

# طراحی یک سیستم تشخیص اسکناس مبتنی بر

## شبکه عصبی با استفاده از مشخصه‌های

### بافت و رنگ تصویر

<sup>۱</sup> مهرگان مهدوی، <sup>۲</sup> حبیب آهکی لاکه و <sup>۱</sup> بابک ناصرشریف  
<sup>۱</sup> دانشگاه گیلان، گروه مهندسی کامپیوتر و <sup>۲</sup> گروه مهندسی برق

#### چکیده

با توجه 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 اطلاعات بافت تصویر استخراج و فرآیند تشخیص بر اساس آن انجام می‌شود. این مقاله روشی را برای تشخیص اسکناس معرفی می‌نماید که اطلاعات بافت و رنگ تشکیل یک بردار ویژگی داده که  $m$  مؤلفه اول آن متعلق به اطلاعات بافت بوده و سایر مؤلفه‌های بردار متعلق به اطلاعات رنگ می‌باشد. بهترین میزان درصد شناسایی اسکناس‌ها با استفاده از سایر روش‌ها ۸۵ درصد بوده که در روش ارائه شده این میزان (به‌خصوص در مورد اسکناس‌های مخدوش) ده درصد بهبود یافته است.

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

#### ۱- مقدمه

در زمینه تشخیص اسکناس، چندین روش ارائه شده است. به‌طور معمول در هر روش دو بخش مهم وجود دارد: بخش اول به استخراج ویژگی‌ها و اطلاعاتی که برای استفاده در فرآیند تشخیص در نظر گرفته شده، نظیر بافت، رنگ و اندازه تصاویر مربوط می‌شود. بخش بعدی به طبقه‌بندی اطلاعات استخراج شده با استفاده از شبکه‌های عصبی و یا به‌دست آوردن کم‌ترین فاصله 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<sup>۴</sup>، خودساماندهی<sup>۵</sup> و پردازش‌های موازی با استفاده از سیستم‌های چندپردازنده می‌باشد (Frosini and Bianchini, Frascioni and Gori, 1995; Gori and Tesi, 1999).

با توجه به اهمیت تشخیص صحیح اسکناس، هدف این مقاله ارائه 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

مبادله 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، اما این امر از اهمیت و لزوم استفاده از اسکناس در دادوستدها نمی‌کاهد. با توجه به اهمیت موضوع و جایگاه مبادلات پولی در زندگی روزمره، تجهیزات فراوانی مانند ماشین‌های فروش<sup>۱</sup>، مرتب‌کننده‌های اسکناس<sup>۲</sup>، دستگاه‌های خودپرداز<sup>۳</sup>، دستگاه تشخیص صحت 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 توجه به این‌که اسکناس به‌عنوان یک سند بالارزش و بهادار می‌باشد و اشتباه در تشخیص، باعث زیان‌های مالی جبران‌ناپذیر شده، دقت و صحت تشخیص اسکناس از اهمیت فراوانی دارد.

<sup>1</sup>Vending Machine

<sup>2</sup>Banknote Sorter

<sup>3</sup>Automated Teller Machine (ATM)

<sup>4</sup>Generalization  
<sup>5</sup>Self Organizing

رنگ‌های متمایزی برای هر اسکناس استفاده گردد. به‌همین علت برای تشخیص صحیح‌تر باید از مشخصات تصویری بیشتری شامل رنگ و طرح استفاده کرد. در این تحقیق سعی شده است: اول این که این ویژگی‌های بافت و رنگ به‌صورت مطلوب‌تر و کارآمدتر استخراج شوند و دوم این که با استفاده از ترکیب اطلاعات و ویژگی‌های بافت و رنگ، مشخصات کامل‌تر و بیش‌تری از تصویر اسکناس توأمان و به‌صورت یک بسته اطلاعاتی واحد در فرآیند تشخیص شرکت نمایند، که این عمل باعث بهبود چشم‌گیر دقت و صحت 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 از پیاده‌سازی سیستم پیشنهادی و مقایسه 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<sup>۱</sup> برای پردازش بافت تصاویر می‌باشد (Choia, Lee and vooni, 2006). به‌طور کلی الگوی تصاویر اسکناس‌ها را می‌توان یک بافت دارای دامنه مشخصی 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 لبه تصاویر موجود در هر نوار شمارش می‌شود و این داده‌ها به یک شبکه عصبی پرسپترونسه لایه برای طبقه‌بندی الگوها و تشخیص اسکناس اعمال می‌گردد. هم‌چنین شبکه عصبی RBF<sup>۲</sup> را نیز می‌توان برای رد و یا تأیید این تشخیص به‌کار برد. شبکه عصبی RBF، می‌تواند توزیع داده‌ها را با توزیع

احتمال تقریب بزند و یک شبکه پرکاربرد برای رد داده‌های ناشناخته می‌باشد (Aoba, Kikuchi and Takefuji, 2003). از معایب استفاده از لبه تصویر اسکناس در تشخیص آن است که اول این که قسمت عمده‌ای از اطلاعات تصویر نادیده گرفته شده و دوم این که در اسکناس‌های چروکیده به‌دلیل ایجاد ناخواسته لبه‌های زائد در تصویر، امکان اشتباه در تشخیص وجود دارد.

برای تشخیص اسکناس‌ها می‌توان با استفاده از یک مجموعه ماسک متقارن و تصویر سیاه و سفید اسکناس استفاده کرد. هر ماسک یک پنجره مستطیل شکل 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 پنجره ماسک مشخص می‌باشد. اگر تصویر اسکناس موجود در پشت خانه‌های ماسک نشده، تیره باشد (بیش از ۵۰٪) به آن عدد "۱" و در غیر این‌صورت عدد صفر به آن اختصاص می‌دهیم. در انتها تعداد اعداد "۱" را به‌ازای هر ماسک با هم جمع می‌نماییم. اعداد به‌دست آمده از ماسک‌های مختلف جهت تشخیص اسکناس به شبکه عصبی اعمال می‌گردد (Takeda and Omatu, 1995). عیب این روش این است که شدت نور تصاویر را فوق‌العاده بالا برده و تصاویر را به‌صورت سیاه و یا سفید تبدیل می‌نماییم هم‌چنین مسئله باعث از دست رفتن قسمت عمده اطلاعات تصاویر می‌گردد.

یکی دیگر از روش‌های تشخیص اسکناس با استفاده از بافت تصاویر، به‌کارگیری روش‌هایی مانند PCA<sup>۳</sup> می‌باشد. از روش PCA برای فشرده‌سازی اطلاعات و کاهش حجم داده‌ها در پردازش تصویر نیز استفاده می‌شود. این فرآیند به کمک بردارهای ویژه<sup>۴</sup> و مقادیر ویژه<sup>۵</sup> ماتریس کواریانس انجام می‌شود (Tanka, 1999). در این روش ابتدا ماتریس بردارهای ویژه ماتریس کواریانس مجموعه اطلاعات تمام تصویر به‌دست آمده و سپس با ضرب ماتریس بردارهای ویژه در ماتریس داده تک‌تک تصاویر، حجم اطلاعات آن‌ها کاهش داده می‌شود. به‌عبارت دیگر ماتریس اصلی اطلاعات هر تصویر  $X_{n \times j}$  با ضرب شدن 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.

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

<sup>۳</sup>Principal Component Analysis

<sup>۴</sup>Dimension Reduction

<sup>۵</sup>Eigen Vectors

<sup>۶</sup>Eigen Value

<sup>۱</sup>Wavelet

<sup>۲</sup>Radial Basis Function

اصلی ماتریس اسکناس آزمایش و اسکناس‌های مرجع را مقایسه کرد. برای مقایسه بین اسکناس آزمایشی و اسکناس‌های مرجع از تابع Jensen به صورت (رابطه ۲) استفاده شده است. مقدار این تابع بین ۰ و ۱ می‌باشد. هرگاه تصویر آزمایش  $P=[p_1, p_2, \dots, p_k]$  و مرجع  $Q=[q_1, q_2, \dots, q_k]$  یکسان باشند، مقدار تابع برابر "۰" می‌شود. در واقع معیار صحیح بودن تشخیص، کمینه بودن مقدار تابع می‌باشد (Hassanpour and Farahabadi, 2009).

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

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

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

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

یکی از مزایای دو روش زنجیره 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. در نتیجه تعداد الگوهای موجود در تصمیم‌گیری به نصف کاهش می‌یابد.

در پردازش تصاویر اسکناس استفاده از یک مرحله 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 مشخصات آماری در همسایگی محلی هر پیکسل استفاده می‌کند. در واقع برای اغلب تصاویر هر پیکسل به‌دلیل پیوستگی تصویر با مجموعه محدودی از پیکسل‌های اطراف خود همبستگی دارد و با نقاط دورتر همبستگی ندارد.

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

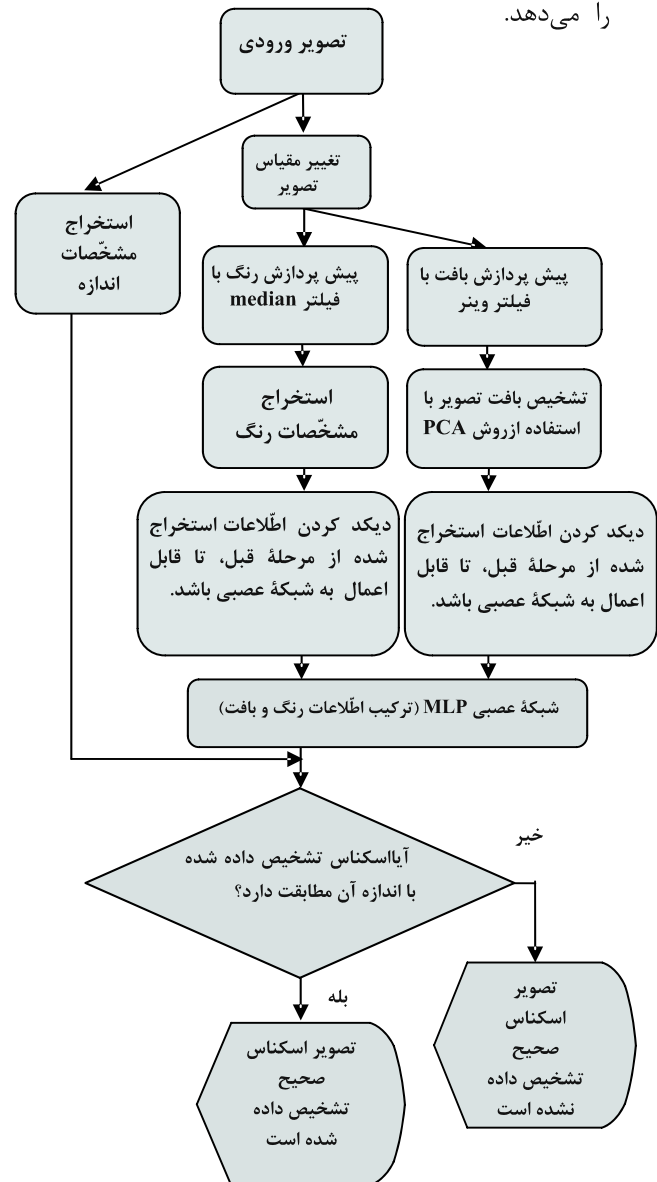
یکی از موارد استفاده از تشخیص اسکناس، برای نابینایان می‌باشد. به‌طور معمول روش‌های به‌کار گرفته شده در این مورد برای تعداد معدودی اسکناس و حداکثر برای کلیه اسکناس‌های یک کشور می‌باشد. به‌عنوان مثال در یک روش از چند دیود نوری رنگی (به رنگ‌های: قرمز، سبز، آبی و سفید) و تعدادی حس‌گر استفاده شده است که در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

در بعضی از کاربردها مانند ماشین‌های مرتب‌کننده اسکناس به یک روش تشخیص اسکناس سریع نیاز است. در ماشین‌های مرتب‌کننده اسکناس فقط چند نوع محدود از اسکناس‌ها شمرده و مرتب می‌شوند. وقتی مقداری اسکناس در دستگاه قرار می‌گیرد، می‌بایست ابتدا نوع اسکناس تشخیص داده شده و سپس براساس ارزش هر اسکناس مجموع ارزش اسکناس‌ها مشخص گردد. چون اجرای هم‌زمان تشخیص اسکناس، مرتب‌کردن 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 مشخص در اسکناس، به‌جای استفاده از کل اسکناس می‌باشد. به‌طور معمول در تصویر اسکناس‌های کشورهای مختلف قسمت‌هایی از تصویر وجود دارند (مثلاً گوشه‌ها) که اطلاعات 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. (رابطه ۱) مزیت استفاده از تغییرات سطوح به‌جای خود سطوح مشخص شدن بهتر بافت تصویر با استفاده از نحوه تغییرات سطوح تصویر می‌باشد. با توجه به پیوستگی تصاویر و تغییرات تدریجی بین سطوح خاکستری آن، اندازه درایه‌های قطر اصلی ماتریس، بسیار بزرگ‌تر از سایر درایه‌ها بوده و سایر مؤلفه‌ها قابل صرف‌نظر کردن می‌باشد و می‌توان برای تشخیص اسکناس، عناصر قطر

### ۳- روش پیشنهادی

در این مقاله روشی برای تشخیص اسکناس ارائه می‌گردد، که از مشخصات مهم اسکناس شامل رنگ، بافت و اندازه 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 اندازه اسکناس تنها برای مقایسه نتایج به‌دست آمده و تأیید آن به‌کار می‌رود. اما همان‌گونه که در (شکل ۱) مشخص شده، در روش پیشنهادی الگوهای مربوط به رنگ و بافت پس از استخراج با هم ترکیب شده و به یک شبکه عصبی جهت تشخیص اعمال می‌گردد و اندازه اسکناس در پایان به‌منظور تأیید و یا ردّ این تشخیص به‌کار می‌رود. این مسأله هم دقت تشخیص را بالا برده و هم امکان تشخیص تعداد بیشتری از اسکناس‌ها را می‌دهد.



(شکل ۱): نمودار روش پیشنهادی

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

#### PCA

یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های تصاویر اسکناس، بافت تصاویر، طرح‌ها و اشکال موجود در اسکناس می‌باشد. بدیهی است مقایسه جزء به جزء تصاویر نیز به‌دلیل حجم بالای اطلاعات 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 اطلاعات یک تصویر را کم نموده و هم در اثر وجود نوفه‌های تصویری اطلاعات آن به‌طور کامل دگرگون نگردد. به‌منظور کاهش حجم اطلاعات فقط قسمتی از بردارهای ویژه با مقادیر ویژه بزرگ برای هر تصویر به‌کار گرفته می‌شود.

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

### ۳-۲- اطلاعات رنگ

هر اسکناس یک رنگ زمینه 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 (شکل ۲).

برای استخراج رنگ تصاویر به‌صورت زیر عمل می‌کنیم:

۱. هر تصویر به  $10 \times 20$  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).

$$A = \begin{bmatrix} \text{ماتریس رنگ‌های غالب} \\ \text{تصویر بلوک‌های تست} \end{bmatrix}_{10 \times 20} \xrightarrow[\text{به 180 سطح}]{\text{تغییر سطح رنگ}} \hat{A}_{10 \times 20} \quad (3)$$

۲. سپس با استفاده از رابطه ۴ اختلاف بین اطلاعات رنگی تک‌تک بلوک‌های تصویر اسکناس آزمایش از اطلاعات کلیه اسکناس‌های بانک اطلاعاتی 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.

مجموعه اعداد و الگوهای متمایز باشد. در نتیجه پس از تشخیص این که رنگ تصویر اسکناس آزمایش به کدام یک از تصاویر نزدیک تر است، این نتیجه به صورت یک مجموعه اعداد  $n$  تایی ( $n$  تعداد تصاویر است) دیکد می شود. به دلیل آن که در بعضی موارد ممکن است اعداد خروجی مربوط به چند اسکناس هم زمان اعداد بزرگی باشند، یک مقدار آستانه تعریف می شود تا تمام اسکناس هایی که رنگ آن ها به رنگ اسکناس آزمایش نزدیک تر بوده نیز در این رقابت شرکت نمایند. سپس این مجموعه الگوها به یک شبکه عصبی اعمال می گردد، که قسمتی از ورودی های این شبکه نیز مربوط به بافت تصویر می باشد.

نکته حایز اهمیت آن است که در بعضی موارد تصویر آزمایش با یک تصویر یکسان می باشد، اما به دلیل فرسودگی اسکناس آزمایش، رنگ آن نسبت به تصویر اصلی اندکی متفاوت می گردد. در این صورت، با توجه به این که الگوریتم تشخیص رنگ در نظر گرفته شده، یک الگوریتم مقایسه ای است، این الگوریتم آن دو را به طور کامل متفاوت اعلام نخواهد کرد، بلکه در این روش میزان تطبیق و نزدیکی رنگ ها به دست می آید.

استخراج اطلاعات رنگ نیز نیاز به یک مرحله فیلتر دارد که در این مقاله از فیلتر میانه استفاده شده است. در استخراج اطلاعات رنگ اسکناس، چون هدف به دست آوردن رنگ های کلی هر بلوک می باشد و ممکن است در یک بلوک تغییرات ناگهانی رنگ تصویر داشته باشیم که با رنگ کلی هر بلوک مغایرت داشته باشد، اعمال این فیلتر با توجه به ماهیت فیلتر میانه سبب پیوستگی در تغییرات رنگ تصویر و حذف تغییرات ناگهانی شده و رنگ به دست آمده به رنگ کلی بلوک نزدیک تر می باشد (شکل ۴).

### ۳-۳- اندازه تصویر

یکی از مشخصه های اسکناس، اندازه آن است. با توجه به این که به طور معمول تصویر اسکناس هنگام اسکن کردن، به دلیل نور تابیده شده به آن، از پس زمینه بسیار متمایز می باشد، به راحتی می توان حاشیه های اسکناس را با تنظیم مقدار آستانه و شدت نور مناسب و اعمال یک فیلتر سیاه و سفید با مقدار آستانه بالا، تشخیص داد. به دلیل این که اندازه اسکناس ها به مرور زمان به دلیل پاره شدن، تاخوردگی و چروک شدن تغییر می کند، لازم است که یک محدوده تغییرات مجاز برای اسکناس ها در راستای افقی و عمودی در نظر گرفته شود.

اختلاف رنگ بین

$$Diff_i = \hat{A}_{10 \times 20} - \left( \begin{matrix} Reference \\ Images \end{matrix} \right)_i \quad (4)$$

اسکناس مرجع نام

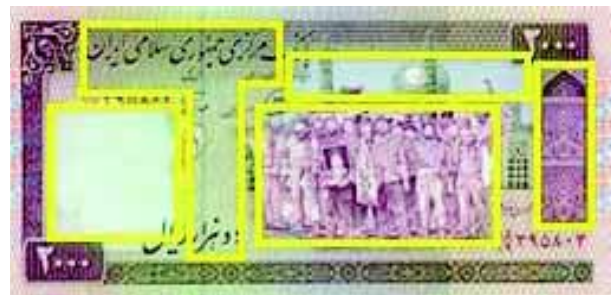
$$Nrm_{10 \times 20} = \begin{cases} 1 & \text{اگر رنگ بلوک تصویر تست و مرجع باشد یکسان} \\ 0 & \text{اگر رنگ بلوک تست و مرجع کاملا باشد متفاوت} \\ 0 < j < 1 & \text{بر اساس میزان اختلاف رنگ} \end{cases}$$

۳. با توجه به این که اجزای  $R$ ،  $G$  و  $B$  رنگ ها را می توان به طور تقریبی مستقل در نظر گرفت، می توان نتایج حاصل از مقایسه این ماتریس ها را برای هر بلوک در هم ضرب کرد. و اعداد حاصله را با هم جمع کرد. عدد حاصل هر چه بزرگ تر باشد، مطابقت تصویر بیش تر خواهد بود (رابطه ۵).

$$Nrm: \begin{Bmatrix} R \\ G \\ B \end{Bmatrix} \Rightarrow Mul_{10 \times 20} = (R.G.B) \quad (5)$$

ضرب داخلی

به ازای هر تصویر یک عدد حقیقی داریم  $S = Sum(Mul)$



شکل ۲: استخراج رنگ های منطقه ای اسکناس



شکل ۳: تقسیم اسکناس به نوارهای افقی و عمودی

با توجه به این که تشخیص رنگ یک قسمت از چرخه تشخیص اسکناس می باشد و می بایست در شبکه عصبی نهایی از بافت تصویر نیز در این چرخه استفاده شود، باید نتایج به دست آمده از قسمت تشخیص رنگ قابل استفاده در شبکه عصبی MLP گردد. در شبکه اصلی نهایی، قسمتی از ویژگی ها مربوط به بافت بوده و قسمتی مربوط به تشخیص رنگ می باشد. بنابراین خروجی قسمت تشخیص رنگ می بایست به جای یک مجموعه اعداد مقایسه ای، یک

کمتر می‌باشد و یا بالعکس. این امر نیز بر بهبود نتیجه در شبکه‌ی نهایی تأثیر دارد.

$$(۶) \left\{ \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار ویژگی رنگ (خروجی)} \\ \text{الگوریتم تشخیص رنگ} \end{array} \right\}, \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار ویژگی} \\ \text{استفاده از روش PCA} \end{array} \right\} \right\} = \text{بردار ویژگی}$$

$n=67$  ویژگی       $m=70$  ویژگی

#### ۴- نتایج و ارزیابی

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

برای ارزیابی الگوریتم‌های 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 اسکناس‌ها	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	۵۰، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰	یورو
۵	روسیه	۱۰، ۵۰، ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰	روبل
۶	افغانستان	۲۰، ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰	افغانی
۷	عراق	۵۰۰، ۲۵۰۰، ۵۰۰۰، ۱۰۰۰۰	دینار
۸	آذربایجان	۱، ۵، ۱۰، ۱۰۰	منات
۹	ارمنستان	۵۰، 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 اطلاعات بافت تصاویر، با استفاده از روش PCA یک بردار  $n$  بعدی از بردارهای ویژه ماتریس اطلاعات به‌عنوان معرف هر تصویر اسکناس در نظر گرفته می‌شود. نتایج مربوط به استفاده از بردار ویژه برای تشخیص اسکناس در جدول شماره دو آورده شده است. حال تغییر ابعاد این بردارهای ویژه می‌تواند بر عملکرد این الگوریتم تشخیص اثر



الف) تصویر اصلی



ب) تصویر پس از اعمال فیلتر (شکل ۴): استفاده از فیلتر میانه برای یکنواخت کردن رنگ‌های تصویر و کاهش تغییرات ناگهانی در چند مرحله

#### ۳-۴- تشخیص نهایی

پس از استخراج اطلاعات بافت و رنگ تصاویر، این اطلاعات به‌صورت یک بردار ویژگی در می‌آید، که  $m$  مؤلفه اول این ورودی‌ها، به بافت تصاویر (که با استفاده از روش PCA به‌دست می‌آید) تعلق دارد و  $n$  مؤلفه بعدی به اطلاعات رنگ مربوط می‌باشد. این بردار ویژگی به‌عنوان ورودی به یک شبکه‌ی عصبی MLP با لایه‌های ورودی، مخفی و خروجی به ابعاد ۱۳۴، ۱۵۰ و ۱۳۷ اعمال می‌گردد در پایان اندازه اسکناس با اندازه اسکناس جواب مطابقت داده شده و در صورت درست بودن پاسخ، تأیید می‌گردد.

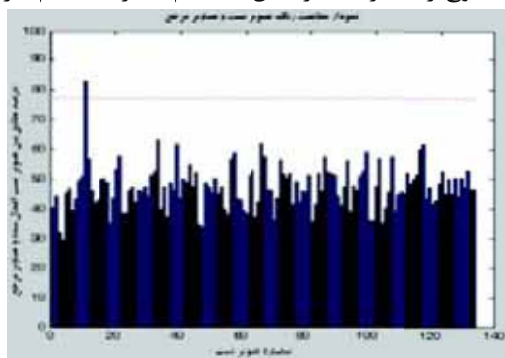
الگوریتم تشخیص بافت به‌ازای بعضی از تصاویر بسیار مخدوش، به علت اشتباه در داده<sup>۱</sup> و یا از دست‌دادن داده<sup>۲</sup> و تغییر بیش از حد اطلاعات استخراج شده ورودی شبکه‌ی عصبی قادر به تشخیص اسکناس نخواهد بود. این مسئله برای الگوریتم تشخیص رنگ نیز به‌طور کامل صادق می‌باشد. به‌همین دلیل اگر به ورودی‌های الگوریتم تشخیص بافت به‌وسیله شبکه‌ی عصبی یک مجموعه ویژگی رنگ به‌منظور جبران اطلاعات اشتباه بافت بیافزاییم، این کار باعث کاهش تأثیر اطلاعات 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

<sup>۱</sup>Mistake in data

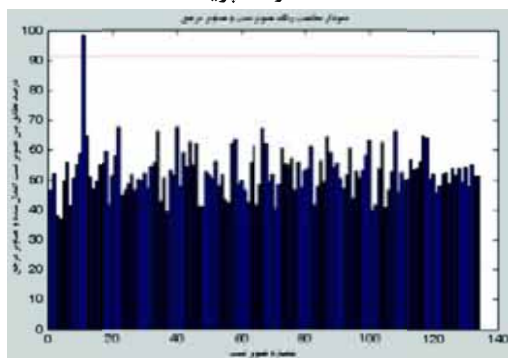
<sup>۲</sup>Missing data

خود در پایگاه داده، یک فاصله زیاد و متمایزی از مابقی تصاویر دارد.

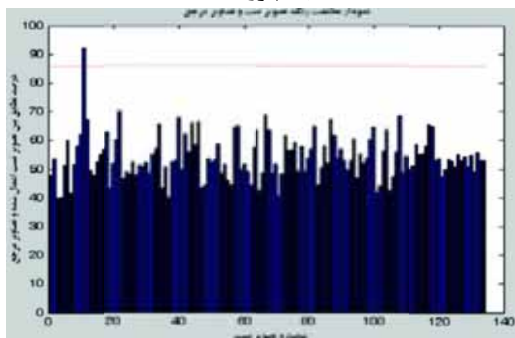
تعداد سطوح رنگ بر عملکرد این سیستم تأثیر مستقیم دارد.



الف) رنگ پریده



ب) چروکیده



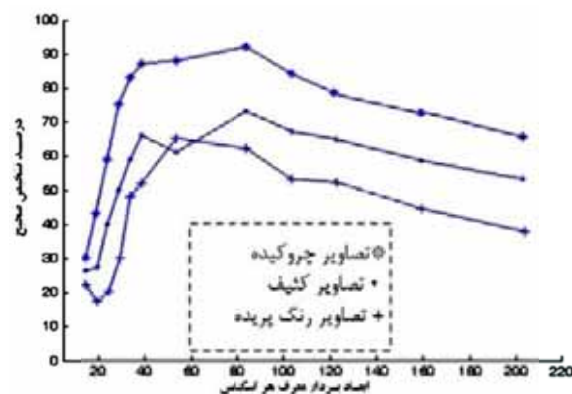
ج) کثیف

(شکل ۶): نمودار مقایسه ای بین اسکانس مرجع ۱۰۰۰۰ ریالی

و اسکانس‌های تست ۱۰۰۰۰ ریالی

مطابق (شکل ۷) اگر تعداد سطوح کوانتیزه بیش از حد کوچک گردد، این امر سبب کاهش دقت شده و رنگ بلوک‌های تصویر آزمایش را با اکثر تصاویر بانک اطلاعاتی شبیه می‌داند. اگر تعداد سطوح رنگ بیش از حد زیاد باشد، به دلیل افزایش تعداد رنگ‌ها، چنانچه رنگ بلوک اسکانس آزمایش و اسکانس مرجع مربوطه به دلیل نوفه کمی اختلاف داشته باشند رنگ آن‌ها متفاوت در نظر گرفته می‌شود و ممکن است اسکانس به درستی تشخیص داده نشود. در بهترین حالت میزان درصد جواب‌های صحیح ۸۵٪ بوده که سهم اسکانس‌های رنگ پریده، چروک و کثیف به ترتیب برابر ۸۱٪، ۹۲٪ و ۸۵ درصد می‌باشد.

بگذارد. در (شکل ۵) نمودار تغییر درصد جواب صحیح با این الگوریتم به ازای ابعاد مختلف بردار ویژه نشان داده شده است. بر این اساس کاهش بیش از حد ابعاد بردار تصاویر تمایز بین آن‌ها را کم‌تر نموده و میزان جواب‌های نادرست را افزایش می‌دهد. همچنین بزرگ بودن بیش از حد ابعاد بردار، معرف تصاویر باعث پیچیدگی بیش‌تر شبکه عصبی و نادرستی تشخیص می‌گردد. به حتم نمی‌توان به منظور افزایش دقت تشخیص، ابعاد لایه ورودی را به هر میزان افزایش داد. با افزایش بیش از حد ابعاد این لایه‌ها به دلیل پیچیدتر شدن و بزرگی بیش از حد شبکه، درصد جواب‌های اشتباه بیش‌تر می‌گردد (همان‌طور که در عمل نیز مشاهده گردید). با تنظیم پارامترهای سیستم تشخیص بافت تصاویر و اعمال آن، کلیه اسکانس‌های چروکیده، کثیف و رنگ پریده جواب بهینه به ازای بردارهای به ابعاد ۷۰ تا ۹۰ به دست آمده و مقدار آن به طور متوسط برابر ۷۹٪ خواهد شد.

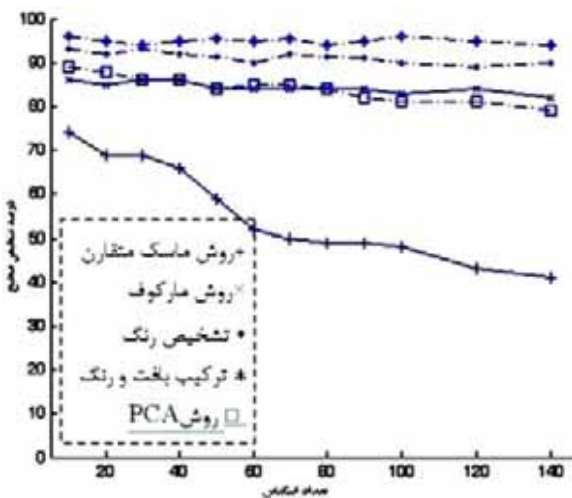


(شکل ۵): نمودار تأثیر ابعاد بردار ویژه بر میزان

جواب‌های صحیح

در آزمایش الگوریتم تشخیص رنگ مشاهده می‌شود که قدرت تشخیص الگوریتم مناسب می‌باشد. این روش اسکانس‌های صحیح را از سایر اسکانس‌ها با دقت بالایی متمایز می‌نماید. (شکل ۶) درصد مطابقت اسکانس آزمایش را در سه حالت رنگ رفته، چروک و کثیف با اسکانس‌های نمونه نشان می‌دهد. با توجه به میزان وجود نوفه‌های رنگی و از بین رفتن نسبی رنگ قسمت‌هایی از اسکانس این مطابقت کمتر از صد درصد خواهد شد. لازم به ذکر است، در صورتی که رنگ کلیه بلوک‌های اسکانس تست و مرجع یکسان بود و عدد به دست آمده در الگوریتم رنگ بیشینه گردد، مطابقت صد درصد می‌باشد. محور افقی در این نمودار شماره تصاویر اسکانس‌های بانک اطلاعاتی بوده که درصد مطابقت هر اسکانس آزمایش در یک آزمایش با مجموعه اسکانس‌های پایگاه داده در محور عمودی نمایش داده می‌شود. همان‌طور که در (شکل ۶) مشاهده می‌شود، میزان مطابقت رنگ اسکانس آزمایش با اسکانس صحیح متناظر

در دو روش مارکوف و ماسک‌های متقارن چرخش ۱۸۰ درجه اسکناس، تأثیری در تشخیص ندارد و این روش‌ها مستقل از جهت وارد کردن اسکناس‌ها است. در نتیجه تعداد الگوهای موجود به نصف کاهش می‌یابد؛ در حالی که روش‌های تشخیص رنگ و ترکیب بافت و رنگ، متأثر از جهت وارد کردن اسکناس می‌باشد و در نتیجه می‌بایست تعداد الگوهای مرجع را دو برابر نموده تا امکان تشخیص در همه حالات وجود داشته باشد. در روش‌های زنجیره مارکوف و تشخیص رنگ به دلیل این که تشخیص بر اساس مقایسه بوده، افزایش تعداد اسکناس‌ها تأثیر تدریجی و با شیب ملایم دارد. در روش ترکیب اطلاعات، با افزایش تعداد اسکناس‌ها، نه تنها تعداد الگوها افزایش می‌یابد بلکه افزایش تعداد ورودی‌های شبکه عصبی را نیز در پی دارد. بدیهی است که این افزایش تا حدی امکان‌پذیر بوده و افزایش بیش از حد آن باعث افت شدید عملکرد این روش می‌گردد. البته استفاده از شبکه‌های عصبی نیز مزیت‌هایی دارد که به جای بررسی و مقایسه جزء به جزء اطلاعات کل الگوی اطلاعات یک تصویر را بررسی می‌کند.

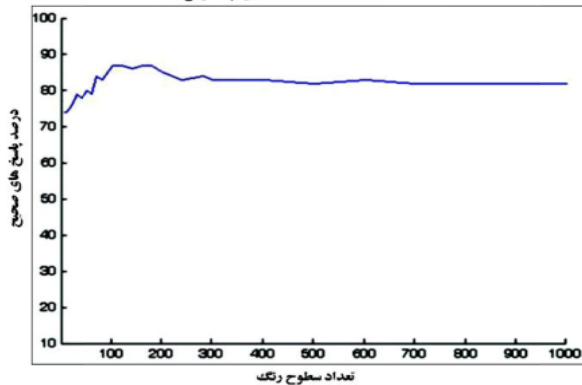


(شکل ۸): نمودار مقایسه‌ای عملکرد روش‌های تشخیص اسکناس بر اساس تعداد اسکناس‌ها

## ۵- نتیجه گیری

پردازش تصاویر اسکناس به دلیل 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 مشخصه‌های استخراجی از تصاویر اسکناس (که غالباً بافت تصویر می‌باشد)، برای تشخیص اسکناس‌ها استفاده می‌شود.

نمودار تأثیر تعداد سطوح رنگ بر الگوریتم تشخیص رنگ



(شکل ۷): 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 شماره ۲ و (شکل ۸) نمایش داده شده است.

میزان تشخیص الگوریتم‌های پیشنهادی به خصوص الگوریتم ترکیب رنگ و بافت به دلیل استفاده از همه اطلاعات تصویر فوق‌العاده بالا (حدود ۹۵٪) می‌باشد. در حالی که عملکرد روش ماسک‌های متقارن فقط در یک بازه کوچک قابل قبول بوده و عملکرد روش زنجیره مارکوف نیز از روش‌های پیشنهادی کمی پایین‌تر می‌باشد.

(جدول ۲): مقایسه الگوریتم‌های مختلف به ازای ۴ مجموعه تصاویر

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

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 اسپیکل تصاویر با استفاده از معادلات انتشار و مفهوم تصویر پیکسونی، چهاردهمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، ایران.

تصاویر آزمایش به‌طور معمول به‌علاّت نوفه‌های تصویری، مطابقت صددرصد با اسکناس اصلی نداشته و مغایرت‌هایی با آن دارد. بالطبع اطلاعات 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 مشخصه‌های تصویر گذاشته و دیگری کم‌تر مخدوش می‌شود. با تأثیر نوفه بر روی یکی از مشخصه‌های تصویر (مثل بافت تصویر)، اطلاعات استخراجی ورودی مربوط به این مشخصه تصویر، کمی تغییر می‌کند که اگر این تغییرات از یک حدّ بیش‌تر باشد، ممکن است شبکه 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 مشخص استفاده می‌شود، ممکن است این فیلتر، برای بعضی از نوفه‌های تصاویر، اثر مطلوب را نداشته باشد. در نتیجه اگر در شبکه عصبی فقط اطلاعات بافت و یا رنگ تصاویر به‌کار رفته شود این امر باعث افزایش حساسیت شبکه نسبت به تغییرات ناخواسته این اطلاعات می‌گردد. به همین علت استفاده از ترکیب اطلاعات این دو مشخصه باعث می‌شود اطلاعات ورودی شبکه عصبی به‌صورت مجموعه اطلاعات رنگ و بافت تصاویر باشد. در نتیجه در مواردی که نوفه بر روی یکی از این ورودی‌ها اثر کرده (و ورودی‌های مربوط به مشخصه دیگر کم‌تر دچار تغییر شده‌اند) تغییرات کلّ مجموعه ورودی‌ها قابل اغماض‌تر شده و الگوی مربوطه با شبکه 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.



### مهرگان مهدوی موفق به کسب

درجه دکترا در رشته مهندسی

کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه

نیو ساوت ولز استرالیا در سال ۱۳۸۴

گردید و از آن پس تاکنون به عنوان

عضو هیئت علمی گروه مهندسی کامپیوتر در دانشگاه  
گیلان فعالیت می نماید. زمینه های تحقیق وی  
شامل پایگاه داده های اینترنتی، سرویس های وب،  
سیستم های توصیه گر، داده کاوی، پردازش تصویر و  
آموزش الکترونیکی می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

**mahdavi@guilan.ac.ir**



### حبیب آهکی لاکه مدرک کارشناسی

خود را در رشته الکترونیک در سال

۱۳۸۰ از دانشگاه زنجان اخذ نمود. وی

در سال ۱۳۸۹ مدرک کارشناسی ارشد

خود را در رشته الکترونیک از دانشگاه

گیلان دریافت نمود. زمینه مورد علاقه تحقیق وی پردازش  
تصویر می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

**Habib.ah57@gmail.com**



### بابک ناصرشریف موفق به اخذ درجه

دکترا در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش

هوش مصنوعی از دانشگاه علم و صنعت

ایران در سال ۱۳۸۶ گردید. وی از سال

۱۳۸۶ تا پایان سال ۱۳۸۹ عضو هیئت

علمی گروه مهندسی کامپیوتر در دانشکده فنی دانشگاه  
گیلان بوده است. زمینه های تحقیق وی شامل بهبود گفتار،  
بازشناسی گفتار و مقاوم سازی آن، تبدیل موجک، مدل سازی  
و بازشناسی الگو و واژه یابی گفتاری می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

**nasharif@guilan.ac.ir**