کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی در پزشکی

فاطمه خرامان

گروه مهندسی کنترل
دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه تبریز
fatemeh_kharaman@yahoo.com

چکیده : مجهز شدن علم پزشکی به ابزارهای هوشمند در تشخیص و درمان بیماری‌ها می‌تواند اشتباهات پزشکان و خسارت جانی و مالی را کاهش می دهد . در ا ین مقاله کاربردها ی نوعی شبکه های عصبی در پزشکی مورد بررسی قرار گرفته است. تلاش ما بر این بوده است که مقاله هم برای محققان هوش مصنوعی و هم برای پزشکی قابل استفاده باشد. بررسی نمونه های عملی انجام شده ایده های مناسبی برای تحقیقات بعدی ایجاد می کند. بخش ۱ مقدمه ای بر سوابق شبکه های عصبی در علم پزشکی می باشد .بخش ۲ به بررسی روشهای استفاده از شبکه های عصبی در تشخیص بیماریها می پردازد . پیش بینی و پیش آگاهی در مورد امراض در بخش ۳ و کاربرد شبکه های عصبی در مهندسی پزشکی در بخش ۴ بررسی می شوند. با ارائه جمع بندی در بخش ۵ مقاله خاتمه می یابد.

کلمات کلیدی: *شبکه‌های عصبی، تشخیص بیماری، پیش‌آگاهی بیماری، مهندسی پزشکی.*

۱- مقدمه

شبکه‌های عصبی از اواخر ۱۹۸۰ در پزشکی مورد استفاده قرار گرفتند. هر دو نوع شبکه با یادگیری با معلم (supervised) و بدون معلم (unsupervised) به عنوان راهکارهای موفقی در طب استفاده شده اند. در بسیاری از تحقیقات طبی که نتیجه گیری از داده‌های حجیم مربوط به یک بیماری خاص به طور دستی امکان نداشته است، شبکه‌های عصبی توانسته‌اند در تشخیص بیماری به پزشکان یاری رسانند. همچنین در بسیاری از مسائل پزشکی نظیر پیش بینی امید زندگی بیماران خاص و یا ساخت ابزارهای پزشکی شبکه‌های عصبی مورد بهره برداری قرار گرفته اند . دقت و صحت نتایج نهایی بدست آمده از شبکه فقط به ساختار شبکه وابسته نبوده بلکه به داده‌هایی که برای آموزش شبکه به کار می‌روند نیز بستگی دارد. اگر اطلاعات درست از تعداد بیماران بیشتری در دست باشد، عملکرد شبکه بهبود قابل توجهی خواهد یافت.

نکته مهم، نحوهٔ استخراج اطلاعات در بیماری و یا هر کاربرد دیگر پزشکی است سعی شده است که به نحوی قابل فهم این روشها در هر مورد شرح داده شوند، تا دید لازم به افراد متخصص علاقه‌مند داده شود. کاربردهای شبکه عصبی در پزشکی را درسه بخش ارائه داده‌ایم : تشخیص بیماریها ، پیش‌بینی و پیش آگاهی، مهندس پزشکی.

۲- تشخیص بیماری‌ها

تشخیص بیماری مهمترین مرحله کار درمان می با شد . به علت این که در بسیاری از موارد پـردازش داده‌هـای وسـیع مربوط به یک بیماری خاص به طور دستی برای پزشکان امکان ندارد و یا بسیار پیچیده و طولانی است بـه کـار بـردن شبکه‌های عصبی که بسیار سریع و تا حد قابل قبولی قابل اعتمادند، توانسته بسیاری از این مشکلات را حل کند. نحوهٔ استخراج اطلاعات در هر بیماری بسیار با اهمیت است و هر چه از تعداد بیماران بیشتری استفاده شود، عملکرد شـبکه بهتر خواهد بود. در اینجا چند نمونه از تحقیقات انجام گرفته را بررسی می کنیم.

۲-۱- سیستم آنالیز تصاویر در تشخیص سل

در سالهای اخیر شبکه های عصبی برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی به طور گسترده ای بـه کاررفتـه انـد کـه از آن جمله می توان به موارد زیر اشـاره کـرد : تـشخیص تـومر، تـشخیص و کـلاس‌بنـدی micro calcification هـا، و طبقه‌بندی تصاویر اشعه X قفسه‌سینه.

در ادامه یکی از کاربردها که تشخیص سل ریوی است به اختصار شرح داده می‌شود.

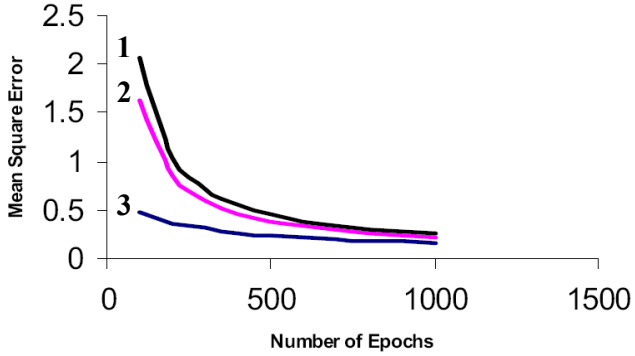
۲-۱-۱- بیماری سل و استخراج ویژگی ها

سل ریه، یک نوع عفونت باکتریایی واگیردار است که بوسیلهٔ Mycobacterium سل ایجاد می‌شـود. ابتـدا شـش‌هـا آلوده شده و به تدریج عفونت به اندامهای دیگر نیز سرایت می کند. علائم بیماری در شروع آن مشهود نیست.از جمله علائم بیماری می توان به سرفه، تب خفیف، و در مراحل نهایی کاهش وزن، تعرق، خـستگی و از دسـت دادن شـنوایی اشاره کرد. در صورت گوش دادن به صدای ریه با گوشی، صداهای ناهنجاری از آن شـنیده مـی شـود.بـرای تـشخیص نهایی از تصویر اشعه -x قفسه‌سینه، آزمایشات نمونه‌برداری از شش‌ها و Bronchoscopy استفاده می شود.

از تصاویر اشعه-x قفسه‌سینه که بـه روش MMR (Mass Miniature Radiographs) گرفتـه مـی‌شـود، بـرای استخراج ویژگی ها استفاده شده است. در MMR مربوط به افراد سالم استخوانها سفید، کیـسه‌هـای هـوایی سـیاه، و تصویر قلب خاکستری دیده می‌شود. اما در مورد افراد مبتلا ناحیه کیسه‌های هوایی به جای سیاه، خاکستری است. بـر این اساس قسمتهای دارای ضایعات سل درجهٔ رنگ خاکستری متفاوتی با بقیه نواحی خواهند داشت که می‌تـوان ایـن نواحی را با در نظر گرفتن یک سطح آستانه از بقیه نواحی جدا کرد.در سیستم نوعی مورد بررسی[1] تـصاور دیجیتـال بدست آمده توسط اسکنر به یک پردازشگر تصویر داده می‌شود. پردازشگر تصویر،نویز را فیلتر نموده، کیفیـت تـصویررا افزایش داده،سپس ویژگی های لازم را از نواحی مختلف MMR استخراج می‌نماید.

۲-۱-۲-مدل شبکه عصبی و آموزش آن :

از شبکه MLP با یک لایهHidden برای آموزش استفاده شده است اندازه معمولی تصاویر دیجیتالی ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل است که با یک الگوریتم فشرده سازی توسط پردازشگر تصویر به یک فایل۱۰×۱۰ پیکسلی تبدیل می شود . بنابراین لایه ورودی شبکه به ۱۰۰ سلول کاهش می یابد. شبکه با مقادیر مختلف سرعت یادگیری α و ثابت momentum , η آموزش داده شده و میزان خطا در epoch های مختلف اندازه‌گیری شده است. بهترین پاسخها به ازای ۰/۵ = α و ۰/۱ = ηبدست آمده اند. (شکل۱)



شکل ۱- منحنی های یادگیری بر اساس مقادیر مختلف α و η

$$1:\alpha = 0.1, \eta = 0.75$$
$$2:\alpha = 0.5, \eta = 0.1$$
$$3:\alpha = 0.9, \eta = 0.1$$

با این مقدار α و η خطای شبکه در تشخیص ضایعات سل به ٪۲۰ کاهش می یابد.

۲-۲- کاربرد شبکه‌های عصبی در تشخیص سرطان سینه

کارهای انجام گرفته در این زمینه را می‌توان به سه گروه طبقه‌بندی کرد[2]:

۱- پیش‌بینی وجود ضایعات بدخیم سینه با استفاده از داده‌های ماموگرافی

۲- کلاس‌بندی ضایعات بدخیم به عنوان سرطان پیشرفته(Situ vs. Invasive)

۳- پیش‌گیری بدخیم بودن توده‌های بافتی سینه با استفاده از داده های فراصوت (ultrasound)

در همهٔ این تحقیقات از شبکه پرسپترون یک لایه و الگوریتم یادگیری، پس انتشار خطا BP استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی با میسر کردن اطلاعاتی از جمله خوش خیمی ویا بد خیمی تومرها ،همچنین تشخیص نوع پیشرفته سرطان که سابقاً فقط توسط جراحی‌های نمونه‌برداری بافت زنده قابل دسترسی بوده، پتانسیل زیادی برای بهبود روشهای مدیریت بیماران دارای ضایعات سینه دارند. با استفاده از این شبکه‌ها می‌توان تعداد جراحی‌های غیرضروری روی بیماران را کاهش داده و هزینه‌های مربوط را کم کرد. ماموگرافی و فراصوت هنوز به عنوان آزمایشات تصویری اصلی سینه برای تشخیص سریع سرطان سینه به کار می‌روند هرچند ماموگرافی دارای حساسیت خوبی است ، بدین معنی که از روی تصاویر ماموگرافی با در صد اطمینان قابل قبولی می توان موارد سالم وغیر سرطانی را تشخیص داد ولی در تشخیص موارد سرطانی قابل اعتماد نیست و به همین دلیل ٪۶۵ از مواردی که به نمونه برداری ارجاع داده می‌شوند دارای ضایعات خوش‌خیم می باشند که در واقع نیازی به نمونه برداری ندارند.

۲-۲-۱ - ورودیهای شبکه‌ها :

ورودیهای شبکه عصبی، اطلاعات کد شدهٔ پزشکی هستند که بوسیلهٔ ابزارهای آزمایشگاهی پزشکی نظیر ماموگرافی، فراصوت (us) و یا از سوابق بیماران استخراج شده اند و خروجیهای نهایی که به عنوان نتایج مطلوب به شبکه اعمال می شوند، نتایج حاصل از نمونه‌برداری (biopsy) می‌باشند که به سه دستهٔ خوش‌خیم، بدخیم و سرطان پیشرو تقسیم می‌شوند. عکسها توسط رادیولوژیست‌ها درسیستم BI-RADS تفسیر شده‌اند.

BI- RADS یک فرهنگ لغت استاندارد که توسط دانشکدهٔ رادیولوژی آمریکا ارائه شده تا هماهنگی لازم در تفاسیر ارائه شده از تصاویر ماموگرافی را بیشتر کند.

بخشی از ورودیها از یافته‌های فراصوتند که با سیستم Stavors (Stavors یک سیستم استاندارد غیررسمی است که با این حال به طور گسترده کاربرد دارد) تفسیر شده‌اند.

۲-۲-۲- پیش‌بینی سرطان بدخیم با استفاده از ماموگرافی :

در شبکه عصبی از یافته‌های ماموگرافی (BI- RADS) و سوابق بیماران استفاده می کند تا تشخیص دهد که آیا ضایعات خوش‌خیمند و یا بدخیم. اگر شبکه به درستی تشخیص دهد که ضایعات خوش‌خیمند آن بیماران می‌توانند با صرف هزینه کمتر به جای نمونه‌برداری تحت یک دوره کوتاه درمان و پیگیری با ماموگرافی قرار گیرند. از ۵۰۰ مورد مشکوک در ماموگرافی که تحت جراحی قرار گرفته بودند استفاده که شامل ۱۷۴ مورد بدخیم و۳۲۶ فرد دارای سرطان خوش خیم است و در هر مورد ۱۰ پارامتر BI- RADS به همراه سن بیماران استخراج و به عنوان ورودی برای آموزش به شبکه اعمال شده است. در خروجی داده ها مقادیری در بازۀ [1-0] است که در اینجا یک به معنای سرطان بدخیم و۰ به معنای سرطان خوش خیم است که برای جدا کردن این دو گروه در خروجی مقداری را به عنوان سطح آستانه در نظر می گیریم که مقادیر بالاتر از آن نشاندهنده بدخیم بودن آن مورد و مقادیر پائین تر به معنی خوش خیمی سرطان آن فرد خواهد بود . هر چه مقدار حد آستانه کمتر باشد مواردی که زیر آن قرار می گیرند با احتمال بیشتری خوش خیمند و حساسیت بالاتر رفته است. در واقع حساسیت احتمال این است که بیمار توسط شبکه در گروه بیماران خوش خیم قرار گیرد وقتیکه بیماری خوش خیم دارد و Specificity احتمال اینکه بیمار در گروه بیماران بدخیم طبقه بندی شود وقتیکه بیماری بدخیم دارد . برای کسب بالاترین حساسیت حد آستانه تا حد امکان کوچک در نظر گرفته می شود(۰/۱۳) . با این مقدار حساسیت ٪۹۸ بدست می آید. یعنی ۱۷۱ نفر از ۱۷۴ بیمار بدخیم بالای حد آستانه بودند و به درستی در کلاس True- Positive قرار گرفتند با این حد آستانه ٪۴۲ از موارد خوش‌خیم از این مقدارپایین تر بودند، بنابراین به درستی در کلاس True- Negative قرار داده شدند. که به این ترتیب برای ۱۳۶ نفر از ۳۲۶ بیمار خوش‌خیم، به راحتی می‌شد از نمونه‌برداری جلوگیری کرد.

۲-۲-۳- پیش‌بینی سرطان پیشرفته با ماموگرافی :

در ادامۀ تحقیق فوق و در آزمایش دیگری ، شبکه عصبی علاوه بر مشخص کردن خوش خیم یا بد خیم بودن سرطان سرطان خوش‌خیم است یا بدخیم، پیشرفته بودن سرطان بدخیم را نیز تعیین می کند. این باربرای آموزش شبکه فقط از داده‌های ماموگرافی استفاده شده است . این کار از نظر پزشکان متخصص شاید غیر منطقی باشد ،زیرا حالت پیشرفته بودن سرطان با اطلاعات میکروسکوپیک مشخص می‌شودو مستقیماً از ماموگرافی که یک روش ماکروسکوپیک است قابل رؤیت نیست. فرضیه‌ای که بر اساس آن این کارانجام شده این است که به هر حال در مورد بسیاری از بیماران ارتباط کافی بین حقایق میکروسکوپیک و ماکروسکوپیک وجود دارد و نتایج این تحقیق به خوبی درستی این فرضیه را نشان داد.

ورودیها همۀ مواردی هستند که بالای سطح حد آستانه مرحلۀ قبل بوده‌اند. با حد آستانه ۰/۶، شبکه به درستی ۶۵ مورد از ۱۲۰ مورد سرطان پیش‌رو را بالاتر از این سطح نشان داده (حساسیت ٪۵۴) و به درستی ۲۱۸ مورد از ۲۴۳ مورد منفی زیر حد آستانه (٪۹۰ Specificity) قرارگرفتند .

۲-۲ -۴-تشخیص بدخیم بودن سرطان با ultrasounds

فراصوت در عکسهای سینه فقط به منظور تمایز دادن کیستهای ساده از توده‌های جامد به کار می‌رود. یک پروژه [2] ۱۷۵ بیمار در آزمایش us ، ناهنجاری سینه داشتند که برای ۶۵ نفر از بیماران نمونه برداری از بافت سینه انجام گرفته و نتایج نهایی در دسترس بوده است ، با استفاده از سیستم تفسیر عکسهای فراصوت Stavors، ۷ داده از این عکسها استخراج و به عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال شده است . با حد آستانه ۰/۲۴ در خروجی شبکه ۳۰ مورد از ۳۱

مورد سرطانی بدخیم تشخیص داده(حساسیت ۹۷٪) و ۲۷ مورد از ۳۴ مورد خوش‌خیم ، بالای این سطح قرار گرفتند (Specificity ۷۹٪). این نتایج با توجه به تعداد کم نمونه‌های بکار رفته در آموزش بسیار دلگرم‌کننده است و تأئیدی می باشد بر اینکه us می‌تواند کاربرد بیشتری در تشخیص خوش‌خیمی و بدخیمی سرطان داشته باشد.

۳- پیش‌بینی و پیش‌آگاهی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، جایگزین مناسبی برای روشهای آماری مرسوم به منظور تخمین امید به زندگی هستند. تخمین امید به زندگی در واقع پیش‌بینی روند و نتیجهٔ بیماری و نشانه‌های کلی از بهبود برای آن بیماری است. پیش‌آگاهی دادن در مورد بیماری در سطح فردی می‌تواند به بیمار کمک کند تا تصمیم آگاهانه‌ای در مورد درمان خود بگیرد.

امتیاز مسلم شبکه‌های عصبی در این زمینه نسبت به روشهای آماری مثل Life- table یا روش Kaplan- meier و سایر روشهای مرسوم این است که دیگر نمی‌توان به طور دستی داده‌ها را سانسور کرد. همچنین روشهای آماری به منظور تخمین امید به زندگی جمعی بیماران به کار می‌روند. به بیان دیگر شبکه‌های عصبی قادرند به طور انحصاری برای هر شخص بیمار، شانس زندگی را تخمین بزنند در حالیکه روشهای آماری با مطالعهٔ گروهی از بیماران شانس بهبودی را در مورد هر بیماری تخمین می زنند . در ادامه یک نمونه از پیش‌بینی‌های انجام شده با استفاده از شبکه‌های عصبی آورده شده است.

۳-۱-تعین امید به زندگی در مورد بیماران NPC **(nasopharyngeal carcinoma)** :

NPC یا سرطان Nasopharyx ، سرطان شایع سر و گردن در میان ساکنین نواحی جنوب شرق آسیا، چین، تایوان، هنگ‌کنگ، مالزی و سنگاپور است.

۳-۱-۱- داده‌های ورودی و آموزش شبکه

آزمایش بر اساس۱۶۹۳ مورد دیده شده NPC در کوالالامپور در فاصلهٔ زمانی ۱۹۶۹ تا ۱۹۹۹ انجام گرفته است[3]. متغیرهای ورودی عبارتند از : سن، جنس، نژاد، گویش، زمان اولین علامت بیماری، نوع علامت، آزمایشات نمونه‌برداری از بافت، اندازهٔ تومور، فشارهای عصبی می‌باشد. این داده‌ها با استفاده از روش "one of n" pre- processed شده‌اند. در این تکنیک Pre- Processed همهٔ متغیرها به مقادیر مختلف باینری کد می‌شوند. دو مدل شبکه عصبی طراحی و آموزش داده شده اند.یکی MLP و دیگری شبکه recurrent از نوعElman است . خروجی‌ها به فرم صفر و یکندو مرحله تست روی ۵۰ مورد انجام گرفته است.

در تعین امید به زندگی بیماران معمولاً از فاکتور ROC (receiver operating characteristic) استفاده می‌شود ROC منحنی حساسیت برحسب (Specificity) است. حساسیت نسبت همهٔ مواردی است که شبکه در مورد آنها به درستی مرگ (مقدار ۱) را پیش‌بینی کرده (+ true) به کل مواردی از ورودی که در واقعیت مرده اند و Specificity نسبت افرادی است که به درستی در خروجی زنده تشخیص داده شده‌اند (مقدار صفر) به کل مواردی از ورودی که در واقع زنده مانده‌اند جدول ۱.

جدول۱- تعاریف True Negative/Positive

	Dead(+)	Alive(-)
Result Positive	A=True Positive	B=False Positive
Result Negative	C=False negative	D=True Negative

$$Sensitivity = A/(C + A) \qquad Specificity = D/(B + D)$$

مساحت زیر منحنی ROC به عنوان دقت نتایج کلی شبکه اندازه‌گیری می‌شود. در جدول۲ نتایج بدست آمده برای هر دو نوع شبکه ارائه شده است. همانطور که از جدول پیداست عملکرد شبکه MLP بهتر از شبکه Elman است اما می‌توان گفت که هر دو شبکه توانسته‌اند با عملکرد خوبی در بسیاری از موارد پیش‌بینی‌های درستی انجام دهند.

جدول ۲- مقادیر مساحت زیر منحنی های ROC ، حساسیت (SE) و درصد صحت (%) در دو شبکه MLPوElman

	MLP			Elman		
year	ROC	SE	%	ROC	SE	%
1	0.795	0.062	79.71	0.734	0.059	68.49
2	0.782	0.053	71.64	0.621	0.076	68.49
3	0.838	0.053	81.2	0.637	0.079	68.49
4	0.753	0.057	76	0.672	0.078	73.97
5	0.795	0.051	79	0.717	0.080	72.6
6	0.864	0.045	79.5	0.798	0.092	86.3
7	0.845	0.046	84	0.810	0.130	86.3
8	0.918	0.034	90	0.865	0.102	86.3
9	0.918	0.036	90	0.876	0.130	89.04
10	0.957	0.028	93	0.915	0.222	93.15

۴- کاربرد در مهندسی پزشکی

مهندسی پزشکی علم طراحی و ساخت تجهیزات مورد استفاده در پزشکی است ، در سالهای اخیر شبکه‌های عصبی در ساخت تجهیزات پزشکی مورد استفاده قرار گرفته اند . آنچه که به عنوان نمونهٔ عملی آورده می‌شود، در درمان سرطان کاربردی و پراهمیت است.

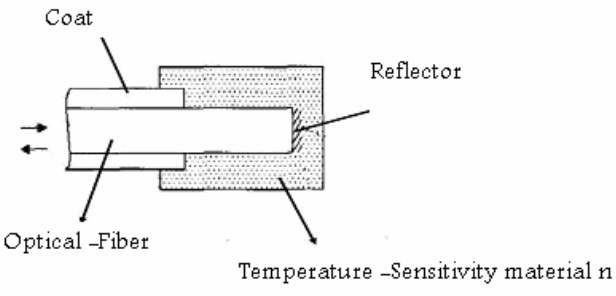
۴-۱- طراحی پروب سنسور دما با فیبر نوری

سلولهای سرطانی در مقایسه با سلولهای نرمال در مقابل گرما مقاومت کمتری دارند. با رسیدن دما به $42^{\circ}C$ ، سلولهای سرطانی به سرعت آسیب دیده و غیر فعال می شود ، در حالی که سلولهای سالم کمتر آسیب می‌بینند. این واقعیت امکان گرما درمانی را ایجاد می‌کند. با توجه به اینکه استفاده از مایکروویو برای درمان سرطان به روش گرمادرمانی از جمله راهکارهای مناسب می باشد ، سنسورهای مرسوم سنجش دما که در پروسهٔ درمان سرطان با مایکروویو به کار می روند ، نمی‌توانند کارآیی لازم را بعلت وجود امواج الکترومغناطیسی موجود در محیط که باعث ایجاد تداخل و نویز در این ادوات می شود دارا باشند. بنابراین ساخت سنسور درجه حرارت با فیبر نوری که در میدانهای مغناطیسی دچار تداخل نشده و بسیار کوچک و دقیق است [4]، یکی از کاربردی‌ترین وسایل پزشکی است که به کمک شبکه‌های عصبی ساخته شده است.

۴- ۱- ۱ : طرز کار سنسور

اساس کار سنسور بر این است که برخی از مواد در برابر گرما واکنشی به شکل تغییر مقدار ضریب شکست نور (n) از خود نشان می‌دهند. ساختمان پروب در شکل ۲ نشان داده است . هنگامی که پروب در مد تشعشع قرار می‌گیرد، مقدار انرژی تابشی آن تحت تأثیر مقدار (n) قرار می‌گیرد. زمانی که دما بالا می‌رود مقدار (n) کاهش می‌یابد و باعث می‌شود که انرژی تابشی کاهش یابد و اگر دما کاهش یابد برعکس (n) افزایش و انرژی تابشی افزایش یابد. از همین رابطه بین دما و انرژی تابشی استفاده شده و سنسور گرما طراحی شده است. مقدار انرژی تابشی را از روی مقدار انرژی بازگشتی در انتهای پروب اندازه می‌گیرند. مسئله مهم انتخاب مقدار (n) است که باید در بهترین شرایط کار انتخاب

گردد به گونه‌ای که مادهٔ به کار رفته، با تغییرات ثابت دما بالاترین میزان تغییرات انرژی تابشی را از خـود نـشان دهـد. برای تهیه ماده مورد نظر (n) از دو ماده که ضریب شکست معین دارند استفاده شد و برای بدست آوردن نسبت ترکیب این دو ماده از شبکه عصبی کمک گرفته شده است.



شکل ۲- ساختار پروب فیبر نوری

۴-۱-۲-استخراج داده‌های ورودی و آموزش شبکه

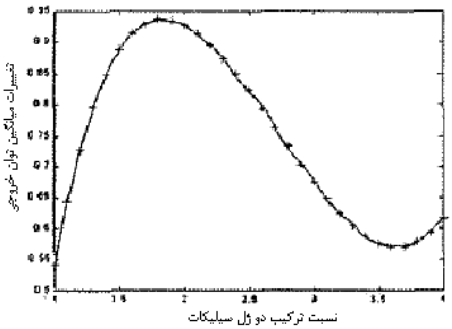
برای ساخت مادهٔ مورد نظر از دو نوع ژل سیلیکات استفاده شده که ضریب شکست آنها به ترتیب 1.41 و 1.51 اسـت نسبتهای مختلف از این دو ژل با هم ترکیب و در تغییرات ثابت دما ($\Delta t = 10\ ^{\circ}C$) تغییـرات میـانگین تـوان خروجـی اندازه‌گیری می‌شود جدول۳ . از داده‌های این آزمایشات برای آموزش شبکه استفاده می‌شود.

جدول ۳ _ تغییرات میانگین توان خروجی ($\overline{\Delta p}(\mu w)$، ($\Delta t = 10\ ^{\circ}C$)

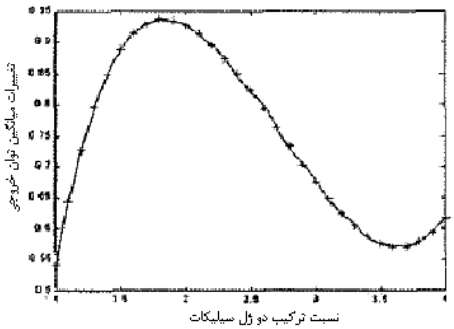
نسبتهای ترکیب	تغییرات میانگین توان خروجی $\overline{\Delta p}(\mu w)$
1:1	0.543
1:2	0.927
1:3	0.675
1:4	0.1618

برای شبکه عصبی از دو مدل RBF وMLP یا پرسپترون چند لایه ، با یـک لایـه Hidden اسـتفاده شـده اسـت. مقادیر خروجی در بازه[1-0] واقع اند. بردار ورودی نسبت ژل سیلیکات و بردار مطلوب خروجی تغییرات میانگین توان خروجی $\overline{\Delta p}$ در آزمایش است. بهترین نسبت ترکیبی به دست آمده برابر[1:1.8] است که معادل با n=1.446 اسـت. یعنی با این نسبت ترکیب بیشترین تغییرات را در میانگین توان خروجی پروب خواهیم داشت ($\Delta P = 0.9364\ hw$).

پاسخ های بدست آمده توسط هردو شبکه (شکل های ۳و۴) RBF وMLP یکسان می باشند .



شکل۳- نتایج بدست آمده از شبکه MLP



شکل ۴- نتایج بدست آمده از شبکه RBF

۵ - نتیجه گیری

شبکه‌های عصبی با توجه به توانایی‌های منحصر به فرد خود به کمک علم پزشکی آمده اند و در مواردی کـه ایـن علم هنوز نتوانسته نارسایی‌های خود را به تنهایی برطرف کند، کمک شایانی در رفع ناتوانـایی‌هـای آن ارائـه مـی دهند. کاهش هزینه‌ها، بالابردن اطمینان و دقت پزشکان در تصمیم‌گیری‌های خود، ساخت وسایل پزشکی کـاراتر از جمله خدماتی است که شبکه‌های عصبی برای پزشکان انجام داده‌اند. امید است با تعامل هـر چـه بیـشتر بـین مهندسین و پزشکان ، گامهای مؤثرتری در بهبود زندگی بشر برداشته باشد.

۶ –مراجع

[1] Ramana, K.V., Basha, K., Neural Image Recognition System with Application to Tuberculosis Detection, IEEE proceeding of International Conference of Information Technology, 2004

[2] Lo, J.Y., Floyd, E., Application of Artificial Neural Network for Diagnosis Breast Cancer, IEEE, pp. 1755-1759, 1999

[3] Kareem, S.A., Baba, S., Zubairi, Y.Z., Prasad, U., Wahid, A.M., Prognostic System for NPC: A Comparison of the Multilayer Perceptron and the Recurrent Model, 9th Conference on Neural Information Processing, Vol 1, pp. 271-275

[4] Jiusheng, L., Zhenwu, B., Application of Neural Network Optical Fiber Temperature Sensor Probe Design Used in Medical Treatment, IEEE Trans. Neural Network and Signal Processing, pp. 389-392, Dec. 2003