

# دسته‌بندی و تشخیص اسکناس‌های ایرانی بر اساس قوانین بیز و درخت تصمیم

فردین صبوری<sup>۱</sup>، حسن علی‌کرمی<sup>۲</sup>، فرزین یغمایی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، fardin.sabouri@semnan.ac.ir

<sup>۲</sup>دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، hassan\_alikarami@ymail.com

<sup>۳</sup>دانشگاه سمنان، سمنان، ایران، f\_yaghmaee@semnan.ac.ir

## چکیده

با توجه به اهمیت شناسایی اسکناس در سیستم‌های جدید بانکی و عدم کارایی و تطبیق مناسب الگوریتم‌های بکار رفته بر روی اسکناس‌های غیر ایرانی، در این مقاله سعی شده است تا با ارائه معیاری جدید به دسته‌بندی اسکناس‌های ۱۰، ۲۰، ۵۰ و ۱۰۰ هزار ریالی در ۴ دسته مختلف پردازیم. پس از آن به دسته‌بندی و محاسبه‌ی احتمال پیشین هر کلاس با استفاده از قوانین بیز می‌پردازیم و با توجه به خروجی این مرحله، به کمک درخت تصمیم سعی در شناسایی اسکناس داریم. در این مقاله با بکارگیری تکنیک‌های پردازش تصویر، زاویه‌ی تصویر با سطح افق و همچنین اندازه‌ی آن مهم نبوده، اما این روش، قابلیت تشخیص پشت و رو بودن تصویر ورودی را ندارد. در نهایت با انجام آزمایش بر روی ۸۰۰ قطعه اسکناس، به دقتی در حدود ۹۴ درصد رسیدیم.

## واژه‌های کلیدی

تشخیص اسکناس، قوانین بیز، درخت تصمیم‌گیری

## ۱- مقدمه

با توجه به گسترش دستگاه‌های خودپرداز و خوددریافت در سیستم‌های بانکی و انتقال پول، نیاز به سیستم‌های پردازش تصویر و تشخیص اسکناس توسط ماشین به شکلی که تصویر ورودی را دریافت و نوع آن را تشخیص دهد، بیش از پیش احساس می‌شود. از طرفی دیگر با توجه به حجم بالای پولی که به شکل اسکناس در بین بانک‌ها و افراد مختلف جایجا می‌شود، مخدوش شدن و فرسودگی و یا تغییر شکل و بافت اسکناس‌ها امری ناگزیر می‌باشد. جایگزین کردن این اسکناس‌ها با اسکناس‌های نو هزینه‌ی زیادی می‌طلبد، به خصوص در شرایطی که کشور مورد نظر، تکنولوژی تولید کاغذ اسکناس یا توان چاپ آن را نداشته باشد.

این مشکل در کشور ایران به دلیل حجم بالای نقدینگی و نیز رواج اسکناس‌های فرسوده، دست نویسی شده، پاره و مخدوش چشم‌گیرتر است، به گونه‌ای که بسیاری از روش‌ها و الگوریتم‌های رایج برای تشخیص اسکناس‌های خارجی در مقابل تشخیص اسکناس‌های ایرانی ناتوانند. از این جهت در مقاله‌ی پیش رو سعی شده است که راهکاری مطابق و متناسب با اسکناس‌های رایج در کشور ایران برای تشخیص و دسته‌بندی آنها در قالب ۴ دسته‌ی اسکناس‌های ۱۰ هزار ریالی، ۲۰ هزار ریالی، ۵۰ هزار ریالی و ۱۰۰ هزار ریالی ارائه گردد.

## ۲- کارهای پیشین

در زمینه‌ی تشخیص اسکناس راهکارهای زیادی ارائه گردیده است که بطور کلی دسته بندی را با استفاده از دو معیار رنگ و بافت تصویر انجام می‌شود. در این بخش به مرور چند روش متداول می‌پردازیم.

### ۲-۱- روش استفاده از تبدیل موجک

اگر هر اسکناس را در حوزه فرکانس، الگویی با دامنه‌ای مشخص از فواصل فرکانسی فرض کنیم آنگاه می‌توان آن را به چند زیرمجموعه از باندهای فرکانسی مختلف تجزیه کرد. سپس با محاسبه‌ی فاصله‌ی هر تصویر ورودی از این باندها، شبیه‌ترین تصویر مرجع به تصویر ورودی را تشخیص داد [۳].

### ۲-۲- روش تشخیص لبه‌ها

یک راهکار برای تشخیص و تمایز اسکناس‌ها، تشخیص لبه می‌باشد [۴]. به‌طور کلی در این روش ابتدا تصویر را به مجموعه‌ای از چندین تصویر کوچک‌تر تجزیه می‌کنیم. سپس در هر زیرمجموعه، تعداد لبه‌ها را شمارش می‌کنیم و این تعداد را به‌عنوان یک ویژگی از تصویر به شبکه‌ی عصبی اعمال می‌کنیم. از آنجا که در اسکناس‌های ایرانی میزان مخدوش بودن می‌تواند بسیار بالا باشد، این روش چندان کارآمد نیست [۵].

### ۳-۲- روش استفاده از ماسک‌های لغزان تصادفی

اگر ماسکی مربعی و متقارن با مقادیر تصادفی باینری را در نظر بگیریم و سپس بر روی تصویر مرجع باینری حرکت دهیم و در هر مرحله میزان تطابق را شمارش کنیم، و همین عمل را بر محل یکسان در تصویر ورودی باینری انجام دهیم، با مقایسه‌ی میزان تطابق‌ها در دو تصویر می‌توان به معیاری جهت سنجش شباهت رسید.

این مقادیر را به مانند روش ۱-۳ می‌توان به شبکه‌ی عصبی اعمال کرد و نوع بهترین ماسک‌ها را به‌وسیله‌ی الگوریتم ژنتیک استخراج کرد.

نقطه‌ی قوت این روش، در متقارن بودن ماسک‌ها می‌باشد به گونه‌ای که به وارونه بودن یا چرخش ۱۸۰ درجه‌ای تصویر ورودی حساس نیست. ضعف این روش وابستگی شدید به مقادیر پیکسل‌هاست به گونه‌ای که با تغییر نور محیط سیستم دچار اختلال و اشتباه می‌شود [۶].

### ۴-۲- تشخیص بافت تصویر به روش PCA

در این روش ویژگی‌های بافت هر اسکانس مرجع استخراج شده و به‌وسیله‌ی تکنیک‌های موجود در شناسایی الگو، ابعاد و حجم ویژگی‌ها با استفاده از روش PCA کاهش داده شده و سپس جهت تطابق به شبکه‌ی عصبی یا سایر ابزارهای یادگیری اعمال گردد [۷].

### ۵-۲- روش مدل مخفی مارکوف

با توجه به اینکه بطور کلی میزان تغییرات دو پیکسل همجوار در حالت همسایگی قطری یا ۸ گانه بیشتر از میزان تغییرات دو پیکسل همجوار در حالت همسایگی چهارگانه است، در این روش میزان تغییرات پیکسل‌های موجود بر قطر اصلی به عنوان زنجیره‌ای از مقادیر ذخیره می‌گردد.

در این راهکار، مقادیر موجود بر قطر اصلی تصویر مرجع و تصویر ورودی با توجه به معیار Jensen مقایسه می‌گردد [۸].

در این روش وارونه بودن تصویر باعث ایجاد اشتباه و اختلال نمی‌گردد.

### ۳- روش پیشنهادی

#### ۱-۳- روش بیز در دسته بندی

دسته‌بندی کننده‌های بیزین براساس قانون بیز و با فرض یک تابع چگالی احتمال مشخص برای داده‌های هر طبقه، آنها را دسته‌بندی می‌کند. در این قانون یک الگوی نامشخص (ورودی جدید)، به طبقه‌ای که با احتمال بیشتری عضو آن است، دسته‌بندی می‌شود.

فرض کنید  $c$  طبقه (دسته)  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$  داریم و می‌خواهیم بردار ویژگی  $x$  را در یکی از این طبقه‌ها دسته‌بندی کنیم. برای این کار باید  $c$  احتمال شرطی  $P(\omega_i|x), i = 1, \dots, c$  را تشکیل دهیم. بدیهی است که هر کدام از بقیه بزرگتر باشد،  $x$  عضو آن طبقه می‌باشد. (به این احتمال‌های شرطی  $a$  posteriori) نیز گفته می‌شود که احتمال عضویت الگوی نامشخص  $x$  را به هر طبقه نشان می‌دهند. اما مشکل آن است که مقدار  $P(\omega_i|x)$  به صورت مستقیم در دسترس نمی‌باشد. برای حل این

مشکل از قوانین احتمال و همچنین داده‌های آموزشی (مجموعه‌ای از داده‌ها با مشخص بودن طبقه‌ای که عضو آن هستند) استفاده می‌کنیم که این کار منجر به قانون بیز می‌شود.

همچنین فرض می‌کنیم توابع چگالی احتمالی (PDF) مربوط به  $P(x|\omega_1)$  و  $P(x|\omega_2)$  معلوم می‌باشد. این توابع، توزیع بردارهای ویژگی  $x$  در هر طبقه را نشان می‌دهند (نحوه به دست آوردن این توابع در بخش بعد نشان داده می‌شود) [۹].

می‌دانیم:

$$P(B|A).P(A) = P(A|B).P(B) \quad (1)$$

در نتیجه داریم:

$$P(\omega_i|x) = \frac{P(x|\omega_i).P(\omega_i)}{P(x)} \quad (2)$$

#### ۲-۳- استخراج پارامترهای قضیه‌ی بیز

به این دلیل که در اسکانس‌های ایرانی در برخی مواردی برچسب‌های تیره یا نوشته‌هایی با حجم بالا درج و نصب می‌گردد، تمرکز بر یافتن بافت یا قسمت خاصی از تصویر ممکن است با خطا مواجه گردد. برای مثال اگر معیار تشخیص وجود عدد یا تمثال و بافت خاصی بر تصویر باشد، در صورتی که برچسب بر آن ناحیه واقع شده باشد، الگوریتم با مشکل مواجه می‌شود. حال آنکه از دید انسان آن اسکانس دارای اعتبار می‌باشد. از طرفی، با توجه به میزان فرسودگی و میزان بالای مخدوش بودن اسکانس‌های رایج، راهکارهای پیشین ارائه شده در بسیاری موارد که اسکانس ورودی مخدوش، پاره یا کهنه می‌باشد با خطا مواجه می‌گردد.

از این رو سعی شده است که مقیاسی ارائه گردد که میزان شباهت را مطابق با اسکانس‌های رایج ایرانی در کل تصویر بیابد نه فقط در قسمت‌هایی مشخص و محدود.

گرچه در دستگاه‌های خودپرداز و موارد مشابه محفظه‌های مشخصی برای قرارگیری اسکانس تعبیه شده است اما در صورت لزوم نیاز است تا اسکانس را در راستای طولی (و یا عرضی) صاف یا تراز کنیم.

برای این کار ابتدا لازم است که میزان کج بودن اسکانس را با تشخیص دو گوشه‌ی آن و تشکیل مثلثی قائم‌الزاویه به‌دست آوریم (شکل ۱ - الف). برای مواردی که اسکانس در گوشه‌ها شامل پارگی یا خردگی می‌باشد، ابتدا لازم است که بالاترین نقطه‌ی اسکانس را با استفاده از برخورد دو خط قائم طول و عرض اسکانس محاسبه کنیم (شکل ۱ - ب).

پس با محاسبه‌ی زاویه‌ی اسکانس با خط قائم و تشخیص طول و عرض اسکانس، می‌توان اسکانس را تراز کرد [۱].

در مقاله‌ی مطالعه شده [۱]، برای تشخیص لبه‌های اسکانس در جهت تراز کردن، از فیلتر پرویت استفاده شده است.

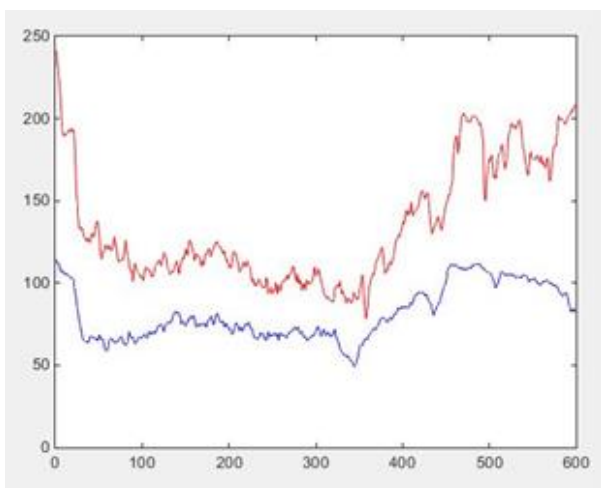
برای حذف نویز و بالابردن کیفیت تصاویر ورودی هم می‌توان از روش هموار کردن هیستوگرام بهره برد [۱۰] که البته در این مقاله با توجه به روش پیشنهادی و نیز جهت کاهش هرچه بیشتر زمان محاسبات، با توجه به عدم بهبود نتایج، از این پردازش صرف‌نظر شده است.



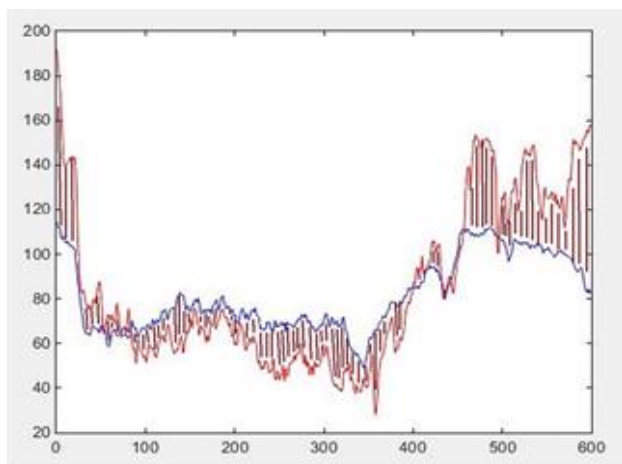
شکل ۱: ب [۱]



شکل ۱: الف [۱]



شکل ۲: نمایش دو سیگنال دو تصویر به طول ۶۰۰



شکل ۳: مساحت شکل گرفته بین دو سیگنال پس از جابجایی سیگنال با مقادیر بزرگتر در راستای محور عمود

برای رفع مشکل وارونه بودن تصاویر ورودی، می‌توان سیگنال ورودی را با قرینه‌ی خود نسبت به محور عمود جمع و سپس میانگین گرفت. این کار برای نمونه‌های مرجع هم باید صورت گیرد. در این مقاله این نظر اعمال نگردیده و نتایج با فرض عدم وارونه بودن تصاویر درج شده است.

با فرض تراز بودن تصویر ورودی، جهت نزدیکتر کردن راهکار پیشنهادی تشخیص اسکناس به سیستم بینایی و نحوه‌ی تشخیص انسان در موارد مشابه، از هر دو مؤلفه‌ی رنگ و بافت تصویر استفاده شده است. بدین ترتیب که هر ۳ کانال‌های رنگ قرمز، سبز و یا آبی را در سیستم RGB در نظر می‌گیریم.

واضح است که اگر شدت رنگ در سه کانال تصویر ورودی بیش از حد با تصویر مرجع یا اسکناس‌های رایج فاصله داشته باشد، علی‌رغم میزان بالای تشابه در بافت، نباید به عنوان اسکناس معتبر تشخیص داده شود. در عین حال تشابه بافت دو تصویر ورودی و مرجع از اهمیت بالایی برخوردار است. برای هرچه نزدیکتر کردن معیار پیشنهادی به واقعیت، سعی شده است که میزان تطابق اسکناس مورد آزمایش با ترکیبی از میزان شباهت رنگ و بافت سنجیده شود. برای اینکار ابتدا تصویری که مراحل پردازش اولیه را طی کرده است را به شکل ماتریسی سطری تبدیل می‌کنیم. بدین ترتیب که هر سطر از تصویر را در ادامه‌ی سطر قبل قرار می‌دهیم تا برای مثال برای تصویری با ابعاد  $60 * 30$  ماتریسی با ابعاد  $1800 * 1$  تشکیل شود. این ماتریس را می‌توان به شکل سیگنالی یک بعدی تعبیر کرد. همین رویه را برای تصویر مرجع مورد نظر هم تکرار می‌کنیم که در نهایت به دو سیگنال به قرار شکل ۲ می‌رسیم.

میزان شباهت را مساحت بین دو سیگنال موجود در نظر می‌گیریم. اما از آنجا که امکان دارد تصویر ورودی مخدوش باشد، یا با توزیعی یکسان شدت رنگ پیکسل‌های آن تغییر کرده باشد، یا در مرحله‌ی ثبت تصویر با تغییرات نور محیط یا ایجاد نویز، تصویر ورودی تغییر کرده باشد و یا دست‌کم بخشی از آن دچار تغییرات شده باشد، پس تمام مقادیر سیگنال ورودی را با توجه به بیشترین مقدار آن، هر بار یک واحد افزایش یا کاهش می‌دهیم و مجدداً مساحت را محاسبه می‌کنیم. این کار را تا زمانی که سیگنال ورودی کاملاً از سیگنال مرجع عبور کند ادامه می‌دهیم و هر بار مساحت را محاسبه می‌کنیم. کمترین مساحت تشکیل شده در طول این روند را به عنوان معیاری از شباهت دو سیگنال در نظر می‌گیریم (شکل ۳). هرچه این مقدار کمتر باشد میزان تشابه بیشتر است.

لازم به ذکر است که این معیار شباهت به اندازه تصویر ورودی حساس نیست و در صورت کوچک یا بزرگتر بودن آن نسبت به تصویر مرجع، با اعمالی ضریبی کمتر یا بیشتر از یک بر روی فاصله‌ی نمونه برداری‌ها می‌توان اندازه دو سیگنال از لحاظ طول را یکسان کرد.

جدول ۲: میزان شباهت‌های بدست آمده در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکناس بر اساس کانال قرمز

کانال قرمز	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکناس ۱۰	۰,۷۸	۰,۰۵	۰,۱۷	۰
۲۰۰ اسکناس ۲۰	۰	۰,۵۹	۰,۳۲	۰,۰۸
۲۰۰ اسکناس ۵۰	۰	۰,۲۴	۰,۵۹	۰,۱۶
۲۰۰ اسکناس ۱۰۰	۰	۰,۱۵	۰,۳۱	۰,۵۴

جدول ۳: میزان شباهت‌های بدست آمده در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکناس بر اساس کانال سبز

کانال سبز	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکناس ۱۰	۰,۸۳	۰,۰۷	۰,۰۹	۰
۲۰۰ اسکناس ۲۰	۰,۹۱	۰,۰۵	۰,۰۴	۰
۲۰۰ اسکناس ۵۰	۰	۰,۶۱	۰,۳۴	۰,۰۵
۲۰۰ اسکناس ۱۰۰	۰	۰,۲۶	۰,۵۸	۰,۱۶

جدول ۴: میزان شباهت‌های بدست آمده در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکناس بر اساس کانال آبی

کانال آبی	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکناس ۱۰	۰,۸۶	۰,۰۴	۰,۰۹	۰
۲۰۰ اسکناس ۲۰	۰	۰,۶۵	۰,۲۸	۰,۰۷
۲۰۰ اسکناس ۵۰	۰	۰,۲۴	۰,۶۲	۰,۱۴
۲۰۰ اسکناس ۱۰۰	۰	۰,۱۷	۰,۲۴	۰,۵۸

برطبق آزمایشات انجام شده، کانال قرمز بهترین دسته بندی را برطبق این معیار انجام می‌دهد پس در درخت تصمیم تشکیل شده، این ویژگی را در ریشه‌ی درخت قرار می‌دهیم و برای کانال قرمز تصویر ورودی ابتدا ۴ عدد به‌عنوان میزان شباهت با ۴ کلاس محاسبه می‌گردد. برای تصویر ورودی  $X$  به جدول ۵ خواهیم رسید.

جدول ۵: مساحت‌های بدست آمده و نرمال شده در تطابق تصویر ورودی  $X$  با تصویر ۴ اسکناس مرجع

کلاس ۱۰	کلاس ۵	کلاس ۲	کلاس ۱	تصویر $X$
D	c	B	a	X

مقادیر  $a$ ,  $b$ ,  $c$  و  $d$  در قضیه‌ی بیز معادل  $p(w_1)$  تا  $p(w_4)$  می‌باشند. حال بر اساس فرمول ۱ و فرمول ۲ و با توجه به جدول ۱ داریم:

$$\begin{aligned} P(w_1|X = x_i) &= w_{i1} * a \\ P(w_2|X = x_i) &= w_{i2} * b \\ P(w_3|X = x_i) &= w_{i3} * c \\ P(w_4|X = x_i) &= w_{i4} * d \end{aligned} \quad (3)$$

پس می‌توان مقدار  $p(x_i)$  را بدین شکل نوشت:

$$P(x = x_i) = \sum w_{ij} * P(w_j) \quad (4)$$

در شکل ۴ تعدادی از نمونه‌های استفاده شده از اسکناس‌های رایج ۱۰ هزار ریالی پس از تراز شدن را مشاهده می‌کنید. به دلیل عدم وجود دیتاست مشخص و قابل اعتبار برای اسکناس‌های ایرانی و نبود تعریفی مشخص از پارگی، پوسیدگی یا مخدوش بودن، تعدادی از نمونه‌ها به روش ترکیب کردن دو تصویر از اسکناس‌های هم ارزش متفاوت، تهیه شده است. بدین ترتیب که برای هر دو تصویر موجود، دو تصویر جدید با ترکیب دو بخش از هر یک از دو نمونه‌ی ورودی ایجاد شده است.



شکل ۴: ۴ نمونه اسکناس ۱۰ هزار ریالی بکار رفته در دیتاست

در آزمایشات انجام شده از هر اسکناس ۲۰۰ عدد به‌عنوان نمونه به الگوریتم وارد شده است. برای هر اسکناس پس از تراز شدن، میزان تشابه برطبق معیار پیشنهاد شده با ۴ اسکناس مرجع محاسبه شده است. سپس هر ۲۰۰ مساحت محاسبه شده به ازای هر مرجع، جمع و سپس نرمال گردیده است.

در جدول ۱ نحوه‌ی نام‌گذاری خانه‌های جدول مورد نظر معرفی شده است. باید توجه داشت که چون در این معیار، کمتر بودن مساحت نشانه‌ی تشابه بیشتر است از فرمولی متفاوت استفاده شده است تا بدین ترتیب برای مقادیر کمتر عدد بزرگتری نسبت داده شود.

محاسبات فوق برای هر سه کانال قرمز- سبز- آبی انجام شده است. جدول‌های ۲ تا ۴ میزان تشابه هر دسته ۲۰۰ تایی از اسکناس‌های هم ارزش با ۴ کلاس مختلف را نشان می‌دهد.

برای مثال با توجه به جدول ۲ در کانال قرمز، ۲۰۰ اسکناس ۱۰ هزار ریالی، در مجموع ۰,۷۸ واحد با اسکناس ۱۰ هزار ریالی مرجع تشابه داشته‌اند که در قالب قضیه‌ی بیز معادل  $p(x|w_1)$  می‌باشد.

جدول ۱: نحوه نام‌گذاری خانه‌های جداول ۲ تا ۴

کلاس ۱۰	کلاس ۵	کلاس ۲	کلاس ۱	کانال مورد نظر
W14	W13	W12	W11	۲۰۰ اسکناس ۱۰
W24	W23	W22	W21	۲۰۰ اسکناس ۲۰
W34	W33	W32	W31	۲۰۰ اسکناس ۵۰
W44	W43	W42	W41	۲۰۰ اسکناس ۱۰۰

ورودی خود به خود کلاس مربوطه مشخص می‌گردد زیرا در این راهکار ارزش هر اسکانس معادل کلاسی است که به آن متعلق خواهد شد. در حالت کلاسیک، احتمال اینکه در یک سبب شامل  $n$  گوی که  $m$  تای آن‌ها سفید است، گوی خارج شده سفید باشد برابر با  $m/n$  است اما در مساله‌ای تعمیم یافته، به فرض با دانستن پارامترهایی مانند حجم، ابعاد و جنس گوی خارج شده می‌توان تخمین درست‌تری از نوع آن به دست آورد. همین فرضیات را می‌توان در مورد تصویر ورودی هم به کار برد. یعنی با داشتن مشاهداتی ناقص از تصویر ورودی شامل احتمال پیشین هر کلاس و مقادیر  $p(X|W)$  می‌توان تخمین بهتری از نوع اسکانس ورودی ( $X$ ) داشت.

#### ۴- نتایج

برای ۸۰۰ تصویر ورودی که با انجام پیش پردازش در صورت لزوم تراز شده بودند (خروجی به عنوان ورودی مرحله‌ی بعد اعمال شد)، در مرحله‌ی اول با توجه به جدول‌های ۲ تا ۴ به نتایج زیر رسیدیم (جدول‌های ۶، ۸ و ۹).

جدول ۸: تعداد تعلق‌های صورت گرفته در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکانس بر اساس کانال سبز در مرحله‌ی اول

کانال سبز	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکانس ۱۰	۱۸۸	۸	۴	۰
۲۰۰ اسکانس ۲۰	۸	۱۹۱	۱	۰
۲۰۰ اسکانس ۵۰	.	۱	۱۹۹	۰
۲۰۰ اسکانس ۱۰۰	۱	۴	۴۲	۱۵۳

جدول ۹: تعداد تعلق‌های صورت گرفته در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکانس بر اساس کانال آبی در مرحله‌ی اول

کانال آبی	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکانس ۱۰	۱۸۶	۱۱	۳	۰
۲۰۰ اسکانس ۲۰	۱۹	۱۸۱	۰	۰
۲۰۰ اسکانس ۵۰	.	۰	۲۰۰	۰
۲۰۰ اسکانس ۱۰۰	.	۰	۳۹	۱۶۱

ملاحظه می‌گردد که کانال قرمز با خطای در حدود ۰,۰۷۷ دسته بندی را انجام می‌دهد و عمده اشکال آن در هنگام تشخیص اسکانس‌های ۱۰۰ هزار ریالی است. لذا با توجه به ارزش ریالی بالای این نوع اسکانس، الگوریتم را در مرحله دوم هم اجرا کردیم که در این مرحله هنگامی که تصویر ۵۰ هزار ریالی تشخیص داده شده بود با استفاده از درخت تصمیم در نظر گرفته شده، یکبار دیگر برحسب کانال آبی تصمیم‌گیری انجام شد و این بار برای ۲۳۴ تصویری که در مرحله‌ی قبل ۵۰ هزار ریالی تشخیص داده شده بودند، سیستم قادر بود که از تعداد ۳۶ اسکانس که به اشتباه دسته‌بندی کرده بود به عدد ۱۷ برسد. خطا در این مرحله به عدد ۰,۰۵۳ رسید.

همین مرحله را این بار برحسب کانال قرمز تکرار کردیم و مشاهده گردید که از ۳۵ اسکانس ۱۰۰ هزار ریالی که به اشتباه به کلاس ۵۰ هزار

برای تمام مقادیر  $X_i$  شامل اسکانس ۱۰، اسکانس ۲۰، اسکانس ۵۰ و اسکانس ۱۰۰ هزار ریالی،  $p(X_i)$  را محاسبه می‌کنیم. هر کدام بیشینه شد، تصویر ورودی با احتمال بیشترین برابر با آن مقدار است.

حال اگر این مقدار بیشینه، از حد معینی کمتر بود یا میزان اختلاف آن با نزدیکترین مقدار، از حد معینی کمتر بود می‌توان تصویر ورودی را اسکانسی نامعتبر توصیف کرد. با بدست آوردن بازه‌ی اطمینان مورد قبول، با دقت بیشتری می‌توان اعتبار سنجی کرد.

در آزمایشات، هنگامی که تصویر ورودی اسکانس ۱۰۰ هزار ریالی است با خطایی بیشتر مواجه شدیم چراکه تعدادی از آنها به اشتباه به کلاس ۵۰ هزار ریالی متعلق شدند (جدول ۶).

جدول ۶: تعداد تعلق‌های صورت گرفته در هر دسته ۲۰۰ تایی از هر اسکانس بر اساس کانال قرمز در مرحله‌ی اول

کانال قرمز	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکانس ۱۰	۱۹۴	۵	۱	۰
۲۰۰ اسکانس ۲۰	۱۴	۱۸۰	۶	۰
۲۰۰ اسکانس ۵۰	.	۰	۱۹۹	۱
۲۰۰ اسکانس ۱۰۰	.	۰	۳۵	۱۶۵

برای حل این مشکل باید هرگاه اسکانسی ۵۰ هزار ریالی تشخیص داده شد، چون امکان دارد این اسکانس ۱۰۰ هزار ریالی بوده باشد، یک بار دیگر کلاس‌بندی بین دو کلاس ۵۰ هزار ریالی و ۱۰۰ هزار ریالی انجام گیرد.

برای ۴۰۰ اسکانس شامل دسته‌های ۵۰ و ۱۰۰ هزار ریالی، رویه‌ای مشابه قبل تکرار شد و در نهایت با انجام محاسبات این‌بار فقط بین دو کلاس ۵۰ و ۱۰۰ هزار ریالی متوجه شدیم که اگر برای اسکانسی که یا ۵۰ یا ۱۰۰ هزار ریالی است کلاس بندی بر حسب کانال آبی صورت گیرد، با دقتی بالاتر کلاس بندی انجام خواهد گرفت.

برای جلوگیری از انجام محاسبات تکراری و بالا رفتن سرعت محاسبات و تصمیم‌گیری، این کار را برحسب کانال قرمز که مقادیر مساحت‌های آن را قبلاً محاسبه کرده بودیم (جدول ۷) هم تکرار کردیم و متوجه شدیم که این بار هم سیستم قادر بود خطا را کاهش دهد.

جدول ۷: میزان شباهت‌های بدست آمده با دو کلاس ۵۰ و ۱۰۰ هزار ریالی در هر دسته ۲۰۰ تایی از اسکانس‌های ۵۰ و ۱۰۰ هزار ریالی بر اساس کانال قرمز

کانال قرمز	کلاس ۵	کلاس ۱۰
۲۰۰ اسکانس ۵۰	۰,۹۹	۰,۰۱
۲۰۰ اسکانس ۱۰۰	۰,۰۲	۰,۹۸

#### ۳-۳- ارتباط قضیه بیز با راهکار پیشنهادی

گرچه در قضیه‌ی بیز مطلوب یافتن مقدار  $p(W_i|X)$  است اما در فرمول ۴ هدف یافتن این است که مقدار ورودی آیا برابر اسکانس ۱۰ هزار ریالی است یا ۲۰ هزار ریالی یا ۵۰ یا ۱۰۰ هزار ریالی. با تشخیص مقدار اسکانس

ریالی متعلق شده بودند. با انجام این مرحله و کلاس بندی ۲۳۴ تصویر مربوطه، با تشکیل درخت تصمیم، به نتایج بهبود یافته‌ی زیر رسیدیم (جدول ۱۰). ملاحظه می‌گردد که خطا این بار در حدود ۰,۰۵۷ است.

**جدول ۱۰: جدول نهایی دسته بندی ۸۰۰ قطعه اسکناس پس از انجام هر دو مرحله**

کلاس ۱۰	کلاس ۵	کلاس ۲	کلاس ۱	کانال آبی
۰	۱	۵	۱۹۴	۲۰۰ اسکناس ۱۰
۰	۶	۱۸۰	۱۴	۲۰۰ اسکناس ۲۰
۱	۱۹۹	۰	۰	۲۰۰ اسکناس ۵۰
۱۸۱	۱۹	۰	۰	۲۰۰ اسکناس ۱۰۰

و نماینده قرار دادن آن برای کلاس مورد نظر، میانگین چند نمونه اسکناس رایج هم ارزش را به‌عنوان اسکناس مرجع در نظر بگیریم. همچنین به‌جای درخت تصمیم، می‌توان از هر مرحله تصمیم‌گیری از مقادیر خروجی ۳ کانال در مرحله‌ی اول استفاده کرده و ترکیبی از آنها را با اعمال وزن‌های مناسب، به عنوان نتیجه نهایی اعلام کرد. برای این کار لازم است که تصمیم‌گیری‌های انجام شده برحسب کانال‌های مختلف را به شبکه‌ی عصبی به‌عنوان ورودی اعمال کرد تا با محاسبه‌ی وزن‌های مورد نظر برای هر کانال، در هر بار تصمیم‌گیری با اعمال نظر هر ۳ کانال تصمیمی دقیق‌تر را اعلام کرد که البته به‌دلیل لزوم انجام محاسبات بر روی هر ۳ کانال سرعت تصمیم‌گیری کاهش پیدا خواهد کرد.

## مراجع

در نهایت گرچه به‌دلیل نبود دیتاستی مشخص و مرجع از اسکناس‌های ایرانی مقایسه‌ی نتایج غیر مقدور است اما با اعمال دیتاست موجود به روش‌های مذکور و استفاده از نتایج [۲] به جدول ۱۱ رسیدیم. تصاویر اسکناس‌های موجود از لحاظ کیفیت به ۳ دسته تقسیم شده و دقت هر روش به‌ازای هر دسته درج شده است.

**جدول ۱۱: مقایسه‌ی دقت چهار روش براساس نوع کیفیت تصاویر ورودی**

کیفیت / روش	تمیز	رنگ رفته	کثیف و چروک
مارکوف	۹۸٪	۹۱٪	۶۱٪
ماسک لغزان	۵۰٪	۴۰٪	۴۵٪
روش PCA	۷۱٪	۹۱٪	۶۱٪
روش پیشنهادی	۱۰۰٪	۹۸٪	۹۰٪

## ۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

با توجه به آزمایش‌های انجام شده مشاهده می‌گردد که می‌توان با تشکیل سیگنال‌هایی یک بعدی از تصویر ورودی و تصاویر مرجع و تطابق به‌وسیله‌ی مساحت شکل گرفته بین آنها به معیاری قابل اتکا رسید. برای اینکه الگوریتم، نسبت به تغییرات نور محیط یا نویزهای موجود بر تصویر مقاوم باشد می‌توان با جابجا کردن سیگنال تصویر ورودی در راستای محور عمود، در راستای کاهش مساحت شکل گرفته حرکت کرد.

پیشنهاد این است که سیگنال را در جهت محور افقی هم به‌اندازه یک دهم واحد از کل تصویر از هر دو سمت حرکت دهیم تا در صورت جابجایی تصویر در راستای افق، مقیاس دقیق‌تری از تشابه و تطابق ارائه گردد.

مشاهده گردید که کانال قرمز در دسته بندی اولیه بالاترین دقت را داراست اما جهت بالاتر بردن دقت دسته بندی، می‌توان به‌وسیله‌ی تشکیل درخت تصمیم یکبار دیگر با توجه به خروجی مرحله اول، دقت تصمیم‌گیری را بهبود داد و به دقتی در حدود ۹۴ درصد رسید.

به عنوان پیشنهاد می‌توان با توجه به تنوع اسکناس‌های هم ارزش از نظر میزان فرسودگی، به جای استفاده از یک نمونه اسکناس به‌عنوان مرجع

[۱] سالاریور، امیر، بهمنش، علی اصغر، ختن‌لو، حسن، "روش ترکیبی جهت تشخیص اسکناس‌های فارسی"، پانزدهمین کنفرانس بین‌المللی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، کد مقاله: CSICC15\_259، انجمن کامپیوتر، مرکز توسعه فناوری نیرو، تهران، ۱۳۸۸  
[۲] مهدوی، مهرگان، آهکی لاکه، حبیب، ناصرشریف، بابک، "طراحی یک سیستم تشخیص اسکناس مبتنی بر شبکه عصبی با استفاده از مشخصه‌های بافت و رنگ تصویر"، دو فصل نامه‌ی پردازش علائم و داده‌ها، شماره ۲ پیاپی ۱۴، ۱۳۸۹

- [3] Chioa, E., Lee, J., and Yooni, J., "Feature Extraction for banknote classification using wavelet transform", 18<sup>th</sup> international conference on pattern recognition, Hong Kong, 2006
- [4] Gunaranta, D., Kodikara, N., and Premaratne, H., "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, 2008.
- [5] Aboa, M., Kikuchi, T., and Takefuji, Y., "Euro banknote recognition system using three-layered perceptron and RBF network", IPSJ Transaction on mathematical modeling and its application, vol.44, pp.2291-2298, 2003.
- [6] Takeda, F., and Omata, S., "High speed paper currency recognition by neural networks", IEEE Transaction on neural networks, vol.6, No.1, pp.73-77, 1995.
- [7] Tanka, M., "Modeling of mixtures of principal component analysis model with geneticalgorithm", 31<sup>st</sup> International Symposium on stochastic systems, Japan, 1999.
- [8] Hasanpour, H., and Farahabadi, M., "Using Hidden Markov Model for paper currency recognition, expert systems with application", vol.36, pp.10105-10111, 2009.
- [9] Bishop, M., "Pattern Recognition and Machine Learning", first edition, Springer, 2006, pp.12-47
- [10] Noura A. Semary, Sondos M. Fadl, Magda S. Essa, Ahmed F. Gad, "Currency recognition system for visually impaired: Egyptian banknote as a study case", 5<sup>th</sup> International Conference on Information & Communication Technology and Accessibility (ICTA), Marrakech, 2015.