Paramedical Sciences and Military Health
Volume 18, Number 3, 2024

**Original Article**

# Quantitative Evaluation of Pseudo-Color Algorithms for Breast Thermography Images

**Mahdi Baharloo[1], Nasser Samadzadehaghdam[1*]**

[1] *Department of Biomedical Engineering, Faculty of Advanced Medical Sciences, Tabriz University of Medical Sciences, Tabriz, Iran*

**Abstract**

**Introduction:** Breast cancer is one of the most common diseases among women in all over the world. One of the effective ways to prevent the risk of death from breast cancer is early detection with thermographic breast screening methods. These images are sometimes provided as grayscale images. It is necessary to increase the quality of medical image for a better visual understanding. Pseudo coloring of thermal images provides physicians with more accurate diagnosis.

**Methods and Materials:** We evaluate the performance of eight pseudo-color algorithms in converting grayscale images to color images. These algorithms include warm color map (HCM), sinusoidal color map (SCM), proposed Zahedi color map (ZCM), jet color map (JCM), four algorithms proposed by Samadzadehaghdam that two of them are in HSI color space and the other two are in Lab color space. We compare the results with each other quantitatively. For evaluation, we use the measures of mean square error (MSE), normalized color difference (NCD), peak signal-to-noise ratio (PSNR), and structural similarity index metric (SSIM). Finally, we measure the significance of the differences with analysis of variance (ANOVA).

**Results:** The results show that the two algorithms designed in HSI color space are superior to other methods according to MSE, PSNR, and SSIM criteria.

**Discussion and Conclusion:** The human eye is much more sensitive to colors than gray levels. Therefore, converting grayscale thermograms to pseudo-colored ones results in better visualization, easy interpretation, and accurate diagnosis. Although there are various pseudo coloring methods, objective and quantitative metrics can help select the efficient algorithm.

**Keywords**: Thermography, Breast Cancer, Pseudo-Color Image, Quality Measure

***(Corresponding Author) Nasser Samadzadehaghdam**, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Advanced Medical Sciences, Tabriz University of Medical Sciences, Tabriz, Iran.
**Email:** nsamadzadeh_a@yahoo.com

مجله علوم پیراپزشکی و بهداشت نظامی
سال هجدهم، شماره چهارم، ۱۴۰۲

مقاله تحقیقاتی

# ارزیابی کمّی الگوریتم‌های شبه رنگی تصاویر ترموگرافی سینه

**مهدی بهارلو[۱]، ناصر صمدزاده اقدم[۱*]**

[۱] گروه مهندسی پزشکی، دانشکده علوم نوین پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تبریز، تبریز، ایران

**چکیده**

**مقدمه :** سرطان سینه یکی از شایع‌ترین بیماری‌ها در بین زنان در سراسر جهان است. یکی از راه‌های موثر برای کاهش خطر مرگ ناشی از سرطان سینه، تشخیص زودهنگام با روش‌های غربالگری پستان مانند ترموگرافی است. برای درک بهتر بصری، افزایش کیفیت تصویر پزشکی ضروری است. شبه رنگ‌آمیزی تصاویر حرارتی، تشخیص دقیق‌تری را برای پزشکان فراهم می‌کند.

**مواد و روش‌ها:** ما عملکرد هشت الگورتیم شبه رنگی را در تبدیل تصاویر خاکستری به تصاویر رنگی ارزیابی می‌کنیم. این الگوریتم‌ها عبارتند از نقشه رنگی گرم (HCM[۱])، نقشه رنگی سینوسی (SCM[۲])، نقشه رنگی پیشنهادی زاهدی (ZCM[۳])، نقشه رنگی جِت (JCM[٤])، چهارالگوریتم پیشنهادی توسط صمدزاده‌اقدم که دو مورد آن در فضای رنگی HSI[٥] و دو مورد آن در فضای رنگی Lab می‌باشد. ما نتایج را با یکدیگر مقایسه می‌کنیم. برای ارزیابی از معیارهای میانگین مربعات خطا (MSE[٦])، اختلاف رنگ نرمال شده (NCD[٧])، نسبت پیک سیگنال به نویز (PSNR[٨]) و تشابه ساختاری (SSIM[٩]) استفاده می‌کنیم. در نهایت، با آنالیز واریانس معنادار بودن اختلافات را می‌سنجیم.

**یافته‌ها:** نتایج نشان می‌دهد که دو الگوریتم طراحی شده در فضای رنگی HSI طبق معیارهای PSNR، MSE و SSIM نسبت به روش‌های دیگر برتری دارد.

**بحث و نتیجه‌گیری:** حساسیت چشم انسان به رنگ‌ها بسیار بیشتر از سطوح خاکستری است. بنابراین، تبدیل ترموگرام‌های خاکستری به شبه رنگی باعث تجسم بهتر، تفسیر آسان و در نهایت تشخیص درست‌تر می‌شود. اگرچه روش‌های شبه رنگ‌آمیزی متنوعی وجود دارد، معیارهای کمّی و عینی می‌توانند به انتخاب الگوریتم کارآمد کمک کنند.

**کلمات کلیدی:** ترموگرافی، سرطان سینه، تصویر شبه رنگی، معیار کیفیت

* **(نویسنده مسئول) ناصر صمدزاده‌اقدم**، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده علوم نوین پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تبریز، تبریز، ایران.
**آدرس الکترونیکی:** nsamadzadeh_a@yahoo.com

1 Hot Color Map
2 Sine Color Map
3 Zahedi-Proposed Color Map
4 Jet Color Map
5 hue, saturation, intensity
6 Mean Squared Error
7 Normalized Color Difference
8 Peak Signal-to-Noise Ratio
9 Structure Similarity Index Metric

**مقدمه**

سرطان سینه شایع‌ترین سرطان در بین زنان و دومین علت مرگ و میر ناشی از سرطان است (۱). امروزه از هر ۸ تشخیص سرطان ۱ مورد و در مجموع ۲/۳ میلیون مورد جدید در زنان و مردان را تشکیل می‌دهد (۲). این سرطان که یک چهارم کل موارد سرطان در زنان را تشکیل می‌دهد، شایع‌ترین سرطان تشخیص داده شده در زنان در سال ۲۰۲۰ بود و شیوع آن در بسیاری از نقاط جهان، در حال افزایش بوده است (۳). تخمین زده می‌شود که در سال ۲۰۲۰، ۶۸۵۰۰۰ زن بر اثر سرطان سینه جان خود را از دست داده‌اند، که معادل ۱۶ درصد یا ۱ مورد از هر ۶ مرگ ناشی از سرطان در زنان است (٤). اگرچه احتمال ابتلا به سرطان سینه تحت تأثیر سن و ژنتیک است (۵)، اما باید توجه داشت که غربالگری پستان و تشخیص زودهنگام از عوامل مهم در افزایش آگاهی و در نتیجه کاهش مرگ و میر می‌باشد (٦). از این رو برای تشخیص سرطان پستان از روش‌های مختلفی مانند معاینه بالینی پستان، ماموگرافی اشعه ایکس، سونوگرافی و غربالگری با رزونانس مغناطیسی (MRI) استفاده می‌شود. یکی از تکنیک‌های تصویربرداری پزشکی که برای تشخیص ناهنجاری سینه استفاده می‌شود ترموگرافی است. از آن‌جایی که سلول‌های تومور دارای درجه حرارت بالا و فعالیت خونی است (۷)، این روش با اندازه‌گیری دمای سطح بر اساس تابش مادون‌قرمز، مناطق طبیعی و تومور را متمایز می‌کند (۸). ترموگرافی در مقایسه با هر روش دیگری روشی کارآمد، غیر تهاجمی و بدون درد در نظر گرفته می‌شود که قادر است علائم قبلی را خیلی زودتر تشخیص دهد. همچنین محدودیتی در تراکم سینه و سن بیمار در این روش وجود ندارد (۹). تشخیص زودهنگام ناهنجاری‌ها توسط متخصصان مستلزم آن است که تصاویر ترموگرافی دارای کیفیت و کنتراست بالایی باشند. علاوه‌براین، این تصاویر دارای مقیاس خاکستری هستند و بنابراین کنتراست نسبتاً کمی بین سطوح خاکستری مجاور دارند و همچنین تفاوت‌های نسبتاً قابل توجهی ندارند (۱۰). در نتیجه، برخی از کیفیت‌های این تصاویر به راحتی قابل مشاهده نیستند. تصاویر شبه رنگ آمیزی می‌توانند به آشکارسازی آن عناصر کمک کنند و به پزشکان کمک کنند تا جزئیات را با وضوح بیشتری مشاهده کنند. پردازش تصویر شبه رنگ روشی است که در آن رنگ‌ها بر اساس یک رویکرد خاص به یک تصویر در مقیاس خاکستری اختصاص داده می‌شوند. الگوریتم شبه رنگ‌آمیزی باید به گونه‌ای طراحی شود که شناسایی دقیق عناصر داده‌ای را تسهیل کند. علاوه‌براین، تعداد رنگ‌ها باید برای قضاوت بصری بهینه باشد (۱۱).

الگوریتم‌های بسیاری برای شبه رنگ کردن تصاویر خاکستری پیشنهاد شده است. به عنوان مثال: در پژوهشی سمری و همکاران الگوریتم‌هایی را در فضای رنگ HSV پشنهاد دادند. جز مربوط به رنگ (H) همانند تصویر خاکستری و یا مکمل آن در نظر گرفته می‌شود. جز اشباع (S) با توجه به یک آستانه تطبیقی برابر ۱ یا ۰ در نظر گرفته می‌شود و در نهایت جز مربوط به روشنایی برابر تصویر خاکستری تنظیم می‌شود (۱۲). در پژوهشی دیگر کوبیاک و همکاران برای شبه رنگ کردن تصاویر خاکستری دو تابع نمایی و درجه دوم پیشنهاد دادند (۱۳). الخفاجی و همکاران روش رنگ‌بندی نوآورانه مبتنی بر اعمال تبدیل سینوسی و کسینوسی ارائه کردند که نتایج آن نشان می‌دهد، الگوریتم رنگ‌سازی ارائه‌شده نتایج قابل توجهی ایجاد می‌کند و می‌توان از آن در تشخیص‌های پزشکی استفاده کرد (١٤). در پژوهشی دیگر ویانا و همکاران تلاش کردند از الگوریتم ژنتیک جهت تخصیص رنگ به پیکسل‌های تصویر خاکستری استفاده کنند. روش پیشنهادی آن‌ها با قوانین تطبیقی نگاشت شده نتایج قابل قبولی را ارائه می‌دهد (۱۵). قسمت دیگر مطالعات به بخش‌بندی ترموگرام‌های شبه رنگی می‌پردازند با این هدف که نقاط گرم و مشکوک به توده خوش‌خیم یا بدخیم را به صورت خودکار تشخیص دهند. در پژوهشی اتحاد توکل و همکاران از الگوریتم‌های K-mean و نسخه فازی آن یعنی FCM[1] برای بخش‌بندی این تصاویر استفاده کرده‌اند (١٦). آن‌ها همچنین الگوریتم LSP[2] را پیشنهاد دادند که می‌تواند برای تقسیم بندی نقاط حرارتی شدید در ترموگرام پستان، مورد استفاده قرار گیرد (۱۷). در پژوهشی دیگر کرمانی و همکاران الگوریتم GMM[3] را پیشنهاد دادند؛ ابتدا با استفاده از معیار کالینسکی – هاراباسز[4] تعداد بهینه بخش‌های تصویر محاسبه و سپس توسط الگوریتم GMM تصویر بخش‌بندی می‌گردد (۱۸). در پژوهشی دیگر لانیسا و همکاران روش پیش پردازش را برای تشخیص مرزهای

1 Fuzzy C-means
2 lazy snapping procedure
3 Gaussian mixture model
4 Calinski–Harabasz

سینه و بدن برای از بین بردن ناحیه ناخواسته و استخراج رنگ‌ها در تصویر ترموگرام پیشنهاد دادند. این روش تکنیکی است که قبل از استفاده از داده‌ها برای فرآیند استخراج ویژگی و طبقه بندی تصویر انجام می‌شود (۱۹). در مقاله‌ای دیگر ساتیش و همکاران روش 1RSFS پیشنهاد دادند که در آن ویژگی‌های انتخاب شده با این روش در تشخیص عدم تقارن بین پستان راست و چپ مرتبط است (۲۰).

در این مقاله تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های شبه رنگ‌سازی شامل نقشه رنگی گرم (HCM)، نقشه رنگی سینوسی (SCM)، نقشه رنگی پیشنهادی زاهدی (ZCM) و نقشه رنگی جت (JCM) رنگ‌آمیزی شدند (۲۱). همچنین برای اینکه نقشه رنگی معقول‌تر باشد، مفهوم رنگ‌های سرد و گرم را اعمال کردیم که برای آن دو الگوریتم در فضای رنگی HSI مبتنی بر ادراک (رنگ، اشباع و شدت) و دو الگوریتم دوم در فضای رنگی Lab (آزمایشگاه) یک‌نواخت طراحی شده‌اند (۲۲). سپس کیفیت تصاویر شبه رنگی را از نظر کمی با به دست آوردن میانگین مربعات خطا (MSE)، نسبت پیک سیگنال به نویز (PSNR)، تفاوت رنگ نرمال شده (NCD) و معیار تشابه ساختاری ماتریس (SSIM) مورد ارزیابی قرار دادیم. این روش‌ها در قسمت روش به طور کامل توضیح داده شده است. همچنین تجزیه و تحلیل آماری با استفاده از آزمون آنالیز واریانس یک طرفه (ANOVA) انجام شد. در نهایت، شاخص‌های به‌دست‌آمده با هم مقایسه شدند و بهترین الگوریتم‌های شبه رنگ‌آمیزی برای مجموعه داده ما انتخاب و معرفی شدند.

## مواد و روش‌ها

### ۱- مجموعه داده

در این مطالعه از ۲۵ تصویر ترموگرام که قبلاً از بیمارستان امید اصفهان اخذ شده بود استفاده گشته است. در این ترموگرام‌ها مناطق گرمتر با سطوح خاکستری روشن‌تر مشخص می‌شوند. این تصاویر با استفاده از یک دوربین MWIR خنک شده حاوی آشکارسازهای HgCdTe آرایه کانونی با وضوح فضایی ۳۲۰ × ۲۵۶ گرفته شدند. میدان دید وسیع و باریک به ترتیب $9.2^\circ \times 7.3^\circ$ و $2.3^\circ \times 1.8^\circ$ بود. ابزار در فاصله ۱ متری از قفسه سینه قرار داده شد. اتاقی با دمای کنترل شده در محدوده ۲۲-۲۰ درجه (در محدوده ۰/۱± درجه) برای معاینه انتخاب شد. برای دستیابی به حداقل تغییرات دمای سطح، تثبیت (یا رسیدن به تعادل حرارتی) و کاهش سرعت متابولیسم پایه ضروری است. بنابراین از بیماران خواسته شد حداقل ۱۵ دقیقه استراحت کنند (۲۲).

ما در این مقاله از ۸ الگوریتم(HIS_1,HIS_2,Lab_1,Lab_2, HCM,SCM,ZCM,JCM) متفاوت استفاده می‌کنیم . که چهار الگورتیم شبه رنگی (HCM,SCM,ZCM,JCM)را رحیمیان و همکاران پیشنهاده کرده‌اند که در ادامه به آن‌ها می‌پردازیم.

### ۲- الگوریتم نقشه رنگی داغ (HCM)

مهم‌ترین مزیت HCM این است که مناطق با $t$ بالا را به وضوح نشان می‌دهد. بنابراین بیننده جذب این مناطق می‌شود. در این مقیاس، رنگ به آرامی از سیاه، قرمز، نارنجی و زرد به سفید تغییر می‌کند که همه آن‌ها در یک گروه رنگی طبقه بندی می‌شوند. معادلات این روش به صورت زیر بیان می‌شود (۲۱):

$$R(t) = \begin{cases} 2.7027t & if\ t < 0.37 \\ 1 & if\ t \geq 0.37 \end{cases} \quad (۱)$$

$$G(t) = \begin{cases} 0 & if\ t < 0.37 \\ 2.7027t - 1 & if 0.37 \leq t \leq 0.74 \\ 1 & if\ t > 0.37 \end{cases} \quad (۲)$$

$$B(t) = \begin{cases} 0 & if\ t < 0.74 \\ 3.8461t - 2.8461 & if\ t > 0.74 \end{cases} \quad (۳)$$

R، G و B به ترتیب کانال‌های قرمز، سبز و آبی در فضای رنگ RGB و t مقدار پیکسل مورد نظر را در تصویر خاکستری نشان می‌دهد.

### ۳- الگورتیم نقشه رنگی سینوسی (SCM)[1]

در این الگوریتم، با استفاده از معادلات زیر باندهای قرمز، سبز و آبی تصویر رنگی را از روی سطوح خاکستری ایجاد می‌شوند. (۲۱):

$$R(t) = -0.5\cos(\pi t) + 0.5 \quad (٤)$$

$$G(t) = \sin(\pi t) \quad (٥)$$

$$B(t) = 0.5\cos(\pi t) + 0.5 \quad (٦)$$

### ٤- الگورتیم نقشه رنگی پیشنهادی زاهدی (ZCM)

این نقشه رنگی از آبی، سایه‌های فیروزه‌ای، سبز، زرد، نارنجی و قرمز به سفید تغییر می‌کند. معادلات آن به صورت زیر بیان می‌شود (۲۱):

$$R(t) = \begin{cases} 0 & if\ 0 \le t \le \frac{11}{20} \\ 4t - \frac{11}{5} & if\ \frac{11}{20} < t < \frac{4}{5} \\ 1 & if\ \frac{4}{5} \le t \le 1 \end{cases} \quad (٧)$$

$$G(t) = \begin{cases} 5t & if\ 0 \le t \le \frac{1}{5} \\ -\frac{20}{9}t + \frac{13}{9} & if\ \frac{1}{5} < t < \frac{7}{20} \\ \frac{20}{27}t + \frac{11}{27} & if\ \frac{7}{20} \le t \le \frac{4}{5} \\ -\frac{15}{2}t + 7 & if\ \frac{4}{5} < t < \frac{14}{15} \\ 60t + 56 & if\ \frac{14}{15} \le t < \frac{19}{20} \\ 1 & if\ \frac{19}{20} \le t \le 1 \end{cases} \quad (٨)$$

$$B(t) = \begin{cases} 1 & if\ 0 \le t \le \frac{1}{5} \\ -4t + \frac{9}{5} & if\ \frac{1}{5} < t < \frac{2}{5} \\ \frac{1}{5} & if\ \frac{2}{5} \le t \le \frac{14}{15} \\ 60t - 56 & if\ \frac{14}{15} < t < \frac{19}{20} \\ 1 & if\ \frac{19}{20} \le t \le 1 \end{cases} \quad (٩)$$

### ٥- الگورتیم نقشه رنگی جت (JCM)

این مقیاس رنگ از آبی شـــروع می‌شـــود و به فیروزه‌ای، زرد، نارنجی و ســـپس قرمز ختم می‌شود. JCM را می‌توان در مواقعی در نظر گرفت که نیاز به استفاده از رنگ‌های مختلف برای یک تصویر باشد. معادلات این روش به صورت زیر بیان می‌شود (۲۱):

$$f(x) = \begin{cases} 0 & if\ x < 0 \\ x & if\ 0 \le t \le 1 \\ 1 & if\ t > 1 \end{cases} \quad (١٠)$$

$$R(t) = f(1.5 - |2t - 1|) \qquad if\ -1 \le t \le 1 \quad (١١)$$

$$G(t) = f(1.5 - |2t|) \qquad if\ -1 \le t \le 1 \quad (١٢)$$

$$B(t) = f(1.5 - |2t + 1|) \qquad if\ -1 \le t \le 1 \quad (١٣)$$

شـــایان ذکر اســـت که پارامتر $t$ در معادلات فوق بین ۱- و ۱ است. برای استفاده از این معادلات، شدت تصاویر خاکستری باید از [۲۵۵ تا ۰] به [۱تا۱-] تبدیل شود. فرمول زیر فرآیند را با جزئیات نشان می‌دهد.

1 Random subset feature selection

$$I_{new} = (I - Min)\frac{newMax - newMin}{Max - Min} + newMin \rightarrow I_{new} = (I - 0)\frac{1-(-1)}{255-0} - 1 = \frac{2I}{255} - 1 \quad (١٤)$$

### ٦- فضای رنگ HSI

صمدزاده‌اقدم و همکاران چهار الگورتیم شبه رنگی پیشنهاده کرده‌اند که در ادامه به توضیح آن‌ها می‌پردازیم. دو تا از الگوریتم‌ها در فضای رنگ HSI توسعه یافته‌اند که در اینجا با HIS_1 و HIS_2 نشان می‌دهیم. در فضای رنگی HSI، رنگ، اشباع و شدت به عنوان محورهای مختصات استفاده می‌شود. رابطه تبدیل از فضای رنگ RGB به HSI با معادلات زیر تعریف می‌شود(۲۲).

$$H = \begin{cases} \delta & if\ B \le G \\ 360° - \delta & if\ B > G \end{cases} \quad (١٥)$$

$$\delta = \arccos\left(\frac{(R-G)+(R-B)}{2\sqrt{((R-G)^2(R-B)(G-B))}}\right) \quad (١٦)$$

$$S = 1 - 3\frac{\min(R,G,B)}{R+G+B} \quad (١٧)$$

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad (١٨)$$

#### ٦-١ الگوریتم HIS_1

در این نقشه رنگی، رنگ از آبی شروع می‌شود و برای رنگ‌های سرد به فیروزه‌ای ادامه می‌یابد که با ۱۸۰ تا ۲٤۰ درجه مطابقت دارد. رنگ‌های داغ در محدوده زرد تا قرمز هستند که معادل ۰ تا ٦۰ درجه است. در معادله زیر، $H(x,y)$ نشان دهنده رنگ است و $f(x,y)$ نشان‌دهنده سطح خاکستری پیکسل تصویر اصلی است . (x , y) مختصات پیکسل را نشان می‌دهد. معادلات این روش به صورت زیر بیان می‌شود (۲۲):

$$H(x,y) = \begin{cases} -\left(\frac{4\pi}{3} - \pi\right) * \frac{f(x,y)}{127} + \frac{4\pi}{3} & if\ f(x,y) \le 127 \\ -\left(\frac{\pi}{3} - 0\right) * \frac{f(x,y)-127}{127} & if\ f(x,y) > 127 \end{cases} \quad (١٩)$$

اشباع و شدت با معادلات زیر تعریف می‌شوند:

$$S(x,y) = \begin{cases} 1 - \frac{f(x,y)}{255} & if\ f(x,y) \le 127 \\ 0.85 & if\ f(x,y) > 127 \end{cases} \quad (٢٠)$$

$$I(x,y) = \begin{cases} \left(\frac{f(x,y)}{255}\right)^{0.3333} & if\ f(x,y) \le 127 \\ 0.75 & if\ f(x,y) > 127 \end{cases} \quad (٢١)$$

برای مشاهده تصویر رنگی، باید تصویر مبتنی بر HSI را به RGB تبدیل کنیم.

#### ٦-٢ الگوریتم HIS_2

در این الگوریتم ترتیب قرمز و زرد را در مقیاس تغییر دادیم تا تجسم بهتری در سطوح خاکستری داغ‌تر داشته باشیم زیرا رنگ زرد، رنگی درخشان و چشم‌گیر است. همه معادلات یکسان هستند به جز رنگ:

$$H(x,y)=\begin{cases}-\left(\frac{4\pi}{3}-\pi\right)*\frac{f(x,y)}{127}+\frac{4\pi}{3} & if\ f(x,y)\le 127\\ \left(\frac{\pi}{3}\right)*\frac{f(x,y)-127}{127} & if\ f(x,y)>127\end{cases} \quad (۲۲)$$

## ۷ - فضای رنگی Lab

Lab یک فضای رنگی یکنواخت است که از سه بخش تشکیل شده است. بخش اول L، شدت روشنایی[1] است که می‌تواند عددی بین ۰ تا ۱۰۰ باشد. بخش دوم a می‌باشد، مقدار آن از منفی ۱۲۸ در رنگ سبز شروع و تا مثبت ۱۲۸ در رنگ قرمز ادامه دارد. بخش سوم b می‌باشد که مقدار آن از منفی ۱۲۸ در رنگ آبی شروع و تا مثبت ۱۲۸ در رنگ زرد ادامه دارد. با این حال، از هیچ فضای رنگی که اجازه نمایش بدون تحریف را می‌دهد، خارج نمی‌شود. بنابراین یکنواخت به معنای «کم و بیش یکنواخت» است. کمیسیون بین المللی روشنایی (CIE[2]) فضای رنگی Lab را به عنوان تقریبی از فضاهای رنگی یکنواخت توصیه کرد. هر دو فضای رنگی از سیستم رنگ استاندارد XYZ مشتق شده‌اند (۲۲).

### ۷-۱ الگوریتم Lab_1

معادلات اولین الگوریتم در فضای رنگ Lab به صورت زیر می‌باشد (۲۲).

$$L(x,y)=100\sqrt{\frac{f(x,y)}{255}} \quad (۲۳)$$

$$b(x,y)=f(x,y)-127 \quad (۲٤)$$

$$a(x,y)=\begin{cases}0.5b(x,y)+64 & if\ b(x,y)\le 0\\ -0.5b(x,y)+64 & if\ b(x,y)>0\end{cases} \quad (۲۵)$$

### ۷-۲ الگوریتم Lab_2

معادلات دومین الگوریتم در فضای رنگ Lab با اولین الگوریتم در این حوزه مشابه است به جز a که به صورت زیر بیان می‌شود: (۲۲):

$$a(x,y)=\begin{cases}-0.5b(x,y)-64 & if\ b(x,y)\le 0\\ 0.5b(x,y)-64 & if\ b(x,y)>0\end{cases} \quad (۲٦)$$

## ۸- معیارهای کمّی

تصاویر دیجیتال در حین اکتساب، پردازش، فشرده سازی، ذخیره سازی، انتقال و بازتولید در معرض طیف گسترده‌ای از اعوجاج‌ها قرار می‌گیرند که هر یک از آن‌ها ممکن است منجر به کاهش کیفیت بصری شود. معیارهای کیفیت بصری زیادی برای سنجش کیفیت این تصاویر وجود دارد. با این حال، چهار شاخص مورد استفاده در این تحقیق در ادامه توضیح داده شده‌است.

### ۸-۱ مربع میانگین خطا (MSE)

MSE تفاوت بین دو تصویر را در یک فضای رنگی اندازه‌گیری می‌کند. در نتیجه، محاسبه MSE بین تصاویر رنگی و خاکستری ممکن نیست. به همین دلیل، هر تصویر خاکستری را باید به یک تصویر RGB با مقادیر مساوی R، G و B تبدیل کرد. سپس، MSE برای تصاویر شبه رنگی RGB که با الگوریتم‌های مختلف ایجاد شده‌اند قابل محاسبه خواهد بود. به طور کلی، تصویری با MSE بالا نسبت به تصویری با MSE پایین، اعوجاج‌های قابل مشاهده بیشتری را نشان می‌دهد. معادله MSE به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$MSE=\frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(G_{ij}-X_{ij})^2}{3MN} \quad (۲۷)$$

M و N اندازه ماتریس تصویر را نشان می‌دهد .همچنین، G و X به ترتیب تصویر خاکستری و تصویر شبه رنگی شده را نشان می‌دهند.

### ۸-۲ نسبت پیک سیگنال به نویز (PSNR)

برای تعیین کیفیت نمایشگر، PSNR به عنوان نسبت حداکثر مقدار ممکن سیگنال به قدرت اعوجاج نویز محاسبه می‌شود. PSNR معمولاً با استفاده از مقیاس دسی بل لگاریتمی به دلیل دامنه دینامیکی گسترده بسیاری از سیگنال‌ها بیان می‌شود. معادله PSNR به صورت زیر است:

$$PSNR=10\log_{10}\left(\frac{I_{max}^2}{MSE(G,X)}\right) \quad (۲۸)$$

$I_{max}$ بیشترین مقدار پیکسل تصویر منهای یک است.

### ۸-۳ اختلاف رنگ نرمال شده (NCD)

چندین محقق از NCD به عنوان یک معیار عینی استفاده کرده‌اند. در یک فضای رنگی خاص (معمولاً یک فضای رنگی آزمایشگاهی)، NCD اندازه‌گیری فاصله بین رنگ‌ها است. هرچه

1 Lightness
2 Commission Internationale de l'Eclairage

NCD کمتر باشد، کیفیت تصویر بهتر است. شاخص NCD با استفاده از فرمول زیر تعیین می‌شود:

$$NCD = \frac{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sqrt{\sum_{q\in|L,a,b|}\left[G_q(i,j)-Cl_q(i,j)\right]^2}}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\sqrt{\sum_{q\in|L,a,b|}Cl_q(i,j)^2}} \quad (۲۹)$$

که در آن $G_q$ و $Cl_q$ به ترتیب تصاویر خاکستری و رنگی با کانال q (در فضای آزمایشگاهی) هستند.

**۸-٤ معیار شاخص تشابه ساختاری (SSIM)**

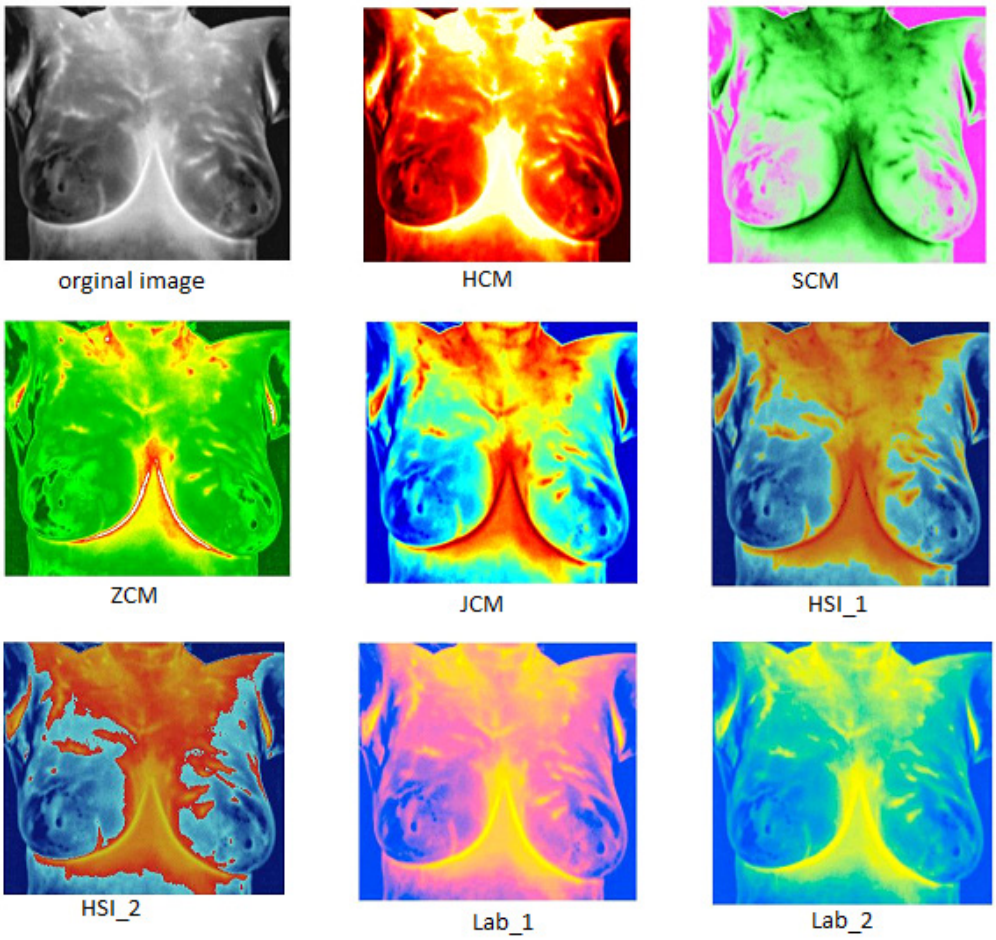
شاخص SSIM معیار عینی دیگری است که در این مطالعه از آن استفاده شده است. این معیار بر اساس نحوه عملکرد سیستم بینایی انسان است و برای تجزیه و تحلیل ساختار یک تصویر پس از فرآیند رنگ آمیزی ارائه شده‌است. برای تصویر رنگی، SSIM را می‌توان به طور جداگانه برای هر کانال رنگی محاسبه کرد و سپس میانگین آن‌ها را بر این اساس محاسبه کرد. برای محاسبه شاخص SSIM می‌توان از پنجره‌های مختلف در یک تصویر استفاده کرد. اندازه‌گیری بین دو پنجره x و y با اندازه معمول N × N عبارت است از:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y+c_1)(2\sigma_{xy}+c_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+c_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+c_2)} \quad (۳۰)$$

که در آن $\mu_x$ و $\mu_y$ به ترتیب میانگین $x$ و $y$ هستند. علاوه بر این، $\sigma_x^2$ و $\sigma_y^2$ به ترتیب نشان‌دهنده واریانس x و y هستند و $\sigma_{xy}$ کوواریانس $\mathbf{x}$ و $\mathbf{y}$ است.

یافته‌ها

ما بعد از انجام هشت الگوریتم ذکر شده روی ۲۵ تصویر توموگرافی پستان و به دست آوردن چهار معیار ذکرشده بر روی همه الگوریتم‌ها نتایج زیر را بدست‌آوردیم. بعد از محاسبه الگوریتم‌ها روی یکی از تصاویر توموگرافی پستان به تصاویر شکل ۱ رسیدیم.




شکل۱- تصاویر شبه رنگ شده با استفاده از هشت الگوریتم پیشنهادی برروی یکی از بیست و پنج تصویر توموگرافی پستان است.

جداول ۱ تا ۴ به ترتیب مقادیر معیارهای کمّی MSE، NCD، PSNR و SSIM را بر اساس هشت الگوریتم شبه رنگی به کار رفته به ازای ۲۵ تصویر پایگاه داده مورد استفاده نشان می‌دهد.

**جدول۱- مقادیر معیار MSE حاصل از هشت الگوریتم شبه رنگی برروی ۲۵ تصویر توموگرافی**

| | HCM | SCM | ZCM | JCM | HIS_2 | HIS_2 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image 1 | 0.0421 | 0.0860 | 0.0548 | 0.0725 | 0.0330 | 0.0336 | 0.0451 | 0.0480 |
| Image 2 | 0.0452 | 0.0808 | 0.0552 | 0.0711 | 0.0292 | 0.0304 | 0.0453 | 0.0489 |
| Image 3 | 0.0481 | 0.0674 | 0.0541 | 0.0616 | 0.0284 | 0.0328 | 0.0377 | 0.0411 |
| Image 4 | 0.0449 | 0.0770 | 0.0577 | 0.0691 | 0.0328 | 0.0342 | 0.0422 | 0.0456 |
| Image 5 | 0.0482 | 0.0727 | 0.0536 | 0.0672 | 0.0273 | 0.0305 | 0.0409 | 0.0442 |
| Image 6 | 0.0446 | 0.0824 | 0.0513 | 0.0668 | 0.0266 | 0.0293 | 0.0455 | 0.0487 |
| Image 7 | 0.0494 | 0.0675 | 0.0521 | 0.0621 | 0.0257 | 0.0301 | 0.0386 | 0.0423 |
| Image 8 | 0.0499 | 0.0647 | 0.0576 | 0.0651 | 0.0323 | 0.0353 | 0.0369 | 0.0399 |
| Image 9 | 0.0478 | 0.0696 | 0.0545 | 0.0638 | 0.0288 | 0.0318 | 0.0385 | 0.0416 |
| Image 10 | 0.0400 | 0.0957 | 0.0608 | 0.0833 | 0.0451 | 0.0407 | 0.0468 | 0.0498 |
| Image 11 | 0.0444 | 0.0793 | 0.0599 | 0.0724 | 0.0377 | 0.0383 | 0.0400 | 0.0425 |
| Image 12 | 0.0465 | 0.0719 | 0.0536 | 0.0603 | 0.0289 | 0.0340 | 0.0379 | 0.0410 |
| Image 13 | 0.0427 | 0.0820 | 0.0581 | 0.0695 | 0.0347 | 0.0364 | 0.0414 | 0.0445 |
| Image 14 | 0.0438 | 0.0815 | 0.0549 | 0.0677 | 0.0307 | 0.0328 | 0.0427 | 0.0458 |
| Image 15 | 0.0420 | 0.0850 | 0.0519 | 0.0630 | 0.0280 | 0.0309 | 0.0451 | 0.0482 |
| Image 16 | 0.0357 | 0.1030 | 0.0500 | 0.0689 | 0.0312 | 0.0319 | 0.0503 | 0.0528 |
| Image 17 | 0.0414 | 0.0901 | 0.0547 | 0.0690 | 0.0346 | 0.0354 | 0.0439 | 0.0462 |
| Image 18 | 0.0393 | 0.0968 | 0.0527 | 0.0686 | 0.0316 | 0.0319 | 0.0457 | 0.0483 |
| Image 19 | 0.0352 | 0.1087 | 0.0497 | 0.0673 | 0.0298 | 0.0294 | 0.0515 | 0.0543 |
| Image 20 | 0.0432 | 0.0908 | 0.0489 | 0.0656 | 0.0256 | 0.0270 | 0.0464 | 0.0495 |
| Image 21 | 0.0429 | 0.0862 | 0.0559 | 0.0708 | 0.0346 | 0.0356 | 0.0400 | 0.0421 |
| Image 22 | 0.0380 | 0.1049 | 0.0488 | 0.0695 | 0.0282 | 0.0276 | 0.0496 | 0.0526 |
| Image 23 | 0.0421 | 0.0928 | 0.0496 | 0.0667 | 0.0273 | 0.0287 | 0.0451 | 0.0478 |
| Image 24 | 0.0397 | 0.0974 | 0.0516 | 0.0687 | 0.0309 | 0.0314 | 0.0453 | 0.0480 |
| Image 25 | 0.0489 | 0.0727 | 0.0562 | 0.0650 | 0.0305 | 0.0327 | 0.0384 | 0.0412 |

**جدول ۲- مقادیر معیار NCD حاصل از هشت الگوریتم شبه رنگی برروی ۲۵ تصویر توموگرافی**

| | HCM | SCM | ZCM | JCM | HIS_2 | HIS_2 | Lab_1 | Lab_1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image 1 | 0.03330 | 0.03312 | 0.03243 | 0.03286 | 0.03414 | 0.03301 | 0.03315 | 0.03358 |
| Image 2 | 0.03242 | 0.03343 | 0.03230 | 0.03285 | 0.03432 | 0.03292 | 0.03277 | 0.03352 |
| Image 3 | 0.03291 | 0.03292 | 0.03235 | 0.03305 | 0.03479 | 0.03255 | 0.03319 | 0.03357 |
| Image 4 | 0.03259 | 0.03310 | 0.03234 | 0.03279 | 0.03410 | 0.03275 | 0.03302 | 0.03351 |
| Image 5 | 0.03253 | 0.03333 | 0.03231 | 0.03303 | 0.03475 | 0.03282 | 0.03288 | 0.03358 |
| Image 6 | 0.03283 | 0.03314 | 0.03237 | 0.03293 | 0.03449 | 0.03280 | 0.03291 | 0.03343 |
| Image 7 | 0.03286 | 0.03314 | 0.03233 | 0.03314 | 0.03515 | 0.03282 | 0.03309 | 0.03380 |
| Image 8 | 0.03270 | 0.03301 | 0.03235 | 0.03306 | 0.03451 | 0.03265 | 0.03340 | 0.03373 |
| Image 9 | 0.03264 | 0.03302 | 0.03235 | 0.03300 | 0.03460 | 0.03288 | 0.03311 | 0.03368 |

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image 10 | 0.03302 | 0.03304 | 0.03238 | 0.03263 | 0.03341 | 0.03290 | 0.03310 | 0.03350 |
| Image 11 | 0.03355 | 0.03297 | 0.03252 | 0.03284 | 0.03407 | 0.03285 | 0.03357 | 0.03373 |
| Image 12 | 0.03316 | 0.03282 | 0.03248 | 0.03307 | 0.03479 | 0.03239 | 0.03314 | 0.03341 |
| Image 13 | 0.03310 | 0.03291 | 0.03249 | 0.03281 | 0.03410 | 0.03261 | 0.03309 | 0.03333 |
| Image 14 | 0.03302 | 0.03314 | 0.03252 | 0.03292 | 0.03439 | 0.03279 | 0.03307 | 0.03353 |
| Image 15 | 0.03299 | 0.03294 | 0.03252 | 0.03277 | 0.03429 | 0.03260 | 0.03288 | 0.03321 |
| Image 16 | 0.03551 | 0.03308 | 0.03346 | 0.03319 | 0.03456 | 0.03337 | 0.03350 | 0.03371 |
| Image 17 | 0.03418 | 0.03292 | 0.03282 | 0.03306 | 0.03440 | 0.03305 | 0.03344 | 0.03354 |
| Image 18 | 0.03327 | 0.03296 | 0.03288 | 0.03287 | 0.03471 | 0.03342 | 0.03305 | 0.03337 |
| Image 19 | 0.03436 | 0.03309 | 0.03335 | 0.03299 | 0.03480 | 0.03370 | 0.03321 | 0.03354 |
| Image 20 | 0.03349 | 0.03338 | 0.03277 | 0.03316 | 0.03532 | 0.03384 | 0.03305 | 0.03362 |
| Image 21 | 0.03347 | 0.03298 | 0.03279 | 0.03298 | 0.03467 | 0.03326 | 0.03328 | 0.03348 |
| Image 22 | 0.04969 | 0.06241 | 0.05642 | 0.05573 | 0.08817 | 0.08745 | 0.05818 | 0.06978 |
| Image 23 | 0.03326 | 0.03324 | 0.03270 | 0.03305 | 0.03513 | 0.03354 | 0.03295 | 0.03344 |
| Image 24 | 0.03338 | 0.03301 | 0.03270 | 0.03294 | 0.03472 | 0.03336 | 0.03307 | 0.03337 |
| Image 25 | 0.03270 | 0.03314 | 0.03250 | 0.03303 | 0.03494 | 0.03317 | 0.03314 | 0.03359 |

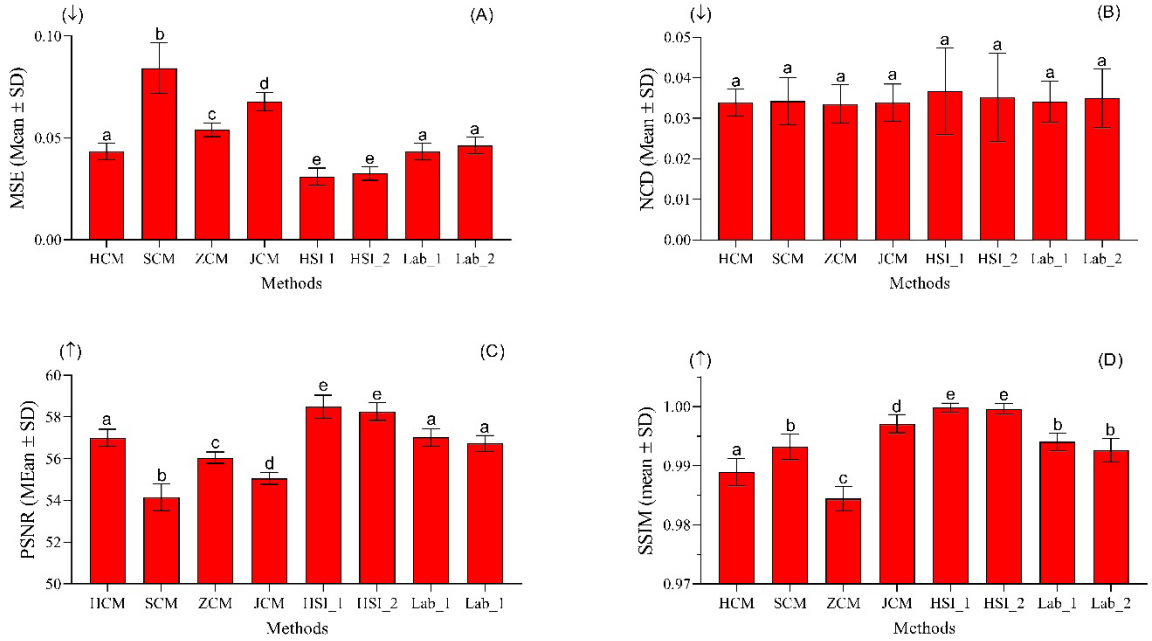
**جدول ۳- مقادیر PSNR حاصل از هشت الگوریتم شبه رنگی برروی ۲۵ تصویر توموگرافی**

| | HCM | SCM | ZCM | JCM | HIS_2 | HIS_2 | Lab_1 | Lab_1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image 1 | 57.1211 | 54.0165 | 55.9714 | 54.7554 | 58.1752 | 58.1026 | 56.8222 | 56.5435 |
| Image 2 | 56.8101 | 54.2863 | 55.9396 | 54.8392 | 58.7014 | 58.5302 | 56.8033 | 56.4659 |
| Image 3 | 56.5347 | 55.0739 | 56.0296 | 55.4607 | 58.8326 | 58.1967 | 57.5921 | 57.2228 |
| Image 4 | 56.8348 | 54.497 | 55.7459 | 54.963 | 58.1967 | 58.0174 | 57.106 | 56.7704 |
| Image 5 | 56.529 | 54.7451 | 56.0705 | 55.0855 | 58.9975 | 58.522 | 57.241 | 56.9087 |
| Image 6 | 56.8677 | 54.1984 | 56.2589 | 55.113 | 59.1133 | 58.6953 | 56.7758 | 56.4854 |
| Image 7 | 56.4222 | 55.0658 | 56.1952 | 55.4256 | 59.2599 | 58.5731 | 57.4975 | 57.0996 |
| Image 8 | 56.3793 | 55.2526 | 55.7543 | 55.2258 | 58.2712 | 57.8786 | 57.6839 | 57.3524 |
| Image 9 | 56.5637 | 54.9329 | 55.9986 | 55.3129 | 58.7671 | 58.3399 | 57.5089 | 57.169 |
| Image 10 | 57.3353 | 53.5509 | 55.5206 | 54.1545 | 56.8222 | 57.2685 | 56.6587 | 56.3853 |
| Image 11 | 56.8899 | 54.3679 | 55.5856 | 54.7617 | 57.5987 | 57.5239 | 57.3396 | 57.0733 |
| Image 12 | 56.6865 | 54.7903 | 56.0656 | 55.555 | 58.7437 | 58.0502 | 57.5766 | 57.2346 |
| Image 13 | 57.0523 | 54.2213 | 55.721 | 54.9381 | 57.9568 | 57.748 | 57.186 | 56.8789 |
| Image 14 | 56.9445 | 54.2485 | 55.96 | 55.0533 | 58.4853 | 58.203 | 57.0574 | 56.7531 |
| Image 15 | 57.1275 | 54.0645 | 56.2041 | 55.3653 | 58.8908 | 58.4652 | 56.8216 | 56.5316 |
| Image 16 | 57.83 | 53.2305 | 56.3687 | 54.9782 | 58.4182 | 58.3268 | 56.3437 | 56.1339 |
| Image 17 | 57.1943 | 53.8112 | 55.9793 | 54.9735 | 57.9679 | 57.8686 | 56.9373 | 56.7133 |
| Image 18 | 57.4127 | 53.5021 | 56.1442 | 54.996 | 58.357 | 58.3161 | 56.7643 | 56.5204 |
| Image 19 | 57.8919 | 52.9985 | 56.3981 | 55.0825 | 58.6166 | 58.6708 | 56.2376 | 56.0089 |
| Image 20 | 57.0044 | 53.7772 | 56.4689 | 55.1911 | 59.2725 | 59.0505 | 56.6932 | 56.4159 |
| Image 21 | 57.0352 | 54.0062 | 55.8822 | 54.8605 | 57.9641 | 57.8436 | 57.3369 | 57.1215 |
| Image 22 | 57.5593 | 53.1538 | 56.4797 | 54.9386 | 58.8528 | 58.9584 | 56.4047 | 56.1504 |
| Image 23 | 57.1143 | 53.6824 | 56.4013 | 55.1188 | 58.9954 | 58.7866 | 56.8227 | 56.5686 |
| Image 24 | 57.367 | 53.4729 | 56.2311 | 54.9908 | 58.4607 | 58.3944 | 56.7972 | 56.5516 |
| Image 25 | 56.4692 | 54.7462 | 55.8648 | 55.2309 | 58.5184 | 58.2096 | 57.5147 | 57.2102 |

**جدول ۴- مقادیر معیار SSIM حاصل از هشت الگوریتم شبه رنگی برروی ۲۵ تصویر توموگرافی**

| | HCM | SCM | ZCM | JCM | HIS_2 | HIS_2 | Lab_1 | Lab_1 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Image 1 | 0.9895 | 0.9942 | 0.984 | 0.9982 | 1.0001 | 1 | 0.9948 | 0.9934 |
| Image 2 | 0.9869 | 0.9908 | 0.9828 | 0.9952 | 1 | 1.0002 | 0.9926 | 0.9903 |
| Image 3 | 0.9862 | 0.9938 | 0.9824 | 0.996 | 0.9996 | 0.9994 | 0.9932 | 0.9914 |
| Image 4 | 0.9878 | 0.9943 | 0.9824 | 0.9978 | 0.9998 | 0.9996 | 0.9946 | 0.9931 |
| Image 5 | 0.9859 | 0.9919 | 0.9826 | 0.9949 | 0.9999 | 1.0001 | 0.9922 | 0.9902 |
| Image 6 | 0.9872 | 0.9899 | 0.9836 | 0.9955 | 1.0002 | 1.0003 | 0.9921 | 0.9896 |
| Image 7 | 0.9861 | 0.9927 | 0.9835 | 0.9938 | 0.9997 | 1 | 0.9914 | 0.9891 |
| Image 8 | 0.9852 | 0.9942 | 0.9807 | 0.9964 | 0.9991 | 0.9988 | 0.994 | 0.993 |
| Image 9 | 0.9871 | 0.9939 | 0.9836 | 0.9954 | 0.9998 | 0.9999 | 0.9926 | 0.9913 |
| Image 10 | 0.9914 | 0.9958 | 0.9847 | 0.9984 | 0.998 | 0.9979 | 0.9967 | 0.996 |
| Image 11 | 0.9893 | 0.9954 | 0.9825 | 0.9978 | 0.9983 | 0.9977 | 0.9959 | 0.9956 |
| Image 12 | 0.9872 | 0.9947 | 0.983 | 0.9969 | 0.9993 | 0.9985 | 0.9942 | 0.9927 |
| Image 13 | 0.9895 | 0.9956 | 0.9831 | 0.9985 | 0.9991 | 0.9984 | 0.9959 | 0.9948 |
| Image 14 | 0.9887 | 0.994 | 0.9838 | 0.9977 | 1.0001 | 0.9999 | 0.9942 | 0.9928 |
| Image 15 | 0.989 | 0.9922 | 0.9844 | 0.9977 | 1.0005 | 1.0002 | 0.9935 | 0.9914 |
| Image 16 | 0.9929 | 0.993 | 0.9874 | 0.9993 | 1.0006 | 1.0002 | 0.9949 | 0.9934 |
| Image 17 | 0.9907 | 0.9959 | 0.9854 | 0.9988 | 0.9994 | 0.9988 | 0.996 | 0.9951 |
| Image 18 | 0.9914 | 0.9941 | 0.9868 | 0.9989 | 1.0003 | 1 | 0.9953 | 0.9941 |
| Image 19 | 0.9933 | 0.9913 | 0.9889 | 0.9986 | 1.0009 | 1.0007 | 0.9941 | 0.9926 |
| Image 20 | 0.9884 | 0.9883 | 0.986 | 0.9947 | 1.0004 | 1.0006 | 0.9917 | 0.9896 |
| Image 21 | 0.9903 | 0.996 | 0.9846 | 0.9985 | 0.9989 | 0.9984 | 0.9962 | 0.9958 |
| Image 22 | 0.9917 | 0.9891 | 0.9884 | 0.9964 | 1.0008 | 1.0009 | 0.9931 | 0.9914 |
| Image 23 | 0.9895 | 0.9906 | 0.9864 | 0.9967 | 1.0007 | 1.0006 | 0.9931 | 0.9915 |
| Image 24 | 0.9913 | 0.9936 | 0.987 | 0.9987 | 1.0004 | 1.0001 | 0.995 | 0.9938 |
| Image 25 | 0.9864 | 0.9943 | 0.9828 | 0.9967 | 0.9997 | 0.9996 | 0.9939 | 0.9931 |

بعد از محاسبه همه معیارها به ازای ۲۵ تصویر مجموعه داده، از آن‌ها میانگین گرفتیم و نمودارهای میله‌ای شکل ۲ به دست آمد. نمودار (A) میانگین و انحراف معیار MSE نشان می‌دهد. هرچقدر مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده میزان کمتر خطاست. پس الگوریتم HIS_1 نسبت به بقیه الگورتیم‌ها نتیجه بهتر و خطای کمتری دارد. نمودار (B) میانگین و انحراف معیار NCD را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه کم بودن مقدار میانگین NCD نشان دهنده اختلاف کمتر رنگ بین دو تصویر و در نتیجه عملکرد بهتر الگوریتم است، پس الگوریتم ZCM نسبت به بقیه الگورتیم‌ها عملکرد بهتری دارد. نمودار (C) میانگین و انحراف معیار PSNR را نشان می‌دهد. در واقع این شاخص هرچه بیشتر باشد، نشان‌دهنده شدت سیگنال مفید بیشتری است، پس الگوریتم HIS_1 نسبت به بقیه الگورتیم‌ها نتیجه بهتری دارد. نمودار (D) میانگین و انحراف معیار SSIM را نشان می‌دهد. هر چقدر مقدار SSIM بالاتر باشد تشابه ساختاری بین دو تصویر و به تبع آن کارایی الگوریتم بالاتر است پس الگوریتم HIS_1 نسبت به بقیه الگورتیم‌ها نتیجه بهتری دارد.




**شکل ۲- نمودارهای میله ای (A) میانگینMSE ، (B) میانگین NCD، (C) میانگین PSNRو (D) میانگین SSIMنشان می‌دهد. فلش رو به بالا (↑) نشان می‌دهد که هر چه مقدار متوسط بزرگ‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است. فلش رو به پایین (↓) معنای مخالف آن را دارد. داده‌ها به صورت میانگین ± انحراف معیار بیان شده‌اند و حروف مختلف (a ,b ,c ,d ,e)تفاوت معنی داری را در سطح ۵ درصد در آزمون ANOVA نشان می‌دهند (P< ۰/۰۵) .**

## ۱ - تحلیل آماری

مقادیر حاصل از معیارهای PSNR، NCD، MSE و SSIM به ازای هشت الگوریتم به کار رفته با استفاده از نرم افزار IBM SPSS نسخه ۲۷ مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. شایان ذکر است که در این پژوهش از آزمون ANOVA یک طرفه با سطح معناداری (P< ۰/۰۵) استفاده شد.

**جدول ۵- آمار توصیفی معیارهای ارزیابی در الگوریتم‌های شبه رنگی مختلف**

| Descriptives | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | N | Mean | Std. Deviation | Std. Error | 95% Confidence Interval for Mean | | Minimum | Maximum |
| | | | | | | Lower Bound | Upper Bound | | |
| MSE | HCM | 25 | .0434 | .00407 | .00081 | .0418 | .0451 | .04 | .05 |
| | SCM | 25 | .0843 | .01238 | .00248 | .0792 | .0894 | .06 | .11 |
| | ZCM | 25 | .0539 | .00333 | .00067 | .0526 | .0553 | .05 | .06 |
| | JCM | 25 | .0678 | .00458 | .00092 | .0659 | .0697 | .06 | .08 |
| | HIS_1 | 25 | .0309 | .00425 | .00085 | .0292 | .0327 | .03 | .05 |
| | HIS_2 | 25 | .0325 | .00327 | .00065 | .0312 | .0339 | .03 | .04 |
| | LAB_1 | 25 | .0432 | .00413 | .00083 | .0415 | .0449 | .04 | .05 |
| | LAB_2 | 25 | .0462 | .00407 | .00081 | .0445 | .0479 | .04 | .05 |
| | Total | 200 | .0503 | .01784 | .00126 | .0478 | .0528 | .03 | .11 |
| NCD | HCM | 25 | .0339 | .00336 | .00067 | .0325 | .0353 | .03 | .05 |
| | SCM | 25 | .0342 | .00587 | .00117 | .0318 | .0367 | .03 | .06 |
| | ZCM | 25 | .0335 | .00478 | .00096 | .0316 | .0355 | .03 | .06 |
| | JCM | 25 | .0339 | .00456 | .00091 | .0320 | .0358 | .03 | .06 |
| | HSI_1 | 25 | .0367 | .01073 | .00215 | .0323 | .0411 | .03 | .09 |
| | HSI_2 | 25 | .0352 | .01090 | .00218 | .0307 | .0397 | .03 | .09 |
| | LAB_1 | 25 | .0341 | .00501 | .00100 | .0321 | .0362 | .03 | .06 |
| | LAB_2 | 25 | .0350 | .00725 | .00145 | .0320 | .0380 | .03 | .07 |
| | Total | 200 | .0346 | .00702 | .00050 | .0336 | .0355 | .03 | .09 |
| PSNR | HCM | 25 | 56.9991 | .41454 | .08291 | 56.8280 | 57.1702 | 56.38 | 57.89 |
| | SCM | 25 | 54.1477 | .63781 | .12756 | 53.8844 | 54.4110 | 53.00 | 55.25 |
| | ZCM | 25 | 56.0496 | .26756 | .05351 | 55.9391 | 56.1600 | 55.52 | 56.48 |
| | JCM | 25 | 55.0548 | .28353 | .05671 | 54.9378 | 55.1718 | 54.15 | 55.56 |
| | HSI_1 | 25 | 58.4894 | .55471 | .11094 | 58.2605 | 58.7184 | 56.82 | 59.27 |
| | HSI_2 | 25 | 58.2616 | .43101 | .08620 | 58.0837 | 58.4395 | 57.27 | 59.05 |
| | LAB 1 | 25 | 57.0209 | .41376 | .08275 | 56.8501 | 57.1917 | 56.24 | 57.68 |
| | LAB 2 | 25 | 56.7308 | .38225 | .07645 | 56.5730 | 56.8886 | 56.01 | 57.35 |
| | Total | 200 | 56.5942 | 1.45572 | .10294 | 56.3913 | 56.7972 | 53.00 | 59.27 |
| SSIM | HCM | 25 | .9889 | .00230 | .00046 | .9880 | .9899 | .99 | .99 |
| | SCM | 25 | .9932 | .00216 | .00043 | .9923 | .9941 | .99 | 1.00 |
| | ZCM | 25 | .9844 | .00210 | .00042 | .9836 | .9853 | .98 | .99 |
| | JCM | 25 | .9971 | .00155 | .00031 | .9965 | .9977 | .99 | 1.00 |
| | HSI_1 | 25 | .9998 | .00074 | .00015 | .9995 | 1.0001 | 1.00 | 1.00 |
| | HSI_2 | 25 | .9996 | .00090 | .00018 | .9993 | 1.0000 | 1.00 | 1.00 |
| | LAB_1 | 25 | .9940 | .00149 | .00030 | .9934 | .9947 | .99 | 1.00 |
| | LAB_2 | 25 | .9926 | .00200 | .00040 | .9918 | .9934 | .99 | 1.00 |
| | Total | 200 | .9937 | .00523 | .00037 | .9930 | .9944 | .98 | 1.00 |

به کمک نرم افزار SPSS الگوریتم‌های شبه رنگ‌آمیزی مختلف مورد استفاده در این مطالعه را از نظر آماری مورد ارزیابی قرار دادیم. به جز معیار NCD، تفاوت بین الگوریتم‌ها بر اساس معیارهای MSE، PSNR و SSIM از نظر آماری معنادار بودند (P< ۰/۰۵). سپس نتایج را در آزمون تعقیبی[1] که یک نوع آزمون آماری، برای تفسیر معناداری تفاوت میانگین الگوریتم‌ها می‌باشد، قرار دادیم. طبق شکل ۲، بر اساس شاخص‌های MSE و PSNR، الگوریتم HCM با الگوریتم‌های HIS_1، JCM، ZCM، SCM و HIS_2 تفاوت معناداری دارد. اما تفاوت بین الگوریتم‌های Lab_1 و Lab_2 معنادار نیست. علاوه بر این، الگوریتم HIS_1 با الگوریتم‌های Lab_1، JCM، ZCM، SCM و Lab_2 تفاوت معناداری دارد؛ اما اختلاف آن با الگوریتم HIS_2 معنادار نیست (بقیه الگوریتم‌ها با هم اختلاف معنادار دارند). بر اساس شاخص NCD بین هیچ کدام از الگوریتم‌ها اختلاف معناداری وجود ندارد. بر اساس شاخص SSIM، الگوریتم SCM با الگوریتم‌های HIS_1، JCM، ZCM، HCM و HIS_2 تفاوت معناداری دارد. اما اختلاف الگوریتم‌های Lab_1 و Lab_2 معنادار نیست. همچنین الگوریتم HIS_1 با الگوریتم‌های JCM، ZCM، SCM، Lab_1 و Lab_2 تفاوت معناداری داشته اما با الگوریتم HIS_2 معنادار نیست (بقیه الگوریتم‌ها با هم اختلاف معنادار دارند).

## بحث و نتیجه‌گیری

تصاویر ترموگرام پستان معمولاً به صورت تصاویر سطح خاکستری موجود است. با توجه به اینکه سیستم بینایی انسان نسبت به تصویر رنگی حساس‌تر است و می‌تواند رنگ‌های بسیار بیشتری را نسبت به سطوح خاکستری تشخیص دهد، الگورتیم‌های شبه رنگ‌آمیزی ترموگرام‌ها می‌تواند کیفیت بصری تصویر را افزایش داده و در نتیجه به پزشک در تشخیص ناهنجاری و تفسیر ترموگرام کمک کند. یک الگوریتم شبه رنگ خوب باید هم مقدار و هم اطلاعات یعنی الگوهای دما و حرارت را به خوبی نشان دهد. همان‌طور که بیان شد، الگوریتم‌های بسیاری برای شبه رنگ کردن تصاویر خاکستری پیشنهاد شده است. به عنوان مثال الگوریتم‌های طراحی شده توسط سمری و همکاران در فضای رنگ HSV، الگوریتم پیشنهاد شده توسط کوبیاک و همکاران با استفاده از توابع نمایی و درجه دوم، استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر تبدلات سینوسی و کسینوسی که توسط الخفاچی پیشنهاد شده، الگوریتم‌های پیشنهادی صمدزاده و همکاران در فضاهای رنگ HSI و Lab، الگوریتم پیشنهادی توسط زاهدی و همکاران و الگوریتم‌های مطرح شده توسط رحیمیان. سوال مهمی که پیش می‌آید آن است که کدام الگوریتم در نمایش جزئیات دمایی ترموگرام‌های سینه و تفسیر نتایج آن‌ها مناسبت‌تر است. قاعدتاً روش ارزیابی فردی یکی از روش‌ها می‌تواند باشد. اما هر متخصصی نظر شخصی خود را دارد. بنابراین، در این مقاله سعی کردیم برخی از الگوریتم‌های جدید را بر روی داده تصاویر ترموگرافی سینه پیاده‌سازی کرده و سپس با روش بی‌طرفانه با استفاده از معیارهای کمّی آن‌ها را مقایسه کنیم. از طرف دیگر، با توجه به اینکه تصاویر پزشکی از حساسیت خاصی برخوردار بوده لذا الگوریتم شبه رنگی کننده باید کمترین میزان دستکاری را بر روی تصویر اولیه اعمال کرده باشد. بنابراین، ضرورت بررسی بی‌طرفانه الگوریتم‌ها با معیارهای کمی دوچندان می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد، پس از محاسبات انجام‌شده بر روی هشت الگوریتم و مقایسه آن‌ها با معیارهای ذکرشده، الگوریتم‌های طراحی شده در فضای رنگی HIS_1 و HSI_2 بر اساس معیارهای MSE، PSNR و SSIM نسبت به روش‌های دیگر برتری دارد. در صورتی که در پژوهشی که صمدزاده‌اقدم و همکاران بر روی تصاویر ترموگرافی انجام داده بودند گزارش کرده بودند که الگوریتم‌های Lab_1 و Lab_2 عملکرد بهتری دارند. هر چند به نظر می‌رسد الگوریتم ZCM بر اساس معیار NCD نسبت به روش‌های دیگر اندکی برتری دارد، اما با به‌دست آوردن میانگین معیار NCD و انجام آزمون تعقیبی در ANOVA مشخص شد، که این اختلاف به لحاظ آماری معنادار نیست.

پیشنهاد می‌شود در کارهای آتی الگوریتم‌های بخش‌بندی تصویر بر روی تصاویر شبه رنگی پیاده‌سازی شده و تاثیر احتمالی الگوریتم شبه رنگی‌ساز بر روی بخش‌بندی نیز بررسی گردد. همچنین مطالعه و بکارگیری معیارهای کمّی که منعکس کننده نظرات فردی متخصصین رادیولوژی در خصوص ویژگی‌های بصری الگوریتم‌های شبه رنگی‌ساز باشد، می‌تواند در تعیین مناسب‌ترین الگوریتم مفید باشد.

1 Post-hoc

## تشکر و قدردانی

این مقاله تحت کد اخلاق IR.TBZMED.VCR.REC.1401.212 مصوب دانشگاه علوم پزشکی تبریز می‌باشد.

## تضاد منافع

بدین وسیله نویسندگان تصریح می‌نمایند که هیچگونه تضاد منافعی در خصوص پژوهش حاضر وجود ندارد.

## References

1. Sun Y-S, Zhao Z, Yang Z-N, Xu F, Lu H-J, Zhu Z-Y, et al. Risk factors and preventions of breast cancer. International journal of biological sciences. 2017;13(11):1387.
2. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, Laversanne M, Soerjomataram I, Jemal A, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. CA: a cancer journal for clinicians. 2021;71(3):209-49.
3. Heer E, Harper A, Escandor N, Sung H, McCormack V, Fidler-Benaoudia MM. Global burden and trends in premenopausal and postmenopausal breast cancer: a population-based study. The Lancet Global Health. 2020;8(8):e1027-e37.
4. Anderson BO, Ilbawi AM, Fidarova E, Weiderpass E, Stevens L, Abdel-Wahab M, et al. The Global Breast Cancer Initiative: a strategic collaboration to strengthen health care for non-communicable diseases. The Lancet Oncology. 2021;22(5):578-81.
5. Arul Edwin Raj AM, Sundaram M, Jaya T. Thermography based breast cancer detection using self-adaptive gray level histogram equalization color enhancement method. International Journal of Imaging Systems and Technology. 2021;31(2):854-73.
6. Wang L. Early diagnosis of breast cancer. Sensors. 2017;17(7):1572.
7. Kakileti ST, Manjunath G, Madhu H, Ramprakash HV. Advances in breast thermography. New Perspectives in Breast Imaging Malik A (ed): IntechOpen, London. 2017:91-103.
8. Singh D, Singh AK. Role of image thermography in early breast cancer detection-Past, present and future. Computer methods and programs in biomedicine. 2020 Jan 1;183:105074.
9. Kennedy DA, Lee T, Seely D. A comparative review of thermography as a breast cancer screening technique. Integrative cancer therapies. 2009;8(1):9-16.
10. Zhang X, Bai T, Li H, editors. Pseudo-color coding method of infrared images based on human vision system. Infrared Materials, Devices, and Applications; 2008: SPIE.
11. Zahedi Z, Sadri S, Moosavi A. Breast thermography and pseudo-coloring presentation for improving gray infrared images. In2012 Photonics Global Conference (PGC) 2012 Dec 13 (pp. 1-5). IEEE.
12. Semary NA. Aproposed Hsv-based pseudo-coloring scheme for enhancing medical images. Computer Science Information Technology. 2018;81.
13. Kubiak I, Przybysz A. An RGB Pseudo-Colorization Method for Filtering of Multi-Source Graphical Data. Electronics. 2023;12(22):4583.
14. Al-khafaji KH, Abd al Jaleel Al-Yasiri L. Frontal Chest X-Ray Image Colorization Using Various Mathematical Experimental Equations. Journal of Kufa-Physics. 2019;11(1):90-100.
15. Viana MS, Morandin Junior O, Contreras RC. An improved local search genetic algorithm with a new mapped adaptive operator applied to pseudo-coloring problem. Symmetry. 2020;12(10):1684.
16. EtehadTavakol M, Sadri S, Ng E. Application of K-and fuzzy c-means for color segmentation of thermal infrared breast images. Journal of medical systems. 2010;34:35-42.
17. Etehadtavakol M, Emrani Z, Ng E. Improved extraction of the extreme thermal regions of breast IR images. Advanced Methods in Biomedical Signal Processing and Analysis: Elsevier; 2023. p. 243-56.
18. Kermani S, Samadzadehaghdam N, EtehadTavakol M. Automatic color segmentation of breast infrared images using a Gaussian mixture model. Optik. 2015;126(21):3288-94.
19. Lanisa N, Cheok NS, Wee LK, editors. Color morphology and segmentation of the breast thermography image. 2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES); 2014: IEEE.
20. Sathish D, Kamath S, Prasad K, Kadavigere R. Role of normalization of breast thermogram images and automatic classification of breast cancer. The Visual Computer. 2019;35:57-70.
21. Rahimian A, Etehadtavakol M, Moslehi M, Ng EY. Comparing different algorithms for the pseudo-coloring of myocardial perfusion single-photon emission computed tomography images. Journal of Imaging. 2022 Dec 19;8(12):331.
22. Aghdam NS, Amin MM, Tavakol ME, Ng E. Designing and comparing different color map algorithms for pseudo-coloring breast thermograms. Journal of Medical Imaging and Health Informatics. 2013;3(4):487-93.