

آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها با استفاده از مدلسازی خوشه‌ای و ارائه‌ی یک الگوریتم خوشه‌سازی رنگ^۱ جدید

مهدی سعادت‌مند طرزجان^۱

مرتضی خادمی^۲

۱. دانشکده برق دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی, m_saadatmand_tarzjan@yahoo.com

۲. دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد

چکیده در این مقاله، الگوریتمی جدید بر پایه‌ی مدلسازی خوشه‌ای برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها پیشنهاد شده است. عیوب رنگی، نواقصی هستند که رنگ آنها با تمام رنگهای بکار رفته در کاشی متفاوت است. ایده‌ی اصلی این است که ابتدا در مرحله‌ی استخراج ویژگی، رنگهای یک کاشی بدون عیب را خوشه‌بندی می‌کنیم. حاصل انجام این کار تعدادی مرکز خوشه (که تشکیل یک جدول رنگ می‌دهند) و آستانه‌های (بیشترین خطای هر خوشه) نظیر آنها است. سپس در مرحله‌ی بازرسی، جدول رنگ مذکور با قانون نزدیکترین همسایه بر تصویر تحت بازرسی اعمال می‌شود. رنگهایی که خطای آنها بیش از مقدار آستانه‌ی نظیرشان است متعلق به نواحی معیوب کاشی هستند. در این مقاله به منظور افزایش دقت فرایند مدلسازی، الگوریتم خوشه‌بندی جدیدی ارائه شده است که هدف آن کمینه کردن خطای خوشه‌ها، طبق معیار MinMax است. نتایج تجربی بیانگر دقت الگوریتم پیشنهادی در آشکارسازی عیوب رنگی است.

واژگان کلیدی درجه‌بندی کاشی‌ها و سرامیکها، دستگاههای مختصات رنگ، مدلسازی خوشه‌ای

۱. مقدمه

عبارت محصولات سرامیکی به اشیایی از جنس مواد معدنی غیرفلزی اطلاق می‌شود که بر اساس نیاز شکل داده شده و سپس طی فرآیند معینی مقاومت مکانیکی لازم را بدست آورده‌اند. کاشی‌ها، سرامیکها و چینی‌ها از این دست محصولات هستند (که از این به بعد، جهت سهولت همه‌ی آنها را با عنوان کاشی نام می‌بریم). مراحل تولید این محصولات را می‌توان در شکل ۱ مشاهده کرد. با گسترش فن‌آوری، همه‌ی بخشهای تولید این صنعت بجز مرحله‌ی کنترل کیفیت و درجه‌بندی کاشی‌ها که هنوز به صورت دستی انجام می‌شود و در کل فرآیند تولید، گلوگاهی را بوجود آورده است، بسیار متحول شده است. کنترل کیفیت، مرحله‌ای کلیدی در فرآیند تولید کاشی‌هاست و در کیفیت و قیمت محصول نهایی اهمیتی حیاتی دارد. هم‌اکنون هر کارگر ماهر بر اساس مجموعه‌ای از کاشی‌های نمونه مرجع، معیارهایی شخصی برای خویش تعیین و بر اساس آنها، کاشی‌ها را درجه‌بندی می‌کند. بدیهی است که اولین گام در درجه‌بندی کاشیها، آشکارسازی عیوب آنهاست. بر اساس نوع رنگ‌آمیزی و طرح، کاشی‌ها را می‌توان به سه دسته‌ی کلی تقسیم نمود:

۱. **کاشی‌های ساده:** این کاشی‌ها دارای طرح یا الگویی نبوده و تمام سطح آنها به صورت یکدست و یکنواخت، تنها با یک رنگ، رنگ‌آمیزی شده است مانند سرامیکهای ساده و کاشی‌های ساده سنتی.

۲. **کاشی‌های طرح‌دار:** می‌توان گفت که سطح این کاشی‌ها در حقیقت یک تصویر بافتی است و الزاماً دو کاشی یکسان از نظر درجه‌بندی از نظر طرح کاملاً یکسان نیستند، مانند تمام انواع سرامیکها (به استثنای سرامیکهای ساده).

^۱ color quantization



شکل ۱: مراحل تولید محصولات سرامیکی

۳. **کاشی‌های الگودار:** همه کاشی‌های الگودار یک خط تولید باید دارای طرحی کاملاً یکسان با طرح مرجع باشند و کوچکترین اختلاف به عنوان عیب در نظر گرفته می‌شود.

از دیدگاه اثری که عیوب بر ظاهر کاشی می‌گذارند، می‌توان آنها را به چهار دسته تقسیم نمود:

۱. **عیوب رنگی:** که ناشی از عیوبی از قبیل خالها، لپ‌پریدگی‌ها، لعاب‌نگرفتگی‌ها و گوشه شکستگی‌ها و حتی ترکها و خراشهاست. مهمترین مشخصه این عیوب این است که رنگشان با رنگهای بکاررفته در رنگ‌آمیزی کاشی متفاوت است.

۲. **عیوب تیز:** از قبیل ترکها، سوراخها، خالها و لکه‌ها. این عیوب در تصویر ساختارهایی با کنتراست بالا بوجود می‌آورند.

۳. **عیوب پهن:** اشکالات طرح در کاشی‌های طرح‌دار.

۴. **عیوب الگو:** عبارت است از هر نوع تخلفی از الگوی مرجع در کاشی‌های الگودار.

در این مقاله الگوریتمی جدید برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشیها ارائه شده است که مختص نوع خاصی از کاشی‌ها نیست. برای مطالعه در زمینه‌ی آشکارسازی سایر عیوب کاشی‌ها به [1]، [2] و [3] مراجعه کنید. بخشهای بعدی این مقاله بدین شرح‌اند. در بخش بعدی دستگاه مختصات رنگ مورد استفاده‌ی ما در این مقاله معرفی می‌شود. در بخش سوم الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی شرح داده شده است. بخش چهارم به بیان نتایج شبیه‌سازی‌ها می‌پردازد و بخشهای پنجم و ششم به ترتیب به نتیجه‌گیری و مراجع اختصاص داده شده است.

۲. انتخاب دستگاه مختصات رنگ

همانطور که می‌دانید نور بر روی چشم دو اثر مهم دارد: روشنایی^۲ که نشان‌دهنده تراکم طول موجهای مختلف است و رنگ که بیانگر ترکیب طیفی آن می‌باشد. توماس یانگ و ماکسول نشان دادند که هر رنگ به صورت ترکیبی از سه رنگ پایه است. همچنین نشان داده شده است که رنگها تشکیل یک فضای برداری می‌دهند. بر این اساس تا کنون، برای بیان رنگها، سیستمهای مختصات مختلفی ارائه شده است که هر یک دارای ویژگیهای خاصی است. به طور کلی مقوله رنگ از سه منظر بررسی می‌شود [4]: ۱- تطابق رنگ^۳، ۲- تفاوت بین رنگها^۴ و ۳- درک رنگ^۵. آنچه که در این مقاله اهمیت دارد مقوله "تفاوت بین رنگها" است. این بحث به دنبال معیاری برای اندازه‌گیری اختلاف دو رنگ است؛ به طوری که حتی‌الامکان به آنچه چشم درک می‌کند، نزدیک باشد. یکی از روشهایی متداول تحقق این خواسته، طراحی سیستمهای مختصات رنگ خاص است. یکی از معروفترین این سیستمها که در سال ۱۹۷۶ توصیه گردیده، CIE- $L^*u^*v^*$ است (برای مشاهده‌ی معادلات تبدیل رنگ به [4] و [5] مراجعه کنید). با اینکه $CIE-L^*u^*v^*$ به منظور اندازه‌گیری اختلاف رنگها پیشنهاد شده است، اما هنوز هم در این فضا اختلاف دو رنگ دقیقاً برابر با فاصله اقلیدسی آنها، نیست (گرچه نسبت به سایر فضاهای رنگی تخمین مناسبتری است) [4]. ما با قبول این تقریب، از این فضای رنگی استفاده می‌کنیم. از اینجا به بعد در این مقاله، بردارهای رنگها همه در این دستگاه مختصات بیان می‌شوند، مگر آنکه خلاف آن صریحاً ذکر شود.

۳. مدلسازی خوشه‌ای

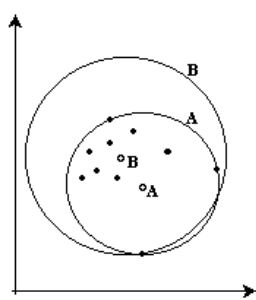
خوشه‌بندی روشی استاندارد برای تجزیه مسائل به اجزای کوچکتر است. این روش داده‌های همسان را در یک کلاسها قرار می‌دهد. می‌توان از مشخصات این کلاسها برای فهمیدن جزئیات مسأله یا یافتن گروههای مشابه در میان داده‌های موجود، سود جست. از جمله زمینه‌هایی که خوشه‌بندی در آنها کاربرد فراوانی دارد می‌توان به فشرده‌سازی اطلاعات و استخراج ویژگی اشاره کرد. اکثر قریب به اتفاق

^۲ brightness

^۳ color matching

^۴ color differences

^۵ color appearance



شکل ۲: یک خوشه نمونه.

این الگوریتمها با هدف فشرده سازی اطلاعات طراحی گردیده اند و به همین جهت بیشتر بر روی مشخصه های آماری خوشه ها (همچون میانگین، واریانس و ...) تکیه دارند [6]، [7] و [8].

برای تشخیص عیوب رنگی لازم است، برای رنگهای بکار رفته در کاشی مدلی بدست آورد. معمولاً در یک تصویر کاشی بیش از ۱۰۰۰۰۰ پیکسل وجود دارد؛ درحالی که تنوع رنگ در آن خیلی زیاد نیست. بنابراین پیکسلها در فضای رنگی خوشه هایی تشکیل می دهند که می توانند مبنای کار مدل سازی قرار گیرند. اندیشه اصلی این است که با استخراج مراکز این خوشه ها از تصویر یک کاشی مرجع بدون عیب و محاسبه بیشترین خطای خوشه ها، شاخصی از پراکندگی بردارهای رنگی بدست آورد. بدیهی است که در مرحله بازرسی، تمام پیکسلهایی که خطایشان از بیشترین خطای خوشه ای که به آن تعلق دارند، بیشتر باشد، متعلق به عیوب رنگی کاشی است.

در این مقاله، هدف ما از استفاده از الگوریتمهای خوشه بندی، استخراج ویژگی هایی چون مرکز خوشه ها و ماکزیم خطای آنهاست. بیشترین خطای هر خوشه یا به طور خلاصه خطای هر خوشه رابطه مستقیمی با نحوه انتخاب مرکز خوشه دارد. به عنوان مثال به شکل ۲ توجه کنید. در این شکل برای خوشه موجود دو مرکز متفاوت انتخاب شده است (مراکز با نقاط توخالی و داده ها با نقاط توپر مشخص شده اند). همانطور که می بینید بیشترین خطای خوشه، به ازای این دو مرکز یکسان نیست. این مطلب با دو دایره ای A و B نشان داده شده است. مرکز خوشه را باید چنان انتخاب کرد که بیشترین خطای خوشه مینیمم شود. در اینجا تمام داده های یک خوشه مهم هستند و باید در مدلسازی برای همه آنها ارزش یکسانی قائل شد، بنابراین روشهای آماری چندان کاربرد ندارند. این مطلب را می توان در شکل ۲ نیز دید (مرکز B، بردار میانگین است). با توجه به اینکه هرچه خطای خوشه ها کمتر باشد، دقت ما در تشخیص عیوب رنگی بیشتر می شود، پس بهترین مرکز، برداری است که بیشترین خطای خوشه را مینیمم کند. برای دستیابی به چنین مرکزی کافی است با استفاده از یک الگوریتم بهینه ساز عددی، مرکز اولیه خوشه را بهینه نمود. معادله (۳) تابع هدف این بهینه ساز (که باید مینیمم شود) را نشان می دهد.

$$e_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$\vec{E} = [e_i] \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$e_{\max} = \|\vec{E}\|_{\infty} = \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{\sum_{i=1}^N (e_i)^p} \quad (3)$$

که منظور از (x, y, z) مرکز خوشه ای است که بردار (x_i, y_i, z_i) متعلق به آن است و باید بهینه شود و N تعداد اعضای خوشه ای مذکور است. بدیهی است که معادله (۳) بیانگر بیشترین خطای خوشه است. تابع $f(x, y, z)$ را طبق معادله (۴) تعریف کرده و از آن نسبت به x مشتق جزئی می گیریم.

$$f(x, y, z) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^N (e_i)^p} \quad (4)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{1}{p} \times \frac{1}{f^{p-1}} \times \frac{\partial}{\partial x} \left[\sum_{i=1}^N (e_i)^p \right] = \frac{1}{p} \times \frac{1}{f^{p-1}} \times \left[\sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial x} (e_i)^p \right] \quad (5)$$

$$\frac{\partial (e_i)^p}{\partial x} = p \times (e_i)^{p-2} \times (x - x_i) \quad (6)$$

از (۵) و (۶)، معادله (۷) و از آن، معادله (۸) را می توان نتیجه گرفت.

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\sum_{i=1}^N (e_i)^{p-2} \times (x - x_i)}{f^{p-1}} \quad (7)$$

^۱ منظور از خطای یک بردار در اینجا، فاصله اقلیدسی بین آن بردار با مرکز خوشه ای است که بردار، متعلق به آن است (هر بردار می تواند یک رنگ باشد).

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \frac{\partial f}{\partial x} = \frac{x - x_j}{e_{\max}} \quad e_{\max} = e_j \quad (8)$$

اکنون بر اساس معادله (۸) می‌توان یک الگوریتم بازگشتی برای بهینه‌سازی مرکز خوشه‌ها طراحی کرد؛ خصوصاً که محاسبات بالا برای پارامترهای y و z نیز یکسان است. این الگوریتم در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱: الگوریتم بهینه‌سازی مراکز خوشه‌ها	
۱- پارامترهای tr مقدار آستانه‌ی شرط خاتمه، η^j سرعت بهینه‌سازی و \bar{C}^j ($\dots, m, j=1, 2$) مراکز خوشه‌ها را مقداردهی اولیه کنید.	
۲- در مرحله k ام، بردارها را بر اساس قانون نزدیکترین همسایه خوشه‌بندی کنید. به عبارت دیگر هر بردار متعلق به خوشه‌ای است که نسبت به بقیه، به مرکز آن نزدیکتر است.	
۳- از میان بردارهای هر خوشه، دورترین بردار از مرکز خوشه را بیابید. در خوشه‌ی j ام، این بردار را با \bar{V}_{\max}^j و فاصله‌ی آن تا مرکز را با $\bar{E}_{\max}^j(k)$ نشان می‌دهیم. چنانچه نامعادله‌ی ذیل برقرار باشد الگوریتم بهینه‌سازی خاتمه می‌یابد.	
$\max_{j=1}^m \left(\bar{E}_{\max}^j(k) - \bar{E}_{\max}^j(k-1) \right) < tr$	(۹)
۴- با استفاده از معادله‌ی ذیل مراکز خوشه‌ها را بروز نمایید.	
$\bar{C}^j(k+1) = \bar{C}^j(k) + \eta^j \left(\frac{\bar{V}_{\max}^j - \bar{C}^j(k)}{\ \bar{C}^j(k) - \bar{V}_{\max}^j\ } \right)$	(۱۰)
۵- به k یک واحد افزوده، به ۲ بروید.	

همانطور که می‌بینید قلب این الگوریتم معادله‌ی (۱۰) است که نتیجه‌ی مستقیم معادله‌ی (۸) می‌باشد. در حقیقت، ما برای کاهش خطای خوشه‌ها از روش بیشترین شیب سود جست‌ایم [11]؛ به طوری که مراکز در فضا در خلاف جهت مشتق تابع هدف حرکت می‌کنند. سرعت همگرایی و دقت پاسخهای بهینه‌ساز رابطه‌ی مستقیمی با مقادیر پارامترهای η^j دارد. اگر این پارامترها بیش از حد کوچک باشند، الگوریتم دیرتر همگرا می‌شود و حتی ممکن است در مینیممهای محلی ضعیف نیز بدام بیافتد و چنانچه بیش از حد بزرگ باشد سبب نوسان و ناپایداری الگوریتم می‌گردد. بنابراین تنظیم مقدار این پارامترها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. تنظیم η^j ها بسیار شبیه به تنظیم پارامترهای سرعت آموزش، در شبکه‌های عصبی مصنوعی است [9]. ما برای انجام اینکار از روشی که در [10] برای تنظیم خودکار سرعت آموزش شبکه‌های پیش‌رو ارائه شده است، استفاده می‌کنیم. در این شیوه به تغییرات متوالی بردارهای تصحیح توجه می‌شود. مقدار همبستگی دو برداری که مرکز یک خوشه، طی دو مرحله بهینه‌سازی، به اندازه‌ی آنها جابجا شده است را در نظر بگیرید. بسته به مقدار همبستگی سه حالت مختلف می‌توان در نظر گرفت:

۱. اگر مقدار همبستگی نزدیک یک باشد، دو بردار تقریباً همجهت بوده‌اند؛ بنابراین تابع هدف در محل فعلی مرکز خوشه صاف و بدون برجستگی و فرورفتگیهای تند است. پس می‌توان با افزایش η^j ها بر سرعت همگرایی افزود.
۲. اگر مقدار همبستگی نزدیک منهای یک باشد، دو بردار تقریباً در خلاف جهت یکدیگرند؛ بنابراین تابع هدف در محل فعلی مرکز خوشه دارای برجستگیها و فرورفتگیهای تند است. پس برای پرهیز از نوسان الگوریتم در دو لبه‌ی این ناهمواریها η^j ها را باید کاهش داد.

۳. اگر بین دو بردار همبستگی‌ای وجود نداشته باشد، بهتر است η^j ها را تغییری ندهیم.
- با توجه به مطالب گفته شده معادله‌ی (۱۰) را به شکل ذیل تغییر می‌دهیم.

$$\Delta \bar{C}^j(k) = \bar{V}_{\max}^j - \bar{C}^j(k) \quad (11)$$

$$r^j(k) = \begin{cases} 0 & k = 1 \\ \frac{\Delta \bar{C}^j(k) \cdot \Delta \bar{C}^j(k-1)}{|\Delta \bar{C}^j(k)| \times |\Delta \bar{C}^j(k-1)|} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$$\eta^j(k) = \eta^j(k-1) \times (1 + c \times r^j(k)) \quad , c = \begin{cases} 0.25 & r^j(k) > 0 \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

$$\bar{C}^j(k+1) = \bar{C}^j(k) + \eta^j(k) \times \Delta \bar{C}^j(k) \quad (14)$$

که $r^j(k)$ مقدار همبستگی بین بردار جابجایی فعلی و بردار جابجایی مرحله‌ی قبل است. با توجه به اینکه $\|\bar{C}^j(k) - \bar{V}_{\max}^j\|$ عبارتی اسکالر (عددی) است آن را در دل η^j ها جای داده‌ایم. در آغاز کار باید مراکز خوشه‌ها را مقداردهی اولیه کرد. برای اینکار از بین بردارهای ورودی، به صورت تصادفی، m بردار را انتخاب می‌کنیم. مقدار آستانه tr تعیین کننده‌ی دقت خوشه‌بندی است. هرچه این مقدار کوچکتر باشد زمان بیشتری صرف بهینه‌سازی می‌شود و در نتیجه دقت بیشتری نیز بدست می‌آید. اکنون الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادیمان کامل گردیده است، آن را $MiMaC^7$ می‌نامیم.

۴. شبیه‌سازی

ما از $MiMaC$ برای آشکارسازی عیوب کاشی‌ها استفاده کرده‌ایم؛ به این ترتیب که ابتدا در مرحله‌ی استخراج ویژگی با استفاده از این الگوریتم رنگهای موجود در یک کاشی مرجع را خوشه‌بندی کرده، بیشترین خطای هر خوشه را بدست می‌آوریم. سپس در مرحله‌ی بازرسی، برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی تحت بازرسی، ابتدا با استفاده از خوشه‌های بدست آمده در مرحله‌ی قبل، طبق قانون نزدیکترین همسایه، رنگهای کاشی جدید را خوشه‌بندی کرده، خطای هر بردار رنگ را محاسبه می‌کنیم. بدیهی است که چنانچه خطای برداری بیش از ماکزیمم خطای خوشه‌ی نظیرش باشد، پیکسل نظیر آن بردار متعلق به یک عیب رنگی در سطح کاشی است. کاشی نشان داده شده در شکل ۵-سمت چپ یک کاشی طرح‌دار بدون عیب است که برای خوشه‌بندی رنگهای آن به $MiMaC$ داده شده است. در شکل‌های ۳ و ۴ به ترتیب منحنی‌های تغییرات خطای هر خوشه و تغییرات پارامتر سرعت بهینه‌سازی هر خوشه نشان داده شده است. منحنی‌ها نشان می‌دهند که الگوریتم توانسته است طی تقریباً سی مرحله بهینه‌سازی به پاسخ نهایی‌اش همگرا شود. همچنین از مقایسه‌ی منحنی‌های شکل ۳ و ۴ به روشنی می‌توان دید که هر کجا که منحنی‌های خطا به طور یکنواخت کم شده‌اند منحنی‌های سرعت اوج گرفته‌اند و هر کجا منحنی‌های خطا نوسان داشته‌اند از سرعت بهینه‌سازی نیز کاسته شده است. از خوشه‌هایی که در مرحله‌ی قبل بدست آوردیم برای آشکارسازی عیوب کاشی شکل ۵-وسط استفاده کرده‌ایم و عیوب آشکار شده را در شکل ۵-سمت راست نشان داده‌ایم. همانطور که می‌بینید عیوب رنگی به خوبی آشکار شده‌اند. در شکل‌های ۶ و ۷ حاصل اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی دو دسته کاشی دیگر نیز نشان داده شده است.

۵. نتیجه‌گیری

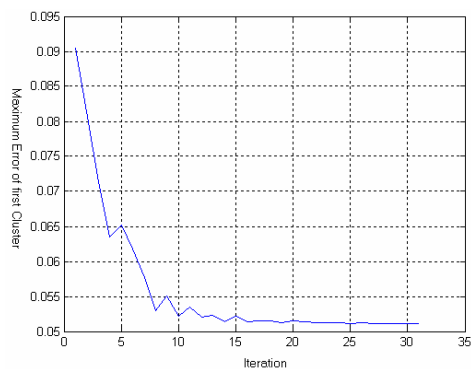
در این مقاله الگوریتمی جدید برای خوشه‌بندی رنگهای موجود در یک تصویر ارائه شده و از آن برای آشکارسازی عیوب رنگی کاشی‌ها استفاده شده است. $MiMaC$ بر پایه‌ی کمینه کردن بیشترین خطای خوشه‌ها بنا نهاده شده است که لازمه‌ی مدلسازی خوشه‌ای است و این مهمترین مزیت آن نسبت به سایر همتاهایش است. تأکید الگوریتم بر کمینه کردن بیشترین خطا می‌تواند سبب افزایش حساسیت آن بر نویز شود. از این رو در هنگام تصویر برداری از کاشی مرجع باید تا جای ممکن عوامل نویز و اعوجاج را حذف نمود. شبیه‌سازی‌های انجام شده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی برای آشکارسازی عیوب رنگی، چه در مرحله‌ی استخراج ویژگی و چه در مرحله‌ی بازرسی بسیار سریع و کارآمد است.

۶. مراجع

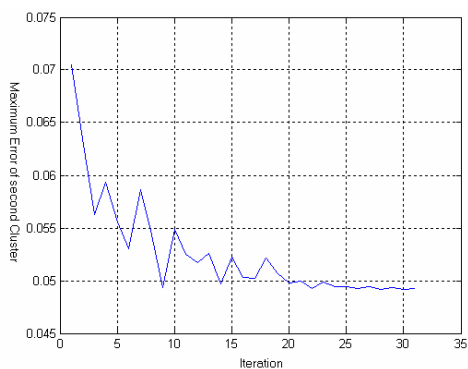
- [1] C. Boukouvalas, F. D. Natale, G. D. Toni, J. Kittler, R. Marik, M. Mirmehdi, M. Petrou, P. L. Roy, R. Salgari, G. Vernazza, "ASSIST: automatic system for surface inspection and sorting of tiles", Journal of Material Processing Technology 82, pp. 179-188, 1998.
- [2] C. Boukouvalas, J. Kittler, R. Marik, M. Mirmehdi and M. Petrou, "Ceramic Tile Inspection for Colour and Structural Defects", Proceedings of AMPT95, pp. 390-399, 1995.

^۷ Min-Max Color clustering (MiMaC)

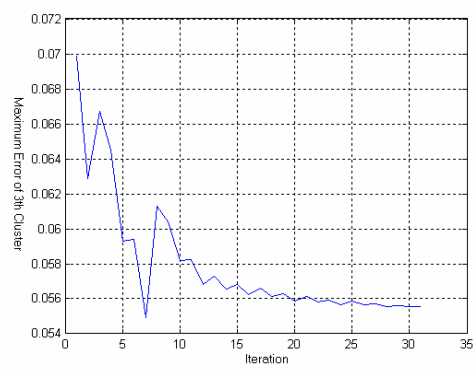
- <http://www.compsci.bristol.ac.uk/Tools/Reports/Ps/mirmehdi-ampt95.ps.gz>
- [3] M. Mirmehdi, R. Marik, M. Petrou, J. Kittler, "Structural Fault Detection in Random Macro Textures", Proceedings of Signal Processing VIII, Theories and Applications, Vol. III, pp. 1499-1502, 1996.
- <http://www.compsci.bristol.ac.uk/Tools/Reports/Ps/mirmehdi-mmkp96.ps.gz>
- [4] A. N. Netravali, B. G. Haskell, "Digital Pictures, Representation and Compression", 2nd printing, Plenum Press, AT&T Bell Laboratories, 1989.
- [5] David Bourgin, "Color Space FAQ", 1994. <ftp://turing.imag.fr/pub/compression/colospace-faq>
- [6] H. Masum, "Clustering Algorithms(an overview of clustering techniques, with potential applications)". <http://www.carleton.ca/~hmasum/clustering.html>
- [7] D. Fasulo, "An Analysis of Recent Work on Clustering Algorithms", Technical Report # 01-03-02, 1999.
- [8] K. Krishna, K. R. Ramakrishnan, M. A. L. Thathachar, "Vector Quantization using Genetic K-Means Algorithm for Image Compression", ICICS, 1997.
- [9] S. Haykin, *Neural Networks*. New York, Macmillan College Pub., 1994.
- [10] J. Y. F. Yam, T. W. S. Chow, "Extended Least Squares Based Algorithm for Training Feedforward Networks", IEEE Trans on Neural Networks, Vol.8, No.3, pp. 806-810, 1997.
- [11] J.S. Arora, O.A. Elwakeil, A.I. Chahnde, C.C. Hsieh, "Global optimization methods for engineering applications: a review", Structural Optimization, VOL. 9, p.p. 137-159, 1995.



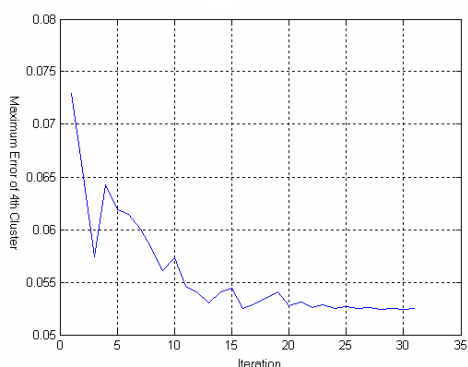
(1)



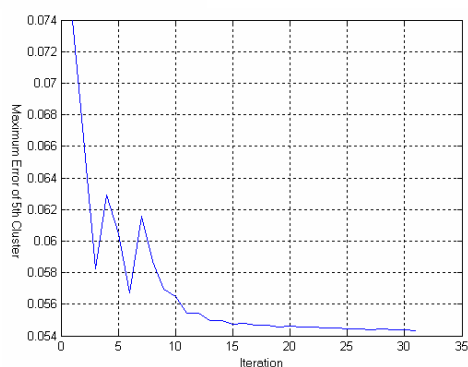
(2)



(3)

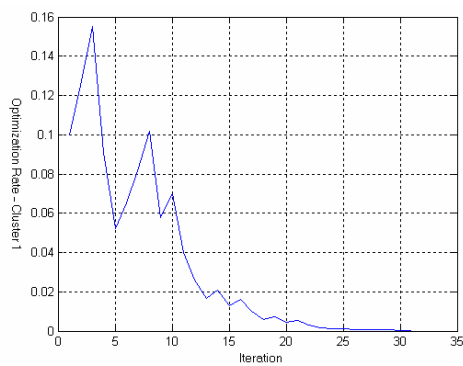


(4)

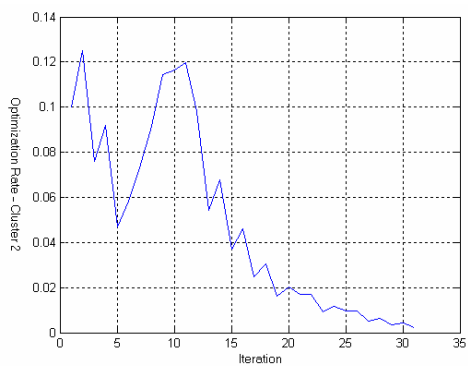


(5)

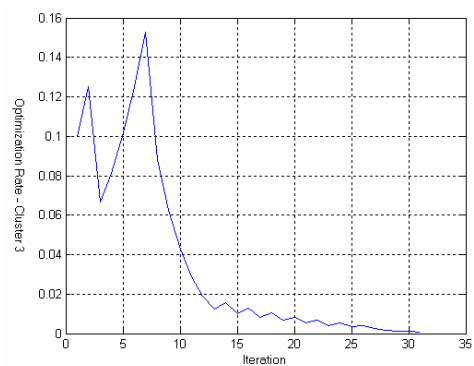
شکل ۳: منحنی‌های بیشترین خطای خوشه‌های تصویر شکل ۵-سمت چپ.



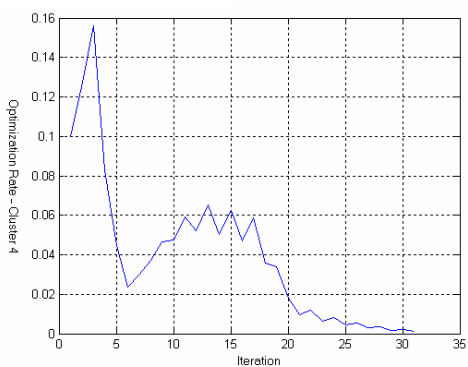
(1)



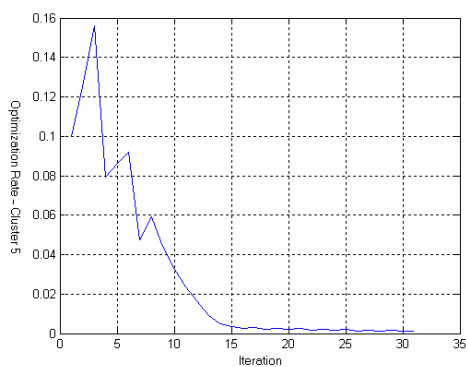
(2)



(3)



(4)

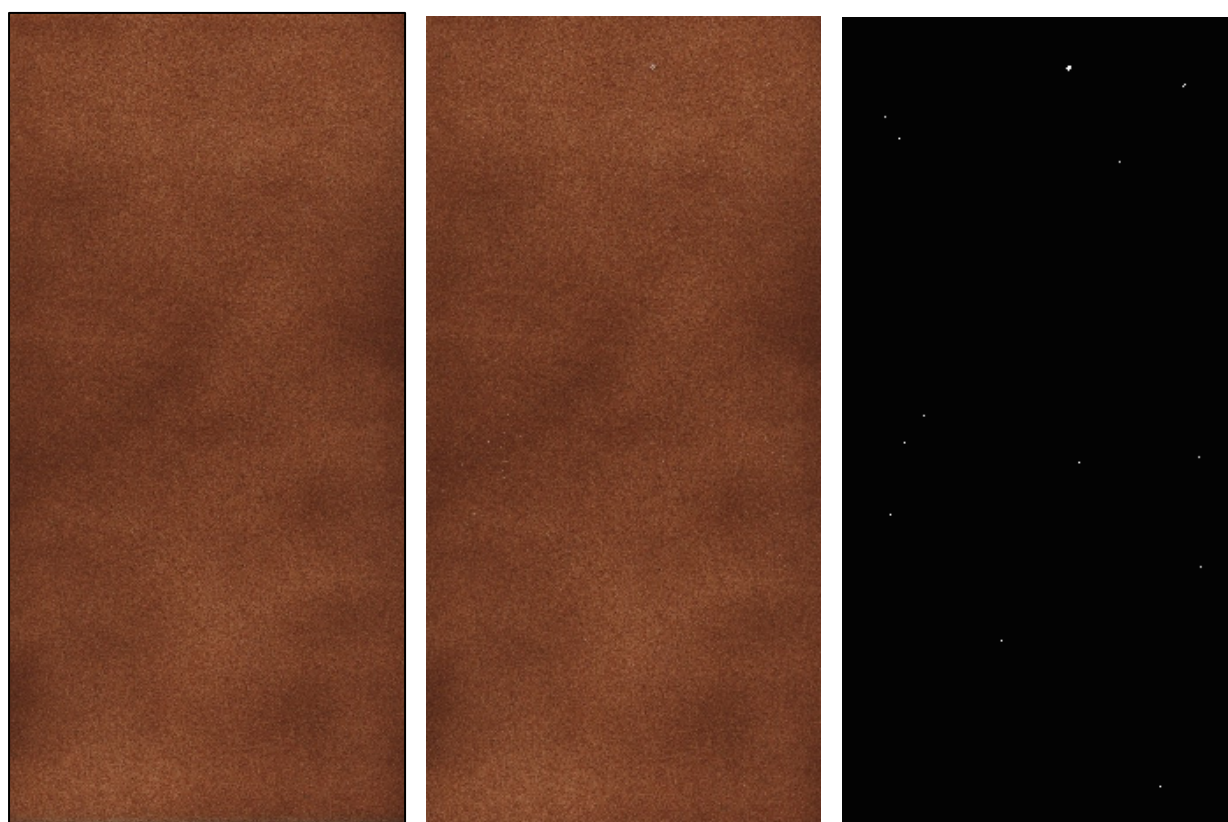


(5)

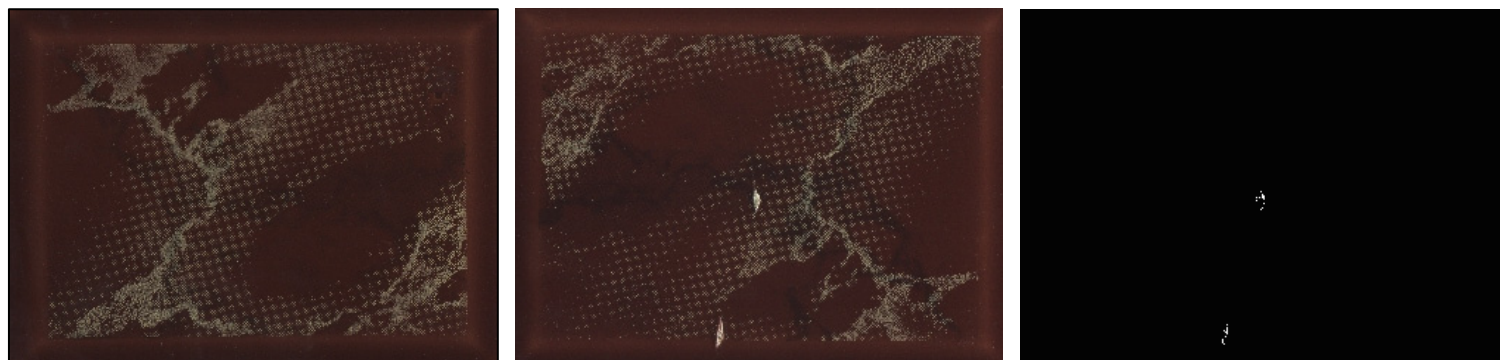
شکل ۴: منحنی‌های تغییرات سرعت همگرایی خوشه‌های تصویر بدون عیب شکل ۵-سمت چپ.



شکل ۵: (چپ) کاشی بدون عیب، (وسط) کاشی با عیوب رنگی، (راست) عیوب آشکار شده.



شکل ۶: (چپ) کاشی بدون عیب، (وسط) کاشی با عیوب رنگی، (راست) عیوب آشکار شده.



شکل ۷: (چپ) کاشی بدون عیب، (وسط) کاشی با عیوب رنگی، (راست) عیوب آشکار شده.