

شبکه عصبی و کاربرد آن در پزشکی

استاد : دکتر توحید خواه

تهیه کننده :

نونا فربهی

مسعود فتاحیان تهران

ترم اول 1388

## مقدمه

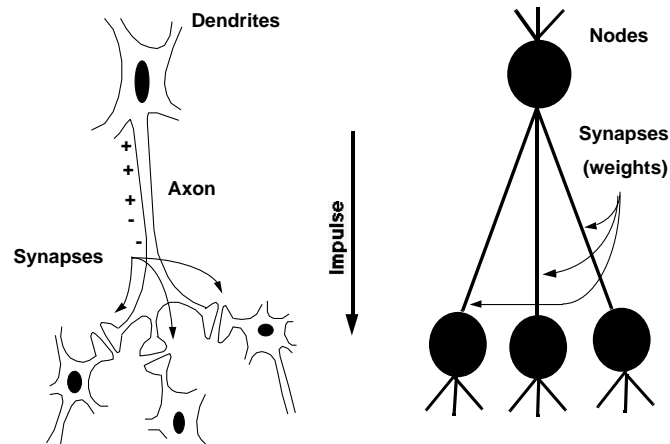
شبکه عصبی مصنوعی روشی عملی برای یادگیری توابع گوناگون نظیر توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری میباشد.

یادگیری شبکه عصبی در برابر خطاهای داده های آموزشی مصون بوده و اینگونه شبکه ها با موفقیت به مسائلی نظیر شناسائی گفتار، شناسائی و تعبیر تصاویر، و یادگیری روبات اعمال شده است.

## شبکه عصبی چیست؟

روشی برای محاسبه است که بر پایه اتصال به هم پیوسته چندین واحد پردازشی ساخته میشود.

شبکه از تعداد دلخواهی سلول یا گره یا واحد یا نرون تشکیل میشود که مجموعه ورودی را به خروجی ربط میدهند.



## شبکه عصبی چه قابلیت‌هایی دارد؟

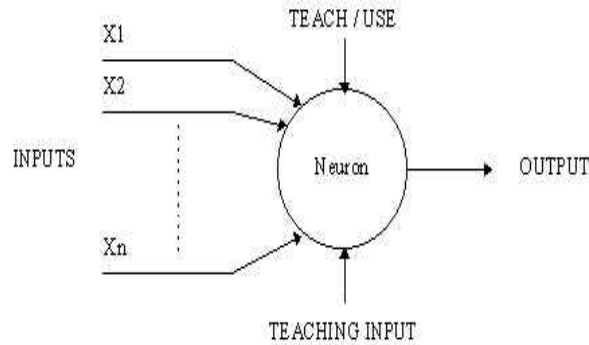
- محاسبه یک تابع معلوم
- تقریب یک تابع ناشناخته
- شناسائی الگو
- پردازش سیگنال
- یادگیری انجام موارد فوق

## الهام از طبیعت

مطالعه شبکه های عصبی مصنوعی تا حد زیادی ملهم از سیستم های یادگیر طبیعی است که در آنها یک مجموعه پیچیده از نرونها به هم متصل در کار یادگیری دخیل هستند.

گمان میرود که مغز انسان از تعداد  $10^{11}$  نرون تشکیل شده باشد که هر نرون با تقریباً  $10^4$  نرون دیگر در ارتباط است.

سرعت سوئیچینگ نرونها در حدود  $10^{-3}$  ثانیه است که در مقایسه با کامپیوترها ( $10^{-10}$  ثانیه) بسیار ناچیز مینماید. با این وجود آدمی قادر است در 0.1 ثانیه تصویر یک انسان را بازنشاسائی نماید. این قدرت فوق العاده باید از پردازش موازی توزیع شده در تعدادی زیادی از نرونها حاصل شده باشد.



### مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی

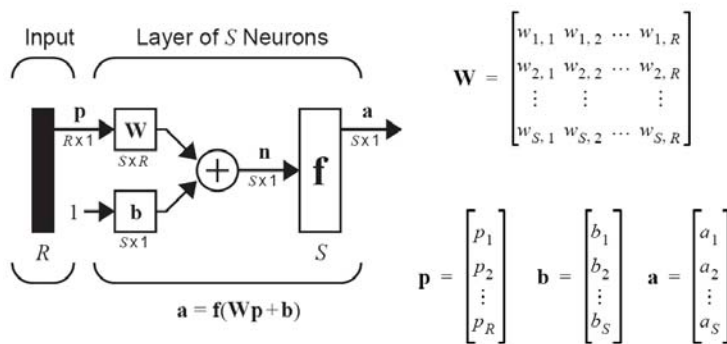
خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.

مواردی که نمونه ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند. نظیر داده های حاصل از یک دوربین ویدئویی.

تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.

زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.

نیازی به تعبیر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تعبیر نمود.



## پرسپترون

نوعی از شبکه عصبی بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته میشود. یک پرسپترون برداری از ورودیهای با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودیها را محاسبه میکند. اگر حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر بود خروجی پرسپترون برابر با 1 و در غیر اینصورت معادل 1- خواهد بود.

### مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی

خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.

مواردی که نمونه ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی-مقدار نشان داده شده باشند. نظیر داده های حاصل از یک دوربین ویدئویی.

تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.

زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.

نیازی به تعبیر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تعبیر نمود.

### آموزش پرسپترون

چگونه وزنه های یک پرسپترون واحد را یاد بگیریم به نحوی که پرسپترون برای مثالهای آموزشی مقادیر صحیح را ایجاد نماید؟

دو راه مختلف:

قانون پرسپترون

قانون دلتا

## الگوریتم یادگیری پرسپترون

1. مقادیری تصادفی به وزنها نسبت میدهیم
2. پرسپترون را به تک تک مثالهای آموزشی اعمال میکنیم. اگر مثال غلط ارزیابی شود مقادیر وزنها پرسپترون را تصحیح میکنیم.
3. آیا تمامی مثالهای آموزشی درست ارزیابی میشوند:

● بله ← پایان الگوریتم

● خیر ← به مرحله 2 برمیگردیم

## الگوریتم gradient descent

با توجه به نحوه تعریف  $E$  سطح خطا بصورت یک سهمی خواهد بود. ما بدنبال وزنهائی هستیم که حداقل خطا را داشته باشند. الگوریتم **gradient descent** در فضای وزنها بدنبال برداری میگردد که خطا را حداقل کند. این الگوریتم از یک مقدار دلخواه برای بردار وزن شروع کرده و در هر مرحله وزنها را طوری تغییر میدهد که در جهت شیب کاهشی منحنی فوق خطا کاهش داده شود.

ایده اصلی: گرادیان همواره در جهت افزایش شیب  $E$  عمل میکند.

گرادیان  $E$  نسبت به بردار وزن  $W$  بصورت زیر تعریف میشود:

$$E(W) = [E'/w_0, E'/w_1, \dots, E'/w_n]$$

که در آن  $E(W)$  یک بردار  $E'$  مشتق جزئی نسبت به هر وزن میباشد.

## مشکلات روش gradient descent

1. ممکن است همگرا شدن به یک مقدار مینیمم زمان زیادی لازم داشته باشد.
2. اگر در سطح خطا چندین مینیمم محلی وجود داشته باشد تضمینی وجود ندارد که الگوریتم مینیمم مطلق را پیدا بکند.

در ضمن این روش وقتی قابل استفاده است که:

- فضای فرضیه دارای فرضیه های پارامتریک پیوسته باشد.
- رابطه خطا قابل مشتق گیری باشد

## تقریب افزایشی **gradient descent**

میتوان بجای تغییر وزنها پس از مشاهده همه مثالها، آنها را بازا هر مثال مشاهده شده تغییر داد. در این حالت وزنها بصورت افزایشی **incremental** تغییر میکنند. این روش را **stochastic gradient descent** نیز مینامند.

$$w_i = \eta (t-o) x_i$$

در بعضی موارد تغییر افزایشی وزنها میتواند از بروز مینیمم محلی جلوگیری کند. روش استاندارد نیاز به محاسبات بیشتری دارد در عوض میتواند طول **step** بزرگتری هم داشته باشد.

## الگوریتم **Back propagation**

برای یادگیری وزن های یک شبکه چند لایه از روش **Back Propagation** استفاده میشود. در این روش با استفاده از **gradient descent** سعی میشود تا مربع خطای بین خروجی های شبکه و تابع هدف مینیمم شود.

خطا بصورت زیر تعریف میشود:

$$E(\vec{W}) \equiv \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{outputs}} (t_{kd} - o_{kd})^2$$

مراد از **outputs** خروجیهای مجموعه واحد های لایه خروجی و  $t_{kd}$  و  $o_{kd}$  مقدار هدف و خروجی متناظر با  $k$  امین واحد خروجی و مثال آموزشی  $d$  است.

فضای فرضیه مورد جستجو در این روش عبارت است از فضای بزرگی که توسط همه مقادیر ممکن برای وزنها تعریف میشود. روش **gradient descent** سعی میکند تا با مینیمم کردن خطا به فرضیه مناسبی دست پیدا کند. اما تضمینی برای اینکه این الگوریتم به مینیمم مطلق برسد وجود ندارد.

1. شبکه ای با  $n_{in}$  گره ورودی،  $n_{hidden}$  گره مخفی، و  $n_{out}$  گره خروجی ایجاد کنید.

2. همه وزنها را با یک مقدار تصادفی کوچک عدد دهی کنید.

3. تا رسیدن به شرط پایانی (کوچک شدن خطا) مراحل زیر را انجام دهید:

برای هر  $x$  متعلق به مثالهای آموزشی:

مثال  $x$  را به سمت جلو در شبکه انتشار دهید

خطای  $E$  را به سمت عقب در شبکه انتشار دهید.

## قدرت نمایش توابع

گرچه قدرت نمایش توابع به توسط یک شبکه feedforward بسته به عمق و گستردگی شبکه دارد، با این وجود موارد زیر را میتوان به صورت قوانین کلی بیان نمود:

توابع بولی: هر تابع بولی را میتوان توسط یک شبکه دو لایه پیاده سازی نمود.

توابع پیوسته: هر تابع پیوسته محدود را میتوان توسط یک شبکه دو لایه تقریب زد. تئوری مربوطه در مورد شبکه هائی که از تابع سیگموئید در لایه پنهان و لایه خطی در شبکه خروجی استفاده میکنند صادق است.

توابع دلخواه: هر تابع دلخواه را میتوان با یک شبکه سه لایه تا حد قابل قبولی تقریب زد.

## انواع آموزش شبکه:

یادگیری تحت نظارت (یا supervised): با تمرکز روی یک موضوع خاص و ارائه ی مثالهای مختلفی از آن صورت می گیرد. شبکه اطلاعات ورودی و مثال ها را تجزیه و تحلیل خواهد کرد به طوری که پس از مدتی قادر خواهد بود یک نوع جدید از آن دسته مثال ها را که قبلا هرگز ندیده بود شناسایی کند.

یادگیری بدون نظارت (یا unsupervised): یادگیری سطح بالاتری است که کاربرد آن امروزه کمتر است.

یادگیری تقویتی (یا reinforcement):

مدل پنهانی مارکوف (MDP): اجزای اصلی یک مدل مارکوف عبارتند از: مجموعه ی حالتها، مجموعه ی عملها، گذرها، ارزش افزوده ی فوری هر عمل

## مسائل مناسب برای یادگیری شبکه های عصبی

- خطا در داده های آموزشی وجود داشته باشد. مثل مسائلی که داده های آموزشی دارای نویز حاصل از دادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن ها هستند.
- تابع هدف دارای مقادیر پیوسته باشد.
- زمان کافی برای یادگیری وجود داشته باشد. این روش در مقایسه با روشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد.
- نیازی به تغییر تابع هدف نباشد. زیرا به سختی میتوان اوزان یادگرفته شده توسط شبکه را تغییر نمود.

برخی زمینه های شبکه های عصبی

- شناسایی الگوها: (Pattern recognition) شامل تشخیص چهره، اثر انگشت، تشخیص نوع صدا و نوع صحبت کردن، دست خط و ...  
به عنوان مثال از این سازوکار در بانکها در مقایسه ی امضای شخص مراجعه کننده برای دریافت وجه از یک حساب و امضایی که در پرونده ی حساب ثبت شده است استفاده می شود. این یکی از نخستین کاربردهای فراگیر تراشه های شبکه های عصبی است.
- پزشکی (Medicine): در تجزیه و تحلیل و تشخیص علائم دست گاه ضربان نگار قلب (الکتروکاردیوگراف)، و نیز شبکه ی آموزش دیده ای که می تواند بیماری را تشخیص دهد و حتا دارو نیز تجویز کند.
- کاربردهای تجاری: انجام هرگونه تصمیم گیری که در دنیای تجارت به سهولت انجام پذیر نیست، مثلاً تصمیم گیری هایی که نیاز به اطلاعات وسیعی در محدوده ی هدف مورد نظر دارند. مثلاً در تلاش برای پیش بینی نوسانات سهام از روی اطلاعات قبلی در بورس از شبکه ها به وفور استفاده می شود.
- هوش مصنوعی: بسیاری از کارشناسان هوش مصنوعی معتقدند شبکه های عصبی مصنوعی بهترین و شاید تنها امید طراحی یک ماشین هوش مند هستند.
- فشرده کردن اطلاعات تصویری برای کاهش حجم اطلاعات
- حذف (Noise) در خطوط مخابراتی
- سیستم های نظامی: شامل ردیابی مین های زیر دریایی، حذف صداهای ناهنجار در سیستم های ردیابی رادارها و ...  
ساخت و بهره برداری سازه های ساختمانی: به دلیل سرعت زیاد شبکه های عصبی در پردازش و تحلیل داده ها زمان مورد نیاز برای کشف سازه ی بهینه کاهش می یابد.
- بازاریابی: شبکه ها برای فروش بیشتر و گزیده تر در تبلیغات اینترنتی استفاده می شوند.
- دیده بانی و بررسی: (In Monitoring) به عنوان مثال با بررسی ترازهای صوتی که از فضاییها مخابره می شود خطرهای پیش روی فضاییها پیش بینی می شود. این روش در ریل ها برای بررسی صداهای تولید شده از موتورهای دیزلی نیز آموخته شده است.



## کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پزشکی

**چکیده:** مجهز شدن علم پزشکی به ابزارهای هوشمند در تشخیص و درمان بیماری‌ها می‌تواند اشتباهات پزشکان و خسارت جانی و مالی را کاهش می‌دهد. در این مقاله کاربردها نوعی شبکه‌های 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 نمونه‌های عملی انجام شده ایده‌های مناسبی برای تحقیقات بعدی ایجاد می‌کند. بخش 1 مقدمه‌ای بر سوابق شبکه‌های عصبی در علم پزشکی می‌باشد. بخش 2 به بررسی روش‌های استفاده از شبکه‌های عصبی در تشخیص بیماری‌ها می‌پردازد. پیش بینی آگاهی در مورد امراض در بخش 3 و کاربرد شبکه‌های عصبی در مهندسی پزشکی در بخش 4 بررسی می‌شوند با ارائه جمع بندی در بخش 5 مقاله خاتمه می‌یابد.

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

### 1- مقدمه

شبکه‌های عصبی از اواخر 1980 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 شده‌اند. 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 و یا ساخت ابزارهای پزشکی شبکه‌های عصبی مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند. 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، نحوه استخراج اطلاعات در بیماری و یا هر کاربرد دیگر پزشکی است سعی شده است که به نحوی قابل فهم این روش‌ها در هر سه مورد شرح داده شوند، تا دید لازم به افراد متخصص علاقه‌مند داده شود. کاربردهای شبکه عصبی پزشکی را در سه بخش ارائه داده‌ایم: تشخیص بیماری‌ها، پیش بینی و پیش آگاهی، مهندسی پزشکی.

## 2- تشخیص بیماری‌ها

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

### 2-1- سیستم آنالیز تصاویر در تشخیص سل

در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی به طور گسترده‌ای به کار رفته‌اند که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: تشخیص تومور، تشخیص و کلاس بندی micro calcification ها، و طبقه بندی تصاویر اشعه X قفسه سینه.

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

## 2-1-1- بیماری سل و استخراج ویژگی‌ها

سل ریه، یک نوع عفونت باکتری واگیردار است که بوسیله Mycobacterium سل ایجاد می‌شود. ابتدا شش‌ها آلوده شده و به تدریج عفونت به اندام‌های دیگر نیز سرایت می‌کند. علائم بیماری در شروع آن مشهود نیست از جمله علائم بیماری می‌توان به سرفه، تب خفیف، و در مراحل نهایی کاهش وزن، تعرق، خستگی و از دست دادن شنوایی اشاره کرد. در صورت گوش دادن به صدای ریه با گوش، صداهای ناهنجاری از آن شنیده می‌شود برای تشخیص نهایی از تصاویر اشعه x- قفسه سینه، آزمایشات نمونه برداری از شش‌ها و Bronchoscopy استفاده می‌شود.

از تصاویر اشعه x- قفسه سینه که به روش MMR (Mass Miniature Radiographs) گرفته می‌شود، برای استخراج ویژگی‌ها استفاده شده است. در MMR مربوط به افراد سالم استخوان‌ها سفید، کیسه‌های هوایی به جای سیاه، خاکستری است. بر این اساس قسمت‌های دارای ضایعات سل درجه رنگ خاکستری متفاوتی با بقیه نواحی جدا کرد. در سیستم نوعی مورد بررسی [1] تصاویر دیجیتال بدست آمده توسط اسکنر به یک پردازشگر تصویر داده می‌شود. پردازشگر تصویر، نویز را فیلتر نموده، کیفیت تصویر را افزایش داده سپس ویژگی‌های لازم را از نواحی مختلف MMR استخراج می‌نماید.

## 2-1-2- مدل شبکه عصبی و آموزش آن:

از شبکه MLP با یک لایه Hidden برای آموزش استفاده شده است اندازه معمولی تصاویر دیجیتالی 512×512 پیکسل است که با یک الگوریتم فشرده سازی توسط پردازشگر تصویر به یک فایل 10×10 پیکسلی تبدیل می‌شود. بنابراین لایه ورودی شبکه به 100 سلول کاهش می‌یابد. شبکه با مقادیر مختلف

سرعت یادگیری  $\alpha$  و ثابت momentum  $\eta$  ، آموزش داده شده و میزان خطا در epochهای مختلف اندازه گیری شده است. بهترین پاسخها به ازای  $\alpha = 0/5$  و  $\eta = 0/1$  بدست آمده‌اند. (شکل 1)

$$1: \alpha = 0.1, \eta = 0.75$$

$$2: \alpha = 0.5, \eta = 0.1$$

$$3: \alpha = 0.9, \eta = 0.1$$

شکل 1- منحنی های یادگیری بر اساس مقادیر مختلف  $\eta$  و  $\alpha$

با این مقدار  $\alpha$  و  $\eta$  خطای شبکه در تشخیص ضایعات سل به 20٪ کاهش می یابد.

## 2-2- کاربرد شبکه‌های عصبی در تشخیص سرطان سینه

کارهای انجام گرفته در این زمینه را می توان به سه گروه طبقه بندی کرد [2]:

1- پیش بینی وجود ضایعات بدخیم سینه با استفاده از داده‌های ماموگرافی

2- کلاس بندی ضایعات بدخیم به عنوان سرطان پیشرفته (Situ vs. Invasive)

3- پیش گیری بدخیم بودن توده‌های بافتی سینه با استفاده از داده‌های فراصوت (ultrasound)

در همه 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 و یا بد خیمی تومرها، همچنین تشخیص

نوع پیشرفته سرطان که سابقاً فقط توسط جراحی‌های نمونه برداری بافت زنده قابل دسترسی بوده، پتانسیل

زیادی برای بهبود روش‌های مدیریت بیماران دارای ضایعات سینه دارند. با استفاده از این شبکه‌ها می توان

تعداد جراحی‌های غیر ضروری روی بیماران را کاهش داده و هزینه‌های مربوط را کم کرد. ماموگرافی و فراصوت دارای حساسیت خوبی است، بدین معنی که از روی تصاویر ماموگرافی با در صد اطمینان قابل قبولی می‌توان موارد سالم و غیر سرطانی را تشخیص داد ولی در تشخیص موارد سرطانی قابل اعتماد نیست و به همین دلیل 65٪ از مواردی که به نمونه‌داری ارجاع داده می‌شوند دارای ضایعات خوش خیم می‌باشند که در واقع نیازی به نمونه‌برداری ندارند.

## **2-2-1- وردی های شبکه ها:**

ورودی‌های شبکه عصبی، اطلاعات کد شده پزشکی هستند که به وسیله ابزارهای آزمایشگاهی پزشکی نظیر ماموگرافی، فراصوت (us) و یا از سوابق بیماران استخراج شده‌اند و خروجی‌های نهایی که به عنوان نتایج مطلوب به شبکه اعمال می‌شوند، نتایج حاصل از نمونه‌برداری (biopsy) می‌باشند که به سه دسته خوش خیم، بدخیم و سرطان پیشرو تقسیم می‌شوند. عکس‌ها توسط رادیولوژیست‌ها در سیستم BIORADS تفسیر شده‌اند.

BI-RADS یک فرهنگ لغت استاندارد که توسط دانشکده 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 غیر رسمی است که با این حال به طور گسترده کاربرد دارد) تفسیر شده‌اند.

## **2-2-2- پیش بینی سرطان بدخیم با استفاده از ماموگرافی:**

در شبکه عصبی از یافته‌های ماموگرافی (BI-RADS) و سوابق بیماران استفاده می‌کند تا تشخیص دهد که آیا ضایعات خوش خیمند و یا بدخیم. اگر شبکه به درستی تشخیص دهد که ضایعات خوش خیمند آن

بیماران می توانند با صرف هزینه کمتر به جای نمونه برداری تحت یک دوره کوتاه درمان و پیگیری با ماموگرافی قرار گیرند. از 500 مورد مشکوک در ماموگرافی که تحت جراحی قرار گرفته بودند استفاده که شامل 174 مورد بدخیم و 326 فرد دارای سرطان خوش خیم است و در هر مورد 10 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 بازه [0-1] است که در اینجا یک به معنای سرطان بدخیم و 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 نشان دهنده بدخیم بودن آن مورد و مقادیر پائین تر به معنی خوش خیم 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 گیرند وقتی که بیماری خوش خیم دارد و Specificity احتمال اینکه بیمار در گروه بیماران بدخیم طبقه بندی شود وقتی که بیماری بدخیم دارد. برای کسب بالاترین حساسیت حد آستانه تا حد امکان کوچک در نظر گرفته می شود (0/13) با این مقدار حساسیت 98% به دست می آید. یعنی 171 نفر از 174 بیمار بدخیم بالای حد آستانه بودند و به درستی در کلاس True-Positive قرار گرفتند با این حد آستانه 42% از موارد خوش خیم از این مقدار پایین تر بودند. بنابراین به درستی در کلاس True-Negative قرار داده شدند که به این ترتیب برای 136 نفر از 326 بیمار خوش خیم، به راحتی می شد از نمونه داری جلوگیری کرد.

## 2-2-3- پیش بینی سرطان پیشرفته با ماموگرافی:

در ادامه تحقیق فوق و در آزمایش دیگری، شبکه عصبی علاوه بر مشخص کردن خوش خیم یا بدخیم بودن سرطان سرطان خوش خیم است. یا بدخیم، پیشرفته بودن سرطان بدخیم را نیز تعیین می کند. این

باربری آموزش شبکه فقط از داده های ماموگرافی استفاده شده است. این کار از نظر پزشکان متخصص شاید غیر منطقی باشد. زیرا حالت پشرفته بودن سرطان با اطلاعات میکروسکوپییک مشخص می شود و مستقیماً از ماموگرافی که یک روش ماکروسکوپییک است قابل رویت نیست. فرضیه ای که بر اساس آن این کار انجام شده این است که به هر حال درمورد بسیاری از بیماران ارتباط کافی بین حقایق میکروسکوپییک و ماکروسکوپییک وجود دارد و نتایج این تحقیق به خوبی درستی این فرضیه نشان داد.

ورودی ها همه موردی هستند که بالای سطح حد آستانه مرحله قبل بوده اند. با حد آستانه 0/6، شبکه به درستی 65 مورد از 120 مورد سرطان پیش رو را بالاتر از این سطح نشان داده (حساسیت 54٪) و به درستی 218 مورد از 243 مورد منفی زیر حد آستانه (Specificity 90٪) قرار گرفتند.

#### **2-2-4- تشخیص بدخیم بودن سرطان با ultrasounds**

فراصوت در عکس های سینه فقط به منظور تمایز دادن کیستهای ساده از توده های جامد به کار می رود. یک پروژه [2] 175 بیمار در آزمایش us، ناهنجاری سینه داشتند که برای 65 نفر از بیماران نمونه برداری از بافت سینه انجام گرفته و نتایج نهایی در دسترس بوده است، با استفاده از سیستم تفسیر عکس های فراصوت Stavors، 7 داده از این عکس ها استخراج و به عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال شده است. با حد آستانه 24٪ در خروجی شبکه 30 مورد از 31 مورد سرطانی بدخیم تشخیص داده (حساسیت 97٪) و 27 مورد از 34 مورد خوش خیم، بالای این سطح قرار گرفتند (Specificity %79). این نتایج با توجه به تعداد کم نمونه های بکار رفته در آموزش بسیار دلگرم کننده است و تأییدی می باشد بر اینکه us می تواند کاربرد بیشتری در تشخیص خوش خیمی و بدخیمی سرطان داشته باشد.

#### **3- پیش بینی و پیش آگاهی**

شبکه های عصبی مصنوعی، جایگزین مناسبی برای روش های آماری مرسوم به منظور تخمین امید به زندگی هستند. تخمین امید به زندگی در واقع پیش بینی روند و نتیجه بیماری و نشانه های کلی از بهبود برای آن بیماری است. پیش آگاهی دادن در مورد بیماری در سطح فردی می تواند به بیمار کمک کند تا تصمیم آگاهانه ای در مورد درمان خود بگیرد.

امتیاز مسلم شبکه های عصبی در این زمینه نسبت به روش های آماری مثل Life – table با روش Kaplan-meier و سایر روش های مرسوم این است که دیگر نمی توان به طور دستی داده ها را سانسور کرد. همچنین روش های آماری به منظور تخمین امید به زندگی جمعی بیماران به کار می روند. به بیان دیگر شبکه های عصبی قادرند به طور انحصاری برای هر شخص بیمار، شانس زندگی را تخمین بزنند در حالیکه روش آماری با مطالعه گروهی از بیماران شانس بهبودی را در مورد هر بیماری تخمین می زنند. در ادامه یک نمونه از پیش بینی های انجام شده با استفاده از شبکه های عصبی آورده شده است.

### **3-1-1- تعیین امید به زندگی در مورد بیماران NPC (nasopharyngeal carcinoma):**

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

### **3-1-1- داده های ورودی و آموزش شبکه**

آزمایش بر اساس 1693 مورد دیده شده NPC در کوالالامپور در فاصله زمانی 1969 تا 1999 انجام گرفته است [3]. متغیرهای ورودی عبارتند از: سن، جنس، نژاد، گویش، زمان اولین علامت بیماری، نوع علامت، آزمایشات نمونه برداری از یافت، اندازه تومور، فشارهای عصبی می باشد. این داده ها با استفاده از روش "one of n" pre-processed شده اند در این تکنیک Pre-Processed همه متغیرها به مقادیر مختلف باینری



کد می شوند. دو مدل شبکه عصبی طراحی و آموزش داده شده اند یکی MLP و دیگری شبکه recurrent از نوع Elman است. خروجی ها به فرم صفر و یکند و مرحله تست روی 50 مورد انجام گرفته است.

در تعیین امید به زندگی بیماران معمولاً از فاکتور ROC (receiver operating characteristic) استفاده می شود ROC منحنی حساسیت بر حسب (Specificity) است. حساسیت نسبت همه مواردی است که شبکه در مورد آنها به درستی مرگ (مقدار 1) را پیش بینی 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 شده اند (مقدار صفر) به کل مواردی از ورودی که در واقع زنده مانده اند جدول 1.

جدول 1- تعاریف True Negative/Positive

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

$$\text{Sensitivity} = A/(C+A)$$

$$\text{specificity} = D/(B+D)$$

مساحت زیر منحنی ROC به عنوان دقت نتایج کلی شبکه اندازه گیری می شود. در جدول 2 نتایج بدشت آمده برای هر دو نوع شبکه ارائه شده است. همانطور که از جدول پیداست عملکرد شبکه Elman است اما

می توان گفت که هر دو شبکه توانسته اند با عملکرد خوبی در بسیاری از موارد پیش بینی های درستی انجام دهند.

جدول 2- مقادیر مساحت زیر منحنی های ROC، حساسیت (SE) و درصد (%) در دو شبکه MLP, Elman

| year | MLP   |       |       | Elman |       |       |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|      | ROS   | SE    | %     | ROS   | 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    | 0.735 | 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 |

#### 4- 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 گرفته‌اند. آنچه که به عنوان نمونه عملی آورده می‌شود، در زمان سرطان کاربردی و پراهمیت است.

#### 4-1- طراحی پروب سنسور دما با فیبر نوری

سلول‌های سرطانی در مقایسه با سلول‌های نرمال در مقابل گرما مقاومت کمتری دارند. با رسیدن دما به<sup>42</sup>، سلول‌های سرطانی به سرعت آسیب دیده و غیر فعال می‌شود، 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 گرما درمانی از جمله راهکارهای مناسب می‌باشد، سنسورهای مرسوم سنجش دما که در پروسه درمان سرطان با ماکروویو به کار می‌روند، نمی‌توانند کارایی لازم را بعلاوه وجود امواج الکترومغناطیسی موجود در محیط که باعث ایجاد تداخل و نویز در این ادوات می‌شود 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 کاربردی ترین وسایل پزشکی است که به کمک شبکه‌های عصبی ساخته شده است.

#### 4-1-1: طرز کار سنسور

اساس کار سنسور بر این است که برخی از مواد در برابر گرما واکنشی به شکل تغییر ضریب شکست نور ( $n$ ) از خود نشان می‌دهند. ساختمان پروب در شکل 2 نشان داده است. هنگامی که پروب درمد تشعشع قرار می‌گیرد، مقدار انرژی تابشی آن تحت تأثیر مقدار ( $n$ ) قرار می‌گیرد. زمانی که دما بالا می‌

رود مقدار (n) کاهش می یابد و باعث می شود که انرژی تابشی کاهش یابد و اگر دما کاهش یابد بر عکس (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 از روی مقدر انرژی بازگشتی در انتهای پروب اندازه می گیرند. مسئله مهم انتخاب مقدار (n) است که باید در بهترین شرایط کار انتخاب گردد که به گونه ای که ماده به کار رفته، با تغییرات ثابت دما بالاترین میزان تغییرات انرژی تابشی را از خود نشان دهد. 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 2- ساختار پروب فیبر نوری

#### 4-1-2- استخراج داده های ورودی و آموزش شبکه

برای ساخت ماده مورد نظر از دو نوع ژل سیلیکات استفاده شده که ضریب شکست آنها به ترتیب 141 و 1.51 است نسبت های مختلف از این دو ژل با هم ترکیب و در تغییرات ثابت دما ( $\Delta t = 10^{\circ}\text{C}$ ) تغییرات میانگین توان خروجی اندازه گیری می شود جدول 3. از داده های این آزمایشات برای آموزش شبکه استفاده می شود.

جدول 3- تغییرات میانگین توان خروجی  $(\Delta t = 10^{\circ}\text{C})$ ،  $\overline{\Delta p} (\mu\text{W})$

| 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 و MLP یا پرسپترون چند لایه Hidden استفاده شده است. مقادیر خروجی در بازه [0-1] 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 [1:18] است که معادل با  $n=1.446$  است. یعنی با این نسبت ترکیب بیشترین تغییرات را در میانگین توان خروجی پروب خواهیم داشت ( $\Delta p = 0.9364hw$ ) پاسخ های بدست آمده توسط هر دو شبکه (شکل های 3 و 4) RBF و MLP یکسان می باشند.

شکل 4- نتایج بدست آمد از شبکه RBF

شکل 3- نتایج بدست آمده از شبکه MLP

5- نتیجه گیری

شبکه های عصبی با توجه به توانایی های منحصر به فرد خود کمک علم پزشکی آمده اند و در مواردی که این علم هنوز نتوانسته نارسایی های خود را به تنهایی بر طرف کند، کمک شایانی در رفع ناتوانایی های آن ارائه می دهند. کاهش هزینه ها، بالاترین اطمینان و دقت پزشکان در تصمیم گیری های خود، ساخت وسایل پزشکی کارا تر از جمله خدماتی است که شبکه های عصبی برای پزشکان انجام داده اند. امید است با تعامل هر چه بیشتر بین مهندسين و پزشکان ، گام های مؤثرتری در بهبود زندگی بشر برداشته باشد.

## 6- 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., Applisition 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, 9<sup>th</sup> Conference on Neural Information Processing, Vol 1, pp. 271-275
- [4] Jiusheng, L., Zhenwu, B., Appication 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