رویکردی نوین به مدلسازی زنجیره تامین صنعت فولاد
(هیبرید مدل های یادگیری عمیق و نظریه بازی‌ها)

مینا کاظمیان *
محمدعلی افشارکاظمی **
کیامرث فتحی هفشجانی ***
محمدرضا معتدل ****

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۲۵
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴

چکیده

مسئله اصلی که در صنعت فولاد و مدیریت زنجیره ارزش وجود دارد؛ شناسایی و مدل سازی نوسانات در این بازار است. با توجه به زنجیره عمودی در این صنعت و تعامل مابین بازیکنان این صنعت از نظریه بازی‌ها جهت مدل سازی قیمت بهینه بهره خواهیم برد. از طرفی با توجه به اینکه برای رسیدن به تعادل نیاز به تعامل بازیکنان و تکرار بازی هست از مدل های یادگیری عمیق جهت تکرار بازی کمک گرفته شد.تحقیق حاضر از نظر مخاطب، کاربردی، از نظر هدف، توصیفی و از نظر زمانی در رسته تحقیقات مقطعی قرار دارد. داده های مورد استفاده در پژوهش حاضر در بازه زمانی ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۰ تهیه و توسط نرم افزار متلب تحلیل شده است .در این تحقیق یک مدل ترکیبی بر اساس شبکه‌های یادگیری عمیق و تئوری بازی‌ها ارائه شده است تا بتواند در تعیین سطح قیمت و تولید بهینه به فعالان صنعت فولاد کمک کند. جهت پیش‌بینی قیمت فولاد از سه الگوریتم‌های CNN، LST، RNN در حالت عمیق بهره گرفته شد. نتایج بیانگر این واقعیت است که با حرکت از سمت بازی کورنو به سمت بازی استکلبرگ و از بازی استکلبرگ به سمت بازی تبانی در زنجیره تأمین موجب افزایش قیمت و تولید در صنعت فولاد می‌گردد، به عبارتی با افزایش سطح تبانی در بازار فولاد میزان محصول بیش تری در بازار عرضه شده و همزمان سطح قیمت محصول نیز افزایش خواهد یافت؛ انحصاری بودن بازار فولاد در ایران این اطمینان را به تولید کنندگان می‌دهد که با افزایش عرضه قیمت کاهش نیابد.

واژگان کلیدی: یادگیری عمیق، صنعت فولاد، قیمت بهینه، نظریه بازی‌ها

* دانشجوی دکترای تخصصی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران
mina.kazemian@srbiau.ac.ir
** دانشیار، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی ، تهران، ایران(نویسنده مسئول)
M_afsharkazemi@iauec.ac.ir
*** استادیار، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران Fathi@azad.ac.ir
**** استادیار ،دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی ، تهران، ایران Dr.motadel@gmail.com

مقدمه

جذابترین و قابل ملاحظه ترین عناوین رشد یافته در مدیریت زنجیره تأمین، توجه به مسائل هماهنگی، همکاری و رقابت میان اعضای زنجیره میباشد به گونه ای که نظریه بازیها میتواند ابزار مفیدی در بررسی مسائل مدیریت زنجیره تأمین باشد (نعیمی صدیق و همکاران ،۱۳۹۰). در اکوسیستم زنجیره تامین، اعتماد میان طرف های معامله کننده یک جزء حیاتی برای اطمینان از سودآوری است. نظریه بازی‌ها رسیدن به تعادل را جهت ایجاد یک محیط مطلوب کمک می‌کند و سودآوری را در زنجیره تأمین تضمین می‌کند (ژائو[۱] و همکاران، ۲۰۲۲). استفاده از نظریه بازی ها در زمینه مدیریت زنجیره تأمین بسیار مرسوم است. از نظریه بازی‌ها نه تنها در قیمت‌گذاری کالاها در زنجیره تأمین، بلکه در مباحث مربوط به تبلیغات و بررسی تعامل اعضای زنجیره تأمین استفاده می‌شود (قوامی‌فر و همکاران، ۲۰۱۸). بازی می تواند به عنوان یک زمینه ضروری برای تحقیق به شمار آید و در انتخاب استراتژی مناسب بازیکنان در یک بازی مفید باشد. تئوری بازی در حوزه‌های مختلف کاربردهای بسیاری دارد (مایرسون ۲۰۱۳؛ نارهاری[۲] ۲۰۱۴؛ نایسان[۳] و همکاران ۲۰۰۷؛ آزبورن ۲۰۰۴؛ آزبورن[۴]، روبینشتاین[۵] ۱۹۹۴). مدل های ارائه شده با استفاده از نظریه بازی در حوزه زنجیره تأمین به بررسی تعامل بین اعضای آن زنجیره می‌پردازد این تعامل می‌تواند از نوع همکاری یا رقابت باشد(ما و همکاران، ۲۰۲۰).

نظریه بازی یک رویکرد بالقوه برای بهبود نتایج در مدل‌های یادگیری عمیق است (رن[۶] و همکاران، ۲۰۲۰؛ چیووکولا، لیو[۷]، ۲۰۱۸). یادگیری عمیق و نظریه بازی های توانایی مدلسازی رفتار زنجیره تامین را بهبود خواهند بخشید(طایی، ۲۰۲۳). طراحی مدل‌های یادگیری عمیق اغلب یک رویکرد نظریه بازی را شامل می شود(استیر[۸] و همکاران، ۲۰۱۸).

یادگیری عمیق مطالعه الگوریتم های یادگیری مختلف است که از لایه های متعدد واحدهای پردازش غیر خطی استفاده می‌کند(پینتو[۹] و همکاران، ۲۰۱۷). خروجی لایه قبلی توسط هر لایه متوالی به عنوان ورودی گرفته می‌شود (شوورمانس، زینکویچ[۱۰]، ۲۰۱۶). الگوریتم های یادگیری عمیق در درجه اول به سه دسته طبقه بندی می‌شوند، به عنوان مثال، تحت نظارت، نیمه نظارت و بدون نظارت. الگوریتم های یادگیری عمیق ویژگی‌های سطح بالاتری را که از ویژگی‌های سطح پایین استخراج می‌شوند، پیاده‌سازی می‌کنند (رین[۱۱] و همکاران، ۲۰۲۳).

اگر اعضاء زنجیره تامین به نفع خود، خودخواهانه عمل کنند خروجی کم‌تر از حد مطلوب برای معاملات در زنجیره تامین می شود این امر ایجاد اعتماد و رسیدن به تعادل مؤثر بین طرفین را دشوار می کند. بنابراین، اطمینان از هماهنگی بین همه طرف ها معامله و همکاری موثر بین آن‌ها برای جلوگیری از این مشکل ضروری است(ژائو و همکاران، ۲۰۲۲).

اهداف متعارض اعضای یک زنجیره تأمین و یا زنجیره های تأمین و تصمیم گیری مستقل هر یک از اعضای آن باعث خواهد شد که هر یک از اعضا در راستای بیشینه‌سازی سود خود حرکت کنند (ما و همکاران، ۲۰۲۰). این رفتار باعث خواهد شد که مجموع سود زنجیره تأمین و یا سیستم کاهش یابد. به همین دلیل مدل های ارائه شده در حوزه مدیریت زنجیره تأمین بیش تر بر همکاری های ممکن بین اعضای زنجیره تأکید دارند (دوری و همکاران، ۲۰۱۹).

کشور ما درحال حاضر، از نظر شرایط تولید فولاد، دارای مزیت‌های نسبی فراوانی است. از آن جمله می توان به انرژی کافی و ارزان قیمت، سنگ آهن و مواد اولیه نسوز، تجربه نسبی در تولید فولاد، برخورداری از نیروی کار جوان و متخصص ارزان قیمت اشاره کردکه با دستیابی به فنآوری نوین تولید می تواند نقش مؤثر و رقابتی را در بازار جهانی فولاد ایفاء نماید .با در نظر گرفتن مجموع عوامل فوق‌الذکر ارائه مدلی که بتوا ند با در نظر گرفتن متغیرهای کلیدی عرضه و تقاضای کلیه محصولات نهایی و میانی صنایع فولادسازی، روند آتی تغییرات تولید و مقدار این صنعت را شبیه سازی کند، می‌تواند نقش ارزنده‌ای در کمک به تصمیم‌گیران صنعت فولاد کشور به منظور توسعه زنجیره های خاص محصولات و سرمایه گذاری بر روش های خاص تولید که به لحاظ پارامترهای اقتصادی در اولویت برای کشور قرار دارند داشته باشد. فقدان مدیریت زنجیره تأمین صنعت فولاد را با مشکلات جدی همچون نوسان و تفاوت شدید قیمت در نواحی مختلف، عدم تحویل به موقع مواجه کرده است. بر این اساس، مسئله تحقیق حاضر طراحی زنجیره تامین صنعت فولاد با تاکید بر ساختار بازار رهیافت یادگیری عمیق و نظریه بازی ها می باشد. سناریوسازی موجب می گردد سیاست‌گذاران بتوانند در حالت های مختلف اقدامات لازم را صورت دهند و آمادگی لازم جهت واکنش مناسب به شرایط مختلف را داشته باشند. از اینرو سوال اصلی پژوهش این است که: چگونه می‌توان از مدل‌های هیبریدی یادگیری عمیق و نظریه بازی‌ها برای بهبود هماهنگی و

همکاری میان اعضای زنجیره تأمین صنعت فولاد استفاده کرده و از این طریق مشکلات موجود در این زنجیره همچون نوسانات قیمت و عدم تحویل به موقع را کاهش داد؟

پس از مقدمه که شرحی بر آن گذشت در بخش دوم مبانی نظری و پیشینه تحقیق مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در بخش سوم روش تحقیق؛ در بخش چهارم برآورد مدل و در نهایت در بخش پنجم اقدام به جمع‌بندی و ارائه پیشنهادات سیاستی خواهیم نمود.

مبانی نظری

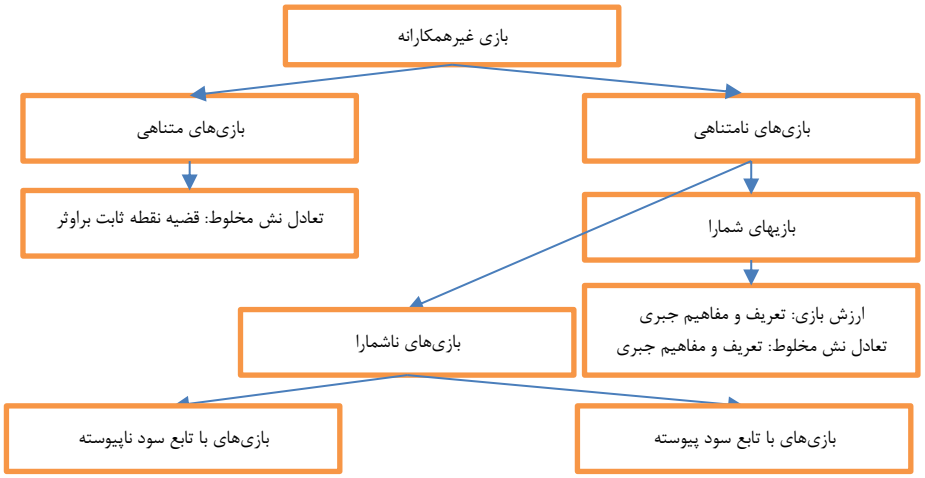
همکاری در زنجیره تامین (SC) یک استراتژی مشارکتی است که در آن یک یا چند شرکت یا واحد تجاری منافع متقابل ایجاد می‌کنند (آباپور و همکاران، ۲۰۲۰). این استراتژی پارادایم سنتی چانه زنی مبتنی بر پایین‌ترین قیمت ممکن برای افزایش سود را به پارادایم جدیدی تغییر داده است که در آن راه حل‌های یکپارچه‌ای که بیش‌تر بر روی یک محصول استاندارد برای مشتریان نهایی متمرکز است در نظر گرفته می‌شود (عبدالاوی و همکاران، ۲۰۲۰). در همکاری، قرارداد جمعی بین شرکای تجاری شکل گرفته است (امین و همکاران، ۲۰۲۰)؛ که بر اساس آن اطلاعات به اشتراک گذاشته می‌شود (اگرون و همکاران، ۲۰۱۲) و برای رسیدن به مجموعه‌ای از اهداف مشترک و جمعی با یکدیگر همکاری می‌کنند (انصاری و همکاران کانت، ۲۰۱۷).

همکاری روش مناسبی است برای زمانی که شرکای زنجیره تامین با فرصت‌ها یا مسائلی مواجه می‌شوند که حل آن‌ها به صورت فردی دشوار یا پیچیده است و نیاز به تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی مشترک دارند (آباپور و همکاران، ۲۰۲۰). همکاری می‌تواند برای شرکای تجاری که با مشکلات یا فرصت‌های پیچیده و وابسته به یکدیگر روبرو هستند، سودمند باشد. حل مسائل بسیار پیچیده دشوار است و نیاز به تلاش زیادی دارد (رضوانی و همکاران، ۲۰۲۳). فرصت‌ها و مسائل وابسته به هم آن دسته از فرصت‌ها و مسائلی هستند که به سایر شرکت‌ها بستگی دارد تا با بهره‌برداری از آن‌ها به طور موثر حل شوند (وو و همکاران، ۲۰۲۱). این زمانی است که دانش یا مهارت‌های شرکت‌های دیگر مورد نیاز است (امین و همکاران، ۲۰۲۰). مزایای همکاری بین سازمانی شامل صرفه‌جویی در مقیاس، دسترسی به منابع خاص، به اشتراک‌گذاری هزینه و ریسک، یادگیری و انعطاف‌پذیری است (اگرون و همکاران، ۲۰۱۲). به طور کلی، سطح همکاری در زنجیره تامین بین شرکا تحت تأثیر عوامل

مختلفی است. از یک منظر می‌توان این عوامل را در دو دسته کلی عوامل درون سازمانی و درون سازمانی قرار داد (انصاری و کانت، ۲۰۱۷). همکاری در زنجیره تامین موضوع حیاتی است که مدیران و محققان به آن توجه دارند. عامل اصلی اهمیت و توجه به این موضوع، تغییر شرایط در محیط کسب و کار و بازارهای مصرف است (آباپور و همکاران، ۲۰۲۰). امروزه شرایط محیط کسب و کار با ویژگی‌هایی مانند تغییر سریع فناوری (عبدالاوی و همکاران، ۲۰۲۰)، چرخه‌های عمر کوتاه محصول (امین و همکاران ۲۰۲۰)، همراه است. تغییرات در عرضه و تقاضا (انصاری و کانت، ۲۰۱۷)، غیرقابل پیش بینی بودن نیازهای مشتری (بای و سرکیس، ۲۰۱۰) و افزایش تقاضا برای محصولات شخصی سازی شده (براندنبورگ و همکاران، ۲۰۱۴). عامل حیاتی دیگر انتقال رقابت از شرکت ها به زنجیره تامین است. اکنون، شرکت های منفرد با یکدیگر رقابت نمی‌کنند اما زنجیره تامین ها در حال رقابت هستند (چن و همکاران، ۲۰۱۹). در این محیط متلاطم و متغیر که آمیخته با همه ابهامات و اغتشاشات است و رقابت روز به روز در حال افزایش است. از این رو، شرکت ها به توانایی و قابلیت هایی برای سازگاری مؤثر و کارآمد با این تغییرات و حفظ و بهبود مزیت رقابتی خود نیاز دارند (دی بوئر و همکاران، ۲۰۱۵). برای دستیابی به مزیت رقابتی و کارایی عملیاتی، اعضای زنجیره تامین باید بتوانند به سرعت توانایی‌های مشترک خود را برای پاسخ‌گویی به تغییرات عرضه و تقاضا هماهنگ کنند (رضوانی و همکاران، ۲۰۲۳).

نظریه بازی به دلیل پتانسیلی که در ایجاد مدل های رفتاری دارد، ابزاری است که در تصمیم گیری در زنجیره تامین مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این حال، دستاوردهای تا کنون بر جنبه های ریاضی متمرکز شده است(رزچیکی[۱۲]، ۲۰۲۲). بر این اساس یکی از مفاهیم قابل استفاده در زمینه بهینه‌سازی، استفاده از نظریه بازی ها است، چراکه در نظریه بازی ها با استفاده از مدل های ریاضی، به تحلیل روش‌های همکاری یا رقابت موجودیت‌های منطقی و هوشمند پرداخته می شود. هر یک از موجودیت‌ها در نظریه بازی ها درصدد حداکثر کردن منافع خود می باشند و خروجی نهایی باید تعادلی بین منافع تمام موجودیت ها باشد. پس در خروجی نهایی، همه موجودیت‌ها حداکثر منفعت در دسترس خود را خواهند داشت و در نتیجه باعث انتخاب بهترین گزینه برای همه موجودیت‌ها خواهد شد و در نهایت مفهوم بهینه‌سازی پدیدار می گردد. پژوهش‌های زیادی از نظریه بازی‌ها برای بهینه سازی پارامترها و مدل های مختلف بهره گرفته‌اند (حقی و همکاران ۲۰۲۰؛ گروبا و همکاران

۲۰۲۰؛ توفیقی و همکاران ۲۰۲۰؛ سیمون بیائو و همکاران ۲۰۲۰؛ الـوارز و همکـاران ۲۰۱۹؛ هیلر و همکاران ۲۰۱۹؛ حسینی و همکاران، ۲۰۱۹؛ امر و همکاران ۲۰۱۷). در تئوری بـازی‌هـا، تعادل نش راه حلی از نظریه بازی است که شامل دو یا چند بازیکن مـی‌شـود. در ایـن راه حـل فرض بر آگاهی هر بازیکن به راهبرد تعادل بازیکنان دیگر است، بدون وجود هـیچ بـازیکنی کـه فقط برای کسب سود خودش با تغییر راهبرد یک جانبه عمل کند. یک بازی میتواند یـا راهبـرد محض یا تعادل نش ترکیبی باشد در تعریف اخیر راهبـردی محـض آن اسـت کـه بـه صـورت تصادفی با فراوانی ثابت انتخاب شده است(گروبا و همکاران، ۲۰۲۰). یکی از چـالش‌هـای اصـلی در بازی‌های غیرهمکارانه (و نیز بازی های همکارانه)، اثبات وجود راه‌کار پاسخ است. با توجـه بـه اینکه تمامی زنجیره فولاد در اختیار یک مدیریت واحد نمی باشد؛ نوع بازی از نـوع غیرهمکارانـه است. با توجه به اینکه از رویکرد نظریه بازی تکاملی بهره گرفته می‌شـود بـا بـازی‌هـا نامتنـاهی روبرو هستیم. با توجه به اینکه از توابع جبری برای رسیدن به تابع سود بهره گرفته شـده اسـت. نوع تابع پیوسته است. این فرآیند در نمودار (۱) ترسیم شده است.



نمودار ۱: تقسیم بندی فرآیند بازی

چارچوب ارتباطی بین زنجیره تأمین، نظریه بازی و هوش مصـنوعی وجـود دارد. هـوش مصنوعی نقش موثری در اثرگذاری، پیش‌بینی و مـدیریت بخـش‌هـای مختلـف زنجیـره تأمین دارد. این چارچوب حوزه‌های مختلفـی را کـه بایـد در اسـتفاده از الگـوریتم‌هـای یادگیری عمیق در نظر گرفتـه شـود، دسـته‌بنـدی مـی‌کنـد. نقـش نظریـه بـازی‌هـا در

هماهنگی مابین ذینفعان مابین زنجیره تأمین می باشد. در تحقیق حاضر از یادگیری عمیق بهره گرفته شده چراکه یادگیری عمیق دارای تفاوت های عمده ای با سایر رویکردهای رگرسیونی است که در زیر به آن‌ها اشاره شده است.

جدول ۱: مقایسه بین یادگیری عمیق و یادگیری ماشینی

	یادگیری ماشین	یادگیری عمیق
مداخله انسانی	برای دستیابی به نتایج، یادگیری ماشینی مستلزم مشارکت مداوم انسانی است.	اجرای یادگیری عمیق در ابتدا دشوارتر است، اما پس از آن نیاز به مداخله کمی دارد.
سخت افزار	برنامه های یادگیری ماشین معمولاً پیچیدگی کمتری نسبت به الگوریتم های یادگیری عمیق دارند و ممکن است اغلب بر روی رایانه های استاندارد اجرا شوند.	سیستم‌های یادگیری عمیق به سخت افزار قوی‌تری نیاز دارند. افزایش تقاضا برای قدرت، استفاده از واحدهای پردازش گرافیکی را افزایش داده است. پردازنده‌های گرافیکی به دلیل حافظه با پهنای باند بالا و توانایی موازی‌سازی رشته‌ها در پنهان کردن تأخیر انتقال حافظه (تأخیر) (توانایی بسیاری از عملیات برای اجرای کارآمد همزمان) مفید هستند.
زمان	سیستم‌های یادگیری ماشینی را می‌توان به سرعت نصب و استفاده کرد؛ اما نتایج آن‌ها ممکن است به خوبی نباشد.	راه‌اندازی سیستم‌های یادگیری عمیق زمان بیش‌تری را می‌طلبد؛ اما می‌توانند فوراً نتیجه دهند (اگرچه با در دسترس قرار گرفتن داده‌های بیش‌تر، کیفیت آن احتمالاً بهتر می‌شود).
رویکرد	به طور معمول، یادگیری ماشین نیاز به داده‌های سازمان یافته دارد و از تکنیک‌های مرسوم مانند رگرسیون خطی استفاده می‌کند.	یادگیری عمیق از شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند و برای مدیریت حجم عظیمی از داده‌های بدون ساختار طراحی شده است.
برنامه های کاربردی	ایمیل‌ها، بانک و مطب دکتر همگی در حال حاضر از یادگیری ماشینی استفاده می کنند.	فناوری یادگیری عمیق برنامه‌های پیچیده‌تر و مستقل‌تری مانند اتومبیل‌های خودران و ربات‌های جراحی را ممکن می‌سازد.
استفاده	کاربردهای متعددی برای یادگیری ماشین وجود دارد، از جمله تجزیه و تحلیل رگرسیون، طبقه‌بندی و خوشه‌بندی.	یادگیری عمیق معمولاً برای کارهای پیچیده‌ای مانند تشخیص تصویر و گفتار، پردازش زبان طبیعی و سیستم‌های مستقل به کار می‌رود.
داده‌ها	به طور کلی، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی از داده‌های کم‌تری نسبت به الگوریتم‌های یادگیری عمیق استفاده می‌کنند، اگرچه کیفیت داده‌ها در این حوزه بسیار مهم است.	الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای آموزش شبکه‌های عصبی به مقادیر زیادی داده نیاز دارند، اما ممکن است با پردازش داده‌های اضافی، به طور مستقل یاد بگیرند و بهبود یابند.

مأخذ: طایی[۱۳] ۲۰۲۳

یادگیری عمیق برای عملکرد به قوانین طراحی شده توسط انسان نیاز ندارد. یادگیری عمیق با استفاده از چندین لایه از الگوریتم‌ها (شبکه‌های عصبی مصنوعی) ایجاد می‌شود که هر کدام تفسیر منحصر به فردی از داده‌های ارائه شده ارائه می نمایند (لیکان و همکاران ۲۰۱۵؛ ژانگ[۱۴] و همکاران ۲۰۱۹)؛ برخلاف الگوریتم‌های استاندارد یادگیری، ماشینی یادگیری عمیق امکان یادگیری و طبقه‌بندی را به طور همزمان فراهم می‌کند (لیکان و همکاران ۲۰۱۵؛ شرستا و همکاران ۲۰۱۹). مزایا و معایب این رویکرد در جدول زیر ارائه شده است.

جدول ۲: مزایا و معایب یادگیری عمیق

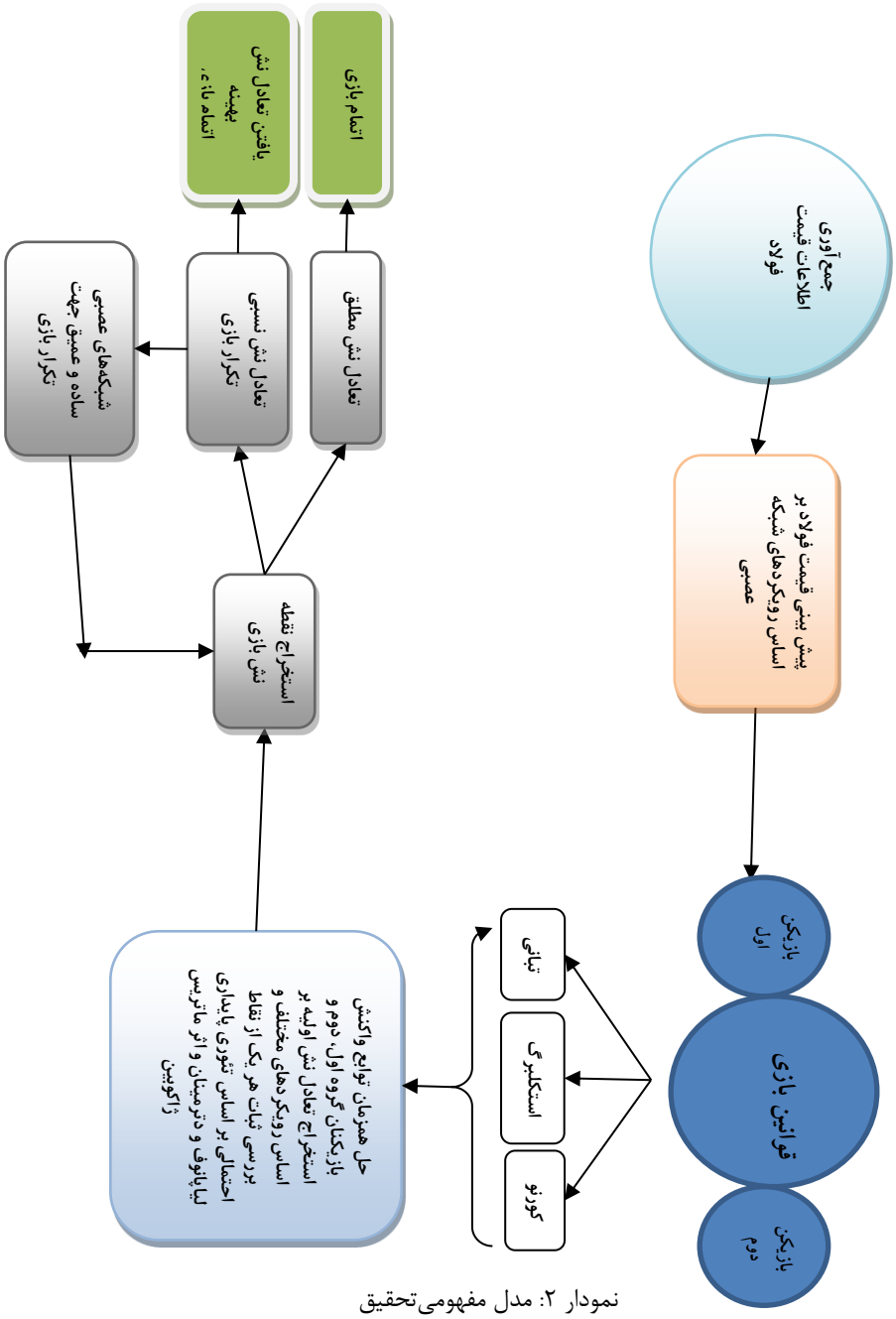
مزایای یادگیری عمیق	معایب یادگیری عمیق
پتانسیل ایجاد ویژگی‌های جدید از داده‌های آموزشی محدود وجود دارد.	فضای کم‌تری برای بهبود در فرآیند آموزش وجود دارد؛ زیرا کل فرآیند آموزش به جریان ثابت داده‌ها بستگی دارد.
می‌تواند با استفاده از رویکردهای یادگیری بدون نظارت، نتایجی را برای کارهایی که قابل اعتماد و عملی هستند ایجاد کند.	با مجموعه داده‌های بیش‌تر در دسترس، آموزش محاسباتی به طور قابل ملاحظه‌ای گران‌تر می‌شود.
زمان مورد نیاز برای مهندسی ویژگی، نحوه استفاده از یادگیری ماشین را کاهش می‌دهد.	شفافیت در بازبینی خطا وجود ندارد؛ هیچ مرحله واسطه‌ای برای حمایت از ادعاهای یک خطای خاص وجود ندارد. یک الگوریتم کامل برای رفع مشکل به روز می‌شود.
آموزش مداوم باعث شده است که معماری آن سازگار با تغییر باشد و بتواند مسائل مختلفی را حل کند.	برای آموزش مجموعه داده‌ها، به منابع گران قیمت، پردازنده‌های سریع و پردازنده‌های گرافیکی قوی نیاز دارید.

روش تحقیق

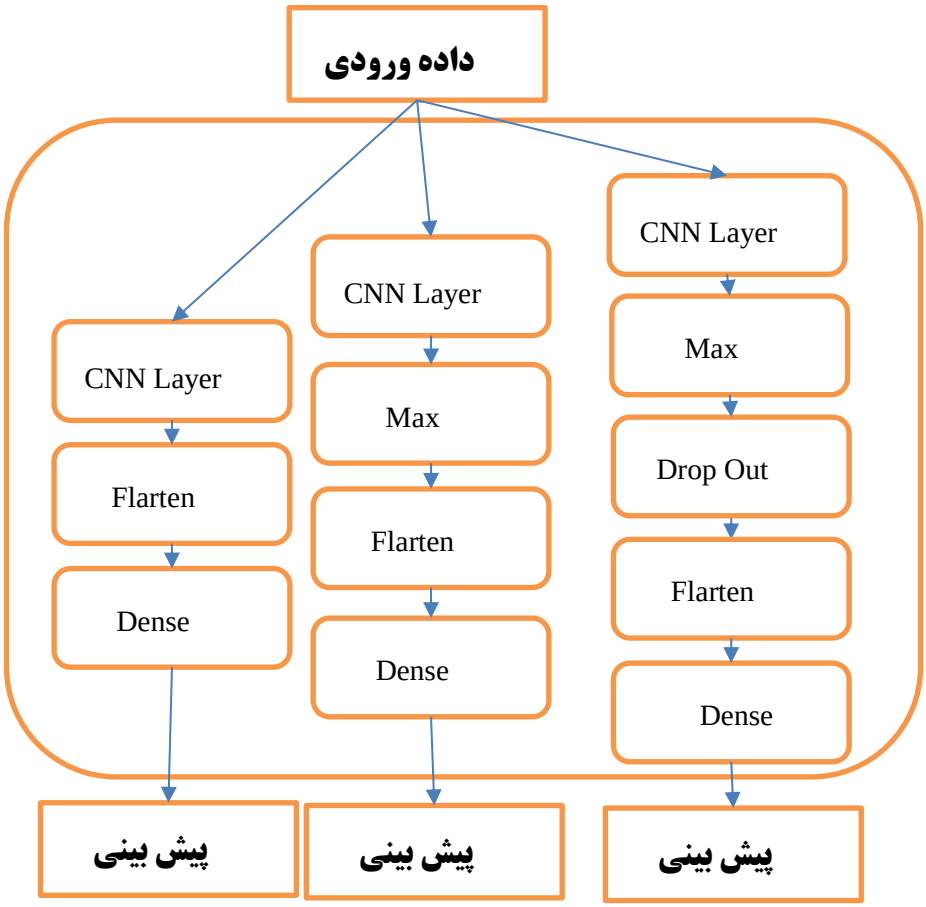
این پژوهش از نظر فلسفه پژوهش، اثبات گرایی است زیرا این پژوهش بر اساس داده‌های واقعی، مدل‌سازی کمی و تحلیل روابط علّی میان متغیرها انجام می‌شود. از نظر نتیجه پژوهش، یک پژوهش کاربردی است زیرا مدلی برای بهبود عملکرد زنجیره تامین صنعت فولاد ارائه می دهد که کاربردی است؛ ماهیت پژوهش، کمی، توصیفی است زیرا به دنبال توصیف متغیرها و تحلیل روابط بین آنها است. روش گردآوری داده

ها، کتابخانه ای است که با مطالعه در اسناد و مدارک، به جمع آوری داده ها، اقدام شده است. که در این راستا، از مقاله های علمی معتبر داخلی و خارجی استفاده گردیده است. برای تحلیل داده‌ها و بررسی روابط میان متغیرها، از مدل‌های هیبریدی ترکیبی از یادگیری عمیق و نظریه بازی‌ها استفاده شده است. در این رویکرد، از الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی رفتار آینده زنجیره تامین فولاد و از نظریه بازی‌ها برای بررسی تعاملات بین ذی نفعان زنجیره تامین بهره گرفته شده است. این ترکیب، توانایی تحلیل و پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار زنجیره تامین را فراهم می‌سازد. در تحقیق حاضر از اطلاعات ۱۳ سال قیمت و مقدار فولاد در بازه زمانی ۲۰۰۸ تا ۲۰۲۱ بهره گرفته شده است. فرآیند انجام تحقیق به شرح نمودار (۲)، نشان داده شده است:

در پژوهش‌های مرتبط با هدف پیش‌بینی قیمت، از روش‌های متنوعی در حوزه یادگیری عمیق استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به الگوریتم شبکه عصبی مکرر یا بازگشتی (RNN) (لی و یو[۱۵]، ۲۰۲۰)، حافظه کوتاه مدت ماندگار (LSTM) و شبکه عصبی پیچشی (CNN) اشاره کرد که در این میان پژوهش‌گران به الگوریتم‌های LSTM و CNN به دلیل دارا بودن برخی ویژگی‌ها بیش‌تر از بقیه روش‌ها توجه کرده‌اند. دیپرسیو و هانچر[۱۶] (۲۰۱۶)، نیز با استفاده از الگوریتم‌های CNN، LSTM ، RNN داده های تاریخی قیمت پایانی شاخص S&P500 را بررسی کرده‌اند که نتایج حکایت از عملکرد بهتر الگوریتم CNN داشته است (لویریس و همکاران ۲۰۲۰؛ گائو و همکاران ۲۰۲۰؛ گودلک و همکاران ۲۰۱۷؛ جی و همکاران ۲۰۱۹؛ لی و دای ۲۰۲۰). بررسی پژوهش‌های مرتبط با پیش‌بینی قیمت با استفاده از روش CNN نشان‌دهنده آن است که به‌طور معمول از سه معماری (لایه‌چینی)، به شرح نمودار شماره (۳)، استفاده شده است که در این پژوهش نیز هر سه معماری مورد بررسی قرار خواهد گرفت.



نمودار ۲: مدل مفهومی‌تحقیق



نمودار ۳: فرآیند انتخاب معماری بهینه *CNN*

برای انتخاب معماری بهینه CNN نیاز است که هر سه روش استفاده شده با پارامترهای مختلف بررسی شود. شایان ذکر است پارامترهای اثرگذار در ساخت معماری بهینه CNN شامل مواردی نظیر تعداد فیلترها[۱۷] در لایه CNN، اندازه دسته[۱۸] و تابع فعال‌سازی[۱۹] است. برای مثال، تعداد کم فیلترها باعث ایجاد خطای بیش‌تری می‌شود و شبکه همگرا نمی‌شود. از طرفی تعداد فیلترهای زیاد به دلیل ایجاد بیش‌برازش منجر به خطای بالا می‌شود. از اینرو، موارد مذکور با توجه به خروجی اخذ شده بهینه‌سازی شده

است. انتخاب پارامترهای مختلف در جدول (۳)، براساس نتایج مطالعات انجام شده در این حوزه است (گودلک و همکاران[۲۰] ۲۰۱۷; لیویریس و همکاران پینتلاس[۲۱] ۲۰۲۱؛ لیویریس و همکاران[۲۲] ۲۰۲۰).

جدول ۳: پارامترهای مختلف مورد استفاده در اجرای الگو

پارامتر	مقادیر
تعداد فیلتر	۶۴، ۱۲۸، ۲۵۶
اندازه دسته	۳۲، ۶۴، ۱۲۸
optimizer	Adam
Loss	Mean Square Error
توابع فعال‌سازی	رابطه ریاضی
تابع یکسوساز (ReLU)	$g(Z) = max(0, Z)$
تانژانت هیپربولیک (Tanh)	$g(Z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$

برای اجرای الگوریتم، داده‌ها به دو بخش آموزش (۸۰ درصد)، برای ساخت الگو و آزمایش (۲۰ درصد)، برای آزمون تقسیم شده است؛ برای بهتر شدن فرآیند یادگیری، مرحله آموزش به تعداد ۱۰۰۰ مرتبه تکرار[۲۳] شده است. علاوه بر این، باید توجه داشت که تفاوت مقیاس‌ها در متغیرهای مختلف، نتایج را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد و به‌طور معمول برای از بین بردن تأثیر نامطلوب مذکور، نرمال سازی داده نیاز است که در این پژوهش برای نرمال‌سازی از روش کمینه – بیشینه[۲۴] جهت تبدیل داده‌ها به مجموعه جدیدی استفاده شده است که در آن همه مقادیر بین ۰ و ۱ است.

برآورد مدل و تحلیل نتایج

در ادامه لازم است معماری بهینه CNN تعیین شود. برای انتخاب معماری بهینه CNN، هر سه معماری معرفی شده با پارامترهای مختلف در فصل سوم اجرا شده است. در نهایت بهترین نتایج حاصل از هر معماری مقایسه شده است؛ بنابراین معماری منتخب،

حاصل از اجرای الگوریتم به تعداد ۶۴ دفعه با لایه ها و پارامترهای متفاوت است. در مرحله اول، روش CNN با معماری لایه‌های ذیل اجرا شده است (معماری اول CNN).

نمودار ۴: معماری اول *CNN*

در جداول (۴) و (۵)، خطاهای میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE[۲۵]) و مجذور میانگین مربعات خطای نرمال (NRMSE[۲۶]) در اجرای الگو به تعداد ۱۸ دفعه با استفاده از جایگشت‌های مختلف تعداد فیلتر، اندازه دسته و استفاده از دو تابع فعال‌سازی ReLU و Tanh آورده شده است.

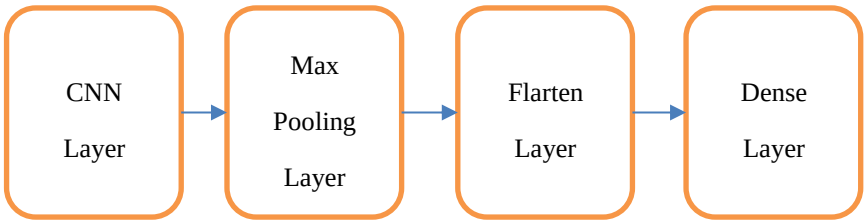
جدول ۴: خطای اجرای معماری اولCNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی ReLU

تابع فعال‌سازی ReLU		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	2.75	2.76	10.88
		NRMSE	3.77	3.62	11.30
	۶۴	MAPE	4.32	2.24	3.54
		NRMSE	5.69	3.19	4.60
	۱۲۸	MAPE	3.63	2.32	2.93
		NRMSE	4.54	3.28	3.76

جدول ۵: خطای اجرای معماری اول CNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی Tanh

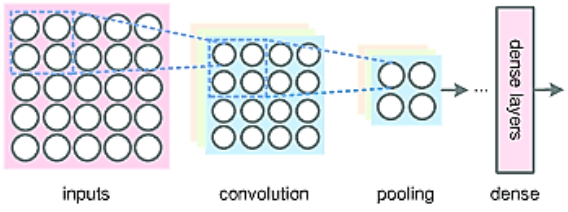
تابع فعال‌سازی Tanh		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	2.39	2.40	9.47
		NRMSE	3.28	3.15	9.83
	۶۴	MAPE	3.76	2.02	1.94
		NRMSE	4.95	2.85	2.78
	۱۲۸	MAPE	3.16	3.08	2.55
		NRMSE	3.95	4.00	3.27

نتایج به دست آمده از اجرای معماری اول حاکی از آن است که ترکیب پارامترها با تعداد فیلتر ۲۵۶، اندازه دسته ۶۴ و با تابع فعال سازی Tanh بهترین دقت پیش بینی را دارد. در مرحله دوم، روش CNN با معماری لایه های ذیل اجرا شده است (معماری دوم CNN با لحاظ لایه ادغام بیشینه).



نمودار ۵: معماری دوم *CNN*

قراردادن یک لایه ادغام بین چندین لایه پیچشی پشت سر هم در یک معماری CNN امری رایج است. کارکرد این لایه کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و کنترل بیش برازش[۲۷] است. لایه ادغام به صورت مستقل بر هر برش عمقی از توده ورودی عمل می کند و آن را با استفاده از عملیات بیشینه[۲۸] ازلحاظ مکانی تغییر اندازه[۲۹] می‌دهد. رایج‌ترین نحوه استفاده از این لایه به‌صورت استفاده آن با فیلترهایی با اندازه ۳×۱ به همراه گام[۳۰] ۳ است که همانند نمودار (۶)، عملیات بیشینه در این قسمت، بزرگ‌ترین عدد بین ۳ عدد (یک ناحیه ۳×۱ در برش عمقی) را انتخاب می کند و باعث حذف ۶۷ درصد مقادیر موجود در آن برش عمقی می شود؛ گفتنی است بُعد عمق بدون تغییر باقی می‌ماند.



نمودار ۶: عملکرد لایه ادغام بیشینه

نتایج اجرای الگوریتم CNN با لحاظ کردن لایه ادغام بیشینه به شرح جداول (۶) و (۷) است.

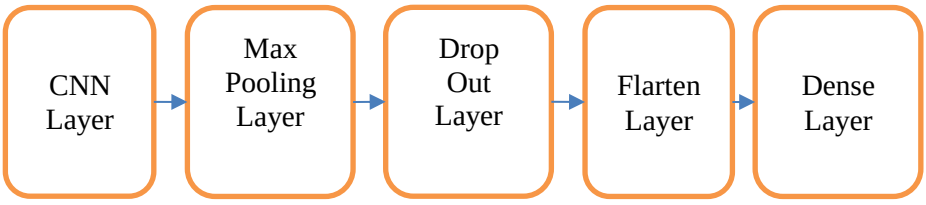
جدول ۶:خطای اجرای معماری دوم CNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی ReLU

تابع فعال‌سازی ReLU		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	2.18	2.19	8.62
		NRMSE	2.99	2.87	8.94
	۶۴	MAPE	3.42	1.84	1.77
		NRMSE	4.50	2.59	2.53
	۱۲۸	MAPE	2.88	2.80	2.32
		NRMSE	3.59	3.64	2.98

جدول ۷: خطای اجرای معماری دوم CNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی Tanh

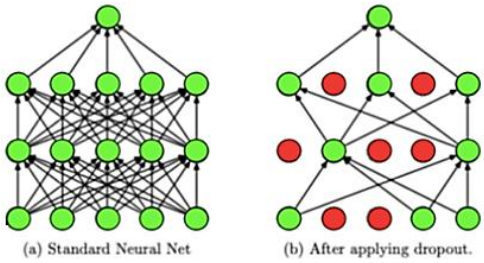
تابع فعال‌سازی Tanh		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	2.30	2.31	9.09
		NRMSE	3.15	3.03	9.44
	۶۴	MAPE	3.61	1.94	2.96
		NRMSE	4.75	2.74	3.84
	۱۲۸	MAPE	3.04	1.87	2.44
		NRMSE	3.79	2.67	3.14

نتایج به‌دست‌آمده از اجرای معماری دوم نشان‌دهنده آن است که ترکیب پارامترها با اندازه دسته ۶۴، تعداد فیلتر ۲۵۶ و با تابع فعال سازی ReLU بهترین دقت پیش بینی را دارد؛ همان گونه که مشخص است خطای به‌دست‌آمده با پارامترهای مذکور از نتایج منتخب معماری اول نیز به مراتب بهتر است. در مرحله سوم، روش CNN با معماری لایه های ذیل اجرا شده است (معماری سوم CNN با لحاظ لایه ادغام بیشینه و حذف تصادفی).



نمودار ۷: معماری سوم *CNN*

از معایب مربوط به شبکه های عصبی عمیق، مشکل بیش برازش و زمان محاسباتی بالاست. شبکه‌های عصبی عمیق در معرض بیش‌برازش هستند؛ چون تعداد لایه‌های اضافه شده این امکان را ایجاد می‌کند که وابستگی‌های نایاب در داده‌های آموزشی حساب شود. با استفاده از روش حذف تصادفی می‌توان به از بین بردن بیش‌برازش کمک کرد؛ در این شیوه درصد مشخصی از واحدها به‌صورت تصادفی از لایه های مخفی حذف می‌شود. این کار به از بین بردن وابستگی‌های نادر در داده‌های آموزشی کمک می‌کند (پورذاکر و همکاران، ۲۰۱۹). در نمودار (۸)، نحوه عملکرد لایه حذف تصادفی نشان داده می‌شود.



نمودار ۸: عملکرد لایه حذف تصادفی

مأخذ: کائو و همکاران ۲۰۱۹

نتایج اجرای الگوریتم CNN با لحاظ کردن لایه حذف تصادفی و ادغام بیشینه به شرح جداول (۸) و (۹)، است.

جدول ۸: خطای اجرای معماری سوم CNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی ReLU

تابع فعال‌سازی ReLU		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	1.55	1.55	6.12
		NRMSE	2.12	2.04	6.35
	۶۴	MAPE	2.43	1.31	1.26
		NRMSE	3.20	1.84	1.80
	۱۲۸	MAPE	2.04	1.99	1.65
		NRMSE	2.55	2.58	2.12

جدول ۹: خطای اجرای معماری سوم CNN به تفکیک پارامترهای مختلف با تابع فعال‌سازی Tanh

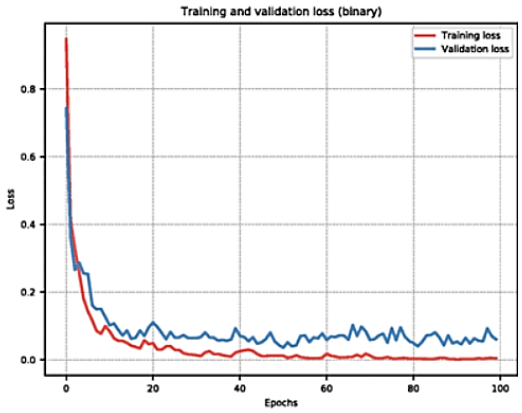
تابع فعال‌سازی Tanh		نوع خطا	تعداد فیلتر		
			۶۴	۱۲۸	۲۵۶
اندازه دسته	۳۲	MAPE	1.75	1.76	6.91
		NRMSE	2.39	2.30	7.17
	۶۴	MAPE	2.74	1.47	2.25
		NRMSE	3.61	2.08	2.92
	۱۲۸	MAPE	2.31	1.42	1.85
		NRMSE	2.88	2.03	2.39

نتایج به‌دست‌آمده از اجرای معماری سوم حاکی از آن است که ترکیب پارامترها با اندازه دسته ۶۴، تعداد فیلتر ۲۵۶ و با تابع فعال‌سازی ReLU بهترین دقت پیش‌بینی را در این بخش دارد. براساس نتایج دقت منتخب معماری سوم CNN نسبت‌به روش‌های دیگر بالاتر است. مقادیر NRMSE برای هر سه روش کم تر از سطح ۰/۰۵ است که نشان از برازش مناسب الگوریتم‌های مذکور دارد. در ادامه به منظور بررسی رابطه بین مقدار واقعی قیمت فولاد و مقدار پیش‌بینی‌شده از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است که نتایج آن در جدول (۱۰)، آورده شده است. با توجه به اینکه سطح معنا داری برای هر سه روش از سطح خطای یک درصد کم تر است، وجود همبستگی بین مقدار واقعی قیمت فولاد و مقدار پیش‌بینی‌شده به لحاظ آماری تأیید شده است.

جدول ۱۰: ضریب همبستگی پیرسون بین مقدار واقعی قیمت فولاد و مقدار پیش‌بینی‌شده

نام روش شرح	منتخب معماری اول CNN	منتخب معماری دوم CNN	منتخب معماری سوم CNN
ضریب همبستگی پیرسون	۹۰/۳۷	۹۷/۳	۹۹/۲۵
سطح معناداری	۰۰۰,۰	۰۰۰,۰	۰۰۰,۰
تعداد داده آزمایش	۱۳۵	۱۳۵	۱۳۵

نظر به اینکه براساس نتایج جدول (۱۱)، منتخب معماری سوم CNN نسبت به روش های دیگر عملکرد بهتری داشته است، در ادامه نتایج حاصل از اجرای این روش آورده شده است. فرآیند کاهش خطا در مرحله آموزش معماری منتخب با تکرار ۱۰۰ مرتبه بهینه‌سازی در نمودار (۹)، مشخص است.



نمودار ۹: فرآیند کاهش خطا برای مرحله آموزش در معماری منتخب *CNN*

بر اساس تئوری پایداری لیاپانوف، زمانی که همه مقادیر ویژه ماتریس ژاکوبین منفی هستند، این نقطه تعادل در حالت تعادل پایدار است (فریدمن[۳۱] ۱۹۸۳؛ یانگ و همکاران[۳۲] ۲۰۲۲)؛ در غیر این صورت، ترکیب استراتژی ناپایدار است. بر این اساس در سناریوی که درترمینان ماتریس ژاکوبین منفی شده است اقدام به تحلیل نتایج نمودیم.

مدل پیشنهادی نظریه بازی تحقیق حاضر شامل دو دسته خرده فروشان و تولیدکنندگان است. مجموعه تصمیمات $\Delta\alpha$میزان تغییر در تولید فولاد برای تولید کنندگان و $\Delta\beta$ میزان تغییر در خرید فولاد خرده فروشان است. چنانچه α_0 میزان تولید جاری فولاد باشد و β_0 را میزان خرید فعلی بدانیم. روابط زیر را داریم:

$$\Delta\alpha = \alpha - \alpha_0$$

$$\Delta\beta = \beta - \beta_0 \quad (۱)$$

به طوریکه αمیزان تولید و βمیزان خرید تصمیم‌گیری توسط بازیگران است. برای تولیدکنندگان $up(\Delta\alpha, \Delta\beta)$ و برای خریداران $us(\Delta\alpha, \Delta\beta)$ تابع پیامد بوده که به صورت زیر معرفی می‌شود.

$$up(\Delta\alpha, \Delta\beta) = f_{net}(\alpha, \beta) - f_0$$
$$us(\Delta\alpha, \Delta\beta) = -up(\Delta\alpha, \Delta\beta) \quad (۲)$$

به طوری که f_0بهای جاری فولاد بوده و $f_{net}(\alpha, \beta)$ تابع پیش‌بینی‌کننده فولاد در بخش

قبل است که توسط شبکه عصبی پاد انتشارگراسبرگ محاسبه گردید (لطفی و همکاران، ۲۰۱۲). چنانچه تولیدکنندگان میزان تولید فولاد خود را به α برساند و خریداران میزان خرید خود را به β برسانند، آنگاه قیمت فولاد با این تابع و پیامد حاصل برای بازیکنان از روابط پیشین مشخص می‌شود. نمودار فوق $us(\Delta\alpha, \Delta\beta)$ نشان می‌دهد که تابع پیامد به دست آمده برای خرید را نشان می‌دهد. از آنجا که در مدل بازی ارائه شده رابطه زیر برقرار است، پس مدل بازی، مجموع صفر می‌باشد.

$$us(\Delta\alpha, \Delta\beta) + up(\Delta\alpha, \Delta\beta) = 0 \quad (۳)$$

در یک بازی مجموع صفر، تعادل نش بازی نشان دهنده تصمیمات بهینه‌ای است که طرفین تمایل به انحراف از آن ندارند. در بازی پیشنهاد گوییم $(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*)$ یک تعادل نش است، اگر و تنها اگر روابط زیر برقرار باشد.

$$us(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) \geq us(\Delta\alpha \ , \Delta\beta^*) \qquad \forall \Delta\alpha \in [-A, A] \quad (۴)$$

$$up(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) \geq up(\Delta\alpha^*, \Delta\beta \ ) \qquad \forall \Delta\alpha \in [-B, B] \quad (۵)$$

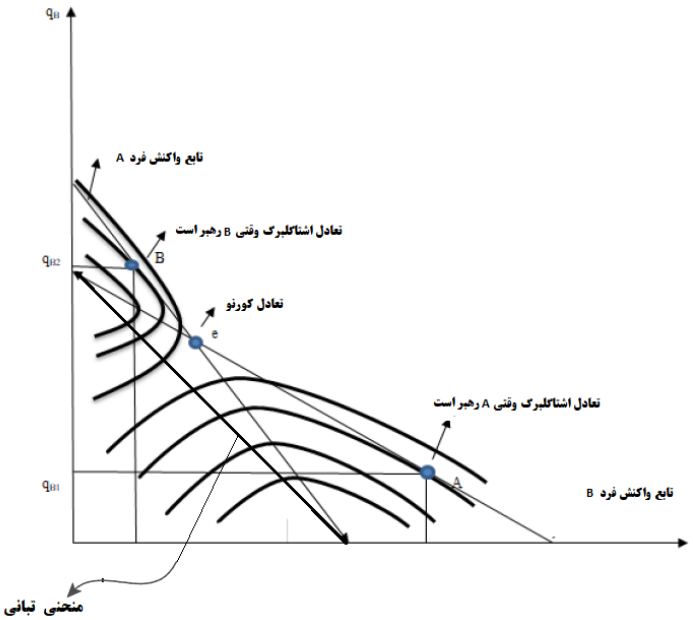
که در آن‌ها A سقف ممکن در افزایش تولید و B سقف میسر برای خریداران است. برای به دست آوردن تعادل نش می‌توان از الگوریتم مینیماکس و ماکسمین مطابق روابط زیر بهره برد.

$$(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) = argmax_{\Delta\alpha}\ (rgmax_{\Delta B}(us(\Delta\alpha \ , \Delta\beta \ ))) \quad (۶)$$

$$(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*) = argmax_{\Delta\beta}\ (rgmax_{\Delta\alpha}(us(\Delta\alpha \ , \Delta\beta \ )))$$

اگر مقدار خروجی دو رابطه مساوی باشد، بازی با مقادیر $(\Delta\alpha^*, \Delta\beta^*)$، تعادل نش محض دارد. تعادل نش حاصل از روابط فوق با استفاده از روش‌های عددی است که تعادل نش را می‌سازند تصمیمات بهینه هستند، تصمیماتی که هیچ یک از طرفین تمایل به خروج از آن ندارند و انحراف از آن موجب ضرر هر کدام می‌گردد. در ادامه به بررسی تشریح بازی در قالب سه سناریو کورنو، استاگلبرگ و تبانی برای رسیدن به تعادل نش پرداخته می‌شود. رویکرد کورنو در تعادل ناشی از تقاطع توابع واکنش بازیگران به صورت همزمان است، رویکرد استکلبرگ ناشی از مماس شدن تابع سود یکسان بنگاه با تابع واکنش بنگاه مقابل است. در این روش بازی ابتدا بنگاه رهبر مقدار تولید خود را تعیین نموده و

سپس بنگاه پیرو اقدام به تعیین مقدار تولید بهینه خود از مابقی بازار خواهد نمود. این بازی به صورت همزمان صورت نخواهد پذیرفت. در حالت تبانی نیز با جمع دو تابع واکنش و به صورت بنگاه انحصاری رفتار نمودن موجب ایجاد تعادل خواهد شد. در این حالت دو بنگاه در حکم یک بنگاه عمل خواهند نمود. این فرآیند در نمودار (۱۰)، ترسیم شده است (یوان و همکاران، ۲۰۲۱).



نمودار ۱۰: مقایسه روش کورنو و استکلبرگ و تبانی

ساده‌ترین مدل تقاضا برای بازی‌های همکارانه و غیرهمکارانه به عنوان یک تابع خطی توسعه داده شد. قبل از ورود به معادلات لازم است اقدام به معرفی پارامترهای مدل‌های تحقیق خواهیم نمود.

جدول ۱۱: معرفی پارامترها و متغیرهای مدلهای تحقیق

متغیرها و پارامترها	تشریح
D_i	تقاضای بنگاه i
a	حداکثر میزان تقاضا
β_C	هزینه نهایی خرید کالا
R_C	تعداد خرید
β_T	هزینه نهایی زمان
R_T	میزان زمان مورد نیاز جهت تأمین کالا
θ_C	هزینه نهایی تأمین کالا از تولیدکننده اول یا دوم
θ_T	هزینه نهایی زمان تأمین کالا از تولیدکننده اول یا دوم
T_1	زمان مورد نیاز جهت تأمین کالا از تولید کننده اول
T_2	زمان مورد نیاز جهت تأمین کالا از تولید کننده دوم
C_{R1}	هزینه تأمین کالا از تأمین کننده یک
C_{R2}	هزینه خرید کالا از تأمین کننده دوم
π_T	سود کل
π_1	سود کل تأمین کننده اول
π_2	سود کل تأمین کننده دوم
A_{Ri}	هزینه هر بار سفارش کالا
q_{Ri}	تعداد سفارش
r_{Ri}	هزینه نگهداری موجودی
Z_{Ri}	هزینه دریافت کالا
m_i	هزینه آماده سازی
w_{Mi}	هزینه خرید محصول از تولیدکننده
n_i	تعدادسفارش
L_{Ri}	هزینه از دست دادن انعطاف
P_i	هزینه تولید

میزان تقاضا برای کالا به قیمت کالا و زمان تدارک کالا بستگی دارد:

$$D = a - \beta_C R_C - \beta_T R_T \quad (۷)$$

مدل خطی برای تابع تقاضای وابسته به قیمت و زمان تدارک در رقابت بین دو زنجیره ساده‌ترین مدل تقاضا برای این مورد به عنوان یک تابع خطی توسعه داده شد (پیگان و همکاران ۲۰۱۷، بویاک و همکاران ۲۰۰۳). فرض بر این است که هر بنگاه دارای ظرفیت ثابت است و تقاضای هر بنگاه به طور خطی وابسته به قیمت و زمان تدارک تضمین شده است. مدل تقاضای خطی برای محصول شرکت به صورت زیر نوشته شده است:

$$D_1 = a - \beta_C C_{R1} + \theta_C(C_{R2} - C_{R1}) - \beta_T T_1 + \theta_T(T_2 - T_1) \quad (۸)$$

$$D_2 = a - \beta_C C_{R2} + \theta_C(C_{R1} - C_{R2}) - \beta_T T_2 + \theta_T(T_1 - T_2)$$

$$D = \sum_{i=1}^{n} D_i$$

فرض بر این است که $\beta_C>0$ ، $\theta_C>0$ ، $\beta_T>0$ ، $\theta_T>0$ و همچنین $\beta_C>\beta_T$ ، $\theta_C>\theta_T$

مدل ریاضی - زنجیره تأمین

مجموع سود سیستم (زنجیره تأمین) شامل مجموع سود زنجیره تأمین اول و زنجیره تأمین دوم است و سود هر زنجیره نیز از مجموع سود توزیع‌کننده و سود تولیدکننده به دست می‌آید. فرم ریاضی آن به صورت زیر است:

$$\pi_T = \pi_1 + \pi_2$$

$$\pi_1 = \pi_{R1} + \pi_{M1} \quad (۹)$$

$$\pi_2 = \pi_{R2} + \pi_{M2}$$

مدل ریاضی توزیع‌کننده

مجموع سود توزیع‌کننده از اختلاف میزان درآمد حاصل از فروش به میزان هزینه‌ها به دست می‌آید. هزینه‌های توزیع‌کننده شامل هزینه هر بار سفارش کالا، هزینه نگهداری موجودی، هزینه دریافت کالا، هزینه از دست دادن انعطاف و هزینه خرید محصول از تولیدکننده است.

$$\pi_{Ri}(q_{Ri}, n_i) = D_i * C_{Ri} - \left(\frac{D_i A_{Ri}}{q_{Ri} n_i} + \frac{r_{Ri} q_{Ri} C_{Ri}}{2} + \frac{Z_{Ri} D_i}{q_{Ri}} + \frac{L_{Ri} C_{Ri}(q_{Ri} * n_i)}{2} + D_i * w_{Mi}\right) \quad (۱۰)$$

مدل ریاضی تولیدکننده

مجموع سود تولیدکننده از اختلاف میزان درآمد حاصل از فروش به توزیع‌کننده به میزان هزینه‌ها به دست می‌آید. هزینه‌های تولید شامل هزینه آماده‌سازی، هزینه نگهداری موجودی، هزینه ارسال کالا و هزینه تولید است.

$$\pi_{Mi}(q_{Mi}, m_i) = D_i * w_{Mi} - (\frac{A_{Mi}D_i}{q_{Mi}m_i} + \frac{r_{Mi}m_i C_{Mi} q_{Mi}}{2}\left[1 - \frac{D_i}{P_i} - \frac{1}{m_i} + \frac{2}{m_i P_i}\right] + \frac{Z_{Mi}D_i}{q_{Mi}} + D_i * k)) \quad (۱۱)$$

سناریوی اول: بازی بدون همکاری همزمان

زمانی که هر یک از زنجیره‌ها از قدرت تصمیم‌گیری یکسانی برخوردار باشند، به طور همزمان و بدون همکاری به تصمیم‌گیری می پردازند. در این حالت یک بازی نش اتفاق می‌افتد و راه‌حل چنین ساختاری، به دست آوردن نقطه تعادل نش بازی می‌باشد. همچنین از آنجا که هر یک از اعضای زنجیره دارای محدودیت هستند و متغیرهای تصمیم اعضای زنجیره علاوه بر تابع هدف، در محدودیت‌های دیگر اعضا وجود دارند، لذا یک مسئله نش تعمیم یافته وجود دارد. نقطه تعادل نش، یک مجموعه استراتژی است به طوری که استراتژی هر بازیکن نسبت به استراتژی بازیکن دیگر در شرایط بهینه قرار داشته باشد. با توجه به حداکثر شدن سود هر زنجیره در نقطه تعادل نش، هیچ یک از آن‌ها تمایل به انحراف از این استراتژی نخواهند داشت؛ زیرا منجر به کاهش سود برای آن‌ها می‌گردد؛ بنابراین مدل مسئله تعادل نش نیز به صورت زیر خواهد بود:

$$Max\ \pi_1(q_{M1}, q_{R1}, n_1, m_1, C_{R1}, T_1) = \pi_{R1} + \pi_{M1} \quad (۱۲)$$

$$S.t.$$

$$D_1 = a - \beta_C C_{R1} - \beta_T T_1 \quad (۱۳)$$

$$\beta_C, \beta_C \geq 0$$

$$Max\ \pi_2(q_{M2}, q_{R2}, n_2, m_2, C_{R2}, T_2) = \pi_{R2} + \pi_{M2} \quad (۱۴)$$

$$S.t.$$

$$D_2 = a - \beta_C C_{R2} - \beta_T T_2 \quad (۱۵)$$

$$\beta_T, \beta_C \geq 0$$

سناریوی دوم: بازی بدون همکاری ترتیبی

در این بخش تقابل بین دو زنجیره از نوع بازی استکلبرگ در نظر گرفته شده است، در جایی که یکی از (بازیکنان)، زنجیره‌ها نقش رهبر را ایفا می‌کند و می‌تواند استراتژی مورد نظر خود را به (بازیکنان دیگر)، پیرو تحمیل نماید. به عبارت دیگر، در یک بازی استکلبرگ، ابتدا رهبر استراتژی خود را تعیین نموده، سپس بازیکنان پیرو، عکس‌العمل خود را در قالب بهترین استراتژی با اطلاعات موجود انجام می‌دهند. هدف رهبر ارائه بهترین استراتژی به طریقی است که بعد از در نظر گرفتن تمامی استراتژی‌های منطقی که بازیکنان پیرو می‌توانند انجام دهند، درآمد خود را بیشینه نماید. مدل ریاضی به فرم زیر است:

$$Max\ \pi_1(q_{M1}, q_{R1}, n_1, m_1, C_{R1}, T_1) = \pi_{R1} + \pi_{M1} \quad (۱۶)$$

$S.t.$

$$D_1 = a - \beta_C C_{R1} - \beta_T T_1 \quad (۱۷)$$

$$\beta_C, \beta_C \geq 0$$

$$(q_2, n_2, m_2, C_{R2}) \in arg\ Max\ \pi_2(q_{M2}, q_{R2}, n_2, m_2, C_{R2}, T_2) = \pi_{R2} + \pi_{M2} \quad (۱۸)$$

$S.t.$

$$D_2 = a - \beta_C C_{R2} - \beta_T T_2 \quad (۱۹)$$

$$\beta_T, \beta_C \geq 0$$

$$D = \sum_{i=1}^{n} D_i \quad (۲۰)$$

سناریوی سوم: بازی با همکاری

اگرچه برای مدت زمان طولانی بازی‌های با همکاری نسبت به بازی‌های بدون همکاری از توجه کم‌تری در ادبیات برخوردار بودند، اما امروزه بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. این روند به دلیل گسترش چانه‌زنی و مذاکرات در روابط بین شرکت‌ها برای دستیابی به سود بیش تر اتفاق افتاده است. نظریه بازی با همکاری از حیث ساختار تغییر اساسی با نظریه بازی بدون همکاری دارد. نظریه بازی باهمکاری، بر خروجی بازی به عنوان ارزش ایجاد شده از همکاری مجموعه‌ای از بازیکنان و تخصیص عایدی بین اعضاء، تمرکز دارد. در حالی که نظریه بازی بدون همکاری بیش تر به اقدامات خاص اتخاذ شده از جانب

بازیکنان می‌پردازد (کوچانی ۲۰۰۴). در بازی با همکاری، مسئله تخصیص عایدی بین اعضای شرکت‌کننده در همکاری، از اهمیت شایانی برخوردار است زیرا یک تخصیص سود مناسب پایداری همکاری بین بازیکنان را تضمین می نماید. به عبارت دیگر، تخصیص سود باید به گونه‌ای باشد که هیچ یک از اعضاء پس از پیوستن به همکاری، تمایلی برای جدایی نداشته باشند، بنابراین اگر همکاری شکل بگیرد و برای مدتی پایدار بماند، اعضای همکاری باید به سطحی از تعادل و پایداری دست یافته باشند. مدل ریاضی به فرم زیر است:

$$Max\ \pi_T(q_{Mi}, q_{Ri}, n_i, m_i, C_{Ri}, T_1, T_2) = \pi_1 + \pi_2 \quad (۲۱)$$

$$S.t.$$

$$D_1 = a - \beta_C C_{R1} + \theta_C(C_{R2} - C_{R1}) - \beta_T T_1 + \theta_T(T_2 - T_1) \quad (۲۲)$$

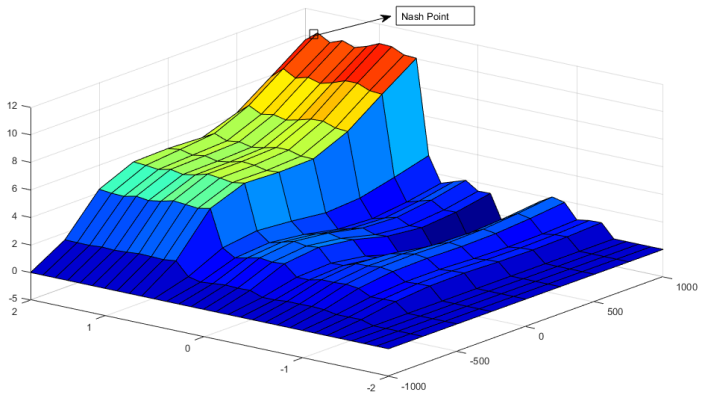
$$D_2 = a - \beta_C C_{R2} + \theta_C(C_{R1} - C_{R2}) - \beta_T T_2 + \theta_T(T_1 - T_2) \quad (۲۳)$$

$$D = \sum_{i=1}^{n} D_i \quad (۲۴)$$

$$\beta_T, \theta_C, \beta_T, \theta_T \geq 0$$

سناریوی مدل

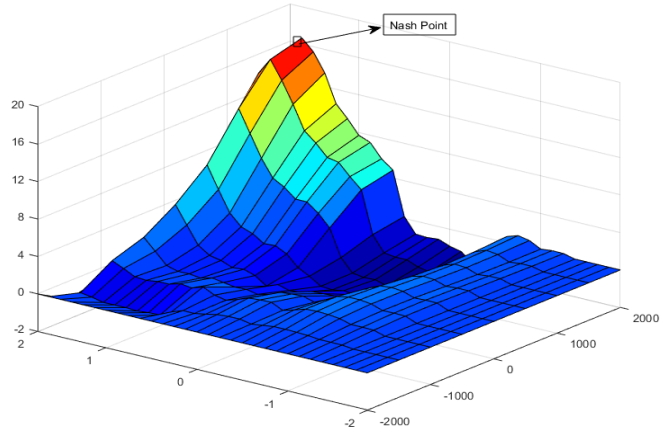
زمانی که هر یک از زنجیره‌ها از قدرت تصمیم‌گیری یکسانی برخوردار باشند، به طور همزمان و بدون همکاری به تصمیم‌گیری می‌پردازند. این حالت شبیه بازی کورنو می‌باشد. در این حالت تولیدکنندگان نسبت به یکدیگر دارای قدرت بازاری و انحصاری نمی‌باشند که این سناریو تا حدودی انتزاعی است؛ اما با توجه به اینکه مدل کورنو به نوعی سر منشأ تمام تئوری‌های مختلف در نظریه بازی‌ها می‌باشد، این سناریو تحلیل شده است. بر اساس نتایج در این حالت نسبت به حالت های پیش رو میزان افزایش قیمت و به دست آوردن سود کم‌تر از حالت‌های بازی ترتیبی و همکاری است.



نمودار ۱۱: تغییرات عرضه و قیمت در سناریوی بازی بدون همکاری همزمان

سناریوی مدل استکلبرگ

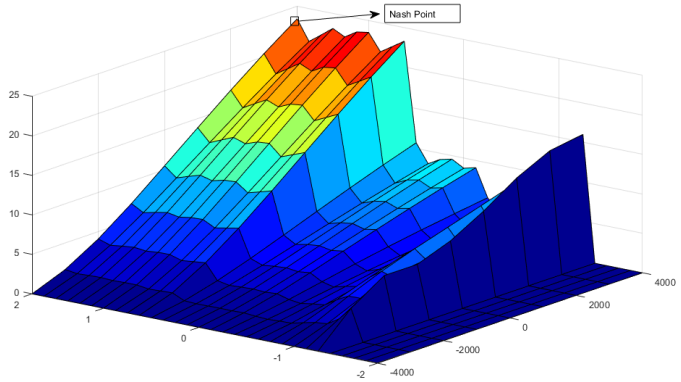
در این بخش به بررسی اینکه یکی از بازیکنان نقش رهبر را در بازار بازی نموده و سایرین از وی تبعیت نمایند، این رفتار قاعده بازی استکلبرگ را تداعی می نماید. با توجه به مقایسه نمودار (۱۱)، با نمودار (۱۲)، در بازی همکاری ترتیبی نوسان بالاتری جهت رسیدن به تعادل نش مشاهده شده و نسبت به حالت بازی بدون همکاری همزمان سطح افزایش قیمت افزایش یافته است. به عبارتی وجود یک بازیکن قدرتمند و رهبر در بازار موجب بهبود بهبود سطح سودآوری شرکت‌های فعال در صنعت فولاد می‌گردد.



نمودار ۱۲: تغییرات عرضه و قیمت در سناریوی بازی بدون همکاری ترتیبی

سناریوی مدل تبانی

با توجه به اینکه در سناریوی سوم بازی همکارانه بوده و امکان تبانی ضمنی و صریح و به اصطلاح چمبرلین امکان حرکت هماهنگ گروهی جهت تغییر در قیمت و عرضه بازار وجود دارد، همانگونه که مشاهده می‌گردد در بازی با همکاری، مسئله تخصیص عایدی بین اعضای شرکت‌کننده در همکاری، از اهمیت شایانی برخوردار است؛ زیرا یک تخصیص سود مناسب پایداری همکاری بین بازیکنان را تضمین می‌نماید. به عبارت دیگر تخصیص سود باید به گونه ای باشد که هیچ یک از اعضاء پس از پیوستن به همکاری، تمایلی برای جدایی نداشته باشند؛ بنابراین اگر همکاری شکل بگیرد و برای مدتی پایدار بماند، اعضای همکاری باید به سطحی از تعادل و پایداری دست یافته باشند. بر اساس نمودار نمودار (۱۳)، مشاهده می گردد افزایش قیمت ناشی از تغییرات عرضه در حالت تبانی قدرتمندتر از حالت بازی بدون همکاری ترتیبی و بازی بدون همکاری همزمان بیش تر است. تغییرات محور Y و Z به ترتیب به نوسانات عرضه و قیمت فولاد در صورت تغییر شیوه بازی به صورت همکاری است.



نمودار ۱۳: تغییرات عرضه و قیمت در سناریوی بازی با همکاری

جمع‌بندی نتایج

در مقاله حاضر یک مدل ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و تئوری بازی‌ها ارایه شده است، هدف از این مدل کمک به فعالان صنعت فولاد در جهت تعیین سطح قیمت و تولید بهینه بود. بنابراین در راستای پیش بینی قیمت فولاد و تکرار بازی با توجه به نظریه بازی ها، از رویکرد یادگیری عمیق بهره گرفته شده است. جهت تبیین واقعیتی از

زنجیره تأمین در صنعت فولاد لازم بود انواع ساختار بازار در تحقیق حاضر مدلسازی گردد. در ادامه جهت پیش‌بینی قیمت فولاد از سه الگوریتم‌های CNN، LST، RNN در حالت عمیق بهره گرفته شد. نتایج بیانگر این واقعیت است که با حرکت از سمت بازی کورنو به سمت بازی استکلبرگ و از بازی استکلبرگ به سمت بازی تبانی در زنجیره تأمین مقدار تولید و قیمت به صورت همزمان افزایش می‌یابد. پیامد این وضعیت اینست که در نتیجه افزایش رقابت در صنعت می توان وضعیت زنجیره تأمین را نیز باثبات تر نمود. بر این اساس جهت حصول به تعادلی که در آن زنجیره تأمین صنعت فولاد با مشکل روبرو نگردد پیروی از بازی استکلبرگ که با واقعیت نیز تطابق بالاتری دارد توصیه می‌گردد. لازم بذکر است بر اساس نتایج حاصله؛ از آنجایی که ترتیب ورود بازیکنان به بازی بر تعادل نش تأثیرگذار است، تدوین قوانین و مقررات نظارت ورود به بازار در این صنعت باید مورد بررسی قرار گیرد چرا که صنعت فولاد جزو صنایعی است که با هزینه‌های ورود و خروج بالایی[1] روبرو می باشد و در نتیجه نظارت بر ورود و خروج بازیکنان در این صنعت باید مورد توجه سیاست‌گذاران و مدیران این صنعت قرار گیرد و در تدوین استانداردها و تدوین قواعد بازی مابین فعالین این بازار تلاش بیشتری صورت گیرد. با توجه مسله اصلی و نتایج تحقیق حاضر پیشنهاد می گردد دست اندرکاران این صنعت برای کاهش قیمت و افزایش تولید باید افزایش شدت رقابت حرکت به سمت رویکرد کورنو را در دستور کار خود قرار دهند. با توجه به اثرگذاری ساختار بازار بر نتایجی که در این تحقیق حاصل شده است، اتخاذ استراتژی‌هایی که در بلند مدت موجب تغییر در ساختار بازار می گردد باید مورد توجه فعالین این بازار قرار گیرد. شایان ذکر است که سیاست‌های جهت تشویق ورود به این بازارها، و سیاستهای حمایتی و معافیتهای تشویقی در این حوزه می تواند موثر باشد؛ همچنین اتخاذ سیاست‌هایی که موجب شکستن انحصار در این صنعت گردد نظیر؛ عضویت ایران در گروه امضا کننده قانون شرمن، می تواند حاوی مزیت های مناسبی برای صنعتگران فولاد کشور بوده و در بهبود و توسعه این بازار موثر باشد.

۱. به اصطلاح هزینه‌های ماسه‌ای=شنی بالایی دارد. شن و ماسه به علت سنگین بودن در آب ته نشین می‌گردند در نتیجه ورود به صنایع سنگین سهم بالایی از این نوع هزینه‌ها را شامل می‌شود.

پی‌نوشت‌ها

1. Gao
2. Narahari
3. Nisan
4. Osborne
5. Osborne, Rubinstein
6. Ren
7. Chivukula & Liu
8. Stier
9. Pinto
10. Schuurmans & Zinkevich
11. Ren
12. Andrzej Rzeczycki
13. Taye
14. Zhang
15. Lee & Yoo,
16. Di Persio & Honchar
17. Filters
18. Batch Size
19. Activation Function
20. Gudelek and et al.
21. Livieris and et al Pintelas.
22. Livieris and et al.
23. Epochs
24. Min-Max Normalization
25. Mean Absolute Percentage Error
26. Normalized Root Mean Square Error
27. Over Fitting
28. Max
29. Resize
30. Stride
31. Friedman, J.W.
32. Yang, W.; Yang, Y.; Chen,

منابع

Abapour, S., Mohammadi-Ivatloo, B. and Hagh, M. T. (2020). Robust bidding strategy for demand response aggregators in the electricity market based on game theory. Journal of Cleaner Production, 243(7), A. 118393.

Abdellaoui, M., Li, C., Wakker, P. P. and Wu, G. (2020). A defense of prospect theory in Bernheim and Sprenger's experiment. Working paper. Rotterdam, Netherlands.

Ageron, B., Gunasekaran, A. and Spalanzani, A. (2012). Sustainable supply management: An empirical study. International journal of production economics, 140(1), pp. 168-182.

Álvarez X,. Gómez-Rú,M , J. Vidal-Puga,(2019) "River flooding risk prevention: A cooperative game theory approach," Journal of Environmental Management, vol. 248.

Amin, W., Huang, Q., Afzal, M., Khan, A. A., Zhang, Z., Umer, K. and Ahmed, S. A. (2020). Consumers' preference-based optimal price determination model for P2P energy trading. Electric Power Systems Research, 187, A. 106488.

Andrzej Rzeczycki, (2022). Supply chain decision making with the use of game theory, Procedia Computer Science, Volume 207, 2022, Pages 3988-3997.

Ansari, Z. N. and Kant, R. (2017). A state-of-art literature review reflecting 15 years of focus on sustainable supply chain management. Journal of cleaner production,

142, pp. 2524-2543.

Bai, C. and Sarkis, J. (2010). Integrating sustainability into supplier selection with grey system and rough set methodologies. International Journal of Production Economics, 124(1), pp. 252- 264.

Benos. L.; Tagarakis. A.C.; Dolias. G.; Berruto. R.; Kateris. D.; Bochtis. D. Machine Learning in Agriculture: A Comprehensive Updated Review. Sensors 2021, 21, 3758.

Brandenburg, M., Govindan, K., Sarkis, J. and Seuring, S. (2014). Quantitative models for sustainable supply chain management: Developments and directions. European Journal of operational research, 233(2), pp. 299-312.

C. Groba, A. Sartal, and G. Bergantiño, "Optimization of tuna fishing logistic routes through information sharing policies: A game theory-based approach," Marine Policy, 2020.

Chen, K., Zhou, Y., & Dai, F. (2015). A LSTM-based method for stock returns prediction: A case study of china stock market. In 2015 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2823-2824.

Chen, X., Cai, G. and Song, J. S. (2019). The cash flow advantages of 3PLs as supply chain orchestrators. Manufacturing & Service Operations Management, 21(2), pp. 435-451.

Chivukula AS, Liu W (2018) Adversarial deep learning models with multiple adversaries. IEEE Trans Knowl Data Eng 31(6):1066–1079

Chong, E., Han, C., & Park, F. C. (2017). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. Expert Systems with Applications, 83,187-205.

Chunying Ren, Zijun Wu, Dachuan Xu, Wenqing Xu, (2023), A game-theoretic perspective of deep neural networks, Theoretical Computer Science, 939, 48-62.

Das, S. R., Mokashi, K., & Culkin, R. (2018). Are markets truly efficient? Experiments using deep learning algorithms for market movement prediction. Algorithms, 11(9), 138-157.

De Boer, R., Steeman, M. and van Bergen, M. (2015). Supply chain finance, it's practical relevance and strategic value: the supply chain finance essential knowledge series. Hogeschool Windesheim. Zwolle, Netherlands.

DoriM.., M. Jafari, and K. (2019). Chaharsoghi, Choosing coordinated ordering policy in the two-level supply chain: A game theory approach. Modern Research in Decision Making. 4(3), 47-73 .

E. Haghi, H. Shamsi, S. Dimitrov, M. Fowler, and K. Raahemifar,(2020) "Assessing the potential of fuel cell-powered and battery-powered forklifts for reducing GHG emissions using clean surplus power; a game theory approach," International Journal of Hydrogen Energy, pp. 34532-34544.

Ghavamifar, A., A. Makui, and A.A. Taleizadeh(2018), Designing a resilient

competitive supply chain network under disruption risks: A real-world application. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. 115: p. .87-109.

Gao, Bonsu Adjei-Arthur, Emmanuel Boateng Sifah, Hu Xia, Qi Xia 2022, Supply chain equilibrium on a game theory-incentivized blockchain network, Journal of Industrial Information Integration, Volume 26, March 2022, 100288

Gao, P., Zhang, R., & Yang, X. (2020). The application of stock index price prediction with neural network. Mathematical and Computational Applications, 25(3), 53-69.

Goodfellow I, Bengio Y, Courville A (2016) Deep learning. MIT press

Gudelek, M. U., Boluk, S. A., & Ozbayoglu, A. M. (2017). A deep learning based stock trading model with 2-D CNN trend detection. In 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 1-8.

Hiller T,(2019). "Structure of teams—A cooperative game theory approach," Managerial and Decision Economics, vol. 40, no. 5, pp. 520-525.

Hosseini and R. Vakili,(2019) "Game theory approach for detecting vulnerable data centers in a cloud computing network," International Journal of Communication Systems, vol. 32, no. 8.

Ji, L., Zou, Y., He, K., & Zhu, B. (2019). Carbon futures price forecasting based with ARIMA-CNN-LSTM model. Procedia Computer Science, 162, 33-38.

LeCun Y, Bengio Y, Hinton G (2015) Deep learning. Nature 521(7553):436

Li X, Dvornek NC, Zhou Y, Zhuang J, Ventola P, Duncan JS (2019) Efficient interpretation of deep learning models using graph structure and cooperative game theory: application to ASD biomarker discovery. In International conference on information processing in medical imaging. Springer, Cham, pp 718–730

Li, Y., & Dai, W. (2020). Bitcoin price forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model. The Journal of Engineering, 2020(13), 344-347.

Liu, Y., Li, J., Ren, W., & Forrest, J.Y-L. (2020). Differentiated product pricing with consumer network acceptance in a dual-channel supply chain. Electronic Commerce, 39, 100915.

Lippi M (2015) Statistical relational learning for game theory. IEEE Trans Comput Intell AI Games 8(4):412–425

Livieris, I. E., Kiriakidou, N., Stavroyiannis, S., & Pintelas, P. (2021). An advanced CNN-LSTM model for cryptocurrency forecasting. Electronics, 10(3), 287.

Livieris, I. E., Pintelas, E., & Pintelas, P. (2020). A CNN–LSTM model for gold price time-series forecasting. Neural Computing & Applications, 32(23), 17351–17360.

M. Amer, Ch. Tsotskas, M. Hawes, P. Franco, L. Mihaylova, "A game theory approach for congestion control in vehicular ad hoc networks," 2017 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF), pp. 1-6, 2017.

Ma, J., et al., A supply chain network economic model with time-based competition. European Journal of Operational Research, 2020. 280(3): p. 889- .908.

Myerson RB (1991) Game theory: analysis of conflict. Harvard university press

Myerson RB (2013) Game theory. Harvard university press

Narahari Y (2014) Game theory and mechanism design, vol 4. World Scientific

Nisan N, Roughgarden T, Tardos E, Vazirani VV (eds) (2007) Algorithmic game theory. Cambridge university press

Osborne MJ (2004) An introduction to game theory, vol 3, no 3. Oxford university press, New York

Osborne MJ, Rubinstein A (1994) A course in game theory. MIT press

Persio, L. D., & Honchar, O. (2016). Artificial neural networks architectures for stock price prediction: Comparisons and applications. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 10, 403-413. https://doi.org/10.1007/s40745-020-00305-w

Pinto L, James D, Gupta A (2017) Supervision via competition: robot adversaries for learning tasks. 2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). IEEE, p 2017

Rezvani, M. S., Amoozad Mahdiraji, H., Abbasian, E., & Mehregan, M. (2023). Evaluation of Cooperation Strategy in Financial Services Supply Chain Based on Prospect Theory and Game Theory. Iranian Journal of Accounting, Auditing, and Finance, 7(1), 93-108.

Ren K, Zheng T, Qin Z, Liu X (2020) Adversarial attacks and defenses in deep learning. Engineering. 6:346–360

Schuurmans D, Zinkevich MA (2016) Deep learning games. In: Advances in neural information processing systems, pp 1678–1686

Shin M, Joongheon K, Marco L (2019) Auction-based charging scheduling with deep learning framework for multi-drone networks. IEEE Trans Veh Technol 68(5):4235–4248

Stier J, Gianini G, Granitzer M, Ziegler K (2018) Analysing neural network topologies: a game theoretic approach. Procedia Computer Science 126:234–243

Tanmoy H & Kushal A, (2022), Applications of game theory in deep learning: a survey, Multimedia Tools and Applications, 81:8963–8994

Taye, M.M. Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions. Computers 2023, 12, 91. https:// doi.org/10.3390/computers12050091

Tennenholtz M (2002) Game theory and artificial intelligence. In Foundations and applications of multi-agent systems. Springer, Berlin, pp 49–58

Toufighi, M. Mehregan, and A. Jafarnejad,(2020) "Optimization of Iran's Production in Forouzan Common Oil Filed based on Game Theory," Mathematics Interdisciplinary Research.

Wu B, Wang L, Wang S, Zeng YR (2021) Forecasting the U.S. oil markets based on social media information during the COVID-19 pandemic. Energy 226:120403.

Wu, J., Zhang, J., Yi, W., Cai, H., Li, Y. and Su, Z. (2021). A game-theoretic analysis of incentive effects for China's agribiomass power generation supply chain. Energies, 14(3), pp. 546.

Zhou Y, Kantarcioglu M, Xi B (2019) A survey of game theoretic approach for adversarial machine learning. Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov 9(3):e1259

Zhou, F., Zhou, H. M., Yang, Z., & Yang, L. (2019). EMD2FNN: A strategy combining empirical mode decomposition and factorization machine-based neural network for stock market trend prediction. Expert Systems with Applications, 115, 136-1.

A new approach to supply chain modeling of the steel industry (Hybrid of deep learning models and game theory)

Mina Kazemian[1]
Mohamad Ali Afshar kazemi*[2]
Kiamars Fathi Hafshejani[3]
Mohamad Reza Motadel[4]

Abstract
The main problem in the steel industry and value chain management is identifying and modeling fluctuations in this market. Considering the vertical chain in this industry and the interaction between players, we will use game theory to model the optimal price. On the other hand, considering that to achieve equilibrium, player interaction, and game repetition are needed, deep learning models were used to repeat the game.
The research method is quantitative, descriptive in terms of philosophy, positivism, in terms of nature, and applied in terms of results. The data collection method is the library. The research period is seasonal data from 2011 to 2020 and the software used is MATLAB software.
This research presents a hybrid model based on deep learning networks and game theory to help steel industry activists determine the optimal price level and production. To predict the price of steel, CNN, LST, and RNN algorithms were used in deep mode.
The results show the fact that by moving from the Cornot game to the Stackelberg game and from the Stackelberg game to the collusion game in the supply chain, it increases the price and production in the steel industry. The exclusivity of the steel market in Iran assures the producers that the price will not decrease with the increase in supply.
Keywords: deep learning, steel industry, optimal price, game theory

1. Ph.D. student, Faculty of Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran mina.kazemian@srbiau.ac.ir
2. Associate Professor, Faculty of Management, Islamic Azad University Central Tehran Branch, Tehran, Iran, Corresponding Author M_afsharkazemi@iauec.ac.ir
3. Assistant Professor, Faculty of Management, Islamic Azad University South Tehran Branch, Tehran, Iran Fathi@azad.ac.ir
4. Assistant Professor, Faculty of Management, Islamic Azad University Central Tehran Branch, Tehran, Iran Dr.motadel@gmail.com