فصلنامه مدیریت صنعتی دانشکده علوم انسانی، دانشگاه آزاد اسلامی
واحد سنندج - سال هشتم / شماره ۲۵ / پاییز ۱۳۹۲

پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی قابل پذیرش در بورس برق و انرژی با استفاده از اتوماتای یادگیر

سید مهدی مظهری (نویسنده مسؤول)
دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکدهٔ مهندسی برق، آزمایشگاه آنالیز سیستم‌های قدرت، تهران
Email: mazhari@aut.ac.ir
حسن منصف
دانشگاه تهران، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، آزمایشگاه تحقیقاتیِ مطالعات بهره‌برداری و برنامه‌ریزی سیستم‌های قدرت، تهران
هومن میرزائی
دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکدهٔ مهندسی برق، آزمایشگاه آنالیز سیستم‌های قدرت، تهران

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

تاریخ دریافت: ۹۱/۱۲/۱ * تاریخ پذیرش: ۹۲/۷/۲۲

چکیده

با توجه به آغاز به کار بورس برق و انرژی در سال ۱۳۹۱، ارائهٔ مشاوره‌های جانبی به سرمایه‌گذاران یکی از اولویت‌های توسعه و پیشرفت این بورس تازه تاسیس، می‌باشد. پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی، نه تنها به سرمایه‌گذاران در اولویت‌دهی و جلوگیری از دست رفتن اصل و فرع سرمایه کمک می‌کند، بلکه تاثیر بسزایی در نحوهٔ اعتباردهی و در نتیجه جلوگیری از نابودی بنگاه اقتصادی خواهد داشت. در این مقاله، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی، در محیط شرکت‌های ایران، بررسی می‌گردد. برای این منظور از اطلاعات ۲۰۰ سال-شرکت، از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۸، استفاده شده است. در کلیهٔ مطالعات تعداد شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته مساوی در نظر گرفته شده و شرکت‌های ورشکسته بر مبنای مادهٔ ۱۴۱ قانون تجارت انتخاب شده‌اند. به منظور ایجاد یک رابطهٔ پیشنهادی برای پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی، از یک الگوریتم هوشمند مبتنی بر اتوماتای یادگیر استفاده شده است. مطابق نتایج ارائه شده، دقت مدل پیشنهادی برای داده‌های آموزش حدود ۹۱٪ و بر روی داده‌های آزمون تقریباً ۸۸٪ می‌باشد. با توجه آنالیز حساسیت‌های انجام‌شده، می‌توان نتیجه گرفت که مدل پیشنهادی نیازهای فنی و اقتصادی مسأله را ارضاء نموده و می‌تواند به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی ورشکستگی؛ نسبت‌های مالی؛ شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق؛ بورس اوراق بهادار.

۱- مقدمه

پیشرفت سریع فناوری و تغییرات محیطیِ وسیع، شتاب فزاینده‌ای به اقتصاد بخشیده است. رقابت روزافزون بنگاه‌های اقتصادی، دست‌یابی به سود را محدود و احتمال ورشکستگی شرکت‌ها را افزایش داده است (Altman, 1968). بدین ترتیب تصمیم‌گیریِ مالی نسبت به گذشته راهبردی‌تر شده و همواره با ریسک و عدم‌اطمینان همراه می‌باشد. از طرف دیگر، ورشکستگی شرکت‌ها بر نقدینگی بازار سرمایه و توسعهٔ اقتصاد مؤثر است (Mehrani, et al., 2006). در حین ورشکستگی یک شرکت، بانک‌ها اعتباردهی به شرکت‌های ورشکسته را کاهش داده و در ازای وامی که به شرکت‌ها می‌دهند، بهرهٔ بالاتری را برای جبران ریسک اضافی درخواست می‌کنند. به صورت مشابه، موسسات سرمایه‌گذاری همچون صندوق‌های بازنشستگی و شرکت‌های بیمه و یا اشخاص حقیقی، خرید سهام را کاهش داده و به خرید اوراق قرضهٔ بانک‌ها و یا بازارهای مشابه اقدام می‌کنند. تمامی این موارد به کاهش نقدینگی در بازارهای سرمایه، افزایش هزینهٔ سرمایهٔ شرکت‌ها و کاهش رشد اقتصادی منجر خواهد شد.

با توجه به تاثیرات معکوس ورشکستگی بر بازارهای سرمایه و اقتصاد، پژوهشگران و ذینفعان بر آن شدند تا با استفاده از رویکردهای مختلف، الگوهای پیش‌بینی دربارهٔ دورنمای کلی شرکت‌ها را توسعه داده و میزان زیان‌های وارده و تاثیرهای ناشی از آن را کاهش دهند. برای این منظور، تحقیقات متعددی در زمینهٔ انتخاب نسبت‌های مالی و نحوهٔ ترکیب آن‌ها جهت ارائهٔ بهترین تخمین از وضعیت درماندگی مالی شرکت‌ها، انجام شده است (Novbakht & Sharifi, 2010). تکنیک‌های پیش‌بینی ورشکستگی بر اساس ماهیت خود در سه دسته تکنیک‌های آماری (کلاسیک)، تکنیک‌های هوش مصنوعی و مدل های تئوریک طبقه‌بندی می‌شوند. تکنیک‌های آماری از ابتدایی‌ترین روش‌ها برای مدل‌بندی پیش‌بینی ورشکستگی به شمار می‌روند (Altman et al., 1994). در این مدل‌ها از روش‌های مدل‌بندی استاندارد کلاسیک استفاده شده و بر نشانه‌های ناتوانی تجاری تمرکز دارند. متغیرهای مورد استفاده در ساخت این مدل‌ها عموماً اطلاعات مندرج در صورت‌های مالی است. مدل‌های آماری خود به دو گروه شامل مدل‌های آماری تک متغیره و چند متغیره تقسیم می‌شوند؛ در میان آن‌ها مدل‌های چند متغیره از فراوانی بیشتری برخوردارند. آلتمن اولین فردی بود که الگوی پیش‌بینی ورشکستگی چند متغیره را عرضه کرد (Altman, 1968). پس از او، کیتس با ارائهٔ متغیرهای مستقل (Keats & Bracker, 1988) و اوهلسون با استفاده از تجزیه و تحلیل لوجستیک به نتایج مناسبی دست یافتند (Ohlson, 1980).

تحلیل تشخیصی چندگانه، روشی چند متغیره است که پدیده‌ها را بر اساس ویژگی‌هایشان به گروه‌های مانع‌الجمع طبقه‌بندی می‌نماید. این روش در بسیاری از مطالعات پیش‌بینی ورشکستگی به کار رفته و در آن فرض می‌شود که متغیرهای پیش‌بینی کننده (نسبت‌های مالی) در هریک از دو گروه شرکت‌های ورشکسته و شرکت‌های غیرورشکسته از توزیع نرمال چند متغیره با میانگین‌های متفاوت و ماتریس‌های پراکندگی مساوی، برخوردارند. هدف این روش فراهم آوردن ترکیبی خطی از متغیرهای مستقل است که واریانس بین گروهی را با توجه به واریانس درون گروهی، بیشینه کند (Aziz & Humayon, 2006).

تکنیک‌های هوش مصنوعی وظایفی مشابه با دانش، هوش و منطق انسان انجام می‌دهند. در حقیقت هوش مصنوعی سیستمی است که یاد می‌گیرد و عملکرد حل مسأله خود را با توجه به تجربیات گذشته بهبود می‌بخشد (Kim & Kang, 2010). مدل‌های هوش مصنوعی نتیجه پیشرفت‌های تکنولوژی و توسعه اطلاعاتی بوده و به شدت متکی بر تکنولوژی کامپیوتری می‌باشند. استفاده از هوش مصنوعی در زمینه مالی و به خصوص پیش‌بینی ورشکستگی دارای سابقه زیادی نیست اما به دلیل کارایی بالا و همچنین فارغ بودن از مفروضات محدود کننده‌ی موجود در روش‌های آماری، این مدل‌ها با استقبال زیادی از سوی پژوهشگران مواجه شده‌اند (Etemadi et al., 2009). در زمینه ورشکستگی این مدل‌ها اساساً بر نشانه‌های ناتوانی تجاری تمرکز دارند؛ عموماً چند متغیره بوده و متغیرهای مورد استفاده در آن‌ها از اطلاعات موجود در حساب‌های شرکت استخراج می‌شوند. در سال‌های اخیر، با گسترش الگوریتم‌های ریاضی و بهینه‌سازی تکاملی، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی در قالب یک مسألهٔ بهینه‌سازی مورد بررسی قرار گرفته است (Foreman, 2002).

کینگ دان و فلدمان اولین کسانی بودند که از الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند (King et al., 1995). پس از آن‌ها، وارتو از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده نمود؛ نتایج این پژوهش، بیانگر دقت پیش‌بینی ۹۳ درصد یک سال قبل از ورشکستگی و ۹۱/۶٪ برای دو سال قبل از ورشکستگی است (Varetto, 1998).

شین و لی از مدل ژنتیک برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها استفاده کردند؛ نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که مدل ژنتیک علاوه بر مناسب بودن برای پیش‌بینی درماندگی مالی، درک آن برای استفاده‌کنندگان بسیار آسان است (Shin & Lee, 2002).

کوچران و همکاران با استفاده از شیوه کوکس-فی ورشکستگی را بین شرکت‌های اینترنتی بررسی نمودند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که عوامل سود خالص به مجموع دارایی‌ها، جریان وجه نقد به مجموع بدهی‌ها و مجموع دارایی‌ها سه عنصر کلیدی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها است (Cochran et al., 2006).

وو و همکاران در پژوهش خود به دنبال تدوین یک الگوی ماشین بردار تکیه‌گاه با استفاده از الگوریتم ژنتیک بودند تا عوامل این روش را به بهترین نحو بهینه کنند. آن‌ها نشان دادند که الگوی ماشین بردار تکیه‌گاه با کاربرد روش الگوریتم ژنتیک از دو جنبه دقت پیش‌بینی و قابلیت تعمیم‌دهی نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد (Wu et al., 2007).

اهن و کیم به طور هم‌زمان از الگوریتم ژنتیک و استدلال موردگرا استفاده نمودند؛ نتایج نشان می‌دهد که دقت مدل مبتنی بر ژنتیک می‌تواند به طور معناداری با استفاده از استدلال موردگرا بهبود یابد (Ahn & Kim, 2009).

تحقیقات داخلی انجام شده در زمینه ورشکستگی شرکت‌ها متنوع بوده و با هدف آزمودن توانایی مدل‌های خارجی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران و یا ارائهٔ یک روش جدید، شکل گرفته است. در تحقیق رسول زاده کاربرد مدل آلتمن برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران مورد آزمون قرار گرفته است. نتایج این تحقیق حاکی از این این بود که مدل آلتمن با ۸۱ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها را با قبل از ورشکستگی پیش‌بینی کرده است (Rasul Zadeh, 2002).

در تحقیق سلیمانی امیری مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران تهیه شده است. در این تحقیق از بین ۲۲ نسبت اولیه انتخاب شده پس از بررسی‌های لازم، پنج نسبت که انتظار می‌رفت با هم بهترین پیش‌بینی را در خصوص بحران مالی ارائه نمایند، انتخاب شده است. سپس از تجزیه و تحلیل رگرسیون و این پنج نسبت مالی مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی بورس اوراق بهادار تهران تهیه شده که قادر است با ۹۵ درصد اطمینان وضعیت ورشکستگی شرکت‌ها را یکسال قبل از وقوع ورشکستگی پیش‌بینی نماید (Solymani, 2003).

راعی و فلاح‌پور در مطالعه خود با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، به پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های تولیدی پرداخته‌اند. متغیرهای مدل آن‌ها شامل نسبت سود عملیاتی به دارایی‌ها، نسبت سود عملیاتی به فروش، نسبت حقوق صاحبان سهام به بدهی‌ها، نسبت سرمایه در گردش به دارایی‌ها و نسبت دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری بود. نمونه آن‌ها متشکل از ۸۰ شرکت تولیدی بود، که در سال۱۳۷۳ انتخاب گردید. نتایج بدست آمده با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، نشان داد که این مدل از توان بالایی در پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها برخوردار بوده و می‌تواند با اطمینان بالایی مورد استفاده قرار گیرد (Raei & Fallah Pour, 2004).

خوش‌طینت و قسوری در تحقیق خود، مدل کی سی و بارتزاک را برای محیط اقتصادی ایران تخمین زده‌اند. آن‌ها برای انجام تحقیق خود سه متغیر مربوط به صورت جریان‌های نقدی و شش متغیر مربوط به اقلام تعهدی را استفاده نمودند. برای آزمون مدل، ابتدا شش متغیر تعهدی را وارد مدل نمودند؛ مدل آن‌ها ۸۳٪ نمونه‌ها را به طور صحیح طبقه‌بندی نمود. در مرحله بعد سه متغیر دیگر مربوط به جریان‌های نقدی نیز به همراه شش متغیر تعهدی وارد مدل گردیدند. نتایج نشان داد که مدل آن‌ها قادر است تا ۹۵٪ از شرکت‌های نمونه را به درستی طبقه‌بندی نماید (Khosh Tenat & Ghosuri, 2005).

نبوی و همکاران، پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران را در بین سال‌های ۱۳۸۳-۱۳۸۰ با استفاده از مدل لوجیت مورد بررسی قرار دادند (Nabavi et al., 2010). علاوه بر این موارد، سعیدی و آقایی پیش‌بینی

درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران را با استفاده از شبکه‌های بیز مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش امکان‌سنجی استفاده از روش‌های طبقه‌بندی همچون شبکه‌های بیز برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار مورد مطالعه قرار گرفته است (Saeedi & Aghaei, 2010).

مطابق مادۀ ۹۵ برنامۀ سوم توسعه و با توجه به رویکرد خصوصی‌سازی در صنعت برق، بورس انرژی و برق در سال ۱۳۹۱ تأسیس خواهد شد. بازار بورس مهمترین اهرم و شاخصه بازار آزاد و نیز مهمترین راهکار موجود برای پیشبرد پروژۀ خصوصی‌سازی در اقتصاد برق است. اقتصاد برق از دو عنصر اساسی: صنعت برق و کالای برق، تشکیل گردیده و بازار بورس نیز مشتمل بر دو بازار بورس سهام و بورس کالا می‌باشد. بورس سهام محل واگذاری مالکیت دولتی بر صنعت برق از طریق عرضه و فروش سهام صنعت برق به بخش خصوصی است (Arghavani, 2002). با توجه به این موارد، ارائۀ فعالیت‌های مشاوره‌ای برای تشویق سرمایه‌گذاران در این طرح و جلوگیری از دست رفتن اصل و فرع سرمایه با استفاده از مطالعات ورشکستگی، از جمله مواردی است که سبب رونق در بورس انرژی و برق می‌گردد.

در این مقاله، مسألۀ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی مرتبط با حوزۀ برق و انرژی، در محیط شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بررسی شده است. برای این منظور، مسأله در قالبی جدید فرمول‌بندی شده و با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی تکاملی مبتنی بر اتوماتای یادگیر حل شده است. اطلاعات ۲۰۰ سال–شرکت، از میان شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۸، به منظور آموزش مدل ورشکستگی مورد استفاده قرار گرفته است. در کلیۀ مطالعات تعداد شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته مساوی در نظر گرفته شده و شرکت‌های ورشکسته بر مبنای مادۀ ۱۴۱ قانون تجارت انتخاب شده‌اند. مطابق این ماده، شرکت ورشکسته دارای زیان انباشته‌ای معادل پنجاه درصد سرمایۀ شرکت است. به منظور انتخاب شرکت‌های مرتبط با حوزۀ برق و انرژی از اساسنامۀ شرکت‌ها استفاده شده و نسبت‌های مالی شرکت‌ها در سال‌های مورد مطالعه مطابق اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شده‌اند. در پایان، کارایی روش پیشنهادی در قالب چندین سناریو، بررسی و نشان داده شده است.

۲- مواد و روش‌ها

پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌ها یکی از موضوعات مهم در حوزۀ تصمیم‌گیری مالی قلمداد می‌شود. با توجه به آثار و پیامدهای این پدیده در سطوح خرد و کلان جوامع، ابزارها و مدل‌های قابل توجهی در سطح بین‌المللی ارایه شده است. مهمترین مدل استفاده شده در مطالعات، ترکیبی خطی از نسبت‌های مالی مطابق رابطۀ زیر است:

$$Z = c_1 x_1 + c_2 x_2 + \ldots + c_n x_n = \sum_{i=1}^{n} c_i x_i$$
$$\text{if } Z \quad z_0 \text{ the firm is classified as bankrupt} \qquad (1)$$

که در این رابطه:

x_i نسبت مالی iام،

c_i ضریب مربوط به نسبت مالی iام،

n تعداد کل نسبت‌های مالی مورد مطالعه،

z_0 پارامتر تفکیک، نشان‌دهندۀ مرز گروه ورشکسته و غیرورشکسته.

هدف از حل مسألۀ پیش‌بینی ورشکستگی، تعیین بهترین ترکیبی خطی متشکل از نسبت‌های مالی، به نحوی است که مدل بیشترین تطابق را با داده‌های آموزش ایجاد کند. منظور از داده‌های آموزش، دسته‌ای از اطلاعات کامل شرکت‌ها است که در آن‌ها ورشکستگی و یا عدم ورشکستگی شرکت به همراه نسبت‌های مالی آن‌ها در سال مورد مطالعه مشخص باشد. پس از تعیین مدل با استفاده از داده‌های آموزش، کیفیت واقعی مدل با استفاده از دسته‌ای از داده‌های تست، تعیین می‌گردد. به عنوان مثال، آلتمن مدل پیش‌بینی ورشکستگی خود را بر مبنای رابطۀ زیر بنا نهاد (Altman, 1968):

$$Z_{\text{ر}} = ۰/۷۱۷A + ۰/۸۷۴B + ۰/۱۰۷C + ۰/۴۲D + ۰/۹۹۸E \qquad (2)$$

در این رابطه:

A نسبت سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها،

B نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها،

C نسبت سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها،

D نسبت ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام به ارزش دفتری کل بدهی‌ها،

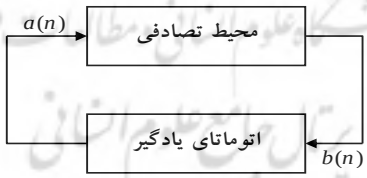
E نسبت فروش به کل دارایی‌ها.

مطابق این رابطه، اگر Z < ۱٫۲۱ شرکت ورشکسته و اگر Z > ۲٫۹ شرکت غیرورشکسته می‌باشد. دست‌یابی به دقت ۸۹٪ بر روی داده‌های آموزش و ۷۳٪ بر روی داده‌های تست، از جملهٔ دست‌آوردهای این پژوهش بوده است.

در این مقاله، ضرایب رابطهٔ (۱) و نیز پارامتر تفکیک، به صورت هم‌زمان و در قالب یک مسألهٔ بهینه‌سازی تعیین می‌گردند. به منظور حل مسألهٔ بهینه‌سازی، از یک الگوریتم تکاملی مبتنی بر اتوماتای یادگیر استفاده شده است.

حل مسائل پیچیده و بزرگ مقیاس، مستلزم استفاده از الگوریتم‌های ابتکاری و یا هدفمندشده به نحوی است که دست‌یابی به پاسخ بهینه و یا نزدیک به بهینه را تضمین نمایند. در این روش‌ها با ارائهٔ مکانیسمی هدفمند، سیستم به سمت پاسخ مناسب سوق داده می‌شود. اتوماتای یادگیر یکی از این روش‌ها است (Park & Han, 2002).

شاخه‌ای از نظریهٔ کنترل تطبیقی به اتوماتای یادگیر اختصاص دارد؛ اتوماتای یادگیر، ماشینی است که می‌تواند تعدادی متناهی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی شده و نتیجهٔ ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده می‌شود. این پاسخ در انتخاب عمل بعدی اتوماتا تاثیرگذار است. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود، بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط در شکل (۱) نشان داده شده است (Narendra & Thathachar, 1989). تا کنون مسائل مختلفی از گراف، در حوزهٔ ریاضیات (Unsal et al., 1999) و مسائلی چون مکان‌یابی واحدهای فازوری (Mazhari et al., 2012)، طراحی سیستم توزیع انرژی الکتریکی (Mazhari & Monsef, 2013) در حوزهٔ علوم مهندسی با این روش حل و کارایی آن نشان داده شده است.



شکل شماره (۱)– ارتباط بین محیط و اتوماتای یادگیر

محیط را می‌توان توسط سه‌تایی $\{a,b,C\}$ که E نشان داد که در آن $\{a_1,...,a_r\}$ که a مجموعهٔ ورودی‌ها، $\{b_1,...,b_m\}$ که b مجموعهٔ خروجی‌ها و $\{c_1,...,c_r\}$ که C مجموعهٔ احتمال‌های جریمه می‌باشد. هرگاه b مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی $b_1 = 1$ به عنوان جریمه و $b_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q، $b(n)$ می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [0 1] و در محیط از نوع S، $b(n)$ متغیر تصادفی در فاصله [0 1] است. در واقع در چنین محیطی b_i به عنوان شدت جریمه محسوب می‌شود. هر چه b_i به صفر نزدیکتر باشد، پاداش بیشتر و هر اندازه که به یک نزدیکتر باشد، جریمه بیشتر می‌شود. c_i احتمال اینکه عمل a_i نتیجه نامطلوب داشته باشد، می‌باشد. در

محیط ایستان[1] مقادیر c_i بدون تغییر مانده، حال آنکه در محیط غیر ایستان[2] این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می‌گردد (Narendra & Thathachar, 1989).

اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت با ماتریس احتمالات تغییر حالت ثابت[3] مشخص می‌شود. نظریهٔ زنجیره‌های مارکوف، ابزار اصلی تجزیه و تحلیل این دسته از اتوماتا بوده و در اغلب موارد، رفتار مقتضی با انتخاب احتمال تغییر حالت اتوماتا در پاسخ به خروجی محیط به دست می‌آید. رفتار کلی سیستم توسط ماتریس تغییر حالت زنجیرهٔ مارکوف تعیین می‌شود. با توجه به این که در این مقاله از اتوماتای ساختار متغیر استفاده شده است، در ادامه توضیحاتی در رابطه با این دسته از اتوماتاها داده می‌شود.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر: این اتوماتا توسط چهار تایی $\{a, b, \mathbf{P}, T\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\{a_1, ..., a_r\}$ که a مجموعهٔ عمل‌های اتوماتا، $\{b_1, ..., b_m\}$ که b مجموعهٔ ورودی‌های اتوماتا و $\{p_1, ..., p_n\}$ که $\mathbf{P}$ بردار احتمال انتخاب هر یک از اعمال و $p(n+1) = T[a(n), b(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل a_i در مرحله nام انتخاب شود و این عمل پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش یافته و سایر احتمال‌ها کاهش می‌یابند. برای پاسخ نامطلوب احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمال‌ها افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرد که حاصل‌جمع $p_i(n)$ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. روابط زیر نمونه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری خطی در اتوماتاهای یادگیر است (Mazhari & Monsef, 2012):

الف) پاسخ مطلوب برای عمل i:

$$p_i(n+1) = \begin{cases} p_i(n) + a.(1 - p_i(n)) \\ (1-a).p_j(n) \quad , \quad \forall j \neq i \end{cases} \qquad (۳)$$

ب) پاسخ نامطلوب برای عمل i:

$$p_i(n+1) = \begin{cases} (1-b).p_i(n) \\ (b/r-1) + (1-b).p_j(n) \quad , \quad \forall j \neq i \end{cases} \qquad (۴)$$

که در آن‌ها:

$p_i(n)$ احتمال انتخاب عمل i در مرحلهٔ nام،

a پارامتر پاداش،

b پارامتر جریمه،

r تعداد عمل‌های هر اتوماتا.

با توجه به مقادیر a و b سه حالت مختلف را می‌توان در نظر گرفت؛ اگر $a = b$ آنگاه، الگوریتم را L_{R-P} و اگر $a >> b$، الگوریتم L_{R-eP} نامیده می‌شود. در نهایت زمانی که b مساوی صفر باشد، الگوریتم L_{R-I} نام‌گذاری می‌شود.

پیش‌بینی ورشکستگی مستلزم ارائهٔ مدلی، مشابه رابطهٔ (۱)، به نحوی است که تعداد نسبت‌های مالی، ضرایب متناظر و نیز پارامتر تفکیک (z_o)، به منظور مشخص کردن شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته، در آن معین باشند. با توجه به اینکه تعداد نسبت‌های مالی در شرایط واقعی بسیار زیاد است، لذا تعیین مدلی با قدرت تخمین بالا بسیار دشوار می‌باشد. به همین دلیل، محققان با استفاده از روش‌های مبتنی بر رگرسیون، تعداد زیادی از پارامترها را حذف کرده و با فرض مشخص بودن تعداد

[1] Stationary
[2] Non-Stationary
[3] Fixed State Transition Probabilities

پارامترها و نیز فرض یک معیار مقایسه، به حل مسأله می‌پردازند (Aziz & Humayon, 2006). طبعاً، چنین فرآیندی سبب کاهش دقت مدل شده و نتایج واقعی را به همراه نخواهد داشت.

در این مقاله با ارائهٔ یک راهکار جدید مبتنی بر اتوماتای یادگیر، روش هدفمندی برای یافتن مدل ورشکستگی یک مجموعهٔ اقتصادی پیشنهاد می‌گردد. بدین منظور برای هر نسبت مالی یک اتوماتای با ساختار متغیر در نظر گرفته می‌شود. این اتوماتا معرف ضریبِ نسبت مالیِ مربوطه بوده و اگر برابر صفر انتخاب گردد، به معنای عدم انتخاب نسبت مالی مورد نظر می‌باشد. بر این اساس، هر اتوماتا از روابط زیر پیروی می‌کند:

$$l_{b,i} \leq LA_i \leq u_{b,i}, i \quad W_{fr}, l_{b,i} \quad W_{b,i}, u_{b,i} \quad W_{ub} \qquad (۵)$$

$$n_{a,i} = \left\lfloor \frac{u_{b,i} - l_{b,i}}{t_i} \right\rfloor + ۱, \; i \quad W_{fr}, \; l_{b,i} \quad W_{lb}, u_{b,i} \quad W_{ub}, t_i \quad W_t \qquad (۶)$$

که در این روابط:

LA_i اتوماتای با ساختار متغیر مربوط به نسبت مالی iام،

$l_{b,i}$ کمترین مقدار قابل قبول برای ضریب نسبت مالی iام،

$u_{b,i}$ بیشترین مقدار قابل قبول برای ضریب نسبت مالی iام،

$n_{a,i}$ تعداد کل اعمال بارگذاری شده در اتوماتای iام،

t_i اختلاف دو عمل پشت سر هم در اتوماتای iام،

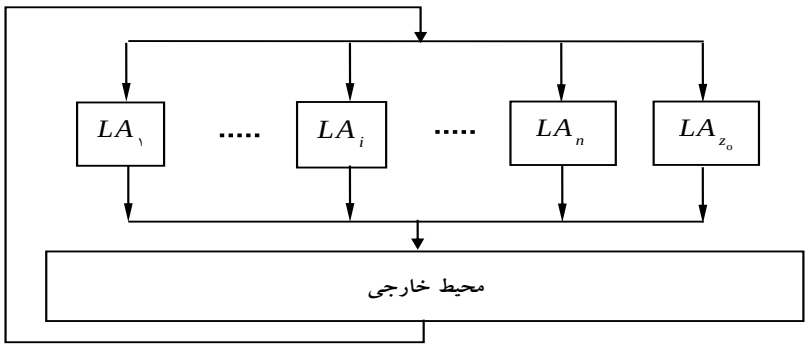
W_{fr} مجموعهٔ نسبت‌های مالی مورد مطالعه،

W_{lb} مجموعهٔ حد پایین نسبت‌های مالی،

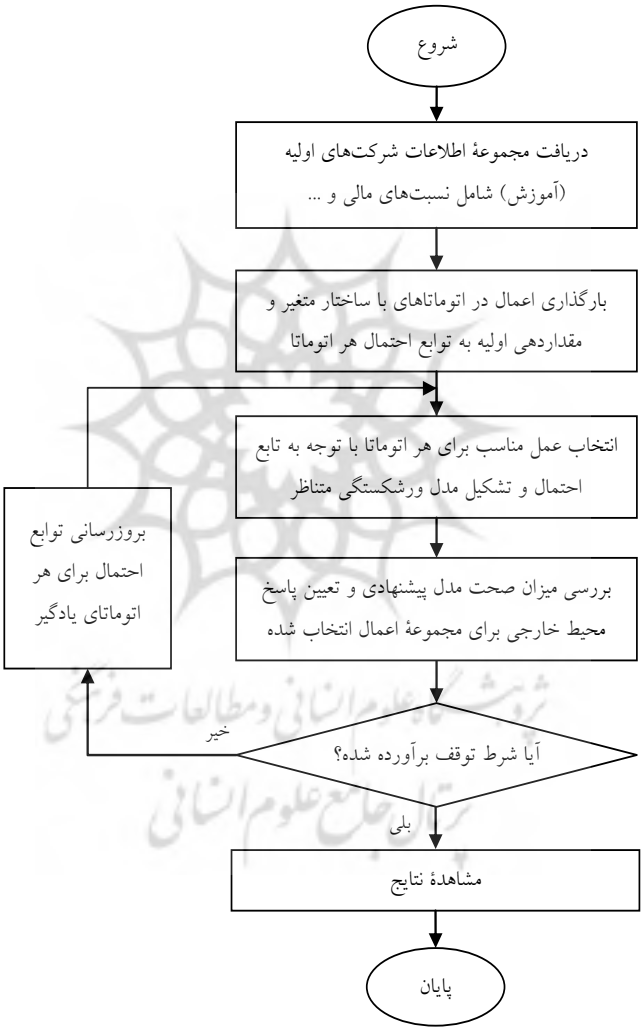
W_{ub} مجموعهٔ حد بالای نسبت‌های مالی،

W_t مجموعهٔ قدر نسبت اعمال اتوماتاها.

با توجه به این موارد، فرآیند حل مسأله به صورت زیر می‌باشد: ابتدا به هر نسبت مالی یک اتوماتای با ساختار متغیر نسبت داده می‌شود؛ یک اتوماتای با ساختار متغیر نیز برای نسبت تفکیک (z_0) در نظر گرفته می‌شود. در ابتدا، هر اتوماتا از میان اعمال خود عملی را به تصادف انتخاب می‌کند. سپس این مجموعه از اعمال، برای بررسی کیفیت، به محیط خارجی ارسال می‌گردد. در محیط خارجی اعمال اتوماتاها کدگشایی شده و رابطهٔ پیشنهادی برای پیش‌بینی ورشکستگی، معین می‌گردد. سپس این رابطه به مجموعهٔ داده‌های آموزش اعمال شده و کیفیت آن بررسی می‌گردد. در صورتی که میزان صحت تخمین ورشکستگی نسبت به میانگین پاسخ‌های بدست آمده تاکنون، بهتر باشد، همهٔ اعمال انتخاب شده پاداش گرفته و در غیر این صورت جریمه می‌شوند. سپس نتیجه به محیط اصلی اعمال شده و با توجه به آن، همهٔ اتوماتاها تابع احتمال خود را به روزرسانی می‌کنند. در گام بعد همین اعمال مجدداً تکرار شده با این تفاوت که احتمال انتخاب هر یک از اعمال اتوماتا مطابق تابع احتمال بوده و احتمال انتخاب عمل مناسب بیشتر می‌شود. با تکرار چندبارهٔ الگوریتم، احتمال انتخاب عمل خاصی از هر اتوماتا نسبت به سایر اعمال آن، بیشتر شده و همگرایی به پاسخ بهینه حاصل می‌شود. در یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر، معیار توقف معمولاً زمانی حاصل می‌شود که احتمال انتخاب یک عمل از هر یک از اتوماتاها از مقدار ثابتِ از پیش تعیین شده، بیشتر گردد. شکل (۲) نحوهٔ ترکیب اتوماتاها را، مطابق توضیحات ذکر شده، نشان می‌دهد. مراحل کلی حل مسأله نیز در شکل (۳) مشاهده می‌شود.



شکل شماره(۲)– نحوهٔ ترکیب اتوماتاهای یادگیر به منظور حل مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی



شکل شماره (۳)– مراحل کلی حل مسأله

۳- نتایج و بحث

به منظور استفاده از روش پیشنهادی برنامه‌های مربوطه در محیط نرم‌افزار *Matlab* 7 نوشته شد. از طرفی، اطلاعات ۱۵۰ سال–شرکت، از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷، به عنوان داده‌های آموزش در نظر گرفته شده است. در کلیهٔ مطالعات تعداد شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته مساوی در نظر گرفته شده و شرکت‌های ورشکسته بر مبنای مادهٔ ۱۴۱ قانون تجارت انتخاب شده‌اند. مطابق این ماده، شرکت ورشکسته دارای زیان انباشته‌ای معادل پنجاه درصد سرمایهٔ شرکت است. به منظور انتخاب شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی از اساس‌نامهٔ شرکت‌ها

استفاده شده و نسبت‌های مالی شرکت‌ها در سال‌های مورد مطالعه مطابق اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شده‌اند. در کنار این موارد، سعی شده تا با توجه به ماهیت پژوهش و به دلیل وجود برخی ناهماهنگی‌ها میان شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، شرایط ذیل با هدف دستیابی به جامعهٔ آماری مناسب مد نظر قرار گیرد:

الف) به منظور همگن‌شدن داده‌ها، نمونه‌های آماری مورد بررسی، پیش از سال ۱۳۸۲ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته‌شده باشند؛

ب) به لحاظ افزایش قابلیت مقایسه، دوره مالی آنها منتهی به پایان اسفندماه باشد؛

پ) طی سال‌های مالی مذکور تغییر فعالیت یا تغییر سال مالی نداده باشند؛

ت) سهام شرکت در طول اسفندماه هر سال حداقل یکبار معامله شده باشد. این شرط محاسبهٔ ارزش بازار حقوق صاحبان سهام را امکان‌پذیر می‌نماید؛

ث) جزء شرکت‌های سرمایه‌گذاری، واسطه‌گری مالی، هلدینگ، بانک و لیزینگ نباشد.

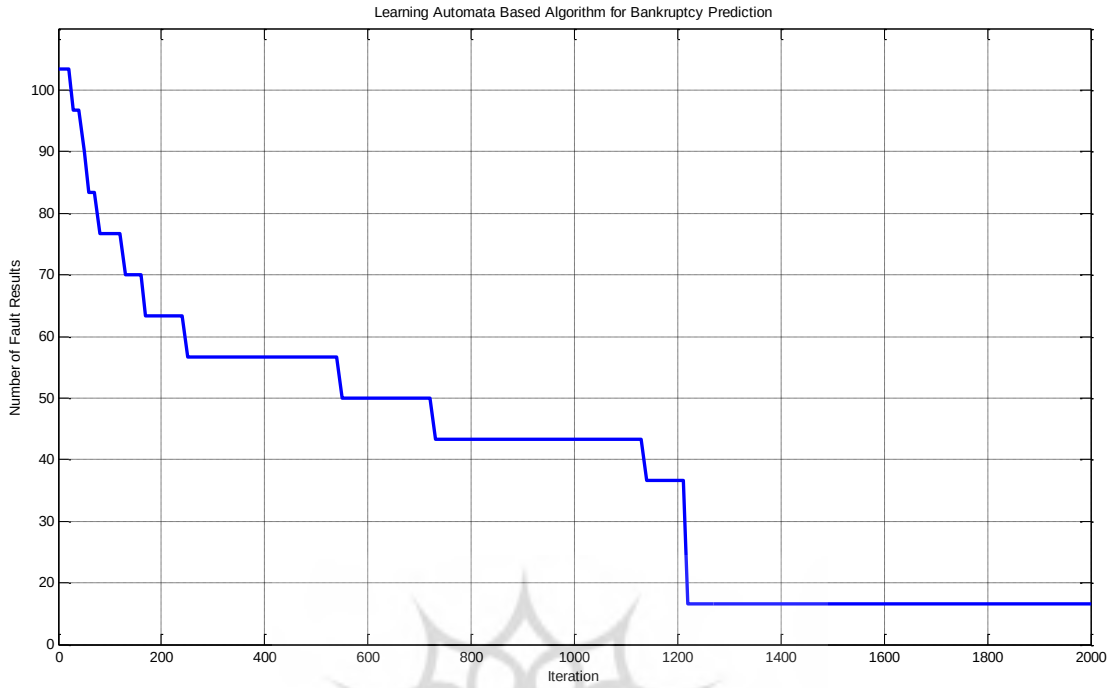
از طرف دیگر، اطلاعات ۵۰ شرکت، از میان شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در سال ۱۳۸۸، به عنوان داده‌های تست مورد استفاده قرار گرفته است. برای هر یک از شرکت‌ها مجموعه‌ای از ۴۲ نسبت مالی موثر مطابق در نظر گرفته شده است (Etemadi et al., 2009). مسألهٔ بهینه‌سازی با استفاده از اتوماتاهای از نوع L_{R-I} با نرخ یادگیری ۰/۰۵ مورد بررسی قرار گرفته و کامپیوتر استفاده شده در شبیه‌سازی‌ها دارای اطلاعات فنی شامل، سی‌پی‌یو $Centrino$ ۱/۸^{GH} و ۱^{GB} رم می‌باشد. مسأله در قالب چندین سناریو بررسی شده و نتایج حاصل تشریح شده‌اند.

درسناریوی اول مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی تحت مطالعه، با استفاده از رابطهٔ (۲) مورد بررسی قرار گرفته است. از طرف دیگر، ضرایب مدل آلتمن با توجه به وضعیت شرکت‌های موجود در ایران بهینه‌سازی شده و نتایج حاصل با مدل مرسوم مقایسه شده است. برای این منظور پارامترهای $l_{b,i}$، $u_{b,i}$ و t_i، برای تمام اتوماتاها، به ترتیب برابر ۱۰، ۱۰- و ۰/۰۵ فرض شده است.

نتایج بدست آمده از این سناریو در جدول (۱) گزارش شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود، در حالی که مدل مرسومِ آلتمن دقتی معادل ۶۵٪ و ۷۰٪ را به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست نتیجه داده است، مدل آلتمن اصلاح شده به دقت ۷۹٪ برای همین داده‌ها دست یافته است. بر اساس این نتایج، رابطهٔ اصلاح شدهٔ آلتمن در محیط شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق ایران به صورت رابطهٔ (۷) می‌باشد. مطابق این رابطه، اگر $Z > 0$، شرکت ورشکسته و در غیر این صورت، غیرورشکسته اعلام می‌شود. توجه به این نکته حائز اهمیت است که نسبت‌های مالی مورد مطالعه همان نسبت‌های رابطهٔ آلتمن بوده ولی ضرایب آن و نیز ضریب تفکیک، با توجه به شرایط اقتصادی شرکت‌های مورد مطالعه، بهینه‌سازی شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود، مدل آلتمن علی‌رغم جامعیت، نیازمند اصلاحات اساسی برای تطابق با واقعیت شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی موجود در بورس اوراق بهادار تهران است.

$$Z = 1/01A - 0/15B - 0/15C + 0/15D - 0/25E \qquad (۷)$$

در سناریوی دوم، با توجه به اینکه در این پژوهش، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی در محیط شرکت‌های ایران بررسی می‌گردد، لذا به منظور دست‌یابی به یک مدل پیشنهادی، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های مطالعه شده در سناریوی قبل، با فرض ۴۲ نسبت مالی پیشنهاد شده توسط اعتمادی و همکاران، بررسی می‌گردد (Etemadi et al., 2009). نتایج حاصل در جدول (۲) گزارش شده و با پاسخ‌های حاصل از روش‌های MDA و $Logit$ مقایسه شده‌اند. یادآوری این نکته حائز اهمیت است که نتایج دو روش اخیر با استفاده از نرم‌افزار $SPSS\ 16$ تهیه شده‌اند.



شکل شماره (۴)– نحوهٔ همگرایی الگوریتم به پاسخ بهینه

جدول شماره(۱) – نتایج حاصل از اعمال مدل آلتمن به شرکت‌های مورد مطالعه

مدل استفاده شده	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)
آلتمن مرسوم (رابطهٔ ۲)	۶۴/۶۶	۷۰/۰۰
آلتمن اصلاح شده (رابطهٔ ۷)	۷۸/۶۶	۸۰/۰۰

جدول شماره(۲) – نتایج روش‌های مختلف بر روی داده‌های آموزش و تست

ردیف	مدل استفاده شده	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)
۱	آلتمن	۶۴/۶۶	۷۰/۰۰
۲	*MDA*	۷۴/۶۶	۷۶/۰۰
۳	*Logit*	۶۶/۰۰	۶۸/۰۰
۴	روش پیشنهادی	۹۱/۳۳	۸۸/۰۰

مطابق این نتایج، روش *MDA* از دقت بالاتری نسبت به روش *Logit* برخوردار بوده و با دقتی نزدیک به ۷۵٪ ورشکستگی یک بنگاه اقتصادی را به درستی پیش‌بینی می‌کند. پاسخ حاصل از روش مبتنی بر اتوماتای یادگیر مطابق رابطهٔ (۸) می‌باشد. بر اساس این رابطه، اگر $Z > 0/6$، شرکت ورشکسته و در غیر این صورت، غیرورشکسته اعلام می‌شود. شکل (۴) نحوهٔ همگرایی الگوریتم به پاسخ بهینه را نشان می‌دهد. از طرفی مطابق جدول (۲)، روش پیشنهادی دقتی معادل ۹۱٪ و ۸۸٪ را به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست نتیجه داده است. بر این اساس روش پیشنهادی قادر است ورشکستگی شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی را با دقت مناسبی پیش‌بینی نماید.

$$Z = -۱/۳x_{CuR} + ۱/۹x_{QuR} + ۳/۹x_{LiT} + ۲/۱۵x_{InT} - ۰/۱۵x_{FiT} + ۳/۹۵x_{ToT} - ۰/۰۵x_{CaR} - ۱/۶۵x_{GrP} - ۱/۳۵x_{OpR} - ۰/۲(x_{InE} + x_{SaC} - x_{PrR}) \quad (۸)$$

که در این رابطه:

x_{CuR} نسبت جاری،

x_{QuR} نسبت آنی،

x_{LiT} درصد بدهی‌ها به مجموع دارایی‌ها،

x_{InT} گردش موجودی کالا،

x_{FiT} گردش دارایی‌های ثابت،

x_{ToT} گردش مجموع دارایی‌ها،

x_{CaR} درصد بازده سرمایه،

x_{GrP} درصد سود ناویژه به درآمد،

x_{OpR} درصد سود عملیاتی به درآمد،

x_{InE} هزینهٔ بهره به سود ناخالص،

x_{SaC} فروش به دارایی‌های جاری،

x_{PrR} درصد سود به درآمد.

در سناریوی سوم با توجه به اینکه تعیین مدل پیش‌بینی ورشکستگی مبتنی بر داده‌های آموزش انجام می‌گیرد، لذا در این سناریو اثر تغییر تعداد داده‌های آموزش و نیز تغییر تعداد نسبت‌های مالی بر کیفیت نهایی مدل ورشکستگی، بررسی می‌شود. نتایج حاصل از این آزمون‌ها در جدول‌های (۳) و (۴) نشان داده شده است. مطابق این نتایج، اگر چه در اثر کاهش تعداد داده‌های آموزش، میزان تطبیق مدل‌ها با داده‌های مذکور تغییر چندانی نمی‌کند، ولی مدل ایجاد شده خام بوده و کیفیت پایینی را برای داده‌های تست نتیجه می‌دهد. لذا، بیشتر بودن تعداد داده‌های آموزش سبب پراکندگی بهتر ضرایب و دستیابی به مدلی با قابلیت توسعهٔ بالاتر می‌گردد. از طرف دیگر، در اثر کاهش تعداد نسبت‌های مالی، مدل‌ها قدرت مانور خود را از دست داده و نتایجی نامناسبی را ارائه می‌دهند. بر اساس این نتایج، ارائهٔ مدلی جامع و مانع، مستلزم مطالعهٔ تعداد قابل توجهی از شرکت‌ها و استفاده از نسبت‌های مالی متنوع است.

جدول شماره(۳) – آنالیز حساسیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی در اثر تغییر تعداد داده‌های آموزش

تعداد داده‌های آموزش	*Logit*		*MDA*		روش پیشنهادی	
	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)
۵۰	۶۲/۰۰	۷۶/۰۰	۶۲/۰۰	۸۰/۰۰	۷۸/۰۰	۹۴/۰۰
۱۰۰	۶۶/۰۰	۷۳/۰۰	۶۸/۰۰	۷۹/۰۰	۸۲/۰۰	۹۲/۰۰
۱۵۰	۶۸/۰۰	۶۶/۰۰	۷۶/۰۰	۷۴/۶۶	۸۸/۰۰	۹۱/۳۳

جدول شماره(۴) آنالیز حساسیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی در اثر تغییر تعداد نسبت‌های مالی مورد مطالعه

تعداد نسبت‌های مالی	*Logit*		*MDA*		روش پیشنهادی	
	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)
۸	۵۴/۰۰	۵۶/۰۰	۶۲/۰۰	۶۱/۳۳	۸۰/۰۰	۷۸/۰۰
۱۸	۶۲/۰۰	۶۴/۰۰	۶۸/۰۰	۶۴/۶۶	۸۶/۰۰	۸۲/۶۶
۳۰	۶۸/۰۰	۶۲/۶۶	۷۴/۰۰	۷۰/۰۰	۸۸/۰۰	۸۷/۳۳
۴۲	۶۸/۰۰	۶۶/۰۰	۷۶/۰۰	۷۴/۶۶	۸۸/۰۰	۹۱/۳۳

در سناریوی چهارم تعیین دقیق نرخ یادگیری یکی از چالش‌های الگوریتم‌های مبتنی بر اتوماتای یادگیر است. با توجه به اینکه در این مقاله مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی در یک قالب جدید با اتوماتای یادگیر تلفیق شده، لذا در این سناریو اثر تغییر نرخ یادگیریِ اتوماتاها و سایر پارامترهای ذکر شده بررسی می‌گردد. جدول (۵) نتایج حاصل از تغییر وضعیت اَعمال هر اتوماتا را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، با افزایش تعداد عمل‌های قابل بارگذاری در هر اتوماتا، مدت زمان حل مسأله به صورت غیرخطی افزایش می‌یابد. با این حال، کیفیت نتایج تغییرات وسیعی ندارد. در مقابل، جدول (۶) نتایج حاصل از تغییر نرخ یادگیری اتوماتاها را نشان می‌دهد. برای این منظور، سناریوی دوم به ازای هر بار تغییر نرخ یادگیری برای صد تکرار مجزا، اجرا شده است. سپس، مدت زمان اجرای الگوریتم، نرخ نمونه‌برداری (تعداد تکرارها تا رسیدن به پاسخ بهینه) و نیز تعداد دفعات رسیدن به پاسخ سناریوی دوم (و یا بهتر از آن) در جدول (۶) ثبت شده است. مطابق این نتایج، نرخ یادگیری بالا، امکان حبس شدن پاسخ در کمینه‌های محلی را افزایش می‌دهد. از طرفی، مدت زمان حل مسأله برای نرخ‌های یادگیری اندک، بسیار بالا بوده و الگوریتم به زمان زیادی برای رسیدن به پاسخ بهینه نیاز دارد. همچنین مشاهده می‌شود که الگوریتم برای نرخ‌های یادگیری کمتر از ۰/۱۱ به پاسخ بهینه دست می‌یابد.

جدول شماره (۵)– آنالیز حساسیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی در اثر تغییر پارامترهای تعریف شده در مدل پیشنهادی

آزمون	پارامترهای استفاده شده	دقت بر روی داده‌های آموزش (٪)	دقت بر روی داده‌های تست (٪)	زمان حل (ثانیه)
۱	$l_b = -۵,\ u_b = ۵, t = ۰/۰۵$	۸۸/۶۶	۸۸/۰۰	۶۸
۲	$l_b = -۱۰,\ u_b = ۱۰, t = ۰/۰۵$	۹۱/۳۳	۸۸/۰۰	۴۰۳
۳	$l_b = -۱۰,\ u_b = ۱۰, t = ۰/۱۰$	۸۹/۳۳	۸۶/۰۰	۷۱
۴	$l_b = -۱۰,\ u_b = ۱۰, t = ۰/۰۲۵$	۹۱/۳۳	۸۸/۰۰	۱۲۳۶
۵	$l_b = -۲۰,\ u_b = ۲۰, t = ۰/۰۵$	۹۱/۳۳	۸۸/۰۰	۹۹۰

جدول شماره (۶)– آنالیز حساسیت مدل پیش‌بینی ورشکستگی در اثر تغییر نرخ یادگیری اتوماتاها

آزمون	نرخ یادگیری	نرخ نمونه‌برداری الگوریتم نسبت به سناریوی دوم	تعداد دفعات دستیابی به پاسخ سناریوی دوم یا بهتر از آن	زمان اجرای الگوریتم نسب به سناریوی دوم
۱	۰/۰۵	۱/۰۰۰۰	۱۰۰	۱/۰۰۰
۲	۰/۰۸	۰/۵۳۸۰	۱۰۰	۰/۳۳۶۵
۳	۰/۱۱	۰/۳۹۱۸	۱۰۰	۰/۱۷۲۶
۴	۰/۱۴	۰/۳۵۴۳	۹۸	۰/۰۹۷۱
۵	۰/۱۷	۰/۳۳۰۷	۹۴	۰/۰۷۱۲
۶	۰/۲۰	۰/۲۸۰۱	۸۷	۰/۰۳۷۸
۷	۰/۳۰	۰/۲۱۰۷	۸۱	۰/۰۱۸۲
۸	۰/۴۰	۰/۱۲۹۰	۷۹	۰/۰۱۴۴

در این مقاله مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی، با استفاده از رویکرد جدیدی مبتنی بر اتوماتای یادگیر مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور از اطلاعات ۲۰۰ سال-شرکت، از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، در سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۸، استفاده شد. شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی با توجه به اساس‌نامهٔ شرکت‌ها انتخاب شده و نسبت‌های مالی آن‌ها در سال‌های مورد مطالعه، مطابق اطلاعات بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده‌اند. در پایان، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های موردنظر، با استفاده از روش پیشنهادی بررسی و نتایج حاصله، در قالب چندین سناریو، با سایر روش‌ها مقایسه شده‌اند. در سناریوی اول، کارایی مدل آلتمن بر روی داده‌های مورد مطالعه و نیز اثرات بهینه‌سازی ضرایب با استفاده از اتوماتای یادگیر بررسی شد. همانطور که مشاهده شد، در حالی که مدل مرسومِ آلتمن دقتی معادل ۶۵٪ و ۷۰٪ را به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست نتیجه داده است، مدل آلتمن اصلاح شده به دقت ۷۹٪ برای همین داده‌ها دست یافته است. بر این اساس، مدل آلتمن علی‌رغم جامعیت، نیازمند اصلاحات اساسی برای تطابق با واقعیت شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی موجود در بورس اوراق بهادار تهران است. در سناریوی دوم، مسألهٔ پیش‌بینی ورشکستگی بنگاه‌های اقتصادی مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی در محیط شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران بررسی شد. مطابق نتایج بدست آمده، روش پیشنهادی دقتی معادل ۹۱٪ و ۸۸٪ را به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست نتیجه داده است. در سناریوی سوم، اثر تغییر تعداد داده‌های آموزش و نیز تغییر تعداد نسبت‌های مالی بر کیفیت نهایی مدل ورشکستگی، بررسی شد. همانطور که مشاهده شد، بیشتر بودن تعداد داده‌های آموزش سبب پراکندگی بهتر ضرایب و دستیابی به مدلی با قابلیت توسعهٔ بالاتر می‌گردد. سناریوی پایانی این بخش اثر تغییر نرخ یادگیریِ اتوماتاها و سایر پارامترهای مدل پیشنهادی را بررسی نمود. مطابق توضیحات ارائه شده، نرخ یادگیری بالا سبب حبس‌شدن پاسخ در کمینه‌های محلی می‌گردد. با توجه به تاسیس بورس برق و انرژی در سال ۱۳۹۱و با در نظر گرفتن نتایج حاصل از این پژوهش، راهکار پیشنهادی نیازهای فنی مسأله را ارضاء نموده و می‌توان از آن در پیش‌بینی دورنمای کلی شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی استفاده نمود.

پیشنهادهایی که از این پژوهش حاصل می‌شود به شرح ذیل می‌باشند:

- ✓ به سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران مالی، بانک‌های تأمین سرمایه، شرکت‌های سرمایه‌گذاری و کارگزاران برق و انرژی پیشنهاد می‌شود تا برای ارزیابی وضعیت مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس و تصمیم‌گیری در ارتباط با سرمایه‌گذاری خود، از مدل پیشنهادی، به عنوان یک ابزار مشاوره‌ای، استفاده نمایند؛
- ✓ به شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی پیشنهاد می‌شود تا با استفاده از این مدل وضعیت مالی شرکت خود را بررسی نموده و در صورت قرار داشتن در وضعیت ورشکستگی، اقدامات لازم را برای جلوگیری از این پیشامد انجام دهند؛
- ✓ به نظر می‌رسد که استفاده از این مدل توسط بورس برق و انرژی برای پذیرش شرکت‌ها در بورس کمک می‌کند تا شرکت‌های مورد بررسی با دقت بیشتری مورد ارزیابی و سنجش قرار گیرند.

پیشنهادهای ذیل ممکن است برای تحقیقات آتی مفید واقع شود:

- ✓ تعریف یک قاعدهٔ مستند برای انتخاب شرکت‌های مرتبط با حوزهٔ برق و انرژی؛
- ✓ دسته‌بندی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس انرژی و برق به دو دستهٔ تولیدکنندگان انرژی و تولیدکنندگان کالای برق و طراحی مدل ورشکستگی برای هر یک از این دسته‌ها؛
- ✓ استفاده از مدل برای شرکت‌های ورشکسته خارج از نمونه که متعلق به جامعه آماری تحقیق می‌باشند، و میزان قدرت پیش‌بینی مدل برای آن شرکت‌ها.

۴- منابع

1- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Journal of Finance, 23(4), 589˚609.
2- Mehrani, S., Mehrani, K., Monsefi Y., Karami, G. (2006). Investigation of the Zmijewski and Shirata Models for bankruptcy prediction of the firms within Tehran Stock Exchange. The Iranian Accounting and Auditing Review, 12(3), 105-131.
3- Novbakht, M.R., Sharifi, M. (2010). A neural network based algorithm for bankruptcy prediction of the firms within Tehran Stock Exchange. Industrial Management, 2(4), 163-180.
4- Keats, B.W., Bracker, J.S. (1988). Toward a theory of small firm performance: A conceptual model. American Journal of Small Business, 12, 41-58.
5- Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of Accounting Research, 1, 109˚131.
6- Aziz, M.A., & Humayon, A.D. (2006). Predicting corporate bankruptcy: Where we stand?. Journal of Corporate Governance, 6 (1), 18-33.
7- Foreman, R.D. (2002). A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. Journal of Economics and Business, 2, 1˚32.
8- Etemadi, H., Anvary-Rostamy, A.A., Farajzadeh-Dehkordi, H. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: Empirical evidence from Iran. Expert Systems with Applications, 36, 3199˚3207.
9- Shin, K., & Lee, Y. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. Expert Systems with Applications, 23(3), 321˚328.
10- Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. Journal of Banking and Finance, 22, 1421˚1439.
11- Altman, E.I., Marco, G., Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian Experience). Journal of Banking and Finance, 18, 505˚529.
12- Ahn, H., Kim, K.J. (2009). Bankruptcy Prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach. Applied soft computing, 9, 599-607.
13- Kim, M., Kang, D. (2010). Ensemble with neural networks for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, 37, 3373˚3379.
14- Park, C., & Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, 23(3), 225˚264.
15- Wu, C.H., Tzeng, G.H., Yeong-Jia, G., Fang W.C. (2007). A real-valued genetic algorithm, to optimize the parameters of support vector machine for prediction bankruptcy. Journal of Expert Systems with Application, 32, 397-408.
16- Cochran, J., Darrat, A. F., Elkhal, K. (2006). On bankruptcy of internet companies: an empirical inquiry. Journal of Business Research, 59, 1193-1200.
17- King don, J., Feldman, K. (1995). Genetic algorithms and application to finance. Applied Mathematical Finance, 2, 89-116.
18- Solymani Amiri, G.R. (2003). Financial ratios and insolvency prediction within Tehran Stock Exchange. Financial Investigation, 15, 121-136.
19- Saeedi, A., Aghaei, A. (2010). Predicting financial distress of firms listed in Tehran Stock Exchange using bayesian networks. The Iranian Accounting and Auditing Review, 56, 59-78.
20- Raei, R., Fallah Pour, S. (2004). Neural network based algorithm for bankruptcy prediction. Financial Research, 17, 39-69.

21- Khosh Tenat, M., Ghosuri, M.T. (2005). Comparing financial ratios based on the combined statement of cash flows and accruals and accrual financial ratios based solely on corporate bankruptcy prediction. Experimental Studies on Financial Accounting, 6, 43-61.
22- Nabavi, A., Ahmadi, M., Mahdavi, S. (2010). Investigating in a prediction of firm bankruptcy within logic model. Financial engineering and portfolio management, 1(5), 55-81.
23- Arghavani, H. (2002). Power Exchange. The Fourth Iranian Energy Symposium, 1, 1-4.
24- Narendra, K.S., & Thathachar, K.S. (1989). Learning automata: An introduction. New York, Prentice Hall.
25- Mazhari, S.M., Monsef, H., Lesani, H., Fereidunian, A. (2012). A multi-objective PMU placement method considering measurement redundancy and observability value under contingencies. IEEE Transactions on Power Systems, 99, 1-10; DOI: 10.1109/TPWRS.2012. 2234147.
26- Unsal, C., Kachroo, P., Bay, J.S. (1999). Multiple stochastic learning automata for vehicle path control in an automated highway system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 29, 120-128.
27- Mazhari, S.M., & Monsef, H. (2013). Dynamic sub-transmission substation expansion planning using learning automata. Electric Power Systems Research, 99, 255-266.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی