



## انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی بر مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها در بورس اوراق بهادار تهران

فاضل محمدی نوده<sup>۱</sup>

ایوب احمدی موسی آباد<sup>۲</sup>

مسعود اسدی<sup>۳</sup>

عباس بابایی<sup>۴</sup>

شعبان محمدی<sup>۵</sup>

تاریخ دریافت مقاله: ۹۷/۱۰/۲۸ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۰۱/۱۷

### چکیده

مجموعه‌های چند منظوره فازی نیاز به داده‌های دقیق را جهت تصمیم‌گیری کاهش می‌دهند. تحلیل پوششی داده‌ها چارچوبی تئوریک برای تحلیل عملکرد و اندازه‌گیری کارایی است. مجموعه فازی باعث افزایش کاربرد تحلیل پوششی داده‌ها می‌گردد. سنجش کارایی شرکت‌ها با کمک تحلیل پوششی داده‌ها می‌تواند به عنوان راه کاری به سرمایه‌گذاران در انتخاب شرکت جهت سرمایه‌گذاری کمک نماید. در این پژوهش مشکل انتخاب پرتفوی فازی در یک چارچوب چند منظوره مورد بررسی قرار می‌گیرد. مدلی جامع برای انتخاب پرتفوی چند منظوره در محیط فازی با استفاده از مدل نیمه واریانس میانگین و مدل آنالیز توسعه اطلاعات با بازده مقطعی ارائه شده است. داده‌ها از ۴۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و بازده فازی دوزنقه‌ای از ۴۰ ورقه بهادار و داده‌های مورد نیاز برای ورودی‌ها و خروجی تحلیل پوششی داده‌ها از صورت‌های مالی شرکت‌ها از ابتدای سال ۱۳۹۶ تا انتهای سال ۱۳۹۶ بدست آمد. ۱۶ پارامتر مالی مورد استفاده قرار گرفت. نسبت شارپ، مدل بازده مقطعی در چارچوب نسبت شارپ و الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره برای حل مدل بهینه‌سازی سهام چند منظوره توسعه داده و استفاده گردید. تجزیه و تحلیل با نرم افزار متلب انجام شد. نتایج نشان داد که روش ارائه شده در این پژوهش برای انتخاب پرتفوی چندمنظوره فازی نسبت به سایر روش‌ها مناسب‌تر بوده و برای تحلیل عملکرد، کارایی و به انتخاب شرکت جهت سرمایه‌گذاری نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

### کلمات کلیدی

پرتفوی فازی، بازده مقطعی، الگوریتم کرم شب تاب، چهارچوب چندمنظوره.

۱- گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران. mnfazel2@gmail.com

۲- گروه مدیریت، دانشکده علوم انسانی، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران. aiyuob151@yahoo.com

۳- دانشجوی دکتری مهندسی مالی، دانشکده مدیریت و حسابداری، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. masoud.asadi1383@gmail.com

۴- دانشجوی دکتری مهندسی مالی، دانشکده مدیریت و حسابداری، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران. abbasbabei9@gmail.com

۵- کارشناسی ارشد حسابداری، دانشکده شهید رجایی، دانشگاه فنی و حرفه‌ای استان خراسان، ایران. (نویسنده مسئول) Shaban1362@gmail.com

۱-مقدمه

مدل میانگین-واریانس (M-V) توسط مارکوویتز (۱۹۵۲) پیشنهاد شده است و سهم مهمی را در نظریه انتخاب پرتفوی مدرن می‌سازد که در آن سود به عنوان میانگین و ریسک به عنوان واریانس است. تحقیقات (مدل‌های متوسط نیمه واریانس مارکوویتز ۱۹۵۹؛ گروتولد و هالرباخ ۱۹۹۹؛ مدل میانگین انحراف مطلق کونو و یاماکازی، ۱۹۹۱؛ مدل‌های انحراف نیمه مطلق متوسط اسپرانزا، ۱۹۹۳؛ اگریژاک و راسزینسکی، ۱۹۹۹؛ مدل چولگی انحراف مطلق میانگین کونو و همکاران، ۱۹۹۳) بر اساس چارچوب احتمالی است که در آن بازده اوراق بهادار به عنوان متغیر تصادفی با توزیع احتمالی در نظر گرفته شده است. با این حال، به دلیل اینکه بازارهای مالی پیچیده هستند و گاهی اوقات اطلاعات تاریخی کافی وجود ندارد، بدست آوردن توزیع احتمال دقیق از بازده دشوار است. به کمک تئوری مجموعه فازی پیشنهاد شده توسط زاده (۱۹۶۵)، تعدادی از محققان به بررسی مشکلات در محیط فازی پرداختند (کارلسون و همکاران، ۲۰۰۲؛ گوپتا و همکاران، ۲۰۰۸؛ ونگ و همکاران، ۲۰۱۱؛ لیو و زنگ، ۲۰۱۳ و چن، ۲۰۱۵ و چن و همکاران، ۲۰۱۸؛ ورچر و برموز، ۲۰۱۵؛ مهلوات، ۲۰۱۶ و لیاگکوراس و متاکسیوتیس، ۲۰۱۸). روش تحلیل پوششی داده‌ها پیشنهاد شده توسط کارنس و همکاران (۱۹۷۸) یک روش مبتنی بر برنامه‌نویسی ریاضی برای اندازه‌گیری بازده نسبی واحدهای تصمیم‌گیری (DMUs) است که دارای ورودی‌ها و خروجی‌های متعدد می‌باشد. نتیجتاً، مشخص شد که تحلیل پوششی داده‌ها یک ابزار ارزشمند برای ارزیابی عملکرد در طیف وسیعی از زمینه‌ها، مانند برنامه‌های کاربردی در مراقبت‌های بهداشتی (شرمن، ۱۹۸۴)، آموزش (آوکیران، ۲۰۰۱)، محیط زیست (فرید و همکاران، ۲۰۰۲)، بانکداری (گریگوریان و مانول، ۲۰۰۶) و انرژی (هو و کائو در سال ۲۰۰۷) است. مورته و همکاران (۱۹۹۷) برای اولین بار روش تحلیل پوششی داده‌ها را برای ارزیابی عملکرد پرتفوی‌ها اعمال کردند و نتیجه گرفتند که رویکرد پیشنهادی با شاخص سنتی شارپ (۱۹۶۶) و شاخص جانسن (۱۹۶۸) سازگار است. جووو و نا (۲۰۰۶) یک معیار عملکردی را در یک چارچوب متوسط واریانس چولگی با استفاده از یک روش غیر پارامتری تحلیل پوششی داده‌ها توسعه دادند. براندا (۲۰۱۳) تست‌های جدید بازده را معرفی کرد که در آن اندازه‌گیری‌های انحراف و بازده به عنوان ورودی و خروجی استفاده شده بودند. لیم و همکاران (۲۰۱۴) یک روش تحلیل پوششی داده‌ها با بازده مقطعی را ارائه دادند و یک مدل جدید با نام مدل تحلیل پوششی داده‌ها میانگین-واریانس با بازده مقطعی را توسعه دادند. لیو و همکاران (۲۰۱۵)، بازده سرمایه را با ساخت مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها بررسی کردند و اثبات کردند که مرزهای تحلیل پوششی داده‌ها می‌تواند مرزهای واقعی را با اندازه پرتفوی تخمین بزند. گوریا و همکاران (۲۰۱۷) از یک روش تحلیل پوششی داده‌ها براساس ارزش، برای دستیابی به

ویژگی‌های مقطعی اوراق بهادار سرمایه مشترک پرتقالی استفاده کردند. زو و همکاران (۲۰۱۸) یک تئوری تقویت مرز تحلیل پوششی داده‌ها را تحت چارچوب میانگین-واریانس ارائه کردند. زو و همکاران (۲۰۱۸) یک تئوری چندبخشی تحلیل پوششی داده‌ها بر اساس نقاط بخش اطلاعات، ارائه کردند و اثبات کردند که این تئوری در بررسی بازده محدود و قوی سرمایه، کارآمد است. تارنود و لولو (۲۰۱۷) ایده‌ای ارائه دادند که در آن اندازه‌گیری‌های بازده پرتفوی‌ها با تحلیل پوششی داده‌ها نباید بر یک تکنولوژی تعریف شده از طریق یک فرآیند تولید تکیه کند، این امر ریسک یک ورودی با تولید برخی از بازده‌ها را یکسان می‌کند. زو و همکاران (۲۰۱۸) یک الگوریتم چند منظوره را براساس تجزیه و تئوری تحلیل پوششی داده‌ها برای بهینه‌سازی سرمایه پیشنهاد کردند. در حال حاضر، تعداد کمی از محققان، رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها را در مشکلات ارزیابی سهام فازی، اعمال کرده‌اند. چن و همکاران (۲۰۱۸) سه نوع مدل ارزیابی بازده سهام فازی، مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها در اندازه‌گیری‌های مختلف ریسک را ارائه دادند. توجه داشته باشید که تمام تحقیقات فوق در مورد توسعه مدل‌های انتخاب سهام یا در مورد ارائه مدل‌های ارزشیابی عملکرد سهام تمرکز می‌کنند. اما، در هر دو جنبه فوق، تحقیقاتی انجام نشده است. مشایخی و عمرانی (۲۰۱۶) یک مدل انتخاب سهام چند منظوره فازی را بر اساس مدل میانگین-واریانس و مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها با بازده مقطعی ارائه دادند تا به طور همزمان بازده، ریسک و بازده پرتفوی را در نظر بگیرند. تحقیقات کمی در مورد ساخت مدل ارزیابی پرتفوی فازی با استفاده از یک مدل میانگین-واریانس و مدل تحلیل پوششی داده‌ها با بازده مقطعی انجام شده است. در این پژوهش، یک مدل جامع برای انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی با استفاده از مدل متوسط-نیمه واریانس فازی و مدل تحلیل پوششی داده‌ها با بازده مقطعی ارائه شده است. لازم به ذکر است که مدل با بازده مقطعی در چارچوب نسبت شارپ است. با معرفی برخی از محدودیت‌های عملی از جمله محدودیت در چارچوب‌های چند منظوره، به مسئله انتخاب پرتفوی چند منظوره معروف شده است (شاو و همکاران، ۲۰۰۸). محققان تلاش کرده‌اند تا این مشکل را با استفاده از تکنیک‌های مختلف حل کنند، اما روش‌های دقیق راه حل ممکن است برای به دست آوردن یک راه حل بهینه در زمان معقول موفق نشود. استفاده از روش‌های فرا ابتکاری در این مورد ضروری است (کرینک و پاترلینی، ۲۰۱۱، آناگنوستوپولوس و مامانیس، ۲۰۱۱، برموز و همکاران، ۲۰۱۲، الوین و همکاران، ۲۰۱۴، سابوریئو و همکاران، ۲۰۱۶ و لیاگوراس و متاکسیوتیکس، ۲۰۱۸). در سال ۲۰۰۸، یک الگوریتم جدید فرا ابتکاری الهام گرفته از زیست‌شناسی، که به عنوان الگوریتم کرم شب تاب شناخته می‌شود، توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ توسعه یافت. از هنگام معرفی الگوریتم کرم شب تاب، آن را به طور موفقیت آمیزی برای مشکلات بهینه‌سازی مختلف مورد استفاده

## انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

قرار دادند) فیستر و همکاران، ۲۰۱۳؛ یانگ و هه، ۲۰۱۳). بنابراین اهمیت و ضرورت انجام این پژوهش شرح زیر است:

۱. استفاده از پرتفوی فازی نتایج منطبق با حقایق را ارائه می‌دهد. فازی توانسته است، احتمالات را در نظر بگیرد و با توجه به ماهیت طبیعت، نتایج منطقی را ارائه دهد.
  ۲. مشکل گرفتن تصمیم برای تصمیم گیرنده که کدام سهام و از کدام شرکت را برای سرمایه گذاری انتخاب مهمترین دلیل برای پرداختن به این مسأله است.
  ۳. تعداد زیاد و ناشناخته بودن عوامل مؤثر بر بورس، موجب عدم اطمینان در زمینه سرمایه گذاری شده است سرمایه گذار کاهش بدنبال کاهش عدم اطمینان بوده و از این جهت پیش بینی بازار یکی از ابزارهای کاهش عدم اطمینان است.
  ۴. تحلیل پوششی داده‌ها بعنوان ابزاری استاندارد و با کاربرد فراوان در اندازه گیری کارایی و تحلیل عملکرد واحدها با ورودی‌ها و خروجی‌های یکسان ارائه شده و قادر به مدیریت بهتر منابع جهت رسیدن به خروجی‌های مورد انتظار است.
  ۵. در چندمعیاره بودن طبیعت بهینه سازی انتخاب پرتفوی شکی وجود ندارد، بنابراین استفاده از تکنیک‌های بهینه سازی چندمنظوره فازی، توجهات بسیاری را برای حل این نوع از مسائل به خود معطوف نموده است.
  ۶. محققان کمی، الگوریتم کرم شب تاب را برای حل مشکلات بهینه سازی پرتفوی چند منظوره با محدودیت‌های پیچیده واقع گرایانه استفاده کرده اند.
  ۷. الگوریتم کرم شب تاب، اساساً برای مسائل بدون محدودیت توسعه داده شد و چند نقص را در هنگام حل مدل محدود چند منظوره نشان داد. بنابراین، الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره، برای بهینه سازی پرتفوی چند منظوره و فازی طراحی شده است.
- در نهایت با توجه به موارد فوق پژوهش حاضر مدلی جامع برای انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی با استفاده از مدل نیمه واریانس میانگین و مدل تحلیل اطلاعات با بازده مقطعی ارائه می‌دهد.

## **۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش**

۲-۱- مدل پرتفوی میانگین نیمه واریانس احتمالی

مشابه مطالعات کارلسون و همکاران (۲۰۰۲) و چن (۲۰۱۵) فرض می‌کنیم که بازده دارایی‌ها اعداد فازی دوزنقه ای هستند. بازده ضمانت  $r_i$  یک عدد فازی دوزنقه ای با فاصله تلورانس  $[a_i, b_i]$  است و  $\alpha_i$

پهنای چپ و  $\beta_i$  پهنای راست است، یعنی  $r_i = (a_i, b_i, \alpha_i, \beta_i)$  با مجموعه‌های سطح  $\gamma [r_i]^\gamma = [a_i - (1 - \gamma)\alpha_i, b_i + (1 - \gamma)\beta_i]$  است که  $i = 1, 2, \dots, n$ .

کارلسون و فولر در سال (۲۰۰۱) مفاهیم میانگین احتمالی crisp و واریانس احتمالی crisp را از اعداد فازی معرفی کردند. به راحتی دیده می‌شود که اگر  $r_i = (a_i, b_i, \alpha_i, \beta_i)$  یک عدد فازی ذوزنقه ای باشد، سپس:

$$E(r_i) = \frac{a_i + b_i}{2} + \frac{\beta_i - \alpha_i}{6} \quad (1)$$

و

$$var(r_i) = \left(\frac{b_i - a_i}{2} + \frac{\alpha_i + \beta_i}{6}\right)^2 + \frac{(\alpha_i + \beta_i)^2}{72} \quad (2)$$

به علاوه، میانگین احتمالی بازده با پرتفوی کار  $(w_1, w_2, \dots, w_n)$  مرتبط است و می‌تواند طبق زیر بدست آید:

$$E(\sum_{i=1}^n r_i w_i) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{a_i + b_i}{2} + \frac{\beta_i - \alpha_i}{6}\right) w_i \quad (3)$$

و واریانس احتمالی از سود، با پرتفوی  $(w_1, w_2, \dots, w_n)$  مرتبط است و طبق زیر است:

$$var(\sum_{i=1}^n r_i w_i) = \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} [(b_i - a_i) + \frac{\beta_i + \alpha_i}{3}] w_i\right)^2 + \frac{1}{72} \left[\sum_{i=1}^n (\alpha_i + \beta_i) w_i\right]^2 \quad (4)$$

در اینجا  $w_i$  نسبت امنیت  $i$  است،  $i = 1, 2, \dots, n$ .

با در نظر گرفتن میانگین احتمالی بازده پرتفوی‌ها به عنوان متغیر بازده و واریانس احتمالی به عنوان اندازه‌گیری ریسک، چندین محقق همچون کارلسون و همکاران (۲۰۰۲) و لیاگکوراس و متاکسیوتیس (۲۰۱۸)، مدل‌های مختلف برنامه فازی را در چارچوب واریانس متوسط ارائه کردند. با این حال، هنگامی که توزیع‌های بازده اوراق بهادار نامتقارن هستند، استفاده از واریانس به عنوان معیار ریسک منجر به پیش‌بینی نامطلوب رفتار پرتفوی می‌شود. برخی از محققان، یک شبه واریانس را به عنوان یک معیار ریسک جایگزین برای ارزیابی ریسک پرتفوی‌ها به کار می‌گیرند (مارکوویتز، ۱۹۵۹؛ بالسترو، ۲۰۰۵؛ زانگ و همکاران، ۲۰۱۲ و لیو و زنگ، ۲۰۱۵). در این پژوهش، یک شبه واریانس با احتمال پایین را برای اندازه‌گیری ریسک این پرتفوی به کار می‌گیریم. بر اساس کارلسون و فولر (۲۰۰۱)، و سعیدی فر و پاشا (۲۰۰۹)، زنگ و همکاران (۲۰۱۲)، شرح شبه واریانس‌ها با احتمال پایین از اعداد فازی  $A$  با  $[A]^\gamma = [\underline{a}(\gamma), \bar{a}(\gamma)] (\gamma \in [0, 1])$  طبق زیر است:

$$Var^-(A) = \int_0^1 2\gamma(E(A) - \underline{a}(\gamma))^2 d\gamma \quad (5)$$

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

علاوه بر این، شبه واریانس با احتمال پایین از بازده به پرتفوی مرتبط است ( $W_1, W_2, \dots, W_n$ ) و طبق زیر بیان می‌شود:

$$var^-(\sum_{i=1}^n r_i w_i) = [\sum_{i=1}^n w_i (\frac{b_i - a_i}{2} + \frac{\alpha_i + \beta_i}{6})]^2 + \frac{1}{18} (\sum_{i=1}^n w_i \alpha_i)^2 \quad (6)$$

در ادامه، از میانگین احتمالی بازده پرتفوی به عنوان اندازه گیری بازده و شبه واریانس احتمالی کمتر به عنوان اندازه گیری ریسک، استفاده می‌کنیم. به علاوه، مدل پرتفوی شبه واریانس متوسط احتمالی به عنوان مسئله برنامه نویسی دو منظوره زیر، فرموله می‌شود:

$$E\left(\sum_{i=1}^n r_i w_i\right) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{a_i + b_i}{2} + \frac{\beta_i - \alpha_i}{6}\right) w_i$$

$$var^-(\sum_{i=1}^n r_i w_i) = [\sum_{i=1}^n w_i (\frac{b_i - a_i}{2} + \frac{\alpha_i + \beta_i}{6})]^2 + \frac{1}{18} (\sum_{i=1}^n w_i \alpha_i)^2$$

$$s.t. \sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad (a)$$

$$\sum_{i=1}^n z_i = m, \quad (b)$$

$$\varepsilon_i z_i \leq w_i \leq \delta_i z_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (d)$$

$$w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n. \quad (e)$$

معادله aY محدودیت بودجه را می‌دهد، و به این معنی است که تمام پول در دسترس باید سرمایه‌گذاری شود. معادله bY محدودیت قدرت را نشان می‌دهد که عبارتند از یک محدودیت از مجموعه‌ها در پرتفوی. معادله cY تضمین می‌کند که اگر هر یک از ضمانت‌های i انجام شود ( $z_i=1$ )، نسبت آن نباید کمتر از  $\varepsilon_i$  و بیشتر از  $\delta_i$  باشد، درحالی که اگر هیچ ضمانت i انجام نشود ( $z_i=0$ )، نسبت آن  $W_i$  صفر است. معادله dY محدودیت یکپارچگی است. معادله eY نشان می‌دهد که فروش کوتاه مدت مجاز نیست.

۲-۲- مدل جامع برای انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی

امروزه، مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها، که توسط دوپل و گرین (۱۹۹۴) توسعه داده شده است، به مسائل انتخاب پرتفوی‌های فازی پرداخته است (رویز و سیرونت، ۲۰۱۷؛ مشایخی و عمرانی، ۲۰۱۶). با این حال، دو کمبود برای ارزیابی عملکرد مقطعی در انتخاب پرتفوی‌ها وجود دارد. اولین مورد عدم تنوع در پرتفوی‌هاست و دومین مورد پدیده "مجموعه متصل" است (توفالیس، ۱۹۹۶). برای حل این مسئله، لیم و همکاران (۲۰۱۴) یک مدل موثر بازده مقطعی تحلیل پوششی داده میانگین-واریانس را با استفاده از بازده مقطعی در چارچوب میانگین-واریانس معرفی کردند. مشایخی و عمرانی در سال ۲۰۱۶، یک مدل چند منظوره فازی یکپارچه با نام مدل بازده مقطعی ماکویتز-تحلیل پوششی داده‌ها را ارائه دادند. در این پژوهش، یک مدل جامع برای انتخاب پرتفوی‌های چند منظوره فازی با استفاده از

مدل میانگین-نیمه واریانس و مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها پیشنهاد خواهیم داد. لازم به ذکر است که در کار مشایخی و عمرانی (۲۰۱۶)، مدل یکپارچه در چارچوب میانگین واریانس مارکوویتز فرمول بندی شد. با این حال، در این پژوهش، بر اساس نسبت شارپ (شارپ ۱۹۶۶)، مدل بازده مقطعی در چارچوب نسبت شارپ (SR) فرمول بندی شده است. برای DMU (واحد تصمیم‌گیری)، بازده‌ها و ریسک‌ها به وسیله ابزار و واریانس رتبه‌ها با بازده مقطعی جایگزین می‌شوند. مدل پیشنهادی تحلیل پوششی داده‌ها با بازده مقطعی به شرح زیر است:

$$\theta^{sharp} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i e_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j cov(e_i, e_j)}} \quad (8)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^n w_i = 1, \\ w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n.$$

در اینجا  $e_i$  رتبه بازده مقطعی DMU در  $i$  است،  $cov(e_i, e_j)$  کوواریانس بین مولفه  $i$  ام با بازده مقطعی در  $(e_i)$  DMU و مولفه  $j$  ام DMU با بازده مقطعی  $(e_j)$  است. برای حل این مدل (۸)، بازده‌های مقطعی  $(e_j)$  باید در ابتدا بدست بیاید. مراحل ساده بدست آورد  $e_j$  طبق زیر خلاصه می‌شود. مرحله اول: به دلیل وجود مقادیر منفی در ورودی‌ها و خروجی‌ها، این پژوهش از بازده‌های متغیر اضافی برای مقیاس‌بندی مدل تحلیل پوششی داده‌ها (VRS) با اندازه‌گیری‌های تنظیم شده (RAM) از ناکارآمدی، استفاده می‌کند. مدل اضافی با اندازه‌گیری تنظیم شده (RAM) از ناکارآمدی طبق زیر است:

$$\sum_{k=1}^n \sum_{r=1}^s p_{rk} y_{rk} - \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^m q_{ik} x_{ik} + \varepsilon_k \quad (9)$$

$$s. t. \sum_{r=1}^s p_{rk} y_{rk} - \sum_{i=1}^m q_{ik} x_{ik} + \varepsilon_k \leq 0, \quad \forall j, k,$$

$$p_{rk} \geq \frac{1}{(m+s)R_r^+}, \quad \forall r, k,$$

$$q_{ik} \geq \frac{1}{(m+s)R_i^-}, \quad \forall i, k, \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

در اینجا  $q_{ik}$  و  $p_{rk}$  به ترتیب هزینه ورودی  $i$  و هزینه خروجی  $r$  برای DMU  $k$  را نشان می‌دهند.  $m$  و  $s$  به ترتیب اعداد DMUs، ورودی‌ها و خروجی‌ها هستند.  $x_{ij}$  و  $y_{ij}$  به ترتیب مقادیر ورودی  $i$  ام و خروجی  $j$  ام برای DMU  $k$  هستند.  $\varepsilon_k$  مقدار بسیار کوچک مثبت است. این مدل (۹) رتبه بازده DMU را بیشینه می‌کند و نتیجتاً وزن را برای تمام DMU ها بهینه می‌کند. بردارهای جهت دار  $R_i^-$  و  $R_r^+$  طبق زیر است:

$$R_i^- = -, i = 1, 2, \dots, m$$

$$R_r^+ = -, r = 1, 2, \dots, s$$

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

مرحله دوم: \* راه حل بهینه مدل (۹) را بیان می‌کند. رتبه بازده دیگر DMUها با استفاده از وزن‌هایی که DMU k انتخاب کرده است، بدست می‌آید. بازده مقطعی DMU 1 با وزن  $e_{kl}$  (DMU k) طبق زیر بیان می‌شود:

$$e_{kl}^* = \sum_{r=1}^s p_{rk}^* y_{rl} - \sum_{i=1}^m q_{ik}^* x_{ik} + \varepsilon_k$$

گام سوم: یک ماتریس با بازده مقطعی به عنوان  $E=(e_{kl})$  بدست می‌آید که  $k$  و  $l$  اعداد طبیعی و  $e_{ik}$  بازده مقطعی DMU 1 محاسبه شده با DMU k است. رتبه بازده مقطعی DMU 1 به عنوان میانگین  $\bar{e}_l$  استون طبق زیر محاسبه می‌شود:

$$\bar{e}_l = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e_{kl}^*$$

بر اساس بحث بالا، ما یک مدل با میانگین نیمه واریانس و یک مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها بر اساس SR را برای بدست آوردن یک مدل جامع به منظور انتخاب پرتفوی چندمنظوره فازی به کار گرفتیم، که طبق ادامه فرموله شده است:

$$\begin{aligned} E(\sum_{i=1}^n r_i w_i) &= \sum_{i=1}^n \left( \frac{a_i + b_i}{2} + \frac{\beta_i - \alpha_i}{6} \right) w_i \\ \text{var}^-(\sum_{i=1}^n r_i w_i) &= \left[ \sum_{i=1}^n w_i \left( \frac{b_i - a_i}{2} + \frac{\alpha_i + \beta_i}{6} \right) \right]^2 + \frac{1}{18} \left( \sum_{i=1}^n w_i \alpha_i \right)^2 \\ \theta_{\text{sharp}} &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i \bar{e}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \text{cov}(e_i, e_j)}} \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n w_i &= 1, \sum_{i=1}^n z_i = m, \varepsilon_i z_i \leq w_i \leq \delta_i z_i, i = 1, 2, \dots, n \\ z_i &\in \{0, 1\}, i = 1, 2, \dots, n, w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (10)$$

فلاح پور و پیرایش شیرازی نژاد (۱۳۹۷) مدل تشکیل پرتفوی سهام با استفاده از مدل تحلیل ممیز قطری درجه دو و وزن دهی بر اساس احتمال پسین را ارائه دادند. بدین منظور از تحلیل ممیز قطری درجه دوم و ماشین بردار پشتیبان و همچنین برای گزینش بهترین متغیرها جهت پیش‌بینی طبقه بازدهی از روش انتخاب ویژگی متوالی استفاده کردند. برای هر مدل در حالتی که وزن سهام برابر است بر اساس پیش‌بینی طبقه بازدهی هر سهم پرتفوی تشکیل داده شده است که نتایج رضایت بخش بوده و همه پرتفوی‌ها ی تشکیل شده بازدهی بیشتر از بازدهی پرتفوی معیار داشتند. برای مدل تحلیل ممیز با انتخاب ویژگی، از احتمال پسین جهت وزن دهی استفاده و با پرتفوی معیار مقایسه شد که نتایج دلالت بر وجود تفاوت معنادار بین بازدهی دو پرتفوی و برتری پرتفوی مدل تحلیل ممیز دارد.



۲-۳- الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره

۲-۳-۱- الگوریتم کرم شب تاب ساده

الگوریتم کرم شب تاب (FA)، که از فعالیت درخشش کرم شب تاب الهام گرفته شده است، و توسط یانگ (۲۰۰۸) ارائه شد. الگوریتم کرم شب تاب سه قانون دارد:

۱. کرم‌های شب تاب صرف نظر از جنسیتشان برای یکدیگر جذاب هستند.
  ۲. جذابیت بر اساس درخشندگی است. بنابراین، کرم شب تاب با نرو کمتر به سمت یک کرم شب تاب با نور بیشتر حرکت می‌کند. جذابیت و درخشندگی با فاصله رابطه معکوس دارند.
  ۳. جنبه مقادیر تابع هدفمند، درخشندگی کرم‌های شب تاب است.
- $w_i$  جمعیت کرم شب تاب  $i$ ام است، که در اینجا  $i=1,2,\dots,SN$  و  $SN$  سایز جمعیت است. جذابیت بین دو کرم شب تاب  $w_i$  و  $w_j$  طبق ادامه محاسبه می‌شود:

$$\beta(r_{ij}) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2},$$

$$(11) \quad r_{ij} = |w_i - w_j| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (w_{i,k} - w_{j,k})^2}$$

در اینجا  $D$  ابعاد مسئله،  $r_{ij}$  به ترتیب فاصله بین  $w_i$  و  $w_j$  است، و  $w_{i,k}$  و  $w_{j,k}$  مولفه  $k$ ام المان  $w_i$  و  $w_j$  است. علاوه بر این، پارامتر  $\beta_0$  جذابیت را در فاصله  $r = 0$  نشان می‌دهد و  $\gamma$  ضریب جذب نور است. با پیشنهاد های یانگ (۲۰۰۸)،  $\gamma$  به میزان  $\frac{1}{F_2}$  تعریف شده است، در اینجا  $F$  مقیاس طول برای متغیرهای طراحی شده است. در FA، کرم شب تاب با روشنایی کمتر به کرم شب تاب با روشنایی بیشتر جذب می‌شود. معادله حرکت کرم شب تاب  $i$  به سمت کرم شب تاب  $j$  به صورت زیر بیان می‌شود:

$$(12) \quad \omega_i^{t+1} = \omega_i^t + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (\omega_j^t - \omega_i^t) + \alpha_t \epsilon_i^t$$

در اینجا  $\alpha_t$  پارامتر تصادفی سازی است و  $\epsilon_i^t$  بردار اعداد تصادفی از توزیع یکنواخت است. معادله ۱۲ شامل سه عبارت است. عبارت اول موقعیت کنونی یک کرم شب تاب است. عبارت دوم شکل تابع جذابیت است که یک تابع با کاهش یکنواخت است. عبارت سوم تصادفی سازی است.

۲-۴- الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره پیشنهاد شده

۲-۴-۱- مقدار دهی اولیه

در مرحله‌ی ابتدایی، بر اساس مطالعات باکانین و توبا (۲۰۱۴)، FA جمعیت تصادفی SN را با استفاده از معادله زیر ایجاد می‌کند:

$$(13) \quad w_{i,j} = \epsilon_j + rand(0,1)(\delta_j - \epsilon_j)$$

که در اینجا  $rand(0,1)$  اعداد تصادفی هستند که به طور یکنواخت در  $[0, 1]$  توزیع شده‌اند.

۲-۴-۱- بررسی محدودیت

(۱) محدودیت مرزی. اگر مقدار ابتدایی ایجاد شده برای پارامتر  $\lambda$  کرم شبتاب  $\lambda$  در مقیاس  $[\varepsilon_j, \delta_j]$  نباشد، این مقدار طبق زیر اصلاح می شود:

$if w_{i,j} > \delta_j, then w_{i,j} = \delta_j,$

$$(14) \quad if w_{i,j} < \varepsilon_j, then w_{i,j} = \varepsilon_j,$$

(۲) محدودیت قدرتمندی. متغیرهای تصمیم گیری  $(i = 1, 2, \dots, SN, j = 1, 2, \dots, n)$  به

صورت تصادفی با اعمال معادله زیر بدست می آیند:

$$(15) \quad z_{i,j} = \{1, if \emptyset < 0.5, 0, if \emptyset \geq 0.5,$$

در اینجا  $\emptyset$  عدد تصادفی حقیقی بین ۰ و ۱ است.

(۳) محدودیت بودجه. برای رضایت محدودیت  $j=1, 2, \dots, n$  است. تئوری یکسان برای رضایت این

محدودیت در مطالعات کورا (۲۰۰۹) استفاده شده بود.

۲-۴-۲- حرکت کرم شبتاب

(۱) برای یک کرم شبتاب معین  $i$ ، حرکت کرم شبتاب به سمت کرم شبتاب  $j$  که خودش را معین

می کند، در FA اصلی به کار گرفته شده، محاسبه می شود (یانگ در سال ۲۰۰۸):

$$(16) \quad \omega_i^{t+1} = \omega_i^t + \beta_0 e^{-\gamma \tau_{ij}^2} (\omega_j^t - \omega_i^t) + \alpha_t \epsilon_i^t$$

موقعیت هر کدام می تواند به طور پیوسته، با محاسبه سازگاری هر ذره و تغییر آنها در طول هر تکرار

در هر سیکل، تغییر کند.

(۲) برای یک کرم شبتاب تعیین نشده، هر مقدار از اهداف، یک بردار وزنی برای محاسبه پیوستگی

بهترین پاسخ  $g_t^*$  است.  $g_t^*$  یک هدف ترکیب شده را با جمع وزنی، به حداقل می رساند:

$$(17) \quad \psi(w) = \sum_{k=1}^3 w_k f_k, \quad \sum_{k=1}^3 w_k = 1$$

در اینجا  $w_k$  یک عدد تصادفی است که به طور یکنواخت بین ۰ و ۱ توزیع شده است.  $f_k$  هدف  $k$ ام

است. برای تضمین جمع  $w_k = 1$ ، وزن نرمال می شود و  $w$  یک تنظیم معکوس از راه حل های محدود

نشده در طول پاره تو را برای هر تکرار می دهد،  $w_k$  باید به طور تصادفی ایجاد شود.

الگوریتم ۱- الگوریتم کرم شبتاب چند منظوره (MOFA)	
1	توابع هدفمند $f_k$ را تنظیم کنید. $K=(1,2,3)^T$
2	به طور تصادفی SN کرم شب تاب را تولید کنید ( $w_i (i=1,2, \dots, SN)$ )
3	تا جایی که $t < t_{max}$ باشد:
4	برای $n \rightarrow i, j=1$ اعمال زیر را انجام دهید
5	اگر $i \neq j$ بود و ملاک محدودیت‌ها برآورده شد، سپس
6	$P_i$ و $P_j$ (پاره تو) را بررسی کنید
7	اگر $P_i, P_j$ را محدود کرد سپس
8	کرم شباب را آپدیت کنید $w_i \rightarrow w_j$ با معادله ۱۶
9	اگر معیار محدودیت‌ها وجود نداشت، یک کرم شبتاب جدید ایجاد کنید
10	پایان حلقه (if)
11	اگر پاسخ محدود نشده وجود داشته باشد سپس
12	بردار وزنی تصادفی $w_k$ را تعیین کنید ( $k=1,2,3$ )
13	$g_k^t$ را انتخاب کنید و حداقل $\psi$ را با معادله ۱۷ تعیین کنید
14	پاسخ محدود نشده با معادله ۱۸ را آپدیت کنید
15	پایان حلقه (if)
16	پایان حلقه (for)
17	پاسخ‌های پاره تو را پیدا و رتبه‌بندی کنید
18	$t \rightarrow t+1$ را تنظیم کنید
19	پایان حلقه (while)

## ۲-۵- تحلیل پوششی داده‌ها

تحلیل پوششی داده‌ها یک روش برنامه‌ریزی خطی است که با استفاده از اطلاعات سازمان‌ها و واحدهای تولیدی به عنوان واحدهای تصمیم‌گیرنده، اقدام به ساخت مرز کارایی می‌کند. مرز فوق براساس اطلاعات در قالب نهاده‌ها و ستاده‌ها و بر اساس نتایج برنامه‌ریزی خطی متوالی ساخته می‌شود و در واقع درجه عدم کارایی هر واحد تصمیم‌گیرنده به میزان فاصله واحد مزبور تا مرز کارایی است. مدل‌های اصلی تحلیل پوششی داده‌ها به دو دسته CCR و BCC تقسیم می‌شوند هر کدام از این مدل‌ها را می‌توان به دو رویه ورودی محور و خروجی محور مورد بررسی قرار داد (خواجه‌وی و آذر، ۱۳۸۳) تفاوت دو مدل

## انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدمی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

CCR و BCC در فرض مربوط به بازدهی ثابت یا متغیر نسبت به مقیاس است. در مدل CCR فرض بر بازدهی ثابت نسبت به مقیاس، و در مدل BCC فرض بر بر بازدهی متغیر نسبت به مقیاس است. منظور از بازدهی ثابت نسبت به مقیاس این است که ستاده‌ها به نسبتی که نهاده‌ها تغییر می‌کنند تغییر کنند، برای مثال اگر نهاده‌ها دو برابر شدند ستاده‌ها هم دو برابر شوند. اما منظور از بازدهی متغیر نسبت به مقیاس این است که ستاده‌ها متناسب با نهاده‌ها تغییر نکند (ستایش و غیوری مقدم، ۱۳۸۸). فرض بازدهی ثابت نسبت به مقیاس تنها در صورتی قابل اعمال است که بنگاه‌ها در مقیاس بهینه عمل کنند. مسایل متفاوتی از قبیل آثار رقابتی، محدودیت‌ها و غیره موجب می‌شوند بنگاه‌ها در مقیاس بهینه عمل نکنند. نکته ای که در استفاده تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها باید مورد توجه قرار گیرد، رابطه بین تعداد ستاده‌ها و نهاده‌ها با تعداد واحدهای تصمیم گیرنده است به صورت تجربی ثابت شده است. بزرگترین مزیت تحلیل پوششی داده‌ها، توان مقایسه چندین واحد تصمیم گیرنده از لحاظ چندین معیار یا متغیر است. سودمندی دیگر این روش، در تجزیه و تحلیل متغیرهای مبتنی بر ارزش، در ترجمه همه اعداد به عدد واحدی به نام معیار کارایی است و این امر باعث افزایش سهولت در مقایسه خواهد شد. فتحی و همکاران (۱۳۹۶) با استفاده از تکنیک‌های پژوهش عملیاتی و با در نظر گرفتن معیارهای مختلف، پرتفوی مناسب را در بورس اوراق بهادار تهران استخراج کردند. با استفاده از روش اولویت بندی فازی وزن معیارها را به دست آمد. سپس با استفاده از روش کپراس به عنوان یک روش نوین تصمیم‌گیری چند شاخصه، سهام را رتبه‌بندی شد. براساس نتایج بدست آمده سه شرکت فولاد مبارکه، نیرو محرکه و سیمان شمال به ترتیب رتبه اول تا سوم را بدست آورده اند. همچنین جهت مقایسه نتایج رتبه بندی از تکنیک تاپسیس هم استفاده شده است. براساس نتایج بدست آمده از روش کپراس شرکت فولاد مبارکه رتبه اول و براساس نتایج تاپسیس شرکت ماشین سازی اراک رتبه اول را بدست آورده اند. امیری و محبوب قدسی (۱۳۹۴) حل مسئله انتخاب سهم برای پرتفوی با کمترین ریسک نامطلوب با استفاده از حل مدل برنامه‌ریزی خطی در شرایط فازی را بررسی کردند. بدین منظور با استفاده از اطلاعات قیمت ۹ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، مدل خطی فازی توسط روش پیشنهادی حل کرده و وزن هر سهم و مقدار ریسک نامطلوب سبد بهینه را بدست آوردند (حسینی و نجفی، ۱۳۹۱).

### ۲-۶- فرضیه پژوهش

رویکرد فازی یکی از راه حل‌های فائق آمدن به مشکل عدم اطمینان در بازده دارایی‌ها است. در نظر گرفتن گشتاورهای مراتب بالاتر موجب بهبود کارایی پرتفوی بدست آمده خواهد شد (رستمی و همکاران، ۱۳۹۴). در انتخاب پرتفوی بهینه، باید معیارهای مختلفی را در نظر گرفت که قسمتی آنها بر اساس

ماهیت بهینه‌سازی تعیین می‌شود و قسمتی نیز بر اساس خواست سرمایه‌گذار مشخص می‌گردد. مدل‌هایی مبتنی بر برنامه‌ریزی چندهدفه به گونه‌ای طراحی شده که هم طبیعت چند هدفه انتخاب پرتفوی، هم ملاحظات مورد نظر سرمایه‌گذار و هم ماهیت غیرقطعی بازدهی آتی دارایی‌ها را نیز در نظر بگیرد. استفاده از منطق فازی در مدل‌های چهارهدفه، نسبت به وضعیتی که از منطق فازی در طراحی و استفاده از این مدل‌ها استفاده نشود، نتایج مطلوب‌تری را ایجاد می‌نماید (سلیمی و همکاران، ۱۳۹۷). بیان و چوان (۲۰۰۹) با استفاده از تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها، کارایی تکنیکی شرکت‌های ذغال سنگ چین را اندازه‌گیری کرده، سپس به بررسی رابطه بین کارایی و ساختار سرمایه در آن شرکت‌ها پرداختند. محققان نشان دادند که بین ساختار سرمایه و کارایی تکنیکی رابطه‌ای عکس شکل U وجود دارد. همچنین آنها نشان دادند که شرکت‌های مورد بررسی باید نسبت بدهی خاصی را برای خود ایجاد کنند؛ به گونه‌ای که اگر نسبت بدهی از آن نسبت خاص بیشتر شود، کارایی تکنیکی کاهش خواهد یافت. محمودی و همکاران (۱۳۹۲) به بررسی رابطه نسبت‌های سودآوری با کارایی در موسسات آموزش عالی غیر دولتی با استفاده از تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها پرداختند. نتایج نشان می‌دهد تمامی نسبت‌های سودآوری محاسبه شده به غیر از نسبت سودخالص به ارزش ویژه ارتباط معنی‌داری با میزان کارایی بدست آمده توسط تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها را نشان می‌دهد. تکنیک پوششی داده‌ها (DEA) و مدل بی-سی-سی با ماهیت خروجی برای محاسبه‌ی امتیاز کارایی شرکت‌های تولیدی بر اساس شاخص‌های گزارشگری مالی و رتبه‌بندی آنها با استفاده از مدل اندرسون - پیترسون (A&P) قابل انجام است. با انتخاب شاخص‌های کارایی که شامل ۷ ورودی و ۱ خروجی نتایج حاصل از اجرای مدل مبین آن است که امتیاز کارایی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس برای دوره مورد بررسی جداگانه محاسبه شده، بدین صورت شرکت‌هایی که در هر دوره مورد بررسی دارای امتیاز کارایی یک بوده به عنوان شرکت‌های کارا و مابقی شرکت‌های دارای امتیاز کمتر از یک، به عنوان شرکت‌های ناکارا می‌باشد. نتایج تحقیق حاکی از توانایی بالای مدل ریاضی DEA در تعیین شرکت‌های کارا و رتبه‌بندی بر اساس اطلاعات گزارش شده صورت‌های مالی آنها است (حاجیها و قیلاوندی، ۱۳۹۱). با توجه به موارد فوق فرضیه پژوهش به شرح زیر بیان ارائه می‌گردد:

فرضیه:

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی بر مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها، نسبت به روش‌های موجود نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

### ۳- روش شناسی پژوهش

در این پژوهش یک مدلی جامع برای انتخاب پرتفوی چند منظوره در محیط فازی با استفاده از مدل نیمه واریانس میانگین و مدل تحلیل اطلاعات با بازده مقطعی ارایه شده است. داده‌های پژوهش از ۴۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بدست آمد. داده‌های مورد نیاز از ابتدای سال ۱۳۹۶ تا انتهای سال ۱۳۹۶ تهیه شد. ۱۶ پارامتر مالی مورد استفاده قرار گرفت. نسبت شارپ، مدل بازده مقطعی در چارچوب نسبت شارپ و الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره برای حل مدل بهینه سازی سهام چند منظوره توسعه داده و استفاده گردید. تجزیه و تحلیل با نرم افزار متلب انجام شد.

جدول ۱- بازده فازی دوزنقه ای از 40 سهام

	$a_i$	$b_i$	$\alpha_i$	$\beta_i$		$a_i$	$b_i$	$\alpha_i$	$\beta_i$
1	0.131	0.162	0.311	0.522	21	-0.017	0.077	0.251	0.277
2	0.451	0.039	0.121	0.457	22	0.059	0.072	0.118	0.258
3	-0.130	-0.041	0.714	0.317	23	0.051	0.079	0.211	0.214
4	-0.033	0.012	0.381	0.325	24	0.034	0.027	0.174	0.247
5	-0.003	0.035	0.163	0.310	25	-0.004	0.032	0.263	0.094
6	0.042	0.043	0.162	0.368	26	-0.008	0.008	0.084	0.088
7	0.068	0.142	0.352	0.328	27	0.063	0.088	0.133	0.227
8	0.005	0.028	0.168	0.381	28	-0.142	0.087	0.551	0.311
9	0.000	0.036	0.151	0.344	29	0.013	0.091	0.219	0.384
10	-0.016	0.039	0.421	0.351	30	0.035	0.052	0.179	0.366
11	0.016	0.029	0.148	0.172	31	0.153	0.194	0.384	0.388
12	-0.047	-0.006	0.630	0.194	32	0.078	0.108	0.318	0.355
13	0.025	0.048	0.258	0.084	33	0.046	0.089	0.184	0.654
14	0.009	0.071	0.165	0.095	34	0.019	0.023	0.320	0.549
15	0.072	0.111	0.194	0.421	35	0.088	0.192	0.88	0.942
16	-0.015	0.063	0.118	0.398	36	0.017	0.084	0.279	0.885
17	0.071	0.118	0.140	0.235	37	0.512	0.087	0.155	0.121
18	0.055	0.091	0.212	0.284	38	0.017	0.081	0.162	0.194
19	0.069	0.087	0.144	0.412	39	0.187	0.219	0.453	0.620
20	0.013	0.063	0.232	0.388	40	0.199	0.234	0.521	0.557

جدول ۲- ورودی‌ها و خروجی‌ها

نوع	پارامتر	جنبه‌ها
ورودی‌ها	حجم دریافتی	استفاده از دارایی
	حجم موجودی کالا	
	حجم دارایی	
	نسبت جاری	نقدینگی
	نسبت سریع	
	نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام	
	نسبت اهرم	اهرم
	پرداخت بدهی-I	
	پرداخت بدهی-II	
خروجی‌ها	بازده حقوق صاحبان سهام	سودآوری
	بازده دارایی‌ها	
	حاشیه سود خالص	
	سود هر سهم (EPS)	
	نرخ رشد درآمد	رشد
	نرخ رشد درآمد خالص	
	نرخ رشد سود در هر سهم	

سپس کرم شبتاب به صورت زیر حرکت می‌کند:

$$\omega_i^{t+1} = g_i^* + \alpha_t \epsilon_i^t \quad (18)$$

در اینجا  $g_i^*$  بهترین موقعیت است که با مجموعه  $w_k$  داده شده بدست می‌آید. و از معادله زیر را استفاده می‌کنیم:

$$\alpha_t = \alpha_0 0.9^t \quad (19)$$

که  $\alpha_0$  فاکتور تصادفی ابتدایی است. در انتها، روش به کارگیری الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره طبق الگوریتم ۱ شرح داده می‌شود.

#### ۴- یافته‌های پژوهش

##### ۴-۱- آزمایش‌های عددی

مثالی را در نظر گرفتیم که توسط مشایخی و عمرانی (۲۰۱۶) معرفی شده بود. در این مثال، منبع داده از ۴۰ شرکت از بورس اوراق بهادار تهران گرفته شده است. بازده فازی دوزنقه ای از ۴۰ اوراق بهادار

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

در جدول ۱ نشان داده شده است. علاوه بر این، داده‌های مورد نیاز برای ورودی‌ها و خروجی تحلیل پوششی داده‌ها از آخرین صورت‌های مالی منتشر شده توسط شرکت‌ها دوره ابتدای سال ۱۳۹۶ تا انتهای سال ۱۳۹۶ بدست می‌آید. همانند مشایخی و عمرانی (۲۰۱۶)، ۱۶ پارامتر ورودی/خروجی مالی مورد استفاده قرار می‌گیرند که در جدول ۲ ارائه شده است. در حل مدل (۹)، رتبه‌های بازده مقطعی از شرکت‌ها در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- رتبه شرکت‌ها با بازده مقطعی

	$e_i$		$e_i$
1	-1.135	21	-0.319
2	-4.458	22	-0.458
3	-2.031	23	-9.651
4	-0.924	24	-6.258
5	-0.088	25	--0.619
6	-37.225	26	-1.649
7	-0.311	27	-1.612
8	-0.354	28	-3.958
9	-0.411	29	-0.519
10	-0.587	30	-0.997
11	-0.512	31	-1.771
12	-0.394	32	-0.066
13	-1.374	33	-0.885
14	-9.654	34	-2.541
15	-1.614	35	-0.527
16	-0.911	36	-0.711
17	-1.889	37	-0.339
18	-0.228	38	-0.556
19	-0.428	39	-1.025
20	-0.811	40	-0.523

۴-۲- آزمایش الگوریتم

پارامترهای MOFA طبق ادامه هستند: بزرگترین تولید تا ۱۰۰ تنظیم شده است، SN=50،  $\alpha_0=0.5$  و  $\beta_0 = 0.2$  و  $\gamma = 1$ . به علاوه  $\varepsilon_i$  و  $\delta_i$ ، ۰، ۰،۵ و ۰،۲ هستند و  $i=1,2, \dots, n$  است. مقادیر دیگر پارامترهای کنترلی برای الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه سازی مجموعه ذرات (PSO) و FA ساده، در زیر ارائه شده است.



فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و یکم / زمستان ۱۳۹۸

تنظیم GA: احتمال تقاطع  $p_c$  و احتمال جهش  $p_m$  به ترتیب ۰,۹ و ۰,۱ است. روش انتخاب رولت چرخ و روش تقاطع یک تقاطع تک نقطه است.

تنظیم PSO: فاکتور وزن اینرسی  $\omega$ ، ۰,۸ ایت، فاکتور مطالعه  $c_1$  و  $c_2$  هر دو ۱,۵ هستند.

تنظیمات FA ساده: مقادیر پارامترها با MOFA یکسان هستند.

جدول ۴ - مقایسه بازده الگوریتم‌های مختلف در  $m=۸$

الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره	الگوریتم کرم شب تاب (FA)	بهینه سازی ذرات (PSO)	الگوریتم ژنتیک (GA)		
۰,۲۲۱	۰,۲۱۳	۰,۱۸۱	۰,۲۱۱	ماکزیمم	بازده
۰,۰۴۴	۰,۰۳۳	۰,۰۳۱	۰,۰۶۱	مینیمم	
۰,۱۲۲	۰,۱۱۵	۰,۱۱۰	۰,۱۵۲	میانگین	
۰,۰۳۷	۰,۰۳۶	۰,۰۳۲	۰,۰۱۹	انحراف معیار	
۰,۰۴۹	۰,۰۵۸	۰,۰۵۱	۰,۰۵۱	ماکزیمم	ریسک
۰,۰۰۸	۰,۰۱۱	۰,۰۱۰	۰,۰۱۷	مینیمم	
۰,۰۱۹	۰,۰۲۲	۰,۰۲۲	۰,۰۲۷	میانگین	
۰,۰۰۷	۰,۰۰۹	۰,۰۰۹	۰,۰۰۸	انحراف معیار	
-۰,۱۹۳	-۰,۱۹۸	-۰,۳۰۹	-۰,۲۶۱	ماکزیمم	نسبت شارپ
-۲,۰۰۸	-۲,۰۲۴	-۳,۶۵۱	-۲,۷۴۱	مینیمم	
-۰,۸۴۷	-۰,۷۷۸	-۰,۸۹۴	-۱,۲۱۹	میانگین	
۰,۷۲۱	۰,۶۷۲	۰,۶۲۱	۰,۷۰۲	انحراف معیار	

جدول ۵- برخی از راه حل های بهینه پاره تو در  $m=8$

پرتفوی	بازده	ریسک	نسبت شارپ
۱	۰,۱۹۱	۰,۰۳۲	-۰,۲۶
۲	۰,۱۶۲	۰,۰۲۷	-۰,۳۱
۳	۰,۱۵۱	۰,۰۲۵	-۰,۳۴
۴	۰,۱۱۹	۰,۰۱۷	-۰,۲۲
۵	۰,۱۰۱	۰,۰۲۱	-۰,۲۸
۶	۰,۰۹۷	۰,۰۱۴	۰,۴۳
۷	۰,۱۲۷	۰,۰۱۹	-۰,۵۲
۸	۰,۱۳۸	۰,۰۲۲	-۰,۴۱
۹	۰,۱۷۴	۰,۰۳۱	-۰,۶۱
۱۰	۰,۱۴۱	۰,۰۲۰	-۰,۶۲

علاوه بر این، در مجموع هر آزمایش ۲۰ بار انجام می شود. با قدرتمندی  $m$  برابر ۸، پارامترهای شاخص عملکرد مانند حداکثر، حداقل، میانگین و استاندارد انحراف معیار (SD) از سه هدف با استفاده از الگوریتم های مختلف در جدول ۴ طبقه بندی شده اند. بهترین نتایج ارائه شده اند. از جدول ۴، می توان به راحتی مشاهده کرد که در بیشتر موارد، حداقل، حداکثر و میانگین نتایج حاصل از الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره بهتر از آنهایی است که برای الگوریتم های دیگر ذکر شده اند. بنابراین، الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره پیشنهادی، یک راه حل دقیقتر نسبت به برخی از الگوریتم های استاندارد ابتکاری است. علاوه بر این، می بینیم که مقادیر SD حاصل از الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره بالاتر از مقادیری است که با الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی ذرات بدست آورده شده است، و این امر بیان می کند که الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره منجر به تنوع در راه حل می شود. مرزهای بازده تقریبی که به طور تصادفی توسط الگوریتم ژنتیک، بهینه سازی ذرات، الگوریتم کرم شب تاب و الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره، بر اساس  $m$  برابر ۸، تولید می شوند، در شکل ۱ نشان داده شده است. واضح است که در میان چهار الگوریتم، توزیع الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره بهترین است، در حالی که این توزیع در سه الگوریتم دیگر، متمرکزتر است. علاوه بر این، می توانیم ببینیم که در اغلب موارد، راه حل های الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره، بازده بزرگ، ریسک کوچک و نسبت شارپ بهتر در بازده را نشان می دهند.

جدول ۶- برخی از راه حل های بهینه پاره تو در  $m=10$

پرتفوی	بازده	ریسک	نسبت شارپ
۱	۰,۱۸۲	۰,۰۳۰	-۰,۶۷
۲	۰,۱۷۷	۰,۰۲۴	-۰,۳۹
۳	۰,۱۴۵	۰,۰۲۳	-۰,۵۳
۴	۰,۱۱۰	۰,۰۱۴	-۰,۳۶
۵	۰,۰۹۸	۰,۰۱۹	-۰,۳۵
۶	۰,۰۸۸	۰,۰۱۳	-۰,۴۲
۷	۰,۱۱۹	۰,۰۱۸	-۰,۳۳
۸	۰,۱۲۷	۰,۰۲۰	-۰,۶۰
۹	۰,۱۶۶	۰,۰۳۳	-۰,۳۹
۱۰	۰,۱۵۲	۰,۰۱۷	-۰,۳۴

جدول ۷- برخی از راه حل های بهینه پاره تو در  $m=12$

پرتفوی	بازده	ریسک	نسبت شارپ
۱	۰,۱۶۶	۰,۰۲۹	-۰,۶۳
۲	۰,۱۵۷	۰,۰۲۷	-۰,۴۱
۳	۰,۱۴۲	۰,۰۲۲	-۰,۵۲
۴	۰,۱۲۸	۰,۰۱۴	-۰,۳۴
۵	۰,۱۱۰	۰,۰۱۷	-۰,۳۸
۶	۰,۰۹۷	۰,۰۱۸	-۰,۳۹
۷	۰,۱۰۱	۰,۰۱۰	-۰,۲۱
۸	۰,۱۱۸	۰,۰۲۲	-۰,۵۵
۹	۰,۱۳۹	۰,۰۲۸	-۰,۳۵
۱۰	۰,۱۴۳	۰,۰۱۹	-۰,۳۱

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

۳-۴-آزمایش مدل

برای مدل پیشنهاد شده (۱۰)، با توجه به  $m$  برابر ۸، ۱۰، ۱۲ و ۱۵ به ترتیب، برخی از راه حل‌های پاره تو در جداول ۵، ۶، ۷ و ۸ ارائه شده است. ابتدا، تنوع پرتفوی‌ها را در رابطه با معیارهای ذکر شده ارائه می‌دهیم. در جدول ۵، اوراق بهادار با بازده متغیر و نسبت شارپ بازده در میان راه حل‌های مدل پیشنهاد شده است. علاوه بر این، تصمیم گیرندگان می‌توانند ترجیحات خود را بین معیارهای ذکر شده در انتخاب پرتفوی از راه حل‌های پاره تو، توزین کنند که این راه حل‌ها از مدل (۱۰) محاسبه می‌شود. اگر تصمیم گیرنده بیشتر اثرگرا باشد، او می‌تواند هفتمین پرتفوی را انتخاب کند، در صورتی که او می‌خواهد بازده بیشتری داشته باشد، می‌تواند اولین پرتفوی را انتخاب کند. به همین ترتیب، پرتفوی‌های چهارم و پنجم، نسبت شارپ بازده مشخصی دارند. سپس، افرادی که از ریسک دوری می‌کنند، می‌توانند پرتفوی کارهای قبلی خود را انتخاب کنند، در حالی که ریسک‌گراها می‌توانند دومی را انتخاب کنند. برنامه‌ها تنوع خوبی دارند و سرمایه‌گذار می‌تواند پرتفوی‌های رضایت بخش را بر اساس ترجیحات بین سه هدف سرمایه گذاری، انتخاب کند.

جدول ۸- برخی از راه حل‌های پاره تو در  $m=15$

پرتفوی	بازده	ریسک	نسبت شارپ
۱	۰,۱۴۷	۰,۰۲۷	-۰,۵۲
۲	۰,۱۳۳	۰,۰۲۶	-۰,۳۱
۳	۰,۱۴۰	۰,۰۲۰	-۰,۴۲
۴	۰,۱۰۹	۰,۰۱۶	-۰,۲۸
۵	۰,۰۹۱	۰,۰۱۹	-۰,۳۱
۶	۰,۰۸۸	۰,۰۲۱	-۰,۳۳
۷	۰,۰۹۴	۰,۰۱۴	-۰,۲۴
۸	۰,۱۰۱	۰,۰۱۸	-۰,۴۷
۹	۰,۱۱۸	۰,۰۲۴	-۰,۲۹
۱۰	۰,۱۰۹	۰,۰۱۶	-۰,۳۳

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و یکم / زمستان ۱۳۹۸

در نهایت، به منظور نشان دادن اثربخشی مدل پیشنهاد شده (۱۰)، با توجه به  $m=6$ ، برای  $\delta$  برابر ۰،۳، ۰،۵، ۰،۷ و به ترتیب نتایج را با نتایج بدست آمده از مدل پرتفوی میانگین نیمه واریانس احتمالی، یعنی، مدل (۷)، مقایسه کردیم. سه مقدار تابع هدف، یعنی بازده، ریسک و نسبت شارپ، در جدول ۹ آمده است. از جدول ۹، می‌توان به راحتی مشاهده کرد که در بیشتر موارد، مدل پیشنهادی (۱۰) بازده پرتفوی‌ها را در بازده تقریباً یکسان افزایش می‌دهد. علاوه بر این می‌توان نتیجه گرفت که نسبت بازده شارپ به دست آمده از مدل پیشنهادی بهتر از مدل پرتفوی میانگین نیمه واریانس احتمالی است.

جدول ۹- برخی از راه حل‌های پارامتر  $m=6$

						پرتفوی	
نسبت شارپ	ریسک	بازده	نسبت شارپ	ریسک	بازده		
-۲،۶۵۴	۰،۰۳۳	۰،۲۱	-۱،۲۵۴	۰،۰۳۵	۰،۲۳	۱	$\delta = 0.3$
-۲،۱۴۷	۰،۰۲۴	۰،۱۱	-۱،۰۰۴	۰،۰۱۵	۰،۱۲	۲	$\delta = 0.3$
-۲،۰۳۱	۰،۰۱۸	۰،۱۵	-۰،۸۷۴	۰،۰۲۸	۰،۲۰	۳	$\delta = 0.3$
-۱،۴۷۱	۰،۰۱۹	۰،۱۹	-۰،۵۴۷	۰،۰۲۲	۰،۱۹	۴	$\delta = 0.3$
-۱،۰۰۷	۰،۰۲۱	۰،۱۸	-۰،۶۷۸	۰،۰۱۸	۰،۱۷	۵	$\delta = 0.3$
-۱،۱۴۹	۰،۰۱۸	۰،۱۶	-۰،۸۱۰	۰،۰۱۵	۰،۱۴	۶	$\delta = 0.3$
-۱،۵۲۶	۰،۰۱۷	۰،۱۴	-۰،۷۷۲	۰،۰۱۸	۰،۱۵	۷	$\delta = 0.3$
-۰،۸۷۴	۰،۰۱۴	۰،۱۸	-۰،۹۱۰	۰،۰۲۱	۰،۱۸	۸	$\delta = 0.3$
-۰،۷۷۳	۰،۰۲۱	۰،۱۰	-۱،۱۲۵	۰،۰۱۰	۰،۱۰	۹	$\delta = 0.3$
-۰،۶۶۴	۰،۰۲۲	۰،۱۹	-۱،۳۸۸	۰،۰۱۹	۰،۲۱	۱۰	$\delta = 0.3$
-۱،۲۲۷	۰،۰۲۰	۰،۲۴	-۱،۰۷۷	۰،۰۴۱	۰،۲۷	۱	$\delta = 0.5$
-۲،۹۹۲	۰،۰۱۸	۰،۱۲	-۰،۵۹۱	۰،۰۱۰	۰،۱۳	۲	$\delta = 0.5$
-۲،۸۸۳	۰،۰۱۴	۰،۱۴	-۰،۶۷۷	۰،۰۱۳	۰،۱۴	۳	$\delta = 0.5$
-۲،۰۷۱	۰،۰۱۵	۰،۱۳	-۱،۴۷۹	۰،۰۱۴	۰،۱۵	۴	$\delta = 0.5$
-۱،۲۶۳	۰،۰۱۸	۰،۲۱	-۰،۸۸۱	۰،۰۱۲	۰،۱۳	۵	$\delta = 0.5$
-۰،۶۳۳	۰،۰۲۳	۰،۲۴	-۰،۷۷۳	۰،۰۲۳	۰،۲۱	۶	$\delta = 0.5$
-۰،۷۱۲	۰،۰۲۱	۰،۱۸	-۰،۶۹۰	۰،۰۳۱	۰،۲۳	۷	$\delta = 0.5$
-۰،۹۸۱	۰،۰۳۱	۰،۱۱	-۰،۶۶۴	۰،۰۱۸	۰،۱۸	۸	$\delta = 0.5$

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

-۰,۸۸۶	۰,۰۳۰	۰,۲۱	-۰,۸۳۷	۰,۰۰۸	۰,۱۰	۹	$\delta = 0.5$
-۱,۲۱۱	۰,۰۲۸	۰,۲۶	-۰,۷۷۹	۰,۰۲۵	۰,۲۱	۱۰	$\delta = 0.5$
-۱,۱۱۷	۰,۰۳۸	۰,۱۵	-۱,۲۶۷	۰,۰۴۱	۰,۲۶	۱	$\delta = 0.7$
-۱,۶۴۹	۰,۰۳۳	۰,۱۸	-۱,۰۶۶	۰,۰۱۹	۰,۱۹	۲	$\delta = 0.7$
-۱,۳۳۴	۰,۰۲۷	۰,۲۴	-۱,۴۷۸	۰,۰۱۰	۰,۱۲	۳	$\delta = 0.7$
-۱,۴۷۸	۰,۰۲۴	۰,۲۱	-۱,۱۱۴	۰,۰۲۵	۰,۲۱	۴	$\delta = 0.7$
-۱,۳۹۲	۰,۰۲۱	۰,۱۹	-۱,۲۱۹	۰,۰۲۹	۰,۲۴	۵	$\delta = 0.7$
-۰,۹۶۴	۰,۰۱۸	۰,۲۲	-۰,۸۲۲	۰,۰۱۸	۰,۱۸	۶	$\delta = 0.7$
-۰,۸۳۴	۰,۰۱۹	۰,۲۰	-۰,۶۶۴	۰,۰۱۱	۰,۱۳	۷	$\delta = 0.7$
-۱,۲۰۸	۰,۰۲۱	۰,۲۱	-۰,۷۹۳	۰,۰۱۹	۰,۱۸	۸	$\delta = 0.7$
-۲,۱۰۱	۰,۰۲۰	۰,۱۵	-۰,۵۸۳	۰,۰۲۳	۰,۲۰	۹	$\delta = 0.7$
-۲,۳۴۵	۰,۰۲۲	۰,۱۷	-۱,۰۱۸	۰,۰۱۴	۰,۱۶	۱۰	$\delta = 0.7$

۵- بحث و نتیجه گیری

تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها یک مدل برنامه ریزی خطی است که با استفاده از متغیرهای ورودی و خروجی که برای مدل تعیین و وارد آن می‌گردد، اقدام به ساخت یک مرز کارایی می‌کند و هر واحد تصمیم گیرنده (شرکت) به نسبت فاصله‌ای که با مرز کارایی دارد، یک عدد به نام کارایی به خود اختصاص می‌دهد (حسینی و نجفی، ۱۳۹۱). تحلیل پوششی داده‌ها ابزاریست که بطور وسیع در مطالعات اندازه‌گیری کارایی موسسات و بخش‌های مختلف بکار گرفته شده است. یکی از مسائل مهم که بحثی پایان ناپذیر است تعیین ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد (سلیمی و همکران، ۱۳۹۷). به دلیل کارایی منطبق فازی برای لحاظ کردن نظرات کارشناسی و عدم اطمینان موجود در بازارهای مالی، استفاده از این منطق می‌تواند یکی از راه‌های مفید برای مدل کردن بازده دارایی‌ها در مسئله پرتفوی باشد. با توجه به این مسائل محققان به این نتیجه رسیدند که استفاده از منطق فازی، که بازده‌ها در آن به عنوان یک عدد فازی در نظر گرفته می‌شود می‌تواند مفید واقع شود (تاناکا و گو، ۱۹۹۹). تحلیل مارکویتز از ریسک، هنگامی کاربردپذیر و قابل استفاده است که بازده‌ها دارای توزیع نرمال بوده و یا تابع مطلوبیت برای حداکثر شدن درجه دوم باشد. هرچند می‌توان گفت که متداول ترین معیار بهینه سازی سبد سرمایه گذاری، سنجش میانگین و واریانس است ولی ابزارهای دیگری نیز توسط محققان مورد بررسی قرار گرفته است. از آنجایی که در چندمعیاره بودن طبیعت بهینه سازی انتخاب پرتفوی تردیدی وجود ندارد، لذا استفاده از تکنیک‌های بهینه سازی چندمنظوره، توجهات بسیاری را برای حل این نوع از مسائل به خود معطوف

نموده است (سلیمی و همکاران، ۱۳۹۷). مهمترین مسئله مطرح برای سرمایه گذاری به خصوص در آغاز فعالیت اقتصادی، مسئله نحوه تخصیص سرمایه به یک یا چند گزینه مختلف سرمایه گذاری است تا ضمن داشتن حداکثر بازده، حداقل ریسک را متحمل شوند. این موضوع در ادبیات اقتصادی به عنوان مسئله انتخاب پرتفولیو مطرح است و هر روزه تلاش‌های گسترده‌ای برای بهبود روش‌های بررسی و تحلیل سهام در بازارهای مالی دنیا صورت می‌پذیرد. تلاش در جهت بهبود روش‌های تجزیه و تحلیل سهام بویژه در بازارهای مالی که تنوع سهام در آنها بسیار بالاست منجر به پدید آمدن روش‌های نوینی گردیده است. این پژوهش یک مدل جامع برای مدل انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی با استفاده از مدل‌های میانگین نیمه واریانس و مدل‌های بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها، ارائه شد. با الهام از ایده نسبت شارپ، یک مدل جدید با بازده مقطعی ارائه شد. علاوه بر این، ما یک مدل جامع را که به طور همزمان بازده، ریسک، بازده پرتفوی‌ها، محدوده نگهداری و قدرتمندی را در نظر می‌گرفت، فرمول بندی کردیم. علاوه بر این، الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره برای حل مدل پیشنهاد شده، توسعه داده شد. الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره پیشنهادی، یک راه حل دقیق‌تر نسبت به برخی از الگوریتم‌های استاندارد ابتکاری است. همچنین مقادیر SD حاصل از الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره بالاتر از مقادیری است که با الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی ذرات بدست آورده شده است، و این امر بیان می‌کند که الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره منجر به تنوع در راه حل می‌شود. در اغلب موارد، راه حل‌های الگوریتم کرم شب تاب چندمنظوره، بازده بزرگ، ریسک کوچک و نسبت شارپ بهتر در بازده را نشان می‌دهند. نسبت بازده شارپ به دست آمده از مدل پیشنهادی بهتر از مدل پرتفوی میانگین نیمه واریانس احتمالی است. نتایج عددی نشان داد که بین راه حل‌های پاره تو مدل پیشنهاد شده برای مبادلات سرمایه گذاران تنوع خوبی وجود دارد. برای تحقیقات آینده، بعضی‌از اهداف گوناگون یا محدودیت‌های واقع گرایانه می‌توانند به مدل پیشنهاد شده (چولگی، کشیدگی، نقدینگی) اضافه شوند. علاوه بر این، برای ارزیابی عملکرد الگوریتم کرم شب تاب چند منظوره، می‌توان از برخی شاخص‌ها همچون فاصله تولید (GD)، فاصله (S)، اندازه‌گیری متنوع ( $\Delta$ ) استفاده کرد. بنابراین نتایج نشان داد که انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی بر مدل بازده مقطعی تحلیل پوششی داده‌ها، نسبت به روش‌های موجود نتایج بهتری را ارائه می‌دهد.

## منابع

- (۱) امیری، مقصود؛ مهسا محبوب قدسی. (۱۳۹۴). مدل برنامه ریزی خطی فازی برای مسئله انتخاب سبد سهام بهینه، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۶، دوره ۶، شماره ۲۳، صفحه ۱۰۵-۱۱۸.
- (۲) حسینی، سیدعلی اکبر؛ یوسف نجفی. (۱۳۹۱). تعیین ساختار بهینه سرمایه با استفاده از شاخص های سنجش عملکرد مبتنی بر ارزش به کمک تحلیل پوششی داده ها (DEA)، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۱۲، صفحه ۳۹-۵۹.
- (۳) حاجیها، زهره؛ مونا قیلاوی. (۱۳۹۱). استفاده از تکنیک تحلیل پوششی داده ها برای سنجش کارایی شرکت های تولیدی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل مبتنی بر گزارشگری مالی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۶، دوره ۳، شماره ۱۲، صفحه ۱۱۱-۱۳۰.
- (۴) رستمی، محمدرضا؛ محمود کلانتری بنجار؛ عادل بهزادی. (۱۳۹۴). گشتاورهای مراتب بالاتر در بهینه سازی سبد سهام در محیط فازی، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۳، دوره ۶، شماره ۲۴، صفحه ۴۱-۶۲.
- (۵) سلیمی، محمد جواد؛ محمد تقی تقوی فرد؛ میرفیض فلاح شمس؛ هادی خواجه زاده دزفولی. (۱۳۹۷). بهینه یابی تکاملی چهارهدفه فازی و غیرفازی سبد سرمایه گذاری در بورس اوراق بهادار تهران، مقاله ۱، دوره ۹، شماره ۳۶، صفحه ۱-۱۶.
- (۶) محمودی محمد؛ حسین بدیعی؛ روح اله رضازاده. (۱۳۹۲). بررسی رابطه نسبت های سودآوری با کارایی در موسسات آموزش عالی غیر دولتی با استفاده از تکنیک تحلیل پوششی داده ها (DEA)، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۱، دوره ۴، شماره ۱۶، صفحه ۱-۲۲.
- (۷) فلاح پور، سعید؛ پیرایش شیرازی نژاد، حسین. (۱۳۹۷). تشکیل پرتفوی سهام با استفاده از مدل تحلیل ممیز قطری درجه دو و وزن دهی بر اساس احتمال پسین، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۵، دوره ۹، شماره ۳۴، صفحه ۸۵-۱۰۳.
- (۸) فتحی، محمدرضا؛ امید فرجی؛ عمران کریمی جوقی. (۱۳۹۶). ارائه مدل ترکیبی مبتنی بر روش اولویت بندی فازی و کپراس جهت انتخاب سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، مقاله ۷، دوره ۸، شماره ۳۲، صفحه ۱۲۹-۱۴۹.
- 9) Anagnostopoulos K, Mamanis G (2011) Multiobjective evolutionary algorithms for complex portfolio optimization problems. *Comput Manag Sci* 8:259-279
- 10) Avkiran NK (2001) Investigating technical and scale efficiencies of Australian Universities through data envelopment analysis. *Socio- Econ Plan Sci* 35:57-80



- 11) Bacanin N, TubaM(2014) Firefly algorithm for cardinality constrained mean-variance portfolio optimization problem with entropy diversity constraint. *Sci World J* 2014:721521
- 12) Ballester E (2005) Mean-semivariance efficient frontier: a downside risk model for portfolio selection. *Appl Math Finance* 12:1–15
- 13) Bermúdez JD, Segura JV, Vercher E (2012) A multi-objective genetic algorithm for cardinality constrained fuzzy portfolio selection. *Fuzzy Sets Syst* 188:16–26.
- 14) Branda M (2013) Diversification-consistent data envelopment analysis with general deviation measures. *Eur J Oper Res* 226:626–635
- 15) Carlsson C, Fullér R (2001) On possibilistic mean value and variance of fuzzy numbers. *Fuzzy Sets Syst* 122:315–326
- 16) Carlsson C, Fullér R, Majlender P (2002) A possibilistic approach to selecting portfolios with highest utility score. *Fuzzy Sets Syst* 131:13–21.
- 17) Charnes A, Cooper WW, Rhodes E (1978) Measuring the efficiency of decision making units. *Eur J Oper Res* 2:429–444
- 18) Chen W (2015) Artificial bee colony algorithm for constrained possibilistic portfolio optimization problem. *Physica A* 429:125–139
- 19) Chen W, Gai YX, Gupta P (2018) Efficiency evaluation of fuzzy portfolio in different risk measures via DEA. *Ann Oper Res* 269:103–127
- 20) Chen W, Wang Y, Mehlawat MK (2018) A hybrid FA–SA algorithm for fuzzy portfolio selection with transaction costs. *Ann Oper Res* 269:129–147
- 21) Cura T (2009) Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. *Nonlinear Anal Real World Appl* 10:2396–2406
- 22) Doyle JR, Green R (1994) Efficiency and cross-efficiency in data envelopment analysis: derivatives, meanings and uses. *J Oper Res Soc* 45:567–578
- 23) Fister I, Fister I Jr, Yang XS, Brest J (2013) A comprehensive review of firefly algorithms. *Swarm Evol Comput* 13:34–46
- 24) Fried HO, LovellCAK, Schmidt SS, Yaisawarng S (2002) Accounting for environmental effects and statistical noise in data envelopment analysis. *J Prod Anal* 17:157–174
- 25) Gouveia MDC, Neves ED, Dias LC, Antunes CH (2017) Performance evaluation of Portuguese mutual fund portfolios using the valuebased
- 26) DEA method. *J Oper Res Soc* 3:1–13
- 27) Grigorian DA, Manole V (2006) Determinants of commercial bank performance in transition: an application of data envelopment analysis. *Comp Econ Stud* 48:497–522
- 28) Grootveld H, Hallerbach W (1999) Variance vs downside risk: Is there really that much difference? *Eur J Oper Res* 114:304–319

- 29) Gupta P, Mehlawat MK, Saxena A (2008) Asset portfolio optimization using fuzzy mathematical programming. *Inf Sci* 178:1734–1755
- 30) Hu JL, Kao CH (2007) Efficient energy-saving targets for APEC economies. *Energy Policy* 35:373–382
- 31) Jensen MC (1968) The performance of mutual funds in the period 1945–1964. *J Finance* 23:389–416
- 32) Joro T, Na P (2006) Portfolio performance evaluation in a mean-variance-skewness framework. *Eur J Oper Res* 175:446–461
- 33) Konno H, Yamazaki H (1991) Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Manag Sci* 37:519–531
- 34) Konno H, Shirakawa H, Yamazaki H (1993) A mean-absolute deviation skewness portfolio optimization model. *Ann Oper Res* 45:205–220
- 35) Krink T, Paterlini S (2011) Multiobjective optimization using differential evolution for real-world portfolio optimization. *Comput Manag Sci* 8:157–179
- 36) Liagkouras K, Metaxiotis K (2018) Multi-period mean-variance fuzzy portfolio optimization model with transaction costs. *Eng Appl Artif Intell* 67:260–269
- 37) Lim S, Oh KW, Zhu J (2014) Use of DEA cross-efficiency evaluation in portfolio selection: an application to Korean stock market. *Eur J Oper Res* 236:361–368
- 38) Liu WB, Zhou ZB, Liu DB, Xiao HL (2015) Estimation of portfolio efficiency via DEA. *Omega* 52:107–118
- 39) Liu YJ, Zhang WG (2013) Fuzzy portfolio optimization model under real constraints. *Insur Math Econ* 53:704–711
- 40) Liu YJ, Zhang WG (2015) A multi-period fuzzy portfolio optimization model with minimum transaction lots. *Eur J Oper Res* 242:933–941
- 41) Lwin K, Qu R, Kendall G (2014) A learning-guided multi-objective evolutionary algorithm for constrained portfolio optimization. *Appl Soft Comput* 24:757–772
- 42) Markowitz H (1952) Portfolio selection. *J Finance* 7:77–91
- 43) Markowitz H (1959) Portfolio selection: efficient diversification of investments. Wiley, New York
- 44) Mashayekhi Z, Omrani H (2016) An integrated multi-objective Markowitz-DEA cross-efficiency model with fuzzy returns for portfolio selection problem. *Appl Soft Comput* 38:1–9
- 45) Mehlawat MK (2016) Credibilistic mean-entropy models for multiperiod portfolio selection with multi-choice aspiration levels. *Inf Sci* 345:9–26
- 46) Murthi BPS, Choi YK, Desai P (1997) Efficiency of mutual funds and portfolio performance measurement: a non-parametric approach. *Eur J Oper Res* 98:408–418
- 47) Ogryczak O, Ruszczyński A (1999) From stochastic dominance mean risk model: semideviation as risk measure. *Eur J Oper Res* 116:33–50

- 48) Ruiz JL, Sirvent I (2017) Fuzzy cross-efficiency evaluation: a possibility approach. *Fuzzy Optim Decis Mak* 16:1–16
- 49) Saborido R, Ruiz AB, Bermudezc JD, Vercher E, Luque M (2016) Evolutionary multi-objective optimization algorithms for fuzzy portfolio selection. *Appl Soft Comput* 39:48–63
- 50) SaeidifarA, PashaE(2009) The possibilistic moments of fuzzy numbers and their applications. *J Comput Appl Math* 223:1028–1042
- 51) Sharpe WF (1966) Mutual fund performance. *J Bus* 39:119–138
- 52) Shaw DX, Liu S, Kopman L (2008) Lagrangian relaxation procedure for cardinality-constrained portfolio optimization. *Optim Method Softw* 23:411–420
- 53) Sherman HD (1984) Hospital efficiency measurement and evaluation, empirical test of a new technique. *Med Care* 22:922–938
- 54) Speranza MG (1993) Linear programming models for portfolio optimization. *J Finance* 14:107–123.
- 55) Tanaka,H., and P. Guo,(1999) "Portfolio selection based on upper and lower exponential possibility distributions," *European Journal of Operational Research*, vol. 111, pp. - 121 111.
- 56) Tarnaud AC, Leleu H (2017) Portfolio analysis with DEA: prior to choosing a model. *Omega* 75:57–76
- 57) Tofallis C (1996) Improving discernment in DEA using profiling. *Omega* 24:361–364
- 58) Vercher E, Bermúdez JD (2015) Portfolio optimization using a credibility mean-absolute semi-deviation model. *Expert Syst Appl* 42:7121–7131
- 59) Wang B, Wang S, Watada J (2011) Fuzzy portfolio selection models with value-at-risk. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 19:758–769
- 60) Yang XS (2008) *Nature-inspired metaheuristic algorithms*. Luniver Press, London
- 61) Yang XS, He X (2013) Firefly algorithm: recent advances and applications. *Int J Swarm Intell* 1:36–50
- 62) Zadeh LA (1965) Fuzzy set. *Inf Control* 8:338–353
- 63) ZhangWG, Liu YJ, Xu WJ (2012) A possibilistic mean-semi variance entropy model for multi-period portfolio selection with transaction costs. *Eur J Oper Res* 222:341–349
- 64) Zhou ZB, Jin QY, Xiao HL,Wu Q, LiuWB (2018) Estimation of cardinality constrained portfolio efficiency via segmented DEA.*Omega* 76:28–37
- 65) Zhou ZB, Liu XH, Xiao HL, Wu SJ, Liu YY (2018) A DEA-based MOEA/D algorithm for portfolio optimization. *Clust Comput* 4:1–10

انتخاب پرتفوی چند منظوره فازی مبتنی.../محمدی نوده، احمدی موسی آباد، اسدی، بابایی و محمدی

66) Zhou ZB, Xiao HL, Jin QY, LiuWB (2018) DEA frontier improvement and portfolio rebalancing: an application of china mutual funds on considering sustainability information disclosure. Eur J Oper Res 269:111–131.