



آدالاین = نرون خط و فقی (ADaptive Linear Neuron)

Widrow-Hoff Learning Rule

شبکه عصبی آدلاین

- توسط ویدور و هاف در سال ۱۹۶۰

- قانون یادگیری = قانون میانگین مربعات کمینه (LMS) = قانون ویدرو-هاف

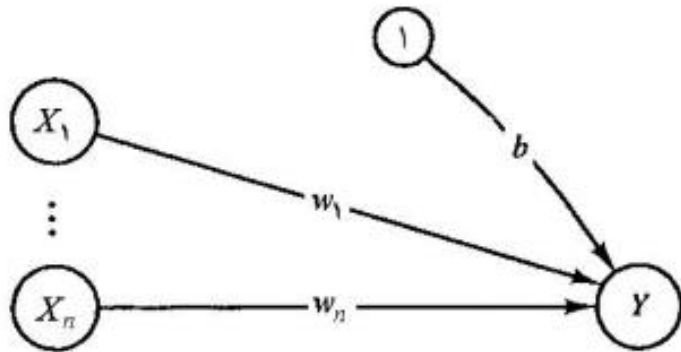
- میانگین مربعات خطای بین مقدار خروجی شبکه و مقدار هدف در هر مرحله از آموزش کاهش یابد

- تابع فعال‌سازی خروجی = تابع همانی

- ساختار مشابه با سایر شبکه‌های قبلی

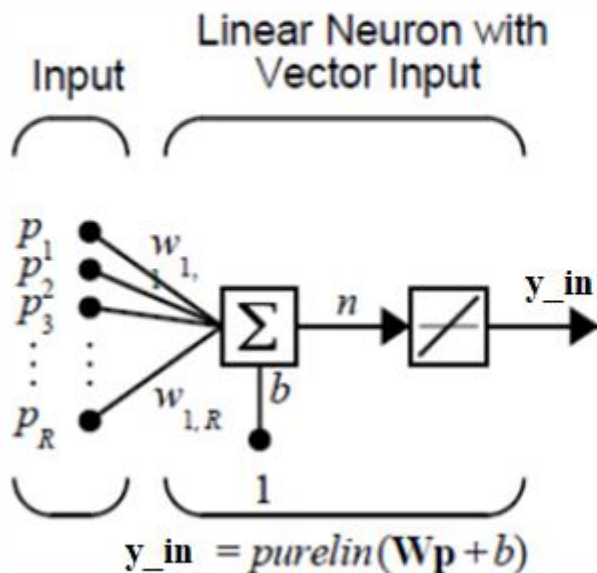
- چند ورودی

- بایاس = ورودی برابر با ۱



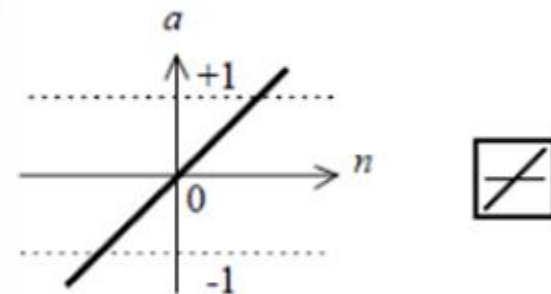
شبکه عصبی آدالین

- ADALINE همانند پرسپترون می‌تواند مسائل جدایی‌پذیر خطی را حل کند.



Where...

R = number of elements in input vector



$$y_{in} = \text{purelin}(n)$$

Linear Transfer Function

محاسبه خطا در شبکه عصبی آدلاین

- با فرض این که واحد خروجی دارای تابع فعالیت (انتقال) خطی باشد.
- به ازای n ورودی مساله را بررسی می‌کنیم.

$$X^1 \xrightarrow{W(1)} y_1 \quad e_1 \text{ will be generated}$$

$$X^2 \xrightarrow{W(1)} y_2 \quad e_2 \quad "$$

$$X^3 \xrightarrow{W(1)} y_3 \quad e_3 \quad "$$

.....

$$X^n \xrightarrow{W(1)} y_n \quad e_n \quad "$$

$$E = \sum_{i=1}^N [e_i]^2$$

SSE

$$E = \frac{\sum_{i=1}^N [e_i]^2}{N}$$

Mean SSE

آموزش شبکه عصبی آدلاین

- مرحله ۰ - مقداردهی اولیه به وزن‌ها (مقادیر تصادفی کوچک)
مقداردهی به نرخ یادگیری
- مرحله ۱ - تا زمانی که شرایط توقف برقرار نیست، مراحل ۲ تا ۶ را انجام دهید.
- مرحله ۲ - برای هر جفت آموزش دوقطبی $s:t$ مراحل ۳ تا ۵ را انجام دهید.
- مرحله ۳ - فعال‌سازی‌های واحدهای ورودی را مشخص کنید: $x_i = s_i \quad i = 1, \dots, n$
- مرحله ۴ - مقدار ورودی شبکه را به واحد خروجی محاسبه کنید: $y_{in} = b + \sum_i x_i w_i$
- مرحله ۵ - مقادیر وزن‌ها و بایاس را به‌روز کنید:
$$\begin{cases} b(new) = b(old) + \alpha \cdot (t - y_{in}) \\ w_i(new) = w_i(old) + \alpha \cdot (t - y_{in}) \cdot x_i \end{cases}$$
- مرحله ۶ - شرایط توقف را آزمایش کنید:
اگر بزرگ‌ترین تغییر وزنی که در مرحله ۲ رخ داده است از یک مقدار کوچک کم‌تر باشد، الگوریتم را متوقف کنید، وگرنه ادامه دهید.

نمونه‌ای از آموزش شبکه عصبی آدلاین
در این تصویر، فرآیند آموزش شبکه عصبی آدلاین را مشاهده می‌کنیم. در هر مرحله، مقادیر وزن‌ها و بایاس را به‌روز می‌کنیم و شرایط توقف را آزمایش می‌کنیم. اگر بزرگ‌ترین تغییر وزنی که در مرحله ۲ رخ داده است از یک مقدار کوچک کم‌تر باشد، الگوریتم را متوقف می‌کنیم وگرنه ادامه می‌دهیم.

آموزش شبکه عصبی آدلاین

○ نرخ یادگیری

- تاثیر بر سرعت و روند همگرایی الگوریتم
- روش: مقدار را کوچک فرض کرده (مثلاً 0.2)
- اگر مقدار خیلی بزرگی باشد، فرآیند یادگیری همگرا نخواهد بود
- اگر مقدار بسیار کوچکی باشد، یادگیری بسیار کند می شود

- الگوریتم LMS وزن‌ها و بایاس را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که میانگین مربعات خطا (بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی) سیستم را به حداقل برساند.

تابع AND در شبکه عصبی آدلاین

○ تابع AND: ورودی‌های دودویی، هدف‌های دو قطبی

• شبکه بعد از آموزش

x_1	x_2	t
1	1	1
1	0	-1
0	1	-1
0	0	-1

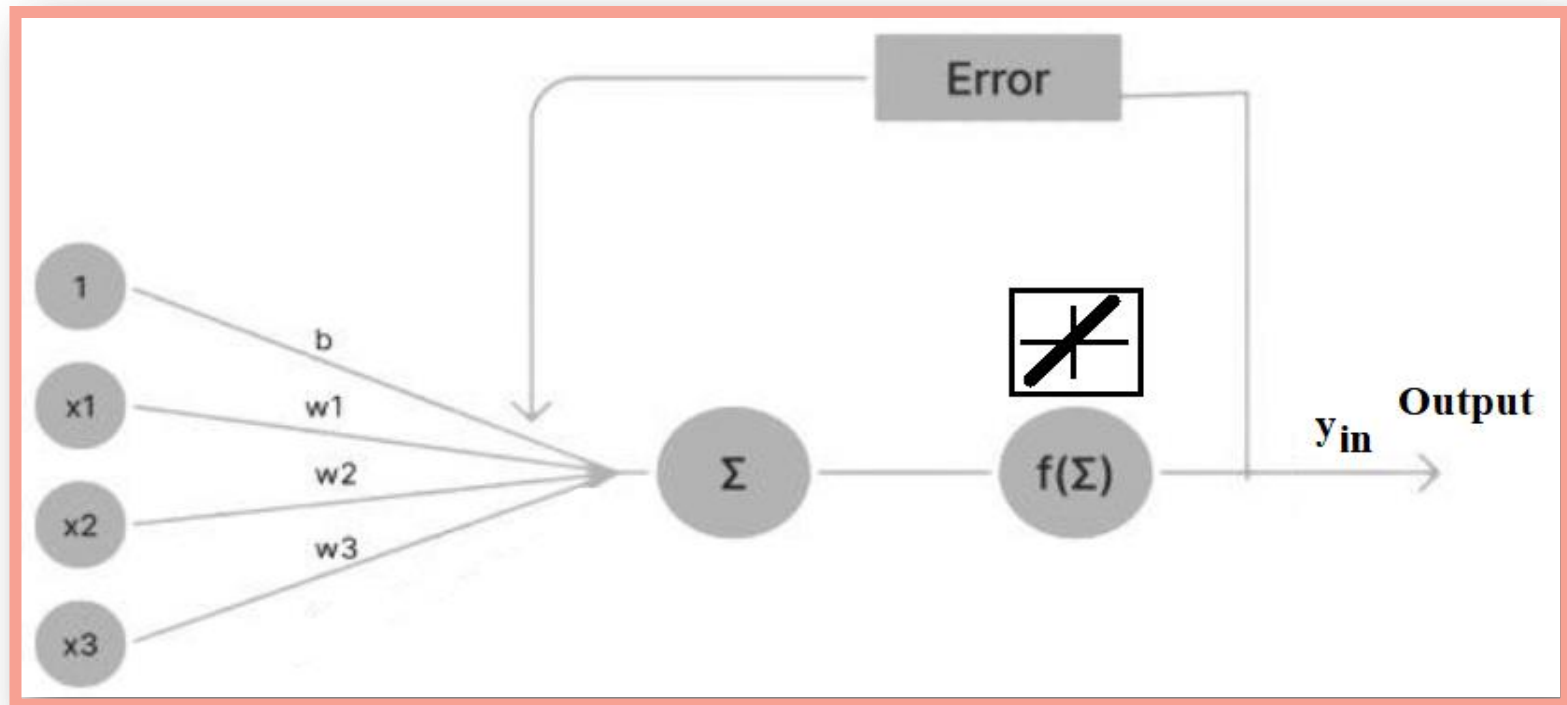
$$w_1 = 1 \quad w_2 = 1 \quad w_0 = -\frac{3}{2}$$

$$x_1 + x_2 - \frac{3}{2} = 0$$

• مربعات خطا برای چهار الگوی آموزش با این وزن‌ها = ۱

$$e = E \{(y-t)^2\} = \sum_{p=1}^4 [\{x_1(p)w_1 + x_2(p)w_2 + w_0\} - t(p)]^2$$

ADALINE (Adaptive Linear Neural)



$$error : (t - y_{in})^2$$

Design OR gate using Adaline Network

Solution :

- Initially, all weights are assumed to be small random values, say 0.1, and set learning rule to 0.1.
- The weights will be updated until the total error is greater than the least squared error.

x_1	x_2	t
1	1	1
1	-1	1
-1	1	1
-1	-1	-1

Design OR gate using Adaline Network

- Calculate

$$y_{in} = \sum w_i x_i + b$$

$$y_{in} = 0.1 \times 1 + 0.1 \times 1 + 0.1 = 0.3 \quad (\text{when } x_1=x_2=1)$$

- Now compute, $(t - y_{in}) = (1 - 0.3) = 0.7$
- Now, update the weights and bias

$$w_i(\text{new}) = w_i(\text{old}) + \alpha(t - y_{in})x_i$$
$$w_1(\text{new}) = 0.1 + 0.1(1 - 0.3)1 = 0.17$$
$$w_2(\text{new}) = 0.1 + 0.1(1 - 0.3)1 = 0.17$$

$$b(\text{new}) = b(\text{old}) + \alpha(t - y_{in})$$
$$b(\text{new}) = 0.1 + 0.1(1 - 0.3) = 0.17$$

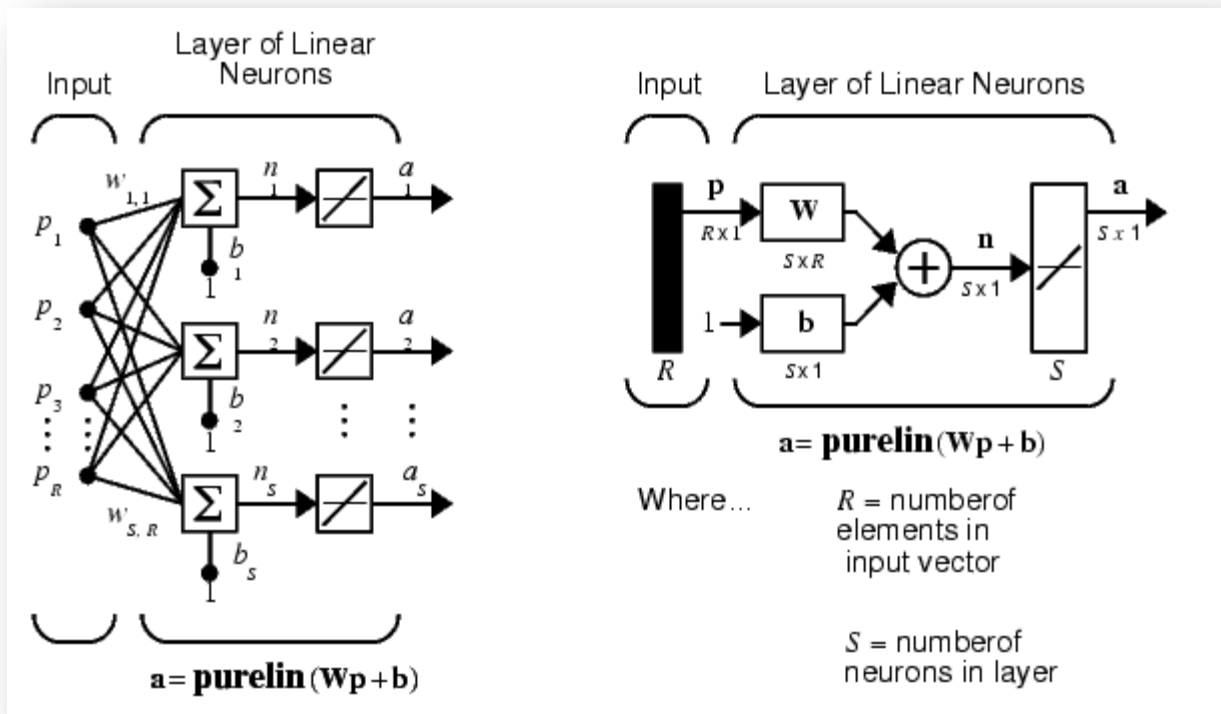
Design OR gate using Adaline Network

x_1	x_2	t	y_{in}	$(t-y_{in})$	Δw_1	Δw_2	Δb	w_1 (0.1)	w_2 (0.1)	b (0.1)	error ²
1	1	1	0.3	0.7	0.07	0.07	0.07	0.17	0.17	0.17	0.49
1	-1	1	0.17	0.83	0.083	-0.083	0.083	0.253	0.087	0.253	0.69
-1	1	1	0.087	0.913	-0.0913	0.0913	0.0913	0.1617	0.1783	0.3443	0.83
-1	-1	-1	0.0043	-1.0043	0.1004	0.1004	-0.1004	0.2621	0.2787	0.2439	1.01

$$e = E \{(y-t)^2\} = \sum_{p=1}^4 [\{x_1(p)w_1 + x_2(p)w_2 + w_0\} - t(p)]^2$$

$$e = 0.49 + 0.69 + 0.83 + 1.01 = 3.02$$

MADALINE: Multiple Adaptive Linear Neurons



MADALINE is a multilayer neural network that utilizes multiple ADALINE units to tackle intricate classification tasks with higher complexity.