جلسه اول شبکه های عصبی RBF

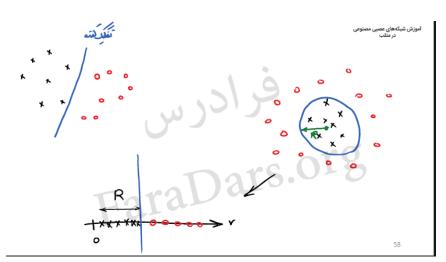
در اولین صحبت هایی که میتوان از شبکه های عصبی RBF را به جلو بکشانیم این است که هرچیزی که در این دنیا دیده می شود پیوسته نیستند ، مثلا همین تصویر تلویزون ،موبایل های ما شامل یک سری پیکسل هایی کنار هم هستند که دارند از خود نور تولید میکنند و از قرار گرقتن کنار یکدیگر میتوان به عنوان یک تصویر دید.

هر کدام از آن ها یک نمایندته از تخمین زننده کلی به حساب میایند .در کل هر کدام از این پیکسل ها نماینده ای به حساب میایند کهع کار خاصی را انجاام دهند یا کواتنتیزه شدن را انجام میدهند.

در شبکه های عصبی RBF نیز چنین رویکردی وجود دارد که اطلاعاتت دسته بندی یا کوانتیزه میشوند. یا رویکردی دیگر نگاشت غیر خطی اطلاعات است که اتطلاعات اصلی ما در یک دامنه ای هستند ،سپس با یک نگاشت غیر خطی آن را به یک دامنه ای دیگر امنتقال دهیم .

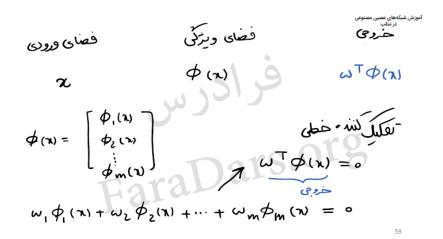
گاهی اوقات اطلاعات ما به نحوی هستند که برای دسته بندی آنها دچار مشکل میشویم و نمیتوانیم به یک خط به آسانی دسته بندی خود را انحجام دهیم حال برای این موضوع یک رویکردی یا نگاشت غیر خطی نیاز است که باید اطلاعات را از سایر اطلاعات دیگر جداسازی نمود تا بتوانیم عملیات های مختلف روی آنها انجام دهیم.

در این تصویر میبنید دسمت راست که اطالاعا دیگر نمیتوان با یک خط آنها را از یکدیگر جداسازی نمود .که این مرز اطلاعات را با ۲ یا شعاع دایره تعین میکینیم. سپس اگر اطلاعات ما کم تر یا مساوی این شعاع دایره باشند را به



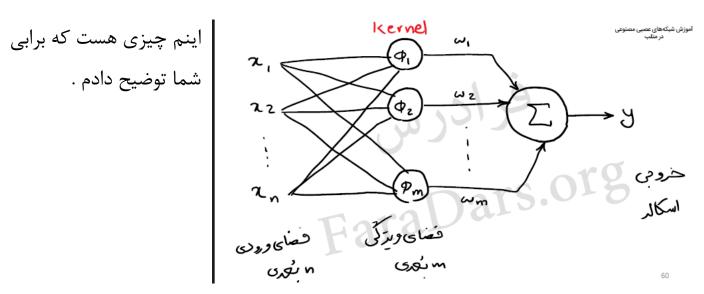
عنوان دیتای مدنظر میگیریم . در پایین هم یک فضای یک بعدی نمایش داده ایم که بتوانیم کار راحتر شود.

حال اگر بخواهیم به صورت کلی این شبکه عصبی را توضیح دهیم به شکل زیر دقت کنید :



قطعا یک سری ورودی داریم تحت عنوان بردار x سپس این بردار از  $\phi(x)$  که این ها یک تر کیب خطی دارند از وزن های خود سپس در هر یک از این  $\phi(x)$  ضرب شده و تولید خروجی میکند که در تصویر میبینید.

در تصویر بعدی میبینید که این  $\phi(x)$  ها هر کدام ویژگی خاصی دارند سپس در خروجی خود در وزن ها ضرب شده در MLP ورودی در وزن ضرب میشد و نرون را تشکیل میداد ولی اینجا کمی متفائت است رویکر RBF:



در واقع، این کرنلها عملکردی مشابه توابع فعالساز را برای ما ایفا میکنند. نکته مهم اینجاست که تابع  $\phi(x)$  چه باشد و آیا خطی یا غیرخطی انتخاب شود؛ این مسئله به نوع مسأله ی که با آن سروکار داریم بستگی دارد.

از دیدگاه ریاضی، این فرآیند به معنای تقریب یا بسط خروجی بر اساس مقادیر ویژهی هستهها است که در وزنهای مربوطه ضرب شدهاند و در نهایت خروجی را شکل میدهند. در شکل زیر میبنید چیزی که را گفتیم:

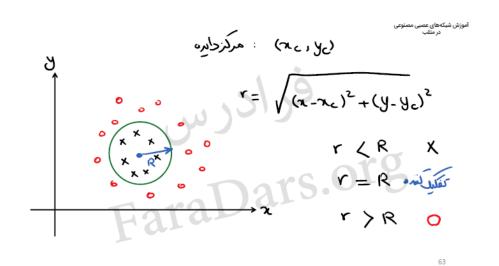
$$y = \omega^{T} \phi(x) = \sum_{\substack{i=1 \ \text{cutt}}}^{m} \omega_{i} \phi_{i}(x)$$
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 
 $u_{i} \phi_{i}(x)$ 

خب در جلسات قبل ما صحبت هایی در رابطه با این که عملگر AND/OR با یک عمگار خطی میتوان دیتاهای خروجی از آنها را دسته بندی کرد اما عملگر XOR چنین رویکردی نمیتواتن داشته و غیرخطی بود به نحوی که اگر میخواستیم با خطی جداسازی کنیم نیازمند به دو خط بود حال در شبکه عصبی RBF میتوان با یک عمگلر غیر خطی آن دیتا ها را دسته بندی کرد و نیاز مند به د و خط راست دیگر نیست .

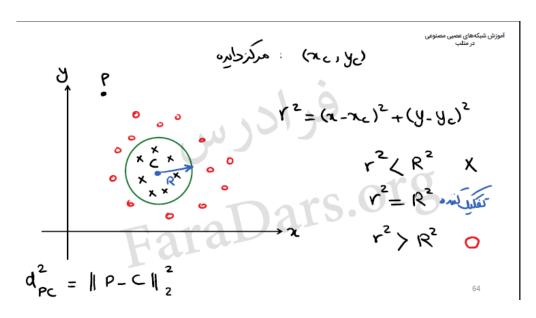
ايم .

خب در شکل بعدی یک سری اطلاعات را داریم و به صورت RBF میخواهیمک دسته بندی کنیم که به شکل زیر در میاید:

در تصویر مشاهده میکنید که سه ناحیه را براساس شعاع دایره داریم که بیرون داخل و روی مرز د ایر هر چیزی که داخل دایره قرار گیرد جز دسته بندی X هستند و ههر چیزی که خارج بیفتد جز O است اما شاید یک

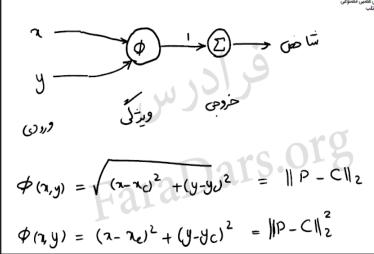


اطلاعات پرتی از مرکز دایره داشته باشیم که X باشد حال باید نرم یا فاصله آن را تا مرکز دایره حساب نمود . تصویر گویای همه صحبت های ما است ، به شکل زیر هم میتوان نمایش داد :



خط در حالت کلی صحبت از  $\phi(x)$  همان رابطه درجه یا رادیکالی اتست که برای ما تعین میکند : اطلاعات ما در جا قرار دارند و هستند و در شکل زیر به عنوان یک اسلاید توضیحی بهتر میبینید





اینم کلیت صحبت که داشتیم که چه اتفاقاتی تابه حال رخ داده است برای سیستم کاری ما .

حال آمدیم اطلاعات به نحوه یا شکل دیگری باشد که نتوان با یک دایره به خوبی آنخها را نمایش داد در حاالت مثلا در شکل زیر اطلاعات به صورت یک بیضی عمودی هستند که باید با یک معادله ای بیان شود این معادله بیضی را به گونه بیان میکنیم که ضرایب مخرج همیشه در معدله بیضی گون حضور دارد به عنوان یک وزن عمل کند حال برای بهتر فهمیدن در شکل زیر توضیحات را آورده ام:

خب این شکل را فکر کنم کفایت کند برای فهمیدن این که میخواهیم چیکار کنیم برای کار های خودمان فقط اونجایی که ماتریس تشکیل داده برای  $\frac{1}{a^2}$ ,  $\frac{1}{b^2}$ 

$$(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2 = R^2$$

$$(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2 = R$$

$$[x-x_c \quad y-y_c] \begin{bmatrix} \frac{1}{a^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x-x_c \\ y-y_c \end{bmatrix} = 1$$

$$(\frac{x-x_c}{a})^2 + (\frac{y-y_c}{b})^2 = 1$$

$$\frac{1}{a^2} (x-x_c)^2 + \frac{1}{b^2} (y-y_c)^2 = 1$$

$$= 1$$

این ماتریس برای این است که کار وزن دهی ما در عملیات های شبکه عصبی راحت تر باشد . خب شاخصه ما باید یک معادله شود که در تصویر زیر نمایش میدهیم :

$$\begin{bmatrix} x - xc & y - yc \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{b^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - xc \\ y - yc \end{bmatrix} = 0$$

$$(P - C)^T \sum_{j=1}^{T} (P - C)^{-j} = 1$$

خب در شکل میبنید که به چه نحوی صحبت از شاخص یا یک معادله برای دسته بندی خود کرده ایم در تصویر بعدی نشان میدهیم که اگر هر کدام از این مقادیر ماتریس چقدر باشد چه حالتی به خود میگرد برای دسته بندی

## اطلاعات ما:

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} = \frac{1}{R^2} \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{R^2} \end{bmatrix} \longrightarrow \text{ Line Size }$$

$$\sum = \begin{bmatrix} \frac{1}{R^2} &$$

خب د.وتا تصویر میگذارم برای عملکر نوع این شاخص که وقتی که عمودی باشد مثلا دیتاهای x با و زمانی که دیتاهای x ما مایل شوند مثل دو شکل زیر مقایسه کنید که به عهده خودتان است :

$$r = (p-c)^{T} \sum_{i} (p-c)$$

$$r = (\frac{x-\lambda_{c}}{\alpha})^{2} + (\frac{y-y_{c}}{\beta})^{2}$$

$$r = (\frac{x-\lambda_{c}}{\alpha})^{2} + (\frac{y-\lambda_{c}}{\alpha})^{2}$$

$$r = (\frac{x-\lambda_{c}}{\alpha})^{2} + (\frac{y-\lambda_{c}}{\alpha})^{2}$$

خب در دئو شکل به خوبی فکر کنم دیگر قابل لمس و حس است که چه چیزی رخ دادخه است در آن ماتریس که ه عنوان شاخص کاری ما عمل میکند .

دال یک تعریف کلی از RBF میاوریم که یعنی چی در تصویر زیر آورده ام:

این تقریبا یک تعریف خوبی از شبکه عصبی RBF است شما حتی برای اتم ها و ملکول ها هم میتوان تقریبی از همین فاصله یکه وردی تا یک نقطه مرکزی محاسبه و کار های علمی خود را پیش برد.

در حالت کلی وقتی که با چندین ورودی سروکار داریم در شبکه عصبی RBF دیگر یک معادله جبری سرو کار نداریم بلکه دارای یک دستگاه معادلات است که باید آن را حل نمود که برای توضیحات این بخش برای شما یک سری اسلاید میاورم:

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases} \qquad \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N \end{cases}$$

در این اسلاید مجموعه های ورودی و خروجی را نمایش میدهد سپس تابع  $\phi(x)$  را باید در نظر گرفت که این تابع مولفه های ماتریس ما میشوند که دارای فاصله اطلاعاتاز مرکز مدنظر است که د ر نهایت به فرم دستگاهی زیر میرسیم :

اینم فرم دستگاه معادلاتی برای چندین ورودی و خروجی است که ماتریس ورودی  $\phi(x)$  بردار wi ها یلا همان وزن های ما و بردار خروجی ما که این شماتیک کلی یک سیستم RBF است

$$\begin{bmatrix}
\phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1N} \\
\phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2N}
\end{bmatrix}
\begin{bmatrix}
\omega_{1} \\
\omega_{2}
\end{bmatrix}
=
\begin{bmatrix}
y_{1} \\
y_{2}
\end{bmatrix}$$

$$\phi_{N1} & \phi_{N2} & \cdots & \phi_{NN}
\end{bmatrix}$$

$$\phi_{NN} = Y \Rightarrow \phi^{-1} \phi_{N} = \phi^{-1} Y$$

$$\Rightarrow w = \phi^{-1} Y$$

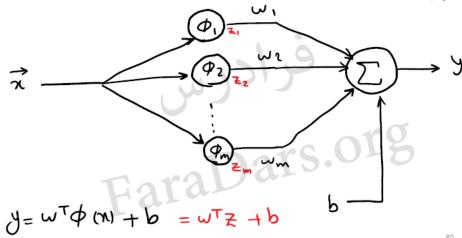
خب حال باید برای برقراری این قضایای فوق میبایست که ماتریس معکوس پذیر باشد که برای این امر یک قضیه هست به اسم Micchell که این قضیه تضمین میدهد که یک سری از توابع ما دارای همین خاصیت معکوس پذیری هستند تابع  $\phi(x)$  منظورمان است. در شکل زیر میتوان توابع های گفته شدهخ را دید که بیشتر برای کار های داده ای و شبکه عصبی کاربرد دارند :

Micchelli Aire Micchelli  $\phi(r) = \sqrt{r^2 + c^2}$ 2)  $\phi(r) = \sqrt{r^2 + c^2}$ 3)  $\phi(r) = \exp(-\frac{1}{2}(\frac{r}{\sigma})^2)$ 4)  $\phi(r) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta r)} \int_{\Gamma} \tanh(r) dr$ 

اینم از توابعی که میتوان برای این کار انجام آورده ایم .

: حال دیگر فرم کامل RBF را در قالب یک تصویر به نمایش میگذاریم به شرح زیر است

اینم تعریفی کلی از این س



سيستم است .

حال یکی از دردسر های کاری ما در سیستم شبکه عصبی RBF پیدا کردن مرکز است که یک مدل میتوان مرکز را ثابت در نظر گرفت و فرم معادله آن به شکل زیر میشود حال اگر تابع  $\phi(x)$  ما به فرم گوسی باشد به فرم زیر عمل میکنیم :

در این تصویر مراکز را فیکس یا ثابت در نظر گرفته ایم و در تصویر بعدی نیز میتوان کار کردن برای گاوسی را نشان میدهیم که مرکز داده را کجا انتخاب بکنیم .

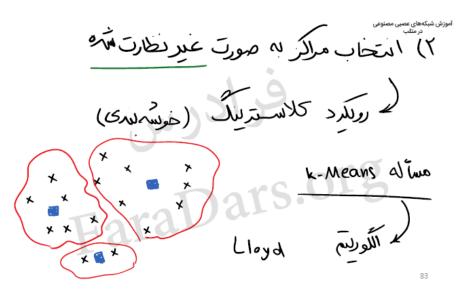
$$J = \sum_{i=1}^{m} \omega_i \, \phi_i \, (|| x - x_i ||)$$

$$\phi_i \, (|| x - x_i ||) = \exp\left(-\frac{|| x - x_i ||^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\frac{\partial}{\partial \omega_i} = \frac{\partial}{\partial \omega_i} = \frac{\partial}{\partial \omega_i}$$

$$\frac{\partial}{\partial \omega_i} = \frac{\partial}{\partial \omega_$$

خب یکی از دیگر روش های یکه باید مراکز اطلاعات را پیدا کنیم روش بدون نظارت است که خود الگوریتم بتواند بهترین نقاط را پیدا کند تا بتواند بهترین نتیجه را بر اساس د یتا ها بدهد یکی از این روش های بدون ناظر میتوان به روش *Kmeans* نام برد که در منظق فازی نیز کاربرد داشت همان روشی است که برای clusturing داده یا خوشه بندی داده ها کاربرد دارد که این الگوریتم تحت عنوان الگوریتم های بدون ناظر شناخته میشود که در تصویر زیر میبینید:



که در این روش که یکسری نقاط را به عنوان مراکز خود در نظر میگیریمک که این خودش که مسئله بهینه سازی است که آیا این مرکز به عنوان یک جای مناسب برای مرکزیت داده است یا خیر سپس بر اساس آن

دیتا ها خوشه بنید میشوند تا شعاعی بازهم بر اساس بهینه سازی شده .

خب در حالت کلی یادگیری نظارت شده به شکل زیر است :

این یک سیستم یادگیری با نظارت RBF میباشد.

٢) المارك نظارت الله

$$y \simeq \sum_{i=1}^{m} \omega_{i} \phi_{i} (||x-(2i)|)$$

RSF etcomby

خب برای این که ببینیم این شبکه عصبی خوب کارکرده اسیا خیر باید بیاییم ببینیم که خطای ما بین ما و سیستم اصلی چقدر است و حال بعد از این باید خطای خود و سیستم را حداقل کرد که این دوباره یک مسئله بهینه سازی است .

پارمتر های قابل د ستکاری ما یکی وزن های شبکه عصبی هستند و دوم مراکز دیتاهای ما میباشد که باید تنظیم کاری کردن این دو پارامتر میتوان مسئله بهینه سازی را برای خطای شبکه عصبی در نظر گرفت.

$$\begin{aligned}
y &\simeq \hat{y}_{i} &= \sum_{j=1}^{\infty} \omega_{j} \phi_{j} (|| \mathbf{n}_{i} - \mathbf{n}_{j} ||) \\
e_{i} &= y_{i} - \hat{y}_{i} \quad || \mathbf{n}_{i} - \mathbf{n}_{j} ||)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
e_{i} &= y_{i} - \hat{y}_{i} \quad || \mathbf{n}_{i} - \mathbf{n}_{j} || \\
\mathbf{n}_{i} &= \mathbf{n}_{j} \cdot \mathbf{$$

حال فرض کنید دیتاهای ما تابع گوسی هستند و میخواهیم الگوریتم RBF را برای این دیتاها بزنیم ،در این حالت باید چیکار کنیم خب برای این کار ابتدای امر وزن آن را در زمان صفرم پیدا باید بکنیم سپس باید مسئله خطا یا در نظر بگیریم که حداقل شود سپس برای یکی زمان جلوتر خود باید خود زمان صفرم با یک ضریبی در مشتق خطا ضرب شود کم کنیم تا وزن زمان بعدی را بدست بیاورد یم که در شکل زیر آورده ام :

این تمام چیزی هست که در بالا به صورت متنی آورده ام .

حال مشتق خطا را به فرم زیر تعریف میکنیم:

خب این الگوریتم همان روش گرادیان نزولی است که یک سری نقاط مینیمم محلی و کلی را میدهد که ما به دنبال مینیمم های کلی هستیم در حالت اول حال اگر شرط اولیه درست دهیم

$$\frac{\partial SSE}{\partial \omega_{j}} = \frac{\partial}{\partial \omega_{j}} \left[ \begin{array}{c} \frac{N}{2} e_{i}^{2} \\ \frac{N}{2} e_{i}^{2} \end{array} \right] = \frac{N}{2} \frac{\partial e_{i}^{2}}{\partial \omega_{j}}$$

$$\omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0)$$

$$\omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0)$$

$$\omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0)$$

$$\omega_{j}(0) \longrightarrow \omega_{j}(0)$$

$$\omega_{j}(0)$$

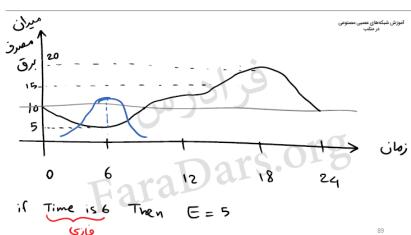
دوم این که نقطه ای که بدست میاید ناحیه جذب دارد که نقطات را در آن ناحیه مینیم به سمت خودش میکشد که باید کاری کنیم به سمتی جذب شود این نواحی جذب که به سمت ناحیه مینیم کلی برویم .

خب یکی از رویکرد های دیگری که میتوان برای شبکه های عصبی RBF در نظر داشت همان

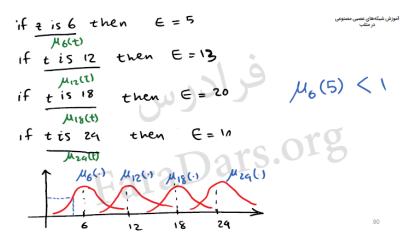
رویکرد منطق فازی است که در رپیازیتوری  $fuzzy\ logic$  من کاملا با آن بحث و سخن ها کار کرده ایم ولی اینجا یکی از چیز های مهم که از منطق فازی داریم این است که یک سری قوانین را بر حسب فازی بیان میشودئ که mamdani نام دارد که هما اگر و انگاه خودمان است ولی یک منطق فازی دیگری داریم که بر حسب توابع ریاضی و رویکرد ریاضی است TSK یا سگنو میباشد . که برای این بخش دیگر تئوری کار نمیاورم که اگر بیاید داشته باشید ما یک چیزی تحت عنوان که برای این بخش دیگر تئوری کار نمیاورم که اگر بیاید داشته باشید ما یک چیزی تحت عنوان میگیریم و میدانستیم برای هر کدام از  $\mu(x)$  یک نتیجه دارد که آن نتیجه را به عنوان خروجی کار در نظر میگیریم و سپس خروجی را در هر کدام از این  $\mu(x)$  ضرب وبر کل مجموع  $\mu(x)$  تقسیم میکنیم .

مثلا ما برای اطلاعات یک مصرف نیرو. در یک کشور اطلاعات جمع آوری کرده ایم سپس در بازه های ساعتی یا همان زمانی مختلف میزان مصرف را در میاوریم و نکته ای که داریم واعد های زمانی ما مشخص است مثلا 6 تایی باشد یا هر چند عددی که است ولی تقسیم بندی منظم باشد سپس مقادیر را میخوانیم که بر حسب ساعت چثدر مصرف نیرو داریم حال در زمان های بعدی هم همین کار را میکنیم و میتوانیمک میزان مصرف را به صورت یک تابع گوسی از مصرف نیرو و زمان بیرون کشید در هر step زمانی ما که برای این به شکل زیر مراجعه کنید:

خب این نمودار ها را برا یزمان های دیگر هم رسم نموده و سپس شکل زیر را در میاوریم:



میزانن مصرف در زمان های مختلف را بر حسب تابع گوسی به صورت فازی بیان شده است .حال این mu(x) های ما به عنوان ضرایب و خروجی ها هم E است که به فرمول زیر میخواهیم کلیت کار را در بیاوریم :



حال اگر بتونیم مجموع 

membership functions ها به 
صورتی تعرف کنیم که یک شود به 
صورت خیلی عالی در میاتید که سیستم 
ما خوب عمل کند.

(CMJ el) (CMJ el)

92