

# روشی جدید به منظور خوشه‌بندی داده‌های سرعت باد در نیروگاه‌های بادی با استفاده از الگوریتم‌های FCM و PSO

حسین افراخته و یاسر بستانی املشی

خوشه‌بندی داده‌ها در قالب مباحث شناسایی الگو مورد مطالعه قرار می‌گیرد. در این فرآیند، داده‌هایی که ارتباط قوی‌تری با یکدیگر دارند در یک خوشه قرار می‌گیرند، به طوری که ارتباط این خوشه با سایر خوشه‌ها حداقل ممکن باشد [۲]. به عبارت دیگر داده‌های مربوط به یک خوشه تا حد ممکن مشابه هم و متفاوت با داده‌های خوشه‌های دیگر خواهد بود. معیارهای مختلفی برای خوشه‌بندی با توجه به نوع داده‌ها به کار گرفته می‌شود که از جمله آنها می‌توان به معیارهای فاصله-شدت<sup>۱</sup> و وابستگی اشاره کرد [۳]. از آنجایی که در کاربردهای واقعی، اغلب مرز دقیقی بین داده‌ها وجود ندارد، معمولاً خوشه‌بندی فازی<sup>۲</sup> (FCM) به خوشه‌بندی کلاسیک ترجیح داده می‌شود. در خوشه‌بندی کلاسیک، هر داده دقیقاً به یک خوشه اختصاص دارد؛ در حالی که در خوشه‌بندی فازی هر داده بر اساس موقعیت مربوطه می‌تواند به بیش از یک خوشه هم تعلق داشته باشد. میزان تعلق هر داده به خوشه مربوطه با درجه عضویت بیان می‌گردد [۴]. [۵]

تاکنون مطالعات بسیاری در مورد خوشه‌بندی داده‌ها انجام شده است. از جمله در [۶] روشی برای دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم FCM انجام شده است. در [۷] روشی برای دسته‌بندی فازی برای داده‌های مشخص مربوط به یک سیستم ارائه شده است. در مراجع فوق از یک تابع هدف کاملاً جداگانه برای نیل به خوشه‌بندی استفاده شده است. در [۸] روشی بر اساس ترکیب الگوریتم‌های FCM و PSO که از تابع هدف FCM بهره می‌برد، استفاده شده است.

در این مقاله اطلاعات واقعی مقادیر ثبت شده سرعت باد در یکی از ایستگاه‌های هواشناسی کشور با استفاده از روش ابتکاری PSO به صورت فازی خوشه‌بندی شده و نتایج بدست آمده از این روش با پاسخ‌های حاصل از روش FCM مقایسه می‌گردد. همچنین برای نشان دادن قابلیت‌های روش ارائه شده، نتایج حاصل از خوشه‌بندی با این روش با نتایج خوشه‌بندی به روش K-means نیز مقایسه شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر روش PSO همگرایی بهتری در مقایسه با الگوریتم‌های FCM و K-means داشته و در زمان کمتری به جواب بهینه خواهد رسید. در نهایت، مطالعات موردنی با استفاده از داده‌های حقیقی سرعت باد در بازه‌های زمانی مشخص انجام شده و نتایج بدست آمده مورد تجزیه و تحلیل قرار خواهد گرفت.

## ۲- خوشه‌بندی

هدف از خوشه‌بندی، تقسیم داده‌ها به مجموعه‌ای از دسته‌ها است که در آن داده‌های هر دسته شباهت و نزدیکی بیشتری در مقایسه با داده‌های سایر دسته‌ها به هم دارند. الگوریتم‌های مختلفی برای خوشه‌بندی ارائه

2. Density-Distance  
3. Fuzzy Clustering

چکیده: یکی از روش‌های رایج در خوشه‌بندی داده‌ها، استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی فازی FCM است. اما معمولاً استفاده از این روش هنگامی که حجم داده‌ها زیاد باشد، منجر به توزیع ناهمگون داده‌ها می‌گردد. در این مقاله روشی جدید برای خوشه‌بندی داده‌های سرعت باد در نیروگاه‌های بادی ارائه شده است. در این روش، داده‌های سرعت باد با استفاده از الگوریتم PSO خوشه‌بندی شده و نتایج بدست آمده با پاسخ‌های روش‌های خوشه‌بندی FCM و K-means مقایسه گردیده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش ارائه شده همگرایی بهتری نسبت به روش‌های FCM و K-means داشته و این وضعیت به ویژه در شرایطی که حجم بالاتری از داده‌ها در اختیار باشد، محسوس شده خواهد بود.

**کلید واژه:** خوشه‌بندی، نیروگاه بادی، PSO، K-means، FCM

## ۱- مقدمه

یکی از مسائلی که نیروگاه‌های بادی همواره با آنها مواجه هستند، وجود عدم قطعیت در میزان ظرفیت قابل استحصال توان الکتریکی به‌وسیله این واحدها است. این مسئله ناشی از رفتار و عملکرد تصادفی مؤلفه‌های مختلف حاکم بر نیروگاه‌های بادی از جمله تغییرات انفاقی انرژی ورودی مکانیکی آن است که به‌وسیله نیروی باد تأمین می‌گردد. به عبارت دیگر، به‌دلیل تغییرات مستمر عوامل مختلف، از جمله شرایط جوی و اقلیمی، سرعت و زمان تداوم باد همواره به صورت تصادفی تغییر می‌کند. همچنین به‌دلیل تعدد اطلاعات ثبت شده سرعت باد در ایستگاه‌های هواشناسی که تعیین کننده مقدار توان مکانیکی ورودی به توربین‌های بادی است، بررسی دقیق آنها بدون استفاده از روش‌های کاربردی امکان‌پذیر نخواهد بود. بدیهی است چنانچه بتوان رفتار و مقادیر سرعت باد را به درستی ارزیابی نمود، میزان ظرفیت قابل استحصال واحدهای تولیدی بادی نیز با قطعیت بیشتری برآورد خواهد شد [۱].

یکی از روش‌های کاربردی در ارزیابی و تحلیل اطلاعات متعدد ثبت شده سرعت باد در ایستگاه‌های هواشناسی و یا ایستگاه‌های نصب شده در مزارع بادی<sup>۳</sup>، خوشه‌بندی داده‌های است. به کمک این روش ضمن کاهش حجم داده‌های ثبت شده سرعت باد، می‌توان مقدار سطوح توانی قابل تولید به‌وسیله این واحدها را به صورت مقادیر احتمالی چندسطحی تعیین نمود. بدیهی است، برآورد دقیق‌تر میزان توان قابل برداشت به‌وسیله واحدهای بادی می‌تواند مبنای سرمایه‌گذاری و توسعه بیشتر این واحدها قرار گیرد.

این مقاله در تاریخ ۲۶ بهمن ماه ۱۳۸۸ دریافت و در تاریخ ۱۳ دی ماه ۱۳۸۹ بازنگری شد.

حسین افراخته، گروه مهندسی برق - قدرت، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت، گیلان (email: ho\_afrakhte@gilan.ac.ir).  
یاسر بستانی املشی، گروه مهندسی برق - قدرت، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت، گیلان (email: bostani.yaser@gmail.ir).

1. Wind Farm

قدم دوم: در هر تکرار، مراکز خوشها را با استفاده از (۵) محاسبه کرده و يك مقدار برای  $m$  انتخاب کنيد.

قدم سوم:  $\mu_i^{(t+1)}$  را با استفاده از (۶) محاسبه کرده و کد اوليه را در تکرار  $(t+1)$  آم به هنگام کنيد.

قدم چهارم:  $p^{(t+1)}$  و  $p^{(t+1)}$  را با يكديگر مقاييسه نمایيد. اگر  $|p^{(t+1)} - p^{(t)}| \leq \epsilon$ ، روند تكرارها متوقف شود. در غير اين صورت به مرحله دوم بازگشته و مقدار  $t$  را افزایش دهيد.

لازم به ذکر است که بر اساس محاسبات تحليلي، تاکنون در الگوريتم FCM هيج مقدار مشخصی برای  $m$  محاسبه نشده است، اما ثابت شده است که اگر  $m$  به سمت بنيهای ميل کند، الگوريتم FCM، فازی تر می شود. معمولاً مقدار  $m$  را عددی بزرگتر از ۱ در نظر می گيرند [۹].

### ۳-۲ الگوريتم پيشنهادی PSO

الگوريتم PSO يك روش بهينه سازی مبتنی بر قواعد احتمال است که در سال ۱۹۹۵ برای اولین بار با الهام از رفتار پرندهان در هنگام جستجوی غذا، توسط کندی و ابرهارت ابداع شد [۱۰]. در اين الگوريتم ابتدا يك مجموعه جواب اوليه تولید می شود. سپس برای يافتن جواب بهينه در فضای پاسخ های ممکن، با به هنگام کردن نسلها، جستجوی پاسخ انجام می گيرد. هر ذره به صورت چند بعدی با دو مقدار موقعیت و سرعت تعريف می گردد و در هر مرحله از حرکت ذره، با دو شاخص سرعت و موقعیت، بهترین پاسخها از لحاظ شايسنگی برای تمام ذرات تعیين می شوند [۱۱].

برای حل مسائل خوشبندی فازی، بردارهای مرکزی خوشها را به عنوان متغيرهای اصلی مسئله در نظر گرفته و با عملگرهای خاص، موقعیت و سرعت آنها به هنگام می شود. قدم های اجرای الگوريتم پيشنهادی به شرح ذيل است:

قدم اول: مقدار  $t$  را برابر صفر در نظر گرفته و پaramترهای  $x$ ،  $w$ ،  $c_v$ ،  $c_c$ ،  $c_r$ ،  $\epsilon$ ،  $v$  و  $m$  را در (۴)، (۷) و (۸) مقداردهی کنيد.

قدم دوم:  $\mu_{ik}^{(t)}$  را با استفاده از (۶) برای همه ذرات محاسبه کرده و مقدار  $p^{(t+1)}$  را به هنگام نمایيد.

قدم سوم: بهترین موقعیت را برای هر ذره و نیز برای تمام ذرات تعیين کنيد.

قدم چهارم: پaramترهای سرعت و موقعیت را برای تمام ذرات با استفاده از (۷) و (۸) به هنگام کنيد

$$V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + Vel_{id}(t+1) \quad (7)$$

$$Vel_{id}(t+1) = aVel_{id}(t) + c_v\phi_i[\rho_{id}(t) - V_{id}(t)] + c_r\phi_i[(\rho_{gd}(t) - V_{id}(t))] \quad (8)$$

که در آن:

$V_{id}(t)$ : بيانگ مرکز ذره  $i$  ام در تکرار  $t$ .

$Vel_{id}(t)$ : سرعت ذره  $i$  ام در تکرار  $t$ .

$c_v$  و  $c_r$ : اعداد ثابت بين ۰/۱ و ۱/۴.

$\rho_{id}(t)$ : وزن پaramتر سرعت که معمولاً ۰/۴ تا ۰/۹ است.

$P_{id}(t)$ : بهترین جواب ذره  $i$  ام در تکرار  $t$ .

$P_{gd}(t)$ : بهترین جواب به دست آمده بين تمام ذرات تا تکرار  $t$  ام.

قدم پنجم: مقدار  $p^{(t+1)}$  را به هنگام نمایيد.

قدم ششم:  $p^{(t+1)}$  و  $p^{(t)}$  را با هم مقاييسه نمایيد. چنانچه  $|p^{(t+1)} - p^{(t)}| \leq \epsilon$ ، روند بهينه سازی متوقف شده و در غير اين صورت، مقدار  $t$  را يك واحد افزایش داده و به قدم سوم برگردید.

شده که از جمله آنها می توان به روش ابتکاري<sup>۱</sup>، سلسله مراتبي<sup>۲</sup> و خوشبندی به کمک افراز كردن اشاره کرد. الگوريتم های خوشبندی فازی، روش های افراز كننده ای هستند که جهت تخصيص داده ها به مجموعه ای از خوشها به کار می روند. در اين الگوريتم ها با استفاده از يكتابع هدف که به عنوان شاخص ارزيزیابی به کار می رود، داده های موجود به صورت بهينه خوشبندی می شوند.

### ۱-۲ خوشبندی فازی (FCM)

به منظور بيان روش خوشبندی فازی (FCM)، مجموعه ای از داده های  $\{x_1, \dots, x_n\}$  مد نظر قرار می گيرد. هدف خوشبندی فازی، دسته بندی داده ها به تعداد  $C$  خوش است که به صورت ماتريسي  $U = [\mu_{ik}] C \cdot n$  بيان شده و در آن  $\mu_{ik}$  درجه عضويت و تعلق داده  $k$  ام به خوش  $C$  ام است که به صورت زير مدل می گردد

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} \leq 1 \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^n \mu_{ik} \leq n \quad (3)$$

$$k = 1, 2, \dots, n \quad , \quad i = 1, 2, \dots, c$$

که در آن  $i$  تعداد خوشها و  $k$  تعداد داده ها می باشد. از طرف ديگر می توان نشان داد که با کمینه کردن تابع هدف زير، داده های موجود در هر خوش نسبت به داده های موجود در خوش های ديگر از شباهت بيشتر برخوردار خواهند بود [۳]

$$J(p) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c [\mu_{ik}]^m \|x_k - V_i\|^r \quad (4)$$

که در آن  $m$  عددی بزرگتر از يك است که ميزان درجه عضويت را کنترل می کند،  $x_k$  بردار داده ها،  $V_k$  مرکز خوش  $i$  ام و  $\|x_k - V_i\|^r$  نيز فاصله اقلیدسي بين بردار داده ها و مراكز خوشها است.

### ۲-۲ الگوريتم اجرای FCM برای حل بهينه

در مباحث خوشبندی داده ها، شاخص های مختلفی بيان می گردد که غالباً مبتنی بر مراكز خوشها هستند. برای کمینه کردن (۴)، باید همواره (۵) و (۶) در تكرارهای مختلف به هنگام شوند

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n [\mu_{ik}]^m x_k}{\sum_{k=1}^n [\mu_{ik}]^m} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (5)$$

$$\mu_{ik}^{(t+1)} = [\sum_{j=1}^c (\frac{\|x_k - V_j^{(t)}\|^r}{\|x_k - V_i^{(t)}\|^r})^{\frac{1}{m-1}}]^{-1} \quad (6)$$

که در آن  $\mu_{ik}^{(t+1)}$  درجه عضويت داده  $k$  ام در تکرار  $t+1$  است. اجرای الگوريتم پيشنهادی دارای مراحل زير خواهد بود: قدم اول: مقدار  $t$  را برابر صفر در نظر گرفته و يك کد اوليه  $(^*)$  ايجاد کنيد.

1. Heuristics

2. Hierarchical

جدول ۱: مقایسه تابع هدف با روش‌های FCM و PSO برای خوشبندی داده‌های سرعت باد به دو خوش.

مطالعه موردي	روش	مقدار تابع هدف
مطالعه اول	FCM	۱۰۵,۴۲۷۶
	PSO	۱۰۵,۱۱۲۳
مطالعه دوم	FCM	۲۷۷,۰۹۷۷۸
	PSO	۲۷۷,۰۱۹۴
مطالعه سوم	FCM	۴۵۴,۷۹۴۸
	PSO	۴۵۳,۰۱۹۸
مطالعه چهارم	FCM	۲۷۲۸,۷۶۹۰
	PSO	۲۷۱۸,۱۰۹۶
مطالعه پنجم	FCM	۱۴۰,۹۸,۶۴۰۰
	PSO	۱۴۰,۴۴,۰۳۲۲

جدول ۲: مقایسه تابع هدف با روش‌های FCM و PSO برای خوشبندی داده‌های سرعت باد به سه خوش.

مطالعه موردي	روش	مقدار تابع هدف
مطالعه اول	FCM	۴۳,۸۳۹۴
	PSO	۴۳,۶۲۲۲
مطالعه دوم	FCM	۱۴۵,۹۶۴۹
	PSO	۱۴۵,۲۳۳۹
مطالعه سوم	FCM	۲۰۱,۲۴۰۲
	PSO	۲۰۰,۱۳۹۶
مطالعه چهارم	FCM	۱۲۰,۷۴۴۱۹
	PSO	۱۲۰,۱,۰۹۷۴
مطالعه پنجم	FCM	۶۲۳۸,۴۴۸۳
	PSO	۶۲۰,۴,۷۱۶۶

نتایج روش FCM، نسبت به حالت‌های قبلی اختلاف بیشتری را نشان می‌دهد که در جدول‌های ۱ و ۲ به وضوح دیده می‌شود.

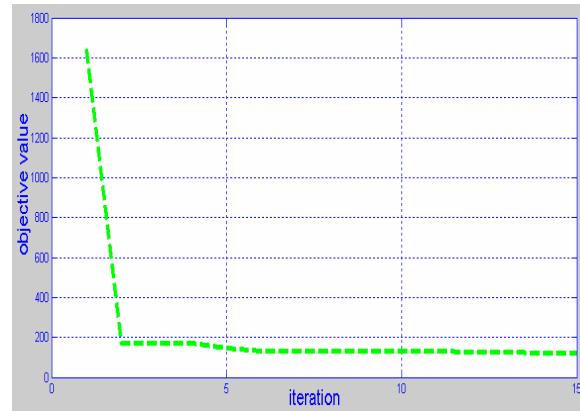
### ۵-۳ مطالعه موردي پنجم

در این مرحله، داده‌های سرعت باد در بازه زمانی یک ماه (از تاریخ ۲۰۰۷/۱۱/۲۷ تا ۲۰۰۷/۱۲/۲۷) مورد مطالعه قرار گرفته است. نتایج حاصل از خوشبندی این داده‌ها شامل مقادیر مقایسه‌ای تابع هدف در جدول‌های ۱ و ۲ داده شده است.

نتایج بدست آمده در این حالت‌ها نشان می‌دهد که مقدار محاسبه شده تابع هدف با الگوریتم PSO کمتر از مقادیر بدست آمده از الگوریتم FCM است. همچنین ملاحظه می‌گردد که با افزایش تعداد داده‌ها، تفاوت دو روش بیشتر نمایان می‌گردد. در واقع زمانی که مقدار تابع هدف کمتر شود، بردار مرکزی خوشة‌ها مقدار بهینه‌تری به خود اختصاص می‌دهند. نتیجه دیگری که از مقایسه این دو جدول حاصل می‌شود، آن است که با افزایش تعداد خوشه‌ها، مقدار تابع هدف به مراتب کاهش بیشتری پیدا خواهد کرد.

شکل ۱ مقدار بدست آمده تابع هدف با روش PSO در مطالعه موردي اول را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۲ آرایش داده‌های مطالعه موردي سوم در تقسیم به سه خوشه را نشان می‌دهد.

شکل ۳ آرایش داده‌های مطالعه موردي چهارم جهت خوشبندی داده‌ها با روش PSO به سه خوشه را نشان می‌دهد. در شکل‌های ۴ و ۵ به ترتیب آرایش دسته‌بندی داده‌های مربوط به مطالعه موردي چهارم و پنجم به سه خوشه داده شده است.



شکل ۱: مقدار تابع هدف با روش PSO در مطالعه موردي اول با دو خوش.

## ۳- مطالعات موردي

در این مرحله، شبیه‌سازی‌های مختلفی با استفاده از دو الگوریتم FCM و PSO انجام گرفته که نتایج مربوطه داده شده است. اطلاعات مورد استفاده، مقادیر ثبت‌شده سرعت باد در منطقه چالدران است [۱۲]. در شبیه‌سازی با روش PSO، مقدار  $c_1$  و  $c_2$  برابر ۲، وزن اولیه معادل ۰/۹ و وزن نهایی معادل ۰/۲ در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است با توجه به تصادفی بودن مجموعه جواب‌های اولیه در الگوریتم PSO، اجرای این الگوریتم، پنج بار تکرار و میانگین پاسخ‌های به دست آمده، مد نظر قرار می‌گیرد. این مسئله با رفتار و تغییرات اتفاقی شدید داده‌های سرعت باد تطبیق بیشتری دارد.

### ۱-۳ مطالعه موردي اول

در این مطالعه، داده‌های مربوط به سرعت باد در منطقه چالدران در بازه زمانی ۶ ساعت (از ساعت ۱۲ شب تا ۶ صبح) در تاریخ ۲۰۰۷/۱۱/۲۸ مورد استفاده قرار گرفته است. این داده‌ها به دو خوشبندی تقسیم شده و پس از شبیه‌سازی، مقدار تابع هدف با استفاده از روش PSO برابر ۱۰۵,۱۱۲۳ به دست آمده است. همچنین این داده‌ها با روش PSO به سه خوشه دسته‌بندی شده‌اند که مقدار تابع هدف، معادل ۴۳,۶۲۲۲ به دست آمده که در جدول‌های ۱ و ۲ داده شده است.

### ۲-۳ مطالعه موردي دوم

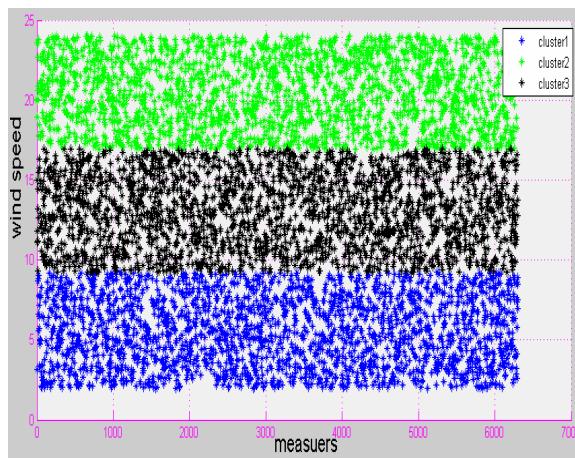
در این شرایط، داده‌های مربوط به سرعت باد در منطقه مذکور در تاریخ ۲۰۰۷/۱۱/۲۸، به مدت زمان ۱۲ ساعت (از ساعت ۰۰:۰۰ تا ۱۱:۵۸) مورد استفاده قرار گرفته است. مقدار تابع هدف در دسته‌بندی به دو و سه خوشه با روش PSO به ترتیب معادل ۲۷۷,۰۱۹۴ و ۱۴۵,۲۳۳۹ به دست آمده است.

### ۳-۳ مطالعه موردي سوم

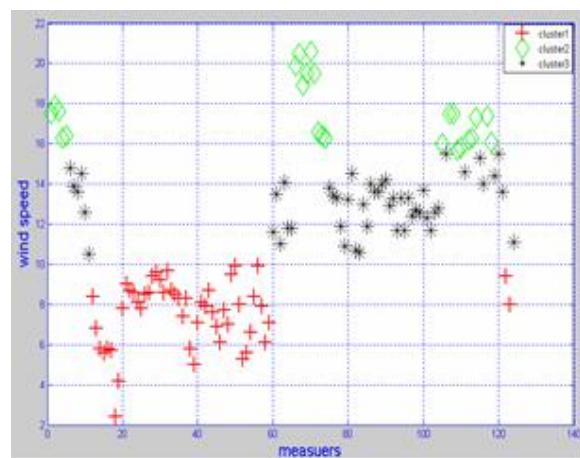
در این شرایط، داده‌های مربوط به سرعت باد در منطقه مذکور در تاریخ ۲۰۰۷/۱۱/۲۸ از ساعت ۰۰:۰۰ تا ۲۳:۵۸ به مدت ۲۴ ساعت مد نظر قرار گرفته است. نتایج مربوط به این مطالعه نیز در جدول‌های ۱ و ۲ داده شده است.

### ۴-۳ مطالعه موردي چهارم

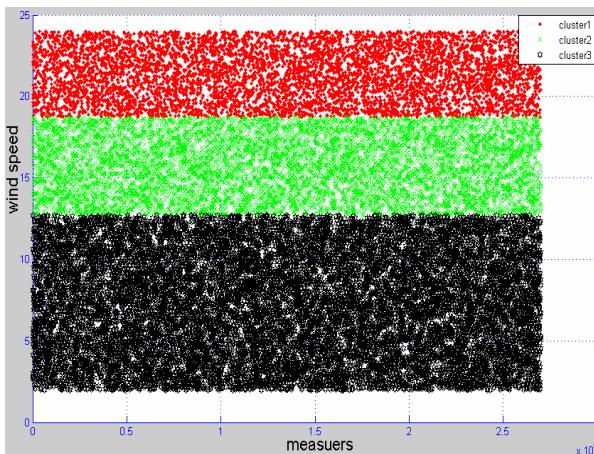
در این مرحله، داده‌های مربوط به سرعت باد در منطقه مذکور در بازه زمانی یک هفته از تاریخ ۲۰۰۷/۱۱/۲۷ تا ۲۰۰۷/۱۲/۳، مورد مطالعه قرار گرفته است. در این مطالعه، مقدار تابع هدف با روش PSO، در مقایسه با



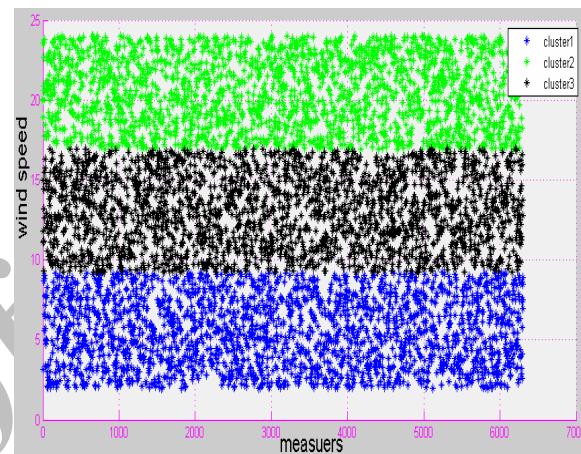
شکل ۳: دسته‌بندی داده‌ها با الگوریتم PSO در مطالعه موردی چهارم با سه خوش.



شکل ۲: آرایش دسته‌بندی داده‌ها با الگوریتم PSO در مطالعه موردی سوم با سه خوش.



شکل ۵: آرایش دسته‌بندی داده‌ها با الگوریتم PSO در مطالعه موردی پنجم با سه خوش.



شکل ۴: آرایش دسته‌بندی داده‌ها با الگوریتم FCM در مطالعه موردی چهارم با سه خوش.

جدول ۳: مقایسه مقادیر شاخص حداقل مجموع مربعات خطأ (MLSE) حاصل از خوشبندی داده‌های سرعت باد به دو خوش با استفاده از روش‌های PSO، FCM و K - MEANS

مطالعات موردی	PSO		FCM		K - means	
	Cen. ۱	Cen. ۲	Cen. ۱	Cen. ۲	Cen. ۱	Cen. ۲
مطالعه اول	۰.۸۸	۰.۶۷	۰.۹۸	۰.۸۹	۰.۹۲	۰.۹۰
مطالعه دوم	۰.۴۵	۰.۵۹	۰.۵	۰.۶۳	۰.۶	۰.۷۲
مطالعه سوم	۰.۷۷	۰.۳۵	۰.۸۵	۰.۴۱	۰.۹۵	۰.۴۴
مطالعه چهارم	۰.۷۶	۰.۶۸	۰.۸۳	۰.۷۱	۰.۹۱	۰.۸
مطالعه پنجم	۰.۶۹	۱.۱۱	۰.۷۱	۱.۲۰	۰.۷۲	۱.۱۸

دیگر ارائه خواهد داد.

#### ۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، دسته‌بندی فازی با روش ابتکاری PSO انجام شده و نتایج به دست آمده با الگوریتم‌های FCM و K - means گردیده است. با بررسی دقیق نتایج به دست آمده ملاحظه می‌گردد که با افزایش تعداد داده‌ها، روش دسته‌بندی با الگوریتم PSO نتیجه بهتری نسبت به روش‌های FCM و K - means انجام شده است. به عبارت دیگر، روش مذکور با کمینه‌کردنتابع هدف، مقدار متغیرهای مربوطه که همان بدرار مرکزی خوش‌ها هستند، را بهینگام کرده و بهترین حالت را برای آنها برآورده است. همچنین نتیجه مهم دیگر آنست که با افزایش تعداد خوش‌ها، مقدار تابع هدف به مراتب کاهش پیدا کرده و داده‌های هر خوش وابستگی بیشتری به هم خواهند داشت.

برای نشان دادن قابلیت‌ها و اعتبار روش پیشنهادی که مبتنی بر الگوریتم PSO است، علاوه بر مقایسه نتایج به دست آمده با روش خوشبندی FCM، در هر پنج مطالعه موردی، خوشبندی با استفاده از روش K - means که یکی دیگر از رایج‌ترین روش‌های خوشبندی است، انجام شده است. برای مقایسه نتایج حاصل از به کار گیری این روش‌ها، از شاخص حداقل مجموع مربعات خطأ<sup>(۱)</sup> (MLSE) نسبت به مراکز خوشبندی تعیین شده از هر روش استفاده شده است. مقدار این شاخص در مطالعات موردی انجام شده بر اساس مراکز داده‌های هر خوش در جدول ۳ داده شده است.

با توجه به جدول ۳ مشاهده می‌شود که شاخص MLSE در هر خوش با روش PSO مقدار کمتری نسبت به سایر روش‌ها داشته و در نتیجه آن، الگوریتم PSO دسته‌بندی مناسب‌تری از داده‌ها در مقایسه با دو روش

1. Minimum Least Squared Error

- [10] J. Kenedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. of the IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [11] C. Y. Chen and F. Ye, "Particle swarm optimization and its application to clustering algorithm," in *Proc. Int. Conf. on Networking, Sensing and Control*, pp. 789-794, Taipei, Taiwan, 2004.
- [12] سازمان انرژی های نو ایران, <http://www.suna.org.ir>

حسین افراخته تحصیلات مقطع کارشناسی رشته مهندسی برق – قدرت را در سال ۱۳۷۰ در دانشگاه تبریز و مقطع کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق – قدرت را در سال ۱۳۷۹ در دانشگاه تربیت مدرس به پایان رساند. سپس، در سال ۱۳۸۶ موفق به اخذ درجه دکترای مهندسی برق – قدرت از دانشگاه تربیت مدرس گردید. وی هم‌اکنون استادیار گروه مهندسی برق دانشگاه گیلان می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: سیستم‌های توزیع، قابلیت اطمینان در سیستم‌های قدرت، منابع تولیدات پراکنده و بازیابی سیستم‌های قدرت.

یاسر بستانی املشی تحصیلات خود را در مقاطع کاردانی و کارشناسی نایپوسته خود را به ترتیب در سال‌های ۸۳ و ۸۵ در دانشگاه‌های شیراز و تربیت معلم سبزوار به پایان رسانده است. سپس تحصیلات در مقطع کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق – قدرت خود را در سال ۱۳۸۹ در دانشگاه گیلان به پایان رساند. وی هم‌اکنون به عنوان عضو هیئت علمی در گروه برق دانشگاه آزاد واحد رودبار فعالیت می‌کند. زمینه‌های مورد علاقه ایشان سیستم‌های قدرت، الگوریتم‌های فرالبتکاری و تولیدات پراکنده است.

## مراجع

- [1] B. Boukhezzar and H. Siguerdidjane, "Comparison between linear and nonlinear control strategies for variable speed wind turbine power capture optimization," *Control Engineering Practice*, vol. 18, no. 12, pp. 1357-1368, Dec. 2010.
- [2] L. X. Wang, *A Course in Fuzzy System and Control*, Hall Co., 1996.
- [3] R. J. Hathaway and J. C. Bezdek, "Recent convergence result for fuzzy c-means clustering algorithms," *J. of Classification*, vol. 5, no. 2, pp. 237-247, Sep. 1988.
- [4] J. G. Klir and B. Yuan, *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, Theory and Applications*, Prentice -Hall Co., 2003.
- [5] T. Gu and B. Ddubuisson, "Similarity of classes and fuzzy clustering," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 340, no. 1, pp. 213-221, Jan. 2002.
- [6] D. W. van der Merwe and A. P. Engelbrecht, "Data clustering using particle swarm optimization," in *Proc. of the IEEE Congress on Evaluation Computations*, vol. 1, pp. 215-220, Canberra, Australia, 2007.
- [7] J. Li, C. -H. Chu, Y. Wang, and W. Yan, "An improved fuzzy clustering method for cellular manufacturing," *Int. J. of Prod. Research*, vol. 45, no. 5, pp. 1049-1062, Mar. 2007.
- [8] E. Mehdizadeh and S. Sadi-Nezhad, "Optimization of fuzzy clustering criteria by a hybrid PSO and FCM clustering algorithm," *Iranian J. of Fuzzy Systems*, vol. 5, no. 3, pp. 1-14, Jan. 2008.
- [9] H. J. Zhang, M. Limouni, and A. Essaid, "A new cluster-validity for fuzzy clustering," *Pattern Recognition*, vol. 32, no. 7, pp. 1089-1097, Jul. 1999.