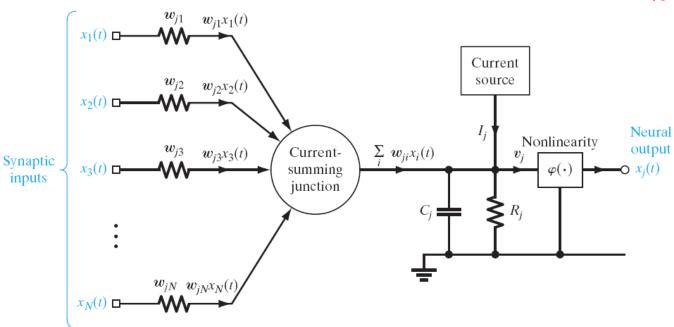


شبكههاي عصبي مصنوعي

جلسه هجدهم: شبکه هوپفیلد (۳) (Hopfield Network)

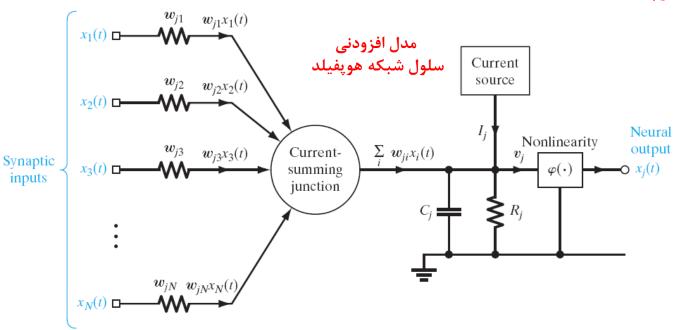
تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:



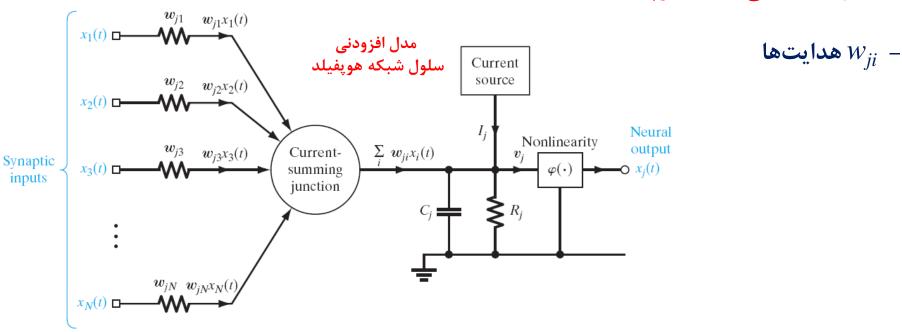
inputs

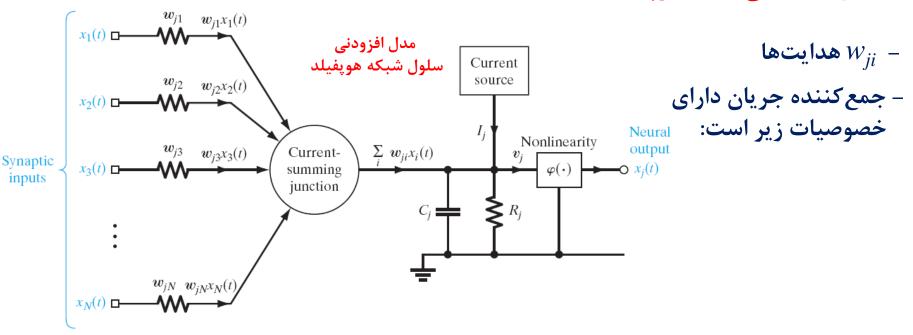
(Hopfield Network) شبکه هویفیلد

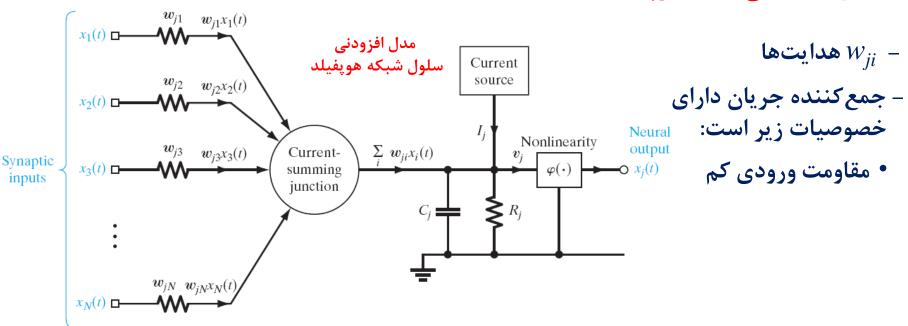
تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

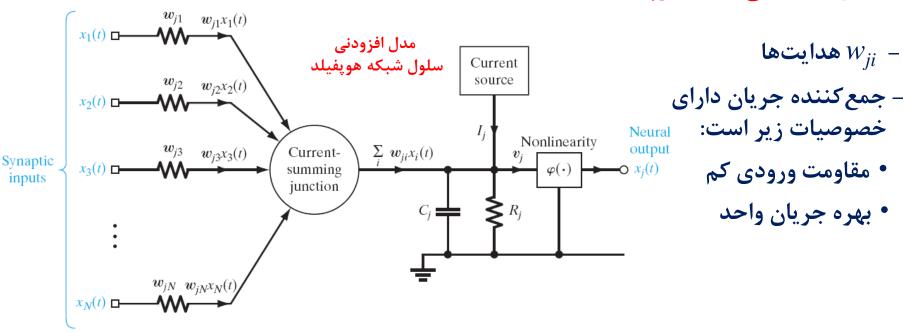


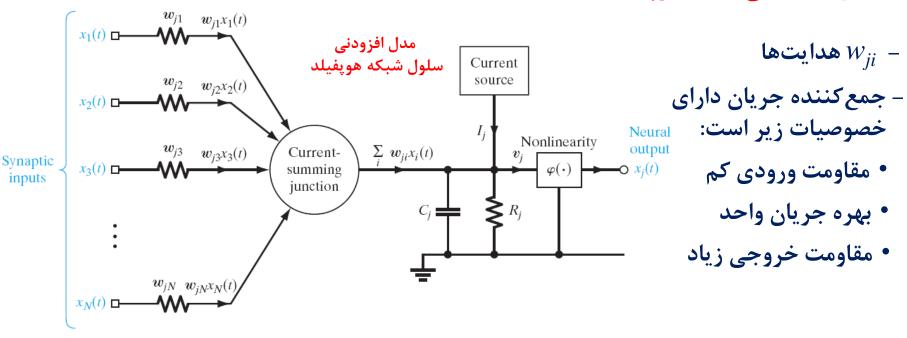
inputs



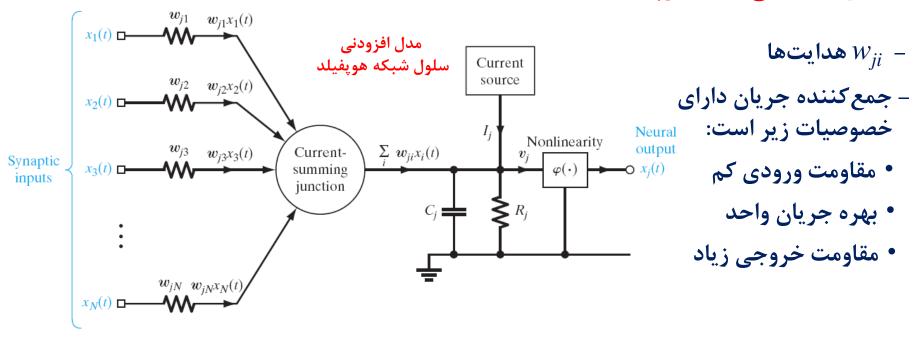








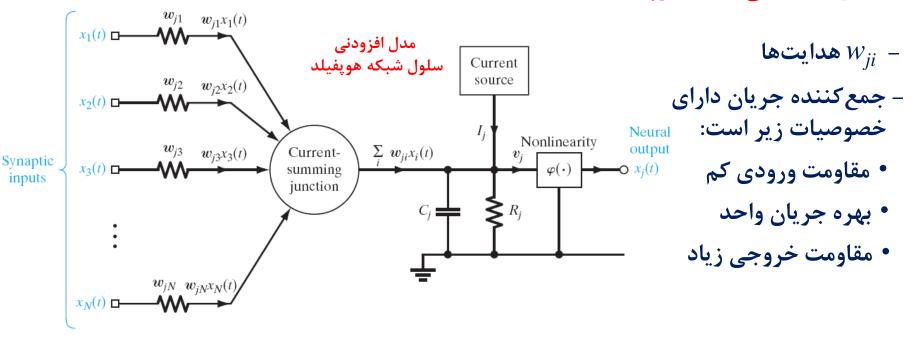
تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:



$$\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(t) + I_j$$

- جمع جریانهای ورودی به عنصر غیرخطی:

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

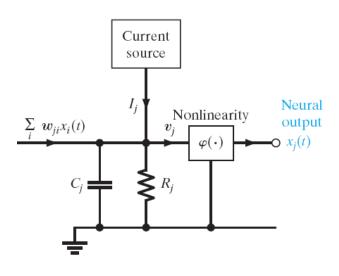


$$\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i(t) + I_j$$

- جمع جریانهای ورودی به عنصر غیرخطی:

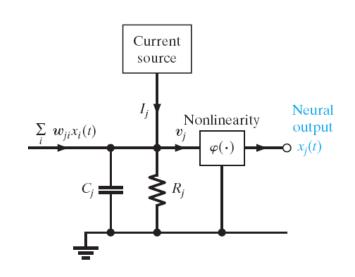
$$C_{j} \frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{i}} = \sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_{i}(t) + I_{j}$$

- بنابراین، برطبق قانون جریان گره:





$$x_j(t) = \varphi_j(v_j(t)) = \frac{1 - \exp(-a_j v_j(t))}{1 + \exp(-a_j v_j(t))}$$



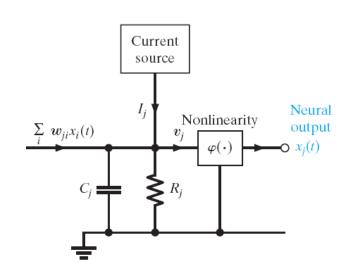
تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:



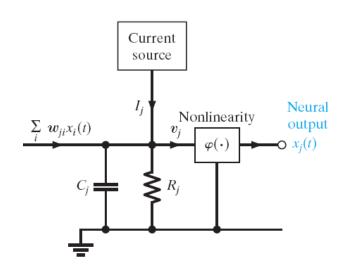
$$x_j(t) = \varphi_j(v_j(t)) = \frac{1 - \exp(-a_j v_j(t))}{1 + \exp(-a_j v_j(t))}$$

- وارون تابع فوق خواهدشد:

$$v_j(t) = \varphi_j^{-1}(x_j(t)) = -\frac{1}{a_j} \log \left(\frac{1 - x_j(t)}{1 + x_j(t)} \right)$$



تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:



- از تابع تانژانت هیپربولیک استفاده می شود، بنابراین خروجی سلول برابر است با:

$$x_j(t) = \varphi_j(v_j(t)) = \frac{1 - \exp(-a_j v_j(t))}{1 + \exp(-a_j v_j(t))}$$

- وارون تابع فوق خواهدشد:

$$v_j(t) = \varphi_j^{-1}(x_j(t)) = -\frac{1}{a_j} \log \left(\frac{1 - x_j(t)}{1 + x_j(t)} \right)$$

- تابع انرژی زیر را برای این شبکه معرفی میکنیم:

$$E = -\frac{1}{2} {\sum}_{i=1}^{N} {\sum}_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + {\sum}_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} {\int}_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - {\sum}_{j=1}^{N} I_j x_j$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:



$$x_j(t) = \varphi_j(v_j(t)) = \frac{1 - \exp(-a_j v_j(t))}{1 + \exp(-a_j v_j(t))}$$

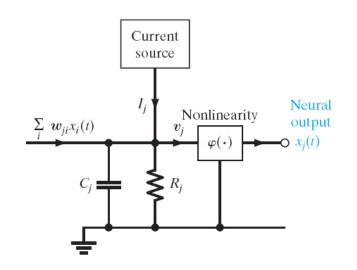
- وارون تابع فوق خواهدشد:

$$v_j(t) = \varphi_j^{-1}(x_j(t)) = -\frac{1}{a_j} \log \left(\frac{1 - x_j(t)}{1 + x_j(t)} \right)$$

- تابع انرژی زیر را برای این شبکه معرفی می کنیم:

$$E = -\frac{1}{2} {\sum}_{i=1}^{N} {\sum}_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + {\sum}_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} {\int}_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - {\sum}_{j=1}^{N} I_j x_j$$

- می توان نشان داد که این تابع انرژی همواره مثبت است (کاندیدای تابع لیاپانوف).



تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

$$C_j \frac{dv_j(t)}{dt} + \frac{v_j(t)}{R_i} = \sum\nolimits_{i=1}^N w_{ji} x_i(t) + I_j$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

$$C_{j}\frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{j}} = \sum\nolimits_{i=1}^{N} w_{ji} x_{i}(t) + I_{j} \quad v_{j}(t) = \varphi_{j}^{-1}(x_{j}(t)) = -\frac{1}{a_{j}} \log \left(\frac{1 - x_{j}(t)}{1 + x_{j}(t)}\right)$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

$$C_j \frac{dv_j(t)}{dt} + \frac{v_j(t)}{R_j} = \sum\nolimits_{i=1}^N \! w_{ji} \, x_i(t) + I_j \quad v_j(t) = \varphi_j^{-1}(x_j(t)) = -\frac{1}{a_j} \log \left(\frac{1-x_j(t)}{1+x_j(t)} \right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

- بنابراین، تا این جای کار:

$$C_j \frac{dv_j(t)}{dt} + \frac{v_j(t)}{R_j} = \sum\nolimits_{i=1}^N \! w_{ji} x_i(t) + I_j \quad v_j(t) = \varphi_j^{-1}(x_j(t)) = -\frac{1}{a_j} \log \left(\frac{1-x_j(t)}{1+x_j(t)} \right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} \left(\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i - \frac{v_j}{R_j} + I_j \right) \frac{dx_j}{dt}$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

- بنابراین، تا این جای کار:

$$C_{j}\frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{j}} = \sum\nolimits_{i=1}^{N} \! w_{ji} x_{i}(t) + I_{j} \quad v_{j}(t) = \varphi_{j}^{-1}(x_{j}(t)) = -\frac{1}{a_{j}} \log \left(\frac{1 - x_{j}(t)}{1 + x_{j}(t)} \right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} \left[\underbrace{\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i - \frac{v_j}{R_j} + I_j}_{=?} \right] \frac{dx_j}{dt}$$

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

- بنابراین، تا این جای کار:

$$C_{j}\frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{j}} = \sum\nolimits_{i=1}^{N} \! w_{ji} x_{i}(t) + I_{j} \quad v_{j}(t) = \varphi_{j}^{-1}(x_{j}(t)) = -\frac{1}{a_{j}} \log \left(\frac{1 - x_{j}(t)}{1 + x_{j}(t)} \right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} \left(\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i - \frac{v_j}{R_j} + I_j \right) \frac{dx_j}{dt}$$

$$C_j \frac{dv_j}{dt}$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

- بنابراین، تا این جای کار:

$$C_{j}\frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{j}} = \sum\nolimits_{i=1}^{N} \! w_{ji} x_{i}(t) + I_{j} \quad v_{j}(t) = \varphi_{j}^{-1}(x_{j}(t)) = -\frac{1}{a_{j}} \log \left(\frac{1 - x_{j}(t)}{1 + x_{j}(t)} \right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} \left(\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i - \frac{v_j}{R_j} + I_j \right) \frac{dx_j}{dt}$$

$$C_j \frac{dv_j}{dt}$$

تحلیل دینامیکی شبکه هویفیلد:

- بنابراین، تا این جای کار:

$$C_{j}\frac{dv_{j}(t)}{dt} + \frac{v_{j}(t)}{R_{j}} = \sum\nolimits_{i=1}^{N} w_{ji}x_{i}(t) + I_{j} \quad v_{j}(t) = \varphi_{j}^{-1}(x_{j}(t)) = -\frac{1}{a_{j}}\log\left(\frac{1-x_{j}(t)}{1+x_{j}(t)}\right)$$

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_{ji} x_i x_j + \sum_{j=1}^{N} \frac{1}{R_i} \int_0^{x_j} \varphi_j^{-1}(x) dx - \sum_{j=1}^{N} I_j x_j$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} \left(\sum_{i=1}^{N} w_{ji} x_i - \frac{v_j}{R_j} + I_j \right) \frac{dx_j}{dt}$$

$$C_j \frac{dv_j}{dt}$$

$$\uparrow$$

$$\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j)$$

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \frac{dx_j}{dt}$$

- در نتىجە:

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \frac{dx_j}{dt}$$

- در نتیجه:

- مي توان نوشت:

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \frac{dx_j}{dt} \cdot \left(\frac{dx_j}{dt} \cdot \frac{dt}{dx_j} \right)$$

تحلیل دینامیکی شبکه هوپفیلد:

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \frac{dx_j}{dt}$$

- در نتیجه:

- مى توان نوشت:

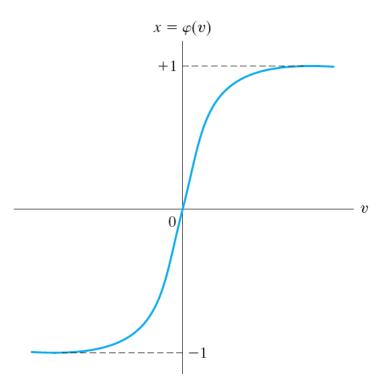
$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dt} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \frac{dx_j}{dt} \cdot \left(\frac{dx_j}{dt} \cdot \frac{dt}{dx_j} \right)$$

- بنابراین:

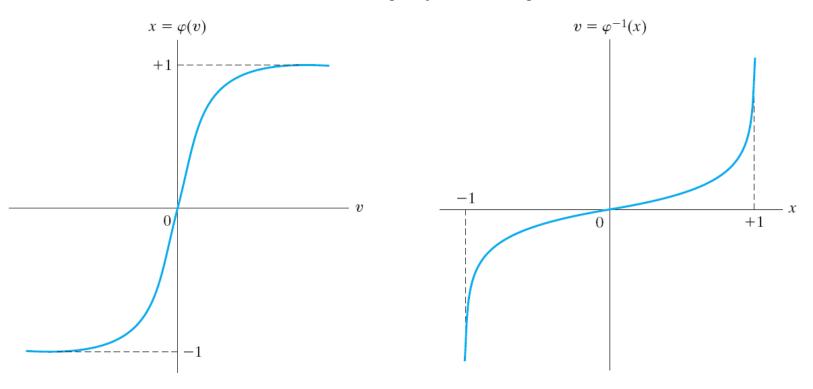
$$\frac{dE}{dt} = -{\sum}_{j=1}^{N} C_{j} \bigg[\frac{d}{dx_{j}} \varphi_{j}^{-1}(x_{j}) \bigg] \bigg(\frac{dx_{j}}{dt} \bigg)^{2}$$

$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dx_j} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \left(\frac{dx_j}{dt} \right)^2$$

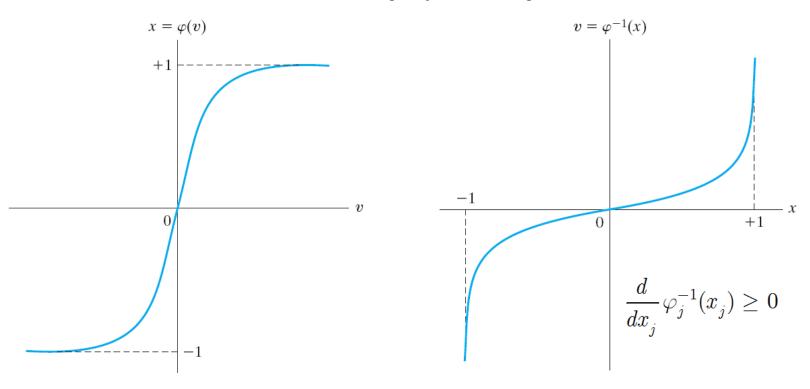
$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dx_j} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \left(\frac{dx_j}{dt} \right)^2$$



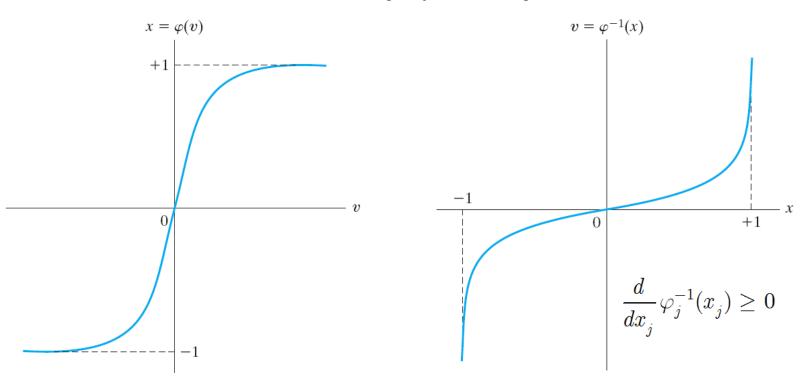
$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dx_j} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \left(\frac{dx_j}{dt} \right)^2$$



$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dx_j} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \left(\frac{dx_j}{dt} \right)^2$$



$$\frac{dE}{dt} = -\sum_{j=1}^{N} C_j \left[\frac{d}{dx_j} \varphi_j^{-1}(x_j) \right] \left(\frac{dx_j}{dt} \right)^2$$



$$\frac{dE}{dt} \leq 0$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینهسازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.

حل مسایل بهینهسازی مقید:

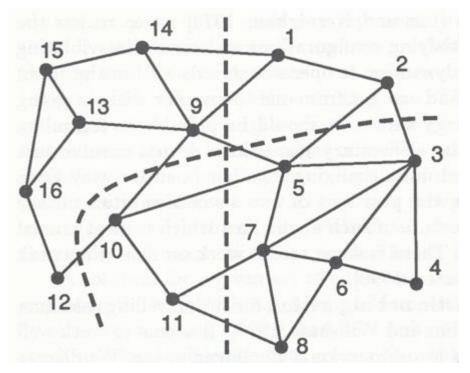
مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.
 - مسائل محک (Benchmark Problems) متعددی از بهینه سازی ترکیبی تعریف شده است:

حل مسایل بهینهسازی مقید:

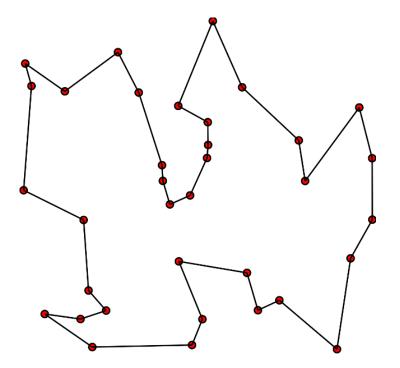
مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.
 - مسائل محک (Benchmark Problems) متعددی از بهینه سازی ترکیبی تعریف شده است:
 - مساله تقسیم گراف به دو قسمت (Graph Bipartitioning Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

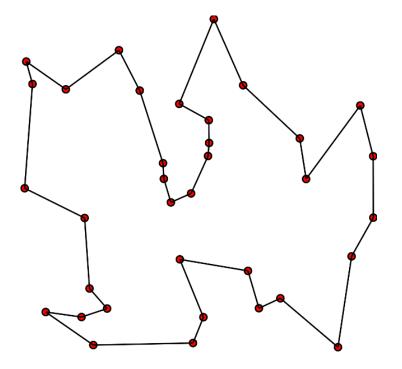
• مساله فروشنده دوره گرد (Travelling Salesman Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

• مساله فروشنده دوره گرد (Travelling Salesman Problem)

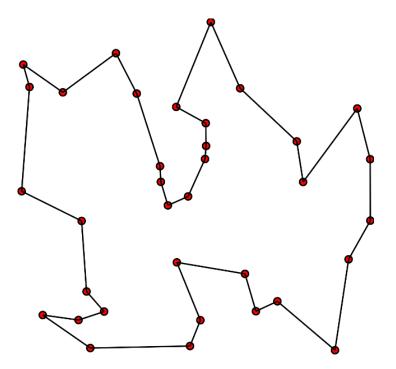


حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.

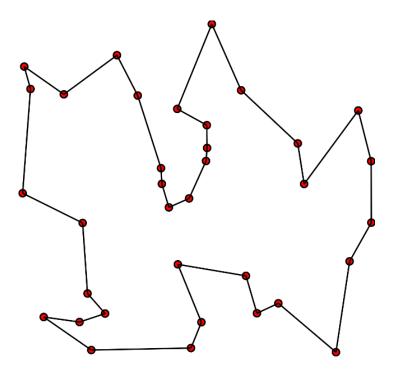
• مساله فروشنده دوره گرد (Travelling Salesman Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

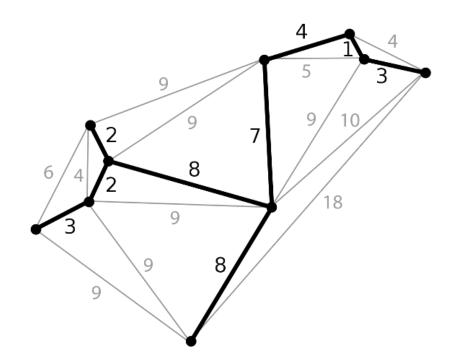
مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.
 - مسائل محک (Benchmark Problems) متعددی از بهینه سازی ترکیبی تعریف شده است:
 - مساله فروشنده دوره گرد (Travelling Salesman Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

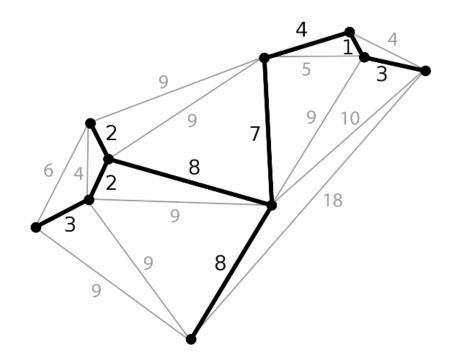
• مساله کمینه درخت پوشا (Minimum Spanning Tree Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

• مساله کمینه درخت پوشا (Minimum Spanning Tree Problem)

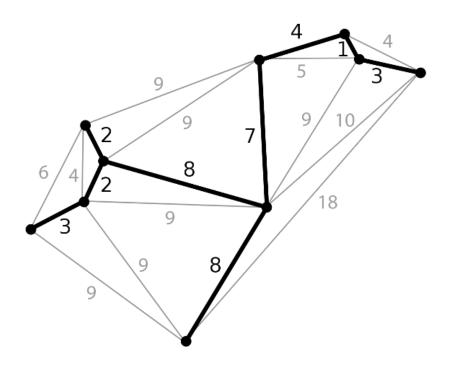


حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.

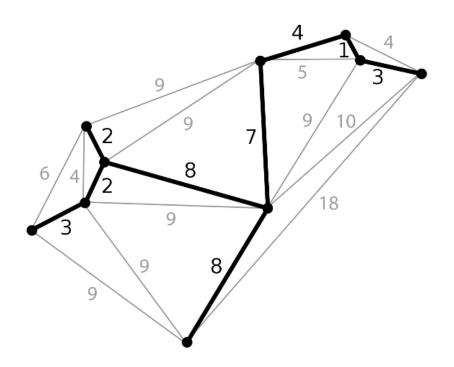
• مساله کمینه درخت پوشا (Minimum Spanning Tree Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

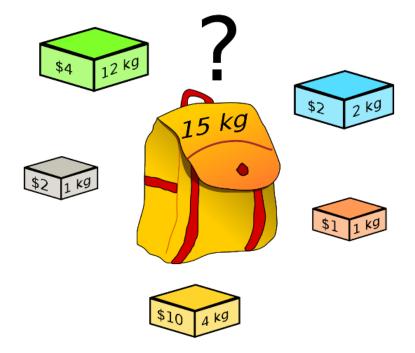
مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.
 - مسائل محک (Benchmark Problems) متعددی از بهینه سازی ترکیبی تعریف شده است:
 - مساله کمینه درخت پوشا (Minimum Spanning Tree Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

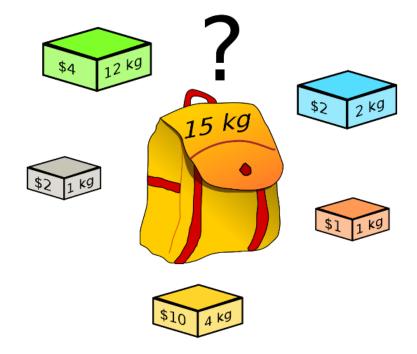
• مساله کوله پشتی (Knapsack Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

• مساله کوله پشتی (Knapsack Problem)

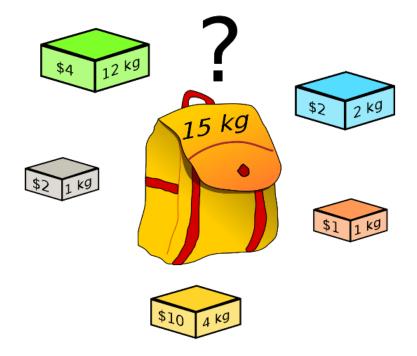


حل مسایل بهینهسازی مقید:

مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.

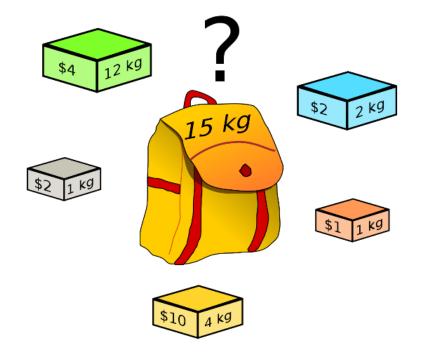
• مساله کوله پشتی (Knapsack Problem)



حل مسایل بهینهسازی مقید:

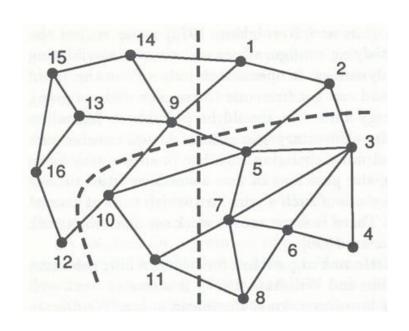
مسائل بهینه سازی ترکیبی (Combinatorial Optimization Problems)

- در این گونه مسائل بهینهسازی، هدف یافتن جواب بهینه از مجموعهای محدود از جوابهاست.
 - مسائل محک (Benchmark Problems) متعددی از بهینه سازی ترکیبی تعریف شده است:
 - مساله کوله پشتی (Knapsack Problem)



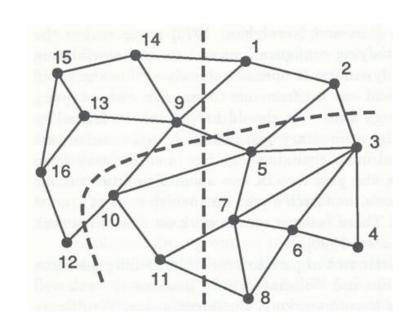
حل مسایل بهینهسازی مقید:

حل مسایل بهینهسازی مقید:



حل مسایل بهینهسازی مقید:

$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_i S_i = 0 \end{aligned}$$

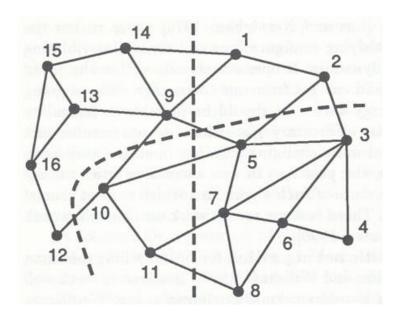


حل مسایل بهینهسازی مقید:

$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_i S_i = 0 \end{aligned}$$

$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ linked to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

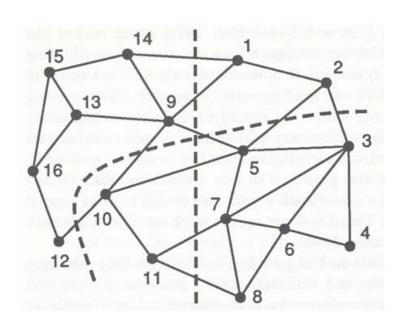


$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_{i} S_i = 0 \end{aligned}$$

$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ linked to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$S_i = \begin{cases} +1 & \text{if on one side} \\ -1 & \text{if on the other side} \end{cases}$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:



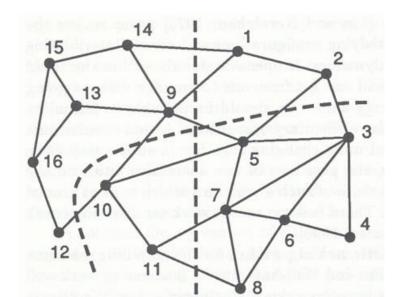
$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_i S_i = 0 \end{aligned}$$

$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ linked to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$S_i = \begin{cases} +1 & \text{if on one side} \\ -1 & \text{if on the other side} \end{cases}$$

$$E = -\sum_{i,j} C_{ij} S_i S_j + \mu \left(\sum_i S_i\right)^2$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:



$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_i S_i = 0 \end{aligned}$$

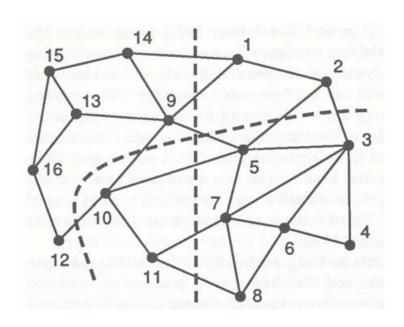
$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ linked to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$S_i = \begin{cases} +1 & \text{if on one side} \\ -1 & \text{if on the other side} \end{cases}$$

$$E = -\sum_{i,j} C_{ij} S_i S_j + \mu \left(\sum_i S_i\right)^2$$

$$E = -\sum_{i,j} w_{ij} S_i S_j$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:



$$\begin{aligned} & \text{min} & L = -{\sum}_{i,j} C_{ij} S_i S_j \\ & \text{s.t.} & \sum_i S_i = 0 \end{aligned}$$

$$C_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i \text{ linked to } j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

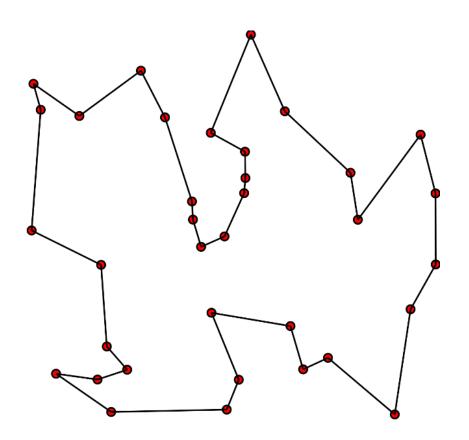
$$S_i = \begin{cases} +1 & \text{if on one side} \\ -1 & \text{if on the other side} \end{cases}$$

$$E = -\sum_{i,j} C_{ij} S_i S_j + \mu \left(\sum_i S_i\right)^2$$

$$E = -\sum_{i,j} w_{ij} S_i S_j \quad \Rightarrow \quad$$
شبکه هوپفیلد

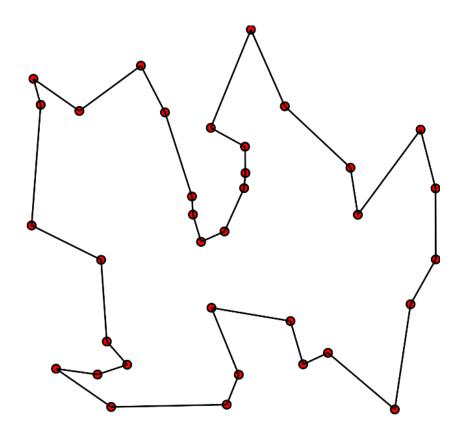
حل مسایل بهینهسازی مقید:

حل مسایل بهینهسازی مقید:



حل مسایل بهینهسازی مقید:

• مساله فروشنده دوره گرد:



- فروشنده دوره گرد مایل است در سفر خود، تمامی شهرها را ملاقات کند ولی در عین حال کمترین مسافت را طی کند.

حل مسایل بهینهسازی مقید:

حل مسایل بهینهسازی مقید:

Minimize
$$L = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

Minimize
$$L = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

subject to
$$\begin{cases} \sum_{a} n_{ia} = 1 \rightarrow_{\text{each city appears only once on the tour}} \\ \sum_{i} n_{ia} = 1 \rightarrow_{\text{each stop on the tour is at just one city}} \end{cases}$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

Minimize
$$L = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

subject to
$$\begin{cases} \sum_{a} n_{ia} = 1 \rightarrow_{\text{each city appears only once on the tour}} \\ \sum_{i} n_{ia} = 1 \rightarrow_{\text{each stop on the tour is at just one city}} \end{cases}$$

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} \, n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

$$+ \frac{\gamma}{2} \left[\sum_{a} \left(1 - \sum_{i} n_{ia} \right)^{2} + \sum_{i} \left(1 - \sum_{a} n_{ia} \right)^{2} \right]$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} \, n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

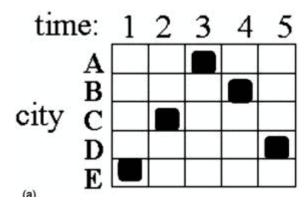
$$+ \frac{\gamma}{2} \left[\sum_{a} \left(1 - \sum_{i} n_{ia} \right)^{2} + \sum_{i} \left(1 - \sum_{a} n_{ia} \right)^{2} \right]$$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

• مساله فروشنده دوره گرد:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} \, n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

$$+ \frac{\gamma}{2} \left[\sum_{a} \left(1 - \sum_{i} n_{ia} \right)^{2} + \sum_{i} \left(1 - \sum_{a} n_{ia} \right)^{2} \right]$$



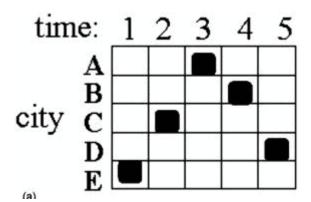
سبکه ای با N^2 سلول تشکیل دهید.

حل مسایل بهینهسازی مقید:

• مساله فروشنده دوره گرد:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} \, n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

$$+ \frac{\gamma}{2} \left[\sum_{a} \left(1 - \sum_{i} n_{ia} \right)^{2} + \sum_{i} \left(1 - \sum_{a} n_{ia} \right)^{2} \right]$$



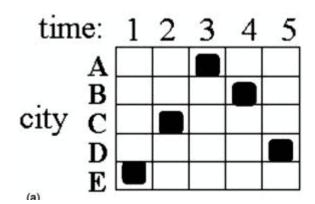
سبکه ای با N^2 سلول تشکیل دهید.

- جملات خطی تابع هزینه ightarrow مقدار آستانه سلولها. $(d_{ij}-\gamma)$

حل مسایل بهینهسازی مقید:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{i,j,a} d_{ij} \, n_{ia} (n_{j,a+1} + n_{j,a-1})$$

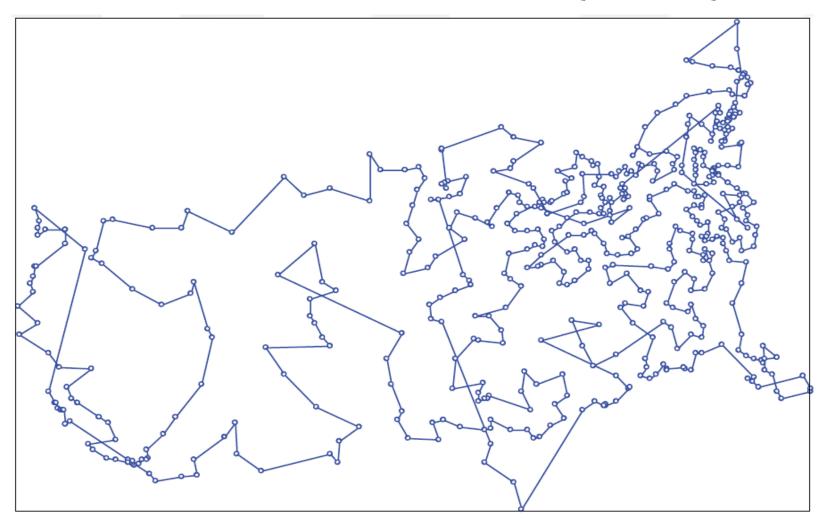
$$+ \frac{\gamma}{2} \left[\sum_{a} \left(1 - \sum_{i} n_{ia} \right)^{2} + \sum_{i} \left(1 - \sum_{a} n_{ia} \right)^{2} \right]$$



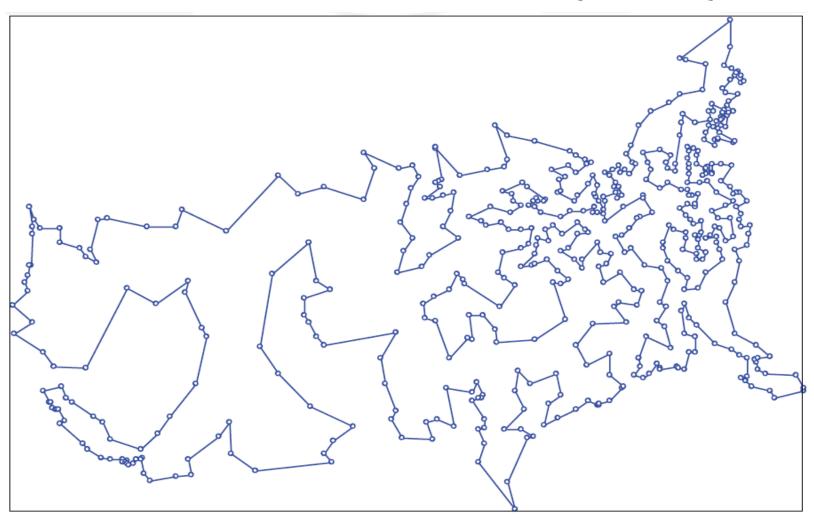
- شبکه ای با N^2 سلول تشکیل دهید.
- جملات خطی تابع هزینه ightarrow مقدار آستانه سلولها. $(d_{ij}-\gamma)$
 - جملات مرتبه دو تابع هزينه → وزن بين سلولها.

$$w_{ij,kl}$$

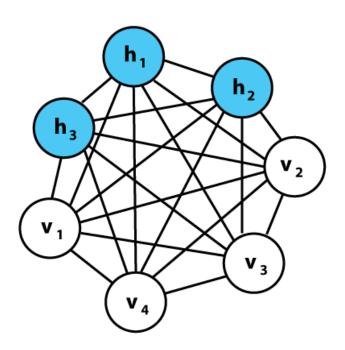
حل مسایل بهینهسازی مقید:



حل مسایل بهینهسازی مقید:

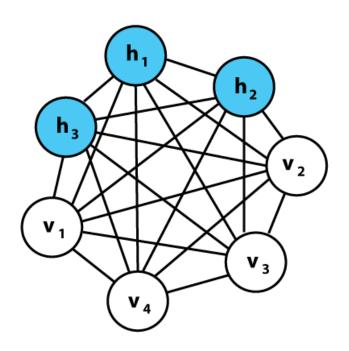


سایر شبکههای بازگشتی

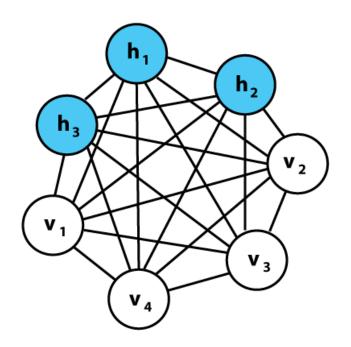


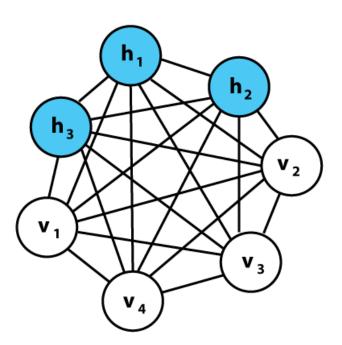
۱- ماشین بولتزمن (Boltzmann Machine):

- نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:

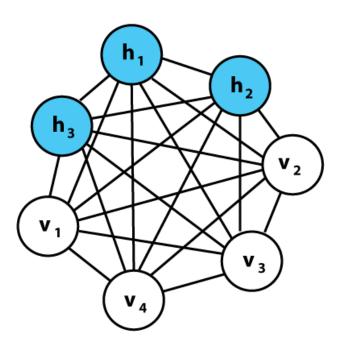


- ۱- ماشین بولتزمن (Boltzmann Machine):
 - نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:
 - سلولها با حالت باينري

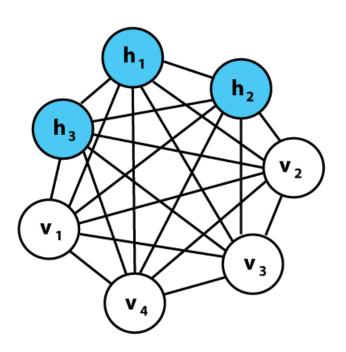




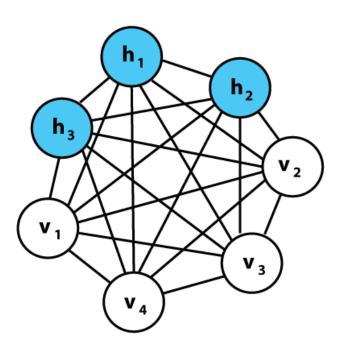
- نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:
 - سلولها با حالت باينري
 - وزنهای متقارن



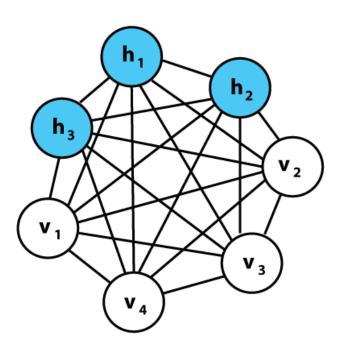
- نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:
 - سلولها با حالت باینری
 - وزنهای متقارن
 - عدم وجود خودپسخورد



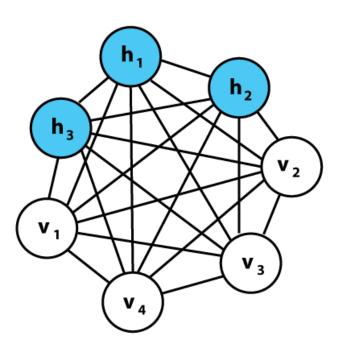
- نكات مشترك با شبكه هو يفيلد:
 - سلولها با حالت باینری
 - وزنهای متقارن
 - عدم وجود خودپسخورد
- نكات متفاوت با شبكه هويفيلد:



- نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:
 - سلولها با حالت باینری
 - وزنهای متقارن
 - عدم وجود خودپسخورد
- نكات متفاوت با شبكه هو پفيلد:
- امكان وجود سلولهاي پنهان



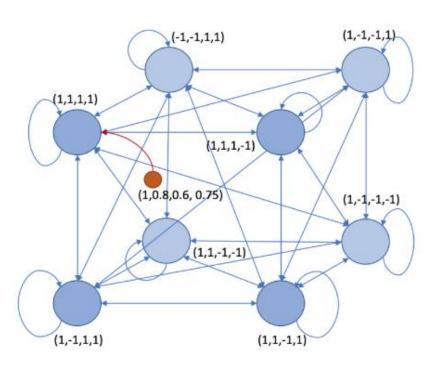
- نكات مشترك با شبكه هو پفيلد:
 - سلولها با حالت باینری
 - وزنهای متقارن
 - عدم وجود خودپسخورد
- نكات متفاوت با شبكه هو پفيلد:
- امكان وجود سلولهاى پنهان
 - سلولها با عملكرد اتفاقى



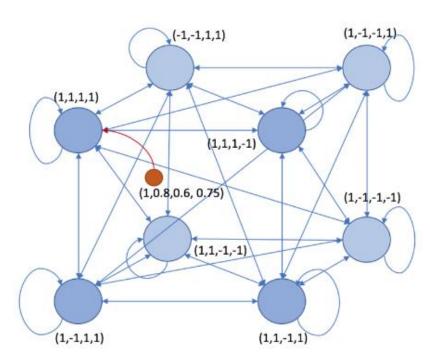
- نكات مشترك با شبكه هو يفيلد:
 - سلولها با حالت باینری
 - وزنهای متقارن
 - عدم وجود خودپسخورد
- نكات متفاوت با شبكه هو پفيلد:
- امكان وجود سلولهاى پنهان
 - سلولها با عملكرد اتفاقى
- مى تواند به صورت بانظارت نيز عمل كند.

۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):

۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):

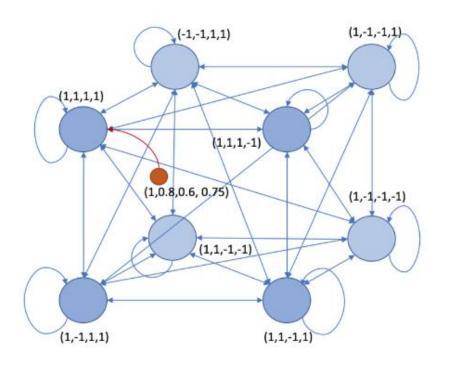


۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):



- اگرچه در سال ۱۹۷۷ ابداع شد، ولی دارای ساختار و عمکردی بسیار شبیه به شبکه هو پفیلد است.

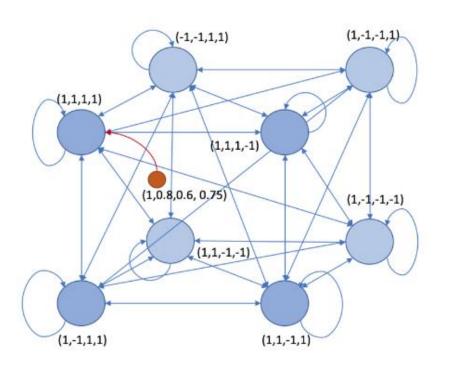
۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):



- اگرچه در سال ۱۹۷۷ ابداع شد، ولی دارای ساختار و عمکردی بسیار شبیه به شبکه هو پفیلد است.

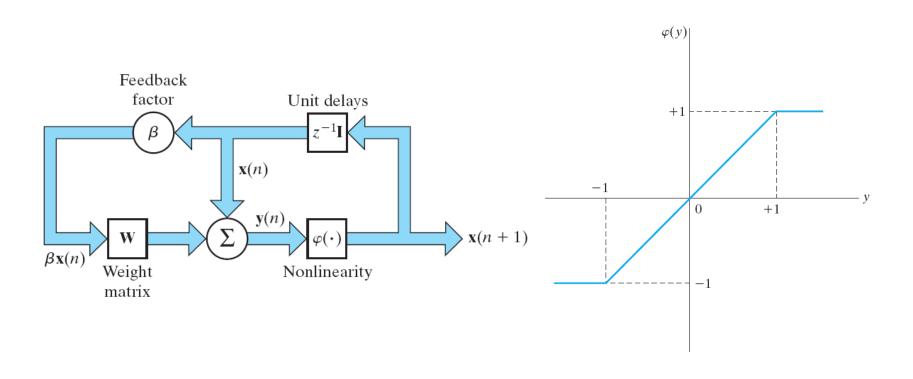
- برای N سلول می توان شبکه را به صورت یک ابر مکعب تصور کرد.

۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):



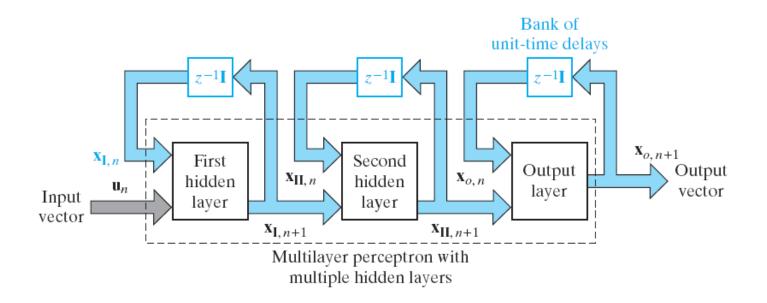
- اگرچه در سال ۱۹۷۷ ابداع شد، ولی دارای ساختار و عمکردی بسیار شبیه به شبکه هوپفیلد است.
 - برای N سلول می توان شبکه را به صورت یک ابر مکعب تصور کرد.
 - تفاوت با شبکه هوپفیلد در تابع غیرخطی سلولها است و دینامیک همزمان حالت سلولها (بهروز رسانی همزمان سلولها)

۲- مدل حالت مغز در یک جعبه (Brain-State-in-a-Box Model):

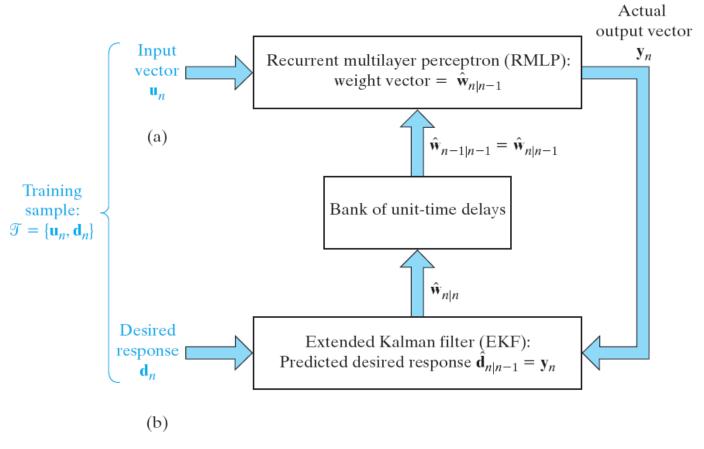


۳- پرسپترون چند لایه بازگشتی (Recurrent Multilayer Perceptron):

۳- پرسپترون چند لایه بازگشتی (Recurrent Multilayer Perceptron):



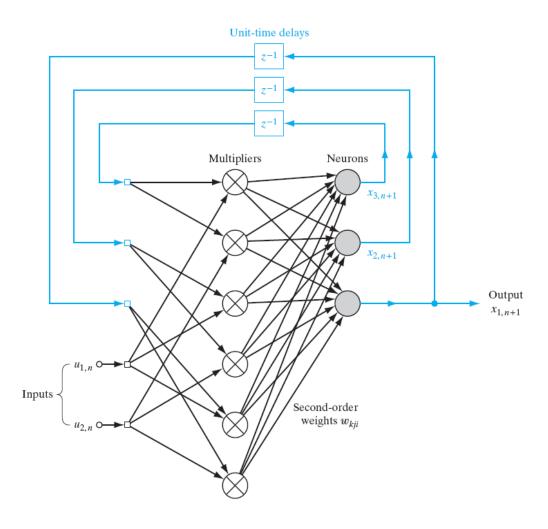
۳- پرسپترون چند لایه بازگشتی (Recurrent Multilayer Perceptron):



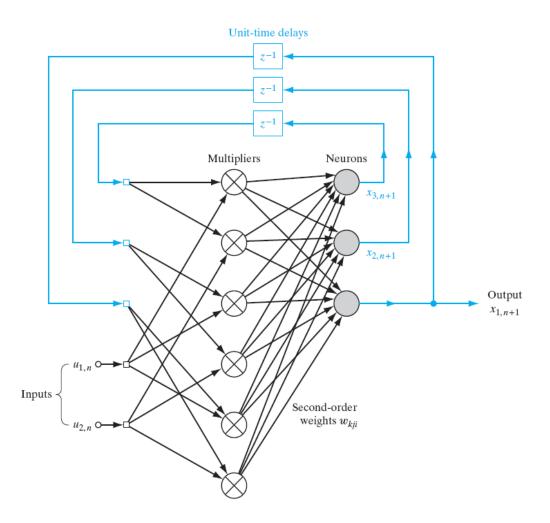
- آموزش این شبکه با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته

۴- شبکه بازگشتی مرتبه دو (Second-order Recurrent Neural Network):

۴- شبکه بازگشتی مرتبه دو (Second-order Recurrent Neural Network):

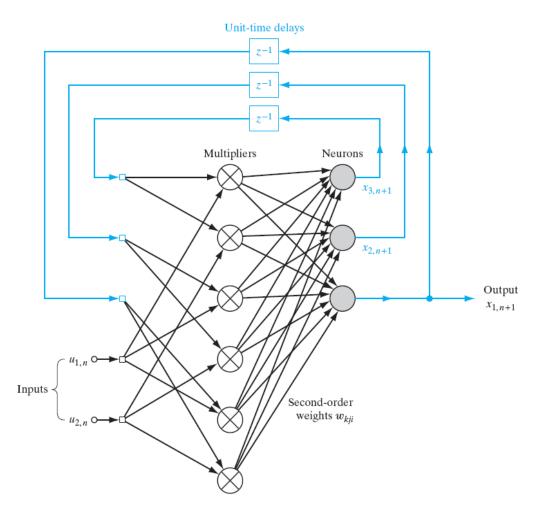


۴- شبکه بازگشتی مرتبه دو (Second-order Recurrent Neural Network):



- سلولهای با معادله پیوسته

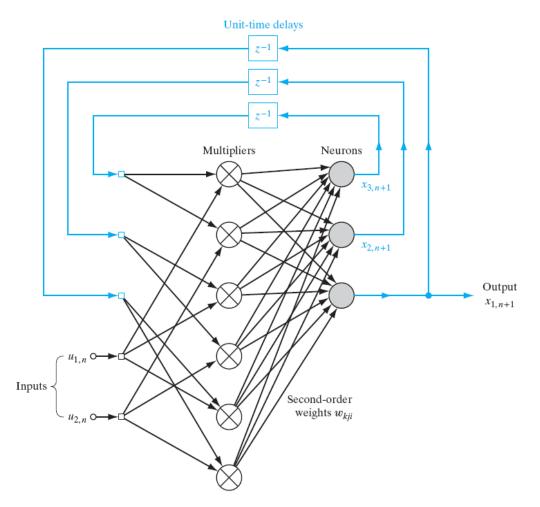
۴- شبکه بازگشتی مرتبه دو (Second-order Recurrent Neural Network):



- سلولهای با معادله پیوسته

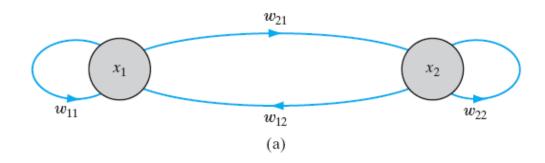
- آموزش بانظارت با استفاده از الگوریتمی شبیه به پسانتشار خطا

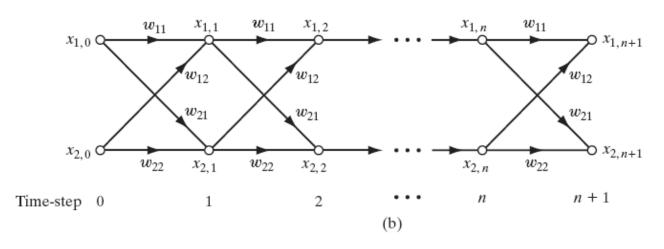
۴- شبکه بازگشتی مرتبه دو (Second-order Recurrent Neural Network):



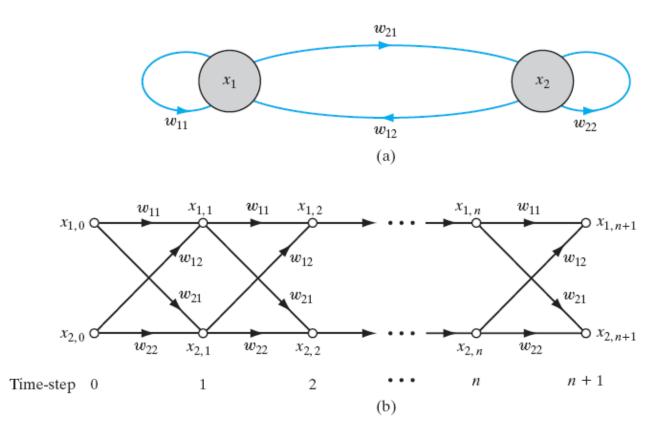
- سلولهای با معادله پیوسته
- آموزش بانظارت با استفاده از الگوریتمی شبیه به پسانتشار خطا
 - امكان تعريف سلولهاي ينهان

۵- پس انتشار از میان زمان (Backpropagation Through Time):





۵- پس انتشار از میان زمان (Backpropagation Through Time):



- آموزش بانظارت با استفاده از فرم تعميميافته پسانتشار خطا