دومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران
تهران _ بهمن ماه ۱۳۸۱
تاسیس ۱۳۰۷
دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

The Second Conference On Machine Vision, Image Processing & Applications (MVIP 2003)
Tehran-Feb.2003

آشكارسازي عيوب رنگي كاشي‌ها با استفاده از مدلسازي خوشه‌اي و ارائه‌ي يك الگوريتم خوشه‌سازي رنگ[1] جديد

مهدي سعادتمند طرزجان[1] **مرتضي خادمي[2]**

۱. دانشكده برق دانشگاه صنعتی خواجه نصير الدين طوسی, m_saadatmand_tarzjan@yahoo.com
۲. دانشكده مهندسی دانشگاه فردوسي مشهد

چكيده در اين مقاله, الگوريتمي جديد بر پايه‌ي مدلسازي خوشه‌اي براي آشكارسازي عيوب رنگي كاشي‌ها پيشنهاد شده است. عيوب رنگي, نواقصي هستند كه رنگ آنها با تمام رنگهاي بكار رفته در كاشي متفاوت است. ايده‌ي اصلي اين است كه ابتدا در مرحله‌ي استخراج ويژگي, رنگهاي يك كاشي بدون عيب را خوشه‌بندي مي‌كنيم. حاصل انجام اين كار تعدادي مركز خوشه(كه تشكيل يك جدول رنگ مي‌دهند) و آستانه‌هاي(بيشترين خطاي هر خوشه) نظير آنها است. سپس در مرحله‌ي بازرسي, جدول رنگ مذكور با قانون نزديكترين همسايه بر تصوير تحت بازرسي اعمال مي‌شود. رنگهايي كه خطاي آنها بيش از مقدار آستانه‌ي نظيرشان است متعلق به نواحي معيوب كاشي هستند. در اين مقاله به منظور افزايش دقت فرآيند مدلسازي, الگوريتم خوشه‌بندي جديدي ارائه شده است كه هدف آن كمينه كردن خطاي خوشه‌ها, طبق معيار MinMax است. نتايج تجربي بيانگر دقت الگوريتم پيشنهادي در آشكارسازي عيوب رنگي است.

واژگان كليدي درجه‌بندي كاشي‌ها و سراميكها, دستگاههاي مختصات رنگ, مدلسازي خوشه‌اي

۱. مقدمه

عبارت محصولات سراميكي به اشيايي از جنس مواد معدني غيرفلزي اطلاق مي‌شود كه بر اساس نياز شكل داده شده و سپس طي فرآيند معيني مقاومت مكانيكي لازم را بدست آورده‌اند. كاشي‌ها، سراميكها و چيني‌ها از اين دست محصولات هستند(كه از اين به بعد, جهت سهولت همه‌ي آنها را با عنوان كاشي نام مي‌بريم). مراحل توليد اين محصولات را مي‌توان در شكل۱ مشاهده كرد. با گسترش فن‌آوري, همة بخشهاي توليد اين صنعت بجز مرحلة كنترل كيفيت و درجه‌بندي كاشي‌ها كه هنوز به صورت دستي انجام مي‌شود و در كل فرآيند توليد, گلوگاهي را بوجود آورده است, بسيار متحول شده است. كنترل كيفيت، مرحله‌اي كليدي در فرآيند توليد كاشي‌هاست و در كيفيت و قيمت محصول نهايي اهميتي حياتي دارد. هم‌اكنون هر كارگر ماهر بر اساس مجموعه‌اي از كاشي‌هاي نمونة مرجع، معيارهايي شخصي براي خويش تعيين و بر اساس آنها، كاشي‌ها را درجه‌بندي مي‌كند. بديهي است كه اولين گام در درجه‌بندي كاشيها, آشكارسازي عيوب آنهاست. بر اساس نوع رنگ‌آميزي و طرح, كاشي‌ها را مي‌توان به سه دسته‌ي كلي تقسيم نمود:

۱. **كاشي‌هاي ساده**: اين كاشي‌ها داراي طرح يا الگويي نبوده و تمام سطح آنها به صورت يكدست و يكنواخت، تنها با يك رنگ، رنگ‌آميزي شده است مانند سراميكهاي ساده و كاشي‌هاي سادة سنتي.
۲. **كاشي‌هاي طرح‌دار**: مي‌توان گفت كه سطح اين كاشي‌ها در حقيقت يك تصوير بافتي است و الزاما دو كاشي يكسان از نظر درجه‌بندي از نظر طرح كاملا يكسان نيستند, مانند تمام انواع سراميكها(به استثناي سراميكهاي ساده).

---

[1] *color quantization*

شكل ١: مراحل توليد محصولات سراميكي

۳. **كاشي‌هاي الگودار**: همة كاشي‌هاي الگودار يك خط توليد بايد داراي طرحي كاملا يكسان با طرح مرجع باشند و كوچكترين اختلاف به عنوان عيب در نظر گرفته مي‌شود.

از ديدگاه اثري كه عيوب بر ظاهر كاشي مي‌گذارند, مي‌توان آنها را به چهار دسته تقسيم نمود:

۱. **عيوب رنگي**: كه ناشي از عيوبي از قبيل خالها، لب‌پريدگي‌ها، لعاب‌نگرفتگي‌ها و گوشه شكستگي‌ها و حتي ترکها و خراشهاست. مهمترين مشخصة اين عيوب اين است كه رنگشان با رنگهاي بكاررفته در رنگ‌آميزي كاشي متفاوت است.

۲. **عيوب تيز**: از قبيل ترکها، سوراخها، خالها و لكه‌ها. اين عيوب در تصوير ساختارهايي با كنتراست بالا بوجود مي‌آورند.

۳. **عيوب پهن**: اشكالات طرح در كاشي‌هاي طرح‌دار.

٤. **عيوب الگو**: عبارت است از هر نوع تخلفي از الگوي مرجع در كاشي‌هاي الگودار.

در اين مقاله الگوريتمي جديد براي آشكارسازي عيوب رنگي كاشيها ارائه شده است كه مختص نوع خاصي از كاشي‌ها نيست. براي مطالعه در زمينه‌ي آشكارسازي ساير عيوب كاشي‌ها به [1], [2] و [3] مراجعه كنيد. بخشهاي بعدي اين مقاله بدين شرح‌اند. در بخش بعدي دستگاه مختصات رنگ مورد استفاده‌ي ما در اين مقاله معرفي مي‌شود. در بخش سوم الگوريتم خوشه‌بندي پيشنهادي شرح داده شده است. بخش چهارم به بيان نتايج شبيه‌سازي‌ها مي‌پردازد و بخشهاي پنجم و ششم به ترتيب به نتيجه‌گيري و مراجع اختصاص داده شده است.

۲. انتخاب دستگاه مختصات رنگ

همانطور كه مي‌دانيد نور بر روي چشم دو اثر مهم دارد: روشنايي[۲] كه نشان‌دهندة تراكم طول موجهاي مختلف است و رنگ كه بيانگر تركيب طيفي آن مي‌باشد. توماس يانگ و ماكسول نشان دادند كه هر رنگ به صورت تركيبي از سه رنگ پايه است. همچنين نشان داده شده است كه رنگها تشكيل يك فضاي برداري مي‌دهند. بر اين اساس تا كنون, براي بيان رنگها, سيستمهاي مختصات مختلفي ارائه شده است كه هر يك داراي ويژگيهاي خاصي است. به طوركلي مقولة رنگ از سه منظر بررسي مي‌شود [4]: ۱- تطابق رنگ[۳], ۲- تفاوت بين رنگها[٤] و ۳- درك رنگ[٥]. آنچه كه در اين مقاله اهميت دارد مقولة "تفاوت بين رنگها"، است. اين مبحث به دنبال معياري براي اندازه‌گيري اختلاف دو رنگ است؛ به طوري‌كه حتي‌الامكان به آنچه چشم درك مي‌كند, نزديك باشد. يكي از روشهايي متداول تحقق اين خواسته، طراحي سيستمهاي مختصات رنگ خاص است. يكي از معروفترين اين سيستمها كه در سال ۱۹۷٦ توصيه گرديده، CIE-L*u*v* است(براي مشاهده‌ي معادلات تبديل رنگ به [4] و [5] مراجعه كنيد). با اينكه CIE-L*u*v* به منظور اندازه‌گيري اختلاف رنگها پيشنهاد شده است, اما هنوز هم در اين فضا اختلاف دو رنگ دقيقا برابر با فاصلة اقليدسي آنها، نيست(گرچه نسبت به ساير فضاهاي رنگي تخمين مناسبتري است) [4]. ما با قبول اين تقريب، از اين فضاي رنگي استفاده مي‌كنيم. از اينجا به بعد در اين مقاله، بردارهاي رنگها همه در اين دستگاه مختصات بيان مي‌شوند، مگر آنكه خلاف آن صريحا ذكر شود.

۳. مدلسازي خوشه‌اي

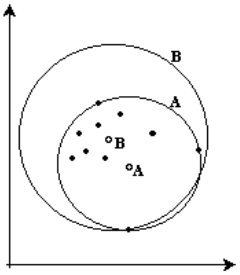
خوشه‌بندي روشي استاندارد براي تجزية مسائل به اجزاي كوچكتر است. اين روش داده‌هاي همسان را در يك كلاسها قرار مي‌دهد. مي‌توان از مشخصات اين كلاسها براي فهميدن جزئيات مسأله يا يافتن گروههاي مشابه در ميان داده‌هاي موجود، سود جست. از جمله زمينه‌هايي كه خوشه‌بندي در آنها كاربرد فراواني دارد مي‌توان به فشرده‌سازي اطلاعات و استخراج ويژگي اشاره كرد. اكثر قريب به اتفاق

---

[۲] *brightness*
[۳] *color matching*
[٤] *color differences*
[٥] *color appearance*

اين الگوريتمها با هدف فشرده‌سازي اطلاعات طراحي گرديده‌اند و به همين جهت بيشتر برروي مشخصه‌هاي آماري خوشه‌ها(همچون ميانگين, واريانس و ...) تكيه دارند [6] , [7] و [8].

براي تشخيص عيوب رنگي لازم است، براي رنگهاي بكار رفته در كاشي مدلي بدست آورد. معمولا در يك تصوير كاشي بيش از ۱۰۰۰۰۰ پيكسل وجود دارد؛ درحاليكه تنوع رنگ در آن خيلي زياد نيست. بنابراين پيكسلها در فضاي رنگي خوشه‌هايي تشكيل مي‌دهند كه مي‌توانند مبناي كار مدل‌سازي قرار گيرند. انديشة اصلي اين است كه با استخراج مراكز اين خوشه‌ها از تصوير يك كاشي مرجع بدون عيب و محاسبة بيشترين خطاي خوشه‌ها[۶]، شاخصي از پراكندگي بردارهاي رنگي بدست آورد. بديهي است كه در مرحلة بازرسي، تمام پيكسلهايي كه خطايشان از بيشترين خطاي خوشه‌اي كه به آن تعلق دارند، بيشتر باشد، متعلق به عيوب رنگي كاشي است.



شكل۲: يك خوشة نمونه.

در اين مقاله, هدف ما از استفاده از الگوريتمهاي خوشه‌بندي, استخراج ويژگيهايي چون مركز خوشه‌ها و ماكزيمم خطاي آنهاست. بيشترين خطاي هر خوشه يا به طور خلاصه خطاي هر خوشه رابطة مستقيمي با نحوة انتخاب مركز خوشه دارد. به عنوان مثال به شكل۲ توجه كنيد. در اين شكل براي خوشة موجود دو مركز متفاوت انتخاب شده است(مراكز با نقاط توخالي و داده‌ها با نقاط توپر مشخص شده‌اند). همانطور كه مي‌بينيد بيشترين خطاي خوشه، به ازاي اين دو مركز يكسان نيست. اين مطلب با دو دايره‌ي A و B نشان داده شده است. مركز خوشه را بايد چنان انتخاب كرد كه بيشترين خطاي خوشه مينيمم شود. در اينجا تمام داده‌هاي يك خوشه مهم هستند و بايد در مدلسازي براي همة آنها ارزش يكساني قائل شد، بنابراين روشهاي آماري چندان كاربرد ندارند. اين مطلب را مي‌توان در شكل۲ نيز ديد(مركزB، بردار ميانگين است). با توجه به اينكه هرچه خطاي خوشه‌ها كمتر باشد، دقت ما در تشخيص عيوب رنگي بيشتر مي‌شود، پس بهترين مركز، برداري است كه بيشترين خطاي خوشه را مينيمم كند. براي دستيابي به چنين مركزي كافي است با استفاده از يك الگوريتم بهينه‌ساز عددي, مركز اوليه‌ي خوشه را بهينه نمود. معادلة(۳) تابع هدف اين بهينه‌ساز(كه بايد مينيمم شود) را نشان مي‌دهد.

$$e_i = \sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2} \qquad i=1,2,\cdots,N \qquad (۱)$$

$$\vec{E} = [e_i] \qquad i=1,2,\cdots,N \qquad (۲)$$

$$e_{\max} = \left\|\vec{E}\right\|_\infty = \lim_{p\to\infty}\sqrt[p]{\sum_{i=1}^{N}(e_i)^p} \qquad (۳)$$

كه منظور از *f(x,y,z)* مركز خوشه‌اي است كه بردار (x_i, y_i, z_i) متعلق به آن است و بايد بهينه شود و N تعداد اعضاي خوشه‌ي مذكور است. بديهي است كه معادله‌ي(۳) بيانگر بيشترين خطاي خوشه است. تابع *f(x,y,z)* را طبق معادله‌ي(٤) تعريف كرده و از آن نسبت به x مشتق جزئي مي‌گيريم.

$$f(x,y,z) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{N}(e_i)^p} \qquad (٤)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{1}{p}\times\frac{1}{f^{p-1}}\times\frac{\partial}{\partial x}\left[\sum_{i=1}^{N}(e_i)^p\right] = \frac{1}{p}\times\frac{1}{f^{p-1}}\times\left[\sum_{i=1}^{N}\frac{\partial}{\partial x}(e_i)^p\right] \qquad (٥)$$

$$\frac{\partial (e_i)^p}{\partial x} = p\times(e_i)^{p-2}\times(x-x_i) \qquad (٦)$$

از (٥) و (٦)، معادله‌ي(۷) و از آن، معادله‌ي(۸) را مي‌توان نتيجه گرفت.

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{\sum_{i=1}^{N}(e_i)^{p-2}\times(x-x_i)}{f^{p-1}} \qquad (۷)$$

---

[۶] *منظور از خطاي يك بردار در اينجا، فاصلة اقليدسي بين آن بردار با مركز خوشه‌اي است كه بردار، متعلق به آن است(هر بردار مي‌تواند يك رنگ باشد).*

$$\lim_{p\to\infty}\frac{\partial f}{\partial x}=\frac{x-x_j}{e_{\max}} \qquad e_{\max}=e_j \qquad (۸)$$

اکنون بر اساس معادلهٔ (۸) مي‌توان يك الگوريتم بازگشتي براي بهينه‌سازي مركز خوشه‌ها طراحي كرد؛ خصوصا كـه محاسـبات بـالا براي پارامترهاي y و z نيز يكسان است. اين الگوريتم در جدول۱ آورده شده است.

جدول۱: الگوريتم بهينه‌سازي مراكز خوشه‌ها

۱- پارامترهاي tr مقدار آستانه‌ي شرط خاتمه, η^j سرعت بهينه‌سازي و $\vec{C}^j$ $(j=1,2,...,m)$ مراكز خوشه‌ها را مقداردهي اوليه كنيد.

۲- در مرحله‌ي k ام, بردارها را بر اساس قانون نزديكترين همسايه خوشه‌بندي كنيد. به عبارت ديگر هر بردار متعلق به خوشه‌اي است كه نسبت به بقيه, به مركز آن نزديكتر است.

۳- از ميان بردارهاي هر خوشه, دورترين بردار از مركز خوشه را بيابيد. در خوشه‌ي jام, اين بردار را با $\vec{V}^j_{\max}$ و فاصـله‌ي آن تـا مركـز را بـا $\vec{E}^j_{\max}(k)$ نشـان مي‌دهيم. چنانچه نامعادله‌ي ذيل برقرار باشد الگوريتم بهينه‌سازي خاتمه مي‌يابد.

$$\max_{j=1}^{m}\left(\left\|\vec{E}^j_{\max}(k)-\vec{E}^j_{\max}(k-1)\right\|\right)<tr \qquad (۹)$$

٤- با استفاده از معادله‌ي ذيل مراكز خوشه‌ها را بروز نماييد.

$$\vec{C}^j(k+1)=\vec{C}^j(k)+\eta^j\left(\frac{\vec{V}^j_{\max}-\vec{C}^j(k)}{\left\|\vec{C}^j(k)-\vec{V}^j_{\max}\right\|}\right) \qquad (۱۰)$$

۵- به k يك واحد افزوده, به ۲ برويد.

همانطور كه مي‌بينيد قلب اين الگوريتم معادله‌ي(۱۰) است كه نتيجه‌ي مستقيم معادله‌ي(۸) مي‌باشد. در حقيقـت, مـا بـراي كـاهش خطاي خوشه‌ها از روش بيشترين شيب سود جسته‌ايم [11]؛ به طوري كه مراكز در فضا در خلاف جهت مشتق تابع هدف حركت مي‌كننـد. سرعت همگرايي و دقت پاسخهاي بهينه‌ساز رابطه‌ي مستقيمي با مقادير پارامترهاي η^j دارد. اگر اين پارامترها بيش از حد كوچـك باشـند, الگوريتم ديرتر همگرا مي‌شود و حتي ممكن است در مينيممهاي محلي ضعيف نيز بدام بيافتد و چنانچه بيش از حد بزرگ باشد سبب نوسان و ناپايداري الگوريتم مي‌گردد. بنابراين تنظيم مقدار اين پارامترها از اهميت ويژه‌اي برخوردار است. تنظـيم η^j هـا بسـيار شـبيه بـه تنظـيم پارامترهاي سرعت آموزش, در شبكه‌هاي عصبي مصنوعي است [9]. ما براي انجام اينكار از روشي كه در [10] براي تنظيم خودكار سرعت آموزش شبكه‌هاي پيش‌رو ارائه شده است, استفاده مي‌كنيم. در اين شيوه بـه تغييـرات متـوالي بردارهـاي تصـحيح توجـه مـي‌شـود. مقـدار همبستگي دو برداري كه مركز يك خوشه, طي دو مرحله بهينه‌سازي, به اندازه‌ي آنها جابجا شده است را در نظر بگيريـد. بسـته بـه مقـدار همبستگي سه حالت مختلف مي‌توان در نظر گرفت:

۱. اگر مقدار همبستگي نزديك يك باشد, دو بردار تقريبا همجهت بوده‌اند؛ بنابراين تابع هدف در محل فعلي مركز خوشـه صـاف و بـدون برجستگي و فرورفتگيهاي تند است. پس مي‌توان با افزايش η^j ها بر سرعت همگرايي افزود.

۲. اگر مقدار همبستگي نزديك منهاي يك باشد, دو بردار تقريبا در خلاف جهت يكديگرند؛ بنابراين تابع هدف در محل فعلي مركز خوشـه داراي برجستگيها و فرورفتگيهاي تند است. پس براي پرهيز از نوسان الگوريتم در دو لبه‌ي اين ناهمواريها η^j ها را بايد كاهش داد.

۳. اگر بين دو بردار همبستگي‌اي وجود نداشته باشد, بهتر است η^j ها را تغييري ندهيم.

با توجه به مطالب گفته شده معادله‌ي(۱۰) را به شكل ذيل تغيير مي‌دهيم.

$$\Delta\vec{C}^j(k)=\vec{V}^j_{\max}-\vec{C}^j(k) \qquad (۱۱)$$

$$r^j(k)=\begin{cases}0 & k=1\\ \dfrac{\Delta\vec{C}^j(k)\cdot\Delta\vec{C}^j(k-1)}{\left|\Delta\vec{C}^j(k)\right|\times\left|\Delta\vec{C}^j(k-1)\right|} & \text{otherwise}\end{cases} \qquad (۱۲)$$

$$\eta^j(k) = \eta^j(k-1) \times \left(1 + c \times r^j(k)\right) \quad , c = \begin{cases} .25 & r^j(k) >= 0 \\ .5 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{۱۳}$$

$$\vec{C}^j(k+1) = \vec{C}^j(k) + \eta^j(k) \times \Delta\vec{C}^j(k) \tag{۱٤}$$

که $r^j(k)$ مقدار همبستگي بين بردار جابجايي فعلي و بردار جابجايي مرحله‌ي قبل است. با توجه بـه اينکـه $\left\|\vec{C}^j(k) - \vec{V}^j_{\max}\right\|$ عبارتي اسکالر(عددي) است آن را در دل η^j ها جاي داده‌ايم. در آغاز کار بايد مراکز خوشه‌ها را مقداردهي اوليه کـرد. بـراي اينکـار از بـين بردارهاي ورودي, به صورت تصادفي, m بردار را انتخاب مي‌کنيم. مقدار آستانه tr تعيين کننده‌ي دقت خوشه‌بندي است. هرچه ايـن مقـدار کوچکتر باشد زمان بيشتري صرف بهينه‌سازي مي‌شود و در نتيجه دقت بيشتري نيز بدست مي‌آيد. اکنون الگوريتم خوشه‌بندي پيشنهاديمان کامل گرديده است, آن را MiMaC[7] مي‌ناميم.

٤. شبيه‌سازي

ما از MiMaC براي آشکارسازي عيوب کاشي‌ها استفاده کرده‌ايم؛ به اين ترتيب که ابتدا در مرحله‌ي استخراج ويژگي بـا اسـتفاده از اين الگوريتم رنگهاي موجود در يك کاشي مرجع را خوشه‌بندي کرده, بيشترين خطاي هر خوشه را بدست مـي‌آوريـم. سـپس در مرحلـه‌ي بازرسي, براي آشکارسازي عيوب رنگي کاشي تحت بازرسي, ابتدا با استفاده از خوشـه‌هـاي بدسـت آمـده در مرحلـه‌ي قبـل, طبـق قـانون نزديکترين همسايه, رنگهاي کاشي جديد را خوشه‌بندي کرده, خطاي هر بردار رنگ را محاسه مي‌کنيم. بديهي اسـت کـه چنانچـه خطـاي برداري بيش از ماکزيمم خطاي خوشه‌ي نظيرش باشد, پيکسل نظير آن بردار متعلق به يك عيب رنگي در سطح کاشي است. کاشي نشـان داده شده در شکل۵-سمت چپ يك کاشي طرح‌دار بدون عيب است که براي خوشه‌بندي رنگهـاي آن بـه MiMaC داده شـده اسـت. در شکلهاي۳ و ۴ به ترتيب منحني‌هاي تغييرات خطاي هر خوشه و تغييرات پارامتر سرعت بهينـه‌سـازي هـر خوشـه نشـان داده شـده اسـت. منحني‌ها نشان مي‌دهند که الگوريتم توانسته است طي تقريبا سي مرحله بهينه‌سازي به پاسخ نهايي‌اش همگرا شود. همچنين از مقايسـه‌ي منحني‌هاي شکل۳ و۴ به روشني مي‌توان ديد که هر کجا که منحني‌هاي خطا به طور يکنواخـت کـم شـده‌انـد منحنـي‌هـاي سـرعت اوج گرفته‌اند و هر کجا منحني‌هاي خطا نوسان داشته‌اند از سرعت بهينه‌سازي نيز کاسته شده است. از خوشه‌هايي که در مرحله‌ي قبـل بدسـت آورديم براي آشکارسازي عيوب کاشي شکل۵-وسط استفاده کرده‌ايم و عيوب آشکارشده را در شکل۵-سمت راست نشان داده‌ايم. همانطور که مي‌بينيد عيوب رنگي به خوبي آشکار شده‌اند. در شکلهای ۶ و ۷ حاصل اعمال الگوريتم پيشنهادی بر روی دو دسـته کاشـی ديگـر نيـز نشان داده شده است.

۵. نتيجه‌گيري

در اين مقاله الگوريتمي جديد براي خوشه‌بندي رنگهاي موجود در يك تصوير ارائـه شـده و از آن بـراي آشکارسـازي عيـوب رنگـي کاشي‌ها استفاده شده است. MiMaC بر پايه‌ي کمينه کردن بيشترين خطاي خوشه‌ها بنا نهاده شده است که لازمه‌ي مدلسازي خوشـه‌اي است و اين مهمترين مزيت آن نسبت به ساير همتاهايش است. تأکيد الگوريتم بر کمينه کـردن بيشـترين خطـا مـي‌توانـد سـبب افـزايش حساسيت آن بر نويز شود. از اين رو در هنگام تصوير برداري از کاشي مرجع بايد تا جـاي ممکـن عوامـل نـويز و اعوجـاج را حـذف نمـود. شبيه‌سازي‌هاي انجام شده نشان مي‌دهد که الگوريتم پيشنهادي براي آشکارسازي عيوب رنگي, چه در مرحله‌ي استخراج ويژگـي و چـه در مرحله‌ي بازرسي بسيار سريع 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. Netraval, 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/colorspace-faq.

[6] H. Masum, "Clustering Algorithms(an overview of clustering techniques, with potential applications)", http://www.carleton.ca/~hmasum/clustering.html

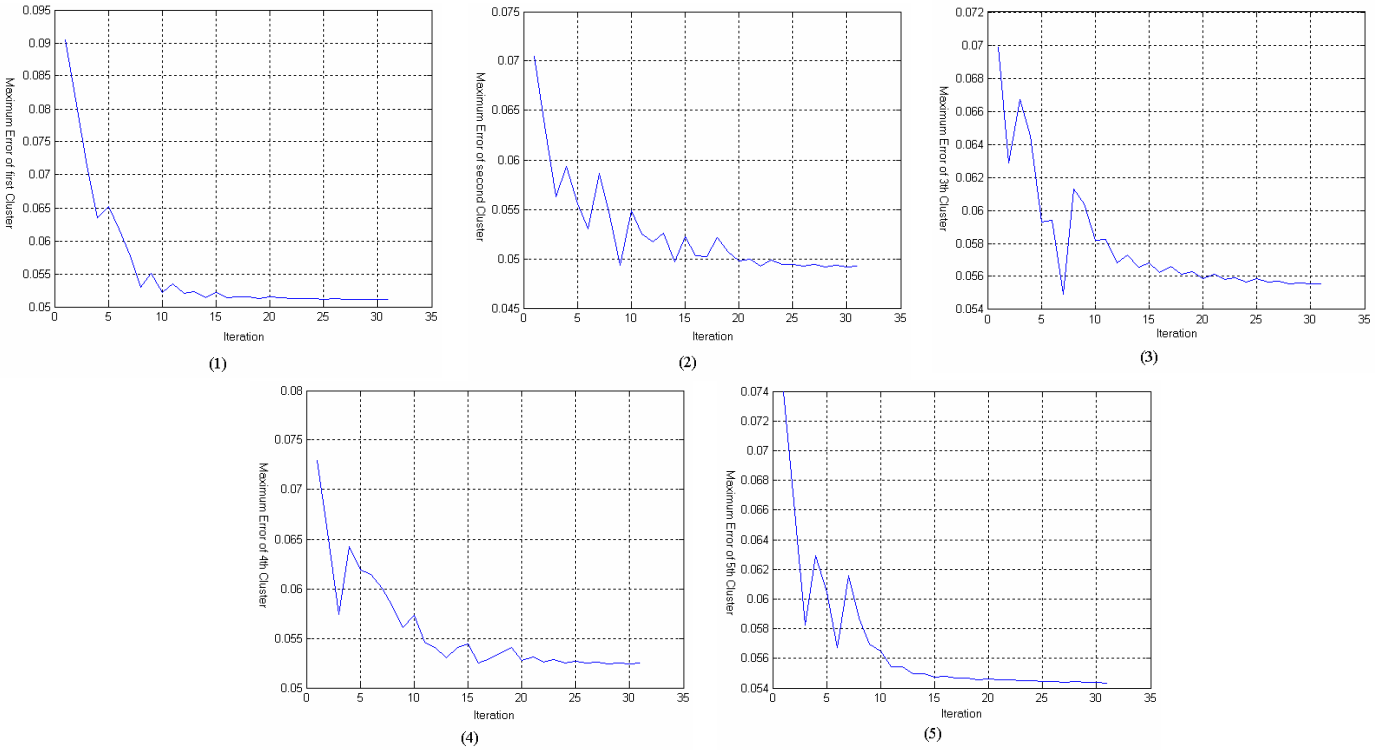
[7] D. Fasulo, "An Analysis of Recent Work on Clustering Algorothms", Thechnical Report # 01-03-02, 1999.

[8] K. Krishna, K. R. Ramarkrishnan, M. A. L. Thathachar, "Vector Quantization using Genetic K-Means Algorithm for Image Compression", ICICS, 1997.

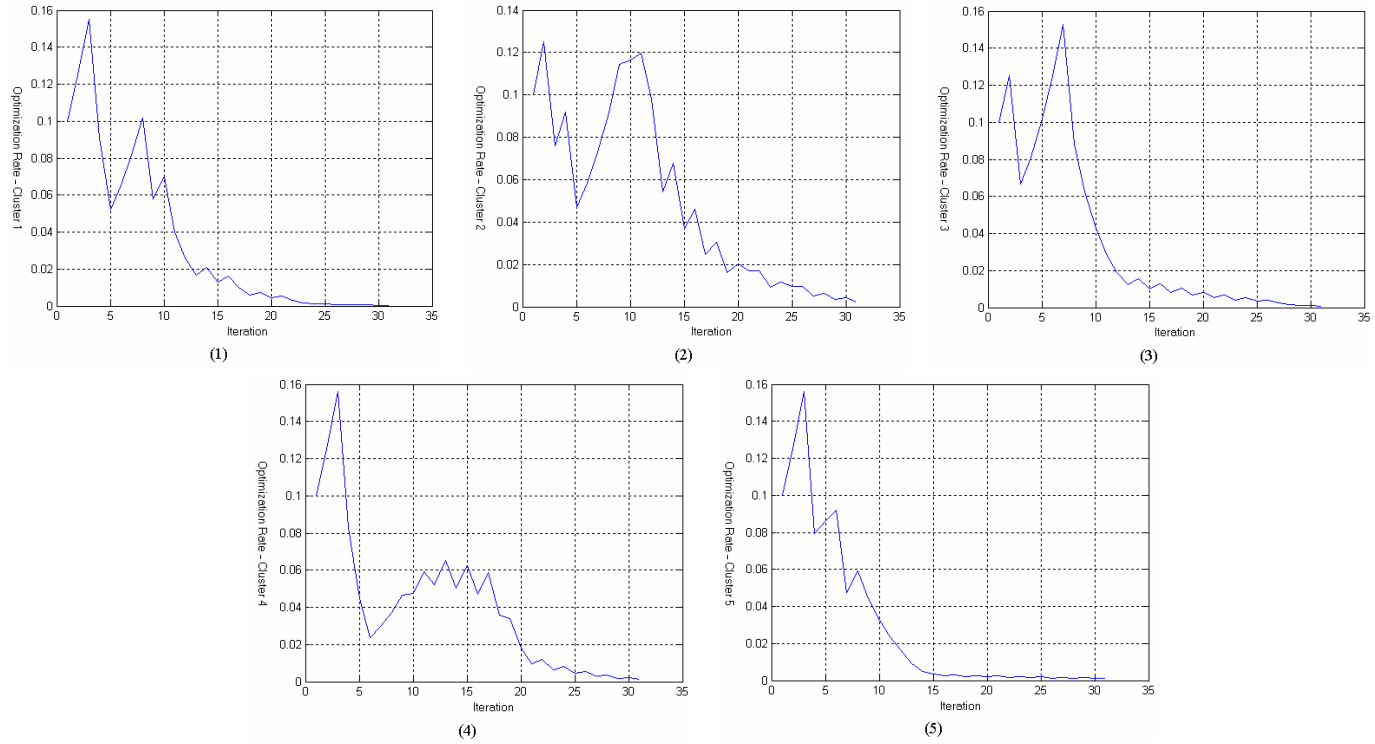
[9] S. Haykin, iaNeural Networksl., New York, Macmillan College Pub.,1994.

[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.

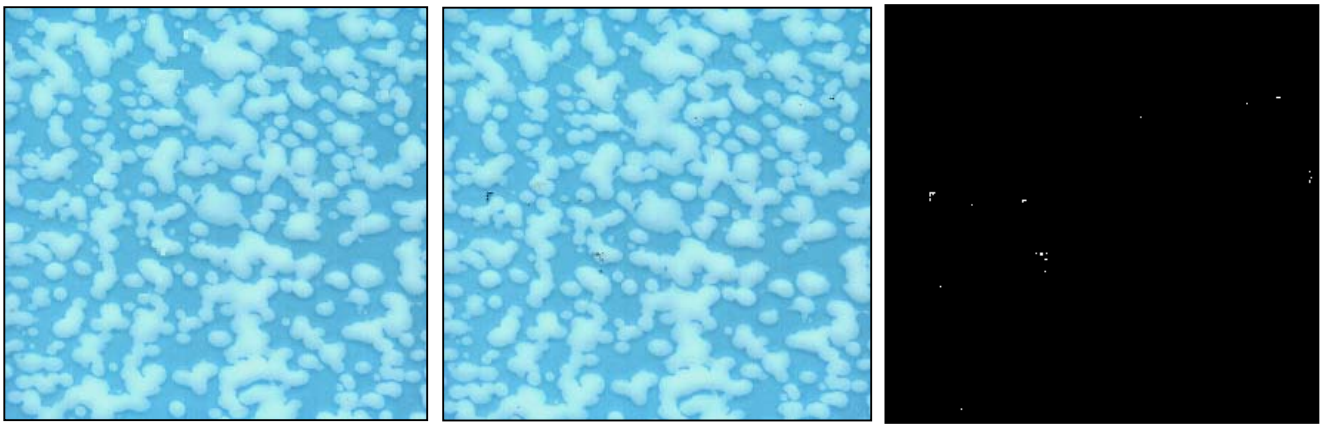
[11] J.S. Arora, O.A. Elwakeil, A.I. Chahnde, C.C. Hsieh, "Global optimization methods for engineering applications: a review", Structural Optimization, VOL. 9, p.p. 137-159, 1995.



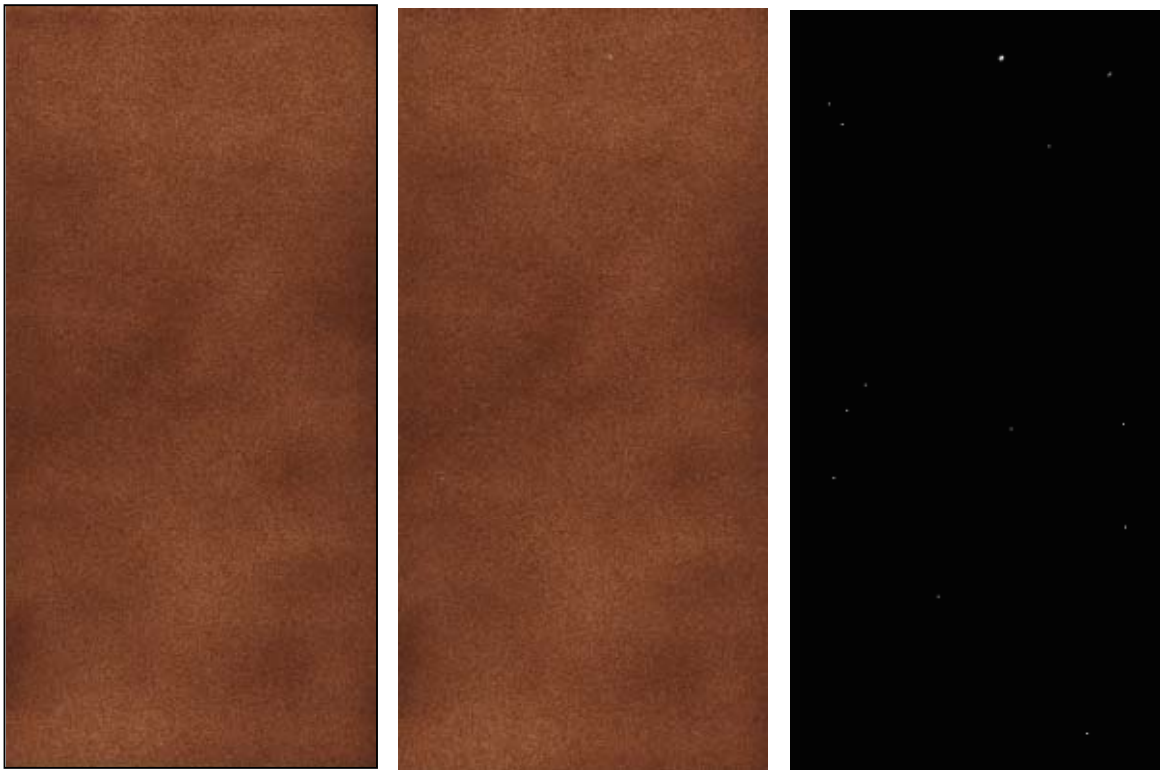
شكل٣: منحني‌هاي بيشترين خطاي خوشه‌هاي تصوير شكل٥-سمت چپ.



شكل٤: منحني‌هاي تغييرات سرعت همگرايي خوشه‌هاي تصوير بدون عيب شكل٥-سمت چپ.



شکل۵: (چپ) کاشي بدون عيب, (وسط) کاشي با عيوب رنگي, (راست) عيوب آشکار شده.



شکل۶: (چپ) کاشي بدون عيب, (وسط) کاشي با عيوب رنگي, (راست) عيوب آشکار شده.

شکل۷: (چپ) کاشي بدون عيب, (وسط) کاشي با عيوب رنگي, (راست) عيوب آشکار شده.