طراحی یک سیستم تشخیص اسکناس مبتنی بر شبکهٔ عصبی با استفاده از مشخّصه‌های بافت و رنگ تصویر

[1] مهرگان مهدوی، [2] حبیب آهکی لاکه و [1] بابک ناصرشریف
[1] دانشگاه گیلان، گروه مهندسی کامپیوتر و [2] گروه مهندسی برق

چکیده

با توجّه به جایگاه مبادلات پولی در زندگی روزمره، تجهیزات فراوانی مانند ماشین‌های فروش، مرتب‌کننده‌های اسکناس، دستگاه‌های خودپرداز، و دستگاه تشخیص اسکناس برای نابینایان ساخته شده است. این تجهیزات روز به روز گسترده‌تر و با قابلیت بیشتر عرضه می‌گردند، که بالطبع نیاز به روش‌های تشخیص اسکناس کارآمد، سریع، دقیق و قابل اطمینان دارند. در اغلب روش‌های تشخیص اسکناس، یکی از مشخصه‌های تصویر، مانند رنگ غالب، طیف ماوراءبنفش و یا اطّلاعات بافت تصویر استخراج و فرآیند تشخیص بر اساس آن انجام می‌شود. این مقاله روشی را برای تشخیص اسکناس معرفی می‌نمایدکه اطّلاعات بافت و رنگ تشکیل یک بردار ویژگی داده که m مؤلّفهٔ اوّل آن متعلق به اطّلاعات بافت بوده و سایر مؤلّفه‌های بردار متعلق به اطّلاعات رنگ می‌باشد. بهترین میزان درصد شناسایی اسکناس‌ها با استفاده از سایر روش‌ها ۸۵ درصد بوده که در روش ارائه شده این میزان (به‌خصوص درمورد اسکناس‌های مخدوش) ده‌درصد بهبود یافته است.

واژگان کلیدی: تشخیص اسکناس، پردازش تصویر، شبکهٔ عصبی، فیلتر دیجیتالی.

۱- مقدمه

مبادلهٔ اسکناس یکی از مهم‌ترین روش‌ها در دادوستد می‌باشد. با وجود این‌که در سال‌های اخیر روش‌های دیگری هم‌چون استفاده از کارت‌های اعتباری در بعضی از کشورها رواج وسیعی یافته است، امّا این امر از اهمّیت و لزوم استفاده از اسکناس در دادوستدها نمی‌کاهد. با توجّه به اهمّیت موضوع و جایگاه مبادلات پولی در زندگی روزمره، تجهیزات فراوانی مانند ماشین‌های فروش[1]، مرتب‌کننده‌های اسکناس[2]، دستگاه‌های خودپرداز[3]، دستگاه تشخیص صحّت اسکناس و دستگاه تشخیص اسکناس برای نابینایان ساخته شده و روزبه‌روز گسترده‌تر و با قابلیت بیش‌تر عرضه می‌گردند، که بالطبع نیاز به روش‌های تشخیص اسکناس کارآمد، سریع، دقیق، و قابل اطمینان دارند. با توجّه به این‌که اسکناس به‌عنوان یک سند باارزش و بهادار می‌باشد و اشتباه در تشخیص، باعث زیان‌های مالی جبران‌ناپذیر شده، دقّت و صحّت تشخیص اسکناس از اهمّیت فراوانی دارد.

در زمینهٔ تشخیص اسکناس، چندین روش ارائه شده است. به‌طور معمول در هر روش دو بخش مهم وجود دارد: بخش اوّل به استخراج ویژگی‌ها و اطّلاعاتی که برای استفاده در فرآیند تشخیص در نظر گرفته شده، نظیر بافت، رنگ و اندازهٔ تصاویر مربوط می‌شود. بخش بعدی به طبقه‌بندی اطّلاعات استخراج شده با استفاده از شبکه‌های عصبی و یا به‌دست آوردن کم‌ترین فاصلهٔ اقلیدسی نسبت به اسکناس‌های مرجع و یا سایر روش‌ها می‌باشد. یکی از دلایلی که شبکه‌های عصبی برای تشخیص اسکناس مناسب به‌نظر می‌رسند، توانایی آن‌ها در تعمیم‌پذیری[4]، خودساماندهی[5] و پردازش‌های موازی با استفاده از سیستم‌های چندپردازنده می‌باشد (Bianchini, Frasconi and Gori, 1995 ؛ Gori, 1996 ؛ Frosini and Gori and Tesi, 1999).

با توجّه به اهمّیت تشخیص صحیح اسکناس، هدف این مقاله ارایهٔ یک روش تشخیص اسکناس با قابلیت اطمینان بالا است. در طراحی‌های تصویر اسکناس همواره سعی بر این بوده که از عناصر بصری مانند طرح و نقش و

[1] Vending Machine
[2] Banknote Sorter
[3] Automated Teller Machine (ATM)
[4] Generalization
[5] Self Organizing

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

رنگ‌های متمایزی برای هر اسکناس استفاده گردد. به‌همین علّت برای تشخیص صحیح‌تر باید از مشخصّات تصویری بیشتری شامل رنگ و طرح استفاده کرد. در این تحقیق سعی شده است: اوّل این‌که این ویژگی‌های بافت و رنگ به‌صورت مطلوب‌تر و کارآمدتر استخراج شوند و دوم این‌که با استفاده ازترکیب اطّلاعات و ویژگی‌های بافت و رنگ، مشخصّات کامل‌تر و بیش‌تری از تصویر اسکناس توأمان و به‌صورت یک بستهٔ اطّلاعاتی واحد در فرآیند تشخیص شرکت نمایند، که این عمل باعث بهبود چشم‌گیر دقّت و صحّت تشخیص اسکناس می‌گردد.

این مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: بخش دوم به تحقیقات پیشین می‌پردازد. در بخش سوم روش پیشنهادی بیان می‌گردد. نتایج به‌دست آمده ازپیاده‌سازی سیستم پیشنهادی و مقایسهٔ آن با سیستم‌های موجود و ارزیابی نتایج آنها در بخش چهارم ذکر خواهد گردید. بخش پنجم به نتیجه‌گیری و جمع‌بندی نهایی اختصاص دارد.

۲- تحقیقات پیشین

به‌منظور آشنایی با روش‌های متداول تشخیص اسکناس، در این بخش چند روش استفاده شده برای تشخیص اسکناس به‌اختصار شرح داده شده است.

یکی از روشهای موجود استفاده از تبدیل موجک[1] برای پردازش بافت تصاویر می باشد (*Choia, Lee and yooni, 2006*). به‌طور کلی الگوی تصاویر اسکناس‌ها را می‌توان یک بافت دارای دامنه مشخصّی از فواصل فرکانسی در نظر گرفت که می‌تواند به‌آسانی به چندین زیر مجموعه از باندهای فرکانسی تجزیه شود و سپس با استفاده از کم‌ترین اختلاف بین این مجموعه‌ها نوع اسکناس را تعیین کرد.

یکی دیگر از روش‌های تشخیص اسکناس، استفاده از تشخیص لبه می‌باشد (*Gunaranta, Kodikara and Premaratne, 2008؛ Kim, 1997*). در این روش لبه‌های تصاویر اسکناس‌ها تشخیص داده شده و تصویر به نوارهای افقی تقسیم می‌شود و سپس تعداد نقاط مربوط به لبهٔ تصاویر موجود در هر نوار شمارش می‌شود و این داده‌ها به یک شبکهٔ عصبی پرسپترونسهٔ لایه برای طبقه‌بندی الگوها و تشخیص اسکناس اعمال می‌گردد. هم‌چنین شبکهٔ عصبی RBF[2] را نیز می‌توان برای رد و یا تأیید این تشخیص به‌کار برد. شبکهٔ عصبی RBF، می‌تواند توزیع داده‌ها را با توزیع احتمال تقریب بزند و یک شبکهٔ پرکاربرد برای رد داده‌های ناشناخته می‌باشد (*Aoba, Kikuchi and Takefuji, 2003*). از معایب استفاده از لبهٔ تصویر اسکناس در تشخیص آن است که اوّل این‌که قسمت عمده‌ای از اطّلاعات تصویر نادیده گرفته شده و دوم این‌که در اسکناس‌های چروکیده به‌دلیل ایجاد ناخواسته لبه‌های زائد در تصویر، امکان اشتباه در تشخیص وجود دارد.

برای تشخیص اسکناس‌ها می‌توان با استفاده از یک مجموعهٔ ماسک متقارن و تصویر سیاه و سفید اسکناس استفاده کرد. هر ماسک یک پنجرهٔ مستطیل‌شکل با n* m خانه می‌باشد. تعدادی از خانه‌های این ماسک به‌طور تصادفی انتخاب شده و تیره می‌گردند و مابقی خانه‌ها شفاف می‌باشد. هنگامی ماسک بر روی یک تصویر قرار می‌گیرد، فقط تصویر پشت خانه‌های شفاف پنجرهٔ ماسک مشخصّ می‌باشد. اگر تصویر اسکناس موجود در پشت خانه‌های ماسک‌نشده، تیره باشد (بیش از ۵۰٪) به آن عدد "۱" و در غیر این‌صورت عدد صفر به آن اختصاص می‌دهیم. درانتها تعداد اعداد "۱" را به‌ازای هر ماسک با هم جمع می‌نماییم. اعداد به‌دست آمده از ماسک‌های مختلف جهت تشخیص اسکناس به شبکهٔ عصبی اعمال می‌گردد (*Takeda and Omatu, 1995؛ Takeda, Nishikage and Matsumoto, 1998*). عیب این روش این است که شدّت‌نور تصاویر را فوق‌العاده بالا برده و تصاویر را به‌صورت سیاه و یا سفید تبدیل می‌نماییم همین مسئله باعث از دست رفتن قسمت عمده اطّلاعات تصاویر می‌گردد.

یکی دیگر از روش‌های تشخیص اسکناس با استفاده از بافت تصاویر، به‌کارگیری روش‌هایی مانند PCA[3] می‌باشد. از روش PCA برای فشرده‌سازی اطّلاعات وکاهش حجم داده‌ها[4]در پردازش تصویر نیز استفاده می‌شود. این فرآیند به‌کمک بُردارهای ویژه[5] و مقادیر ویژهٔ[6] ماتریس کواریانس انجام می‌شود (*Tanka, 1999*). در این روش ابتدا ماتریس بُردارهای ویژهٔ ماتریس کواریانس مجموعهٔ اطّلاعات تمام تصویر به‌دست آمده و سپس با ضرب ماتریس بردارهای ویژه در ماتریس داده تک‌تک تصاویر، حجم اطّلاعات آن‌ها کاهش داده می‌شود. به‌عبارت دیگر ماتریس اصلی اطّلاعات هر تصویر $X_{n\times j}$ با ضرب‌شدن در ماتریس $P_{r\times n}$ به $Y_{r\times j}$ نگاشته می‌شود و می‌توان به‌گونه‌ای ابعاد ماتریس P را انتخاب نمود که ابعاد ماتریس Y کوچک شود.

$$X_{n\times j}P_{r\times n}=Y_{r\times j}$$

[1] Wavelet
[2] Radial Basis Function
[3] Principal Component Analysis
[4] Dimension Reduction
[5] Eigen Vectors
[6] Eigen Value

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

یکی از موارد استفاده از تشخیص اسکناس، برای نابینایان می‌باشد. به‌طورمعمول روش‌های به‌کار گرفته شده در این مورد برای تعداد معدودی اسکناس و حداکثر برای کلیهٔ اسکناس‌های یک کشور می‌باشد. به‌عنوان مثال در یک روش از چند دیود نوری رنگی (به رنگ‌های: قرمز، سبز، آبی و سفید) و تعدادی حس‌گر استفاده شده است که در دو طرف اسکناس قرار می‌گیرد و بسته به رنگ اسکناس نور ساطع شده از آن‌ها از اسکناس عبور کرده و با شدّت خاصی به حس‌گرها (مقاومت‌های وابسته به نور) در زیر اسکناس‌ها می‌رسد (*Hinwood, Preston, Suaning and Lovell, 2006*). این اطّلاعات رسیده با اطّلاعات مرجع مقایسه شده و نتیجه توسط یک بلندگو اعلام می‌گردد.

در بعضی از کاربردها مانند ماشین‌های مرتّب‌کنندهٔ اسکناس به یک روش تشخیص اسکناس سریع نیاز است. در ماشین‌های مرتّب‌کننده اسکناس فقط چند نوع محدود از اسکناس‌ها شمرده و مرتّب می‌شوند. وقتی مقداری اسکناس در دستگاه قرار می‌گیرد، می‌بایست ابتدا نوع اسکناس تشخیص داده شده و سپس براساس ارزش هر اسکناس مجموع ارزش اسکناس‌ها مشخّص گردد. چون اجرای هم‌زمان تشخیص اسکناس، مرتّب‌کردن و شمردن آن‌ها زمان‌بر می‌باشد، این فرآیند نیاز به یک روش سریع دارد. یکی از راه‌های تشخیص سریع نوع و مقدار اسکناس در این دستگاه‌ها استفاده از نقاط مشخّص در اسکناس، به‌جای استفاده از کلّ اسکناس می‌باشد. به‌طور معمول در تصویر اسکناس‌های کشورهای مختلف قسمت‌هایی از تصویر وجود دارند (مثلاً گوشه‌ها) که اطّلاعات با ارزش و کاملی درباره اسکناس به ما می‌دهند و شاید تشخیص اسکناس فقط با دیدن این نقاط به‌طور کامل امکان‌پذیر باشد (*Lee, Jeon and Kim, 2004*). عیب این روش عدم امکان استفاده از آن برای تعداد زیادی از اسکناس‌های کشورهای مختلف می‌باشد.

یکی دیگر از روش‌های تشخیص اسکناس استفاده از مدل مخفی مارکوف می‌باشد. در این روش به‌جای استفاده از منحنی هیستوگرام و بررسی تعداد نقاط موجود در سطوح مختلف خاکستری، از ماتریس تعداد تغییرات بین این سطوح استفاده می‌گردد. (رابطهٔ ۱) مزیّت استفاده از تغییرات سطوح به‌جای خود سطوح مشخّص‌شدن بهتر بافت تصویر با استفاده از نحوهٔ تغییرات سطوح تصویر می‌باشد. با توجّه به پیوستگی تصاویر و تغییرات تدریجی بین سطوح خاکستری آن، اندازهٔ درایه‌های قطر اصلی ماتریس، بسیار بزرگ‌تر از سایر درایه‌ها بوده و سایر مؤلّفه‌ها قابل صرف‌نظرکردن می‌باشد و می‌توان برای تشخیص اسکناس، عناصر قطر اصلی ماتریس اسکناس آزمایش و اسکناس‌های مرجع را مقایسه کردد. برای مقایسهٔ بین اسکناس آزمایشی و اسکناس‌های مرجع از تابع Jensen به‌صورت (رابطهٔ ۲) استفاده شده است. مقدار این تابع بین ۰ و ۱ می‌باشد. هرگاه تصویر آزمایش $P=[p_1,p_2,\ldots p_k]$ و مرجع $Q=[q_1,q_2,\ldots q_k]$ یکسان باشند، مقدار تابع برابر "۰" می‌شود. درواقع معیار صحیح‌بودن تشخیص، کمینه‌بودن مقدار تابع می‌باشد (*Hassanpour and Farahabadi, 2009*).

$$N=\begin{bmatrix} N_{11} & N_{12}\cdots & N_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ N_{n1} & N_{n2}\cdots & N_{nn} \end{bmatrix} \quad (۱)$$

$$(P,q)=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{k}\{p_i' \log_2 p_i + Q_i' \log_2 Q_i - (p_i'+Q_i')\log_2 (p_i'+Q_i')/2\} \quad (۲)$$

$$P=[p_1,p_2,..p_k],\ Q=[q_1,q_2,..q_k]$$

$$P_i=\frac{p_i}{M_P},\ Q_i=\frac{q_i}{M_Q},\ M_p=\sum_{i=1}^{k}P_i,\ M_Q=\sum_{i=1}^{k}q_i$$

یکی از مزایای دو روش زنجیرهٔ مارکوف و ماسک‌های متقارن آن است که چرخش ۱۸۰ درجه‌ای اسکناس‌ها تأثیری در تشخیص نداشته و این روش‌ها مستقل از جهت وارد کردن اسکناس‌ها می‌باشند. درنتیجه تعداد الگوهای موجود در تصمیم گیری به نصف کاهش می‌یابد.

درپردازش تصاویر اسکناس استفاده از یک مرحلهٔ پیش‌پردازش و فیلتر تصویری برای حذف نوفه‌های تصویری و ارتقای کیفیت تصاویر کثیف و کهنه بسیار اساسی می‌باشد. فیلتر وینر و فیلتر میانه دو نوع فیلتر تصویری می‌باشند که برای بهبود تصاویر در این تحقیق استفاده شده است (*نادر نژاد و شریف زاده، ۱۳۸۷*) و (*Jin, Fieguth, Winger and Jernigan, 2003*).

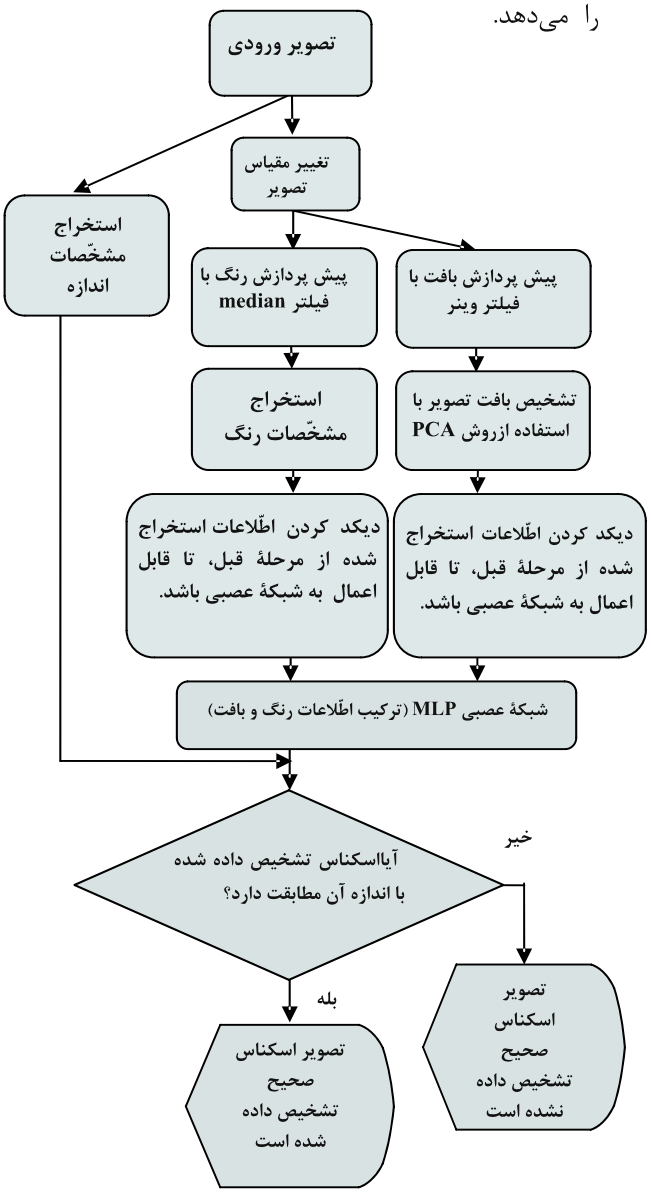
فیلتر وینر یک فیلتر پایین‌گذر بر روی تصاویر سطح خاکستری بوده و یک توان ثابت به‌عنوان نویز افزوده شده از آن کم می‌شود (*Hassanpour and Farahabadi, 2009*). فیلتر وینر براساس فیلتر پیکسل‌ها عمل می‌کند. این فیلتر از مشخّصات آماری در همسایگی محلی هر پیکسل استفاده می‌کند. درواقع برای اغلب تصاویر هر پیکسل به‌دلیل پیوستگی تصویر با مجموعهٔ محدودی از پیکسل‌های اطراف خود همبستگی دارد و با نقاط دورتر همبستگی ندارد.

فیلتر میانه، یک فیلتر غیر خطّی می‌باشد. در این فیلتر سطح اجزای رنگی هر پیکسل با میانهٔ سطوح رنگی در همسایگی آن پیکسل جایگزین می‌شود. هدف از استفاده از این فیلتر آن است که در یک همسایگی نقاطی که رنگ به‌طور کامل متفاوتی نسبت به سایر نقاط آن همسایگی داشته، حذف نماییم.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

۳- روش پیشنهادی

در این مقاله روشی برای تشخیص اسکناس ارائه می‌گردد، که از مشخّصات مهم اسکناس شامل رنگ، بافت و اندازهٔ اسکناس استفاده کرد و در یک جمع‌بندی، اسکناس مورد نظر را تشخیص می‌دهد. در اکثر روش‌های موجود، به‌طور معمول از بافت تصاویر جهت تشخیص اسکناس استفاده شده است و در مواردی از هیستوگرام رنگ و اندازهٔ اسکناس تنها برای مقایسهٔ نتایج به‌دست آمده و تأیید آن به‌کار می‌رود. امّا همان‌گونه که در (شکل ۱) مشخّص شده، در روش پیشنهادی الگوهای مربوط به رنگ و بافت پس از استخراج با هم ترکیب شده و به یک شبکهٔ عصبی جهت تشخیص اعمال می‌گردد و اندازهٔ اسکناس در پایان به‌منظور تأیید و یا ردّ این تشخیص به‌کار می‌رود. این مسأله هم دقّت تشخیص را بالا برده و هم امکان تشخیص تعداد بیشتری از اسکناس‌ها را می‌دهد.



(شکل۱): نمودار روش پیشنهادی

۳-۱- تشخیص بافت تصویر با استفاده از روش PCA

یکی از مهم‌ترین مشخّصه‌های تصاویر اسکناس، بافت تصاویر، طرح‌ها و اشکال موجود در اسکناس می‌باشد. بدیهی است مقایسهٔ جزء به جزء تصاویر نیز به‌دلیل حجم بالای اطّلاعات بسیار زمان‌بر و پیچیده بوده و هم به‌دلیل این‌که نوفه‌های تصویری، بر تک‌تک این اجزا تأثیر می‌گذارد، امکان‌ناپذیر می‌باشد. بنابراین استفاده از روش PCA باعث گردید که حجم اطّلاعات یک تصویر را کم نموده و هم در اثر وجود نوفه‌های تصویری اطّلاعات آن به‌طور کامل دگرگون نگردد. به‌منظور کاهش حجم اطّلاعات فقط قسمتی از بردارهای ویژه با مقادیر ویژهٔ بزرگ برای هر تصویر به‌کار گرفته می‌شود.

به‌دلیل توانایی فیلتر وینر در حذف نویزها و کثیفی (غیر متمرکز) برای بهبود تصاویر اعمالی و حذف نوفه‌های آن از یک مرحله فیلتر وینر نیز استفاده شده است.

۳-۲- اطّلاعات رنگ

هر اسکناس یک رنگ زمینهٔ مخصوص به خود را دارد که فارغ از طرح‌ها و نقش‌های جزئی می‌باشد. ولی اگر بخواهیم از رنگ اسکناس در تشخیص آن‌ها (نه تأیید آن‌ها) استفاده نماییم، پیدا کردن رنگ غالب اسکناس، کافی نمی‌باشد. تصویر هر اسکناس را به بخش‌هایی تقسیم کرده که هر کدام از این بخش‌ها رنگ یک‌سانی داشته و یا تغییر رنگ در آن‌ها کم می‌باشد؛ همین رنگ‌های منطقه‌ای می‌تواند معیار خوبی برای تشخیص باشد (شکل۲).

برای استخراج رنگ تصاویر به‌صورت زیر عمل می‌کنیم:

۱. هر تصویر به ۲۰×۱۰ نوار افقی و عمودی تقسیم شده، رنگ غالب هر بلوک به‌دست آمده و در یک ماتریس قرار می‌گیرد. البته سطح رنگ هر تصویر در اینجا نیز کوانتیزه شده و کاهش می‌یابد (شکل ۳).

$$A=\begin{bmatrix}\text{ماتریس رنگ‌های غالب}\\ \text{تصویربلوک‌های تست}\end{bmatrix}_{10\times20}\xrightarrow[\text{به 180 سطح}]{\text{تغییر سطح رنگ}}\acute{A}_{10\times20} \qquad (۳)$$

۲. سپس با استفاده از رابطهٔ ۴ اختلاف بین اطّلاعات رنگی تک‌تک بلوک‌های تصویر اسکناس آزمایش از اطّلاعات کلیهٔ اسکناس‌های بانک اطّلاعاتی اسکناس‌ها به‌دست می‌آید، که می‌توان آن‌را به گونه‌ای نرمالیزه کرد که در صورت بیش‌ترین تطابق، مقدار آن یک و در صورت کم‌ترین تطابق، مقدار آن کوچک و یا صفر گردد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

اختلاف رنگ بین

$$\text{Diff}_i = \acute{A}_{10\times20} - \begin{pmatrix} Refrence \\ Images \end{pmatrix}_i \quad (۴)$$

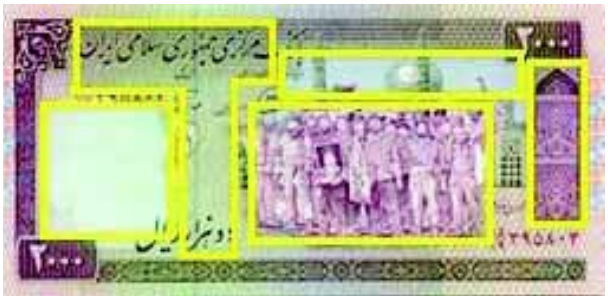
اسکناس تست و اسکناس مرجع iام

$$Nrm_{10\times20} = \begin{cases} 1 & \text{اگر رنگ بلوک تصویر تست و مرجع باشدیکسان} \\ 0 & \text{اگر رنگ بلوک تست و مرجع کاملا باشدمتفاوت} \\ 0 < j < 1 & \text{براساس میزان اختلاف رنگ} \end{cases}$$

۳. با توجّه به این‌که اجزای R، G و B رنگ‌ها را می‌توان به‌طور تقریبی مستقل در نظر گرفت، می‌توان نتایج حاصل از مقایسه این ماتریس‌ها را برای هر بلوک در هم ضرب کرد. و اعداد حاصله را با هم جمع کرد. عدد حاصل هر چه بزرگ‌تر باشد، مطابقت تصویر بیش‌تر خواهد بود (رابطهٔ ۵).

$$Nrm: \begin{Bmatrix} R \\ G \\ B \end{Bmatrix} \Rightarrow Mul_{10\times20} = (R.G.B) \quad \text{ضرب داخلی} \quad (۵)$$

$$S = Sum\,(Mul) \quad \text{به‌ازای هر تصویر یک عدد حقیقی داریم}$$



(شکل ۲): استخراج رنگ‌های منطقه‌ای اسکناس



(شکل ۳): تقسیم اسکناس به نوارهای افقی و عمودی

با توجّه به این‌که تشخیص رنگ یک قسمت از چرخهٔ تشخیص اسکناس می‌باشد و می‌بایست در شبکهٔ عصبی نهایی از بافت تصویر نیز در این چرخه استفاده شود، باید نتایج به‌دست آمده از قسمت تشخیص رنگ قابل استفاده در شبکه عصبی MLP گردد. در شبکهٔ اصلی نهایی، قسمتی از ویژگی‌ها مربوط به بافت بوده و قسمتی مربوط به تشخیص رنگ می‌باشد. بنابراین خروجی قسمت تشخیص رنگ می‌بایست به‌جای یک مجموعه اعداد مقایسه‌ای، یک مجموعه اعداد و الگوهای متمایز باشد. درنتیجه پس از تشخیص این‌که رنگ تصویر اسکناس آزمایش به کدام‌یک از تصاویر نزدیک‌تر است، این نتیجه به‌صورت یک مجموعه اعداد nتایی(n تعداد تصاویراست) دیکد می‌شود. به‌دلیل آن‌که در بعضی موارد ممکن است اعداد خروجی مربوط به چند اسکناس هم‌زمان اعداد بزرگی باشند، یک مقدار آستانه تعریف می‌شود تا تمام اسکناس‌هایی که رنگ آن‌ها به رنگ اسکناس آزمایش نزدیک‌تر بوده نیز در این رقابت شرکت نمایند. سپس این مجموعه الگوها به یک شبکهٔ عصبی اعمال می‌گردد، که قسمتی از ورودی‌های این شبکه نیز مربوط به بافت تصویر می‌باشد.

نکتهٔ حایز اهمیت آن است که در بعضی موارد تصویر آزمایش با یک تصویر یکسان می‌باشد، امّا به‌دلیل فرسودگی اسکناس آزمایش، رنگ آن نسبت به تصویر اصلی اندکی متفاوت می‌گردد. در این‌صورت، با توجّه به این‌که الگوریتم تشخیص رنگ در نظر گرفته شده، یک الگوریتم مقایسه‌ای است، این الگوریتم آن دو را به‌طور کامل متفاوت اعلام نخواهد کرد، بلکه در این روش میزان تطبیق و نزدیکی رنگ‌ها به‌دست می‌آید.

استخراج اطّلاعات رنگ نیز نیاز به یک مرحله فیلتر دارد که در این مقاله از فیلتر میانه استفاده شده است. در استخراج اطّلاعات رنگ اسکناس، چون هدف به‌دست آوردن رنگ‌های کلّی هر بلوک می‌باشد و ممکن است در یک بلوک تغییرات ناگهانی رنگ تصویر داشته باشیم که با رنگ کلّی هر بلوک مغایرت داشته باشد، اعمال این فیلتر با توجّه به ماهیت فیلتر میانه سبب پیوستگی در تغییرات رنگ تصویر و حذف تغییرات ناگهانی شده و رنگ به‌دست آمده به رنگ کلّی بلوک نزدیک‌تر می‌باشد (شکل۴).

۳-۳- اندازهٔ تصویر

یکی از مشخّصه‌های اسکناس، اندازه آن است. با توجّه به این‌که به‌طور معمول تصویر اسکناس هنگام اسکن کردن، به‌دلیل نور تابیده شده به آن، از پس‌زمینه بسیار متمایز می‌باشد، به‌راحتی می‌توان حاشیه‌های اسکناس را با تنظیم مقدار آستانه و شدّت نور مناسب و اعمال یک فیلتر سیاه‌وسفید با مقدار آستانهٔ بالا، تشخیص داد. به‌دلیل این‌که اندازهٔ اسکناس‌ها به مرور زمان به‌دلیل پاره‌شدن، تاخوردگی و چروک‌شدن تغییر می‌کند، لازم است که یک محدودهٔ تغییرات مجاز برای اسکناس‌ها در راستای افقی و عمودی در نظر گرفته شود.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]



الف)تصویر اصلی



ب)تصویر پس از اعمال فیلتر

(شکل۴): استفاده از فیلتر میانه برای یکنواخت کردن رنگ‌های تصویر و کاهش تغییرات ناگهانی در چند مرحله

۴-۳- تشخیص نهایی

پس از استخراج اطلاعات بافت و رنگ تصاویر، این اطّلاعات به‌صورت یک بردار ویژگی در می‌آید، که m مؤلّفهٔ اوّل این ورودی‌ها، به بافت تصاویر (که با استفاده از روش PCA به‌دست می‌آید) تعلّق دارد و n مؤلّفهٔ بعدی به اطّلاعات رنگ مربوط می‌باشد. این بردار ویژگی به‌عنوان ورودی به یک شبکهٔ عصبی MLP با لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی به ابعاد ۱۳۴، ۱۵۰ و ۱۳۷ اعمال می‌گردد در پایان اندازهٔ اسکناس با اندازهٔ اسکناس جواب مطابقت داده شده و درصورت درست‌بودن پاسخ، تأیید می‌گردد.

الگوریتم تشخیص بافت به‌ازای بعضی از تصاویر بسیار مخدوش، به علّت اشتباه در داده[1] و یا از دست‌دادن داده[2] و تغییر بیش از حدّ اطّلاعات استخراج شده ورودی شبکهٔ عصبی قادر به تشخیص اسکناس نخواهد بود. این مسئله برای الگوریتم تشخیص رنگ نیز به‌طور کامل صادق می‌باشد. به‌همین دلیل اگر به ورودی‌های الگوریتم تشخیص بافت به‌وسیلهٔ شبکهٔ عصبی یک مجموعه ویژگی رنگ به‌منظور جبران اطّلاعات اشتباه بافت بیافزاییم، این کار باعث کاهش تأثیر اطّلاعات اشتباه بافت تصاویر خواهد گردید. ذکر این نکته نیز ضروری است، به‌طور معمول بعضی از نوفه‌های تصویری تأثیر بیش‌تری بر بافت داشته و تأثیر آن‌ها بر رنگ کم‌تر می‌باشد و یا بالعکس. این امر نیز بر بهبود نتیجه در شبکهٔ نهایی تأثیر دارد.

$$\text{بردار ویژگی} = \{\{\overbrace{\text{بردار ویژگی ابافت ب}}^{m=70\ \text{ویژگی}}\}_{PCA\ \text{استفاده از روش}}، \overbrace{\{\text{بردار ویژگی رنگ(خروجی)}\}_{\text{الگوریتم تشخیص رنگ}}}^{n=67\ \text{ویژگی}}\} \quad (۶)$$

۴- نتایج و ارزیابی

برای پیاده‌سازی این روش از شبکهٔ عصبی MLP استفاده گردیده است. ابتدا یک پایگاه داده اوّلیه از اسکناس‌های نو کشورهای مختلف جهت آموزش شبکهٔ عصبی ایجاد شد، که شامل ۶۷ اسکناس می‌باشد (جدول شماره ۱).

برای ارزیابی الگوریتم های به‌کار گرفته شده، ۱۰۷۲ عدد تصویر اسکناس آزمایش را در چهار قالب اسکناس‌های تمیز (۲۶۸ تصویر)، رنگ‌پریده (۲۶۸ تصویر)، چروکیده (۲۶۸ تصویر) و خط‌خورده و کثیف (۲۶۸ تصویر) استفاده نمودیم.

(جدول ۱) : انواع اسکناس‌های به‌کار رفته در تحقیق

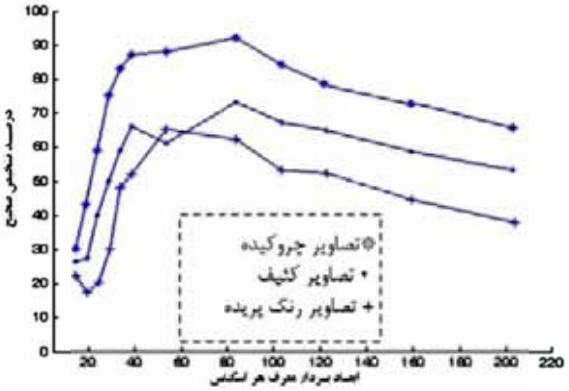
ردیف	کشور	نوع اسکناس ها	واحد پولی
۱	ایران	۲۰۰۰،۵۰۰۰،۱۰۰۰۰،۲۰۰۰۰،۵۰۰۰۰	ریال
۲	ترکیه	۲۰،۵۰،۱۰۰	لیر
۳	ژاپن	۱۰۰۰،۲۰۰۰،۵۰۰۰،۱۰۰۰۰	ین
۴	اروپا	۵ ، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰	یورو
۵	روسیه	۱۰، ۵۰، ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰	روبل
۶	افغانستان	۲۰، ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰	افغانی
۷	عراق	۵۰۰۰،۲۵۰۰،۱۰۰۰،۵۰۰، ۱۰۰۰۰	دینار
۸	آذربایجان	۱، ۵، ۱۰، ۱۰۰	منات
۹	ارمنستان	۵۰۰، ۱۰۰۰، ۵۰۰۰، ۱۰۰۰۰	درم
۱۰	عربستان	۱، ۵، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰	ریال
۱۱	مالزی	۵، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰	رینگیت
۱۲	کویت	۱/۴ ، ۱/۲ ، ۱	دینار
۱۳	آلمان	۱۰۰، ۵۰۰ ، ۲۰۰۰	فرانک
۱۴	فرانسه	۵۰، ۱۰۰ ، ۲۰۰ ، ۵۰۰	مارک
۱۵	انگلستان	۱، ۵، ۱۰،۲۰	پوند
۱۶	آمریکا	۱، ۲، ۵، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰	دلار

در ابتدا روش تشخیص اسکناس با استفاده از PCA مورد بررسی قرار گرفت. همان‌طور که در بخش قبل یاد شد، برای کاهش حجم اطّلاعات بافت تصاویر، با استفاده از روش PCA یک بردار n بعدی از بردارهای ویژه ماتریس اطّلاعات به‌عنوان معرف هر تصویر اسکناس در نظر گرفته می‌شود. نتایج مربوط به استفاده از بردار ویژه برای تشخیص اسکناس در جدول شمارهٔ دو آورده شده است. حال تغییر ابعاد این بردارهای ویژه می‌تواند بر عملکرد این الگوریتم تشخیص اثر

[1]Mistake in data
[2]Missing data

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

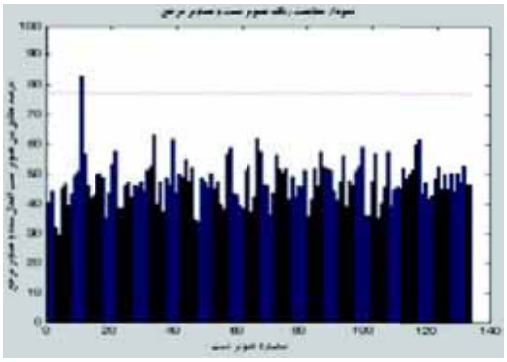
بگذارد. در (شکل۵) نمودار تغییر درصد جواب صحیح با این الگوریتم به‌ازای ابعاد مختلف بردار ویژه نشان داده شده است. بر این اساس کاهش بیش از حدّ ابعاد بردار تصاویر تمایز بین آن‌ها را کم‌تر نموده و میزان جواب‌های نادرست را افزایش می‌دهد. هم‌چنین بزرگ بودن بیش از حدّ ابعاد بردار، معرف تصاویر باعث پیچیدگی بیش‌تر شبکهٔ عصبی و نادرستی تشخیص می‌گردد. به‌حتم نمی‌توان به‌منظور افزایش دقّت تشخیص، ابعاد لایهٔ ورودی را به هر میزان افزایش داد. با افزایش بیش از حدّ ابعاد این لایه‌ها به‌دلیل پیچیدتر شدن و بزرگی بیش از حدّ شبکه، درصد جواب‌های اشتباه بیش‌تر می‌گردد (همان‌طور که در عمل نیز مشاهده گردید). با تنظیم پارامترهای سیستم تشخیص بافت تصاویر و اعمال آن، کلیهٔ اسکناس‌های چروکیده، کثیف و رنگ‌پریده جواب بهینه به‌ازای بردارهای به ابعاد ۷۰ تا ۹۰ به‌دست آمده و مقدار آن به‌طور متوسط برابر ۷۹٪ خواهد شد.



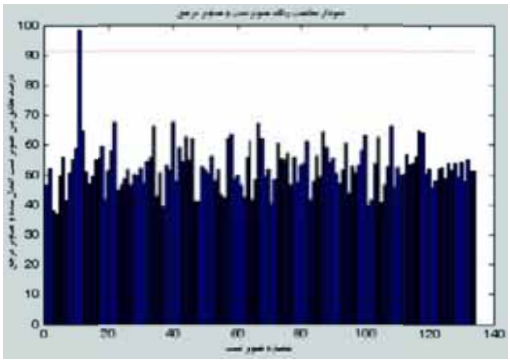
(شکل ۵): نمودار تأثیر ابعاد بردار ویژه بر میزان جواب‌های صحیح

در آزمایش الگوریتم تشخیص رنگ مشاهده می‌شود که قدرت تشخیص الگوریتم مناسب می‌باشد. این روش اسکناس‌های صحیح را از سایر اسکناس‌ها با دقّت بالایی متمایز می‌نماید. (شکل ۶) درصد مطابقت اسکناس آزمایش را در سه حالت رنگ رفته، چروک و کثیف با اسکناس‌های نمونه نشان می دهد. با توجّه به میزان وجود نوفه‌های رنگی و از بین رفتن نسبی رنگ قسمت‌هایی از اسکناس این مطابقت کم‌تر از صد درصد خواهد شد. لازم به ذکر است، درصورتی‌که رنگ کلیهٔ بلوک‌های اسکناس تست و مرجع یکسان بود و عدد به‌دست آمده در الگوریتم رنگ بیشینه گردد، مطابقت صددرصد می‌باشد. محور افقی در این نمودار شماره تصاویر اسکناس‌های بانک اطّلاعاتی بوده که درصد مطابقت هر اسکناس آزمایش در یک آزمایش با مجموعه اسکناس‌های پایگاه داده در محور عمودی نمایش داده می‌شود. همان‌طور که در (شکل ۶) مشاهده می‌شود، میزان مطابقت رنگ اسکناس آزمایش با اسکناس صحیح متناظر خود در پایگاه داده، یک فاصلهٔ زیاد و متمایزی از مابقی تصاویر دارد.

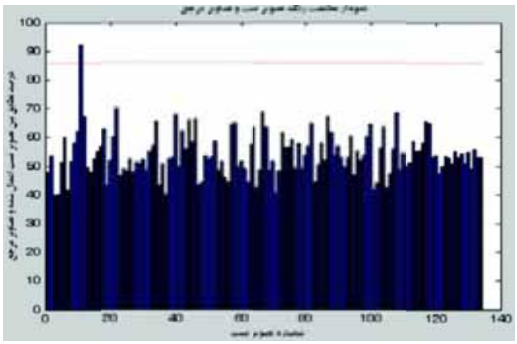
تعداد سطوح رنگ بر عملکرد این سیستم تأثیر مستقیم دارد.



الف) رنگ پریده



ب) چروکیده

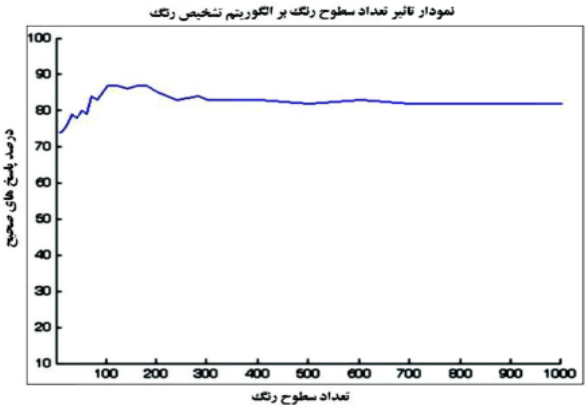


ج) کثیف

(شکل ۶): نمودار مقایسه ای بین اسکناس مرجع ۱۰۰۰۰ ریالی و اسکناس‌های تست ۱۰۰۰۰ ریالی

مطابق (شکل ۷) اگر تعداد سطوح کوانتیزه بیش از حدّ کوچک گردد، این امر سبب کاهش دقّت شده و رنگ بلوک‌های تصویر آزمایش را با اکثر تصاویر بانک اطّلاعاتی شبیه می‌داند. اگر تعداد سطوح رنگ بیش از حدّ زیاد باشد، به‌دلیل افزایش تعداد رنگ‌ها، چنان‌چه رنگ بلوک اسکناس آزمایش و اسکناس مرجع مربوطه به‌دلیل نوفه کمی اختلاف داشته باشند رنگ آن‌ها متفاوت در نظر گرفته می‌شود و ممکن است اسکناس به‌درستی تشخیص داده نشود. در بهینه‌ترین حالت میزان درصد جواب‌های صحیح ۸۵٪ بوده که سهم اسکناس‌های رنگ‌پریده، چروک و کثیف به‌ترتیب برابر ۸۱٪ ۹۲٪ و ۸۵ درصد می‌باشد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]



(شکل۷): تأثیر ابعاد بردار ورودی بر روی میزان تشخیص

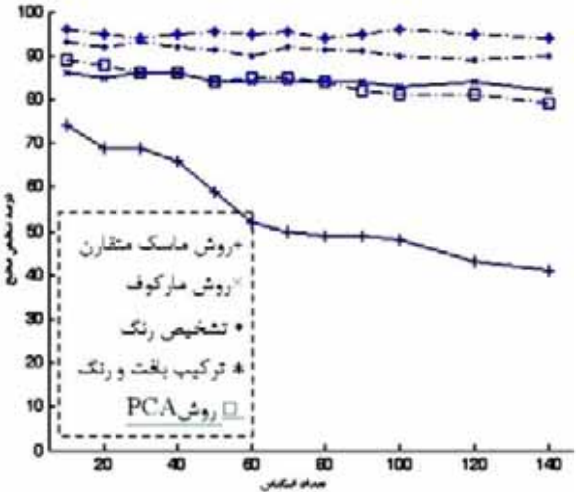
برای مقایسه عملکرد سیستم پیشنهادی و سایر روش‌های ارائه شده، تصاویر آزمایش موجود را به این روش‌ها اعمال نموده و نتایج آن در جدول شمارهٔ ۲ و (شکل ۸) نمایش داده شده است.

میزان تشخیص الگوریتم‌های پیشنهادی به‌خصوص الگوریتم ترکیب رنگ و بافت به‌دلیل استفاده از همهٔ اطّلاعات تصویر فوق‌العاده بالا (حدود ۹۵٪) می‌باشد. درحالی‌که عملکرد روش ماسک‌های متقارن فقط در یک بازهٔ کوچک قابل قبول بوده و عملکرد روش زنجیرهٔ مارکوف نیز از روش‌های پیشنهادی کمی پایین‌تر می‌باشد.

(جدول ۲): مقایسه الگوریتم های مختلف به‌ازای ۴ مجموعه تصاویر

روش تشخیص	اسکناس تست	تعداد اسکناس قابل شناسایی									
		۱۰	۱۵	۲۰	۲۵	۳۰	۳۵	۴۰	۵۰	۶۰	۷۰
مارکوف	تمیز	۱۰۰	۱۰۰	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	۹۸	۹۸	**۹۸**
	رنگ رفته	۸۴	۸۴	۸۴	۸۴	۸۴	۸۵	۸۴	۸۴	۸۴	**۷۹**
	چروک	۹۰	۹۰	۹۰	۸۹	۹۰	۸۹	۹۰	۹۰	۹۰	**۸۹**
	کثیف	۷۰	۷۰	۷۰	۶۳	۶۲	۶۲	۶۲	۶۲	۶۳	**۶۱**
ماسک متقارن	تمیز	۹۰	۹۰	۸۴	۸۰	۷۲	۶۲	۵۷	۵۵	۵۰	**۵۰**
	رنگ رفته	۶۴	۵۵	۵۵	۴۳	۳۶	۳۶	۳۶	۳۶	۳۲	**۲۲**
	چروک	۶۱	۵۶	۵۹	۴۶	۳۹	۳۷	۳۷	۳۷	۳۷	**۳۱**
	کثیف	۷۸	۶۴	۷۴	۵۹	۵۰	۵۰	۵۰	۵۰	۴۶	**۴۱**
PCA	تمیز	۱۰۰	۱۰۰	۹۸	۹۸	۹۸	۹۸	۹۸	۹۸	۹۸	**۹۷**
	رنگ رفته	۸۵	۸۲	۸۲	۷۸	۷۹	۷۹	۷۶	۷۱	۷۱	**۷۱**
	چروک	۹۳	۹۳	۹۳	۹۳	۹۳	۹۳	۹۳	۹۱	۹۱	**۹۱**
	کثیف	۷۴	۷۱	۷۱	۷۱	۶۹	۶۹	۶۸	۶۶	۶۶	**۶۱**
تشخیص رنگ	تمیز	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	۹۸	۹۸	**۹۸**
	رنگ رفته	۸۷	۸۷	۸۴	۸۴	۸۰	۸۵	۸۳	۸۱	۸۰	**۸۲**
	چروک	۹۵	۹۵	۹۵	۹۴	۹۴	۹۵	۹۴	۹۱	۹۰	**۹۲**
	کثیف	۹۰	۹۰	۸۸	۸۶	۸۶	۹۰	۸۸	۸۷	۸۶	**۸۹**
روش پیشنهادی	تمیز	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	۹۹	**۹۹**
	رنگ رفته	۸۷	۸۷	۹۰	۸۷	۸۷	۸۷	۸۶	۸۸	۸۸	**۸۸**
	چروک	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	۹۶	۹۵	۹۴	۹۶	۹۶	**۹۵**
	کثیف	۹۰	۹۱	۹۲	۹۲	۹۳	۹۳	۹۰	۹۳	۹۲	**۹۲**

در دو روش مارکوف و ماسک‌های متقارن چرخش ۱۸۰ درجهٔ اسکناس، تأثیری در تشخیص ندارد و این روش‌ها مستقل از جهت وارد کردن اسکناس‌ها است. درنتیجه تعداد الگوهای موجود به نصف کاهش می‌یابد؛ درحالی‌که روش‌های تشخیص رنگ و ترکیب بافت و رنگ، متأثر از جهت وارد کردن اسکناس می‌باشد و درنتیجه می‌بایست تعداد الگوهای مرجع را دو برابر نموده تا امکان تشخیص در همهٔ حالات وجود داشته باشد. در روش‌های زنجیرهٔ مارکوف و تشخیص رنگ به‌دلیل این‌که تشخیص بر اساس مقایسه بوده، افزایش تعداد اسکناس‌ها تأثیر تدریجی و با شیب ملایم دارد. در روش ترکیب اطّلاعات، با افزایش تعداد اسکناس‌ها، نه‌تنها تعداد الگوها افزایش می‌یابد بلکه افزایش تعداد ورودی‌های شبکهٔ عصبی را نیز درپی‌دارد. بدیهی است که این افزایش تا حدّی امکان‌پذیر بوده و افزایش بیش از حدّ آن باعث اُفت شدید عملکرد این روش می‌گردد. البتّه استفاده از شبکه‌های عصبی نیز مزّیت‌هایی دارد که به‌جای بررسی و مقایسه جزءبه‌جزء اطّلاعات کلّ الگوی اطّلاعات یک تصویر را بررسی می‌کند.



(شکل ۸): نمودار مقایسه‌ای عملکرد روش‌های تشخیص اسکناس براساس تعداد اسکناس‌ها

۵- نتیجه گیری

پردازش تصاویر اسکناس به‌دلیل گستردگی تصویر، داشتن طرح‌ها، نقش‌ها و رنگ‌های فراوان در تمام سطح تصویر، نسبت به سایر کاربردهای پردازش تصویر مانند تشخیص چهره و یا پیدا کردن یک جسم در تصویر، متفاوت می‌باشد.

در اکثر روش‌های موجود از یکی از مشخّصه‌های استخراجی از تصاویر اسکناس (که غالباً بافت تصویر می‌باشد)، برای تشخیص اسکناس‌ها استفاده می‌شود.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

تصاویر آزمایش به‌طور معمول به‌علّت نوفه‌های تصویری، مطابقت صددرصد با اسکناس اصلی نداشته و مغایرت‌هایی با آن دارد. بالطبع اطّلاعات استخراجی از بافت و رنگ تصویر نیز مطابقت کامل با تصویر اسکناس پایگاه داده ندارد. حال در اکثر موارد نوفه‌ها تأثیر اصلی خود را بیش‌تر بر روی یکی از این مشخّصه‌های تصویر گذاشته و دیگری کم‌تر مخدوش می‌شود. با تأثیر نوفه بر روی یکی از مشخّصه‌های تصویر (مثل بافت تصویر)، اطّلاعات استخراجی ورودی مربوط به این مشخّصهٔ تصویر، کمی تغییر می‌کند که اگر این تغییرات از یک حدّ بیش‌تر باشد، ممکن است شبکهٔ عصبی به‌اشتباه افتاده و تشخیص نادرست بدهد. مطمئناً هیچ‌یک از روش‌های حذف نوفه امکان حذف کامل نوفه را نداشته، بلکه تنها می‌تواند اثر نوفه را کم کند. هم‌چنین درازای نوفه‌های مختلف نیاز به فیلترهای مناسب آن نوفه می‌باشد، و چون در اجرای کار از فیلترهای مشخّص استفاده می‌شود، ممکن است این فیلتر، برای بعضی از نوفه‌های تصاویر، اثر مطلوب را نداشته باشد. درنتیجه اگر در شبکهٔ عصبی فقط اطّلاعات بافت و یا رنگ تصاویر به‌کار رفته شود این امر باعث افزایش حساسیّت شبکه نسبت به تغییرات ناخواستهٔ این اطّلاعات می‌گردد. به همین علّت استفاده از ترکیب اطّلاعات این دو مشخّصه باعث می‌شود اطّلاعات ورودی شبکهٔ عصبی به‌صورت مجموعهٔ اطّلاعات رنگ و بافت تصاویر باشد. درنتیجه در مواردی که نوفه بر روی یکی از این ورودی‌ها اثر کرده (و ورودی‌های مربوط به مشخّصهٔ دیگر کم‌تر دچار تغییر شده‌اند) تغییرات کلّ مجموعهٔ ورودی‌ها قابل اغماض‌تر شده والگوی مربوطه با شبکهٔ عصبی قابل تشخیص‌تر می‌گردد.

۶- مراجع

Bianchini, M., Frasconi, P., and Gori, M., 1995. Learning in multilayered networks used as autoassociators, IEEE Transactions on Neural Network, Vol. 6, pp.512-515.

Gori,M., and Tesi, A., 1999. On the problem of local minima in backpropagation, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, pp. 76-86.

Frosini, A., and Gori, A., 1996. A neural network–based model for paper currency recognition and verification, IEEE Transactions on neural networks, Vol. 7, No. 6, pp.1482-1490.

Choia, E., Lee, J., and yooni, J., 2006. Feature extraction for banknote classification using wavelet transform, 18th international conference on pattern recognition, Hong Kong.

Kim, I., 1997. Recognition of the paper money based on edge clustering, Master thesis, Chosun University, pp.1482-1490.

Gunaranta, D., Kodikara, N., and Premaratne, H., 2008. ANN based currency recognition system using compressed gray scale and application for Srilankan currency note SLCRec, World academy of science, engineering and technology, Vol. 35, pp.2070-374.

Aoba, M., Kikuchi, T., and Takefuji,Y., 2003. Euro banknote recognition system using three-layered perceptron and RBF network, IPSJ Transactions on mathematical modeling and it's applications, Vol. 44, pp.2291-2298.

Takeda, F., Nishikage, T., and Matsumoto, Y., 1998. Characteristic extraction of paper currency using symmetrical masks optimized by GA and neuro-recognition of multi-national paper currency, Proceedings of IEEE World Congress on Computation Intelligence, Alaska.

Takeda, F., and Omatu, S., 1995. High speed paper currency recognition by neural networks, IEEE Transactions on neural networks, Vol. 6, No. 1, pp.73-77.

Tanka, M., 1999. Modeling of mixtures of principal component analysis model with genetic algorithm, 31st International Symposium on stochastic Systems, Japan.

Hinwood, A., Preston, P., Suaning, G. J., and Lovell, N. H., 2006. Banknote recognition for the vision impaired, Australasian physical & engineer sciences in medicine, Vol 29, pp.229-233.

Lee, J. K., Jeon, S. G., and Kim, I. H., 2004. Distinctive point extraction and recognition algorithm for various Kinds of euro Banknotes, International Journal of Control, Automation and Systems,Vol. 2, No.2, pp.201-206.

Hassanpour, H., and Farahabadi, M., 2009. Using Hidden Markov Models for paper currency recognition, Expert Systems with Applications, Vol. 36, pp.10105-10111.

Jin, F., Fieguth, P., Winger, L., and Jernigan, E., 2003. Adaptive wiener filtering of noisy image sequences, Proceedings of International Conference on Image Processing, Canada.

نادر نژاد، ا. و شریف زاده، س.، ۱۳۸۷. کاهش نویز اسپکل تصاویر با استفاده از معادلات انتشار و مفهوم تصویر پیکسونی، چهاردهمین کنفرانس ملی سالانهٔ انجمن کامپیوتر ایران، ایران.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]

مهرگـــان مهـــدوی موفـق بـه کسـب درجـــهٔ دکتـــرا در رشـــتهٔ مهندســـی کـامپیوتر گـرایش نـرم افـزار از دانشـگاه نیو سـاوت ولـز اسـترالیا در سـال ۱۳۸۴ گردیـد و از آن پـس تـاکنون بـه‌عنـوان عضـو هیئـت علمـی گـروه مهندسـی کـامپیوتر در دانشـگاه گـــیلان فعّالیـــت مـــی‌نمایـــد. زمینـــه‌هـــای تحقیـــق وی شـــامل پایگـــاه داده‌هـــای اینترنتـــی، ســـرویس‌هـــای وب، سیســـتم‌هـــای توصـــیه‌گـــر، داده‌کـــاوی، پـــردازش تصـــویر و آموزش الکترونیکی می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

mahdavi@guilan.ac.ir

حبیب آهکی لاکـــه مـدرک کارشناسـی خـــود را در رشـــتهٔ الکترونیـــک در ســـال ۱۳۸۰ از دانشگاه زنجـان اخـذ نمـود. وی در سال ۱۳۸۹ مـدرک کارشناسـی ارشـد خـود را در رشـتهٔ الکترونیـک از دانشـگاه گیلان دریافت نمود. زمینهٔ مورد علاقهٔ تحقیـق وی پـردازش تصویر می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

Habib.ah57@gmail.com



بابک ناصرشریف موفّق بـه اخـذ درجـهٔ دکترا در رشتهٔ مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه علـم و صـنعت ایران در سـال۱۳۸۶ گردیـد. وی از سـال ۱۳۸۶ تا پایان سـال ۱۳۸۹ عضـو هیئـت علمی گروه مهندسـی کـامپیوتر در دانشـکدهٔ فنـی دانشـگاه گیلان بوده است. زمینه‌های تحقیق وی شامل بهبود گفتـار، بازشناسی گفتار و مقاوم‌سازی آن، تبدیل موجک، مدل‌سازی و بازشناسی الگو و واژه‌یابی گفتاری می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

nasersharif@ guilan.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-10]