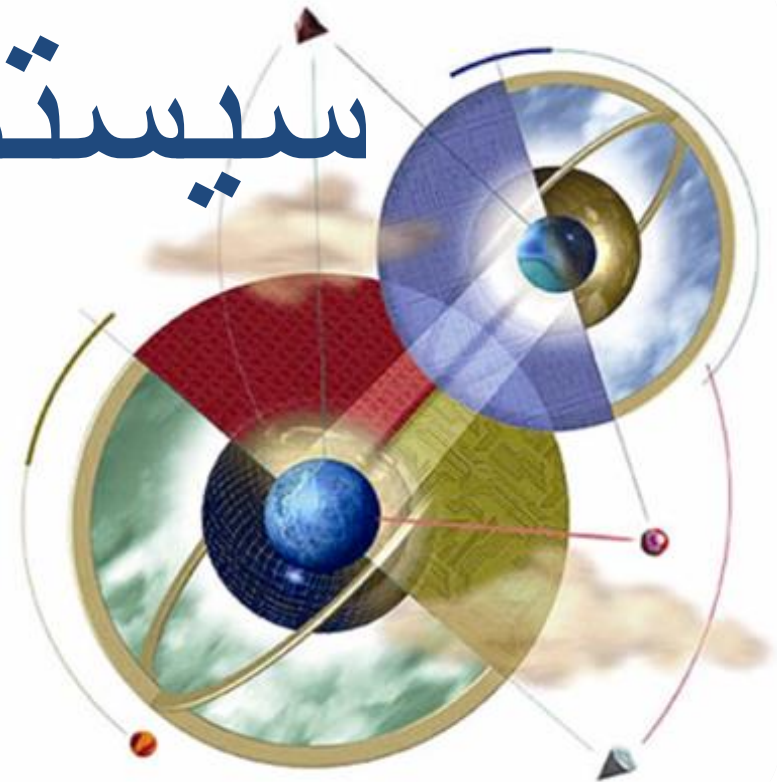


بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

به نام پروردگار

# سیستم‌های خبره

# EXPERT SYSTEM



M.Rastgarpour  
Ph.D in AI

# فصل هشتم

## شبکه های عصبی مصنوعی

## تاریخچه

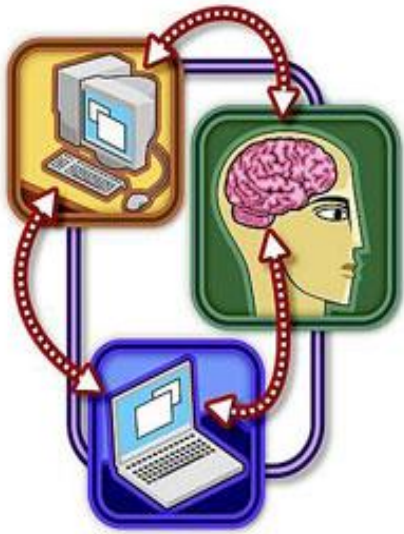
- 1890، ویلیام جیمز: توصیف عملکرد کورتکس مغز.
- 1940، McColluch & pitts: مدل ریاضی ساده برای نورون.
- نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه 50 قرن بیستم مطرح شد.
- 1958، Frank Rosenblatt: پرسپترون (Peceptron)، شبکه دولایه، ساخت شبکه‌ای برای شناسایی الگوها از هم.
- 1960، برنارد ویدرو شبکه عصبی تطبیقی خطی آدالین را با قانون یادگیری جدید مطرح نمود که از لحاظ ساختار، شبیه شبکه پرسپترون بود.
- اوائل دهه 1960، Minsky & paper: کتاب Perceptron.
- اواسط دهه 1970: بحث مجدد ANNs.
- 1982،
  - John Hopfield: توصیف نحوه پردازش و ذخیره سازی.
  - Teuvo Kohonen: شبکه نگاشت ویژگی (feature map).
- اوائل دهه 1990، Intel: تراشه NN متشکل از 64 پردازنده با 64 ارتباط.



# فهرست مطالب

در سالیان اخیر شاهد حرکتی مستمر، از تحقیقات صرفاً تئوری در زمینه پردازش اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه حلی موجود نیست و یا برآحتی قابل حل نیستند بوده ایم.

«شبکه های عصبی مصنوعی» جزء این دسته از سیستمهای دینامیکی قرار دارند.



به شبکه های عصبی سیستمهای هوشمند گویند:

با پردازش روی داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در واری داده ها را به ساختار شبکه منتقل می کنند. براساس محاسبات روی داده های عددی یا مثالها، قوانین کلی را فرا می گیرند. این سیستمها در مدلسازی ساختار نرون سیناپتیکی مغز بشر می کوشند.

# چرا شبکه عصبی مصنوعی

به دلایل ذیل باید منطق طراحی و ساخت رایانه ها و همچنین نرم افزارهای موجود متحول گردد:

1. افزایش سرعت

تحول در منطق برنامه نویسی به گونه ای که بجای پردازش سریال، پردازش موازی جایگزین شود، در آینده طراحی رایانه ها باید مورد توجه قرار گیرد.

2. عدم حساسیت بالا به رخداد اشتباه

3. رایانه ها و نرم افزارهای موجود قادر نیستند از تجربیات گذشته استفاده نمایند

4. ارائه پاسخ مناسب در شرایط جدید

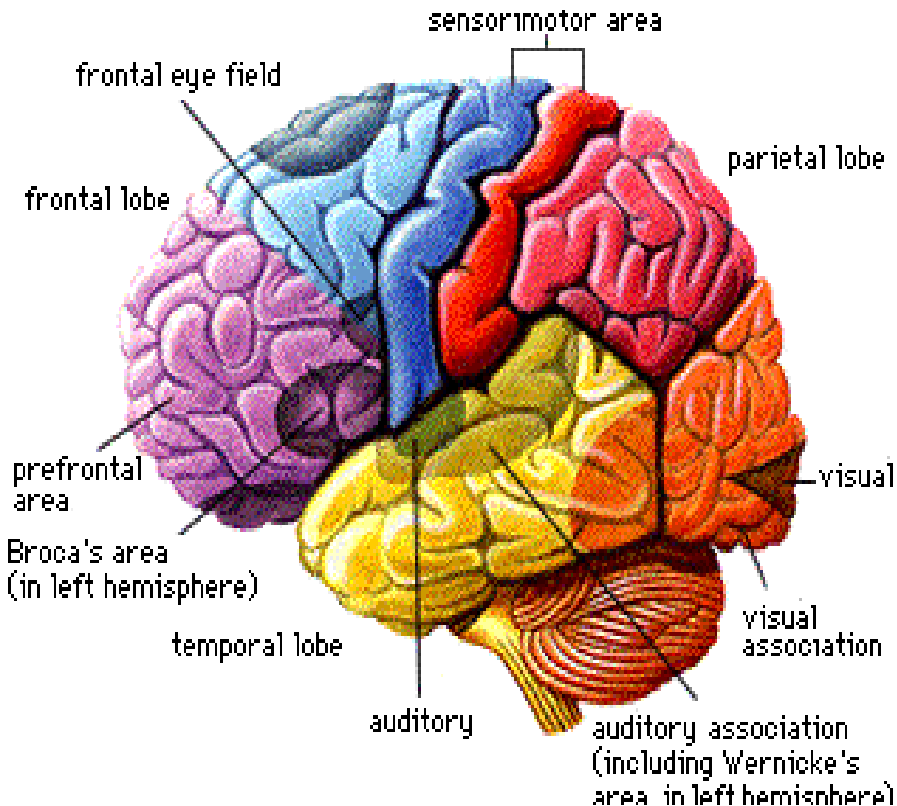


ساختار سخت افزارها و منطق نرم افزارها باید با رویکرد جدیدی مبتنی بر مغز انسان بازبینی و اصلاح شوند. برای این منظور لازم است ساختار مغز مطالعه شود

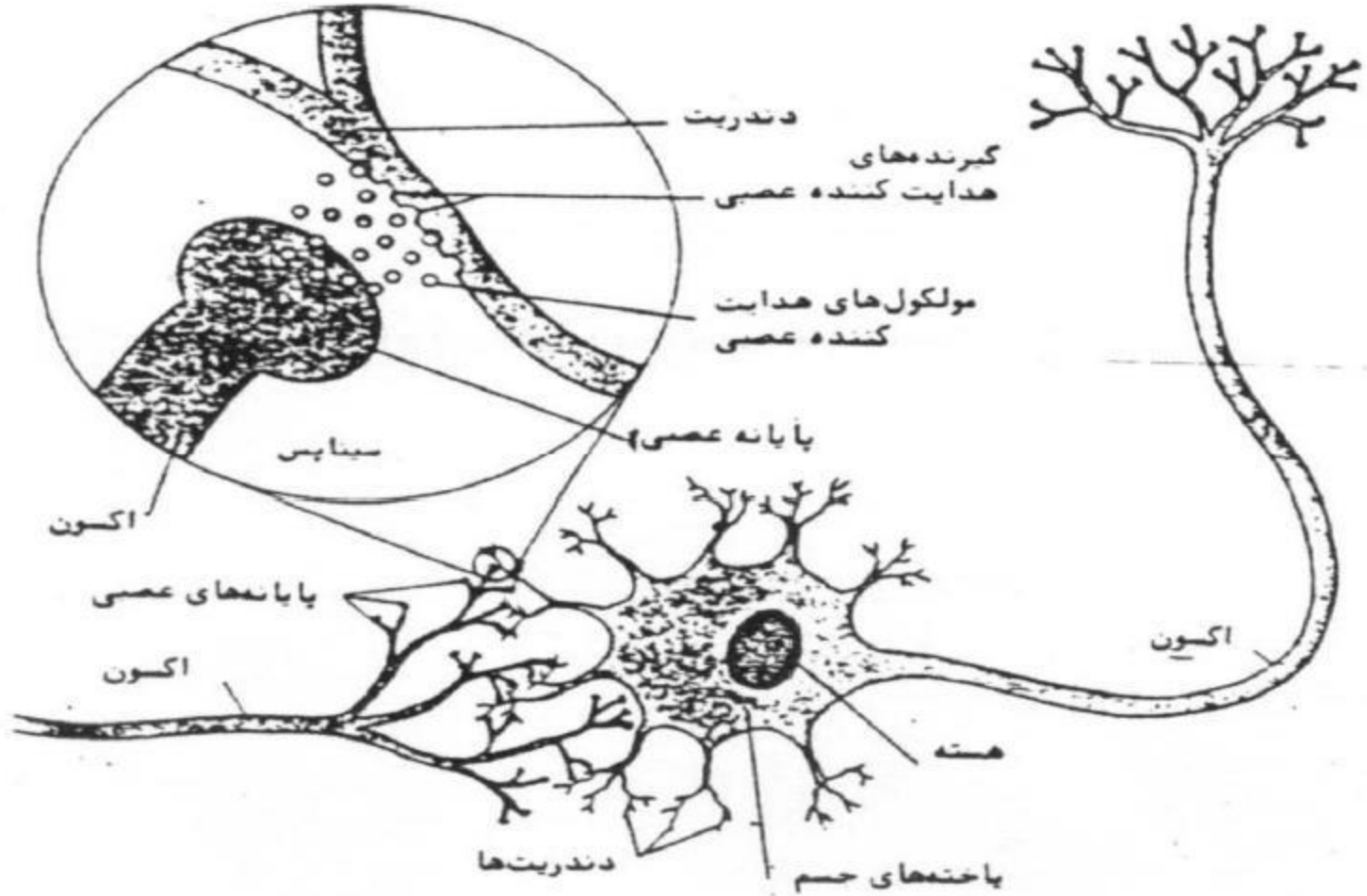
# شبکه‌های عصبی بیولوژیکی

مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات با ساختار موازی، از 100 تریلیون ( $10^{11}$ ) نرون به هم مرتبط با تعداد  $10^{16}$  ارتباط تشکیل شده است.

نرونها ساده ترین واحد ساختاری سیستمهای عصبی هستند. بافتهایی که عصب نامیده می‌شوند اجتماعی از نرونها هستند که اطلاعات و پیامها را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر منتقل می‌کنند. این پیامها از نوع ایمپالسهای الکتروشیمیایی هستند.

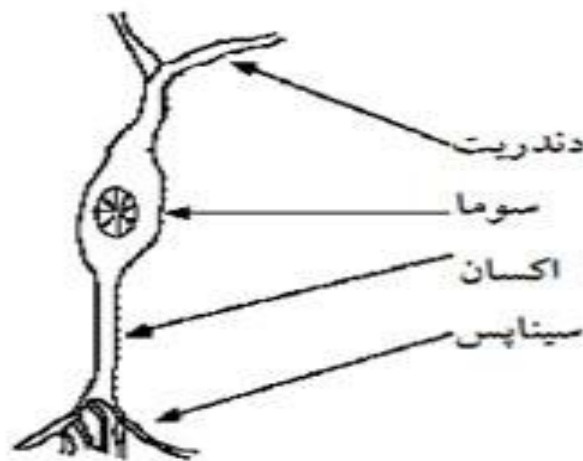
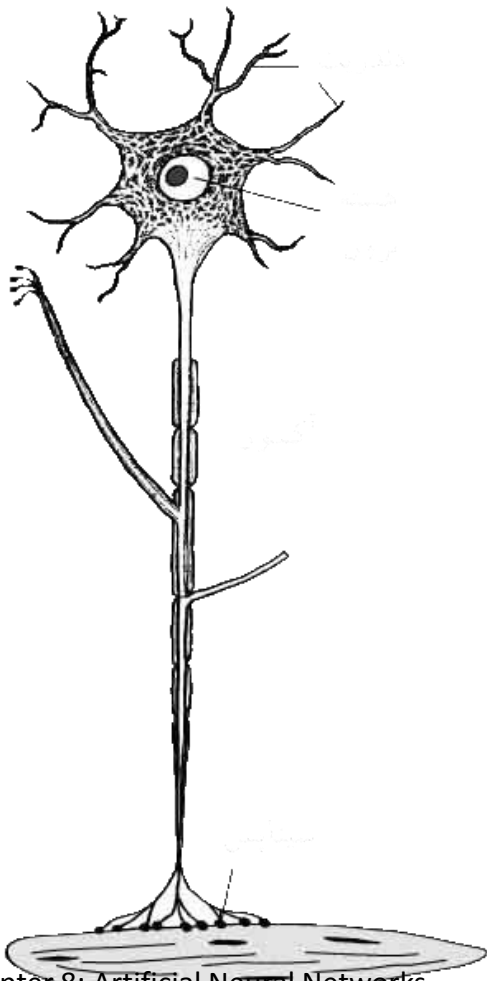


# یاخته عصبی (neuron)

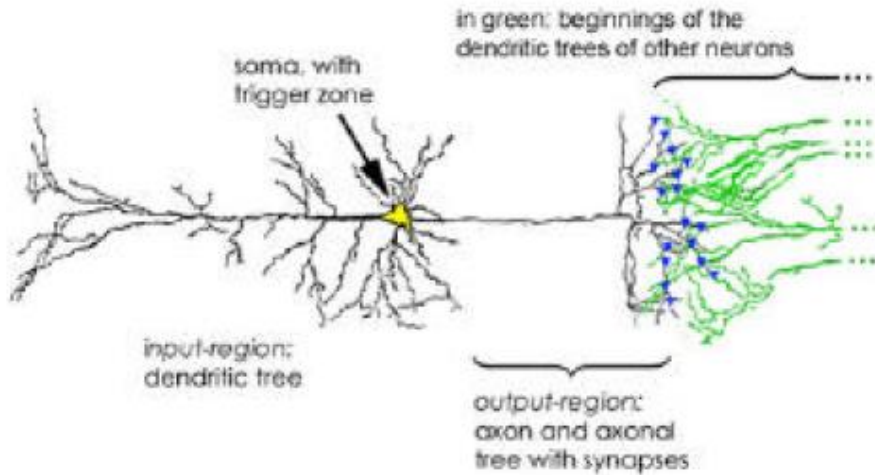


# چگونه مغز انسان می آموزد ؟

در مغز انسان یک سلول، سیگنال ها را از دیگران از طریق ساختار های ریزی که **dendrites** نامیده می شود جمع آوری می کند؛ سلول عصبی جهش سریع فعالیت الکتریکی را در طول **axon** می فرستد . در انتهای هر شاخه **synapse** این فعالیت را به اثرات فعال کننده یا غیر فعال کننده تبدیل می کند که این کار باعث برانگیخته شدن یا آرام شدن سلول های عصبی مرتبط می شود . وقتی یک سلول عصبی پیام های فعال کننده را که بطور قانع کننده با پیامهای ورودی غیر فعال کننده اش مقایسه شده ، دریافت می کند یک جهش از فعالیت الکتریکی را به داخل **axon** خودش می فرستد.

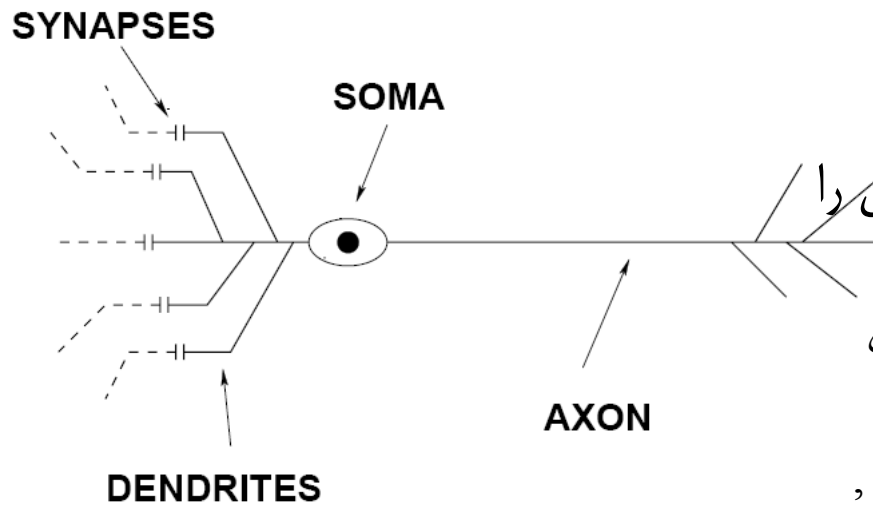


# ساختار نرونهاي عصبي طبيعي:



## اجزاء عملکردی در نرون ها

- دندريت ها
- سوما ( واحد پردازش مركزي )
- آكسون
- سيناپس



يك نرون بيولوژيك ، پس از دريافت سيگنال هاي ورودی (به شكل يك پالس الكتريکی) از سلول هاي ديگر ، آن سيگنال ها را با يکديگر تركيب کرده و پس از انجام يک عمل (

**operation**) ديگر بر روی سيگنال ترکیبی، آن را

به صورت خروجی ظاهر می سازد.

به نرون هاي ارسال کننده علائم و سيگنال هاي اطلاعاتي پيش پيونديگانه يا پيش سيناپس گویند

نرونهاي دريافت کننده اطلاعات يک نرون پيش سيناپسي ،

پس سيناپسي نامیده مي شود

نرونهاى بيولوژيکى از سه قسمت اساسى تشکيل شده‌اند:

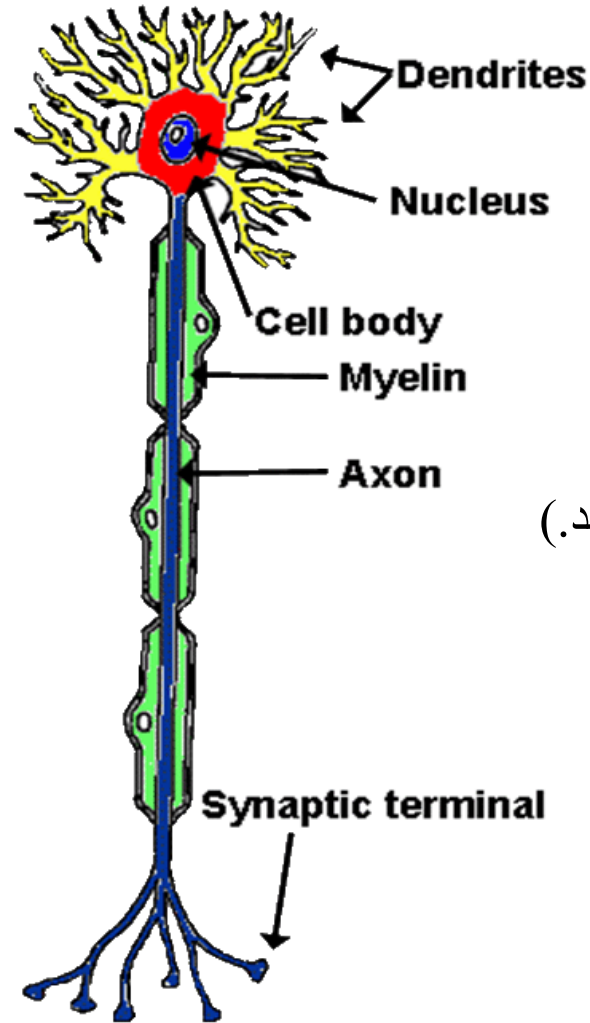
- بدنه سلول (که شامل هسته و قسمت‌هاي حفاظتي ديگر مي باشد).
- دندريت
- اکسون

که دو قسمت آخر عناصر ارتباطي نرون را تشکيل مي دهند.

نرونها بر اساس ساختارهاي که بين آنها پيامها هدايت مي شوند :

1. نرونهاي حسي (اطلاعات را از ارگانهاي حسي به مغز و نخاع مي فرستند).
2. نرونهاي محرك که سيگنالهاي فرمان را از مغز و نخاع به ماهيچه‌ها و غدد هدايت مي کنند.
3. نرونهاي ارتباطي که نرونها را به هم متصل مي کنند.

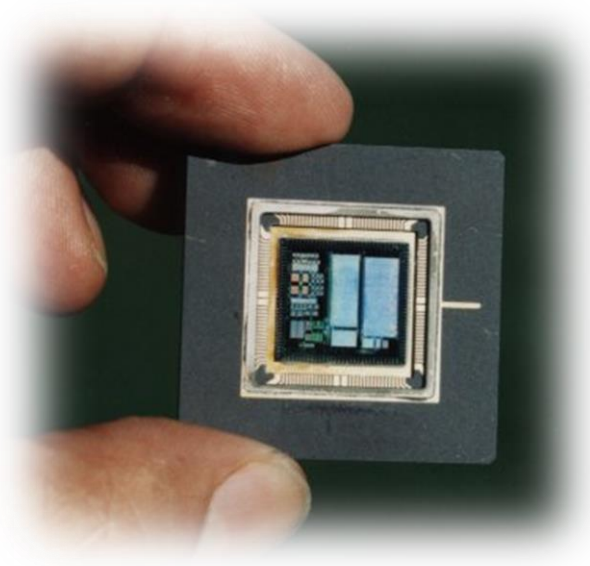
فعاليتهاي دو نرون اول (حسي و محرك) توسط نرونهاي ارتباطي به هم مربوط مي شوند.



# شبکه عصبی مصنوعی چیست؟

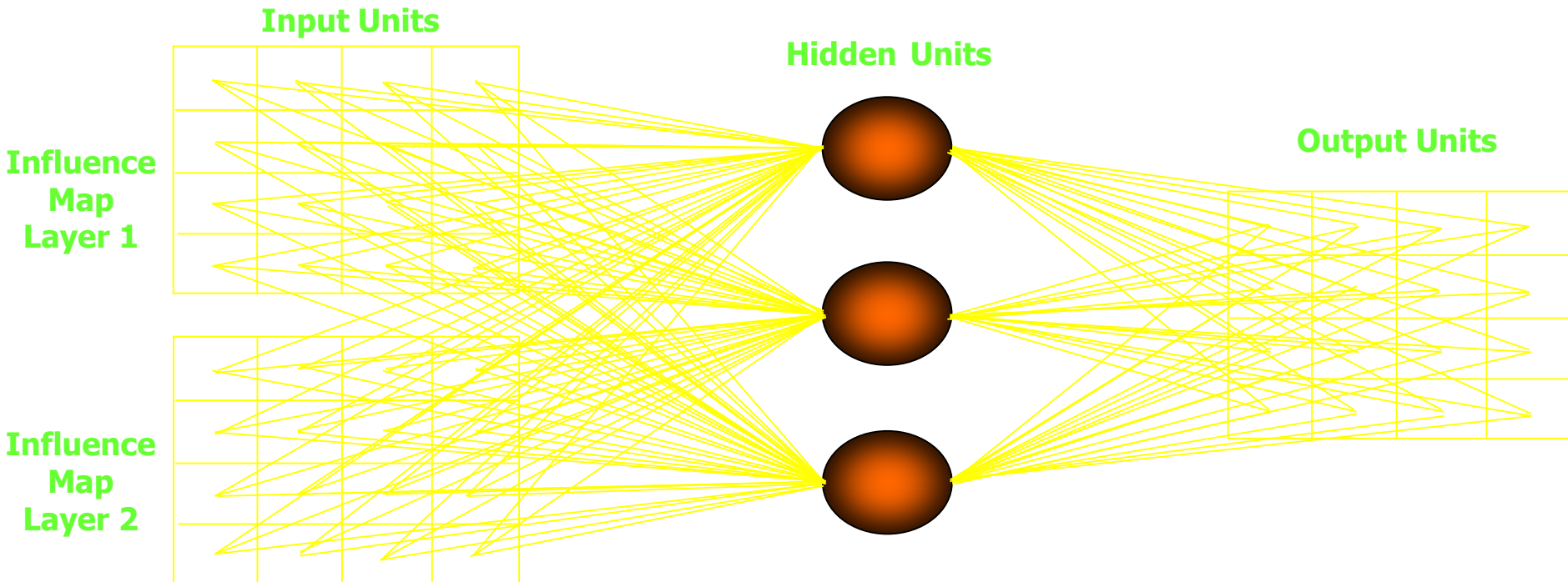
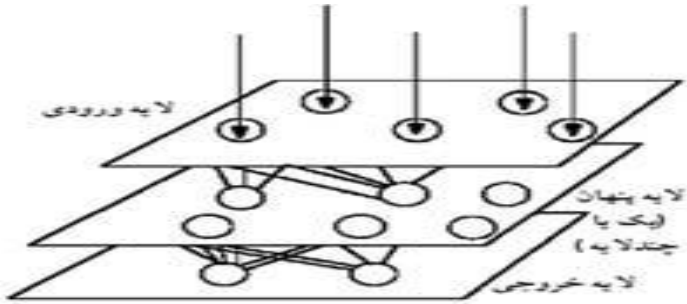
یک برنامه نرم افزاری یا تراشه نیمه هادی است که بتواند همانند مغز انسان عمل نماید، به گونه ای که:

- الف- به مرور زمان و تعامل بیشتر با محیط، کار آزموده تر گردد.
- ب- علاوه بر انجام محاسبات قادر به نتیجه گیری منطقی باشد.
- ج- در شرایط جدید راهکار مناسب را ارائه دهد. (قابلیت تعمیم).

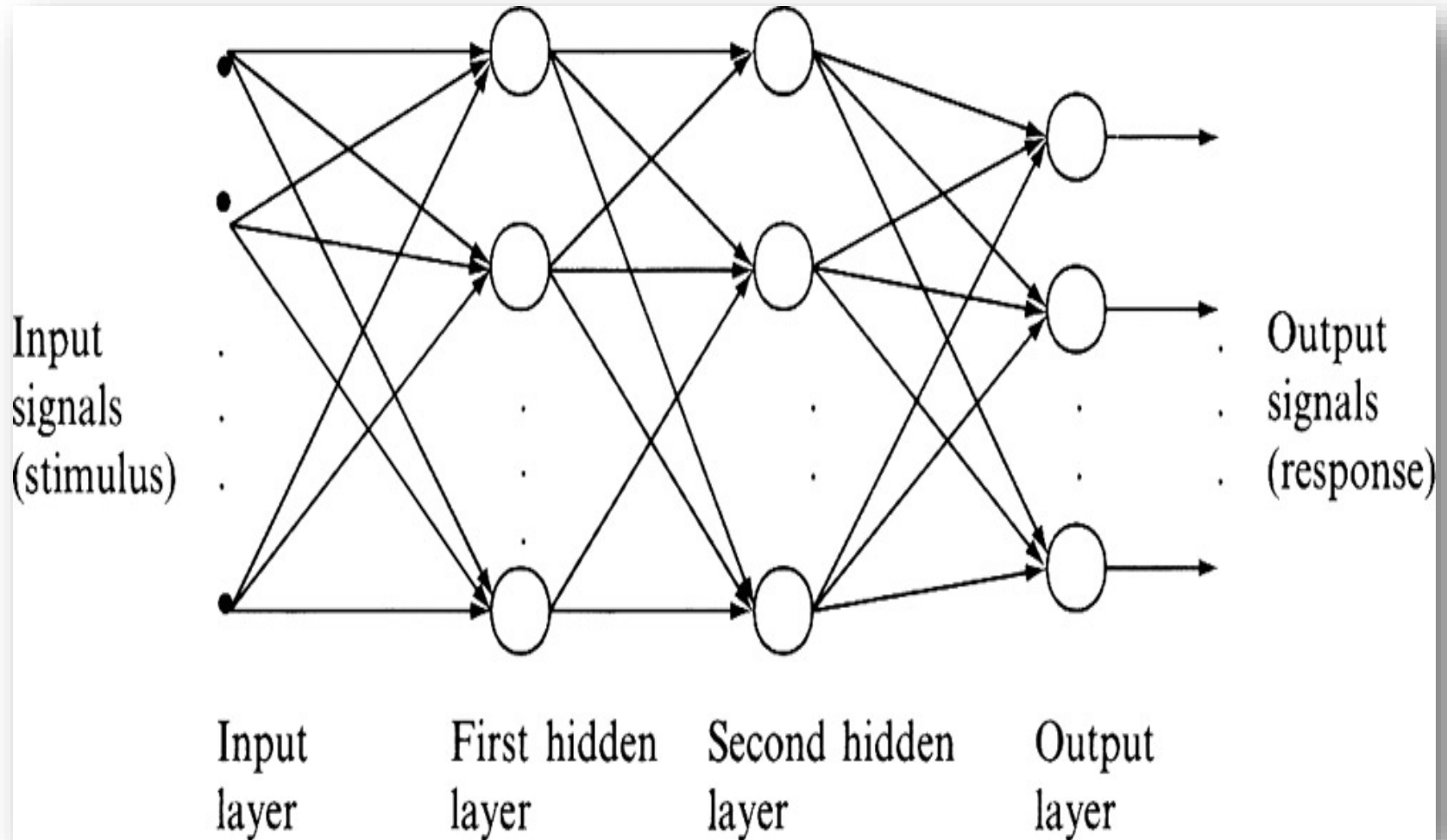


# شبکه عصبی مصنوعی

## ساختار شبکه عصبی مصنوعی



# شبکه عصبی مصنوعی

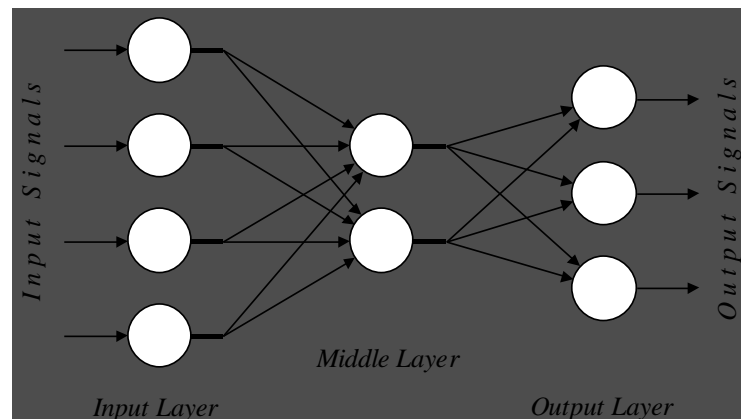
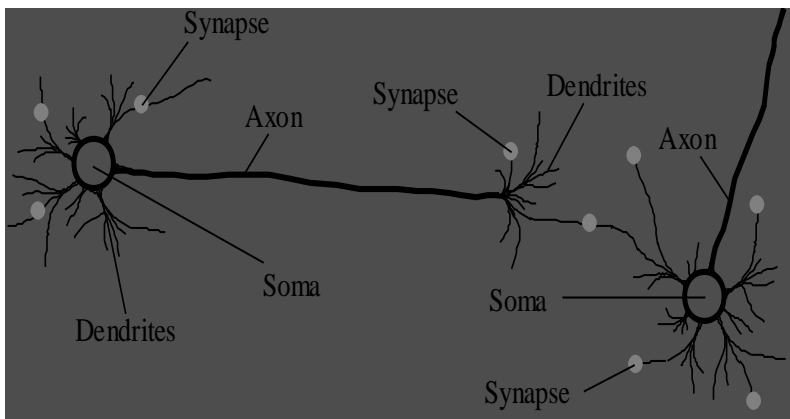


# شبکه عصبی طبیعی و شبکه عصبی

## مصنوعی

شبکه‌های عصبی را می‌توان با اغماض زیاد، مدل‌های الکترونیکی از ساختار عصبی مغز انسان نامید.

<i>Biological Neural Network</i>	<i>Artificial Neural Network</i>
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight



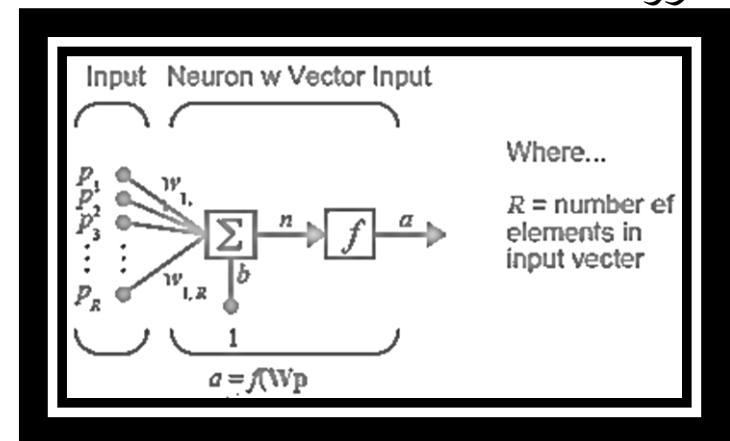
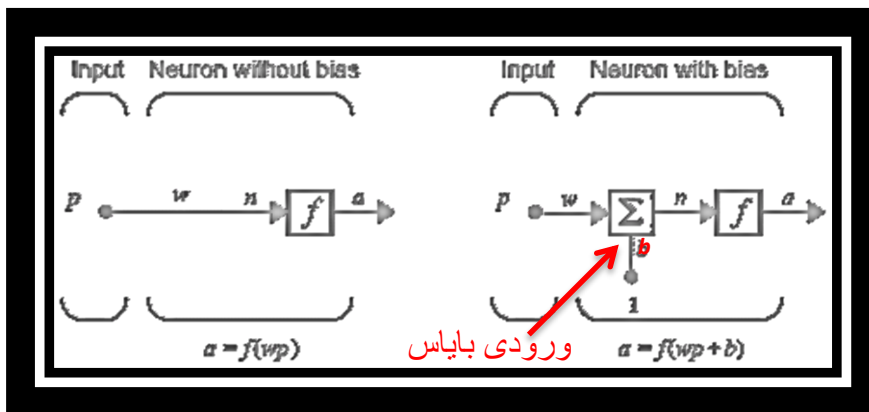
# شبکه های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network (ANN))

در شبکه عصبی انسان هر یک از نرون ها دارای یک یا دو خروجی و چند ورودی می باشند. یک نرون مصنوعی در ساده ترین شکل تنها یک ورودی دارد، همچنین هر نرون مصنوعی تنها یک خروجی خواهد داشت.

نوع داده ورودی نرون ها داده های اسکالر (مانند داده های عددی) می باشد. خروجی نرون (  $a$  ) نیز بر روی یک تابع که به **Activation Function** معروف است وارد شده و خروجی این تابع نتیجه نهایی نرون را نشان می دهد.

با استفاده از ورودی بایاس (  $b$  ) می توان از صفر شدن مقدار نهایی نرون جلوگیری کرد.

هر یال ورودی در نرون دارای وزن می باشد که هر یک از این وزن ها میزان شرکت ورودی نرون در محاسبات آن را نشان می دهد. هدف نهایی الگوریتم های یادگیری در شبکه های عصبی نیز تعیین مقدار وزن هر یک از نرون ها می باشد. نماد دیگری که برای نمایش نرون ها می توان از آن استفاده کرد به شکل روبه رو است



# مدل ریاضی

سیگنال ورودی با سیگنال دیگری به اندازه  $b$  جمع (تقویت یا تضعیف) می‌گردد.

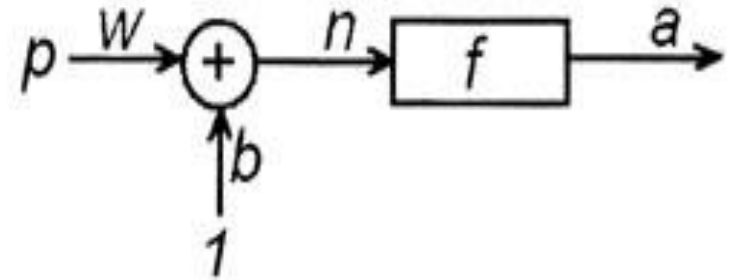
علامت  $p$  برای نشان دادن یک سیگنال ورودی استفاده می‌شود. در واقع در این مدل، یک سیگنال ورودی پس از تقویت (یا تضعیف) شدن به اندازه پارامتر  $w$ ، به صورت یک سیگنال الکتریکی با اندازه  $pw$  وارد نرون می‌شود.

سیگنالی به اندازه  $pw+b$ ، قبل از خارج شدن از سلول تحت عمل یا فرآیند دیگری واقع می‌شود (جعبه  $f$ ) که در اصطلاح فنی به آن تابع انتقال ( **Transfer Function** ) می‌گویند.

خروجی آن یا همان خروجی سلول  $a$  است.

در ریاضی، بخش آخر مدل سازی توسط رابطه  $a = f(pw+b)$  نمایش داده می‌شود.

می‌توانیم از آن برای مدل سازی سلولی با  $n$  ورودی  $(p_n, \dots, p_1, p_2, p_3)$  و به همین ترتیب  $m$  خروجی  $(a_1, a_2, a_m)$  استفاده کنیم.



$$\begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix} W_{n \times m} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$

خروجي نرون با معادله زیر تعريف مي شود.

$$a = f(wp + b)$$

مقايسه اين تك ورودي با يك نرون بيولوژيكي:

$w$  معادل شدت سيناپس،

مجموعه جمع كننده و تابع محرك، معادل هسته سلول

$a$  معادل سيگنال گذرنده از اكسون

نكته قابل توجه، اهميت و تأثير جمله باياس  $b$  است.

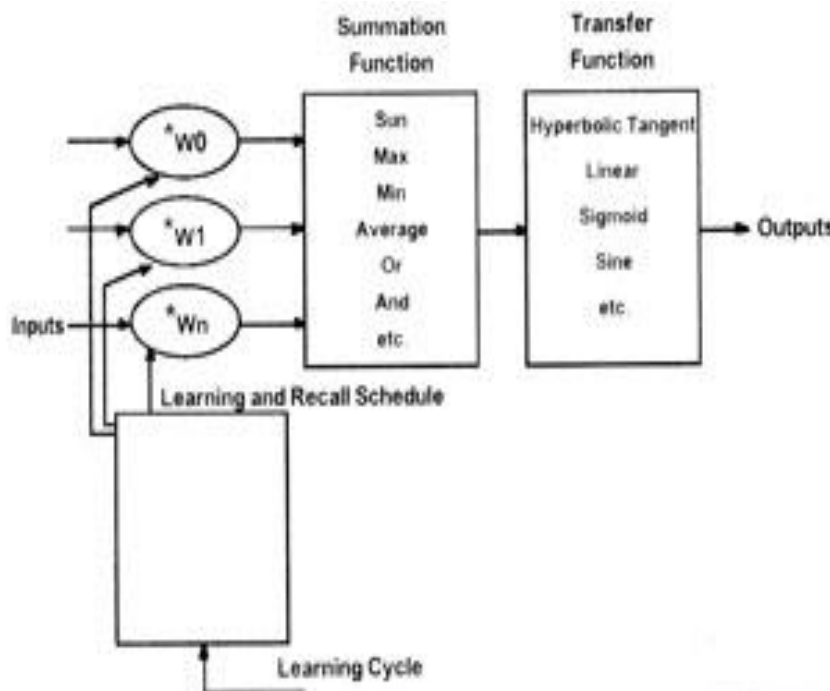
جمله باياس  $b$  مانند وزنه  $w$ ، با اين تصور كه ميزان ورودي

ثابت 1 را روي نرون منعكس مي سازد.

# پیاده‌سازی‌های الکترونیکی نرون‌های مصنوعی

نرم‌افزارهایی که در آن‌ها از شبکه‌های عصبی استفاده شده است، نرون‌های شبکه را المان پردازنده (**Processing element**) می‌نامند. در شکل نمایی با جزئیات بیشتر از یک نرون مصنوعی را نشان می‌دهد.

در این مدل، ورودی‌ها در نخستین گام، در ضریب وزنی (**weighting factor**) متناظر خود ضرب می‌شوند. در مرحله بعد، ورودی‌هایی که تغییر مقیاس داده‌اند وارد واحدی می‌شوند که در آن سیگنال‌های ورودی با هم ترکیب می‌شوند.



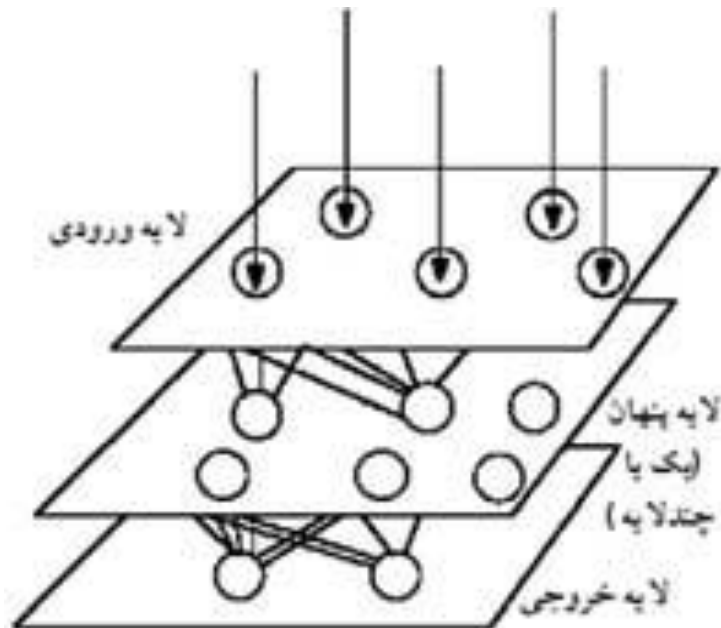
در عمل توابع انتقالی که در بخش انتهایی نمودار شکل به کار برده می‌شوند، معمولاً یکی از توابع سینوسی، تانژانت هذلولی، **sigmoid** و نظایر این‌ها است.

پس از آنکه ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب شدند، سیگنال حاصل به واحد دیگری که در آن تابع انتقال یا **Transfer Function** به سیگنال اعمال می‌شود، هدایت می‌گردد. خروجی این بخش، سیگنال‌های حقیقی خواهند بود. بدین ترتیب جعبه‌ای در دست خواهیم داشت که تعداد  $n$  عدد سیگنال ورودی را به  $m$  عدد سیگنال خروجی تبدیل می‌کند.

# عملیات شبکه‌های عصبی

در شبکه‌های عصبی بیولوژیک، نرون‌ها در ساختاری سه بعدی به یکدیگر اتصال یافته‌اند.

در این توپولوژی، گروهی از نرون‌ها از طریق ورودی‌های خود با جهان واقعی ارتباط دارند. گروه دیگری از نرون‌ها نیز از طریق خروجی‌های خود، جهان خارج را می‌سازند.



نرون‌ها علاوه بر آنکه در لایه خود به شکل محدودی به یکدیگر اتصال داده شده‌اند، از طریق اتصال بین لایه‌ها نیز به نرون‌های طبقات مجاور ارتباط داده می‌شوند. در شکل نمونه‌ای از ساختار لایه‌ای یک شبکه عصبی مصنوعی نمایش داده شده است.

اگرچه در کاربردهای مشخصی می‌توان با موفقیت از شبکه‌های عصبی تک لایه استفاده کرد، اما رسم بر آن است که شبکه‌های عصبی حداقل دارای سه لایه باشند.

# انتظارات از شبکه های عصبی

1. **قابلیت یادگیری مصنوعی:** توانایی تنظیم پارامترهای شبکه (وزنهای سیناپتیکی) در مسیر زمان که اگر محیط شبکه تغییر می کند و شبکه شرایط جدید را تجربه می کند، بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید، نیز کارآمد باشد.

2. پراکندگی اطلاعات

3. قابلیت تعمیم

4. پردازش موازی

# مراحل طراحی شبکه

2

تعیین نوع تابع تبدیل

1

طرح معماری شبکه

1. طرح معماری شبکه شامل:

تعیین نوع اتصالات، برگشت پذیری شبکه

2. تعیین نوع تابع تبدیل

تنظیم پارامترهای آزاد طراحی مثل وزن اتصالات و ورودیها، وزن ورودی بایاس

# الگوریتم های یادگیری

برای یادگیری ابتدا لازم است الگوریتم یادگیری انتخاب شود. مهمترین عاملی که باید به آن توجه نمود به کارگیری يك الگوریتم مناسب برای آموزش شبکه است.

## الف) الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده یا با ناظر (Supervised)

در این یادگیری مجموعه‌ای از زوج‌های داده‌ها به داده‌های یادگیری موسوم هستند پس از اعمال ورودی  $X$  به شبکه عصبی خروجی حاصل از شبکه  $y$  با مقدار ایده آل مقایسه شده و خطا برای تنظیم پارامتر های شبکه نظیر  $w$  محاسبه می‌شود به گونه‌ای که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی  $X$  اعمال شود خروجی شبکه به  $y$  همگرا شده باشد

## ب) الگوریتم‌های یادگیری نظارت نشده یا بدون ناظر (UNSupervised) و یا یادگیری خود سازمانده (Self - Organized)

در این یادگیری بردار جواب مطلوب به شبکه اعمال نمی‌شود. در واقع هنگامی که تعداد لایه‌ها و نرون‌ها افزایش می‌یابد کار یادگیری در الگوریتم‌های با ناظر بسیار کند پیش می‌رود و این ایراد اساسی این دسته از الگوریتم‌هاست . در الگوریتم‌های بدون ناظر جواب بدست آمده در حافظه بلند مدت ذخیره شده و از همان ابتدا ورودی‌ها دسته‌بندی می‌شوند و با استفاده از حافظه مشارکتی بین آنها ارتباط برقرار می‌شود.

# اجزای یک شبکه عصبی مصنوعی

## 1. ورودی‌ها:

ورودی‌ها که بابت بردار  $X$  نشان داده شده‌اند می‌توانند خروجی سایر لایه‌ها و به صورت‌های ذیل باشند:

(الف) داده‌های عددی و رقمی

(ب) متون ادبی، فنی و ...

(ج) تصویر و یا شکل

## 2. بردار وزن

میزان تاثیر ورودی  $x_i$  بر خروجی  $y$  توسط مشخصه وزن اندازه‌گیری می‌شود.

## 3. تابع جمع

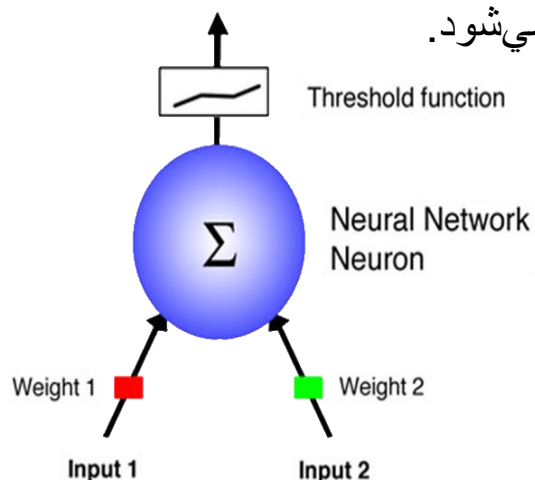
در شبکه‌های تک نرونی، تابع جمع در واقع خروجی مسئله را تا

حدودی مشخص می‌کنند و در شبکه‌های چند نرونی نیز تابع جمع

میزان سطح فعالیت نرون  $z$  در لایه‌های درونی را مشخص می‌سازد.

## 4. تابع تبدیل

## 5. خروجی



# نرم افزارها و سخت افزارهای شبکه های عصبی

**ANN** ها عمدتاً به صورت نرم افزارهای کاربردی ارائه می شوند و همانند هر **Application**، یک **ANN** می تواند با یک زبان برنامه نویسی یا ابزار برنامه نویسی و یا هر دو برنامه نویسی شود. قسمت اعظم فعالیت های برنامه نویسی به الگوریتم های آموزشی، توابع تبدیل و توابع جمع در شبکه های عصبی اختصاص دارد. برخی برنامه های نرم افزاری نیز وجود دارند که برای ایجاد استقرار **ANN** ها می توانند مفید باشند همانند: **Neuralyst , Nnet sheet** .

برای افزایش سرعت محاسبات، یکی از 4 روش ذیل را می توان به کاربرد:



← ETANN



↑ برد شتاب دار

→ IBMSP-2



1. کامپیوترهای عمومی مثل PC ها
2. پردازشگر های موازی IBMSP\_2
3. چیپ های عصبی، چیپ های خاصی که توانایی محاسبات خیلی سریعی را دارد و در برد دستگاه نصب می شوند، نظیر intel 80 170 NX یا ETANN
4. بردهای شتاب دار

# مزایا و محدودیت های شبکه عصبی

- ✓ توان بالقوه‌ای برای حل مسائلی دارد که شبیه سازی آنها از طریق منطقی، تکنیک‌های تحلیلی سیستم‌های خبره و تکنولوژی‌های استاندارد نرم افزاری مشکل است.
- ✓ قادر است در مواقعی که داده‌ها در شرایط عدم اطمینان هستند، اعم از آنکه داده‌ها فازی باشند و یا به طور ناقص و توأم با نویز دریافت شده باشند جواب منطقی ارائه دهد.
- ✓ به دلیل پیشرفت‌های تکنیکی از سرعت پردازش بالایی برخوردار شده است.
- ✓ محاسبه‌گرهای عصبی در مواقعی که شرایط تغییر میکند بسیار منعطف هستند. همچنین نگهداری آنها بسیار ساده است.
- ✗ قادر به توضیح منطق و قاعده کار نیستند و اثبات درستی نتایج بسیار دشوار است چرا که در بسیاری از مسائل وزن‌های تعدیل شده قابل تفسیر نیستند.
- ✗ محاسبات شبکه‌های عصبی معمولا محتاج مقادیر زیادی داده برای آموزش و تست مدل است.
- ✗ برای برخی مسائل کارایی ندارند. به طور مثال، ANN برای حل مسائل و پردازش داده‌ها با روش مستدل مناسب نیست.



# معماری شبکه عصبی مصنوعی

معماری شبکه های عصبی مصنوعی بر اساس شکل ارتباط نرون ها و خصوصیات هریک از نرون ها تعریف می شود. بر این اساس دو نوع شبکه عصبی می توان تعریف کرد :

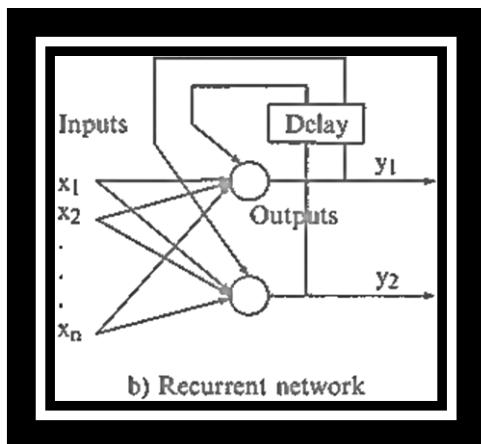
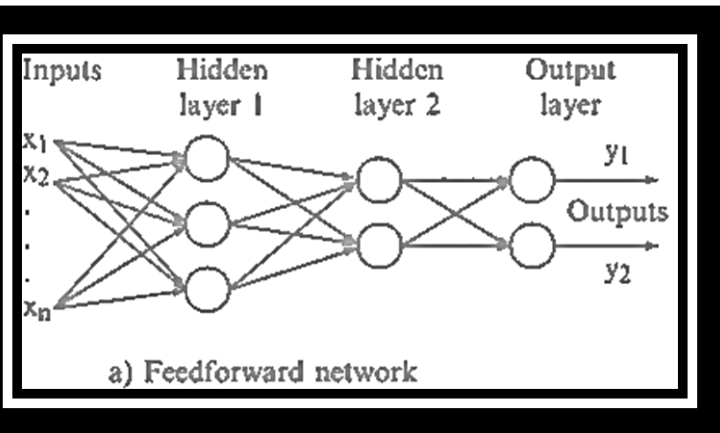
## Feedforward

در این نوع از شبکه ، داده خروجی با انتشار رو به جلوی داده ورودی در شبکه حاصل می شود. بنابراین این شبکه یکطرفه می باشد.

در این معماری نرون های هر لایه هیچ اتصالی با نرون ها همان لایه ندارند، بلکه هریک از نرون ها به نرون های لایه قبل و لایه بعد متصلند .

برای این شبکه می توان دو نوع معماری تعریف کرد :

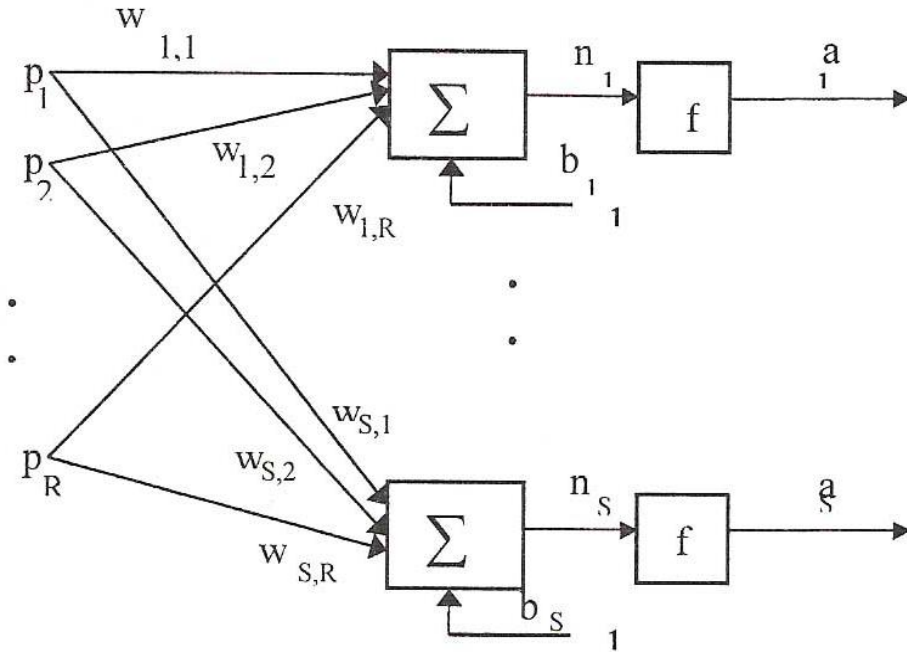
- معماری یک لایه
- معماری چند لایه



## Recurrent

در این نوع از شبکه نتیجه محاسبات هر نرون می تواند به لایه های قبل نیز برگردد.

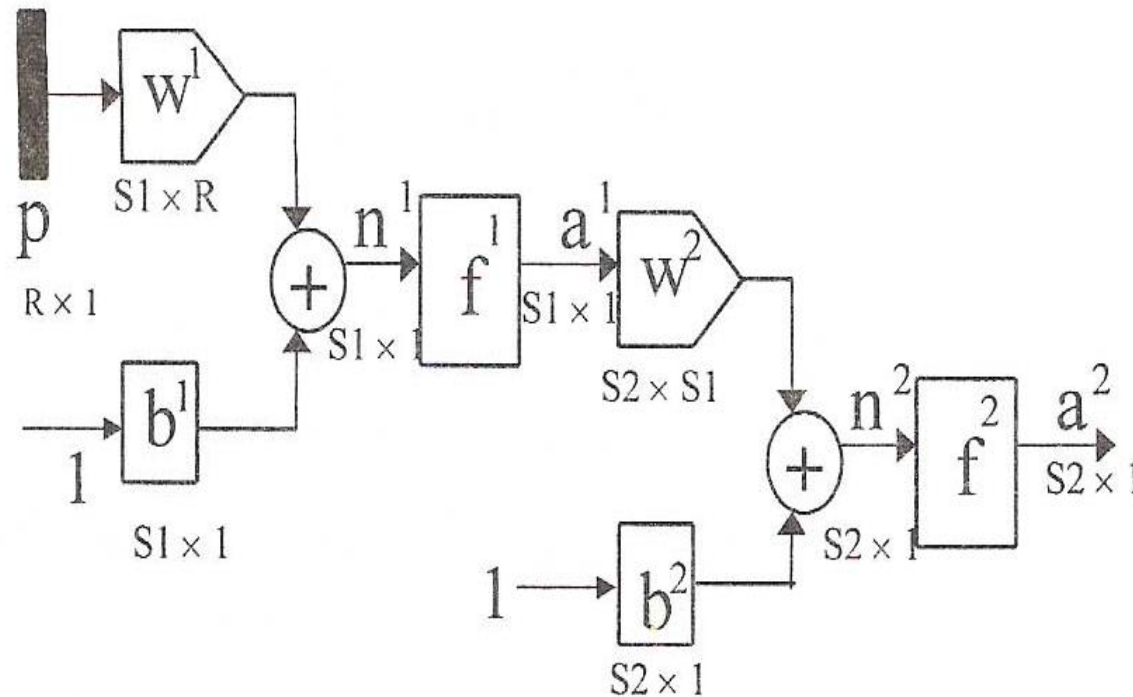
## شبکه تک لایه :



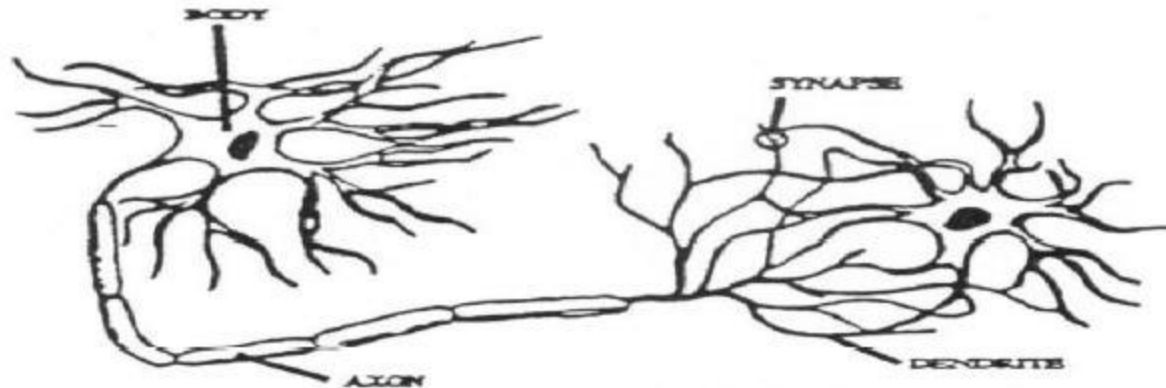
- ورودی شبکه با بردار  $P$  و خروجی آن با بردار  $a$  نشان داده شده است. هر یک از ورودیها به همه نرونها متصل شده است. ماتریس  $W$  نیز در این حالت دارای  $S$  سطر و  $R$  ستون می باشد.
- لایه ها شامل ماتریس وزن، جمع کننده ها، بردار بایاس  $b$  ( دارای  $S$  عنصر) و تابع تبدیل  $f$  هستند.

## شبکه چند لایه :

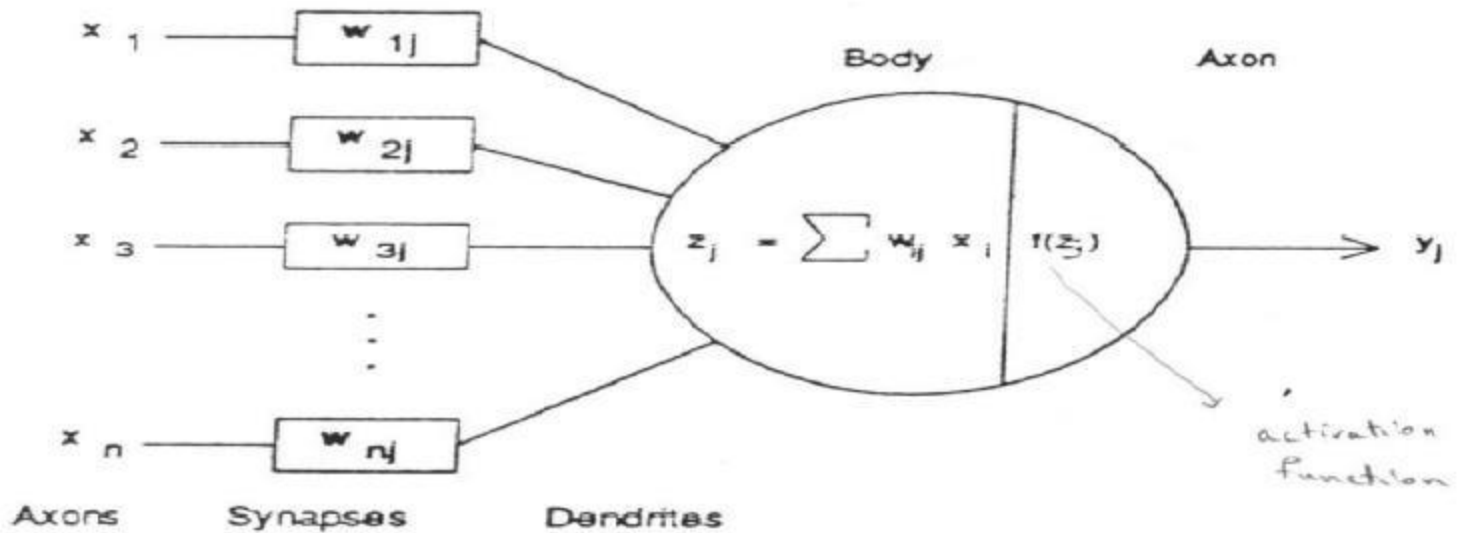
در شبکه های چند لایه، خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی می‌گردد.



# مدل McColluch & Pitts



a) A Biological Neuron



b) The McCulloch-Pitts Neuron

b) The McCulloch-Pitts Neuron

# مدل McColluch & Pitts (ادامه)

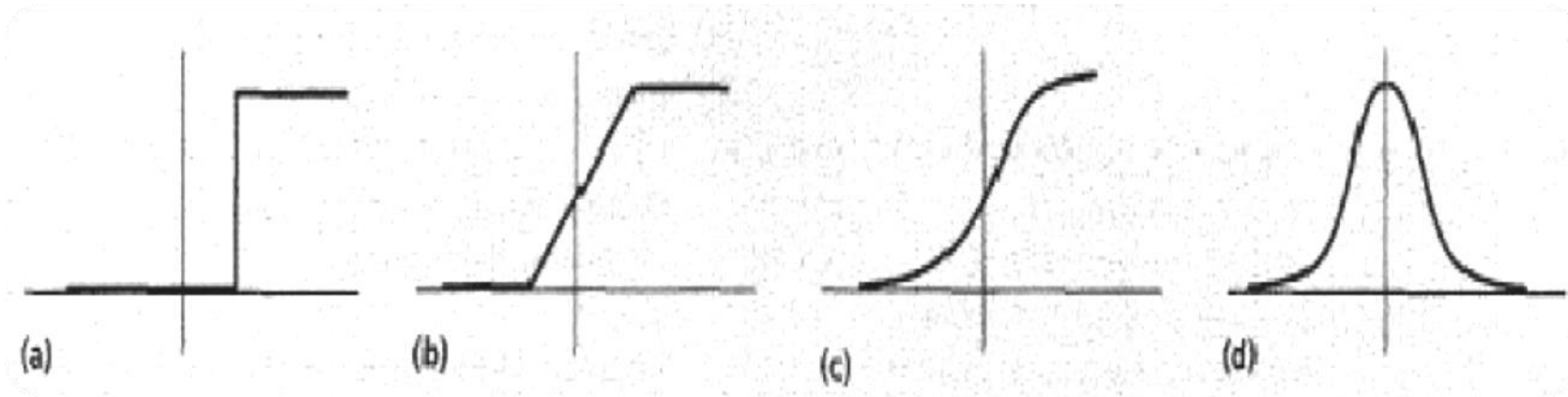
■ انواع توابع فعاليت:

Threshold (binary) .A

Piecewise linear .B

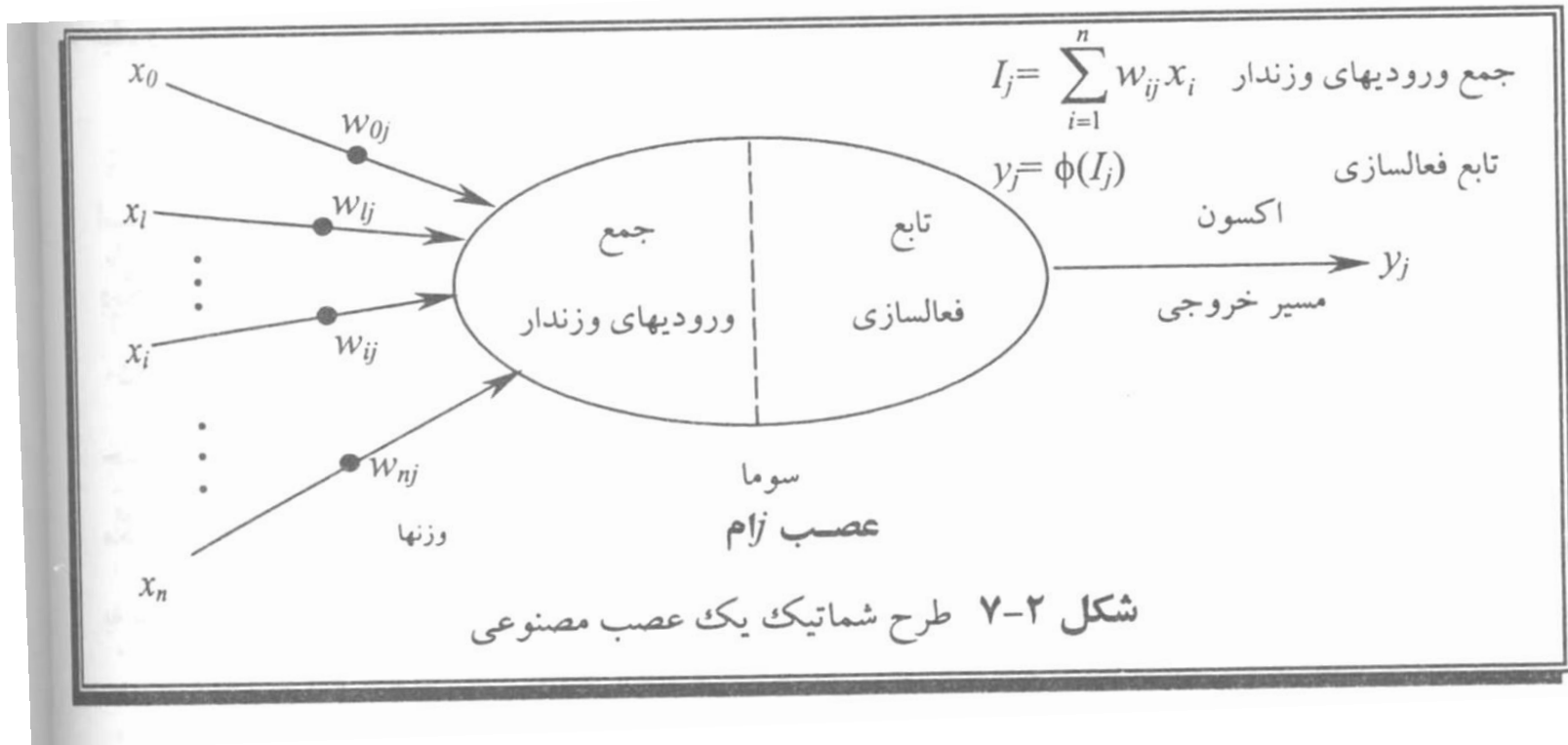
Sigmoid .C

Gaussian .D



## • اعصاب مصنوعی :

یک عصب مصنوعی مدلی است که اجزاء آن شباهت مستقیمی به اجزاء واقعی دارند . شکل ۲-۷ نمایی از یک عصب مصنوعی است و علائمی که در شکل مشاهده نموده اید ، علائم متغیرهای پیوسته هستند و نه پالس های الکتریکی



# وزن ها در تعیین ANNs

- تعیین وزن ها

- وزن های قابل برنامه ریزی

- آموزش (Training) یا یادگیری (learning): تنظیم وزنها  $W_{ij}$

- مدهای کاری شبکه عصبی

1. Training (learning) Mode

2. Recall Mode

- انواع یادگیری (آموزش)

- Supervised: تفاوت "خروجی مورد نظر" و "خروجی محاسبه شده" برای تنظیم وزن ها و نزدیک شدن این دو مقدار به کار می رود.

- Unsupervised.

# دسته بندی شبکه های عصبی

- بر اساس معماری:

- بدون پس خور (feed-forward)

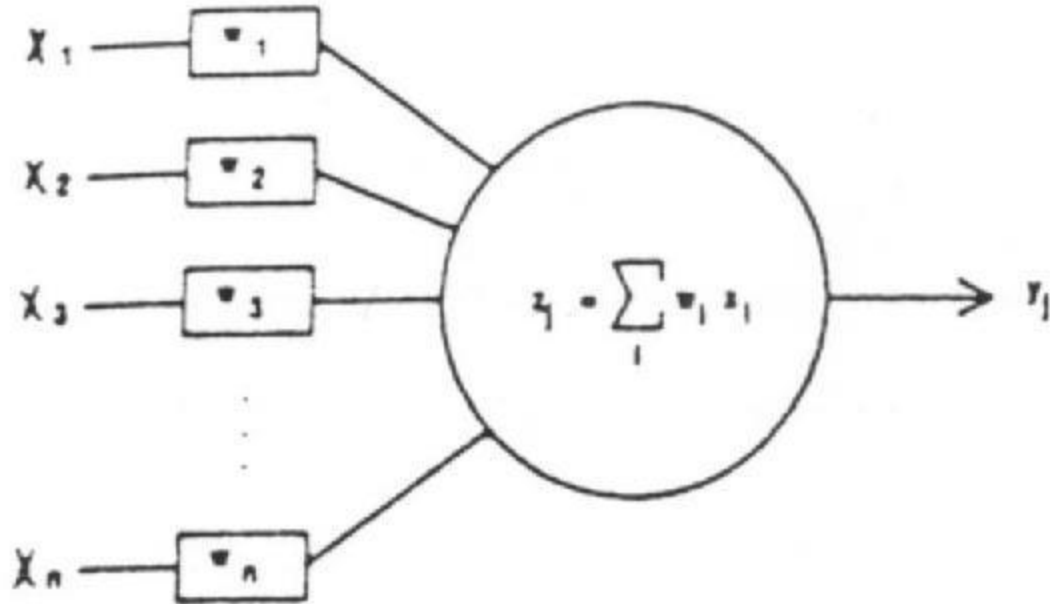
- با پس خور (feed-back)

- بر اساس  $f(.)$

- ایستا (static):  $f(.)$  مستقل از زمان.

- پویا (dynamic):  $f(.)$  وابسته به زمان.

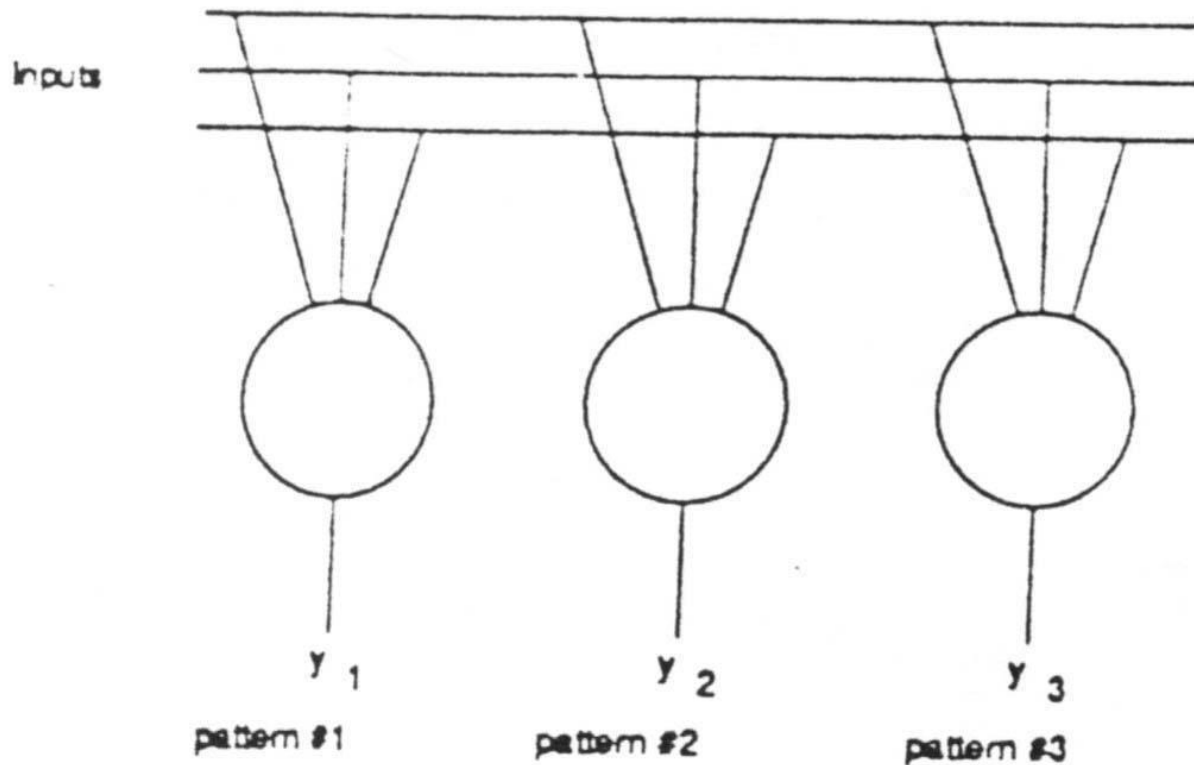
# بدون پس خور (feed-forward)



(a) Individual Cells

(a) Individual Cells

# کلاس بندی با grandmother cells



(b) Bin Sorting Example

(p) Bin Sorting Example

pattern #1

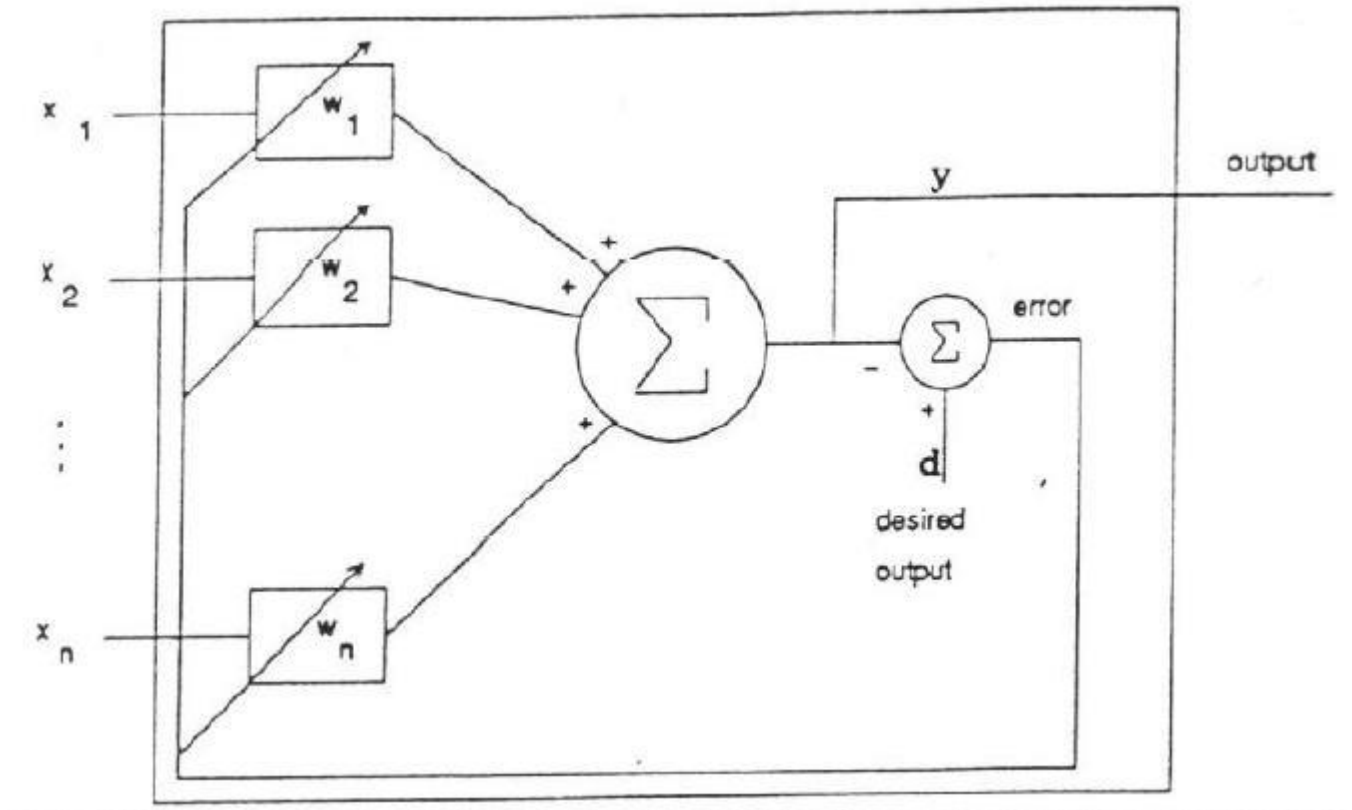
pattern #2

pattern #3

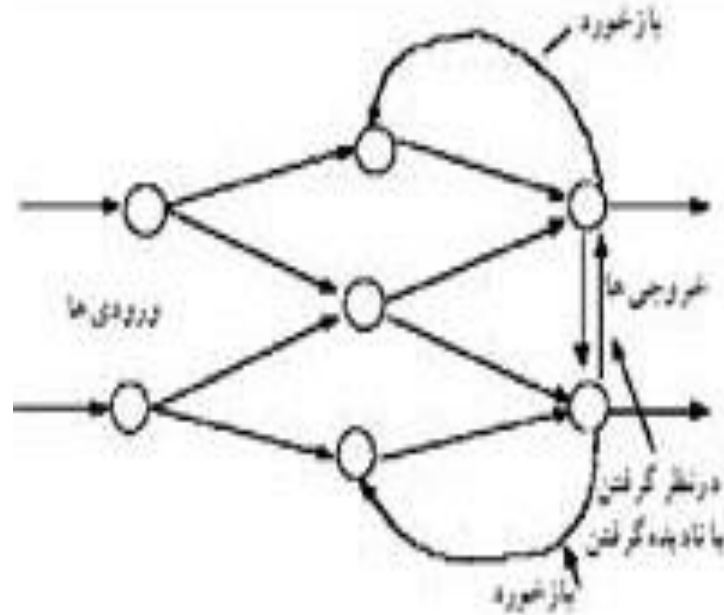
# بدون پس خور (feed-forward) (ادامه)

Adaline (adaptive linear element) ■

در فاز فراخوانی مشابه Grandmothercell است.



# با پس خور (feed-back)



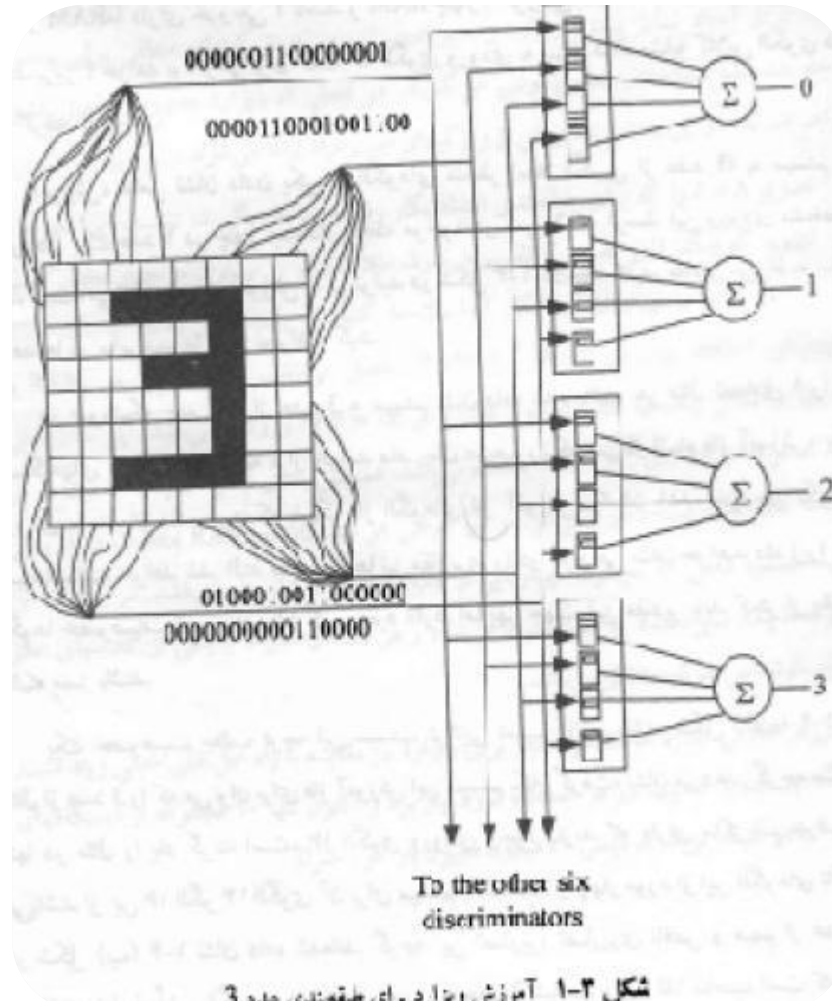
در مواردی ، نرون مشخصی از شبکه عصبی تمایل دارد که سیگنال دیگر نرون های لایه خود را نادیده بگیرد . چنین حالتی به طور معمول در لایه خروجی ایجاد می شود .

به عنوان مثال ، در کاربردهای تشخیص متن (OCR) ، فرض کنید که احتمال آنکه کاراکتر مورد شناسایی ، حرف **P** باشد برابر با ۸۵ درصد تعیین شده است و به همین ترتیب احتمال آنکه کاراکتر مورد نظر حرف **F** باشد ، ۶۵ درصد تخمین زده است .

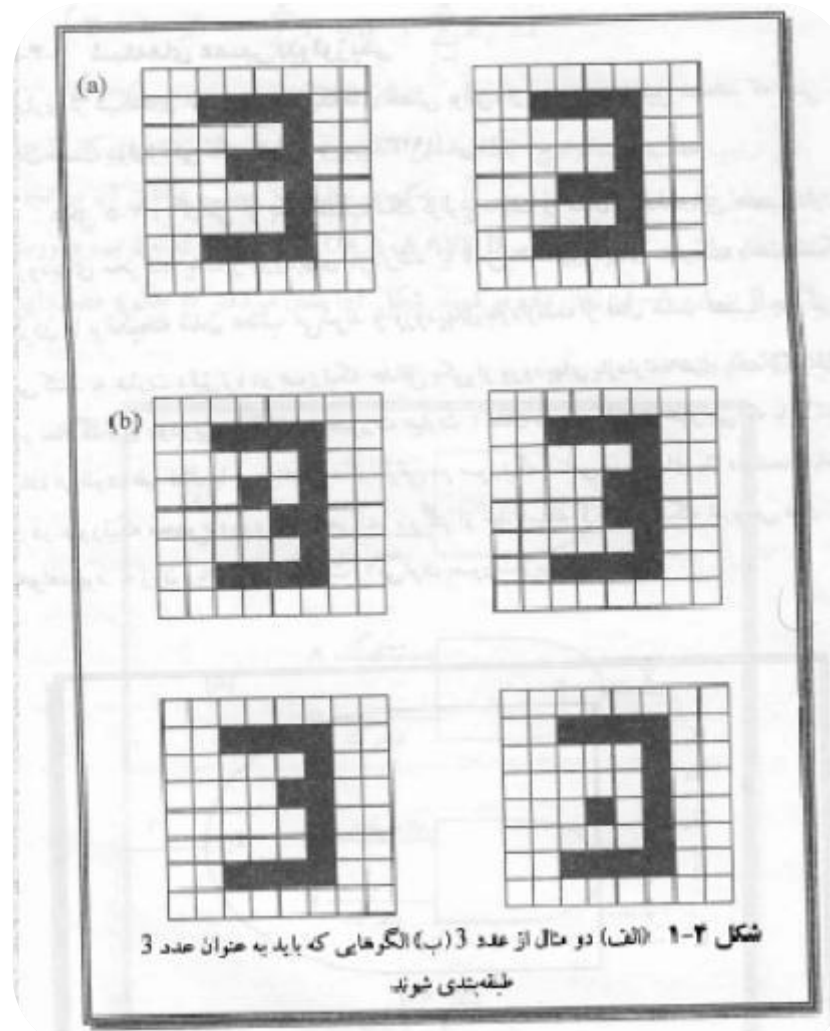
در این وضعیت ، سیستم باید کاراکتری را برگزیند که دارای درصد احتمال بزرگ تر است .

در نتیجه در این شبکه عصبی ، نرون هایی که خروجی **F** را تجویز می کنند ، باید نادیده گرفته شوند یا **inhibit** شوند . به چنین فرایندی ، **lateral inhibition** گفته می شود .

# مثال



# مثال



# مثال

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

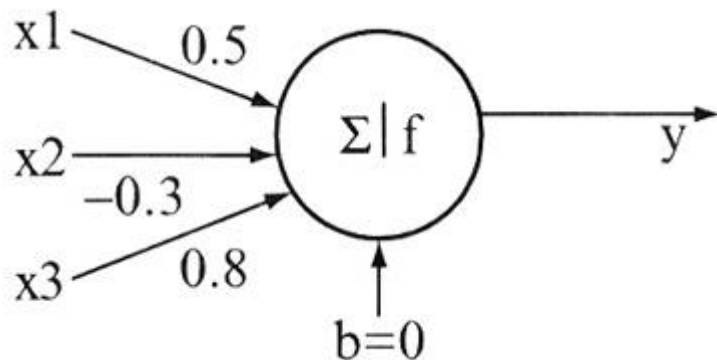
شکل ۸-۱ عدد ۳

شکل ۷-۱

-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

شکل ۹-۱ یک ۳ با یک بیت جایجا شده

شکل ۶-۱



n (sample)	x1	x2	x3	d
1	1	1	0.5	0.7
2	-1	0.7	-0.5	0.2
3	0.3	0.3	-0.3	0.5

$$\text{net}(1) = 0.5 \cdot 1 + (-0.3) \cdot 1 + 0.8 \cdot 0.5 = 0.6$$

↓

$$y(1) = f(\text{net}(1)) = f(0.6) = 0.6$$

↓

$$e(1) = d(1) - y(1) = 0.7 - 0.6 = 0.1$$

↓

$$\Delta w_i = \eta * e * x_i$$

$$\Delta w_1(1) = 0.1 \cdot 0.1 \cdot 1 = 0.01 \Rightarrow w_1(2) = w_1(1) + \Delta w_1(1) = 0.5 + 0.01 = 0.51$$

$$\Delta w_2(1) = 0.1 \cdot 0.1 \cdot 1 = 0.01 \Rightarrow w_2(2) = w_2(1) + \Delta w_2(1) = -0.3 + 0.01 = -0.29$$

$$\Delta w_3(1) = 0.1 \cdot 0.1 \cdot 0.5 = 0.005 \Rightarrow w_3(2) = w_3(1) + \Delta w_3(1) = 0.8 + 0.005 = 0.805$$

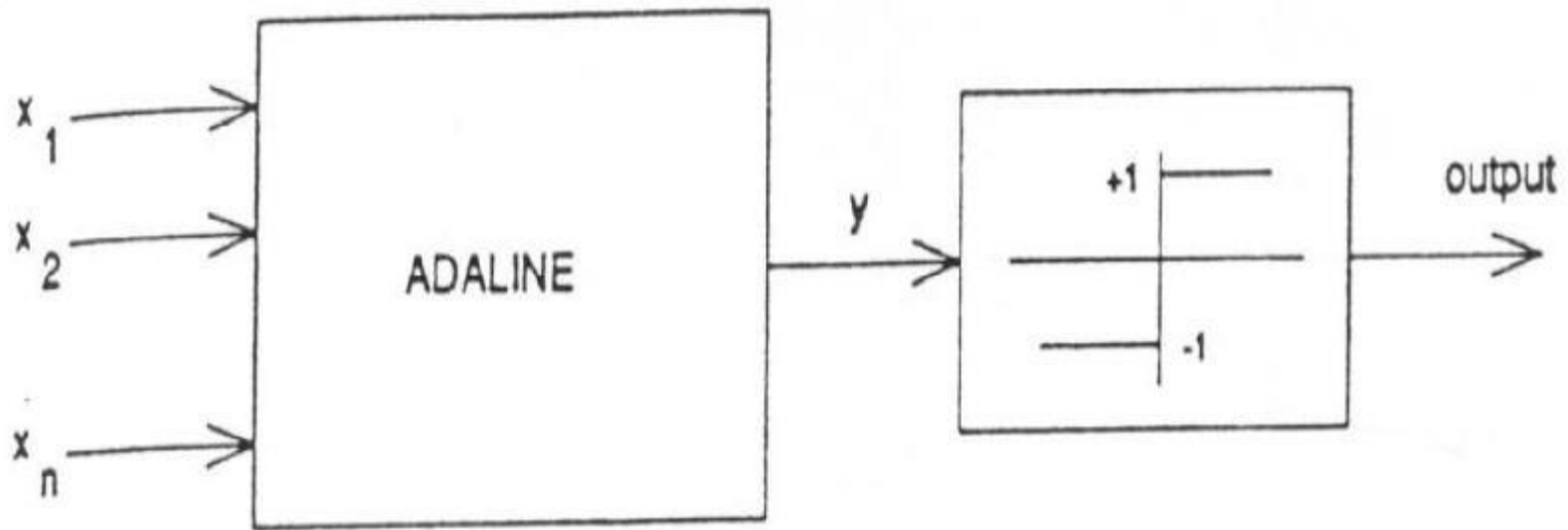
اولین تکرار اصلاح  
وزن ها با  $\eta = 0.1$

## تکرار دوم و سوم اصلاح وزن ها:

Parameter	n = 2	n = 3
$x_1$	-1	0.3
$x_2$	0.7	0.3
$x_3$	-0.5	-0.3
$y$	-1.1555	-0.18
$d$	0.2	0.5
$e$	1.3555	0.68
$\Delta w_1(n)$	-0.14	0.02
$\Delta w_2(n)$	0.098	0.02
$\Delta w_3(n)$	-0.07	-0.02
$w_1(n + 1)$	0.37	0.39
$w_2(n + 1)$	-0.19	-0.17
$w_3(n + 1)$	0.735	0.715

# بدون پسخور (feed-forward) (ادامه)

## Perceptron .3



a) Perceptron  
ب) پرسپترون

# الگوریتم یادگیری پرسپترون

1. در ابتدا وزن ها و بایاس را برابر اعداد تصادفی کوچکی قرار دهید و  $k=0$ .
2. الگوی آموزشی  $k$  (ورودی های  $x_i$  - خروجی مورد نظر  $d(k)$ ) را در نظر بگیرید
3. خروجی شبکه را برای ورودی های  $x_i$  بدست آورید.
4. وزن ها و بایاس را به کمک قاعده یادگیری دلتا به هنگام کنید:

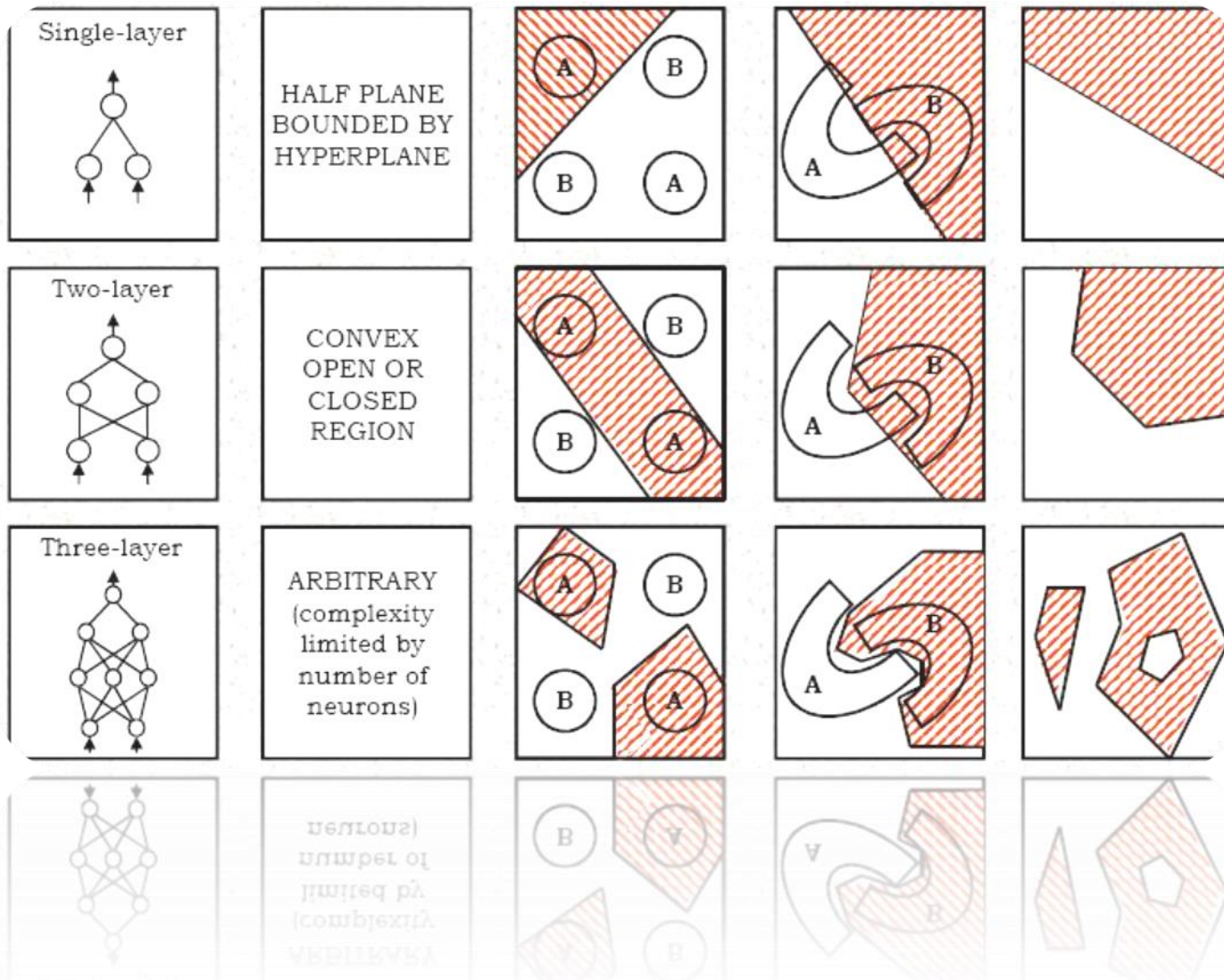
$$\Delta w_j = \eta \cdot [d(k) - y(k)] \cdot x_j(k)$$

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta \cdot [d(k) - y(k)] \cdot x_j(k)$$

یا  
 $k$ : الگو  $k$ -ام  
 $t$ : تکرار به هنگام سازی

5.  $K=k+1$  برو به گام 2.

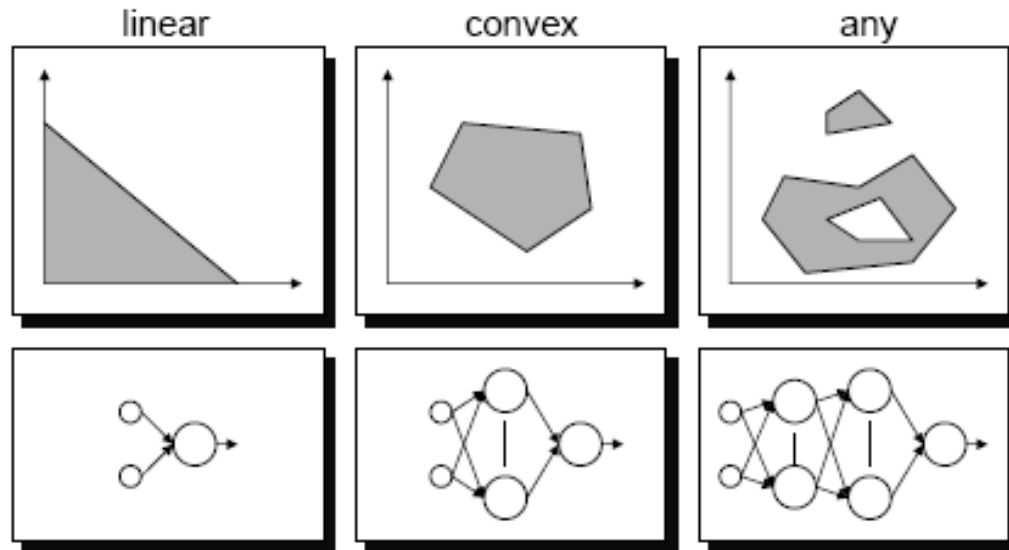
# MLP-DECISION REGIONS



# MLP with threshold units

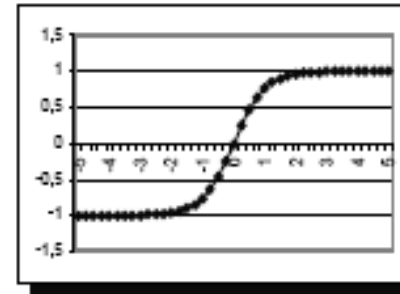
Warning: this is NOT the traditional MLP !

- continuous inputs (classification)



## MLP with continuous units

- General case -> sometimes referred to as "MLP"
- non-linear activation function: sigmoid (tanh)
  - at least for "hidden" layers
  - output layer can be linear (otherwise limited output range)
- used for
  - approximation of functions
  - classification



- classification
- approximation of functions

- used for

# MLP LEARNING

- Supervised learning
- Delta rule
  - Can train only one-layer
  - One layer can solve only linearly separable problems
  - Minsky-Papert's "Perceptrons" (1969)
- Error Back Propagation
  - Generalised Delta rule
  - can train any number of layers

# Issues on Learning

- Overfitting is possible
  - System doesn't generalise
  - Use validation set
- Learning can be slow
- Poor learning
  - Error surface is complex
  - Restart with different ANN initialisation
  - Evolutionary Algorithms
  - Simulated Annealing
- Many parameters to set
  - ANN structure
  - BP learning rate
  - Number of BP iterations
- Several ANN learning trials are normally required

# MLP Structure and Learning

- Structure is critical to ANN performance
- Too few neurons
  - Not enough computational power
  - Poor learning results
- Too many neurons
  - Slow learning
  - Overfitting

# تفاوت شبکه‌های عصبی با روش‌های محاسباتی متداول و سیستم‌های خبره

شبکه‌های عصبی روش متفاوتی برای پردازش و آنالیز اطلاعات ارائه می‌دهند. اما نباید این گونه استنباط شود که شبکه‌های عصبی می‌توانند برای حل تمام مسائل محاسباتی مورد استفاده واقع شوند.

روش‌های محاسباتی متداول همچنان برای حل گروه مشخصی از مسائل مانند امور حسابداری، انبارداری و محاسبات عددی مبتنی بر فرمول‌های مشخص، بهترین گزینه محسوب می‌شوند. این جدول تفاوت‌های بنیادی دو روش محاسباتی را نشان می‌دهد.

مشخصه	روش محاسباتی متداول (شامل سیستم‌های خبره)	شبکه‌های عصبی مصنوعی
روش پردازش	ترتیبی	موازی
توابع	منطقی (left brained)	(estault) right brained
روش فراگیری	به کمک قواعد (didactically)	با مثال (Socratically)
کاربرد	حسابداری، واژه پرداز، ریاضیات، ارتباطات دیجیتال	پردازش حسگرها، تشخیص گفتار، نوشتار، الگو

## 2-layers MLP

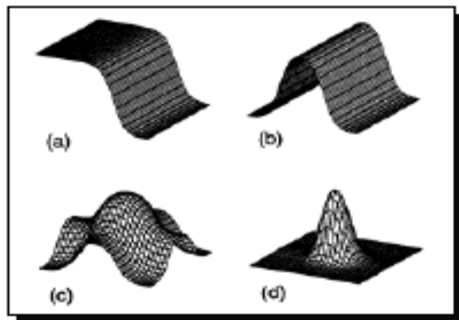
- Universal approximation property:

A 2-layer MLP can approximate arbitrarily well any (functional) continuous mapping, provided the number  $M$  of hidden units is sufficiently large

- Thus also valid for decision boundaries (classification)

## 3-layers MLP

- 3-layers network can approximate
  - any function
  - with any precision



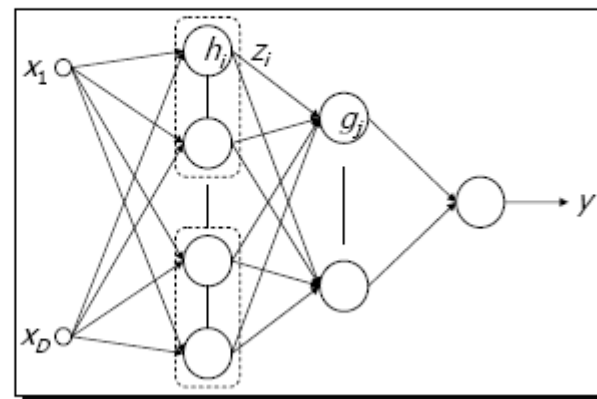
2 layers:  
(a) sigmoid  
(b) sum of 2 sigmoids  
(c) sum of 4 sigmoids  
(d) sigmoid of sum  
(bell-shaped local function)

3 layers:  
sum of local functions

- idea: use local activation functions

## Kolmogorov's theorem

- If
  - $D(2D+1)$  units in 1st layer
  - $(2D+1)$  units in 2nd layer
- Then
  - any continuous mapping
- But
  - $h$  not smooth
  - $g$  depends on  $y$



# کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN

- پردازش تصویر و دید ( Image processing and computer vision )
- پردازش سیگنال ( Signal processing )
- شناسایی و طبقه بندی الگوها ( Pattern recognition )
- پزشکی ( Medicine )
- سیستم‌های نظامی ( Military systems )
- سیستم‌های تجاری ( Financial systems )
- برنامه‌ریزی، کنترل و جستجو ( Planning, control, and search )
- هوش مصنوعی ( Artificial intelligence )
- سیستم‌های قدرت ( Power systems )

• پیش‌بینی سری‌های زمانی

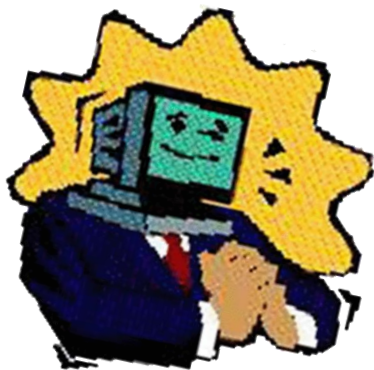
• مدلسازی و کنترل

• بهینه‌سازی

• سیستم‌های خبره و فازی

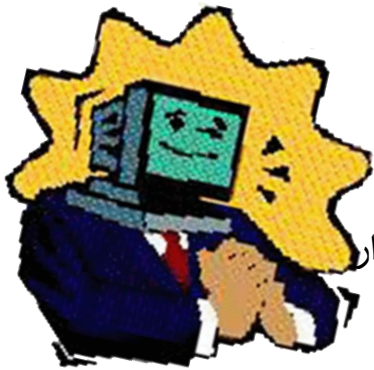
• مسائل مالی، بیمه، امنیتی، بازار بورس و وسایل سرگرم‌کننده

• ساخت وسایل صنعتی، پزشکی



# کاربردهای شبکه های عصبی

- سیستم آنالیز ریسک
- کنترل هواپیما بدون خلبان
- ردیابی انحراف هواپیما
- شبیه سازی مسیر
- سیستم راهنمایی اتوماتیک اتومبیل
- سیستمهای بازرسی کیفیت
- آنالیز کیفیت جوشکاری
- پیش بینی کیفیت
- آنالیز کیفیت کامپیوتر
- آنالیز عملیاتهای آسیاب
- آنالیز طراحی محصول شیمیایی
- آنالیز نگهداری ماشین
- پیشنهاد پروژه
- مدیریت و برنامه ریزی
- کنترل سیستم فرایند شیمیایی و دینامیکی
- طراحی اعضای مصنوعی
- بهینه سازی زمان پیوند اعضا
- کاهش هزینه بیمارستان
- بهبود کیفیت بیمارستان
- آزمایش اتاق اورژانس
- اکتشاف روغن و گاز
- کنترل مسیر در دستگاههای خودکار , ربات , جراثقال
- سیستمهای بصری
- تشخیص صدا
- اختصار سخن
- کلاس بندی صوتی
- آنالیز بازار
- سیستمهای مشاوره ای محاسبه هزینه موجودی
- اختصار اطلاعات و تصاویر
- خدمات اطلاعاتی اتوماتیک
- مترجم لحظه ای زبان
- سیستمهای پردازش وجه مشتری
- سیستمهای تشخیص ترمز کامیون
- زمانبندی وسیله نقلیه
- سیستمهای مسیریابی
- کلاس بندی نمودارهای مشتری/بازار
- تشخیص دارو
- بازبینی امضا



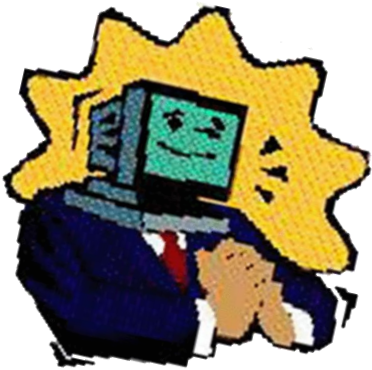
# کاربردهای شبکه های عصبی

- تخمین ریسک وام
- شناسایی طیفی
- ارزیابی سرمایه
- کلاسه بندی انواع سلولها , میکروبها و نمونه ها
- پیش بینی فروشهای آینده
- پیش بینی نیازهای محصول
- پیش بینی وضعیت بازار
- پیش بینی شاخصهای اقتصادی
- پیش بینی ملزومات انرژی
- پیش بینی واکنشهای دارویی
- پیش بینی بازتاب محصولات شیمیایی
- پیش بینی هوا
- پیش بینی محصول
- پیش بینی ریسک محیطی
- پیش بینی جداول داوری
- مدل کردن کنترل فرآیند
- آنالیز فعالیت گارانتی
- بازرسی اسناد
- تشخیص هدف
- تشخیص چهره
- انواع جدید سنسورها
- دستگاه کاشف زیر دریایی بوسیله امواج صوتی , رادار
- پردازش سیگنالهای تصویری شامل مقایسه اطلاعات
- پیگیری هدف
- هدایت جنگ افزارها
- تعیین قیمت وضعیت فعلی
- جلوگیری از پارازیت
- شناسایی تصویر / سیگنال
- چیدمان یک مدار کامل
- بینایی ماشین
- مدل کردن غیر خطی
- ترکیب صدا
- کنترل فرآیند ساخت
- آنالیز مالی
- پیش بینی فرآیندهای تولید
- ارزیابی بکارگیری یک سیاست
- بهینه سازی محصول
- تشخیص ماشین و فرآیند



# کاربردهای شبکه های عصبی

- مدل کردن کنترل سیستمها
- مدل کردن ساختارهای شیمیایی
- مدل کردن سیستمهای دینامیکی
- مدل کردن سیگنال تراکم
- مدل کردن قالبسازی پلاستیکی
- مدیریت قراردادهای سهام
- مدیریت وجوه بیمه
- مدیریت سهام
- تصویب چک بانکی
- اکتشاف تقلب در کارت اعتباری
- ثبت نسبه
- بازبینی امضا از چکها
- پیش بینی ارزش نسبه
- مدیریت ریسک رهن
- تشخیص حروف و اعداد
- تشخیص بیماری



# منابع

[http://www.rgrg.ir/index.php?option=com\\_fireboard&Itemid=46&func=view&catid=29&id=306](http://www.rgrg.ir/index.php?option=com_fireboard&Itemid=46&func=view&catid=29&id=306)

<http://www.hot-baby.mihanblog.com/post/359>

<http://forum.sarmaye.com/showthread.php?t=3426&page=6>

<http://neshatsoft.com/ANN.htm>

<http://barnamenevis.org/forum/showthread.php?t=39760>