



شبکه های عصبی

استاد: محمد باقر منهج



• فصل چهارم

- فرایند یادگیری
- شبکه های عصبی به عنوان سیستمهای دینامیکی آموزش پذیر
- یادگیری شبکه
- انواع یادگیری: با ناظر، بدون ناظر و تشدید
- قانون یادگیری پرسپترون



فصل ۴

پرسپترون تک لایه



فرایند یادگیری

“مار گزیده از ریسمان سیاه و سفید می ترسد”
“از علل مشابه انتظار عواقب مشابه را داریم”

- سیستمهای یادگیر صرفاً با مشاهده عملکردشان رفتار خود را جهت رسیدن به هدفی خاص بهبود می بخشند.
- اگر مقاصد و اهداف به طور کامل تعریف شده باشد، دیگر احتیاجی به فرایند یادگیری نیست.
- یادگیری به علت عدم قطعیت در شرایط محیطی لازم می گردد.
- رفتار سیستمهای یادگیر توسط الگوریتمهای بازگشتی بیان می شود.
- با این الگوریتمها شاخص اجرایی مشخص شده ای بهینه می گردد.
- در حالت کلی دو نوع یادگیری داریم: با ناظر - بدون ناظر



یادگیری با ناظر

- در این حالت در هر تکرار الگوریتم یادگیری جواب مطلوب سیستم یادگیرنده از قبل آماده است.

– به عبارت دیگر الگوریتم به **جواب مطلوب دسترسی** دارد.

- **مثلا** اگر هدف یادگیری تابع $y=x^2$ باشد، پاسخ مطلوب به ورودی ۰.۵ برابر ۰.۲۵ می باشد.

- به طور کل جوابی را که سیستم یادگیر با وضعیت فعلی پارامترهایش می دهد، **جواب واقعی** در نظر می گیریم.

بنابر این الگوریتم **هم به جواب مطلوب** و **هم به جواب واقعی** دسترسی دارد. یعنی **خطای یادگیری** که تفاوت این دو مقدار می باشد، در دسترس است.



یادگیری بدون ناظر

- در این حالت جواب مطلوب برای سیستم یادگیرنده موجود نیست.
- یعنی : **عدم دسترسی به خطای یادگیری**

● سوال

– چگونه می توان یک سیستم یادگیرنده را آموزش داد، اگر ندانیم که این سیستم قرار است چه کاری انجام دهد؟

- خواهیم دید که بیشتر الگوریتمهای بدون ناظر **عمل خوشه بندی** را انجام می دهند.
- یعنی می آموزند که الگوهای ورودی را به تعداد متناهی از گروهها تقسیم کنند.
- دقت شود که در این حالت **فرد معلم یا طراح** است که مقصد نهایی را معلوم میکند.

یادگیری بدون معلم مفهوم غلطی است



خلاصه فرایند یادگیری

- سیستم یادگیرنده توسط محیط تحریک شود.
- قانون یادگیری با رجوع به نتیجه تحریک، پارامترهای سیستم یادگیری را تغییر دهد.
- سیستم یادگیرنده به خاطر تغییراتی که در ساختار داخلی آن اتفاق افتاده است، پاسخ مناسبتری به محیط بدهد.



شبکه های عصبی: سیستمهای دینامیکی آموزش پذیر

- شبکه عصبی توانایی تجربه اندوزی از گذشته و بهبود رفتار خود را داراست
- بهبود یادگیری در طول زمان باید بر اساس معیاری سنجیده شود.
- معیار بهبود، هدف یادگیری را مدل می کند.
- قانون یادگیری، روندی است که در آن ماتریس وزنها و بردارهای بایاس شبکه عصبی تنظیم میشوند.
- این قوانین توسط روابط بازگشتی و عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می شوند.
- نوع یادگیری در چگونگی این روند دخالت دارد.



معادله یادگیری در حالت کلی

- یک نرون با یک بردار پارامتر \underline{w} و بردار ورودی \underline{p} قابل نمایش است.

$$\underline{w} = [w_1, w_2, \dots, w_R, b]^T$$

$$\underline{p} = [p_1, p_2, \dots, p_R, 1]^T$$

- هر نرون توانایی تنظیم بردار پارامتر خود بر اساس ورودی و یک سیگنال معلم را داراست

- در یادگیری با ناظر: سیگنال معلم همان سیگنال خطا است
- در یادگیری بدون ناظر: سیگنال معلم تغییر بردار حالت خود نرون است

- قانون کلی یادگیری برای یک نرون

$$\dot{\underline{w}}(t) = -\alpha \underline{w}(t) + \eta \cdot l \cdot \underline{p}(t) \quad \text{- حالت پیوسته:}$$

$$\underline{w}(k+1) = (1-\alpha)\underline{w}(k) + \eta \cdot l \cdot \underline{p}(k) \quad \text{- حالت گسسته:}$$



معادله یادگیری در حالت کلی

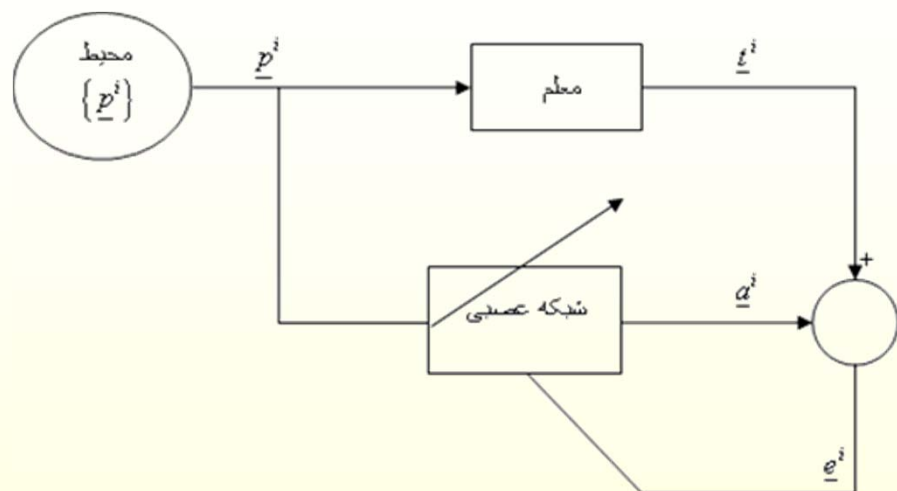
- α نشان دهنده تاثیر از گذشته و η نرخ یادگیری می باشد.
- L سیگنال یادگیری بوده و در حالت کلی تابعی از p, w, t (برای حالت با ناظر) می باشد.
- خواهیم دید که همه انواع قوانین یادگیری شبکه در این فرم کلی قرار دارند.
 - مثلاً در قانون یادگیری پرسپترون $\alpha = 0$ بوده و سیگنال معلم همان سیگنال خطا و برابر $l = t - a$ است.
- برای هر نرون شبکه عصبی نیز داریم:
 - حالت پیوسته:
 - حالت گسسته:
- $\Delta w_{ij}(k)$ ترم اصلاحی می باشد.

$$\dot{w}_{ij}(t) = -\alpha w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t)$$

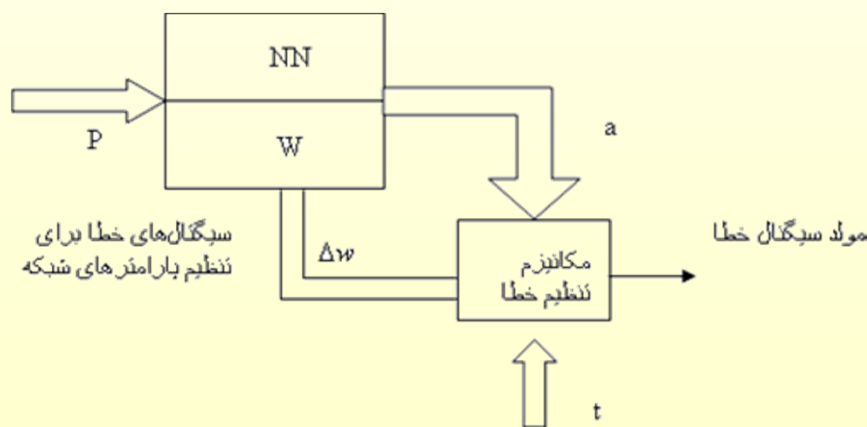
$$w_{ij}(k+1) = (1-\alpha)w_{ij}(k) + \Delta w_{ij}(k)$$



یادگیری با ناظر در شبکه عصبی



- زوج داده های یادگیری (p^i, t^i)
 $i=1,2,\dots,L$
- t پاسخ مطلوب و a خروجی واقعی شبکه
- سیگنالهای خطا پارامترهای شبکه را به نحوی تنظیم می کنند که پاسخ شبکه به سمت پاسخ مطلوب حرکت کند.
- LMS و پس انتشار خطا از انواع با ناظر بوده که در فصلهای ۷ و ۸ آمده است.



- سوال: تفاوت اصلی در یک سیستم فیدبک دارای یادگیری با ناظر و سیستمهای تطبیقی چیست؟



یادگیری تشدیدي (تقويتي) در شبکه عصبی

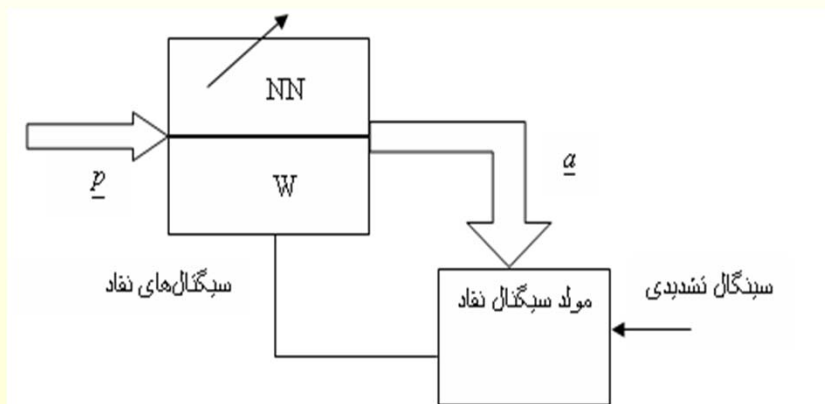
اشکال یادگیری با ناظر: بدون معلم نمی تواند مواضع جدیدی را که توسط داده های تجربی پوشانده نشده است، یاد بگیرد.

- یادگیری با ناظر: **online** , **offline**
- یادگیری تشدیدي: **online**
- در یادگیری **offline** به کمک داده های یادگیری طراحی شبکه عصبی و آموزش آن انجام می شود و پس از آن به عنوان یک سیستم استاتیکی عمل می کند. ولی در حالت **online** مثل یک سیستم دینامیکی همواره در حال انجام کار است.
- یادگیری تشدیدي نوع خاصی از یادگیری با ناظر است زیرا همچنان رفتار شبکه ارزیابی می شود.



یادگیری تشدیدی (تقویتی) در شبکه عصبی

- در یادگیری تشدیدی معمولاً مقادیر خروجی مطلوب در دسترس نیست و در آن به شبکه اعلام میشود که مثلاً **عملکرد** آن ۵۰٪ درست است یا اصلاً مطلوب نیست.



- در حالت حاد با یک بیت میتوان اعلام کرد که خروجی درست است یا خیر.

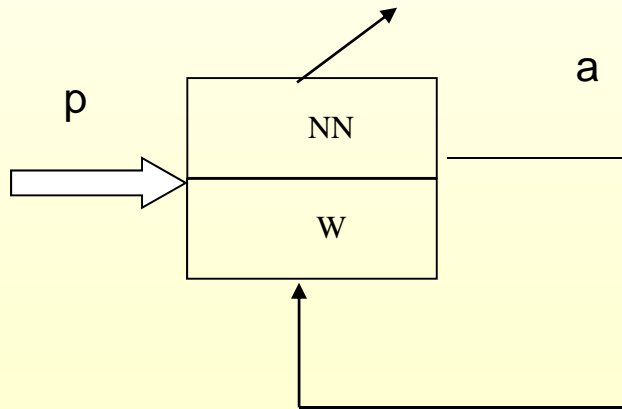
- سیگنال برگشتی از **نوع نقادی** است در صورتیکه در **یادگیری با ناظر جنبه دستوری** دارد (چون t معلوم است).

- **سیگنال نقاد** پارامترهای شبکه را تنظیم میکند با این امید که سیگنال نقاد بهتری در آینده جهت تنظیم پارامترها تولید شود.



یادگیری بدون ناظر در شبکه عصبی

- یادگیری خود سازمانده
- در این نوع یادگیری، هیچ سیگنالی که اطلاعاتی در مورد مطلوبیت جواب شبکه به خود شبکه وارد نماید موجود نیست.
- شبکه در اینجا بایستی تنها با ارائه صرف بردارهای ورودی، ارتباطات موجود بین الگوهای ورودی را پیدا کرده و در خروجی شبکه گد نماید.





قانون یادگیری پرسپترون تک لایه (SLPR)

- از نوع یادگیری با ناظر
 - خطای یادگیری در دسترس
- برای شبکه ای با **یک نرون میانی و دو ورودی** دیدیم:
 - معادل است با خطی که فضای ورودی را به ۲ بخش تقسیم میکند.
 - خط دارای ضریب زاویه $-w_1/w_2$ بوده و بر بردار وزن $W=[w_1 \ w_2]$ عمود است.
 - برای تمامی نقاط بالای خط مرزی (با توجه به جهت بردار وزن) $Wp+b>0$ و برای تمامی نقاط پایین خط مرزی $Wp+b<0$ می باشد.
- **در صورت افزایش تعداد نرونهای میانی و $R=2$** ، تعداد نواحی قابل تفکیک توسط خطوط متقاطع در فضای R^2 افزایش می یابد.



SLPR

$$\underline{V}^n = \underline{V}^n + \frac{1}{2} \underline{e} \underline{q}^T \Rightarrow$$

$$\underline{W}^n = \underline{W}^n + \frac{1}{2} \underline{e} \underline{p}^T \Leftrightarrow \underline{W}(k+1) = \underline{W}(k) + \frac{1}{2} \underline{e}(k) \underline{p}^T$$

$$\underline{b}^n = \underline{b}^n + \frac{1}{2} \underline{e} \Leftrightarrow \underline{b}(k+1) = \underline{b}(k) + \frac{1}{2} \underline{e}(k)$$

$$\underline{e} = \underline{t} - \underline{a}, \left(\underline{t}, \underline{a} \in \{-1, 1\}^s \right)$$

• نب

