

روشی جدید برای طبقه‌بندی نانوساختارها

براساس آنالیز سری زمانی و منطق فازی

نوشین بیگدلی* و حامد جباری

گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی^(ه)، قزوین، ایران



چکیده

میزان پراکندگی نانوذرات در نانوساختارها، از مهم‌ترین شاخص‌هایی است که جهت تأیید کارایی روش‌های پیشنهادی در زمینه سنتز نانومواد به کار می‌رود. تصاویر میکروسکوپی الکترونی روبشی نانوذرات دارای اطلاعات ساختاری، شیمیایی و مورفولوژیکی با وضوح بالا در مقیاس نانومتری نانومواد هستند. در این مقاله، یک الگوریتم جدید جهت طبقه‌بندی نانوساختارها با استفاده از این تصاویر ارائه شده است؛ بدین منظور، ابتدا تصاویر میکروسکوپی الکترونی روبشی نانوذرات به سری زمانی تبدیل و مشخصات آنها از طریق روش‌های تحلیل سری زمانی مورد بررسی قرار گرفتند؛ سپس ویژگی‌های آماری این سری‌ها استخراج و به عنوان ورودی‌های یک سامانه استنتاج فازی برای طبقه‌بندی تصاویر میکروسکوپی نانوساختارها در سه گروه خوب، متوسط و بد در نظر گرفته شدند. این الگوریتم بر روی ۶۵ تصویر میکروسکوپی نانوذرات با ابعاد یکسان (۲۵۰×۲۵۰ پیکسل) اعمال شده و دقتی بالاتر از ۹۳ درصد را به دنبال داشته که بسیار مناسب است.

واژگان کلیدی: تصاویر میکروسکوپی الکترونی روبشی نانوذرات، تحلیل سری زمانی، ویژگی‌های آماری، منطق فازی.

A New Method for Classification of Nano-Structures based on Time Series Analysis and Fuzzy Logic

Nooshin Bigdeli* & Hamed Jabbari

Department of Electrical Engineering, Faculty of Technical and Engineering,
Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran

Abstract

Dispersion of nanoparticles in nanostructures is one of the most important indicators designed to verify the effectiveness of proposed methods in the synthesis of nanomaterials. In the recent years, various methods have been suggested for the synthesis of nanostructures in which the Scanning Electron Microscopy (SEM) has been used to show the quality of the nanomaterial. The SEM images of nanoparticles contain structural, chemical and morphological information with high resolution in nanometer scale of nanomaterials.

One of the challenges in the quality of dispersion's nanostructures is detection of agglomeration degree. In some SEM images of nanoparticles, the particles have speeded uniformly and not aggregately. In some of the other SEM images, their particles are agglomerated. Also, there are a few SEM images of nanoparticles that their particles aren't very aggregate or diffused. If the SEM images of nanoparticles with their particles speeded uniformly, are called good images, and the images with their aggregate particles are called bad images, and the images with their particle dispersion between good and bad images, are called average images, the nanomaterials could be classified in categories of good, average, and bad images.

In this paper, a new algorithm has been provided to classify nanostructures using SEM images of nanoparticles. For this purpose, these images were transformed to time series at first (the time series extracted

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

are unique for each SEM image of nanoparticles) and their specifications were investigated through time series analysis methods. Then, statistical specifications of these series were extracted. Six statistical specifications have been extracted for classification of nanostructures. These specifications are as follows: standard deviation, first and second kurtosis, interquartile range, the criterion of Pearson, and skewness. The extracted specifications were used as inputs of a fuzzy inference system for classifying microscopic images of nanostructures into three groups: good, average and bad. This algorithm has been tested on 65 nanoparticles microscopic images with identical size and resulted precision above 93 percent indicated validity of this algorithm.

Keywords: SEM image of nanoparticles; Time series analyses; Statistical features; Fuzzy logic.

۱- مقدمه

نانوفناوری یا فناوری نانو یکی از جدیدترین موضوعات کاربردی در حال رشد و میان‌رشته‌ای است که در دهه اخیر اساس بسیاری از نوآوری‌های نوین به‌شمار می‌رود. در فرهنگ لغات، فناوری نانو عبارت است از توانایی طراحی، ساخت، تولید، کنترل و استفاده مواد در مقیاس نانو [1]. ماهیت فناوری نانو توانایی کار در ابعاد مولکولی حتی زیر یکصد نانومتر با هدف آرایش مولکول‌ها با تغییر در ساختارها و دستیابی به بازده بیشتر است. درواقع، فناوری نانو فرآیند دستکاری و تولید مواد جدید توسط کنترل آنها در مقیاس اتمی است [2]. اندازه ذرات در فناوری نانو بسیار مهم است؛ چون ابعاد مواد در مقیاس نانو در ویژگی‌های آن تأثیرگذار است. مقیاس نانو در مواد مختلف متفاوت است؛ اما به‌طورمعمول نانوذرات^۱ موادی هستند که دست‌کم یکی از ابعاد آنها کوچک‌تر از یکصد نانومتر باشد [3]. امروزه نانوذرات و فناوری نانو کاربردهای متعددی در علوم مختلف از جمله پزشکی [4]، فیزیک کاربردی [5]، تصویربرداری [6]، درمان سرطان [7] و شیمی [8] دارند.

میکروسکوپ الکترونی روبشی^۲ (SEM) با کمک بمباران الکترونی، تصاویر اجسامی به کوچکی ده نانومتر را برای مطالعه تهیه می‌کند. یکی از مهم‌ترین کاربردهای تصاویر حاصله، تحلیل مورفولوژی یعنی شکل، اندازه و نحوه قرارگیری ذرات در سطح نانو ماده است. در سال‌های اخیر روش‌های متنوعی برای سنتز نانوساختارها^۳ پیشنهاد شده است که در بیش‌تر موارد از تصاویر SEM جهت نشان‌دادن کیفی نانوماده حاصله استفاده شده است. یکی از مسائل چالشی در کیفیت‌سنجی نانوساختارها، تشخیص مقدار

کلوخگی^۴ نانوذرات است. در بررسی بسیاری از تصاویر SEM نانوذرات مشاهده می‌شود که نانوساختارها در پراکندگی ذرات و وجود یا عدم وجود کلوخه در ساختارشان با یکدیگر متفاوتند. در برخی از تصاویر SEM، نانوذرات تشکیل دهنده آنها به‌صورت به‌طورکامل منظم و یکنواخت در سراسر ماده پخش می‌شوند. این نظم در برخی تصاویر دیگر وجود ندارد و حتی ممکن است نانوذرات تشکیل‌دهنده آنها به‌هم‌چسبیده و کلوخه شده بوده و دارای پراکندگی کمتری باشند. به‌طور کلی، در بررسی کیفی نانو ساختارها از طریق تصویربرداری به‌کمک SEM، تصاویری که نانوذرات آن به‌طور منظم و یکنواخت در سراسر ماده پخش می‌شوند، تصاویر خوب نامیده می‌شوند؛ هم‌چنین، تصاویری که نانوذرات آن دارای کلوخگی و انباشتگی بوده، تصاویر بد و تصاویری که از نظر پراکندگی نانوذرات بین این دو باشند، تصاویر متوسط نامیده شوند؛ لذا، می‌توان تصاویر نانومواد را از نظر میزان کلوخگی نانوذرات به دسته‌های خوب، متوسط و بد طبقه‌بندی کرد. به‌عنوان مثال در شکل (۱) سه تصویر SEM مربوط به نانوساختارهای خوب، متوسط و بد دیده می‌شود.

به‌طورمعمول، طبقه‌بندی تصاویر نانومواد به‌طور بصری و به‌کمک کارشناس خبره انجام می‌شود که انجام آن، برای برخی تصاویر روش آسانی به‌شمار نمی‌رود. در مراجع، تلاش‌هایی برای بررسی کمی خصوصیات این تصاویر به‌کمک روش‌هایی نظیر نگاشت طیفی [9] و رئولوژی [10] انجام شده است. هم‌چنین، طبقه‌بندی نانوساختارها از لحاظ ابعاد و مفهوم سطح به شکل مهندسی [11]–[12] و یا از لحاظ خواص اتمی و ترکیبات شیمیایی آنها [13] نیز انجام شده و حتی طبقه‌بندی آنها از لحاظ شکل و اندازه ساختارهای سطحی با استفاده از منطق فازی نیز صورت گرفته است [14]؛ اما این طبقه‌بندی نیز مانند سایر مراجع ذکرشده

¹ Nanoparticles

² Scanning Electron Microscope (SEM)

³ Nano-Structures

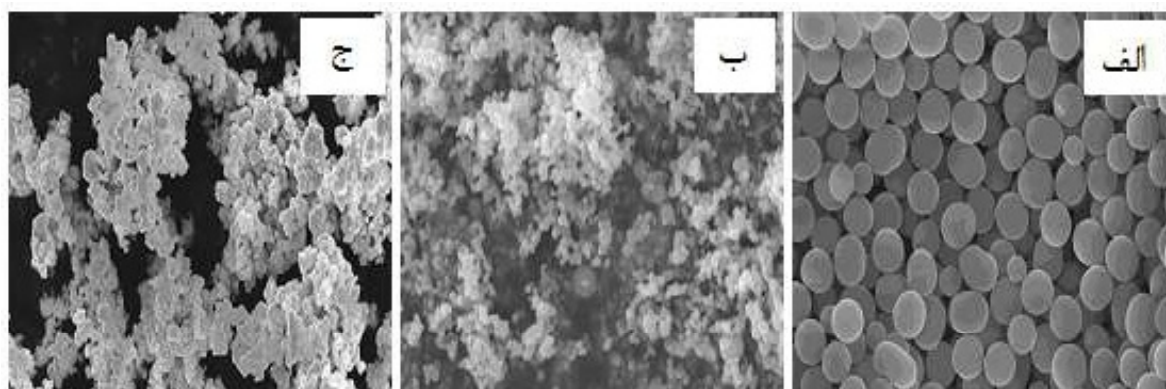
⁴ Agglomeration

محدود به معیارهای ساختاری و ظاهری آنها و عدم استفاده از معیارهای کمی نهفته در تصاویر نانوساختارها بوده است؛ لذا، در این مقاله، یک روش جدید برای طبقه‌بندی خودکار تصاویر SEM نانوذرات بر اساس روش‌های تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی و منطق فازی ارائه شده است. بدین منظور، ابتدا تصاویر مورد نظر به داده‌های عددی و سپس به سری‌های زمانی تبدیل می‌شوند. پس از آن، مشخصات آماری این سری‌های زمانی استخراج می‌شود و مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. با توجه به اینکه سری زمانی مستخرج از هر تصویر منحصر به فرد است، آماره‌هایی را می‌توان یافت که مبین ویژگی‌ها و خصوصیات ساختاری نانوماده مربوطه باشند. با بررسی مشخصه‌های آماری مختلف مستخرج از سری‌های زمانی به‌دست‌آمده، شش آماره مناسب جهت طبقه‌بندی تصاویر تعیین و به‌عنوان ورودی یک سامانه استنتاج فازی در نظر گرفته شده‌اند. این آماره‌ها عبارتند از: انحراف معیار، کشیدگی نخست و دوم، فاصله میان‌چارکی، معیار پیرسن و چولگی. بررسی این معیارها نشان می‌دهد که اگرچه مقادیر مربوط به سه دسته تصویر یادشده بازه‌های متفاوتی دارند؛ اما نمی‌توان مرزبندی قاطعانه‌ای را برای این کمیت‌ها در نظر گرفت؛ لذا، جهت طبقه‌بندی تصاویر از روی معیارهای استخراج‌شده، از یک سامانه استنتاج فازی، بهره گرفته شده است. در این راستا، توابع عضویت مناسب برای ورودی‌ها و خروجی تعریف و نیز جدول قوانین فازی نوشته شده است. برای اطمینان از صحت روش پیشنهادی از ۶۵ تصویر SEM نانوذرات هم‌اندازه استفاده شده است که همگی در ابعاد 250×250 پیکسل هستند. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی دقتی بالاتر از ۹۳٪ در طبقه‌بندی

تصاویر مذکور دارد. همچنین تحلیل خطای طبقه‌بندی مشاهده‌شده نشان می‌دهد که الگوریتم فازی طراحی‌شده در شرایطی که مقادیر معیارها طوری باشند که تصویر مورد نظر قابل طبقه‌بندی در دو گروه متفاوت (که یکی از آن قطعا گروه متوسط است) باشد، گروه متوسط را انتخاب می‌کند که نشان‌دهنده محتاط‌بودن الگوریتم است. البته از آنجا که مبنای مقایسه، نظر کارشناسان است، تفاوت نظرهای کارشناسان مختلف در طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوذرات می‌تواند این محتاط‌بودن را توجیه کند. به هر حال، دقت به‌دست آمده و آنالیز خطای مشاهده شده در خروجی الگوریتم نشانگر کارایی الگوریتم پیشنهادی در طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوذرات است.

با توجه به موارد بالا، نوآوری این مقاله را به دو بخش می‌توان تقسیم کرد: یکی یافتن روشی برای استخراج سری زمانی تصاویر SEM نانوذرات و به‌کارگیری رویکرد تحلیل سری زمانی برای بررسی خصوصیات و استخراج آماره‌های مناسب جهت بیان تفاوت‌ها و طبقه‌بندی آنها؛ دیگری طراحی موتور استنتاج فازی جهت طبقه‌بندی خودکار نانو ساختارها براساس آماره‌های به‌دست آمده.

ساختار این مقاله به این شرح است: در بخش دوم به استخراج و تحلیل سری زمانی تصاویر SEM نانو مواد و تعیین آماره‌های مناسب جهت طبقه‌بندی آنها پرداخته می‌شود. بخش سوم، به روش پیشنهادی جهت طبقه‌بندی تصاویر نانو بر اساس معیارهای به‌دست آمده اختصاص دارد. در بخش چهارم نتایج طبقه‌بندی و تحلیل خطای الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار می‌گیرد. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مقاله نیز در بخش پنجم آمده است.



(شکل-۱): تصاویر SEM نانوذرات. (الف) تصویر SEM سیلیکا که تصویری خوب است. (ب) تصویر SEM نانوذرات نقره که تصویری متوسط است. (ج) تصویر SEM نانوذرات مس که تصویری بد به شمار می‌رود.

(Figure-1): The SEM images of nanoparticles. (a) The SEM image of silica that is a good image, (b) The SEM image of silver nanoparticles that is a average image, (c) The SEM image of copper nanoparticles that is a bad image

۲- استخراج و تحلیل سری زمانی تصاویر میکروسکوپی نانومواد و تعیین آماره‌های مناسب جهت طبقه‌بندی آنها

همان‌گونه که گفته شد، در این مقاله با تبدیل تصاویر SEM نانوساختارها به سری زمانی و تعریف آماره‌های مناسب یک موتور استنتاج فازی جهت طبقه‌بندی خودکار این تصاویر ارائه می‌شود؛ لذا در این بخش، ابتدا به نحوه تبدیل تصاویر SEM به سری زمانی پرداخته می‌شود؛ سپس با تحلیل سری زمانی، آماره‌های مناسب جهت طبقه‌بندی این تصاویر استخراج می‌شود.

۱-۲- تبدیل تصاویر میکروسکوپی نانومواد به سری زمانی

سری زمانی مجموعه‌ای از مشاهدات و داده‌های آماری است که در فواصل زمانی یا با ترتیب و توالی منظمی جمع‌آوری شده باشند. تحلیل سری زمانی شامل روش‌هایی برای تحلیل داده‌های عددی به منظور استخراج ویژگی‌هایی خاص از آنها است. تحلیل سری زمانی در داده‌کاوی [15]، شناسایی آماری الگو [16]، پیش‌بینی [17] و علوم پایه کاربردهای بسیاری دارد. به دلیل آن که اساس کار در تحلیل سری‌های زمانی، تحلیل داده‌های عددی است، برای بررسی هر هدفی در این حوزه باید داده‌های مربوطه را به یک سری زمانی عددی تبدیل کرد؛ لذا، برای بررسی خصوصیات تصاویر SEM نیز باید در ابتدا، تصاویر را به داده‌های مرتب‌شده‌ای از پیکسل‌های تشکیل‌دهنده خود یعنی به سری‌های زمانی آنها تبدیل کرد. در مراجع مختلف، روش‌های مختلفی برای تبدیل تصاویر به سری‌های زمانی جهت داده‌کاوی پیشنهاد شده که هریک پیچیدگی‌ها و کاربرد ویژه‌ای دارند. در [18] روشی بر مبنای مقدار فاصله از مرکز شکل پیشنهاد شده است؛ به طوری که ابتدا مرکز شکل استخراج شده و محاسبه فواصل نقاط محیطی از آن منجر به تولید سری زمانی تصویر می‌شود. روشی که در [19] برای تصاویر ام‌آرای ارائه شده است، با توجه به کوچک‌ترین مستطیل در بردارنده ناحیه مشکوک به حضور تومور و فاصله اواسط نقطه تابش اشعه از نقاط محیطی مستطیل مذکور، سری زمانی تصویر به دست می‌آید. همین روش برای تبدیل تصاویر شبکیه چشم به

سری زمانی نیز استفاده شده است [20]. در علم جغرافیا و هواشناسی نیز برای بررسی و مقایسه تصاویر ماهواره‌ای و نمایان شدن ویژگی‌های پنهان، آنها را به سری زمانی تبدیل می‌کنند. این سری زمانی بر اساس تغییرات موقعیت نقاط ضبط‌شده توسط ماهواره‌های مختلف با توجه به زمان تصویربرداری به دست می‌آید [21].

روشی که برای این منظور، در این مقاله پیشنهاد شده است، استفاده از مفاهیم اولیه پردازش تصویر است که با نرم‌افزار متلب^۱ قابل پیاده‌سازی است. هر تصویر سه‌بعدی همانند تصویر SEM یک نانوساختار، به صورت یک ماتریس سه‌بعدی از اعداد است که ابعاد مذکور به ترتیب بیان‌گر رنگ‌های قرمز، سبز و آبی است. بسته به میزان شدت رنگ هر پیکسل عددی بین صفر تا ۲۵۵ به هر پیکسل از هر بعد آن اختصاص داده می‌شود؛ به طوری که عدد "۰" برای تیره‌ترین و عدد "۲۵۵" برای روشن‌ترین پیکسل است. اگر اعداد ماتریس ذخیره‌شده به صورت ستونی و پشت سر هم چیده شوند، داده‌های مرتب‌شده‌ای از پیکسل‌ها به دست می‌آید که معرف پراکندگی شدت رنگ تصاویر هستند. این روش چیدن پیکسل‌ها در کنار هم منجر به تشکیل دنباله‌ای از اعداد می‌شود که آن را سری زمانی تصویر SEM نانو ساختار می‌توان نامید. این سری زمانی، با معادله (۱) نشان داده شده است و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$X = [D_1 \ D_2 \ D_3] \quad (1)$$

به طوری که:

$$D_1 = [C_1^T \ C_2^T \ \dots \ C_j^T] \quad (2)$$

$$D_2 = [C_1^T \ C_2^T \ \dots \ C_j^T] \quad (3)$$

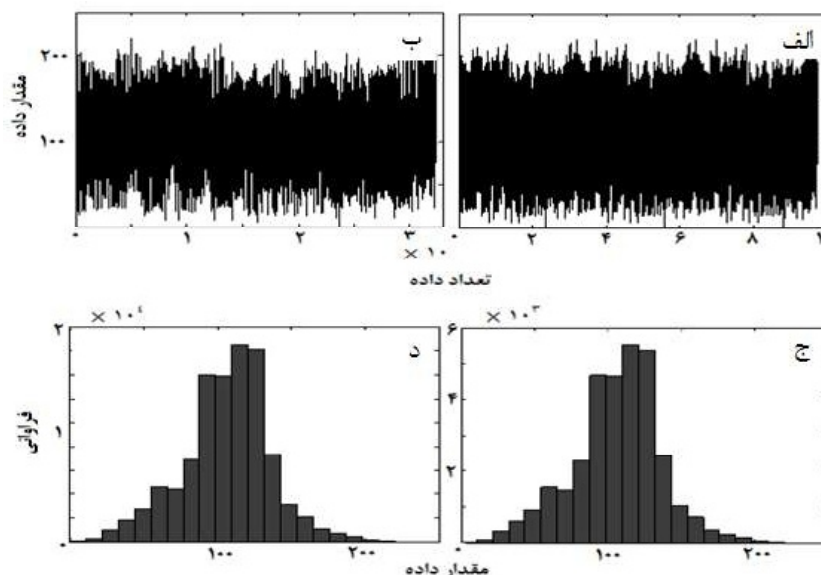
$$D_3 = [C_1^T \ C_2^T \ \dots \ C_j^T] \quad (4)$$

که در آن، C_j ، j امین ستون از پیکسل‌های هر بعد است. نمونه‌ای از سری‌های زمانی برای تصاویر SEM نانوذرات شکل (۱) در شکل‌های (۲-الف)، (۳-الف) و (۴-الف) دیده می‌شود. در این پژوهش، با تکرار الگوریتم بیان‌شده برای تعداد ۶۵ تصویر SEM نانوساختارها و استخراج سری زمانی از آنها، به بررسی خصوصیات آنها پرداخته شده است. با بررسی‌های انجام‌شده در مرحله نخست، این نتیجه حاصل می‌شود که سری زمانی استخراج‌شده برای هر تصویر منحصربه‌فرد است. همچنین مشاهده شد که تمامی

^۱ MATLAB

می‌توان کرد. شکل‌های (۲)، (۳) و (۴) مقایسه هیستوگرام‌های سری زمانی اصلی و یک دوره تناوب از آن را برای هر کدام از تصاویر شکل (۱) نشان می‌دهند. با توجه به این شکل‌ها می‌توان مشاهده کرد که نخست‌این‌که، سری زمانی به‌دست‌آمده از یک دوره تناوب، خصوصیات کل سری زمانی را حفظ می‌کند؛ دوم‌این‌که، هیستوگرام و در نتیجه خصوصیات آماری سه نوع تصویر معرفی‌شده در شکل (۱)، شامل تصاویر خوب، متوسط و بد با یکدیگر متفاوتند.

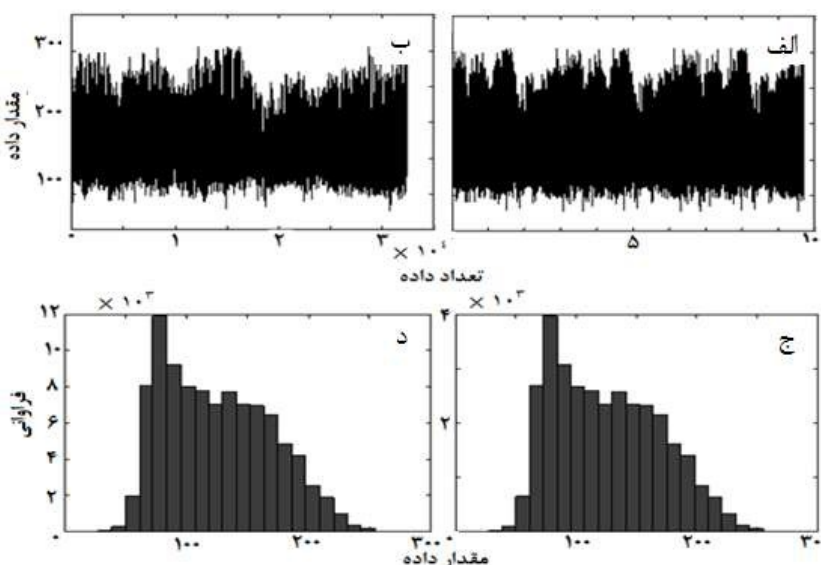
خصوصیات آماری و ویژگی‌های پراکندگی سری زمانی اصلی روی یک دوره تناوب از آن نیز وجود دارد. بنابراین، برای بررسی ویژگی‌های این تصاویر تنها بررسی یک دوره تناوب از سری زمانی آنها کافی است. این کار باعث کاهش حجم محاسبات و افزایش سرعت عمل در پردازش اطلاعات می‌شود. به‌دلیل آن که برای هر تصویر SEM نانوذره یک سری زمانی منحصر‌به‌فرد وجود دارد، برای بررسی ویژگی‌های آن از یک دوره تناوب سری زمانی آن استفاده



(شکل-۲): مقایسه سری زمانی اصلی با یک دوره تناوب از آن در تصویر SEM نانوذرات شکل (۱-الف). (الف) سری

زمانی اصلی، (ب) یک تناوب از سری زمانی، (ج) هیستوگرام شکل (۲-الف)، (د) هیستوگرام شکل (۲-ب)

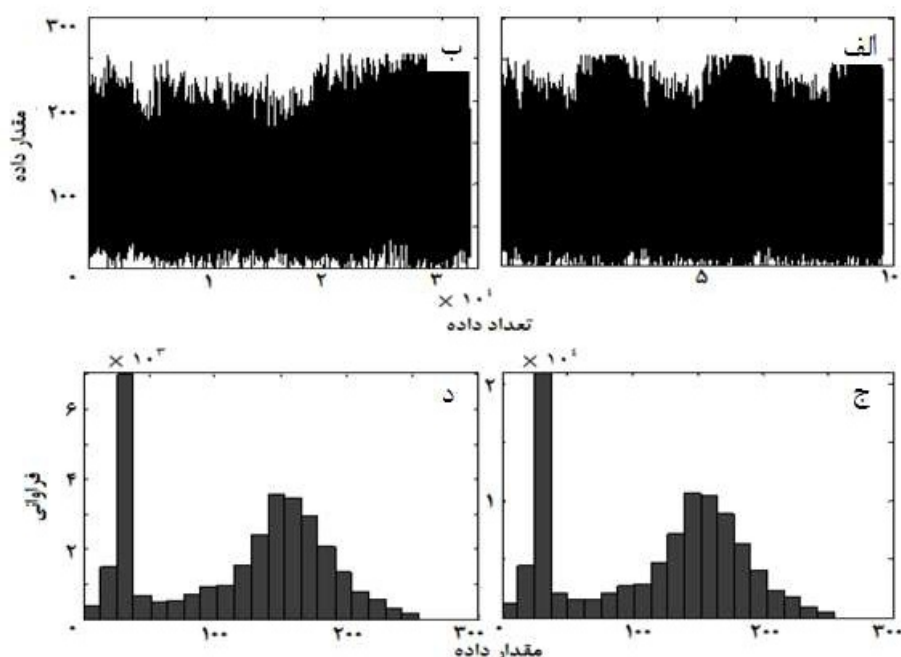
(Figure-2): The comparison of the original time series with a period of its in the SEM image of the nanoparticles of Figure (1-a). (a) The original time series, (b) A period of the time series, (c) The histogram of Figure (2-a), (d) The histogram of Figure (2-b)



(شکل-۳): مقایسه سری زمانی اصلی با یک دوره تناوب از آن در تصویر SEM نانوذرات شکل (۱-ب). (الف) سری

زمانی اصلی، (ب) یک تناوب از سری زمانی، (ج) هیستوگرام شکل (۳-الف)، (د) هیستوگرام شکل (۳-ب)

(Figure-3): The comparison of the original time series with a period of its in the SEM image of the nanoparticles of Figure (1-b). (a) The original time series, (b) A period of the time series, (c) The histogram of Figure (3-a), (d) The histogram of Figure (3-b)



(شکل-۴): مقایسه سری زمانی اصلی با یک دوره تناوب از آن در تصویر SEM نانوذرات شکل (۱-پ). (الف) سری

زمانی اصلی، (ب) یک تناوب از سری زمانی، (ج) هیستوگرام شکل (۴-الف)، (د) هیستوگرام شکل (۴-ب)

(Figure-4): The comparison of the original time series with a period of its in the SEM image of the nanoparticles of Figure (1-c). (a) The original time series, (b) A period of the time series, (c) The histogram of Figure (4-a), (d) The histogram of Figure (4-b)

معیارهای به دست آمده برای این تصاویر را نشان می دهد.

(جدول-۱): پراکندگی آماره های مختلف برای سری های زمانی

تصاویر نانوساختارها

(Table-1): Dispersion of different statistics for the time series of nanostructure images

آماره	تصاویر خوب		تصاویر متوسط		تصاویر بد	
	میانگین	انحراف	میانگین	انحراف	میانگین	انحراف
کمینه	0.2	1.18	0.18	1.13	0.2	0.96
بیشینه	0.13	254	0.12	254	0.14	254.2
میانگین	6.33	101.2	5.76	103.25	6.47	110.2
انحراف معیار	7.24	26.12	8.61	42.38	13.65	62.59
میانه	7.68	10.31	8.7	107.08	7.52	108.6
مد	18.51	34.3	20.37	39.1	15.9	23.2
دامنه	0.08	252.8	0.07	252.87	0.11	253.3
کشیدگی اول	7.91	8.76	0.13	-0.59	0.78	-1.132
کشیدگی دوم	7.14	11.4	0.26	2.31	0.24	1.68
معیار پیرسن	8.58	9.7	7.91	38.25	21.54	66.37
چولگی	0.935	1.7	0.34	0.17	0.061	0.14
چارک اول	0.25	64.9	0.33	65.2	0.28	65.8
چارک سوم	0.31	191.2	0.52	191.6	0.46	193
فاصله میان چارکی	15.28	22.62	62.87	10.47	23.71	115.4

۲-۲- تحلیل سری زمانی تصاویر نانومواد و

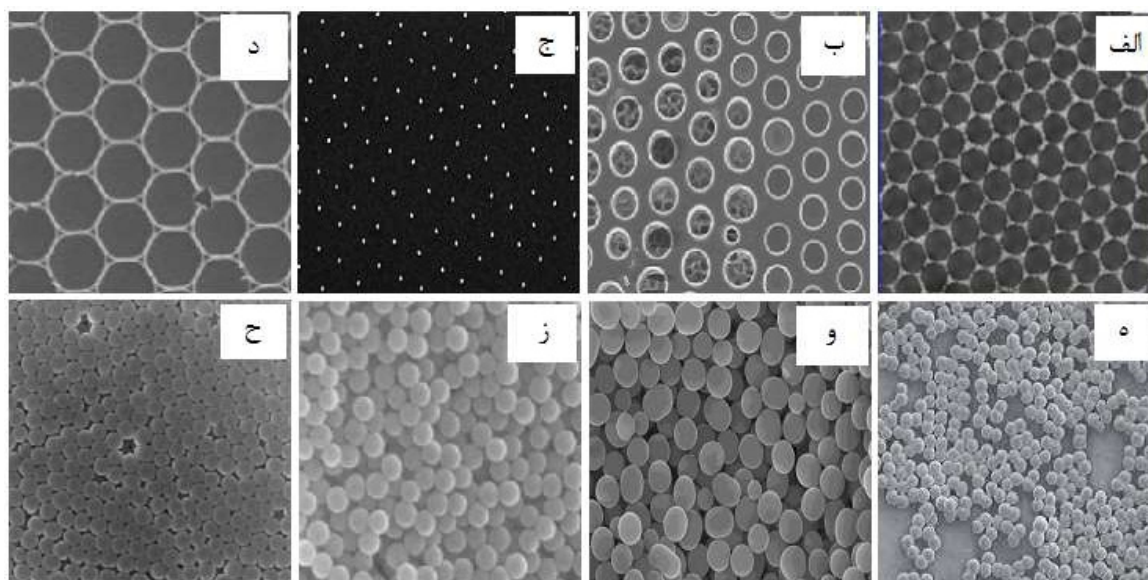
تعیین آماره های مناسب جهت

طبقه بندی نانوساختارها

ابزارها و معیارهای مختلفی برای تحلیل و مقایسه سری های زمانی وجود دارد که یکی از مهم ترین آنها معیارهای آماری است. جهت نمایان تر شدن تفاوت های مشاهده شده در سری زمانی مربوط به تصاویر نانوساختارها، آماره های مختلفی مورد بررسی قرار گرفت. این آماره ها عبارتند از: کمینه، بیشینه، میانگین، انحراف معیار، دامنه، مد، میانه، کشیدگی نخست و دوم، معیار پیرسن، چارک نخست، چارک سوم، فاصله میان چارکی و چولگی. از آنجایی که این معیارها، آماره های شناخته شده ای هستند، از آوردن جزئیات محاسبه آنها صرف نظر می شود. به هر حال، تمامی معیارهای یاد شده، برای تعداد ۶۵ تصویر نانوذرات محاسبه شد که نتایج کلی آن در جدول (۱) آورده شده است. با توجه به این نتایج، مشاهده می شود که از میان آماره های محاسبه شده، شش آماره یعنی انحراف معیار، چولگی، فاصله میان چارکی، کشیدگی نوع نخست و دوم و معیار پیرسن، تفکیک پذیری بهتری از خود نشان می دهند که در ادامه نتایج بررسی این آماره ها با جزئیات بیشتری مورد بحث قرار می گیرد. شکل (۵) و جدول (۲) تعدادی از تصاویر نانوذرات خوب و مقادیر

کشیدگی نخست و دوم، فاصله میان چارکی، معیار پیرسن، و چولگی مربوط می‌شوند. با توجه به این نتایج، دیده می‌شود که معیارهای مربوط به تصاویری که نانوذرات در آنها به صورت یک‌نواخت و منظم پخش شده‌اند، نسبت به تصاویری که دارای نانوذرات به هم چسبیده و کلوخه شده هستند، پراکندگی بیشتری دارند. به طوری که تصاویر خوب دارای انحراف معیار کمتری نسبت به تصاویر بد هستند. همچنین مقدار (قدرمطلق) چولگی در تصاویر خوب از تصاویر بد بیشتر است. از آنجایی که مرکزیت، پراکندگی و عدم تقارن با نمودار جعبه‌ای مورد سنجش قرار می‌گیرند، انتظار می‌رود که فاصله میان چارکی در تصاویر SEM نانوذرات نیز متفاوت باشد؛ به طوری که طبق نتایج، فاصله میان چارکی در تصاویر بد بیشتر از تصاویر خوب است.

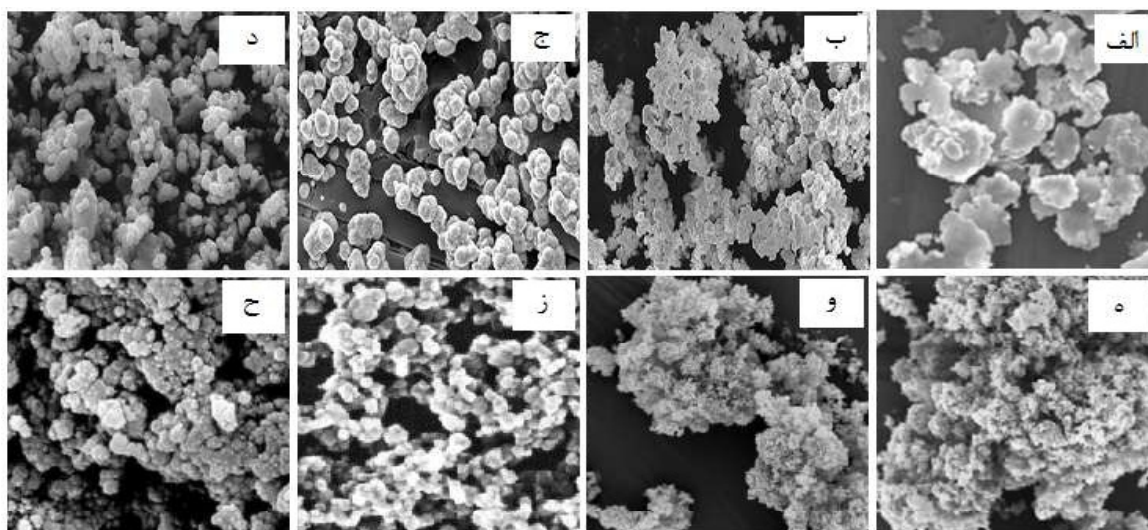
همچنین تصاویر تعدادی از نانوساختارهای بد به همراه مقادیر معیارهایشان در شکل (۶) و جدول (۳) دیده می‌شود. این معیارها دارای مقادیری بین مقادیر تصاویر بد و خوب برای تصاویر متوسط هستند، اما این بدان معنا نیست که همه معیارهای تصاویر متوسط دارای مقادیری بین مقادیر تصاویر خوب و بد هستند. به بیان دیگر یک تصویر SEM نانوذره متوسط ممکن است، چند معیار در بازه تصاویر خوب و چند معیار در بازه تصاویر بد داشته باشد. شکل (۷) تعدادی از تصاویر SEM متوسط را و جدول (۴) نیز مقادیر معیارهای این تصاویر را نشان می‌دهند. در شکل (۸) پراکندگی معیارهای مختلف برای ۶۵ تصویر SEM موجود شامل ۲۳ تصویر خوب، ۲۲ تصویر بد و ۲۰ تصویر متوسط نشان داده شده است. این تصاویر به ترتیب به انحراف معیار،



(شکل-۵): نمونه‌هایی از تصاویر SEM نانوذرات خوب
(Figure-5): The examples of good SEM images of nanoparticles

(جدول-۲): مقادیر معیارها برای تصاویر شکل (۵)
(Table-2): The values of features for images of Figure (5)

معیار تصویر	انحراف معیار (S)	کشیدگی اول (β_1)	کشیدگی دوم (β_2)	فاصله میان چارکی (IQR)	ضریب پیرسن (PR)	چولگی (γ)
الف	28.48	2.326	5.31	18	19.34	1.728
ب	34.22	1.707	4.71	24	25.98	1.555
ج	21.78	61.330	64.33	6	4.46	7.403
د	25.11	2.555	5.50	10	20.45	1.922
ه	32.48	2.323	3.17	39	2.44	0.147
و	29.74	0.504	3.50	33	5.29	0.228
ز	21.17	0.149	3.15	26	0.78	0.335
ح	19.88	0.914	3.91	25	1.76	0.018



(شکل-۶): نمونه‌هایی از تصاویر SEM نانوذرات بد
(Figure-6): The examples of bad SEM images of nanoparticles

(جدول-۳): مقادیر معیارها برای تصاویر شکل (۶)
(Table-3): The values of features for images of Figure (6)

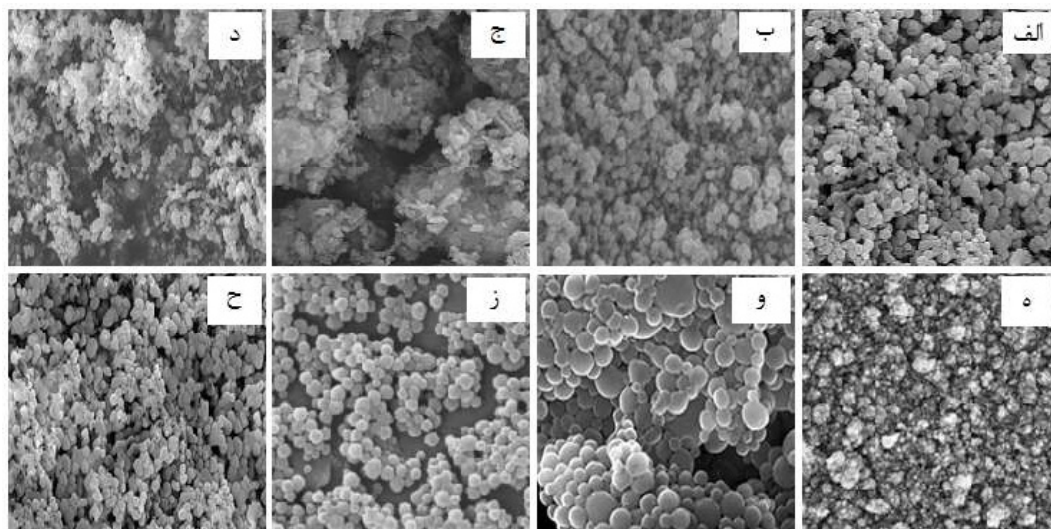
معیار تصویر	انحراف معیار (S)	کشیدگی اول (β_1)	کشیدگی دوم (β_2)	فاصله میان چارکی (IQR)	ضریب پیرسن (PR)	چولگی (γ)
الف	51.83	-1.14	1.85	92	41.96	0.303
ب	65.21	-1.295	1.71	133	26.54	0.214
ج	70.47	-1.155	1.84	121	92.50	0.078
د	57.61	-1.149	1.85	103	75.74	0.173
ه	55.80	-1.378	1.62	111	58.05	0.037
و	59.20	-1.420	1.58	112	51.74	0.218
ز	76.69	-1.375	1.62	136	101.64	0.059
ح	67.87	-1.084	1.92	115	87.27	0.051

لازم است که همپوشانی معیارها لحاظ شود. در ادامه این مقاله یک سامانه استنتاج فازی طراحی شده است که بتواند با بررسی معیارهای مذکور به طبقه‌بندی نانوساختارها بپردازد.

۳- روش پیشنهادی جهت طبقه‌بندی نانوساختارها

همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد، در این مقاله، یک روش جدید برای طبقه‌بندی خودکار تصاویر SEM نانوساختارها مطابق نمودار جعبه‌ای شکل (۹) ارائه شده است.

در مورد کشیدگی نیز β_1 دارای مقادیری مثبت و منفی به ترتیب در تصاویر خوب و بد است. همچنین β_2 در تصاویر خوب از تصاویر بد بیشتر است. به‌طور شهودی نیز هر چقدر میزان کلوخگی در تصاویر SEM نانوذرات بیشتر شود، مقدار PR نیز بیشتر و هر چقدر میزان یکنواختی و نظم نانوذرات بیشتر شود، مقدار PR کمتر می‌شود. بدین ترتیب PR برای تصاویر بد مقدار بیشتری نسبت به تصاویر خوب دارد. از سوی دیگر مشاهده می‌شود که بازه مقادیر معیارهای مربوط به تصاویر متوسط با مقادیر این معیارها برای تصاویر خوب و بد همپوشانی دارند و لذا نمی‌توان مرزبندی قاطعی را برای این معیارها در نظر گرفت. بنابراین برای طراحی یک سامانه تصمیم‌گیری خودکار برای طبقه‌بندی نانوساختارها



(شکل-۷): نمونه‌ای از تصاویر SEM نانوذرات متوسط
(Figure-7): The examples of average SEM images of nanoparticles

(جدول-۴): مقادیر معیارها برای تصاویر شکل (۷)
(Table-4): The values of features for images of Figure (7)

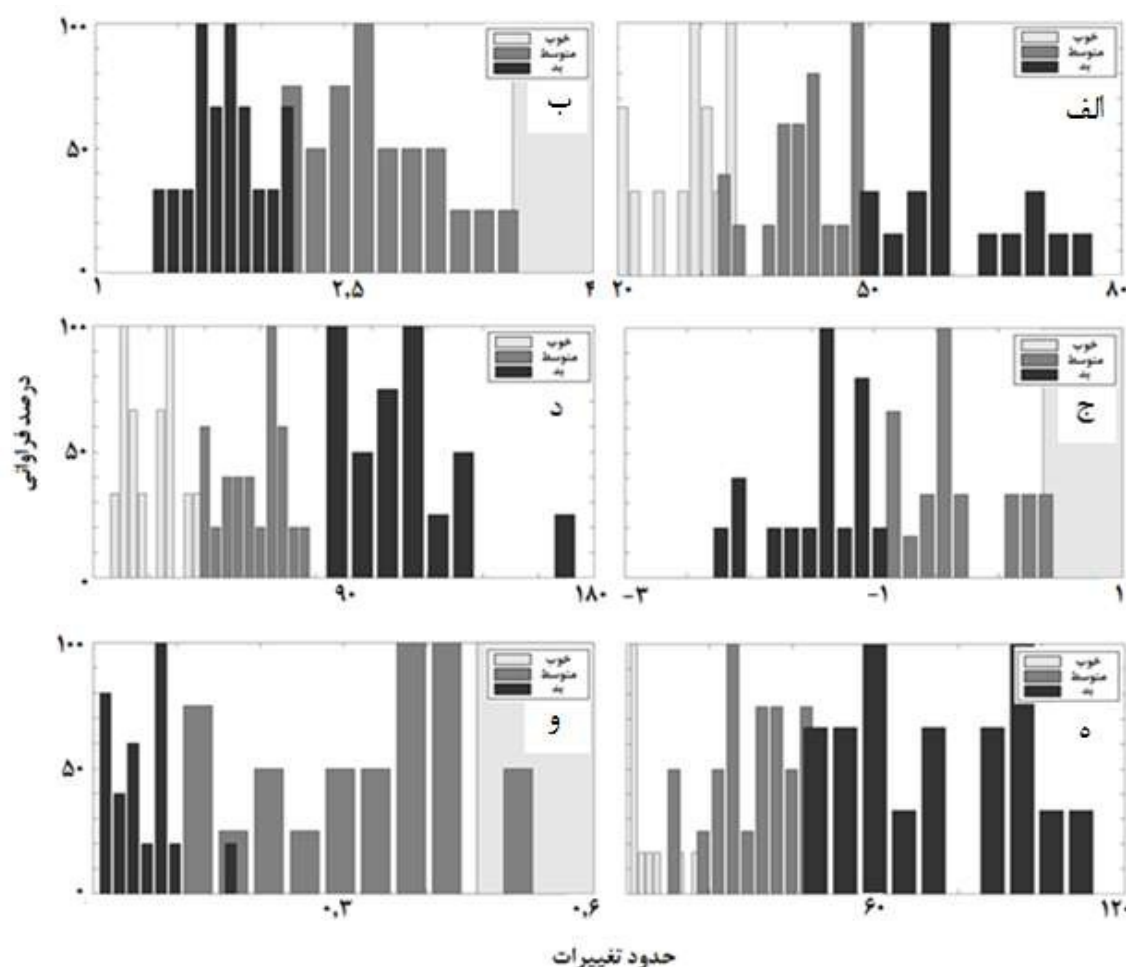
معیار تصویر	انحراف معیار (S)	کشیدگی اول (β_1)	کشیدگی دوم (β_2)	فاصله میان چارکی (IQR)	ضریب پیرسن (PR)	چولگی (γ)
الف	48.23	-0.343	2.66	65	2.48	0.431
ب	28.72	-0.593	2.41	42	7.61	0.104
ج	38.27	-0.734	2.27	57	1.17	0.119
د	43.75	-0.799	2.20	72	334	0.386
ه	43.75	-0.799	2.20	72	34.3	0.386
و	48.38	0.141	3.14	60	3.92	0.336
ز	43.98	-0.885	2.11	70	2.03	0.164
ح	48.11	-0.283	2.72	65	6.76	0.417

۳-۱- طراحی سامانه استنتاج فازی جهت طبقه‌بندی تصاویر میکروسکوپی نانوذرات

استنتاج فازی، فرآیندی است که طی آن نداشت از ورودی‌ها به خروجی‌ها با استفاده از منطق فازی فرمول‌بندی می‌شود. با توجه به نداشت انجام‌شده، یک تصمیم اتخاذ شده و یا یک الگو تشخیص داده می‌شود [22]. فرآیند استنتاج فازی از پنج بخش تشکیل می‌شود که شامل مراحل فازی‌سازی متغیرهای ورودی، اعمال عملگرهای فازی، اعمال روش دلالت، تجمیع خروجی‌ها و درنهایت غیرفازی‌سازی خروجی است. بنابراین، نخستین مرحله در طراحی یک سامانه استنتاج فازی، دریافت ورودی‌ها و تعیین درجه عضویت آنها به هر یک از مجموعه‌های فازی است که این کار از طریق توابع عضویت صورت می‌گیرد.

با توجه به شکل (۹)، مراحل لازم جهت طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوساختارها عبارتست از:

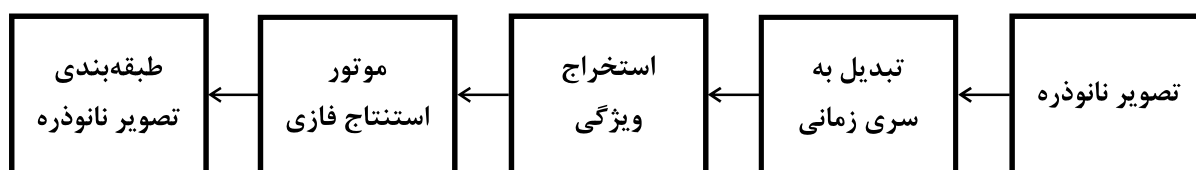
۱. فراخوانی ماتریس سه‌بعدی D حاوی اطلاعات رنگ‌های قرمز، سبز و آبی هر تصویر به‌عنوان ورودی الگوریتم.
۲. حصول سری زمانی تصویر (بردار X) با استفاده از اطلاعات ماتریس D و رابطه (۱).
۳. استخراج آماره‌های مربوط به سری زمانی X شامل انحراف معیار، چولگی، فاصله میان چارکی، کشیدگی نوع نخست و دوم و معیار پیرسن.
۴. اعمال شش آماره به‌دست‌آمده (بردار Z) به‌عنوان ورودی یک سامانه استنتاج فازی جهت طبقه‌بندی تصویر نانوساختار مربوطه.



(شکل-۸): حدود تغییرات هر متغیر در بازه‌های مختلف: (الف) انحراف معیار، (ب) کشیدگی نخست، (ج) کشیدگی دوم،

(د) فاصله میان چارکی، (ه) معیار پیرسن، (و) چولگی

(Figure-8): The variations of each variable in different intervals. (a) Standard deviation, (b) First kurtosis, (c) Second kurtosis, (d) Interquartile range, (e) The criterion of Pearson, (f) Skewness

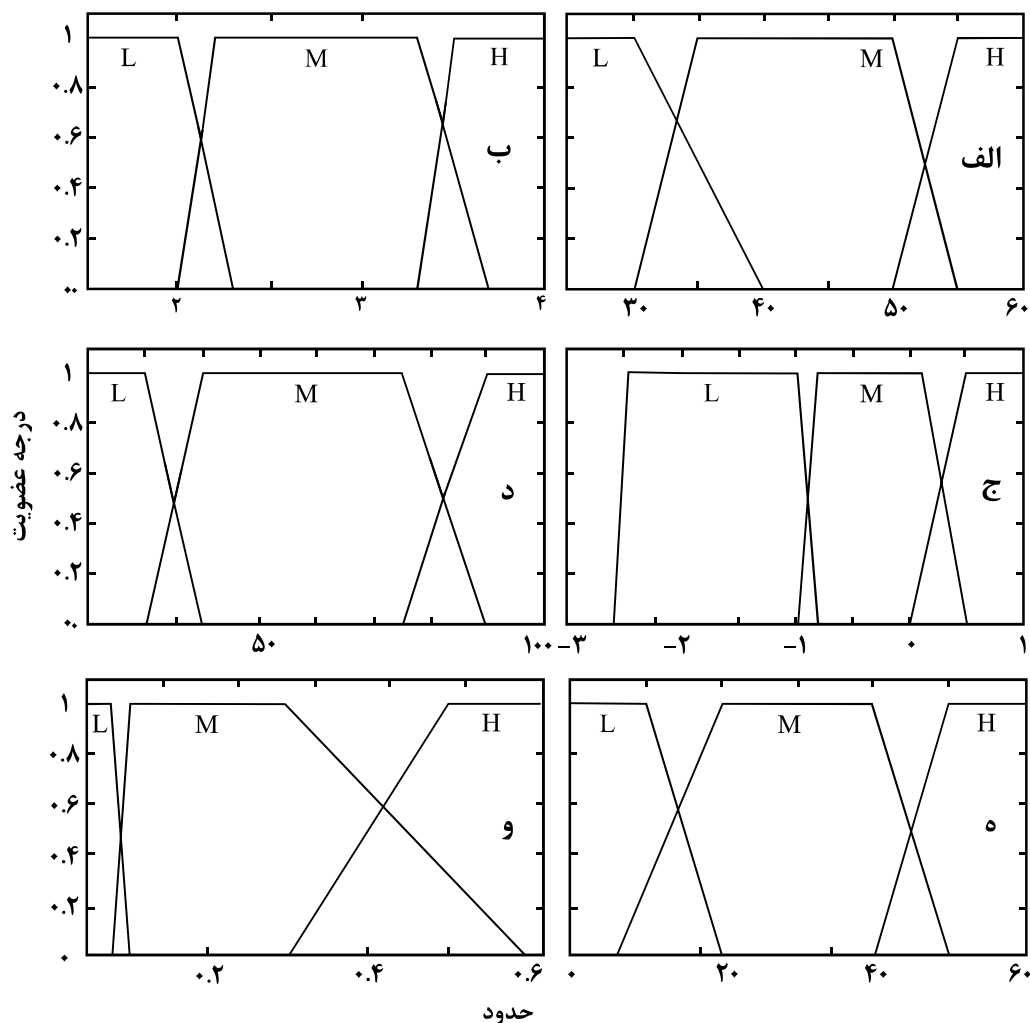


(شکل-۹): بلوک نمودار جعبه‌ای برای طبقه‌بندی تصاویر نانو

(Figure-9): The block diagram for classification of nano images

پایین (L)، متوسط (M) و بالا (H) تقسیم شده‌اند. پس از فازی‌سازی ورودی‌ها، درجه درستی هریک از اجزای قسمت فرض تعیین می‌شود. چون قسمت فرض دارای چند بخش است، از عمل‌گر منطقی AND برای ترکیب درجه درستی بخش‌ها و تولید یک عدد به‌عنوان درجه درستی قسمت فرض استفاده شده است. نوشتن قواعد فازی برای همه حالات ممکن معیارهای ورودی وقت‌گیر و غیرمفید است.

اگر $Z = [z_i]$, $i = 1, 2, \dots, 6$ بردار ورودی سامانه فازی باشد که در آن z_i ها به‌ترتیب شامل انحراف معیار، چولگی، فاصله میان‌چارکی، کشیدگی نوع نخست و دوم و معیار پیرسن باشند، فازی‌سازی ورودی عبارت از تعریف شش تابع عضویت برای z_i ها است. شکل (۱۰) به‌ترتیب توابع عضویت پیشنهادی را برای معیارهای استخراج‌شده نشان می‌دهد که در آن هر یک از توابع عضویت به سه دسته



(شکل-۱۰): توابع عضویت برای ورودی‌ها: (الف) انحراف معیار، (ب) کشیدگی اول،

(ج) کشیدگی دوم، (د) فاصله میان چارکی، (ه) معیار پیرسن، (و) چولگی

(Figure-10): The membership functions for inputs: (a) Standard deviation, (b) First kurtosis, (c) Second kurtosis, (d) Interquartile range, (e) The criterion of Pearson, (f) Skewness

روش دلالت پیاده‌سازی می‌شود. ورودی فرایند دلالت یک عدد و خروجی آن یک مجموعه فازی تعیین‌شده توسط تابع عضویت و با استفاده از روش کمینه است. تابع عضویت خروجی که به سه دسته بد، متوسط و خوب تقسیم شده است، در شکل (۱۱) مشاهده می‌شود. در مرحله بعد، تجمیع مجموعه‌های فازی ارائه‌دهنده خروجی هر یک از قواعد با هم در قالب یک مجموعه فازی ترکیب می‌شوند. آخرین مرحله از سامانه استنتاج فازی، غیرفازی‌سازی خروجی است. ورودی این مرحله یک مجموعه فازی (حاصل عملیات تجمیع) و خروجی آن یک عدد است. روش‌های متعددی برای غیرفازی‌سازی خروجی وجود دارد که در این مقاله از روش مرکز جرم استفاده شده است که در آن، مرکز ناحیه زیرمنحنی محاسبه می‌شود.

به بیان دیگر، تعداد قواعد ممکن ۷۲۹ حالت است؛ درحالی‌که درعمل، فقط تعداد کمی از این قوانین استفاده می‌شوند؛ لذا، نوشتن تمام حالات ممکن منطقی نیست؛ به‌همین دلیل، قواعد معیارهایی که روند تغییراتی مشابهی دارند، ترکیب شده و با هم در نظر گرفته می‌شوند. بر این اساس معیارهای انحراف معیار، فاصله میان چارکی و معیار پیرسن با هم و نیز معیارهای چولگی، کشیدگی نخست و کشیدگی دوم با هم در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین، تعداد قواعد فازی به ۹ عدد کاهش پیدا می‌کند. البته تعدادی قانون جهت رسیدن به نتایج بهتر به این قوانین اضافه می‌شود. قواعد فازی نهایی مورد استفاده در این مقاله در جدول (۵) دیده می‌شوند. پس از تخصیص مقادیر مناسب به وزن‌های هر یک از قواعد (در اینجا وزن هر قاعده یک است)،

کلوخگی‌های مشاهده‌شده در برخی از مناطق و همچنین مقادیر موجود آن در جدول (۷) که نشان‌دهنده سه معیار در محدوده مقادیر بد (انحراف معیار، فاصله میان چارکی و معیار پیرسن) و سه معیار در محدوده مقادیر متوسط (چولگی، کشیدگی نخست و دوم) است، می‌تواند هم در گروه تصاویر بد و هم در گروه تصاویر متوسط قرار گیرد. از آنجایی که این تصویر بر اساس معیارهای چشمی فرد کارشناس، تصویری متوسط بوده و در طبقه‌بندی الگوریتم ارائه‌شده در دسته تصاویر بد قرار می‌گیرد، خطای طبقه‌بندی اتفاق می‌افتد. درحالی‌که شاید این تصویر از دید فرد دیگری، تصویری بد لحاظ شده که در آن صورت خطای طبقه‌بندی وجود نخواهد داشت. این شرایط برای شکل (۱۲-ج) نیز برقرار است، با این تفاوت که این تصویر دارای دو معیار در محدوده مقادیر خوب (چولگی و معیار پیرسن)، سه معیار در محدوده مقادیر متوسط (انحراف معیار، کشیدگی نخست و دوم) و یک معیار در محدوده مقادیر بد (فاصله میان چارکی) است و روند منطقی الگوریتم آن را تصویری متوسط طبقه‌بندی می‌کند.

(جدول-۵): قواعد فازی

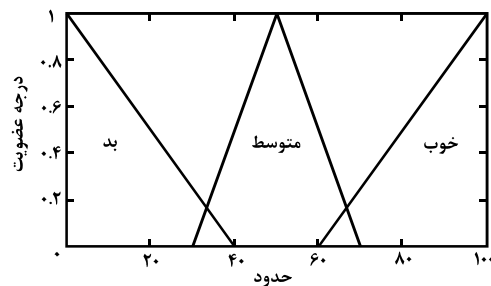
(Table-5): Fuzzy rules

β_2	β_1	γ	IQR	PR	S	معیار خروجی
L	L	L	L	L	L	Average
M	M	M	L	L	L	Good
H	H	H	L	L	L	Good
L	L	L	M	M	M	Bad
M	M	M	M	M	M	Average
H	H	H	M	M	M	Good
L	L	L	H	H	H	Bad
M	M	M	H	H	H	Bad
H	H	H	H	H	H	Average
H	H	H	L	M	L	Good
H	H	H	L	H	L	Good
H	H	H	M	L	L	Good
H	H	H	M	M	L	Good
H	M	M	M	L	L	Good
L	L	M	H	H	H	Bad
L	L	M	H	L	H	Bad
L	M	M	H	L	H	Bad

(جدول-۶): درصد درستی نتایج طبقه‌بندی

(Table-6): The percent of correctness

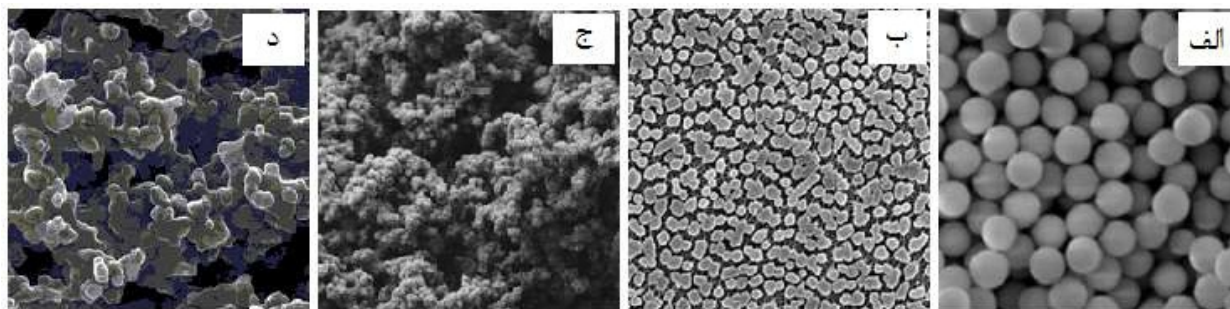
	تصاویر خوب	تصاویر متوسط	تصاویر بد
تعداد کل	23	22	20
تعداد نتیجه درست	22	20	19
تعداد نتیجه غلط	1	2	1
درصد درستی	95.65	90.9	95
متوسط درصد درستی: 93.85			



(شکل-۱۱): توابع عضویت برای خروجی
(Figure-11): The membership functions for outputs

۴- بررسی نتایج و تحلیل خطای الگوریتم پیشنهادی

برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، این روش برای ۶۵ تصویر SEM نانوساختارها که همگی در ابعاد 250×250 پیکسل هستند، انجام شد. در جدول (۶) درصد درستی نتایج برای تصاویر خوب، متوسط و بد به تفکیک و به‌طور متوسط نشان داده شده است. با توجه به این نتایج، مشاهده می‌شود که درصد درستی نتایج برای تصاویر خوب، متوسط و بد به ترتیب $95/65\%$ ، $90/9\%$ و 95% بوده است که در مجموع متوسطی بالای 93% را نشان می‌دهد. این نتیجه به‌تنهایی بسیار خوب است؛ اما برای بررسی دقیق‌تر کارایی الگوریتم پیشنهادی، بهتر است خطاهای خروجی مورد کاوش قرار گیرند. بدین منظور، باید توجه کرد از آنجا که قضاوت برای طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوساختارها به دسته‌های خوب، متوسط و بد بر مبنای معیارهای چشمی و نظر کارشناسان است، درستی روش معرفی‌شده و ارائه جدول صحت نیز وابستگی شدیدی به آنها دارد. به عبارت دیگر، ممکن است یک تصویر نانوساختار با توجه به میزان کلوخگی ذرات از دید دو کارشناس مختلف در دو گروه متفاوت قرار گیرد و همین تفاوت سلیقه باعث ایجاد خطای طبقه‌بندی تصاویر شود. با توجه به جدول (۶)، تنها چهار تصویر از ۶۵ تصویر مورد بررسی دارای خطای طبقه‌بندی است که شامل دو تصویر متوسط، یک تصویر خوب و یک تصویر بد است. شکل (۱۲) تصاویری را نمایش می‌دهد که از نظر کارشناس مربوطه به‌ترتیب تصاویری خوب، متوسط، متوسط و بد هستند؛ درحالی‌که با توجه به مقادیر معیارهایشان که در جدول (۷) ثبت شده است، توسط سامانه استنتاج فازی، به‌ترتیب در گروه تصاویر متوسط، بد، بد و متوسط طبقه‌بندی می‌شوند. به‌عنوان نمونه، تصویر شکل (۱۲-ب) با توجه به پراکندگی نانوذرات تشکیل‌دهنده،



(شکل-۱۲): تصاویر میکروسکوپی الکترونی روبشی نانوذرات با تشخیص غلط. (الف) تصویری خوب که متوسط تشخیص داده شده است، (ب) و (ج) تصاویر متوسطی که بد تشخیص داده شده‌اند، (د) تصویر بدی که در گروه تصاویر متوسط جای داده شده است
(Figure-12): The SEM images of nanoparticles with the false diagnosis. (a) A good image that is detected the average image, (b) and (c) Average images that are detected bad images, (d) A bad image that is placed in the group of average images

(جدول-۷): مقادیر معیارها برای تصاویر شکل (۱۲)
(Table-7): The values of features for images of Figure (12)

معیار تصویر	انحراف معیار (S)	کشیدگی اول (β_1)	کشیدگی دوم (β_2)	فاصله میان چارکی (IQR)	ضریب پیرسن (PR)	چولگی (γ)
الف	42.63	-0.698	2.3	65	12.28	0.45
ب	62.42	-0.892	2.11	100	91.88	0.28
ج	48.56	-0.430	2.57	76	4.27	0.78
د	47	1.948	4.81	56	16.98	1.05

بد هستند. البته برخی تصاویر SEM نانوذرات دارای ویژگی‌هایی بین مقادیر خوب و بد هستند که می‌توان آنها را در گروه تصاویر متوسط جای داد؛ ولی ممکن است، یک تصویر SEM نانوذره دارای چند ویژگی در بازه تصاویر خوب و چند ویژگی در بازه تصاویر بد داشته باشد و عمل طبقه‌بندی آن با مشکل مواجه شود؛ به همین دلیل از سامانه استنتاج فازی برای طبقه‌بندی بهتر تصاویر استفاده شد.

دستاوردهای این پژوهش را به دو بخش می‌توان تقسیم کرد: یکی یافتن روشی برای استخراج سری زمانی و ویژگی‌های آماری از تصاویر SEM نانوذرات و دیگری ارائه روشی جدیدی برای طبقه‌بندی نانو ساختارها. نتایج ارائه شده حاکی از عملکرد بسیار خوب الگوریتم پیشنهادی در طبقه‌بندی تصاویر مذکور است.

با ادامه این روند بررسی برای قسمت‌های دیگر شکل (۱۲)، این نکته دریافت می‌شود که الگوریتم فازی طراحی شده در شرایطی که مقادیر معیارها طوری باشند که تصویر مورد نظر قابل طبقه‌بندی در دو گروه متفاوت (که یکی از آن قطعاً گروه متوسط است) باشد، گروه متوسط را انتخاب می‌کند که شاید نشان‌دهنده محتاط‌بودن الگوریتم باشد. البته نظرهای متفاوت کارشناسان مختلف در طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوذرات می‌توانند به گونه‌ای این محتاط‌بودن را توجیه کند.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روش جدیدی برای تشخیص و طبقه‌بندی تصاویر SEM نانوذرات ارائه شد. با توجه به تحلیل سری‌های زمانی مربوطه، نشان داده شد که سری زمانی مربوط به تصاویر SEM نانوذرات خوب دارای انحراف معیار، معیار پیرسن و فاصله میان چارکی کم می‌باشند و همچنین این تصاویر دارای چولگی، کشیدگی نخست و دوم بالا هستند. این، در حالی است که انحراف معیار، معیار پیرسن و فاصله میان چارکی زیاد و چولگی، کشیدگی نخست و دوم کم از ویژگی‌های سری‌های زمانی مربوط به تصاویر SEM نانوذرات

6- Refrence

۶- مراجع

- [1] J. Ramsden, *Applied nanotechnology: the conversion of research results to products*: William Andrew, 2013.
- [2] G. M. Whitesides, "Nanoscience, nanotechnology, and chemistry," *Small*, vol. 1, no. 2, pp. 172-179, 2005.

- [15] T.-c. Fu, "A review on time series data mining," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 1, pp. 164-181, 2011.
- [16] O. J. Pereira, L. de Almeida Pacheco, S. S. Barreto, and T. Cavalcante, "Pattern Recognition using Multivariate Time Series for Fault Detection in a Thermoelectric Unit." p. 315, 2012.
- [17] N. Ding, Y. Bésanger, and F. Wurtz, "Next-day MV/LV substation load forecaster using time series method," *Electric Power Systems Research*, vol. 119, pp. 345-354, 2015.
- [18] J. A. Brady, "Considering Complexity :Image Matching With Time Series," University of California, Riverside, 2007.
- [19] A. Elsayed, M. H. A. Hijazi, F. Coenen, M. Garcia-Finana, V. Sluming, and Y. Zheng, "Image Categorisation Using Time Series Case Based Reasoning." pp. 423-436, 2011.
- [20] M. D. Gupta, and S. Banerjee, "Similarity Based Retrieval in Case Based Reasoning for Analysis of Medical Images," *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, vol. 8, no. 3, pp. 539-545, 2015.
- [21] T. Guyet, and H. Nicolas, "Long term analysis of time series of satellite images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 70, pp. 17-23, 2016.
- [22] L. A. Zadeh, "Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic," *Fuzzy sets and systems*, vol. 90, no. 2, pp. 111-127, 1997.
- [3] J. J. Ramsden, and J. Freeman, "The nanoscale," *Collegium*, vol. 3, 2008.
- [4] K. Chatterjee, S. Sarkar, K. J. Rao, and S. Paria, "Core/shell nanoparticles in biomedical applications," *Advances in colloid and interface science*, vol. 209, pp. 8-39, 2014.
- [5] A. K. Hussein, "Applications of nanotechnology in renewable energies—A comprehensive overview and understanding," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 42, pp. 460-476, 2015.
- [6] R. Misra, S. Acharya, and S. K. Sahoo, "Cancer nanotechnology: application of nanotechnology in cancer therapy," *Drug Discovery Today*, vol. 15, no. 19, pp. 842-850, 2010.
- [7] R. Toy, L. Bauer, C. Hoimes, K. B. Ghaghada, and E. Karathanasis, "Targeted nanotechnology for cancer imaging," *Advanced drug delivery reviews*, vol. 76, pp. 79-97, 2014.
- [8] H. Han, Z. Huang, and W. Lee, "Metal-assisted chemical etching of silicon and nanotechnology applications," *Nano Today*, vol. 9, no. 3, pp. 271-304, 2014.
- [9] Y. Sun, and Y. Xia, "Shape-controlled synthesis of gold and silver nanoparticles," *Science*, vol. 298 ,no. 5601, pp. 2176-2179, 2002.
- [10] H. Chen, S. Witharana, Y. Jin, C. Kim, and Y. Ding, "Predicting thermal conductivity of liquid suspensions of nanoparticles (nanofluids) based on rheology," *Particuology*, vol. 7, no. 2, pp. 151-157, 2009.
- [11] V. Pokropivny, and V. Skorokhod, "Classification of nanostructures by dimension-ality and concept of surface forms engineering in nanomaterial science," *Materials Science and Engineering: C*, vol. 27, no. 5, pp. 990-993, 2007.
- [12] V. Pokropivny, and V. Skorokhod, "New dimensionality classifications of nanostructures," *Physica E: Low-dimensional Systems and nanostructures*, vol. 40, no. 7, pp. 2521-2525, 2008.
- [13] E. Kustov, and V. Nefedov, "Nanostructures: Compositions, structure, and classification," *Russian Journal of Inorganic Chemistry*, vol. 53, no. 14, pp. 2103-2170, 2008.
- [14] A. A. Al-Mousa, *A new systematic and quantitative approach to characterization of*



نوشین بیگدلی کارشناسی و

کارشناسی ارشد مهندسی برق خود را در دانشگاه شیراز به ترتیب با گرایش‌های الکترونیک و کنترل به پایان رساند و در سال ۱۳۸۶ در مقطع دکترای برق-

کنترل از دانشگاه صنعتی شریف فارغ‌التحصیل شد. ایشان هم‌اکنون، دانشیار گروه مهندسی برق-کنترل دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره) قزوین است. زمینه‌های تخصصی وی عبارت از: داده‌کاوی، استخراج ویژگی‌ها و آنالیز سری زمانی، پردازش تصاویر و علائم، سامانه‌های هوشمند، کنترل

سامانه‌های آشوبگونه و کنترل پیش‌بین مدل است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

N.bigdeli@eng.ikiu.ac.ir



حامد جباری کارشناسی و

کارشناسی ارشد خود را در رشته

مهندسی برق-کنترل به ترتیب از

دانشگاه صنعتی شاهرود و دانشگاه

بین المللی امام خمینی (ره) قزوین

دریافت کرد. ایشان هم‌اکنون

دانشجوی دکترای رشته مهندسی برق-کنترل در دانشگاه

بین المللی امام خمینی (ره) قزوین است. زمینه‌های

پژوهشی مورد علاقه وی داده‌کاوی، پردازش تصاویر،

بهینه‌سازی و الگوریتم‌های هوشمند و تکاملی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

H_jabbari@edu.ikiu.ac.ir

