

کالیبراسیون رنگی اسکنر برای منسوجات بوسیله شبکه عصبی

حسین ایزدان*، سید عبدالکریم حسینی** و محمدرضا آشوری***

دانشکده مهندسی نساجی، دانشگاه صنعتی اصفهان

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان

(دریافت مقاله: ۸۱/۱/۲۷ - دریافت نسخه نهایی: ۸۲/۵/۱۴)

چکیده- در این پژوهش کالیبراسیون رنگی اسکنر با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون با سه لایه و چهار لایه و الگوریتم آموزش پس انتشار خطا برای پارچه های پلی استر رنگی انجام شد. نتایج نشان می دهد که اگر نمونه های آموزشی به صورت تصادفی انتخاب شوند، جوابهای مناسبی به دست نمی آید. لیکن استفاده از نمونه های آموزشی انتخابی برای مشخصه های $L^*a^*b^*$ یا RGB منجر به جوابهای مناسب می شود. هر چند نتایج نمونه های انتخابی از $L^*a^*b^*$ بهتر است. همچنین اختلاف رنگ بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی برای نمونه های مجهول نه تنها با نتایج روش رگرسیون با چند جمله ایهای مختلف قابل مقایسه است بلکه نسبت به تحقیقات قبلی انجام شده در زمینه کالیبراسیون رنگی اسکنر با استفاده از شبکه عصبی نتایج بهتری را نشان می دهد.

واژگان کلیدی: اسکنر، کالیبراسیون رنگی، شبکه عصبی پرسپترون، نمونه های آموزشی انتخابی.

Colorimetric Scanner Calibration for Textiles by Neural-Network

H. Izadan, S. A. Hosseini and M. Ashori

Department of Textile Engineering and Department of Electrical & Computer Engineering,
Isfahan University of Technology

Abstract: *In this study, colorimetric calibration of scanner has been done via perceptron neural network with three or four layers by back propagation algorithm for colored polyester fabrics. The results obtained for random training samples are not satisfactory but application of selective training samples for $L^*a^*b^*$ or RGB leads to good results, with better results obtained for the $L^*a^*b^*$ method. On the other hand, the color differences between calculation XYZ and real XYZ for unknown samples, are not only in agreement with the results of polynomials and regression methods, but are also better than the results obtained in previous studies where neural network had been used for colorimetric calibration of scanner.*

Keywords: *Scanner, Colorimetric calibration, Perceptron neural network, Selective training samples.*

***- استادیار

** - دانشیار

*- مربی

| | | | |
|------------|----------------------------------|------------|------------------------------------|
| A | ماتریس توابع رنگ همانندی | R,G,B | محركه‌های رنگی |
| C | بردار مقادیر ثبت شده | r | انعكاس طیفی |
| C | بردار با یاس | W^0 | ماتریس وزنهای لایه ورودی |
| D_{65} | منبع نوری استاندارد | W^1 | ماتریس وزنهای لایه خروجی |
| DPI | تعداد نقاط گرافیکی در اینچ | X,Y,Z | محركه‌های رنگی C.I.E |
| F_{Scan} | ماتریس انتقال | ΔE | اختلاف رنگ |
| H | مدلساز هر نوع حالت غیر خطی اسکنر | Ω | مجموعه انعكاسهای طیفی فیزیکی واقعی |
| L | ماتریس قطری منبع نوری | ϕ | تابع انتقال |
| M^T | ماتریس حساسیتهای طیفی اسکنر | | |
| N | تعداد گره در لایه پنهان | | |

۱- مقدمه

گسترده‌گی روزافزون استفاده از اسکنرهای رومیزی^۱ منجر به علاقه‌مندی برای افزایش دقت رنگی این دستگاه شده است. برای بازتولید دقیق رنگ توسط اسکنر نیاز به ایجاد ارتباطی مناسب بین مقادیر کنترل دستگاه با فضایی است که تناظر یک به یک با فضا رنگ سی‌ای^۲ داشته باشد. این نیازمندی منجر به تعاریف فضا رنگ وابسته به دستگاه^۳ و فضا رنگ مستقل از دستگاه^۴ می‌شود. فضا رنگ مستقل از دستگاه هر فضایی است که تناظر یک به یک با فضا رنگ سی‌ای دارد. مقادیر مستقل از دستگاه، رنگ را برای مشاهده کننده استاندارد بیان می‌کنند. فضا رنگ وابسته به دستگاه نمی‌تواند تناظر یک به یک با فضا رنگ سی‌ای داشته باشد و مقادیر وابسته به دستگاه، پاسخ خاص آن دستگاه به رنگ یا آن رنگهایی را که دستگاه می‌تواند تولید کند بیان می‌کند.

کالیبراسیون اسکنر^۵ به وسیله تعیین روابطی حاصل می‌شود که مقادیر کنترل وابسته به دستگاه را به فضا رنگ مستقل از دستگاه (مثلاً CIELAB) ربط می‌دهد. این ارتباط به دلیل خصوصیات سخت‌افزار و از آن مهمتر به دلیل انتقال غیرخطی فضای CIELAB^(۲) که حساسیت چشم به اختلاف رنگ را

(۲)

مدلسازی می‌کند، غیر خطی است.

در این تحقیق ارتباط بین RGB اسکنر و XYZ اسپکتروفوتومتر به وسیله شبکه عصبی^۶ به دست می‌آید و نتایج آن با روش رگرسیون با چند جمله‌ایهای با درجات مختلف مقایسه می‌شود.

۲- کالیبراسیون رنگی اسکنر

از نظر ریاضی، فرایند ثبت^۷ اسکنر می‌تواند چنین بیان شود [۱]:

$$C_i = H(M^T r_i) \quad (1)$$

که M^T ماتریس حاوی حساسیتهای طیفی اسکنر (شامل منبع نوری اسکنر)، r_i انعكاس طیفی در نقطه i ، H مدلساز هر نوع حالت غیرخطی اسکنر و C_i بردار مقادیر ثبت شده است.

عمل اسکن کردن کالریمتری^۸ فرایندی است که یک تصویر به گونه‌ای ثبت یا اسکن می‌شود که مقادیر سی‌ای تصویر می‌تواند از داده‌های ثبت شده به دست آید. به عبارت دیگر یک اسکنر کالریمتریک، تصاویر را دقیقاً شبیه یک مشاهده کننده استاندارد زیر منبع نوری مورد نظر مشاهده می‌کند. این موضوع به صورت روابط ذیل قابل بیان است [۱]:

$$A^T L r_k \neq A^T L r_j \Rightarrow M^T r_k \neq M^T r_j \quad (2)$$

$$\forall r_k, r_j \in \Omega_r, k \neq j$$

۳- شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود اینکه با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند ویژگی‌هایی دارند که آنها را در هر جایی که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی یا غیرخطی باشد، ممتاز می‌کند. شبکه‌های عصبی چه در بعد آنالیز و توسعه ساختاری و چه در بعد پیاده‌سازی سخت‌افزاری از نظر کمی و کیفی در حال رشد و پیشرفت است. تکنیک‌های مختلف محاسبات عصبی از لحاظ کمی و کیفی در حال افزایش است و فعالیت علمی و کاربردی اساساً در مسائل فنی و مهندسی از قبیل سیستم‌های کنترلی پردازش سیگنال^{۱۳} گسترش یافته است [۶].

یک شبکه عصبی با مشخصات ذیل نمایش داده می‌شود:

الف- پردازنده‌های مصنوعی که اصطلاحاً گره^{۱۴} نامیده می‌شوند.

ب- رابط‌های میان پردازنده‌ها که به اتصالات موسوم‌اند. هر اتصال شبیه یک کانال یک طرفه سیگنال عمل می‌کند و دارای یک وزن است که روی سیگنال عبوری از کانال تاثیر گذار است.

ج- هر گره می‌تواند هر مقدار دلخواه ورودی داشته باشد که این ورودیها از طریق اتصالات ورودی به گره وارد می‌شوند و هر گره می‌تواند سیگنال خروجی خود را به انشعابات متعددی تقسیم کند.

د- هر گره دارای یک تابع انتقال است. این تابع انتقال با استفاده از مقادیر ذخیره‌شده در حافظه محلی و سیگنال ورودی به گره، سیگنال خروجی را محاسبه می‌کند. وظیفه دیگر تابع انتقال تغییر وزنهای اتصالات شبکه براساس قانون یادگیری است.

[- تبادل سیگنال بین شبکه و دنیای خارج از طریق گره‌های حس‌کننده و پاسخ‌دهنده در ورودی و خروجی یک شبکه صورت می‌گیرد و سایر گره‌ها که با خارج ارتباطی ندارند به گره‌های پنهان موسوم‌اند [۷].

به دلیل خصوصیات غیرخطی، شبکه عصبی برای حل مشکل کالیبراسیون اسکنر بسیار مناسب است. بیان ریاضی رابطه

Ω_r مجموعه‌ای از انعکاسهای طیفی فیزیکی واقعی، A ماتریسی با ستونهای حاوی توابع رنگ‌همانندی و L ماتریس قطری منبع نوری است.

در چنین اسکنرهایی هدف از کالیبراسیون رنگی پیدا کردن F_{Scan} است که مقادیر ثبت شده را به فضا رنگ سی‌آی‌ای انتقال دهد. به عبارت دیگر تابع F_{Scan} به صورت ذیل تعیین می‌شود [۱]:

$$A^T Lr = F_{Scan}(c), \forall r \in \Omega \quad (3)$$

متاسفانه اکثر اسکنرها به‌ویژه اسکنرهای رومیزی از نظر رنگی، استاندارد نبوده و در نتیجه تابع انتقال مشخص F_{Scan} وجود ندارد و دلیل آن عدم وجود منبع نوری، فیلترها و هندسه اندازه‌گیری استاندارد است [۱].

برای اسکنرهای معمولی، انعکاسهای طیفی‌ای وجود دارد که از نظر مشاهده‌کننده استاندارد، متفاوت به نظر می‌رسند. اما پاسخهای یکسانی به وسیله اسکنر ایجاد می‌کنند. همچنین انعکاسهای طیفی‌ای وجود دارند که مقادیر اسکنری متفاوت می‌دهند اما از نظر مشاهده‌کننده استاندارد، یکسان به نظر می‌رسند. اگرچه مورد اخیر به وسیله تابع انتقال F_{Scan} رفع می‌شود اما چنین ویژگی‌ای برای نمونه‌های متامار^{۱۵} وجود ندارد [۱ و ۲].

چهار روش عمومی برای انتقال RGB به XYZ برای اسکنرهای معمولی وجود دارد. اولین روش انتقال مقادیر سیگنال اسکنر به داده‌های کالریمتریک با استفاده از توابع ابعدی^{۱۶} برای تراز خاکستری^{۱۱} و بازتولید رنگ و یک ماتریس $3 \times n$ تصحیح رنگ است. دومین روش ایجاد یک جدول مرجع^{۱۲} است که در آن با درونیا بی و برونیایی خطی و چند بعدی، مقادیر کالریمتریک رنگ تخمین زده می‌شوند. سومین روش بر این اساس است که چون اسکنر دارای حساسیتهای طیفی نزدیک به سه پیک جذبی رنگهای نمونه در فیلم رنگی و کاغذ است، مقادیر عددی اسکنر به غلظت رنگ ربط داده شده‌است و از آن فاکتور انعکاس یا انتقال طیفی محاسبه می‌شود و بنابراین در زیر همه منابع نوری می‌توان مقادیر کالریمتریک را محاسبه کرد [۳]. چهارمین روش استفاده از شبکه‌های عصبی است [۱، ۴ و ۵].

ورودی و خروجی برای یک لایه پنهان شبکه عصبی در ذیل آمده است:

$$L(t) = W^1 \phi(W^0 C) \quad (4)$$

که $\phi(u) = [\phi_1(u_1), \dots, \phi_N(u_N)]^T$ و $u = W^0 C$ و $\phi_i(0)$ تابع انتقال عصبی برای i امین گره پنهان است. وزنها برای لایه ورودی به وسیله بالانویس (0) و برای لایه خروجی به وسیله بالانویس (1) تعیین شده است. تعداد گره‌ها (N) در لایه پنهان و نوع تابع انتقال به وسیله استفاده کننده از شبکه عصبی تعیین می‌شود. معمولاً تابع انتقال در لایه‌های پنهان مختلف یکسان است. آموزش شبکه، فرایند تخمین ماتریس وزنها مناسب است. $W = [W^0, W^1]$ است که خطای مجموعه داده‌های آموزش را حداقل کند. در این حالت جفت بردار C_i و $L(t_i)$ به ترتیب ورودی و خروجی شبکه را مشخص کنند [1].

۴- کالیبراسیون رنگی اسکنر بوسیله شبکه عصبی

کانگ^{۱۵} و اندرسون^{۱۶} از شبکه عصبی Cascade Correlation برای کالیبراسیون رنگی اسکنر استفاده کردند. نتایج به دست آمده نشانگر متوسط اختلاف رنگ کمتر از ۱ برای نمونه‌های آموزشی و حدود ۸ برای نمونه‌های آزمایشی با حداکثر اختلاف رنگ ۳۰ بوده است [۵].

اشتینی و همکارانش [۵] در تحقیقی از شبکه عصبی پرسپترون^{۱۷} سه لایه‌ای و چهار لایه‌ای با سه گره در ورودی برای RGB و سه گره در خروجی برای $L^*a^*b^*$ با الگوریتم پس انتشار خطا^{۱۸} برای کالیبراسیون رنگی اسکنر استفاده کرده‌اند. این گروه بهترین نتیجه را با شبکه چهار لایه‌ای و ده گره برای هر یک از لایه‌های پنهان به دست آورده‌اند. متوسط اختلاف رنگ برای نمونه‌های آموزشی حدود ۲ و برای نمونه‌های آزمایشی حدود ۵ است.

در تحقیق دیگری، هوانگ و همکارانش [۴] از شبکه عصبی Cascade-CMAC برای کالیبراسیون رنگی اسکنر استفاده کردند. نتایج به دست آمده نشانگر افزایش سرعت همگرایی نسبت به روش معمول CMAC بوده و متوسط اختلاف رنگ

برای ۲۴ نمونه رنگی از ۱۵ به ۳ کاهش یافته است.

وهرل و تروسل [۱] از شبکه عصبی تک لایه‌ای با الگوریتم آموزش Levenberg-Marquart برای بهینه‌سازی وزنها شبکه با کاربرد پس انتشار خطا استفاده کرده‌اند. نتایج برای تعداد گره ۵ تا ۲۵ بررسی شده است که در تعداد گره ۲۵، متوسط اختلاف رنگ برای نمونه‌های آزمایشی به ۲/۲۶ و حداکثر ۱۰/۶۴ رسیده است.

۵- تجربیات

۱-۵- مواد مصرفی

تعداد ۶۹ نمونه پارچه رنگی از جنس پلی‌استر در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت که مشخصات آن به همراه نوع رنگها و مواد مصرفی برای رنگرزی و نیز نمودار رنگرزی در مرجع [۸] آمده است. قابل ذکر است که نمونه‌ها به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که تا حد ممکن تمامی طیف رنگی را پوشانند و حداقل و حداکثر روشنایی نمونه‌ها، به ترتیب ۱۶/۸۸ و ۸۶/۱۴ است.

۲-۵- دستگاههای مورد استفاده

مشخصات دستگاههای مورد استفاده به شرح ذیل است:

الف- دستگاه رنگرزی دمای بالای پلی‌مت^{۱۹} مدل AHIBA 1000 و ساخت کمپانی Datacolor.

ب- دستگاه اسپکتروفتومتری Texflash ساخت کمپانی Datacolor با مشخصات:

اندازه دیافراگم: ۱۸ میلی‌متر؛ نوع لامپ: زنون؛ هندسه اندازه‌گیری: 0/d.

ج- دستگاه اسکنر مدل Epson GT-8000.

۳-۵- روشهای آزمایشگاهی

۳-۵-۱- اندازه‌گیری RGB نمونه به وسیله اسکنر

با استفاده از اسکنر و تحت شرایط ذیل نمونه‌ها اسکن شدند:

۲۵۶ سطح خاکستری، DPI=400، درخشندگی=۴، وضوح=۳ و اندازه سطح اسکن شده=۱۶×۱۶ میلی‌متر مربع (۲۵۶×۲۵۶ پیکسل).

آزمایش برای هر نمونه ۸ بار تکرار شد، سپس RGB نمونه با استفاده از برنامه رایانه‌ای نوشته شده به زبان برنامه‌نویسی C و روشهای آماری به‌دست‌آمد. قابل ذکر است که نمونه‌ها به‌صورت پشت‌پوش و در یک مکان از اسکنر، اسکن شدند.

۵-۳-۲- نحوه اندازه‌گیری انعکاس و محاسبه XYZ

پارچه پلی‌استر برای پشت‌پوش شدن چندلا گشته و سپس انعکاس آن در ۴ نقطه تحت منبع نوری D_{65} و مشاهده کننده استاندارد 10° اندازه‌گیری و متوسط آنها به‌عنوان انعکاس نمونه معرفی شد. نهایتاً XYZ نمونه‌ها محاسبه شدند.

۵-۳-۳- شبکه‌های عصبی مورد استفاده

از جعبه‌ابزار شبکه‌های عصبی نرم‌افزار متلب از نوع پرسپترون سه لایه‌ای یا چهارلایه‌ای با مومنتوم برابر ۰.۹ و الگوریتم آموزش گسترش خطا به عقب استفاده شد که دارای سه لایه ورودی برای RGB و سه لایه خروجی برای XYZ بود.

۵-۳-۴- آموزش شبکه عصبی با نمونه‌های تصادفی

از میان ۶۹ نمونه پارچه پلی‌استری رنگی، تعدادی فقط با این شرط که تا حد امکان در تمامی شیدها گسترده باشند به‌عنوان نمونه‌های آموزشی انتخاب و بقیه نمونه‌ها به‌عنوان نمونه‌های آزمایشی استفاده شدند. سپس اختلاف رنگ CIELAB بین XYZ محاسبه شده از شبکه عصبی برای نمونه‌های آزمایشی با XYZ واقعی همان نمونه‌ها تحت منبع نوری D_{65} برای شبکه‌هایی با تعداد تکرار متفاوت و نیز با تعداد گره‌های مختلف در لایه پنهان به‌دست‌آمد. نتایج در جدول (۱) آمده‌است.

۵-۳-۵- آموزش شبکه با نمونه‌های انتخابی با استفاده از

$L^*a^*b^*$ نمونه‌ها

در این روش ابتدا تعدادی از نمونه‌ها که دارای $L^*a^*b^*$ نزدیکتری به هم بودند انتخاب شدند. نحوه انتخاب به‌وسیله رسم منحنی سه‌بعدی $L^*a^*b^*$ و یافتن محدوده‌ای از آن به‌صورت بصری بود که دارای بیشترین نزدیکی به هم باشند. سپس از میان آنها تعدادی به‌عنوان نمونه آموزشی و بقیه برای آزمایش شبکه عصبی استفاده شدند. نتایج اختلاف رنگ بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی نمونه‌های آزمایشی در جدول (۲) آمده است.

۵-۳-۶- آموزش شبکه با نمونه‌های انتخابی با استفاده از

RGB نمونه‌ها

ابتدا متوسط RGB برای کلیه نمونه‌ها به‌دست‌آمد. سپس با استفاده از روش حداقل مجموع مربعات تعدادی نمونه که دارای کمترین اختلاف با این متوسط بودند انتخاب و مجدداً همین عمل روی نمونه‌های جدید انتخابی تکرار شد تا در نهایت ۲۶ نمونه که حداقل اختلاف در مقادیر RGB را نسبت به متوسط داشتند، انتخاب شدند و از بین آنها تعدادی به‌عنوان نمونه آموزشی و بقیه برای آزمایش شبکه استفاده شدند. اختلاف رنگ بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی نمونه‌های آزمایشی در جدول (۳) آمده است.

۶- نتیجه‌گیری

۶-۱- آموزش شبکه عصبی با استفاده از نمونه‌های

تصادفی (جدول ۱)

در شبکه عصبی سه لایه‌ای با تغییر تعداد نمونه‌های آموزشی، تعداد گره در لایه پنهان و نیز تعداد تکرار، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۲.۲۳ است. همچنین کمترین مقدار در

جدول ۱- اختلاف رنگ CIELAB بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی با نمونه‌های آموزشی تصادفی

| ردیف | تعداد نمونه آموزشی | تعداد نمونه آزمایشی | ساختار شبکه | تعداد تکرار | متوسط ΔE CIELAB | حداکثر ΔE CIELAB |
|------|--------------------|---------------------|-------------|------------------------|-------------------------|--------------------------|
| ۱ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۶-۸-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۴٫۲۷ ۵٫۸۱ ۵٫۱۷ | ۸٫۶۴ ۱۰٫۴۱ ۸٫۳۱ |
| ۲ | ۳۰ | ۳۹ | ۳-۶-۸-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۶۵ ۵٫۶۳ ۷٫۳۹ | ۱۳٫۱۳ ۱۳٫۹۲ ۱۶٫۸۰ |
| ۳ | ۲۰ | ۴۹ | ۳-۶-۸-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۳۴ ۵٫۲۸ ۴٫۸۲ | ۱۳٫۶۸ ۱۳٫۱۶ ۱۰٫۵۳ |
| ۴ | ۲۰ | ۴۹ | ۳-۴-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۴۱ ۵٫۳۲ ۳٫۴۴ | ۱۳٫۸۹ ۱۳٫۷۱ ۶٫۴۳ |
| ۵ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۴-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۶۳ ۵٫۶۷ ۳٫۶۷ | ۱۰٫۳۶ ۱۱٫۰۴ ۸٫۰۴ |
| ۶ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۸-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۶۴ ۵٫۸۸ ۴٫۰۱ | ۱۱٫۵۲ ۱۱٫۲۴ ۹٫۱۴ |
| ۷ | ۳۰ | ۳۹ | ۳-۸-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۵٫۴۳ ۵٫۷۳ ۴٫۵۵ | ۱۳٫۰۶ ۱۳٫۳۷ ۱۲٫۵۲ |
| ۸ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۳٫۲۴ ۳٫۶۶ ۳٫۵۳ | ۹٫۱۸ ۹٫۲۸ ۹٫۸۹ |
| ۹ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۶-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۳٫۵۲ ۳٫۵۷ ۳٫۴۴ | ۸٫۱۹ ۹٫۴۹ ۱۰٫۰۶ |
| ۱۰ | ۴۰ | ۲۹ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۲٫۹۱ ۳٫۲۱ ۳٫۵۶ | ۶٫۸۸ ۷٫۵۱ ۹٫۲۲ |
| ۱۱ | ۳۰ | ۳۹ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۲٫۲۳ ۴٫۰۱ ۱۳٫۰۳ | ۵٫۳۵ ۱۰٫۵۷ ۲۸٫۰۱ |
| ۱۲ | ۳۰ | ۳۹ | ۳-۶-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۳٫۴۹ ۳٫۶۳ ۱۳٫۲۶ | ۷٫۹۹ ۸٫۲۸ ۳۱٫۴۸ |
| ۱۳ | ۳۰ | ۳۹ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ ۱۰۰۰۰ ۵۰۰۰۰ | ۲٫۷۲ ۲٫۷۶ ۹٫۱۸ | ۵٫۵۷ ۶٫۸۷ ۲۶٫۲۴ |

۶-۳- آموزش شبکه عصبی با نمونه‌های انتخابی از روش

RGB (جدول ۳)

در شبکه عصبی سه لایه‌ای، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۱،۷۱ و کمترین مقدار برای حداکثر اختلاف رنگ ۲،۵۲ است که هر دو مربوط به یک شبکه هستند. با افزایش تعداد تکرار، متوسط اختلاف رنگ در بعضی موارد زیاد می‌شود اما میزان این افزایش ناچیز است. همچنین این شبکه متعادل است و محدوده حداقل و حداکثر اختلاف رنگ کوچک است.

در شبکه عصبی چهارلایه‌ای، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۱،۵۶ است و کمترین مقدار برای حداکثر اختلاف رنگ ۱/۹۱ است که مربوط به شبکه دیگری غیر از شبکه دارای حداقل متوسط اختلاف رنگ است. شبکه اخیر دارای حداکثر اختلاف رنگ برابر با ۲،۵۲ است. در این قسمت نیز با افزایش تعداد تکرار، متوسط اختلاف رنگ تغییرات ناچیزی دارد. همچنین شبکه متعادل بوده و حداکثر و حداقل اختلاف رنگ تفاوت کمی دارند.

۷- بحث روی نتایج

با توجه به نتایج حاصل از روشهای مختلف نمونه‌گیری برای آموزش، روش نمونه‌گیری تصادفی، از نظر متوسط اختلاف رنگ، عدم تعادل شبکه، وجود نمونه‌های با اختلاف رنگ زیاد و احتمال افزایش اختلاف رنگ با افزایش تعداد تکرار، چندان مطلوب نیست و روش آموزش با نمونه‌گیری انتخابی ترجیح داده می‌شود. چنین حالتی یعنی استفاده از نمونه‌های انتخابی برای کالیبراسیون رنگی اسکنر، شبیه استفاده از جداول مرجع [۳] است.

از طرف دیگر بین دو روش انتخاب نمونه برای آموزش گرچه روش RGB دارای جوابهای مناسبی است لیکن، روش $L^*a^*b^*$ ترجیح داده می‌شود زیرا دارای کمترین مقدار متوسط اختلاف رنگ است و شبکه متعادل بوده و نیز حداکثر اختلاف رنگ کوچک است. به نظر می‌رسد دلیل بهتر بودن استفاده از مشخصه‌های $L^*a^*b^*$ ، ارایه معیار مناسبتری برای نمونه‌های نزدیک به هم است. در واقع با استفاده از این روش نمونه‌هایی

حداکثر اختلاف رنگ ۵،۳۵ است که مربوط به همان شبکه دارای حداقل متوسط اختلاف رنگ است. با افزایش تعداد تکرار آموزش شبکه عصبی، متوسط اختلاف رنگ افزایش یافته و در بعضی حالات مثلاً شبکه‌های با ۳۰ نمونه آموزشی و ۳۹ نمونه آزمایشی متوسط اختلاف رنگ به شدت افزایش یافته است. جوابهای حاصل نمایانگر این است که شبکه متعادل نیست، یعنی بین اختلاف رنگ حداقل و حداکثر اختلاف فاحشی وجود دارد.

در شبکه عصبی چهارلایه‌ای با تغییر نمونه‌های آموزشی، تعداد گره در لایه پنهان و نیز تعداد تکرار، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۳،۴۴ به دست آمده است و کمترین مقدار برای حداکثر اختلاف رنگ ۶،۴۳ است که مجدداً مربوط به شبکه عصبی دارای حداقل متوسط اختلاف رنگ است. تغییرات متوسط اختلاف رنگ با افزایش تعداد تکرار از روند خاصی تبعیت نمی‌کند هرچند میزان تغییر زیاد نیست. این روش نیز دارای جوابهای نامتعادل است و اختلاف رنگ حداقل و حداکثر تفاوت زیادی دارند.

۶-۲- آموزش شبکه عصبی با نمونه‌های انتخابی از روش

$L^*a^*b^*$ (جدول ۲)

در شبکه عصبی سه لایه‌ای، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۰،۸۶ است و کمترین مقدار برای حداکثر اختلاف رنگ برابر ۱/۷۵ است که مربوط به شبکه عصبی با متوسط اختلاف رنگ کمترین است. همچنین با افزایش تعداد تکرار از ۵۰۰۰ به ۵۰۰۰۰ متوسط اختلاف رنگ روند کاهشی دارد. شبکه متعادل است و حداکثر و حداقل اختلاف رنگ تفاوت کمی دارند. در شبکه عصبی چهار لایه‌ای، حداقل متوسط اختلاف رنگ ۰،۷۹ است و همین شبکه با حداقل متوسط اختلاف رنگ دارای کمترین مقدار برای حداکثر اختلاف رنگ است که برابر ۱،۲۸ است. در این نوع شبکه با افزایش تعداد تکرار در اکثر موارد متوسط اختلاف رنگ روند کاهشی دارد. این شبکه نیز متعادل است و حداکثر و حداقل اختلاف رنگ تفاوت اندکی دارند.

جدول ۲- اختلاف رنگ CIELAB بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی برای نمونه‌های آزمایشی با استفاده از آموزش با نمونه‌های انتخابی از روش $L^*a^*b^*$

| ردیف | تعداد نمونه آموزشی | تعداد نمونه آزمایشی | ساختار شبکه | تعداد تکرار | متوسط ΔE CIELAB | حداکثر ΔE CIELAB |
|------|--------------------|---------------------|-------------|-------------|-------------------------|--------------------------|
| ۱ | ۱۰ | ۳ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۳,۱۴ | ۳,۸۶ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲,۱۴ | ۲,۹۲ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۲,۱۵ | ۲,۹۳ |
| ۲ | ۱۰ | ۳ | ۳-۸-۱۴-۳ | ۵۰۰۰ | ۳,۴۳ | ۴,۱۵ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲,۰۹ | ۲,۸۶ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۲,۱۳ | ۲,۹۲ |
| ۳ | ۲۷ | ۳ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۳,۴۳ | ۳,۰۵ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲,۰۹ | ۲,۳۷ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۲,۱۳ | ۲,۷۹ |
| ۴ | ۲۷ | ۳ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۱,۹۳ | ۳,۳۵ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱,۳۲ | ۳,۸۳ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱,۷۶ | ۳,۵۷ |
| ۵ | ۲۷ | ۵ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۰,۷۹ | ۱,۲۸ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۰,۷۹ | ۱,۲۹ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۰,۸۱ | ۱,۳۲ |
| ۶ | ۱۰ | ۳ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ | ۲,۱۱ | ۲,۸۹ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱,۶۷ | ۲,۲۰ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱,۵۳ | ۱,۸۴ |
| ۷ | ۱۰ | ۳ | ۳-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۲,۰۹ | ۲,۸۶ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱,۹۸ | ۲,۶۹ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱,۴۳ | ۱,۷۳ |
| ۸ | ۱۰ | ۳ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ | ۲,۰۶ | ۲,۸۱ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱,۹۹ | ۲,۷۱ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱,۵۴ | ۱,۹۳ |
| ۹ | ۲۷ | ۵ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ | ۳,۶۶ | ۴,۸۶ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۰,۸۶ | ۱,۶۷ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۰,۸۶ | ۱,۷۵ |
| ۱۰ | ۲۷ | ۵ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ | ۳,۲۲ | ۴,۲۴ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱,۰۶ | ۱,۸۵ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۰,۸۶ | ۱,۶۲ |

جدول ۳- اختلاف رنگ CIELAB بین XYZ محاسباتی و XYZ واقعی برای نمونه‌های آزمایشی با استفاده از آموزش با

نمونه‌های انتخابی از روش RGB

| ردیف | تعداد نمونه آموزشی | تعداد نمونه آزمایشی | ساختار شبکه | تعداد تکرار | متوسط ΔE CIELAB | حداکثر ΔE CIELAB |
|------|--------------------|---------------------|-------------|-------------|-------------------------|--------------------------|
| ۱ | ۱۶ | ۱۰ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۱،۷۸ | ۳،۵۲ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲،۲۱ | ۴،۳۲ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۲،۴۲ | ۴،۶۲ |
| ۲ | ۱۰ | ۵ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۱،۵۶ | ۲،۵۲ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱،۷۳ | ۲،۲۱ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱،۷۸ | ۲،۳۵ |
| ۳ | ۶ | ۳ | ۳-۴-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۱،۷۵ | ۱،۹۱ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱،۷۵ | ۱،۹۱ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱،۷۷ | ۱،۹۵ |
| ۴ | ۱۰ | ۵ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ | ۲،۲۱ | ۴،۸۴ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲،۴۲ | ۴،۲۹ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۳،۲۵ | ۵،۶۸ |
| ۵ | ۱۰ | ۵ | ۳-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۲،۰۴ | ۴،۵۲ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲،۴۷ | ۵،۱ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۳،۹۷ | ۴،۹۲ |
| ۶ | ۱۰ | ۵ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ | ۲،۰۵ | ۴،۵۸ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۲،۴۷ | ۵،۱۳ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۲،۶۵ | ۳،۷۴ |
| ۷ | ۶ | ۳ | ۳-۳-۳ | ۵۰۰۰ | ۱،۷۵ | ۲،۷۱ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱،۷۹ | ۲،۸۰ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱،۷۳ | ۲،۶۹ |
| ۸ | ۶ | ۳ | ۳-۶-۳ | ۵۰۰۰ | ۱،۹۱ | ۲،۷۱ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱،۷۹ | ۲،۸۰ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱،۷۳ | ۲،۶۹ |
| ۹ | ۶ | ۳ | ۳-۱۲-۳ | ۵۰۰۰ | ۲،۰۳ | ۳،۱۸ |
| | | | | ۲۰۰۰۰ | ۱،۷۱ | ۲،۵۲ |
| | | | | ۵۰۰۰۰ | ۱،۷۷ | ۲،۷۷ |

باشند [۲۰۱].

متوسط اختلاف رنگ به دست آمده از شبکه عصبی پرسپترون با نمونه‌های آموزشی انتخابی در مقایسه با نتایج اشتینی [۵]، به شدت کاهش یافته، همچنین نسبت به شبکه‌های عصبی کاربردی توسط هوانگ [۴]، کانگ [۵] و وهرل [۱] جوابهای بسیار بهتری حاصل شده است.

نتایج به دست آمده در این تحقیق با نتایج حاصل از روش کالیبراسیون رنگی اسکنر به وسیله رگرسیون با چند جمله‌ایهای

انتخاب می‌شوند که نسبت به نمونه مجهول دارای اختلاف رنگ کمتری هستند. اما در روش RGB به دلیل عدم وجود ارتباطی مناسب با معیار اختلاف رنگ، امکان حضور نمونه‌های نامناسب در بین نمونه‌های انتخابی زیاد است. قابل ذکر است که امکان دارد اسکنر نمونه‌هایی را با خصوصیات متفاوت ارزیابی کند در صورتی که از نظر مشخصات رنگی استاندارد، اختلاف وجود نداشته باشد و یا برعکس اسکنر نمونه‌هایی را یکسان ارزیابی کند در صورتی که از نظر خصوصیات رنگی استاندارد متفاوت

نظر اینکه حداکثر و حداقل اختلاف رنگها تفاوت فاحشی ندارند تحقیق حاضر ترجیح داده می‌شود. همچنین استفاده از نمونه‌های انتخابی سبب حصول جوابهای مناسبتری نسبت به تحقیقات قبلی در زمینه کالیبراسیون رنگی اسکنر به وسیله شبکه عصبی شده است.

قدردانی

از معاونت پژوهشی دانشگاه صنعتی اصفهان به دلیل حمایت مالی در اجرای این طرح پژوهشی قدردانی می‌کند.

1. desktop scanner
2. CIE color space
3. device dependent color space
4. device independent color space
5. scanner calibration
6. neural network
7. recording process
8. colorimetric anner scanning
9. metamar
10. dimensional functions

1. Vhrell, M. J., and Trussell, H. J., "Color Scanner Calibration via a Neural Network," *IEEE ICASSP99*, Vol.6, pp. 3465-3468.
2. Ostromokhov, V., et. al, "Two Approaches in Scanner-printer Calibration: Colorimetric Space-Based vs. Closed-Loop," *proceeding conf. Device-Independent Color Imaging, SPIE*, Vol. 2170, pp. 133-142, 1994.
3. Berns, R. S., and Shyu, M. J., "Colorimetric Characterization of a Desktop Drum Scanner Using a Spectral Model," *J. of Electronic Imaging*, Vol. 4(4), pp. 360-372, 1995.
4. Huang, K. L., Hsieh, S. C., and Fu, H.C., "Cascade-CMAC Neural Network Applications on the Color Scanner to printer Calibration," *proc. International conf. On Neural Network, USA*, 1997.
5. Schettini, R., Barolo, B., and Boldrin, E., "Colorimetric Calibration of Color Scanners by Back-propagation," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 16, pp. 1051-1056, 1995.

مختلف [۸] قابل مقایسه است و دارای این مزیت است که اختلاف رنگهای به دست آمده از آن متعادلتر است که مورد اخیر با نتایج وهرل [۱] همخوانی دارد.

۸- نتیجه گیری نهایی

با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون برای نمونه‌های تصادفی در کالیبراسیون رنگی اسکنر نتایج مناسبی حاصل نشد. اما استفاده از نمونه‌گیری انتخابی برای نمونه‌های آموزشی RGB یا $L^*a^*b^*$ ، منجر به نتایج بسیار مناسبی شد که روش $L^*a^*b^*$ ترجیح داده می‌شود. جوابها با روش چندجمله‌ای و رگرسیون برای کالیبراسیون رنگی اسکنر قابل مقایسه بوده و از

واژه‌نامه

11. gray-balanced
12. lookup table
13. signal processing
14. node
15. Kang
16. Anderson
17. perceptron
18. backpropagation Algorithm
19. polymat

مراجع

۶. حسینی، س.ع.، و کریمی، م.، "تشخیص عیوب پارچه به وسیله شبکه‌های عصبی مصنوعی، قسمت اول: استفاده از مشخصه‌های تباين، " سومین کنفرانس مهندسی نساجی، اصفهان، ص ۱۱۵-۱۱۱، آبان ۱۳۷۹.
۷. حسینی، س.ع.، و غفاری، م.، "تفکیک محصولات نساجی با استفاده از خواص فیزیکی به وسیله شبکه‌های عصبی، " سومین کنفرانس مهندسی نساجی، اصفهان، ص ۱۳۳-۱۲۶، آبان ۱۳۷۹.
۸. ایزدان، ح.، و حسینی راوندی، س.ع.، "مطالعه همبستگی بین محرکه‌های حاصل از اسکنر و محرکه‌های سی‌آی‌ای، " استقلال، سال ۱۹، شماره ۱، شهریور ۱۳۷۹، ص ۱۹۸-۱۸۹