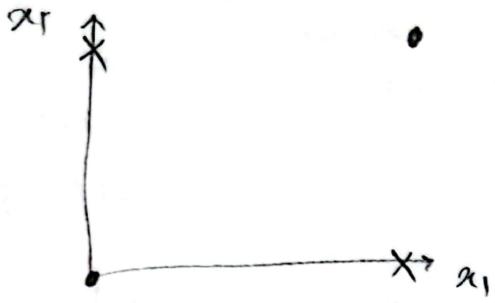


(۱) فرآیند زیرینت را تابع XOR را با خط نشان کنید و متفق را بازی کرد و یک پرستون آن روی دیسپلای داشت خطي قابل مبارزی است همچنان

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



لهم خطی را نشان رسم کرد که این دست را کرده بندی کرد و همین دلیل به سبکی بسیار بُتیر نیز درین تابع نشان داده شد که این خطي کرده بندی کرد

$$XOR(A, B) = A \cdot \bar{B} + B \cdot \bar{A} \quad F \quad (6)$$

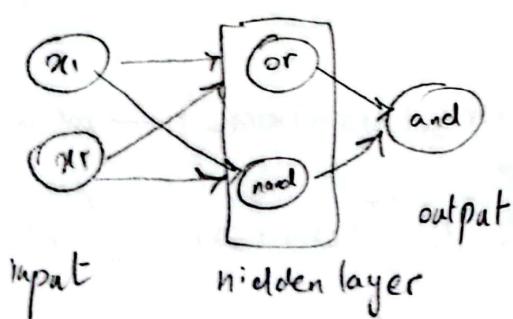
$$\Rightarrow XOR(A, B) = A \cdot \bar{B} + B \cdot \bar{A} + (\overbrace{A \cdot \bar{A} + B \cdot \bar{B}}^0)$$

$$\Rightarrow XOR(A, B) = (A \cdot \bar{A} + A \cdot \bar{B}) + (B \cdot \bar{A} + B \cdot \bar{B})$$

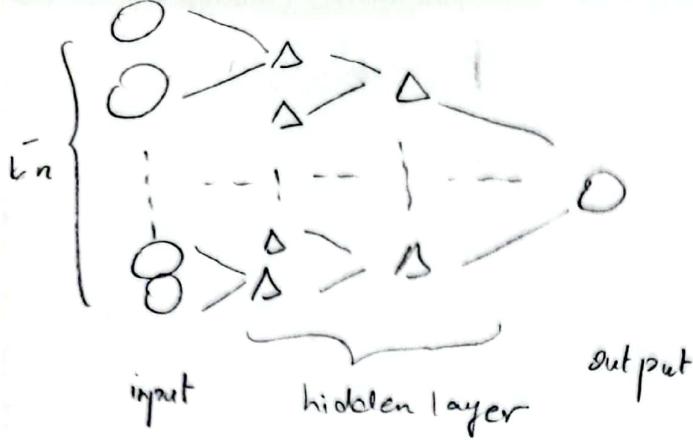
$$\Rightarrow (A+B) \cdot (\bar{A}+\bar{B}) = (A+B) \cdot \overline{AB}$$

درایع مدرست خطی تابل کرده بندی اند در تابع $\bar{A}+B$ درون نزدیک مراحل سازی اند

برای معرفی



ارائه عالی



لکچهارمین Δ عامل

واز آنچه در ورودی ها را در حد داشت

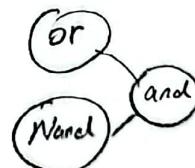
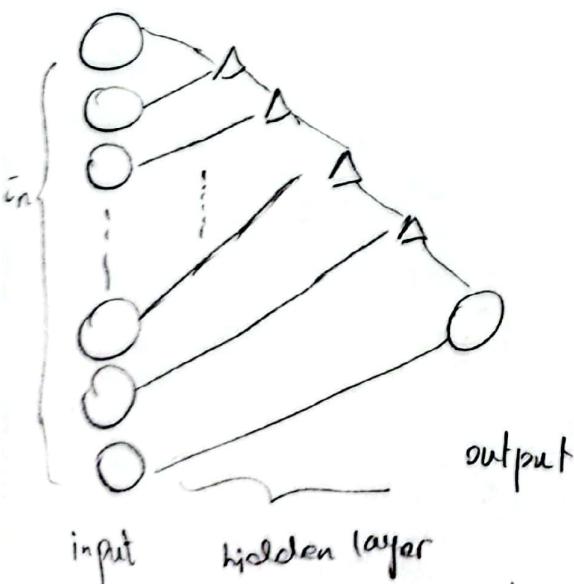
بینت صفت گزینه ای مانند میدونست bst
لکچهارمین Δ عامل از مرتبه $\Theta(n \cdot \log n)$ است.

$$l_{hidden} = 3 \left(n + \frac{n}{f} + \frac{n}{f} + \dots + 1 \right) - f_n - 2$$

و در دری و خوبی Δ نیست

$$\Rightarrow r \left(\frac{n(1 - (\frac{1}{f})^{f_n})}{1 - \frac{1}{f}} \right) - f_n - r = r \left(n \frac{(1 - \frac{1}{n})}{\frac{1}{f}} \right) - f_n - r$$

$$= f_n - r \rightarrow \Theta(n) \text{ از مرتبه}$$



Δ عامل Δ نیست

$((((a_1 \text{ xor } a_f) \text{ xor } a_v) \text{ xor } a_f) \text{ xor } a_n) \rightarrow \text{xor an}$: سیمین Δ عامل

لکچهارمین Δ عامل می تواند $O(n^2)$ در ورودی داشته باشد
xor شرکت از مرتبه $\Theta(n)$ لایه پنهان داشت.

$n + f_n + 1 = f_n + 1$: تعداد نورون

از مرتبه $\Theta(n)$

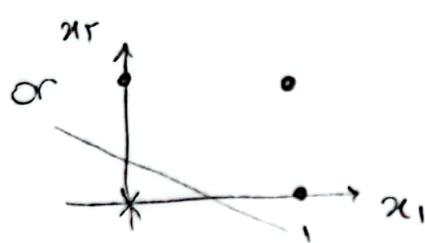
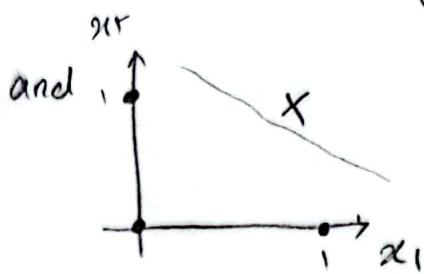
اراـهـ سـعـالـ ۱

a	b	c	output
0	0	0	0
0	0	1	1
0	1	0	1
0	1	1	0
1	0	0	1
1	0	1	0
1	1	0	0
1	1	1	1

: ورودی XOR دارد

$$SOP = a'b'c + a'b'c' + abc' + abc$$

از طرفهـ دانـهـ تـرـابـعـ اـنـدـ (بـایـ خـطـ) or ، and مـوـرـتـ خـطـیـ قـابـلـ مـدـلـ مـازـیـ تـدـفـعـ پـرـسـخـونـ اـنـدـ (بـایـ خـطـ) مـتـدانـ مـاـجـمـعـنـدـیـ خـرـ وـ دـرـتـیـعـهـ جـایـ نـرـوـنـ نـیـقـبـ مـلـ مـذـکـوـرـ (



$$\binom{n}{1} + \binom{n}{2} + \binom{n}{0} + \dots + \binom{n}{n}$$

: تـحـدـدـ اـنـدـ مـنـ خـرـ XOR

پـیـشـنـدـیـ

$$\binom{n}{1} + \binom{n}{2} + \binom{n}{0} + \dots + \binom{n}{n-1}$$

پـیـشـنـدـیـ

$$(1+x)^n = \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} x^K \rightarrow (1+1)^n = \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} = 2^n$$

: دـانـهـ مـنـ خـرـ

$$= \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} + \sum_{K=0}^n \binom{n}{K}$$

لـیـخـ لـیـخـ

$$\Rightarrow (1-1)^n = \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} (-1)^K = \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} - \sum_{K=0}^n \binom{n}{K}$$

$$\Rightarrow 2^n \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} = 2^n \Rightarrow \sum_{K=0}^n \binom{n}{K} = \boxed{2^{n-1}}$$

بررسی مفهومی و زیربنایی از مفهوم ReLU در شبکه های عصبی

و در

$$A_1 \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 x_0 + \gamma_1 x_1 + \gamma_2 x_2 + \gamma_3 x_3) \quad (a) \quad (2)$$

$$= \tanh(r) \approx 0,94$$

$$A_r \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 x_0 + \gamma_1 x_1 + \gamma_2 x_2 + \gamma_3 x_3) = \tanh(r) \approx 0,94$$

$$A_p \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 x_0 + \gamma_1 x_1 + \gamma_2 x_2 + \gamma_3 x_3) = \tanh(r) \approx 0,94$$

$$A_f \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 x_0 + \gamma_1 x_1 + \gamma_2 x_2 + \gamma_3 x_3) = \tanh(r) \approx 0,94$$

$$D_1 \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 A_1 + \gamma_1 A_r + \gamma_2 A_p + \gamma_3 A_f) = \tanh(1,9r) \approx 0,99$$

$$D_r \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 A_1 + \gamma_1 A_r + \gamma_2 A_p + \gamma_3 A_f) = \tanh(1,9r) \approx 0,99$$

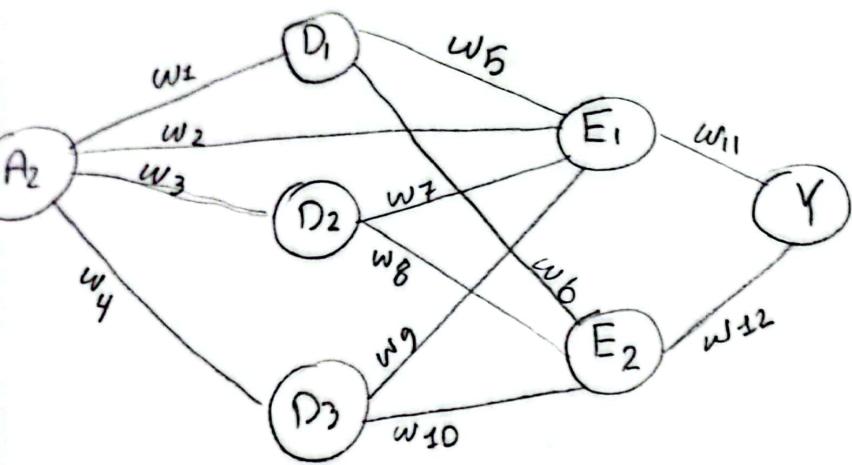
$$D_p \text{ خروج} = \tanh(\gamma_0 A_1 + \gamma_1 A_r + \gamma_2 A_p + \gamma_3 A_f) = \tanh(1,9r) \approx 0,99$$

$$E_1 \text{ خروج} = \text{Swish}(\gamma_0 D_1 + \gamma_1 D_r + \gamma_2 D_p + \gamma_3 D_f) = \text{swish}(1,4r) \approx 1,444$$

$\xrightarrow{\text{sigmoid}} \beta \alpha$

$$E_r \text{ خروج} = \text{Swish}(\gamma_0 D_1 + \gamma_1 D_r + \gamma_2 D_p + \gamma_3 D_f) = \text{swish}(1,4r) \approx 1,444$$

$$Y \text{ خروج} = \text{Sigmoid}(\gamma_0 E_1 + \gamma_1 E_r) = \frac{1}{1+e^{-x}} \text{ sigmoid}(1,444) \approx 0,8$$



$$D_1 = \tanh(w_1 A_1 + w_2 A_2 + w_3 A_3 + w_4 A_4)$$

$$D_2 = \tanh(w_5 D_1 + w_6 D_2 + w_7 D_3 + w_8 D_4)$$

$$D_3 = \tanh(w_9 A_1 + w_{10} A_2 + w_{11} A_3 + w_{12} A_4)$$

$$E_1 = \text{swish}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3)$$

$$E_2 = \text{swish}(w_6 D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3)$$

$$Y = \text{sigmoid}(w_{11} E_1 + w_{12} E_2)$$

$$\text{Cost} = \frac{1}{r} (Y - Y^*)^r$$

$$\frac{\partial \text{Cost}}{\partial Y} = (Y - Y^*) = \underbrace{Y}_{0.1} - \underbrace{1}_{-0.1} = -0.1$$

$$\frac{\partial \text{Cost}}{\partial w_1} = \frac{\partial \text{Cost}}{\partial Y} \times \left(\underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_1}}_{0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_1}{\partial D_1}}_{0.1} \times \underbrace{\frac{\partial D_1}{\partial w_1}}_{0.1} + \underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_2}}_{0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_2}{\partial D_1}}_{0.1} \times \underbrace{\frac{\partial D_1}{\partial w_1}}_{0.1} \right) = -0.1 \times 0.1 \times 0.1 = -0.001$$

$$\frac{\partial Y}{\partial E_1} = w_{11} \left(\text{sigmoid}(w_{11} E_1 + w_{12} E_2) (1 - \text{sigmoid}(w_{11} E_1 + w_{12} E_2)) \right) \approx 0.1 \times$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial D_1} = w_5 \left(\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) + (w_5 A_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) \times \text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) (1 - \text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3)) \right)$$

$$\frac{\partial D_1}{\partial w_1} = A_2 \times \text{sech}(\gamma \Delta A_1 + w_1 A_2 + \gamma \Delta A_3 + \gamma \Delta A_4) = A_2 \times \text{sech}(1.95) \approx 0.1$$

$$\frac{\partial Y}{\partial E_2} = w_{12} \times \underbrace{\left(\text{sigmoid}(w_{11}E_1 + w_{12}E_2) \right)}_{\approx 0.1 \times 0.1} \underbrace{\left(1 - \text{sigmoid}(w_{11}E_1 + w_{12}E_2) \right)}_{0.1 \times 0.1} = 0.1 \times 0.1$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial D_1} = w_6 \times \underbrace{\left(\text{sigmoid}(w_b D_1 + w_g D_2 + w_{10} D_3) \right)}_{0.1 \times 0.1} + \underbrace{(w_b D_1 + w_g D_2 + w_{10} D_3)}_{1.1 \times 0.1} \times$$

$$\times \underbrace{\left(\text{sigmoid}(w_b D_1 + w_g D_2 + w_{10} D_3) \right)}_{0.1 \times 0.1} \underbrace{\left(1 - \text{sigmoid}(w_b D_1 + w_g D_2 + w_{10} D_3) \right)}_{0.1 \times 0.1} \approx 0.1 \times 0.1$$

$$\frac{\partial \text{cost}}{\partial w_2} = \underbrace{\frac{\partial \text{cost}}{\partial Y}}_{-0.1} \times \underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_1}}_{0.1 \times 0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_1}{\partial w_2}}_{1.1 \times 0.1} \approx -0.1 \times 0.1 \times 0.1 = -0.0144$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial w_2} = A_2 \times \left(\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) + (w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) \times \right.$$

$$\left. \times (\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) (1 - \text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3))) \right)$$

$$\approx 1.1 \times 0.1$$

$$\frac{\partial \text{cost}}{\partial w_3} = \underbrace{\frac{\partial \text{cost}}{\partial Y}}_{0.1 \times 0.1} \times \left(\underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_1}}_{0.1 \times 0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_1}{\partial D_2}}_{1.1 \times 0.1} \times \underbrace{\frac{\partial D_2}{\partial w_3}}_{0.1 \times 0.1} + \underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_2}}_{0.1 \times 0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_2}{\partial D_2}}_{0.1 \times 0.1} \times \underbrace{\frac{\partial D_2}{\partial w_3}}_{0.1 \times 0.1} \right) = -0.0014$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial D_2} = w_8 \times \left(\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) + (w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) \times \right.$$

$$\left. \times (\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) (1 - \text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3))) \right)$$

$$\approx 0.1 \times 0.1$$

$$\frac{\partial D_2}{\partial w_3} = A_2 \times \text{sech}(\gamma \Delta A_1 + w_3 A_2 + \gamma \Delta A_3 + \gamma \Delta A_4) = A_2 \times \text{sech}(1.95) \approx 0.1$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial D_2} = w_8 \left(\text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) + (w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) \times \right. \\ \left. \times \text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) / (1 - \text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3)) \right) \\ \approx 0.01$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \text{cost}}{\partial w_3} = -0.1 \times (0.1 \times 0.01 \times 0.1 + 0.1 \times 0.01 \times 0.1) \approx -0.001$$

$$\frac{\partial \text{cost}}{\partial w_4} = \frac{\partial \text{cost}}{\partial Y} \times \left(\underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_1}}_{-0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_1}{\partial D_3}}_{0.01} \times \underbrace{\frac{\partial D_3}{\partial w_4}}_{0.1} + \underbrace{\frac{\partial Y}{\partial E_2}}_{0.1} \times \underbrace{\frac{\partial E_2}{\partial D_3}}_{0.01} \times \underbrace{\frac{\partial D_3}{\partial w_4}}_{0.1} \right) = -0.001$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial D_3} = w_9 \left(\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) + (w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) \times \right. \\ \left. \times (\text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3) / (1 - \text{sigmoid}(w_5 D_1 + w_2 A_2 + w_7 D_2 + w_9 D_3))) \right) \\ \approx 0.01$$

$$\frac{\partial D_3}{\partial w_4} = A_2 \times \text{sech}^2(w_1 A_1 + w_4 A_2 + w_3 A_3 + w_6 A_4) = 0.1$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial D_3} = w_{10} \times \left(\text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) + (w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) \times \right. \\ \left. \times \text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3) / (1 - \text{sigmoid}(w_b D_1 + w_8 D_2 + w_{10} D_3)) \right) \\ \approx 0.01$$

آپیت کردن زن صبا

$$w_1 = w_1 - \alpha \frac{\partial cost}{\partial w_1} = 0,0014$$

$\underbrace{, 0,014}_{-\alpha \frac{\partial w_1}{\partial cost}}$

$$w_2 = w_2 - \alpha \frac{\partial cost}{\partial w_2} = 0,0144$$

$\underbrace{-0,0144}_{-\alpha \frac{\partial w_2}{\partial cost}}$

$$w_3 = w_3 - \alpha \frac{\partial cost}{\partial w_3} = 0,0014$$

$\underbrace{-0,0014}_{-\alpha \frac{\partial w_3}{\partial cost}}$

$$w_4 = w_4 - \alpha \frac{\partial cost}{\partial w_4} = 0,0014$$

$\underbrace{-0,0014}_{-\alpha \frac{\partial w_4}{\partial cost}}$

(a) در روش batch، بروی قام رتای آمدزش را این را محاسبه کرد و در نتیجه آپیت کردن پارامترها، از رادیون های معامله می شوند و مانند میرود. در روش Stochastic

در هر مرحله آپیت کردن یک دیای رندم از دیات است انتخاب می کند و براساس آن را در محاسبه آپیت کردن، رادیون را دری دارای پارامترها را آپیت می کند. آر ان جایی که در روش Stochastic در هر مرحله آپیت کردن، رادیون را دری کل دسته های محاسبه می کنند نیست بلکه در روش Stochastic کنترل برد و بجزی مطردی که دیات است نیزی در انتشار داریم قبل اسفاده نیست. در مواردی که تابع هندسه محدب باشد، روش batch به معنیم global

همه را در روش Stochastic نزدما هستند و می تواند اطراف صیغه نویان نمود (این فعل را این مسونوح می نویان نزدیکی (a) را نسبت در نظر نمی فرمود و آن را بازخواهی نمی دارد)

در روش که تابع هندسه محدب نباشد، روش batch محدوداند در همین معنی می خواهند در عالمی که روش Stochastic

بدلیلی خاسته توانند و بنویم بدون خود می توانند اینکه

ادامه سوچ ۳ | در مواردی که تابع هزینه نزدیک بحدود دیگر نباشد در انتشار خارج از مرنس stochastic منباز است. در مواردی که تابع هزینه محدود بوده و همچنین دیگر نباشد، به دلیل مهاره دستیکاری این هسته، روشن batch منبات.

در روشن mini-batch دیگر اینها تابع هزینه را در حد مرحله معلمات را داده و آنرا در آنها از این دستهای (mini-batch) استفاده می‌کند. بنابراین stochastic می‌تواند (رهایه دادهای دستی را به همین صورت درآورد) معاملات را به قدرت باری انجام دهد، از قابلیت‌های سفت‌ازاری GPU ها می‌سرد.

۶) هنوز هم مدل بیار پیشیده شده و روی دیگر اینها آموزش فطاوی کسی دارد و سی بررسی دیگر اینها می‌باشد. خطای باریک اینها زیرا دارد: در روشن دیگر دیگر را اندک تغیر دهند، مدل بیار تغییر نمایند)، overfit رخ دادهات. در روشن منظم باریک بازخوان $\sum_{j=1}^n w_j$ $\leq \frac{1}{Tm} \sum_{j=1}^n w_j^2$ تابع هزینه، در اینجا مقادیر w_j را انتخاب کنند. هنوز از این میان (بعضی بررسی مدن w_j را جبری می‌کنند) در انتخاب مدل تغییر می‌شوند، w_j را کوچک آنقدر کنند تا مدل ماده تغییر نماید و از overfitting خود را بگیرند.

با از این متدار لاصیا، تابع هزینه از بین دیگرها اینکه در تغییر مدل تغییر می‌شود، تغییر این مقدار w_j ها را تبلیغ کند و از لاصیا باریک بازخوان در روشن ۷۲ دیگرها مدل بهتر می‌گذارد در روشن ۷۲ تعدادی از دیگرها از این مقدار تغییر می‌شوند و در تغییر مدل پس از اینزاره ملاه شود و معدن ای از دهد (خاصیت عملکردی بررسی داده‌ها و آموزش)

بررسی L1 (Lasso) از خم $\sum_{j=1}^J |w_j|$ با منظم‌بازی استاده سود و می‌گذرد منع براین
سود که هر دادی از پارامترها مغایر شوند نباشد از L1 در مواردی که عکازی بینی feature طبقه و به دنبال
feature selection هستیه هرگاهی از آن بررسی استفاده کنیم. در حسی در بررسی L2 پارامترها به مغایر می‌گسته
(عنصر مطلق نه سوند) در نتیجه بینی مواردی که feature های بینهم رابطه طرد (correlated) و در نتیجه
به دنبال نهض پارامترها نشیم (کمترین تحریر) منسبرات.

۲) در هر مرحله غاز اموزشی به تعداد نورون‌ها (بعد از نورون‌های لایه خود) عددی می‌باشد
به صورت زیوم انتقام از میانگین ریاضی های سیار از نرخ dropout (مقدار ۵٪) نورون‌ها را که
اهمیت آنها نیستند از این نرخ کمتر بینه برآورده و زنگنهای ورودی و خروجی‌شان مغایر در نظر رفته
شود - در نتیجه نکیه ساده تر شده، از overfitting ملکوئی می‌گشود
در ظاهر inference تعداد نورون‌ها عکال هستند، پارامترهای آنها در غاز اموزش در نرخ dropout
می‌گشود. کم در نظر رفتن نورون‌ها در آنها می‌گذرد منع برای underfitting سود.

(d) ۳) مقدار زخم باری بارک در دظر رفته سه ات زیرا باشد تعداد زیری epoch نموداری هستند و همچنان در حال هستند.

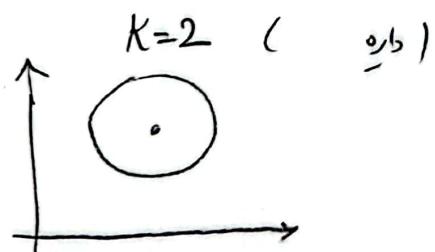
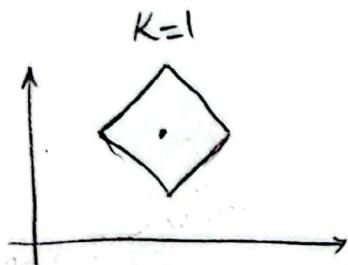
در آنقدر زخم باری زیاد در دظر رفته است و در نتیجه global minimum را رد کرد و در مقدار مینیمم میگیرد (آنقدر خطای از مقدار مینیمم global است) هستند.

در ۲ مقدار زخم باری منب انتخاب و مسأله شرکت به لام نقطه ای با هذین لتری صفر است.

$K=1 \rightarrow$ طالع منسق

(a) ۴)

$K=2 \rightarrow$ طالع اقلیدس



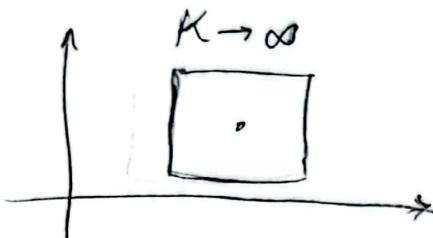
$$K \rightarrow \infty \quad d_K(x, y) = \max_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad \text{طالع قیمت} \quad (b)$$

از زدن که در فورن (c_1, c_2) باشد و نیز $\max_{i=1}^n |x_i - c_i| \leq z$:

$$\max(|x_1 - c_1|, |x_2 - c_2|) \leq z$$

$$|x_1 - c_1| \leq z \rightarrow -z \leq x_1 - c_1 \leq z \rightarrow c_1 - z \leq x_1 \leq z + c_1 \quad |4 \rightsquigarrow$$

$$|x_2 - c_2| \leq z \rightarrow -z \leq x_2 - c_2 \leq z \rightarrow c_2 - z \leq x_2 \leq z + c_2$$

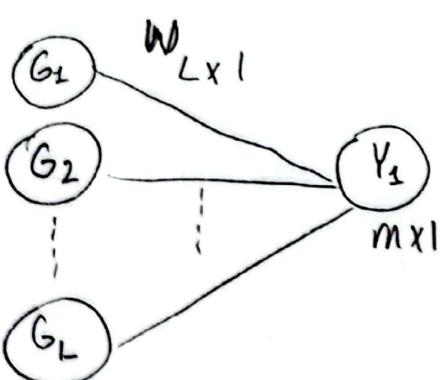


$$G = m \times L$$

$$Y = m \times 2$$

$$W = L \times 2$$

(5)



$$\frac{1}{2} \|Gw - Y\|^2 + \lambda \|w\|^2$$

$$= \frac{1}{2} (Gw - Y^*)^T (Gw - Y^*) + \lambda w^T w$$

$$= \frac{1}{2} (w^T G^T G w - \underbrace{w^T G^T Y^*}_{1 \times 1} - \underbrace{\underbrace{Y^T G w}_{1 \times 1} + Y^T Y^*}_{1 \times 1})$$

$$= \frac{1}{2} (w^T G^T G w - w^T G^T Y^* - Y^T G w - Y^T Y^*)$$

برهان transpose \leftrightarrow حرف و \leftrightarrow 1×1 $w^T G^T Y^*$

$$(w^T G^T Y^*)^T = Y^T G w$$

$$\Rightarrow \frac{1}{2} (\omega^T G^T G \omega - 2 \gamma^T G \omega + \gamma^T \gamma) + \lambda \omega^T \omega \quad | \text{5 صفحه ۱۵}$$

$$\xrightarrow{\omega \rightarrow 0} \omega^T G^T G - \gamma^T G + \lambda \omega^T = 0$$

$$\Rightarrow \omega^T (G^T G + \lambda I) = \gamma^T G \Rightarrow \omega (G^T G + \lambda I) = G^T \gamma$$

$$\Rightarrow \omega = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T \gamma$$

: برآورده مبتدا در نظر گرفته شود

$$\omega^{[1]} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T \gamma^{[1]}$$

$$\omega^{[2]} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T \gamma^{[2]}$$

ω فرضیه متعالب نورون $\omega_{L \times 1}^{[1]}$, γ_1 نورون $\omega_{L \times 1}^{[2]}$ دارند
و γ_2 فرضیه متعالب نورون

$$\omega = [\omega^{[1]} \quad \omega^{[2]}]_{L \times 1}, \quad \gamma = [\gamma^{[1]} \quad \gamma^{[2]}]$$

$$\Rightarrow \omega = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T \gamma$$

input =

x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}
x_{21}	x_{22}	x_{23}	x_{24}
x_{31}	x_{32}	x_{33}	x_{34}
x_{41}	x_{42}	x_{43}	x_{44}

(a) (b)

Kernel =

K_{11}	K_{12}	K_{13}
K_{21}	K_{22}	K_{23}
K_{31}	K_{32}	K_{33}

input = 4×4 , Kernel = $3 \times 3 \Rightarrow$ Output = 2×2

$$O_{11} = x_{11}K_{11} + x_{12}K_{12} + x_{13}K_{13} + x_{21}K_{21} + x_{22}K_{22} + x_{23}K_{23} + x_{31}K_{31} \\ + x_{32}K_{32} + x_{33}K_{33} = 1 - r + r + 0 + 1 - r + 1 - r + r = r$$

$$O_{12} = x_{12}K_{11} + x_{13}K_{12} + x_{14}K_{13} + x_{22}K_{21} + x_{23}K_{22} + x_{24}K_{23} + x_{32}K_{31} \\ + x_{33}K_{32} + x_{34}K_{33} = r - r + r - 1 + r - r + r - r + 0 = 0$$

$$O_{21} = x_{21}K_{11} + x_{22}K_{12} + x_{23}K_{13} + x_{31}K_{21} + x_{32}K_{22} + x_{33}K_{23} + x_{41}K_{31} \\ + x_{42}K_{32} + x_{43}K_{33} = 0 - 1 + r - 1 + r - r + 1 - r + r = 1$$

$$O_{22} = x_{22}K_{11} + x_{23}K_{12} + x_{24}K_{13} + x_{32}K_{21} + x_{33}K_{22} + x_{34}K_{23} + x_{42}K_{31} \\ + x_{43}K_{32} + x_{44}K_{33} = 1 - r + r - r + r + 0 + r - r + 0 = 1$$

Output	
r	0
1	1

$$y^* = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (b)$$

$$\text{Loss} = \frac{1}{2} \left((O_{11} - y_{11}^*)^2 + (O_{12} - y_{12}^*)^2 + (O_{21} - y_{21}^*)^2 + (O_{22} - y_{22}^*)^2 \right)$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{11}} = \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{11}} \times \frac{\partial O_{11}}{\partial K_{11}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{12}} \times \frac{\partial O_{12}}{\partial K_{11}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{21}} \times \frac{\partial O_{21}}{\partial K_{11}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{22}} \times \frac{\partial O_{22}}{\partial K_{11}}$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{11}} = (O_{11} - y_{11}^*), \quad \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{12}} = (O_{12} - y_{12}^*), \quad \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{21}} = (O_{21} - y_{21}^*)$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{22}} = (O_{22} - y_{22}^*)$$

$$\frac{\partial O_{11}}{\partial K_{11}} = \alpha_{11}, \quad \frac{\partial O_{12}}{\partial K_{11}} = \alpha_{12}, \quad \frac{\partial O_{21}}{\partial K_{11}} = \alpha_{21}, \quad \frac{\partial O_{22}}{\partial K_{11}} = \alpha_{22}$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{11}} = (1-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 0 + (1-1) \times 1 \\ = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{12}} = \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{11}} \times \frac{\partial O_{11}}{\partial K_{12}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{12}} \times \frac{\partial O_{12}}{\partial K_{12}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{21}} \times \frac{\partial O_{21}}{\partial K_{12}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{22}} \times \frac{\partial O_{22}}{\partial K_{12}}$$

$$\frac{\partial O_{11}}{\partial K_{12}} = \alpha_{12}, \quad \frac{\partial O_{12}}{\partial K_{12}} = \alpha_{13}, \quad \frac{\partial O_{21}}{\partial K_{12}} = \alpha_{22}$$

b6 ~1,1

$$\frac{\partial O_{22}}{\partial K_{12}} = \alpha_{23}$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{12}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 1$$

$$= \omega$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{ij}} &= \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{11}} \times \frac{\partial O_{11}}{\partial K_{ij}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{12}} \times \frac{\partial O_{12}}{\partial K_{ij}} + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{21}} \times \frac{\partial O_{21}}{\partial K_{ij}} \\ &\quad + \frac{\partial \text{loss}}{\partial O_{22}} \times \frac{\partial O_{22}}{\partial K_{ij}} \end{aligned}$$

$$\frac{\partial O_{11}}{\partial K_{ij}} = \alpha_{ij}$$

$$\frac{\partial O_{21}}{\partial K_{ij}} = \alpha_{i+1,j}$$

$$\frac{\partial O_{12}}{\partial K_{ij}} = \alpha_{i,j+1}$$

$$\frac{\partial O_{22}}{\partial K_{ij}} = \alpha_{i+1,j+1}$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{13}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 1 = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{21}} = (-1) \times 0 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 1 = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{23}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 0 = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{31}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 1 = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{32}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 1 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 1 = 1$$

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{32}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 0 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 0 = 4$$

b(b) \rightarrow

$$\frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{33}} = (-1) \times 1 + (0-0) \times 0 + (1-0) \times 1 + (1-1) \times 0 = 1$$

اینست ورن

فرزنهای: $K_{11} = K_{11} - \alpha \frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{11}} = 1 - 0,1 \times 1 = 0,1$

$$K_{12} = K_{12} - \alpha \frac{\partial \text{loss}}{\partial K_{12}} = -1 - 0,1 \times 1 = -1,1$$

$$K_{13} = 1 - 0,1 \times 1 = 0,1$$

$$K_{21} = -1 - 0,1 \times 1 = -1,1$$

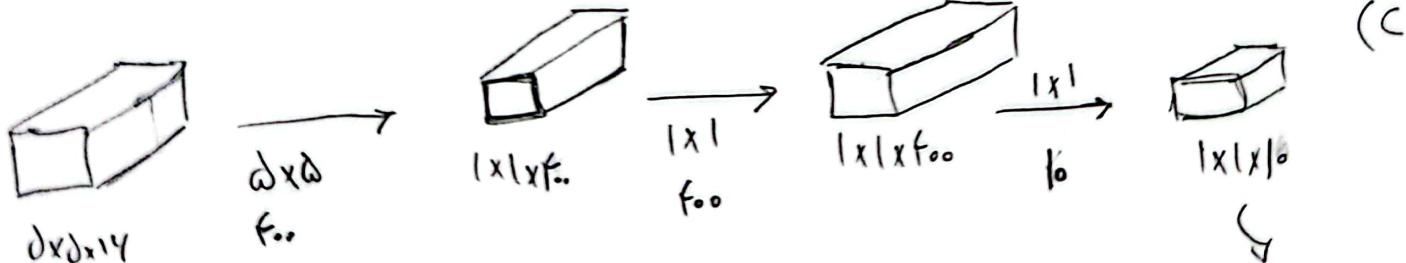
$$K_{22} = 1 - 0,1 \times 1 = 0,1$$

$$K_{23} = -1 - 0,1 \times 1 = -1,1$$

$$K_{31} = 1 - 0,1 \times 1 = 0,1$$

$$K_{32} = -1 - 0,1 \times 1 = -1,1$$

$$K_{33} = 1 - 0,1 \times 1 = 0,1$$



اینست ورن softmax \hat{y} داشت

(7)

a) تابع هستیش در SOM تغیین کرده نزدیکی زمانی تا پیش از آغاز برآوردی
 تجارت تا پیش از آغاز (مزان آبیتیت زدن مزون های هستیش مقدار باید) - نزدیکی زمانی تا پیش از آغاز در مرحله آبیتیت کردن زدن های تراکمی نزدیکی زدن های هستیش را بجای دارند،
 هرچند آنکه نزدیکی هستیش هایی هستیش باید باعث می شود تا SOM رفع راهنمایی را جواب داشته باشد
 نیز از طریق ارتقای نزدیکی هستیش های هستیش کم بشود، با اینکه در نهایت صلب و متناسب تری می تواند این را epoch می تواند زمانی تراکمی طول می کند

b) نزدیکی تغیین کرده نزدیکی زدن های هستیش را مقدار آن دست سووند (مالته ها در تراشنه ها) داری
 نزدیکی در ابتدا بالا در نظر گرفته شود، با اینکه زمانی تراکمی نزدیکی هستیش می شود.

$$n(t) = n_0 \exp\left(-\frac{t}{T_0}\right)$$

از نزدیکی خلی زدن کم شود باید همین معنی است به جواب این نزدیکی زدن های هستیش کم شود و این نزدیکی هستیش باید باشد، epoch های زمانی طول خواهد شد که بدلی این بینه برخیزد

c) متدار اولیه زدن ها، موافقیت اولیه نزدیکی های اولیه را تغیین کرده و در مرحله اولین مقادیر
 نزدیکی هستیش (توزیع نورسال) نباشد، ممکن است تغییرات این باید که نزدیکی های موافقیت نزدیکی های اولیه باشند
 و زمانی زمانی طول باید که SOM تا باید صلب باشد راهنمایی شود.

(d) مقدار 500 بزرگتر از n_1 است و ممکن نتوح برای از المعرفه روابط در داده های ورودی را فرمود

و در تبعیت کامل بهترین در خود نیز داشته باشد (همه چیز در برابر نظر داده های joutlier مقدارست بهتری شان را دارد)

از طرف هر دو 500 بزرگتر باشد، مقدار نورون های پری داریم و در تبعیت آبوقت درن روزن همینها به زمان تحریک نیز دارد

(e) مطالعه اینلاین:

$$(x_{1,n_1}) = 0,04, (x_{1,n_2}) = 0,04, (x_{1,n_3}) = 0,04, (x_{1,n_4}) = 0,009$$

$$(x_{1,n_5}) = 1,00, (x_{1,n_6}) = 0,04, (x_{1,n_7}) = 0,04, (x_{1,n_8}) = 0,04$$

$$(x_{1,n_9}) = 0,04$$

$n_1 \leftarrow$ کمینه نمایند $\leftarrow BMU$

$$(x_{2,n_1}) = 0,00, (x_{2,n_2}) = 0,0, (x_{2,n_3}) = 0,00, (x_{2,n_4}) = 0,00$$

$$(x_{2,n_5}) = 0,0, (x_{2,n_6}) = 1,00, (x_{2,n_7}) = 1,00, (x_{2,n_8}) = 0,00$$

$$(x_{2,n_9}) = 0,00$$

$n_2 \leftarrow BMU$

$(x_3, n_1) = 0.4V$, $(x_3, n_2) = 0.0A$, $(x_3, n_3) = 0.4V$, $(x_3, n_4) = 0.1VA$
 $(x_3, n_5) = 0.1VA$, $(x_3, n_6) = 0.4V$, $(x_3, n_7) = 0.44$, $(x_3, n_8) = 0.1V$
 $(x_3, n_9) = 0.15$

129 \leftarrow 1300V

- ① ② ③
 ④ ⑤ ⑥
 ⑦ ⑧ ⑨

$$: r_{x^n} \xrightarrow{w^0} \boxed{\quad} = 7$$

Initial 4 (2, 1) Current, $BHU = n_1$ or

$$W(n_1) = W(n_1) + 0,1 \times h \times ([0,1,0,V, -0,4, 0,1])$$

$$h = 1 \\ \text{dist} = 0$$

$$\Rightarrow W(n_1) = [0,11, 0,VV, 0,44, 0,V1]$$

$$W(n_2) = W(n_2) + 0,1 \times h \times ([0,0,V, -0,8, 0,3])$$

$$h = \exp\left(-\frac{1}{1,5}\right) = 0,5V$$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0,V, 0,8, 0,8V, 0,3]$$

$$W(n_4) = W(n_4) + 0,1 \times h \times (-0,V, 0, -0,V, 0,V3)$$

$$h = \exp\left(-\frac{1}{1,5}\right) = 0,5V$$

$$\Rightarrow W(n_4) = [0,V9, 0,4, 0,VV, 0,1P]$$

$$\text{sigma}(1) = \exp\left(-\frac{1}{n}\right) \approx 0,1V14$$

$$\cdot n_2 = \text{BMU}(x_2) \quad \boxed{-7 -1}$$

الخطوة 5 : $n_3 + n_2 = 1 \rightarrow n_2 \text{ selected}$

$$W(n_2) = W(n_2) + 0.1 \times h \times ([0.10, -0.10, 0.10, -0.10])$$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0.10, 0.10, 0.10, 0.10]$$

$$W(n_2) = W(n_2) + 0.1 \times h \times ([0.10, -0.10, 0.10, -0.10])$$

$$h = \left(\frac{-1}{1.0} \right) = 0.10$$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0.10, 0.10, 0.10, 0.10]$$

$$W(n_3) = W(n_3) + 0.1 \times h \times ([0.10, -0.10, 0.10, -0.10])$$

$$h = \left(\frac{-1}{1.0} \right) = 0.10$$

$$\Rightarrow W(n_3) = [0.10, 0.10, 0.10, 0.10]$$

$$W(n_5) = W(n_5) + 0.1 \times h \times (-0.10, -0.10, 0.10, 0.10)$$

$$\Rightarrow W(n_5) = [0.10, 0.10, 0.10, 0.10]$$

$$n_9 = BMU \cap \alpha_3 \text{ برای } \underline{1 - z \rightarrow}$$

نورون های ۹ و ۱۰ هستند (۱۰)

$$W(n_7) = W(n_7) + 0.1 \times h \underbrace{\left(E_{0,1}, 0,1, 0,0 \right)}_{1}$$

$$W(n_7) = [0, \wedge\wedge, 0, \vee\vee, 0, \wedge, 0, \vee]$$

$$W(n_8) = W(n_8) + 0.1 \times h \times [-0,1, 0,1, 0,1, 0,1]$$

$$h = \exp(-\frac{1}{1,1}) = 0,89$$

$$\Rightarrow W(n_8) = [0, \vee\wedge, 0,1, 0,0, 0,0]$$

$$W(n_b) = W(n_b) + 0.1 \times h \times [0,1, -0,0, 0,0, 0,0]$$

$$h = \exp(-\frac{1}{1,1}) = 0,89$$

$$W(n_b) = [0,1, 0, \vee\wedge, 0,11, 0, \wedge\vee]$$

$$W(n_1) = W(n_1) + 0.1 \times h \times \{ [0.1A, 0.1B, -0.1V, 0.1] \}$$

: گام ۲، راهنمایی BMU

$$\Rightarrow W(n_1) = [0.1A, 0.1B, 0.1C, 0.1]$$

$$W(n_2) = W(n_2) + 0.1 \times h \times \{ [-0.1A, 0.1B, -0.1D, 0.1C] \}$$

$$h = \exp\left(\frac{-1}{0.1\omega}\right) = 0.10$$

$$W(n_2) = [0.1B, 0.1C, 0.1, 0.1V]$$

$$W(n_4) = W(n_4) + 0.1 \times h \times \{ [-0.1A, 0, -0.1V, 0.1A] \}$$

$$h = \exp\left(\frac{-1}{0.1\omega}\right) = 0.10$$

$$W(n_4) = [0.1A, 0.1, 0.1V, 0.1]$$

$$\exp\left(\frac{-1}{0.1\omega}\right) = 0.1\omega = \text{dist} = 1 \text{ cm} \approx h \quad BMU = n_2 \text{ or } 2, \omega^+$$

$$W(n_2) = W(n_1) + 0.1 \times 0.1 \omega \times \left([0.1A, -0.1A, 0.1C, -0.1V] \right)$$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0.1VA, 0.1AC, 0.1CC, 0.1VC]$$

$$W(n_2) = W(n_1) + 0.1 \times 0.1 \omega \times \left([-0.1VC, -0.1FA, 0.1FC, -0.1V] \right)$$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0.1V, 0.1F, 0.1FC, 0.1V]$$

$$W(n_3) = W(n_2) + 0.1 \times 0.1 \omega \times \left([0.1, -0.1A, 0.1V, -0.1FA] \right)$$

$$\Rightarrow W(n_3) = [0.1V, 0.1FA, 0.1V, 0.1AV]$$

$$W(n_4) = W(n_3) + 0.1 \times 0.1 \omega \times \left([-0.1A, -0.1FA, 0, 0.1FA] \right)$$

$$\Rightarrow W(n_4) = [0.1FA, 0.1AV, 0.1V, 0.1V]$$

$$\exp\left(\frac{-1}{\sigma_{\text{dist}}}\right) = 0.10 \quad \text{dist} = 1 \quad BMU = n_9 \quad \text{at } 2, 2, 1$$

$t = 2 \text{ steps}$

$$W(n_9) = W(n_9) + 0.1 \times 0.10 \times \left([-0.11, 0.09, 0, 0] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}} \quad \underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$\Rightarrow W(n_9) = [0.145, 0.119, 0.14, 0.14]$$

$$W(n_8) = W(n_8) + 0.1 \times 0.10 \times \left([-0.09, 0.12, 0.11, 0.11] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}} \quad \underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$\Rightarrow W(n_8) = [0.141, 0.105, 0.101, 0.101]$$

$$W(n_b) = W(n_b) + 0.1 \times 0.10 \times \left([0.1, -0.14, 0.14, 0.14] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$\Rightarrow W(n_b) = [0.14, 0.11, 0.11, 0.14]$$

$$0.10 \quad = \exp\left(\frac{-1}{\sigma_{\text{dist}}} \right) \quad \leftarrow \begin{array}{l} \text{dist} = 1 \\ t = 3 \end{array} \quad \sigma_{\text{dist}} \quad 3, 1, 1$$

$$W(n_1) = W(n_1) + 0.1 \times 0.10 \times \left([0.05, 0.14, -0.14, 0.11] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$\Rightarrow W(n_1) = [0.115, 0.144, 0.144, 0.11]$$

$$W(n_2) = W(n_2) + 0.1 \times 0.10 \times \left([-0.14, 0.14, -0.14, 0.14] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$\Rightarrow W(n_2) = [0.14, 0.14, 0.14, 0.14]$$

$$W(n_4) = W(n_4) + 0.1 \times 0.10 \times \left([-0.14, 0, -0.14, 0.14] \right)$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$W(n_4) = [0.14, 0.14, 0.14, 0.14]$$

$\underbrace{\text{np}}_{\text{np}}$

$$BMU = n_2 \text{ or } 3, \checkmark$$

$$\underline{\underline{W(n_2)}} = \underline{\underline{W(n_2)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([011411, -014, 011A, -011F])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_2)}} = [01XAF, 01FF, 014E, 01V14]$$

$$\underline{\underline{W(n_1)}} = \underline{\underline{W(n_1)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([011411, -01144, 01E9F, -01111])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_1)}} = [011FV, 01E4A, 01F.V, 01V0A]$$

$$\underline{\underline{W(n_3)}} = \underline{\underline{W(n_3)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([01, -01VV, 01V, -01EV])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_3)}} = [01V, 01EV, 01V, 01AV]$$

$$\underline{\underline{W(n_5)}} = \underline{\underline{W(n_5)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([-010A, -01EV, 0, 01VA])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_5)}} = [01EA, 01EV, 01A, 01V1]$$

$$BMU = n_9 \text{ or } 3, \checkmark$$

$$\underline{\underline{W(n_9)}} = \underline{\underline{W(n_9)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([-01141, 010A1, 0, 0])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_9)}} = [01AED, 01VV1, 01E, 014]$$

$$\underline{\underline{W(n_8)}} = \underline{\underline{W(n_8)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([-010A, 010A1, 010AA, 010AA])$$

$$\Rightarrow \underline{\underline{W(n_8)}} = [01VA, 011.1, 01E01, 01A01]$$

$$\underline{\underline{W(n_6)}} = \underline{\underline{W(n_6)}} + 0.1 \times \frac{1}{7} \times ([010A, -01EV, 011A4, 011A4])$$

$$\underline{\underline{W(n_6)}} = [01401, 01VA, 011E, 01EV1]$$

6

ایده روش

adversarial
training

این ابتدا در هنگام آموزش مدل، علاوه بر دستی ای مفهول،

دسته های فرعیانه (دسته های که منع بر به طبقه بندی ندارند) یا رفتارهای غیرمنتظره در مدل مورد نظر به دستای ارزده سود و درین خرده بین مینی مازی min-max هدف این ابتدا را مدل نسبت به دسته های مفهول مینماید و نسبت به دسته های فرعیانه بینه سود تا مدل مینماید و نسبت به اندیمات در مروری مقاوم سود

ایده برای این ابتدا داده های روری قبل از دادن به مدل الملاع مسونه برای مدل این از کارهای کوچک است که زمان سازی داده ها و مقتضای بندی آن ها روی یک پایه مابت مدل است. این میتواند به صورتی از مدلی برآورده باشد که مفهوم از داده هاست، کسی نماید. مدل های دیگر: تذکر این از اینکه علی های روری، کامپیوتری و مدل ریاضی که هر یکی از روش مدل از روش های همچوین است، این مدل به سود overfit نشود. هدفی مدل به این زندگی را ندارد، دارای زیادتری دارد و با تغیر کمی در درستی، مدل تغییر زندگی دیگر نماید و هدفی مدل ساده تر باشد در برابر اندیمات کمی سعد و رات.

از دیگر روش های در تنظیم مدل، این ابتدا در هنگام آموزش مدل از محدوده بینه محدود مدل را

داده های validation در حال همی، آموزش را موقوف کنند

مدل از روش آموزش فرعیانه: در کرده های ماسن های خود ران، دستای فرعیانه میتواند مدل تغییر داده های از دادن نوزیر به تصادر باشد

از ماسن های روش آموزش فرعیانه می دران؟ نویں دستای فرعیانه که این ابتدا را همین از این هزینه مصائب.

از ماسن های روش پس برای این دسته های فرعیانه مدل underfit نشود، که این که نتیجه های این دسته های فرعیانه مدل و همین tradeoff بین دسته مدل و robustness آن اینه مفهود.

10) بخش از معتبرها پی ارزیابی SOM خواسته از:

SOM = میانگین مطلق داده های ورودی، BMV ها در SOM Quantization Error

Topographic Error: این معتبر شکل صفحه نقشه به قدر مقام ساختارداده های ورودی را به قدر

عمل نمود. برای مقابله آن بیانایی هد داده ورودی، بین نورون (نریزی ترین نورون ها)، رومین نریزی ترین نورون پیدا شده، دارای نریزه های هم باشد پسند، صفاتی که قویلوری اینها را داشت

Silhouette Coefficient: شکل صفحه فرآنهای محدود از هم ملاحظه شده و برای مقابله آن از زیر مول استفاده می شود که طبق مقاله نورون تالیفی های در نریزی ترین فرآنهای مسیمه ای است

و α فاصله نورون های فرآنهای دامن خود فرآنهای است.

چالش های SOM: مقادیری اولیه وزن های مذکوره عنصری های متفاوتی در فرآنهای خارجی دارند. در برخی از خارجی ها، توزیع داده های ممکن بر طبق زمان عوامل شود، و تغییر SOM را سازنده خواهد

-
-
-

دارد. SOM: Scalability

آنچه بسیع های می باشد در برخی های زیاد تر از ذهن ممکن نیست، خصم مقابله زیادی