

تقسیم بندی رنگ پوست در فضای رنگ RGB با شبکه های عصبی فازی تطبیقی (ANFIS)

محمدحسین فخرآوری^۱، مرضیه دادور^۲^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات بوشهر^۲ مربی گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات بوشهر

چکیده

تشخیص رنگ پوست یک تکنیک محبوب و مفید و کارآمد به خاطر دارا بودن محدوده وسیع از به کار گرفته شدن در فعل و انفعالات کامپیوترهای انسانی هم در آنالیزهای پایه تشخیصی می باشد. از این رو ارائه یک روش مناسب برای بخش پیکسل مانند پوست می تواند مشکلات را حل کند. الگوریتم تقسیم بندی رنگ ارائه شده به طور مستقیم در فضای رنگ RGB بدون نیاز به تبدیل فضای رنگی کار می کند. با استفاده از تابع Genfis3 شبکه فازی از نوع سوگنو را شکل دادیم و داده ها را با استفاده از قاعده فازی C-Mean کلاسترینگ (FCM) دسته بندی کردیم و برای هر دسته و کلاستر یک Rule در نظر گرفتیم. در گام بعد خروجی حاصل از نگاشت داده شبه چند جمله ای به عنوان ورودی به Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) (شبکه تطبیقی مبتنی بر سیستم استنتاج فازی) داده می شود.

کلمات کلیدی: تشخیص پوست، ساختار سیستم استنتاج فازی، خوشه بندی فازی سی میانگین، شبکه های فازی عصبی، شبکه تطبیقی، پردازش مورفولوژیکی

۱. مقدمه

شبکه های عصبی و سیستم های فازی به عنوان تقریب گرهای عمومی شناخته شده که می توانند هر تابع غیر خطی داده شده را به شرط وجود تعداد کافی از نرون در لایه میانی و قواعد فازی با دقت مورد نظر تخمین بزنند. مطالعات اخیر در زمینه شبکه های عصبی و سیستم های فازی نشان دهنده این مساله است که ترکیب این دو روش در زمینه شناسایی سیستم های غیر خطی بسیار موثر می باشد. مدل سازی و شناسایی فازی، توسط تاکاگی و سوگینو مورد بررسی قرار گرفت و کاربردهای عملی زیادی در زمینه کنترل، شناسایی و پیشبینی به دست آورد از تلفیق ساختارهای فازی با شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه های فازی عصبی حاصل می شوند که برای شناسایی سیستم ها، پیشبینی سرپهای زمانی و موارد متنوع دیگر به کار میروند.

ساختار Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) که در سال ۱۹۹۳ ارائه شده،

حاصل تلفیق شبکه های عصبی تطبیقی و منطق فازی است که با به کارگیری فرآیند یادگیری هایپرید، میتوان پارامترهای آن را برای مدل سازی سیستم ها براساس داده های ورودی و خروجی موجود تنظیم نمود. قاعده اساسی به کار

^۱ Fakhrary@Gmail.Com

رفته در آموزش شبکه های تطبیقی، قانون کاهش گرادیان است. استفاده از کاهش گرادیان به تنهایی به علت کندی و تمایل به کمینه های محلی برای تنظیم پارامترهای شبکه، مطلوب نیست. درحالیکه روشهای هایبرید که حاصل ترکیب روش کاهش گرادیان و سایر روشها مانند هستند، منتج به افزایش سرعت (LSE) تخمین حداقل مربعات یادگیری می شوند.

در هر طرح تقسیم بندی تصویر، سطح بالایی از عدم اطمینان برای دستیابی به تقسیم بندی مطلوب به صورت خودکار وجود دارد. این واقعیت همچنین می تواند تا تشخیص صورت و به ویژه تقسیم بندی رنگ پوست گسترش یابد. بنابراین در می یابیم که نظریه فازی روش مناسبی برای دستیابی به پایه تشخیص است. چون مدل نظری فازی مکانیزمی را فراهم می کند تا عدم قطعیت در تصویر را نشان دهد. برطبق قوانین فازی استخراج شده از فضاها رنگی متفاوت به کار رفته در مرحله آموزش، هر پیکسلی می توان به پوست و یا غیر پوست تقسیم بندی شود. یکی از ویژگی های رنگ بر اساس پیکسل، نیاز به هیچ زمینه ی فضایی ندارد، بنابراین جهت گیری و اندازه ثابت و سریع برای پردازش، برنامه های کاربردی مانند شناسایی و ردیابی قطعات بدن انسان، تشخیص چهره، تشخیص مردم برهنه همه بهره مندی از تشخیص پوست است. همچنین، بر اساس تشخیص رنگ پوست کمک به مسدود کردن تصویر اعتراض یا محتوای ویدیویی را در اینترنت به صورت خودکار امکان می دهد. علاوه بر استفاده از آن در فن آوری های مرتبط با کامپیوتر، رنگ پوست نقش مهمی برای انسان و روابط انسانی ایفا می کند.

۲. مفاهیم اولیه

سر و کار داشتن با دو رنگ سیاه و سفید هیچ رضایت خاصی را در تصویر ایجاد نمی کند. درجه عضویت (که توسط پروفیسور Zadeh در سال ۱۹۶۵ پیشنهاد شده است) یک راه جدید برای حل مشکلات و مسائل در برخورد با داده های مبهم و یا در یک فرم فازی است که بدان وسیله به سیستم های فازی اجازه ی کنترل درجات تصادفی خاص را بدون ایجاد خلل و به خطر انداختن کارایی سیستم می دهد. سیستم های عصبی فازی یکی از موفق ترین و ملموس ترین جهات این تلاش است. پیوند و تلفیق سیستم های فازی عصبی به دو روش انجام می شود، یک شبکه ی عصبی مجهز با قابلیت رسیدگی و کنترل اطلاعات فازی (که شبکه ی عصبی فازی نامیده می شود) و یک سیستم فازی تکمیل شده توسط شبکه های عصبی به منظور ارتقا برخی از ویژگی های آن مانند انعطاف پذیری، سرعت و توانایی انطباق که سیستم عصبی فازی (NFS) یا (ANFIS) نامیده می شود. یک سیستم عصبی - فازی سازگار (NFS) برای تحقق بخشیدن به فرایندهای استدلال فازی طراحی شده است که در آن ارتباط های شبکه با پارامترهای استدلال فازی تطابق دارد.

قطعه بندی تصاویر رنگی با استفاده از دسته بندی فازی یکی از روشهای قطعه بندی بر اساس پیکسل می باشد. به این ترتیب که سیستم فازی مشخص می کند هر پیکسل به کدام دسته رنگ تعلق دارد. بنابراین هدف، ایجاد یک سیستم فازی است که بتواند رنگهای بیشتری را دسته بندی نماید. برای اینکار نیاز به یک فرد خبره است که با توجه به دادههای آموزشی قوانین و توابع عضویت را تنظیم نماید که امری بسیار وقتگیر و طاقت فرسا است. چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند. لذا نیاز به یک روش اتوماتیک است که با توجه به دادههای آموزشی قوانین و توابع عضویت فازی را ایجاد نماید. روشهای زیادی برای این منظور ابداع شده است. در این مقاله از روش بهینه سازی ANFIS به منظور تولید اتوماتیک قوانین و توابع عضویت بهینه فازی استفاده شده است.

مزایای اصلی که به صراحت مدل های پوست را معنی می کند برای مثال: سادگی قوانین تصمیم گیری آنها و آمیخته کردن آنها با منافع اصلی مدل های غیر پارامتری پوست که گفته میشود زمان محاسبه کمتری برای پرورش و دسته بندی دارند. برای انجام این روش یک مدل فازی برای تشخیص دادن پوست در عکس های رنگی ارائه شده است.

۱-۲. سیستم استنتاج فازی TSK

سیستم های استنتاج فازی از مجموعه ای از قواعد اگر-آنگاه فازی تشکیل شده اند یک مدل فازی TSK به فرم زیر

می باشد:

R_j : if x_1 is A_{1j} and x_2 is A_{2j} and ... and x_n is A_{nj}

Then $y = g_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ($j=1, 2, \dots, R$)

که در رابطه فوق N تعداد متغیرهای، رودی R تعداد قواعد فازی، A_{ij} مجموعه فازی متناظر با i -امین متغیر ورودی برای j -امین قانون فازی و g_j یک تابع ثابت از x_i می باشد که معمولا دارای یک فرم خطی ساده به صورت $g_j(x_1, x_2, \dots, x_n) = q_0 + q_1x_1 + \dots + q_nx_n$ می باشد. خروجی نهایی سیستم فازی فوق به صورت زیر قابل بیان است:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^R g_j(\cdot) T_{i=1}^{m_j} \mu_{ij}(x_i)}{\sum_{j=1}^R T_{i=1}^{m_j} \mu_{ij}(x_i)} \quad (1)$$

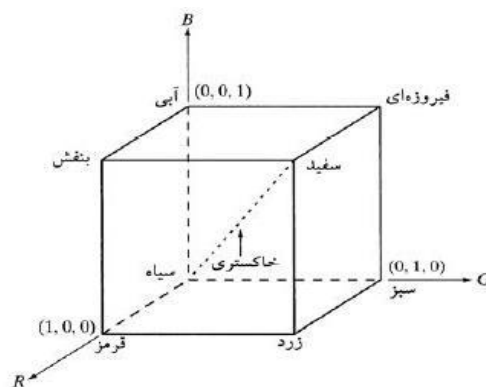
که در آن u_{ij} تابع تعلق برای مجموعه فازی A_{ij} است، m_j ($1 \leq m_j \leq n$) تعداد متغیرهای ورودی در بخش مقدم قوانین فازی است و T یک عملگر T-Norm فازی می باشد. سیستم فازی TSK یک سیستم منفرد فازی می باشد. افزای فضای ورودی با استفاده از روشهای خوشه بندی، شبکه بندی و غیره به منظور کارایی بهتر سیستم فازی امری لازم و ضروری می باشد. همچنین برخی روشهای تطبیق پذیر به منظور تخمین شکل و تعداد توابع تعلق در بخش مقدم و پارامترهای آزاد در بخش تالی سیستم فازی مطرح شده اند.

۲-۲. فضای رنگی

فضای رنگی RGB بیشتر مورد استفاده در تصاویر دیجیتال است. این کد رنگ به عنوان یک ترکیب افزودنی از سه رنگ اصلی: قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B). فضای رنگ RGB اغلب به عنوان یک مکعب D^3 که در آن R، G و B سه محور عمود هستند و قابل مشاهده هستند. یکی از مزیت های اصلی این فضای RGB سادگی آن است. در محاسبات، ارزش جزء اغلب به عنوان اعداد صحیح در محدوده ۰ تا ۲۵۵ ذخیره می شود.

فضای رنگی یک ارائه تجزیه مدل ریاضی مجموعه ای از رنگ است. همه فضاهای رنگی را می توان از اطلاعات RGB عرضه شده توسط دستگاه هایی مانند دوربین و اسکنر مشتق شده بدست آورد. طیف گسترده ای از آنها در مشکل مدل سازی رنگ پوست اعمال شده است. برای ساخت یک سیستم رنگ پوست دو مرحله اصلی لازم است: (۱) برای نشان

دادن پیکسل‌های تصویر در یک فضای رنگ مناسب، (۲) برای انتخاب یک طبقه بندی مناسب. در این مقاله با استفاده از نوع RGB فضای رنگ، این فضای رنگی به دلیل سادگی آن به طور گسترده‌ای از طریق اهداف بینایی کامپیوتر استفاده می‌شود. قرمز، سبز و آبی سه رنگ افزودنی اولیه هستند و توسط سه بعدی، سیستم مختصات دکارتی نشان داده می‌شوند (شکل ۱). قطر مکعب با مقدار مساوی از هر یک از مولفه‌های اولیه، نشان دهنده سطوح خاکستری است. با استفاده از این فضای رنگ، مقدار رنگ RGB تصویر از ورودی لازم نیست که به رنگ دیگری از مختصات تبدیل کرد. عینیت مهم مشاهده شده، که رنگ پوست در فضای رنگ RGB حدود در مد خطی [۲۰، ۲۱] توزیع شده است. نمونه‌ای از طرح D^۳ برای پوست و پیکسل‌های پوست در این فضا است که در شکل ۲ نشان داده شده است.



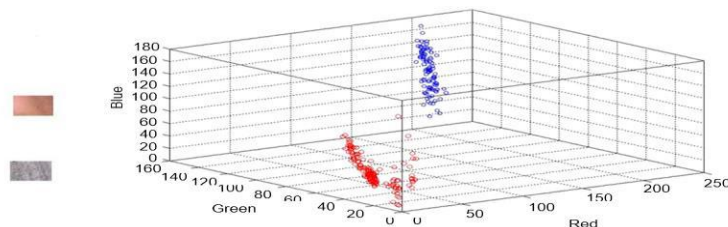
شکل ۱ مکعب رنگ RGB

۲-۱-۲ طبقه بندی تحت نظارت پوست

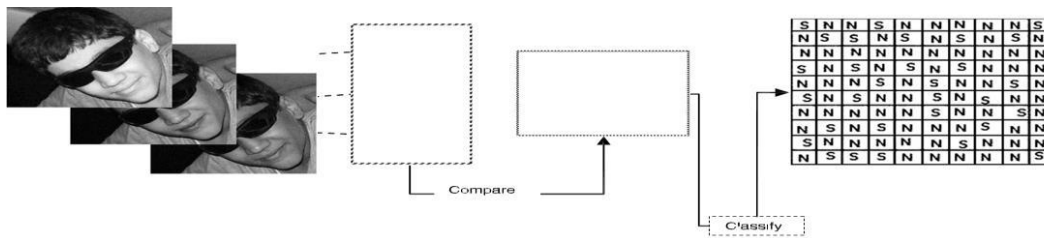
هنگامی که فضای رنگ RGB به عنوان ویژگی‌های پوست انتخاب شد، طراحی برای طبقه بندی پیکسل پوست مهم است. طبقه بندی تصویر یک منطقه مفید در پردازش تصویر و یادگیری ماشین، که در آن تلاش برای برچسب یک تصویر با شناسه مناسب است. آموزش و تست مرحله: سیستم طبقه بندی به دو بخش اصلی تقسیم شده است. مجموعه آموزش به صورت دستی انتخاب و برای نشان دادن مجموعه‌ای از آن کلاس در یک تصویر مشترک به کار می‌رود. روش طبقه بندی و سپس تجزیه و تحلیل مجموعه‌های آموزشی، توصیف برای آن کلاس خاص بر اساس ویژگی‌های خاص از مجموعه آموزش است.



شکل ۲



شکل ۲) تجزیه و تحلیل رنگ پوست در فضای رنگ RGB: D^۳ طرح پوست (آبی)، D^۳ - طرح غیر پوست (قرمز). رنگ پوست تقریباً به صورت خطی در فضای رنگ RGB توزیع شده است.



شکل ۳

در تصاویر دیگر از پایگاه داده مورد نظر شباهت های بین آن کلاس در تصویر انتخاب شده، مشخص می کند. بعد از مرحله آموزش، بردار ویژگی از یک تصویر به عنوان ورودی آزمون کار می کند، این مرحله به عنوان مرحله آزمایش شناخته شده است. طبقه بندی بر اساس تعیین مدل یادگیری می پردازد، و با قوانین طبقه بندی خاص خود به عنوان کلاس که قابلیت بردار تعلق دارد کار می کند. شکل ۳ مراحل طبقه بندی را نشان می دهد.

۳-۲. ساختار ANFIS

شبکه های عصبی و سیستم های فازی تخمین گرهای مستقل از مدل می باشند و قابلیت های مشابهی را در بر خورد با عدم قطعیت ها و نویز از خود نشان می دهند. لذا امکان تبدیل کردن سیستم استنتاج فازی به فرم یک شبکه آموزش پذیر وجود دارد. شبکه ای که از این طریق به دست می آید می تواند روش های یادگیری شبکه های عصبی را به منظور آموزش پارامترهای خود به کار گیرد. به علاوه ساختار حاصل از این طریق به صورت یک سیستم جعبه سیاه باقی مانده و با توجه به قابلیت تفسیر پذیری سیستم های فازی مزایای بیشتری خواهد داشت و نتیجه نهایی به فرم قواعد زبانی قابل بیان خواهد بود. همانند سیستم های فازی، ساختار ANFIS نیز از دو بخش تشکیل شده است. بخش نخست مقدم و بخش دوم تالی نامیده می شود که این دو بخش توسط قواعد فازی در فرم یک شبکه به یکدیگر متصل می شوند شکل (۴) ساختار یک شبکه ANFIS را در پنج لایه نمایش می دهد، که در آن لایه اول عمل فازی سازی را انجام می دهد، لایه دوم عمل T-Norm فازی را برای بخش مقدم قواعد فازی انجام می دهد، لایه سوم به منظور نرمال سازی به کار می رود، لایه چهارم بخش تالی قواعد فازی را ایجاد می نماید و در نهایت لایه پنجم خروجی نهایی سیستم را محاسبه می کند. روابط پیشخور برای ساختار شبکه نمایش داده شده در شکل (۴) به شرح زیر می باشند:

$$w_{jk} = \mu_{M_j^1}(x_1) \cdot \mu_{M_k^2}(x_2), \quad j, k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$w_{jk} = \frac{w_{jk}}{\sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^m w_{i_1 i_2}}, \quad j, k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$f_{jk} = q_{0,jk} + q_{1,jk} \cdot x_1 + q_{2,jk} \cdot x_2 \quad (4)$$

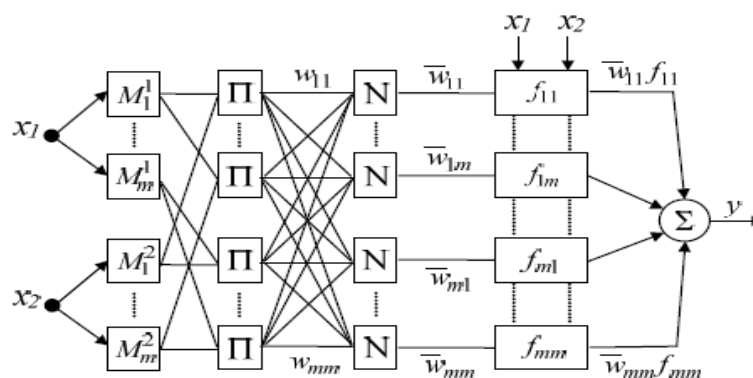
که در روابط فوق m نشان دهنده تعداد توابع تعلق برای هر متغیر ورودی بوده و $\{q_0, q_1, q_2\}$ اعداد حقیقی متناظر با وزنهای خطی در بخش تالی سیستم ANFIS می باشند. خروجی نهایی y شبکه ANFIS به صورت زیر قابل محاسبه است :

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m f_{jk} \mu_{m_j^1}(x_1) \mu_{m_k^2}(x_2)}{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m \mu_{m_j^1}(x_1) \mu_{m_k^2}(x_2)} = \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m f_{jk} w_{jk} \quad (5)$$

به منظور مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی پیچیده، مدل ANFIS فضای ورودی را به بخش‌های مختلفی افراز می‌نماید به عبارتی فضای ورودی به نواحی محلی فراوانی تقسیم می‌شود. شبکه ANFIS از توابع تعلق فازی بمنظور تقسیم هر بعد ورودی استفاده می‌نماید. این توابع تعلق با یکدیگر همپوشانی دارند، به عبارتی یک ورودی منفرد سبب فعال شدن همزمان حداقل دو تابع تعلق خواهد شد. قابلیت شبکه ANFIS به تعداد توابع تعلق در نظر گرفته شده برای هر بعد ورودی وابسته است. معمولاً توابع تعلق استفاده شده توابع زنگی شکل گوسی با میزان بیشینه برابر با یک و کمینه برابر با صفر می‌باشند که به فرم زیر قابل تعریف می‌باشند.

$$\mu_{M_i}(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-x_i}{\sigma_i}\right)^2\right) \quad (6)$$

که در رابطه فوق $\{x_i, \sigma_i\}$ پارامترهای توابع تعلق هستند که بر روی شکل آن تاثیر می‌گذارند.



شکل ۴: ساختار شبکه ANFIS دارای دو ورودی

۳. نگاهت داده‌ها

برای انجام عملیات عملیات قطعه بندی تصویر صورت بر مبنای رنگ پوست در فضای رنگ RGB ابتدا از ۱۰ تصویر انتخابی تعداد ۱۰-۱۲ پیکسل مربوط به پوست و همین تعداد پیکسل مربوط به نواحی غیر پوست را از هر تصویر انتخاب می‌کنیم و در یک بردار $N \times 3$ به صورت مرتب قرار میدهم یعنی ابتدا بردارهای مربوط به صورت و سپس بردارهای مربوط به غیر صورت، N تعداد کل پیکسل‌های انتخابی می‌باشد و در این پروژه برابر با ۲۱۶ است. لازم به ذکر است که بردار ورودی بر عدد ۲۵۵ تقسیم گردید تا در بازه $[0, 1]$ قرار گیرد (نرمالیزه شود).

$$\text{TrainInputs} = \begin{bmatrix} R_1 & R_2 & R_3 & & R_m & & R_n \\ G_1 & G_2 & G_3 & \dots & G_m & \dots & G_n \\ B_1 & B_2 & B_3 & & B_m & & B_n \end{bmatrix}^T$$

skin skin skin nonskin nonskin

بردار خروجی را نیز به صورت روبرو شکل دادیم:

$$\text{TrainTargets} = [1 \quad 1 \quad 1 \quad \dots \quad 0 \quad 0]^T$$

skin skin skin nonskin nonskin

با استفاده از تابع **Genfis3** شبکه فازی از نوع سوگنو را شکل دادیم و داده‌ها را با استفاده از قاعده فازی **C-Mean** کلاسترینگ (FCM) دسته‌بندی کردیم و برای هر دسته و کلاستر یک **Rule** در نظر گرفتیم (دسته‌بندی داده‌ها و ایجاد شبکه سوگنو و ایجاد **Rule**‌ها همگی با استفاده از تابع **Genfis3** انجام شد). **C-Means** می‌تواند داده‌ها را در فضای تعمیم یافته در تعداد خوشه‌ی دلخواه قرار دهد به طوری که برخلاف **K-Means** هر داده می‌تواند در چندین خوشه عضو باشد. بدیهی است که میزان عضویت داده‌ها در هر خوشه می‌تواند متفاوت باشد.

۴. ساختار شبکه

شبکه ایجاد شده به ورودی تابع **Anfis** داده شد و خطای **MSE** در هر تکرار الگوریتم آموزشی انفیس کمینه شد. سپس مقدار خطای شبکه برای بردارهای آموزشی محاسبه شد و سپس ترسیم شد. پس از اتمام آموزش، تصاویر انتخاب شده به صورت بردار ورودی تبدیل و سپس به ورودی شبکه اعمال شد و چنانچه خروجی شبکه از مقدار آستانه ۵. یا همان ۱۲۸/۲۵۶ کمتر شد پیکسل مربوط به ناحیه غیر صورت و در صورت قرار گرفتن در بالای آستانه مربوط به ناحیه صورت می‌باشد. در پایان نیز تصویر باینری خروجی از شبکه تحت عملیات مورفولوژیکی بستن و سپس باز کردن با عضو ساختاری دیسک به شعاع ۴ پیکسل قرار گرفت که باعث از بین رفتن **Object**‌های ریز و نا مطلوب می‌شود و تصویر نهایی به عنوان ماسک برای برش تصویر اصلی انتخاب گردید.

جدول ۱- پارامترهای شبکه

Inference Method
type: 'sugeno'
andMethod: 'prod'
orMethod: 'probor'
defuzzMethod: 'wtaver'
impMethod: 'prod'
input: [1x3 struct]
output: [1x1 struct]
rule: [1x2 struct]

۴-۱. الگوریتم خوشه بندی C میانگین (FCM)

مشابه الگوریتم C میانگین کلاسیک در این الگوریتم نیز تعداد خوشه ها (C) از قبل مشخص شده است. تابع هدفی که برای این الگوریتم تعریف شده است بصورت زیر می باشد:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2$$

در فرمول فوق m یک عدد حقیقی بزرگتر از ۱ است که در اکثر موارد برای m عدد ۲ انتخاب می شود. X_k نمونه k ام است و V_i نماینده یا مرکز خوشه i ام است. U_{ik} میزان تعلق نمونه i ام در خوشه k ام را نشان می دهد. علامت $\|*\|^2$ میزان تشابه (فاصله) نمونه با (از) مرکز خوشه می باشد که می توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد را استفاده

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n$$

کرد. از روی U_{ik} می توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای C سطر و n ستون می باشد و مولفه های آن هر مقداری بین ۰ تا ۱ را می توانند اختیار کنند. اگر تمامی مولفه های ماتریس U بصورت ۰ و یا ۱ باشند الگوریتم مشابه C میانگین کلاسیک خواهد بود. با اینکه مولفه های ماتریس U می توانند هر مقداری بین ۰ تا ۱ را اختیار کنند اما مجموع مولفه های هر یک از ستونها باید برابر ۱ باشد و داریم:

معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه به C خوشه باید برابر ۱ باشد. با استفاده از شرط فوق و مینیمم کردن تابع هدف خواهیم داشت:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(m-1)}} \quad v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

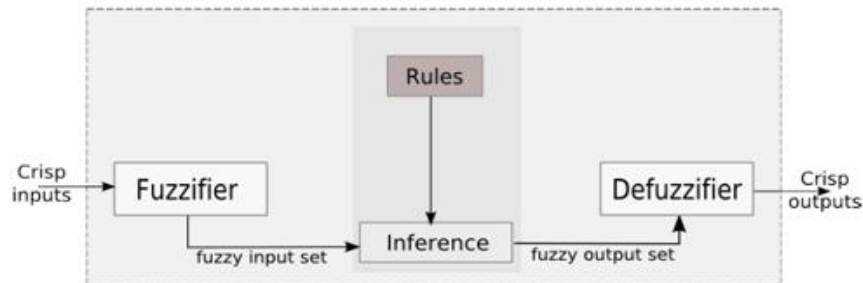
مراحل الگوریتم:

۱. مقدار دهی اولیه برای c، m و U^0 . خوشه های اولیه حدس زده شوند.
۲. مراکز خوشه ها محاسبه شوند (محاسبه v_i ها).
۳. محاسبه ماتریس تعلق از روی خوشه های محاسبه شده در ۲.
۴. اگر $\|U^{l+1} - U^l\| \leq \epsilon$ الگوریتم خاتمه می یابد و در غیر اینصورت برو به مرحله ۲.

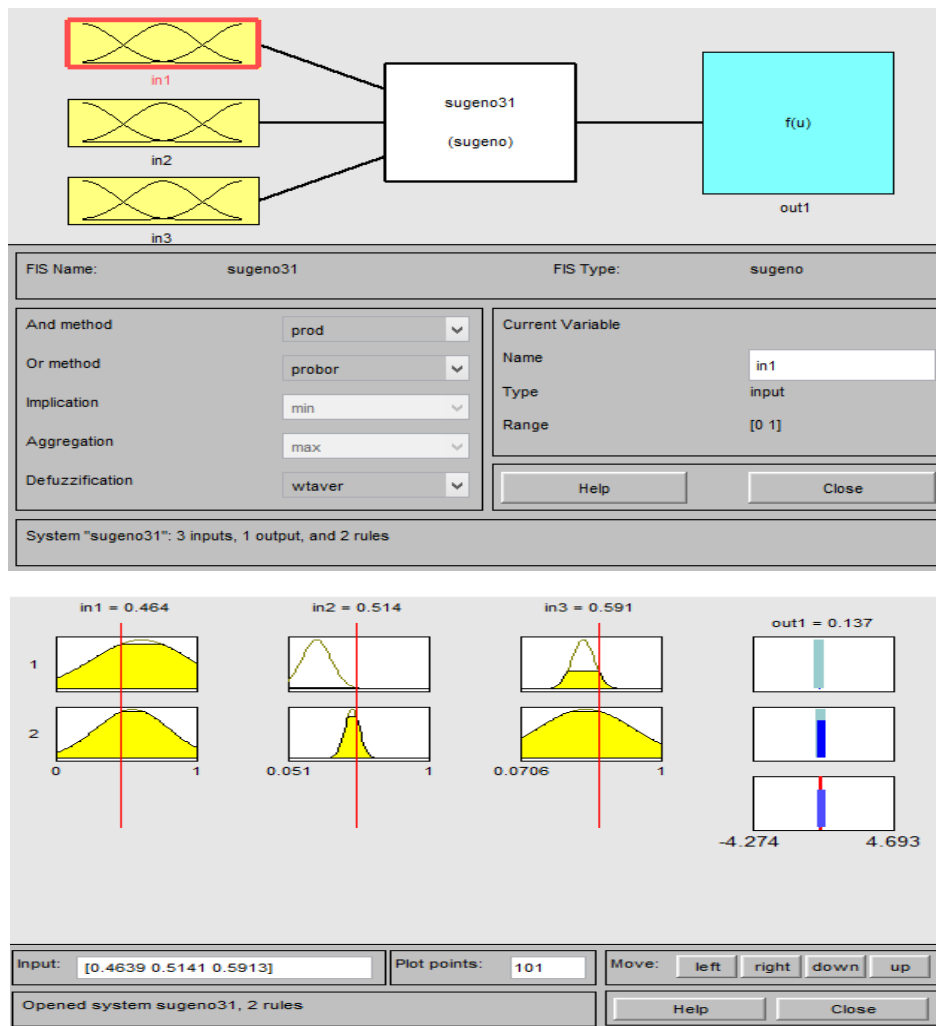
۴-۲. منطق فازی یک سیستم با پارامترهای قطعی

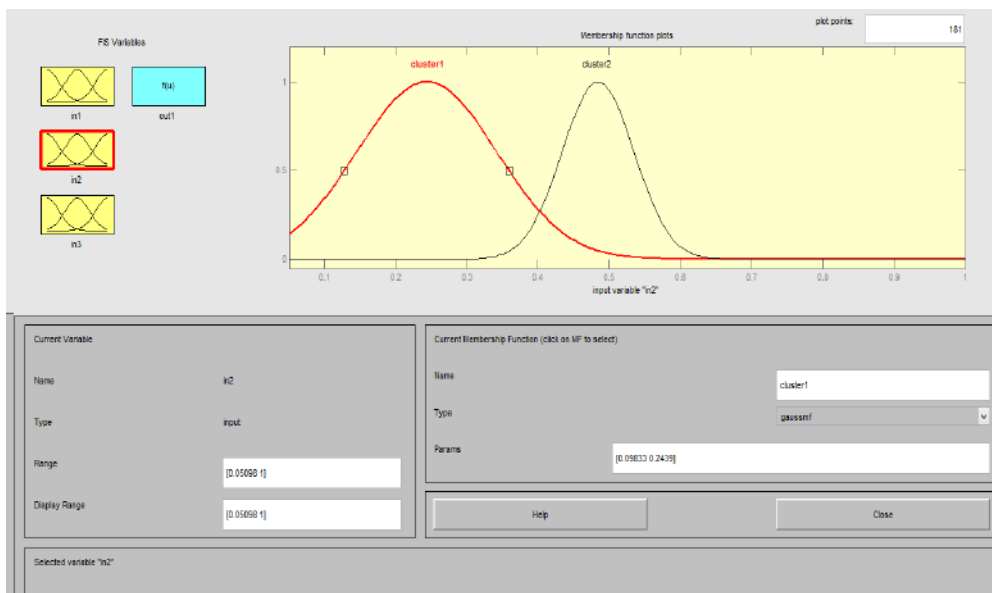
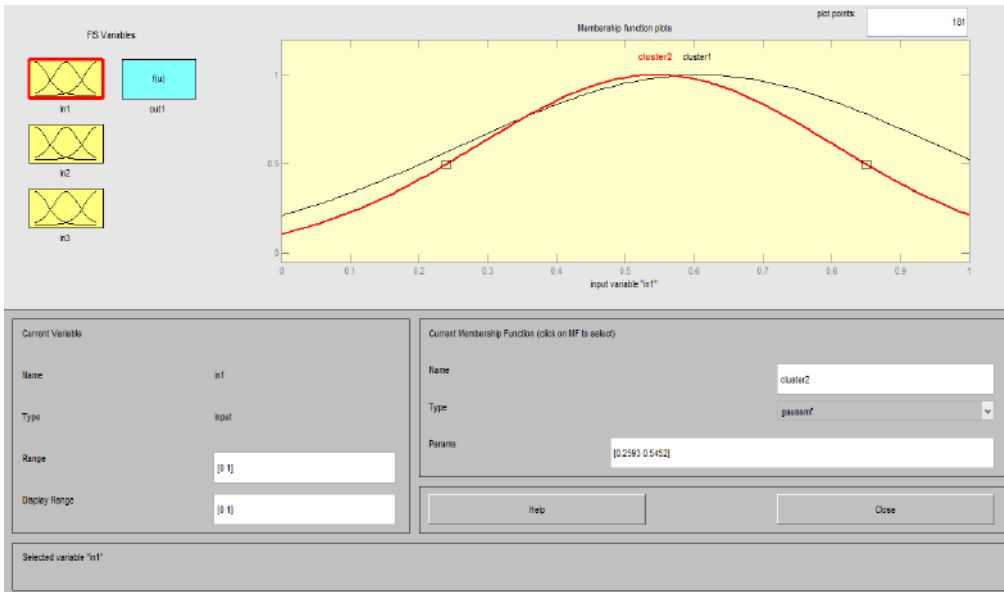
پاسخ آن است که ابتدا ورودی های سیستم را از حالت قطعی تبدیل به متغیرهای فازی کنیم. این عمل فازی کردن (Fuzzification) نام دارد. سپس می توان روی مجموعه های حاصل از فازی کردن قوانین فازی را اعمال کرد که

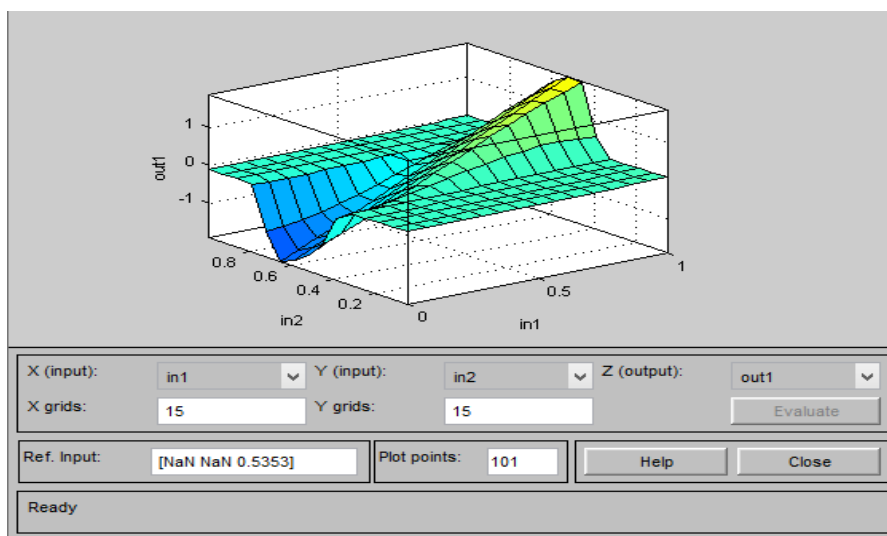
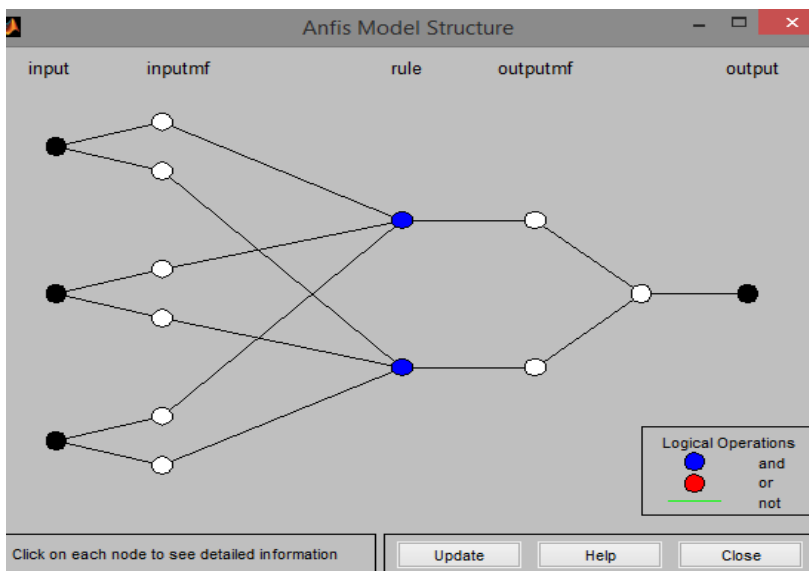
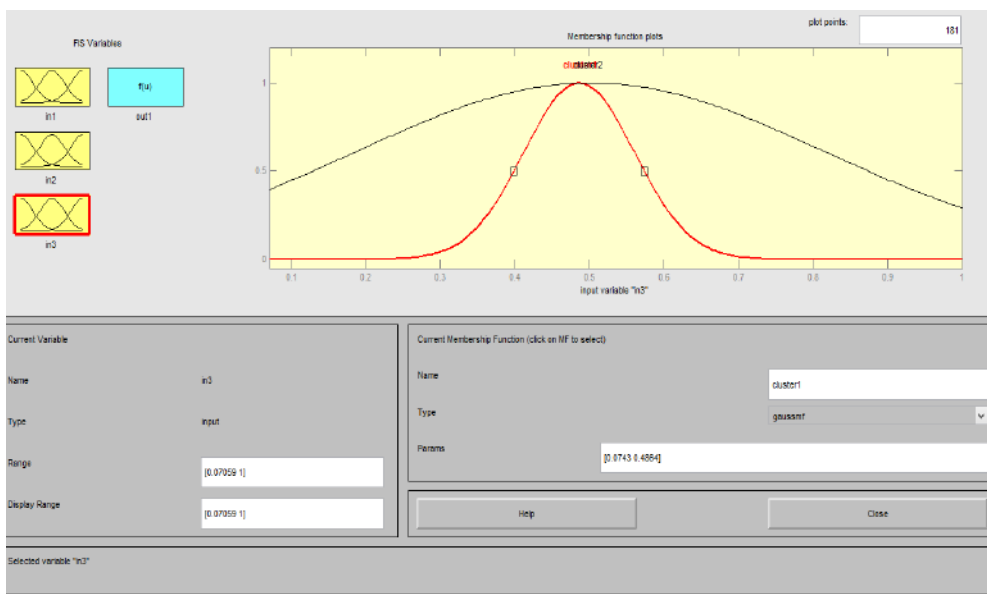
خروجی باز هم فازی خواهد بود. حال باید این خروجی های فازی را به خروجی های قطعی تبدیل کرد که این عمل را غیر فازی کردن (Defuzzification) می گویند.



۳-۴. خروجی های شبکه







1. If (in1 is in1cluster1) and (in2 is in2cluster1) and (in3 is in3cluster1) then (out1 is out1cluster1) (1)
2. If (in1 is in1cluster2) and (in2 is in2cluster2) and (in3 is in3cluster2) then (out1 is out1cluster2) (1)

If in1 is and in2 is and in3 is Then out1 is

in1cluster1 in2cluster1 in3cluster1 out1cluster1
in1cluster2 in2cluster2 in3cluster2 out1cluster2
none none none none

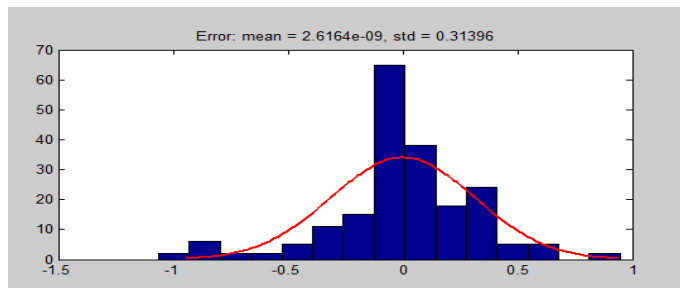
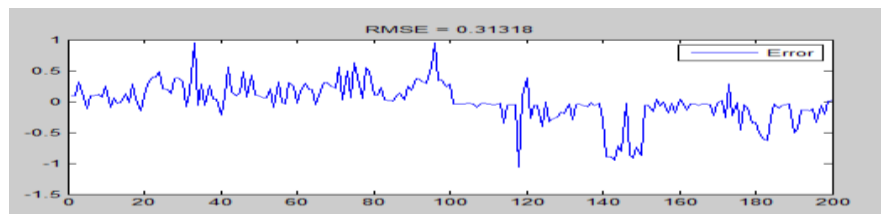
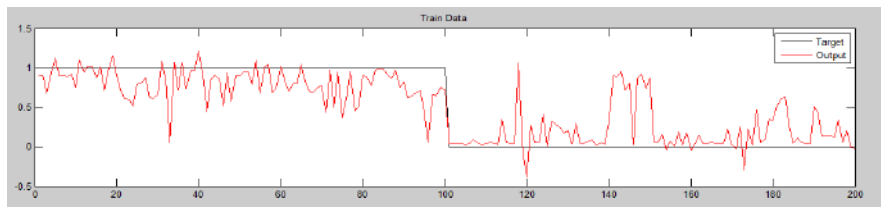
not not not not

Connection: or and

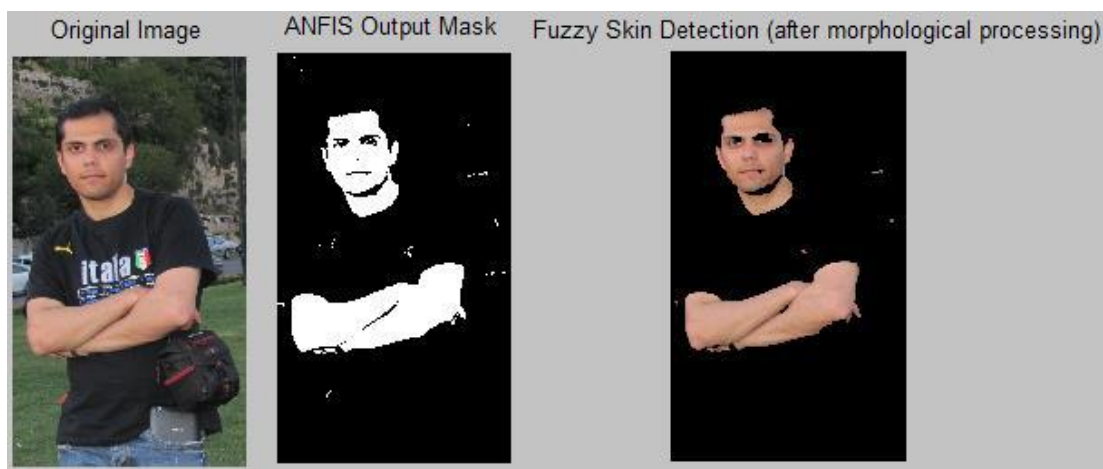
Weight: 1

Delete rule Add rule Change rule

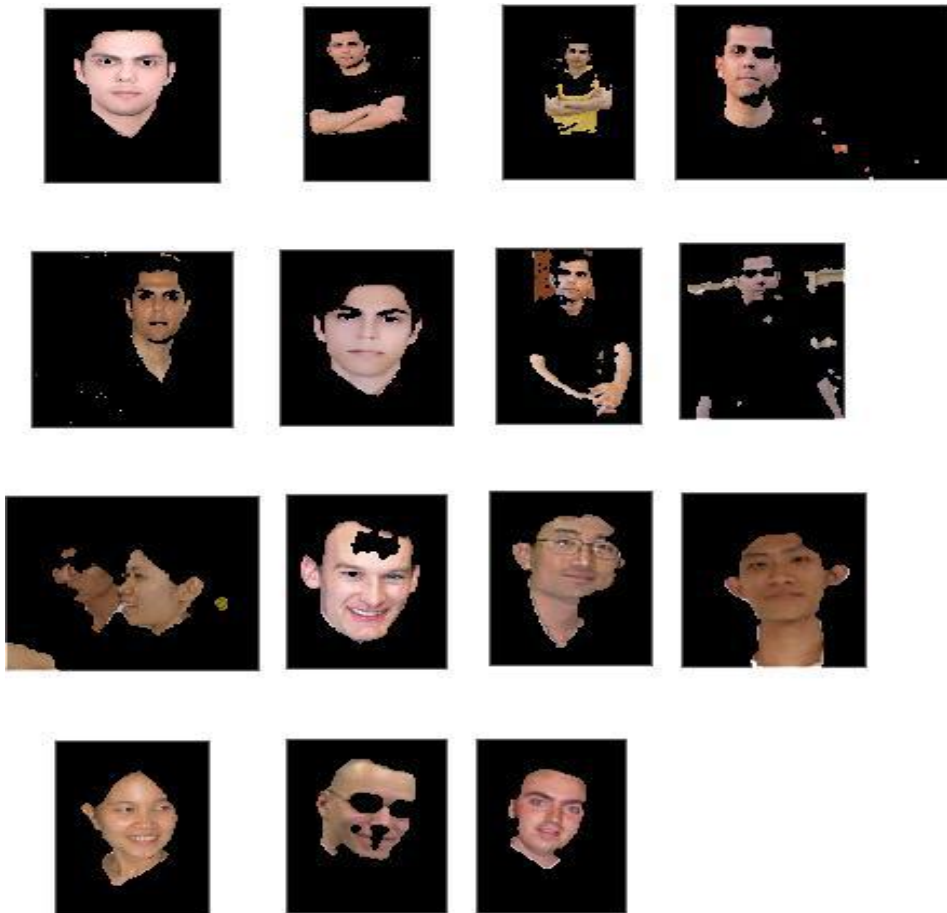
FIS Name: sugeno31 Help Close



۵. شبیه سازی و نتایج







یکی از شیوه های کاربردی برای تشخیص یک چهره استفاده از طراح تشخیص پوست می باشد، که ثابت شده در بسیاری از اعمال تاثیر به سزایی داشته است. در این کار تشخیص رنگ پوست فازی از فضای رنگی RGB پیشنهاد شده استفاده می کند. در این مطالعه، یک طبقه بندی به دو منطقه (به عنوان پوست و یا غیر پوست به صورت جداگانه) است برای تشخیص پوست استفاده می شود؛ طبقه بندی بر اساس پیکسل انتخاب شده است برای طبقه بندی هر پوست و غیر پوست پیکسل، به طور مستقل از همسایگان خود. در این برنامه، فضای جستجو برای اشیاء مورد علاقه، از جمله چهره و یا دست، می تواند از طریق شناسایی مناطق پوست کاهش یابد. برای این منظور، تقسیم بندی پوست بسیار موثر است چرا که معمولاً شامل مقدار کمی از محاسبات است که می تواند بدون در نظر گرفتن ژست انجام شود.

CDR

تعداد پیکسل صحیح

مجموع پیکسل در آزمون مجموعه اطلاعات

FAR

تعداد پیکسل های غیر پوستی رده بندی شده به عنوان پیکسل های پوستی

مجموع پیکسل در آزمون مجموعه اطلاعات

FRR

تعداد پیکسل های پوستی رده بندی شده به عنوان پیکسل های پوستی

مجموع پیکسل در آزمون مجموعه اطلاعات

جدول ۲ نتایج

82.6667	8.1121	9.2213	CDR = 77.39
97.8402	0.0201	2.1397	FRR = 1.47
93.1473	0.2907	6.5620	FAR = 9.36
97.8216	0.0611	2.1173	
63.9541	2.3684	33.6774	
91.5353	0.0620	8.4027	
97.8348	0.2025	1.9627	
90.9704	4.1754	4.8542	
71.1081	0.0496	28.8422	
94.7000	0.5697	4.7303	
89.3795	0.0215	10.5990	
87.9285	7.1850	4.8865	
76.0833	0.1500	23.7667	
86.7099	1.2543	12.0359	
93.4255	0.4131	6.1614	

۶. رفرنس‌ها

1. Navid Razmjoooya, B. Somayeh Mousavib, F. Soleymani, A hybrid neural network Imperialist Competitive Algorithm for skin color segmentation, Mathematical and Computer Modelling 57 (2013) 848–856
2. Mohammad Saber Iraj, Azam Tosinia, Skin Color Segmentation in YCBCR Color Space with Adaptive Fuzzy Neural Network (Anfis)
3. Arash Sharifi, Mehdi Aliari, Mohamad Teshnelab, Introducing fuzzy system quasi polynomial Takagi-Sugeno- Kang System Identification and classification model
4. Akshay Bhatia, Smriti Srivastava, Ankit Agarwal, Face Detection using Fuzzy Logic and Skin Color Segmentation in Images, Third International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology
5. Rihane Sepehr, Hassan Moradi, Gonche Mashayekhi, Lale Khardar, Atie Bamdadyan, Evaluate and compare different methods of fuzzy clustering technique Based on segregation FCM Standard fuzzy clustering
6. Masoud Yaghini, Maryam Ranjpour, Farid Yousefi, A Survey of Fuzzy Clustering Algorithms