بینی ریزش بازیکنان در بازی‌های رایانه‌ای

فاطمه وطنی^۱، مرتضی دُرّی گیو^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه سمنان

f.vatani@semnan.ac.ir

۲- استادیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سمنان

dorrigiv@semnan.ac.ir

چکیده

یکی از عواملی که امروزه سبب موفق شدن یک بازی می‌شود، علاوه بر سرگرم‌کننده بودن بازی، مدیریت صحیح کاربران است. جلوگیری از رویگردانی کاربر با صرفه‌تر از جذب کاربر جدید است. کسب و کارها با پیش‌بینی تعداد کاربران رویگردان در یک بازه زمانی می‌توانند راهبردهای لازم را جهت حفظ مشتری به کار برند. توسعه‌دهندگان بازی اطلاعات زیادی در مورد بازیکنان خود در اختیار دارند. با توجه به اهمیت کمینه‌سازی نرخ ریزش آن‌ها می‌توانند از مدل‌های پیش‌بینی رفتار بازیکنان که دقت و عملکرد بالایی دارند، استفاده کنند. در این مقاله دسته‌بندی جامعی از مطالعات ارائه شده در حوزه ریزش بازیکنان انجام می‌شود. اغلب مطالعات انجام شده به مسأله ریزش از جنبه طبقه‌بندی و رگرسیون می‌نگرند و یا به ارائه ویژگی جهت بهبود کیفیت پیش‌بینی می‌پردازند. بررسی‌ها نشان می‌دهد که هدف اصلی پژوهش‌های بخش طبقه‌بندی، پیش‌بینی این مسأله است که آیا بازیکنان ریزش می‌کنند. همچنین پژوهش‌هایی که در بخش رگرسیون مدل پیش‌بینی ارائه می‌دهند به دنبال حل این مسأله هستند که بازیکنان چه زمانی رویگردان می‌شوند.

کلمات کلیدی: ریزش مشتریان، تجزیه و تحلیل بازی، تجزیه و تحلیل بقا، داده‌کاوی بازی

۱- مقدمه

مفهوم ریزش^۱ به اندازه روابط مشتری و خدمات قدمت دارد. ریزش هنگامی اتفاق می‌افتد که کاربر استفاده از سرویس را متوقف کند، یعنی وقتی رابطه بین مشتری و ارائه دهنده خدمات پایان می‌یابد. این اصطلاح بصورت گسترده در صنایع مختلف از جمله بانکداری، خرده‌فروشی، ارتباطات از راه دور و بازی استفاده می‌شود. ریزش همچنین یکی از مهمترین معیارها برای ارزیابی یک تجارت است؛ زیرا ارتباط مستقیمی با وفاداری کاربر دارد. ماندگاری بالا (به عنوان مثال پایین بودن نرخ ریزش) نشان‌دهنده یک تجارت سالم است. افزایش ماندگاری کاربر معمولاً به درآمد بالاتری تبدیل می‌شود. در صورت وجود رابطه قراردادی با مشتری، تعریف ریزش بدون ابهام است. در این کسب و کارها ریزش زمانی اتفاق می‌افتد که مشتری قرارداد یا اشتراک خود را در سرویس لغو کند. زمانی که قراردادی وجود ندارد، ارزیابی اینکه آیا کاربر واقعاً رویگردان شده است یا خیر دشوارتر است [۱]. زمان بقا به مدت زمانی اطلاق می‌شود بین تاریخ آخرین فعالیت کاربر که در داده‌ها مشاهده شده

¹ Churn

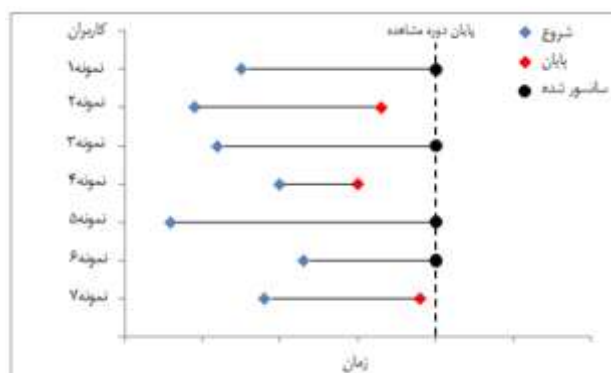


هفتمین کنفرانس بین‌المللی

«بازی‌های رایانه‌ای؛ فرصت‌ها و چالش‌ها»

۵ و ۶ اسفند ۱۴۰۰ - دانشگاه اصفهان

است و تاریخ پیش‌بینی شده فعالیت اخیر او که هنوز ثبت نشده است. درحالی‌که پیش‌بینی ریزش به خودی خود بسیار ارزشمند است، پیش‌بینی نقطه خاص ریزش موجب افزایش ارزش مدل می‌شود. در مسأله تجزیه و تحلیل بقا با کاربرانی مواجه هستیم که اطلاعات کامل بعضی از آن‌ها ثبت نشده است. این محدودیت سانسور نام دارد. ممکن است محاسبه زمان دقیق بقا در مسأله تجزیه و تحلیل بقا به دلیل سانسور امکان‌پذیر نباشد. رایج‌ترین نوع سانسور، سانسور راست است. همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است زمان بقا حداقل به اندازه دوره مشاهده است. مشاهده در مبدأ زمان تعریف شده آغاز می‌شود و قبل از ریزش برخی کاربران پایان می‌یابد [۲].



شکل ۱- سانسور راست داده (بازتولید شده از [۲])

نرخ ریزش مشتری در تجارت مبتنی بر مشتری یکی از مسائل مهم است. نرخ بالای ریزش مشتریان به طور قابل توجهی می‌تواند باعث کاهش درآمد شود. بسیاری از شرکت‌ها انواع تبلیغات را برای به حداقل رساندن ریزش مشتریان ارائه کرده‌اند؛ زیرا معمولاً هزینه جذب مشتری جدید بیشتر از حفظ مشتری فعلی است. اگر بتوان مشتریانی را که احتمالاً رویگردان خواهند شد را شناسایی نمود، به راحتی می‌توان هدف تبلیغ را شناسایی کرد [۳]. اهمیت پیش‌بینی ریزش در حال افزایش است؛ زیرا می‌تواند بر تغییر سود واقعی، تعداد مشتریان و کارایی تبلیغات تأثیر بگذارد. پیش‌بینی ریزش مشتری یکی از مسائلی است که امروزه بیشتر مشاغل را نگران می‌کند. مشتریان فعلی از جنبه‌های دیگر از جمله تبلیغات دهان به دهان و هزینه کمتر خدمات نیز ارزشمند هستند. آن‌ها نسبت به قیمت حساسیت کمتری دارند و مدت زمان بیشتری را صرف می‌کنند [۴]. امروزه بازی‌های موبایلی با درآمدهای میلیارد دلاری به عنوان بازار پررونق پدیدار شده‌اند. انواع سیستم عامل‌ها و سرویس‌های بازی موبایل در سراسر جهان توسعه یافته‌اند. یکی از چالش‌های مهم برای این سیستم‌ها و خدمات، درک رفتار کاربر در بازی است. پیش‌بینی دقیق ریزش به نفع بسیاری از ذی‌نفعان مانند توسعه‌دهندگان بازی، تبلیغ‌کنندگان و اپراتورهای سیستم خواهد بود [۵].

انجام بازی‌های رایانه‌ای از اولویت‌های زندگی نیست. به همین دلیل پیش‌بینی ریزش برای شرکت‌های بازی که بر نرخ ریزش مشتری تکیه دارند، اهمیت دارد. برخلاف سایر صنایع مبتنی بر مشتری، شروع به تجربه و بستن بازی‌ها آسان است. به عنوان یک اکوسیستم بازی، بازیکن می‌تواند به راحتی از یک بازی به بازی دیگر انتقال یابد. از این رو داشتن توانایی پیش‌بینی دقیق ریزش کاربر ضروری است؛ زیرا نتیجه پیش‌بینی به کسب و کار کمک می‌کند تا درک بهتری از درآمد مورد انتظار داشته باشد. تمرکز شرکت‌های بازی بر روی حفظ بسیاری از بازیکنان وفادار است. این دسته از بازیکنان ثبات درآمد بیشتری را نوید می‌دهند. ۱٪ از حساب‌های کاربری برتر بازی‌ها ۲۰٪ از درآمد کل را ایجاد می‌کنند و ۱۰٪ از



هفتمین کنفرانس بین‌المللی

«بازی‌های رایانه‌ای؛ فرصت‌ها و چالش‌ها»

۵ و ۶ اسفند ۱۴۰۰ - دانشگاه اصفهان

حساب‌های کاربری برتر بازی‌ها ۵۰٪ از درآمد کل را تولید می‌کنند [۳]. کاربرانی که برای اشتراک و اقام بازی هزینه پرداخت می‌کنند برای توسعه‌دهندگان سودآور هستند. بنابراین بهتر است نرخ ریزش این دسته از کاربران پایین نگه داشته شود. علاوه بر این، نتیجه پیش‌بینی ریزش احتمال نرخ ریزش یک کاربر خاص را نشان می‌دهد. در صورتی که انتظار رویگردانی کاربر وجود داشته‌باشد، ممکن است شرکت‌های بازی هزینه اشتراک و اقام بازی را با تخفیف به کاربر ارائه دهند. شرکت‌های بازی‌سازی نسبت به مشکل ریزش کاربر حساس‌تر هستند. بنابراین حفظ کاربران موجود برای مدیریت شرکت‌ها اهمیت بیشتری دارد [۳].

تعامل بازیکنان با یک بازی با توجه به محتوایی که در دسترس آن‌ها است در طول زمان تغییر می‌کند. برای جذب بازیکنان جدید و ایجاد انگیزه در افراد فعال، تولیدکنندگان بازی محتوای جدید بازی را از طریق بازی‌های جدید یا ارتقاء بازی‌ها ارائه می‌دهند. تکنیک‌های هوش مصنوعی را می‌توان در محتوای بازی جدید اعمال کرد و بر تجربه بازی بازیکن تأثیر گذاشت. تجزیه و تحلیل داده‌های تولید شده بازیکنان هنگام بازی، یک سرنخ برای شناسایی میزان انگیزه در بازی است. این انگیزه را می‌توان با «نحوه بازی یک بازیکن» نشان داد. معمولاً برای اندازه‌گیری آن از تکنیک‌های داده‌کاوی استفاده می‌شود. بسته به میزان جزئیات فعالیت‌های بازیکنان (اقدامات درون بازی) داده‌ها می‌تواند جزئیات متفاوتی داشته باشد [۶]. شرکت‌های بازی‌سازی مقدار زیادی داده مرتبط با بازیکن براساس اقدامات، پیشرفت و خریدهای خود تولید می‌کنند. می‌توان الگوهای کاربران را از طریق چنین داده‌هایی مدل‌سازی کرد و به اطلاعات مفیدی از جمله پویایی درون بازی، احتمال ریزش کاربر، طول عمر و خوشه‌های کاربر دست پیدا کرد [۲].

در این مقاله، دسته‌بندی جامعی از مقالات مرتبط با ریزش مشتریان در بازی‌های رایانه‌ای ارائه شده است. ساختار مقاله به این شرح است: تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق که جهت پیش‌بینی ریزش کاربران استفاده شده است؛ مانند جنگل تصادفی، رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی، شبکه عصبی پیش‌خور در بخش دوم بررسی می‌گردد. در بخش سوم پژوهش‌هایی که به منظور افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی ویژگی‌های جدید ارائه کرده‌اند؛ بیان می‌شوند. محققان ویژگی‌های پیشنهادی را با مدل‌های مختلف پیش‌بینی ریزش یادگیری ماشین و یادگیری عمیق ازجمله روش درخت تصمیم C4.5، RepTREE حافظه‌ی کوتاه‌مدت طولانی، رگرسیون لجستیک، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی ارزیابی می‌کنند. مقالاتی که با روش‌های درخت استنتاج مشروط، رگرسیون کاکس استاندارد، رگرسیون لجستیک و غیره به تجزیه و تحلیل بقا پرداختند؛ در بخش چهارم ارائه شده‌اند. در بخش پنجم دسته دیگر از پژوهش‌ها که هر دو جنبه تجزیه و تحلیل بقا و ریزش را در مدل پیشنهادی خود در نظر داشتند، شرح داده می‌شوند. در هر بخش مجموعه‌داده‌های شرکت‌ها و یا بازی‌هایی که در اختیار نویسندگان قرار گرفته‌است؛ معرفی شده‌اند. نتیجه‌گیری این مقاله در بخش ششم آورده شده است.

۲- مدل‌های پیش‌بینی ریزش مشتریان

در این بخش مدل‌هایی که جهت پیش‌بینی ریزش مشتریان در بازی‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند در دو دسته تکنیک‌های یادگیری ماشین و مدل‌های یادگیری عمیق مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۲-۱- تکنیک‌های یادگیری ماشین

روتمایر و همکاران [۶] با استفاده از چهار رویکرد برچسب زنی، براساس تعاریف متداول ریزش در ادبیات که از تجزیه و تحلیل بازی به دست آورده بودند، تشخیص ریزش را انجام دادند. هشت الگوریتم یادگیری ماشین درخت تصمیم، جنگل



تصادفی، درخت تقویت گرادیان، ماشین بردار پشتیبان، دسته‌بندی‌کننده بیز ساده، رگرسیون لجستیک، k نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی برای طبقه‌بندی اعمال شد. لی و همکاران [۲] مدل‌هایی که در مسابقه داده کاوی بازی جهت پیش‌بینی ریزش و بقا بکار رفته بود، بررسی کردند. در بخش پیش‌بینی ریزش شرکت‌کنندگان از تکنیک‌های یادگیری ماشین درختان بسیار تصادفی، رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان LightGBM، مدل خطی تعمیم یافته، تقویت گرادیان و درخت تصمیم استفاده کرده بودند. جدول ۱ روش‌های یادگیری مورد استفاده در مطالعات را در کنار نام شرکت یا بازی‌هایی که مجموعه داده‌های خود را در اختیار نویسندگان قرار دادند ذکر شده است.

جدول ۱- پژوهش‌های موجود در زمینه ارائه مدل پیش‌بینی ریزش به کمک روش‌های یادگیری ماشین و مجموعه داده‌گان مورد استفاده آنها

مقاله	روش	مجموعه داده‌گان	
		شرکت	بازی
[۶]	یادگیری ماشین درخت تصمیم، جنگل تصادفی، درخت تقویت گرادیان، ماشین بردار پشتیبان، دسته‌بندی‌کننده بیز ساده، رگرسیون لجستیک، k نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی	Blue Byte	The Settlers Online
[۲]	یادگیری ماشین درختان بسیار تصادفی، رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان LightGBM، مدل خطی تعمیم یافته، تقویت گرادیان و درخت تصمیم	NCSOFT	Blade & Soul

۲-۲- مدل یادگیری عمیق

لیو و همکاران [۵] از شبکه عصبی عمیق برای پیش‌بینی ریزش استفاده کردند. برای پیش‌بینی سطح خرد یک مدل تعبیه‌سازی نیمه نظارت شده و استقرایی جدید پیشنهاد دادند که به طور مشترک تابع پیش‌بینی رابطه کاربر - برنامه و جاسازی را یاد می‌گیرد. این دو تابع توسط شبکه‌های عصبی عمیق و با تکنیک تعبیه‌سازی یال منحصر به فرد که می‌تواند اطلاعات متنی و پویایی روابط را به دست آورد، مدل‌سازی می‌شوند. ژنگ و همکاران [۷] شبکه عصبی پیشخور تماماً متصل را برای پیش‌بینی ریزش بکار بردند. آنها یک شبکه عصبی انتها به انتها پیشنهاد کرده بودند و رفتارهای ورود به سیستم را در کنار رفتارهای درون بازی کاربر در نظر گرفته تا الگوهای رفتاری کاربر را مدل‌سازی کنند. گلیمچی و همکاران [۸] با استفاده از مدل‌های جاسازی کلمه و الگوریتم‌های یادگیری عمیق یک مدل پیش‌بینی ریزش مبتنی بر تحلیل احساسات را در بازی‌های موبایل معرفی کردند. برای این منظور از الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی و مدل‌های جاسازی کلمه برای نمایش متن استفاده شده بود. الگوریتم‌های یادگیری عمیق استفاده شده شامل شبکه‌های عصبی کانولوشن، شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های حافظه کوتاه مدت بود. مدل‌های جاسازی کلمه GloVe، Word2Vec و FastText برای نمایش متن استفاده می‌شدند. در مقاله لی و همکاران [۲] مدل‌هایی که در مسابقه داده کاوی بازی جهت پیش‌بینی ریزش و بقا بکار رفته بود بررسی شد. مدل‌های یادگیری عمیقی که در بخش پیش‌بینی ریزش استفاده شده بود عبارتند از: ترکیبی از حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه عصبی عمیق، شبکه عصبی پیشخور و شبکه عصبی عمیق. در جدول ۲ تمامی مدل‌های پیش‌بینی ریزش که روش خود را به کمک مدل یادگیری عمیق توسعه داده‌اند به همراه شرکت‌ها و یا بازی‌هایی که مجموعه داده‌گان خود را در اختیار نویسندگان قرار داده بودند، ذکر شده‌اند.



جدول ۲- تحقیقات موجود در زمینه ارائه مدل پیش‌بینی ریزش به کمک مدل یادگیری عمیق و مجموعه‌داده‌گان مورد استفاده آنها

مقاله	روش	مجموعه‌داده‌گان	
		شرکت	بازی
[۲]	ترکیبی از حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه عصبی عمیق، شبکه عصبی پیش‌خور و شبکه عصبی عمیق	NCSOFT	Blade & Soul
[۵]	شبکه عصبی عمیق	Samsung Game Launcher platform	-
[۷]	شبکه عصبی پیش‌خور تماما متصل	NetEase	-
[۸]	شبکه‌های عصبی کانولوشن، شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت	-	Hitman, Soccer Manager, Grand Theft Auto: San Andreas, City Driving 3D

۳- مدل‌های پیش‌بینی با استفاده از ویژگی‌های جدید

مارتینز کومر و همکاران [۹] یک رویکرد یادگیری ماشین مبتنی بر تعهد برای مقابله با دو موقعیت خطرناک در طول چرخه استفاده از بازی ارائه کردند: پیش‌بینی ریزش و طول عمر باقیمانده بازیکنان. آن‌ها مفهوم تعهد^۱ را برای اختصاص مشارکت یک بازیکن به یک بازی بر اساس داده‌ها پیشنهاد کردند. اقدامات مربوط به تعهد را محاسبه کرده، و برای هر یک درجه تمایل ایجاد کردند. هدف معرفی ویژگی‌های جدید، ارائه سرنخی در مورد رفتار آینده بر اساس تغییرات مشاهده شده است. ایده این است که تمام فعالیت‌های مربوط به مشارکت بازیکنان اندازه‌گیری شده و سپس جهت شناسایی رفتارهای تمایل کاربر ویژگی‌های جدیدی بر اساس آن‌ها ایجاد شود. کریستنسن و همکاران [۱۰] به بررسی چگونگی بهبود وضعیت پیش‌بینی ریزش با ترکیب داده‌های ترتیبی و تجمعی با استفاده از معماری‌های مختلف شبکه عصبی پرداختند. انتخاب ویژگی براساس ویژگی‌های بکار رفته در مطالعات گذشته بوده است. آن‌ها از مدل جنگل تصادفی برای استخراج اهمیت ویژگی استفاده کردند. پریسیک و همکاران [۱۱] بر ساخت یک مدل پیش‌بینی ریزش در چارچوب توسعه یافته زمان خرید، تعداد دفعات خرید و ارزش پولی خرید (RFM^۲) با استفاده از تحلیل رگرسیون لجستیک برای بازار بازی‌های موبایل تمرکز داشتند. معیارهای آماری قوی و تحلیل چیرگی به منظور ارزیابی اهمیت ویژگی استفاده شد. صرف‌نظر از طول عمر کاربران از ویژگی‌های ایجادشده برای توسعه یک مدل لجستیک برای پیش‌بینی ریزش و طبقه‌بندی رویگردان‌های احتمالی در جمعیتی از کاربران استفاده شده است. آن‌ها در ادامه کار خود در مطالعه [۴] ویژگی‌های مربوط به طول عمر کاربر، شدت و پاداش (LIR^۳) را با ویژگی‌های معرفی شده در مطالعه قبلی خود ترکیب کردند و یک چارچوب ویژگی (RFM-LIR) برای پیش‌بینی ریزش در زمینه بازی‌های موبایلی پیشنهاد کردند. اثر بخشی ویژگی پیشنهادی با مطالعه تفاوت‌های رفتاری اساسی بین کاربران رویگردان و غیر رویگردان در تعاریف مختلف و با استفاده از روش‌های اکتشافی قوی و توسعه مدل‌های پیش‌بینی ریزش تک متغیره و چند متغیره بررسی شد. یانگ و همکاران [۱۲] توسعه ویژگی‌های عمومی را برای پیش‌بینی ریزش برای بازیکنان بلندمدت در نظر گرفتند. به طور خاص، آن‌ها از مجموعه داده‌های دو بازی آنلاین رایگان، نظم زمان

^۱ Commitment approach

^۲ Recency, Frequency, and Monetary

^۳ Lifetime, Intensity, and Rewards



گذرانده شده^۱ بازیکنان در بازی را استخراج کردند. آن‌ها از اطلاعات مربوط به نظم زمان گذرانده شده بازیکنان در بازی در قالب ویژگی‌های عمومی برای پیش‌بینی ریزش استفاده کردند. آن‌ها در کار بعدی خود [۱۳] توسعه ویژگی‌های عمومی جدید را براساس زمان بازی بازیکنان جهت پیش‌بینی ریزش برای بازیکنان بلندمدت در نظر گرفتند. بدین منظور، ابتدا نظم زمان بازی را با استفاده از مفهوم آنتروپی و آنتروپی متقاطع از نظریه اطلاعات اندازه‌گیری کردند. سپس از اطلاعات نظم زمان بازی بازیکنان در قالب ویژگی‌های عمومی برای پیش‌بینی ریزش استفاده کردند. شرکت‌های بازی‌سازی و یا بازی‌هایی که جهت ارزیابی مدل ارائه‌شده در اختیار محققان قرار گرفته است به همراه شرح مختصری از ویژگی ارائه شده در پژوهش‌های مرتبط در جدول ۳ ذکر شده است.

جدول ۳- پژوهش‌های موجود در زمینه ارائه ویژگی جهت پیش‌بینی ریزش و مجموعه‌دادگان مورد استفاده آن‌ها

مقاله	ویژگی ارائه شده	مجموعه‌دادگان	
		شرکت	بازی
[۹]	مفهوم تعهد	NCSoft	-
[۱۰]	ترکیب داده‌های ترتیبی و تجمعی	Tactile Games	Cookie Cats Pop
[۱۱]	زمان خرید، تعداد دفعات خرید و ارزش پولی خرید	Nanobit	-
[۴]	طول عمر کاربر، شدت، پاداش، زمان خرید، تعداد دفعات خرید و ارزش پولی خرید	Nanobit	-
[۱۲]	نظم زمان گذرانده شده بازیکنان در بازی	Yoozoo Games	Thirty-six Stratagems, Thirty-six Stratagems
[۱۳]	نظم زمان بازی	Yoozoo Games	Thirty-six Stratagems, Thirty-six Stratagems Mobile, Game of Thrones Winter is Coming, Womanland in Journey to the West, League of Angels II, Era of Angels

۴- مدل‌های پیش‌بینی بقا^۲

در مطالعه لی و همکاران [۲] مدل‌هایی که گروه‌های شرکت‌کننده در مسابقه داده کاوی بازی در بخش تجزیه و تحلیل بقا مورد استفاده قرار داده بودند شامل درخت استنتاج مشروط، تقویت گرادیان، رگرسیون لجستیک، درخت کلاسه‌بندجمعی و مدل خطی تعمیم یافته می‌شد. دمدیوک و همکاران [۱۴] یک راه‌حل برای مسئله تجزیه و تحلیل بقا، با استفاده از رگرسیون کاکس با اثرات مختلط، برای پیش‌بینی ریزش بازیکن ارائه کردند. آن‌ها ابتدا از تخمین گرکاپلان مایر برای مدل‌سازی تابع بقا در سطح جمعیت استفاده کردند. سپس، تأثیر متغیرهای رفتاری را با استفاده از مدل رگرسیون کاکس استاندارد و مدل رگرسیون اثرات مختلط مورد مطالعه قرار دادند. مدل‌های پیش‌بینی بقا به همراه مجموعه‌دادگان مورد استفاده در جدول ۴ نمایش داده شده است.

^۱Time spending regularity

^۲Survival analysis



هفتمین کنفرانس بین‌المللی

«بازی‌های رایانه‌ای؛ فرصت‌ها و چالش‌ها»

۵ و ۶ اسفند ۱۴۰۰ – دانشگاه اصفهان

جدول ۴- پژوهش‌های موجود در زمینه مدل‌های پیش‌بینی بقا و مجموعه‌دادگان مورد استفاده آنها

مقاله	روش	مجموعه‌دادگان	
		شرکت	بازی
[۲]	درخت استنتاج مشروط، تقویت گرادیان، رگرسیون لجستیک، درخت کلاسه‌بندجمعی و مدل خطی تعمیم یافته	NCSOFT	Blade & Soul
[۱۴]	تخمین گر کاپلان مایر، مدل رگرسیون کاکس استاندارد و مدل رگرسیون اثرات مختلط	Riot Games	League of Legends

۵- مدل‌های پیش‌بینی همزمان ریزش و بقا

بونومتی و همکاران [۱۵] با استفاده از حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه عصبی مدلی تعامل کاربر ارائه داده‌اند که با مدل‌سازی تعاملات اولیه کاربر- بازی تخمین مشترکی از زمان بقا و احتمال ریزش ارائه می‌دهد. جانگ و همکاران [۱۶] با معرفی بردار ریزش روشی برای در نظر گرفتن دوره استفاده مجزا هر کاربر در پیش‌بینی ریزش طراحی کردند. آن‌ها بر پیش‌بینی ریزش و زمان ریزش کاربر (بقا) تأکید کردند و از روش‌های لاسو، تقویت گرادیان، جنگل تصادفی، درخت تصمیم، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای رگرسیون و طبقه‌بندی استفاده کردند. این پژوهشگران در ادامه کار خود [۱۷] از روش‌های لاسو، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان، پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی پیچشی، شبکه عصبی بازگشتی، حافظه کوتاه مدت طولانی و شبکه توجه برای رگرسیون و طبقه‌بندی استفاده کردند. اطلاعات مربوط به مجموعه‌داده‌ها به همراه روش‌های پیشنهادی را می‌توان در جدول ۵ مشاهده کرد.

جدول ۵- پژوهش‌های موجود در زمینه مدل‌های پیش‌بینی همزمان ریزش و بقا و مجموعه‌دادگان مورد استفاده آنها

مقاله	روش	مجموعه‌دادگان	
		شرکت	بازی
[۱۵]	حافظه طولانی کوتاه مدت و شبکه عصبی	Square Enix Limited	Hitman Go, Hitman Sniper, Just Cause, Just Cause, Life is Strange, and Life is Strange: Before the Storm
[۱۶]	لاسو، تقویت گرادیان، جنگل تصادفی، درخت تصمیم، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان	-	MAZE X BRAVE
[۱۷]	لاسو، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان، پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی پیچشی، شبکه عصبی بازگشتی، حافظه کوتاه مدت طولانی و شبکه توجه	-	MAZE X BRAVE

۶- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی ریزش از مسائل حیاتی تحقیقاتی و تجاری است. هر روزه به محبوبیت رویکردهایی که هدف آن‌ها شناسایی و پیش‌بینی تعامل بازیکنان است، افزوده می‌شود. پیش‌بینی ریزش بازیکنان و حفظ مشتریان از روش‌های سنجش میزان



موفقیت بازی است. میزان حفظ کاربر در بازی تأثیر قابل توجهی بر درآمد کسب و کار دارد. جذب کاربران جدید از طریق بازاریابی و کمپین‌های تبلیغاتی معمولاً هزینه بیشتری نسبت به حفظ بازیکنان فعلی دارد. حفظ مشتریان به ویژه در صنعت بازی بسیار مهم است. کاربران تمایل به آزمودن بازی‌های جدید دارند آن‌ها می‌توانند بسیاری از بازی‌های دیگر را به عنوان گزینه جایگزین انتخاب کنند. همچنین توجه کاربران به آسانی به برنامه و یا بازی دیگر جلب می‌شود. در نهایت حفظ کاربر در صنعت بازی اهمیت مضاعفی دارد. با توجه به طول عمر کوتاه، خروج آسان و هزینه‌های تبلیغاتی بالا، روش‌های مختلف پیش‌بینی ریزش مورد مطالعه قرار گرفته است.

در این پژوهش، مطالعات انجام شده در زمینه ریزش بازیکنان بررسی و دسته‌بندی شد. هدف مطالعات ارائه شده ایجاد یک پیش‌بینی‌کننده دقیق با استفاده از داده‌های بازی‌های تجاری بوده است. اولین دسته روی مشکل طبقه‌بندی برای پیش‌بینی ریزش یا عدم ریزش به عنوان یک تصمیم باینری تمرکز داشتند. دسته دوم شامل حل مسأله رگرسیون برای پیش‌بینی مدت زمانی بود که بازیکن در آینده در بازی باقی می‌ماند. روش‌هایی مانند تجزیه و تحلیل بقا سعی در تخمین زمان وقوع رویداد بعدی مورد علاقه، به عنوان مثال بازگشت مشتری یا لغو اشتراک دارند. از منظر عملی کار دوم برای صنعت بازی مطلوب‌تر است. با این حال پیش‌بینی دقیق این امر دشوارتر است. تلاش‌های اخیر در مورد پیش‌بینی ریزش در صنعت بازی، از روش‌ها و مدل‌های مختلفی استفاده کرده است. همچنین ویژگی‌های متنوعی نیز پیشنهاد شده‌اند. هدف این دسته از مقالات تولید مدل‌هایی است که برای بازی‌های مختلفی که هر کدام دارای ویژگی‌های متفاوت هستند؛ پیش‌بینی ریزش ارائه دهند.

توسعه‌دهندگان بازی به کمک تجزیه و تحلیل ریزش در بازی‌ها قادر خواهند بود که بازیکنان رویگردان احتمالی را شناسایی کرده و با بکارگیری مشوق‌ها و استراتژی‌های مناسب بازاریابی تعامل کاربر و بازی را حفظ کنند. به عنوان مثال می‌توان به ارسال اعلان‌های فشاری و ایجاد اقلام رایگان در بازی به کاربران رویگردان احتمالی اشاره کرد. روش‌های پیشنهادی به آن‌ها اجازه می‌دهد تا رفتار، تراکنش‌ها، الگوهای استفاده کاربران و اطلاعات جمعیت‌شناسی را از مدل‌ها به دست بیاورند. اهمیت شناسایی و پیش‌بینی رفتار کاربران را در طراحی بروزرسانی بازی و رویدادهای درون بازی نیز می‌توان مشاهده نمود. پیش‌بینی ریزش در تعیین زمان مناسب توصیه برنامه بازی به سیستم‌ها کمک می‌کند. همانطور که اشاره شد هزینه جذب کاربر جدید بسیار بیشتر از نگهداری کاربران فعلی است. در نتیجه پیش‌بینی موفقیت‌آمیز می‌تواند هزینه‌های توسعه‌دهندگان بازی را تا حد زیادی کاهش دهد.

به عنوان کار آینده تلاش می‌شود با رفع محدودیت‌های موجود مدل جدیدی برای پیش‌بینی ریزش و بقا کاربران در طیف گسترده‌ای از بازی‌ها ارائه شده و مقایسه‌ای بین نتایج کارهای موجود صورت گیرد.

مراجع

1. Guitart A, del Río AF, Periañez Á. Understanding player engagement and in-game purchasing behavior with ensemble learning [Internet]. arXiv [stat.ML]. 2019. Available from: <http://arxiv.org/abs/1907.03947>
2. Lee E, Jang Y, Yoon D-M, et al. Game data mining competition on churn prediction and survival analysis using commercial game log data. IEEE trans games [Internet]. 2019;11(3):215–26. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/tg.2018.2888863>
3. Jang K, Kim J, Yu B. On analyzing churn prediction in mobile games. In: 2021 6th International Conference on Machine Learning Technologies. New York, NY, USA: ACM; 2021.



هفتمین کنفرانس بین‌المللی

«بازی‌های رایانه‌ای؛ فرصت‌ها و چالش‌ها»

۵ و ۶ اسفند ۱۴۰۰ – دانشگاه اصفهان

4. Perisic A, Pahor M. RFM-LIR feature framework for churn prediction in the mobile games market. *IEEE trans games [Internet]*. 2021;1–1. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/tg.2021.3067114>
5. Liu X, Xie M, Wen X, et al. A semi-supervised and inductive embedding model for churn prediction of large-scale mobile games. In: *2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*. IEEE; 2018.
6. Rothmeier K, Pflanzl N, Hullmann JA, et al. Prediction of player churn and disengagement based on user activity data of a freemium online strategy game. *IEEE trans games [Internet]*. 2021;13(1):78–88. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/tg.2020.2992282>
7. Zheng A, Chen L, Xie F, et al. Keep you from leaving: Churn prediction in online games. In: *Database Systems for Advanced Applications*. Cham: Springer International Publishing; 2020. p. 263–79.
8. Kilimci ZH, Yoruk H, Akyokus S. Sentiment analysis based churn prediction in mobile games using word embedding models and deep learning algorithms. In: *2020 International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)*. IEEE; 2020.
9. Martins Kummer LB, Cesar Nievola J, Paraiso EC. Applying commitment to churn and remaining players lifetime prediction. In: *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*. IEEE; 2018.
10. Kristensen JT, Burelli P. Combining sequential and aggregated data for churn prediction in casual freemium games. In: *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*. IEEE; 2019.
11. Perisic A, Pahor M. Extended RFM logit model for churn prediction in the mobile gaming market. *Croat Oper Res Rev [Internet]*. 2020;11(2):249–61. Available from: <http://dx.doi.org/10.17535/crorr.2020.0020>.
12. Yang W, Huang T, Zeng J, et al. Mining player in-game time spending regularity for churn prediction in free online games. In: *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*. IEEE; 2019.
13. Yang W, Huang T, Zeng J, et al. Utilizing players' playtime records for churn prediction: Mining playtime regularity [Internet]. *arXiv [cs.HC]*. 2019. Available from: <http://arxiv.org/abs/1912.06972>
14. Demediuk S, Murrin A, Bulger D, et al. Player retention in league of legends: A study using survival analysis. In: *Proceedings of the Australasian Computer Science Week Multiconference on - ACSW '18*. New York, New York, USA: ACM Press; 2018.
15. Bonometti V, Ringer C, Hall M, et al. Modelling early user-game interactions for joint estimation of survival time and churn probability. In: *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*. IEEE; 2019.
16. Jang K, Kim J, Yu B. Vector-based churn prediction using neural networks in mobile games. In: *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. IEEE; 2019.