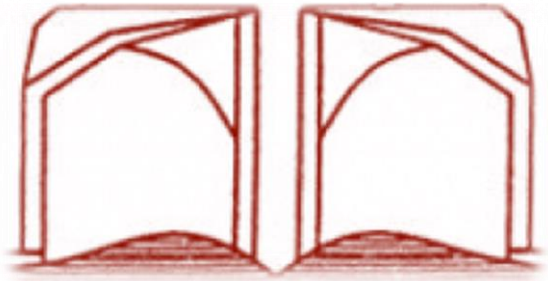


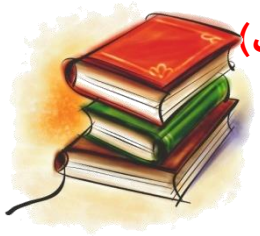
مبانی رایانش نرم

شبکه‌های عصبی: مقدمه. شبکه مک‌کلاچ-پیتز و شبکه هب

هادی ویسی

h.veisi@ut.ac.ir

دانشگاه تهران – دانشکده علوم و فنون نوین



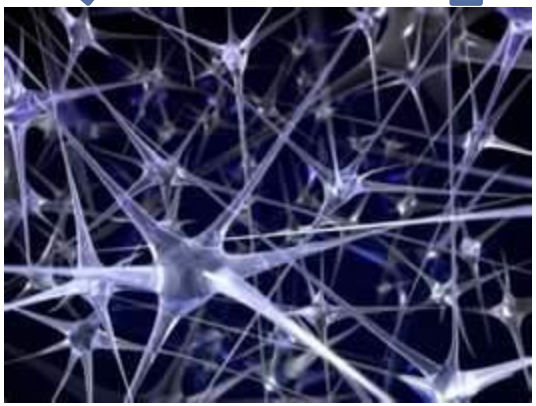
فهرست

شبکه عصبی؟ . . .

- کارهایی که مغز انسان انجام می‌دهد
  - یادگیری (تشخیص چهره)
  - ذخیره‌سازی اطلاعات
  - تصمیم‌گیری
  - پیش‌بینی
  - محاسبه
  - . . .

شبکه عصبی؟

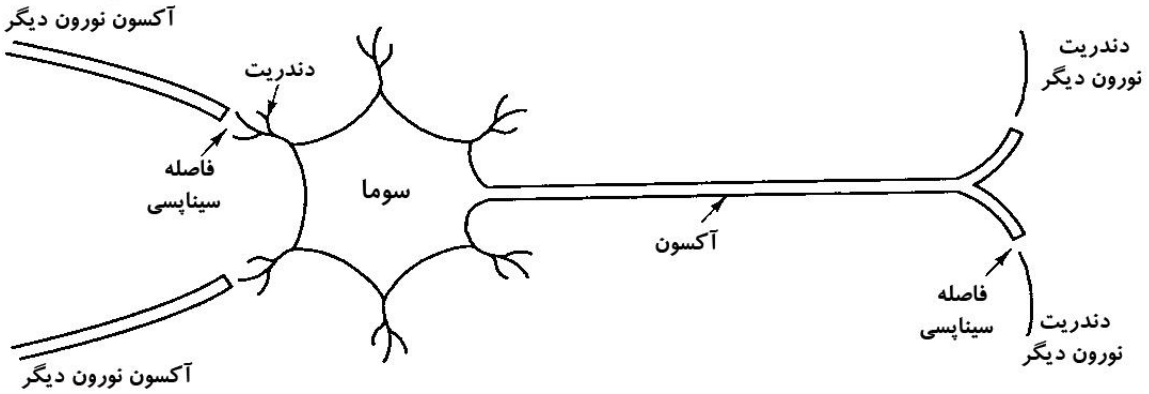
- مغز = شبکه‌ای بسیار بزرگ از عصب‌ها (نرون‌ها)
  - ۱۰۰.۰۰۰.۰۰۰.۰۰۰ نرون
  - ۱۰.۰۰۰ اتصال برای هر نرون
- شبکه عصبی مصنوعی = شبیه‌سازی شبکه عصبی طبیعی

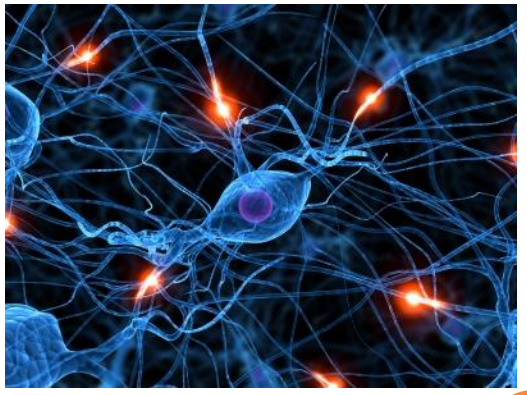


شبکه عصبی طبیعی . . .

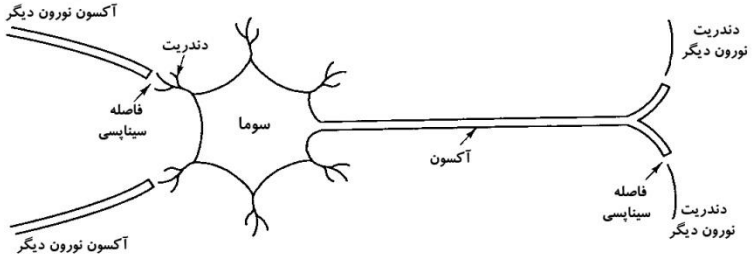
- عنصر پردازشگر تشکیل‌دهنده یک شبکه عصبی مصنوعی
  - نرون (Neuron) = عصب طبیعی (سلول مغزی)

- سه جزء تشکیل دهنده یک نرون طبیعی
  - دندریت‌ها(Dendrite): دریافت سیگنال از سایر نرون‌ها
  - سوما (Soma) = بدنهٔ سلول: سیگنال‌های ورودی به سلول را جمع می‌بندد
  - آکسون (Axon): ارسال سیگنال به نرون(های) دیگر





شبکه عصبی طبیعی ...



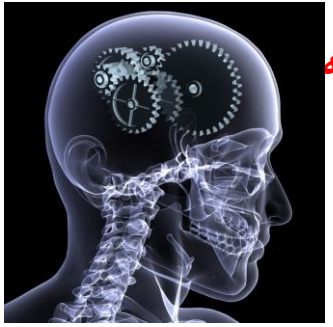
عملکرد نرون طبیعی

- دریافت سیگنال از سایر نرون‌ها توسط دندریت‌ها
- عبور سیگنال‌ها با یک فرآیند شیمیایی از فاصلهٔ سیناپسی (Synaptic Gap)
- عمل شیمیایی انتقال دهنده، سیگنال ورودی را تغییر می‌دهند (تضعیف/تقویت سیگنال)
- سوما سیگنال‌های ورودی به سلول را جمع می‌بندد
- زمانی‌که یک سلول به اندازه کافی ورودی دریافت نماید، برانگیخته می‌شود و سیگنالی را از آکسون خود به سلول‌های دیگر می‌فرستد.

- انتقال سیگنال از یک نرون خاص نتیجهٔ غلظت‌های مختلف یون‌ها در اطراف پوشش آکسون نرون («مادهٔ سفید» مغز) می‌باشد.
  - یون‌ها = پتاسیم، سدیم و کلرید
- سیگنال‌ها به صورت ضربه‌های الکتریکی هستند

شبکه عصبی طبیعی ...

- خلاصه ویژگی‌ها و خصوصیات نرون‌های طبیعی
  - جزء پردازشگر (نرون) سیگنال‌های فراوانی را دریافت می‌کند.
  - سیگنال‌های ورودی ممکن است با یک وزن در سیناپس سلول دریافت کننده، تغییر کند.
  - جزء پردازشگر ورودی‌های وزن‌دار را جمع می‌بندد.
  - نرون در شرایط مناسب (ورودی کافی)، یک سیگنال را به عنوان خروجی انتقال می‌دهد.
  - خروجی یک نرون ممکن است به بسیاری از نرون‌های دیگر (شاخه‌های آکسون) برود.
  - پردازش اطلاعات به صورت محلی صورت می‌گیرد.
  - مفهوم حافظه در اجزای مختلف سلول توزیع می‌شود:
    - حافظهٔ بلند مدت در سیناپس‌ها یا وزن‌های نرون قرار می‌گیرد.
    - حافظهٔ کوتاه مدت با سیگنال‌های فرستاده شده توسط نرون‌ها مطابقت دارد.
  - توانایی سیناپس می‌تواند با آزمایش و کسب تجربه تغییر کند.
  - انتقال دهنده‌های عصبی برای سیناپس‌ها می‌توانند تحریک‌کننده (Excitatory) یا بازدارنده (Inhibitory) باشند.

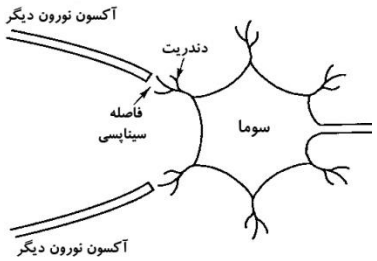


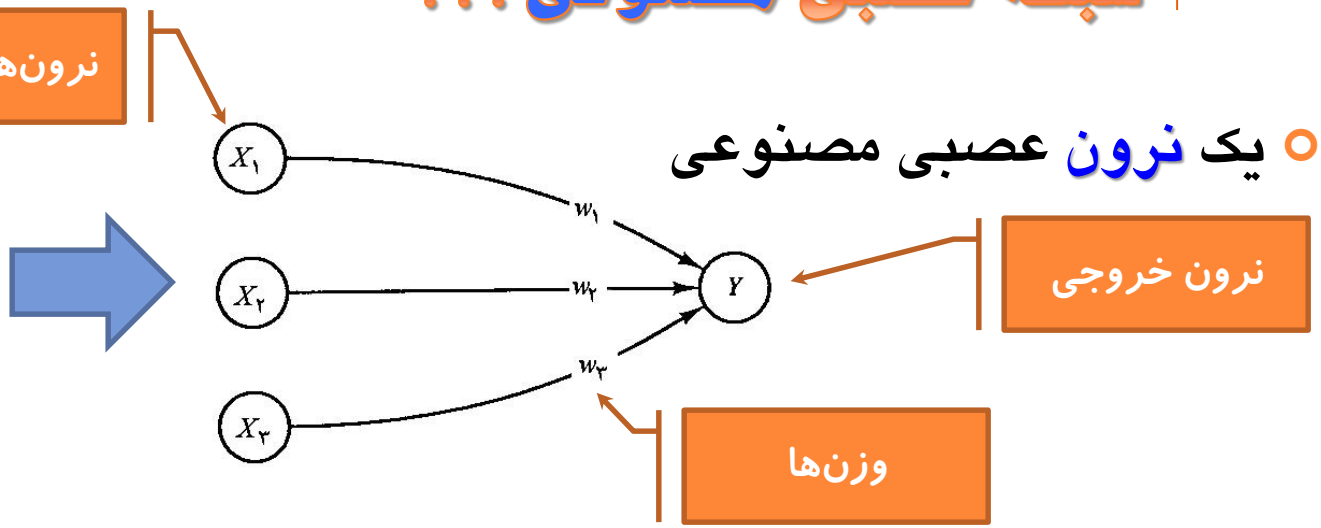
شبکه عصبی مصنوعی . . .

- شبکهٔ عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network)
  - یک سیستم پردازش اطلاعات با ویژگی‌های مشترکی با شبکه‌های عصبی طبیعی
  - تعمیم یافتهٔ مدل‌های ریاضی تشخیص انسان بر اساس زیست‌شناسی عصبی

- فرضیات پایهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی
  - پردازش اطلاعات در اجزای ساده‌ای با تعداد فراوان، به نام نرون‌ها صورت می‌گیرد.
  - سیگنال‌ها در بین نرون‌های شبکه از طریق پیوندها یا اتصالات (Connections) آنها منتقل می‌شوند.
  - هر پیوند، وزن (Weight) مربوط به خود را دارد که در شبکه‌های عصبی رایج در سیگنال‌های انتقال یافته از آن پیوند ضرب می‌شود.
  - هر نرون یک تابع فعال‌سازی (Activation Function) را بر روی ورودی‌های خود اعمال می‌کند تا سیگنال خروجی خود را تولید نماید.
    - تابع معمولاً غیرخطی است

شبکه عصبی مصنوعی . . .





- فعال‌سازی‌ها یا سیگنال‌های خروجی نرون‌های ورودی به ترتیب x1، x2 و x3 هستند
- ورودی شبکه به نرون Y، حاصل‌جمع وزن‌دار سیگنال‌های ورودی و وزن‌هاست:

$$y\_in = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 = \sum_i w_i x_i$$

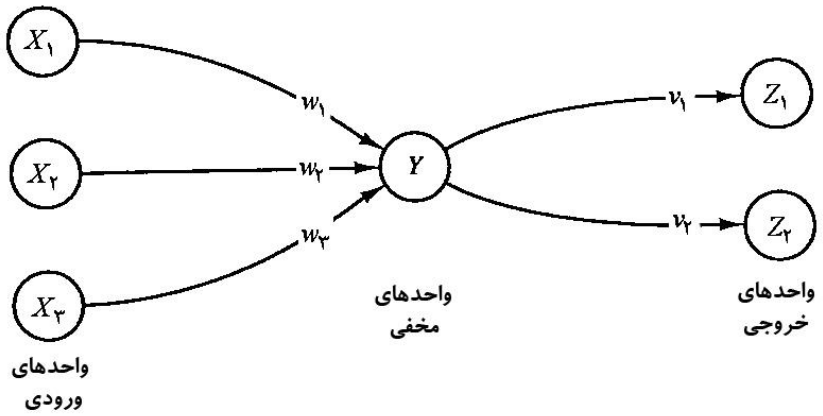
- فعال‌سازی نرون Y با اعمال تابع فعال‌سازی f روی ورودی آن به دست می‌آید
  - تابع سیگموید (Sigmoid)

$$y = f(y\_in)$$

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)}$$

شبکه عصبی مصنوعی . . .

- یک **شبکه** عصبی مصنوعی



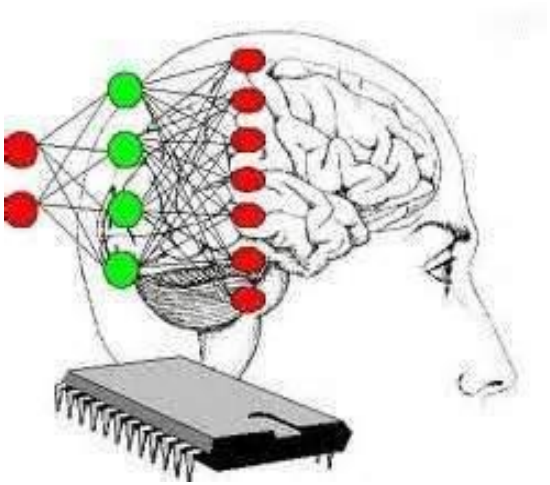
- سه لایه: ورودی، مخفی و خروجی
- دو دسته وزن: Wها و Vها

- در یک شبکه یک نرون می‌تواند ورودی‌های مختلفی را از چند نرون دریافت کند

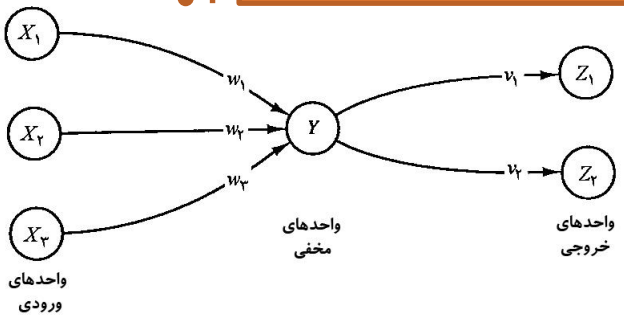
شبکه عصبی مصنوعی

ویژگی‌های مشخص کننده یک شبکهٔ عصبی مصنوعی

- ساختار یا معماری شبکه (Architecture): الگوی پیوندهای بین نرون‌های مختلف
- الگوریتم آموزش یا یادگیری (Training or Learning Algorithm): روش تعیین وزن‌های روی پیوندهای شبکه
- تابع فعال‌سازی شبکه (Activation Function) که هر نرون روی ورودی‌های خود اعمال می‌کند

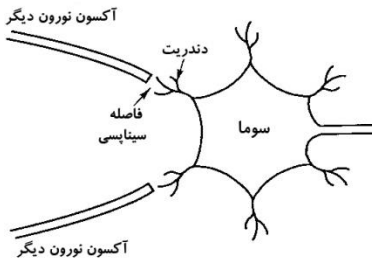


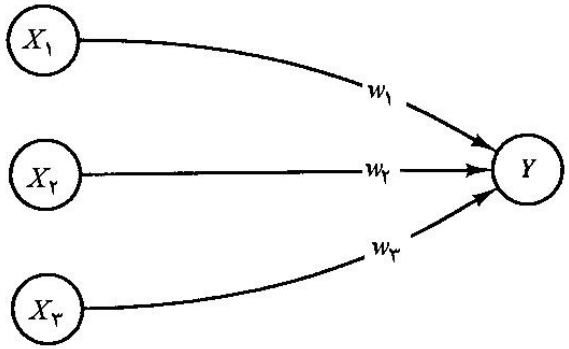
- معماری ۳ لایه
- وزن‌های W و V
- تابع فعال‌سازی برای Y و Z1 و Z2



شباهت شبکه‌های عصبی طبیعی و مصنوعی . . .

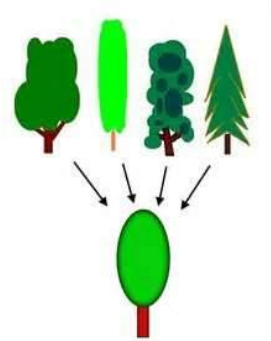
شبکه عصبی طبیعی	شبکه عصبی مصنوعی
دندریت	اتصالات بین نرون‌ها
تغییر سیگنال ورودی هنگام عبور از فاصله سیناپسی	وزن‌های شبکه
جمع بستن سیگنال‌های ورودی در سوما	جمع وزن‌دار سیگنال‌های ورودی و وزن در نرون
برانگیخته شدن سلول و ارسال سیگنال از آکسون	تابع فعال‌سازی





شباهت شبکه‌های عصبی طبیعی و مصنوعی

- **ویژگی‌های مهم مشترک**
  - **تحمل‌پذیری در برابر خطا** (Fault Tolerance)
    - از بین رفتن تعداد زیادی از نرون‌های طبیعی در طول زمان اما یادگیری ادامه می‌یابد
  - **تعمیم‌پذیری** (Generalization) **و مقاوم بودن در برابر نویز**
    - تشخیص سیگنال‌های ورودی که با سیگنال قبلاً مشاهده شده تا حدودی متفاوت است
      - تشخیص چهره، تشخیص دستخط و ...
  - **پردازش‌های موازی با تعداد زیادی از واحدهای پردازشگر**



کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- **پزشکی**
  - **ذخیره‌سازی حجم زیادی از اطلاعات پزشکی**
    - ورودی مجموعه‌ای از علائم یک بیماری خاص
    - خروجی: پیدا کردن «بهترین» تشخیص و نحوه درمان آن با استفاده از الگوی ذخیره شدهٔ متناسب با علائم آن بیماری
    - شبکهٔ عصبی حافظهٔ خودانجمنی

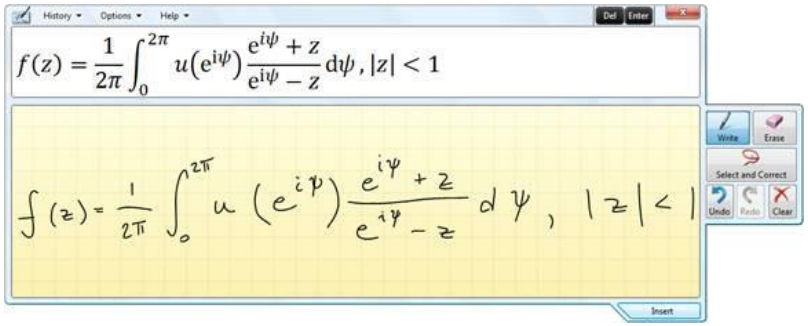
- **تولید گفتار (خواندن متن)**
  - **تبدیل متن به گفتار برای خواندن متن**
    - سیستم NETtalk
    - ورودی: حروف متن (هر حرف به همراه سه حرف قبل و بعد از آن)
    - خروجی: صدای مربوط به آن حرف
    - شبکهٔ عصبی چندلایه

کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- پردازش سیگنال
  - حذف نویز در سیگنال صدا (مکالمه تلفن)
    - حذف نویز به صورت وفقی - Adaptive Noise Cancellation (ANC)
    - شبکهٔ عصبی آدالاین
  - حذف انعکاس صدا (اِکو)
- کنترل
  - کنترل دمای اتاق
  - مسیر حرکت ضد موشک
  - دنده عقب رفتن کامیون
    - شبکه پس‌انتشار بازگشتی

کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

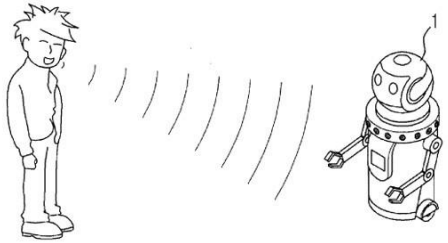
- بازشناسی الکو (تشخیص الگو) . . .
  - بازشناسی خودکار دست‌خط
    - شبکه‌های پس‌انتشار چندلایه



- بازشناسی نویسه‌های نوری (Optical Character Recognition: OCR)
  - شبکه Neocognitron

کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- بازشناسی الکو (تشخیص الگو)
  - بازشناسی خودکار گفتار (Automatic Speech Recognition: ASR)
    - شبکه‌های چندلایه با اتصالات بازگشتی
    - نگاشت خودسازمانده کوهونن



  - بازشناسی چهره (Face Recognition)

کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- تجارت
  - ارزیابی میزان خطرپذیری وام‌دهی
    - ورودی: سال‌های اشتغال متقاضی، تعداد افراد تحت تکفل، درآمد فعلی و ویژگی‌های خود وام (مثل مبلغ، نرخ سود و ...)
    - خروجی: پاسخ «قبول» یا «رد» برای دادن وام

- پیش‌بینی
  - مصرف برق کشور در سه ماه آینده
  - وضعیت آب و هوا
  - سود سهام

تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- **دهه ۴۰ – اولین شبکه‌های عصبی مصنوعی**
  - **۱۹۴۳- معرفی نرون مک‌کلاچ–پیتز (اولین شبکه عصبی مصنوعی)**
    - توسط وارن مک‌کلاچ و والتر پیتز در ۱۹۴۳ و توسعه در ۱۹۴۷
  - **۱۹۴۹- شبکه هب**
    - توسط دونالد هب، یکی از روانشناسان دانشگاه McGill
    - ایده: اگر دو نرون به طور هم‌زمان فعال شوند، استحکام اتصال بین آنها باید افزایش یابد
    - اولین قانون یادگیری
- **دهه ۵۰ – پرسپترون**
  - **معرفی توسط فرانک روزنبلات در سال ۱۹۵۸ و بهبود در ۱۳۵۹ و ۱۳۶۲**
  - **شبکه لایه با الهام از شبکیه چشم**
  - **قانون یادگیری قوی‌تر از قانون هب، مبتنی بر روشی تکرار شونده برای تنظیم وزن**

تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی ...

- دهه ۶۰ – گسترش پرسپترون + آدالاین
  - ۱۹۶۰ – شبکه آدالاین
    - آدالاین (ADALINE) = نرون خطی وفقی (ADAptive LInear NEuron) یا سیستم خطی وفقی (ADAptive LINEar System)
    - توسط برنارد ویدرو و دانشجوی وی مارسیان (تد) هاف
    - ارائه یک قانون یادگیری با نام قانون ویدرو-هاف (Widrow-Hoff Rule) یا میانگین مربعات کمینه (LMS) و یا قانون دلتا (Delta Rule)
    - شباهت زیاد قانون یادگیری دلتا (مهندسی) با قانون پرسپترون (روانشناسی)
      - تفاوت: در پرسپترون برای هر واحدی که پاسخ نادرست دارد، وزن‌های اتصال آن واحد تنظیم می‌شود، اما قانون دلتا وزن‌ها را طوری تنظیم می‌کند تا اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب کمینه کند
    - مادالاین: شکل توسعه یافته و چندلایهٔ آدالاین
    - قانون دلتا منجر به افزایش قابلیت تعمیم می‌شود
    - قانون دلتا مبنای قانون پس‌انتشار (Backpropagation) برای یادگیری شبکه‌های چندلایه است
  - ۱۹۶۹ - تشریح کامل پرسپترون توسط مینسکی و پاپرت

تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- دهۀ ۷۰- سال‌های خاموش
  - عدم موفقیت پرسپترون‌های یک لایه در حل مسائل ساده‌ای (مانند تابع XOR)
  - عدم وجود روشی کلی برای آموزش شبکه‌های چندلایه

  - ۱۹۷۲- اولین کار کوهونن از دانشگاه هلسینکی، روی شبکه‌های عصبی حافظۀ پیوندی
  - ۱۹۷۷- تحقیقات آندرسن از دانشگاه براون در زمینۀ شبکه‌هایی عصبی حافظۀ انجمنی و انتشار نظریاتش با نام «حالت مغز در یک جعبه» (Brain-State-in-a-Box)

تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- دهه ۸۰- شکوفایی شبکه‌های عصبی . . .
  - **الگوریتم پس‌انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های چندلایه**
    - توسط پارکر در سال ۱۹۸۵ و لوکان در سال ۱۹۸۶
  - **شبکه‌های هاپفیلد**
    - توسط هاپفیلد برندهٔ جایزهٔ نوبل در رشتهٔ فیزیک و عضو مؤسسهٔ فن‌آوری کالیفرنیا
      - به همراه دیوید تانک، محقق AT&T
    - شبکهٔ عصبی با وزن‌های ثبات و فعال‌سازی وفقی (جزو شبکه‌های حافظهٔ انجمنی)
    - حل مسائل ارضای محدودیت مانند «مسئلهٔ فروشندهٔ دوره‌گرد»
  - **نگاشت‌های خودسازمانده کوهونن (SOM)**
    - توسط کوهونن از دانشگاه هلسینکی
    - استفاده در بازشناسی گفتار کلمات فنلاندی و ژاپنی ، حل «مسئلهٔ فروشندهٔ دوره‌گرد» و آهنگ‌سازی

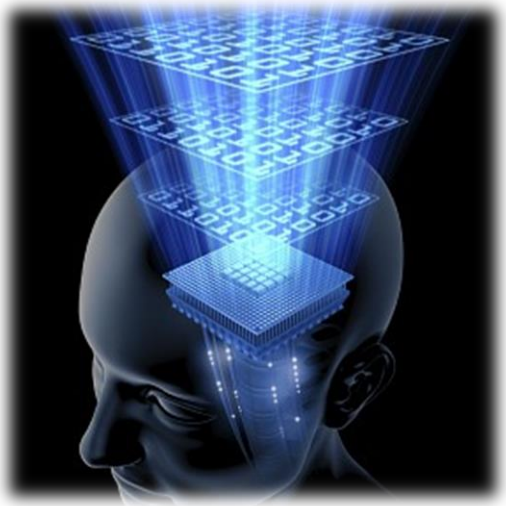
تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- دهه ۸۰- شکوفایی شبکه‌های عصبی . . .
  - **شبکه‌های نظریهٔ نوسان وفقی (ART)**
    - توسط کارپنز و با همکاری گراس‌برگ
    - نظریه‌ای برای شبکه‌های عصبی خودسازمانده
  - **شبکه Neocognitron**
    - توسط فوکوشیما و همکارانش در آزمایشگاه‌های NHK در توکیو
    - شبکهٔ عصبی خاص منظوره برای بازشناسی نویسه‌ها
    - بهبود یافته شبکهٔ خودسازمانده قدیمی‌تر با نام Cognitron (۱۹۷۵)
  - **ماشین بولتزمن**
    - تغییر وزن‌ها یا فعال‌سازی براساس تابع تراکم احتمال
    - استفاده از ایده‌های کلاسیک شبیه‌سازی سردشدن تدریجی (Simulated Annealing)و تئوری تصمیم‌گیری بیز (Bayesian Decision Theory)

H. Veisi (h.veisi@ut.ac.ir)

تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی . . .

- دهه ۸۰- شکوفایی شبکه‌های عصبی . . .
  - مطالعات ریاضیاتی و زیست‌شناختی
    - گراس‌برگ (مدیر مرکز سیستم‌های وفقی در دانشگاه بوستون)
  - پیاده‌سازی سخت‌افزاری
    - افزایش قابلیت‌های محاسباتی کامپیوترها و ساخت VLSIبرای شبکه‌های عصبی
    - ایجاد شرکت‌های مبتنی بر شبکه عصبی

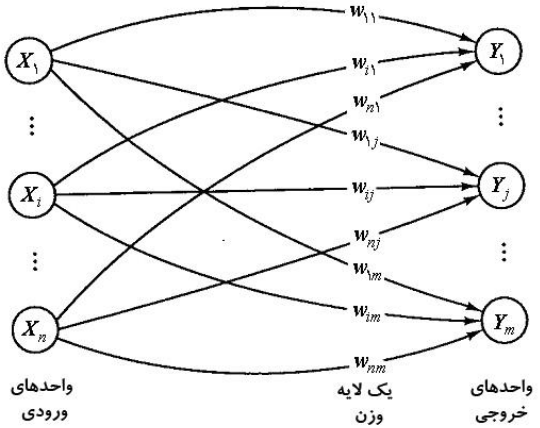


تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی

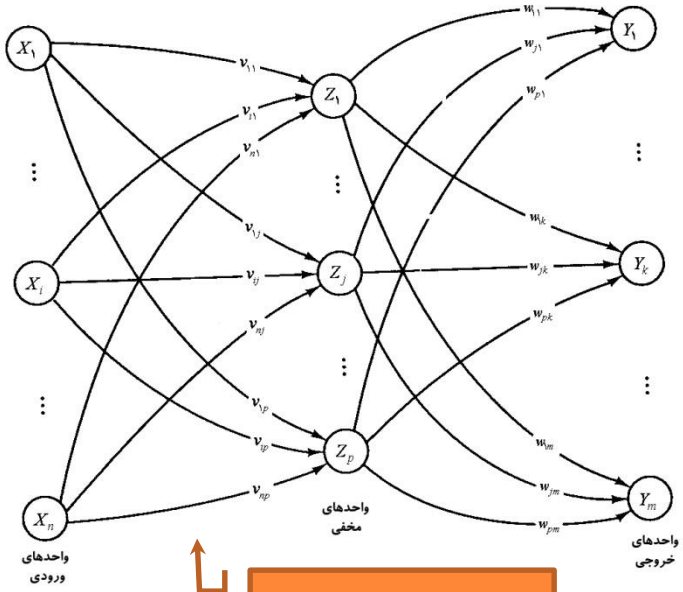
- دهه ۹۰ – دهه کاربرد
  - به کار گیری شبکه‌های عصبی در کاربردهای مختلف
  - توسعه شبکه توابع پایه شعاعی (RBF)
  - ماشین بردار پشتیبان (SVM)
- دهه اول قرن ۲۱ (۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰)
  - شبکه‌های بازگشتی (RNN)
    - حافظه کوتاه مدت ماندگار (LSTM)
  - تلاش‌های اولیه در یادگیری عمیق (Deep Learning)
- دهه دوم قرن ۲۱ (۲۰۱۰ به بعد)- یکه تازی در یادگیری ماشین
  - توسعه یادگیری عمیق و استفاده از آن در کاربردهای مختلف
    - CNN, LSTM, DBN

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

- ساختارهای رایج . . .
  - ساختار یا معماری: آرایش نرون‌ها در لایه‌ها و الگوهای ارتباط داخل و بین لایه‌ها
  - شبکه‌های پیش‌خور (Feedforward) –سیگنال‌ها در یک جهت و از سمت واحدهای ورودی به سمت واحدهای خروجی (به سمت جلو) می‌روند



شبکه یک لایه



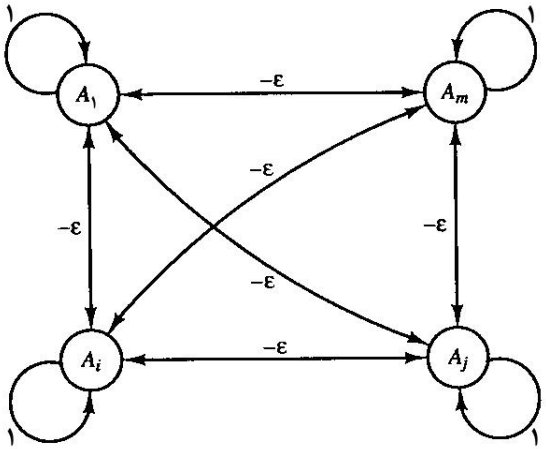
شبکه دولایه

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

ساختارهای رایج

- شبکهٔ بازگشتی (Recurrent)، مسیرهای بستهٔ سیگنال از یک واحد به خودش وجود دارد

- شبکهٔ رقابتی: واحدهای آن کاملاً به هم مرتبط‌اند



پیوند الگو - طبقه‌بندی الگو

- **بازشناسی الگو (Pattern Recognition)**
  - **پیوند الگو** (Pattern Association)
    - پیوند دادن الگوی ورودی با یک الگوی خروجی
      - ورودی: تصویر چهره یک فرد – خروجی: مشخصات و خصوصیات وی
  - **دسته‌بندی یا طبقه‌بندی الگو** (Pattern Classification)
    - حالت ساده (دو دسته): هر الگوی ورودی (یک بردار) عضو یک دسته است یا نه
    - حالت کلی (n دسته): هر الگو (بردار ورودی)، به یکی از n دسته تعلق دارد

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

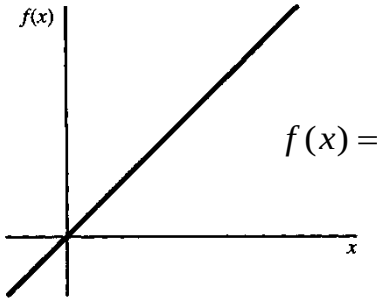
- تنظیم وزن‌ها . . .
  - آموزش: تعیین مقادیر وزن‌های شبکه
  - آموزش با نظارت (Supervised Learning)
    - به ازای هر بردار ورودی، یک بردار هدف یا خروجی معادل در دسترس است
    - طبقه‌بندی الگوها: بردار ورودی به دسته خاصی تعلق دارد (خروجی: «بله» یا «خیر»)
    - پیوند الگو: خروجی یک الگو
    - حافظهٔ انجمنی (Associative Memory): شبکه‌ای که برای پیوند مجموعه‌ای از بردارهای ورودی با مجموعه‌ای از بردارهای خروجی مطابق با آن آموزش داده می‌شود
    - حافظهٔ خود انجمنی (Autoassociative Memory): بردار خروجی با بردار ورودی یکسان است
    - حافظهٔ دیگرانجمنی (Hetroassociative Memory): بردار خروجی متفاوت از بردار ورودی است
    - شبکه‌های پرسپترون چندلایه، شبکه‌های حافظهٔ انجمنی پیش‌خور و بازگشتی، یادگیری چندی‌سازی برداری (LVQ) و انتشار متقابل (CounterPropagation)

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

- تنظیم وزن‌ها
  - **آموزش بدون نظارت** (Unsupervised Learning)
    - بردارهای ورودی مشابه (دارای بیشترین شباهت) به هم را در یک دسته گروه‌بندی می‌کنند
    - خوشه‌بندی (Clustering) بردارهای ورودی
    - نگاشت‌های خودسازمانده کوهونن و نظریهٔ نوسان وفقی
  - **شبکه‌های با وزن ثابت**
    - نیازی به فرآیند آموزش تکراری ندارند
    - حل مسائل بهینه‌سازی با محدودیت
    - ماشین بولتزمن (بدون یادگیری) و شبکهٔ هاپفلید پیوسته

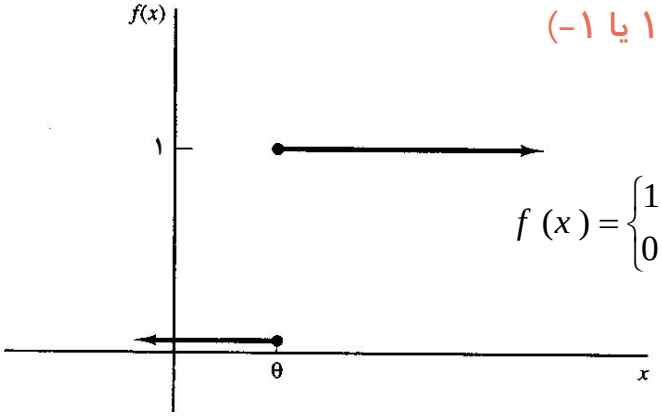
شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

- توابع فعال‌سازی متداول . . .
  - تابع همانی (Identity Function)
    - برای واحدهای ورودی



$$f(x) = x \qquad for\ all\ x$$

  - تابع پله‌ای دودویی (Step Function)
    - تابع آستانه (Threshold Function) یا تابع هویساید (Heaviside Function)
    - خروجی = سیگنال دودویی (۱ یا ۰) یا دوقطبی (Bipolar) (۱ یا ۱-)



$$f(x) = \begin{cases} 1 & if \quad x > \theta \\ 0 & if \quad x < \theta \end{cases}$$

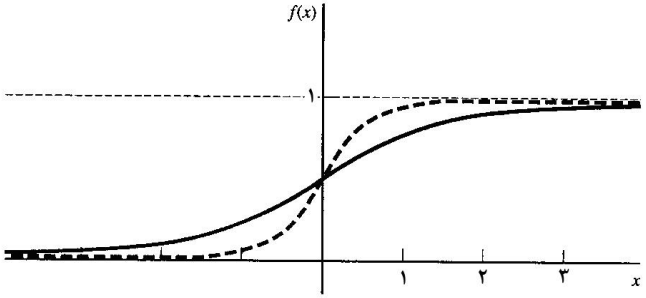
شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

توابع فعال‌سازی متداول

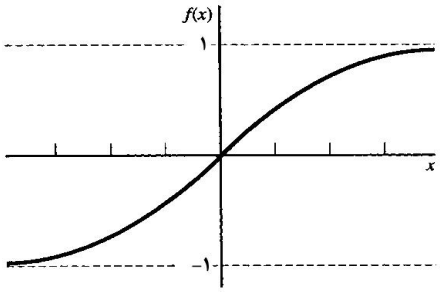
- **توابع سیگموید** (Sigmoid Functions)
- **منحنی‌هایی به شکل S**
  - استفاده در شبکه‌های عصبی پس‌انتشار (نیاز به مشتق‌گیری)
  - سیگموید دودویی- تابع لجستیک (Logistic Function)
    - دامنهٔ ۰ تا ۱، مقادیر مطلوب خروجی یا دودویی است و یا بین

$$f(x)=\frac{1}{1+\exp(-\sigma x)}$$

$$f'(x)=\sigma f(x)[1-f(x)]$$



  - سیگموید دوقطبی- شبیه به تابع تانژانت هیپربولیک (Hyperbolic Tangent Function)
    - دامنهٔ ۱- تا ۱



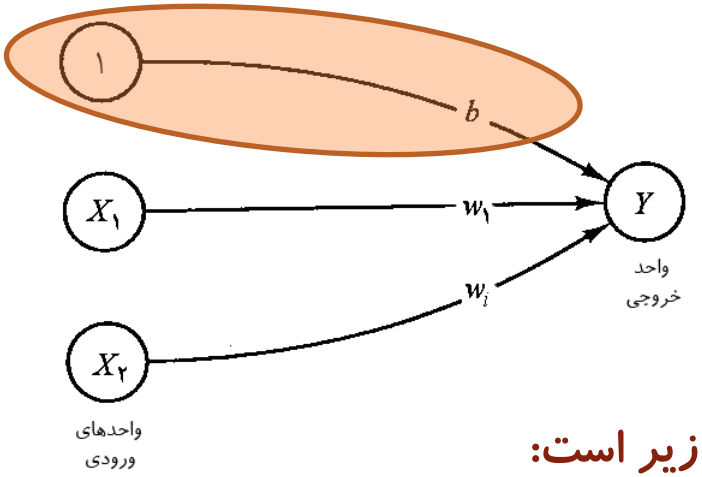
$$g(x)=2f(x)-1=\frac{2}{1+\exp(-\sigma x)}-1=\frac{1-\exp(-\sigma x)}{1+\exp(-\sigma x)}$$

$$g'(x)=\frac{\sigma}{2}[1+g(x)][1-g(x)]$$

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

بایاس . . .

- در ورودی شبکه عصبی، علاوه بر ورودی‌های موردنظر، یک ورودی ثابت با مقدار ۱ نیز داشته باشیم.

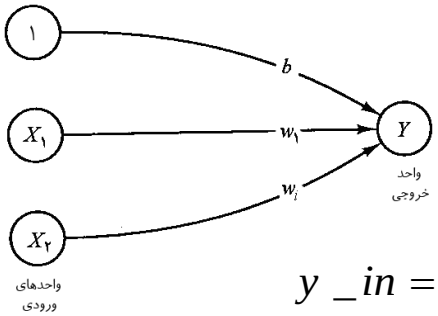


$$y\_in = 1 \times b + w_1 x_1 + w_2 x_2 = b + \sum_i w_i x_i$$

- تابع فعال‌سازی برای شبکه دارای بایاس به صورت زیر است:

$$f(y\_in) = \begin{cases} 1 & if \quad y\_in \geq 0 \\ -1 & if \quad y\_in < 0 \end{cases}$$

شبکه‌های عصبی مصنوعی: مفاهیم/تعاریف . . .

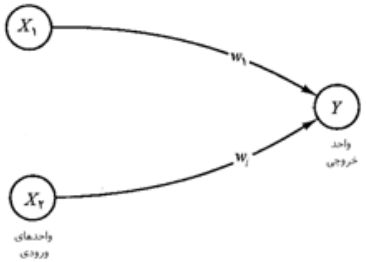


- بایاس . . .
  - وزن بایاس معادل آستانهٔ ثابت در تابع فعال‌سازی پله

$$y\_in = 1 \times b + w_1 x_1 + w_2 x_2 = b + \sum_i w_i x_i$$

$$f(y\_in) = \begin{cases} 1 & if \quad y\_in \geq 0 \\ -1 & if \quad y\_in < 0 \end{cases} \qquad b + w_1 x_1 + w_2 x_2 \geq 0 \Rightarrow w_1 x_1 + w_2 x_2 \geq -b$$

- حالتی که بایاس نباشد ولی آستانهٔ ثابت غیر صفر باشد



$$f(y\_in) = \begin{cases} 1 & if \quad y\_in \geq \theta \\ -1 & if \quad y\_in < \theta \end{cases} \qquad w_1 x_1 + w_2 x_2 \geq \theta$$

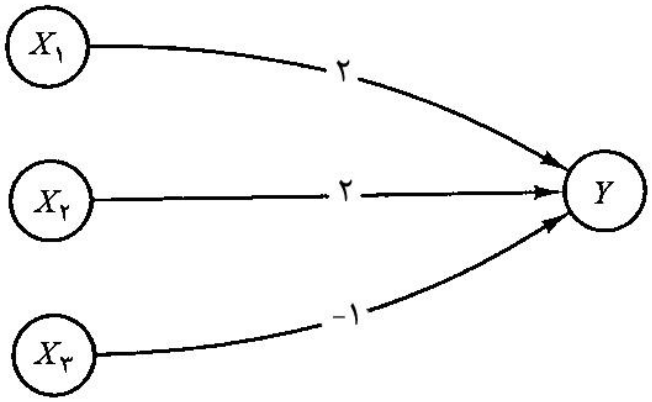
$$y\_in = w_1 x_1 + w_2 x_2$$

شبکه مک‌کلاچ-پیتز ...

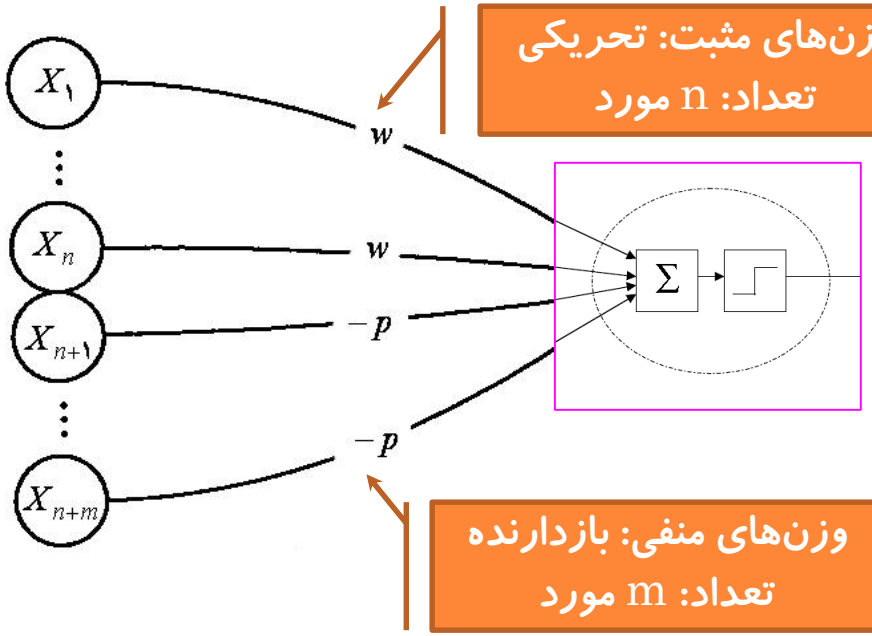
- نرون مک‌کلاچ-پیتز = اولین نرون مصنوعی
- ویژگی‌ها
  - تابع فعال‌سازی دودویی است
    - در هر مرحلهٔ زمانی، نرون یا برانگیخته می‌شود (فعال‌سازی ۱) و یا برانگیخته نمی‌شود (فعال‌سازی ۰)
  - نرون‌های مک‌کلاچ-پیتز از طریق اتصالات مستقیم و وزن‌دار به هم متصل می‌شوند
  - وزن مثبت روی اتصال = مسیر اتصال تحریکی، در غیر این‌صورت مسیر بازدارنده است.
    - تمام اتصالات تحریکی به یک نرون خاص، وزن‌های یکسان دارند
  - هر نرون دارای سطح آستانهٔ ثابتی است- اگر ورودی شبکه به آن نرون، بزرگ‌تر از مقدار آستانه باشد، نرون برانگیخته می‌شود
  - سطح آستانه هر نرون طوری تعیین می‌گردد که بازدارندگی آن کامل باشد
    - ورودی بازدارندهٔ غیرصفر مانع از برانگیخته شدن نرون می‌شود.
  - عبور یک سیگنال از یک مسیر اتصال، به اندازه یک واحد زمانی طول می‌کشد

شبکه مک‌کلاچ-پیتز ...

- **مثال (نرون مک‌کلاچ-پیتز)**
  - **اتصال از X1 به Y و اتصال از X2 به Y، تحریکی هستند**
  - **اتصالات تحریکی وزن‌های مثبت یکسانی دارند، چون به یک واحد وارد می‌شوند**
  - **همچنین اتصال X3 به Y،بازدارنده (منفی) است**
  - **یک واحد زمانی طول می‌کشد تا سیگنال از واحدهای X به واحد Y برسند**
  - **مقدار آستانه برای واحد Y برابر با ۴ است. چرا؟**
    - این مقدار به این واحد امکان می‌دهد که گاهی اوقات برانگیخته شود،
    - اگر سیگنال غیرصفری در اتصال بازدارنده دریافت شود، از برانگیخته شدن واحد Yجلوگیری می‌کند



شبکه مک‌کلاچ-پیتز: ساختار . . .



وزن‌های مثبت: تحریکی
تعداد: n مورد

وزن‌های منفی: بازدارنده
تعداد: m مورد

- تابع فعال‌سازی

کل سیگنال‌های ورودی دریافتی

$$f(y\_in) = \begin{cases} 1 & if \;\; y\_in \geq \theta \\ 0 & if \;\; y\_in < \theta \end{cases}$$

آستانه

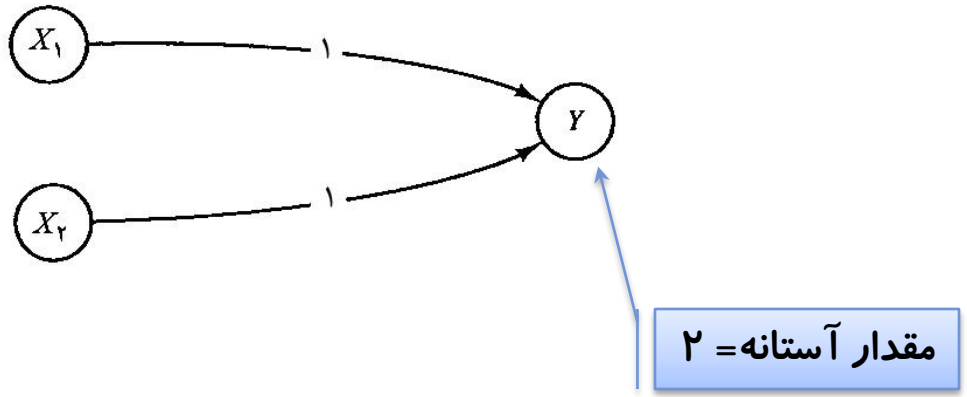
- تمام وزن‌های تحریکی که به هر واحد وارد می‌شوند باید یکسان باشد
- بازدارندگی کامل = هر ورودی بازدارندهٔ غیرصفر مانع از برانگیخته شدن نرون؟

$$\theta > nw - p$$

شبکه مک‌کلاچ-پیتز: الگوریتم . . .

- وزن ثابت و مقدار آستانه مشخص برای تابع فعال‌سازی
  - جهت تعریف توابع منطقی ساده

- مثال: تابع AND
  - خروجی «درست» است اگر هر دو مقدار ورودی «درست» باشند

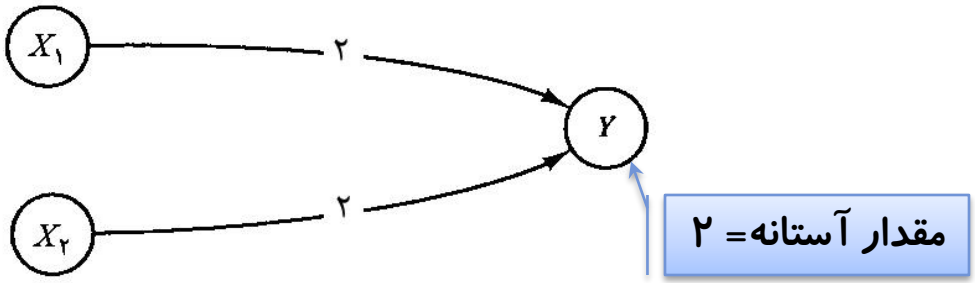


x_1	x_2	$\rightarrow$	y
1	1		1
1	0		0
0	1		0
0	0		0

شبکه مک‌کلاچ-پیتز: الگوریتم . . .

مثال: تابع OR

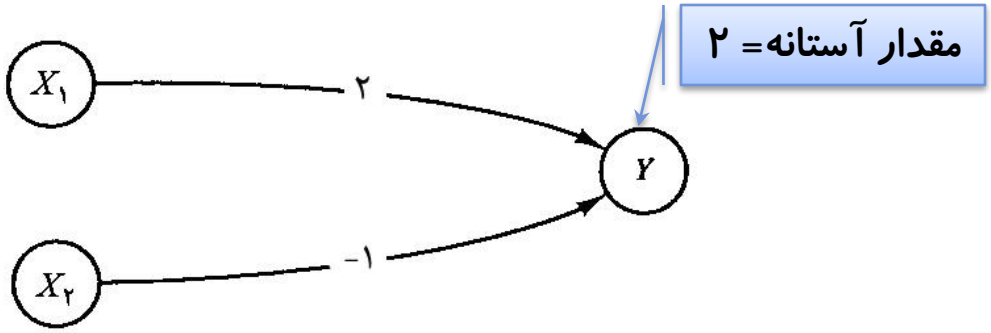
- خروجی «درست» است اگر هر یک از مقادیر ورودی «درست» باشد



x_1	x_2	$\rightarrow$	y
1	1		1
1	0		1
0	1		1
0	0		0

مثال: تابع AND NOT

- خروجی «درست» است اگر مقدار ورودی اول «درست» و مقدار ورودی دوم «نادرست» باشد



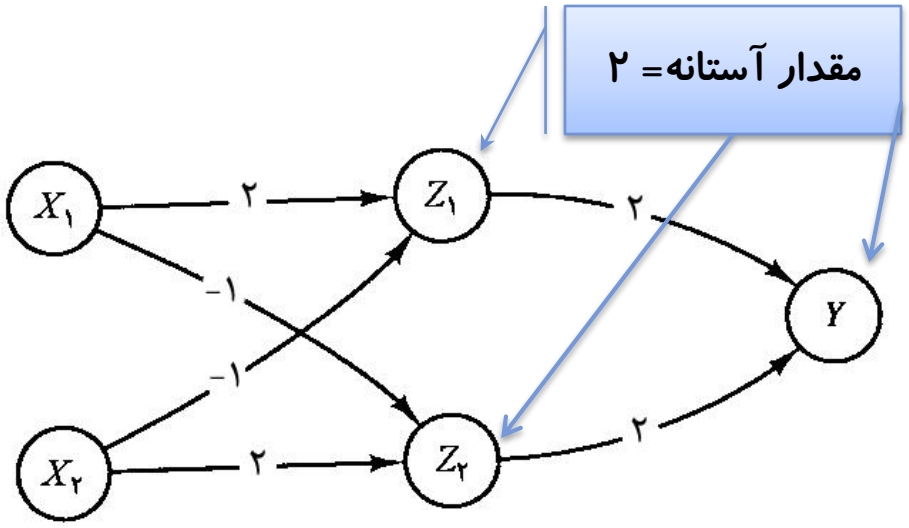
x_1	x_2	$\rightarrow$	y
1	1		0
1	0		1
0	1		0
0	0		0

شبکه مک‌کلاچ-پیتز: کاربرد

- تابع XOR
  - خروجی «درست» است اگر فقط یکی از مقادیر ورودی «درست» باشد

$$x_1 \ \mathbf{XOR}\ x_2 \leftrightarrow (x_1 \ \mathbf{AND\,NOT}\ x_2)\ \mathbf{OR}\ (x_2 \ \mathbf{AND\,NOT}\ x_1)$$

x_1	x_2	$\rightarrow$	y
1	1		0
1	0		1
0	1		1
0	0		0



- استفاده از یک شبکهٔ دولایه
  - لایهٔ اول شامل دو عملگر AND NOT
  - لایهٔ دوم عملگر OR

شبکهٔ هب ...

- اولین (و ساده‌ترین) قانون یادگیری برای شبکهٔ عصبی
- ایده اصلی یادگیری هب
  - یادگیری با تغییر استحکامات سیناپس‌های نرون‌ها (وزن‌های شبکه‌های عصبی) است
  - اگر دو نرون متصل به هم به طور هم‌زمان «فعال» باشند، وزن بین آنها باید افزایش یابد
  - هب دربارهٔ نرون‌هایی که به طور هم‌زمان برانگیخته نمی‌شوند، چیزی نمی‌گوید
    - یادگیری قوی‌تر = اگر دو نرون به طور هم‌زمان «غیرفعال» باشند، وزن‌ها افزایش یابد

- شبکهٔ هب یک لایه است
- به‌روز شدن (Update) وزن‌ها

$$w_i(new) = w_i(old) + x_i y$$

خروجی

وزن جدید

وزن قبلی

ورودی

- برای داده دودویی، اگر ورودی یا خروجی (یا هر دو) «غیرفعال» باشند، یادگیری صورت نمی‌گیرد

شبکهٔ هب: الگوریتم . . .

- مرحله ۰- به تمام وزن‌ها مقدار اولیه صفر بدهید $w_i = 0 \quad (i = 1, \ldots, n)$
- مرحله ۱- برای هر بردار آموزش ورودی و خروجی هدف، $s:t$، مراحل ۲ تا ۴ را انجام بده
- مرحله ۲- فعال‌سازی‌های واحدهای ورودی را تعیین کن $x_i = s_i \quad (i = 1, \ldots, n)$
- مرحله ۳- برای واحد خروجی فعال‌سازی را تعیین کن $y = t$
- مرحله ۴- وزن‌ها و بایاس را به‌روز کن

$$w_i(new) = w_i(old) + x_i y \qquad (i = 1, \ldots, n)$$

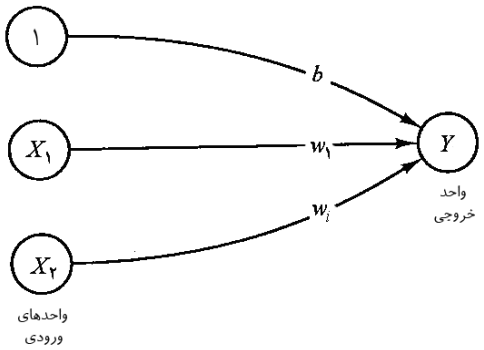
$$b(new) = b(old) + y$$

$$\mathbf{w}(new) = \mathbf{w}(old) + \mathbf{x}.y \quad \overset{\Delta w = x.y}{\Rightarrow} \quad \mathbf{w}(new) = \mathbf{w}(old) + \Delta\mathbf{w}$$

داده‌های آموزشی فقط یک بار به شبکه نشان داده شده و آموزش به اتمام می‌رسد

شبکهٔ هب: کاربرد . . .

INPUT			TARGET
$(x_1$	x_2	1)	
(1	1	1)	1
(1	0	1)	0
(0	1	1)	0
(0	0	1)	0



- تابع AND با ورودی‌ها و هدف‌های دودویی . . .
  - تغییر وزن

$$\Delta w_1 = x_1 t, \quad \Delta w_2 = x_2 t, \quad \Delta b = 1.t = t$$

$$\mathbf{w}(new) = \mathbf{w}(old) + \Delta\mathbf{w}$$

  - برای ورودی اول

$$x_1 = 1, \quad x_2 = 1, \quad b = 1, \quad t = 1$$

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
$(x_1$	x_2	1)	t	$(\Delta w_1$	Δw_2	$\Delta b)$	$(w_1$	w_2	$b)$
							(0	0	0)
(1	1	1)	1	(1	1	1)	(1	1	1)

مقدار اولیه

$$x_2 = -x_1 - 1$$

شبکهٔ هب: کاربرد . . .

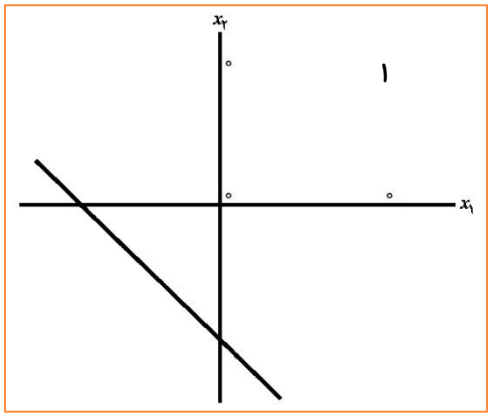
- تابع AND با ورودی‌ها و هدف‌های دودویی
  - برای دومین، سومین و چهارمین ورودی

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
x_1	x_2	1	t	Δw_1	Δw_2	b	w_1	w_2	b
1	0	1	0	0	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
0	0	1	0	0	0	0	1	1	1

یادگیری رخ نمی‌دهد
وزن‌ها تغییر نمی‌کند

الگوهایی با مقدار هدف صفر یا «غیرفعال»

استفاده از نمایش دودویی



$$x_2 = -x_1 - 1$$

شبکهٔ هب: کاربرد . . .

- تابع AND با ورودی‌های دودویی و مقادیر هدف دوقطبی

INPUT			TARGET
x_1	x_2	1	t
1	1	1	1
1	0	1	−1
0	1	1	−1
0	0	1	−1

- اولین ورودی

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
x_1	x_2	1	t	Δw_1	Δw_2	Δb	w_1	w_2	b
							0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

$$x_2 = -x_1 - 1$$

- ارائه دومین، سومین و چهارمین

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
x_1	x_2	1	t	Δw_1	Δw_2	b	w_1	w_2	b
1	0	1	−1	−1	0	−1	0	1	0
0	1	1	−1	0	−1	−1	0	0	−1
0	0	1	−1	0	0	−1	0	0	−2

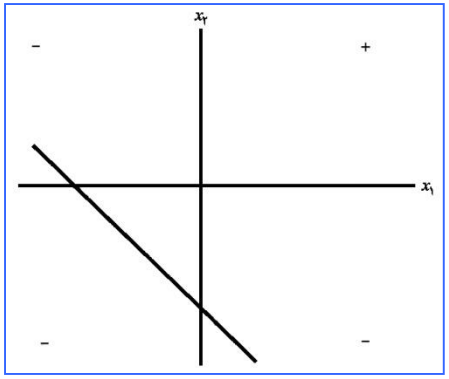
شبکهٔ هب: کاربرد . . .

INPUT			TARGET
$(x_1$	x_2	$1)$	t
$(1$	1	$1)$	1
$(1$	-1	$1)$	-1
$(-1$	1	$1)$	-1
$(-1$	-1	$1)$	-1

- تابع AND برای ورودی‌ها و هدف‌های دوقطبی . . .
  - اولین ورودی

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
$(x_1$	x_2	$1)$	t	$(\Delta w_1$	Δw_2	$\Delta b)$	$(w_1$	w_2	$b)$
							$(0$	0	$0)$
$(1$	1	$1)$	1	$(1$	1	$1)$	$(1$	1	$1)$

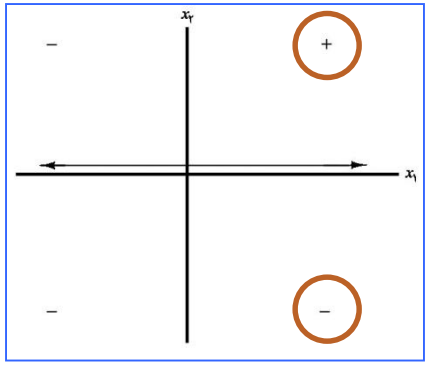
$$x_2 = -x_1 - 1$$



INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
$(x_1$	x_2	$1)$	t	$(\Delta w_1$	Δw_2	$\Delta b)$	$(w_1$	w_2	$b)$
							$(1$	1	$1)$
$(1$	-1	$1)$	-1	$(-1$	1	$-1)$	$(0$	2	$0)$

$$x_2 = 0$$

  - دومین ورودی



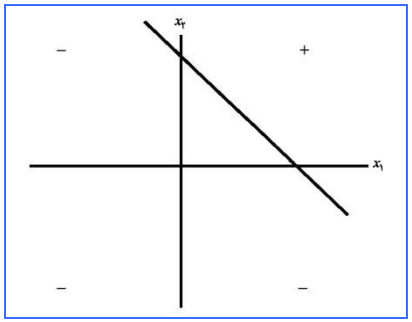
پاسخ درست برای
دو نمونه آموزش

شبکهٔ هب: کاربرد . . .

- تابع AND برای ورودی‌ها و هدف‌های دوقطبی
  - سومین ورودی

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
$(x_1$	x_2	$1)$	t	$(\Delta w_1$	Δw_2	$\Delta b)$	$(w_1$	w_2	$b)$
							$(0$	2	$0)$
$(-1$	1	$1)$	-1	$(1$	-1	$-1)$	$(1$	1	$-1)$

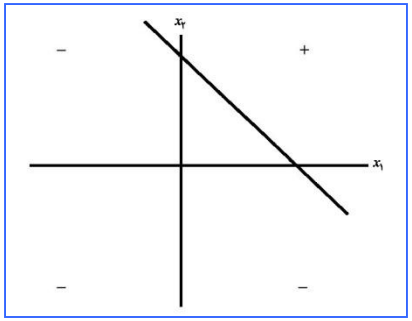
$$x_2 = -x_1 + 1$$



  - چهارمین ورودی

INPUT			TARGET	WEIGHT CHANGES			WEIGHTS		
$(x_1$	x_2	$1)$	t	$(\Delta w_1$	Δw_2	$\Delta b)$	$(w_1$	w_2	$b)$
							$(1$	1	$-1)$
$(-1$	-1	$1)$	-1	$(1$	1	$-1)$	$(2$	2	$-2)$

$$x_2 = -x_1 + 1$$



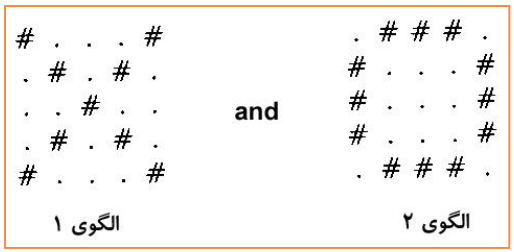
شبکهٔ هب: نمایش داده‌ها

- **شکل نمایش داده‌ها می‌تواند مسئله قابل‌حل را به مسئله‌ای غیرقابل‌حل تبدیل کند**
  - **در قانون هب بسیار موثر است**
    - برای برخی الگوها منجر به جواب درست نمی‌شود، ممکن است برای نمایش متفاوتی از همان الگوها پاسخ درستی را نتیجه دهد

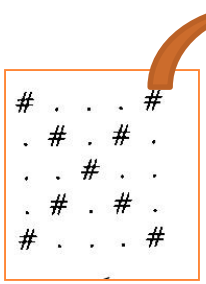
- **نمایش دوقطبی بهتر از نمایش دودویی است**
  - **افزایش قابلیت تعمیم شبکه**
  - **امکان تمایز داده‌های گم‌شده** (Missing Data) **از داده‌های اشتباه** (Mistaken Data)
    - مقادیر گم‌شده = «۰»
    - اشتباهات = قرینه مقدار ورودی از ۱+ به ۱-، یا برعکس

شبکهٔ هب: مثال . . .

- بازشناسی نویسه (کاراکتر)- الگوهای ورودی دوبعدی . . .
  - یک شبکه هب برای تشخیص الگوی «X» از الگوی «O»



  - یک مسئلهٔ دسته‌بندی الگو؟
    - دسته «X» =خروجی مورد نظر و الگوی «O» = خروجی «غیرX»
    - روش دیگر؟
  - تبدیل الگوهای «O» و «X» به بردارهای ورودی؟
    - مقدار ۱ برای هر «#» و مقدار ۱- برای هر «۰»
    - دوبعدی؟ پشت سرهم قرار دادن ردیف‌ها



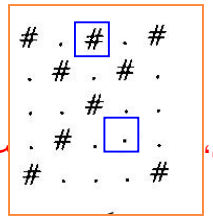
$$1\ -1\ -1\ -1\ 1, -1\ \ 1\ \ -1\ 1\ \ -1, -1\ \ -1\ \ 1\ \ -1\ \ -1, -1\ 1\ \ -1\ 1\ \ -1, 1\ \ -1\ \ -1\ \ -1\ 1$$

  - ساختار شبکه؟
    - تعداد نرون‌های ورودی = برابر با تعداد ابعاد بردار الگوها=۲۵

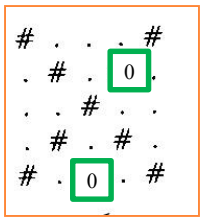
H. Veisi (h.veisi@ut.ac.ir)

شبکهٔ هب: مثال . . .

- بازشناسی نویسه (کاراکتر)- الگوهای ورودی دوبعدی . . .
  - قابلیت تعمیم شبکه
    - تولید پاسخ منطقی شبکه برای الگوهای ورودی شبیه الگوهای آموزش اما نه کاملاً یکسان با آنها
  - دو نوع تغییر در الگوی ورودی
    - «اشتباهات در داده‌ها»
      - علامت یک یا چند مؤلفهٔ بردار ورودی قرینه شده و از ۱ به ۱-، یا برعکس، ت.



    - «داده‌های گم‌شده»
      - یک یا چند مؤلفهٔ بردار ورودی به جای مقدار ۱ یا ۱- مقدار صفر دارند



  - شبکه در برخورد با داده‌های گم‌شده عملکرد بهتری در مقایسه با اشتباهات دارد
    - در مورد داده‌های ورودی، «بهتر است که حدس نزنیم»!!

جداسازی خطی . . .

مسئله دسته‌بندی ساده با شبکه عصبی

- الگوی ورودی عضو دسته مورد نظر باشد، پاسخ «بله» و اگر ورودی عضو آن دسته نباشد، پاسخ «خیر»

$$y\_in = b + \sum_i x_i w_i$$

- تابع فعال‌سازی پله‌ای

$$f(y\_in) = \begin{cases} 1 & if \quad y\_in \geq 0 \\ -1 & if \quad y\_in < 0 \end{cases}$$

- مرز تصمیم‌گیری (Decision Boundary) = مرز بین ناحیه‌ای که در آن y_in>0 و ناحیه‌ای که در آن y_in<0 است

$$b + \sum_i x_i w_i = 0$$

  - پاسخ این معادله یک خط، یک صفحه و یا یک ابرصفحه است
    - وابسته به تعداد واحدهای ورودی (ابعاد بردار ورودی)

جداسازی خطی . . .

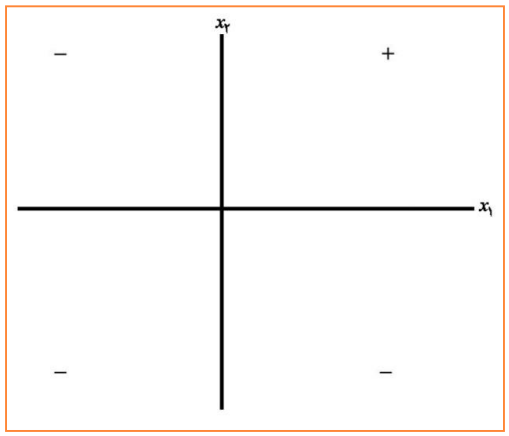
- مسئله خطی تفکیک‌پذیر (Linearly Separable)
  - حل یک مسئله توسط شبکه‌های یک لایه پس از تنظیم وزن‌ها (و بایاس)
  - تمام بردارهای ورودی آموزش که پاسخ صحیح برای آنها ۱+ (عضویت در دسته) است، در یک طرف مرز تصمیم‌گیری و تمام برادرهای ورودی آموزش که پاسخ صحیح برای آنها ۱- (عدم عضویت در دسته) است در سمت دیگر مرز تصمیم‌گیری قرار می‌گیرند

  - نشان داده شده است که شبکهٔ یک لایه فقط می‌تواند مسائلی را حل کنند که به صورت خطی تفکیک‌پذیر باشند

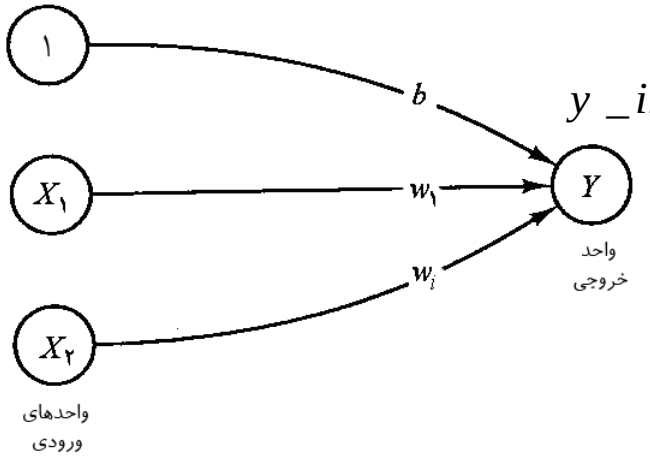
  - شبکه‌های چندلایه‌ای که از توابع فعال‌سازی خطی استفاده می‌کنند، از شبکه‌های یک لایه قوی‌تر نیستند زیرا ترکیب چند تابع خطی نیز خطی است

جداسازی خطی . . .

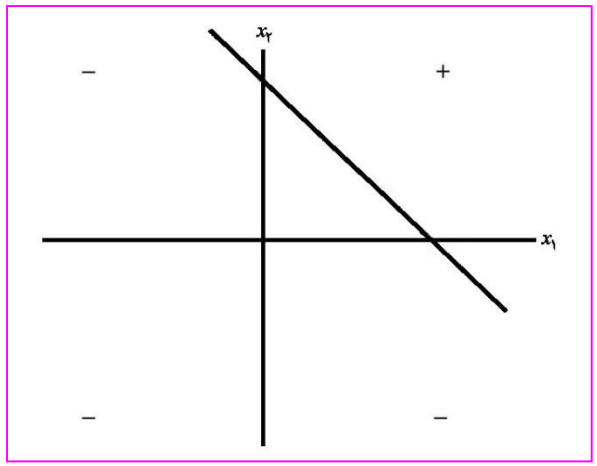
INPUT(x_1, x_2)	OUTPUT
(1 , 1)	+1
(1 , −1)	−1
(−1 , 1)	−1
(−1 , −1)	−1



- مثال: تابع AND



$$y\_in = 1 \times b + w_1 x_1 + w_2 x_2$$

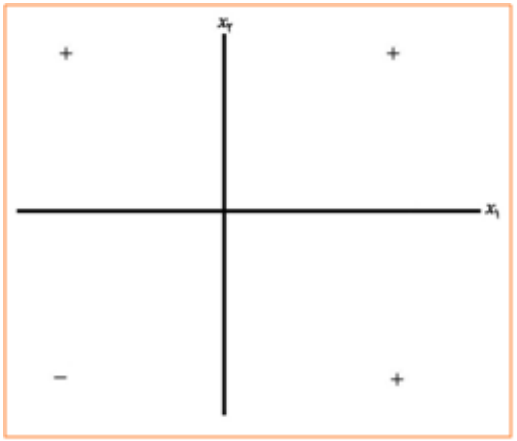


- مرز تصمیم‌گیری $b + w_1 x_1 + w_2 x_2 = 0$

- پاسخ $b = -1,\ w_1 = 1, w_2 = 1$

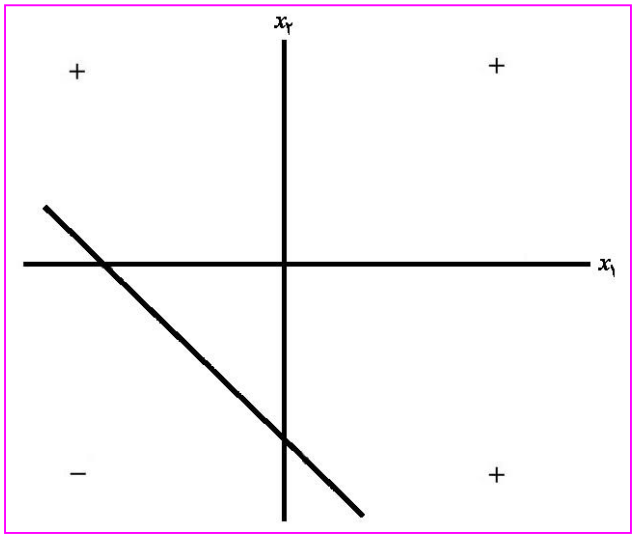
$$x_2 = -x_1 + 1$$

جداسازی خطی . . .



- مثال: تابع OR

INPUT(x_1, x_2)	OUTPUT
(1, 1)	+1
(1 , −1)	+1
(−1 , 1)	+1
(−1 , −1)	−1



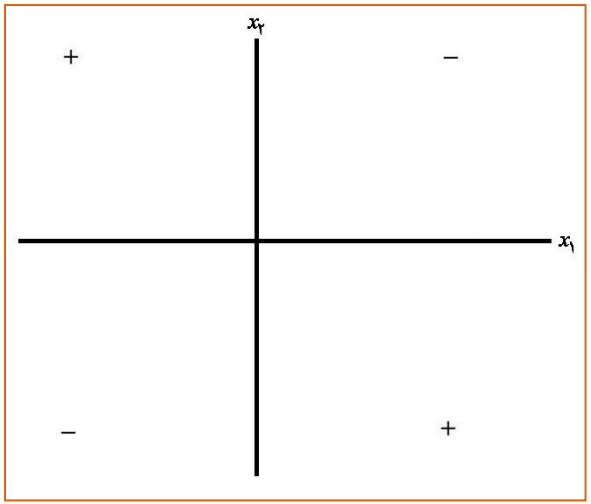
- مرز تصمیم‌گیری

$$b = 1,\ w_1 = 1, w_2 = 1$$

$$x_2 = -x_1 - 1$$

- اگر وزن بایاس وجود نداشت، مرز تصمیم‌گیری باید از مبدأ عبور می‌کرد

جداسازی خطی



- مثال: تابع XOR

INPUT(x_1, x_2)	OUTPUT
(1 , 1)	−1
(1 , −1)	+1
(−1 , 1)	+1
(−1 , −1)	−1

- حل؟
- فضای داده‌های ورودی به صورت خطی جدایی‌پذیر نیست.
- هیچ خط مستقیم نمی‌تواند نقاط مثبت و منفی را جدا کند