





فهرست مطالب

- شبکه های عصبی رقابتی ❖
- شبکه پیشینه
- شبکه همینگ
- شبکه کلاه مکزیکی



شبکه های عصبی رقابتی

Competitive Neural
Networks

معرفی شبکه های رقابتی

○ شبکه های رقابتی با وزن ثابت

- شبکه پیشینه (MAXNET)

- شبکه همینگ

- کلاه مکزیکی

○ نگاشت های خودسازمانده کوهونن (SOM)

- ساختار، الگوریتم، کاربرد و مثالها

○ یادگیری چندی سازی برداری (LVQ)

- ساختار، الگوریتم، کاربرد و مثالها

- انواع دیگر LVQ (LVQ2، LVQ2.1 و LVQ3)

○ شبکه انتشار متقابل



شبکه های رقابتی

ورودی با
فونت شماره 1

... D ...

A ...
... E ...

B ...
... J ...

C E K

ورودی با
فونت شماره 2

... D ...

... X ...
... Z ...

J K

... C ...
... K ...

ورودی با
فونت شماره 3

... D ...

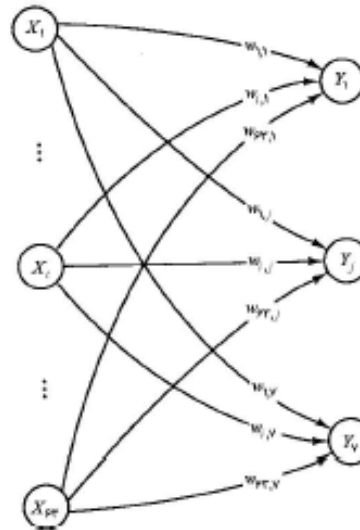
... E K

B ...
... J ...

C ...
... K ...

- بازشناسی نویسه
- شبکه با ورودی های نویزی

- تولید پاسخ توسط چند نرون خروجی
- چند نرون برنده می شوند



ورودی: $X_1 \dots X_{63}$
خروجی: $Y_1 \dots Y_7$

رقابت
- (Competition)
برای برنده شدن یک
نرون

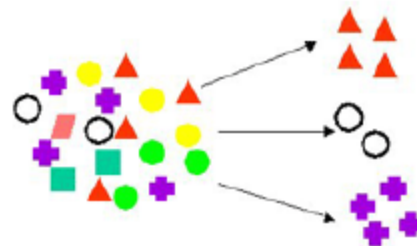
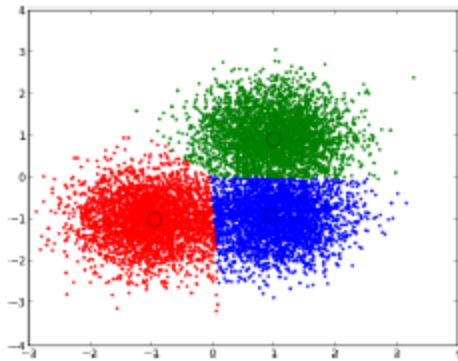
شبکه های رقابتی

○ شدیدترین نوع رقابت

- تک برنده (Winner Take All)
- فقط یک نرون در گروه رقابت کننده پیروز شده و دارای سیگنال خروجی غیر صفر است

○ خوشه بندی (Clustering)

- یادگیری بدون نظارت (Unsupervised)
- بردارهای هدف متناظر با بردارهای ورودی موجود نیست (داده های آموزش دارای برجسپ نیستند)
- جستجوی الگوهایی خاص یا نظم و ترتیب مشخصی در داده ها برای یافتن **شبهت** بین داده ها و اشیا
- گروه بندی داده ها و اشیا در دسته ها (خوشه ها) **ی** بامعنی



شبکه های رقابتی

○ چرا خوشه بندی؟

- برچسب گذاری داده ها بسیار زمان بر و پرهزینه است
- توسعه آموزش برای حالت شبه نظارتی (semi-supervised)
 - آموزش اولیه یک دسته بندی کننده با داده های برچسپ دار محدود و سپس ادامه آموزش با داده های حجیم بدون برچسپ
- اطلاع یافتن از ساختار داده ها (در بررسی های اولیه)
- یافتن ویژگی های مناسب برای دسته بندی
- شناسایی تغییرات تدریجی الگوها در زمان

• سیستم های نظارتی و غیر نظارتی (۱۳)

• سیستم های نظارتی و غیر نظارتی (۱۴)



روشهای خوشه بندی

○ خوشه بندی با روش K میانگین

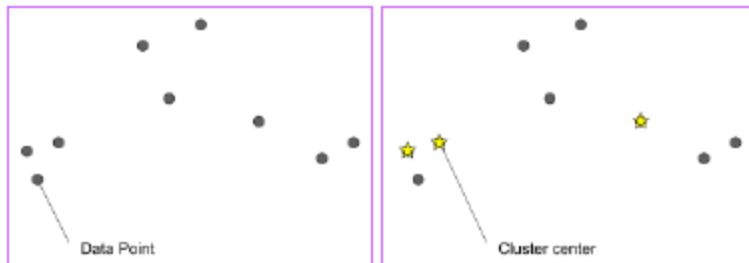
- داده ها: فرض کنید N نمونه D بعدی داریم: $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$
- هدف: خوشه بندی در K خوشه با مراکز $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K\}$

○ روش K میانگین (K-Means)

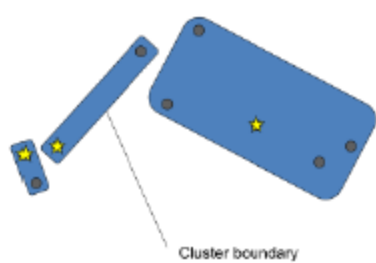
- مراکز خوشه ها را به صورت تصادفی مقداردهی کنید (می تواند هوشمندانه هم باشد)
 - تعداد K مرکز
- تا زمانی که مقدار مراکز خوشه ها تغییر می کنند، مراحل زیر را تکرار کنید
 - با مقادیر موجود برای مراکز خوشه ها، نزدیک ترین خوشه به هر نمونه را پیدا کن (فاصله اقلیدسی)
 - با توجه به داده های هر خوشه، مراکز خوشه را دوباره محاسبه کن (میانگین نمونه ها)

روشهای خوشه بندی

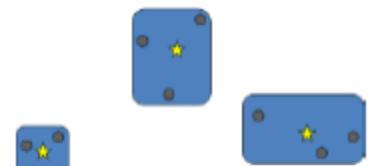
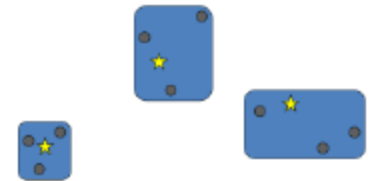
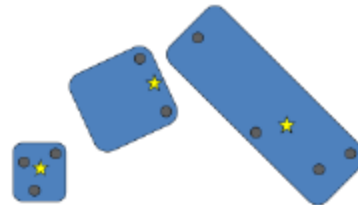
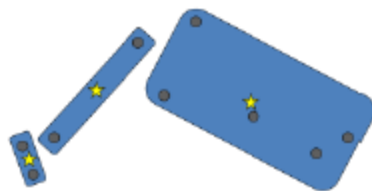
○ خوشه بندی با روش K میانگین: مثال



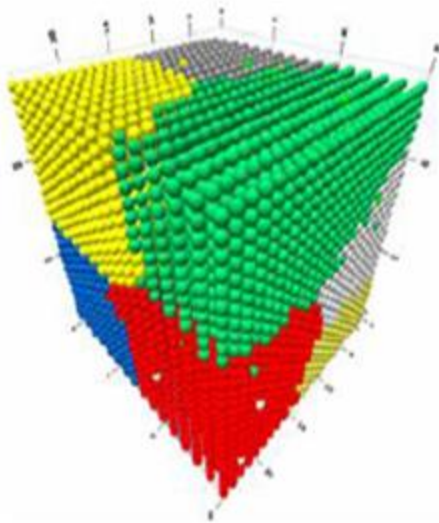
انتساب
نمونه ها
به مراکز



محاسبه
مراکز
خوشه ها



روشهای خوشه بندی



○ خوشه بندی (Clustering) در شبکه عصبی

- هر واحد خروجی نشانگر یک خوشه است

- تعداد واحدهای خروجی بیانگر تعداد خوشه‌ها

- شبکه‌ها

- نگاشت خودسازمانده کوهونن (SOM)

- شبکه‌های نظریهٔ نوسان افقی (ART)



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه پیشینه (MAXNET)

○ شبکه تک‌برنده

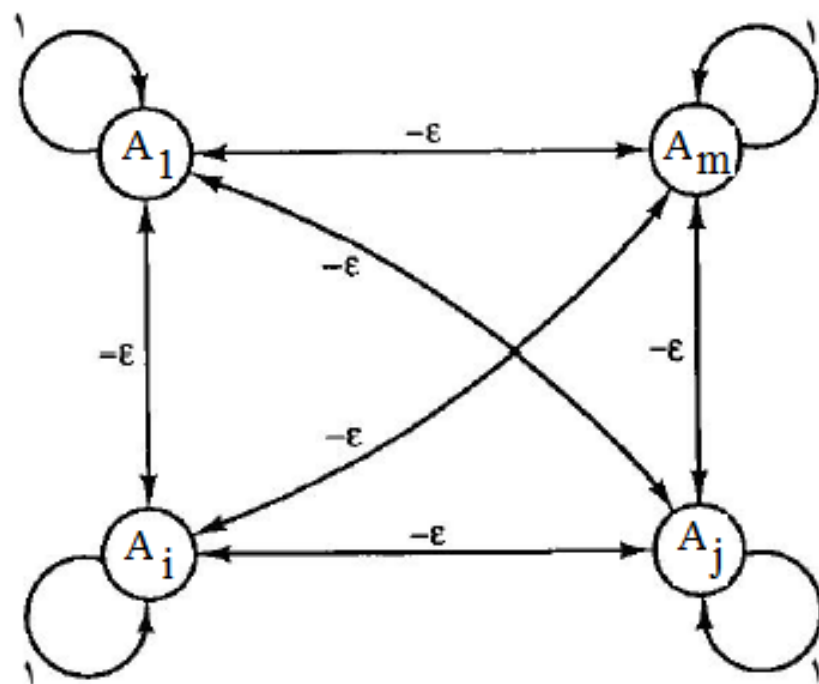
- فقط نرونی که بزرگ‌ترین فعال‌سازی را دارد، می‌تواند «فعال» باقی بماند
- استفاده به عنوان یک زیرشبکه برای انتخاب واحدی که ورودی آن بزرگ‌ترین مقدار را در میان واحدهای شبکه داراست
- کلیه واحدهای شبکه، کاملاً به هم متصل هستند، از جمله به خودشان
- وزن‌های شبکه متقارن هستند
- وزن‌های شبکه ثابت بوده و شبکه الگوریتم آموزشی ندارد



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت، شبکه پیشینه (MAXNET)

○ ساختار

- اتصال بازدارنده بین واحدهای مختلف با وزن ثابت منفی
- اتصال تحریکی هر نرون به خودش با وزن ثابت مثبت



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت، شبکه پیشینه (MAXNET)

○ تابع فعال‌سازی MAXNET

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ورودی کل از تمام واحدها

○ کاربرد

- مرحله ۰ - مقادیر فعال‌سازی‌ها و وزن‌ها را تعیین کنید ($0 < \varepsilon < \frac{1}{m}$ ، $m =$ تعداد واحدها) وزن‌ها:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ -\varepsilon & \text{if } i \neq j \end{cases}$$

$a_j(0)$ (= اولین سیگنال ورودی) را به عنوان ورودی گره A_j قرار دهید.

- مرحله ۱ - تا زمانی که شرایط توقف برقرار نیست، مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید.
- مرحله ۲ - فعال‌سازی هر گره را به‌روز کنید: $a_j(new) = f\left(a_j(old) - \varepsilon \sum_{k=j} a_k(old)\right)$, $j = 1, \dots, m$
- مرحله ۳ - فعال‌سازی‌ها را برای استفاده در تکرار بعدی ذخیره کنید:
- مرحله ۴ - شرایط توقف را بررسی کنید

$$a_j(old) = a_j(new), \quad j = 1, \dots, m$$

- اگر بیش از یک گره فعال‌سازی غیرصفر دارد، ادامه دهید.
- در غیراین‌صورت کار را متوقف کنید.

ورودی دو یا چند واحد
یکسان و پیشینه؟

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه پیشینه (MAXNET)

مثال

- چهار نرون و $\varepsilon = -0.2$
- فعال‌سازی‌های اولیه (سیگنال‌های ورودی)

$$a_1(0) = 0.2 \quad a_2(0) = 0.4 \quad a_3(0) = 0.6 \quad a_4(0) = 0.8$$

$$f(0.2 - 0.2(0.4 + 0.6 + 0.8)) = f(-0.16) = 0$$

$$f(0.4 - 0.2(0.2 + 0.6 + 0.8)) = f(0.08) = 0.08$$

- تکرار شبکه

$a_1(1) = 0.0$	$a_2(1) = 0.008$	$a_3(1) = 0.32$	$a_4 = 0.56$
$a_1(2) = 0.0$	$a_2(2) = 0.0$	$a_3(2) = 0.192$	$a_4 = 0.48$
$a_1(3) = 0.0$	$a_2(3) = 0.0$	$a_3(3) = 0.096$	$a_4 = 0.442$
$a_1(4) = 0.0$	$a_2(4) = 0.0$	$a_3(4) = 0.008$	$a_4 = 0.442$
$a_1(5) = 0.0$	$a_2(5) = 0.0$	$a_3(5) = 0.0$	$a_4 = 0.421$

برنده = واحد ۴
تنها واحد با مقدار فعال‌سازی غیر صفر

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ شبکه دسته‌بندی مبتنی بر بیشترین شباهت

• یافتن بردارهای نمونه‌ای که بیشترین شباهت را به یک بردار ورودی دارند

• بردارهای نمونه = وزن‌های شبکه

• میزان شباهت بین بردار ورودی و بردارهای نمونه ذخیره شده = فاصله همینگ

○ فاصله همینگ بین بردارها از تعداد کل مولفه‌های بردار، کم شده و عدد به دست آمده به عنوان فاصله بین بردارها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

• فاصله همینگ بین دو بردار = تعداد مؤلفه‌هایی که آن دو بردار در آن مؤلفه‌ها متفاوتند

$$H \left(x_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, x_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \right) = 2 \Rightarrow \bar{H} = \frac{H}{n (= \# \text{ of dimensions})} = \frac{2}{3}$$

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ شبکه همینگ ...

تعداد مؤلفه‌های مشترک دو بردار

• برای بردارهای دوقطبی x و y داریم: $x \cdot y = a - d$
تعداد مؤلفه‌های متفاوت دو بردار (فاصله همینگ)

$$x = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{cases} a=1 \\ d=2 \end{cases} \Rightarrow x \cdot y = [-1 \ 1 \ 1] \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} = -1 = 1 - 2$$

• داریم:

شباهت

$$n = a + d \Rightarrow d = n - a \Rightarrow x \cdot y = a - d = 2a - n \Rightarrow 2a = x \cdot y + n \Rightarrow a = x \cdot \frac{y}{2} + \frac{n}{2}$$

ضرب داخلی دو بردار = ضرب بردار وزن در ورودی شبکه

بایاس

- نصف مقدار بردار نمونه = وزن‌های شبکه و مقدار بایاس برابر با $n/2$
- شبکه واحدی که شبیه‌ترین بردار نمونه به بردار ورودی را پیدا می‌کند

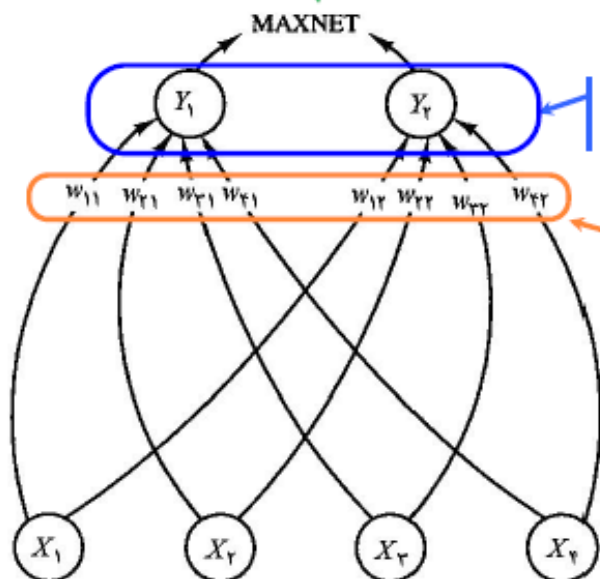


شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ ساختار

- نمایش دوقطبی
- ساختار: ورودی ۴ بعدی و دو کلاس خروجی

یافتن کلاس برنده



کلاس‌های خروجی = تعداد نمونه‌ها

وزن‌ها = نصف مقادیر بردارهای نمونه

- یافتن بردار نمونه‌ای که بیشترین شباهت را به بردار ورودی دارد

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ مثال (۱ از ۴) ...

• دو بردار نمونه $e(1) = (1, -1, -1, -1)$ و $e(2) = (-1, -1, -1, 1)$

• بردارهای ورودی $(1, 1, -1, -1)$ $(1, -1, -1, -1)$ $(-1, -1, -1, 1)$ $(-1, -1, 1, 1)$

$$W = \begin{bmatrix} 0.5 & -0.5 \\ -0.5 & -0.5 \\ -0.5 & -0.5 \\ -0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

• مرحله ۰ - بردارهای نمونه ($m=2$) را در وزن‌های شبکه ذخیره کنید:

$$b_1 = b_2 = \frac{n}{2} = 2$$

به بایاس‌ها نیز مقدار اولیه بدهید:

• مرحله ۱ - برای بردار $x = (1, 1, -1, -1)$ ، مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید:

• مرحله ۲ - $y_{in_1} = b_1 + \sum_i x_i w_{i1} = 2 + 1 = 3$

$y_{in_2} = b_2 + \sum_i x_i w_{i2} = 2 - 1 = 1$

شباهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های مشترک بردار نمونه اول و بردار ورودی

شباهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های مشترک بردار نمونه دوم و بردار ورودی

• مرحله ۳ - به دست می‌آید: $y_1(0) = 3$ و $y_2(0) = 1$

• مرحله ۴ - چون $y_1(0) > y_2(0)$ ، نتیجه MAXNET: واحد نمونه مناسب برای بردار ورودی Y_1

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ مثال (۲ از ۴) ...

- مرحله ۱- برای بردار $\mathbf{x} = (1, -1, -1, -1)$ مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید:
- مرحله ۲-

$$y_{in_1} = b_1 + \sum_i x_i w_{i1} = 2 + 2 = 4$$

$$y_{in_2} = b_2 + \sum_i x_i w_{i2} = 2 - 0 = 2$$

شبهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های
مشترک بردار نمونه اول و بردار ورودی

شبهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های مشترک
بردار نمونه دوم و بردار ورودی

- مرحله ۳- بنابراین: $y_1(0) = 4$ و $y_2(0) = 2$
- مرحله ۴- چون $y_1(0) > y_2(0)$

نتیجه MAXNET: واحد نمونه مناسب برای بردار ورودی Y_1

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ مثال (۳ از ۴) ...

- مرحله ۱- برای بردار $\mathbf{x} = (-1, -1, -1, 1)$ مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید:
- مرحله ۲-

$$y_{in_1} = b_1 + \sum_i x_i w_{i1} = 2 + 0 = 2$$

$$y_{in_2} = b_2 + \sum_i x_i w_{i2} = 2 + 2 = 4$$

شبهات همینگ = تعداد مؤلفه‌های
مشترک بردار نمونه اول و بردار ورودی

شبهات همینگ = تعداد مؤلفه‌های مشترک
بردار نمونه دوم و بردار ورودی

- مرحله ۳- بنابراین: $y_1(0) = 2$ و $y_2(0) = 4$
- مرحله ۴- چون $y_1(0) < y_2(0)$

نتیجه MAXNET: واحد نمونه مناسب برای بردار ورودی Y_2



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: شبکه همینگ

○ مثال (۴ از ۴)

- مرحله ۱- برای بردار $\mathbf{x} = (-1, -1, 1, 1)$ ، مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید:
- مرحله ۲-

$$y_{in_1} = b_1 + \sum_i x_i w_{i1} = 2 - 1 = 1$$

$$y_{in_2} = b_2 + \sum_i x_i w_{i2} = 2 + 1 = 3$$

شبهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های
مشترک بردار نمونه اول و بردار ورودی

شبهت همینگ = تعداد مؤلفه‌های مشترک
بردار نمونه دوم و بردار ورودی

- مرحله ۳- بنابراین: $y_1(0) = 1$ و $y_2(0) = 3$
- مرحله ۴- چون $y_1(0) < y_2(0)$

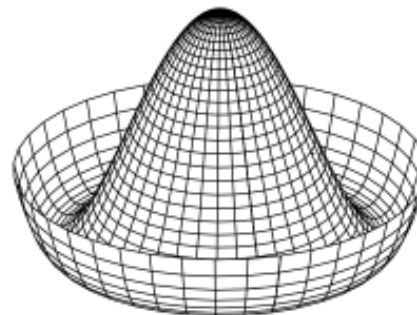
نتیجه MAXNET: واحد نمونه مناسب برای بردار ورودی $Y_2 =$



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیکی

○ شبکه تک برنده

- مشابه MAXNET (افزایش تقابل بین واحدها برای رقابت)
- یک زیر شبکه است
- هر نرون دارای تعدادی «همسایه همکار» با اتصالات تحریکی (با وزن‌های مثبت) است
 - «همسایه همکار»، نرون‌هایی هستند که در مجاورت نرون مورد نظر قرار دارند
- هر نرون دارای تعدادی «همسایه رقیب» با اتصالات بازدارنده (با وزن‌های منفی) است
 - «همسایه رقیب» - نرون‌هایی که تا حدودی دورتر از نرون مورد نظر هستند
- برای هر نرون ممکن است چند نرون در فاصله دورتر نیز باشند که به آنها متصل نباشد



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

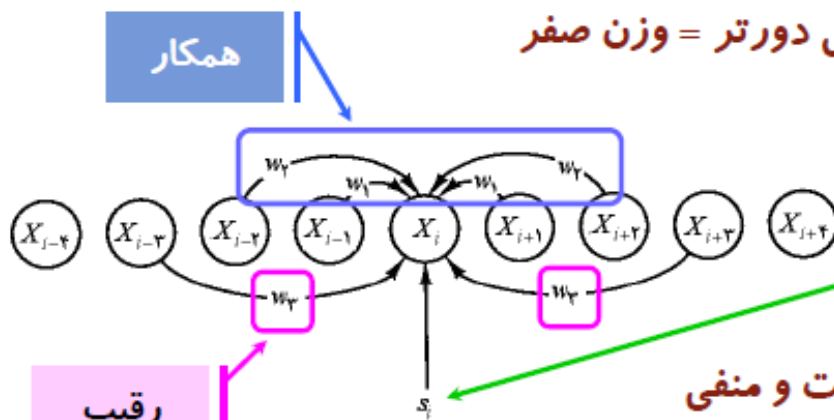
این شبکه در سال 1989 توسط کوهونن ارائه شد. هدف از بکار بردن این شبکه، افزایش تمایز بین ورودی‌ها می‌باشد، در این شبکه هر واحد با وزن‌های مثبت به همسایه‌های همکار و با وزن‌های منفی به همسایه‌های رقیب واقع در لایه خود وصل می‌شود.



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

○ ساختار

- اتصالات شامل دو ناحیه متقارن، همسایگان همکار و همسایگان رقیب در اطراف هر نرون
- همسایگان همکار: اتصال درون ناحیه نزدیک‌تر، وزن‌های مثبت (تحریکی) و اغلب با مقدار یکسان (در اینجا با شعاع ۲)
- همسایگان رقیب: اتصال درون ناحیه خارج از منطقه مثبت، وزن‌های منفی (بازدارنده) است (در اینجا با شعاع ۳ و خارج از منطقه مثبت)
- عدم اتصال واحد نمونه به واحدهای خیلی دورتر = وزن صفر



- نرون‌ها در یک خط آرایش یافته‌اند

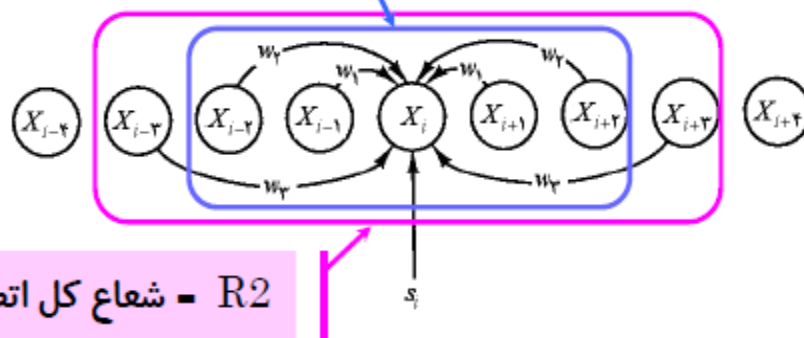
- امکان مقادیر متفاوت برای وزن‌های مثبت و منفی
- امکان وجود توپولوژی‌های مختلف (خطی، مستطیلی، شش ضلعی و غیره).

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

متغیرها

$R_1 < R_2$

R_1 = شعاع همسایگی همکار (مثبت)



R_2 = شعاع کل اتصالات (مثبت و منفی)

- وزن‌های روی اتصالات بین X_i و واحدهای X_{i-k} و X_{i+k} w_k
- برای w_k مثبت است $0 \leq k \leq R_1$
- برای w_k منفی است $R_1 < k \leq R_2$
- t_{max} تعداد کل تکرارها



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

○ الگوریتم ...

• مرحله ۰- به پارامترهای t_{max} ، R_1 و R_2 مقادیر اولیه دلخواه بدهید

به وزن‌ها مقدار اولیه بدهید. $w_k = C_1$ for $k=0, \dots, R_1$ ($C_1 > 0$)

$w_k = C_2$ for $k=R_1+1, \dots, R_2$ ($C_2 < 0$)

• مرحله ۱- سیگنال خارجی s را وارد کنید: $x = s$

فعال‌سازی‌ها را در x_{old} ذخیره کنید، یعنی: $x_{old_i} = x_i$ $i = 1, \dots, n$

شمارنده تکرار را $t=1$ قرار دهید.

• مرحله ۲- تا زمانی که t از t_{max} کمتر است، مراحل ۳ تا ۷ را انجام دهید.

• مرحله ۳- ورودی شبکه را برای $i = 1, \dots, n$ محاسبه کنید:

$$x_i = C_1 \sum_{k=-R_1}^{R_1} x_{old_{i+k}} + C_2 \sum_{k=-R_2}^{-R_1-1} x_{old_{i+k}} + C_2 \sum_{k=R_1+1}^{R_2} x_{old_{i+k}}$$



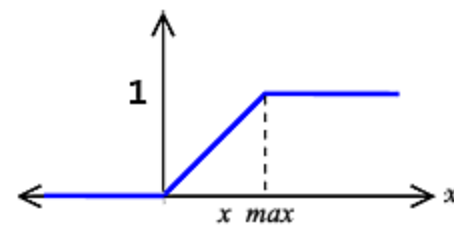
شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

○ الگوریتم ...

- مرحله ۴- تابع فعال‌سازی را اعمال نمایید (تابع خطی از ۰ تا x_{max} با شیب ۱)

$$x_i = \min(x_{max}, \max(0, x_i)) \text{ for } i=1, \dots, n$$

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } 0 \leq x \leq x_{max} \\ 1 & \text{if } x_{max} \leq x \end{cases}$$



- مرحله ۵- فعال‌سازی‌های فعلی را ذخیره کنید: $x_{old_i} = x_i \quad i=1, \dots, n$

- مرحله ۶- شمارنده تکرار را افزایش دهید: $t = t + 1$

- مرحله ۷- شرایط توقف را بررسی کنید.

اگر $t < t_{max}$ بود، الگوریتم را ادامه دهید،
در غیراین صورت کار را متوقف کنید.

تقویت فعال‌سازی
ورودی‌های با مقدار
ورودی بزرگ
تضعیف فعال‌سازی
ورودی‌های با مقدار
ورودی کوچک



شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } 0 \leq x \leq 2 \\ 2 & \text{if } 2 < x \end{cases}$$

$$R_1 = 1$$

$$R_2 = 2$$

$$C_1 = 0,6$$

$$C_2 = -0,4$$

$$t_{max} = 3$$

○ مثال ...

- شبکه‌ای با هفت واحد
- مرحله ۰ - تابع فعال‌سازی و پارامترها

تقویت فعال‌سازی مرتبط با این ورودی

• مرحله ۱ - ($t = 0$)

سیگنال خارجی (ورودی) برابر با $\mathbf{x} = (0,0, 0,5, 0,8, 1,0, 0,8, 0,5, 0,0)$

ذخیره‌سازی $\mathbf{x}_{old} = \mathbf{x} = (0,0, 0,5, 0,8, 1,0, 0,8, 0,5, 0,0)$

• مرحله ۲ - ($t = 1$) ، از t_{max} کوچک‌تر است

• مرحله ۳ -

$$x_1 = 0,6x_{old_1} + 0,6x_{old_2} - 0,4x_{old_3} = 0,6(0,0) + 0,6(0,5) - 0,4(0,8) = -0,02$$

$$x_2 = 0,6x_{old_1} + 0,6x_{old_2} + 0,6x_{old_3} - 0,4x_{old_4} = 0,6(0,0) + 0,6(0,5) + 0,6(0,8) - 0,4(1,0) = 0,38$$

$$x_3 = -0,4x_{old_1} + 0,6x_{old_2} + 0,6x_{old_3} + 0,6x_{old_4} - 0,4x_{old_5} = -0,4(0,0) + 0,6(0,5) + 0,6(0,8) + 0,6(1,0) - 0,4(0,8) = 1,06$$

$$x_4 = -0,4x_{old_2} + 0,6x_{old_3} + 0,6x_{old_4} + 0,6x_{old_5} - 0,4x_{old_6} = -0,4(0,5) + 0,6(0,8) + 0,6(1,0) + 0,6(0,8) - 0,4(0,5) = 1,16$$

$$x_5 = -0,4x_{old_3} + 0,6x_{old_4} + 0,6x_{old_5} + 0,6x_{old_6} - 0,4x_{old_7} = -0,4(0,8) + 0,6(1,0) + 0,6(0,8) + 0,6(0,5) - 0,4(0,0) = 1,06$$

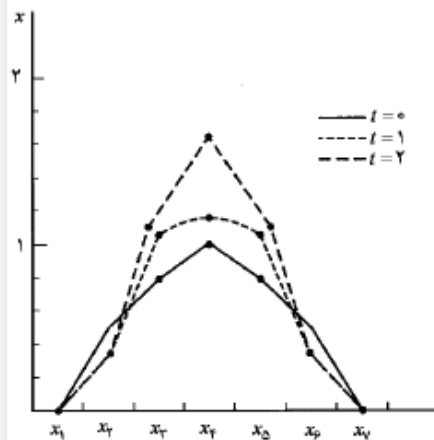
$$x_6 = -0,4x_{old_4} + 0,6x_{old_5} + 0,6x_{old_6} + 0,6x_{old_7} = -0,4(1,0) + 0,6(0,8) + 0,6(0,5) + 0,6(0,0) = 0,38$$

$$x_7 = -0,4x_{old_5} + 0,6x_{old_6} + 0,6x_{old_7} = -0,4(0,8) + 0,6(0,5) + 0,6(0,0) = -0,02$$

شبکه‌های رقابتی با وزن ثابت: کلاه مکزیک

مثال

- مرحله ۴ - $\mathbf{x} = (0, 0, 38, 106, 116, 106, 0, 38, 0, 0)$
- مرحله ۵ - حفظ اعداد و ارقام برای تکرار بعدی.



- مرحله ۲ - $t = 2$ ، از t_{max} کوچک‌تر است

$$x_1 = 0,6(0,0) + 0,6(0,38) - 0,4(106) = -0,196$$

$$x_2 = 0,6(0,0) + 0,6(0,38) + 0,6(106) - 0,4(1,16) = 0,39$$

$$x_3 = -0,4(0,0) + 0,6(0,38) + 0,6(106) + 0,6(1,16) - 0,4(106) = 1,14$$

$$x_4 = -0,4(0,38) + 0,6(106) + 0,6(1,16) + 0,6(106) - 0,4(0,38) = 1,66$$

$$x_5 = -0,4(106) + 0,6(1,16) + 0,6(106) + 0,6(0,38) - 0,4(0,0) = 1,14$$

$$x_6 = -0,4(1,16) + 0,6(106) + 0,6(0,38) + 0,6(0,0) = 0,39$$

$$x_7 = -0,4(106) + 0,6(0,38) + 0,6(0,0) = -0,196$$

- مرحله ۴: $\mathbf{x} = (0, 0, 39, 114, 1,66, 114, 0, 39, 0, 0)$

- مرحله ۵ - حفظ اعداد و ارقام برای تکرار بعدی.

فعال‌سازی این نرون تقویت شده

