مدیریت بازرگانی
دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۶، شمارهٔ ۳
پاییز ۱۳۹۳
ص. ۴۴۰- ۴۱۷

مدل‌سازی ترکیبی Pareto/NBD و RFM موزون فازی به‌منظور بخش‌بندی مشتریان در روابط غیرقراردادی

امیر البدوی[۱]، اشرف نوروزی[۲]، محمدمهدی سپهری[۳]، محمدرضا امین ناصری[۴]

چکیده: درآمدسازی در شرکت‌ها از طریق ایجاد رابطه با مشتریان و حفظ این روابط در درازمدت صورت می‌پذیرد. از این رو توانایی پیش‌بینی مناسب روابط با مشتریان نکته‌ای اساسی در مدیریت رابطه با مشتریان است. بخش‌بندی روشی است که طی آن با تفکیک مشتریان به بخش‌های متجانس با رفتار خرید مشابه، تلاش می‌شود تا ارزش آتی رابطه با مشتریان پیش‌بینی شود. روش RFM یکی ازمتداول‌ترین روش‌های بخش‌بندی است که از تحلیل پایگاه دادهٔ تراکنشی برای رده‌بندی ارزش مشتریان استفاده می‌کند. پژوهش حاضر تلاش دارد تا از ترکیب مدل‌سازی Pareto/NBD ـ که به مدلی قدرتمند در پیش‌بینی رفتار مشتریان مشهور است ـ با روش معمول RFM، کیفیت بخش‌بندی مشتریان را ارتقا بخشد. در این پژوهش از روش Pareto/NBD برای تخمین سه مؤلفهٔ مقدار انتظار احتمال فعالیت آتی، تعداد تراکنش‌های آتی و متوسط ارزش پولی استفاده شده است. سپس نتایج بخش‌بندی مشتریان با استفاده از این مؤلفه‌ها با کاربرد روش مرسوم RFM مقایسه شده است. نتایج حاصل بیانگر بهبود کیفیت بخش‌بندی در رده‌بندی ارزش آتی مشتریان، به‌ویژه در رده‌های ارزشمند مشتری با کمک رویکرد پیشنهادی است.

واژه‌های کلیدی: *روابط غیرقراردادی، فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی، مدل RFM، مدل‌سازی Pareto/NBD.*

۱. استاد مهندسی صنایع، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۲. دانشجوی دکتری مهندسی صنایع، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۳. دانشیار مهندسی صنایع، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۴. دانشیار مهندسی صنایع، دانشکدهٔ فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۰۲/۱۴
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۳/۰۶/۰۲
نویسندهٔ مسئول مقاله: امیر البدوی
E-mail: albadvi@modares.ac.ir

مقدمه

مشتری ارزشمندترین سرمایهٔ ناملموس سازمانی است و همه‌ساله سرمایه‌گذاری‌های فراوانی در شرکت‌های مختلف برای مدیریت و ارتقای این سرمایهٔ سازمانی به‌کار گرفته می‌شود. با وجود این، امکان کمّی‌کردن سرمایه‌گذاریِ صورت‌پذیرفته و نیز، اولویت‌بندی و شناسایی رده‌های مختلف ارزش مشتری در پایگاه‌های دادهٔ بزرگ مشتریان، چالشی بزرگ به‌شمار می‌رود. شناسایی و پیش‌بینی رده‌های مختلف ارزش مشتری به تدوین برنامه‌های بازاریابی کمک می‌کند. هر یک از رده‌های ارزش، هدف برنامه‌های بازاریابی متفاوتی قرار می‌گیرند؛ به‌گونه‌ای که روابط با ارزشمندترین رده و تغییرات آن، کانون توجه مدیران بازاریابی قرار گرفته است و برای مشتریان با ارزش کمتر، سازمان توجه و منابع کمتری را صرف می‌کند. در ادبیات بازاریابی، ارزش رابطه با مشتری عموماً به‌کمک سنجهٔ ارزش دورهٔ زمانی عمر مشتری (CLV)[1] سنجیده می‌شود. این سنجه بیانگر ارزش فعلی جریان‌های نقدی آتی حاصل از رابطه با مشتری است (گوپتا و همکاران، ۲۰۰۶). با تعریفی که بیان شد، این سنجه بیانگر مفهومی آینده‌گرا است که قدرت پیش‌بینی ارزش آتی مشتری در تخمین آن اهمیت بسیار زیادی دارد. رویکردهای گوناگونی به‌منظور پیش‌بینی رده‌های مختلف ارزش مشتری و بخش‌بندی مشتریان بر این مبنا توسعه داده شده است. یکی از فراگیرترین و پرکاربردترین رویکردها در این زمینه، مدل RFM است که مشتریان را براساس مشخصه‌های رفتاری گذشتهٔ ایشان (سه مشخصه تازگی تراکنش[2]، توالی تراکنش‌ها[3] و ارزش پولی هر تراکنش[4]) بخش‌بندی می‌کند.

برای مدل اولیهٔ RFM معرفی‌شدهٔ هوگس (۱۹۹۴) توسعه‌های فراوانی وجود دارد که عموماً بر مبنای ترکیب این روش با روش‌های دیگر و شیوه‌های محاسبهٔ اوزان RFM استوار است. فرضیهٔ اصلی حاکم بر این مدل آن است که مشتری با رفتار گذشتهٔ سودآور، در آینده نیز سودآفرین‌تر از سایر مشتریان خواهد بود (کینینگهام، ۲۰۰۶)؛ این در حالیست که CLV اساساً مفهومی آینده‌نگر دارد و هرگونه پیش‌بینی از وضعیت روابط آتی به جای تعمیم صرف روابط فعلی به آینده، می‌تواند تخمین آن را بهبود بخشد. این امر به‌ویژه زمانی اهمیت بیشتری می‌یابد که روابط با مشتریان دچار نوسان می‌شود و احتمال می‌رود تغییرات بیشتری در طول زمان ایجاد شود. برای مثال طی روابط غیرقراردادی با مشتریان، زمان و منافع کسب‌شدنی در آینده از قبل شناخته‌شده نیست. در چنین وضعیتی تخمین اینکه مشتری در دوره‌های زمانی آتی همچنان

---

1. Customer Lifetime Value (CLV)
2. Recency
3. Frequency
4. Monetary

فعال خواهد بود یا خیر و طی دوره‌های فعال‌بودن، رفتار خرید وی چگونه خواهد بود، نسبت به روابط قراردادی دشوارتر است. تفاوت روابط قراردادی و غیر قراردادی در این است که در روابط قراردادی زمانی که مشتریان غیر فعال می‌شوند، از روی پایگاه دادهٔ تراکنشی و اطلاعات قراردادی مشاهده می‌شود (مانند تمدیدنکردن قرارداد خرید)؛ این در حالیست که در روابط غیر قراردادی امکان مشاهدهٔ زمان غیر فعال‌شدن مشتریان وجود ندارد و نمی‌توان تشخیص داد غیر فعال‌شدن مشتری مقطع زمانی موقتی دارد یا به روابط خاتمه داده است.

پژوهش حاضر تلاش می‌کند با تخمین مؤلفه‌های رفتار خرید آتی مشتریان، از آن به‌مثابهٔ مبنایی برای بخش‌بندی مشتریان و پیش‌بینی ارزش دورهٔ عمر هر رده استفاده کند. به بیان دیگر، پژوهش پیش رو به‌دنبال راهکاری برای مؤثرترکردن کاربرد روش RFM با بررسی امکان کاربرد مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ مؤلفه‌های آن، به جای استفاده از مقادیر تاریخی آنها است. برای این منظور از مدل‌سازی احتمالی Pareto/NB برای پیش‌بینی مؤلفه‌های رفتاری آتی مشتریان استفاده شد و با بهره‌گیری از سه مؤلفهٔ احتمال فعال‌بودن مشتری (جایگزین مؤلفهٔ تازگی)، تعداد احتمالی تراکنش‌های مشتری (جایگزین مؤلفهٔ توالی) و مقدار انتظاری منافع حاصل از هر تراکنش (جایگزین مؤلفهٔ پولی)، به توسعهٔ مدلی جدید از مدل اولیهٔ RFM در شرایط غیر قراردادی اقدام شده است. بدین ترتیب هدف اصلی این پژوهش را می‌توان بررسی تأثیرْ در نظرسنجی پیش‌بینی رفتار آتی مشتری و مؤلفه‌های رفتاری انتظاری وی در کیفیت بخش‌بندی رابطه‌ای مشتریان بیان کرد. بنابراین پرسش‌های اصلی پیش روی این پژوهش بدین قرار است: ۱. آیا نظرگیری مؤلفه‌های رفتاری انتظاری مشتریان در آینده، کیفیت بخش‌بندی را بهبود می‌بخشد؟ ۲. در صورت ایجاد تفاوتی معنادار در کیفیت بخش‌بندی مشتریان، این تفاوت در کدام رده‌های مشتری محسوس‌تر خواهد بود؟

براساس پرسش‌های اصلی پژوهش، فرضیهٔ اصلی نیز این‌گونه مطرح می‌شود: تفاوت مشخصی بین نتایج بخش‌بندی مشتریان با رویکرد بهره‌گیری از مقادیر تاریخی رفتار مشتری و رویکرد استفاده‌کننده از مقادیر انتظاری مؤلفه‌های رفتاری وجود دارد.

پیشینهٔ پژوهش

بخش‌بندی مشتریان زمینهٔ تحقیقاتی مهمی در ادبیات بازاریابی است که طی آن تلاش می‌شود تا گروه‌هایی از مشتری با ویژگی‌های رفتاری و خرید مشابه، شناسایی شود. در خصوص بخش‌بندی مشتریان مطالعات متعددی وجود دارد و پژوهشگران به این زمینهٔ تحقیقاتی به‌طور گسترده‌ای در بازاریابی راهبردی توجه کرده‌اند. جامعهٔ مشتریان به‌طور عمده با تکیه بر مشخصه‌های گوناگون دموگرافیک/ فرموگرافیک و مشخصات رابطهٔ آنها بخش‌بندی می‌شود. در

رویکرد بخش‌بندی بر مبنای رفتار خرید مشتری نیز، جزئیات گوناگونی از رفتار خرید مشتری در کانون توجه قرار می‌گیرد. برای مثال، نظرسنجی جنبه‌هایی چون سطح مصرف مشتری (کاتلر، ۱۹۹۷)، یا رفتار خرید مشتری از برندی خاص (مانند پژوهش روزیتر و پرسی، ۱۹۹۷)، جزء اولین مطالعات در این حوزه بوده است. یکی از رویکردهای برجسته در این حوزه، کاربرد مؤلفه‌های رفتار مشتری و به بیان بهتر نحوهٔ سودآفرینی و ارزش تولیدی توسط وی است که مبنای بخش‌بندی مشتری قرار می‌گیرد (مولهرن، ۱۹۹۹). یکی از روش‌های مرسوم و پرکاربرد برای بخش‌بندی بازار براساس ارزش‌آفرینی مشتری، روش RFM است که طی آن مشتریان با ویژگی‌های RFM مشابه در یک گروه قرار می‌گیرند و رفتار آتی مشتریان از روی رفتار خرید گذشتهٔ آنها برآورد می‌شود. با وجود این، روش‌هایی مانند RFM با چشم‌پوشی از پویایی تغییرات در رفتار خرید مشتریان در طول زمان، قدرت پیش‌بینی‌کنندگی کمتری دارند، به‌ویژه در مواقعی که تغییرات الگوی رفتاری مشتریان در طول زمان وجود دارد (دورانگو ـ کوهن، تورز و دورانگو ـ کوهن، ۲۰۱۳). به بیان بهتر مدل‌های سنتی بخش‌بندی مشتریان، از روش‌هایی چون متوسط سودآوری در گذشته و رفتار خرید قبلی مشتری، بی‌توجه به احتمال فعالیت و درآمدزایی آتی وی برای بخش‌بندی مشتریان، استفاده می‌کنند (هان، لو و لیونگ، ۲۰۱۲). برای رفع این نقیصه تلاش‌های متعددی انجام گرفته است که عمده‌ترین آن اضافه‌کردن ارزش احتمالی آتی مشتری به ارزش تاریخی وی بوده است. ورهوف و دانکرز (۲۰۰۱) برای اولین‌بار از ارزش آتی مشتری به‌همراه ارزش فعلی آن برای بخش‌بندی مشتریان استفاده کردند. کیم، جونگ، سو و هوانگ (۲۰۰۶) بُعد وفاداری مشتری را نیز به این دو بعد افزودند و هوانگ و همکاران (۲۰۰۴) از نسبت احتمال ریزش مشتری به‌همراه ارزش فعلی و بالقوه برای این منظور استفاده کردند. هان و همکاران (۲۰۱۲) نیز مدلی را توسعه دادند که طی آن، از ارزش کنونی و تاریخی به‌همراه پیش‌بینی ارزش آتی مشتری در کنار متغیرهای اعتبار و وفاداری وی (در صنعت ارتباطات) برای بخش‌بندی بهره برده شده است. کوهن و همکارانش (۲۰۱۳) نیز مدل بخش‌بندی را با تکیه بر داده‌های در طول زمان توسعه دادند و از مدل‌های آمیختهٔ مارکوف برای بخش‌بندی دانشجویان دانشگاهی براساس الگوی رفتاری ایشان در طول زمان استفاده کردند. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در هیچ‌یک از مطالعات پیشین، به‌صراحت مقادیر انتظاری مؤلفه‌های RFM پیش‌بینی نشده است و به ارزیابی تغییرات رده‌بندی هر مشتری طی استفاده از مدل ارزش تاریخی و ارزش بالقوه نپرداخته و کیفیت بخش‌بندی با این دو رویکرد مقایسه نشده است.

جنبهٔ دیگری که در این زمینه باید به آن توجه شود، روش‌ها و ابزارهای به‌کاررفته در بخش‌بندی مشتری است. با توسعهٔ فناوری‌های اینترنت و پایگاه داده، حجم بزرگی از داده‌های

مشتریان و بازار در اختیار مدیران بازاریابی قرار می‌گیرد که می‌توانند از آن برای توسعهٔ مدل‌های مختلف تحلیل آماری و داده‌کاوی بخش‌های مختلف مشتری استفاده کنند. هیزیراوغلو (۲۰۱۳) بر روش‌های مختلف بهره‌گیری‌شده در این زمینه پژوهشی انجام داده است که طی آن فراوانی انواع روش‌های تحلیل آماری، داده‌کاوی و به‌ویژه محاسبات نرم در بخش‌بندی مشتریان بررسی شده است. اولسن و چائه (۲۰۱۲) نیز کاربرد روش RFM را با سایر روش‌های مرسوم داده‌کاوی (درخت تصمیم، رگرسیون لوجیت و شبکه‌های عصبی) در بخش‌بندی مشتریان مقایسه کردند. نتیجهٔ حاصل بیانگر بهبود بسیار اندک دقت بخش‌بندی به‌کمک سایر روش‌های داده‌کاوی با وجود پیچیدگی بسیار بیشتر آنها در مقایسه با روش سادهٔ RFM بود که کارایی این روش را به‌ویژه در کاربردهای عملیاتی نشان می‌دهد. با وجود این، از کاربردهای داده‌کاوی به‌همراه روش RFM به‌طور گسترده‌ای بهره‌برداری شده است. پژوهش‌های هسیه (۲۰۰۴)؛ تسای، هو و لو (۲۰۱۳)؛ وو و چو (۲۰۱۱) و چیانگ (۲۰۱۴)، نمونه‌هایی از کاربرد روش RFM در ترکیب با روش‌های داده‌کاوی به‌منظور بخش‌بندی جامعهٔ مشتریان است. همچنین نمونه‌های فراوانی از پژوهش‌های داخلی در خصوص بهره‌گیری از بخش‌بندی جامعهٔ مشتریان به‌کمک روش‌های تحلیل آماری و داده‌کاوی، به‌منظور کمک به تدوین راهبردهای بازاریابی، بر این مبنا انجام گرفته است که از آن جمله می‌توان به پژوهش احمدی، آذر و صمصامی (۲۰۱۱) اشاره کرد که با رویکرد شبکه‌های عصبی به بخش‌بندی بازار دارو در ایران پرداختند. ملاحسینی و میرزایی (۲۰۱۱) نیز با کاربرد روش‌های تجزیه‌وتحلیل آماری به بخش‌بندی مشتریان دو شرکت خودروساز داخلی پرداختند. مرتضوی، آسمان‌دره، نجفی سیاهرودی و علوی (۲۰۱۱) در بخش‌بندی بازار تلفن همراه، از روش ترکیبی تحلیل عاملی و خوشه‌بندی استفاده کردند و احمدی و یحیی‌زاده‌فر (۲۰۱۱) نیز به تحلیل راهبردهای بازاریابی و لزوم بهره‌گیری از بخش‌بندی مشتریان به‌منظور بازاریابی رابطه‌ای هدفمند در صنعت هتلداری پرداختند.

در پژوهش حاضر تلاش می‌شود این بررسی برمبنای مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ مؤلفه‌های RFM در آینده انجام گیرد. برای این منظور از مدل Pareto/NBD، یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین روش‌های پیش‌بینی مؤلفه‌های رفتاری مشتری، استفاده شده است. این مدل را نخستین‌بار اشمیتلن، موریسن و کلمبو (۱۹۸۷) معرفی کردند. در مدل‌های احتمالی ارزش‌گذاری دورهٔ عمر، رفتار خرید آتی مشتری فرایندی احتمالی مد نظر قرار می‌گیرد و با توجه به رفتار گذشتهٔ مشتریان برآورد می‌شود. بسیاری از پژوهشگران این مدل را مدلی قدرتمند برای پیش‌بینی روابط آتی با مشتریان در روابط غیر قراردادی می‌دانند که از جملهٔ آنها می‌توان به مولهرن (۱۹۹۹)؛ نیراج، گوپتا و ناراسیمهان (۲۰۰۱) و جین و سینگ (۲۰۰۲) اشاره کرد. همچنین نمونه‌های فراوانی از به‌کارگیری عملی این مدل و توانایی آن در انجام تخمین‌های مناسب در

موقعیت غیر قراردادی در ادبیات وجود دارند که از آن جمله می‌توان به پـژوهش‌هـای رینـارتز و کومار (۲۰۰۴)؛ فادر، هاردی و لی (۲۰۰۵ الف و ب)؛ فـادر و هـاردی (۲۰۰۷) و فـادر، هـاردی و شنگ (۲۰۱۰) اشاره کرد. مدل احتمالی Pareto/NBD چند فرض احتمالی در خصـوص فراینـد وقوع خرید مشتری (مانند دورهٔ فعـال‌بـودن، تصـمیمات خریـد و نیـز تجـانس‌نداشـتن جمعیـت مشتریان) را در نظر می‌گیرد که در ادامه در بخش روش‌شناسی پژوهش به تفصیل بدان‌ها اشاره خواهد شد. همچنین توسعه‌ای دیگر موسوم به مدل‌سازی ارزش تراکنشی است که توسط فـادر و همکارانش (۲۰۰۵ ب) از مدل اولیهٔ Pareto/NBD صورت پذیرفته است و بـه تخمـین مقـادیر پولی آتی تراکنش‌های مشتریان می‌پردازد تا امکان محاسبهٔ مستقیم CLV از این مدل‌سـازی را فراهم آورد. در بخش بعدی مفروضات مدل‌سازی به تفصیل بیان خواهـد شـد. بـدین ترتیـب بـا استخراج مؤلفه‌های رفتاری انتظاری از رفتـار خریـد آتـی مشـتریان، از آنهـا بـرای بخـش‌بنـدی مشتریان به‌منظور پیش‌بینی ارزش آتی دورهٔ عمر مشـتری اسـتفاده شـده اسـت. در انتهـا نتـایج حاصل از این مدل‌سازی با نتایج حاصل از اجرای روش معمول RFM در رده‌بندیCLV مقایسه می‌شود. همچنین طی این مدل‌سازی به‌منظور تعیین اهمیت نسبی این سه مؤلفه در مقایسـه بـا یکدیگر برای تخمین ارزش دورهٔ عمر مشتری در صنعت مـد نظـر، از روش AHP فـازی بـرای تعیین اوزان شاخص‌ها استفاده شده است. به این ترتیـب سـاختار کلـی مراحـل ایـن پـژوهش را می‌توان به‌صورت گام‌های شکل ۱ تصویر کرد.

شکل ۱. مراحل اجرای پژوهش

روش‌شناسی پژوهش

در این بخش مورد مطالعهٔ این پژوهش و داده‌های مرتبط با آن تشریح شده است و پس از آن نیز روش‌های به‌کارگرفته شده در این پژوهش معرفی می‌شود.

معرفی مورد مطالعه

مورد مطالعهٔ این پژوهش یکی از شرکت‌های ارائه‌دهندهٔ خدمات مالی است که به مشتریان خود در دو ردهٔ مشتریان حقیقی و حقوقی، انواع خدمات مالی را ارائه می‌کند. جامعهٔ مشتریان این شرکت را ۳۶۳۲ مشتری حقیقی و ۲۱۴ مشتری حقوقی شکل داده است و روابط آن با مشتریان، شامل روابط قراردادی (در قالب قراردادهای سرمایه‌گذاری، برنامه‌ریزی مالی و مشاوره) و روابط غیر قراردادی است. حوزهٔ مطالعهٔ این پژوهش به روابط غیر قراردادی این شرکت با مشتریان حقیقی آن اختصاص دارد. داده‌های در دسترس شامل ۶۳۲۷۲ رکورد داده در فاصلهٔ زمانی ۲۰۰۹/۴/۱ تا ۲۰۱۱/۱۰/۱ است. این مجموعه داده شامل فیلدهای شناسهٔ مشتری، تاریخ تراکنش، نوع معامله و مبلغ ریالی هر تراکنش است. با در اختیار داشتن نرخ حق‌العمل اجرای معاملات، خالص منافع هر تراکنش (به‌صورت حاصل‌ضرب مبلغ تراکنش در درصد حق‌العمل معامله) برای تمام رکوردهای معاملات محاسبه شده است (تمام محاسبات در نرم‌افزار متلب انجام گرفته است). مجموعهٔ دادهٔ بالا به دو دورهٔ زمانی مساوی آموزش و آزمون تقسیم شده است (۶۵ هفتهٔ اول دورهٔ آموزش و ۶۵ هفتهٔ دوم دورهٔ آزمون). از ۳۶۳۲ مشتری نیز مجموعهٔ مشتریانی که حداقل دارای یک تراکنش طی دورهٔ زمانی آموزش بودند (۱۵۰۶ مشتری) برای مطالعه در نظر گرفته شدند. شایان ذکر است که در پژوهش حاضر واحد زمانی «هفته» در نظر گرفته شده است.

معرفی مدل‌های پژوهش

در این بخش برخی از مدل‌های به‌کاربرده‌شدهٔ پژوهش به‌تفکیک معرفی می‌شود.

مدل‌سازی RFM: مدل RFM را اولین‌بار هوگس (۱۹۹۴) پیشنهاد کرد. این مدل با استفاده از سه مؤلفهٔ رفتاری مشتری به بخش‌بندی مشتریان می‌پردازد. این مدل بر سه دسته از اطلاعات گذشتهٔ مشتری؛ یعنی تازگی، توالی و پولی هر مبادله تکیه می‌کند. این سه مؤلفه به‌ترتیب بیانگر فاصلهٔ زمانی آخرین خرید تا پایان زمان بررسی، تعداد مبادلات انجام‌شده طی زمان پژوهش و متوسط مقدار پول خرج‌شده طی هر تراکنش است. در مدل‌سازی RFM، ارزش دورهٔ عمر مشتری از مجموع ساده/ وزنی مؤلفه‌های RFM حاصل می‌شود. استون (۱۹۹۵) برای اولین‌بار

ایدهٔ لزوم وزن‌دهی به متغیرهای RFM متناسب با صنعت مد نظر را مطرح کرد. وی به‌منظور تحلیل ارزش مشتریان از قضاوت ذهنی برای امتیازدهی به مؤلفه‌های RFM بهره برد. پس از آن نیز بسیاری از مطالعات به بحث دربارهٔ چگونگی وزن‌دهی به این مؤلفه‌ها پرداختند. استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری با معیارهای چندگانه از متداول‌ترین راهکارهای موجود برای این منظور است که از جمله آنها می‌توان به پژوهش لیو و شیه (۲۰۰۵)؛ چنگ و چن (۲۰۰۹) و چنگ، گنگ و ژانگ (۲۰۱۲) اشاره کرد.

مدل‌سازیPareto/NBD برای برآورد تعداد خریدهای احتمالی آتی و احتمال فعالیت مشتری در آینده: مدل‌سازی Pareto/NBD برای برخی از فرضیه‌های رفتار خرید مشتری به‌کار برده می‌شود (فادر و همکاران، ۲۰۰۵ الف). در این مدل‌سازی فرض می‌شود روابط با مشتری در دو مرحله صورت می‌پذیرد. در مرحلهٔ اول، وی در زمانی مشاهده‌نشده فعال است و سپس به‌طور دائمی غیر فعال می‌شود. برای تخمین پارامترهای مدل Pareto/NBD به سه دسته اطلاعات در خصوص رفتار خرید گذشتهٔ هر مشتری نیاز داریم. این اطلاعات در قالب ترکیب $(X_i = x_i, t_i, T_i)$ بیان می‌شوند که در آن؛ T_i بازهٔ زمانی که طی آن رفتار خرید مشتری مشاهده شده است؛ x_i تعداد تراکنش‌های مشاهده‌شده در بازهٔ زمانی $(0, T_i]$ است و t_x که $(0 < t_i \leq T_i)$ است، زمان آخرین تراکنش مشتری را نشان می‌دهد. در این مدل فرض می‌شود مشتری iام طی دوره‌ای که هنوز فعال است، تصمیمات خرید خود را با فرایند پواسون با نرخ λ_i می‌گیرد. در عین حال این مشتری طی زمانی که دارای توزیع نمایی است با نرخ مرگ μ_i فعال باقی می‌ماند. پارامترهای λ_i و μ_i برای هر مشتری متفاوت است. مدل پارتو فرض می‌کند که نرخ خرید λ_i و نیز نرخ مرگ μ_i برای مشتریان مختلف دارای توزیع گاما میان جمعیت مشتریان است. پارامترهای دو توزیع گاما به شکل $E[\mu_i|s,\beta] = s/\beta$ و $E[\lambda_i|r,\alpha] = r/\alpha$ است[1]. از آنجاکه پارامترهای جامعه (r, α, s, β) در این پژوهش از ابتدا شناخته‌شده نبودند، باید به‌کمک روش حداکثر درستنمایی آنها را تخمین زد.

در پژوهش فادر و هاردی (۲۰۰۷) تابع درستنمایی برای مشتری i با سابقهٔ خرید (x_i, t_i, T_i) و $L_i = L(r, \alpha, s, \beta|x_i, t_i, T_i)$ به‌صورت رابطهٔ ۱ نشان داده شده است:

$$L_i = \frac{\Gamma(r+x_i)\alpha^r\beta^s}{\Gamma(r)}\left\{\frac{1}{(\alpha+T_i)^{r+x_i}(\beta+T_i)^s} + \left(\frac{s}{r+s+x_i}\right)A_0\right\} \qquad \text{رابطهٔ ۱)}$$

۱. برای مشاهدهٔ شواهدی در خصوص صحت این فرضیه‌ها در مدل‌سازی روابط غیر قراردادی با مشتری به رینارتز و کومار (۲۰۰۴)، فادر و همکاران (۲۰۰۵ الف) مراجعه کنید.

در رابطهٔ ۱ چنانچه $\alpha \geq \beta$ باشد:

رابطهٔ ۲)
$$A_{.} = \frac{{}_2F_1(r + x_i + s,\ s + 1;\ r + x_i + s + 1;\ \frac{\alpha - \beta}{\alpha + t_i})}{(\alpha + t_i)^{r+s+x_i}} - \frac{{}_2F_1(r + x_i + s,\ s + 1;\ r + x_i + s + 1;\ \frac{\alpha - \beta}{\alpha + T_i})}{(\alpha + T_i)^{r+s+x_i}}$$

و چنانچه $\alpha < \beta$ باشد:

رابطهٔ ۳)
$$A_{.} = \frac{{}_2F_1(r + x_i + s,\ r + x_i;\ r + x_i + s + 1;\ \frac{\beta - \alpha}{\beta + t_i})}{(\beta + t_i)^{r+s+x_i}} - \frac{{}_2F_1(r + x_i + s,\ r + x_i;\ r + x_i + s + 1;\ \frac{\beta - \alpha}{\beta + T_i})}{(\beta + T_i)^{r+s+x_i}}$$

در روابط ۱ تا ۳ تابع F، تابع فوق هندسی گاوسی است که مجموعه‌ای از سری‌های توانی به شکل زیر است:

رابطهٔ ۴)
$$F(a, b; c; z) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(a)_j (b)_j}{(c)_j} \times \frac{z^j}{j!}$$

در رابطهٔ ۴، $(a)_j$ بیانگر فاکتوریل افزایشی به‌شکل $a(a+1)\dots(a+j-1)$ است. حال احتمال شرطی $P[\tau_i > T_i |\ x_i, t_i, T_i]$ برای مشتری i که بیانگر فعال‌بودن وی در لحظهٔ فعلی است، به‌کمک رابطهٔ ۵ محاسبه می‌شود.

رابطهٔ ۵)
$$p_i = \frac{1}{1 + \frac{s}{r + x_i + s}\left[\left(\frac{\alpha + T_i}{\alpha + t_i}\right)^{r+x_i}\left(\frac{\beta + T_i}{\alpha + t_i}\right)^{s} F(a, b; c; z(t_i)) - \left(\frac{\beta + T_i}{\alpha + T_i}\right)^{s} F(a, b; c; z(T_i))\right]}$$

پیش‌بینی تعداد تراکنش‌های آتی یا $E[x_{i,T_i+k}|x_i, t_i, T_i]$ به‌معنای محاسبهٔ نرخ انتظاری شرطی تعداد تراکنش‌هایی است که مشتری i تا انتهای دورهٔ $T_i + k$ ایجاد می‌کند. همان‌گونه که فادر و هاردی (۲۰۰۵) نشان داده‌اند، این عبارت می‌تواند به‌صورت رابطهٔ ۶ تخمین‌زده شود:

رابطهٔ ۶)
$$x_{i,T_i+k} = x_i + \frac{\Gamma(r + x_i)\alpha^r \beta^s}{\Gamma(r)(\alpha + T_i)^{r+x_i}(\beta + T_i)^s L_i} \times \frac{(r + x_i)(\beta + T_i)}{(\alpha + T_i)(s - 1)} \times \left[1 - \left(\frac{\beta + T_i}{\beta + T_i + k}\right)^{s-1}\right]$$

که در آن $L_i = L(r, \alpha, s, \beta | x_i, t_i, T_i)$ نرخ درستنمایی برآوردشدهٔ حاصل از رابطهٔ ۱ و $\Gamma(.)$ بیانگر تابع استاندارد گاما است.

مدل ارزش تراکنشی در تخمین مقادیر پولی آتی تولیدشدهٔ مشتری: این مدل‌سازی احتمالی را فادر و هاردی (۲۰۰۵ ب) توسعه دادند. جریان مبالغ پولی تولیدشدهٔ مشتری i در طول زمان را به‌شکل $z_{i,1}, \dots, z_{i,x_i}$ در نظر می‌گیریم. متوسط ارزش جریان این تراکنش‌ها که در گذشته روی‌داده است را با $\tilde{m}_i$ نشان داده و به‌صورت رابطهٔ ۷ محاسبه می‌کنیم.

$$\tilde{m}_i \equiv m_{i,T_i} = \sum_{l=1}^{x_i} z_{i,l}/x_i \qquad \text{رابطهٔ ۷)}$$

یکی از فرضیه‌هایی که فادر و هاردی (۲۰۰۵ ب) در توسعهٔ این مدل به‌کار برده‌اند، آن است که مقدار منافع به ازای هر تراکنش، مستقل از تعداد تراکنش‌ها است. به‌علاوه، آنها در مدل خود موسوم به ارزش تراکنشی فرض کرده‌اند که منافع انتظاری در طول زمان تغییر نمی‌کند. ما این منافع انتظاری در طول زمان برای مشتری i را با $\tilde{m}_i$ نشان می‌دهیم. بنابراین $\tilde{m}_i$ (متوسط منافع در گذشته) آمارهٔ تخمینی ساده از $\tilde{m}_i$ است. فرض دیگر فادر و هاردی این است که $z_{i,l}$ دارای توزیع گاما با پارامتر شکل px_i و پارامتر مقیاس $1/v_i$ است. یکی دیگر از فرض‌های مقالهٔ این دو پژوهشگر نیز بیان می‌کند مقادیر v_i خود دارای توزیع گاما میان جامعهٔ مشتریان با پارامتر شکل q و پارامتر مقیاس $1/\gamma$ است. این فرضیه‌ها به تابع درستنمایی کل مدل ارزش تراکنشی به‌شکل رابطهٔ ۸ منجر می‌شود که به سه پارامتر ناشناخته p، q و γ وابسته است.

$$L(p, q, \gamma) = \prod_{i=1}^{n} \left(\frac{\Gamma(px_i + q)}{\Gamma(px_i)\Gamma(q)} \frac{\gamma^q \tilde{m}_i^{px_i - 1} x_i^{px_i}}{(\gamma + \tilde{m}_i x_i)^{px_i + q}} \right) \qquad \text{رابطهٔ ۸)}$$

در نهایت زمانی که این پارامترها به‌کمک تخمین حداکثر درستنمایی برآورد شوند، می‌توان مقدار انتظاری شرطی متوسط منافع حاصل از رابطهٔ مشتری i را به‌شکل رابطهٔ ۹ تخمین زد.

$$\hat{m}_i = \left(\frac{\hat{q} - 1}{\hat{p}x_i + \hat{q} - 1} \right) \frac{\hat{\gamma}\hat{p}}{\hat{q} - 1} + \left(\frac{\hat{p}x_i}{\hat{p}x_i + \hat{q} - 1} \right) \tilde{m}_i \qquad \text{رابطهٔ ۹)}$$

AHP فازی: AHP فازی روشی توسعه‌یافته از روش شناخته‌شدهٔ AHP است. با وجود مرسوم‌بودن روش AHP، به‌دلیل نداشتن توانایی کافی برای بیان عدم قطعیت نهفته در تصمیم‌گیرندگان، به این روش انتقادهایی وارد شده است (دنگ، ۱۹۹۹). در AHP فازی،

نسبت‌های مقایسهٔ فازی می‌توانند ابهامات موجود در مقایسه‌های لغوی تصمیم‌گیرندگان را بیان کنند. در ادبیات پژوهش روش‌های متعددی برای این منظور به‌کارگرفته شده است که از جملهٔ آنها می‌توان به پژوهش‌های ژو (۲۰۰۰)، باکرلی (۱۹۸۵)، میخائیلوف (۲۰۰۳)، چانگ (۱۹۹۶) و وانگ، یانگ و ژو (۲۰۰۵) اشاره کرد. پژوهش حاضر برای تخمین اوزان اهمیت نسبی مؤلفه‌های RFM از روش توسعه‌یافتهٔ چانگ (۱۹۹۶) استفاده می‌کند که روشی مشابه AHP قطعی ال. ساعتی است. در این روش از اعداد مثلثی فازی برای نمایش مقایسه‌های زوجی استفاده می‌شود. جدول ۱ نگاشت نظرهای ترجیحی به اعداد فازی مثلثی را در مقیاس نُه گزینهٔ ارجحیت نشان می‌دهد.

جدول ۱. نحوهٔ نگاشت نظرهای ترجیحی به مقیاس ساعتی و مقیاس فازی مثلثی

مقیاس نظیر فازی مثلثی	مقیاس نُه‌درجه‌ای ساعتی	درجهٔ اهمیت در مقایسه‌های زوجی
(۱, ۱, ۱)	۱	ترجیح یکسان
(۱/۲, ۳/۴, ۱)	۲	ترجیح یکسان تا نسبی
(۲/۳, ۱, ۳/۲)	۳	ترجیح نسبی
(۱, ۳/۲, ۲)	۴	ترجیح نسبی تا قوی
(۳/۲, ۲, ۵/۲)	۵	ترجیح قوی
(۲, ۵/۲, ۳)	۶	ترجیح قوی تا بسیار قوی
(۵/۲, ۳, ۷/۲)	۷	ترجیح بسیار قوی
(۳, ۷/۲, ۴)	۸	ترجیح بسیار تا بی‌اندازه
(۷/۲, ۴, ۹/۲)	۹	ترجیح بی‌اندازه

پس از کسب نظرهای خبرگان در قالب جدولی از اعداد فازی مثلثی، مقدار ترکیبی فازی محاسبه می‌شود.

فرض کنید $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ مجموعهٔ اشیا (آلترناتیوها) و $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ مجموعهٔ اهداف باشد. همچنین فرض کنید $M_{g_i}^j$ بیانگر مقایسهٔ زوجی بین مؤلفه‌های i و jام باشد $(M_{g_i}^1, M_{g_i}^2, \dots, M_{g_i}^m \ \ i = 1, 2, \dots, n)$ که در آن $M_{g_i}^j$ها اعداد مثلثی فازی هستند. هر عدد فازی مثلثی به‌صورت $M_{g_i}^j = (l_{i,j}, m_{i,j}, u_{i,j})$ نشان داده می‌شود که در آن $l_{i,j}$ حد پایینی، $u_{i,j}$ حد بالایی و $m_{i,j}$ نقطه‌ای است که در آن تابع عضویت برابر یک می‌شود.

رابطهٔ $M_{gj}^i = M_{g_i}^{j\ -1}$ برای کل اعداد فازی مثلثی برقرار است. عدد معکوس آن نیز به‌شکل $M_{g_j}^i = \left(\frac{1}{u_{i,j}}, \frac{1}{m_{i,j}}, \frac{1}{l_{i,j}}\right)$ به‌دست می‌آید. حال با دراختیار داشتن مقادیر تحلیل $M_{g_i}^j$، مقدار ترکیبی فازی مربوط به iامین هدف به‌صورت رابطهٔ ۱۰ تعریف می‌شود.

رابطهٔ ۱۰)
$$S_i = \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j \otimes \left[\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j\right]^{-1}$$

برای محاسبهٔ $\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j$ از عملگر جمع فازی بر m مقدار تحلیلی به‌شکل زیر استفاده می‌شود:

رابطهٔ ۱۱)
$$\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j = \left(\sum_{j=1}^{m} l_j, \sum_{j=1}^{m} m_j, \sum_{j=1}^{m} u_j\right)$$

همچنین بخش دوم رابطهٔ ۱۰ به‌کمک رابطهٔ ۱۲ به‌دست می‌آید.

رابطهٔ ۱۲)
$$\left[\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j\right]^{-1} = \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} u_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} m_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} l_i}\right)$$

پس از محاسبهٔ S_iها درجهٔ صحت بزرگی آنها نسبت به هم سنجیده می‌شود.

رابطهٔ ۱۳)
$$V(M_i \geq M_j) = SUP_{x \geq y}\left[\min\left(\mu_{M_i}(x), \mu_{M_j}(y)\right)\right]$$

که به بیان دیگر می‌توان آن را مطابق رابطهٔ ۱۴ تعریف کرد.

رابطهٔ ۱۴)
$$V(M_i \geq M_j) = \begin{cases} 1 & m_i \geq m_j \\ 0 & l_j \geq u_i \\ \dfrac{l_j - u_i}{(m_i - u_i) - (m_j - l_j)} & \text{otherwise} \end{cases}$$

با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده درجهٔ امکان بزرگی عدد فازی M_i نسبت به سایر n مؤلفهٔ فازی از رابطهٔ ۱۵ به‌دست می‌آید.

رابطهٔ ۱۵)
$$\acute{W}_i = V(M_i \geq M_1, M_2, \dots, M_k) = \min\{V(M_i \geq M_k)\}$$

$$k = 1,2,\dots,n \quad , \quad k \neq i$$

W_iهای به‌دست آمده، همان اوزان نسبی مؤلفه‌های i نسبت به هم هستند. پس از نرمال‌کردن بردار بالا، اوزان نسبی متغیرها نسبت به هم حاصل می‌شود.

یافته‌های پژوهش

همان‌گونه که در بخش مقدمه اشاره شد، این مقاله طی چندگام اصلی اجرا شده است. در ادامه جزئیات اجرای هریک از مراحل پژوهش به تفصیل بیان می‌شود.

پیش‌بینی مؤلفه‌های رفتار خرید آتی مشتریان به‌کمک مدل‌سازی Pareto/NBD

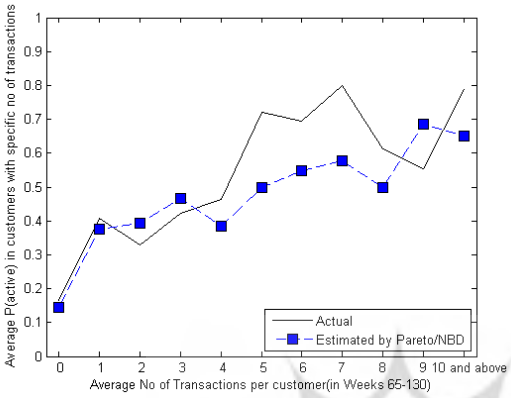
ابتدا سه پارامتر لازم برای مدل Pareto/NBD، یعنی مجموع تعداد تراکنش‌ها تا لحظهٔ فعلی، زمان آخرین تراکنش و طول دورهٔ عمر مشتری محاسبه شده است، سپس اطلاعات به‌دست‌آمده در قالب مجموعهٔ $(X_i = x_i, t_i, T_i)$ بیان می‌شود. با استفاده از رابطهٔ ۱ تابع درستنمایی به ازای تک‌تک مشتریان که سابقهٔ خرید هر یک $(X_i = x_i, t_i, T_i)$ است، به‌صورت تابعی از مقادیر مجهول r، α، s و β محاسبه می‌شود. برای محاسبهٔ این عبارت باید تابع فوق هندسی گاوسی که بخشی از رابطهٔ ۱ است، محاسبه شود. برای این منظور از تابع hypergeom در جعبهٔ ابزار سمبلیک مطلب بهره برده‌ایم. پس از آن به محاسبهٔ مجموع لگاریتمی مقادیر تابع درستنمایی روی مجموعهٔ مشتریان اقدام شده است و مقدار کمینهٔ تابع هدف به ازای مقادیر مختلف چهار پارامتر مجهول مدل، به‌کمک تابع fmincon در جعبهٔ ابزار بهینه‌سازی متلب محاسبه شده است. نتیجهٔ محاسباتی که بیان شد به شرح جدول ۲ است.

جدول۲. مقادیر برآوردشدهٔ پارامترهای مدل در مورد مطالعه

برآورد پارامترهای مدل Pareto/NBD				
مقدار تابع درستنمایی در نقطهٔ کمینه	جواب به ازای مقدار کمینهٔ مجموع لگاریتمی تابع درستنمایی			
	r	α	s	β
۷۹۰۱/۴	۰/۸۵۷۳	۱/۳۰۱۷	۰/۴۱۸۰	۱/۷۳۳۲
برآورد پارامترهای مدل ارزش تراکنشی				
مقدار تابع درستنمایی در نقطهٔ کمینه	جواب به‌ازای مقدار کمینهٔ مجموع لگاریتمی تابع درستنمایی			
	p	q		γ
۲۳۳۱	۳/۰۰۰۹	۶/۲۴۱۷		۷/۵۴۲۳

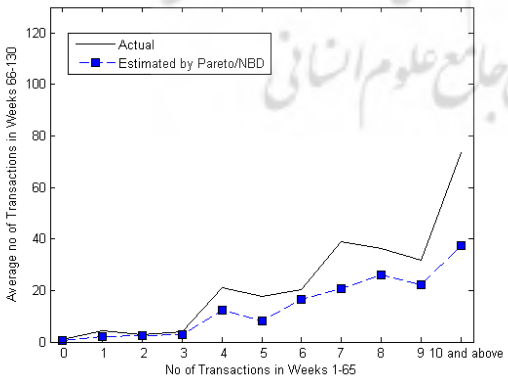
حال می‌توان احتمال شرطی فعال‌بودن هر مشتری را به‌کمک رابطهٔ ۵ محاسبه کرد. این برآورد برای کلیهٔ مشتریان در پایان دورهٔ آموزش (هفتهٔ شصت‌وپنجم) صورت پذیرفته است. شکل ۲ انطباق پیش‌بینی انجام‌شده با واقعیت (تعداد واقعی خریدهادر دورهٔ آزمون) را نشان می‌دهد. محور افقی در این شکل تعداد خریدهای تکراری مشتریان در دورهٔ آموزش را نشان

می‌دهد. متوسط احتمال فعال‌بودن مشتریان هر رده در نمودار به‌صورت خطچین مشخص شده است و قسمت‌های توپر درصد واقعی آن را نشان می‌دهد. یافته‌ها بیانگر انطباق قابل قبول نتایج حاصل از مدل‌سازی با تراکنش‌های مشتریان گوناگون است.



شکل ۲. نمودار مقایسهٔ احتمال فعال‌بودن مشتریان طی تخمین مدل Pareto/NBD با مقادیر واقعی دورهٔ آزمون

همچنین با در اختیار داشتن پارامترهای مدل Pareto/NBD و سابقهٔ خرید هر مشتری، می‌توان به‌کمک رابطهٔ ۶ تعداد تراکنش‌های آتی طی هر دورهٔ زمانی را محاسبه کرد. نتایج حاصل در شکل ۳ نشان داده شده است. در این شکل محور افقی تعداد خریدهای تکراری دورهٔ آموزش است و محور عمودی، متوسط نرخ تراکنش‌های هر رده در دورهٔ آزمون را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود برای مشتریان با تواتر خرید پایین، نتایج حاصل از مدل‌سازی تطابق بیشتری با درصد واقعی خریدها در دورهٔ آزمون داشته است؛ این درحالیست که در تواتر خرید بالاتر این اختلاف بیشتر می‌شود؛ اگرچه مدل توانسته است روند تغییرات درصد خریدهای مشتریان گوناگون را پیش‌بینی کند.



شکل ۳. نمودار مقایسهٔ درصد خرید پیش‌بینی‌شدل توسط مدل Pareto/NBD با میزان واقعی خرید در دورهٔ آزمون

بهره‌گیری از روش AHP فازی به‌منظورتعیین اوزان مؤلفه‌های RFM در پیش‌بینی ارزش آتی مشتری

در این مطالعه از نظرهای سه نفر خبره در صنعت ارائهٔ خدمات مالی، برای ارزیابی مؤلفه‌های RFM و اهمیت آنها در پیش‌بینی ارزش تولیدی مشتریان در آینده بهره برده شده است. برای این منظور از آنها درخواست شد براساس مقیاس ساعتی نُه‌تایی (به شرح مندرج در جدول ۱)، بین سطح اهمیت این سه عنصر، مقایسه‌های زوجی انجام دهند. برای اطمینان از نتایج مقایسه‌های زوجی، به‌کمک روش بردار ویژه مقادیر شاخص ناسازگاری (I.I)[1] و نرخ نسبت ناسازگاری (I.R)[2] برای هریک از جدول‌های تصمیم‌گیرندگان محاسبه شده است. محاسبهٔ این دو شاخص سازوکاری است که سازگاری مقایسه‌های زوجی را مشخص می‌کند و نشان می‌دهد تا چه میزان می‌توان به اولویت‌های جدول‌های ترکیبی اعتماد کرد (قدسی‌پور، ۱۳۸۱). مقدار دو شاخص بالا به‌ترتیب از طریق روابط $I.I.=\frac{\lambda_{max}-n}{n-1}$ و $I.R.=\frac{I.I}{I.R.R}$ قابل محاسبه می‌شوند. مقادیر بزرگ‌ترین مقدار ویژه، شاخص ناسازگاری و نرخ ناسازگاری به‌ازای نظر خبرگان به‌ترتیب در جدول ۳ درج شده است.

جدول۳. شاخص و نسبت ناسازگاری به ازای هر یک از ماتریس‌های مقایسات زوجی

تصمیم‌گیرنده	بزرگ‌ترین مقدار ویژهٔ نظیر	I.I.	I.I.R.
K=۱	$\lambda_{max}=$ ۳/۰۵۳۶	۰/۰۲۶۸	۰/۰۴۶۲
K=۲	$\lambda_{max}=$ ۳/۰۱۸۳	۰/۰۰۹۱	۰/۰۱۵۶
K=۳	$\lambda_{max}=$ ۳/۰۰۹۲	۰/۰۰۴۶	۰/۰۰۷۹

در ادامه متناظر با هریک از سه ماتریس نظرهای بالا و با توجه به جدول ۱، گزاره‌های کلامی ترجیحات به اعداد فازی مثلثی تبدیل می‌شود. برای جمع‌بندی نظرهای این سه تصمیم‌گیرنده از میانگین هندسی بین مؤلفه‌های متناظر استفاده می‌شود. نتیجهٔ حاصل از این جمع‌بندی که ماتریس ترجیحات فازی سه مؤلفهٔ RFM را نسبت به یکدیگر نشان می‌دهد، به‌شرح زیر است:

$$A=\begin{bmatrix} [۱,۱,۱] & [۰/۳۸۱۶, ۰/۴۷۴۳, ۰/۶۲۹۹] & [۰/۶۹۳۴, ۰/۹۶۱۵, ۱/۴۴۲۲] \\ [۱/۵۸۷۴, ۲/۱۰۸۶, ۲/۶۲۰۷] & [۱,۱,۱] & [۰/۸۷۳۶, ۱/۱۴۴۷, ۱/۴۴۲۲] \\ [۰/۶۹۳۴, ۱/۰۴۰۰, ۱/۴۴۲۲] & [۰/۷۶۳۱, ۱, ۱/۳۱۰۴] & [۱,۱,۱] \end{bmatrix}$$

1. Inconsistency Index
2. Inconsistency Ratio

حال با دراختیار داشتن مقادیر اعداد فازی M_{gi}^{j} با توجه به روش چانگ و جدول بالا، مقـادیر S_i محاسبه می‌شود.

$$S_1 = \sum_{j=1}^{m} M_{g_1}^{j} \otimes \left[\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j}\right]^{-1}$$
$$= [۲/۰۷۴۹, ۲/۴۳۵۸, ۳/۰۷۲۲] \otimes [۰/۰۸۴۱, ۰/۱۰۲۸, ۰/۱۲۵۱]$$
$$= [۰/۱۷۴۵, ۰/۲۵۰۴, ۰/۳۸۴۴]$$
$$S_2 = [۳/۴۶۱۰, ۴/۲۵۳۳, ۵/۰۶۳۰] \otimes [۰/۰۸۴۱, ۰/۱۰۲۸, ۰/۱۲۵۱]$$
$$= [۰/۲۹۱۱, ۰/۴۳۷۲, ۰/۶۳۳۵]$$
$$S_3 = [۲/۴۵۶۵, ۳/۰۴۰۰, ۳/۷۵۲۶] \otimes [۰/۰۸۴۱, ۰/۱۰۲۸, ۰/۱۲۵۱]$$
$$= [۰/۲۰۶۶, ۰/۳۱۲۵, ۰/۴۶۹۵]$$

در ادامه درجهٔ صحت بزرگی اعداد بالا نسبت بـه یکـدیگر سـنجیده مـی‌شـود. نتیجـهٔ ایـن محاسبات در جدول ۴ نمایش داده شده است.

جدول٤. مقایسهٔ درجهٔ صحت بزرگی اعداد فازی نسبت به یکدیگر

$V_{3,1}$=۱	$V_{2,1}$=۱	$V_{1,2}$=۰/۳۳۳۰
$V_{3,2}$=۰/۵۸۸۶	$V_{2,3}$=۱	$V_{1,3}$=۰/۷۴۱۱

حال می‌توان وزن مؤلفه‌ها را به‌سادگی از رابطهٔ ۱۴ محاسـبه کـرد؛ بـرای مؤلفـهٔ اول مقـدار ۰/۳۳۳۰، مؤلفهٔ دوم ۱ و مؤلفهٔ سوم ۰/۵۸۸۶ به‌دست می‌آید. با نرمـال‌کـردن مقـادیر بـالا، وزن مؤلفه‌های RFM به‌شرح زیر حاصل می‌شود.

$W_R = ۰/۱۷۳۳$ $W_F = ۰/۵۲۰۴$ $W_M = ۰/۳۰۶۳$

بخش‌بندی مشتریان

با در اختیار داشتن اوزان نسبی مؤلفه‌های R، F و M می‌توان به بخـش‌بنـدی جامعـهٔ مشـتریان اقدام کرد. در رده‌بندی RFM هر یک از مقادیر R، F و M براساس بزرگ‌تر یا کوچـک‌تربـودن خود از میانگین نمونه، به دو ردهٔ ↑ یا ↓ تقسیم می‌شوند. بدین ترتیـب۲×۲×۲ ترکیـب ممکـن از حالت‌های گوناگون این مؤلفه‌ها (یا ۸ خوشه از مشتریان) با مقادیر مختلف RFM خواهیم داشت. برای این منظور ابتدا این مؤلفه‌ها نرمال می‌شوند. نرمال‌سازی این مؤلفه‌ها بـا روش Min-Max

انجام گرفته است که طی آن متغیر x با کران بالای x^u و کران پایین x^l به‌شکل $x' = \frac{x-x^l}{x^u-x^l}$ نرمال می‌شود. از آنجا که دو مؤلفهٔ F و M به‌طور مثبت بر CLV تأثیر می‌گذارند، این نرمال‌سازی به‌شکل بالا در مورد آنها صورت می‌پذیرد. در مورد مؤلفهٔ R با توجه به تأثیر منفی آن بر CLV، نرمال‌سازی به‌شکل $x' = \frac{x^u-x}{x^u-x^l}$ انجام می‌شود. ارزش نرمال‌شدهٔ مقدار RFM برای هر مشتری jام با ضرب اهمیت نسبی این مؤلفه‌ها در مقادیر نظیر به‌شکل $C^j = w_R \times C_R^j + w_F \times C_F^j + w_M \times C_M^j$ حاصل می‌شود. نتیجهٔ حاصل از این بخش‌بندی به هشت خوشه، در جدول ۵ نمایش داده شده است.

جدول ۵. رده‌بندی مشتریان براساس متوسط مقادیر مؤلفه‌های RFM

نام خوشه	توصیف خوشه	تعداد مشتریان	میانگین مؤلفهٔ تازگی (روز)	میانگین مؤلفهٔ توالی	میانگین مؤلفهٔ پولی
۱	$R\downarrow F\uparrow$ M↑	۸۹	۳۷/۳۳۷۰	۱۳/۵۸۴۳	۴۵۳۷۴۲/۷۸۷۱
۲	$R\uparrow F\uparrow$ M↑	۱۹	۲۳۵	۵/۰۱۱۰	۵۰۸۰۹۰/۸۴۵۰
۳	$R\downarrow F\downarrow$ M↑	۱۳۱	۶۴/۷۴۸۱	۱/۲۹۰۰	۵۷۴۴۰۸/۵۷۵۸
۴	$R\downarrow F\uparrow$ M↓	۱۳۲	۶۰/۰۳۰۳	۷/۸۸۶۴	۸۶۶۴۳/۶۸۶۲
۵	$R\uparrow F\downarrow$ M↑	۱۷۵	۲۷۵/۳۹۴۳	۱/۱۱۴۳	۷۰۸۱۲۳/۹۴۵۷
۶	$R\uparrow F\uparrow$ M↓	۸۸	۳۲۰/۲۵۰۰	۸/۳۷۵۰	۵۷۰۲۲/۱۰۱۱
۷	$R\downarrow F\downarrow$ M↓	۴۵۵	۸۱/۰۰۲۲	۱/۲۴۳۹	۶۵۴۳۳/۶۱۷۸
۸	$R\uparrow F\downarrow$ M↓	۴۱۷	۲۷۸/۰۲۷۲	۱/۱۳۱۲	۶۷۵۶۱/۵۲۵۴
	کل مشتریان	۱۵۰۶	۱۶۷/۲۷۹۹	۲/۹۹۳۳	۲۱۶۱۶۰/۸۲۵۱

هر یک از این خوشه‌ها، بیانگر بخشی از بازار با رفتار خریدی متمایز است. برای مثال، مشتریانی با رفتار $R\downarrow F\uparrow$ M↑ مشتریان وفاداری هستند که به‌تازگی خرید داشتند، بنابراین احتمال فعال‌بودن آنها بیشتر است، ممکن است به‌طور متوالی خرید کنند و مبالغ بیشتری در هربار خرید می‌پردازند. به‌طور مشابه مشتریان با الگوی رفتاری $R\uparrow F\downarrow$ M↓ مشتریانی هستند که جسته‌گریخته با شرکت معامله می‌کنند و احتمال فعالیت و ارزش‌آفرینی آنها در آینده نیز ضعیف است. جدول ۶ خلاصه‌ای از نتایج بخش‌بندی مشتریان و رتبه‌بندیCLV مشتریان براساس میانگین موزون آنها را بیان می‌کند.

جدول ٦. رده‌بندی ارزش دورهٔ عمر مشتریان با کمک مقادیر RFM وزن‌دار نرمال‌شده

خوشه	متوسط مؤلفهٔ تازگی وزن‌دار	متوسط مؤلفهٔ توالی وزن‌دار $w_F \times C_F^j$	متوسط مؤلفهٔ پولی وزن‌دار $w_M \times C_M^j$	متوسط امتیاز مشتریان C^j	رتبه‌بندی CLV
١	٠/١٥٩۴	٠/١٨٢٨	٠/٠٩٣٩	٠/١٥١٥	١
٢	٠/٠٨٣۶	٠/٠٥٩٥	٠/١٠٥٢	٠/٠٧٧٧	٣
٣	٠/١۴٨٩	٠/٠٠۴٣	٠/١١٣۴	٠/٠۶٢٩	٥
۴	٠/١٥٠٧	٠/١٠١٧	٠/٠١٧٨	٠/٠٨۴٥	٢
٥	٠/٠۶٨١	٠/٠٠١٧	٠/١١١۴	٠/٠۴۶٨	۶
۶	٠/٠٥٠٩	٠/١٠۶۶	٠/٠١١۶	٠/٠۶٧٩	۴
٧	٠/١۴٢۶	٠/٠٠٣۶	٠/٠١٣۴	٠/٠٣٠٧	٧
٨	٠/٠۶٧١	٠/٠٠١٩	٠/٠١٣٨	٠/٠١۶٩	٨

براساس نتایج حاصل از بخش قبل در پیش‌بینی مؤلفه‌های رفتار خرید آتی مشتریان، به‌محاسبهٔ مؤلفه‌های احتمال فعال‌بودن هر مشتری (جایگزینی برای مؤلفهٔ R)، تعداد انتظاری تراکنش‌های آتی مشتری (جایگزینی برای مؤلفهٔ F) و متوسط انتظاری مقادیر پولی تراکنش‌های آتی (جایگزینی برای مؤلفهٔ M) اقدام شده است. از این پس این سه مؤلفه با عنوان مقادیر مؤلفه‌های انتظاری RFM نام برده می‌شوند. از مجموعهٔ حاصل بار دیگر مشابه مراحل انجام‌گرفته در روش معمول RFM برای محاسبهٔ رتبه‌بندی مشتریان استفاده می‌شود. جدول ٧ نتایج حاصل از بخش‌بندی مشتریان برمبنای مقادیر مؤلفه‌های انتظاری RFM را نشان می‌دهد.

جدول ٧. رده‌بندی ارزش دورهٔ عمر مشتریان به‌کمک مقادیر RFM انتظاری وزن‌دار نرمال‌شده

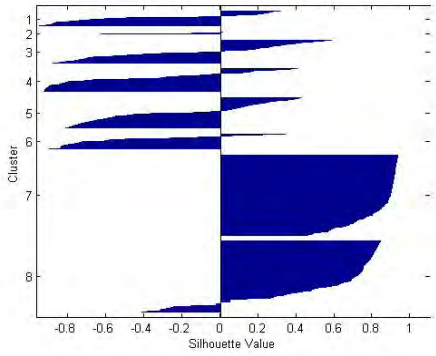
خوشه	متوسط مؤلفهٔ تازگی وزن‌دار $w_R \times C_R^j$	مؤلفهٔ توالی وزن‌دار $w_F \times C_F^j$	مؤلفهٔ پولی وزن‌دار $w_M \times C_M^j$	متوسط امتیاز مشتریان C^j	رتبه‌بندی CLV
١	٠/١٥٢٣	٠/١٧٥٩	٠/٠٨٥٥	٠/١۴۴١	١
٢	٠/٠١١٢	٠/٠۶٢٩	٠/٠٨۴٥	٠/٠۶٠٥	٣
٣	٠/١١٩۴	٠/٠١۶٢	٠/٠٥٥٩	٠/٠۴۶٣	۴
٢	٠/١٣٩٥	٠/٠٩٣٠	٠/٠١٣٠	٠/٠٧۶۶	٢
٧	٠/٠١٥٧	٠/٠١٢١	٠/٠٢٣١	٠/٠١٢٢	٧
۶	٠/٠٠۴۶	٠/٠٧٩٧	٠/٠٠٨٠	٠/٠۴۴٧	٥
٧	٠/٠٩١٩	٠/٠٠۶٢	٠/٠١١۴	٠/٠٢٢۶	۶
٨	٠/٠١۴٢	٠/٠٠١۶	٠/٠١٠٨	٠/٠٠۶۶	٨

ارزیابی کیفیت بخش‌بندی مشتریان در پیش‌بینی ارزش دورهٔ عمر مشتری

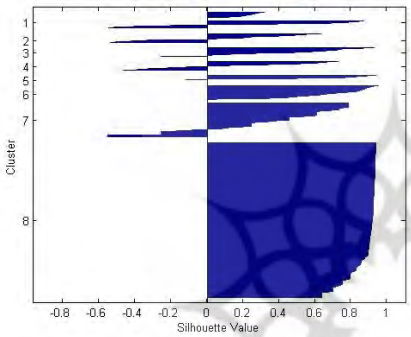
یکی از کارکردهای اصلی مدل‌سازی RFM، تلاش در رتبه‌بندی مشتریان و پیش‌بینی ردهٔ ارزش مشتریان در آینده است. ما از این ویژگی برای مقایسهٔ کیفیت اجرای رده‌بندی مشتریان طی دو روش بررسی‌شده بهره برده‌ایم. برای این منظور ابتدا ارزش خالص کنونی مقادیر پولی تولیدشدهٔ هر مشتری در دورهٔ آزمون محاسبه شده است. این ارزش، به‌منزلهٔ ارزش آتی تولیدی که مدل‌های RFM برای رده‌بندی مشتریان استفاده می‌کنند، در نظر گرفته می‌شود. در بخش‌بندی انتظار می‌رود مشتریان به بخش‌های مختلف متجانس طبقه‌بندی شوند؛ به‌گونه‌ای که هر بخش بیشترین شباهت‌های درون‌خوشه‌ای و بیشترین تمایز برون‌خوشه‌ای را داشته باشد. یک معیار معروف در این زمینه، معیار سیلوئت است. در محاسبهٔ معیار سیلوئت، میانگین فاصلهٔ عنصر i با تمام عناصر دیگر موجود در خوشهٔ آن (a_i)، با کمینهٔ میانگین فواصل آن عنصر از اعضای سایر خوشه‌ها (b_i) مقایسه می‌شود. این کار از طریق رابطهٔ $s_i = \frac{(b_i - a_i)}{max(a_i, b_i)}$ انجام می‌گیرد. میانگین کلی ضریب سیلوئت میان اعضای یک خوشه را ضریب سیلوئت می‌نامیم. در این پژوهش از ضریب سیلوئت برای مقایسهٔ قدرت دو روش خوشه‌بندی در ایجاد تمایز و پیش-بینی‌کنندگی ارزش دورهٔ عمر مشتری استفاده می‌شود. نتیجهٔ محاسبهٔ این ضریب به‌ازای هر خوشه، طی دو روش مذکور به شرح جدول ۸ است. همچنین شکل ۴ نمودار این نتایج را به تصویر کشیده است.

جدول۸. متوسط مقدار سیلوئت طی مقایسهٔ مقدار واقعی CLVدر رده‌بندی RFM

با استفاده از مقادیر تاریخی مؤلفه‌ها				با استفاده از مقادیر پیش‌بینی‌شدهٔ مؤلفه‌ها			
خوشه	تعداد اعضای هر خوشه	عرض سیلوئت برای هر خوشه	درصد کل پارامتر سیلوئت	خوشه	تعداد اعضای هر خوشه	عرض سیلوئت برای هر خوشه	درصد کل پارامتر سیلوئت
۱	۸۹	-۰/۳۷۰۸	۰/۲۵۷۵	۱	۲۹	۰/۲۹۳۷	۰/۴۲۶۶
۲	۱۹	-۰/۲۳۰۲		۲	۱۲۶	۰/۱۸۳۹	
۳	۱۳۱	-۰/۱۴۰۲		۳	۵۷	۰/۳۸۳۹	
۴	۱۳۲	-۰/۴۷۴۳		۴	۴۵	۰/۱۹۶۲	
۵	۱۷۵	-۰/۲۳۰۷		۵	۵۳	۰/۳۷۹۰	
۶	۸۸	-۰/۵۰۶۸		۶	۵۳	۰/۴۶۷۶	
۷	۴۵۵	۰/۸۳۰۷		۷	۹۲۲	۰/۳۸۴۹	
۸	۴۰۴	۰/۵۱۹۳		۸	۲۰۸	۰/۸۴۰۳	



رویکرد ۱. بـا اسـتفاده از مقـادیر تاریخی مؤلفه‌ها



رویکرد۲. با استفاده از مقادیر پیش‌بینی شده مؤلفه‌ها

شکل ٤. نمودارهای مقادیر پارامتر سیلوئت طی مقایسهٔ مقدار واقعیCLV در رده‌بندی RFM

همان‌گونه که در جدول ۸ و شکل ۴ مشاهده می‌شود، عملکرد بخش‌بندی مقـادیر انتظـاری مؤلفه‌های RFM در تخمین CLV بهتر از بخش‌بنـدی مقـادیر تـاریخی آن بـوده اسـت. بـدین ترتیب که دسته‌های ایجادشده براساس مؤلفه‌های انتظاری، تمایز بهتری از نظر تفکیـک مقـادیر آتی CLV در دورهٔ آزمون ایجاد کرده‌اند. این امـر بـا افـزایش ۶۶ درصـد مقـدار شـاخص کلـی سیلوئت و نیز، بهبود آن به‌ازای کلیهٔ دسته‌ها (به‌استثنای دستهٔ ۷) مشهود است. نکتهٔ شایان توجه در این میان آن است که بخش‌بندی مقادیر تاریخی، بهترین تفکیک CLV را در خوشه‌هـای بـا ارزش پایین‌تر (خوشه‌های ۷ و ۸) ایجاد کرده است؛ این درحالیسـت کـه در خوشـه‌هـای بـالاتر، مقادیر این شاخص منفی است، به‌ویژه در خوشه‌های ۱، ۴، ۲ و ۶ (۴ خوشه با برترین ردهٔ CLV) ناهمخوانی بیشتری به چشم می‌خورد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش به معرفی رویکرد جدیدی در بخش‌بندی مشتریان با مدل RFM موزون پرداخته شد. در رویکرد جدید ضمن ترکیب مدل‌سازی Pareto/NBD با روش RFM، از مقادیر انتظاری

احتمال فعالیت مجدد مشتری، نرخ انتظاری تراکنش‌های آتی و نرخ انتظاری مقادیر پولی آتی به جای مقادیر تاریخی RFM در بخش‌بندی استفاده شد. همچنین در انجام این پژوهش با اجرای روش AHP فازی روی نظر سه نفر از خبرگان صنعت، اوزان مؤلفه‌های R، F و M به‌دست آمد. بهره‌گیری از این روش در بخش‌بندی مشتریان، می‌تواند به‌ایجاد بخش‌هایی با تفکیک بهتر ارزش دورهٔ عمر مشتری و رده‌بندی مناسب‌تر مشتریان بر مبنای آن ـ که هدف اصلی مدل‌سازی RFM است، کمک کند. نتایج تجربی حاصل از اجرای روش پیشنهادی بر پایگاه دادهٔ تراکنشی مشتریان غیر قراردادی یکی از شرکت‌های ارائهٔ خدمات مالی، تأییدکنندهٔ بهبود کیفیت بخش‌بندی با رویکرد پیشنهادی است. با وجود این، دشواری و پیچیدگی پیاده‌سازی مدل Pareto/NBD اجرای عملیاتی این رویکرد در کاربردهای تجاری و روزمره را محدود می‌کند. با این حال، کاربرد سایر روش‌های پیش‌بینی‌کنندهٔ هوش مصنوعی و داده‌کاوی در تخمین و پیش‌بینی مؤلفه‌های رفتاری مشتری و آزمون کیفیت بخش‌بندی حاصل از آنها می‌تواند در مطالعات بعدی مد نظر قرار گیرد و نتایج حاصل با رویکرد این پژوهش مقایسه شود.

همان‌گونه که در بخش پیشینهٔ پژوهش به تفصیل بیان شد، روش RFM بر مقادیر تاریخی مؤلفه‌های رفتاری مشتری، صرف نظر از پویایی تغییرات آتی احتمالی در رفتار مشتری تکیه دارد. به این امر پیش از این نیز در ادبیات بازاریابی توجه شده است که عمده‌ترین رویکرد در این زمینه، ترکیب رده‌بندی بر مبنای ارزش فعلی با ارزش بالقوهٔ مشتری در آینده بوده است. با وجود این، تاکنون پژوهش مشابهی که به نحوهٔ تغییرات رده‌بندی مشتریان بر مبنای ارزش آتی توجه کند و به مقایسهٔ این تغییرات با رده‌بندی تاریخی بپردازد، صورت نپذیرفته است. پژوهش حاضر تلاش کرده است تا ضمن توجه به نحوهٔ تغییرات مؤلفه‌های رفتار مشتری در رده‌بندی مشتریان، تغییرات رتبه‌بندی هر مشتری بر این مبنا را نیز مد نظر قرار دهد. این امر به‌ویژه در وضعیتی که الگوهای رفتاری مشتری چندان پایدار نیست و دستخوش تغییرات زیادی قرار می‌گیرد، یا شناسایی روند تغییرات رفتاری دشوارتر است، اهمیت فوق‌العاده‌ای می‌یابد؛ روابط غیر قراردادی با مشتری در این دسته قرار می‌گیرد. در این روابط مشتری در هر لحظه از زمان می‌تواند از ادامهٔ کار روی‌گردان شود و شناسایی مقطع زمانی وقوع این روی‌گردانی دشوارتر از شرایط قراردادی است. این امر می‌تواند ساختار بخش‌بندی صورت‌گرفته براساس مقادیر تاریخی مؤلفه‌ها و صحت آن برای آینده را تحت تأثیر قرار دهد. هر چه تغییرات فضای کسب‌وکار پویایی بیشتری داشته باشد و سهولت دستیابی به تأمین‌کنندهٔ مشابه دیگر بیشتر باشد، این تغییرات الگو در بخش‌بندی بازار با سهولت بیشتری می‌تواند رخ دهد. نمونه‌هایی از این نوع روابط در صنایع خرده‌فروشی و به‌ویژه فروش اینترنتی مشهود است. نتایج پژوهش حاضر می‌تواند به‌منظور رده‌بندی مشتریان بر

مبنای ارزش احتمالی آتی برای مدیران چنین کسب‌وکارهایی مفید واقع شود. همچنین به منظور کاستن از پیچیدگی‌های پیاده‌سازی مدل Pareto/NBD، می‌توان از مدل BG/NBD (برای توضیحات بیشتر در این خصوص به فادر و هاردی، ۲۰۰۵ الف مراجعه کنید)، به‌مثابهٔ جایگزینی ساده‌شده و مناسب بهره برد و کاربرد عملیاتی این مدل را برای مدیران بازاریابی تسهیل کرد.

References

Ahmadi, A. & Yahyazadehfar, M. (2011). Investigation of Implementing Relational Marketing for Costumer relationship in Hospitality Industry (Case Study: of Persian Palace hotel). *Iranian Business Management*, 3(8): 23-40. (*in Persian*)

Ahmadi, P., Azar, A. & Samsami, F. (2011). Market Segmentation using Neural Networks (Case Study: Pharmaceutical Market in Iran). *Iranian Business Management*, 2(6): 1-20. (*in Persian*)

Buckleyd, J.J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 17(3): 233-247.

Chang, D. Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European journal of operational research*, 95(3): 649-655.

Cheng, C. H. & Chen, Y. S. (2009).Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory. *Expert Systems with Applications*, 36(3): 4176-4184.

Cheng, X., Gong, B. & Zhang, H. (2012). Customer Value Assessment Using the Fuzzy AHP and TOPSIS Methods: Application in Bank. *Journal of Information & Computational Science*, 9(12): 3431–3438.

Chiang, W. Y. (2014). Applying data mining with a new model on customer relationship management systems: a case of airline industry in Taiwan. *Transportation Letters*, 6(2): 89-97.

Deng, H. (1999). Multicriteria analysis with fuzzy pair wise comparisons. *International Journal of Approximate Reasoning*, 21 (3): 215-231.

Durango-Cohen, E. J., Torres, R. L. & Durango-Cohen, P. L. (2013). Donor Segmentation: When Summary Statistics Don't Tell the Whole Story. *Journal of Interactive Marketing*, 27(3): 172-184.

Fader, P. & Hardie, B. (2007). Probability Models for Customer-Base Analysis. *18th Annual Advanced Research Techniques Forum*, June 10–13.Sante Fe, New Mexico.

Fader, P.S., Hardie, B.G.S. & Lee, K.L. (2005a).Counting Your Customers, the Easy Way: An Alternative to the Pareto/NBD Model. *Marketing Science*, 24(2): 275-284.

Fader, P. S., Hardie, B. G. S. & Lee. K. L. (2005b). RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. *Journal of Marketing Research*, 42(4): 415-430.

Fader, P.S., Hardie, B.G.S. & Shang, J. (2010) Customer-Base Analysis in a Discrete-Time Noncontractual Setting. *Marketing Science*, 29(6): 1086–1108.

Gupta, S., Hanssens, D., Kahn, W., Kumar, V., Lin, N. & Ravishanker, N. (2006). Modeling Customer Lifetime Value. *Journal of Service Research*, 9(2): 139-155.

Han, S. H., Lu, S. X. & Leung, S. C. (2012). Segmentation of telecom customers based on customer value by decision tree model. *Expert Systems with Applications*, 39(4): 3964-3973.

Hiziroglu, A. (2013). Soft computing applications in customer segmentation: State-of-art review and critique. *Expert Systems with Applications*, 40(16): 6491-6507.

Hsieh, N. C. (2004). An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers. *Expert systems with applications*, 27(4): 623-633.

Hughes, A. M. (1994), *Strategic database marketing*, Chicago: Probus publishing.

Hwang, H., Jung, T. & Suh, E. (2004). An LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry. *Expert systems with applications*, 26(2): 181-188.

Jain, D. & Singh, S. S. (2002). Customer lifetime value research in marketing :A review and future directions. *Journal of Interactive Marketing*, 16(2): 34-46.

Keiningham, T. L., Aksoy, L. & Bejou, D. (2006). Approaches to measurement and management of customer value. *Journal of relationship marketing*, 5(2): 37-54.

Kim, S. Y., Jung, T. S., Suh, E. H. & Hwang, H. S. (2006). Customer segmentation and strategy development based on customer lifetime value: A case study. *Expert Systems with Applications*, 31(1): 101-107.

Kotler, P. (1997). *Marketing management: Analysis, planning, implementation and control* (9th ed.). Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall.

Liu, D.-R., and Shih, Y.Y. (2005). Integrating AHP and data mining for product recommendation based on customer lifetime value. *Information & Management*, 42(3): 387-400.

Mikhailov, L., (2003). Deriving priorities from fuzzy pairwise comparison judgments. *Fuzzy Sets and Systems*, 134(3): 365-385.

Mollahosseini, A. & Alimirzaei, G. (2011). Segmentation and Identifying the Characteristics of Customers of Irankhodro & Saipa Groups in Kerman city, *Iranian Business Management*, 2(6): 135-146. (*in Persian*)

Mortazavi, S., Asemandoreh, Y., Najafi Siahroudi, M. & Alavi, M. (2011). Benefit Sought Segmentation of Mobile Phone Market, *Iranian Business Management*, 3(8): 115-132. (*in Persian*)

Mulhern, F. J. (1999). Customer profitability analysis: Measurement, concentration, and research directions. *Journal of Interactive Marketing*, 13(1): 25–40.

Niraj, R., Gupta, M. & Narasimhan, C. (2001). Customer profitability in a supply chain. *Journal of Marketing*, 65(3): 1-16.

Olson, D. L. & Chae, B. K. (2012). Direct marketing decision support through predictive customer response modeling. *Decision Support Systems*, 54(1): 443-451.

Qhodsipour, H. (2002). *Analytical Hierarchy Process*, Tehran: Amirkabir University Publication. (*in Persian*)

Reinartz, W.J. & Kumar, V. (2000). On the Profitability of Long-Life Customers in a Non contractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing. *Journal of Marketing*, 64(4): 17-35.

Rossiter, J. & Percy, L. (1997). *Advertising communications and promotion management*, (2nd ed.). New York: McGraw-Hill.

Schmittlein, D. C., Morrison, D. G. & Colombo, R. (1987). Counting your customers: who are they and what will they do next? *Management Science*, 33(1): 1-24.

Stone, B. (1995). *Successful direct marketing methods*, IL: NTC business books, Lincolnwood.

Tsai, C. F., Hu, Y. H. & Lu, Y. H. (2013). Customer segmentation issues and strategies for an automobile dealership with two clustering techniques. *Expert Systems*. DOI: 10.1111/exsy.12056.

Verhoef, P. C. & Donkers, B. (2001). Predicting customer potential value an application in the insurance industry. *Decision Support Systems*, 32(2): 189–199.

Wang, Y.M., Yang, J.B. & Xu, D.L. (2005). A two-stage logarithmic goal programming method for generating weights from interval comparison matrices. *Fuzzy Sets and Systems*, 152(3): 475-498.

Wu, R. S. & Chou, P. H. (2011).Customer segmentation of multiple category data in e-commerce using a soft-clustering approach. *Electronic Commerce Research and Applications*, 10(3): 331-341.

Xu, R. (2000). Fuzzy least-squares priority method in the analytic hierarchy process. *Fuzzy Sets and Systems*, 112(3): 395-404.