

به کارگیری ابزارهای هوش محاسباتی به منظور پیش‌بینی مصرف فولاد خام کشور

شیدا توبت (کارشناس ارشد)

مهدی خاشعی* (استادیار)

مهدی بیجاری (استاد)

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی اصفهان

مهندسی صنایع و مدیریت شریف، تابستان ۱۳۹۸ (۱۳۹۸)
دوری ۱-۳۵، شماره ۱/۱، ص. ۱۵۷-۱۶۶، یادداشت فنی

تصمیم‌گیری یکی از ارکان اساسی مدیریت و عامل مهمی در شکوفایی سازمان‌هاست. این اهمیت تا جایی است که مدیران به دنبال به کارگیری ابزارهای کارآمد به منظور بهبود کیفیت تصمیمات خود هستند. صنعت فولاد نیز، یکی از صنایع زیربنایی کشور، از این قاعده مستثنی نیست و شایسته‌ی توجهی عمیق است. در این مقاله سعی شده است تا با به کارگیری روش‌های علمی، مدلی به منظور مدیریت مصرف فولاد خام کشور ارائه شود. پیشینه‌ی موضوع نشان می‌دهد که به دلیل سطح بالای پیچیدگی و ابهام موجود در بازارهای مالی حصول نتایج دقیق در پیش‌بینی مصرف به‌ویژه در اوقات بلندمدت دشوار است. از این‌رو در این مقاله به منظور مدل‌سازی هم‌زمان پیچیدگی‌ها و عدم قطعیت‌های موجود در داده‌ها، ترکیبی از مدل‌های هوشمند و محاسبات نرم به کار گرفته شده است. نتایج حاصل از این بررسی‌ها بیانگر کارایی مدل‌های هوشمند نرم نسبت به مدل‌های کلاسیک نرم و نیز برتری مدل‌های هوشمند سخت در مقابل مدل‌های کلاسیک سخت هستند.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی سری‌های زمانی، مصرف فولاد خام، انتخاب متغیر، ابزارهای هوش محاسباتی، محاسبات نرم.

۱. مقدمه

امروزه مدیریت یکی از ارکان اساسی در اداره‌ی امور سازمان‌ها نیازمند ترکیب عوامل موجود، ایجاد هماهنگی بین آنها و در نتیجه تصمیم‌گیری‌های صحیح به‌منظور نیل به اهداف سازمانی است. موفقیت مدیریت برای مقابله با شرایط نامطمئن محیطی در سازمان‌های مدرن امروزی و در نتیجه رهبری صحیح به‌منظور رسیدن به اهداف مورد نظر بستگی به تصمیمات اتخاذ شده و درجه صحت، میزان دقت و منطقی بودن آنها دارد. بدون شک تصمیم‌گیری در مفهوم نوین یکی از عمیق‌ترین واژه‌ها و مهم‌ترین ابزارهای موجود در علم مدیریت است. تصمیم‌گیری چارچوبی برای عملکرد کارکنان سازمان فراهم می‌سازد و از این‌رو نقشی پر اهمیت در مدیریت صنایع و سازمان‌ها ایفا می‌کند.

صنعت فولاد نیز به‌عنوان یکی از صنایع مهم و زیربنایی کشور از این قاعده مستثنی نیست و به دلیل دارا بودن ارتباطات گسترده با سایر بخش‌های اقتصاد و تأثیرگذاری بر آنها نیازمند اتخاذ تصمیمات هوشمندانه است و از این حیث بسیار حائز اهمیت می‌باشد. این اهمیت تا جایی است که مدیران و کارشناسان صنعت فولاد همواره در صدد یافتن راه‌حلی منطقی و مستدل به‌منظور بهبود کیفیت تصمیمات اتخاذی خود هستند. از جمله این راه‌حل‌ها به‌منظور ارتقای کیفیت

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۵/۱۱/۹، اصلاحیه ۱۳۹۶/۷/۱۸، پذیرش ۱۳۹۶/۷/۲۴.

DOI:10.24200/J65.2019.7102.1705

ظرفیت‌های تولیدی خواهد کرد. یکی از چالش‌هایی که همواره فراروی مدیران و کارشناسان صنعت فولاد قرار دارد، ارائه‌ی رهیافت‌های منطقی در راستای ایجاد هماهنگی بین عرضه و تقاضا به‌عنوان شاخص‌هایی مهم و مؤثر در جهت سودآوری و ارائه‌ی پیش‌بینی‌های دقیق از آنها به‌منظور نیل به اهداف سازمانی است. همچنین با توجه به این نکته‌ی اساسی که پیش‌بینی یک عنصر کلیدی در تصمیم‌گیری مدیران محسوب می‌شود، مدیران ارشد در سال‌های اخیر بیش از پیش نیاز به مدل‌های پیش‌بینی با قابلیت انعطاف‌پذیری بیشتر را احساس می‌نمایند.^[۱]

نظر به این‌که مدیریت مصرف و تلاش برای استفاده‌ی بهینه در تمام کشورهای

پیشرفته دنیا یکی از مهم‌ترین عوامل پیشرفت صنعتی پایدار است، در این مقاله با به کارگیری روش‌های مستدل و رویکردهای کارا و ساختاریافته مسئله‌ی مدیریت مصرف فولاد از دیدگاه متفاوتی تجزیه و تحلیل شده و روند آتی میزان مصرف فولاد خام کشور پیش‌بینی شده است.

با توجه به این‌که امروزه پیشرفت سریع فناوری‌ها و ایجاد مشخصه‌های جدید اطلاعاتی مسائل و چالش‌هایی با ماهیت کاملاً پیچیده فراروی تصمیم‌گیرندگان و برنامه‌ریزان قرار می‌دهد، بهبود کیفیت تصمیم‌گیری‌ها با اتخاذ راهبردهای مناسب و به‌هنگام امکان‌پذیر خواهد بود. بدین منظور ابزارهای هوش محاسباتی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان رهیافتی منطقی و علمی برای مدل‌سازی پیچیدگی‌های موجود در بازارهای مالی و مرتفع ساختن محدودیت‌های ذاتی موجود در مدل‌سازی‌های کلاسیک به کار گرفته شده است.^[۱] اما این‌گونه روش‌ها به دلیل استفاده از منطق کلاسیک در فرایندهای مدل‌سازی، عملکرد چندان مناسبی در رویارویی با ابهامات و عدم قطعیت‌ها ندارند. ابزارهای محاسبات نرم، برخلاف روش‌های کلاسیک و محاسبات سخت ابزارهای مناسب‌تری در مدل‌سازی ابهامات و عدم قطعیت‌های موجود در سیستم مورد مطالعه هستند، اما در حالت کلی عملکرد مناسبی برای مدل‌سازی مسائل پیچیده‌ی دنیای واقعی ندارند. بر این اساس می‌توان این‌طور نتیجه‌گیری کرد که شاید استفاده هم‌زمان از این دو ابزار و در کنار هم گذاردن آنها، در حالت کلی راه‌حل مناسبی برای استفاده از مزایای منحصر به فرد آنها و مرتفع ساختن محدودیت‌های هر یک از آنها باشد.

هدف این مقاله بهره‌مندی از مزایای منحصر به فرد ابزارهای هوش محاسباتی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی همراه با به کارگیری ابزارهای محاسبات نرم به ویژه منطق فازی به منظور مدل‌سازی هم‌زمان پیچیدگی‌ها و عدم قطعیت‌های موجود در مسئله‌ی مورد مطالعه و ارائه‌ی پیش‌بینی دقیق و قابل اطمینان از میزان مصرف فولاد خام کشور در افق بلندمدت است. بدین منظور ابتدا سیستم مورد مطالعه با استفاده از مدل کلاسیک سخت نظیر رگرسیون خطی چندگانه و مدل هوشمند سخت نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور جداگانه مدل‌بندی شده و نتایج مقایسه شده‌اند. سپس با استفاده از منطق فازی، تمام ساختارها و مدل‌های قطعی طراحی شده در مرحله قبل، تا حد امکان فازی‌سازی شده و به صورت مدل‌های کلاسیک نرم و هوشمند نرم با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج بیان‌گر برتری مدل هوشمند سخت بر مدل کلاسیک سخت و نیز برتری مدل هوشمند نرم بر مدل کلاسیک نرم است. بقیه‌ی قسمت‌های این مقاله به این شرح است: در بخش بعدی به پژوهش‌های پیشین مرتبط با موضوع و مربوط به پیش‌بینی مصرف فولاد خام به‌طور خلاصه پرداخته شده است. در بخش سوم خلاصه‌ی روش‌های هوش محاسباتی و محاسبات نرم و نیز روش ترکیبی پیشنهادی آورده شده است. در بخش چهارم مدل‌سازی مسئله‌ی مورد نظر صورت گرفته و چهار مدل کلاسیک سخت، هوشمند سخت، کلاسیک نرم و هوشمند نرم طراحی و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در نهایت جمع‌بندی و نتیجه‌گیری آورده شده است.

۲. بررسی پژوهش‌های پیشین

در این قسمت به پژوهش‌های پیشین در حوزه‌ی پیش‌بینی مصرف فولاد اشاره شده است. به‌طور کلی در پژوهش‌های انجام شده در این حوزه، سه دسته روش به کار گرفته شده‌اند. دسته‌ی اول شامل پژوهش‌های مبتنی بر روش‌های کلاسیک اقتصادسنجی، دسته‌ی دوم شامل پژوهش‌های مبتنی بر نظریه‌ی شدت استفاده و

دسته‌ی سوم شامل پژوهش‌های مبتنی بر روش‌های هوشمند است که در ادامه به توضیح هر یک به تفکیک پرداخته می‌شود.

۱.۲. پژوهش‌های مبتنی بر روش‌های کلاسیک اقتصادسنجی

تاکنون چندین رویکرد به منظور پیش‌بینی مصرف و تقاضای مواد معدنی پیشنهاد شده است. اولین و مهم‌ترین رویکرد سنتی استفاده از معادلات و روش‌های اقتصادسنجی است که مصرف مواد معدنی، به‌خصوص فولاد را تابعی از تولید صنعتی و دیگر پارامترهای کلان اقتصادی همچون تولید ناخالص داخلی (GDP) در نظر می‌گیرد. در جدول ۱ به اختصار به پژوهش‌های انجام شده مرتبط با پیش‌بینی مصرف فولاد با استفاده از روش‌های کلاسیک اقتصادسنجی اشاره شده است.

۲.۲. پژوهش‌های مبتنی بر نظریه‌ی شدت استفاده

دومین رویکرد برای پیش‌بینی مصرف فلزات، روش شدت استفاده است. شدت استفاده در واقع مقدار مصرف ماده به ازای هر واحد تولید ناخالص داخلی است. در این روش محاسبه‌ی مصرف فولاد با استفاده از ترکیب برون‌زای تولید ناخالص داخلی و شدت استفاده انجام می‌شود که از جدول داده ستانده استخراج می‌شود. این روش از اوایل دهه‌ی ۷۰ میلادی، از طریق مطالعات مالنبانوم^[۱] مورد توجه قرار گرفت.

در بررسی‌های مالنبانوم فرض بر این است که شدت استفاده‌ی فولاد در اقتصاد به شکل U معکوس است. یعنی در مراحل توسعه‌ی اقتصادی، در ابتدا شدت مصرف فولاد در اقتصاد افزایش می‌یابد، اما با رشد اقتصادی به تدریج شدت مصرف کاهش می‌یابد. فرض مذکور بر این اساس استوار است که ترکیب کالاها و خدمات تولیدشده در اقتصاد و به تبع آن میزان استفاده از مواد معدنی، با رشد اقتصادی تغییر می‌کند. با رشد اقتصادی سهم بخش‌هایی که مواد معدنی کمتری مصرف می‌کنند، همچون بخش خدمات، افزایش می‌یابد. در جدول ۲ به اختصار به پژوهش‌های انجام شده مرتبط با پیش‌بینی مصرف فولاد مبتنی بر نظریه‌ی شدت استفاده اشاره شده است.

۳.۲. پژوهش‌های مبتنی بر روش‌های هوشمند

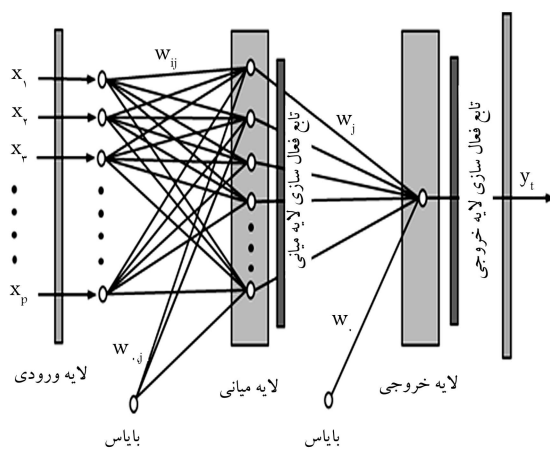
همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد دسته‌ی دیگر از روش‌ها که به منظور پیش‌بینی تقاضا به کار گرفته می‌شوند، روش‌های هوشمند هستند. اما تعداد اندکی از پژوهش‌های صورت گرفته در این حوزه از روش‌ها و مدل‌های هوشمند بهره جسته‌اند که در جدول ۳ به برخی از آنها اشاره شده است.

۳. هوش محاسباتی و محاسبات نرم

در پژوهش‌های پیشین، روش‌های متفاوتی برای مدل‌سازی کلاسیک سیستم‌های مورد مطالعه ارائه شده است. این‌گونه از مدل‌ها به دو دسته‌ی مدل‌های آماری و مدل‌های هوشمند تقسیم می‌شوند. مدل‌های آماری اگرچه مانند مدل‌های هوشمند توانایی یادگیری را ندارند و همچنین در شرایط خاص قابلیت به کارگیری دارند، جواب حاصل از آنها برای دسته مسائلی خاص بهینه و ایده‌آل خواهد بود. این دسته از مدل‌ها به شرط آنکه ساختارهای موجود در سیستم تحت مطالعه کاملاً خطی باشند، می‌توانند آنها را به صورت بهینه مدل‌سازی کنند. اما اگر شرط خطی بودن سیستم‌های تحت مطالعه برقرار نباشد، دیگر هیچ یک از خصوصیات منحصر به فرد و دقت پیشینه‌ی مدل‌های آماری باقی نخواهند ماند. به عبارت دیگر، محدودیت خطی بودن

جدول ۱. پژوهش‌های صورت گرفته مبتنی بر روش‌های کلاسیک اقتصادسنجی.

نام نویسندگان	سال انتشار	راهبرد	توضیحات
چن و همکاران [۲]	۱۹۹۱	مدل خودرگرسیون برداری	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در چین متغیرهای تولید ناخالص داخلی، عرضه پول، سرمایه‌گذاری و قیمت
لیسون و همکاران [۳]	۱۹۹۵	مدل غیرفاصله‌یی توازن جزئی	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در ژاپن، چین و آمریکای شمالی با استفاده از شاخص‌های قیمت فولاد، تولید فولاد و متغیر روند
ایوانز و والتون [۴]	۱۹۹۷	رگرسیون خطی	بررسی ارتباط بین مصرف فولاد خام و ارزش افزوده ناخالص به عنوان شاخصی از میزان فعالیت‌های اقتصادی در انگلستان
گرامپتون [۵]	۱۹۹۹	مدل خودرگرسیون برداری بیزین	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در آسیای جنوب شرقی با استفاده از متغیرهای تولید ناخالص داخلی، عرضه پول، سرمایه‌گذاری و قیمت
گرامپتون [۶]	۲۰۰۳	مدل خودرگرسیون برداری	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در چین
زارع‌نژاد و انوری [۷]	۲۰۰۸	داده‌های پانلی	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در ایران با استفاده از شاخص‌های ترکیب مواد محصول، ترکیب کالا از درآمد و نرخ رشد تولید ناخالص داخلی
هیو [۸]	۲۰۱۱	مدل تصحیح خطای برداری	بررسی چگونگی ارتباطات سببی بین مصرف فولاد خام و عوامل رشد اقتصادی در کره
ین و چن [۹]	۲۰۱۳	مدل خودرگرسیون برداری	بررسی تغییرات میزان تولید و مصرف فولاد با در نظر گرفتن سطح اشباع، چرخه عمر کالا، تولید ناخالص داخلی و نرخ شهرسازی



شکل ۱. ساختار کلی یک پرسپترون چندلایه.

به صورت زیر است: (x_1, x_2, \dots, x_p)

$$y_t = b_o + \sum_{j=1}^Q w_j \cdot g(b_{o,j} + \sum_{i=1}^P w_{i,j} \cdot x_{t,i}) + \varepsilon_t \quad (1)$$

به طوری که پارامترهای مدل هستند که غالباً وزن‌های اتصالی نامیده می‌شوند، P تعداد گره‌های ورودی و Q تعداد گره‌های مخفی است. تابع سیگموئیدی اغلب به عنوان تابع فعال‌سازی لایه مخفی استفاده می‌شود.

$$g(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

این‌گونه از مدل‌ها باعث شده است آنها توانایی مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی را نداشته باشند. این در حالی است که اکثر سیستم‌های موجود در دنیای واقع غیرخطی هستند. بنابراین استفاده از مدل‌های خطی آماری برای مسائل تصمیم‌گیری دنیای واقعی که غالباً غیرخطی هستند، اساساً توجیه‌پذیر و منطقی نیست و نتایج رضایت‌بخشی نیز حاصل نمی‌شود.

شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه از جمله روش‌های مدل‌سازی هستند که قادر به تخمین موارد غیرخطی متعدد در داده‌ها هستند و یک چارچوب محاسباتی انعطاف‌پذیر برای دامنه‌ی وسیعی از مسائل غیرخطی می‌باشند. یکی از مزیت‌های بارز این‌گونه از مدل‌ها نسبت به دیگر مدل‌های غیرخطی این است که پرسپترون‌های چندلایه یک تقریب زنده‌ی جهانی هستند که می‌توانند هر نوع تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند. نقطه‌ی قوت شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه در پردازش موازی اطلاعات موجود در داده‌هاست؛ این‌گونه از شبکه‌ها هیچ‌گونه پیش‌فرضی در مورد شکل مدل در فرایند مدل‌سازی نیاز ندارند و در حالت کلی یک مدل مبتنی بر داده تلقی می‌شوند. [۲۶]

پرسپترون‌های چندلایه شبکه‌هایی پیش‌رو با حداقل یک لایه مخفی هستند که جزء پرکاربردترین مدل‌های شبکه‌های عصبی به‌منظور مدل‌سازی‌های سیستم‌های غیرخطی به حساب می‌آیند. این مدل‌ها در ساده‌ترین حالت خود از سه لایه‌ی پردازش ساده‌ی اطلاعات متصل به هم تشکیل شده‌اند. پرسپترون‌های چندلایه با یک لایه مخفی معروف‌ترین و پرکاربردترین نوع از این مدل‌ها هستند. دلیل اصلی این موضوع بر این حقیقت استوار است که یک لایه مخفی در حالت کلی برای تقریب انواع توابع کافی است. ساختار کلی پرسپترون‌های چندلایه با یک لایه مخفی در شکل ۱ نشان داده شده است. رابطه‌ی بین خروجی شبکه (y_i) و ورودی‌ها

جدول ۲. پژوهش‌های صورت گرفته مبتنی بر نظریه‌ی شدت استفاده.

نام نویسندگان	سال انتشار	راهنبرد	توضیحات
رابرتس [۱۱]	۱۹۹۰	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد در آمریکا با استفاده از شاخص‌های ترکیب مواد محصول، ترکیب کالا از درآمد، تولید ناخالص داخلی و خالص صادرات
فیندلی و زین [۱۲]	۱۹۹۵	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در ژاپن با استفاده از متغیرهای درآمد ملی، جمعیت و صادرات
رابرتس [۱۳]	۱۹۹۶	نظریه شدت استفاده	توسعه یک مدل جدید به منظور توصیف مصرف فلزات بوسیله‌ی شاخص‌های اقتصادی مانند تولید ناخالص داخلی، تولید داخلی، خالص صادرات و مقایسه آن با روش شدت استفاده
ژانگ [۱۴]	۱۹۹۸	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد در چین با در نظر گرفتن ارزش افزوده صنعت، قیمت فولاد خام، صادرات و جمعیت
شن [۱۵]	۱۹۹۸	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در چین با استفاده از متغیر درآمد ملی
کرامپتون [۱۶]	۲۰۰۰	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در ژاپن با در نظر گرفتن مهم‌ترین بخش‌های مصرف‌کننده فولاد شامل ماشین‌آلات و تجهیزات الکتریکی و حمل و نقل، ساختمان و کالاهای فلزی
ریبایاس [۱۷]	۲۰۰۶	نظریه شدت استفاده	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در لهستان با در نظر گرفتن شاخص‌های ترکیب مواد محصول و ترکیب کالا از درآمد
وارل و اولسون [۱۸]	۲۰۰۹	نظریه شدت استفاده	بررسی رابطه بین شدت مصرف فولاد و رشد اقتصادی در چین
وارل [۱۹]	۲۰۱۴	نظریه شدت استفاده	بررسی روند تغییرات مصرف فولاد در بلندمدت با استفاده از اطلاعات مربوط به ۶۱ کشور جهان
کرامپتون [۲۰]	۲۰۱۵	نظریه شدت استفاده	بررسی روند تغییرات در میزان مصرف فولاد با استفاده از اطلاعات مربوط به کشورهای عضو سازمان همکاری و توسعه اقتصادی

جدول ۳. پژوهش‌های صورت گرفته مبتنی بر روش‌های هوشمند.

نام نویسندگان	سال انتشار	راهنبرد	توضیحات
ژیو [۲۱]	-	مدل‌های خاکستری	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در چین
آزاده و همکاران [۲۲]	۲۰۱۳	شبکه‌های عصبی	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در ایران با در نظر گرفتن متغیر تولید ناخالص داخلی، نرخ رشد تولید ناخالص داخلی، تورم و نرخ ساخت و ساز
ژو و همکاران [۲۳]	۲۰۱۳	مدل‌های خاکستری و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات	پیش‌بینی مصرف سنگ آهن در چین
ایوانز [۲۴]	۲۰۱۴	مدل‌های خاکستری	پیش‌بینی مصرف فولاد خام در انگلستان
ونگ و همکاران [۲۵]	۲۰۱۵	مدل ترکیبی	پیش‌بینی تقاضای فولاد در چین

از این رو پرسپترون چندلایه اشاره شده در رابطه ۳ در حقیقت به عنوان یک نگاشت غیرخطی از مشاهدات گذشته به مقدار آینده خواهند بود یعنی:

$$y_t = f(x_1, x_2, \dots, x_p, W) + \varepsilon_t \quad (3)$$

به طوری که W بردار همه پارامترها و f تابعی است که توسط ساختار شبکه عصبی و وزن‌های اتصالی تعیین می‌شود، از این رو شبکه‌های عصبی معادل یک مدل رگرسیون غیرخطی هستند.^[۲۷] شکل ۱ مدل ساده بیان شده توسط رابطه فوق بوده که دارای قدرت تقریب بسیار زیادی است، چرا که قادر است هر تابع دلخواه را به شرط آنکه تعداد گره‌های مخفی (Q) به اندازه کافی بزرگ باشند را تقریب بزند.

با وجود تمامی مزایای ذکر شده برای مدل‌های هوشمند، ذکر این نکته حائز اهمیت است که سهم قابل توجهی از سیستم‌های مورد مطالعه در دنیای واقعی، سیستم‌هایی غیرقطعی هستند که روش‌های معمول و کلاسیک مدل‌سازی قادر به درک کامل و جامع روابط موجود در آنها نمی‌باشد. بسیاری از دانشمندان و محققان عدم قطعیت موجود در سیستم‌های واقعی را مربوط به فقدان کیفی و یا کمی اطلاعات و دانش بشر از این‌گونه از سیستم‌ها می‌دانند. از دیدگاهی دیگر، اطلاعات از مهم‌ترین و ارزشمندترین منابع موجود برای تصمیم‌گیرندگان در جهت مقابله با عدم قطعیت‌های موجود در سیستم‌های تحت مطالعه و اتخاذ تصمیماتی دقیق‌تر می‌باشند.

اما توجه به این نکته ضروری است که فراهم نمودن داده‌ها و اطلاعات لازم به‌منظور بهبود کیفیت تصمیمات اتخاذی، امر ساده‌یی نبوده و در کنار هزینه‌های بالای آنها، در برخی از موارد نیز عملاً غیرممکن است. بر این اساس دانش مدیریت و برنامه‌ریزی، در عصر حاضر نیازمند روش‌هایی است که تا حد امکان قابلیت رویارویی با مشکلاتی چون پیچیدگی، عدم قطعیت، ابهام و چند پهلویی را داشته و در این‌گونه از شرایط نیز کارا و کارآمد باشند. ابزارهای محاسبات نرم، برخلاف روش‌های کلاسیک و محاسبات سخت، ابزارهای مناسب‌تری در مدل‌سازی ابهامات و عدم قطعیت‌های موجود در سیستم‌های تحت مطالعه هستند؛ اما در حالت کلی به‌منظور مدل‌سازی مسائل پیچیده‌ی دنیای واقعی عملکرد مناسبی را از خود نشان نداده‌اند.

بر این اساس می‌توان این‌گونه نتیجه‌گیری کرد که با وجود تمام ویژگی‌های منحصر به فرد روش‌های هوش محاسباتی و محاسبات نرم هیچ یک از این روش‌ها در حالت کلی قابلیت به کارگیری کارا و کارآمد در مدل‌سازی سیستم‌های مورد مطالعه را نخواهند داشت. از یک سو ابزارهای هوش محاسباتی در مرتفع ساختن مشکل پیچیدگی‌های موجود در سیستم‌های مورد مطالعه موفق‌ترند اما در رویارویی با ابهامات و عدم قطعیت‌ها دچار ناکارآمدی می‌شوند. از سوی دیگر، ابزارهای محاسبات نرم در رویارویی با پیچیدگی‌ها دچار ناکارآمدی می‌شوند و در مرتفع ساختن مشکل ابهامات و عدم قطعیت‌های موجود در سیستم‌های مورد مطالعه عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهند. پس شاید استفاده‌ی هم‌زمان از این دو ابزار و در کنار هم قرار دادن آنها، در حالت کلی راه‌حل مناسب‌تری برای استفاده از مزایای منحصر به فرد آنها و همچنین مرتفع ساختن محدودیت‌های تکی هر یک از آنها باشد.^[۱]

بر این اساس در این مقاله به‌منظور مدل‌سازی دقیق‌تر و کامل‌تر سیستم مورد مطالعه، سعی شده است بر اساس شرایط خاص مسئله، روش‌های مدل‌سازی کلاسیک و هوشمند ذکر شده در قسمت‌های قبلی فازی‌سازی شوند. در ادامه‌ی این قسمت شرح مختصری از فرایند مدل‌سازی کلاسیک نرم و هوشمند نرم (مدل ترکیبی پیشنهادی) بر اساس شرایط خاص مسئله‌ی مورد مطالعه ارائه شده است.

۱.۳. رگرسیون فازی

در مدل‌سازی‌های کلاسیک، رگرسیون خطی چندمتغیره از جمله روش‌های تجزیه و تحلیل رگرسیونی است که قادر است، ساختارهای موجود در سیستم‌های مورد مطالعه را به شرط خطی بودن آنها به صورت بیهینه مدل‌سازی کند. اما این مدل‌ها در فرایند مدل‌سازی خود از مفهوم عبارت خطا استفاده می‌کنند. به عبارت دیگر، تخمین‌های این‌گونه از مدل‌ها مقادیر دقیقی است و شامل جمله خطا نیست؛ این همان مفهوم پایه‌ی رگرسیون فازی است که تاناکا و همکارانش^[۲۸] پیشنهاد داده‌اند. مفهوم اساسی نظریه‌ی فازی و رگرسیون فازی این است که جمله‌ی خطا از باقی‌مانده‌های بین مقادیر تخمین‌زده شده و مقادیر اصلی یا مشاهدات تولید نمی‌شود، بلکه در عدم قطعیت پارامترهای مدل و امکان توزیع در ارتباط با مشاهدات حقیقی به کار گرفته می‌شود. یک مدل رگرسیون خطی فازی را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$\tilde{Y} = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 x_1 + \dots + \tilde{\beta}_n x_n = \sum_{i=1}^n \tilde{\beta}_i x_i = X' \tilde{\beta} \quad (4)$$

به طوری که X بردار متغیرهای مستقل، علامت پریم « \prime » بیانگر عملگر ترانپاز، n تعداد متغیرها و $\tilde{\beta}_i$ مجموعه‌های فازی بیانگر آیین پارامتر مدل هستند. این اعداد فازی (پارامترهای $\tilde{\beta}_i$) به شکل اعداد فازی نوع - ال «دوبویس و پراد» $(\alpha_i, c_i)_L$ با توزیع احتمال به صورت زیر هستند:

$$\mu_{\tilde{\beta}_i}(\beta_i) = L\{(\alpha_i - \beta_i/c)\} \quad (5)$$

به طوری که L یک تابع است. پارامترهای فازی نیز به شکل اعداد فازی مثلثی به کار گرفته شده‌اند.

$$\mu_{\tilde{\beta}_i}(\beta_i) = \begin{cases} 1 - \frac{|\alpha_i - \beta_i|}{c_i} & \alpha_i - c_i \leq \beta_i \leq \alpha_i + c_i, \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (6)$$

به طوری که $\mu_{\tilde{\beta}_i}(\beta_i)$ تابع عضویت مجموعه‌ی فازی بیانگر پارامترهای β_i است. α_i نیز مرکز اعداد فازی و c_i گسترش حول مرکز آنها هستند. حال با توجه به اصل گسترش، تابع عضویت عدد فازی $\tilde{y}_t = X_t' \tilde{\beta}$ را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\mu_{\tilde{y}_t}(y_t) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_t - x_t \alpha|}{c' |x_t|} & for \ x_t \neq 0 \\ 1 & for \ x_t = 0, \ y_t = 0, \\ 0 & for \ x_t = 0, \ y_t \neq 0, \end{cases} \quad (7)$$

به طوری که α و c به ترتیب بردارهای مقادیر مربوط به پارامترها و میزان گسترش‌های آنها حول مرکز هستند. به طور کلی مدل از کمینه کردن کل ابهامات (که برابر با مجموع گسترش‌های تکی و مربوط به هر یک از پارامترهای فازی مدل است) استفاده می‌کند.

$$Minimize \quad S = \sum_{t=1}^k c' |x_t| \quad (8)$$

البته این روش به‌طور هم‌زمان شرایطی را که مقدار عضویت به ازای هر مشاهده y_t باید بزرگ‌تر از یک حد آستانه‌ی تعیین شده در سطح h باشد ($h \in [0, 1]$)، نیز در نظر می‌گیرد. این معیار بیانگر این حقیقت است که خروجی‌های فازی مدل باید

$$\mu_{\tilde{w}_{i,j}}(w_{i,j}) = \begin{cases} \frac{1}{b_{i,j} - a_{i,j}}(w_{i,j} - a_{i,j}) & \text{if } a_{i,j} \leq w_{i,j} \leq b_{i,j}, \\ \frac{1}{b_{i,j} - c_{i,j}}(w_{i,j} - c_{i,j}) & \text{if } b_{i,j} \leq w_{i,j} \leq c_{i,j}, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (12)$$

به طوری که $\mu_{\tilde{w}}(w_{i,j})$ تابع عضویت مجموعه فازی ایست که با پارامترهای $w_{i,j}$ مشخص می شود. حال با استفاده از پارامترهای فازی به صورت اعداد فازی مثلثی و همچنین اصل گسترش، تابع عضویت $\mu_{\tilde{x}_{t,j}} = g(\tilde{w}_{i,j} + \sum_{i=1}^p \tilde{w}_{i,j} \cdot y_{t-i})$ مطابق ذیل بدست خواهد آمد.^[29]

$$\mu_{\tilde{x}_{t,j}}(x_{t,j}) = \begin{cases} \frac{(X_{t,j} - g(\sum_{i=1}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i}))}{g(\sum_{i=1}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=1}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i})}, & \text{if } g(\sum_{i=1}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i}) \leq X_{t,j} \leq g(\sum_{i=1}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}), \\ \frac{(X_{t,j} - g(\sum_{i=1}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}))}{g(\sum_{i=1}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=1}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i})}, & \text{if } g(\sum_{i=1}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) \leq X_{t,j} \leq g(\sum_{i=1}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}), \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (13)$$

به قسمی که:

$x_{t,i} = 1 (t = 1, 2, \dots, k \quad i = 0), x_{t,i} = x_{t-i} (t = 1, 2, \dots, k \quad i = 1, 2, \dots, p)$ حال با در نظر گرفتن عدد فازی مثلثی $\tilde{x}_{t,j}$ مطابق رابطه ۱۳ و همچنین پارامترهای فازی \tilde{w}_j مطابق رابطه زیر:

$$\mu_{\tilde{w}_j}(w_j) = \begin{cases} \frac{1}{e_j - d_j}(w_j - d_j) & \text{if } d_j \leq w_j \leq e_j, \\ \frac{1}{e_j - f_j}(w_j - f_j) & \text{if } e_j \leq w_j \leq f_j, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (14)$$

آنگاه تابع عضویت $\mu_{\tilde{y}_t} = f(\tilde{w}_0 + \sum_{j=1}^q \tilde{w}_j \cdot \tilde{X}_{t,j}) = f(\sum_{j=0}^q \tilde{w}_j \cdot \tilde{X}_{t,j})$ مطابق زیر خواهد بود:

$$\mu_{\tilde{y}_t}(y_t) \cong \begin{cases} \frac{-B_1}{rA_1} + \left[\left(\frac{B_1}{rA_1} \right)^r - \frac{C_1 - f^{-1}(y_t)}{A_1} \right]^{\frac{1}{r}} & \text{if } c_1 \leq f^{-1}(y_t) \leq C_1, \\ \frac{-B_r}{rA_r} + \left[\left(\frac{B_r}{rA_r} \right)^r - \frac{C_r - f^{-1}(y_t)}{A_r} \right]^{\frac{1}{r}} & \text{if } c_r \leq f^{-1}(y_t) \leq C_r, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (15)$$

به قسمی که:

$$\begin{aligned} A_1 &= \sum_{j=0}^q (e_j - d_j) \cdot (g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=0}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i})), \\ B_1 &= \sum_{j=0}^q (d_j \cdot (g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=0}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i})) \\ &+ g(\sum_{i=0}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i}) \cdot (e_j - d_j)), \\ A_r &= \sum_{j=0}^q (f_j - e_j) \cdot (g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i})), \\ B_r &= \sum_{j=0}^q (e_j \cdot (g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i})) \\ &+ g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}) \cdot (f_j - e_j)), \end{aligned}$$

برای تمام نقاط داده یی y_1, y_2, \dots, y_k بیشتر از مقدار انتخابی سطح h باشند. انتخاب مقدار سطح h برگسترش های پارامترهای فازی مدل مؤثر است.

$$\mu_{\tilde{y}}(y_t) \geq h \quad \text{for } t = 1, 2, \dots, k \quad (9)$$

شاخص t به تعداد داده های غیرفازی به کار گرفته شده در فرایند ساخت مدل بر می گردد. مسئله پیدا کردن پارامترهای رگرسیون فازی توسط تاناکا به صورت یک مسئله برنامه ریزی خطی به صورت زیر فرمول بندی شده است.^[29]

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & S = \sum_{t=1}^k c^t |x_t| \\ \text{subject to} \quad & x_t^t \alpha + (1-h)c^t |x_t| \geq y_t \quad t = 1, 2, \dots, k \\ & x_t^t \alpha - (1-h)c^t |x_t| \leq y_t \quad t = 1, 2, \dots, k \\ & c \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

به طوری که $c^t = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ و $\alpha^t = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ به بردار متغیرهای مجهول S ، کل ابهامی است که قبلاً تعریف شده است.

۲.۳. مدل ترکیبی پیشنهادی

شبکه های عصبی مصنوعی، روش های مدل سازی دقیق و ارزشمندی برای دامنه ی وسیعی از مسائل غیرخطی هستند، اما این روش ها، توانایی مواجهه کارا و کارآمد با مسائل غیرقطعی و مبهم را ندارند و در حالت کلی نمی توانند عدم قطعیت های موجود در سیستم های مورد مطالعه را مدل سازی کنند. این گونه از روش ها مشابه سایر روش های مدل سازی غیرفازی دارای محدودیت تعداد زیاد داده های گذشته برای حصول نتایج دقیق هستند. در قسمت قبل مشاهده شد که مدل های فازی همچون رگرسیون فازی، مدل های مناسبی در شرایط داده های در دسترس کم هستند. اما اولاً در تمام سیستم های غیرخطی قابلیت کاربرد ندارند و دوم این که عملکرد آنها همیشه مناسب و قابل قبول نیست. بنابراین در این قسمت، یک نسخه ی فازی از شبکه های عصبی مصنوعی به منظور مدل سازی سیستم مورد مطالعه از نوع پیوسته سببی غیرخطی ارائه شده است.

شبکه ی عصبی پرسپترون چندلایه ی فازی: شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه از جمله مهم ترین روش های مدل سازی غیرخطی هستند که قادر به تخمین موارد غیرخطی متعدد در سیستم های تحت مطالعه اند و یک چارچوب محاسبه یی انعطاف پذیر برای دامنه ی وسیعی از مسائل غیرخطی می باشند. اما پارامترهای پرسپترون های چندلایه (وزن ها و بایاس ها) مقادیری قطعی هستند ($w_j (j = 0, 1, 2, \dots, q)$ و $w_{i,j} (i = 0, 1, 2, \dots, p \quad j = 1, 2, \dots, q)$) پس توانایی رویارویی با محیط ها و سیستم های غیرقطعی را ندارند. بنابراین در روش پیشنهادی به جای به کارگیری این مقادیر قطعی، از اعداد فازی استفاده شده است ($\tilde{w}_j (j = 0, 1, 2, \dots, q)$ و $\tilde{w}_{i,j} (i = 0, 1, 2, \dots, p \quad j = 1, 2, \dots, q)$) یک مدل فازی سازی شده با توابع و پارامترهای فازی در حالت کلی به صورت زیر است.^[30]

$$\tilde{y}_t = f(\tilde{w}_0 + \sum_{j=1}^q \tilde{w}_j \cdot \tilde{X}_{t,j}) = f(\sum_{j=0}^q \tilde{w}_j \cdot \tilde{X}_{t,j}), \quad (11)$$

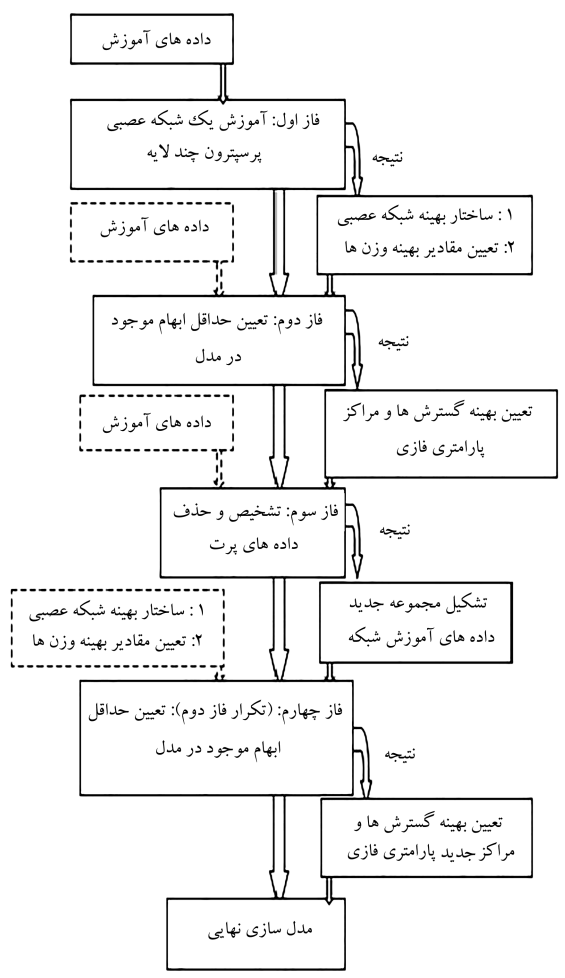
به قسمی که $\tilde{x}_{t,j} = g(\tilde{w}_{i,j} + \sum_{i=1}^p \tilde{w}_{i,j} \cdot x_{t,i})$ سپس پارامترهای فازی در این معادله بصورت اعداد فازی مثلثی مطابق زیر در نظر گرفته شده اند.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \quad \sum_{t=1}^k \sum_{j=0}^q (f_j \cdot g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i})) - (d_j \cdot g(\sum_{i=0}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i})) \\
 & \text{s.t.} \\
 & \begin{cases} \frac{-B_{\downarrow}}{\sqrt{A_{\downarrow}}} + \left[\left(\frac{B_{\downarrow}}{\sqrt{A_{\downarrow}}} \right)^2 - \frac{C_{\downarrow} - f^{-1}(y_t)}{A_{\downarrow}} \right]^{\frac{1}{2}} \leq h & \text{if } C_{\downarrow} \leq f^{-1}(y_t) \leq C_{\uparrow} \text{ for } t = 1, 2, \dots, k, \\ \frac{-B_{\uparrow}}{\sqrt{A_{\uparrow}}} + \left[\left(\frac{B_{\uparrow}}{\sqrt{A_{\uparrow}}} \right)^2 - \frac{C_{\uparrow} - f^{-1}(y_t)}{A_{\uparrow}} \right]^{\frac{1}{2}} \leq h & \text{if } C_{\uparrow} \leq f^{-1}(y_t) \leq C_{\downarrow} \text{ for } t = 1, 2, \dots, k, \end{cases} \\
 & (16)
 \end{aligned}$$

فاز دو: تعیین کمینه‌ی ابهام با استفاده از معیارهایی مانند رابطه‌ی ۱۹ و w^* و $(w_0^*, w_1^*, \dots, w_q^*)$. تعداد محدودیت‌ها برابر با دو برابر تعداد مشاهدات است و مدل نهایی به صورت زیر خواهد بود:

$$\tilde{y}_t = \langle \alpha_0, c_0 \rangle + \langle \alpha_1, c_c \rangle x_1 + \dots + \langle \alpha_q, c_q \rangle x_q \quad (20)$$

که c_i و α_i به ترتیب مراکز و گسترش‌های اعداد فازی هستند. فاز سه: با توجه به نظرات ایشیبوچی [۲۳] داده‌های حد بالا و پائین مدلی که دامنه‌ی مدل پیشنهادی وسیع شود، حذف خواهند شد؛ پس در این مرحله داده‌های اطراف مرزهای بالا و پائین مدل حذف می‌شوند؛ سپس مدل مجدداً فرمول‌بندی می‌شود. مراحل کلی این روش در شکل ۲ خلاصه‌سازی شده است.



شکل ۲. مراحل روش پیشنهادی در مدل‌سازی‌های پیوسته سببی غیرخطی فازی.

$$\begin{aligned}
 & -g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}), \\
 & B_{\uparrow} = \sum_{j=0}^q (f_j \cdot (g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}) - g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i}))) \\
 & + g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i}) \cdot (f_j - e_j), \\
 & C_{\downarrow} = \sum_{j=0}^q (d_j \cdot g(\sum_{i=0}^p a_{i,j} \cdot x_{t,i})) \\
 & C_{\uparrow} = \sum_{j=0}^q (e_j \cdot g(\sum_{i=0}^p b_{i,j} \cdot x_{t,i})), \\
 & C_{\downarrow} = \sum_{j=0}^q (f_j \cdot g(\sum_{i=0}^p c_{i,j} \cdot x_{t,i})),
 \end{aligned}$$

حال با در نظر گرفتن یک سطح آستانه‌ی h برای تمام مشاهدات، یک مسئله برنامه‌ریزی غیرخطی مطابق رابطه‌ی ۱۶ به دست خواهد آمد. [۲۲] اکنون به منظور حصول یک مدل ساده‌تر از روش مذکور، اعداد فازی مثلثی به صورت متقارن، توابع فعال‌سازی خروجی خطی و وزن‌های اتصالی بین لایه‌ی ورودی و لایه‌ی میانی به صورت قطعی در نظر گرفته شده‌اند. بدین ترتیب برای تابع عضویت y_t خواهیم داشت:

$$\mu_{\tilde{y}}(y_t) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_t - \sum_{j=0}^q \alpha_j \cdot X_{t,j}|}{\sum_{j=0}^q c_j |X_{t,j}|} & \text{for } X_{t,j} \neq 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (17)$$

به عبارت دیگر در مدل ساده‌سازی شده S مطابق زیر تعریف می‌شود:

$$S = \sum_{j=0}^q \sum_{t=1}^k c_j |w_j| |x_{t,j}| \quad (18)$$

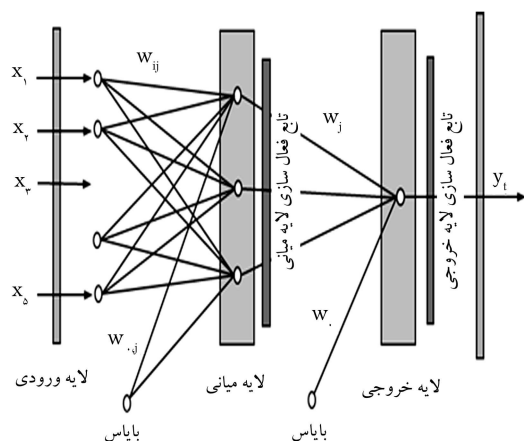
به قسمی که w_j وزن‌های ارتباطی بین نرون خروجی و نرون لایه‌ی میانی هستند. سپس مسئله‌ی تعیین مقادیر پارامترهای روش پیشنهادی مطابق زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } S = \sum_{j=0}^q \sum_{t=1}^k c_j |w_j| |x_{t,j}| \\
 & \sum_{j=0}^q \alpha_j x_{t,j} + (1-h) \left(\sum_{j=0}^q c_j |x_{t,j}| \right) \geq y_t \\
 & \text{s.t. } \sum_{j=0}^q \alpha_j x_{t,j} - (1-h) \left(\sum_{j=0}^q c_j |x_{t,j}| \right) \leq y_t \\
 & c_j \geq 0 \quad \text{for } j = 0, 1, \dots, q \quad t = 1, 2, \dots, k \quad (19)
 \end{aligned}$$

مراحل روش مورد نظر در روابط ذکر شده به‌طور خلاصه به صورت زیر است: فاز یک: آموزش یک مدل شبکه‌ی عصبی با استفاده از اطلاعات موجود در مشاهدات. نتیجه‌ی فاز یک، جواب بهینه‌ی پارامترها $(w_0^*, w_1^*, \dots, w_q^*)$ است که به عنوان یکی از مجموعه داده‌های ورودی در فاز دوم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

جدول ۴. متغیرهای ورودی به مدل.

ریف	نام متغیر	نماد
۱	تولید داخلی فولاد خام	x_1
۲	تولید ناخالص داخلی	x_2
۳	قیمت فولاد خام	x_3
۴	سرمایه‌گذاری	x_4
۵	واردات فولاد خام	x_5



شکل ۳. ساختار شبکه‌ی عصبی طراحی شده به منظور پیش‌بینی.

مختلف، شبکه‌ی ایده‌آل، شبکه‌ی تک‌لایه متشکل از ۵ نرون ورودی، ۳ نرون میانی و یک نرون خروجی به صورت $N^{(5-3-1)}$ است. توابع فعال‌سازی مرتبط با تمام نرون‌های لایه‌ی میانی از نوع سیگموئیدی و تابع فعال‌سازی لایه‌ی خروجی از نوع خطی در نظر گرفته شده است. ساختار شبکه‌ی مورد نظر در شکل ۳ آورده شده است.

معیارهای عملکرد شبکه‌ی نهایی پیش‌بینی مصرف فولاد خام برای هر یک از مجموعه‌های آموزش و آزمایش در مقایسه با معیارهای عملکرد مدل رگرسیون متناظر با خود، که در جداول ۵ و ۶ قابل مشاهده می‌باشد، نشان‌دهنده‌ی برتری مدل شبکه عصبی نسبت به مدل رگرسیون خطی ساده در افق بلندمدت است. نتایج حاکی از آن هستند که به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده به منظور پیش‌بینی در افق بلند مدت، نسبت به مدل رگرسیون خطی $41/41\%$ بهبود در نتایج (بر اساس معیار خطای RMSE) ایجاد کرده است.

۲.۴. مدل‌سازی هوشمند نرم

در این قسمت به منظور مدل‌سازی سیستم مورد مطالعه در حالت فازی، پارامترهای شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ی طراحی شده در بخش قبل، شامل وزن‌ها و بایاس‌ها و نیز ضرایب معادلات رگرسیون خطی به صورت مقادیر فازی در نظر گرفته می‌شوند. مطابق آن‌چه که در قسمت‌های پیشین به آن اشاره شد، با استفاده از مدل برنامه‌ریزی ریاضی، فازی‌سازی پارامترهای شبکه و ضرایب رگرسیون برای کمیته ساختن ابهامات صورت گرفته است. مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش و نحوه‌ی پیش‌پردازش داده‌ها و نیز ساختار شبکه‌ی مورد استفاده در این قسمت مشابه با قسمت قبل در نظر گرفته شده است. حدود به دست آمده از فازی‌سازی شبکه عصبی، رگرسیون خطی و نیز بازه‌ی 95% اطمینان حاصل از مدل رگرسیون خطی ساده در جدول ۷ آمده است. نتایج حاکی از آن هستند که عملکرد مدل پرسپترون چندلایه‌ی فازی به مراتب بهتر از مدل‌های رگرسیون فازی و رگرسیون خطی است و به کارگیری این مدل اکیداً منجر به بهبود نتایج شده است.

۵. نتیجه‌گیری

داشتن نگرش عمیق و فهم دقیق از سیستم مورد مطالعه، از عوامل بنیادین و مؤثر بر کیفیت تصمیمات اتخاذی است. دست یافتن به شناختی کامل از عوامل

۴. طراحی مدل هوشمند به منظور پیش‌بینی مصرف فولاد خام کشور

همان‌گونه که در قسمت‌های پیشین نیز اشاره شد، لازمه‌ی دست یافتن به نتایج دقیق و کارا طراحی مدلی منطبق بر نوع، ساختار و شرایط خاص حاکم بر مسئله‌ی مورد مطالعه است. از این رو در این مقاله به منظور حصول بیشینه‌ی دقت و کارایی با به کارگیری ابزارهای هوش محاسباتی همچون شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه و منطق فازی مدلی به منظور پیش‌بینی مصرف فولاد خام کشور طراحی شده و مورد بحث و بررسی قرار گرفته است.

۱.۴. مدل‌سازی هوشمند سخت

به طور کلی یک شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه شامل یک لایه‌ی ورودی، یک یا چند لایه‌ی میانی و بالاخره یک لایه‌ی خروجی است. یکی از مهم‌ترین مراحل طراحی این‌گونه از شبکه‌ها تعیین تعداد لایه‌های میانی و همچنین تعیین تعداد نرون‌های موجود در هر لایه است. در پژوهش‌های مرتبط پیشین تاکنون روش‌های متعدد و متفاوتی به منظور دست‌یابی به معماری بهینه‌ی یک پرسپترون چندلایه پیشنهاد شده است.^[۲۶] اما بیشتر این روش‌ها به لحاظ دارا بودن ساختاری پیچیده و دشوار بودن به کارگیری آنها در حل مسائل در دنیای واقعی قابلیت استفاده چندانی نخواهند داشت. از سوی دیگر تاکنون هیچ یک از این روش‌ها نتوانسته‌اند متضمن ارائه‌ی راه‌حلی بهینه برای همه‌ی مسائل پیش‌بینی واقعی باشند.^[۲۲] بنابراین تعداد زیادی از دانشمندان و محققان در مواردی که هیچ روش نظام‌مندی به منظور تعیین پارامترهای مدل وجود نداشته است، با در نظر گرفتن شرایط حاکم بر هر مسئله‌ی خاص، روش آزمایش و خطا را در پیش گرفته‌اند؛ در این مقاله نیز در موارد مشابه همین رویه در نظر گرفته شده است.

بی‌شک مهم‌ترین مسئله در معماری یک پرسپترون به منظور به کارگیری آن در مسائل پیش‌بینی، تعیین تعداد نرون‌های موجود در هر لایه است؛ زیرا نتایج به طور مستقیم یا غیرمستقیم به این امر وابسته‌اند و در نظر گرفتن تعداد بسیار زیاد یا بسیار اندک نرون‌های ورودی بر یادگیری و دقت شبکه تأثیر بسزایی خواهد داشت. در مسئله‌ی مورد مطالعه در این مقاله، با توجه به سببی بودن ساختار مسئله تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی برابر با تعداد متغیرهای مؤثر بر متغیر وابسته خواهد بود. با تکیه بر نتایج حاصل از پژوهش‌های پیشین که در قسمت‌های قبل به آنها اشاره شد و همچنین بهره‌مندی از نظرات و عقاید مدیران و کارشناسان صنعت فولاد،^[۲۳] مجموعه متغیرهای مؤثر بر متغیر وابسته مطابق با موارد ذکر شده در جدول ۴ است. به منظور مدل‌سازی سببی خطی و غیرخطی سیستم مورد مطالعه، با در نظر گرفتن تمام شرایط خاص مرتبط با مسئله‌ی مورد نظر و نیز با پیروی از اصول کلی طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی، پس از بررسی بیش از پنج هزار شبکه‌ی

جدول ۵. مقایسه‌ی عملکرد مدل شبکه عصبی نهایی و مدل رگرسیون متناظر در افق بلند مدت.

داده‌های آموزش					
معیار	ضریب تعیین	میانگین خطای مطلق	درصد میانگین خطای مطلق	مجدور میانگین مربعات خطا	تشخیص جهت %
رگرسیون	۰٫۹۸۳۱۹	۷۲۶٫۲۴	۰٫۰۸	۷۷۶٫۸۱	۸۲
پرسپترون	۰٫۹۹۱۶۰	۴۳۴٫۸۰	۰٫۰۵	۵۴۸٫۸۹	۹۳

جدول ۶. مقایسه‌ی عملکرد مدل شبکه عصبی نهایی و مدل رگرسیون متناظر در افق بلند مدت.

داده‌های آزمایش					
معیار	ضریب تعیین	میانگین خطای مطلق	درصد میانگین خطای مطلق	مجدور میانگین مربعات خطا	تشخیص جهت %
رگرسیون	۰٫۹۳۸۳۹	۹۰۵٫۸۱	۰٫۰۷	۱۳۳۴٫۴۱	۱۰۰
پرسپترون	۰٫۹۷۶۹۵	۶۴۸٫۲۹	۰٫۰۶	۷۸۱٫۹۵	۱۰۰

جدول ۷. میزان عملکرد روش‌های فازی در پیش‌بینی‌های بازه‌ی در مدل بلندمدت.

ردیف	روش	پهنای بازدهی پیش‌بینی شده مجموعه آزمایش				
		میزان بهبود (%)	۱	۲	۳	۴
۱	روش رگرسیون چندمتغیره خطی (بازه ۹۵٪ اطمینان)	۲۵۵۸۱	۰	-	-	-
۲	روش شبکه‌های عصبی مصنوعی سنتی (بازه ۹۵٪ اطمینان)	۲۵۰۳۳٫۶۹	۲٫۱۴	۰	-	-
۳	روش ماشین‌های بردار پشتیبان (بازه ۹۵٪ اطمینان)	۲۴۱۹۲٫۸۷	۵٫۴۲	۳/۳۵	۰	-
۴	روش رگرسیون چندمتغیره خطی فازی	۳۳۱۵٫۲	۸۷٫۰۴	۸۶٫۷۶	۸۶٫۲۹	۰
۵	روش شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه فازی	۲۱۶۵٫۴	۹۱٫۵۳	۹۱٫۳۵	۹۱٫۰۵	۳۴٫۶۸

به صورت کارا مدل‌سازی کنند و ضمن ایجاد انعطاف در مدل‌سازی‌های کلاسیک، به عنوان روشی پرکاربرد نتایج واقع‌گرایانه‌تری را عرضه و استنتاج کنند. نتایج حاکی از آن هستند که به کارگیری شبکه عصبی پرسپترون چندلایه طراحی شده به منظور پیش‌بینی در افق بلندمدت، نسبت به مدل رگرسیون خطی ۴۱/۴۱٪ نتایج را (بر اساس معیار خطای مجدور میانگین مربعات خطا) بهبود داده است. همچنین در پیش‌بینی‌های بازه‌ی مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه فازی، نسبت به مدل رگرسیون چندمتغیره خطی فازی، مدل ماشین‌های بردار پشتیبان (بازه ۹۵٪ اطمینان)، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (بازه ۹۵٪ اطمینان)، و مدل رگرسیون خطی (بازه ۹۵٪ اطمینان) در افق بلندمدت به ترتیب ۳۴/۶۸٪، ۹۱/۰۵٪، ۹۱/۳۵٪ و ۹۱/۵۳٪ نتایج را بهبود داده‌اند.

مؤثر بر نحوه عملکرد سیستم‌ها و روابط حاکم بین آنها از راهکارهای اساسی برای افزایش عمق نگرش و دقت تصمیم‌گیرندگان است. شبیه‌سازی و مدل‌سازی از شناخته‌شده‌ترین ابزارهای موجود به منظور استخراج اطلاعات نهفته در سیستم‌های مورد مطالعه و ساختارهای حاکم بر آنها هستند.

در عصر حاضر، رویارویی با افزایش سرعت تغییرات و تحولات محیطی، بر پیچیدگی‌ها و عدم قطعیت‌های محیطی افزوده تا جایی که رشد تصاعدی عدم اطمینان‌ها و ابهامات موجب شده است مدل‌سازی‌های کلاسیک نتوانند پاسخ‌گوی نیازمندی‌های تصمیم‌گیران در راستای اتخاذ تصمیمات دقیق و کارآمد باشند. بر این اساس ابزارهای هوش محاسباتی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی در کنار ابزارهای محاسبات نرم به ویژه منطق فازی می‌توانند این پیچیدگی‌ها و ابهامات را

منابع (References)

1. Khashei, M. "Forecasting , analysis of esfahan steel company in tehran metals exchange using artificial neural networks", Master of Science Thesis, Isfahan University of Technology (2005).
2. Chen, D., Clements, K.W., Roberts, E.J. and et al.

- "Forecasting steel demand in china", *Resources Policy*, **17**, pp 196-210 (1991).
3. Labson, S., Gooday, P. and Manson, A. "China steel", China's Emerging Steel Industry and its Impact on the World Iron Ore and Steel Market (1995).
 4. Evans, M. and Walton, S. "Time series properties , forecasts of crude steel consumption in the UK", *Journal of Forecasting*, **16**, pp 47-63 (1997).
 5. Crompton, P. "Forecasting steel consumption in south-east asia", *Resources Policy*, **25**, pp. 111-123 (1999).
 6. Crompton, P. and Wu, Y. "Bayesian vector autoregression forecasts of chinese steel consumption", *Journal of Chinese Economic and Business Studies*, **1**, pp. 205-219 (2003).
 7. Zare Nezhad, M. and Anvari, E. "Prediction of iron and steel consumption of iran using panel data", *Journal of Applied Sciences*, **8**, pp. 364-368 (2008).
 8. Huh, K.-S. "Steel consumption and economic growth in korea: long-term and short-term evidence", *Resources Policy*, **36**, pp. 107-113 (2011).
 9. Yin, X. and Chen, W. "Trends and development of steel demand in china: a bottom-up analysis", *Resources Policy*, **38**, pp. 407-415 (2013).
 10. Malenbaum, "Material Requirements in the United State and Abroad in the Year 2000: A Research Project Prepared for the National Commission on Material in Materials Policy", (1974).
 11. Roberts, M. C. "Predicting metal consumption: the case of US steel", *Resources Policy*, **16**, pp. 56-73 (1990).
 12. Findlay, C.A. and Xin, L. "China iron and steel industry policy: implications for australia", *Pacific Economic Papers*, **127**, pp. (1995).
 13. Roberts, M. C. "Metal use and the world economy", *Resources Policy*, **22**, pp. 183-196 (1996).
 14. Zhang, X. "Forecasting steel demand in China in 2000: implications for China's iron and steel industry", University of Adelaide (1998).
 15. Shen, Y.G. "Forecasting Chinas Steel demand" Scientific reports in world steel association, Mimeo at www.iisi.org (1998).
 16. Crompton, P. "Future trends in japanese steel consumption", *Resources Policy*, **26**, pp. 103-114 (2000).
 17. Rebiasz, B. "Polish steel consumption, 1974-2008", *Resources Policy*, **31**, pp. 37-49 (2006).
 18. Warell, L. and Olsson, A. "Trends and developments in the intensity of steel use: an econometric analysis", Online at: <http://pure.ltu.se/portal/files/3157773/Paper.Pdf> (2009).
 19. Wrell, L. "Trends and developments in long-term steel demand-the intensity-of-use hypothesis revisited", *Resources Policy*, **39**, pp. 134-143 (2014).
 20. Crompton, P. "Explaining variation in steel consumption in the OECD", *Resources Policy*, **45**, pp. 239-246 (2015).
 21. Guo, H. "Application of grey- model in the demand forecast of the steel product", Department of Industrial Engineering and Management, Shanghai Jiaotong University, Shangha (2007).
 22. Azadeh, A., Neshat, N., Mardan, E. and et al. "Optimization of steel demand forecasting with complex and uncertain economic inputs by an integrated neural network-fuzzy mathematical programming approach", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **65**, pp. 833-841 (2013).
 23. Ma, W., Zhu, X. and Wang, M. "Forecasting iron ore import and consumption of china using grey model optimized by particle swarm optimization algorithm", *Resources Policy*, **38**, pp. 613-620 (2013).
 24. Evans, M. "An alternative approach to estimating the parameters of a generalised grey verhulst model: An application to steel intensity of use in the UK", *Expert Systems with Applications*, **41**, pp. 1236-1244 (2014).
 25. Weng, Y., Zhou, L., Zhou, S. and et al. "Research on china's steel demand using combined forecast", *International Journal of u-and e-Service, Science and Technology*, **8**, pp. 189-200 (2015).
 26. Zhang, G., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y. "Forecasting with artificial neural networks: the state of the art", *International Journal of Forecasting*, **14**, pp. 35-62 (1998).
 27. Tanaka, H. "Fuzzy data analysis by possibilistic linear models", *Fuzzy Sets and Systems*, **24**, pp. 363-375 (1987).
 28. Khashei, M., Raissi, GH. and Bijari, M. "Forecasting the worldwile billet price using a hybrid auto regressive Integrated moving average models and fuzzy logic", *Steel Symposium*, **85**, pp. 1-12 (2007).
 29. Khashei, M., Mokhatab Rafiei, F., Bijari, M. and et al. "A hybrid computational intelligence model for foreign exchange rate forecasting", *International Journal of Industrial Engineering*, **7**, pp. 91-100 (2011).
 30. Khashei, M., Zeinal Hamadani, A. and Bijari, M. "A fuzzy intelligent approach to the classification problem in gene expression data analysis", *Knowledge- Based Systems*, **27**, pp. 465- 474 (2012).
 31. Khashei, M., Bijari, M. and Mokhatab Rafiei, F. "Foreign exchange rate forecasting using improved artificial neural networks in incompelet data", *Industrial Engineering Conference, 8th ICARD At, Skelleftea* (2012).
 32. Wong, B.K. and Selvi, Y. "Neural network applications in finance: a review and analysis of the literature ", *Information & Management*, **34**, pp. 129-139 (1998).
 33. Ishibuchi, H. and Tanaka ,H. "Interval regression analysis based on mixed integer programming problem", *J. Japan Soc. Ind. Eng.*, **40**(5) pp.319-312 (1988).
 34. Torbat, S. "Application of computational intelligent tools in irans steel consumption prediction", Master of Science Thesis, Isfahan University of Technology (2016).