

# بخش‌بندی پوست چهره مبتنی بر تصاویر رنگی با استفاده از رویکرد ترکیب نگاشت خودسازمان‌ده و شبکه‌های عصبی گازی جهت کاربرد در جراحی‌های پلاستیک چهره

علی فهمی جعفرخانلو<sup>۱</sup>، دانشجوی دکتری، موسی شمسی<sup>۲</sup>، استاد

۱- دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - تبریز - ایران - a\_fahmi@sut.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی پزشکی - گروه بیوالکتریک - دانشگاه صنعتی سهند تبریز - تبریز - ایران - shamsi@sut.ac.ir

**چکیده:** بخش‌بندی تصویر چهره یک مولفه‌ی ضروری در کاربردهای پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر نظیر شناسایی چهره، شناسایی هویت و آنالیز جراحی پلاستیک چهره است. یکی از مهم‌ترین روش‌های بخش‌بندی تصاویر چهره، روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی هستند. نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) جزء پرکاربردترین روش مبتنی بر شبکه‌های عصبی در داده‌کاوی است. عیب مهمی که الگوریتم SOM استاندارد دارد این است که ضریب یادگیری در آن وفقی نیست. وفقی بودن ضریب یادگیری در به‌روزرسانی وزن‌های نگاشت خودسازمان‌ده منجر به بهتر شدن عمل‌کرد این الگوریتم خواهد شد. شبکه‌ی عصبی گازی (NGN) یک یادگیری بدون ناظر بوده که ساختار همسایگی در آن وفقی بوده و وزن سیناپسی مستقل از هر گونه تنظیم توپولوژیکی به‌روزرسانی می‌شود. هدف اصلی این پژوهش، ارائه‌ی روش هیبریدی جدید SOMNGN است که در آن بتوان ضریب یادگیری در فاز تطبیق الگوریتم SOM استاندارد را با استفاده از الگوریتم NGN وفقی کرد. همچنین، دو فضای رنگی شامل YCbCr و فضای نگاشت چهره به‌عنوان مرحله‌ی پیش‌پردازش جهت مدل کردن پوست چهره به‌کار گرفته شده است. نتایج به‌دست آمده در فضاهاى رنگی ذکر شده نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی نسبت به SOM استاندارد دقت بالاتری در آشکارسازی صحیح پیکسل‌های پوست چهره دارد.

**واژه‌های کلیدی:** فضای رنگی، خوشه‌بندی، تصاویر رنگی چهره، بخش‌بندی پوست چهره، شبکه‌ی عصبی گازی، نگاشت خودسازمان‌ده.

## Facial Skin Segmentation Based on Color Images using Combined Approach of Self Organizing Map and Neural Gas Network Applicable to Facial Plastic Surgeries

Ali Fahmi Jafargholkhanloo, PhD Student<sup>1</sup>, Mousa Shamsi, Associate Professor<sup>2</sup>

1- Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, Email: a\_fahmi@sut.ac.ir

2- Faculty of Biomedical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran, Email: shamsi@sut.ac.ir

**Abstract:** Facial image segmentation is an essential component in applications of image processing and computer vision such as face recognition, identity recognition and analysis of facial plastic surgery. The clustering based methods are one of the important methods in the facial image segmentation. Self-Organizing Map (SOM) is a powerful method in the data mining. A main disadvantage of the SOM algorithm is that learning coefficient is not adaptive in this algorithm. Adaptability of learning coefficient in the adaptation phase can improve the performance of the SOM clustering. Neural Gas Network (NGN) is an unsupervised learning that its neighborhood structure is adaptive and synaptic weight is updated without any topological adjustment. The main purpose of this study is to present a new hybrid SOMNGN method in which the learning coefficient is adapted in the adaptation phase of the SOM algorithm using the NGN algorithm. Also, two color spaces, including YCbCr and Face Mapping are used for facial skin modelling as a pre-processing step. Obtained results in the mentioned color spaces show that presented method have the higher accuracy than the standard SOM method.

**Keywords:** Color Space, Clustering, Facial Color Images, Facial Skin Segmentation, Neural Gas Network, Self-Organizing Map.

## ۱- مقدمه

زیبایی چهره یک معیار خیلی مهم در روابط اجتماعی یک شخص بوده، به‌طوری‌که تأثیرگذارترین قسمت ظاهر فیزیکی یک شخص چهره‌ی انسان است [۱، ۲]. تحقیقات روان‌شناسی نشان می‌دهند که در مقایسه با افرادی که چهره‌ی جذابی ندارند، افراد با چهره‌ی جذاب معمولاً بالاترین سطح از مقبولیت اجتماعی را دریافت می‌کنند [۳]. امروزه، جراحی‌های پلاستیک چهره به‌دلیل برطرف کردن نقص‌های موجود در ظاهر یک شخص ناشی از مشکلات مادرزادی، تصادفات و ساختار چهره‌ی زیبا به‌طور چشم‌گیری در جوامع افزایش پیدا کرده است. در این حالت، رشد و توسعه‌ی ابزارهای مختلف در حوزه‌ی آنالیز جراحی‌های چهره، کمک شایانی می‌تواند به متخصصین در قبل و بعد عمل جراحی کند. امروزه، بخش‌بندی پوست چهره یک موضوع خیلی مهم برای کاربردهای بخش‌بندی نظیر ردیابی چهره، شناسایی چهره، آنالیز حالات چهره، انیمیشن چهره‌ی انسان، شناسایی هویت و برنامه‌ریزی جراحی چهره است [۴-۶].

روش‌های ارائه شده جهت آشکارسازی پوست انسان را می‌توان به ۴ دسته‌ی طبقه‌بندهای صریح<sup>۱</sup>، طبقه‌بندهای پارامتریک<sup>۲</sup>، طبقه‌بندهای غیرپارامتریک<sup>۳</sup> و طبقه‌بندهای دینامیکی<sup>۴</sup> دسته‌بندی کرد [۵]. طبقه‌بندهای صریح از روش‌های مبتنی بر آستانه‌گذاری جهت تشخیص پیکسل‌های بین پوست و غیرپوست استفاده می‌کنند. طبقه‌بندهای پارامتریک، از مدل‌های پارامتری نظیر مدل مخلوط گوسین<sup>۵</sup> یا مدل مرزی بیضوی<sup>۶</sup> برای آشکارسازی پوست استفاده می‌کنند. در روش‌های مبتنی بر پارامتر، به‌دلیل اینکه نیاز به پردازش‌های جداگانه بر روی هر پیکسل دارند، سرعت پردازش معمولاً آهسته بوده و همچنین دارای دقت آشکارسازی پایینی هستند. طبقه‌بندهای غیرپارامتریک نیازمند یک مجموعه از داده‌های آموزشی برای تخمین مدل آماری توزیع رنگ پوست هستند. مزیت این روش‌ها در این است که سریع آموزش دیده و مستقل از شکل توزیع پوست هستند. طبقه‌بندهای دینامیکی از روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی جهت آشکارسازی پوست چهره‌ی انسان استفاده می‌کنند.

شمسی و همکاران [۷] به‌منظور بخش‌بندی پوست چهره تحت تغییرات روشنایی روش مبتنی بر الگوریتم بهینه‌ی امید ریاضی<sup>۷</sup> را ارائه کرده‌اند. در روش ارائه شده ابتدا فرض بر این بود که یک تصویر چهره را می‌توان به‌صورت حاصل‌ضرب مولفه‌ی انعکاس در مولفه‌ی روشنایی بیان کرد. تابع توزیع احتمال در الگوریتم EM یک تابع گوسین با پارامترهای متغیر میانگین و انحراف معیار در نظر گرفته شده است. علاوه بر پارامترهای ذکر شده، متغیر دیگری تحت عنوان تغییرات روشنایی نیز به تابع گوسین اضافه شده و در ادامه با استفاده از روش EM سه پارامتر موردنظر تخمین زده شده و نتایج ارائه شده با دو حالت در نظر گرفتن تغییرات روشنایی و بدون تغییرات روشنایی با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهند که دقت روش ارائه شده در حالت در نظر گرفتن تغییرات روشنایی نسبت به عدم وجود تغییرات روشنایی

نتایج بهتری را در بخش‌بندی پوست چهره، بر روی تصاویر نمای روبرو و جانبی چهره، ارائه می‌کند. کیواس و همکاران [۸] جهت بخش‌بندی چهره برای کاربرد در ردیابی چهره، روش یادگیری مبتنی بر کمی‌سازی بردار<sup>۸</sup> را ارائه کرده‌اند. جهت آموزش شبکه‌ی موردنظر، ۸۰۰ تصویر نمای روبرو چهره به‌کار گرفته شده است. ناجی و همکاران [۹] از روش مبتنی بر مدل‌های خوشه‌بندی چند-پیکسل جهت بخش‌بندی پوست استفاده کرده‌اند. روش ارائه شده هیچ گونه حساسیتی به تغییرات در شرایط نورپردازی و پیچیدگی‌های پس‌زمینه ندارد. ساخت مدل موردنظر براساس فضای رنگی HSV صورت گرفته شده است. استخراج نواحی پوست براساس چهار مدل خوشه‌بندی رنگ پوست شامل: پوست-پوست، سایه-پوست، نور-پوست و بیشینه‌ی قرمزی-پوست انجام گرفته است. سرانجام، نتایج به‌دست آمده نشان دادند که دقت روش ارائه شده در بخش‌بندی پوست ۹۶/۵٪ است. خان و همکاران [۱۰] طبقه‌بندی پوست مبتنی بر فضاها رنگی را معرفی کرده‌اند. در روش ارائه شده ۲ رویکرد کلی، بررسی اثر تبدیل فضاها رنگی بر آشکارسازی پوست و نقش مولفه‌ی روشنایی یک فضای رنگی در عمل‌کرد آشکارسازی پوست، مورد بررسی قرار گرفته شده است. در این مطالعه ۶ فضای رنگی شامل: RGB، YCbCr، HSI، IHLS و CIELAB، نرمال شده به‌کار گرفته شده‌اند. بخش‌بندی و همکاران [۱۱] روش مبتنی بر آستانه‌گذاری آتسو براساس بهینه‌سازی غذایابی باکتریایی (BFO)<sup>۹</sup> را جهت بخش‌بندی ناحیه‌ی لب ارائه کرده‌اند. در این روش از کانال S فضای رنگی IHLS به‌عنوان ورودی استفاده شده است. روش ارائه شده با الگوریتم‌های بهینه‌سازی ژنتیک (GA)، ازدحام ذرات (PSO)<sup>۱۰</sup> و کلونی مورچگان (ACO)<sup>۱۱</sup> مقایسه شده و در نهایت بیان شده است که الگوریتم BFO عمل‌کرد بهتری را در بخش‌بندی ناحیه‌ی لب نسبت به الگوریتم‌های ذکر شده دارد. هانی و همکاران [۵] جهت آشکارسازی پوست، روش هیبرید شبکه‌ی عصبی و خوشه‌بند K-Means را ارائه کرده‌اند. در روش ارائه شده از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)<sup>۱۲</sup> جهت آموزش شبکه در فضای رنگی YIQ استفاده شده است. داده‌های آموزش شامل سه مولفه‌ی اصلی فضای رنگی YIQ، شاخص‌های آنتروپومتری، صافی، یکنواختی و چولگی است. در ادامه به‌منظور بهبود عمل‌کرد روش ارائه شده در آشکارسازی پوست، الگوریتم تکامل تفاضلی (DE)<sup>۱۳</sup> جهت بهینه‌سازی شبکه‌ی عصبی به‌کار گرفته شده است. دقت روش ارائه شده در آشکارسازی پوست ۸۷/۸۲٪ گزارش شده است. حاجی اربابی و همکاران [۱۲] جهت آشکارسازی پوست انسان روش مبتنی بر یادگیری عمیق را ارائه کردند. در این مطالعه، حدود صد هزار پیکسل برای پوست و دویست هزار پیکسل برای غیرپوست جمع‌آوری شده است. جهت انتخاب فضای رنگی، از اطلاعات سه فضای رنگی RGB، YCbCr و HSV در فاز آموزش استفاده شده است. نتایج آزمایش نشان دادند که در مقایسه با روش‌های مبتنی بر مدل مخلوط (GMM) و شبکه‌های عصبی مصنوعی یادگیری عمیق دقت بالایی در شناسایی پیکسل‌های پوست دارد. Pujol و همکاران [۱۳] جهت آشکارسازی چهره روش مبتنی بر

مطالعات نشان داده‌اند که افراد با سن، نژاد و قوم‌های مختلف دارای رنگ پوست غیرمشابه هستند، اما این تفاوت بیشتر در مولفه‌ی لومینانس است [۲۱]. آشکارسازی پوست چهره مبتنی بر تصاویر رنگی شامل تبدیل فضای رنگی RGB به سایر فضاهای رنگی و انتخاب یک مولفه‌ی مناسب جهت مدل کردن پوست چهره است [۱۰]. فضای رنگی RGB می‌تواند رنگ پوست چهره بدون تبدیل به سایر فضاهای رنگی آشکارسازی کند، اما این فضا حساس به تغییرات روشنایی است [۱۵]. فضای رنگی RGB حاوی اطلاعات لومینانس و کرومینانس است. از طرف دیگر، این فضا به دلیل عمل کرد پائین خوشه‌بندی مناسب برای بخش‌بندی پوست چهره نیست. در نتیجه، فضای رنگی RGB باید به یک فضای مناسب حاوی اطلاعات لومینانس و کرومینانس تبدیل شود [۲۱]. انواع متفاوتی از فضاهای رنگی به منظور مدل کردن پوست چهره وجود دارند. در این مطالعه، ما اثر ۸ فضای رنگی شامل YCbCr [۲۲]، YIQ [۲۳]، YPbPr [۲۴]، HCL [۲۵]، YES [۲۶]، HSV [۲۷]، IHLS [۱۱] و نگاشت چهره [۷] را بررسی کرده و به این نتیجه رسیدیم که از بین فضاهای ذکر شده، ۴ فضای رنگی شامل YCbCr، YPbPr، IHLS و نگاشت چهره بهترین عمل کرد را در مدل کردن پوست چهره دارند. در ادامه به توضیح مختصر این ۴ فضای رنگی می‌پردازیم.

فضای رنگی YCbCr یک فضای رنگی متعامد بوده که خواص شناسایی سیستم بینایی انسان را منعکس می‌کند. این فضا یک استاندارد بین‌المللی برای کدگذاری دیجیتال تصاویر TV بوده که به‌طور گسترده به منظور فشرده‌سازی تصویر و ویدیو به کار گرفته می‌شود. مولفه‌های Cb و Cr این فضای رنگی مناسب برای آشکارسازی پوست چهره هستند [۲۸، ۱۵]. دو مولفه‌ی لومینانس و کرومینانس نشان‌دهنده‌ی یک خوشه‌ی فشرده پوست هستند. در نتیجه، نگاشت چهره به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۷]:

$$\begin{cases} \text{Face Mapping} = \frac{1}{3} \left( C_b^2 + (\bar{C}_r)^2 + \left( \frac{C_b}{\bar{C}_r} \right) \right) \\ \bar{C}_r = 255 - C_r \end{cases} \quad (1)$$

که در آن  $C_b^2$ ،  $(\bar{C}_r)^2$  و  $\left( \frac{C_b}{\bar{C}_r} \right)$  در محدوده‌ی [۰-۲۵۵] نرمال‌سازی شده‌اند. فضای رنگی YPbPr مدل آنالوگ فضای رنگی YCbCr است [۲۹]. تبدیل خطی از فضای رنگی RGB به فضای رنگی YPbPr به‌صورت زیر است [۲۴]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Pb \\ Pr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.212 & 0.701 & 0.086 \\ -0.116 & -0.383 & -0.500 \\ 0.500 & -0.445 & -0.055 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

فضای رنگی IHLS یک فضای رنگی بهبودیافته از طریق نرمال‌سازی روشنایی و اشباع رنگ است. این فضای رنگی شبیه به فضای رنگی HSV است. نمونه‌ای از تبدیل ۴ فضای رنگی ذکر شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

آنتروپی فازی را ارائه کرده‌اند. فضاهای رنگی RGB، YCbCr و HSV جهت توسعه سیستم فازی موردنظر استفاده شده است. در نتیجه، جهت محاسبه‌ی تمامی پارامترهای سیستم فازی موردنظر، یک رویکرد فازی سه-بخش جهت بخش‌بندی پوست چهره معرفی شده است. نتایج به دست آمده نشان دادند که دقت روش ارائه شده بین ۹۳٪ و ۹۶٪ بوده و همچنین در شرایط نورپردازی مختلف دقت روش ارائه شده تقریباً ۸۳٪ است. Xu و همکاران [۱۴] جهت طبقه‌بندی رنگ چهره، روش GMM و ماشین بردار پشتیبان (SVM) را معرفی کرده‌اند. ویژگی‌های موردنظر با استفاده از روش GMM استخراج شده‌اند. جهت آموزش شبکه‌ی موردنظر ۸۷۷ تصویر رنگی چهره به کار گرفته شده‌اند. از کرنل خطی برای طبقه‌بند SVM استفاده شده است. دقت طبقه‌بندی پوست چهره در روش ارائه شده ۸۷/۲٪ گزارش شده است. Chein و Kwon [۱۵] جهت آشکارسازی وقتی رنگ پوست روش تکراری مبتنی بر تخمین رنگ روشنایی را ارائه کرده‌اند. آشکارسازی رنگ پوست بر روی فضای رنگی YES انجام گرفته است. در روش ارائه شده رنگ‌های شبه-پوست حذف شده‌اند. همچنین، حذف رنگ غیرپوست براساس تعادل هیستوگرام و آستانه‌گذاری آتسو انجام گرفته است. دقت روش ارائه شده برای آشکارسازی رنگ پوست ۸۴/۳٪ گزارش شده است. پاراکچینی و همکاران [۱۶] جهت آشکارسازی پیکسل‌های پوست چهره بر روی تصاویر خاکستری، معماری یادگیری عمیق را معرفی کردند. روش معرفی شده می‌تواند پیکسل‌های پوست را در وضوح پایین تصاویر خاکستری چهره شناسایی کند. کومار و همکاران [۱۷] به‌منظور آشکارسازی سرطان پوست، ابتدا بخش‌بندی پوست را براساس الگوریتم FCM انجام دادند. سپس، شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم تکامل تفاضلی جهت آموزش تصاویر به کار گرفته شد. صلاح و همکاران [۱۸] به‌منظور آشکارسازی پوست انسان روش مبتنی بر شبکه‌ی عصبی پیچشی (CNN) را معرفی کردند.

در این پژوهش یک رویکرد ترکیبی براساس نگاشت خودسازمان‌ده و شبکه‌های عصبی گازی جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی نمای روبرو و جانبی چهره ارائه می‌شود. ساختار کلی مقاله به این صورت است: با توجه به اهمیت فضاهای رنگی در مدل کردن پوست چهره، در بخش ۲ به مطالعه‌ی فضاهای رنگی خواهیم پرداخت. در بخش ۳ شبکه‌ی عصبی گازی و نگاشت خودسازمان‌ده توضیح داده می‌شود. در بخش ۴ روش هیبریدی پیشنهادی جهت بهبود عمل کرد نگاشت خودسازمان‌ده معرفی خواهد شد. سرانجام در بخش‌های ۵ و ۶، به ترتیب ارائه‌ی نتایج پیاده سازی و بحث و نتیجه‌گیری را خواهیم داشت.

## ۲- مروری بر فضاهای رنگی

سطح پوست انسان و شدت تاریکی وابسته به غلظت ملانین، هموگلوبین و سایر رنگدانه‌های موجود در پوست است [۱۹]. سیستم بینایی انسان قادر به تشخیص، شناسایی و تفسیر اشیاء موجود در انواع متفاوتی از تصاویر نظیر پزشکی، ماهواره‌ای و چهره است [۲۰]. رنگ پوست یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های چهره در روش‌های آشکارسازی پوست چهره است.



شکل ۱: نمونه‌ای از تبدیل فضاهای رنگی جهت مدل کردن پوست چهره. (الف): تصویر اصلی، (ب): مولفه‌ی Cr فضای رنگی YCbCr، (ج): مولفه‌ی Pr فضای رنگی YPbPr، (د): مولفه‌ی S فضای رنگی JHLs، (و): نگاشت چهره.

### ۳- مفاهیم پایه

#### ۳-۱- نگاشت خودسازمان‌ده

نگاشت خودسازمان‌ده (SOM<sup>۱۵</sup>) یک مدل عصبی الهام گرفته از طریق سیستم‌های بیولوژیکی و سیستم‌های خودسازمان‌ده است [۳۰]. نگاشت خودسازمان‌ده دارای دو لایه‌ی ورودی و خروجی است. مفهوم اصلی SOM از این ایده رشد و توسعه یافت که مغز انسان اطلاعات را از ورودی‌های مختلف، مانند گوش در شکل اطلاعات صوتی، دریافت می‌کند. این اطلاعات در نواحی مختلف قشر مغزی پردازش می‌شوند [۳۱]. هر پیکسل در لایه‌ی ورودی بهترین تطبیق واحد را از طریق تابع فاصله در لایه‌ی خروجی پیدا می‌کند [۳۲]. خوشه‌بند SOM از یک شبکه‌ی توری شکل گرفته است که منظم و معمولاً دوبعدی است. هر شبکه‌ی توری دارای چندین نرون با بردار وزنی  $w_i = [w_{i1}, \dots, w_{id}]$  است، که d بعد بردار ورودی است. مراحل الگوریتم خوشه‌بند SOM به‌صورت زیر است [۳۱، ۳۲]:

**مرحله ۱:** مقداردهی اولیه (تعریف معماری SOM).

**مرحله ۲:** انتخاب یک بردار تصادفی از داده‌های ورودی.

**مرحله ۳ (فاز رقابتی):** محاسبه‌ی فاصله‌ی اقلیدسی بردار ورودی  $x_i$  و بردار وزنی  $w_{ij} \left( d_{ij} = \sum_{i=1}^N (x_i - w_{ij})^2 \right)$ . کم‌ترین مقدار  $d_{min}$  به عنوان نرون برنده انتخاب می‌شود.

**مرحله ۴ (فاز همکاری):** الگوریتم SOM دارای یک تابع همسایگی است، به‌طوری‌که نرون‌های نزدیک به نرون برنده نسبت به نرون‌های دورتر بیشتر تحت تأثیر قرار می‌گیرند. به عبارت دیگر، تابع همسایگی در نرون برنده بیشینه بوده و به تدریج با افزایش فاصله از نرون برنده کاهش می‌یابد. با در نظر گرفتن یک تابع گاوسین، تابع همسایگی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$h_{ij} = \exp \left( -\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2} \right) \quad (۳)$$

خاصیت دیگر الگوریتم SOM این است که مقدار  $\sigma$  با افزایش تعداد تکرار کاهش پیدا می‌کند. در نتیجه مقدار  $\sigma$  را می‌توان به عنوان تابعی از تعداد تکرار به‌صورت زیر بیان کرد:

$$\sigma' = \sigma_0 \exp \left( -\frac{t}{\tau} \right) \quad (۴)$$

که در آن  $t$  و  $\tau$  به ترتیب نشان‌دهنده‌ی تعداد تکرار و ثابت زمانی است. **مرحله ۵ (فاز تطبیق):** بردارهای وزنی به‌صورت زیر به‌روزرسانی می‌شوند:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) \cdot h_{ij}(t) \cdot (x_i - w_{ij}(t)) \quad (۵)$$

که در آن  $\alpha(t)$  ضریب یادگیری بوده که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\alpha(t) = \alpha \cdot \exp \left( -\frac{t}{\lambda} \right) \quad (۶)$$

$\lambda$  مقدار ثابت است.

#### ۳-۲- شبکه‌ی عصبی گازی

شبکه‌ی عصبی گازی (NGN<sup>۱۶</sup>) [۳۳] یک شبکه‌ی عصبی بدون ناظر بوده که به منظور کمی‌سازی بردار به کار گرفته می‌شود. در این روش، وزن‌های سیناپسی مستقل از هرگونه تنظیم توپولوژیکی واحدها به‌روزرسانی می‌شوند. در الگوریتم‌های خوشه‌بند K-Means و FCM هیچ گونه تابع همسایگی تعریف نشده است، که این برخلاف الگوریتم SOM است. شبکه‌ی عصبی گازی از یک تعداد نرون‌های تصادفی تشکیل شده که از طریق روابط همسایگی به همدیگر متصل نیستند. روش SOM روابط همسایگی استاتیکی از قبل تعریف شده را به کار می‌برد، اما روش NGN یک رابطه‌ی همسایگی دینامیکی را به کار می‌برد. مشابه با الگوریتم SOM، فاز به‌روزرسانی در الگوریتم NGN یادگیری رقابتی و نگاشت را تکرار می‌کند [۳۳-۳۶]. همچنین، الگوریتم NGN نسبت به الگوریتم‌های FCM و SOM سریع‌تر همگرا می‌شود [۳۴]. دو رویکرد (۱) به‌روزرسانی و (۲) ساختار همسایگی در الگوریتم NGN وجود دارد. به‌روزرسانی وزن‌ها از طریق رابطه‌ی (۷) انجام می‌گیرد [۳۳]:

وجود تابع همسایگی در SOM باعث تبدیل این الگوریتم به یکی از روش‌های محبوب در خوشه‌بندی شده است. عیب اصلی الگوریتم SOM این است که ساختار همسایگی در این الگوریتم وفقی نیست. در هنگام به‌روزرسانی وزن‌ها نیازی به شرکت کردن همه‌ی همسایگی‌ها نیست و برخی از همسایگی‌ها باید حذف شوند که این شرایط در الگوریتم SOM وجود ندارد. مهم‌ترین تفاوت مهم بین این دو الگوریتم در این است که به‌روزرسانی وزن‌ها در شبکه‌ی عصبی گازی کاملاً به‌صورت وفقی است. با توجه به اینکه ضریب یادگیری در SOM برای تمامی نرون‌ها ثابت است، می‌توان با وفقی کردن این ضریب عمل‌کرد SOM را در به‌روزرسانی وزن‌ها بهبود داد. با در نظر گرفتن ضریب یادگیری برای نرون‌های برنده با بالاترین رتبه در NGN، به‌روزرسانی وزن‌ها در SOM را می‌توان از طریق رابطه‌ی (۸) انجام داد:

$$\begin{cases} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha_i \cdot h_{ij}(t) \cdot (x_i - w_{ij}(t)) \\ \alpha_i = \varepsilon \cdot \exp\left(-\frac{K_i}{\lambda}\right) \end{cases} \quad (8)$$

پارامتر  $\varepsilon$  بیشترین مقدار یادگیری را نشان می‌دهد. در نتیجه، هرچه قدر رتبه‌ی نرون‌ها کمتر باشد به همان اندازه میزان تأثیرپذیری‌شان از ورودی کمتر خواهد بود. با این کار عملاً نرون‌های برنده با بالاترین رتبه در NGN بیشترین تأثیر را بر روی تابع همسایگی گذاشته و باعث سریع‌تر همگرا شدن وزن‌ها در هنگام به‌روزرسانی خواهد شد. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است. در حلقه اصلی روش پیشنهادی SOMNGN، ابتدا فاصله‌ی اقلیدسی بین هر نرون و بردار ورودی محاسبه شده و نرون برنده انتخاب می‌شود. سپس، در مرحله‌ی همکاری تابع همسایگی برای هر نرون از طریق رابطه (۳) محاسبه می‌شود. سرانجام، در مرحله‌ی تطبیق ضریب  $\alpha$  به‌صورت وفقی در رابطه‌ی (۸) قرار داده می‌شود.

به‌منظور بهبود کارایی الگوریتم و حرکت هدفمند گازهای (نرون) پخش شده در فضا به سمت هدف موردنظر در داده، رفتار پارامترهای ثابت  $\varepsilon$  و  $\lambda$  را می‌توان با گذر زمان (تعداد تکرار) کاهش داد. در نتیجه شاخص زمانی برای این دو پارامتر را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد [۳۳]:

$$f(t) = f_{\text{initial}} \cdot \left( \frac{f_{\text{final}}}{f_{\text{initial}}} \right)^{\frac{t}{t_{\text{max}}}} \quad (9)$$

$$\varepsilon = \varepsilon_{\text{initial}} \cdot \left( \frac{\varepsilon_{\text{final}}}{\varepsilon_{\text{initial}}} \right)^{\frac{t}{t_{\text{max}}}} \quad (10)$$

$$\lambda = \lambda_{\text{initial}} \cdot \left( \frac{\lambda_{\text{final}}}{\lambda_{\text{initial}}} \right)^{\frac{t}{t_{\text{max}}}} \quad (11)$$

تعداد مراکز خوشه در این مطالعه به‌منظور بخش‌بندی پوست چهره ۳ انتخاب شده است. پارامترهای  $\varepsilon_{\text{initial}}$ ،  $\varepsilon_{\text{final}}$ ،  $\lambda_{\text{initial}}$  و  $\lambda_{\text{final}}$  و  $t_{\text{max}}$  به‌ترتیب ۰/۳، ۰/۰۱، ۳، ۰/۰۱ و ۱۰۰۰۰۰ انتخاب شده‌اند. پارامترهای ثابت به‌صورت تجربی انتخاب شده‌اند به‌طوری‌که در مقادیر انتخاب شده بهترین عمل‌کرد خوشه‌بندی تصاویر رنگی چهره به‌دست آمده است.

$$\begin{cases} w_i^{\text{new}} = w_i^{\text{old}} + \alpha_i (x_i - w_i^{\text{old}}) \\ \alpha_i = \varepsilon \cdot \exp\left(-\frac{K_i}{\lambda}\right) \end{cases} \quad (7)$$

که در آن  $\varepsilon$  و  $\lambda$  (میزان افت در یادگیری) پارامترهای ثابت هستند.  $K_i$  رتبه‌ی هر نرون است. در ساختار همسایگی، بین دو نرون برنده با رتبه‌ی اول و دوم یک همسایگی  $C_{ij}$  ایجاد می‌شود. جهت پیدا کردن رتبه‌ی همسایگی، هر نرون فاصله‌ی خود تا بردار ورودی را با سایر نرون‌ها تا بردار ورودی مقایسه می‌کند [۳۴]. هر لینک  $i$ - $j$  دارای یک سن  $t_{ij}$  است. هنگامی که سن لینک‌ها از یک عمر از قبل تعریف شده  $T$  بیشتر باشد،  $C_{ij}$  صفر می‌شود، یعنی یال مربوطه حذف می‌شود. مراحل الگوریتم شبکه‌ی عصبی گازی به‌صورت زیر است [۳۳]:

#### مرحله ۱ (مقداردهی اولیه):

انتخاب یک بردار ورودی  $X$ .

**مرحله ۳ (فاز رتبه‌بندی):** از طریق محاسبه‌ی فاصله‌ی اقلیدسی هر نرون با بردار ورودی، دو نرون برنده با رتبه‌ی اول و دوم مشخص می‌شوند.

**مرحله ۴ (فاز تطبیق):** این مرحله از طریق رابطه (۷) انجام می‌گیرد.

**مرحله ۵ (ایجاد یال):** بین دو نرون با رتبه‌ی اول و دوم اتصالی ایجاد می‌شود. با توجه به اینکه اتصال ایجاد شده اتصالی جدید است، سن بین دو یال ایجاد شده صفر خواهد بود.

If  $C_{i_0 i_1} = 0$ , set  $C_{i_0 i_1} = 1$  and  $t_{i_0 i_1} = 0$ . If  $C_{i_0 i_1} = 1$ , set  $C_{i_0 i_1} = 0$

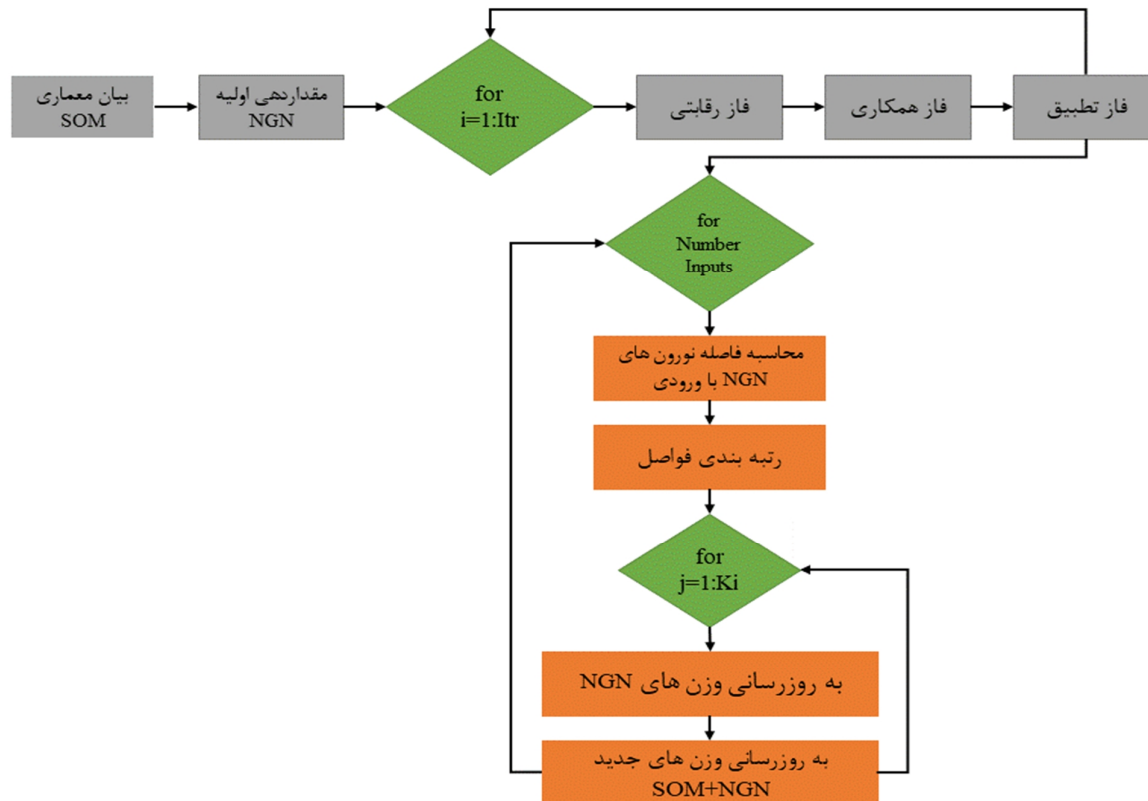
#### مرحله ۶ (فاز افزایش سن):

**مرحله ۷ (حذف تمامی اتصالات):** اتصال بین دو یال ایجاد شده در صورت بزرگ بودن سن بین دو یال از یک حد آستانه قطع می‌شود.

$C_{i_0 j} = 0$  for all  $j$  with  $C_{i_0 i} = 1$  and  $t_{i_0 j} > T$

#### ۴- روش هیبریدی SOMNGN پیشنهادی

خوشه‌بندی یک ابزار قدرتمند در داده‌کاوی بوده و یک روش بدون-ناظر جهت گروه‌بندی داده‌های بدون برچسب براساس معیار تشابه است. هدف اصلی در خوشه‌بندی جدا کردن کلاس‌های یک داده با بیشترین تشابه درون-خوشه‌ای و کم‌ترین تشابه برون-خوشه‌ای به یک تعداد گروه تحت عنوان خوشه است. روش‌های خوشه‌بندی ابزارهای قدرتمندی در بخش‌بندی تصویر هستند. یکی از معروف‌ترین این روش‌ها، الگوریتم نگاشت خودسازمان‌ده (SOM) است. عیب مهمی که الگوریتم SOM دارد این است که ضریب یادگیری در آن وفقی نیست. برای حل این مسئله، روش پیشنهادی SOMNGN ارائه می‌شود. نوآوری اصلی این مقاله این است که با ترکیب الگوریتم شبکه‌ی عصبی گازی (NGN) با SOM بتوان ضریب یادگیری در فاز تطبیق SOM را وفقی کرد. در ادامه نشان خواهیم داد که روش هیبریدی پیشنهادی SOMNGN عمل‌کرد بهتری در بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره نسبت به NGN استاندارد دارد.



شکل ۲: فلوچارت روش ارائه شده جهت بهبود عمل کرد نگاشت خودسازمان ده.

## ۵- نتایج پیاده سازی

به منظور آنالیز روش ارائه شده در آشکارسازی پوست چهره، در این مطالعه از تصاویر ۳۰ نفر مراجعه کننده به بخش ENT بیمارستان امام تهران از دو نمای روبرو و جانبی چهره استفاده شده است. اندازه‌ی تصاویر رنگی چهره در اندازه‌ی ۴۰۰×۴۰۰ پیکسل تغییر اندازه داده شده است. همچنین، به منظور نشان دادن بهتر عمل کرد روش پیشنهادی، در این مطالعه از ۵۰ تصویر پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند تبریز [۳۷] نیز استفاده کرده ایم. تصاویر این پایگاه داده حاوی سه تصویر از نماهای روبرو و جانبی هستند که نسبت به هم متعامد بوده و از شرایط روشنایی پیچیده‌ای برخوردار نیستند. اندازه‌ی تصاویر رنگی چهره در اندازه‌ی ۴۰۰×۴۰۰ پیکسل تغییر اندازه داده شده است. براساس نتایج پیاده سازی، از بین فضاها‌ی رنگی معرفی شده جهت مدل کردن پوست چهره دو فضای رنگی YCbCr و نگاشت چهره عمل کرد بهتری در بخش‌بندی پوست چهره دارند. در نتیجه جهت نشان دادن کارایی روش پیشنهادی و مقایسه آن با سایر روش‌های بخش‌بندی، دو فضای رنگی YCbCr و نگاشت چهره به عنوان داده‌ی ورودی در نظر گرفته می‌شوند.

جهت ارزیابی نتایج الگوریتم پیشنهادی، ۴ متریک متفاوت به کار گرفته می‌شوند. شاخص خطای پوست (SE) تعداد پیکسل‌های پوست شناسایی شده به عنوان غیر پوست به صورت خودکار تقسیم بر تعداد

پیکسل‌های پوست مشخص شده به صورت دستی است. شاخص خطای غیر پوست (NSE) تعداد پیکسل‌های غیر پوست شناسایی شده به عنوان پوست به صورت خودکار تقسیم بر تعداد پیکسل‌های غیر پوست بخش‌بندی شده به صورت دستی است. شاخص S نسبت پیکسل‌های پوست درست تشخیص داده شده است. براساس دو پارامتر SE و NSE دو متریک دیگر را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$M_E = \sqrt{SE^2 + NSE^2} \quad (12)$$

$$M_S = \sqrt{SE^2 + NSE^2 + (1-S)^2} \quad (13)$$

شاخص  $M_E$  هر دو نوع خطا را یکجا بررسی می‌کند. همچنین، شاخص  $M_S$  نتیجه‌ی کل آشکارسازی پوست چهره را ارزیابی می‌کند. مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش‌های ARKFCM [۳۸]، مدل مخلوط گاوسین (GMM) بدون در نظر گرفتن شرایط تغییرات روشنایی [۷]، SOM استاندارد [۳۹]، شبکه‌ی عصبی گازی [۳۳]، شبکه‌ی عصبی رشد یابنده (GNGN) [۴۰] خوشه‌بند فازی بهینه سازی شده با الگوریتم جستجوی کلاغ (FCMCSA) [۴۱] و خوشه‌بند فازی بهینه سازی شده با الگوریتم ازدحام ذرات (FCMPSO) [۴۲] در جداول ۱ و ۲، برای تصاویر نمای روبرو و نمای جانبی چهره در فضاها‌ی رنگی ذکر شده بروی تصاویر پایگاه داده‌ی بیمارستان امام تهران آورده شده است.

بودن شاخص NSE در الگوریتم‌های GMM و SOM باعث شده است که این سه روش عمل‌کرد مشابهی در بخش‌بندی تصاویر رنگی نمای روبروی چهره در فضای رنگی YCbCr داشته باشند. در فضای نگاشت چهره، روش پیشنهادی توانسته است که SOM استاندارد را در معیارهای S و MS شکست دهد. در واقع می‌توان چنین بیان کرد که روش پیشنهادی توانایی بالایی در شناسایی صحیح پیکسل‌های پوست چهره دارد. دو روش به‌ترتیب FCMCSA و FCMPSO الگوریتم‌های مبتنی بر خوشه‌بند فازی بهینه‌سازی شده با الگوریتم جستجوی کلاغ و بهینه‌سازی ازدحام ذرات هستند. الگوریتم خوشه‌بند فازی به دو صورت پیوسته و گسسته می‌تواند به‌عنوان یک مسئله‌ی بهینه‌سازی مطرح شود. در حالت بهینه‌سازی پیوسته، مراکز خوشه به‌عنوان جمعیت اولیه برای الگوریتم‌های فرا-ابتکاری در نظر گرفته می‌شوند. در حالی که، در حالت بهینه‌سازی گسسته ماتریس عضویت به‌عنوان عامل جستجو برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شوند. دو روش FCMCSA و FCMPSO در حالت بهینه‌سازی پیوسته جهت بخش‌بندی تصویر مطرح شده‌اند. نتایج آزمایش نشان می‌دهند که این دو روش نیز نسبت به روش پیشنهادی عمل‌کرد قابل قبولی در بخش‌بندی تصاویر رنگی نمای روبرو و جانبی چهره بر روی هر دو پایگاه داده‌ی ذکر شده ندارند. جدول ۴، در فضای نگاشت چهره تایید می‌کند که از لحاظ شاخص دقت شناسایی صحیح پیکسل‌های پوست، روش پیشنهادی توانسته است عمل‌کرد نتایج الگوریتم SOM استاندارد را در حدود ۴ درصد بهبود دهد. نمونه‌ای از نتایج روش پیشنهادی در بخش‌بندی تصاویر نمای روبرو و جانبی چهره بر روی پایگاه داده‌ی SUT و مقایسه‌ی آن با روش SOM استاندارد به‌ترتیب در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند. ابتدا به‌عنوان مرحله‌ی پیش‌پردازش، با استفاده از رابطه (۱) نگاشت چهره انجام می‌شود. سپس، با استفاده از روش هیبریدی پیشنهادی SOMNGN خوشه‌بندی تصویر انجام می‌شود. سرانجام به‌عنوان مرحله‌ی پس‌پردازش، عمل‌گرهای مورفولوژیکی فرسایش و پر کردن تصویر به‌کار گرفته می‌شوند. بر روی تصاویر این پایگاه داده نیز به وضوح مشخص است که روش پیشنهادی در بخش‌بندی تصاویر نمای جانبی عمل‌کرد بهتری نسبت به SOM استاندارد دارد.

تمامی الگوریتم‌های اجرا شده بر روی یک سیستم Core i7-9750H با سرعت 2.60 GHz و حافظه‌ی رم 16 GB انجام شده است.

#### ۶- نتیجه‌گیری و ارائه‌ی پیشنهادات

این مقاله سعی کرد که بخش‌بندی پوست چهره را براساس رویکرد جدید نحوه‌ی به‌روزرسانی وزن‌ها در شبکه‌ی عصبی انجام دهد. در این ارزیابی، تلفیق دو روش قدرتمند در خوشه‌بندی داده‌ها شامل نگاشت خودسازمان‌ده و شبکه‌ی عصبی گازی جهت بخش‌بندی تصاویر رنگی چهره در فضاهای رنگی مناسب به‌کار گرفته شد. در نظر گرفتن حالت و فقی برای ضریب یادگیری در شبکه‌های عصبی می‌تواند منجر به سریع‌تر همگرا شدن شبکه شود. نتایج نشان دادند که روش پیشنهادی

لازم به‌ذکر است میانگین نتایج ۳۰ تصویر برای پارامترهای مذکور در نمای روبرو و جانبی چهره در جداول ۱ و ۲ آورده شده است.

نمونه‌ای از مقایسه‌ی نتایج تصویری روش پیشنهادی با SOM استاندارد در فضای نگاشت چهره بر روی تصاویر نمای روبرو و جانبی چهره بر روی پایگاه داده‌ی بیمارستان امام تهران در قبل عمل جراحی به‌ترتیب در شکل‌های ۳ و ۴ نشان داده شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که در نواحی با تغییرات روشنایی، روش پیشنهادی توانسته است نسبت به الگوریتم SOM استاندارد عمل‌کرد بهتری را داشته باشد. هدف اصلی این مقاله، بهبود عمل‌کرد الگوریتم SOM استاندارد براساس و فقی کردن ضریب  $\alpha$  است. جدول ۱ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در هر دو فضای رنگی توانسته است نتایج الگوریتم SOM استاندارد را بهبود دهد. در فضای رنگی YCbCr، روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها از لحاظ معیار دقت در رتبه‌ی ۲ قرار دارد. نتایج نشان می‌دهند که در مقایسه با روش‌های جدید بخش‌بندی تصویر [۳۸ و ۴۱-۴۲] روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک روش موثر در بخش‌بندی تصویر به‌کار گرفته شود. همچنین، نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با دقت ۹۸ درصد بهترین عمل‌کرد را جهت بخش‌بندی تصاویر نمای روبروی چهره در فضای نگاشت چهره دارد. در آنالیز جراحی‌های چهره، استخراج کانتور نمای جانبی چهره نقش مهمی در مکان‌یابی نقاط کلیدی چهره ایفا می‌کند. جدول ۲ نشان می‌دهد که در فضای رنگی YCbCr روش پیشنهادی از لحاظ معیار دقت در جایگاه اول قرار دارد. نتایج تایید می‌کنند که روش پیشنهادی عمل‌کرد مناسبی در شناسایی صحیح پیکسل‌های غیر-پوست در مقایسه با روش‌های FCMPSO و SOM استاندارد ندارد. در واقع، روش پیشنهادی از لحاظ معیار دقت توانسته است نتایج روش SOM استاندارد را بهبود دهد، ولی از لحاظ شناسایی صحیح پیکسل‌های غیر-پوست نتوانسته است نتایج روش SOM استاندارد را بهبود دهد. تصاویر پایگاه داده‌ی بیمارستان امام، در شرایط واقعی اخذ شده است. این امر باعث ایجاد سایه در نواحی چهره شده است. روش ARKFCM جهت بخش‌بندی تصاویر MRI در حضور نویز به‌کار گرفته شده است. این امر باعث شده است که در بخش‌بندی تصاویر نمای جانبی چهره در فضای نگاشت چهره، روش ARKFCM بهترین عمل‌کرد را از نظر شاخص S داشته باشد. عیب اصلی این روش این است که از لحاظ شناسایی پیکسل‌های غیر-پوست بدترین عمل‌کرد را نسبت به سایر روش‌ها دارد. جداول ۳ و ۴ به‌ترتیب نتایج بخش‌بندی پوست چهره از نمای روبرو و جانبی بر روی تصاویر پایگاه داده‌ی SUT را نشان می‌دهند.

جدول ۳ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با دقت تقریباً ۹۷ درصد نسبت به سایر روش‌ها بهترین عمل‌کرد را در شناسایی صحیح پیکسل‌های پوست دارد. الگوریتم‌های GMM استاندارد و SOM استاندارد بهترین عمل‌کرد را در شناسایی صحیح پیکسل‌های غیر-پوست دارند. این امر باعث شده است که از لحاظ شاخص ME و MS نیز بتوانند بهترین عمل‌کرد را داشته باشند. دقت بالای روش پیشنهادی، پایین

جدول ۱: عمل‌کرد آشکارسازی پوست چهره در فضاهای رنگی ذکر شده از نمای روبرو بر روی پایگاه داده‌ی بیمارستان امام تهران.

| روش          | فضای رنگی YCbCr (کانال Cr) |                     |                    |                    |                    | نگاشت چهره         |                    |                    |                    |                    |
|--------------|----------------------------|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|              | SE                         | NSE                 | S                  | ME                 | MS                 | SE                 | NSE                | S                  | ME                 | MS                 |
| ARKFCM [۳۸]  | ۰/۰۹۵ <sup>۵</sup>         | ۰/۳۲۵ <sup>۸</sup>  | ۰/۹۰۵ <sup>۵</sup> | ۰/۴۱۷ <sup>۷</sup> | ۰/۴۵۵ <sup>۷</sup> | ۰/۰۳۳ <sup>۳</sup> | ۰/۲۵۲ <sup>۸</sup> | ۰/۹۶۸ <sup>۳</sup> | ۰/۲۷۷ <sup>۷</sup> | ۰/۲۸۹ <sup>۷</sup> |
| FCMCSA [۴۱]  | ۰/۱۱۳ <sup>۷</sup>         | ۰/۰۸۰۱ <sup>۴</sup> | ۰/۸۸۷ <sup>۷</sup> | ۰/۱۷۱ <sup>۵</sup> | ۰/۲۱۴ <sup>۵</sup> | ۰/۱۲۰ <sup>۷</sup> | ۰/۱۰۰ <sup>۴</sup> | ۰/۸۸۰ <sup>۷</sup> | ۰/۱۹۷ <sup>۵</sup> | ۰/۲۴۲ <sup>۶</sup> |
| FCMP SO [۴۲] | ۰/۱۰۲ <sup>۶</sup>         | ۰/۰۵۴۰ <sup>۳</sup> | ۰/۸۹۸ <sup>۶</sup> | ۰/۱۲۵ <sup>۲</sup> | ۰/۱۶۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۸۵ <sup>۶</sup> | ۰/۰۷۰ <sup>۳</sup> | ۰/۹۱۵ <sup>۶</sup> | ۰/۱۲۵ <sup>۲</sup> | ۰/۱۵۵ <sup>۳</sup> |
| GMM [۷]      | ۰/۴۲۴ <sup>۸</sup>         | ۰/۰۱۸ <sup>۱</sup>  | ۰/۵۷۶ <sup>۸</sup> | ۰/۴۳۱ <sup>۸</sup> | ۰/۶۰۶ <sup>۸</sup> | ۰/۳۳۵ <sup>۸</sup> | ۰/۰۲۳ <sup>۱</sup> | ۰/۶۶۵ <sup>۸</sup> | ۰/۳۴۶ <sup>۸</sup> | ۰/۴۸۳ <sup>۸</sup> |
| SOM [۳۹]     | ۰/۰۸۹ <sup>۴</sup>         | ۰/۰۴۸ <sup>۲</sup>  | ۰/۹۱۱ <sup>۴</sup> | ۰/۱۲۴ <sup>۱</sup> | ۰/۱۵۹ <sup>۲</sup> | ۰/۰۶۱ <sup>۵</sup> | ۰/۰۶۰ <sup>۲</sup> | ۰/۹۳۹ <sup>۵</sup> | ۰/۱۰۶ <sup>۱</sup> | ۰/۱۲۹ <sup>۱</sup> |
| NGN [۳۳]     | ۰/۰۲۵ <sup>۱</sup>         | ۰/۱۹۸ <sup>۷</sup>  | ۰/۹۷۵ <sup>۱</sup> | ۰/۲۱۷ <sup>۶</sup> | ۰/۲۳۵ <sup>۶</sup> | ۰/۰۳۱ <sup>۲</sup> | ۰/۱۷۸ <sup>۷</sup> | ۰/۹۶۹ <sup>۲</sup> | ۰/۲۰۵ <sup>۶</sup> | ۰/۲۱۶ <sup>۵</sup> |
| GNGN [۴۰]    | ۰/۰۴۵ <sup>۳</sup>         | ۰/۱۳۳ <sup>۶</sup>  | ۰/۹۵۵ <sup>۳</sup> | ۰/۱۶۹ <sup>۴</sup> | ۰/۱۸۵ <sup>۴</sup> | ۰/۰۳۷ <sup>۴</sup> | ۰/۱۵۳ <sup>۶</sup> | ۰/۹۶۳ <sup>۴</sup> | ۰/۱۸۳ <sup>۴</sup> | ۰/۱۹۵ <sup>۴</sup> |
| روش پیشنهادی | ۰/۰۳۴ <sup>۲</sup>         | ۰/۱۲۳ <sup>۵</sup>  | ۰/۹۶۶ <sup>۲</sup> | ۰/۱۴۷ <sup>۳</sup> | ۰/۱۵۸ <sup>۱</sup> | ۰/۰۲۰ <sup>۱</sup> | ۰/۱۳۴ <sup>۵</sup> | ۰/۹۸۰ <sup>۱</sup> | ۰/۱۴۵ <sup>۳</sup> | ۰/۱۵۱ <sup>۲</sup> |

جدول ۲: عمل‌کرد آشکارسازی پوست چهره در فضاهای رنگی ذکر شده از نمای جانبی بر روی پایگاه داده‌ی بیمارستان امام تهران.

| روش          | فضای رنگی YCbCr (کانال Cr) |                    |                    |                    |                    | نگاشت چهره         |                    |                    |                    |                    |
|--------------|----------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|              | SE                         | NSE                | S                  | ME                 | MS                 | SE                 | NSE                | S                  | ME                 | MS                 |
| ARKFCM [۳۸]  | ۰/۲۳۳ <sup>۸</sup>         | ۰/۱۸۲ <sup>۸</sup> | ۰/۷۶۸ <sup>۸</sup> | ۰/۴۰۴ <sup>۸</sup> | ۰/۴۹۸ <sup>۸</sup> | ۰/۰۱۳ <sup>۱</sup> | ۰/۱۸۶ <sup>۸</sup> | ۰/۹۸۷ <sup>۱</sup> | ۰/۱۹۳ <sup>۷</sup> | ۰/۱۹۵ <sup>۶</sup> |
| FCMCSA [۴۱]  | ۰/۰۶۰ <sup>۴</sup>         | ۰/۰۷۴ <sup>۵</sup> | ۰/۹۴۰ <sup>۴</sup> | ۰/۱۱۲ <sup>۴</sup> | ۰/۱۳۴ <sup>۴</sup> | ۰/۰۴۹ <sup>۵</sup> | ۰/۰۸۳ <sup>۶</sup> | ۰/۹۵۱ <sup>۵</sup> | ۰/۱۱۱ <sup>۴</sup> | ۰/۱۲۷ <sup>۵</sup> |
| FCMP SO [۴۲] | ۰/۰۴۷ <sup>۳</sup>         | ۰/۰۴۶ <sup>۲</sup> | ۰/۹۵۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۷۶ <sup>۱</sup> | ۰/۰۹۱ <sup>۱</sup> | ۰/۰۳۹ <sup>۴</sup> | ۰/۰۵۴ <sup>۳</sup> | ۰/۹۶۱ <sup>۴</sup> | ۰/۰۷۶ <sup>۱</sup> | ۰/۰۸۸ <sup>۱</sup> |
| GMM [۷]      | ۰/۰۷۵ <sup>۵</sup>         | ۰/۰۴۷ <sup>۳</sup> | ۰/۹۲۵ <sup>۵</sup> | ۰/۱۰۷ <sup>۳</sup> | ۰/۱۳۵ <sup>۵</sup> | ۰/۰۵۶ <sup>۶</sup> | ۰/۰۵۵ <sup>۴</sup> | ۰/۹۴۴ <sup>۶</sup> | ۰/۰۹۸ <sup>۳</sup> | ۰/۱۱۸ <sup>۳</sup> |
| SOM [۳۹]     | ۰/۰۱۹ <sup>۲</sup>         | ۰/۰۹۷ <sup>۶</sup> | ۰/۹۸۱ <sup>۲</sup> | ۰/۱۰۳ <sup>۲</sup> | ۰/۱۰۸ <sup>۲</sup> | ۰/۰۲۴ <sup>۴</sup> | ۰/۰۸۲ <sup>۵</sup> | ۰/۹۷۶ <sup>۳</sup> | ۰/۰۹۳ <sup>۲</sup> | ۰/۰۹۸ <sup>۲</sup> |
| NGN [۳۳]     | ۰/۱۴۱ <sup>۶</sup>         | ۰/۰۴۸ <sup>۴</sup> | ۰/۸۵۹ <sup>۶</sup> | ۰/۱۷۸ <sup>۶</sup> | ۰/۲۳۵ <sup>۶</sup> | ۰/۱۳۵ <sup>۷</sup> | ۰/۰۴۸ <sup>۲</sup> | ۰/۸۶۵ <sup>۷</sup> | ۰/۱۷۳ <sup>۶</sup> | ۰/۲۲۸ <sup>۷</sup> |
| GNGN [۴۰]    | ۰/۱۷۹ <sup>۷</sup>         | ۰/۰۲۵ <sup>۱</sup> | ۰/۸۲۱ <sup>۷</sup> | ۰/۱۹۳ <sup>۷</sup> | ۰/۲۶۶ <sup>۷</sup> | ۰/۱۵۴ <sup>۸</sup> | ۰/۰۲۹ <sup>۱</sup> | ۰/۸۴۶ <sup>۸</sup> | ۰/۱۷۳ <sup>۶</sup> | ۰/۲۳۵ <sup>۸</sup> |
| روش پیشنهادی | ۰/۰۱۷ <sup>۱</sup>         | ۰/۱۲۲ <sup>۷</sup> | ۰/۹۸۳ <sup>۱</sup> | ۰/۱۲۹ <sup>۵</sup> | ۰/۱۳۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۱۹ <sup>۱</sup> | ۰/۱۱۳ <sup>۷</sup> | ۰/۹۸۱ <sup>۲</sup> | ۰/۱۱۹ <sup>۵</sup> | ۰/۱۲۴ <sup>۲</sup> |

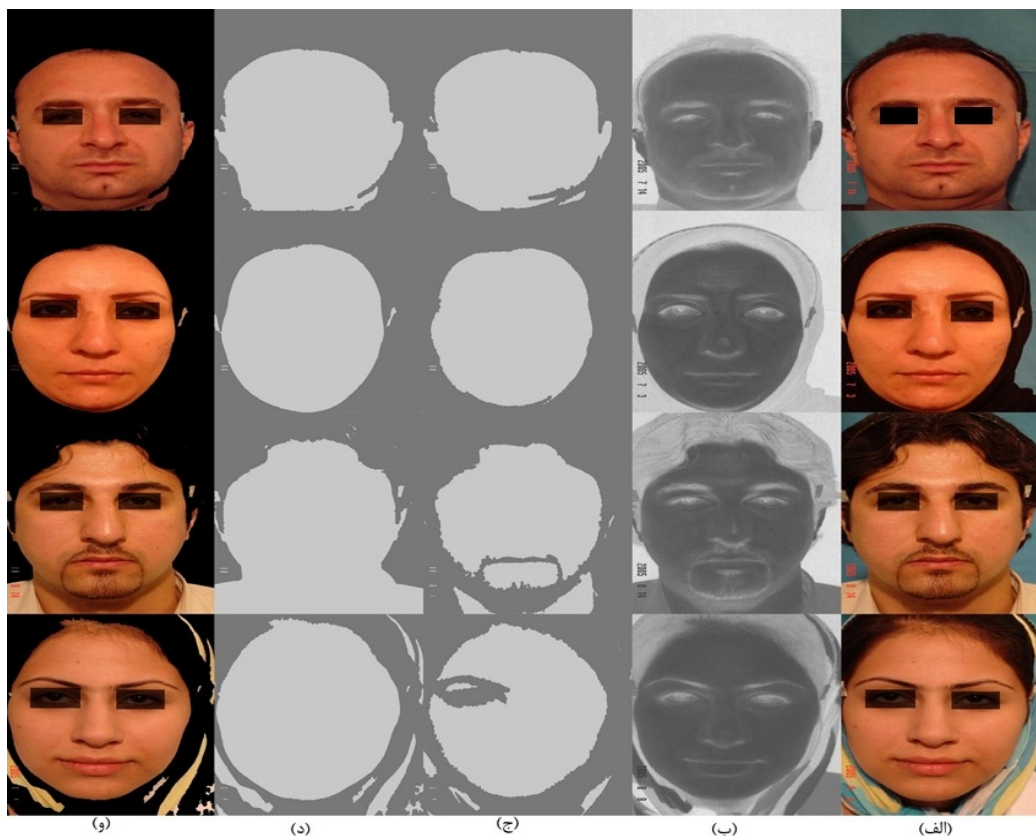
جدول ۳: عمل‌کرد آشکارسازی پوست چهره در فضاهای رنگی ذکر شده از نمای روبرو بر روی پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند.

| روش          | فضای رنگی YCbCr (کانال Cr) |                    |                    |                    |                    | نگاشت چهره         |                    |                    |                    |                    |
|--------------|----------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|              | SE                         | NSE                | S                  | ME                 | MS                 | SE                 | NSE                | S                  | ME                 | MS                 |
| ARKFCM [۳۸]  | ۰/۱۴۵ <sup>۷</sup>         | ۰/۱۲۰ <sup>۸</sup> | ۰/۸۵۵ <sup>۷</sup> | ۰/۲۶۱ <sup>۸</sup> | ۰/۳۲۰ <sup>۸</sup> | ۰/۰۴۲ <sup>۷</sup> | ۰/۴۵۴ <sup>۸</sup> | ۰/۹۵۸ <sup>۷</sup> | ۰/۴۹۱ <sup>۸</sup> | ۰/۵۰۷ <sup>۸</sup> |
| FCMCSA [۴۱]  | ۰/۱۰۵ <sup>۵</sup>         | ۰/۰۱۸ <sup>۴</sup> | ۰/۸۹۵ <sup>۵</sup> | ۰/۱۱۱ <sup>۵</sup> | ۰/۱۵۴ <sup>۶</sup> | ۰/۰۴۰ <sup>۶</sup> | ۰/۱۹۲ <sup>۷</sup> | ۰/۹۶۰ <sup>۶</sup> | ۰/۱۹۸ <sup>۷</sup> | ۰/۲۱۰ <sup>۶</sup> |
| FCMP SO [۴۲] | ۰/۰۹۰ <sup>۴</sup>         | ۰/۰۱۰ <sup>۳</sup> | ۰/۹۱۰ <sup>۴</sup> | ۰/۰۹۴ <sup>۴</sup> | ۰/۱۳۱ <sup>۴</sup> | ۰/۰۳۸ <sup>۵</sup> | ۰/۰۴۴ <sup>۲</sup> | ۰/۹۶۳ <sup>۵</sup> | ۰/۱۹۶ <sup>۶</sup> | ۰/۲۲۱ <sup>۷</sup> |
| GMM [۷]      | ۰/۰۳۷ <sup>۲</sup>         | ۰/۰۰۳ <sup>۱</sup> | ۰/۹۶۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۳۷ <sup>۱</sup> | ۰/۰۵۲ <sup>۱</sup> | ۰/۰۳۰ <sup>۳</sup> | ۰/۱۴۵ <sup>۶</sup> | ۰/۹۷۰ <sup>۳</sup> | ۰/۱۵۲ <sup>۵</sup> | ۰/۱۵۵ <sup>۵</sup> |
| SOM [۳۹]     | ۰/۰۳۷ <sup>۲</sup>         | ۰/۰۰۴ <sup>۲</sup> | ۰/۹۶۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۴۱ <sup>۲</sup> | ۰/۰۵۸ <sup>۲</sup> | ۰/۰۵۸ <sup>۸</sup> | ۰/۰۱۰ <sup>۱</sup> | ۰/۹۴۲ <sup>۸</sup> | ۰/۰۶۳ <sup>۱</sup> | ۰/۰۸۶ <sup>۲</sup> |
| NGN [۳۳]     | ۰/۱۳۲ <sup>۶</sup>         | ۰/۱۱۲ <sup>۷</sup> | ۰/۸۶۸ <sup>۶</sup> | ۰/۲۴۸ <sup>۷</sup> | ۰/۳۰۳ <sup>۷</sup> | ۰/۰۲۹ <sup>۲</sup> | ۰/۰۶۴ <sup>۴</sup> | ۰/۹۷۱ <sup>۲</sup> | ۰/۰۷۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۸۰ <sup>۲</sup> |
| GNGN [۴۰]    | ۰/۰۴۸ <sup>۳</sup>         | ۰/۰۶۷ <sup>۶</sup> | ۰/۹۵۳ <sup>۳</sup> | ۰/۱۱۳ <sup>۶</sup> | ۰/۱۳۳ <sup>۵</sup> | ۰/۰۳۱ <sup>۴</sup> | ۰/۰۶۳ <sup>۳</sup> | ۰/۹۶۹ <sup>۴</sup> | ۰/۰۷۴ <sup>۴</sup> | ۰/۰۸۱ <sup>۳</sup> |
| روش پیشنهادی | ۰/۰۳۲ <sup>۱</sup>         | ۰/۰۳۶ <sup>۵</sup> | ۰/۹۶۸ <sup>۱</sup> | ۰/۰۶۲ <sup>۳</sup> | ۰/۰۷۵ <sup>۳</sup> | ۰/۰۲۱ <sup>۱</sup> | ۰/۰۷۳ <sup>۵</sup> | ۰/۹۷۹ <sup>۱</sup> | ۰/۰۷۲ <sup>۲</sup> | ۰/۰۷۹ <sup>۱</sup> |

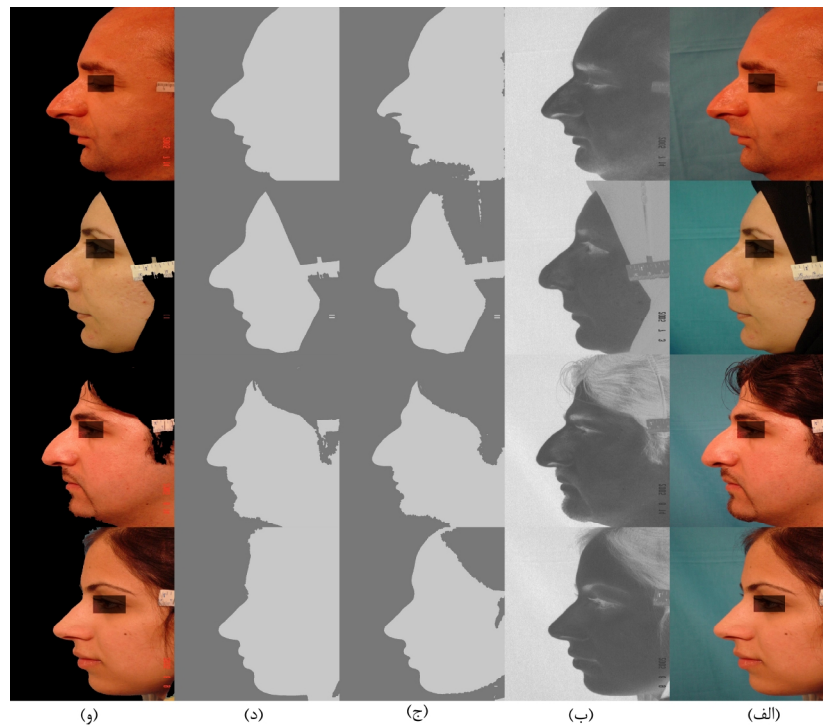


جدول ۴: عمل‌کرد آشکارسازی پوست چهره در فضاها رنگی ذکر شده از نمای جانبی بر روی پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند.

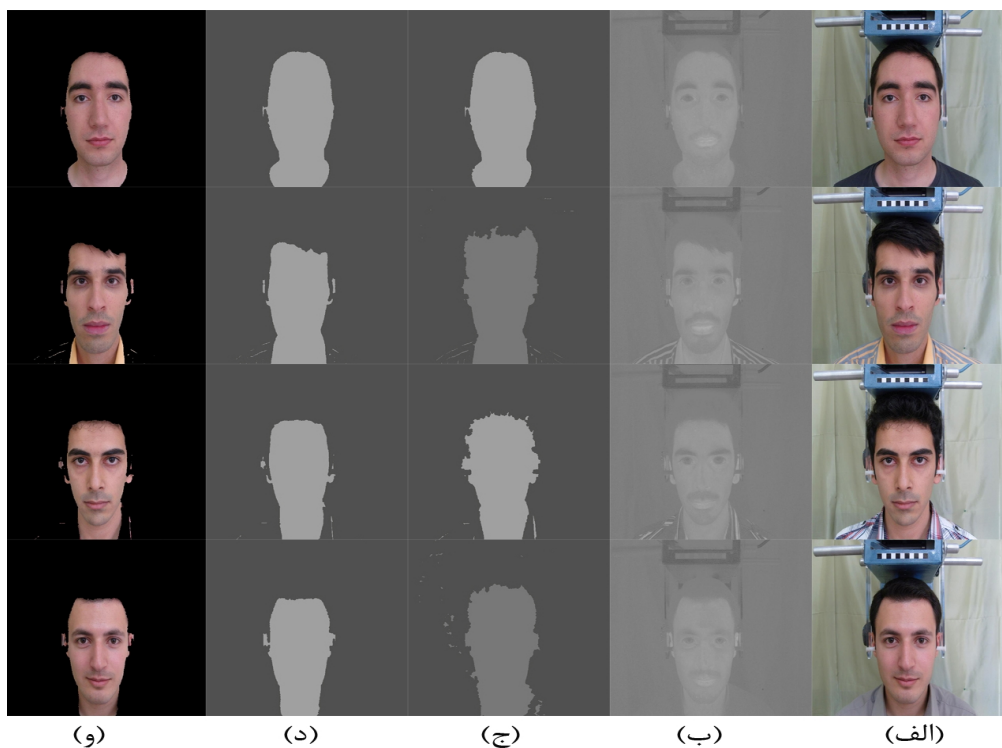
| روش          | فضای رنگی YCbCr (کانال Cr) |                    |                    |                    |                    | نگاشت چهره         |                    |                    |                    |                    |
|--------------|----------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|              | SE                         | NSE                | S                  | ME                 | MS                 | SE                 | NSE                | S                  | ME                 | MS                 |
| ARKFCM [۳۸]  | ۰/۰۸۸ <sup>۸</sup>         | ۰/۲۵۸ <sup>۷</sup> | ۰/۹۱۳ <sup>۸</sup> | ۰/۳۴۳ <sup>۸</sup> | ۰/۳۸۰ <sup>۸</sup> | ۰/۱۳۰ <sup>۸</sup> | ۰/۱۵۵ <sup>۷</sup> | ۰/۸۷۰ <sup>۸</sup> | ۰/۲۷۹ <sup>۸</sup> | ۰/۳۳۲ <sup>۸</sup> |
| FCMCSA [۴۱]  | ۰/۰۸۰ <sup>۶</sup>         | ۰/۰۱۴ <sup>۵</sup> | ۰/۹۲۰ <sup>۶</sup> | ۰/۰۸۷ <sup>۷</sup> | ۰/۱۱۹ <sup>۷</sup> | ۰/۰۹۸ <sup>۷</sup> | ۰/۱۰۵ <sup>۵</sup> | ۰/۹۰۲ <sup>۷</sup> | ۰/۱۹۶ <sup>۷</sup> | ۰/۲۳۵ <sup>۷</sup> |
| FCMPSO [۴۲]  | ۰/۰۴۸ <sup>۴</sup>         | ۰/۰۰۸ <sup>۳</sup> | ۰/۹۵۲ <sup>۴</sup> | ۰/۰۶۶ <sup>۵</sup> | ۰/۰۶۹ <sup>۳</sup> | ۰/۰۶۷ <sup>۴</sup> | ۰/۰۲۱ <sup>۳</sup> | ۰/۹۳۳ <sup>۴</sup> | ۰/۰۷۹ <sup>۳</sup> | ۰/۱۰۶ <sup>۳</sup> |
| GMM [۷]      | ۰/۰۴۷ <sup>۳</sup>         | ۰/۰۰۶ <sup>۲</sup> | ۰/۹۵۳ <sup>۳</sup> | ۰/۰۴۷ <sup>۱</sup> | ۰/۰۶۷ <sup>۲</sup> | ۰/۰۹۰ <sup>۶</sup> | ۰/۰۲۶ <sup>۴</sup> | ۰/۹۱۰ <sup>۶</sup> | ۰/۱۰۸ <sup>۴</sup> | ۰/۱۴۵ <sup>۶</sup> |
| SOM [۳۹]     | ۰/۰۶۳ <sup>۵</sup>         | ۰/۰۰۳ <sup>۱</sup> | ۰/۹۳۸ <sup>۵</sup> | ۰/۰۶۱ <sup>۴</sup> | ۰/۰۸۶ <sup>۵</sup> | ۰/۰۷۵ <sup>۵</sup> | ۰/۰۱۱ <sup>۱</sup> | ۰/۹۲۵ <sup>۵</sup> | ۰/۱۱۰ <sup>۵</sup> | ۰/۱۰۸ <sup>۴</sup> |
| NGN [۳۳]     | ۰/۰۵۵ <sup>۲</sup>         | ۰/۰۲۰ <sup>۶</sup> | ۰/۹۵۵ <sup>۳</sup> | ۰/۰۵۸ <sup>۳</sup> | ۰/۰۷۸ <sup>۴</sup> | ۰/۰۶۰ <sup>۳</sup> | ۰/۰۱۳ <sup>۳</sup> | ۰/۹۴۰ <sup>۳</sup> | ۰/۰۶۳ <sup>۱</sup> | ۰/۰۸۷ <sup>۱</sup> |
| GNGN [۴۰]    | ۰/۰۸۳ <sup>۷</sup>         | ۰/۰۱۰ <sup>۴</sup> | ۰/۹۱۷ <sup>۷</sup> | ۰/۰۸۴ <sup>۶</sup> | ۰/۱۱۸ <sup>۶</sup> | ۰/۰۵۴ <sup>۲</sup> | ۰/۰۲۶ <sup>۴</sup> | ۰/۹۴۲ <sup>۲</sup> | ۰/۰۶۹ <sup>۲</sup> | ۰/۰۹۰ <sup>۲</sup> |
| روش پیشنهادی | ۰/۰۳۶ <sup>۱</sup>         | ۰/۰۲۰ <sup>۶</sup> | ۰/۹۶۴ <sup>۱</sup> | ۰/۰۵۱ <sup>۲</sup> | ۰/۰۶۵ <sup>۱</sup> | ۰/۰۳۲ <sup>۱</sup> | ۰/۱۱۳ <sup>۶</sup> | ۰/۹۶۸ <sup>۱</sup> | ۰/۱۱۶ <sup>۶</sup> | ۰/۱۱۱ <sup>۵</sup> |



شکل ۳: بخش‌بندی پوست چهره بر روی تصاویر نمای روبروی بیمارستان امام تهران. (الف): تصویر نمای روبروی چهره، (ب): فضای نگاشت چهره، (ج): بخش‌بندی تصویر با الگوریتم SOM استاندارد پس از پس‌پردازش، (د): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم پیشنهادی پس از پس‌پردازش، (و): ماسک نهایی چهره.



شکل ۴: بخش‌بندی پوست چهره بر روی تصاویر نمای جانبی بیمارستان امام تهران. (الف): تصویر نمای جانبی چهره، (ب): فضای نگاشت چهره، (ج): بخش‌بندی تصویر با الگوریتم SOM استاندارد پس از پس‌پردازش، (د): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم پیشنهادی پس از پس‌پردازش، (و): ماسک نهایی چهره.



شکل ۵: بخش‌بندی پوست چهره بر روی تصاویر نمای روبروی پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند. (الف): تصویر نمای جانبی چهره، (ب): فضای کرومینانس، (ج): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم SOM استاندارد پس از پس‌پردازش، (د): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم پیشنهادی پس از پس‌پردازش، (و): ماسک نهایی چهره.



شکل ۶: بخش‌بندی پوست چهره بر روی تصاویر نمای روبروی پایگاه داده‌ی دانشگاه صنعتی سهند. (الف): تصویر نمای جانبی چهره، (ب): فضای کرومینانس، (ج): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم SOM استاندارد پس از پس‌پردازش، (د): بخش‌بندی تصویر براساس الگوریتم پیشنهادی پس از پس‌پردازش، (و): ماسک نهایی چهره.

- [2] K. S. Kaya, B. Turk, M. Cankaya, N. Seyhun, and B. U. Coskun, "Assessment of facial analysis measurement by Golden Proportion," *Brazilian journal of otorhinolaryngology*, vol. 85, no. 4, pp. 494-501, 2019.
- [3] Sh. Liu, Y. Y. Fan, A. Samal, and Z. Guo, "Advances in computational facial attractiveness methods," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 75, no. 23, pp. 16633-16663, 2016.
- [4] M. A. Bakhshali, and M. Shamsi, "Facial Skin Segmentation Using Bacterial Foraging Optimization Algorithm," *Journal of medical signals and sensors*, vol. 2, no. 4, pp. 203-210, 2012.
- [5] H. K. Al-Mohair, J. M. Saleh, and S. A. Suandi, "Hybrid human skin detection using neural network and k-means clustering technique," *Applied Soft Computing*, vol. 33, pp. 337-347, 2015.
- [6] M. F. Hossain, M. Shamsi, M. R. Alsharif, R. A. Zoroofi, and K. Yamashita, "Automatic Facial Skin Detection Using Gaussian Mixture Model Under Varying Illumination," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 8, no. 2, pp. 1135-1144, 2012.
- [7] M. Shamsi, R. A. Zoroofi, C. Lucas, M. S. Hasanabadi, and M. R. Alsharif, "Automatic Facial Skin Segmentation Based on EM Algorithm under Varying Illumination," *IEICE transactions on information and systems*, vol. 91, no. 5, pp. 1543-1551, 2008.
- [8] E. Cuevas, D. Zaldivar, M. Perez, and E. N. Sanchez, "LVQ Neural Networks Applied To Face Segmentation," *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 15, no. 3, pp. 439-450, 2009.
- [9] S. A. Naji, R. Zainuddin, and H. A. Jalab, "Skin segmentation based on pixel color clustering models," *Digital Signal Processing*, vol. 22, no. 6, pp. 933-940, 2012.
- [10] R. Khan, A. Hanbury, J. Stottinger, and A. Bais, "Color based skin classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 2, pp. 157-163, 2012.
- [11] M. A. Bakhshali, and M. Shamsi, "Segmentation of color lip images by optimal thresholding using bacterial foraging

عمل‌کرد بهتری در شناسایی صحیح پیکسل‌های پوست چهره دارد. بخش‌بندی پوست چهره نقش خیلی مهمی در آنالیز جراحی‌های پلاستیک چهره ایفا می‌کند. در این مقاله سعی شد با ارائه‌ی رویکرد جدید در شبکه‌های عصبی بتوان کار بخش‌بندی پوست چهره را با دقت بالا انجام داد. در حوزه‌ی آنالیز تصاویر رنگی چهره، فضاهای رنگی نقش خیلی مهمی را در مدل کردن پوست چهره ایفا می‌کنند. در نتیجه، مطالعه بر روی فضاهای رنگی در ادامه‌ی کار مطرح است. همچنین، در نظر گرفتن حالت فازی برای شبکه‌ی عصبی گازی یا شبکه‌ی عصبی گازی رشد‌یافته و بررسی عمل‌کرد آن در اثر ترکیب با الگوریتم نگاشت خودسازمان‌ده در ادامه‌ی کار می‌تواند مطرح باشد.

## سپاسگزاری

از جناب آقای دکتر محمد صادقی، بخش ENT مجتمع بیمارستانی ولیعصر، بیمارستان امام تهران، بابت در اختیار گذاشتن تصاویر بیماران با عمل جراحی چهره سپاسگزاری می‌شود.

## مراجع

- [1] A. E. Kaipainen, K. R. Sieber, R. M. Nada, T. J. Maal, C. Katsaros, and P. S. Fudalej, "Regional Facial Asymmetries and Attractiveness of the Face," *European journal of orthodontics*, vol. 38, no. 6, pp. 602-608, 2016.

- neural network,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 63, pp. 1-10, 2019.
- [33] T. Martinetz, and K. Schulten, “A Neural Gas Network Learns Topologies,” *Artificial Neural Networks*, pp. 397-402, 1991.
- [34] K. L. Du, “Clustering a neural network approach,” *Neural networks*, vol. 23, no. 1, pp. 89-107, 2010.
- [35] J. Hagenauer, and M. Helbich, “Contextual neural gas for spatial clustering and analysis,” *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 27, no. 3, pp. 251-266, 2013.
- [36] I. D. Luptakova, M. Simon, L. Huraj, and J. Pospichal, “Neural Gas Clustering Adapted for Given Size of Clusters,” *Mathematical Problems in Engineering*, pp. 1-7, 2016.
- [37] M. A. Bakhshali, M. Shamsi, and M. Sadeghi, “Evaluation of facial soft tissue parameters for Northwestern students in Iran,” *Journal of Craniomaxillofacial Research*, vol. 2, no. 1-2, pp. 78-82, 2015.
- [38] A. Elazab, C. Wang, F. Jia, J. Wu, G. Li, and Q. Hu, “Segmentation of Brain Tissues from Magnetic Resonance Images Using Adaptively Regularized Kernel-Based Fuzzy C-Means Clustering,” *Computational and mathematical methods in medicine*, pp. 1-13, 2015.
- [39] T. Kohonen, “The Self-organizing Map,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464-1480, 1990.
- [40] G. Tesauro, D. S. Touretzky, and T. K. Leen, “A Growing Neural Gas Network Learns Topologies,” *Advances in neural information processing systems*, pp. 625-632, 1995.
- [41] A.L. Fred, S.N. Kumar, P. Padmanaban, B. Gulyas, and H.A. Kumar, “Fuzzy-crow search optimization for medical image segmentation,” *In Applications of Hybrid Metaheuristic Algorithms for Image Processing*, pp. 413-439, 2020.
- [42] H. Verma, D. Verma D, and P.K. Tiwari, “A population based hybrid FCM-PSO algorithm for clustering analysis and segmentation of brain image,” *Expert Systems with Applications*, 2020.
- optimization (BFO),” *Journal of Computational Science*, vol. 5, no. 2, pp. 251-257, 2014.
- [12] M. Hajiabadi, and A. Agah, “Human Skin Detection in Color Images Using Deep Learning,” *International Journal of Computer Vision and Image Processing*, vol. 5, no. 2, pp. 1-13, 2015.
- [13] F. A. Pujol, M. Pujol, A. J. Morenilla, and M. J. Pujol, “Face Detection Based on Skin Color Segmentation Using Fuzzy Entropy,” *Entropy*, vol. 19, no. 1, pp.1-22, 2017.
- [14] M. Xu, C. Guo, Y. Hu, H. Lu, X. Li, F. Li, and W. Zhang, “Automatic Facial Complexion Classification Based on Mixture Model,” *Pacific Rim Conference on Multimedia. Springer, Cham*, pp. 327-336, 2017.
- [15] O. Y. Kwon, and S. I. Chien, “Adaptive Skin Color Detection through Iterative Illuminant Color Estimation and Conversion for Preferred Skin Color Reproduction,” *Molecular Crystals and Liquid Crystals*, vol. 677, no. 1, pp. 105-117, 2018.
- [16] M. Paracchini, M. Marcon, F. Villa, and S. Tubaro, “Deep skin detection on low resolution grayscale images,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 131, pp. 322-328, 2020.
- [17] M. Kumar, M. Alshehri, R. AlGhamdi, P. Sharma, and V. Deep, “A DE-ANN Inspired Skin Cancer Detection Approach Using Fuzzy C-Means Clustering,” *Mobile Networks and Applications*, vol. 25, pp. 1319-1329, 2020.
- [18] Kh. B. Salah, M. Othmani, and M. Khrallah, “A novel approach for human skin detection using convolutional neural network,” *The Visual Computer*, pp. 1-11, 2021.
- [19] A. M. Aibinu, A. A. Shafie, and M. J. E. Salami, “Performance Analysis of ANN based YCbCr Skin Detection Algorithm,” *Procedia Engineering*, vol. 41, pp. 1183-1189, 2012.
- [20] M. Sarifuddin, and R. Missaoui, “A New Perceptually Uniform Color Space with Associated Color Similarity Measure for Content-Based Image and Video Retrieval,” *Proc. of ACM SIGIR workshop on multimedia information retrieval*, pp. 1-8, 2005.
- [21] R. Mohanty, and M. V. Raghunadh, “A New Approach to Face Detection based on YCgCr Color Model and Improved AdaBoost Algorithm,” *International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). IEEE*, pp. 1392-1396, 2016.
- [22] Y. Roterman, and M. Porat, “Progressive image coding using regional color correlation,” *4th EURASIP Conference focused on Video/Image Processing and Multimedia Communications. IEEE*, vol.1, pp. 65-70, 2003.
- [23] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang, “Color image segmentation: advances and prospects,” *Pattern recognition*, vol. 34, no. 12, pp. 2259-2281, 2001.
- [24] A. Ford, and A. Roberts, “Colour Space Conversions,” *Westminster University, London*, pp. 1-31, 1998.
- [25] Y. Kotsarenko, and F. Ramos, “Measuring perceived color difference using YIQ NTSC transmission color space in mobile applications,” *Programacion Matematica y Software*, vol. 2, no. 2, pp. 27-43, 2010.
- [26] E. Saber, and A. M. Tekalp, “Frontal-view face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost functions,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, no. 8, pp. 669-680, 1998.
- [27] C. Prema, and D. Manimegalai, “Survey on skin tone detection using color spaces,” *International Journal of Applied Information Systems*, vol. 2, no. 2, pp. 18-26, 2012.
- [28] S. Y. Kahu, R. B. Raut, and K. M. Bhurchandi, “Review and evaluation of color spaces for image/video compression,” *Color Research & Application*, vol. 44, no. 1, pp. 8-33, 2019.
- [29] J. M. C. Gonzalez, M. A. V. Rodriguez, and J. A. G. Pulido, “Detection skin in face recognition systems: A colour spaces study,” *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 3, pp. 806-823, 2010.
- [30] N. A. M. Riveros, B. A. C. Espitia, L. E. A. Pico, “Comparison between K-means and Self-Organizing Maps algorithms used for diagnosis spinal column patients,” *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 16, pp. 1-11, 2019.
- [31] S. Mishra, and M. Panda, “Medical image retrieval using self-organising map on texture features,” *Future Computing and Informatics Journal*, vol. 3, no. 2, pp. 359-370, 2018.
- [32] M. Wang, X. Liu, N. Q. Soomro, G. Han, and W. Liu, “Content-sensitive superpixel segmentation via self-organization-map

## زیر نویس ها:

1. Explicit Classifier
2. Parametric Classifier
3. Non-Parametric Classifier
4. Dynamic Classifier
5. Gaussian Mixture Model
6. Elliptic Boundary Model
7. Expectation Maximization
8. Learning Vector Quantization
9. Bacterial Foraging Optimization
10. Particle Swarm Optimization
11. Ant Colony Optimization
12. Multi-Layer Perceptron
13. Differential Evolution
14. Support Vector Machine
15. Self-Organizing Map
16. Neural Gas Network
17. Growing Neural Gas Network