

ارائه مدلی برای انتخاب سبد پروژه با آثار متقابل و اشتراک منابع بین پروژه‌های با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

بهروز دری^۱، بهرنگ اسدی^۲، ساسان مظاهری^۳

چکیده: انبوه پروژه‌های سازمانی و پیچیدگی‌های تصمیم‌گیری پیرامون آنها موجب می‌شود مدیریت و رهبری پروژه، چالش‌های ویژه خود را داشته باشد. از این رو و به منظور استفاده مطلوب از فرصت‌ها و دارایی‌های سازمان، لازم است مدیران با استقرار سیستم مدیریت جامع چندوجهی، سبد پروژه سازمان را تشکیل دهند و با لحاظ توجه‌های مناسب اقتصادی، فنی و اجتماعی آن را به انجام برسانند. همچنین، کمبود منابع موجب می‌شود مدیران همواره به دنبال انتخاب تعدادی از پروژه‌های ممکن به منظور اجرا یا اولویت‌بندی باشند. در این تحقیق، با در نظر گرفتن آثار متقابل معیارها و اشتراک منابع پروژه‌های سازمان، رویکردی برای ارزیابی و انتخاب پروژه‌ها ارائه شد. در این مدل دومرحله‌ای، ابتدا با تشکیل یک الگوریتم شاخه و کران و با در نظر گرفتن اشتراک منابع پروژه‌ها، سبدهای بیشینه مشخص شد و سپس کارایی هر کدام از این سبدها با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی شد تا سبدهای پروژه بر این اساس رتبه‌بندی شوند. علاوه بر این، بین درجه‌های کارایی روش مورد استفاده در این مقاله با روش‌های DEA و COLS همبستگی قابل قبولی وجود دارد.

واژه‌های کلیدی: آثار متقابل، اشتراک منابع، انتخاب سبد پروژه، سبد بیشینه، شبکه عصبی مصنوعی.

۱. دانشیار گروه مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران

۲. دانشجوی دکتری مالی دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۳. دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۱۰/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۰۴/۱۸

نویسنده مسئول: ساسان مظاهری

Email: Mazaheri.sasan@gmail.com

مقدمه

یافتن پاسخ این پرسش که «کدام پروژه ائتلاف وقت، زمان و کارایی سرمایه را در پی دارد» استراتژی‌ای در انتخاب و مدیریت سبد پروژه در هر سازمانی است. تحقیقات تجربی و دانشگاهی به اهمیت انتخاب پروژه و فرایند اولویت‌بندی در مدیریت سبد پروژه تأکید کرده‌اند (آرچر و قاسم‌زاده، ۱۹۹۹؛ کوپر و همکاران، ۱۹۹۸؛ آرتو و همکاران، ۲۰۰۴). این تحقیقات استدلال می‌کنند تلاش‌های سازمانی در راستای انتخاب ترکیب پروژه‌های مورد نیاز و با توجه به در نظر گرفتن توان درونی و امکان بیرونی و اهرم منابع استراتژیک در راستای سودبردن از پروژه‌های منفرد و تمام سبد پروژه‌ها شکل می‌گیرند (هامل و پراهال، ۱۹۹۳؛ کندال و رولین، ۲۰۰۳).

سبد پروژه مجموعه‌ای از پروژه‌ها یا طرح‌ها و سایر اقدامات مرتبطی است که به صورت گروهی دسته‌بندی می‌شوند (کاستا و همکاران، ۲۰۰۷). این دسته‌بندی در شکل سبد برای تسهیل مدیریت پروژه‌ها و برای نایل آمدن به اهداف راهبردی کسب‌وکار است. مؤلفه‌های سبد پروژه قابل اندازه‌گیری‌اند، به همین دلیل در سبد پروژه ویژگی‌هایی ایجاد می‌شود. این ویژگی‌ها شامل انتخاب، رتبه‌بندی و اولویت‌بندی است.

بیان مسئله

پروژه‌ها و طرح‌ها ممکن است الزاماً به صورت مستقیم وابسته نباشند. در هر لحظه سبد پروژه نمایی از مؤلفه‌های انتخاب‌شده را نمایش می‌دهد که بر اهداف راهبردی سازمان تأثیر می‌گذارند. مدیریت سبد پروژه‌ها رویکردی در زمینه توسعه اهداف استراتژیک است. این رویکرد با فرایندهای انتخاب، اولویت‌بندی، ارزیابی و مدیریت پروژه‌ها و طرح‌های سازمانی سروکار دارد. مدیریت سبد پروژه دو مقوله را در سازمان ترکیب می‌کند که عبارت‌اند از:

۱. تمرکز سازمانی برای همراستایی پروژه‌های منتخب سازمانی با استراتژی سبد پروژه؛
۲. تمرکز مدیریت پروژه بر تحویل فعالانه پروژه‌ها در چارچوب انطباق با برنامه سبد (تیکانن و آرتو، ۲۰۰۹؛ پاتزل و همکاران، ۲۰۰۷).

مدیریت مؤثر، سبد دارایی‌های شرکت را به صورت فعال به کار می‌گیرد و راهی برای اخذ تصمیم‌های درست می‌گشاید. به صورت خلاصه، هدف نهایی از مدیریت سبد پروژه پیاده‌سازی استراتژی شرکت است. انجام‌دادن این کار با فعالیت‌های زیر محقق می‌شود (کوپر و همکاران، ۲۰۰۱):

۱. ارتباط سبد با استراتژی سازمان؛

۲. دستیابی به ترکیب بهینه‌ای از پروژه‌های سازمان؛

۳. حدکثرسازی ارزش سبد.

مدیریت سبد پروژه مؤثر می‌تواند به مدیر پروژه کمک کند تا آسان‌تر و با هوشیاری حرفه‌ای بیشتر کار کند. مهم‌تر آنکه به سازمان کمک می‌کند حجم کاری پروژه‌هایشان را برای کسب اهداف استراتژیک در زمان استفاده از منابع محدود تنظیم کند، اما مدیریت سبد پروژه بدون استواری و مستندسازی خوب پروژه، تخمین درست از منابع مورد نیاز و اطلاعات درست در مورد مصرف واقعی منابع، نمی‌تواند مؤثر باشد (کوپر و همکاران، ۲۰۰۱).

پیشینه پژوهش

فنون زیادی برای ارزیابی و انتخاب سبد پروژه‌ها وجود دارد. بعضی از این فنون به صورت عام و گسترده به کار گرفته نشده‌اند (قاسم‌زاده و همکاران، ۲۰۰۱). به منظور پاسخ به مسئله انتخاب پروژه‌ها به طور عمده روش‌های مورد استفاده در دو گروه قابل دسته‌بندی هستند. نخست روش‌هایی که براساس معیارهای کیفی و بر مبنای نظرهای گروهی از کارشناسان و بیشتر در موضوعات اجتماعی به کار گرفته شدند. گروه دوم شامل روش‌های تصمیم‌گیری با مبنای تحقیق در عملیات می‌شود که می‌توان آنها را به دو دسته مدل‌های تصمیم‌گیری چندهدفه و مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره تقسیم کرد. از میان روش‌های دسته اخیر، قربانی و ربانی (۲۰۰۹) و رفیعی و ربانی (۲۰۰۹) به ترتیب نمونه‌هایی از به کارگیری مدل‌های تصمیم‌گیری چندهدفه و مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در انتخاب پروژه‌ها هستند.

یکی از مدل‌های پرکاربرد در این زمینه، مدل عدد صحیح مختلط است که علت استفاده عمده از این مدل وجود متغیرهای صفر و یک در انتخاب پروژه‌هاست. نمونه‌هایی از این مدل در مسئله انتخاب پروژه در مقاله‌های پسینجر (۲۰۰۱) و بوجون و همکاران (۲۰۰۱) یافت می‌شود. مفهوم مورد استفاده در مدل‌های مذکور در مواردی در کنار برنامه‌ریزی آرمانی، صفر و یک را پیشنهاد داده است که از بین آنها می‌توان به کارهای بدری و دیویس (۲۰۰۱) و فاندل و گال (۲۰۰۱) اشاره کرد. دسته دیگر در تحقیقات مرتبط با مسئله انتخاب پروژه، مجموعه روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره است که در این زمینه به کار گرفته شد و توان بالایی در استفاده از معیارهای کیفی در تصمیم‌گیری دارند. مقاله‌های گوستاوسون و همکاران (۲۰۰۴)، مورتاس و همکاران (۲۰۰۶) و هالوانی و همکاران (۲۰۰۷) نمونه‌هایی از به کارگیری روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در مسئله انتخاب پروژه هستند.

ایلات و همکاران (۲۰۰۶) مدلی ترکیبی مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها و کارت امتیازی

متوازن را برای انتخاب سبد پروژه‌های تحقیق و توسعه ارائه داده‌اند. در این مطالعه، ابتدا با در نظر گرفتن سه فاکتور ریسک، تعادل و کارایی به بررسی و حذف برخی از پروژه‌ها اقدام کردند. در گام بعد، با استفاده از مدل کارت امتیازی متوازن، چارچوب استراتژیک هریک از پروژه‌ها را ارزیابی کردند. چانگ و همکاران (۲۰۱۲) با ارائه روشی ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و مدل کوله‌پشتی به انتخاب سبد پروژه اقدام کردند.

کاربرد مدل شبکه عصبی در سنجش کارایی

مدل شبکه‌های عصبی در موارد متعددی در پیش‌بینی کارایی و اندازه‌گیری کارایی استفاده شد. کاستا و مارکلوس (۱۹۹۷) با ارائه مدلی با دو ورودی و یک خروجی، کارایی متروی لندن را در یک بازه ۲۴ ساله با استفاده از مدل شبکه عصبی اندازه‌گیری کردند. آنها شباهت این روش را با سایر روش‌های محاسبه کارایی مانند تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) و حداقل مربعات معمولی اصلاح‌شده (COLS) نشان دادند. پندهار و رودگر (۲۰۰۳) با استفاده از خروجی روش تحلیل پوششی داده‌ها به آموزش شبکه عصبی اقدام کردند. نتایج نشان داد توان شبکه برای پیش‌بینی واحدهای کارا بالاتر از واحدهای ناکاراست. آزاده و همکاران (۲۰۱۱، ۲۰۱۰، آ، ۲۰۰۷، ب، ۲۰۰۷) با استفاده از شبکه عصبی مدلی را برای ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم‌گیری ارائه دادند. نتایج نشان داد الگوریتم ارائه‌شده، کارایی را بسیار نزدیک به نتایج واقعی تخمین می‌زند. آنها در این مطالعات نتیجه گرفتند الگوریتم ارائه‌شده نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌های متداول محاسبه کارایی DEA و PCA ارائه می‌دهد.

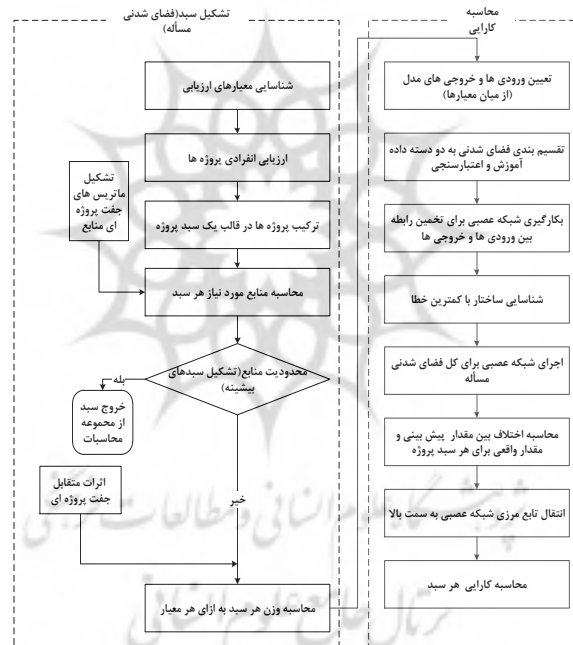
تا حدود یک دهه قبل، کاربردهای مربوط به روش‌های محاسبه کارایی فنی به گونه‌ای بود که روش‌های برنامه‌ریزی ریاضی را به صورت غیر تصادفی و روش‌های اقتصادسنجی را به صورت پارامتریک استفاده می‌کردند و این نتیجه‌ای منحرف‌کننده دربر داشت. اگر قرار باشد تحلیل کارایی به صورت جدی انجام گیرد، ارزیابی عملکرد تولیدکننده باید از لحاظ خطای آماری و خطای تصریح قابل اطمینان باشد و به نظر نمی‌رسد هیچ‌کدام از این روش‌ها از بعد توجه به هر دو نوع خطا قابل اطمینان باشند (فراید و همکاران، ۲۰۰۸).

بنابر آنچه بیان شد شبکه‌های عصبی می‌تواند جایگزینی مناسب برای روش‌های سنتی ناپارامتریک مانند تحلیل پوششی داده‌ها و مدل‌های اقتصادسنجی برای تخمین توابع غیر خطی تولید و محاسبه کارایی باشد (آزاده و همکاران، ب، ۲۰۰۷). شبکه‌های عصبی تخمین‌زننده‌هایی فراگیر از توابع و مشتق توابع است. این مدل‌ها غیر خطی، تصادفی و دارای انعطاف‌پذیری بالاست و امکان استنتاج آماری مقادیر تئوریک فواصل اطمینان شاخص‌های ناکارایی را دارند.

در نتیجه، شبکه‌های عصبی ابزاری مناسب برای تخمین منحنی‌های مرزی تولید ارائه کرد (وانگ، ۲۰۰۳).

مدل مفهومی

در این پژوهش، مدلی چندمرحله‌ای برای سنجش کارایی سید پروژه سازمان ارائه می‌شود. در این مدل، ابتدا با در نظر گرفتن محدودیت منابع، مجموعه جواب با عنوان سبدهای بیشینه با استفاده از الگوریتم شاخه و کران تشکیل می‌شود. در گام بعد، ورودی‌ها و خروجی‌های مدل برای سید بیشینه محاسبه شد و در نهایت کارایی هر سید با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی می‌شود. شکل ۱ فرایند کلی پژوهش را نشان می‌دهد.



شکل ۱. مدل پیشنهادی برای انتخاب سید پروژه

ارزیابی انفرادی پروژه‌ها

در این گام، براساس ورودی‌های هریک از پروژه‌ها و خروجی مورد انتظار برای آنها، ارزیابی هریک از پروژه‌ها در قالبی منفرد انجام می‌پذیرد. هریک از این ورودی و خروجی‌ها به گونه‌ای تعریف می‌شوند که در گام بعد مشکلی در راستای محاسبه اوزان تجمعی وجود نداشته باشد.

ایجاد سید

در این گام، هدف ایجاد سیدها به عنوان واحدهایی برای ارزیابی است. ما سیدی را مجموعه‌ای از پروژه‌های کاندیدا تعریف می‌کنیم که در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند. برای نشان دادن فرایند ایجاد داریم: $G = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ ، که G بیانگر گروهی از پروژه‌های کاندیدا است و Q_k نشانگر گروهی از پروژه‌ها در سید k است که عضوی از G است: $(Q_k \subset G)$. بردار z_k مشخص‌کننده انتخابی ویژه از پروژه‌ها در سید k است (در صورتی که پروژه‌ای در سید وجود داشته باشد، درایه متناظر آن پروژه در بردار z_k برابر یک است و در غیر این صورت برابر صفر است).

فرایند ایجاد سید بر محدودیت‌های منابع سید تمرکز دارد. فرض کنید x_{ij} ورودی مورد نیاز برای پروژه i باشد و R_i مقدار کل در دسترس از منبع مورد نظر باشد، مقدار تخصیص یافته از ورودی i به سید k با \hat{x}_{ik} نمایش داده می‌شود. بنابر آنچه بیان شد، رابطه زیر برای محاسبه ورودی تجمعی هر سید قابل ارائه است:

$$\hat{x}_{ik} = \sum_{j=1}^n x_{ij} z_k \quad (1)$$

تعریف: سید k ($Q_k \subset G$) حداکثر ممکن برای گروه G است. در صورتی که دو شرط زیر برقرار باشد (با توجه به اینکه: $R = U_i R_i$):

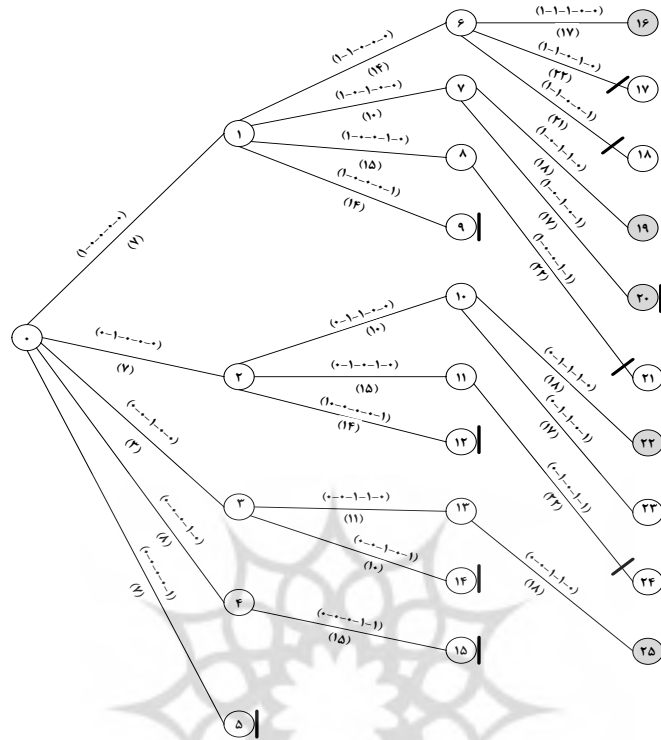
۱. سیدشدنی باشد:

$$x_{ik} \leq R_i \quad \forall_i \quad (2)$$

۲. اضافه‌شدن هر پروژه‌ای به این سید محدودیت منابع را نقض کند:

$$\forall j \notin Q_k \exists i : \hat{x}_{il} > R_i, \text{ where } Q_l = Q_k \cup \{j\} \quad (3)$$

برای ایجاد سیدهای بیشینه از الگوی شاخه و کران استفاده می‌کنیم که در شکل ۲ نشان داده شد. ایجاد سیدها از گره صفر آغاز می‌شود که سیدی خالی از پروژه است. گره صفر بیانگر مسئله ایجاد سید ماکزیمم برای گروه پروژه G است. از گره صفر مسئله به n مسئله فرعی تبدیل می‌شود که به ایجاد گره‌های ۱ تا n با اضافه کردن پروژه‌ای به گره موجود منجر می‌شود. گره i در اولین سطح بیانگر سید حداکثری شامل پروژه نام است و پروژه‌های با شاخص‌های کوچک‌تر $\{j \in G, j < i\}$ را شامل نمی‌شود. سید در این گره تنها شامل پروژه i است، این قانون شاخه کردن بخشی از مسئله عمومی را به مسائل فرعی تبدیل کرد و در نهایت از کنار هم قرار گرفتن مسائل فرعی، مسئله نهایی شکل ۲ می‌گیرد.



شکل ۲. الگوریتم شاخه و کران برای ایجاد سبدهای پیشینه

برای نمایش این الگوریتم در بالای هر بردار Z_k مربوط به هر سبد را نمایش می‌دهیم و در پایین هر فلش \hat{x}_{ik} را نمایش می‌دهیم. برای ممانعت از پیشروی شاخه‌ها به یکی از دو دلیل زیر کران‌هایی برای مسائل فرعی در نظر گرفته شد:

وقتی تأمین پروژه به سبد تخصیص داده شود (که با خطی عمودی نمایش داده شد) وقتی محدودیت مربوط به یکی از منابع نقض شود: $\exists i : \hat{x}_{ik} > R_i$ (که با خطی مورب نمایش داده شد)

درمورد اول، توقف به این معناست که این سبد در محاسبات بعدی (به‌عنوان گزینه‌ای شدنی) باید استفاده شود و در زمینه مورد دوم معنای توقف آن است که این گره شدنی نیست و نباید در محاسبات در نظر گرفته شود. فرایند بیان شده در نهایت به ایجاد مجموعه‌ای از جواب‌های شدنی مسئله ما منجر می‌شود. شکل ۲ بیانی است از آنچه شرح داده شد.

در ادامه، سبدهای پیشینه را به‌عنوان واحدی تصمیم‌گیری با ورودی و خروجی مشخص ارائه می‌دهیم. برای محاسبه ورودی و خروجی هر سبد از تابعی تجمعی با استفاده از ورودی‌ها و خروجی‌های افرادی هر پروژه بهره می‌بریم.

تابع تجمعی بدون در نظر گرفتن اثر متقابل

با پیش فرض استقلال پروژه‌ها از یکدیگر و بدون اثر متقابل و با در نظر گرفتن مقدار ورودی نام برای سید k و مقدار خروجی r ، مقدار ورودی مورد انتظار و \hat{x}_{ik} مقدار خروجی مورد انتظار \hat{y}_{rk} این سید است.

این مقادیر با استفاده از تابع تجمعی ساده‌ای و با استفاده از ورودی‌ها و خروجی‌های پروژه‌های منفرد طبق فرمول‌های زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{x}_{ik} = \sum_{j=1}^{n_p} x_{ij} z_{jk} \quad \forall i, k \quad (4)$$

$$\hat{y}_{rk} = \sum_{i=1}^{n_p} p_j y_{ri} z_{jk} \quad \forall i, r, k. \quad (5)$$

n_p بیانگر تعداد کل پروژه‌هاست.

تابع تجمعی با در نظر گرفتن اثر متقابل

در عمل، انتظار می‌رود بین پروژه‌های یک سید پروژه آثار متقابل وجود داشته باشد. اثر متقابل داخلی بین پروژه‌ها به سه بخش عوامل گوناگون شامل اثر متقابل منابع، سود و خروجی تقسیم‌بندی می‌شوند (گیر و کووی، ۱۹۸۰).

برای ارائه اثر متقابل بین پروژه‌ها در سید، تعمیمی از مدل ارائه‌شده توسط اسمیت (۱۹۹۳) برای محاسبه برهم‌کنش ورودی‌ها و خروجی‌ها استفاده می‌کنیم. برای محاسبه اثر متقابل منابع ماتریس U^i بیانگر اثر متقابل منابع در دوره i است. عنصر قطری U^i_{jj} در این ماتریس نشانگر مقدار مورد نیاز از منبع i برای پروژه j است؛ بنابراین داریم:

$$U^i_{jj} = x_{ij} \quad (6)$$

عنصر غیر قطری U^i_{jk} اثر متقابل بین پروژه‌های j و k به ازای منبع i است. ماتریس وابستگی منابع یک ماتریس پایین مثلثی است؛ یعنی $U^i_{jk} = 0, \forall k > j$. مقدار ورودی i مورد نیاز برای سید k در هنگامی که اثر متقابل بین منابع وجود داشته باشد از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{x}_{ik} = z'_k U^i z_k \quad \forall i, k. \quad (7)$$

برای محاسبه اثر متقابل عواید و خروجی‌ها فرض کنیم B^r ماتریس اثر متقابل ارزش مورد انتظار خروجی (سود) باشد. ورودی‌های ماتریس B^r با ضرب کردن مقدار ماتریس اثر متقابل ماتریس خروجی r و ماتریس P حاصل می‌شود.

در اینجا، به تشریح عناصر V^r می‌پردازیم. عنصر قطری V_{jj}^r بیانگر ارزش خروجی r برای پروژه است که داریم:

$$V_{jj}^r = y_{rj} \quad (۸)$$

عنصر غیر قطری V_{jk}^r اثر متقابل بین پروژه‌های j و k برای ارزش مورد انتظار خروجی (r) است. این ماتریس نیز یک ماتریس پایین مثلثی است.

ماتریس P احتمال موفقیت هر یک از پروژه‌ها و اثر متقابل بین پروژه‌ها را بیان می‌کند. مقدار عنصر P_{jj} میزان احتمال موفقیت پروژه j است: $P_{jj} = P_j$. تغییرات حاشیه‌ای احتمال موفقیت پروژه j در صورت انتخاب پروژه k است. این تعریف از اثر متقابل خروجی توسط اسمیت نیز به کار برده شد و بیان می‌کند کار بر پروژه‌های ممکن است اثر مثبتی بر دیگر پروژه‌ها بدون توجه به میزان خروجی داشته باشد.

این اثر، اثری متقارن نیست، زیرا اثر پروژه k بر j ممکن است بزرگ‌تر از اثر j بر k باشد. هنگامی که اثر متقابل سود یا خروجی وجود نداشته باشد، ارزش مورد انتظار خروجی برابر با حاصل جمع ارزش‌های پروژه‌های منفرد است که پیش‌تر نیز بیان شد. مطابق آنچه گفته شد. در صورت وجود اثر متقابل، داریم:

$$\hat{y}_{rk} = \sum_{j=1}^{n_p} P_j y_{rj} z_{jk} = z_k' B^r z_k \quad (۹)$$

داریم که $B^r = \overline{V^r P}$. زمانی که اثر متقابل وجود نداشته باشد، هر دو ماتریس ارزش و خروجی قطری هستند. هنگامی که بین ارزش مورد انتظار خروجی اثر متقابل وجود نداشته باشد، اما احتمال موفقیت‌ها متأثر از هم باشند، داریم:

$$\hat{y}_{rk} = \sum_{j=1}^{n_p} y_{rj} z_{jk} C = z_k' B^r z_k \quad (۱۰)$$

و زمانی که این برهم‌کنش بین تمام اجزای خروجی وجود داشته باشد، داریم:

$$\hat{y}_{rk} = \sum_{j=i}^{n_p} z_{jk} P_j \left[y_{rj} + \sum_{i=1}^{j-1} P_i y_{ji}^r z_{ik} \right] \quad (۱۱)$$

همچنین، احتمال موفقیت پروژه j تابعی از بردار z_k است:

$$P_j = P_j(z_k) = \sum_{i=1}^{n_p} P_{ji} z_{ik} \quad (۱۲)$$

بنابراین داریم:

$$\hat{y}_{ik} = \sum_{j=i}^{n_p} z_{jk} \left(\sum_{l=i}^{n_p} p_{jl} z_{lk} \right) \left[y_{ij} + \sum_{i=1}^{j-1} v'_{ji} \left(\sum_{l=i}^{n_p} p_{jl} z_{lk} \right) z_{ik} \right] \quad (13)$$

ساختار شبکه عصبی مصنوعی برای سنجش کارایی

در استفاده از شبکه عصبی، دو مرحله مجزا وجود دارد که به صورت مکمل، استفاده از شبکه را سبب می‌شوند. در ابتدا، سلول‌های شبکه آموزش می‌بینند و از این طریق اوزان مناسب تعیین می‌شوند. پس از آموزش شبکه، نوبت آن می‌رسد که شبکه آموزش یافته استفاده شود. در این مرحله، اوزان خطوط اتصال ثابت‌اند و تنها با دادن ورودی‌های جدید خروجی‌های مربوطه حاصل می‌شوند.

برای مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین شبکه از میان شبکه‌های مختلف، معیارهای مختلفی از قبیل MAE، ME، MAPE، MSE وجود دارد. از این میان معیار MSE معیار عمومی برای استفاده در انواع مسائل است و سایر معیارها حالت تعمیم‌یافته این معیار برای کاربرد در مسائل ویژه هستند. در این پژوهش، از معیار MAPE (میانگین مربعات خطا) استفاده شد و از طریق رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - x'_i}{x_i} \right|}{n} \quad (14)$$

الگوریتم محاسبه کارایی فنی

در این بخش، از یک الگوریتم شبکه عصبی برای اندازه‌گیری کارایی واحدها در دوره فعلی استفاده می‌شود که از مراحل زیر تشکیل شد:

۱. تعیین متغیرهای ورودی (s) و خروجی (p) مدل
۲. جمع‌آوری مجموعه داده‌ها (S) برای تمامی دوره‌ها که بیانگر روابط داده - ستاده واحدهای تصمیم‌گیری است. بنابر فرض، n واحد تصمیم‌گیرنده وجود دارد و داده‌های دوره جاری (S_i) که ارزیابی باید بر آن انجام گیرد، به مجموعه S تعلق ندارد.
۳. تقسیم S به دو زیرمجموعه مجزا: داده‌های آموزش (S_1) و داده‌های آزمون (S_2)
۴. استفاده از روش شبکه عصبی برای تخمین روابط بین داده‌ها و ستاده‌ها که شامل مراحل زیر است:

- تعیین ساختار شبکه و پارامترهای آموزش

- آموزش شبکه با استفاده از S_1
- ارزیابی شبکه با استفاده از S_2
- تکرار مراحل بالا با ساختارها و پارامترهای متفاوت
- انتخاب بهترین ساختار برای شبکه با استفاده از خطای مجموعه آزمایش.

۵. اجرای شبکه عصبی مصنوعی برای S_c

۶. محاسبه اختلاف بین k امین خروجی واقعی ($P_{real(ik)}$) برای مدل ورودی محور و $C_{real(ik)}$ برای مدل ورودی محور) و k امین خروجی مدل ANN ($P_{ANN(ik)}$) برای مدل ورودی محور و $C_{ANN(ik)}$ برای مدل ورودی محور) در دوره‌ای که مقرر است کارایی واحدهای تصمیم‌گیری را ارزیابی کنیم:

$$E_{ik} = P_{real(ik)} - P_{ANN(ik)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for input-oriented} \quad (15)$$

$$E_{ik} = C_{ANN(ik)} - C_{real(ik)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for output-oriented} \quad (16)$$

۷. انتقال تابع مرزی شبکه عصبی به سمت بالا برای به دست آوردن اثر بزرگ‌ترین جمله خطای مثبت.

$$E'_{ik} = E_{ik} / P_{(ANN)ik} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for input-oriented} \quad (17)$$

$$E'_{ik} = E_{ik} / C_{(ANN)ik} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for output-oriented} \quad (18)$$

بزرگ‌ترین E'_i نشانگر DMU با بهترین عملکرد است.

$$E'_{*k} = \max_i (E'_{ik} | i = 1, 2, \dots, n) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

مقدار انتقال برای هر یک از DMUها متفاوت است و به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$Sh_{ik} = E'_{*k} * P_{(ANN)ik} / P_{(ANN)ik}^* \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for input-oriented} \quad (20)$$

$$Sh_{ik} = E'_{*k} * C_{(ANN)ik} / C_{(ANN)ik}^* \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for output-oriented} \quad (21)$$

مقدار مورد انتظار k امین خروجی (ورودی) برای واحد تصمیم‌گیری نام برابر است با:

$$Ps_{ik} = P_{(ANN)ik} + Sh_{ik} \quad (22)$$

$$Cs_{ik} = C_{(ANN)ik} - Sh_{ik} \quad (23)$$

۸. محاسبه کارایی واحدهای تصمیم‌گیری

کارایی (F_i) هر واحد عددی بین ۰ و ۱ است و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$E_i = \frac{(k \sum P_{ik}^v)^{1/\tau}}{(k \sum P S_{ik}^v)^{1/\tau}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for input-oriented} \quad (24)$$

$$E_i = \frac{(k \sum C S_{ik}^v)^{1/\tau}}{(k \sum C_{ik}^v)^{1/\tau}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{for output-oriented} \quad (25)$$

$$F_i = \frac{E_i}{\max\{E_i \mid i = 1, \dots, n\}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (26)$$

ارائه مثالی عددی

در این بخش، برای بیان بهتر روش ارائه شده مثالی عددی برای بررسی مراحل محاسبه کارایی سبب با استفاده از مدل ارائه شده در این پژوهش ارائه می‌شود. در آغاز، جدول‌های تأثیرگذاری و برهم‌کنش پروژه‌ها به صورت مفهومی طراحی و سپس کمی‌سازی و نهایی شد. جدول ۱ اطلاعات مربوط به پروژه‌ها و برهم‌کنش داخلی آنها را نمایش می‌دهد:

جدول ۱. اطلاعات ورودی و خروجی هر پروژه

شماره پروژه	ورودی اول	ورودی دوم	خروجی	احتمال موفقیت
۱	۱۸	۱۱	۹۵	۰/۴
۲	۱۲	۱۸	۴۰	۰/۳۵
۳	۱۴	۹	۱۷	۰/۶۵
۴	۴۷	۱۷	۳۶	۰/۷
۵	۵۶	۱۰	۱۷	۰/۶۵
۶	۵۱	۱۹	۲۳	۰/۸۵
۷	۲۹	۶	۱۷	۰/۵
۸	۸۱	۱۳	۶۹	۰/۸
۹	۸۶	۱۴	۸۴	۰/۵۵

ماتریس U^1 ، مقادیر منبع اول مورد نیاز هر پروژه و تأثیرات متقابل بین پروژه‌های جفت‌های پروژه‌ای را نمایش می‌دهد:

منبع اول معادل پولی نیروی انسانی مورد نیاز برای انجام‌دادن پروژه‌ها و جفت‌های پروژه‌ای است. جفت پروژه‌ای شامل دو پروژه انفرادی است که آثار متقابل اشتراک منابع و احتمال موفقیت آن لحاظ شد.

$$U^1 = \begin{pmatrix} 18 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 12 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 14 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 47 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 56 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 51 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -4 & 0 & 0 & 0 & 29 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -15 & 0 & 81 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -3 & -2 & 86 \end{pmatrix}$$

ماتریس U^1 ، مقادیر منبع دوم مورد نیاز هر پروژه و تأثیرات متقابل بین پروژههای جفت‌های پروژه‌های را نمایش می‌دهد.

منبع دوم معادل پولی، هزینه‌های مورد نیاز برای انجام‌دادن پروژه‌ها و جفت‌های پروژه‌های است.

$$U^2 = \begin{pmatrix} 11 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 18 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 9 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 17 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -4 & 0 & 0 & 10 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & -2 & 0 & 19 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 13 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 14 \end{pmatrix}$$

ماتریس V^1 ، مقادیر خروجی هر پروژه و تأثیرات متقابل بین پروژههای جفت‌های پروژه‌های را نمایش می‌دهد. خروجی معادل پولی، تمامی منافع اقتصادی انجام‌دادن پروژه‌ها و جفت‌های پروژه‌های است.

$$V^1 = \begin{pmatrix} 95 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 13 & 40 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 17 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 36 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 12 & 17 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 17 & 0 & 0 & 23 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 11 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 69 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 84 \end{pmatrix}$$

ماتریس P ، مقادیر احتمال موفقیت هر پروژه و تأثیرات متقابل بین پروژههای جفت‌های پروژه‌های را نمایش می‌دهد. ضرب این مقادیر در مقادیر خروجی پروژه‌ها و جفت‌های پروژه‌های، مقدار مورد انتظار خروجی آنها را برآورد می‌کند.

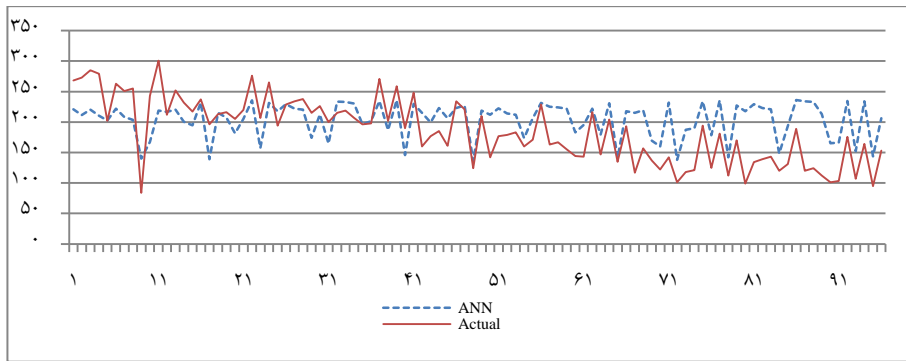
$$P = \begin{pmatrix} .0/4 & .0/1 & . & .0/2 & . & . & . & . & . \\ . & .0/35 & . & . & . & . & . & . & . \\ . & . & .0/65 & . & . & . & .0/1 & . & . \\ . & . & . & .0/7 & . & . & . & . & .0/3 \\ . & . & . & . & .0/65 & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & .0/85 & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . & .0/5 & . & . \\ . & . & . & . & . & . & . & .0/8 & . \\ . & . & . & . & . & . & . & . & .0/55 \end{pmatrix}$$

در این بخش، باید به دنبال ایجاد شبکه عصبی بود که شامل دو ورودی و یک خروجی باشد و بتواند مقادیر متغیر وابسته را به خوبی پیش‌بینی کند. فرایند یافتن چنین شبکه‌ای شامل جست‌وجو در میان انواع و اقسام شبکه‌ها با ساختارها و پارامترهای متفاوت تا جایی است که نتایج راضی‌کننده حاصل شود. جدول ۱ نشانگر ۲۵ ساختار متفاوت از شبکه‌های عصبی است، که دو لایه مخفی داشت و تعداد نرون‌های این لایه بین ۲ تا ۲۹ نرون متغیر بود (جدول ۲).

جدول ۲. نتایج آموزش شبکه عصبی

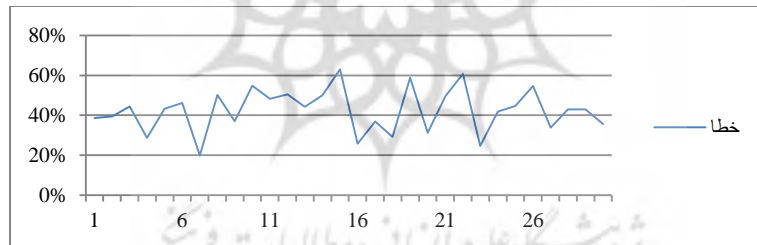
ردیف	الگوی یادگیری	تابع انتقال لایه اول	تابع انتقال لایه دوم	تعداد نرون در لایه مخفی	خطا
۱	LM	Logsig	Logsig	۱۷	% ۲۴/۲۷
۲	B	Logsig	Logsig	۲۳	% ۲۹/۲۰
۳	BFG	Logsig	Logsig	۲	% ۲۴/۶۴
۴	BR	Logsig	Logsig	۲	% ۲۲/۱۹
۵	CGB	Logsig	Logsig	۲۹	% ۲۶/۰۸
۶	CFG	Logsig	Logsig	۱۶	% ۲۵/۵۶
۷	CGP	Logsig	Logsig	۱۴	% ۲۵/۳۸
۸	GD	Logsig	Logsig	۷	% ۳۷/۱۷
۹	GDA	Logsig	Logsig	۱۴	% ۲۵/۱۳
۱۰	GDM	Logsig	Logsig	۲۰	% ۳۷/۹۰
۱۱	GDX	Logsig	Logsig	۱۸	% ۲۸/۹۲
۱۲	OSS	Logsig	Logsig	۱۷	% ۲۴/۲۹
۱۳	SCG	Logsig	Logsig	۲۴	% ۲۳/۹۵
۱۴	RP	Logsig	Logsig	۷	% ۳۷/۲۲
۱۵	GDM	Tansig	Purelin	۶	% ۲۵/۶۸
۱۶	LM	Tansig	Purelin	۱۵	% ۳۲/۲۰
۱۷	GDX	Tansig	Purelin	۶	% ۱۹/۸۶
۱۸	B	Tansig	Purelin	۱۲	% ۳۷/۹۰
۱۹	BFG	Tansig	Purelin	۱۰	% ۲۳/۶۵
۲۰	BR	Tansig	Purelin	۹	% ۲۴/۵۹
۲۱	CGB	Tansig	Purelin	۳	% ۲۴/۳۹
۲۲	CFG	Tansig	Purelin	۲۴	% ۲۴/۵۱
۲۳	CGP	Tansig	Purelin	۱۲	% ۳۷/۹۰
۲۴	GD	Tansig	Purelin	۱۸	% ۲۳/۹۹
۲۵	GDA	Tansig	Purelin	۱۱	% ۲۲/۶۰

شکل ۳ نتایج مقادیر حقیقی و پیش‌بینی انجام‌گرفته برای ۹۶ سبد بیشینه اجرای الگوریتم شاخه و کران را نشان می‌دهد.



شکل ۳. مقایسه مقادیر حقیقی و پیش‌بینی برای سبدها

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، الگوی یادگیری trainbr با دو نرون داخلی دارای کمترین میزان خطاست. شکل ۴ نمایشگر نتایج الگوی یادگیری trainbr با تعداد مختلف نرون مختلف در لایه مخفی است.



شکل ۴. خطای الگوی یادگیری trainbr

در این گام، براساس نتایج گام قبل سنجش کارایی برای واحدهای تصمیم‌گیری مطابق با مراحل ذکرشده انجام می‌پذیرد. نتایج این مرحله مطابق جدول ۳ است.

جدول ۳. مقادیر کارایی محاسبه شده

رتبه	سید	ورودی اول	ورودی دوم	خروجی	کارایی
۱	۱۱۰۰۰۰۱۰۱	۱۴۱	۴۹	۲۴۳	۱/۰۰
۲	۱۰۱۰۰۰۰۰۱	۱۱۸	۳۴	۱۹۶	۰/۹۷۰
۳	۱۱۰۰۰۰۰۱۱	۱۹۴	۵۶	۳۰۱	۰/۹۴۶
۴	۱۱۰۱۰۰۱۰۱	۱۸۶	۶۶	۲۷۰	۰/۹۲۱
۵	۱۰۱۰۰۰۱۰۱	۱۴۰	۴۰	۲۰۷	۰/۹۰۴
۶	۱۰۰۰۰۰۱۰۱	۱۳۰	۳۱	۱۹۰	۰/۸۹۵
۷	۱۱۰۱۱۰۰۱۰	۲۱۱	۶۵	۲۸۵	۰/۸۹۰
۸	۱۱۱۰۰۱۰۰۱	۱۷۸	۷۰	۲۷۳	۰/۸۸۶
۹	۱۱۰۰۰۱۰۰۱	۱۶۴	۶۱	۲۵۵	۰/۸۶۰
۱۰	۱۰۰۱۰۰۰۰۱	۱۴۹	۴۲	۲۱۵	۰/۸۴۷
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
۴۰	۰۱۰۰۰۱۰۱۱	۲۱۱	۶۳	۲۱۶	۰/۶۶۸
۵۰	۰۱۰۰۰۰۰۱۱	۱۷۷	۴۵	۱۹۳	۰/۶۰۹
۶۰	۰۰۰۱۰۰۰۱۱	۲۱۲	۴۴	۱۸۹	۰/۵۵۰
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
۹۰	۰۰۰۰۰۰۰۰۱	۸۶	۱۴	۸۴	۰/۴۱۲
۹۱	۰۰۰۱۱۰۰۱۰	۱۸۴	۴۰	۱۳۴	۰/۴۰۱
۹۲	۰۰۱۱۱۱۱۰۰	۱۹۳	۵۹	۱۱۷	۰/۳۷۴
۹۳	۰۰۰۰۱۱۰۰۱	۱۹۳	۴۳	۱۲۴	۰/۳۶۶
۹۴	۰۰۰۰۱۰۱۰۱	۱۶۸	۳۰	۱۱۲	۰/۳۶۱
۹۵	۰۰۰۰۱۱۱۱۰	۲۰۲	۴۷	۱۱۲۰	۰/۳۵۲
۹۶	۰۰۰۱۱۱۱۰۰	۱۸۳	۵۰	۹۹	۰/۳۱۲

بررسی نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی

در اندازه‌گیری کارایی واحدهای تصمیم‌گیری، روش‌های مختلفی به کار گرفته می‌شود. به طور کلی دو گروه از روش‌های عمده برای اندازه‌گیری کارایی وجود دارد. این دو گروه «روش‌های پارامتری» و «روش‌های ناپارامتری» است. روش‌های ناپارامتریک DEA و روش پارامتریک COLS دو تکنیک متداول در زمینه سنجش کارایی واحدهای تصمیم‌گیری هستند.

تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها براساس کاربردی از برنامه‌ریزی خطی بنا نهاده شد. این اصل برای سنجش عملکرد ارائه شد. این تکنیک برای ارزیابی عملکرد نسبی مجموعه‌ای از شرکت‌هایی با موفقیت به کار گرفته شد که با استفاده از انواع ورودی‌های یکسان انواع خروجی‌های یکسان را تولید می‌کردند. پیشینه اصول DEA به فارل برمی‌گردد (رامانتان، ۲۰۰۳).

تحلیل پوششی داده‌ها توسط چارنز و همکاران توسعه یافت که اولین مدل DEA، به نام CCR چارنز و همکاران (۱۹۷۸) به ترکیب تعداد زیادی از ورودی‌ها و خروجی‌ها به‌طور همزمان می‌پردازد. معمولاً ارزیابی واحدهای تصمیم‌گیری از زاویه بهترین کارایی نسبی امکان‌پذیر است. معیار کارایی اولیه مورد استفاده در DEA نسبت کل خروجی به کل ورودی است.

حداقل مربعات معمولی تصحیح‌شده (COLS) یکی از روش‌هایی است که برای محاسبه کارایی واحدهای تصمیم‌گیری به کار می‌رود. این روش، یک روش پارامتریک مرزی است که در آن برای محاسبه درجه‌های کارایی از تحلیل رگرسیون استفاده می‌شود (کولی و پرلمن، ۱۹۹۹). درحقیقت، این روش در حالت چند ورودی - چند خروجی، برای تخمین تابع فاصله به کار می‌رود. برای تخمین تابع فاصله از فرم‌های مختلفی استفاده می‌شود که از جمله می‌توان به تابع کاب داگلاس، لگاریتمی خطی و ترانسلوگ اشاره کرد. در بیشتر مطالعات و تحقیقات از تابع ترانسلوگ استفاده شد (هررو، ۲۰۰۵).

به‌منظور بررسی نتایج روش شبکه عصبی، نتایج این روش با نتایج روش‌های DEA و COLS ارزیابی می‌شود، آزمون فرض آماری بر خروجی هر یک از این روش‌ها انجام گرفت. برای این منظور از آزمون همبستگی پیرسون برای مقایسه نتایج هر یک از روش‌ها استفاده شد: فرض آماری:

H_1 : نتایج دو روش A و B به‌طور مستقیم به هم مربوط هستند.

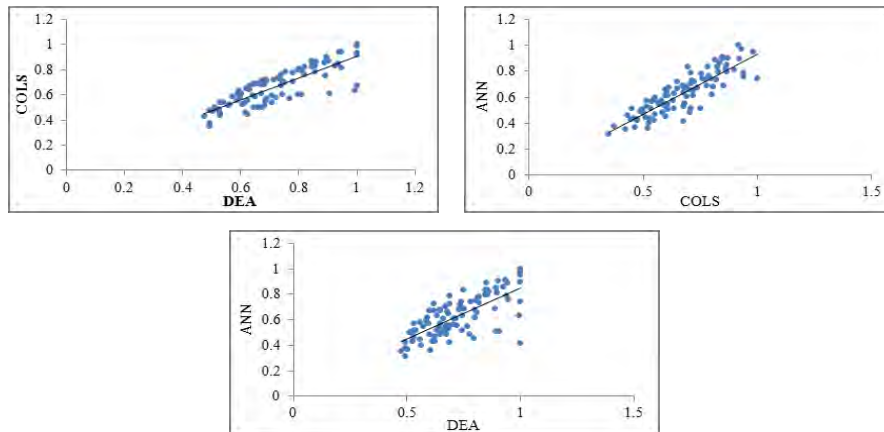
H: نتایج دو روش A و B از هم مستقل‌اند.

جدول ۴ نتایج آزمون همبستگی پیرسون را نمایش می‌دهد:

جدول ۴. نتایج آزمون همبستگی

	ANN	COLS	DEA
ANN	۱		
COLS	۰/۸۶۹	۱	
DEA	۰/۷۲۱	۰/۸۴۸	۱
Mean	۰/۶۲۵	۰/۶۶۷	۰/۷۲۴
SD	۰/۱۴۴	۰/۱۵۰	۰/۱۶۰
Max	۱	۱	۱
Min	۰/۳۱۲	۰/۳۴۷	۰/۴۷۶

شکل ۵ همبستگی بین هر سه روش را نمایش می‌دهد.



شکل ۵. همبستگی بین روش‌های ANN، DEA و COLS

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، با استفاده از شبکه‌های عصبی، سبدهای پروژه‌شدنی تعدیل‌شده نسبت به آثار بین پروژه‌ای برای یافتن سبدهایی با بیشترین کارایی ارزیابی شد. در سازمان‌های پروژه‌محور انتخاب پروژه از بین تعداد زیادی از پروژه‌های پیشنهادی، تصمیمی حیاتی و بسیار مهم شمرده می‌شود، اما این انتخاب با موانع و مشکلات عدیده‌ای مانند شناسایی پارامترهای مرتبط و سنجش پروژه‌ها در کنار یکدیگر روبه‌رو است. مدیریت سبد پروژه در صورت ارائه راهکارهای صحیح در راستای ارزیابی، انتخاب و اولویت‌بندی پروژه مؤثر واقع می‌شود. ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم‌گیری به‌عنوان روشی برای سنجش واحدهای همسان در این تحقیق برای ارزیابی و انتخاب سبد پروژه استفاده شد. در این تحقیق، از روش شبکه عصبی برای سنجش کارایی واحدهای تصمیم‌گیری استفاده شد. این روش نسبت به روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک به‌صورت خلاصه دارای مزیت‌های زیر است:

۱. بی‌نیازی به پیش‌فرض آماری برای محاسبه کارایی
 ۲. نداشتن محدودیت در تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های مدل
 ۳. سهولت محاسبات
 ۴. محاسبه کارایی مطلق
 ۵. نداشتن حساسیت به تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها
- با توجه آزمون آماری انجام‌گرفته در این مقاله، نتایج شبکه عصبی و روش‌های DEA و COLS دارای همبستگی خوبی هستند، که این مورد ضمن تأیید نتایج مدل شبکه عصبی و با توجه به مزیت‌های ارائه‌شده برای شبکه عصبی، برتری نسبی این مدل را نسبت به سایر مدل‌های محاسبه کارایی نشان می‌دهد.

رویکردهای موجود انتخاب سبد پروژه نتوانستند اثر متقابل بین پروژهها را برحسب معیارهای انتخاب متفاوت لحاظ کنند. همچنین، آنها الویت تصمیم‌گیرندگان را در اهمیت معیارهای انتخاب در نظر نگرفتند. در شرایط واقعی، در مسئله انتخاب سبد پروژه اگر پروژه‌ای انتخاب شود که با پروژه‌های دیگر آثار متقابل داشته باشد، ممکن است اثر مثبت یا منفی متقابل بر معیار انتخاب ویژه‌ای داشته باشد. اگر تأثیرات متقابل بین پروژهها لحاظ نشود، ممکن است فرایند تصمیم‌گیری نتایج پایانی دلخواه را حاصل نکند.

در حال حاضر، در حوزه کاربردی مسئله مدیریت سبد پروژه با تعریف «در کنار هم قراردادن» همخوانی بسیاری دارد و از «اثر متقابل پروژهها» می‌توان به‌عنوان حلقه گم‌شده این موضوع نام برد. در حوزه تحقیقات نظری و به‌ویژه در حل مسئله ارزیابی و انتخاب سبد پروژه با استفاده از روش‌های فراابتکاری این موضوع به‌طور عمومی در نظر گرفته می‌شود، ولی در هیچ‌یک از تحقیقات صورت‌گرفته در این زمینه به محل اخذ اطلاعات و نحوه محاسبه برهم‌کنش پروژهها اشاره نشد. این موضوع می‌تواند ناشی از سه دلیل اساسی باشد:

- برهم‌کنش پروژهها تا حد زیادی نیازمند دانش تخصصی در حوزه رخدادهای پروژه است و کمیت و کیفیت پارامترهای ارزیابی از یک سو و مقیاس پروژهها از سوی دیگر به‌گونه‌ای است که نویسنده به ارائه اطلاعات در حد عدد و رقم بسنده می‌کند.
- نبودن قطعیت و مدلی قطعی برای سنجش برهم‌کنش پروژهها راه را برای سنجش این مورد دشوار می‌کند.
- تنوع دانشی مورد نیاز برای ارزیابی. به‌طور عمومی، ارائه چنین مدلی نیازمند دانشی در سه حوزه تخصصی مدیریت پروژه، مالی و حوزه ویژه مورد بررسی است که تجمیع این سه حوزه تخصصی امری دشوار است.

References

- Archer, N. P. & Ghasemzadeh, F. (1999). An integrated framework for project portfolio selection. *International Journal of Project Management*, 17 (4): 207-216.
- Arto, K. A., Dietrich, P. H. & Nurminen, M. I. (2004). Strategy by implementation of projects. *Innovations-Project Management Research*, PMI.
- Azadeh, A., Anvari, M. & Saberi, M. (2010). An integrated artificial neural network algorithm for performance assessment and optimization of decision making units. *Expert Systems with Applications*, 37(8): 5688-5697.

- Azadeh, A., Anvari, M. & Saberi, M. (2011). An integrated artificial neural network fuzzy c-means-normalization algorithm for performance assessment of decision making units: the cases of auto industry and power plant. *Computers and Industrial Engineering*, 60(2): 328-340. (In Persian)
- Azadeh, A. et al. (2007b). An integrated artificial neural network and fuzzy clustering algorithm for performance assessment of decision making units. *Applied Mathematics and Computation*, 187(2): 584-599.
- Azadeh, A., Ghaderi, F., Anvari, M. & Saberi, M. (2006). Performance assessment of electric power generations using an adaptive neural network algorithm. *Energy Policy*, 35(6): 3155-3166.
- Badri, M. A. & Davis, D. (2001). A comprehensive 0-1 goal programming model for project selection. *International Journal of Project Management*, 19(4): 243-252.
- Beaujon, G. J., Marin, S. P. & McDonald, G. C. (2001). Balancing and optimizing a portfolio of R & D projects. *Naval Research Logistics*, 48(1): 18-40.
- Chang, P. T. & Lee, J. H. (2012). A fuzzy DEA and knapsack formulation integrated model for project selection. *Computers and Operations Research*, 39(1): 112-125.
- Charnes, A., Cooper, W. & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operation Research*, 2: 429-444.
- Coelli, T. & Perelman, S. (1999). A comparison of parametric and nonparametric distance functions: with application to European railways. *European Journal of Operations Research*, 117(2): 326-339.
- Cooper, R. G., Edgett, S. J. & Kleinschmidt, E. J. (1998). Best Practices for Managing R & Portfolios. *Research Technology Management*, 41(4): 20-33.
- Cooper, R., Edgett, S. & Kleinschmidt, E. (2001). Portfolio management for new product development: results of an industry practices study. *R & D Management*, 31(4): 361- 380.
- Costa, A. & Markellos, R. (1997). Evaluating public transport efficiency with neural network models. *Transportation Research*, 5(5): 301-312.
- Costa, H., Barros, M. & Travassos, G. (2007). Evaluating software project portfolio risks. *Journal of Systems and Software*, 80(1): 16-31.

- Eilat H., Golany B. & Shtub, A. (2006). Constructing and evaluating balanced portfolios of R&D projects with interactions: A DEA based methodology. *European Journal of Operational Research*, 172(3): 1018–1039.
- Fandel, G. & Gal, T. (2001). Redistribution of funds for teaching and research among universities: the case of North Rhine–Westphalia. *European Journal of Operational Research*, 130(1): 111-120.
- Fried, H., Lovell, C. & Schmidt, S. (2008). *The measurement of productive efficiency and productive growth*, Oxford University Press. US.
- Gear, T. E. & Cowie, G. C. (1980). A note on modeling project inter dependence in research and development. *Decision Science*, 11(4): 738–748.
- Ghasemzadeh, F., Archer, N. & Iyogun, P. (1999). A Zero-One Model for Project Portfolio Selection and Scheduling. *The Journal of the Operational Research Society*, 50 (7): 745-755.
- Ghorbani, S. & Rabbani, M. (2009). A new multi-objective algorithm for a project selection problem. *Advanced Engineering Software*, 40(1): 9-14.
- Gustafsson, S. T. & Mild, P. (2004). Prospective evaluation of a cluster program for Finnish forestry and forest industries. *International Transactions in Operational Research*, 11(2): 139-154.
- Halouani, N., Chabchoub, H. & Martel, J. M. (2009). PROMETHEE-MD-2T method for project selection. *European Journal of Operational Research*, 95(3): 841-849.
- Hamel, G. & Prahalad, C. K. (1993). Strategy as stretch and leverage. *Harvard Business Review*, 71(2): 73-84.
- Herrero, I. (2005). Different approaches to efficiency analysis: An application to the Spanish trawl feet operating in Moroccan water. *European Journal of Operational Research*, 167: 257-271.
- Kendall, G. I. & Rollins, S. C. (2003). *Advanced project portfolio management and the PMO, Multiplying ROI at Warp Speed*, J. Ross Publishing, Inc.
- Mavrotas, G., Diakoulaki, D. & Caloghirou, Y. (2006). Project prioritization under policy restrictions: A combination of MCDA with 0–1 programming. *European Journal of Operational Research*, 171(1): 296-308.

- Patzelt, H., Knyphausen, D. & Fischer, H. (2009). Upper echelons and portfolio strategies of venture capital firms. *Journal of Business Venturing*, 24(6): 558-572.
- Pisinger, D. (2001). Budgeting with bounded multiple choice constraints. *European Journal of Operational Research*, 129(3): 471-480.
- Rafiei, H. & Rabbani, M. (2009). Project selection using fuzzy group analytic network process. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 58:122-126.
- Ramanathan, R. (2003). *An Introduction to data envelopment analysis*, Sage Publications. New Delhi.
- Schmidt, R. L. (1993). A model for R & D project selection with combined benefit, outcome and resource interactions. *IEEE Transactions on Engineering Management*. 40: 403-410.
- Tikkanen, H., Kujala, J. & Artto, H. (2007). The marketing strategy of a project-based firm: The Four Portfolios Framework. *Industrial Marketing Management*, 36(2): 194-205.
- Wang, S. (2003). Adaptive non-parametric efficiency frontier analysis: a neural-network-based model. *Computers and Operations Research*, 30: 279-295.