

# تمرین سری چهارم درس هوش محاسباتی

کورس تقی پور پاسدار 400521207

۲۴ آذر ۱۴۰۳

## فهرست مطالب

۲	۱ سوال اول
۲	۱.۱ a
۲	۲.۱ b
۳	۲ سوال ۲
۴	۳ سوال ۳
۵	۴ سوال ۴

## ۱ سوال اول

فرمول کلی تعیین وزن‌ها بصورت زیر می‌باشد.

$$W_{ij} = \sum_{k=1}^P x_i^k x_j^k \quad (۱)$$

در ابتدا مقادیر وزن‌ها را بصورت زیر تعیین می‌کنیم.

	neuron 1	neuron 2	neuron 3	neuron 4	neuron 5	neuron 6	neuron 7	neuron 8
neuron 1	0	1	-1	3	1	-1	3	-1
neuron 2	1	0	1	1	-1	1	1	1
neuron 3	-1	1	0	-1	1	-1	-1	3
neuron 4	3	1	-1	0	1	-1	3	-1
neuron 5	1	-1	1	1	0	-3	1	1
neuron 6	-1	1	-1	-1	-3	0	-1	-1
neuron 7	3	1	-1	3	1	-1	0	-1
neuron 8	-1	1	3	-1	1	-1	-1	0

### a ۱.۱

طبق نتایج بدست آمده در بخش دوم، می‌توان گفت الگوی اول و سوم برای شبکه هاپفیلد پایدار است ولی الگوی دوم پایدار نیست زیرا به مقدار متفاوتی همگرا شده است.

### b ۲.۱

داده اول را طبق زیر حساب می‌کنیم.

	1	2	3	4	5	6	7	8
input(0)	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1
step 1	-1	-1	1	-1	1	-1	1	1
step 2	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1
step 3	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1

همانطور که مشاهده می‌شود، برای داده اول، به مقدار درست همگرا می‌شود. داده دوم را طبق زیر حساب می‌کنیم.

	1	2	3	4	5	6	7	8
input(1)	1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
step 1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
step 2	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1
step 3	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	-1

همانطور که مشاهده می‌شود، برای داده دوم (که ۲ بیت خطا داشت)، درنهایت به مقداری همگرا شد که با مقدار اصلی، ۱ بیت اختلاف دارد. حال برای داده سوم انجام می‌دهیم.

	1	2	3	4	5	6	7	8
input(3)	1	1	1	-1	1	1	-1	1
step 1	-1	1	1	-1	1	1	-1	1
step 2	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1
step 3	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1

همانطور که مشاهده می‌شود، داده سوم به طور کامل به مقدار اصلی خود همگرا شد.

## ۲ سوال ۲

در شبکه هاپفیلد، هر نورون تنها یکی از دو حالت 1 و -1 را می‌تواند داشته باشد. پس تعداد کلی حالات برابر با 2 به توان تعداد نورون‌ها می‌باشد. از طرفی تابع انرژی طوری طراحی شده است که در هر آپدیت، یا کاهش می‌یابد یا ثابت می‌ماند. چون تعداد کلی حالات محدود است، پس این کاهش یافتن تا بینهایت نمی‌تواند انجام شود و سرانجام در یک مینیمم محلی متوقف خواهد شد. در آپدیت وزن‌ها بصورت asynchronous، میزان تغییر انرژی بصورت زیر خواهد بود.

$$\Delta E = \frac{-1}{2} \sum (W_{ij} \times \Delta S_i \times S_j) \quad (2)$$

حال تغییر مقدار  $S_i$  به دو صورت است.

$$1. \text{ از } -1 \text{ به } 1 \text{ که در اینصورت } \sum_j W_{ij} S_j \geq 0$$

$$2. \text{ از } 1 \text{ به } -1 \text{ که در اینصورت } \sum_j W_{ij} S_j \leq 0$$

حال در دو حالت داریم:

$$1 - \Delta S_i = 1 - (-1) = 2, \quad \sum_j W_{ij} S_j \geq 0$$

$$\Delta E = -\frac{1}{2} \sum (W_{ij} \times \Delta S_i \times S_j) \leq 0$$

$$2 - \Delta S_i = -1 - (+1) = -2, \quad \sum_j W_{ij} S_j \leq 0$$

$$\Delta E = -\frac{1}{2} \sum (W_{ij} \times \Delta S_i \times S_j) \leq 0$$

بنابراین در هر دو حالت، انرژی شبکه یا ثابت مانده یا کاهش می‌یابد.

### ۳ سوال ۳

شبکه هاپفیلد توانایی محدودی در یادگیری ارقام دارد و تنها ورودی‌هایی که به داده‌های آموزشی نزدیک هست را می‌تواند به خوبی تشخیص دهد و در صورت وجود فاصله قابل توجه، به مشکل برمی‌خورد. در شبکه کوهونن نیز توانایی متوسطی در تشخیص ارقام دارد. شبکه MLP توانایی بالایی در رده‌بندی<sup>۱</sup> دارد ولی نیاز به داده آموزشی زیادی دارد. شبکه هاپفیلد با ذخیره‌سازی داده‌ها، سعی می‌کند ورودی‌ها را به این داده‌های ذخیره شده نزدیک کند و به اینصورت مقدار رقم را تشخیص می‌دهد. اشکال شبکه هاپفیلد، عدم توانایی تشخیص ارقامی است که با داده‌های آموزشی تفاوت پیکسلی زیادی دارند (با وجود اینکه مقدار آنها یکی است). شبکه کوهونن با نقشه توپولوژی سعی در رده‌بندی داده‌ها دارد. شبکه MLP با آموزش دیدن بر روی بخش زیادی از داده‌های ورودی، ارقام را یاد می‌گیرد. شبکه MLP توانایی بیشتری در تعمیم‌دهی (و در نتیجه تشخیص گستره<sup>۲</sup> بیشتری از داده‌ها) دارد ولی نیازمند داده آموزشی زیاد می‌باشد. در مورد تفاوت روش‌های آموزشی، شبکه هاپفیلد با استفاده از قانون Hebbian، شبکه کوهونن با استفاده از رقابت برنده و MLP با استفاده از Back Propagation به آموزش وزن‌های خود می‌پردازند. در مورد قابلیت ذخیره و بازیابی الگو، شبکه هاپفیلد قابلیت ذخیره و بازیابی بالایی دارد، به این معنی که برای ذخیره داده‌های داده شده (در زمان آموزش) و سپس بازیابی آنها با استفاده از بخشی از داده کاربرد زیادی دارد. شبکه کوهونن قابلیت متوسط و شبکه MLP قابلیت پایینی دارد زیرا شبکه MLP بجای حفظ کردن داده‌ها به یادگیری الگوهای مشترک و کلی بین آنها می‌پردازد و هدف نیز یادگیری الگوهای مشترک است (و نه حفظ کردن داده‌ها). در مورد توانایی تعمیم، شبکه هاپفیلد توانایی ضعیفی دارد زیرا این شبکه برای ذخیره و بازیابی داده‌های مشخصی (بجای تعمیم‌دهی کلی) طراحی شده است. شبکه کوهونن دارای توانایی متوسط و شبکه MLP دارای توانایی بالایی است زیرا هدف اصلی این شبکه، یادگیری الگوی مشترک میان داده‌ها و بدست آوردن توانایی تعمیم‌دهی است. از نظر کارایی محاسباتی، شبکه‌های هاپفیلد، کوهونن و MLP کارایی محاسباتی بالا، متوسط و پایینی دارند به این معنی که نیازمندی محاسبات آنها متفاوت است. از نقاط قوت شبکه هاپفیلد می‌توان به سادگی آموزش وزن‌ها و محاسبات اشاره کرد و از نقاط ضعف آن هم به محدودیت در تعداد داده‌های قابل آموزش (نسبت به تعداد نوروها) و تعمیم‌دهی ضعیف اشاره کرد. از نقاط قوت شبکه کوهونن می‌توان به خودسازماندهی و نقشه‌های توپولوژیکی اشاره و از نقاط ضعف هم می‌توان حساسیت به ترتیب داده‌ها را نام برد. از نقاط قوت شبکه MLP می‌توان به قابلیت تعمیم‌دهی و توانایی یادگیری بالا با افزایش تعداد نوروها (نسبت به شبکه هاپفیلد) و از نقاط ضعف هم می‌توان به نیازمندی به تعداد داده زیاد و پیچیدگی محاسباتی نام برد.

<sup>1</sup>Classification

<sup>2</sup>Range

## ۴ سوال ۴

نوت بوک مربوطه تکمیل شده است.