



شبکه‌های عصبی مصنوعی

جلسه یازدهم:

شبکه با تابع پایه شعاعی (۲)

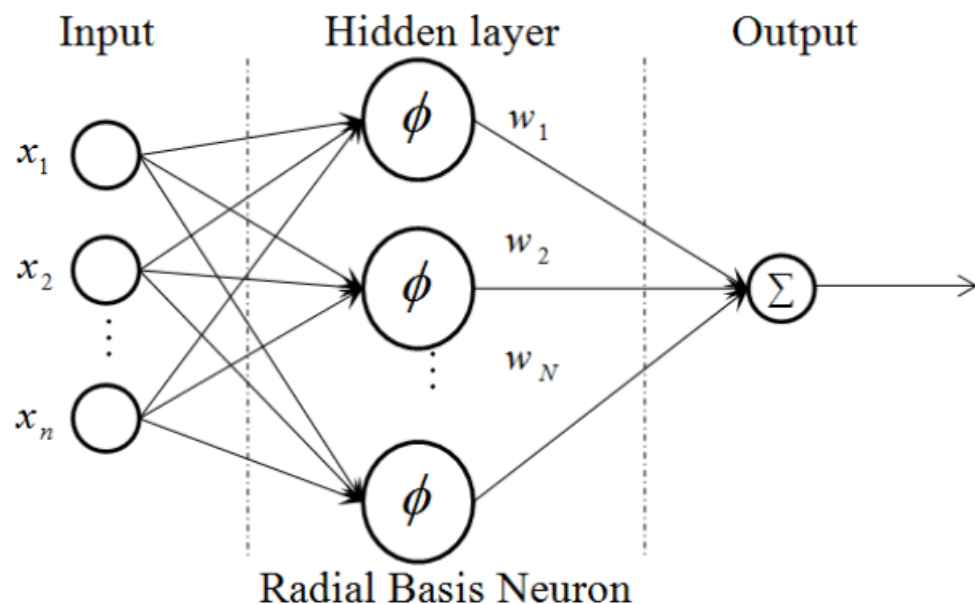
(Radial-Basis Function Network = RBF Net)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

– پارامترهای آزاد شبکه RBF عبارتند از:

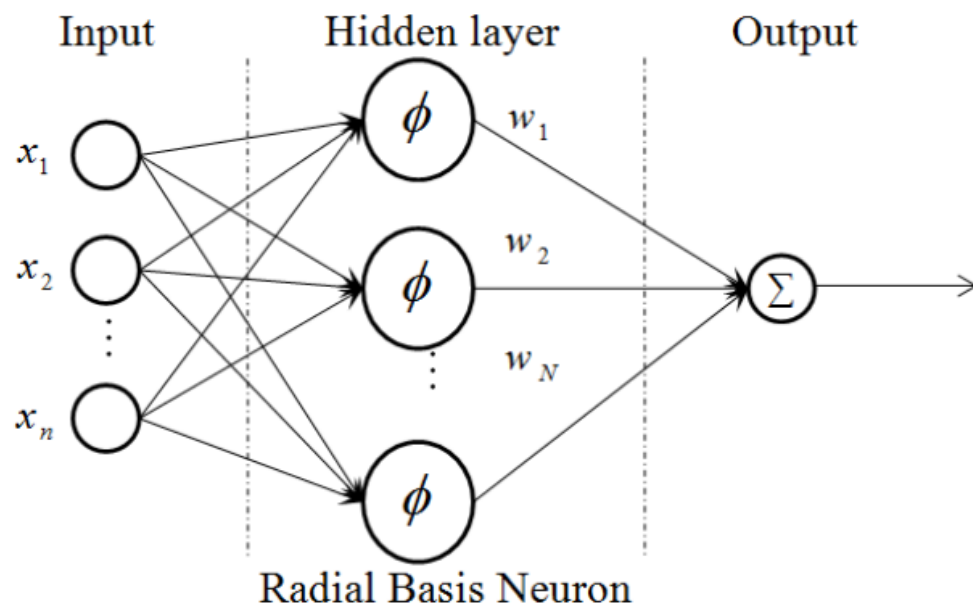
- مرکز توابع گرین $\{ \mathbf{t}_i \mid i = 1, \dots, M \}$
- پهنای توابع گرین $\{ \sigma_i \mid i = 1, \dots, M \}$
- وزنهای لایه خروجی \mathbf{W}



شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

– پارامترهای آزاد شبکه RBF عبارتند از:

- مرکز توابع گرین $\{ \mathbf{t}_i \mid i = 1, \dots, M \}$
- پهنای توابع گرین $\{ \sigma_i \mid i = 1, \dots, M \}$
- وزنهای لایه خروجی \mathbf{W}



– فرمهای مختلف آموزش (تعیین) این پارامترها می تواند به صورت با نظارت (Supervised) و بدون نظارت (Unsupervised) باشد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

آ- مراکز:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

آ- مراکز:

M مرکز توابع گرین در ماتریس G به طور اتفاقی ولی ثابت انتخاب شده و ثابت نگه داشته می شود.

$$G = \begin{bmatrix} G(x_1; t_1) & \dots & G(x_1; t_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(x_N; t_1) & \dots & G(x_N; t_M) \end{bmatrix}_{N \times M}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

آ- مراکز:

M مرکز توابع گرین در ماتریس G به طور اتفاقی ولی ثابت انتخاب شده و ثابت نگه داشته می شود.

$$G = \begin{bmatrix} G(x_1; t_1) & \dots & G(x_1; t_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(x_N; t_1) & \dots & G(x_N; t_M) \end{bmatrix}_{N \times M}$$

ب- پهنای:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

آ- مراکز:

M مرکز توابع گرین در ماتریس G به طور اتفاقی ولی ثابت انتخاب شده و ثابت نگه داشته می شود.

$$G = \begin{bmatrix} G(x_1; t_1) & \dots & G(x_1; t_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(x_N; t_1) & \dots & G(x_N; t_M) \end{bmatrix}_{N \times M}$$

ب- پهنای:

پهنای توابع گرین به صورت زیر در نظر گرفته می شود:

$$\sigma = \frac{d}{\sqrt{2M}}$$

d بیشینه فاصله بین مراکز

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

آ- مراکز:

M مرکز توابع گرین در ماتریس G به طور اتفاقی ولی ثابت انتخاب شده و ثابت نگه داشته می شود.

$$G = \begin{bmatrix} G(x_1; t_1) & \dots & G(x_1; t_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(x_N; t_1) & \dots & G(x_N; t_M) \end{bmatrix}_{N \times M}$$

ب- پهنای:

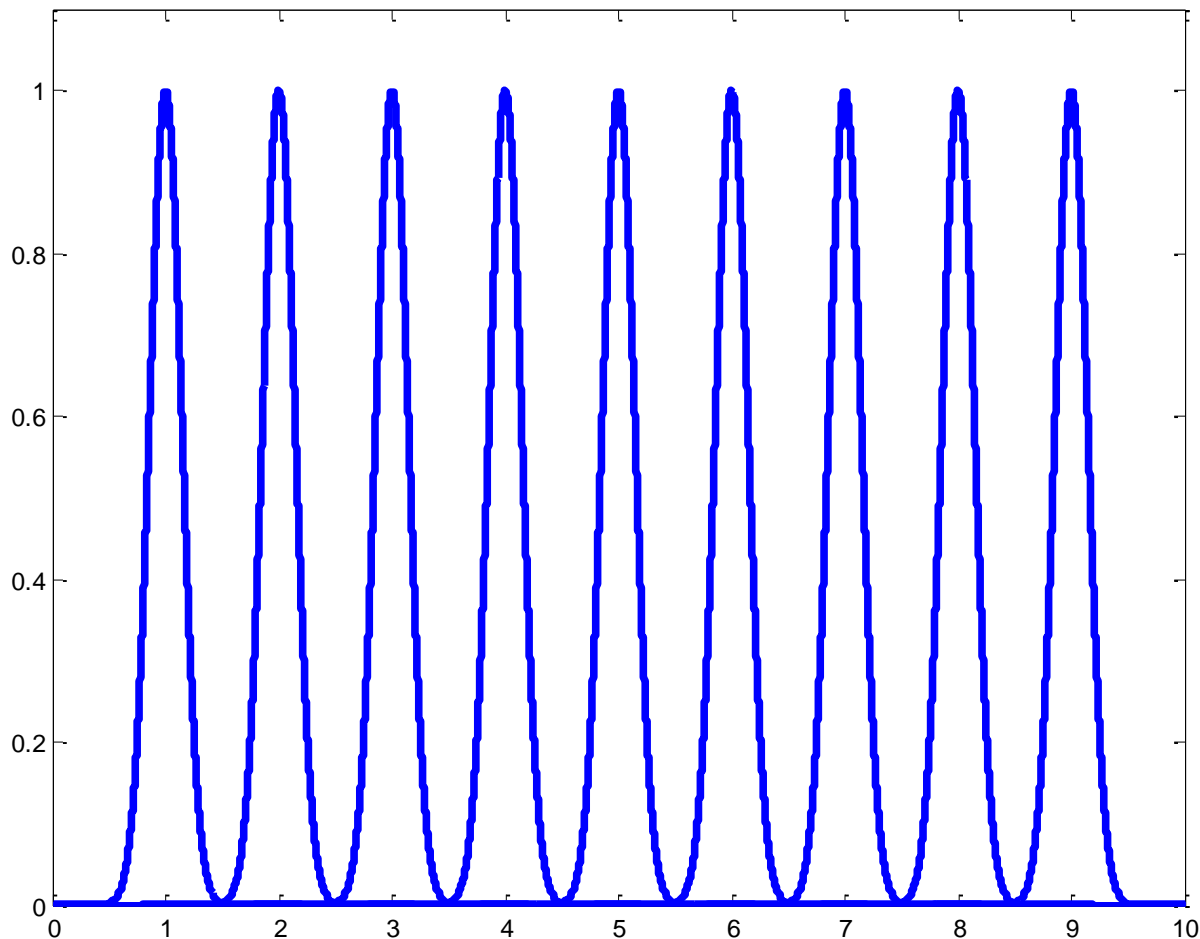
پهنای توابع گرین به صورت زیر در نظر گرفته می شود:

$$\sigma = \frac{d}{\sqrt{2M}}$$

d بیشینه فاصله بین مراکز

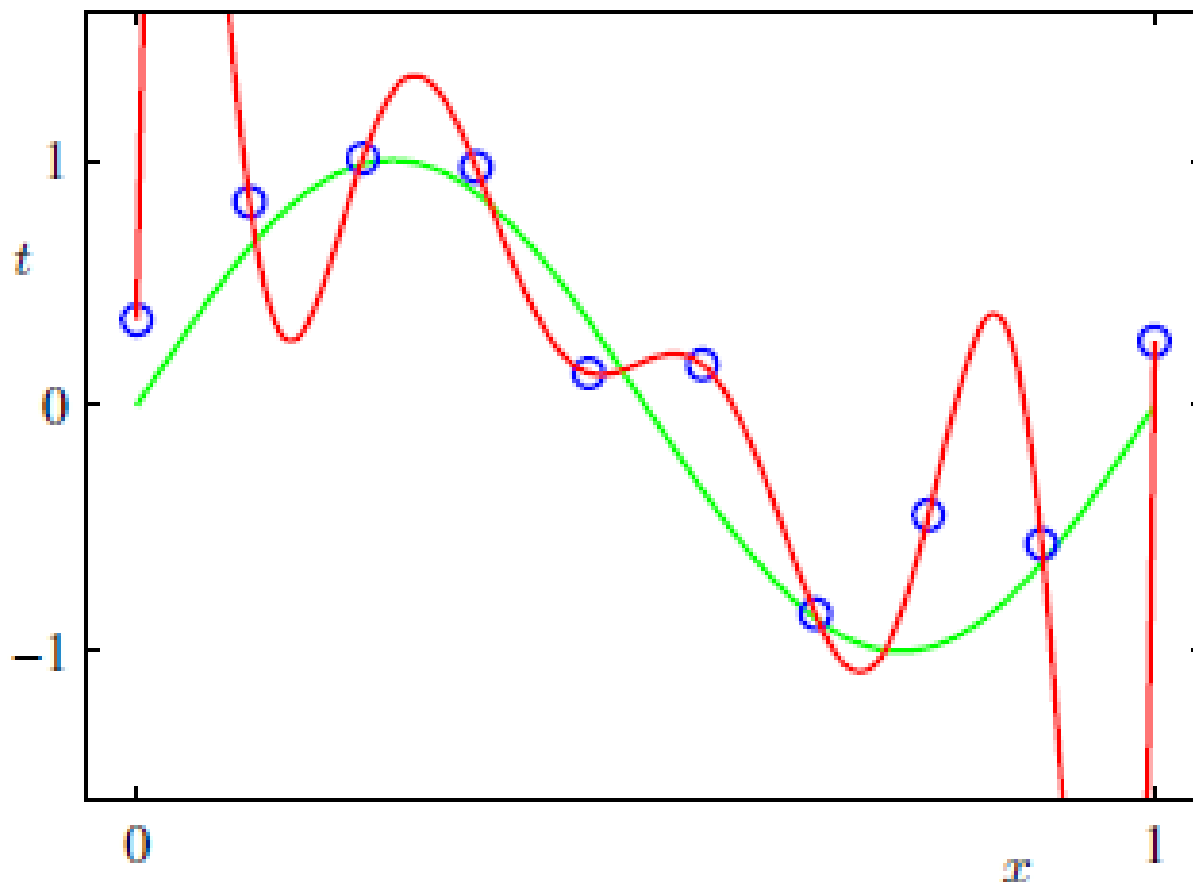
- دلیل در نظر گرفتن پهنای توابع گرین به این صورت، ایجاد توابع گوسی قابل قبول (نه خیلی باریک و نه خیلی پهن) است.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)



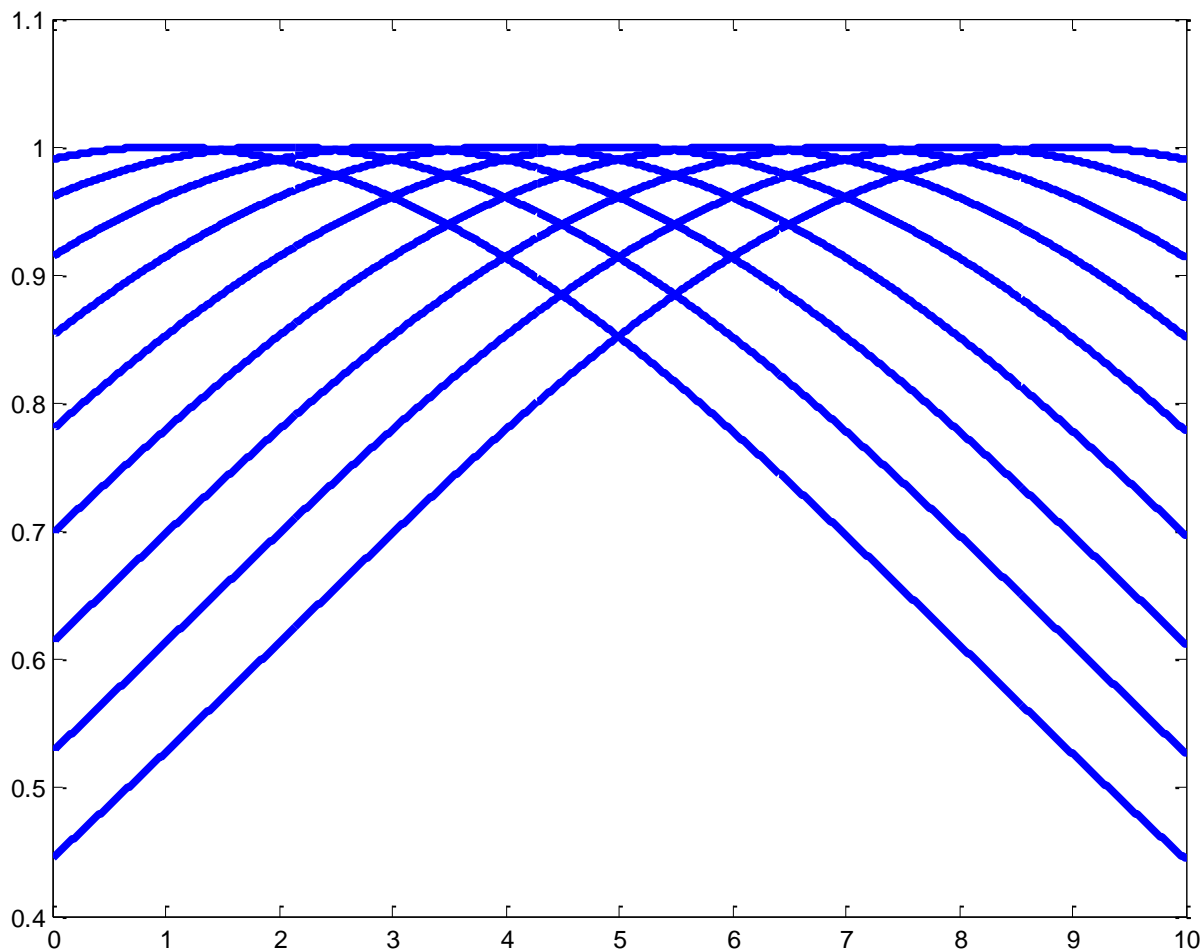
پهنای بسیار کوچک که
باعث غیرخطی شدن
زیاد از حد می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)



پهنای بسیار کوچک که باعث غیرخطی شدن زیاد از حد می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)



پهنای بسیار زیاد که باعث
از دست رفتن تابع می شود.
یعنی تغییرات بسیار اندک
یا تقریباً ثابت.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بنابراین، توابع گوسی به این صورت در نظر گرفته می شوند:

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) = \exp\left(-\frac{M}{d^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|^2\right)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بنابراین، توابع گوسی به این صورت در نظر گرفته می شوند:

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) = \exp\left(-\frac{M}{d^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|^2\right)$$

پ- وزن ها:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بنابراین، توابع گوسی به این صورت در نظر گرفته می شوند:

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) = \exp\left(-\frac{M}{d^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|^2\right)$$

پ- وزن ها:

در انتها، وزن ها با استفاده از وارون جعلی ماتریس G به دست می آیند:

$$\mathbf{w} = \mathbf{G}^+ \mathbf{d}$$

$$\mathbf{G}^+ = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{d}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بنابراین، توابع گوسی به این صورت در نظر گرفته می شوند:

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{t}_i) = \exp\left(-\frac{M}{d^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{t}_i\|^2\right)$$

پ- وزن ها:

در انتها، وزن ها با استفاده از وارون جعلی ماتریس G به دست می آیند:

$$\mathbf{w} = \mathbf{G}^+ \mathbf{d}$$

$$\mathbf{G}^+ = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{d}$$

که درایه های ماتریس G برابرند با:

$$g_{ji} = \exp\left(-\frac{M}{d^2} \|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|^2\right) \quad \begin{cases} j = 1, \dots, N \\ i = 1, \dots, M \end{cases}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن‌ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- وارون جعلی ماتریس G را می‌توان با استفاده از تجزیه به مقادیر تکین (Singular-Value Decomposition) نیز به دست آورد:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- وارون جعلی ماتریس G را می توان با استفاده از تجزیه به مقادیر تکین (Singular-Value Decomposition) نیز به دست آورد:

- بر طبق این روش، برای ماتریس G با ابعاد $N \times M$ ($M < N$) همواره می توان دو ماتریس متعامد U و V به صوت زیر پیدا کرد:

$$U = \{ \mathbf{u}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_N \} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

$$V = \{ \mathbf{v}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{v}_M \} \in \mathbb{R}^{M \times M}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- وارون جعلی ماتریس G را می توان با استفاده از تجزیه به مقادیر تکین (Singular-Value Decomposition) نیز به دست آورد:

- بر طبق این روش، برای ماتریس G با ابعاد $N \times M$ ($M < N$) همواره می توان دو ماتریس متعامد U و V به صوت زیر پیدا کرد:

$$U = \{ \mathbf{u}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_N \} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

$$V = \{ \mathbf{v}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{v}_M \} \in \mathbb{R}^{M \times M}$$

به طوری که

$$U^T G V = \text{diag}(\sigma_1 \quad \cdots \quad \sigma_M) \in \mathbb{R}^{N \times M}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- وارون جعلی ماتریس G را می توان با استفاده از تجزیه به مقادیر تکین (Singular-Value Decomposition) نیز به دست آورد:

- بر طبق این روش، برای ماتریس G با ابعاد $N \times M$ ($M < N$) همواره می توان دو ماتریس متعامد U و V به صوت زیر پیدا کرد:

$$U = \{ \mathbf{u}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_N \} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

$$V = \{ \mathbf{v}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{v}_M \} \in \mathbb{R}^{M \times M}$$

به طوری که

$$U^T G V = \text{diag}(\sigma_1 \quad \cdots \quad \sigma_M) \in \mathbb{R}^{N \times M}$$

که در آن σ_i ها مقادیر تکین هستند به طوری که

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_M > 0$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن‌ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بر طبق این تجزیه، می‌توان نشان داد که وارون جعلی ماتریس G برابر است با:

$$G^+ = V \Sigma^+ U^T$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۱- انتخاب مراکز به طور اتفاقی ولی ثابت و تعیین وزن ها با استفاده از وارون جعلی (Pseudoinverse)

- بر طبق این تجزیه، می توان نشان داد که وارون جعلی ماتریس G برابر است با:

$$G^+ = V \Sigma^+ U^T$$

که در آن

$$\Sigma^+ = \text{diag} \left(\frac{1}{\sigma_1} \quad \dots \quad \frac{1}{\sigma_M} \quad 0 \quad \dots \quad 0 \right) \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آ- مرکز توابع گرین

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آ- مرکز توابع گرین

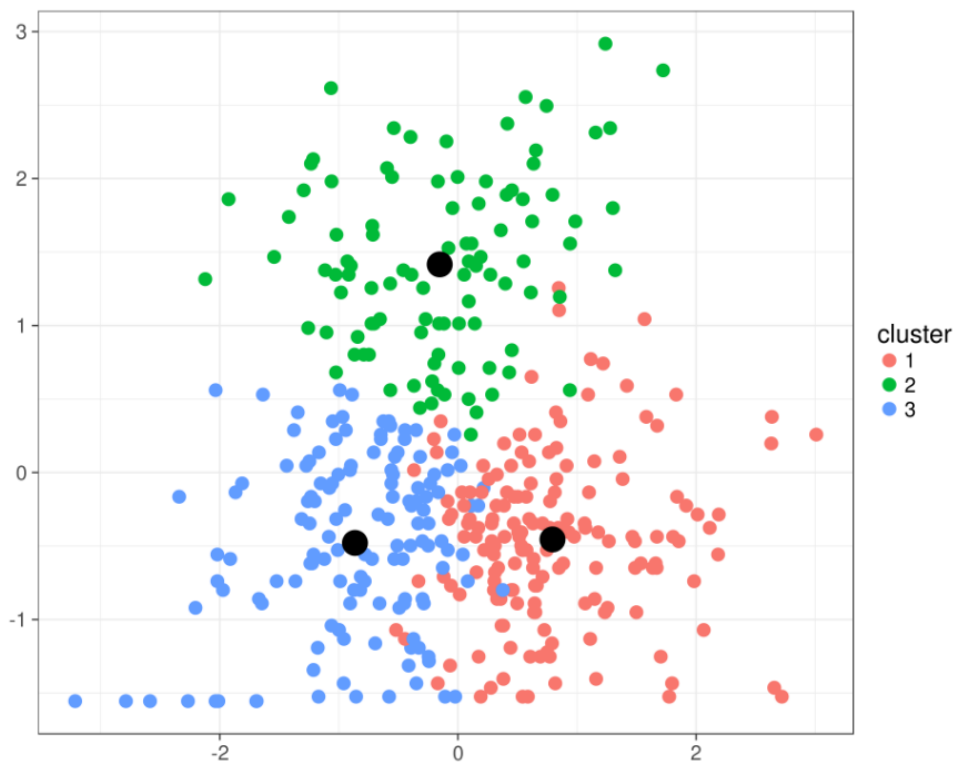
- در این جا از روش خوشه سازی K -میانگین (K -means clustering) استفاده می کنیم که در واقع نوعی الگوریتم بدون نظارت است.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آ- مرکز توابع گرین

- در این جا از روش خوشه سازی K -میانگین (K-means clustering) استفاده می کنیم که در واقع نوعی الگوریتم بدون نظارت است.



- الگوریتم K -میانگین
ضمن سادگی، بسیار
موثر است.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

- فرض کنید داده های $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ را می خواهیم به $K < N$ خوشه تقسیم کنیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

- فرض کنید داده های $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ را می خواهیم به $K < N$ خوشه تقسیم کنیم.

- فرض کنید رابطه

$$j = C(i)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

- فرض کنید داده های $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ را می خواهیم به $K < N$ خوشه تقسیم کنیم.

- فرض کنید رابطه

$$j = C(i)$$

مشخص کننده نگاشت چند-به-یک باشد که \mathbf{x}_i را به خوشه j اختصاص می دهد.
به j رمزگذار (Encoder) می گویند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

- فرض کنید داده های $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ را می خواهیم به $K < N$ خوشه تقسیم کنیم.

- فرض کنید رابطه

$$j = C(i)$$

مشخص کننده نگاشت چند-به-یک باشد که \mathbf{x}_i را به خوشه j اختصاص می دهد. به j رمزگذار (Encoder) می گویند.

- برای این رمزگذاری، نیاز به تعریف «درجه شباهت» بین \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ داریم که آن را با $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'})$ نشان می دهیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم K -میانگین:

- فرض کنید داده های $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$ را می خواهیم به $K < N$ خوشه تقسیم کنیم.

- فرض کنید رابطه

$$j = C(i)$$

مشخص کننده نگاشت چند-به-یک باشد که \mathbf{x}_i را به خوشه j اختصاص می دهد. به j رمزگذار (Encoder) می گویند.

- برای این رمزگذاری، نیاز به تعریف «درجه شباهت» بین \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ داریم که آن را با $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'})$ نشان می دهیم.

- چنانچه d به اندازه کافی کوچک باشد، \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ به یک خوشه اختصاص داده می شوند؛ در غیراینصورت، به خوشه های متفاوت اختصاص داده می شوند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- برای بهینه سازی فرآیند خوشه سازی، تابع هزینه زیر را تعریف می کنیم:

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'})$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- برای بهینه سازی فرآیند خوشه سازی، تابع هزینه زیر را تعریف می کنیم:

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'})$$

که در آن

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'}) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'}\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- برای بهینه سازی فرآیند خوشه سازی، تابع هزینه زیر را تعریف می کنیم:

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'})$$

که در آن

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{i'}) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'}\|^2$$

بنابراین

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'}\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

– دو نکته قابل توجه:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

- دو نکته قابل توجه:

۱- فاصله هندسی بین \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ متقارن است

$$\| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2 = \| \mathbf{x}_{i'} - \mathbf{x}_i \|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

- دو نکته قابل توجه:

۱- فاصله هندسی بین \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ متقارن است

$$\| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2 = \| \mathbf{x}_{i'} - \mathbf{x}_i \|^2$$

۲- جمع داخلی

$$\sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

- دو نکته قابل توجه:

۱- فاصله هندسی بین \mathbf{x}_i و $\mathbf{x}_{i'}$ متقارن است

$$\| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2 = \| \mathbf{x}_{i'} - \mathbf{x}_i \|^2$$

۲- جمع داخلی

$$\sum_{C(i')=j} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i'} \|^2$$

این جمع یعنی بردار میانگین در خوشه j ام (البته بدون ضریب $1/N_j$)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- با در نظر گرفتن این دو نکته

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- با در نظر گرفتن این دو نکته

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

$\hat{\mu}_j$ بردار میانگین تخمین زده شده برای خوشه j ام که می تواند به عنوان مرکز خوشه j ام در نظر گرفته شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- با در نظر گرفتن این دو نکته

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

$\hat{\mu}_j$ بردار میانگین تخمین زده شده برای خوشه j ام که می تواند به عنوان مرکز خوشه j ام در نظر گرفته شود.

- بنابراین، مساله خوشه سازی را می توان به صورت زیر بازگویی کرد:

با فرض داشتن N بردار، مساله عبارت است از یافتن رمزگذار C که بردارها را به K خوشه اختصاص دهد به طوری که در هر خوشه، میانگین درجه شباهت بردارها از میانگین خوشه کمینه شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- یک بار دیگر رابطه اخیر را در نظر بگیرید:

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- یک بار دیگر رابطه اخیر را در نظر بگیرید:

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

- جمع داخلی را می توان به عنوان واریانس بردارهای خوشه j ام در نظر گرفت (البته بدون ضریب $1/N_j$)

$$\hat{\sigma}_j^2 = \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- یک بار دیگر رابطه اخیر را در نظر بگیرید:

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

- جمع داخلی را می توان به عنوان واریانس بردارهای خوشه j ام در نظر گرفت (البته بدون ضریب $1/N_j$)

$$\hat{\sigma}_j^2 = \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

- بنابراین

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \hat{\sigma}_j^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \hat{\sigma}_j^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \hat{\sigma}_j^2$$

- یعنی می توان تابع هزینه را به عنوان معیاری برای «واریانس تمام خوشه ها» در نظر گرفت
که می خواهیم آن را کمینه کنیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \hat{\sigma}_j^2$$

- یعنی می توان تابع هزینه را به عنوان معیاری برای «واریانس تمام خوشه ها» در نظر گرفت که می خواهیم آن را کمینه کنیم.

- ولی نکته اصلی در این است که رمزگذار C نامعلوم است.
- پس چگونه باید تابع هزینه را کمینه کرد؟

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

$$J(C) = \sum_{j=1}^K \hat{\sigma}_j^2$$

- یعنی می توان تابع هزینه را به عنوان معیاری برای «واریانس تمام خوشه ها» در نظر گرفت که می خواهیم آن را کمینه کنیم.

- ولی نکته اصلی در این است که رمزگذار C نامعلوم است.
- پس چگونه باید تابع هزینه را کمینه کرد؟

جواب: با استفاده از الگوریتم تکراری نزولی (Iterative Descent Algorithm)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- الگوریتم تکراری K -میانگین در دو گام اجرا می شود:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- الگوریتم تکراری K -میانگین در دو گام اجرا می شود:

گام ۱: کمینه سازی تابع هزینه بر حسب بردار میانگین $\hat{\mu}_j$

$$\min_{\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- الگوریتم تکراری K -میانگین در دو گام اجرا می شود:

گام ۱: کمینه سازی تابع هزینه بر حسب بردار میانگین $\hat{\mu}_j$

$$\min_{\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

گام ۲: با محاسبه میانگین خوشه ها $\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K$ در گام ۱، بهینه سازی رمزگذار برابر است با

$$C(i) = \arg \min_{1 \leq j \leq K} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- الگوریتم تکراری K -میانگین در دو گام اجرا می شود:

گام ۱: کمینه سازی تابع هزینه بر حسب بردار میانگین $\hat{\mu}_j$

$$\min_{\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K} \sum_{j=1}^K \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

گام ۲: با محاسبه میانگین خوشه ها $\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K$ در گام ۱، بهینه سازی رمزگزار برابر است با

$$C(i) = \arg \min_{1 \leq j \leq K} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

- با انتخاب مقدار اولیه ای برای C ، الگوریتم بین دو گام فوق تکرار شده تا تغییری در اختصاص یافتن بردارهای ورودی به خوشه ها به وجود نیاید.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- در انتها:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- در انتها:

۱- تعداد سلول های شبکه RBF برابر است با تعداد خوشه ها

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- در انتها:

۱- تعداد سلول های شبکه RBF برابر است با تعداد خوشه ها

۲- مرکز توابع گرین برابر است با میانگین خوشه ها $\hat{\mu}_j$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- در انتها:

۱- تعداد سلول های شبکه RBF برابر است با تعداد خوشه ها

۲- مرکز توابع گرین برابر است با میانگین خوشه ها $\hat{\mu}_j$

۳- مجذور پهنا (واریانس) توابع گرین برابر است با

$$\hat{\sigma}_j^2 = \sum_{C(i)=j} \|\mathbf{x}_i - \hat{\mu}_j\|^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- موارد زیر در باره الگوریتم K -میانگین قابل توجه است:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- موارد زیر در باره الگوریتم K -میانگین قابل توجه است:

۱- هر کدام از دو گام الگوریتم، سعی در کاهش تابع هزینه دارند. بنابراین، همگرایی آن تضمین می شود. ولی همگرایی ممکن است به کمینه محلی صورت گیرد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- موارد زیر در باره الگوریتم K -میانگین قابل توجه است:

۱- هر کدام از دو گام الگوریتم، سعی در کاهش تابع هزینه دارند. بنابراین، همگرایی آن تضمین می شود. ولی همگرایی ممکن است به کمینه محلی صورت گیرد.

۲- این الگوریتم از نظر محاسباتی بسیار کارآمد است زیرا پیچیدگی آن به طور خطی با تعداد خوشه ها افزایش می یابد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

- موارد زیر در باره الگوریتم K -میانگین قابل توجه است:

۱- هرکدام از دو گام الگوریتم، سعی در کاهش تابع هزینه دارند. بنابراین، همگرایی آن تضمین می شود. ولی همگرایی ممکن است به کمینه محلی صورت گیرد.

۲- این الگوریتم از نظر محاسباتی بسیار کارآمد است زیرا پیچیدگی آن به طور خطی با تعداد خوشه ها افزایش می یابد.

۳- برای یافتن جواب مناسب، باید الگوریتم را چندین دفعه با میانگین های اتفاقی مختلف $\{\hat{\mu}_j\}_{j=1}^K$ برای K خوشه از-قبل-معلوم امتحان کرد و سپس کمترین مقدار تابع هزینه $J(C)$ را انتخاب کرد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

ب) وزن های خروجی

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

ب) وزن های خروجی

- در این جا از الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی (Recursive Least Square)
استفاده می کنیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

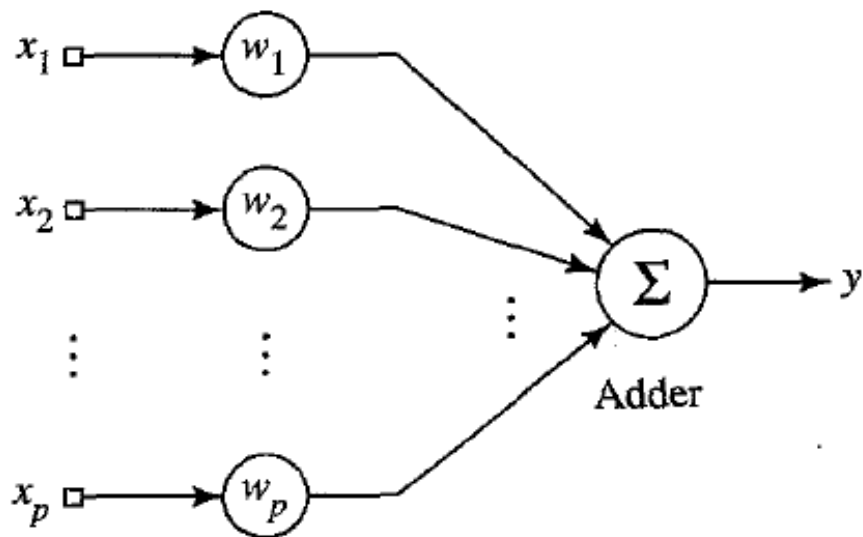
۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

(ب) وزن های خروجی

- در این جا از الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی (Recursive Least Square)
استفاده می کنیم.

- الگوریتم LMS را به خاطر بیاورید

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_0 = \mathbf{r}_{dx}$$



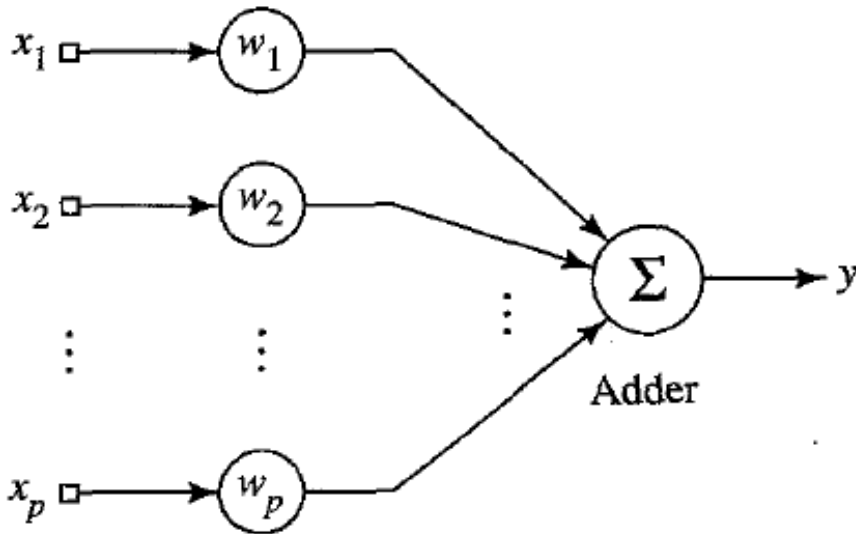
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

(ب) وزن های خروجی

- در این جا از الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی (Recursive Least Square)
استفاده می کنیم.

- الگوریتم LMS را به خاطر بیاورید



$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_0 = \mathbf{r}_{dx}$$

ماتریس خودهمبستگی
(auto correlation)

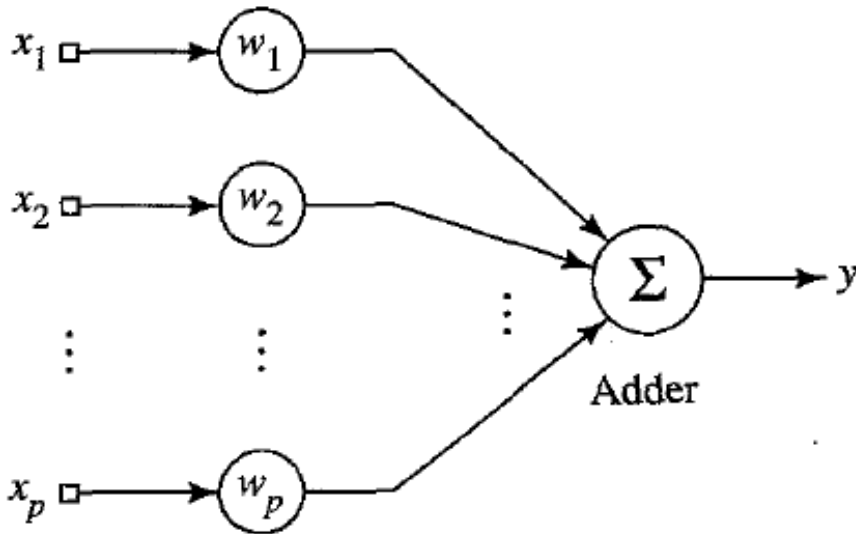
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

ب) وزن های خروجی

- در این جا از الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی (Recursive Least Square)
استفاده می کنیم.

- الگوریتم LMS را به خاطر بیاورید



$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_0 = \mathbf{r}_{dx}$$

ماتریس خودهمبستگی (auto correlation) بردار همبستگی متقابل (cross correlation)

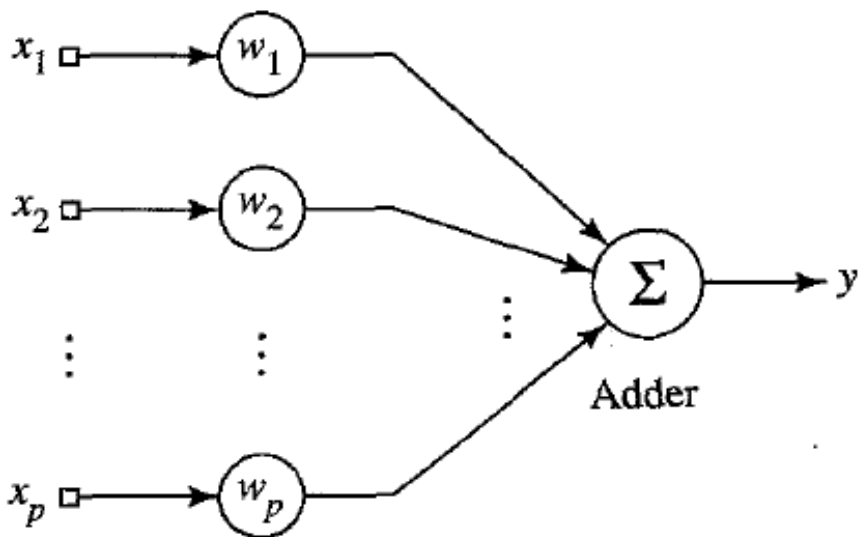
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

ب) وزن های خروجی

- در این جا از الگوریتم کمترین مربعات بازگشتی (Recursive Least Square) استفاده می کنیم.

- الگوریتم LMS را به خاطر بیاورید



$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_0 = \mathbf{r}_{dx}$$

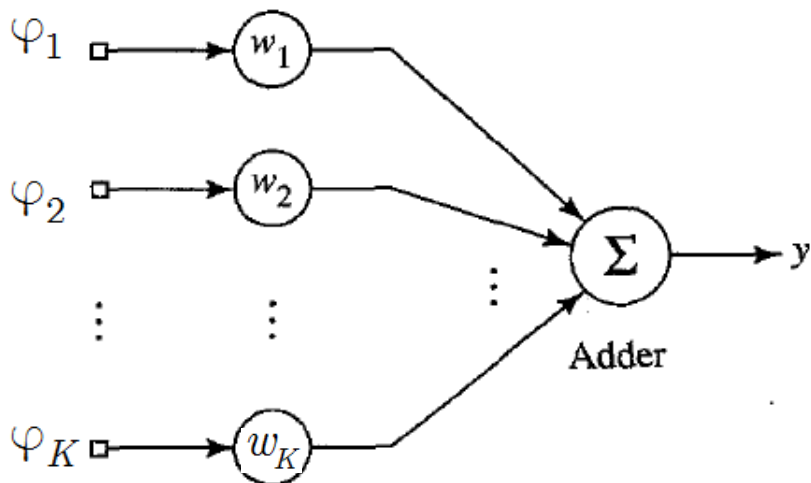
ماتریس خودهمبستگی (auto correlation) بردار همبستگی متقابل (cross correlation)

- که آن را در این جا به این صورت می نویسیم

$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

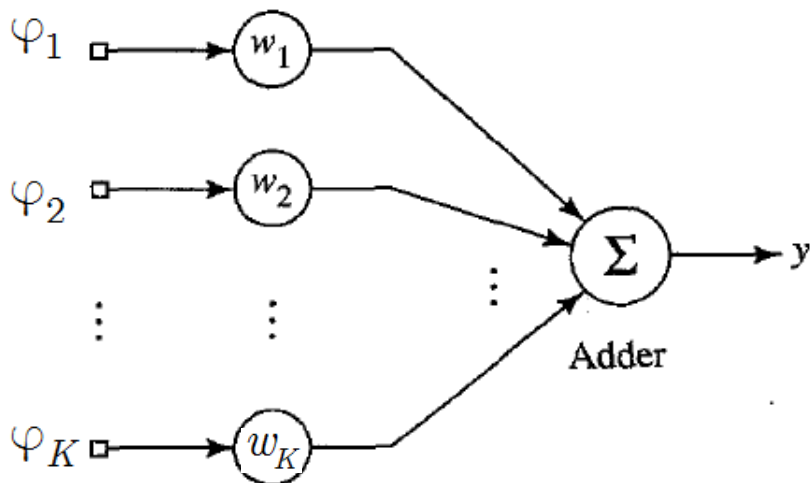
۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت



$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

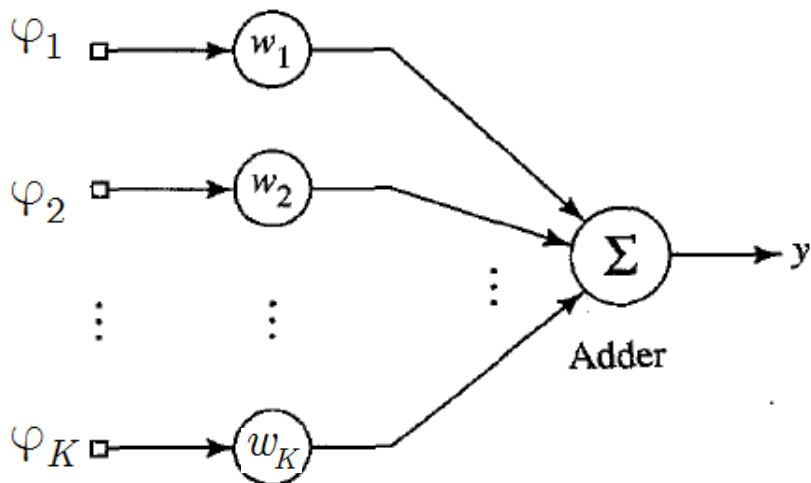


$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

- سه متغیر بالا در شبکه RBF عبارتند از:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت



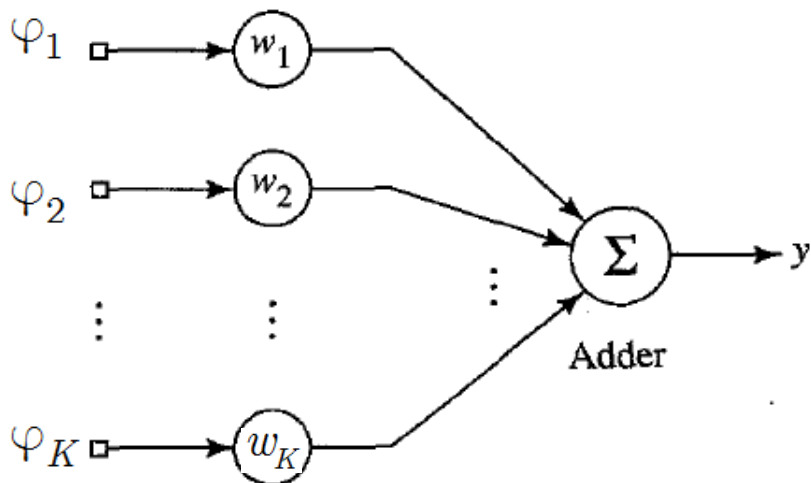
$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

- سه متغیر بالا در شبکه RBF عبارتند از:

۱- ماتریس $K \times K$ تابع هبستگی از سلول های پنهان

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت



$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

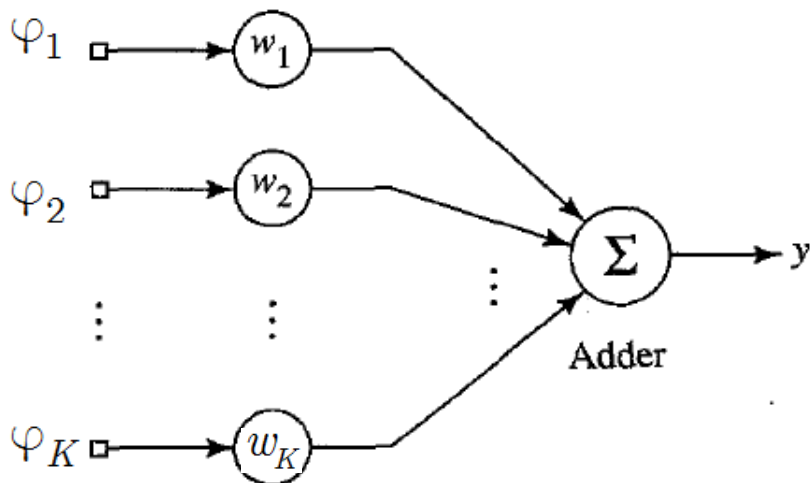
- سه متغیر بالا در شبکه RBF عبارتند از:

۱- ماتریس $K \times K$ تابع همبستگی از سلول های پنهان

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) \Phi^T(\mathbf{x}_i)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت



$$\mathbf{R}(n) \hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n), \quad n = 1, 2, \dots$$

- سه متغیر بالا در شبکه RBF عبارتند از:

۱- ماتریس $K \times K$ تابع هبستگی از سلول های پنهان

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) \Phi^T(\mathbf{x}_i)$$

که در آن

$$\Phi(\mathbf{x}_i) = [\varphi(\mathbf{x}_i, \mu_1) \quad \dots \quad \varphi(\mathbf{x}_i, \mu_K)]^T$$

$$\varphi(\mathbf{x}_i, \mu_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_j^2} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2\right), \quad j = 1, \dots, K$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

۲- بردار همبستگی متقابل بین پاسخ دلخواه و خروجی سلول های پنهان

$$\mathbf{r}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

۲- بردار همبستگی متقابل بین پاسخ دلخواه و خروجی سلول های پنهان

$$\mathbf{r}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i)$$

۳- بردار نامعلوم وزن ها $\hat{\mathbf{w}}(n)$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

۲- بردار همبستگی متقابل بین پاسخ دلخواه و خروجی سلول های پنهان

$$\mathbf{r}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i)$$

۳- بردار نامعلوم وزن ها $\hat{\mathbf{w}}(n)$

- البته با وارون کردن ماتریس \mathbf{R} می توان بردار وزن ها را به دست آورد. ولی می خواهیم به صورت بازگشتی (تکراری) وزن ها را به دست آوریم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\mathbf{r}(n) = \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

با اضافه و کم کردن جمله $\Phi(n) \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)$

$$\mathbf{r}(n) = [\mathbf{R}(n-1) + \Phi(n) \Phi^T(n)] \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n) [d(n) - \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)]$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

با اضافه و کم کردن جمله $\Phi(n) \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)$

$$\mathbf{r}(n) = \underbrace{[\mathbf{R}(n-1) + \Phi(n) \Phi^T(n)]}_{=??} \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n) [d(n) - \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)]$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

با اضافه و کم کردن جمله $\Phi(n) \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)$

$$\mathbf{r}(n) = \underbrace{\left[\mathbf{R}(n-1) + \Phi(n) \Phi^T(n) \right]}_{=\mathbf{R}(n)} \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n) \left[d(n) - \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1) \right]$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

با اضافه و کم کردن جمله $\Phi(n) \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)$

$$\mathbf{r}(n) = \underbrace{\left[\mathbf{R}(n-1) + \Phi(n) \Phi^T(n) \right]}_{=\mathbf{R}(n)} \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \underbrace{\Phi(n) \left[d(n) - \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1) \right]}_{\triangleq \alpha(n)}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\begin{aligned}\mathbf{r}(n) &= \sum_{i=1}^n \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) \\ &= \sum_{i=1}^{n-1} \Phi(\mathbf{x}_i) d(i) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{r}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n) \\ &= \mathbf{R}(n-1) \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(\mathbf{x}_n) d(n)\end{aligned}$$

با اضافه و کم کردن جمله $\Phi(n) \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1)$

$$\mathbf{r}(n) = \underbrace{\left[\mathbf{R}(n-1) + \Phi(n) \Phi^T(n) \right] \hat{\mathbf{w}}(n-1)}_{=\mathbf{R}(n)} + \underbrace{\Phi(n) \left[d(n) - \Phi^T(n) \hat{\mathbf{w}}(n-1) \right]}_{\triangleq \alpha(n)}$$

خطای تقریب پیشین
(prior estimation error)

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

بنابراین

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS :

بنابراین

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

که با استفاده از آن در $\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n)$

$$\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

بنابراین

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

که با استفاده از آن در $\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n)$

$$\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

و رابطه به روزرسانی وزن ها خواهد شد:

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n)\alpha(n)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

بنابراین

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

که با استفاده از آن در $\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n)$

$$\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

و رابطه به روزرسانی وزن ها خواهد شد:

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n)\alpha(n)$$

- ولی می خواستیم وارون ماتریس \mathbf{R} را به دست نیاوریم!!

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

بنابراین

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

که با استفاده از آن در $\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{r}(n)$

$$\mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{R}(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1) + \Phi(n)\alpha(n)$$

و رابطه به روزرسانی وزن ها خواهد شد:

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n)\alpha(n)$$

- ولی می خواستیم وارون ماتریس \mathbf{R} را به دست نیاوریم!!

وارون \mathbf{R} را به صورت بازگشتی محاسبه می کنیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS :

- از یک لم ماتریسی استفاده می کنیم

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

- از یک لم ماتریسی استفاده می کنیم

لم: فرض کنید A و B دو ماتریس مثبت معین باشند که با رابطه زیر به یکدیگر مرتبط اند:

$$A = B^{-1} + CDC^T$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

- از یک لم ماتریسی استفاده می کنیم

لم: فرض کنید A و B دو ماتریس مثبت معین باشند که با رابطه زیر به یکدیگر مرتبط اند:

$$\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} + \mathbf{C}\mathbf{D}\mathbf{C}^T$$

فرض می شود که ماتریس B ناتکین بوده و بنابراین وارون آن وجود دارد.
C و D دو ماتریس دیگراند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

- از یک لم ماتریسی استفاده می کنیم

لم: فرض کنید A و B دو ماتریس مثبت معین باشند که با رابطه زیر به یکدیگر مرتبط اند:

$$A = B^{-1} + CDC^T$$

فرض می شود که ماتریس B ناتکین بوده و بنابراین وارون آن وجود دارد.
C و D دو ماتریس دیگراند.

دراین صورت

$$A^{-1} = B - BC(D + C^TBC)^{-1}C^TB$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{C}(\mathbf{D} + \mathbf{C}^T\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{B}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{C}(\mathbf{D} + \mathbf{C}^T\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{B}$$

- برای مساله RLS که در آن $\mathbf{R}(n) = \mathbf{R}(n-1) + \Phi(n)\Phi^T(n)$ می توان چنین در نظر گرفت:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} &= \mathbf{R}(n) & \mathbf{C} &= \Phi(n) \\ \mathbf{B}^{-1} &= \mathbf{R}(n-1) & \mathbf{D} &= 1\end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

الگوریتم RLS:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} - \mathbf{B}\mathbf{C}(\mathbf{D} + \mathbf{C}^T\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{B}$$

- برای مساله RLS که در آن $\mathbf{R}(n) = \mathbf{R}(n-1) + \Phi(n)\Phi^T(n)$ می توان چنین در نظر گرفت:

$$\begin{aligned}\mathbf{A} &= \mathbf{R}(n) & \mathbf{C} &= \Phi(n) \\ \mathbf{B}^{-1} &= \mathbf{R}(n-1) & \mathbf{D} &= 1\end{aligned}$$

- در نتیجه، با توجه به متقارن بودن ماتریس همبستگی (یعنی $\mathbf{R}^T(n-1) = \mathbf{R}(n-1)$) می توان نوشت:

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n-1) - \frac{\mathbf{R}^{-1}(n-1)\Phi(n)\Phi^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)}{1 + \Phi^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)\Phi(n)}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- برای ساده نویسی،

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- برای ساده نویسی،

۱- فرض کنید $\mathbf{R}^{-1}(n) = \mathbf{P}(n)$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- برای ساده نویسی،

۱- فرض کنید $\mathbf{R}^{-1}(n) = \mathbf{P}(n)$

۲- فرض کنید $\mathbf{g}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n) = \mathbf{P}(n)\Phi(n)$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- برای ساده نویسی،

۱- فرض کنید $\mathbf{R}^{-1}(n) = \mathbf{P}(n)$

۲- فرض کنید $\mathbf{g}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n) = \mathbf{P}(n)\Phi(n)$

- با در دست داشتن نمونه های آموزش $\{\Phi(i), d(i)\}_{i=1}^N$ محاسبات زیر را برای $n = 1, \dots, N$ انجام دهید:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- برای ساده نویسی،

۱- فرض کنید $\mathbf{R}^{-1}(n) = \mathbf{P}(n)$

۲- فرض کنید $\mathbf{g}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\Phi(n) = \mathbf{P}(n)\Phi(n)$

- با در دست داشتن نمونه های آموزش $\{\Phi(i), d(i)\}_{i=1}^N$ محاسبات زیر را
برای $n = 1, \dots, N$ انجام دهید:

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{P}(n-1) - \frac{\mathbf{P}(n-1)\Phi(n)\Phi^T(n)\mathbf{P}(n-1)}{1 + \Phi^T(n)\mathbf{P}(n-1)\Phi(n)}$$

$$\mathbf{g}(n) = \mathbf{P}(n)\Phi(n)$$

$$\alpha(n) = d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n-1)\Phi(n)$$

$$\hat{\mathbf{w}}^T(n) = \hat{\mathbf{w}}^T(n-1) + \mathbf{g}(n)\alpha(n)$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- مقداردهی اولیه:

$$\hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{P}(0) = \lambda \mathbf{I}$$

λ عدد مثبت کوچک

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

خلاصه الگوریتم RLS :

- مقداردهی اولیه:

$$\hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{P}(0) = \lambda \mathbf{I}$$

λ عدد مثبت کوچک

نتیجه:

از دو روش K -میانگین و RLS به صورت ترکیبی برای آموزش شبکه RBF استفاده می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه ورودی:

تعداد ورودی ها برابر تعداد درایه های بردار ورودی x است.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه ورودی:

تعداد ورودی ها برابر تعداد درایه های بردار ورودی x است.

لایه پنهان:

۱- تعداد سلول های لایه پنهان توسط تعداد خوشه ها (K) تعیین می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه ورودی:

تعداد ورودی ها برابر تعداد درایه های بردار ورودی x است.

لایه پنهان:

- ۱- تعداد سلول های لایه پنهان توسط تعداد خوشه ها (K) تعیین می شود.
 - این عدد، درجه آزادی شبکه است و توسط طراحی تعیین می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه ورودی:

تعداد ورودی ها برابر تعداد درایه های بردار ورودی x است.

لایه پنهان:

۱- تعداد سلول های لایه پنهان توسط تعداد خوشه ها (K) تعیین می شود.

• این عدد، درجه آزادی شبکه است و توسط طراحی تعیین می شود.

• K نه تنها دقت مدل سازی شبکه را تعیین می کند، بلکه پیچیدگی محاسبات را نیز تعیین می کند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه ورودی:

تعداد ورودی ها برابر تعداد درایه های بردار ورودی x است.

لایه پنهان:

- ۱- تعداد سلول های لایه پنهان توسط تعداد خوشه ها (K) تعیین می شود.
 - این عدد، درجه آزادی شبکه است و توسط طراحی تعیین می شود.
 - K نه تنها دقت مدل سازی شبکه را تعیین می کند، بلکه پیچیدگی محاسبات را نیز تعیین می کند.

- ۲- میانگین خوشه ها $\hat{\mu}_j$ که توسط الگوریتم K -میانگین تعیین می شود، مرکز توابع گرین $\{\varphi(\cdot, \hat{\mu}_j) \mid j = 1, \dots, K\}$ را مشخص می کند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

۳- برای سادگی طراحی، پهنای توابع گرین به صورت زیر تعیین می شود:

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2K}}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

۳- برای سادگی طراحی، پهنای توابع گرین به صورت زیر تعیین می شود:

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2K}}$$

K تعداد سلول ها (تعداد خوشه ها)

d_{\max} بیشینه فاصله بین مرکز خوشه ها

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه خروجی:

با اتمام آموزش لایه پنهان، آموزش لایه خروجی شروع می شود.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه خروجی:

با اتمام آموزش لایه پنهان، آموزش لایه خروجی شروع می شود.

- ابتدا بردارهای زیر تولید می شوند:

$$\Phi(\mathbf{x}_i) = \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{x}_i, \mu_1) \\ \vdots \\ \varphi(\mathbf{x}_i, \mu_K) \end{bmatrix}, \quad i = 1, \dots, N$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه خروجی:

با اتمام آموزش لایه پنهان، آموزش لایه خروجی شروع می شود.

- ابتدا بردارهای زیر تولید می شوند:

$$\Phi(\mathbf{x}_i) = \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{x}_i, \mu_1) \\ \vdots \\ \varphi(\mathbf{x}_i, \mu_K) \end{bmatrix}, \quad i = 1, \dots, N$$

- در نتیجه، نمونه های آموزش برای استفاده در الگوریتم RLS عبارتند از:

$$\left\{ \Phi(\mathbf{x}_i), d_i \right\}_{i=1}^N$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:
لایه خروجی:

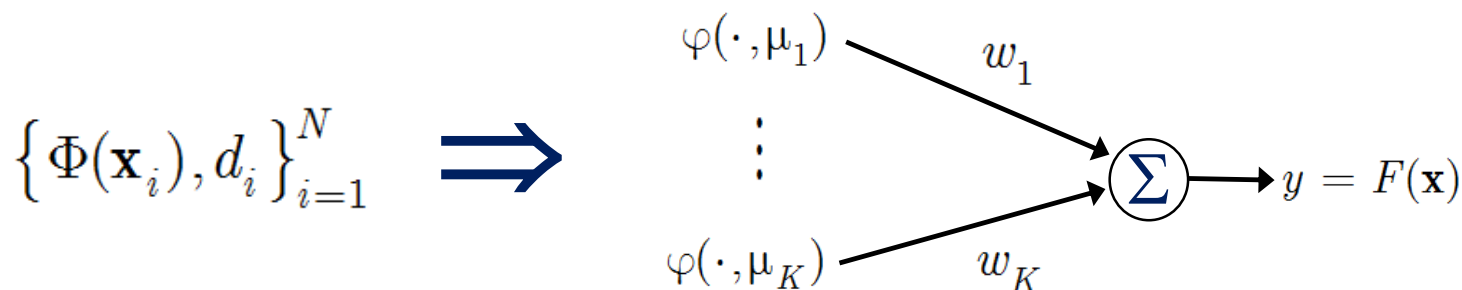
$$\{\Phi(\mathbf{x}_i), d_i\}_{i=1}^N$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized)
و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

لایه خروجی:

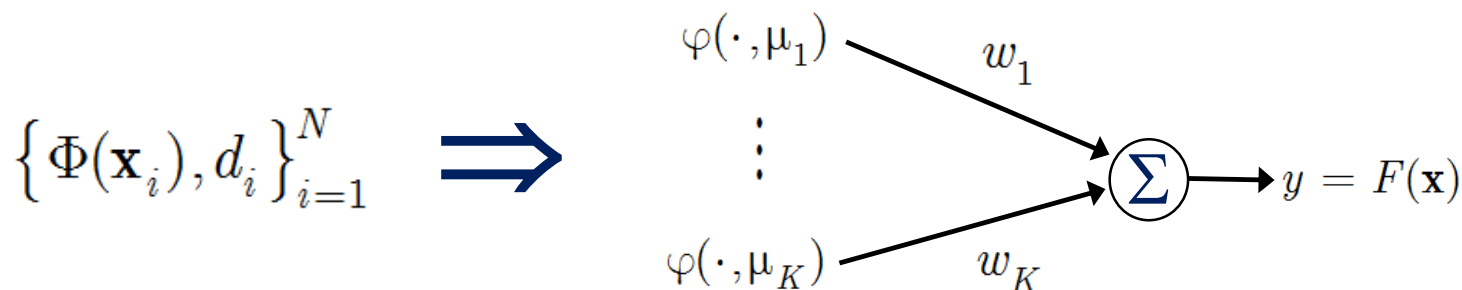


شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۲- تعیین مراکز به صورت بدون نظارت یا خودسازمانده (Self Organized) و محاسبه وزن ها به صورت با نظارت

آموزش ترکیبی شبکه RBF:

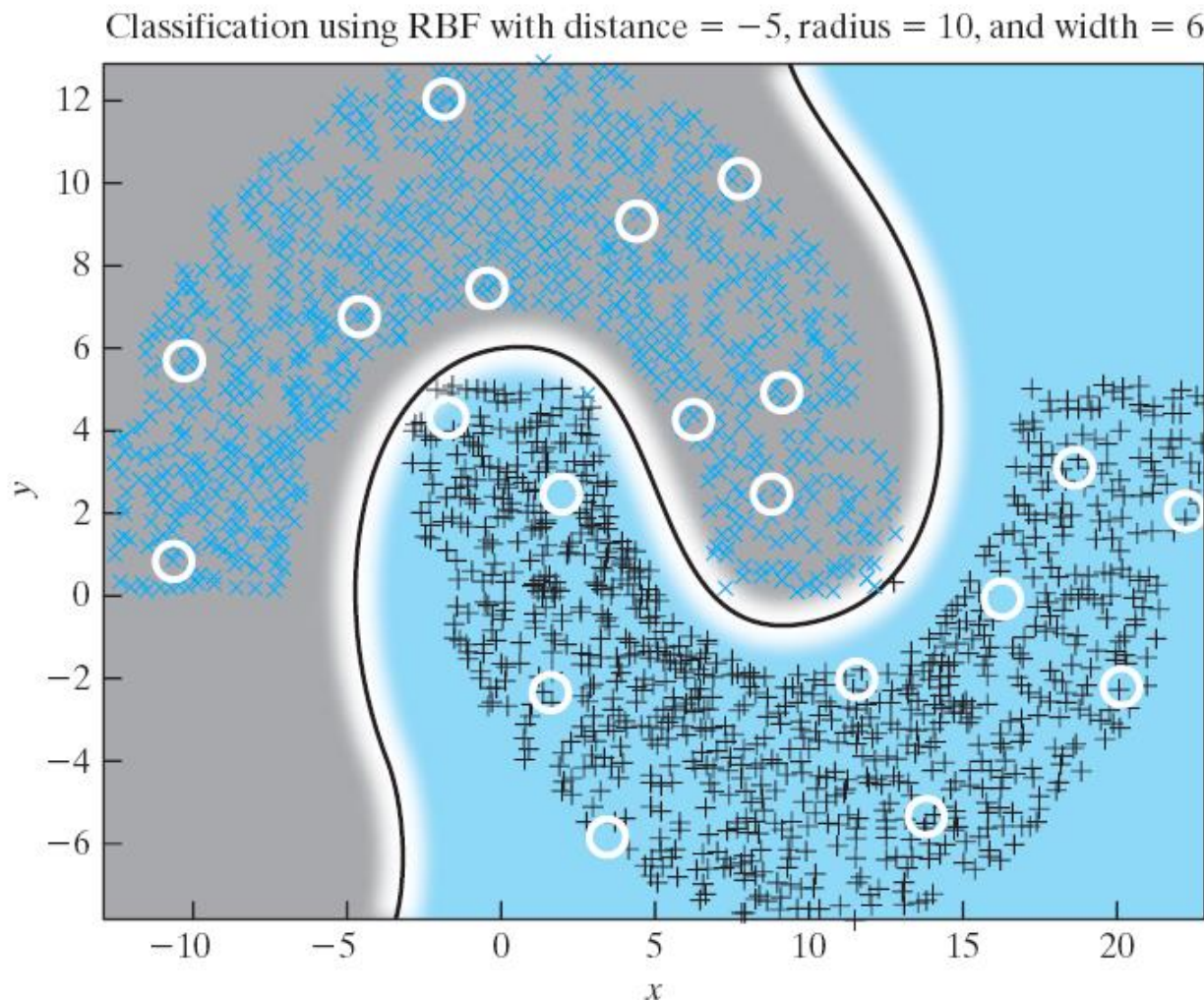
لایه خروجی:



الگوریتم «K-میانگین، RLS» الگوریتمی بسیار کارآمد است.
ولی بهینگی آن زیر سوال است.
این الگوریتم به مفهوم آماری بهینه است.

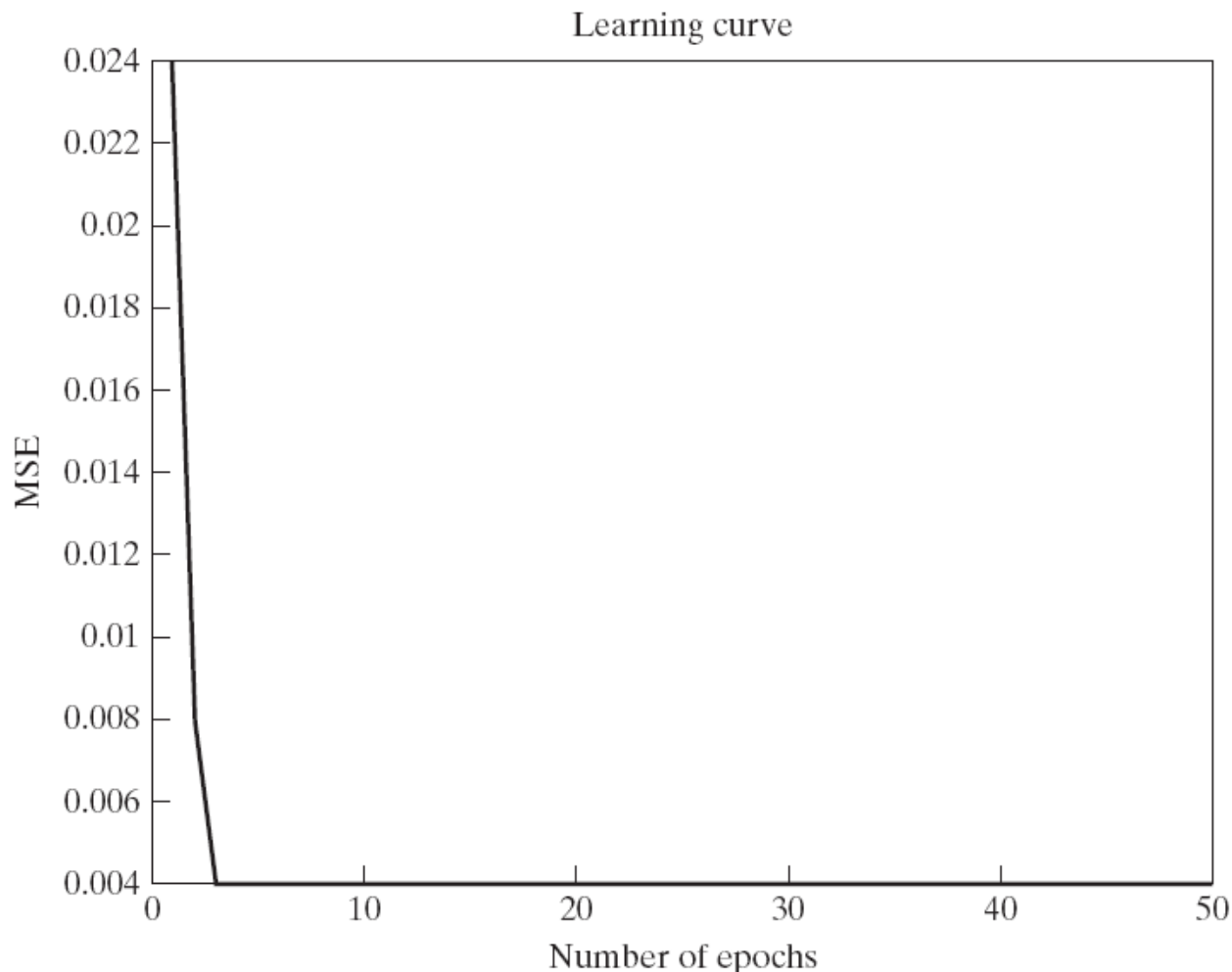
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مثال: مساله کلاسه بندی الگوهای ماه شکل (نتایج آزمایش)



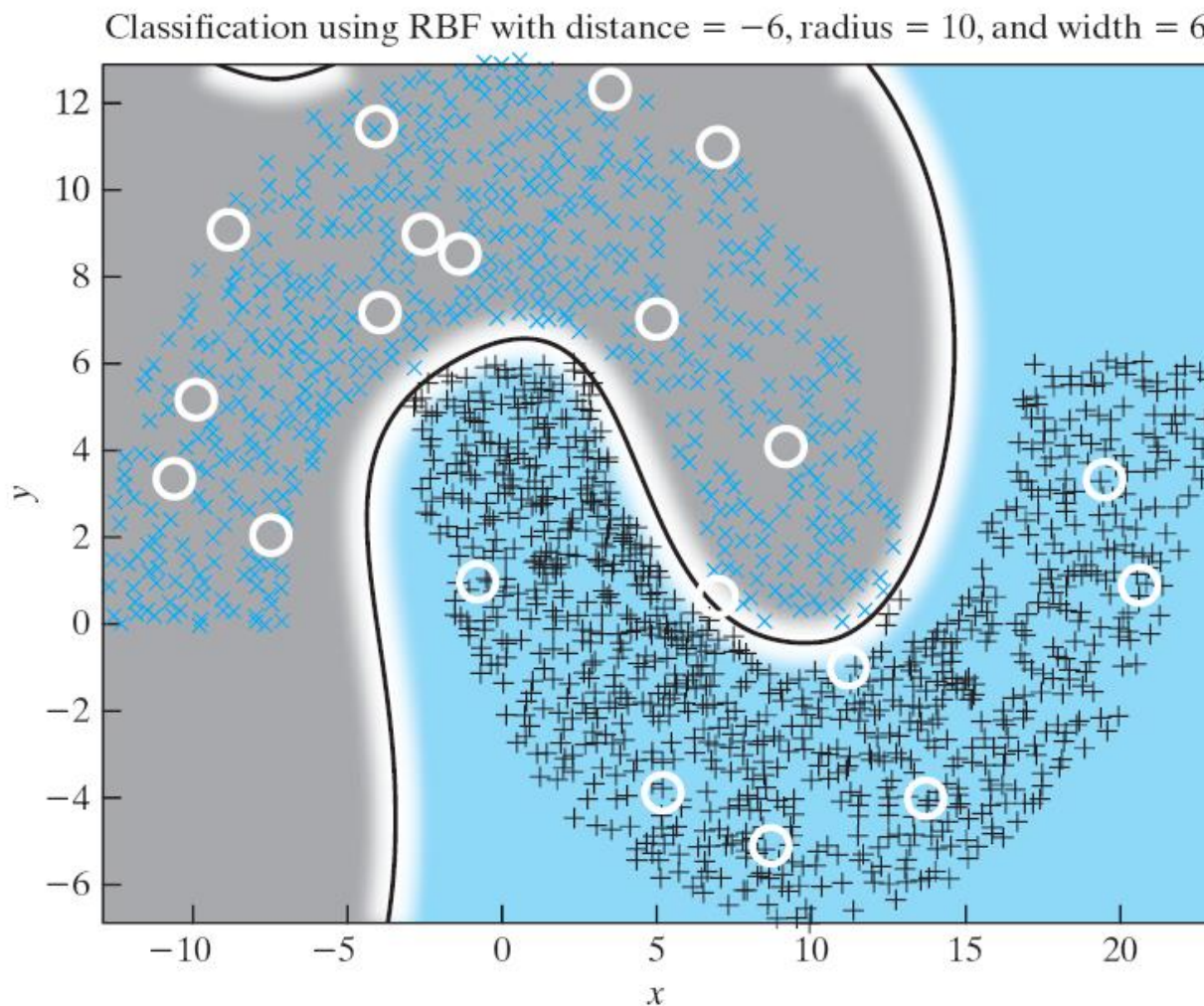
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مثال: مساله کلاسه بندی الگوهای ماه شکل (میانگین مربعات خطا) در طول آموزش وزن ها



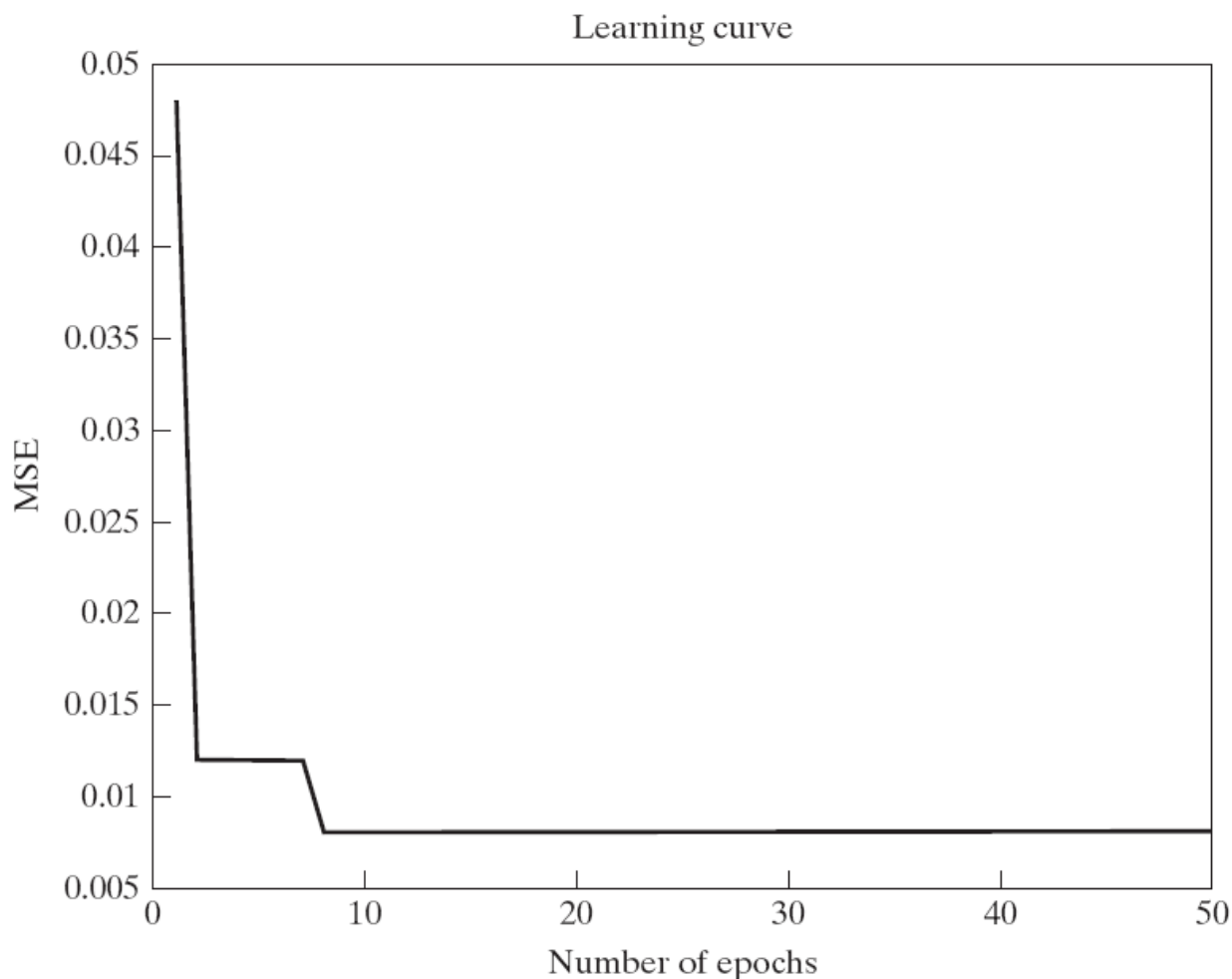
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مثال: مساله کلاسه بندی الگوهای ماه شکل (نتایج آزمایش)



شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مثال: مساله کلاسه بندی الگوهای ماه شکل (میانگین مربعات خطا) در طول آموزش وزن ها



شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنا و وزن‌ها:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می‌کنیم.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می‌کنیم.

- تابع هزینه موردنظر:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می‌کنیم.

- تابع هزینه موردنظر:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

$$e_j = d_j - \hat{F}(\mathbf{x}_j)$$

که در آن

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می‌کنیم.

- تابع هزینه موردنظر:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

که در آن

$$\begin{aligned} e_j &= d_j - \hat{F}(\mathbf{x}_j) \\ &= d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|) \end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می‌کنیم.

- تابع هزینه موردنظر:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

که در آن

$$\begin{aligned} e_j &= d_j - \hat{F}(\mathbf{x}_j) \\ &= d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|) \end{aligned}$$

در نتیجه

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left[d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|) \right]^2$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنا و وزن ها:

- برای این منظور از روش عمومی LMS (گرادیان نزولی) استفاده می کنیم.

- تابع هزینه موردنظر:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2$$

که در آن

$$\begin{aligned} e_j &= d_j - \hat{F}(\mathbf{x}_j) \\ &= d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|) \end{aligned}$$

در نتیجه

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left[d_j - \sum_{i=1}^M w_i G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|) \right]^2$$

- بنابراین، ابتدا باید مشتق های پاره ای زیر را یافت:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{w}_i(n)} = ?$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = ?$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_i(n)} = ?$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنا و وزن‌ها:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می‌شود:

$$G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) = \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right]$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می‌شود:

$$\begin{aligned} G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) &= \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \end{aligned}$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می شود:

$$\begin{aligned} G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) &= \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \end{aligned}$$

که در آن واریانس کوواریانس Σ_i برابر است با

$$\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1} = \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می‌شود:

$$\begin{aligned} G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) &= \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \end{aligned}$$

که در آن وارون ماتریس کوواریانس Σ_i برابر است با

$$\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1} = \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i$$

آ- وزن‌های خروجی:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می شود:

$$\begin{aligned} G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) &= \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \end{aligned}$$

که در آن واریانس کوواریانس Σ_i برابر است با

$$\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1} = \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i$$

آ- وزن های خروجی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)} = -\sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{\mathbf{C}_i})$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن ها:

- تابع گرین به فرم گوسی زیر به مرکز \mathbf{t}_i و ماتریس وزنی \mathbf{C}_i در نظر گرفته می شود:

$$\begin{aligned} G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|_{\mathbf{C}_i}) &= \exp\left[-(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i)\right] \end{aligned}$$

که در آن وارون ماتریس کوواریانس Σ_i برابر است با

$$\frac{1}{2} \Sigma_i^{-1} = \mathbf{C}_i^T \mathbf{C}_i$$

آ- وزن های خروجی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)} = -\sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{\mathbf{C}_i})$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) - \eta_1 \frac{\partial E(n)}{\partial w_i(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنا و وزن‌ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) \Sigma_i^{-1} [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) \Sigma_i^{-1} [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]$$

$$\mathbf{t}_i(n+1) = \mathbf{t}_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن‌ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) \Sigma_i^{-1} [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]$$

$$\mathbf{t}_i(n+1) = \mathbf{t}_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

پ- پهنای توابع گوسی:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) \Sigma_i^{-1} [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]$$

$$\mathbf{t}_i(n+1) = \mathbf{t}_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

پ- پهنای توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \Sigma_i^{-1}(n)} = -w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)] [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]^T$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

۳- آموزش تحت نظارت مراکز، پهنای و وزن ها:

ب- مرکز توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)} = 2w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) \Sigma_i^{-1} [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]$$

$$\mathbf{t}_i(n+1) = \mathbf{t}_i(n) - \eta_2 \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{t}_i(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

پ- پهنای توابع گوسی:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \Sigma_i^{-1}(n)} = -w_i(n) \sum_{j=1}^N e_j(n) G(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)\|_{C_i}) [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)] [\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i(n)]^T$$

$$\Sigma_i^{-1}(n+1) = \Sigma_i^{-1}(n) - \eta_3 \frac{\partial E(n)}{\partial \Sigma_i^{-1}(n)}, \quad i = 1, \dots, M$$

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیر خطی هستند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیر خطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیرخطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.
- هر دو شبکه قابلیت حل دسته وسیعی از مسائل را دارند. بنابراین، از هردوی آن‌ها می‌توان به‌جای یکدیگر استفاده کرد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیرخطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.
- هر دو شبکه قابلیت حل دسته وسیعی از مسایل را دارند. بنابراین، از هردوی آن‌ها می‌توان به‌جای یکدیگر استفاده کرد.

– نکات متفاوت:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیرخطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.
- هر دو شبکه قابلیت حل دسته وسیعی از مسایل را دارند. بنابراین، از هردوی آن‌ها می‌توان به‌جای یکدیگر استفاده کرد.

– نکات متفاوت:

- شبکه RBF دارای تنها یک لایه پنهان است در حالی که MLP می‌تواند بیش از یک لایه پنهان نیز داشته باشد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیرخطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.
- هر دو شبکه قابلیت حل دسته وسیعی از مسایل را دارند. بنابراین، از هردوی آن‌ها می‌توان به‌جای یکدیگر استفاده کرد.

– نکات متفاوت:

- شبکه RBF دارای تنها یک لایه پنهان است در حالی که MLP می‌تواند بیش از یک لایه پنهان نیز داشته باشد.
- سلول‌ها در MLP همه از یک مدل تابع فعال‌ساز استفاده می‌کنند در حالی که در شبکه RBF سلول‌ها دارای وظایف متفاوتی هستند.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– نکات مشترک:

- هر دو شبکه RBF و MLP مثال‌هایی از شبکه‌های پیش‌خورد غیرخطی هستند.
- هر دو شبکه تقریب‌زن عمومی هستند که در قضیه‌های تقریب عمومی و کولموگوروف نشان داده شد.
- هر دو شبکه قابلیت حل دسته وسیعی از مسایل را دارند. بنابراین، از هردوی آن‌ها می‌توان به‌جای یکدیگر استفاده کرد.

– نکات متفاوت:

- شبکه RBF دارای تنها یک لایه پنهان است در حالی که MLP می‌تواند بیش از یک لایه پنهان نیز داشته باشد.
- سلول‌ها در MLP همه از یک مدل تابع فعال‌ساز استفاده می‌کنند در حالی که در شبکه RBF سلول‌ها دارای وظایف متفاوتی هستند.
- ورودی به سلول‌ها در MLP، برابر است با ضرب داخلی بردار ورودی و بردار وزن آن سلول در حالی که در شبکه RBF برابر است با فاصله هندسی بین بردار ورودی و مرکز آن سلول.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– تفاوت بسیار مهم:

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

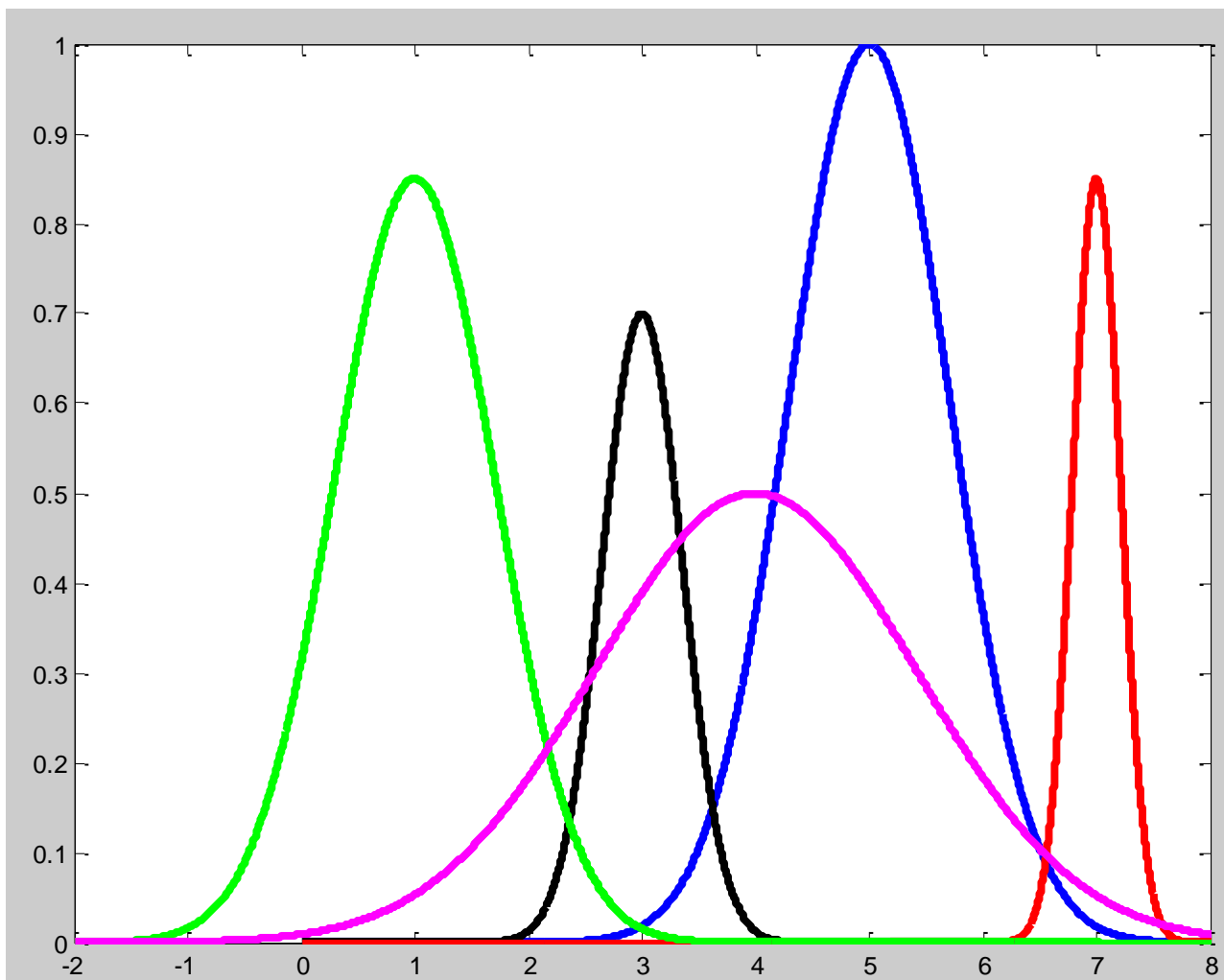
مقایسه MPL و شبکه RBF:

– تفاوت بسیار مهم:

- شبکه RBF تقریب مکانی (local approximation) به نداشت ورودی-خروجی تشکیل می‌دهد در حالی که MLP تقریب سراسری یا فراگیر (global approximation) می‌سازد.

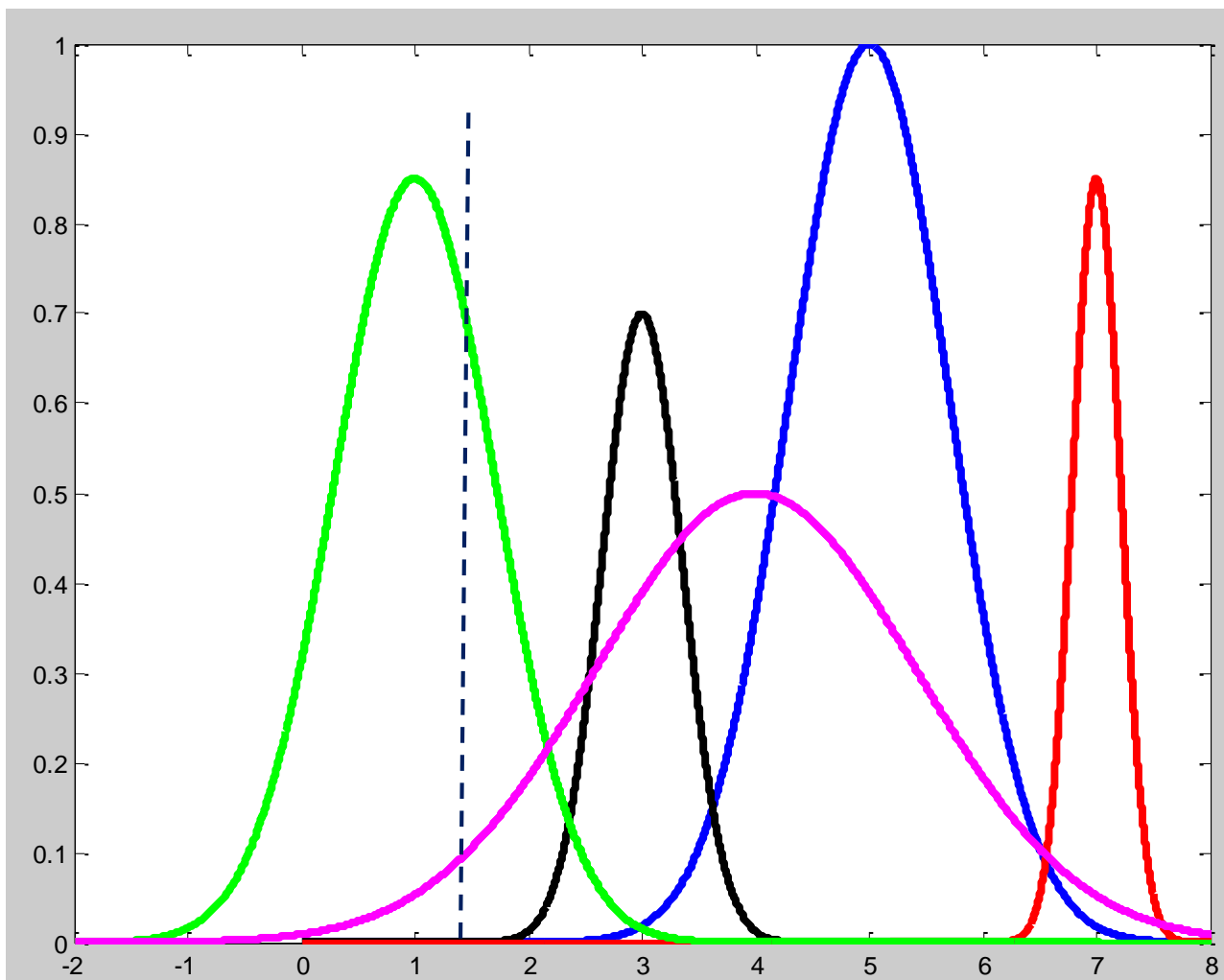
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:



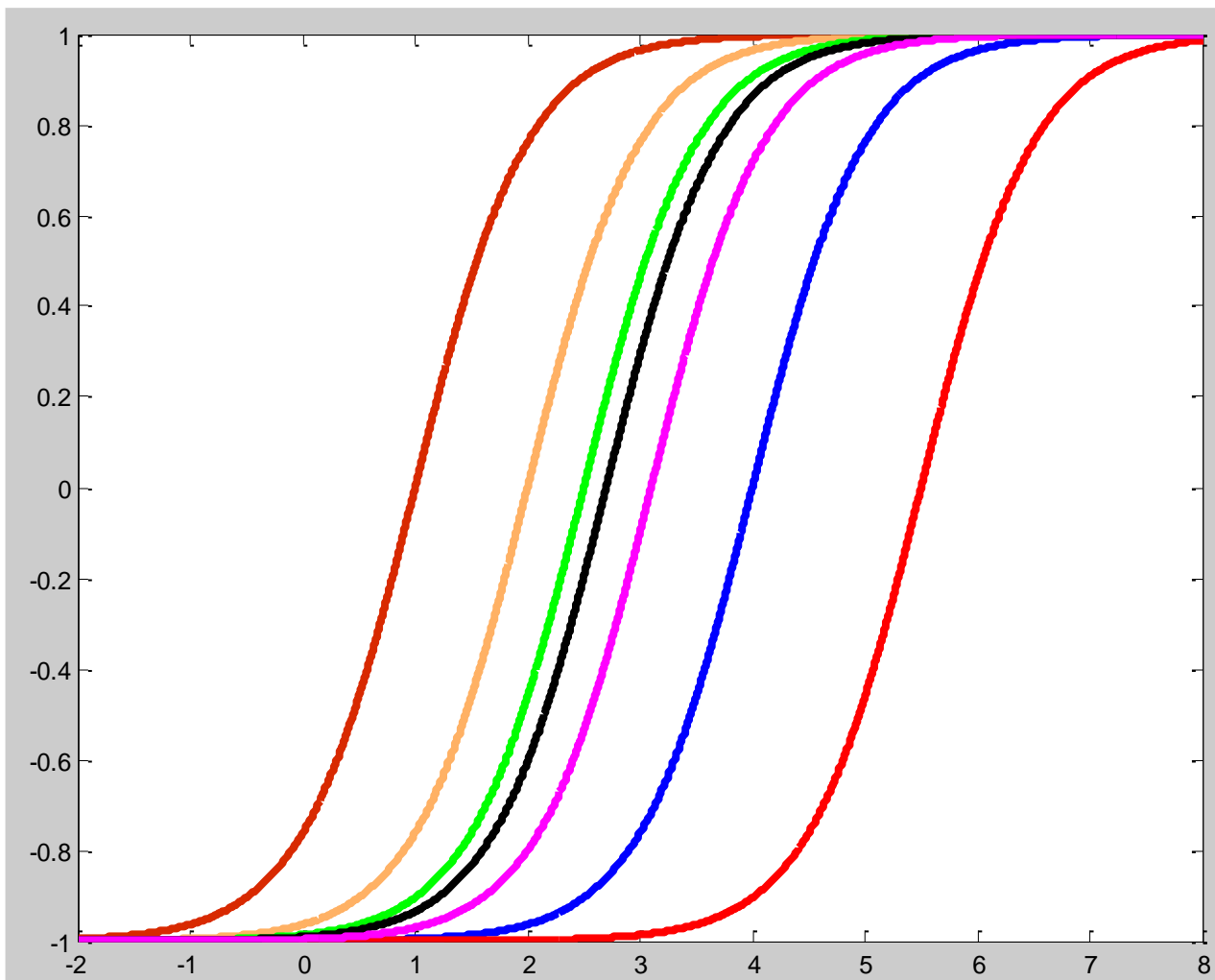
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:



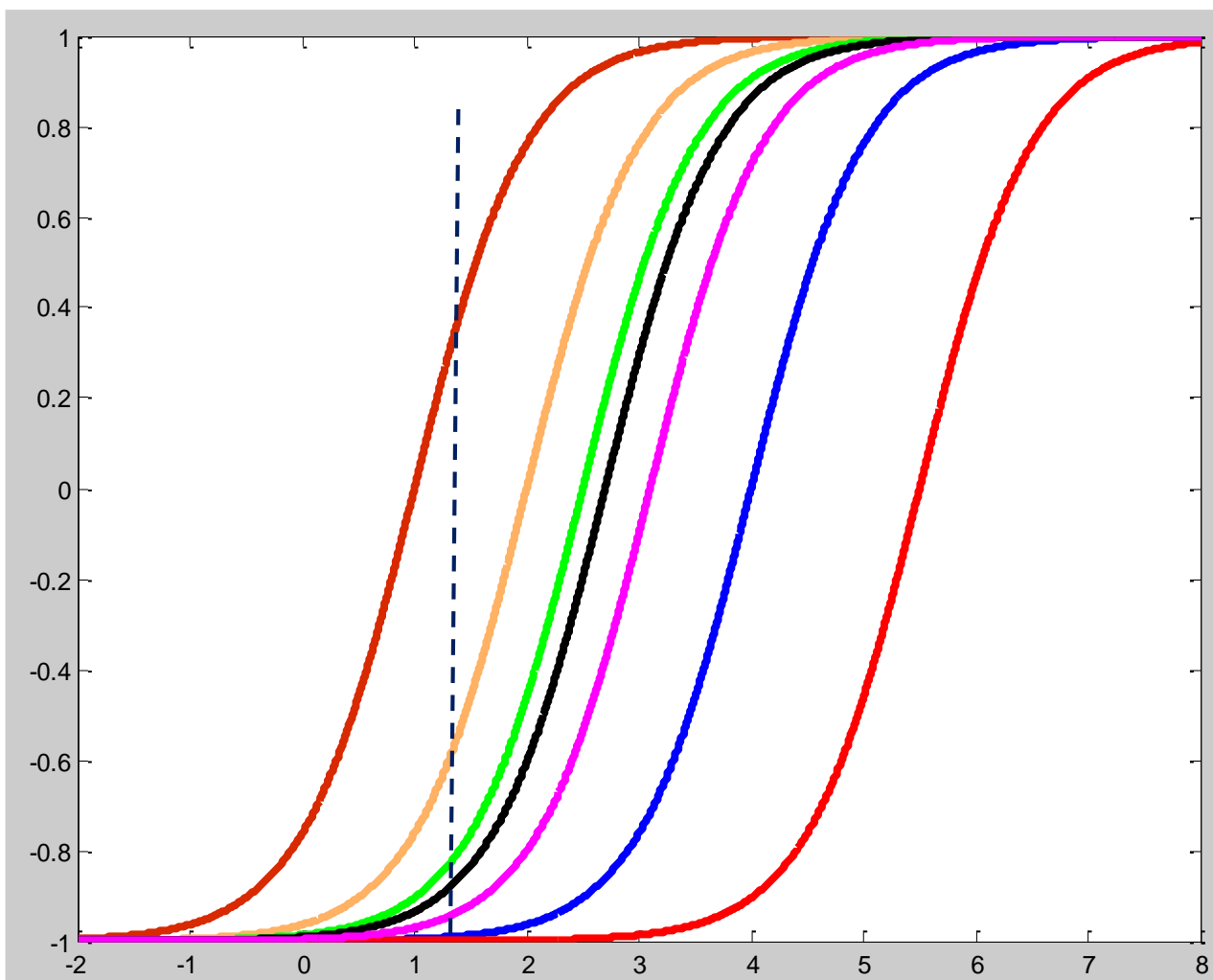
شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:



شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:



شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– تفاوت بسیار مهم:

- شبکه RBF تقریب مکانی (local approximation) به نداشت ورودی-خروجی تشکیل می‌دهد در حالی که MLP تقریب سراسری یا فراگیر (global approximation) می‌سازد.

شبکه با تابع پایه شعاعی (RBF Net)

مقایسه MPL و شبکه RBF:

– تفاوت بسیار مهم:

- شبکه RBF تقریب مکانی (local approximation) به نگاشت ورودی-خروجی تشکیل می‌دهد در حالی که MLP تقریب سراسری یا فراگیر (global approximation) می‌سازد.
- به همین دلیل، شبکه RBF قادر به یادگیری سریعتر است و نسبت به ترتیب ارایه الگوها کمتر حساس است ولی ممکن است نیاز به سلول‌های بیشتری داشته باشد. از طرف دیگر، MLP می‌تواند برای نقاطی که در داده‌های آموزش کمتر وجود داشته، تقریب بهتری انجام دهد ولی زمان آموزش این شبکه معمولاً بیشتر است.