

## الگوریتمی جدید برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها و سرامیک‌ها بر پایه مدل‌سازی خوشه‌ای و الگوریتم‌های ژنتیکی\*

مهدی سعادت‌مند طرزجان دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی- بیوالکتریک، بخش برق، دانشگاه تربیت مدرس  
 مرتضی خادمی دانشیار گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد  
 حسن قاسمیان استاد بخش مهندسی برق، دانشگاه تربیت مدرس

### چکیده

در این مقاله الگوریتمی جدید، بر پایه مدل‌سازی خوشه‌ای و الگوریتم‌های ژنتیکی برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها و سرامیک‌ها ارائه شده است. این الگوریتم شامل دو مرحله است: استخراج ویژگی و بازرسی. در مرحله استخراج ویژگی، الگوریتم پیشنهادی با تنظیم پارامترهای خود، با استفاده از یک یا چند کاشی مرجع، مدلی از خصوصیات رنگی کاشی ارائه می‌دهد. سپس در مرحله بازرسی، خصوصیات رنگی کاشی تحت بازرسی با مدل به دست آمده در مرحله آموزش، مقایسه می‌شود. بدیهی است که وجود هر گونه اختلافی بین مدل مذکور و کاشی تحت بازرسی، بیانگر وجود یک عیب رنگی است. در حقیقت، الگوریتم پیشنهادی ترکیبی از یک الگوریتم خوشه‌بندی رنگ جدید بر اساس معیار MinMax و یک الگوریتم ژنتیکی است. به این ترتیب که الگوریتم خوشه‌بندی نقش تابع هزینه الگوریتم ژنتیکی را ایفا کرده و وظیفه الگوریتم ژنتیکی، بهینه‌سازی پاسخ‌های الگوریتم خوشه‌بندی است. به عبارت دیگر، الگوریتم ژنتیکی در طول فرآیند تکاملی، با تنظیم مقادیر اولیه پارامترهای الگوریتم خوشه‌بندی، پاسخ‌های آن را بهینه می‌نماید. نتایج تجربی شامل ارزیابی‌های کمی و کیفی بر روی یک پایگاه تصویر شامل ۱۲۰ تصویر در شش طرح مختلف، بیانگر عملکرد مناسب و قابل قبول الگوریتم پیشنهادی در آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها است. دقت قابل قبول، سرعت پردازش بالا (در مرحله بازرسی) و قابلیت تنظیم حساسیت، سه ویژگی مهم الگوریتم پیشنهادی است.

کلمات کلیدی: آشکارسازی عیوب کاشی‌ها، عیوب رنگی، خوشه‌بندی، روش بیشترین شیب، الگوریتم‌های ژنتیکی.

## A New Algorithm for Color-Defects Detection of Ceramic Tiles through Clustering-Based Modeling and Genetic Algorithms

M. Saadatmand- Department of Electrical Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran  
 M. Khademi Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran  
 H. Ghassemian Department of Electrical Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

### Abstract

In this paper, a new algorithm is proposed through the clustering-based modeling and genetic algorithms for color-defects detection of ceramic tiles. The algorithm consists of two stages: feature extraction and inspection. In the former phase, the parameters of the algorithms are regulated by using one (some) reference defect-free ceramic - tile image(s) in order to produce the contextual model of colors. Then, during the inspection phase, the colors of the examined ceramic tiles images are compared to the color model; and each difference indicates a color defect. The proposed algorithm integrates a new color clustering algorithm based on min-max criterion and genetic algorithms such that the former is used by the later as the evaluation function. The experimental results on a database including 120 ceramic tiles images categorized to six groups demonstrated acceptable performance in terms of solution quality, computational burden, and adjustable sensitivity.

**Key words:** Ceramic tiles defects detection, Color defects, Clustering, Steepest descent method, Genetic algorithms

\*این مقاله، بخشی از طرح آشکارسازی عیوب کاشی‌ها است که در پنجمین جشنواره جوان خوارزمی در سال ۱۳۸۲ به عنوان طرح برگزیده انتخاب گردیده است.

## ۱- مقدمه

کاشی الگودار علاوه بر ایجاد ساختاری با کنتراست بالا (عیب تیز) دارای رنگی متفاوت با رنگ‌های کاشی بوده (عیب رنگی) و سبب ایجاد تغییر مهمی در طرح (عیب الگو) نیز گردد.

## ۱-۲- الگوریتم‌های آشکارسازی عیوب کاشی‌ها

همه الگوریتم‌های آشکارسازی عیوب کاشی شامل دو مرحله کلی می‌باشند: استخراج ویژگی یا آموزش و بازرسی. در مرحله استخراج ویژگی، با پردازش تصویر یک یا چند کاشی بدون عیب مرجع، مدلی از طرح کاشی مورد نظر به دست می‌آید. سپس، در مرحله بازرسی، کاشی‌های تحت بازرسی با مدل مذکور مقایسه گردیده و عیوب آنها تشخیص داده می‌شود.

به عنوان مثال، Boukouvalas و همکارانش [۱] از توابع خطی برای جبران‌سازی تغییرات رنگ کاشی تحت بازرسی در مقایسه با کاشی مبنا استفاده کرده‌اند. سعادت‌مند و خادمی [۲] برای آشکارسازی عیوب رنگی از روش مدل‌سازی خوشه‌ای سود جسته و آن را با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی بهینه کرده‌اند [۳]. در کار دیگری، Gallina [۴] الگوریتمی بر مبنای پراکنش نور لیزر برای تشخیص عیوب رنگی ارائه داده است. Hocenski و Nyarco [۵] برای تشخیص عیوب رنگی از شبکه عصبی خودانجمنی استفاده کرده‌اند. به علاوه، Boukouvalas و همکارانش [۶] برای تشخیص عیوب رنگی و بافتی کاشی‌ها از پردازش هیستوگرام رنگ سود جسته‌اند.

Desoli و همکارانش [۷] برای تشخیص عیوب بافتی، هیستوگرام بلاک‌های تصویر را با یک هیستوگرام مبنا مقایسه نموده‌اند. Song و همکارانش [۸] ابتدا رنگ‌های کاشی را خوشه‌بندی کرده و تصویری چندسطحی به دست آورده‌اند. در مرحله آموزش، ویژگی‌های لکه‌های (مساحت، محیط، فاصله تا دیگر لکه‌ها و ...) موجود در یک سطح رنگی با استفاده از توزیع نرمال تخمین زده می‌شود. سپس، در مرحله بازرسی، هر لکه‌ای که ویژگی‌های آن با این مدل آماری تطابق نداشته باشد به عنوان عیب آشکار می‌گردد. Mirmehdi و همکارانش [۹] برای تشخیص عیوب بافتی از فیلترهای ریخت‌شناسی استفاده کرده‌اند. Mäenpää و همکارانش [۱۰] از روش الگوی باینری محلی و نگاشت‌های خودسازمان‌ده برای استخراج ویژگی و بازرسی کاشی‌های بافتی سود جسته‌اند. اخیراً، Palm [۱۱] روشی مبتنی بر ماتریس‌های هم‌اتفاق برای دسته‌بندی بافت ارائه نموده است. در کار دیگری، سعادت‌مند و خادمی [۱۲] الگوریتمی

محصولات سرامیکی مانند کاشی، سرامیک و چینی به اشیایی از جنس مواد معدنی غیرفلزی اطلاق می‌شود که بر اساس نیاز شکل داده شده و طی فرآیندی مقاومت مکانیکی لازم را به دست آورده‌اند [۱]. امروزه، یکی از مهمترین مسائل صنعت کاشی خودکار نمودن فرآیند درجه‌بندی است زیرا بیش از ۷۰٪ شکایات خریداران مربوط به عملکرد این بخش می‌باشد. اولین گام برای درجه‌بندی کاشی، آشکارسازی عیوب آن به تفکیک نوع است. بدیهی است که دقت سامانه درجه‌بندی خودکار کاشی مستقیماً وابسته به کارایی الگوریتم آشکارسازی عیوب می‌باشد. در این مقاله روشی جدید برای آشکارسازی عیوبی که رنگ آنها متفاوت با رنگ‌های به کار رفته در کاشی می‌باشد (عیوب رنگی) ارائه گردیده است.

## ۱-۱- دسته‌بندی عیوب کاشی‌ها

بر اساس نوع رنگ‌آمیزی و طرح، کاشی‌ها را می‌توان به سه دسته کلی تقسیم نمود: کاشی‌های ساده، بافتی و الگودار. کاشی‌های ساده دارای طرح یا الگویی نبوده و تمام سطح آنها به صورت یکنواخت با یک رنگ، رنگ‌آمیزی شده است مانند بسیاری از کاشی‌های سنتی (طرح M11 در شکل ۲). طرح کاشی‌های بافتی یک بافت می‌باشد. به عبارت دیگر، دو کاشی بافتی مشابه دارای بافتی یکسان می‌باشند، اما لزوماً طرح آنها دقیقاً یکسان نیست، مانند سرامیک‌های پشت‌چرمی (طرح‌های M21، M31 و M41 در شکل ۲). در مقابل، همه کاشی‌های الگودار مشابه دارای طرحی کاملاً یکسان بوده و کوچکترین اختلاف با طرح مرجع به عنوان عیب در نظر گرفته می‌شود (طرح‌های M51 و M61 در شکل ۲).

از دیدگاه اثری که عیوب بر ظاهر کاشی می‌گذارند، می‌توان آنها را به پنج دسته تقسیم نمود: شکستگی، عیوب رنگ، عیوب بافت، عیوب الگو و عیوب تیز. عیوب رنگ از قبیل لعاب‌نگرفتگی، عیوب چاپ و لب‌پریدگی دارای رنگی متفاوت با کلیه رنگ‌های به کار رفته در کاشی می‌باشند. عیوب بافت عبارت است از عیوب چاپ بافت در کاشی‌های بافتی. هر نوع تخلفی از طرح مرجع در کاشی‌های الگودار به عنوان عیب الگو شناخته می‌شود. در نهایت، عیوب تیز از قبیل ترک، خراش، سوراخ و خال در تصویر ساختارهایی با کنتراست بالا به وجود می‌آورند. بدیهی است که یک عیب ممکن است همزمان در دو یا چند دسته از میان پنج دسته فوق قرار گیرد. به عنوان مثال، ممکن است یک ترک در

یک الگوریتم ژنتیکی بهینه می‌شوند. سپس، بردارهای رنگ (در کاشی‌های مرجع) با استفاده از مراکز خوشه‌های بهینه، به روش نزدیکترین همسایه خوشه‌بندی شده و شعاع هر خوشه محاسبه می‌گردد. مدل پیشنهادی برای آشکارسازی عیوب رنگی در کاشی، از مراکز خوشه‌های بهینه و شعاع آنها تشکیل شده است. در مرحله آموزش، بردارهای رنگ موجود در هر کاشی تحت بازرسی با استفاده از خوشه‌های بهینه فوق، به روش نزدیکترین همسایه خوشه‌بندی می‌شوند. سپس، هر برداری که فاصله اقلیدسی آن تا مرکز خوشه متناظر، از شعاع آن خوشه بیشتر باشد، به عنوان خطای رنگی تشخیص داده می‌شود.

آموزش برخلاف بازرسی، یک فرآیند خارج خط بوده و از نظر زمانی محدودیت چندانی ندارد. بنابراین استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی در مرحله آموزش به منظور بهینه‌سازی مدل، علیرغم زمان محاسباتی زیاد، قابل قبول است. در مقابل، مرحله بازرسی در الگوریتم پیشنهادی، کاملاً برخط بوده و قادر به پردازش بیش از ده کاشی در ثانیه می‌باشد. ارزیابی‌های کمی و کیفی بر روی پایگاه تصویری شامل ۱۲۰ تصویر در شش طرح، بیانگر کارایی الگوریتم پیشنهادی است.

در ادامه، در بخش ۲، دستگاه رنگی مورد استفاده در این مقاله معرفی می‌شود. بخش ۳ به معرفی الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی می‌پردازد و در بخش ۴، کاربرد آن در تشخیص عیوب رنگی شرح داده شده است. در نهایت، بخش ۵ به بررسی نتایج تجربی پرداخته و بخش ۶ به نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

## ۲- انتخاب دستگاه مختصات رنگ

به طور کلی مقوله رنگ از سه منظر قابل بررسی است [۱۹]: تطابق رنگ، تفاوت بین رنگ‌ها و درک رنگ. مقوله تفاوت بین رنگ‌ها (که در این مقاله مورد نظر می‌باشد) در جستجوی روشی برای اندازه‌گیری اختلاف دو رنگ مطابق با درک چشم انسان است. یکی از روش‌های متداول برای تحقق این خواسته، طراحی سیستم‌های مختصات رنگ خاص مانند  $CIE-L^*u^*v^*$  است. اگر چه در این فضا نیز اختلاف دو رنگ دقیقاً برابر با فاصله اقلیدسی آنها نیست [۱۹]؛ ما با قبول این تقریب، از فضای رنگی مذکور استفاده می‌کنیم.

## ۳- الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی

معمولاً در تصویر یک کاشی بیش از ۴۰۰۰۰۰ پیکسل وجود دارد، درحالی‌که تنوع رنگ در بین آنها خیلی کم است. بنابراین، پیکسل‌ها در فضای رنگی خوشه‌هایی تشکیل می‌دهند که

مبتنی بر محاسبه تراکم لکه‌ها در سطوح مختلف رنگی با استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی ارائه داده‌اند.

برای آشکارسازی عیوب تیز کاشی‌ها نیز تاکنون، الگوریتم‌های متعددی ارائه شده است. به عنوان مثال، در پروژه ASSIST [۱۳] از یک الگوریتم آشکارسازی خطوط برای تشخیص ترک‌ها و خال‌ها استفاده شده است. سعادت‌مند و خادمی [۱۴] با توسعه فیلتر LoG از افست منفی آن برای آشکارسازی عیوب تیز کاشی‌ها استفاده نموده‌اند. به طور کلی، روش‌های کانوولوشنی علیرغم حجم محاسباتی کم، در کاشی‌هایی که طرح آنها دارای ساختارهایی با کنتراست بالا هستند، عملکرد مناسبی ندارند.

در مباحث تشخیص الگو، اثرات الگوهای منظم به آسانی در فضای فرکانسی یا فضایی از هم تفکیک می‌شود. با وجود این، جداسازی عیوبی از قبیل ترک‌ها در تصویر نیازمند توصیف توأم فرکانسی و فضایی است [۱۵]. اخیراً، Jiaoyan و همکارانش [۱۶] از موجک‌های Biorthogonal برای تشخیص عیوب کاشی‌ها سود جست‌ه‌اند. آنها از ضرایب کوواریانس بین مقیاس‌های مختلف موجک، به عنوان ویژگی استفاده نموده‌اند. Fioravanti و همکارانش [۱۷] از توزیع ویگنر (Wigner distribution) برای تشخیص عیوب تیز استفاده نموده‌اند. مشکل اساسی این الگوریتم حجم محاسباتی بالا است. برای رفع مشکل فوق، در همان مقاله، الگوریتم دیگری مبتنی بر عملگرهای ریخت‌شناسی ارائه شده است. در کار دیگری، سعادت‌مند و خادمی [۱۸] الگوریتم فوق را توسعه داده و عملکرد آن را با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی بهبود داده‌اند.

علیرغم تعدد عیوب کاشی و الگوریتم‌های تشخیص آن، در یک سیستم عملی تشخیص عیوب کاشی باید از چند الگوریتم در کنار یکدیگر استفاده کرد [۱۳]. به عبارت دیگر، الگوریتم‌های مختلف تشخیص عیوب مکمل یکدیگر هستند.

## ۳-۱- روش پیشنهادی

در این مقاله با استفاده از مدل‌سازی خوشه‌ای و الگوریتم‌های ژنتیکی، روشی جدید به نام EMC برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها ارائه شده است. این الگوریتم دارای دو مرحله استخراج ویژگی و بازرسی است. در مرحله استخراج ویژگی یا آموزش، با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی MC و تصویر یک یا چند کاشی بدون عیب مرجع، مراکز بهینه خوشه‌های گروهی-شکل، با کمینه کردن شعاع آنها به دست می‌آید. به علاوه، پاسخ‌های الگوریتم MC نیز با تنظیم مراکز اولیه خوشه‌ها توسط

می‌باشد. همچنین،  $d_{i,j}$  فاصله بردار رنگ  $i$ -ام متعلق به خوشه  $i$ -ام تا مرکز آن خوشه بوده و مطابق معادله ذیل تعریف می‌شود:

$$d_{i,j} = \|\hat{C}_i - C_{i,j}\| = \sqrt{(x_i - x_{i,j})^2 + (y_i - y_{i,j})^2 + (z_i - z_{i,j})^2} \quad (2)$$

که در آن  $C_i = (x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j})$  بردار داده  $i$ -ام متعلق به خوشه  $i$ -ام به مرکز  $\hat{C}_i = (x_i, y_i, z_i)$  است. اکنون، تابع  $f_i$  را طبق معادله (۳) تعریف می‌کنیم:

$$f_i = \sqrt[p]{\sum_{j=1}^{N_i} d_{i,j}^p} \quad (3)$$

با مشتق‌گیری از  $f_i$  بر حسب  $x_i$  داریم:

$$\frac{\partial f_i}{\partial x_i} = \frac{1}{p f_i^{p-1}} \sum_{j=1}^{N_i} \frac{\partial d_{i,j}^p}{\partial x_i} \quad (4)$$

بعلاوه، به آسانی می‌توان نشان داد:

$$\frac{\partial d_{i,j}^p}{\partial x_i} = p d_{i,j}^{p-2} (x_i - x_{i,j}) \quad (5)$$

از (۴) و (۵)، می‌توان نتیجه گرفت:

$$\frac{\partial f_i}{\partial x_i} = \frac{1}{f_i^{p-1}} \sum_{j=1}^{N_i} d_{i,j}^{p-2} (x_i - x_{i,j}) \quad (6)$$

و از آنجایی که داریم:

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \frac{\partial f_i}{\partial x_i} = \frac{x_i - x_{i,k}}{R_i} \Bigg|_{k = \text{index}(\max_{j=1}^{N_i} d_{i,j})} \quad (7)$$

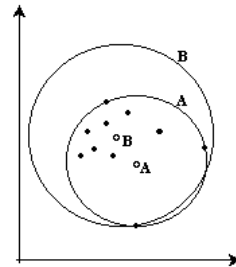
بنابراین،

$$\begin{cases} \frac{\partial R_i}{\partial x_i} = \frac{x_i - x_{i,\beta_i}}{R_i} \\ \beta_i = \text{index}(\max_{j=1}^{N_i} d_{i,j}) \end{cases} \quad (8)$$

به روش فوق، می‌توان روابط مشابهی برای  $y_i$  و  $z_i$  نیز به دست آورد. در جدول (۱)، با استفاده از معادله (۸)، یک الگوریتم عددی برای بهینه‌سازی مراکز خوشه‌ها براساس معیار کمترین شعاع خوشه ارائه شده است. براساس معادله (۱)، می‌توان گفت که معیار حداقل شعاع خوشه از نوع MinMax می‌باشد. معادله (۱۱) قلب الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی را تشکیل داده و نتیجه مستقیم معادله (۸) است.

می‌توانند مبنای کار مدل‌سازی قرار گیرند. اندیشه اصلی آن است که با استخراج مراکز خوشه‌های کروی از تصویر یک یا چند کاشی مرجع بدون عیب و محاسبه شعاع هر خوشه (به طوری که خوشه همه بردارهای رنگی را در برگیرد)، شاخصی از پراکندگی بردارهای رنگی به دست آورد. بدیهی است که در مرحله بازرسی، تمام پیکسل‌هایی که خارج از خوشه کروی قرار گیرند، معرف عیوب رنگی هستند.

شعاع هر خوشه رابطه مستقیمی با نحوه انتخاب مرکز خوشه دارد. به عنوان مثال، برای بردارهای داده (نقاط توخالی) در شکل (۱)، دو مرکز (نقاط توپر) متفاوت در نظر گرفته شده که به ازای هر کدام، یک شعاع مختلف به دست می‌آید. دایره  $A$  به دلیل داشتن شعاعی کوچکتر در مقایسه با دایره  $B$ ، برای آشکارسازی عیوب رنگی مناسب‌تر است. در نتیجه، به منظور مدل‌سازی بهینه توزیع رنگ در کاشی‌های مرجع، باید مراکز خوشه‌ها از کمینه‌سازی شعاع خوشه‌ها به دست آیند. با توجه به این که در اینجا، تمام داده‌های یک خوشه دارای ارزش یکسان می‌باشند، روش‌های آماری متداول برای خوشه‌بندی همچون روش کمترین واریانس کارایی لازم را نخواهند داشت [۲۰]. مثلاً، در شکل (۱) مرکز نامناسب  $B$  منطبق بر میانگین آماری داده‌ها می‌باشد.



شکل ۱- یک خوشه با دو مرکز و در نتیجه دو شعاع مختلف

### ۳-۱- مبانی ریاضی

ما برای تنظیم مراکز خوشه‌ها بر اساس معیار کمترین شعاع خوشه از یک الگوریتم بهینه‌سازی عددی استفاده می‌نماییم. مطابق معادله (۱)، شعاع هر خوشه را می‌توان به صورت نرم بینهایت فاصله بردارهای رنگ تا مرکز آن تعریف نمود:

$$R_i = \max_{j=1}^{N_i} (d_{i,j}) = \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{\sum_{j=1}^{N_i} d_{i,j}^p}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

که در آن،  $M$  تعداد خوشه‌ها،  $R_i$  شعاع خوشه  $i$ -ام،  $N_i$  تعداد بردارهای رنگ در خوشه  $i$ -ام و  $\|\cdot\|_p$  بیانگر عملگر نرم مرتبه  $\lambda$

**جدول ۱- الگوریتم پیشنهادی برای خوشه‌بندی بردارهای رنگ بر اساس معیار MinMax.**

<p>۱- پارامترهای آستانه خاتمه <math>(\theta)</math>، نرخ همگرایی <math>(\eta_i)</math> و مرکز هر خوشه <math>\hat{C}_i</math> (<math>j=1,2,\dots,M</math>) را مقاردهی اولیه کنید و <math>k=1</math></p> <p>۲- در مرحله <math>k</math>-ام، بردارهای رنگ (پیکسل‌های کاشی‌های مرجع) را بر اساس قانون نزدیکترین همسایه خوشه‌بندی کنید. به عبارت دیگر، هر بردار رنگ متعلق به خوشه‌ای است که در مقایسه با بقیه خوشه‌ها، به مرکز آن نزدیکتر باشد.</p> <p>۳- از میان بردارهای رنگ هر خوشه، دورترین بردار از مرکز را بیابید. مطابق معادله (۸)، در خوشه <math>i</math>-ام، بردار رنگ <math>C_{i,\beta_i}</math> دارای بیشترین فاصله تا <math>\hat{C}_i</math> بوده و داریم <math>R_i^k = d_{i,\beta_i}</math>. تابع هزینه الگوریتم پیشنهادی در مرحله <math>k</math>-ام عبارت است از:</p> $\psi^k = \max_{i=1}^M (d_{i,\beta_i}^k) \quad (9)$ <p>۴- چنانچه شرط خاتمه ذیل برقرار باشد، اجرای الگوریتم بهینه‌سازی متوقف می‌شود:</p> $ \psi^k - \psi^{k-1}  < \theta \quad (10)$ <p>۵- مراکز خوشه‌ها مطابق معادله (۱۱) به روز شوند:</p> $\hat{C}_i^{k+1} = \hat{C}_i^k + \eta_i \left( \frac{C_{i,\beta_i} - \hat{C}_i^k}{\ C_{i,\beta_i} - \hat{C}_i^k\ } \right) \quad (11)$ <p>۶- به <math>k</math> یک واحد افزوده و به مرحله ۲ بروید.</p>
--

جایی مرکز یک خوشه، طی دو مرحله متوالی از الگوریتم خوشه‌بندی را در نظر بگیرید. بسته به مقدار همبستگی آنها، سه حالت مختلف وجود دارد:

- یک: دو بردار همجهت می‌باشند. لذا، تابع هدف صاف و یکنواخت بوده و می‌توان با افزایش  $\eta_i$  بر سرعت همگرایی افزود.

- منهای یک: دو بردار در خلاف جهت یکدیگرند. بنابراین تابع هدف دارای برجستگی‌ها و فرورفتگی‌های تند است. لذا، برای پرهیز از نوسانات اضافی،  $\eta_i$  را باید کاهش داد.

- صفر: بهتر است  $\eta_i$  بدون تغییر باقی بماند.

با توجه به مطالب فوق، بردار تصحیح مرکز خوشه  $i$ -ام در مرحله  $k$ -ام مطابق معادله ذیل تعریف می‌شود:

$$\Delta \hat{C}_i^k = C_{i,\beta_i} - \hat{C}_i^k \quad (13)$$

ضریب همبستگی بردارهای تصحیح عبارت است از:

$$r_i^k = \begin{cases} \frac{\Delta \hat{C}_i^k \cdot \Delta \hat{C}_i^{k-1}}{\|\Delta \hat{C}_i^k\| \|\Delta \hat{C}_i^{k-1}\|} & \text{otherwise} \\ 0 & k = 0,1 \end{cases} \quad (14)$$

و نرخ همگرایی در هر مرحله به صورت ذیل به هنگام می‌شود:

$$\eta_i^k = (1 + cr_i^k) \eta_i^{k-1} \quad (15)$$

که در آن،

$$c = 0.25(1 - \text{sgn}(r_i^k)) \quad (16)$$

ما برای کاهش خطای خوشه‌ها از روش بیشترین شیب سود جست‌ه‌ایم [۲۱]؛ به طوری که مراکز در خلاف جهت مشتق تابع هدف (معادله ۹) جابه‌جا می‌شوند. با توجه به مستقل بودن مراکز خوشه‌ها، مشتقات جزئی هر خوشه نیز مستقل از سایر خوشه‌ها بوده و داریم:

$$\frac{\partial \psi}{\partial x_i} = \frac{\partial d_{i,\beta_i}}{\partial x_i} = \frac{\partial R_i}{\partial x_i} \quad (12)$$

در معادله (۱۰)، مقدار آستانه  $\theta$  تعیین کننده شرط خاتمه خوشه‌بندی است. هر چه این آستانه کوچکتر باشد، زمان بیشتری صرف بهینه‌سازی شده و الگوریتم دیرتر همگرا می‌گردد. برعکس، چنانچه  $\theta$  بزرگ باشد، الگوریتم خوشه‌بندی قبل از همگرایی کامل، متوقف خواهد شد. الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی را Min-Max Color Clustering (MC) می‌نامیم.

**۲-۳- تنظیم خودکار نرخ همگرایی**

سرعت همگرایی و دقت پاسخ‌های الگوریتم MC رابطه مستقیمی با نرخ همگرایی  $\eta_i$  دارد. نرخ همگرایی کوچک سبب به‌دام افتادن الگوریتم در مینیمم‌های محلی ضعیف می‌گردد در حالی که یک نرخ همگرایی بزرگ می‌تواند منجر به ناپایداری الگوریتم شود. در این مقاله، برای تنظیم  $\eta_i$  از روشی که در [۲۲] برای تنظیم خودکار نرخ آموزش در شبکه‌های پیش‌رو ارائه شده، استفاده گردیده است. برای این منظور، بردارهای جا به

پس از ارزیابی همه کروموزوم‌های جمعیت، آنها را بر اساس مقدار  $\psi$  به ترتیب صعودی مرتب می‌نماییم. شایستگی کروموزوم  $p$ -ام با رتبه  $r_p$  در جمعیت، مطابق معادله ذیل محاسبه می‌شود:

$$\xi_p = \frac{2(P-r_p)}{P(P-1)} \quad (21)$$

به آسانی می‌توان نشان داد که در تابع فوق هر چه رتبه یک کروموزوم ( $r_p$ ) کمتر باشد، میزان شایستگی آن بیشتر خواهد بود. الگوریتم ژنتیکی پیشنهادی از عملگر برش دو نقطه‌ای [۲۳] و عملگر جهش متداول سود می‌برد. عملگر جهش در ابتدا برای هر ژن یک عدد تصادفی تولید می‌کند و چنانچه این عدد کمتر از احتمال جهش ( $P_m$ ) باشد، ژن مذکور با ژنی که به صورت تصادفی تولید شده، جایگزین می‌شود. برای انتخاب والدین از روش مسابقه (tournament) استفاده شده است. به این ترتیب که به صورت تصادفی تعداد  $Q$  کروموزوم از جمعیت انتخاب شده و از بین آنها دو کروموزومی که بیشترین شایستگی ( $\xi$ ) را دارند، به عنوان والدین انتخاب می‌شوند [۲۴]. سپس، عملگرهای برش و جهش بر آنها اعمال گردیده تا دو کروموزوم فرزند ایجاد شده و با استفاده از معادله‌های (۱۹) و (۲۰) ارزیابی گردند. در الگوریتم ژنتیکی پیشنهادی مشابه با Genitor [۲۴]، در هر نسل تنها دو کروموزوم فرزند تولید گردیده و جمعیت جدید با جایگزینی آنها به جای بدترین کروموزوم‌های جمعیت قبلی به‌وجود می‌آید. به منظور حفظ پراکندگی جمعیت در حین تکامل، تنها کروموزوم‌های فرزندی قابل قبول هستند که مقدار  $\psi$  آنها مشابه با مقدار  $\psi$  هیچ یک از کروموزوم‌های جمعیت قبلی نباشند.

جمعیت اولیه با انتخاب تصادفی از میان رنگ‌های موجود در کاشی‌های مرجع تولید می‌شود؛ تکامل تا آنجا ادامه می‌یابد که یا بهترین عضو جمعیت در ۵۰۰ مرحله متوالی بهبود نیابد و یا فرآیند تولید نسل بیش از ۲۰۰۰ مرتبه تکرار شده باشد (معیارهای تجربی توقف). پس از اتمام تکامل، خوشه‌های به‌دست آمده (از بهترین کروموزوم جمعیت) و شعاع آنها به عنوان مدل بهینه برای رنگ‌های کاشی مورد نظر انتخاب می‌شوند. الگوریتم تکاملی پیشنهادی را Evolutionary MC (EMC) می‌نامیم.

#### ۴- روش پیشنهادی برای تشخیص عیوب رنگی

روش پیشنهادی برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها شامل دو مرحله می‌باشد: استخراج ویژگی و بازرسی. در مرحله

پارامتر  $c$  که بیانگر میزان تأثیر ضریب همبستگی بر نرخ همگرایی است؛ برای ضرایب مثبت برابر با ۰/۲۵ و برای ضرایب منفی برابر با ۰/۵۰ می‌باشد. به این ترتیب، سرعت رشد نرخ همگرایی  $\eta_i$  نصف سرعت کاهش آن است. با توجه به اینکه الگوریتم خوشه‌بندی برای  $\eta_i$  کوچکتر پایدارتر است، فرآیند فوق بر پایداری الگوریتم می‌افزاید. اکنون می‌توان با استفاده از معادله (۱۵)، را به صورت ذیل بازنویسی نمود:

$$\hat{C}_i^{k+1} = \hat{C}_i^k + \eta_i^k \Delta \hat{C}_i^k \quad (17)$$

به دلیل تنظیم خودکار  $\eta_i$  در معادله فوق، در مقایسه با معادله (۱۱)، ضریب نرمالیزه  $\|C_{i,\beta_i} - \hat{C}_i^k\|$  حذف گردیده است.

#### ۳-۳- بهینه‌سازی مراکز اولیه خوشه‌ها

همانند هر الگوریتم بهینه‌سازی محلی دیگر، عملکرد MC نیز وابسته به مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها است. لذا، می‌توان با بهینه‌سازی این پارامترها به خوشه‌هایی با شعاع کوچکتر دست یافت. ما برای این منظور از الگوریتم‌های ژنتیکی سود جست‌هایم. هر الگوریتم ژنتیکی از بخش‌های رمزنگاری، تابع هزینه، تابع شایستگی و عملگرهای انتخاب والدین، برش و جهش تشکیل شده است [۲۳]. در اینجا، هر کروموزوم باید بیانگر یک مجموعه از مراکز خوشه‌ها باشد. کروموزومی بهتر است که پس از مقداردهی اولیه و همگرایی MC، مقدار نهایی تابع هزینه  $\psi$  (معادله ۹) برای آن کمتر باشد. لذا، کروموزوم  $p$ -ام به صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$\hat{C}_p = \{\hat{C}_{p,1}, \hat{C}_{p,2}, \dots, \hat{C}_{p,M}\} \quad p=1,2,\dots,P \quad (18)$$

که در آن،  $P$  تعداد کل کروموزوم‌ها در جمعیت و  $\hat{C}_{p,i}$  مرکز اولیه خوشه  $i$ -ام در کروموزوم  $p$ -ام می‌باشد. هر کروموزوم شامل  $3M$  ژن خواهد بود. برای ارزیابی کروموزوم  $p$ -ام، ابتدا مراکز اولیه خوشه‌ها مطابق معادله ذیل مقداردهی اولیه می‌شود:

$$\hat{C}_i = \hat{C}_{p,i} \quad i=1,2,\dots,M \quad (19)$$

پس از همگرایی MC، مقدار  $\psi$  بیانگر ارزش کروموزوم است:

$$\psi_p = \psi^{\text{end}} \text{ for initialization with } \hat{C}_p \quad (20)$$

هر چه  $\psi_p$  کوچکتر باشد، کروموزوم مورد نظر مناسب‌تر است. در حقیقت، MC تابع هزینه الگوریتم ژنتیکی می‌باشد.

(شماره کاشی) (شماره طرح) (مرجع M / تحت بازرسی I) به عنوان مثال، M31 نشان دهنده کاشی مرجع شماره ۱ با طرح شماره ۳ می‌باشد. شکل (۲) یک کاشی مرجع بدون عیب از هر طرح را نشان می‌دهد. با توجه به شباهت بسیار زیاد طرح‌های M3 و M4، ما تنها نتایج تجربی مربوط به طرح M3 را آورده‌ایم. تصاویر فوق همانند روش Mirmehdi و همکارانش [۹] توسط یک اسکتر رنگی تهیه شده‌اند. زیرا با این روش اولاً پیچیدگی‌های تصویربرداری حذف شده و ثانیاً همه تصاویر تحت شرایط مشابه تهیه می‌گردند. برای پیاده‌سازی صنعتی نیز می‌توان از روش Boukouvalas و همکارانش [۱] سود جست. برای مدل‌سازی توزیع رنگ در تمام طرح‌ها (به صورت تجربی) از تعداد  $M=10$  خوشه استفاده شده است. جدول (۲) بیشترین شعاع خوشه‌بندی برای هر طرح را نشان می‌دهد. با افزایش تنوع رنگ در طرح کاشی شعاع نیز افزایش می‌یابد؛ به طوری که کوچکترین شعاع خوشه‌بندی برای کاشی ساده M1 و بیشترین شعاع برای کاشی الگودار M6 به دست آمده است.

#### ۵-۲- کاشی‌های ساده

با توجه به اینکه کاشی‌های ساده تکرنگ می‌باشند لذا، الگوریتم EMC قادر به استخراج همه انواع عیوب در این نوع کاشی می‌باشد. در شکل (۳)، عملکرد الگوریتم EMC در استخراج خال و سوراخ در دو کاشی I11 و I12 با  $\alpha=0.0$  و  $\alpha=0.4$  نشان داده شده است. حساسیت EMC با  $\alpha=0.0$  نسبت به نویز زیاد می‌باشد در حالی که با افزایش  $\alpha$  از حساسیت EMC نیز کاسته می‌شود. به طوری که به ازای  $\alpha=0.4$  نیز عیوب هر دو کاشی تحت بازرسی به خوبی آشکار گردیده‌اند.

#### ۵-۳- کاشی‌های بافتی

با توجه به این که کاشی‌های بافتی و الگودار از تنوع رنگ بیشتری برخوردار هستند، ممکن است EMC قادر به آشکارسازی برخی عیوب که رنگ آنها در محدوده رنگ‌های کاشی است، نباشد. بنابراین، در این گونه کاشی‌ها استفاده از الگوریتم‌های مکمل که برای تشخیص عیوب از سایر اثرات آنها در تصویر استفاده می‌کنند، ضروری است. به عنوان مثال، در [۱۴ و ۱۸] دو روش معرفی شده‌اند که برای آشکارسازی عیوب تیز در تصویر، از کنتراست بالای آنها استفاده می‌کنند.

استخراج ویژگی، رنگ‌های موجود در یک یا چند کاشی مرجع توسط EMC به صورت بهینه خوشه‌بندی شده و مرکز و شعاع خوشه‌های بهینه ذخیره می‌شود. در مرحله بازرسی، برای هر کاشی تحت بازرسی، بردارهای رنگ با استفاده از مراکز خوشه‌های به دست آمده و بر اساس قانون نزدیکترین همسایه خوشه‌بندی می‌شوند. به این ترتیب که هر بردار رنگ متعلق به خوشه‌ای است که به مرکز آن نزدیکتر باشد. به عبارت دقیق‌تر، اگر  $\tilde{C}_{i,j}$  بردار رنگ  $j$ -ام متعلق به خوشه  $i$ -ام در کاشی تحت بازرسی بوده و فاصله آن تا مرکز خوشه برابر با  $\tilde{d}_{i,j}$  باشد؛ آن‌گاه در صورتی که شرط ذیل برقرار باشد، این بردار متعلق به یک عیب رنگی است:

$$\tilde{d}_{i,j} > (1 + \alpha)R_i \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (22)$$

که در آن  $\alpha$  ضریب تحمل خطا بوده و توسط کاربر تنظیم می‌شود. هر چه  $\alpha$  به یک نزدیکتر باشد، از حساسیت الگوریتم کاسته می‌شود. در مقابل، چنانچه  $\alpha$  بسیار کوچک باشد، حساسیت الگوریتم به نویز افزایش می‌یابد.

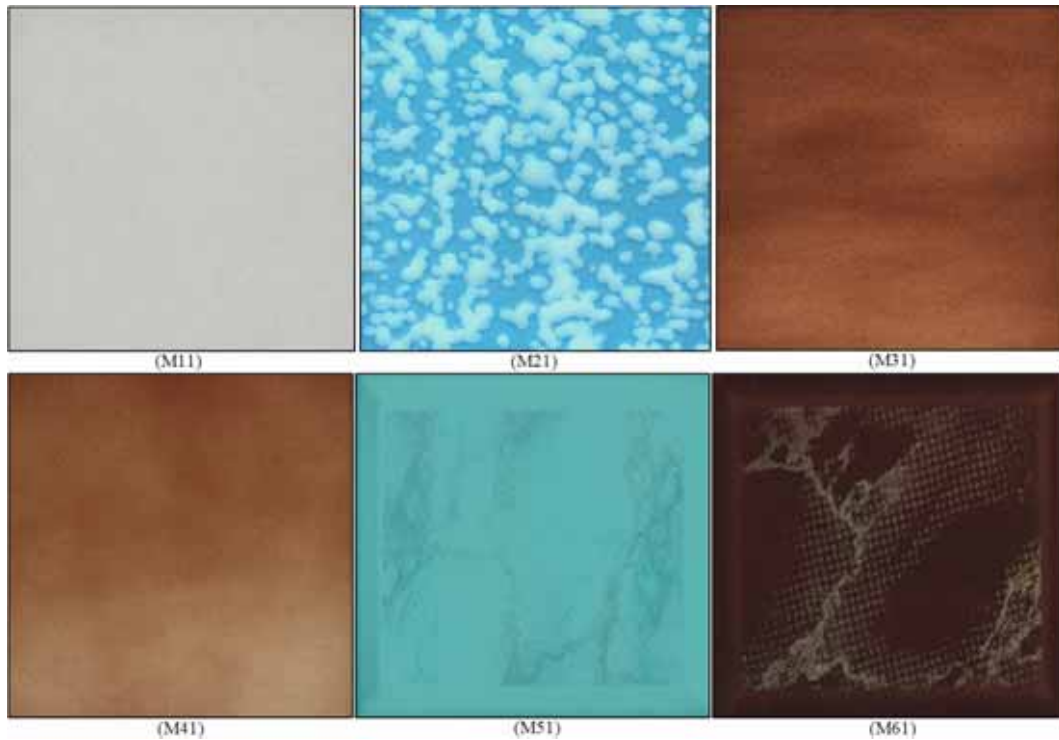
روش پیشنهادی تنها برای آشکارسازی عیوب رنگی مانند خال، سوراخ، کثیفی، برخی ترک‌ها و خراش‌ها، لعاب نگرفتگی و لب پریدگی مناسب می‌باشد. بنابراین، اگر رنگ عیب در محدوده رنگ‌های کاشی باشد، EMC قادر به تشخیص آن نخواهد بود. در این گونه موارد، الگوریتم‌های کمکی دیگری مانند آنچه در [۱۴] و [۱۸] معرفی شده باید به خدمت گرفته شود.

#### ۵-۵- نتایج تجربی

شبیه‌سازی‌ها بر روی یک کامپیوتر شخصی با پردازنده AMD Athlon XP 1600 و حافظه 768 MB انجام شده است. به طور متوسط، مرحله استخراج ویژگی در کمتر از یک ساعت انجام می‌شود در حالی که نرخ پردازش‌ها در مرحله بازرسی، ده کاشی در یک ثانیه می‌باشد.

#### ۵-۱- پایگاه تصویر

برای ارزیابی عملکرد EMC از یک پایگاه تصویر با ۱۲۰ تصویر کاشی و سرامیک در شش طرح متفاوت (۲۰ تصویر از هر طرح) شامل یک طرح ساده M1، سه طرح بافتی (M2، M3 و M4) و دو طرح الگودار (M5 و M6) استفاده شده است. در پایگاه تصویر، هر کاشی مطابق با روش ذیل نامگذاری گردیده است:



شکل ۲- یک کاشی مرجع بدون عیب از شش طرح موجود در پایگاه تصویر

طور یکنواخت کم شده، منحنی نرخ بهینه‌سازی اوج گرفته و هر کجا منحنی شعاع نوسان داشته، از نرخ بهینه‌سازی نیز کاسته شده است.

در شکل (۶- چپ) پاسخ EMC برای کاشی بافتی I21 با عیوب خال و سوراخ نشان داده شده است. برخلاف کاشی‌های ساده (شکل ۳)، در اینجا حساسیت EMC (حتی با  $\alpha=0.0$ ) به نویز کم است. زیرا تنوع رنگ‌های موجود در طرح یک کاشی بافتی (یا الگودار) در مقایسه با یک کاشی ساده بیشتر می‌باشد. در نتیجه، شعاع خوشه‌بندی نیز برای این نوع کاشی‌ها بیشتر خواهد بود (جدول ۲). با وجود این، EMC به خوبی توانسته است با  $\alpha=0.2$  عیوب رنگی کاشی I21 را آشکار نماید (شکل ۶-پایین-چپ). همچنین، در شکل (۶-راست) نتایج حاصل از اعمال EMC بر کاشی بافتی I31 نشان داده شده است. همان طور که در شکل (۲) نشان داده شده، تنوع رنگ در M31 بیشتر از M21 است. الگوریتم EMC برای I31 نیز به ازای  $\alpha=0.0$  و  $\alpha=0.2$  نتایجی مشابه ارائه داده و در تشخیص عیوب موفق بوده است.

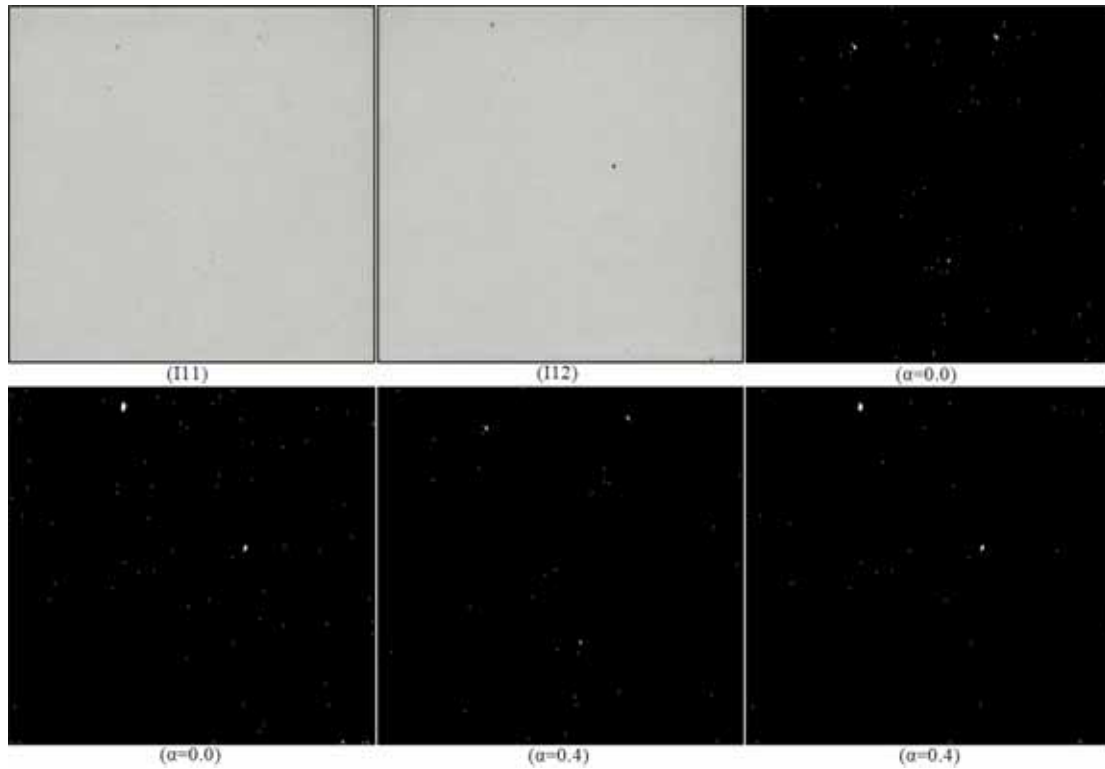
جدول ۲- شعاع خوشه‌بندی بهینه برای طرح‌های پایگاه تصویر

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
$\Psi$	1.1	7.1	8.2	8.0	2.1	11.8

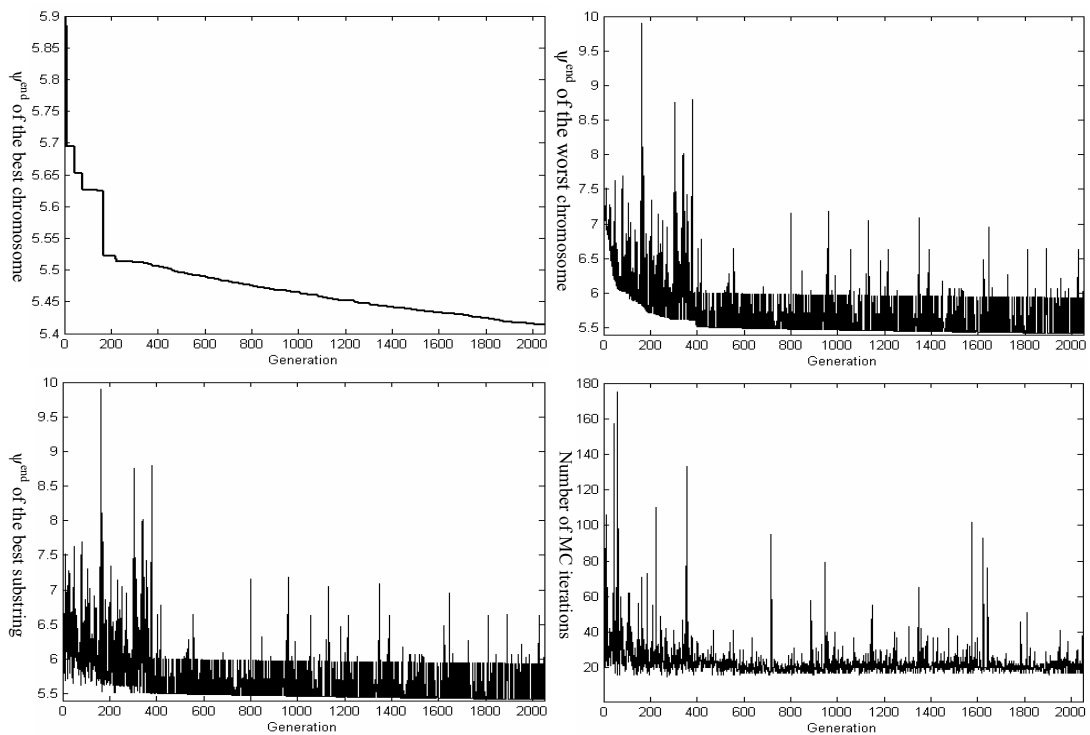
در پایگاه تصاویر، سه طرح M2، M3 و M4 از نوع بافتی می‌باشند. در شکل (۴) منحنی‌های تغییرات مقدار  $\Psi$  در طول تکامل (کاشی M21)، برای بهترین کروموزوم جمعیت، بدترین کروموزوم جمعیت و بهترین کروموزوم فرزند نشان داده شده است. همچنین، این شکل منحنی تعداد تکرارهای MC برای کروموزوم فرزند اول را نیز در طول دوره تکامل نمایش می‌دهد. الگوریتم ژنتیکی پیشنهادی توانسته است با مقداردهی اولیه مناسب MC، به خوبی شعاع خوشه‌ها را کاهش دهد (شکل ۴- بالا-چپ). همچنین، منحنی‌های تغییرات تابع هزینه برای بدترین کروموزوم جمعیت و بهترین کروموزوم فرزند نشان می‌دهند که در طول تکامل، همواره اعضای جمعیت بهترین کروموزوم را دنبال نموده‌اند. مطابق شکل ۴-پایین-راست، با پیشرفت تکامل تعداد تکرارهای MC کاهش می‌یابد؛ زیرا، کروموزوم‌های فرزند جدید به‌تر بوده و به مینیمم‌های محلی نزدیک‌تر می‌باشند.

در شکل (۵)، منحنی‌های تغییرات شعاع خوشه و نرخ بهینه‌سازی برای چهار خوشه در طول همگرایی الگوریتم MC برای کاشی M21، نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی توانسته طی تقریباً چهل مرحله به پاسخ نهایی همگرا شود. همچنین، هر کجا که شعاع خوشه به

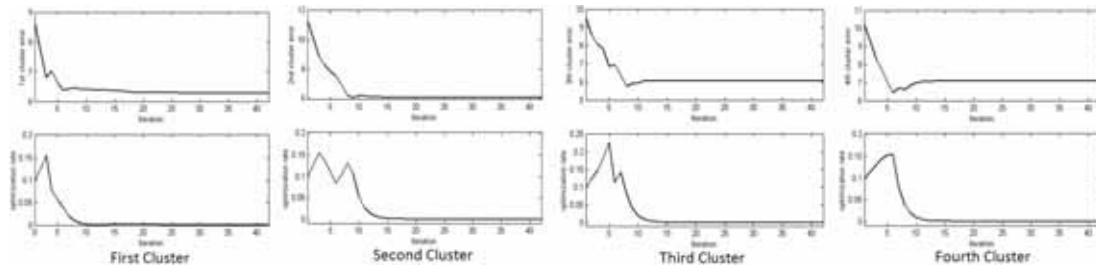




شکل ۳- پاسخ الگوریتم EMC برای دو کاشی ساده (تحت بازرسی) I11 و I12 با  $\alpha=0.0$  و  $\alpha=0.4$



شکل ۴- منحنی تغییرات مقدار  $\psi$  برای (بالا-چپ) بهترین کروموزوم جمعیت، (بالا-راست) بدترین کروموزوم جمعیت، (پایین-چپ) بهترین کروموزوم فرزند و (پایین-راست) منحنی تعداد تکرارهای MC برای کروموزوم فرزند اول، در طول تکامل برای کاشی M21



شکل ۵- منحنی‌های تغییرات (سطر اول) شعاع خوشه  $R_i$  و (سطر دوم) نرخ بهینه‌سازی  $\eta_i$  برای چهار خوشه (از میان ده خوشه) در طول همگرایی الگوریتم MC برای کاشی M21

#### ۵-۴- کاشی‌های الگودار

مطابق شکل (۷)، EMC در آشکارسازی عیوبی چون خال، سوراخ و لعاب‌نگرفتگی برای کاشی‌های الگودار I51 و I61 موفق بوده است. اما، به دلیل تنوع زیاد رنگ در M6، عیب لعاب‌نگرفتگی در I61 به طور کامل آشکار نشده است. کاستی فوق را می‌توان به دو روش بر طرف نمود: افزایش تعداد خوشه‌ها (M) و تقسیم کاشی به چندین ناحیه و استخراج خوشه‌ها در هر ناحیه به صورت جداگانه (موضوع تحقیقات آینده).

#### ۵-۵- ارزیابی کیفی

به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، از دو مشاهده‌گر خیره نظرسنجی به عمل آمد. در فرم نظرسنجی، برای هر کاشی تحت بازرسی یکی از گزینه‌های ضعیف (عدم آشکارسازی برخی عیوب مهم)، قابل قبول (آشکارسازی همه عیوب مهم) و خوب (آشکارسازی همه عیوب) علامت‌گذاری گردید. دلایل اهمیت ارزیابی کیفی عبارتند از: اولاً یک الگوریتم آشکارسازی عیوب باید منطبق بر داوری مشاهده‌گر خیره باشد و ثانیاً هدف یک سامانه درجه‌بندی کاشی، شبیه‌سازی عملکرد مشاهده‌گر خیره است. مطابق جدول (۳)، الگوریتم پیشنهادی توانسته در ۹۵٪ موارد تمام عیوب رنگی را استخراج نماید. در ۵٪ باقیمانده نیز به جز برخی اشکالات کم اهمیت مانند خال‌های بسیار ریز، همه عیوب رنگی مهم آشکار گردیده‌اند.

#### ۶- نتیجه‌گیری

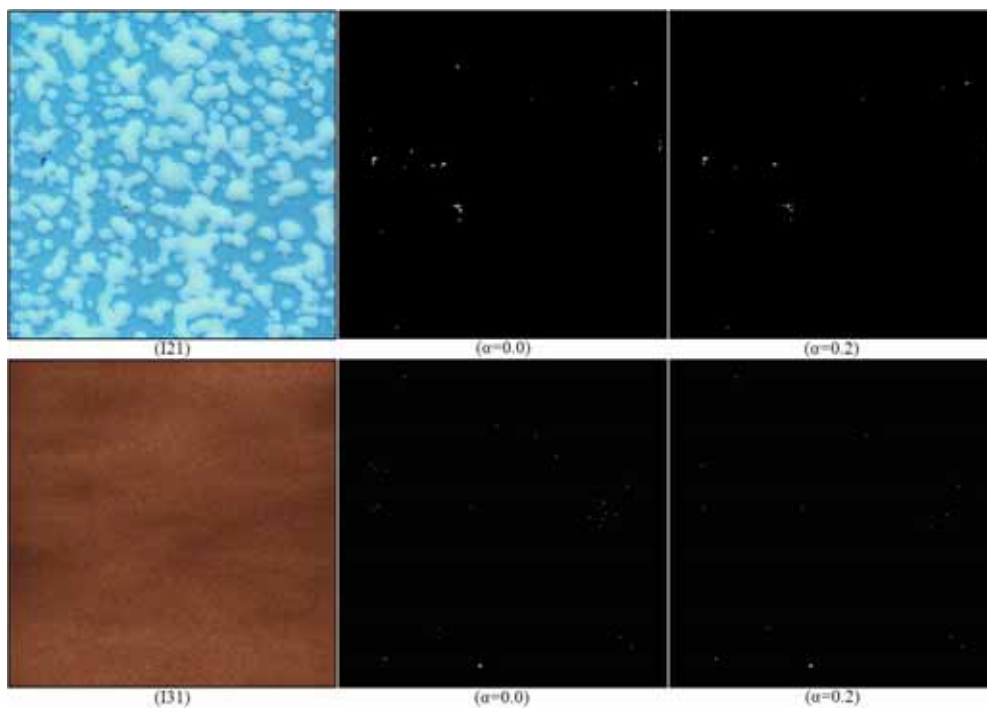
در این مقاله، یک الگوریتم خوشه‌بندی رنگ جدید بنام MC، بر اساس معیار MinMax (کمترین شعاع خوشه‌بندی)، برای مدل‌سازی توزیع رنگ کاشی‌ها ارائه شده است. این الگوریتم به منظور افزایش سرعت همگرایی و پایداری، از یک روش وقتی برای تنظیم نرخ بهینه‌سازی استفاده می‌کند. همچنین، در این

مقاله، از یک الگوریتم ژنتیکی برای بهینه‌سازی مراکز اولیه خوشه‌ها در MC استفاده گردیده است. الگوریتم پیشنهادی برای استخراج عیوب رنگی شامل دو مرحله استخراج ویژگی و بازرسی است. در مرحله استخراج ویژگی مراکز بهینه خوشه‌ها با استفاده از یک یا چند کاشی مرجع به دست آمده و شعاع هر یک محاسبه می‌شود. در مرحله بازرسی، بردارهای رنگی که خارج از خوشه‌های کروی بهینه فوق قرار می‌گیرند به عنوان عیب رنگی تشخیص داده می‌شوند. نتایج تجربی بر روی یک پایگاه تصویر شامل ۱۲۰ تصویر در شش طرح بیانگر عملکرد قابل قبول الگوریتم پیشنهادی در آشکارسازی عیوب رنگی همه انواع کاشی‌ها شامل ساده، بافتی و طرح‌دار بوده است.

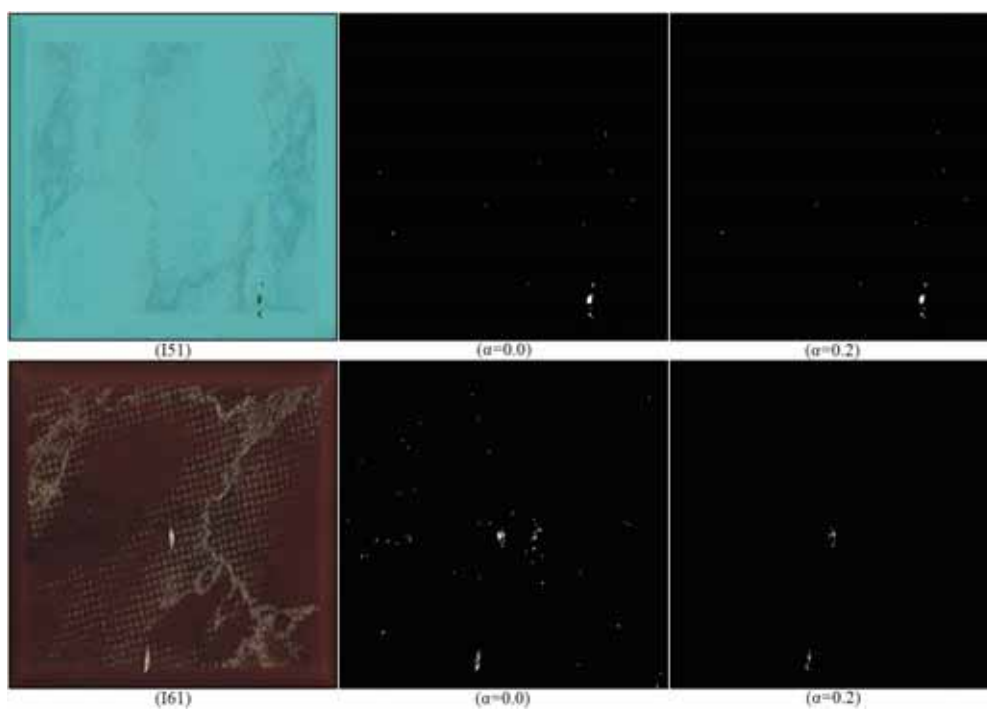
الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص عیوب رنگی از ویژگی‌های عمومی توزیع رنگ در کاشی سود جسته و قادر به ارزیابی آن به صورت محلی نمی‌باشد. با تقسیم کاشی به چندین ناحیه و استخراج خوشه‌های رنگ در هر یک از این نواحی می‌توان مشکل فوق را برطرف نمود. چگونگی پیاده‌سازی ایده فوق و نحوه تأثیر آن بر عملکرد الگوریتم سؤالاتی هستند که نیازمند تحقیق بیشتر در این زمینه می‌باشند.

جدول ۳- ارزیابی کیفی الگوریتم پیشنهادی

کاشی	خوب	قابل قبول	ضعیف
M1	40	0	0
	100%	0%	0%
M2	39	1	0
M3	38	2	0
M4	37	3	0
	95.0%	5.0%	0%
M5	39	1	0
M6	35	5	0
	92.5%	7.5%	0%
	95.0%	5.0%	0%



شکل ۶- پاسخ الگوریتم EMC برای دو کاشی بافتی (تحت بازرسی) I21 و I31 با  $\alpha=0.0$  و  $\alpha=0.2$



شکل ۷- پاسخ الگوریتم EMC برای دو کاشی الگودار (تحت بازرسی) I51 و I61 با  $\alpha=0.0$  و  $\alpha=0.2$

Industrial Electronics, vol. 44, no 1, pp. 132-135, 1997.

مراجع

- [1] C. Boukouvalas, J. Kittler, R. Marik, and M. Petrou, "Automatic color grading of ceramic tiles using machine vision," IEEE Trans.

- L. Roy, R. Salgari and G. Vernazza, "ASSIST: automatic system for surface inspection and sorting of tiles", *J. of Material Processing Technology*, vol. 82, no 1-3, pp. 179-188, 1998.
- [۱۴] م. سعادت‌مند و م. خادمی، "ارائه یک الگوریتم جدید برپایه شکل توسعه‌یافته فیلتر LoG برای آشکارسازی عیوب تیز کاشی‌ها و سرامیک‌ها"، یازدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، جلد ۲، صص ۵۰۰-۵۰۷، ۱۳۸۲.
- [15] C. Boukouvalas, F. D. Natale, G. D. Toni, J. Kittler, R. Marik, M. Mirmehdi, M. Petrou, P. L. Roy, R. Salgari and G. Vernazza, "An integrated system for quality inspection of tiles", *Int'l Conf. Quality Cont. by Art. Vis.*, vol. 97, 1997, pp. 49-54.
- [16] A. Jiaoyan, L. Di and Z. Xuefeng, "Combination of wavelet analysis and color applied to automatic color grading of ceramic tiles," *17<sup>th</sup> Int'l Conf. Pattern Rec.*, vol. 3, pp 235-238, 2004.
- [17] S. Fioravanti, F. G. D. Natale, R. Marik, M. Mirmehdi, J. Kittler and M. Petrou, "Spectral and rank order approaches to texture analysis," *European Trans. Telecom.*, vol. 6, no. 3, pp. 287-300, 1995.
- [۱۸] م. سعادت‌مند و م. خادمی، "الگوریتمی برای آشکارسازی عیوب تیز کاشی‌ها با استفاده از عملگرهای ریخت‌شناسی و الگوریتم‌های ژنتیکی"، دوازدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، جلد ۱، صص ۷۷-۸۲، ۱۳۸۳.
- [19] A. N. Netravali and B. G. Haskell, *Digital Pictures, representation, and compression*. 2<sup>nd</sup> printing, Plenum Press, AT&T Bell Lab., 1989.
- [20] D. Fasulo, "An analysis of recent work on clustering algorithms," *Tech. Rep. #01-03-02* 1999.
- [21] J. S. Arora, O. A. Elwakeil, A. I. Chahnde and C. C. Hsieh, "Global optimization methods for engineering applications: a review," *Structural Optimization*, vol. 9, pp. 137-159, 1995.
- [22] J. Y. F. Yam and T. W. S. Chow, "Extended least squares based algorithm for training feedforward networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 8, no 3, pp. 806-810, 1997.
- [23] D. Whitley, "A genetic algorithm tutorial," *Statistics and Computer*, vol. 4, pp. 65-85 1994.
- [24] D. Whitley, "The GENITOR algorithm and selective pressure," *3<sup>rd</sup> Int'l Conf. Genetic Algorithms*, ed. Morgan-Kaufmann 116-121, 1989.
- [۲] م. سعادت‌مند و م. خادمی، "آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها با استفاده از مدلسازی خوشه‌ای و ارائه یک الگوریتم خوشه‌سازی رنگ جدید"، دومین کنفرانس ماشین‌بینایی و پردازش تصویر ایران، جلد ۱، صص ۱۰۸-۱۱۵، ۱۳۸۱.
- [۳] م. سعادت‌مند طرزجان و م. خادمی، "ارائه یک الگوریتم خوشه‌سازی رنگ جدید بر اساس معیار MinMax و بهینه‌سازی آن به کمک الگوریتم‌های ژنتیکی و استفاده از آن در آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها، کنفرانس سیستم‌های هوشمند، ۱۳۸۲.
- [4] P. Gallina, "Neural network painting defect classification using Karhunen-Loeve transformation," *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 32, pp 29-40 1999.
- [5] Z. F. Hocenski and E. K. Nyarko, "Surface quality control of ceramic tiles using neural networks approach," *IEEE Int'l Sym. Industrial Electronics*, pp. 657-660, 2002.
- [6] C. Boukouvalas, J. Kittler, R. Marik and M. Petrou, "Color grading of randomly textured ceramic tiles using color histograms," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 46, no. 1, pp. 219-226, 1999.
- [7] G. S. Desoli, S. Fioravanti, R. Fioravanti and D. Corso, "A System for Automated Visual Inspection of Ceramic Tiles," *Int'l Conf. Industrial Elec., Control, and Instrum.*, pp. 1871-1876, 1993.
- [8] K. Y. Song, J. Kittler, M. Petrou and I. Ng., "Chromato-structural approach towards surface defect detection in random textured images," *Proc. of SPIE*, vol. 2183, pp. 193-204, 1994.
- [9] M. Mirmehdi, R. Marik, M. Petrou and J. Kittler, "Structural Fault Detection in Random Macro Textures," *Proc. of Signal Proc., Theories and Applications*, vol. III, pp. 1499-1502, Sep. 1996.
- [10] T. Maenpää, M. Turtinen and M. Pietikäinen, "Real time surface inspection by texture," *Real-Time Imaging*, vol. 9, pp 289-296, 2003.
- [11] C. Palm, "Color texture classification by integrative co-occurrence matrices," *Pattern Recognition*, vol. 37, pp 965-976, 2004.
- [۱۲] م. سعادت‌مند و م. خادمی، "ارائه یک الگوریتم جدید برای آشکارسازی عیوب بافتی کاشی‌ها"، دوازدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، جلد ۱، صص ۵۱-۵۶، ۱۳۸۳.
- [13] C. Boukouvalas, F. D. Natale, G. D. Toni, J. Kittler, R. Marik, M. Mirmehdi, M. Petrou, P.