

رده بندی تصاویر سیستم اسکوپ بر اساس یک شبکه عصبی تطبیق پذیر

سید محمدرضا هاشمی^۱، حمید حسن پور^۲، احسان اله کوزه گر^{۳*}، تائو تن^۴

۱- دانشجوی دکتری، آزمایشگاه تحقیقاتی پردازش تصویر و داده کاوی، دانشگاه شاهرود، سمنان، ایران، ۲- استاد دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود، سمنان، ایران، ۳- استادیار دانشکده فنی و مهندسی شرق گیلان، دانشگاه گیلان، گیلان، ایران، ۴- استادیار دانشکده ریاضیات و علوم کامپیوتر، دانشگاه صنعتی آیندهوون، آیندهوون، هلند

(دریافت: ۹۸/۹/۱۰، پذیرش: ۹۹/۰۲/۱۵)

چکیده

در طول سه دهه اخیر، استفاده از روش‌های هوشمند در سامانه‌های تشخیص پزشکی مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است. ولی برای تشخیص سرطان مثانه از طریق تصاویر سیستم اسکوپ با وجود شیوع بسیار زیاد در سطح جهان فعالیت هوشمندی در حوزه پردازش تصویر پزشکی ارائه نشده است. در این راستا در این مقاله، از شبکه عصبی چندلایه برای رده بندی تصاویر سیستم اسکوپ مثانه استفاده شده است. یکی از مهمترین مشکلات در الگوریتم‌های شبکه عصبی تعیین میزان نرخ یادگیری می‌باشد اگر نرخ یادگیری کوچک انتخاب شود باعث کاهش سرعت همگرایی و اگر خیلی بزرگ انتخاب شود موجب نوسان و واگرایی می‌شود لذا نیاز به الگوریتمی داریم که بتواند بصورت پویا نرخ همگرایی را تغییر دهد. در این راستا برای بهبود شبکه عصبی چند لایه روشی تطبیقی برای تعیین نرخ یادگیری ارائه شده است. در این روش نرخ یادگیری با استفاده از یک ضریبی بر اساس اختلاف دقت آموزش و اعتبارسنجی با توجه به خروجی خطا مشخص می‌شود. نرخ تغییرات با توجه به میزان تغییرات وزن و خطای خروجی بروز رسانی می‌شود. روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده جمع آوری شده از تصاویر سیستم اسکوپ مثانه مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج شبیه سازی نشان دهنده کاهش خطا و افزایش سرعت همگرایی روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر در رده بندی تصاویر سیستم اسکوپ می‌باشد.

کلید واژه‌ها: سرطان مثانه، سیستم اسکوپ، شبکه عصبی، نرخ یادگیری.

۱. مقدمه

سیستم اسکوپ به داخل مجرای ادرار و مثانه، مجرای ادرار و مثانه را از نظر بیماری‌های احتمالی از قبیل علل خونریزی و تنگی مجرا، بزرگی پروستات و وجود تومور مثانه بررسی می‌کند. بطوری که با اتصال دوربین به مانیتور این امکان وجود دارد که همزمان مشکلات موجود در تصاویر به بیمار نیز نشان داده شود. به رغم کارایی این نوع تصویربرداری، متخصصان در تفسیر این تصاویر با چالش‌هایی درگیر می‌باشند. به عنوان مثال می‌توان به چندین چالش اشاره نمود. اولین چالش کیفیت تصاویر سیستم اسکوپ می‌باشد که بخاطر شرایط متفاوت تصویربرداری و محیط مثانه یکسان نیست. همچنین، این نوع از تصاویر در زاویه‌های متفاوت، از ناحیه‌های متفاوتی از مثانه و با اندازه‌های مختلف گرفته می‌شوند. علاوه بر این، کیفیت پایین تصاویر و عدم فرمت یکسان تصاویر باعث پیچیدگی بیشتر این کار شده است. مجموع این عوامل باعث می‌شود که متخصصان دقت پایینی بر روی تصاویر سیستم اسکوپ داشته باشند و بخاطر همین امر این نوع تصویربرداری با مشکلات بسیاری روبرو است. با توجه به چالش‌های بیان شده، طراحی یک سیستم هوشمند به عنوان یک

رشد فزاینده بیماری‌ها در جوامع مختلف، نیاز به روش‌های جدید در تشخیص صحیح و زود هنگام را دوچندان کرده است. تشخیص به موقع بیماری‌های خطرناکی مانند سرطان، می‌تواند سالانه جان هزاران نفر را نجات دهد. در سال‌های اخیر انواع تصویربرداری پزشکی با این هدف به کمک پزشکان آمده است. با توجه به این موضوع که بررسی تصاویر پزشکی توسط انسان ممکن است با اشتباهاتی همراه باشد و در بسیاری از موارد کار پیچیده و زمانبری است، معرفی شیوه‌های جدید هوشمند برای رده بندی تصاویر پزشکی کمک فراوانی به تشخیص دقیق تر می‌کند. در سال‌های اخیر شیوع سرطان مثانه در کشورهای مختلف با سرعت بالا رو برو شده است و در مرتبه نهم سرطان‌ها در جهان قرار گرفته است [۱].

مهمترین راه مقابله با سرطان، تصویربرداری پزشکی است که با استفاده از آن متخصصان می‌توانند بیماری را در مراحل اولیه تشخیص و بدین ترتیب بیمار را از مشکلات جدی تر نجات دهند. تصویربرداری سیستم اسکوپ یکی از روش‌های رایج تصویربرداری از مثانه است. در این روش پزشک با عبور یک دوربین باریک به نام

[۷] ارائه شد تابع وزن سیناپس پویا با یک معادله دیفرانسیل درجه اول محاسبه شده است. در روش تعلیم با بکارگیری چند روش مبتنی بر گرادیان پارامترها را می توان تنظیم کرد و روش کاهش یکی از ساده ترین و قدیمی ترین روش اصلاح پارامتر در شبکه عصبی می باشد. در این روش پارامترهای شبکه در جهت خلاف گرادیان خطا اصلاح می شوند [۷]. در روش گرادیان مزدوج جستجو بین جهت های مزدوج صورت می پذیرد که این امر موجب همگرایی سریعتری نسبت به روش بیشترین کاهش می گردد [۸]. در روش لوبنبرگ مارکوارد (LM) هم از مشتق اول (گرادیان) و هم از مشتق دوم موسوم به هسین برای اصلاح پارامترها استفاده می شود. مهمترین مزیت این روش، نیاز نداشتن به تعیین نرخ یادگیری از ابتدا می باشد و الگوریتم می تواند نرخ یادگیری را به صورت تطبیقی تغییر دهد [۹].

بر اساس قواعد آموزش با ناظر، خطای پس انتشار با فرض افزایش خطی، باعث می شود که وضعیت درونی نرون به طور خطی افزایش پیدا کند [۱۰]. علاوه بر آن از نظر ریاضی ثابت شده است که SPIKPROP بدون کمک گرفتن از فرضیه خطی بودن هم صحیح می باشد [۱۱]. برای افزایش همگرایی در شبکه عصبی می توان از قواعد آموزشی بیشتر [۱۲] استفاده نمود، یا یک تکانه (MOMENTUM) اضافه نماییم [۱۳]، یا روش دیگری از جمله ترکیب QUICKPROP با انتشار انعطاف پذیر (RESILIENT PROPAGATION) استفاده کنیم [۱۴]. همچنین می توان از روش نرخ آموزش خود تطبیقی استفاده نمود که پیچیدگی محاسباتی بالایی دارد [۱۶۱۵].

در این مقاله، یک روش نوین از MLP برای پیش بینی و طبقه بندی تصاویر سیستم اسکوپ با دقت و صحت بالا ارائه شده است. تعیین نرخ یادگیری برای پایداری فرآیند آموزش بسیار با اهمیت و حیاتی می باشد. تعیین نرخ یادگیری بزرگ می تواند سیستم را ناپایدار کند. در همین راستا باید جهت جلوگیری از ناپایداری، نرخ یادگیری تا اندازه ای کوچک شود. باید به این نکته توجه نمود که نرخ یادگیری خیلی کوچک نیز سبب طولانی شدن زمان آموزش می شود [۲]. در همین راستا در این مقاله روشی تطبیقی برای انتخاب مناسب نرخ یادگیری ارائه می شود.

در این مقاله استخراج ویژگی از تصاویر سیستم اسکوپ بر پایه روش الگوی باینری محلی انجام شده و برای کاهش تعداد ویژگی های استخراجی از روش تحلیل مؤلفه های اصلی استفاده می شود.

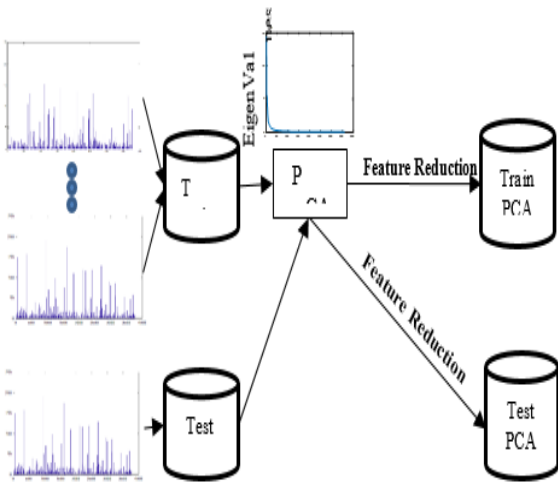
ادامه این مقاله شامل ۳ بخش می باشد. در بخش ۱ مقدمه و کارهای قبلی بررسی می شود، در بخش ۲ روش پیشنهادی ارائه شده بر اساس نرخ یادگیری متغیر با جزئیات بیان می شود. در بخش ۳ آزمایشات و نتایج حاصل به تفصیل شرح داده می شود. در پایان نیز بخش ۴ شامل نتیجه گیری و کارهای آینده می باشد.

مفسر دوم برای رده بندی تصاویر سیستم اسکوپ ممانه بسیار حیاتی خواهد بود. وجود چنین سیستمی می تواند قدرت تشخیص متخصصان در شناسایی ضایعه ها را تا مقدار زیادی بهبود دهد.

بر اساس آخرین دانش ما، تاکنون هیچگونه سیستم کمکی کامپیوتری جهت تشخیص بیماری در تصاویر سیستم اسکوپ توسعه داده نشده است. در این مقاله، یک سیستم کمکی کامپیوتری جهت تشخیص ادرار خونی، توده خوش خیم و توده بدخیم در تصاویر سیستم اسکوپ ارائه شده است. رده بند پیشنهاد شده در این مقاله بر مبنای شبکه عصبی ارائه شده است. مزیت اصلی شبکه های عصبی ساخت یک مدل با استفاده از داده های موجود است. عملکرد و دقت شبکه های عصبی به ساختار شبکه و تعداد ورودی ها بستگی دارد [۲]. روش های آموزش یکی از مهمترین مشکلات در فرآیند آموزش یک شبکه عصبی می باشد. در مقاله [۳] محققان سطوح خطای شبکه MLP را مورد تحلیل قرار داده اند. در شرایطی که شکل سطوح خطا از سطوح خطا درجه دوم خیلی فاصله داشته باشد، در این صورت شامل مناطق مسطح و شیب داری خواهد بود. در این حالت الگوریتم پس انتشار خطا با نرخ ثابت دارای بازده پایینی خواهد بود. پس جهت جلوگیری از این وضعیت باید نرخ یادگیری کوچک انتخاب شود، در نتیجه در مناطق مسطح بدلیل کوچک بودن گرادیان محاسبه بردار وزن بهینه به کندی انجام می شود. بنا بر این نیاز به الگوریتم پویا می باشد. تحقیقات در زمینه تغییر پویای نرخ یادگیری الگوریتم پس انتشار خطا در مقاله [۳] گزارش شده است. اساساً تمامی این روش ها به طور پویا با یک ضریب ثابتی نرخ یادگیری را بر اساس مشاهدات سیگنال خطا افزایش یا کاهش می دهند. گرچه اثبات شده است که این روش ها در موارد متعددی منتهی به جواب نسبتاً خوبی خواهند شد، اما در مواردی باعث واگرایی می شوند. از روش های دیگر برای افزایش سرعت یادگیری می توان به روش های مرتبه دوم به مانند روش نیوتون و گروهی دیگر از روش های مبتنی بر اتوماتان های یادگیر اشاره نمود. در برخی از روش ها محققین از اتوماتان یادگیر با ساختار متغیر (VSLR) و اتوماتان یادگیر با ساختار ثابت (FSLA) برای پیدا کردن مقادیر مناسب برای پارامتر الگوریتم یادگیری BP استفاده کردند. در مقاله [۳] روش های مبتنی بر اتوماتان یادگیر برای تطبیق پارامترهای الگوریتم یادگیر VLR برای آموزش شبکه MLP، روش های مختلف تغییر دینامیک نرخ یادگیری مورد بررسی قرار گرفت. الگوریتم نرخ یادگیری متغیر و الگوریتم تطبیق نرخ یادگیری مبتنی بر اتوماتان های یادگیری توضیح داده شده و بر روی مسائل مختلف پیاده سازی و با هم مقایسه شده است. مدل سیناپس پویا بر مبنای فرآیندهای شیمیایی ارائه گردید که در این روش چندین معادله دیفرانسیل غیرخطی برای تعیین مقدار وزن در لحظه استفاده می کند [۴-۶]. اما در مدلی که در مقاله

این روش بسیار بالا بوده است و با توجه به تعداد کم تصاویر پزشکی نمی توان از شبکه عصبی با تعداد ورودی بالا برای آموزش استفاده نمود در همین راستا از روش تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی برای کاهش ویژگی استفاده شده است.

تحلیل مؤلفه های اصلی یکی از روش های کلاسیک چند متغیره و جز قدیمی ترین و معروف ترین آنها است. این روش ابتدا بوسیله پیرسون به عنوان وسیله ای برای برآوردن صفحات از طریق حداقل مربعات متعامد معرفی شد و مستقلاً به وسیله هوتلینگ به منظور تجزیه و تحلیل ساختارهای ماتریس های واریانس، کواریانس و ضریب همبستگی توسعه داده شد. این روش در کاربردهای به مانند، یافتن ترکیبات خطی با تغییر پذیری نسبی بزرگ یا کوچک، کاهش حجم داده ها، تفسیر داده ها عملکرد مناسبی از خود نشان داده است. کاهش حجم داده ها هدف اصلی این تجزیه را تشکیل می دهد که این داده ها شامل تعداد زیادی متغیرهای با همبستگی های درونی می باشند به این صورت که حداکثر اطلاعات موجود در داده ها محفوظ بماند. این امر از طریق تبدیل داده ها (متغیرها) به متغیرهای جدیدی است که مؤلفه های اصلی نامیده شده و غیر همبسته بوده و به این ترتیب اولویت بندی می شوند که تعداد اندکی از آنها اغلب تغییرات موجود در متغیرهای اولیه را با خود به همراه دارند.



شکل (۲). کاهش ویژگی در روش پیشنهادی

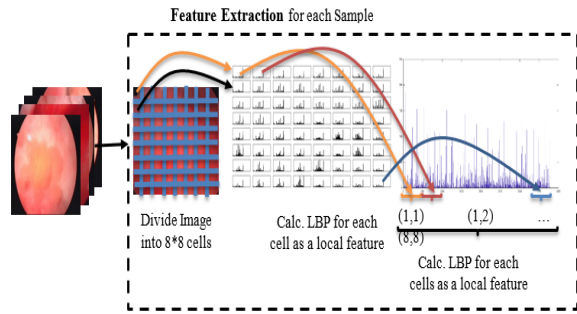
در این مقاله با توجه به تعداد بالای ویژگی های استخراجی از تصاویر پزشکی توسط LBP از این روش برای کاهش ویژگی استفاده می شود. همانطور که در شکل (۲) نشان داده شده است، بعد از محاسبه بردارهای ویژه، ویژگی های جدید نگاشت شده در فضای PCA بر اساس ارزش و اهمیت آنها در مقادیر ویژه به دست می آیند.

۲-۲ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

این الگوریتم جزء الگوریتم های یادگیری با ناظر است که بطور کلی از دو مسیر اصلی تشکیل شده است. مسیر رفت، که در

۲. روش تحقیق

در این بخش روش پیشنهادی در مقاله برای رده بندی تصاویر سیستوسکوپی مثانه به تفصیل بیان می شود. مراحل اصلی روش پیشنهادی شامل استخراج ویژگی و کاهش ویژگی، بهبود شبکه عصبی با نرخ یادگیری تطبیق پذیر می باشد که در ادامه به تشریح این روش می پردازیم.



شکل (۱). مراحل استخراج ویژگی در روش پیشنهادی توسط روش

LBP

۲-۱ استخراج ویژگی و کاهش بعد

یکی از گام های مهم و اساسی در تشخیص و درمان بیماری ها، استخراج ویژگی از تصاویر پزشکی می باشد. در این راستا باید از ویژگی های مقاوم و متمایز کننده استفاده نمود. در این مقاله از الگوهای باینری محلی (LBP) برای استخراج ویژگی استفاده شده است.

الگوریتم الگوی باینری محلی یکی از قویترین الگوریتم های استخراج ویژگی در علم بینایی ماشین است و همچنین به طور وسیعی در تحقیقات مربوط به تشخیص چهره و بازیابی چهره به کار رفته است. این الگوریتم روشی موثر برای توضیح کارای بافت ها است که می توان از آن برای اندازه گیری استخراج ویژگی های بافت های مجاور در تصاویر استفاده نمود. یکی از مهمترین مزیت های استفاده از این روش می توان به مقاوم بودن نسبت به چرخش و مقاوم بودن در تغییرات بالای سطح خاکستری اشاره نمود که می توان با استفاده از آن بر مشکلات عدم تعادل در تغییر موقعیت، چرخش و نور افکنی، غلبه نمود. علاوه بر این عملگر LBP دارای محاسبات بسیار ساده ای است. با توجه به سرعت بالا و سادگی در محاسبات به راحتی می توان از این ویژگی در کاربردهای پزشکی استفاده نمود. در همین راستا در این مقاله، از این روش استفاده شده که در شکل (۱) نشان داده شده است. همانطور که در شکل نشان داده شده تصاویر ورودی به سلول های ۸*۸ با ابعاد ۳۲*۳۲ تقسیم شده و LBP برای هر سلول به صورت مجزا محاسبه شده و در نهایت این ویژگی ها تجمیع شده است. تعداد ویژگی های استخراج شده در

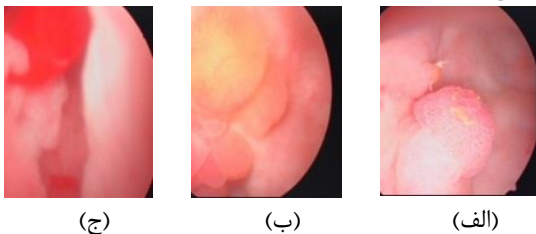
تغییرات نرخ یادگیری در لایه‌ها متفاوت است به طوری که در تکرارهای اول تغییرات وزن بیشتر بوده و به مرور این تغییرات کاهش پیدا می‌کند در اینجا با استفاده از تعریف n بازه برای تخمین خطا و تعیین ضریب نرخ یادگیری این کار انجام می‌شود. بر اساس خطا ایجاد شده ضریب نرخ یادگیری برای n مرحله به‌روزرسانی می‌شود. فرآیند به این صورت است که اگر خطای حاصل شده بیشتر از α و کمتر از β باشد در مرحله بعد نرخ یادگیری تغییر می‌کند و به همین صورت برای مقادیر خطاهای حاصل شده اعمال می‌شود که بر اساس مقدار افزایش خطا در هر α ، مقدار نرخ یادگیری افزایش می‌یابد و بر اساس مقدار کاهش خطا در هر α ، مقدار نرخ یادگیری کاهش می‌یابد و اگر خطای حاصل شده بیشتر از یک مقدار π باشد مقدار نرخ یادگیری 1.0 اعمال خواهد شد.

۳- آزمایش‌ها و تحلیل نتایج

در این بخش پارامترها و مقادیر استفاده شده برای روش پیداشنهادی و همچنین پایگاه داده تصاویر سیستوسکوپی مثانه معرفی می‌شود. در گام بعدی پارامترهای مرتبط به مراحل آموزش و آزمون با جزئیات بیان می‌شود. لازم به ذکر است تمامی پیاده‌سازی‌های انجام شده بر روی کامپیوتری با مشخصات، پردازنده Core (TM) i7 M620، حافظه 6GB با زبان برنامه نویسی متلب بوده است.

۴- پایگاه داده

پایگاه داده معرفی شده در این پژوهش از تصاویر پزشکی سیستوسکوپی در مرکز پزشکی در کشور هلند تهیه شده که دارای کلاس‌های ادرار خونی، توده خوش خیم و توده بدخیم می‌باشد. تصاویر پایگاه داده از زاویه‌های متفاوت می‌باشد. تصاویر از ناحیه‌های مختلف مثانه توسط سیستم سیستوسکوپی گرفته شده است. اندازه تصاویر و کیفیت آنها به علت شرایط مختلف متفاوت می‌باشد.



شکل (۳). نمونه‌های از تصاویر پایگاه داده. (الف) نمونه‌ای از تصویر تومور بدخیم مثانه، (ب) نمونه‌ای از تصویر تومور خوش خیم مثانه، (ج) نمونه‌ای از تصویر مثانه خونی

تصاویر پایگاه داده اولیه در اندازه 540×476 می‌باشد. تعداد تصاویر برای هر کلاس ۱۸۰ تصویر می‌باشد. از تصاویر پایگاه داده $1/3$ برای تست و $2/3$ برای آموزش و اعتبارسنجی در نظر گرفته

آن بردار ورودی به شبکه عصبی اعمال شده و تاثیر آن از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد. در این مسیر برای هر ورودی، مقداری تحت عنوان خروجی توسط شبکه محاسبه می‌شود. در این مسیر، پارامترهای شبکه ثابت است. مسیر برگشت پس از تولید خروجی در مرحله رفت، اختلاف خروجی مطلوب (مشاهده شده) و خروجی محاسبه شده توسط شبکه تعیین می‌شود. سیگنال‌های خطا در مسیر برگشت از لایه خروجی مجدداً در کل شبکه توزیع می‌شود و پارامترهای شبکه مجدداً تنظیم می‌شوند. فرآیند دوگانه فوق به دفعات تکرار شده تا خروجی شبکه به خروجی مطلوب نزدیک شود. هنگامی که خطای بدست آمده از آستانه مجاز کمتر شود فرآیند آموزش متوقف می‌شود. فضای فرضیه مورد جستجو در این روش عبارت است از فضای بزرگی که توسط همه مقادیر ممکن برای وزن‌ها تعریف می‌شود. روش گرادیان نزولی سعی می‌کند تا با حداقل کردن خطا به فرضیه خوبی دست پیدا کند. اما تضمینی برای اینکه این الگوریتم به حداقل مطلق برسد وجود ندارد. معمولاً الگوریتم BP پیش از خاتمه هزاران بار، با همان داده‌های آموزشی تکرار می‌گردد. شروط مختلفی به مانند توقف بعد از تکرار به دفعات معین، توقف وقتی که خطا از یک مقدار تعیین شده کمتر شود و توقف وقتی که خطا در مجموعه اعتبارسنجی از قاعده خاصی پیروی نماید را می‌توان برای خاتمه الگوریتم به کار برد.

۲-۳- نرخ یادگیری تطبیق پذیر

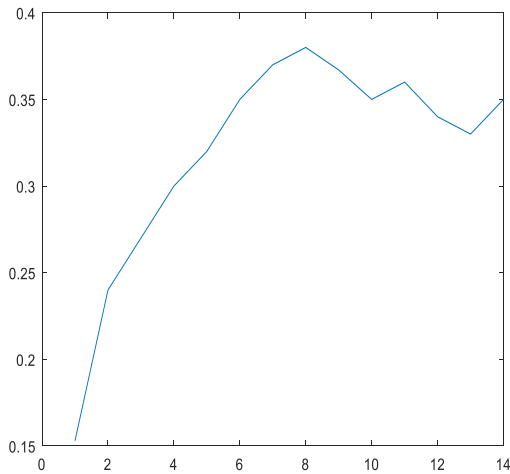
بعد از محاسبه ویژگی از تصاویر مجموعه آموزش و آزمون باید روشی برای رده‌بندی تصاویر استفاده نمود. همانطور که در بخش‌های قبل اشاره شد، در این مقاله از الگوریتم شبکه عصبی چندلایه پرسپترون برای این منظور استفاده می‌شود. هدف طراحی شبکه عصبی چند لایه ای است که نرخ یادگیری در آن بصورت متغیر با توجه میزان رده‌بندی تصاویر سیستوسکوپی تعریف شود. به این صورت که خطای آموزش با اعتبارسنجی مقایسه می‌شود اگر اختلاف این خطاها زیاد باشد، بدین معنی است که تعمیم‌پذیری سیستم پایین است و شبکه احتمالاً به دلیل نرخ بالای یادگیری روی داده‌ها با مشکل روبرو شده است بنابراین این نرخ باید با یک ضریبی کاهش یابد اما در صورتی که این شکاف (اختلاف خطای آموزش و اعتبارسنجی) خیلی کم باشد آنگاه احتمال دارد که دلیل نرخ یادگیری پایین شبکه به خوبی آموزش ندیده باشد بنابراین باید نرخ یادگیری با یک ضریبی کمی افزایش یابد پس باید نرخ یادگیری بر اساس اختلاف دقت آموزش و اعتبارسنجی تنظیم شود. در این مقاله نرخ یادگیری بر اساس ایده یاد شده بر روی شبکه‌های عصبی بررسی شده است. در این روش نرخ تغییرات با توجه به میزان تغییرات وزن به‌روزرسانی می‌شود. بدین صورت که اگر میزان تغییرات زیاد باشد اصلاح نرخ بیشتر خواهد بود و بالعکس. معمولاً میزان

استفاده از روش گرادیان نزولی در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول (۱). پارامترهای شبکه MLP برای تشخیص بیماری در تصاویر سیستوسکوپی مثانه

مقادیر	پارامترها
۱	تعداد لایه های پنهان
۱۵	تعداد نورون در لایه ورودی
۸	تعداد نورون در لایه پنهان
۳	تعداد نورون در لایه خروجی
۲۰۰	حداکثر تعداد دفعات تکرار
۱۰۰	حد آستانه برای توقف یادگیری
تصادفی	نحوه وزن دهی اولیه وزنها

لازم به ذکر است تعداد نورون های لایه پنهان با توجه به مجموعه اعتبار سنجی محاسبه شده است. در واقع شبکه MLP با تعداد نورون های متفاوت در لایه میانی آموزش و مورد ارزیابی قرار گرفته و بهترین عملکرد را شبکه با ۸ نورون در لایه میانی در مجموعه اعتبار سنجی از خود نشان داده است. شکل (۵) میزان دقت شبکه را به ازای نرون های متفاوت نشان می دهد.



شکل (۵). میزان دقت شبکه با تعداد نرون های متفاوت در مجموعه اعتبارسنجی

در ادامه بدست آوردن بازه تغییرات نرخ یادگیری با توجه به مجموعه آموزش بسیار مهم و حیاتی می باشد. جدول (۲) بازه و میزان تغییرات نرخ یادگیری با توجه به خطای مجموعه اعتبارسنجی را نشان می دهد.

جدول (۲). میزان تغییر نرخ یادگیری با توجه به

خطای اعتبارسنجی

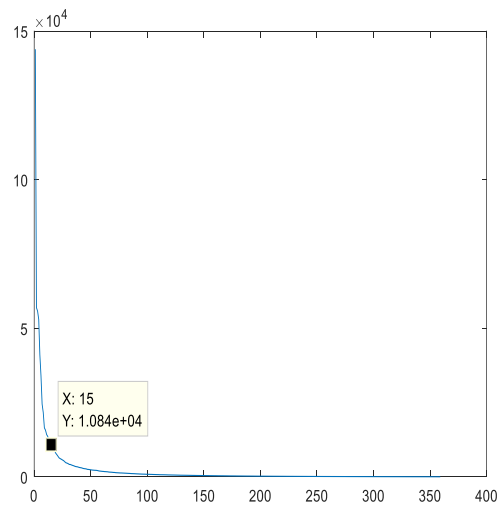
نرخ یادگیری	بازه (خطای اعتبارسنجی)
۰.۱۰	< ۵.۰
۰.۳۰	> ۵.۰ و < ۶.۰
۰.۶۰	> ۶.۰ و < ۷.۰
۱.۰	خارج از بازه های بالا

شده است. در شکل (۳) نمونه ای از تصاویر این پایگاه نشان داده شده است.

۴-۱ تحلیل نتایج روش های پیشنهادی

همانطور که در روش پیشنهادی بیان شد، روش ارائه شده در این مقاله شامل دو مرحله مهم، استخراج ویژگی از تصاویر سیستوسکوپی و کاهش ویژگی، و نرخ یادگیری تطبیقی می باشد. در این بخش ساختار استفاده شده برای این منظور معرفی می شود. همانطور که در بخش استخراج ویژگی ذکر شد، از روش LBP برای استخراج ویژگی در تصاویر سیستوسکوپی مثانه استفاده شده است. برای استخراج این ویژگی، تصاویر ورودی به سلول های 8×8 با ابعاد 32×32 تقسیم شده است. کاهش اندازه سلول سبب نادیده گرفتن بسیاری از ویژگی ها می شود در واقع نواحی بسیار کوچک ویژگی مناسبی را نشان نمی دهد. افزایش اندازه سلول ها سبب می شود که ویژگی های وابسته به ناحیه های مختلف را به صورت نامناسب ترکیب می کند. در گام بعدی LBP برای هر ناحیه محاسبه می شود. تعداد bin های خروجی ۵۹ در نظر گرفته شده است. در واقع بعد از اعمال این روش $3776 \times 59 \times 64$ ویژگی به ازای هر تصویر استخراج می شود.

در گام بعدی با توجه به تعداد بالای ویژگی از روش PCA برای کاهش ویژگی استفاده شده است. جهت محاسبه تعداد ویژگی از نمودار مقادیر ویژه استفاده شده است. همانطور که در شکل (۴) نشان داده شده است بعد از ۱۵ ویژگی اول با ارزش در PCA ارزش ویژگی های دیگر بسیار پایین بوده است در همین راستا فقط از این تعداد ویژگی برای مرحله بعدی استفاده می شود. در واقع نمونه های استخراجی با این تعداد ویژگی به فضای PCA نگاشت می شوند.



شکل (۴). مقادیر ویژه استخراج بعد از اعمال PCA در تصاویر سیستوسکوپی

مشخصات و پارامترهای مربوط به فرآیند یادگیری شبکه

در ادامه روش پیشنهادی بر روی مجموعه آزمون مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. جدول (۳) نتایج حاصل از مقایسه روش پیشنهادی و روش‌های دیگر را نشان می‌دهد.

جدول (۳). مقایسه روش‌ها برای رده‌بندی تصاویر سیستم‌سکوپی
مثانه (میزان دقت) بعد از ۵۰ بار اجرا

روش MLP		معیار
وزن دهی تصادفی و نرخ یادگیری متغیر	وزن دهی تصادفی و نرخ یادگیری ثابت	
۵۷.۴۱	۱۸.۳۸	میانگین
۲۸.۲	۵۹.۰	انحراف معیار

همانطور که از نتایج جدول (۳) مشخص می‌باشد روش پیشنهادی عملکرد مناسب‌تری نسبت به روش‌های دیگر در رده بندی تصاویر سیستم‌سکوپی مثانه از خود نشان داده است.

۵- نتیجه گیری

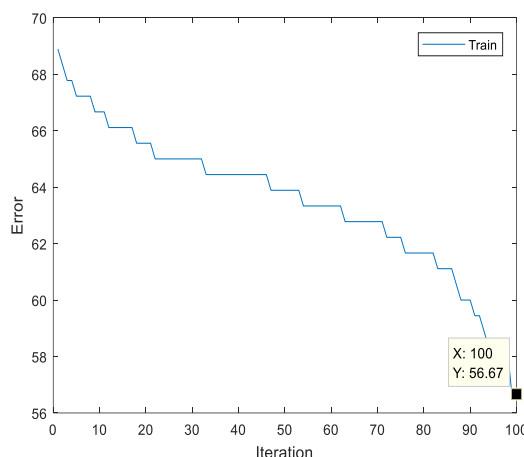
در این مقاله روشی پویا و قدرتمند بر پایه روش‌های هوشمند برای رده‌بندی تصاویر سیستم‌سکوپی مثانه ارائه شده است. در روش پیشنهادی از LBP با تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای استخراج و کاهش ویژگی استفاده شده است. در گام بعدی از روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای آموزش و ارزیابی رده‌بندی تصاویر سیستم‌سکوپی مثانه استفاده شده است که برای بهبود عملکرد این روش، استفاده از نرخ یادگیری تطبیقی با وزن‌های اولیه تصادفی ارائه شده است. نتایج بدست آمده بر روی تصاویر پایگاه داده استخراجی مورد ارزیابی قرار گرفته است و نتایج نشان دهنده بهبود عملکرد روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر بررسی شده در رده بندی تصاویر سیستم‌سکوپی می‌باشد.

۶- مراجع

- [1] P. P. , Bonissone, Y. T. , chen, I, K. , Goeb P. S. , khedkar, "Hybrid Soft Computing System: Industrial And Commercial Application", IEEE, Vol. 87, No. 9, pp. 1641-1667, (1999).
- [2] D. , Sha, V. B., Bajic, "An Optimized Recursive Learning Algorithm For Three-Layer Feedforward Neural Networks For MIMO Nonlinear System Identifications", Intelligent Automation and Soft Computing, Vol. 19, No. 11, pp. 1-15,(2011).
- [3] M. R. , Meybodi, "Results on Strongly Absolutely Expedient Learning Automata ", Proceedings of the Ohio University Inference Conference (OUIC'86), pp. 197-209, Ohio, Athens, USA, October 9-11, (1986).
- [4] J. S. , Liaw and T. W. Berger, "Dynamic Synapse: A New Concept of Neural Representation and Computation", Hippocampus, Vol. 6, pp. 591-600, (1996).
- [5] H. H., Namarvar, J. S., Liaw, and T. W. Berger, "A New Dynamic Synapse Neural Network for Speech Recognition", Proc.

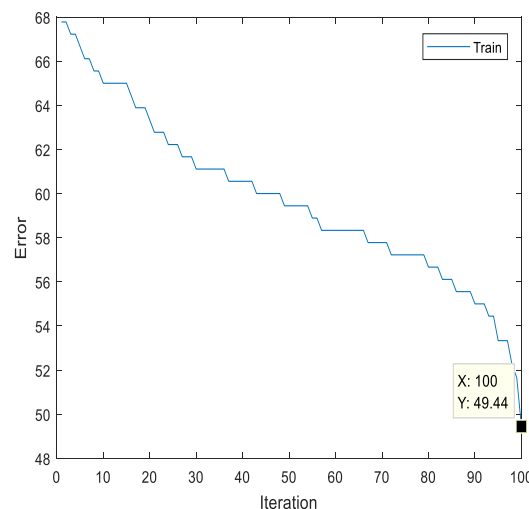
۲-۴ مقایسه روش

برای بررسی تاثیر تغییر نرخ یادگیری، ابتدا نرخ یادگیری را ثابت فرض می‌کنیم. در اینجا میزان نرخ یادگیری ۰.۱ در نظر گرفته شده است. در ادامه نمودار شکل (۶) خطای روش ثابت برای مجموعه آموزش نشان داده شده است. همانطور که در شکل نشان داده شده بهترین میزان خطا ۵۶.۵۶ در مرحله آموزش می‌باشد.



شکل (۶). میزان خطای شبکه MLP با نرخ یادگیری ثابت

در ادامه تاثیر تغییر نرخ یادگیری بر روی مجموعه تصاویر سیستم‌سکوپی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. شکل (۷) میزان خطای شبکه عصبی با نرخ یادگیری متغیر و تطبیقی با میزان خطای اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل نشان داده شده روش پیشنهادی نسبت به روش ثابت عملکرد بهتری در مراحل آموزش داشته است. میزان خطای روش پیشنهادی در مرحله آموزش ۴۴.۴۹ می‌باشد.



شکل (۷). میزان خطای شبکه MLP با نرخ یادگیری متغیر

IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Vol. 4, pp. 2985-2990, (2001).

[6] H. Markram, D. Pikus, A. Gupta, and M. Tsodyks, "Potential for Multiple Mechanisms, Phenomena and Algorithms for Synaptic Plasticity at Single Synapses", *Neuropharmacology*, Vol. 37, pp. 489-500, (1998).

[7] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", D. Rumelhart and J. McClelland: editors. *Parallel Data Processing*, Vol. 1, Chapter 8, Cambridge, MA, MIT Press, pp. 318-362, (1986).

[8] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and M. H. Beale, *Neural Network Design*, Boston, MA, PWS Publishing, (1996).

[9] M. T. Hagan, and M. Menhaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993, (1994).

[10] S. M. , Bohte, J. N. ,Kok, H. , La Poutré, "Error-backpropagation in temporally encoded networks of spiking neurons", *Neurocomputing*, 48, 17-37 (2002).

[11] J. , Yang, W. , Yang, W. , Wu, "A remark on the error-backpropagation learning algorithm for spiking neural networks", *Applied Mathematics Letters*, 25 (8), 1118-1120 (2012).

[12] B. , Schrauwen, J. , van Campenhout, "Extending spikeprop", In: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, Piscataway, USA, 471-475 (2004).

[13] J. , Xin, M. , Embrechts, "Supervised learning with spiking neural networks", In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, Piscataway, USA, 1772-1777 (2001).

[14] S. , McKennoch, D. , Liu, L. G. , Bushnell, "Fast modifications of the SpikeProp algorithm", In: *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, IEEE, Piscataway, USA, 3970-3977

(2006).

[15] S. , Ghosh-Dastidar, H. , Adeli, "Improved spiking neural networks for EEG classification and epilepsy and seizure detection", *Integr. Comput. -Aid E.* , 14 (3), 187-212 (2007).

[16] E. , Delshad, P. , Moallem, S. A. H. , Monadjemi, "Spiking neural network learning algorithms: Using learning rates adaptation of gradient and momentum steps", In: *5th International Symposium on Telecommunications (IST)*, IEEE, 944-949 (2010).

Cystoscopic Image Classification Based on An Adaptive Neural Network

Seyyed Mohammad Reza Hashemi¹, Hamid Hassanpour², Ehsan Kozegar^{3*}, Tao

1- Department of Computer Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Semnan, Iran.

2- Department of Computer Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Semnan, Iran. .

3- Faculty of Engineering (East Guilan), University of Guilan, Vajargah, Roudsar, Guilan, Iran.

4- Department of Mathematics and Computer Science, Eindhoven University of Technology, Eindhoven, The Netherlands.

¹Smr. hashemi@Shahroodut. ac. ir, ²H. hassanpour@Shahroodut. ac. ir, ^{3*}Kozegar@Guilan. ac. ir, and ⁴t. tan1@tue. nl

(Received: 1/1/2020; Accepted: : 1/1/2020)

Abstract *In the last three decades, intelligent methods in medical diagnosis have attracted many researchers attention. However, there is no intelligent system for bladder cancer detection via cystoscopy in spite of its huge outbreaks worldwide. In this paper, a multi-layer perceptron (MLP) neural network is used to classify cystoscopic images. One of the main issues in training neural networks is determining the learning rate. A small learning rate leads to slow convergence while a large learning rate causes drastic fluctuations and divergence. Hence, an adaptive algorithm to change the learning rate dynamically is mandatory. To this end, an adaptive method is proposed to determine the learning rate of MLP. In the presented work, the learning rate is changed using the difference between training and validation error rates. The magnitude of this change is updated regarding to weight changes and output errors. The proposed method has been evaluated on a dataset of 540 cystoscopic images. Based on the results, the presented algorithm outperforms other competing methods in terms of classification accuracy and convergence speed.*

Keywords Cystoscopy, Bladder Cancer Classification, Neural Network, *learning rate*.