

-自动化学院学科核心课-

检测技术与自动化

第6章 现代检测技术-3-多传感器信息融合





4. 基于神经网络的信息融合方法与应用

4.1 人工神经网络技术基础

4.2 典型的神经网络类型介绍

4.3 基于神经网络的传感器检测数据融合



4.1 人工神经网络技术基础

1

引言

2

生物神经元

3

人工神经元

4

人工神经网络的模型分类



1. 引言

◆ 人工神经网络发展简史

初 创 期

1943-1969

1943年

• 心理学家McCulloch和数学家Pitts提出神经元数学模型（MP模型），揭开神经科学理论的新时代。

1944年

• **Hebb提出改变神经元连接强度的Hebb规则。**

1957年

• Rosenblatt提出感知器概念，由阈值型神经元组成，试图模拟人的感知、学习能力。

1969年

• **Minsky与Papert发表《Perceptrons》。**



过 渡 期

1970-1986

1982年

1985年

1986年

• Hopfield提出了HNN模型，引入“计算能量函数”概念，给出网络稳定性判据。

• Boltzmann机提出，设计、研制网络模型实现的电子电路，为工程实现指明方向。

• Rumelhart等PDP（并行分布式处理）研究小组提出了多层前向传播网络的BP算法，开辟了NN的应用新途径。



发 展 期

1987-现在

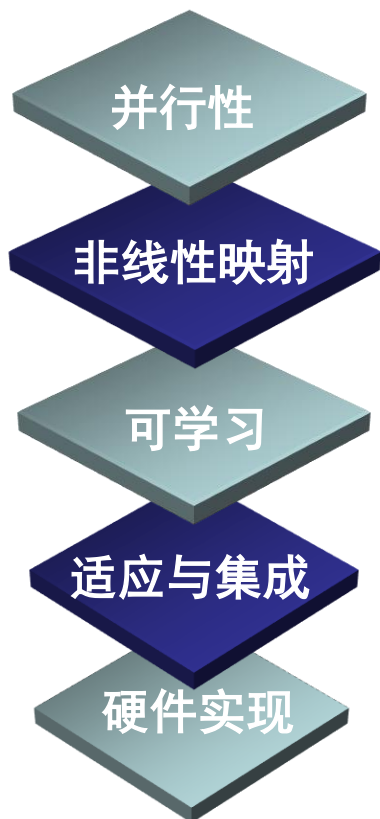
1987年

90年代后

国内情况

- * 美国圣地亚哥第一届世界神经网络会议。
- * 美国国防部高等研究工程局:发展NN及应用研究的8年计划。
- NN的国际会议增多。IEEE Trans. on NN创刊。
- NN的模型有几百个。基础理论、模型与算法的研究。
- 1989年, 广东第一届神经网络-信号处理会议。
- 1990年开始, 神经网络学术会议, 年会。

◆ 人工神经网络的特性



- 具有高度的并行结构和并行实现能力，适于在线控制
- 近似任意非线性映射，适用于非线性辨识与控制
- 通过训练具有归纳数据的能力，更适用于非模型描述的控制
- 可在线运行和信息融合，适用于复杂、大规模和多变量系统的控制
- 硬件实现，神经网络成为具有快速和大规模处理能力的实现网络



◆ 人工神经网络的基本内容

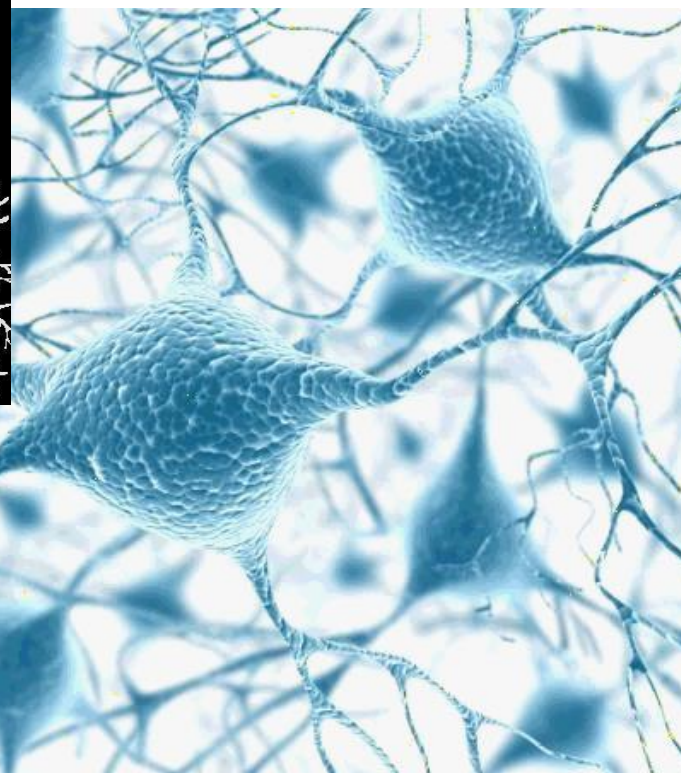
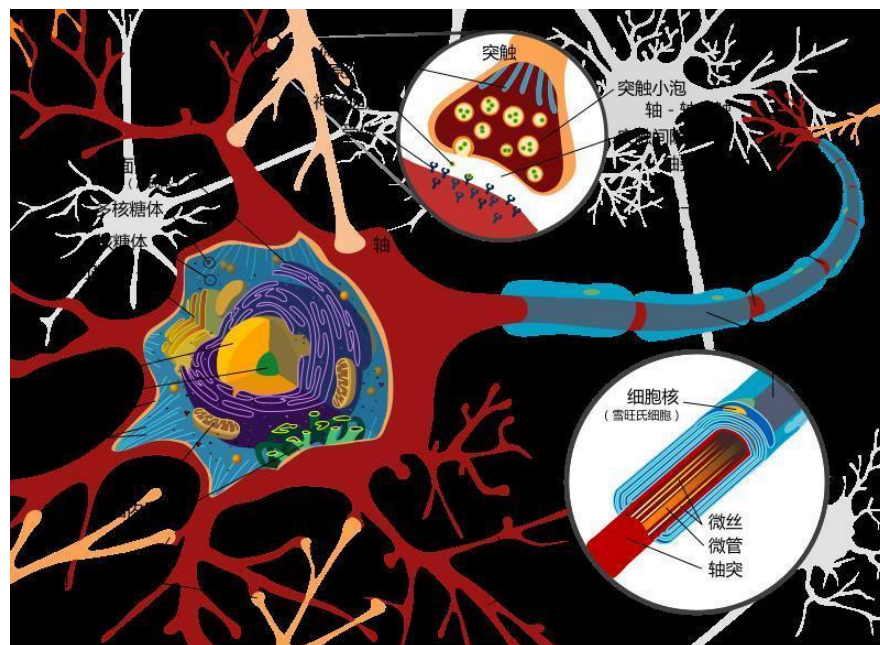
理论研究
应用研究
实现研究

单神经元数学模型
神经网络拓扑结构
神经网络学习算法
神经网络泛化能力
神经网络动力学

图像处理与识别
语音信号处理与识别
数据的存储与记忆
组合优化
复杂系统控制

硬件实现电路
NN模型的通用硬件系统（神经网络计算机）
Matlab神经网络工具箱

2. 生物神经元



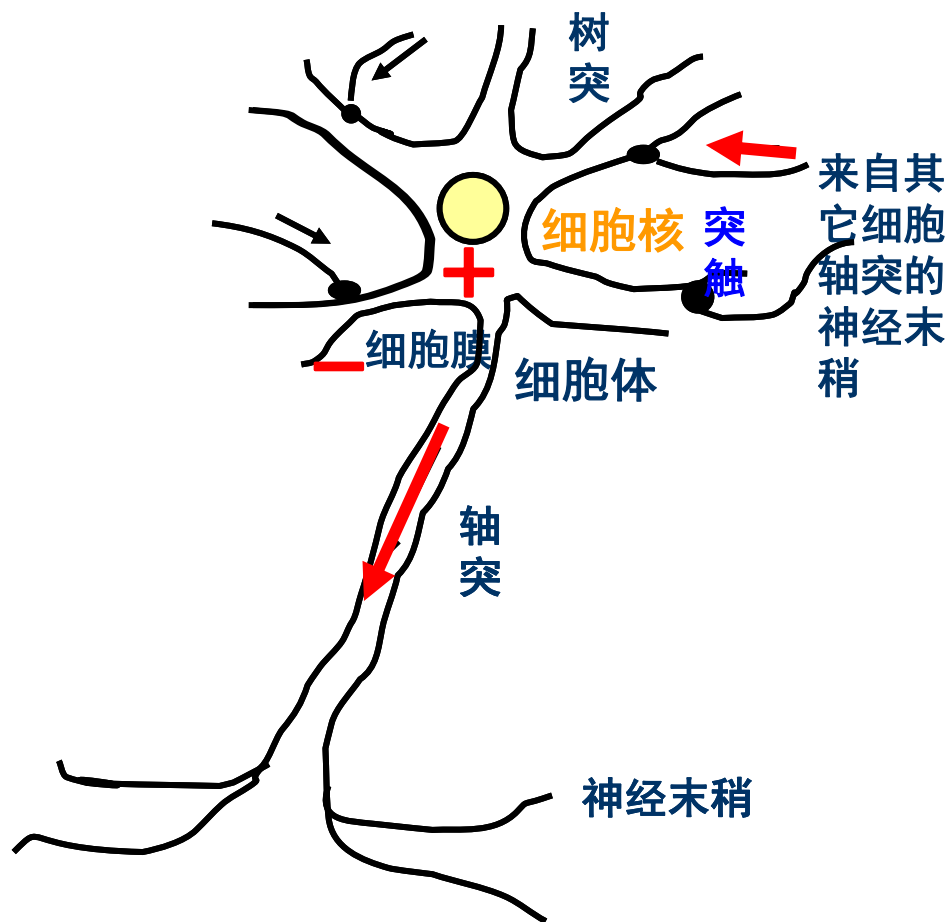
1) 生物神经元的结构

细胞体 { 细胞核
细胞质
细胞膜

树突：胞体上短而多分支的突起，相当于神经元的输入端，为细胞体传入信息。

轴突（神经纤维）：胞体上最长枝的突起，端部有很多神经末梢，为细胞体传出信息。

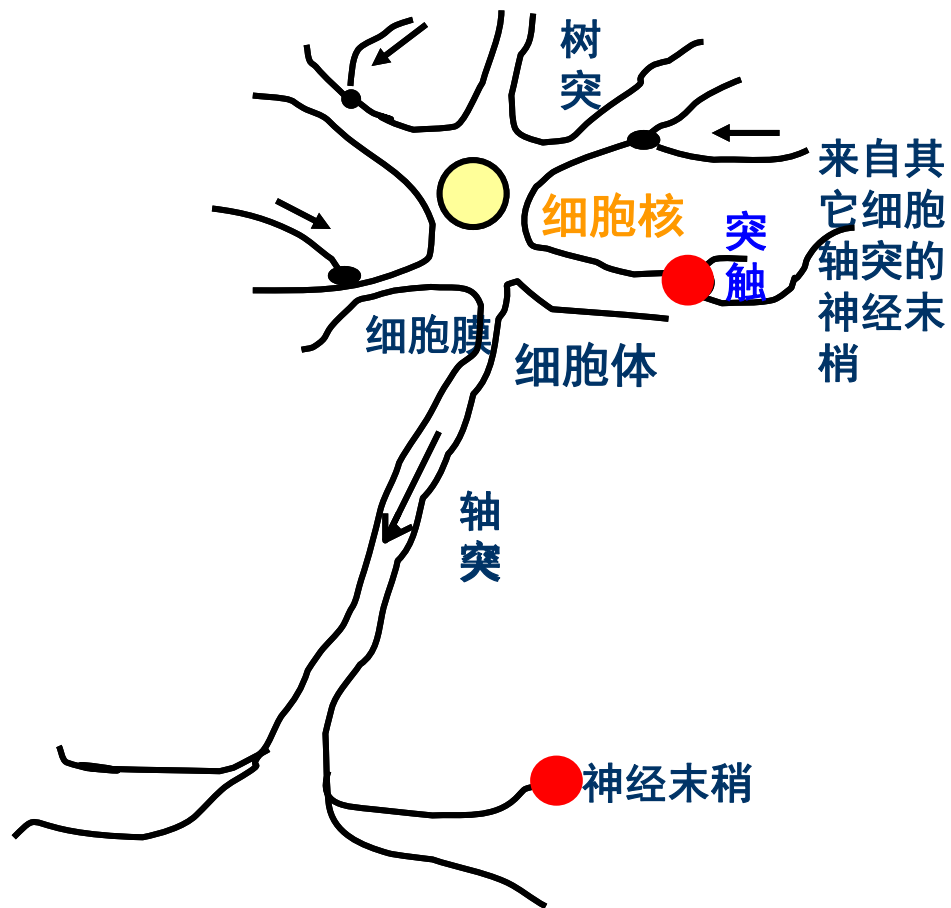
细胞膜电位：神经细胞在受到电的、化学的、机械的刺激后能产生兴奋，此时细胞膜内外有电位差，称为膜电位，其电位膜内为正，膜外为负。



突触：是神经元之间的连接接口。一个神经元，通过其轴突的神经末梢，经**突触**与另一个神经元的树突连接，以实现信息的传递。

由于突触的信息传递特性是可变的，随着神经冲动传递方式的变化，传递作用强弱不同，形成了神经元之间连接的柔性，称为**结构的可塑性**。

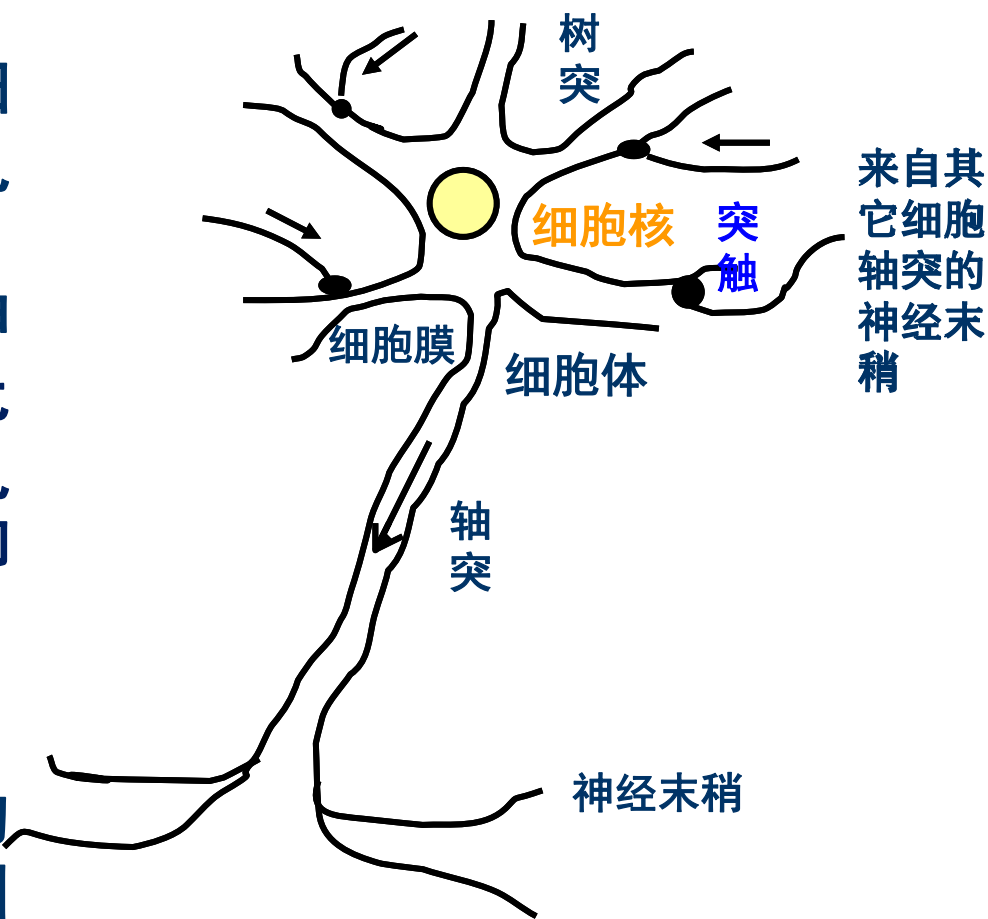
通过树突和轴突，神经元之间实现了信息的传递。



神经元具有如下功能：

(1) 兴奋与抑制：若传入神经元的冲动经整合后使细胞膜电位升高，超过动作电位的阈值时即为兴奋状态，产生神经冲动，由轴突经神经末梢传出；若传入神经元的冲动经整合后使细胞膜电位降低，低于阈值时即为抑制状态，不产生神经冲动。

(2) 学习与遗忘：由于神经元结构的可塑性，突触的传递作用可增强与减弱，因此神经元具有学习与遗忘的功能。

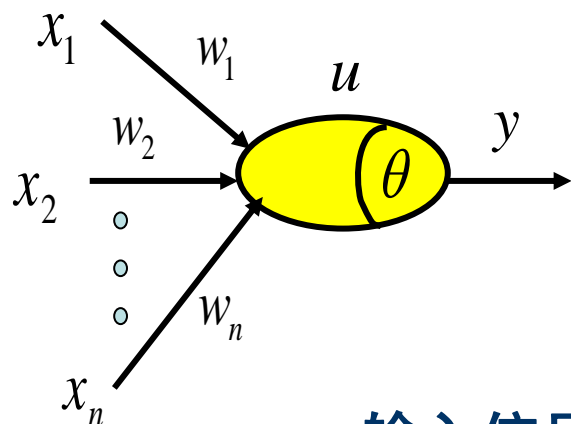


2) 生物神经元的信息化处理机制

神经元形式化结构

神经元具有的特征：

(1) 时空整合



空间整合

$$u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i$$

时间整合

输入信号的影响会短时间地持续，和后到达的输入信号的影响同时起作用，也就是说，神经元对于不同时间通过同一突触的输入信号具有时间整合的功能。

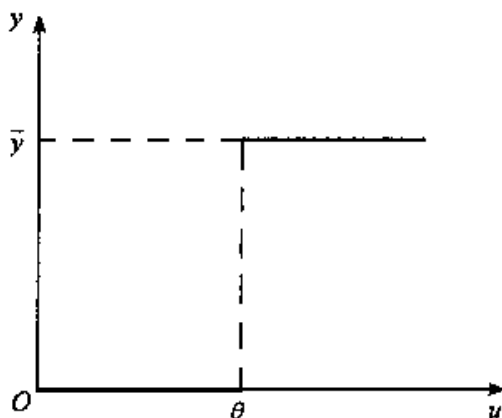
时空整合

$$u = \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^t w_i(t-t')x_i(t')dt'$$

神经元具有的特征：

(2) 阈值特性

$$y = \begin{cases} \bar{y} & \text{当 } u \geq \theta \\ 0 & \text{当 } u < \theta \end{cases}$$



神经元输入和输出是
非线性的关系

(3) 不应期

无输出信号。 θ 上升为无穷大。

(4) 疲劳

阈值慢慢增加时，神经元很难兴奋

(5) 突触的可塑性

突触的结合强度会随着输入信号和输出信号发生变化，使得神经细胞具有学习和记忆的能力

(6) 输出信号的种类

离散的（脉冲信号）；连续信号

3. 人工神经元

出发点:

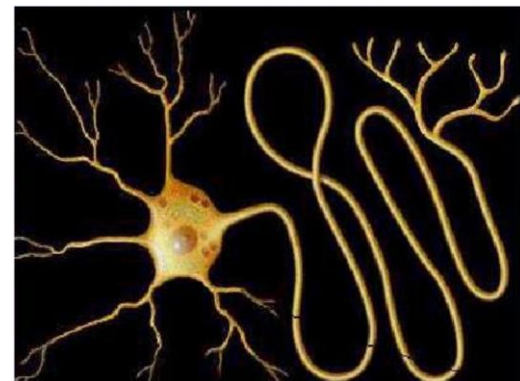
模拟生物神经元结构和功能，从数学角度抽象一个基本单元

神经元模型:

是生物神经元的抽象和模拟

是人工神经网络的最基本组成部分

是一多输入单输出的非线性处理单元

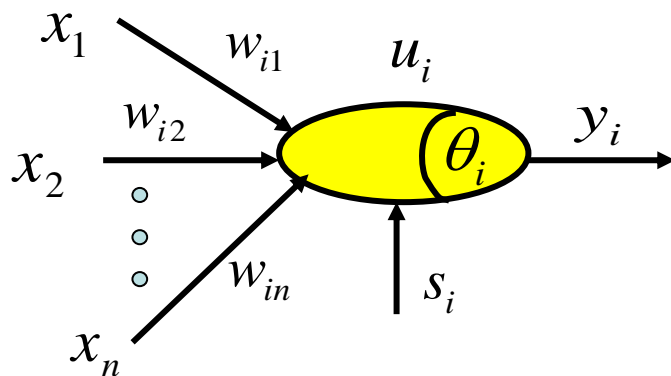


神经网络直观理解:

神经网络是一个并行和分布式的信息处理网络结构，一般由许多个神经元组成，每个神经元只有一个输出，它可以连接到很多其它的神元，每个神经元输入有多个连接通道，每个连接通道对应于一个连接权系数。

1) 人工神经元的数学模型

结构



θ_i : 阈值

x_j : 输入信号，可理解为其它神经元的输出

w_{ij} : 从 u_i 到 x_j 的连接权值（注意其下标与方向）

s_i : 外部输入信号

y_i : 神经元的输出

数学描述

输入：

$$Net_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j + s_i - \theta_i$$

状态：

$$u_i = f(Net_i)$$

输出：

$$y_i = g(u_i) = h(Net_i)$$

通常有：

$$g(u_i) = u_i$$

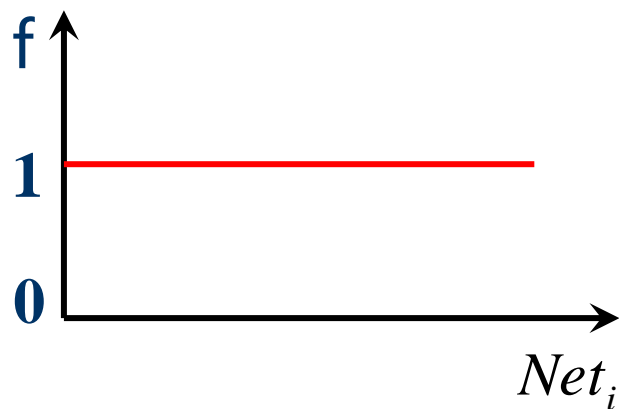
则：

$$y_i = f(Net_i)$$

激励
函数

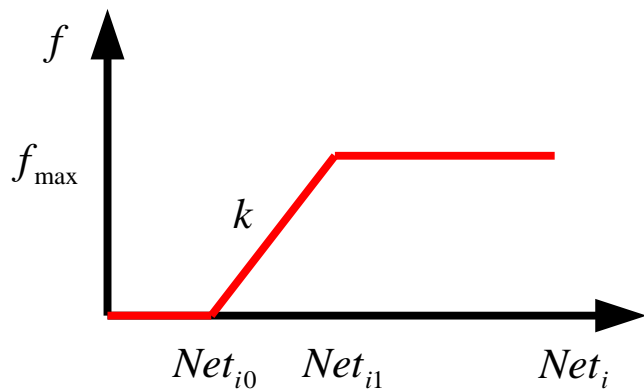
2) 人工神经元的激励函数

阈值型



$$f(Net_i) = \begin{cases} 1 & Net_i > 0 \\ 0 & Net_i \leq 0 \end{cases}$$

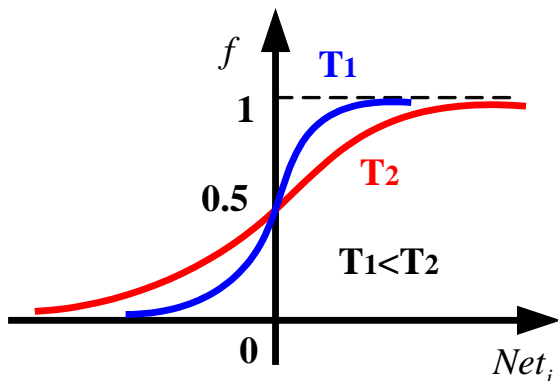
分段线性型



$$f(Net_i) = \begin{cases} 0 & 0 < Net_i \leq Net_{i0} \\ k(Net_i - Net_{i0}) & Net_{i0} < Net_i < Net_{i1} \\ f_{\max} & Net_i \geq Net_{i1} \end{cases}$$

激励函数
的作用？

Sigmoid函数型

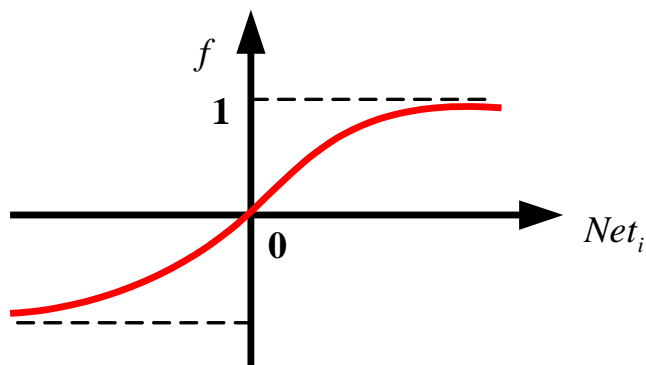


$$f(Net_i) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{Net_i}{T}}}$$

T: 比例因子，调整函数的上升坡度。**T**越大， f 上升越慢；

T越小， f 上升越快，很快饱和。

Tan函数型



$$f(Net_i) = \frac{e^{\frac{Net_i}{T}} - e^{-\frac{Net_i}{T}}}{e^{\frac{Net_i}{T}} + e^{-\frac{Net_i}{T}}}$$

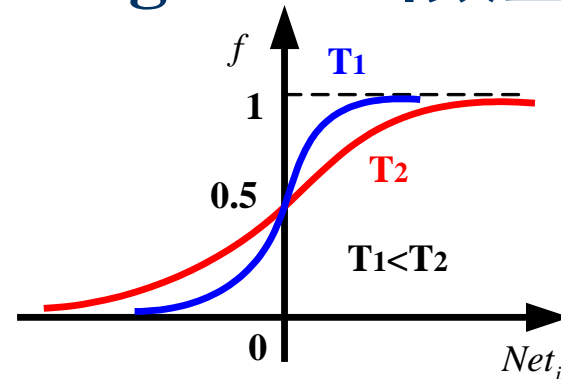
激励函数的作用：

控制输入对输出的激活作用

对输入、输出进行函数转换

将可能无限域的输入变换成指定的有限范围内的输出

Sigmoid函数型





4. 人工神经网络的模型分类

1) 根据组织和抽象层次分类

神经元层次模型：仅研究单一神经元的动态和自适应特性，探索神经元对输入信息的处理和存储能力。

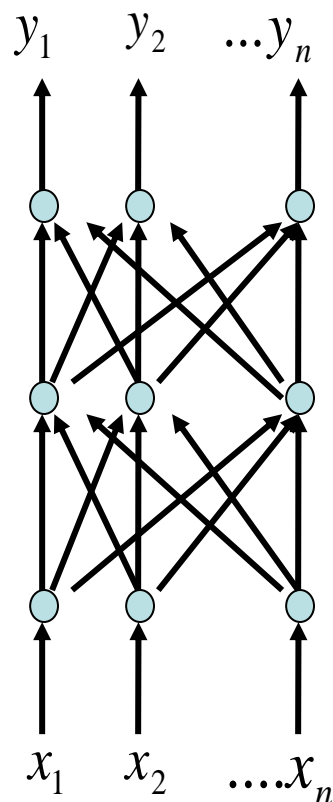
组合式模型：由多个不同神经元组成，功能比单一神经元强大。

网络层次模型：由多个相同神经元组成的网络结构，网络的整体性能为研究重点。

神经系统层次模型（多种网络）：由多个不同性质的神经网络构成，以模拟生物神经系统更复杂，更抽象的特性。

2) 根据链接方式和信息流向分类

前馈网络



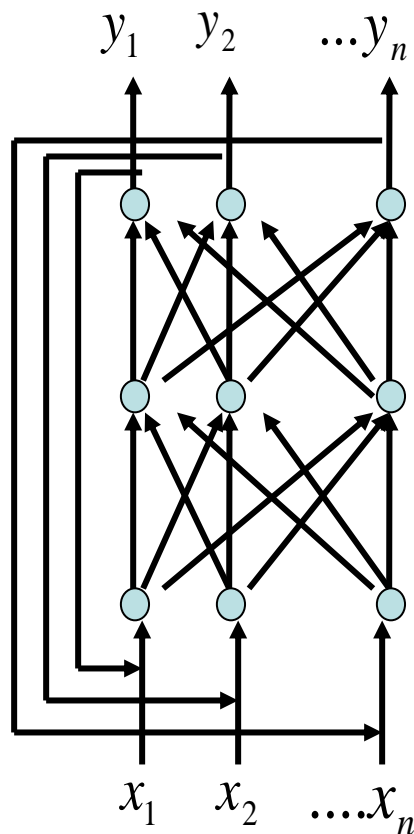
特点

- 神经元分层排列，组成输入层、隐含层（可以有若干层）和输出层；
- 每一层的神经元只接收前一层神经元的输入；
- 各神经元之间不存在反馈，信号在各层中顺序传播。

典型网络

BP网络，感知器。

反馈网络



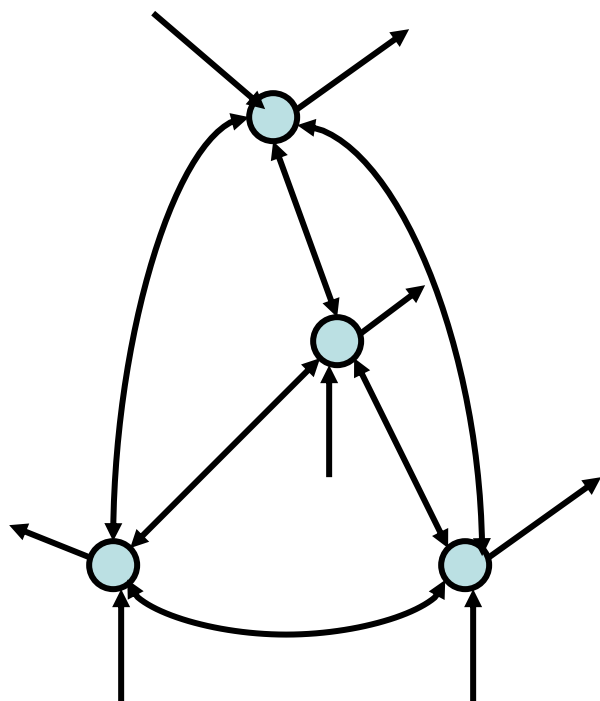
特点

仅在输出层到输入层存在反馈，即每一个输入节点都有可能接受来自外部的输入和来自输出神经元的反馈，故可用来存储某种模式序列。

应用

神经认知机，动态时间序列过程的神经网络建模

相互结合型网络（全互连）



特点

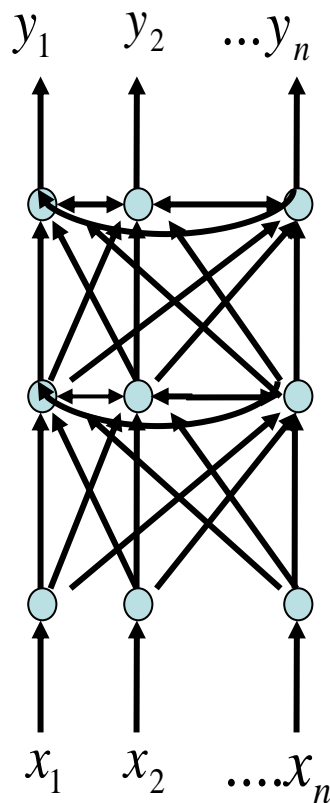
网状结构；任两个神经元之间都有可能存在连接（反馈）。

典型网络

Hopfield网络， Boltzmann机网络

注:在无反馈的前向网络中，信号一旦通过某个神经元，过程就结束了。而在相互结合网络中，信号在神经元之间反复往返传递，网络处在一种不断改变状态的动态之中。

混合型网络 (层内互连)



特点

- 前两者的混合；
- 同层内神经元相互连接；
- 可以实现同一层内神经元之间的横向抑制或兴奋机制。这样可以限制每层内能同时动作的神经元数，或者把每层内的神经元分为若干组，让每组作为一个整体来动作。

典型网络

回归神经网络 (RNN)



5. 人工神经网络的学习

连接权的确定方法:

- (1) 根据具体要求, 直接计算出来, 如Hopfield网络作优化计算时就属于这种情况。
- (2) 通过学习得到的, 大多数人工神经网络都用这种方法。

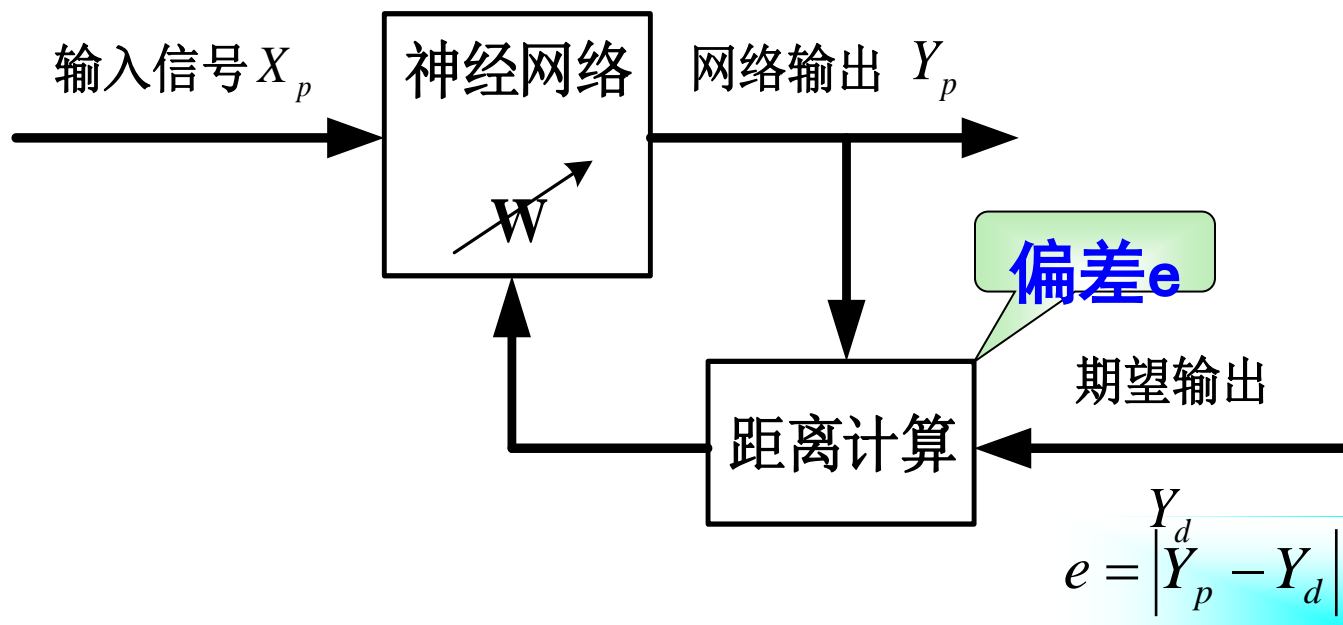
学习实质:

针对一组给定输入 X_p ($p=1,2,\dots,N$), 通过学习使网络动态改变权值, 从而使其产生相应的期望输出 Y_d 的过程。

学习算法分类:

有导师学习、无导师学习, 再励学习。

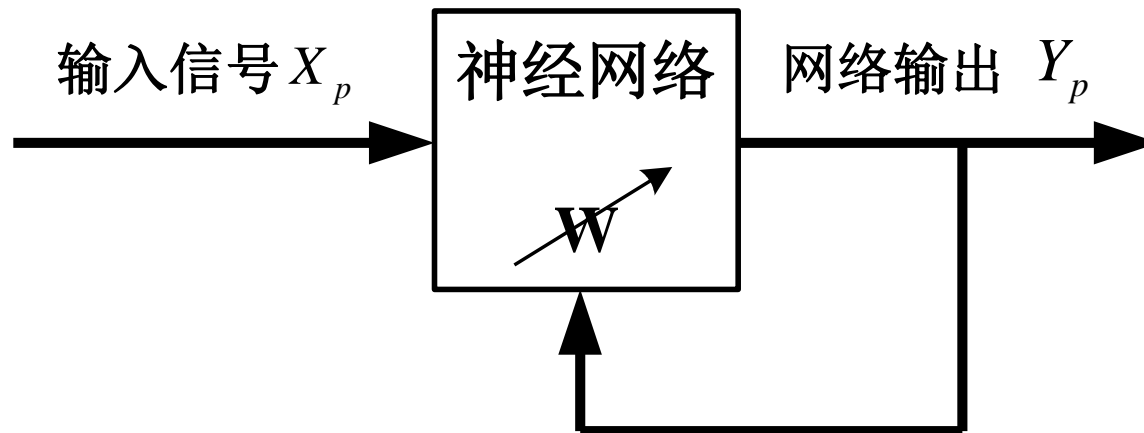
学习算法: 有导师学习



注：在训练过程中，存在一个期望的网络输出。它是基于误差来调整网络权值的。

应用：感知器网络;多层前向传播网络;Boltzmann机网络。

学习算法：无导师学习

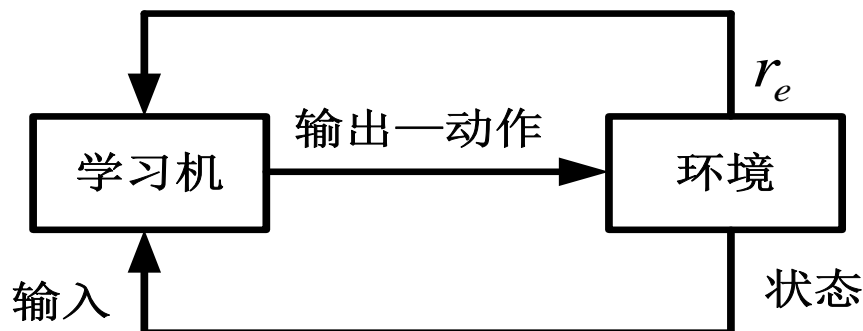


注：网络不存在一个期望的输出，通过建立一个间接评价函数，对网络的某种行为趋向作出评价，改变神经网络权值。

应用：ART网络；Kohonen自组织网络。



学习算法:再励学习



把学习看做试探性评价（奖或惩）过程。

学习机选择一种动作作用于环境之后，使环境的状态改变，并产生强化信号（奖或惩）反馈至学习机。

学习机依据强化信号与环境当前的状态，再选择下一动作作用于环境，选择的原则是使受到奖励的可能性最大。

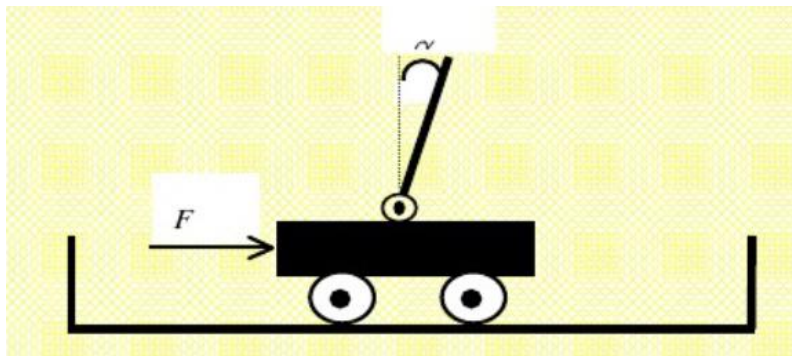
可见，强化信号是环境对学习机学习结果的一个评价。

学习算法:再励学习

例：在移动小车上的倒立摆（倒立摆系统）

设其当前的位置为环境的状态，学习是为求解作用于小车上的力序列 $F(k)$ ，使倒立摆与垂线的夹角不大于设定角 α_0 ，则再励信号可设为：

$$r_e = \begin{cases} 0, & \text{不大于设定角 } \alpha_0 \text{ (成功)} \\ -1, & \text{大于设定角 } \alpha_0 \text{ (失败)} \end{cases}$$



4.2 典型的神经网络类型介绍

决定神经网络性能的几个因素：

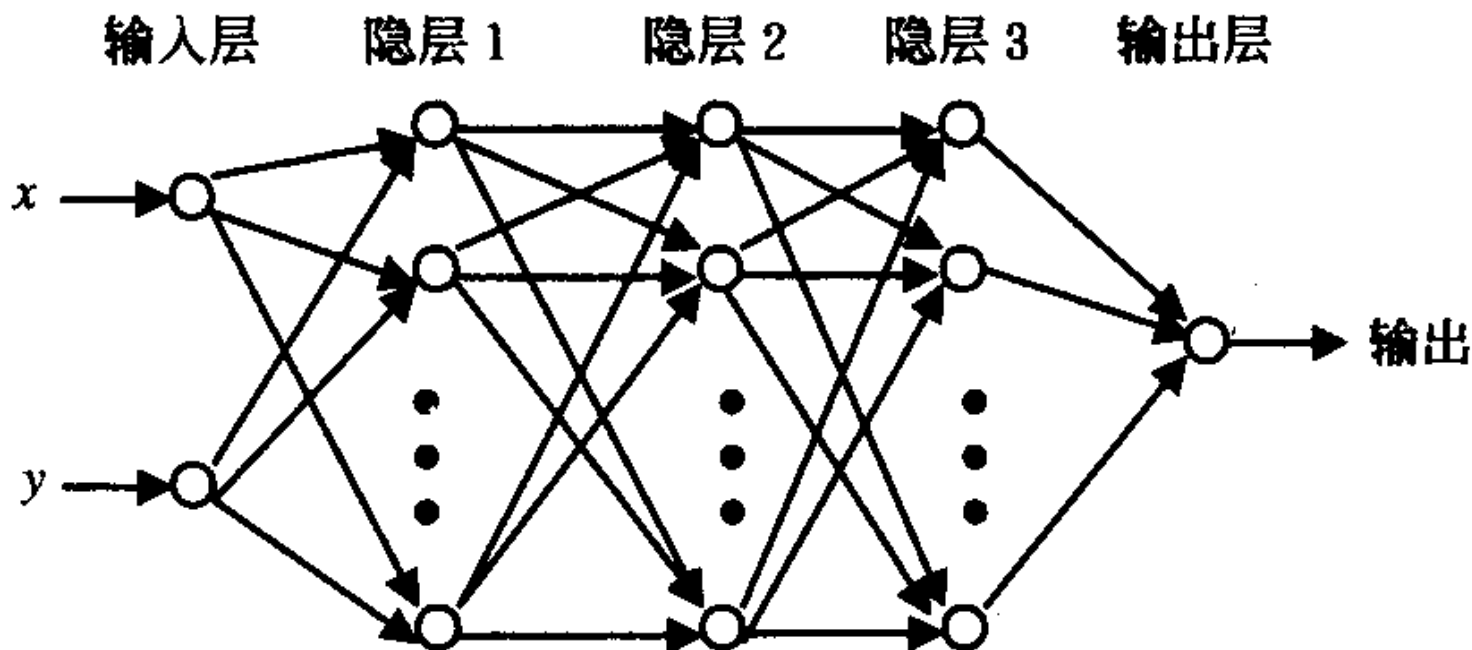
- 神经网络的网络结构：包括神经网络的层数、每层神经元数量
- 每层神经元的激励函数
- 神经网络训练的目标函数和学习算法
- 神经网络权值和阈值的初始值
- 神经网络的训练数据



神经网络的应用步骤:

- 神经网络的设计，包括确定网络结构、激励函数和学习算法；
- 神经网络初始化；
- 利用实验方法获得神经网络的训练数据和测试数据；
- 利用实验数据对网络进行训练和测试；
- 利用训练后的网络处理相关的输入信息。

误差反向传播（BP）神经网络的网络结构：





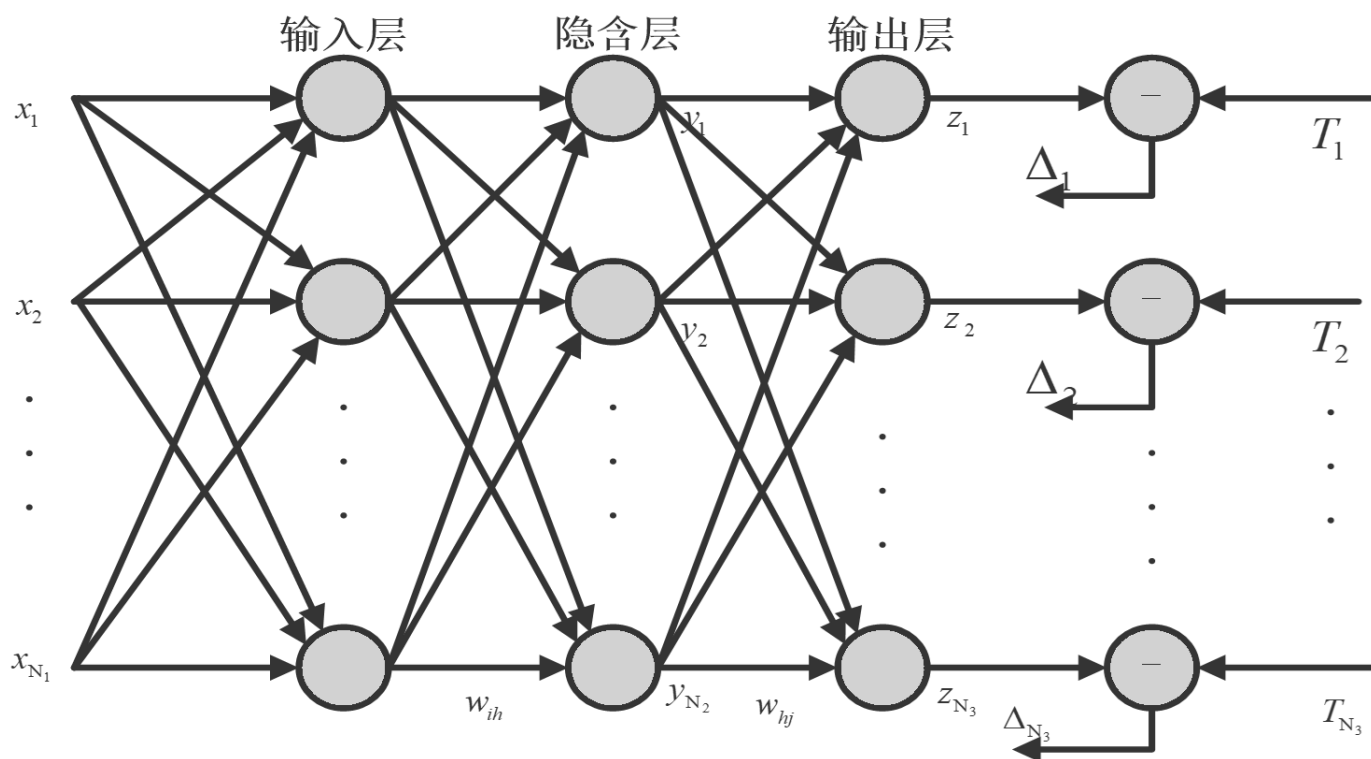
反向传播(Back Propagation, BP)网络:

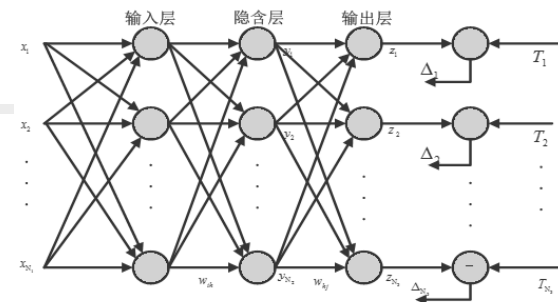
反向传播训练算法是一种迭代梯度算法，用于求解前馈网络的实际输出与期望输出间的最小均方差值。

BP网络是一种反向传递并能修正误差的多层映射网络。当参数适当时，此网络能够收敛到较小的均方差，是目前应用最广泛的网络之一。

BP网络缺点： 训练时间较长，且易限于局部极小。

现讨论三层BP神经网络：





设各层间激励函数为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

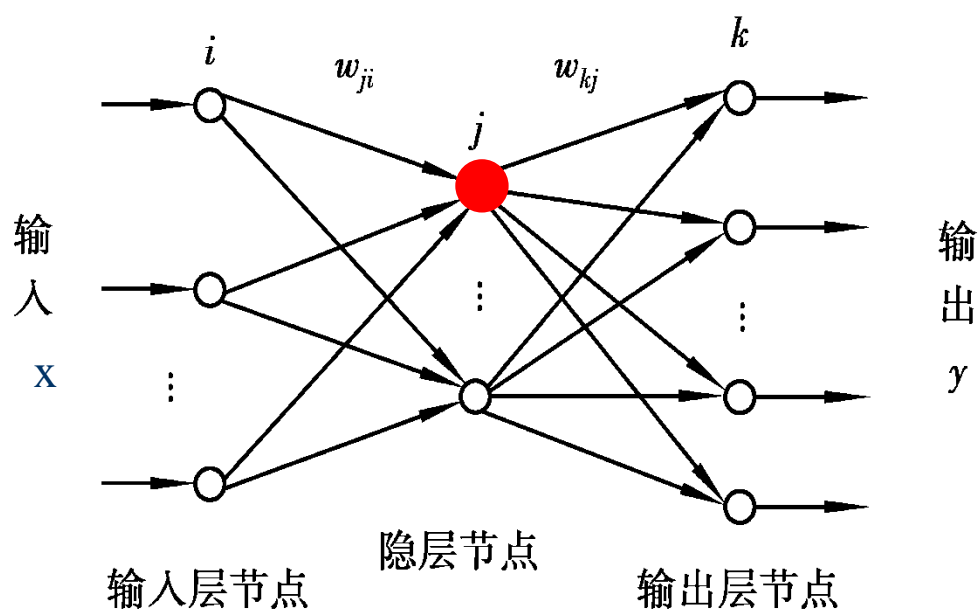
对于k个单元输出，其性能指标函数为：

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (d_{pk} - y_{pk})^2$$

p — 样本的第p个

d_{pk} — k单元第p个样本的期望值

y_{pk} — k单元第p个样本的实际值



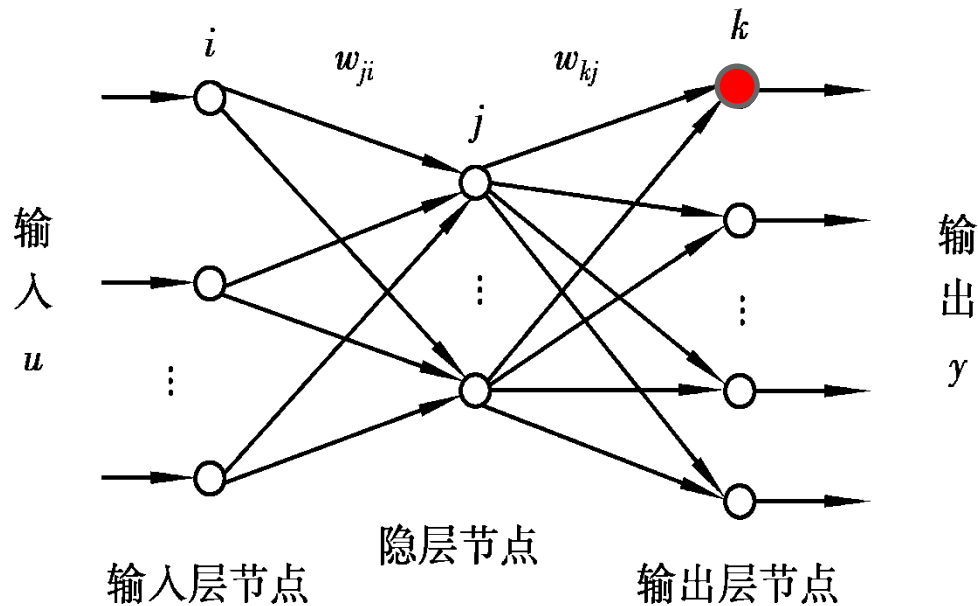
输入层到隐层

隐层 j 单元的输入:

$$net_j = \sum_i w_{ji} x_i \quad (2)$$

隐层 j 单元的输出:

$$o_j = f(net_j) \quad (3)$$

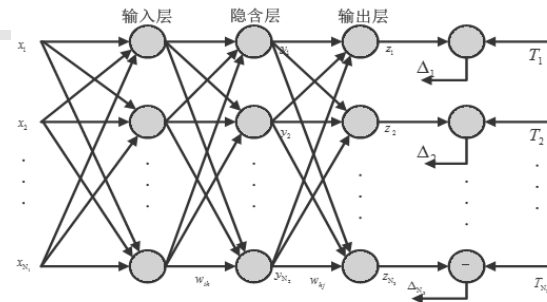


隐层到输出层k单元的输入:

$$net_k = \sum_j w_{kj} o_j \quad (4)$$

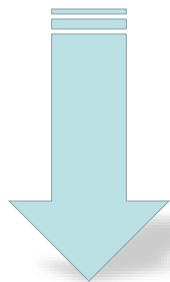
输出层k单元的输出:

$$y_k = f(net_k) \quad (5)$$

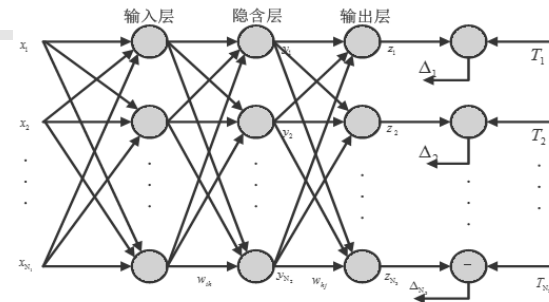


该网络的性能函数（省略下标p）：

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$$



Minimum



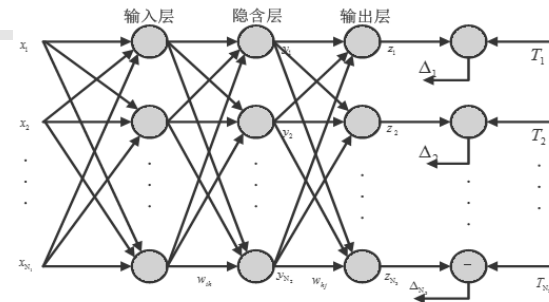
BP算法的目的：

使期望值 d_k 与实际值 y_k 之差的平方和最小。即求性能函数的极小值，约束条件为：

$$\min_{w_{kj}} E$$

Subject to:

$$net_k = \sum_j w_{kj} o_j$$

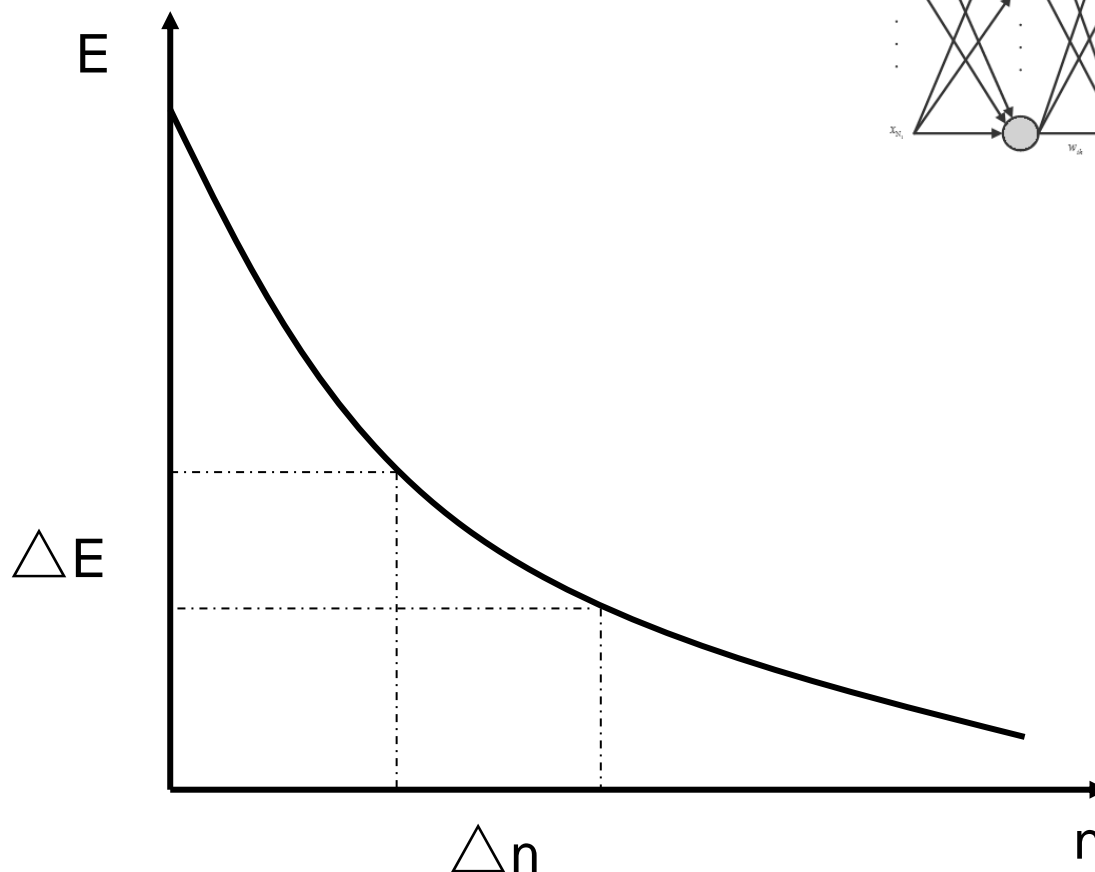
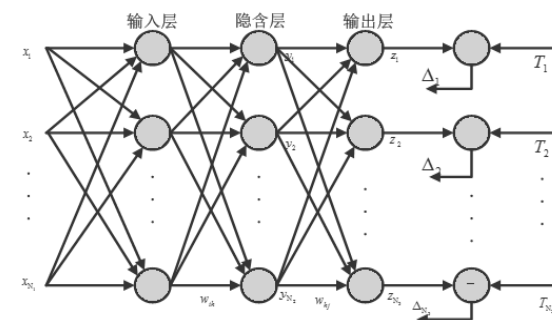


求解过程

利用非线性规划中的“快速下降法”，使权值沿误差函数的梯度方向改变，因此，权值的修正量为

$$\Delta w_{kj} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (\varepsilon > 0) \quad (6)$$

ε — 学习因子, 取值范围 (0, 1)



梯度下降法理想学习曲线

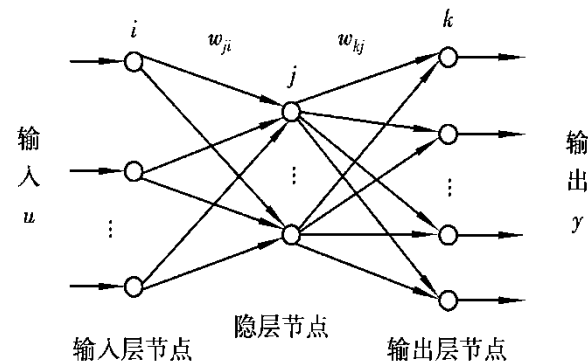
$$net_k = \sum_j w_{kj} o_j$$

$$y_k = f(net_k)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$$

由(4)式和(5)式，可知

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} &= \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \\ &= \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial}{\partial w_{kj}} \sum_j w_{kj} o_j \\ &= \frac{\partial E}{\partial net_k} o_j \end{aligned}$$



(7)

另外,

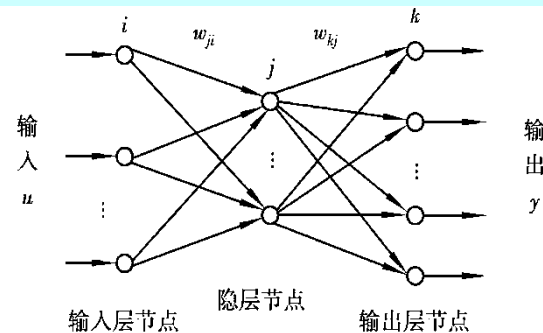
$$\frac{\partial E}{\partial net_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial net_k}$$

$$= -(d_k - y_k) \cdot f'(net_k)$$

$$net_k = \sum_j w_{kj} o_j$$

$$y_k = f(net_k)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$$



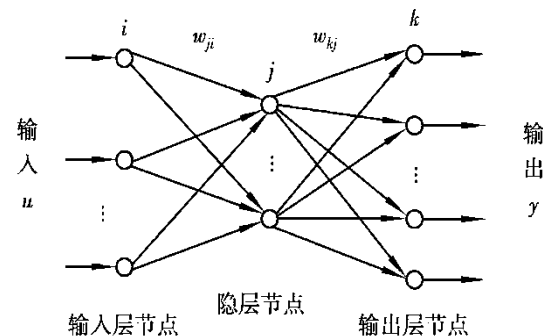
$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot O_j$$

$$\frac{\partial E}{\partial net_k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial net_k} = -(d_k - y_k) \cdot f'(net_k)$$

$$net_k = \sum_j w_{kj} O_j$$

对于输出层任意单元k，都有：

$$\begin{aligned}\Delta w_{kj} &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \\ &= -\varepsilon \cdot \frac{\partial E}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{kj}} \\ &= -\varepsilon \cdot [-(d_k - y_k) \cdot f'(net_k)] \cdot O_j \\ &= \varepsilon \cdot \delta_k \cdot f'(net_k) \cdot O_j\end{aligned}$$



$$(\varepsilon > 0)$$

对于隐层与输入层的权值变化，同样有：

$$\Delta w_{ji} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (\varepsilon > 0)$$

ε —— 学习因子, 取值范围 (0, 1)

其中,

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}}$$

$$= \left(\frac{\partial E}{\partial o_j} \cdot \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \right) \cdot x_i$$

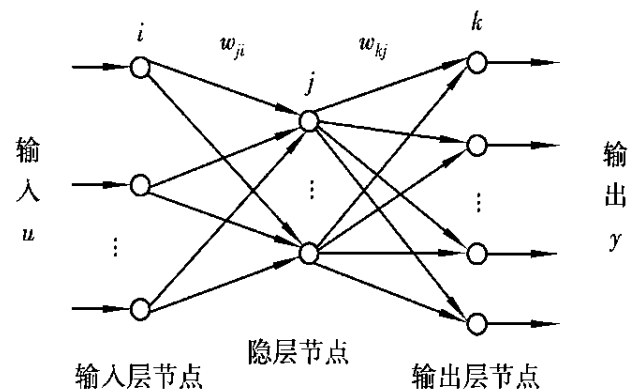
$$= \frac{\partial E}{\partial o_j} \cdot f'(net_j) \cdot x_i$$

$$net_j = \sum_i w_{ji} x_i$$

$$o_j = f(net_j)$$

对 $\frac{\partial E}{\partial o_j}$ 不能直接求出，通过间接变量进行计算：

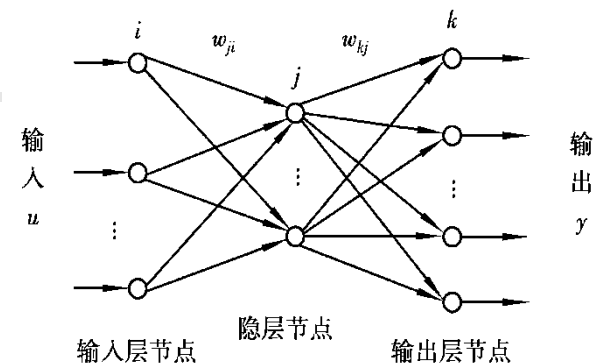
$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial o_j} &= \sum_k \frac{\partial E}{\partial net_k} \cdot \frac{\partial net_k}{\partial o_j} \\ &= \sum_k -(d_k - y_k) f'(net_k) \cdot w_{kj} \\ &= \sum_k -\delta_k f'(net_k) w_{kj}\end{aligned}$$



$$net_k = \sum_j w_{kj} o_j$$

$$y_k = f(net_k)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$$



于是，输入层与隐层间的权值变化为：

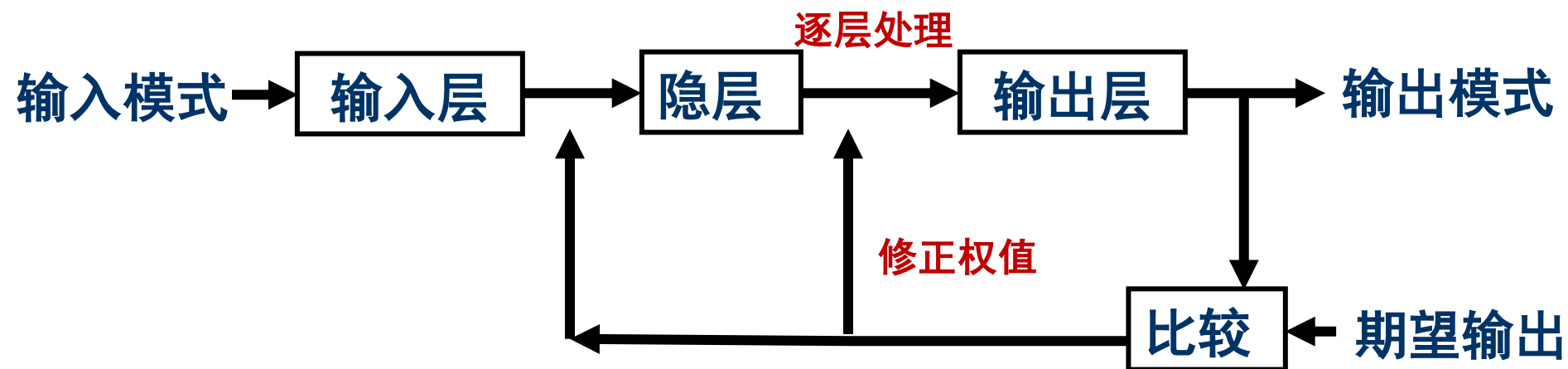
$$\Delta w_{ji} = \varepsilon f'(net_j) x_i \cdot \sum_k \delta_k f'(net_k) w_{kj}$$

阈值怎么
办，同理
可推导

来自输出层与隐
层的权值变化



输入前向传播

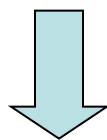


误差后向传播



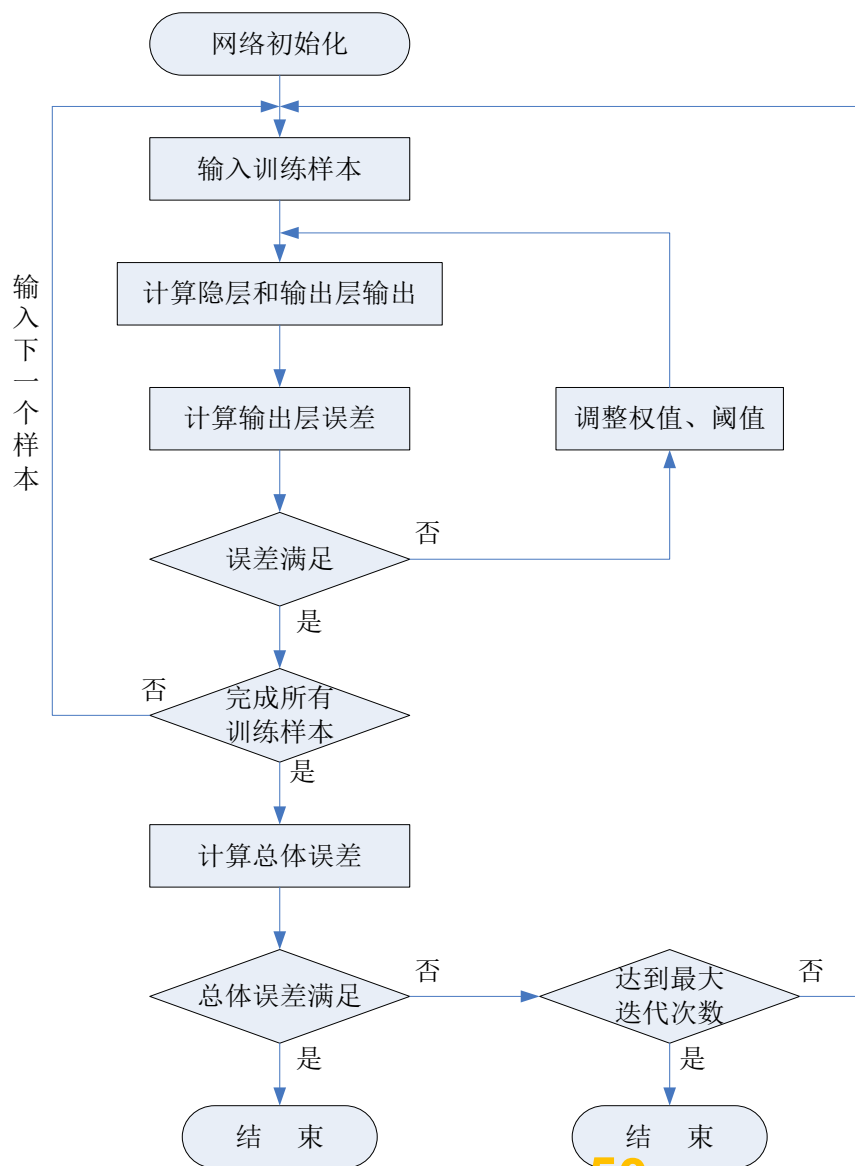
BP网络的标准学习算法—学习过程

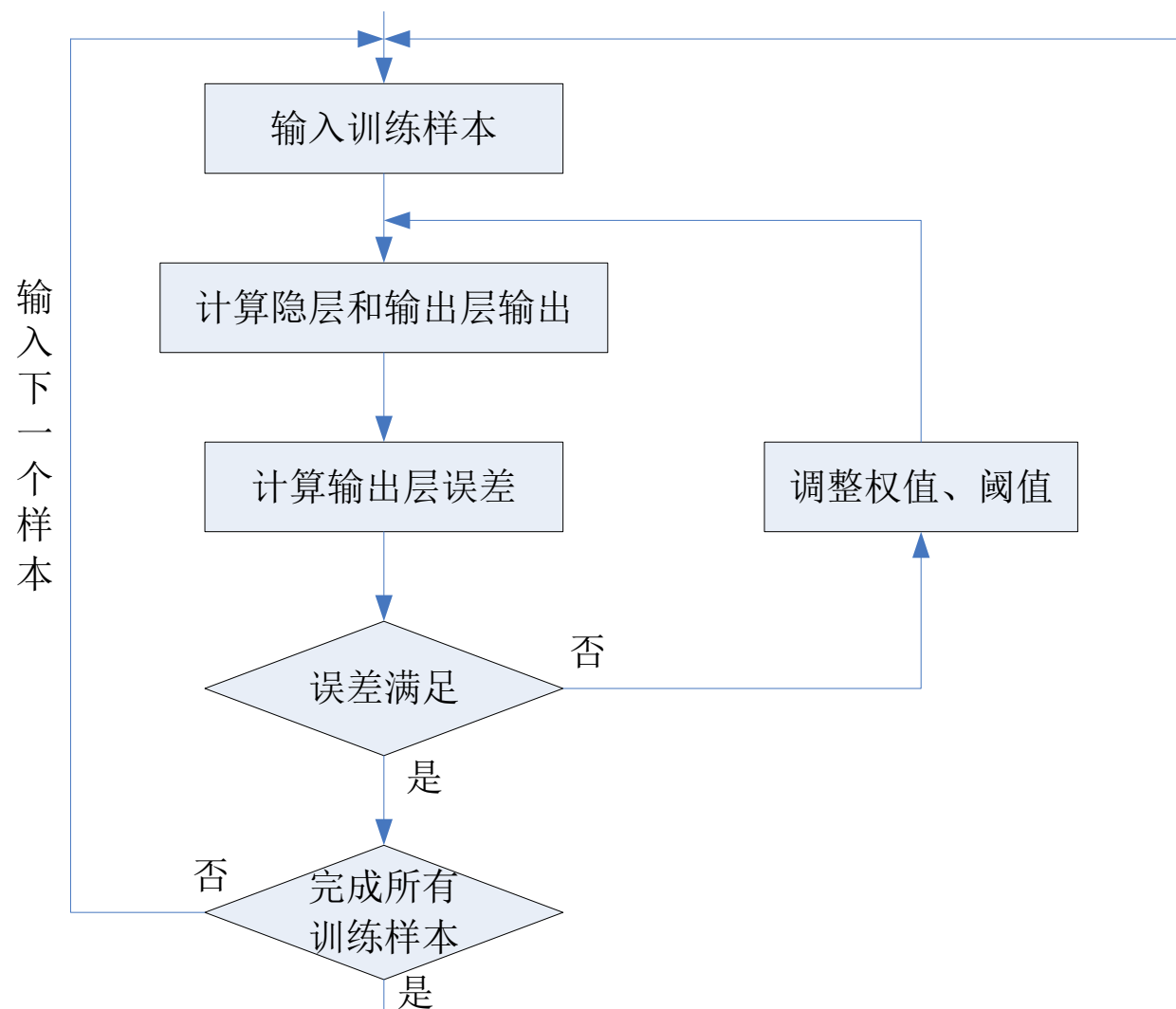
- 正向传播：
 - 输入样本—输入层—各隐层—输出层
- 判断是否转入反向传播阶段：
 - 若输出层的实际输出与期望的输出（教师信号）不符
- 误差反传：
 - 误差以某种形式在各层表示—修正各层单元的权值

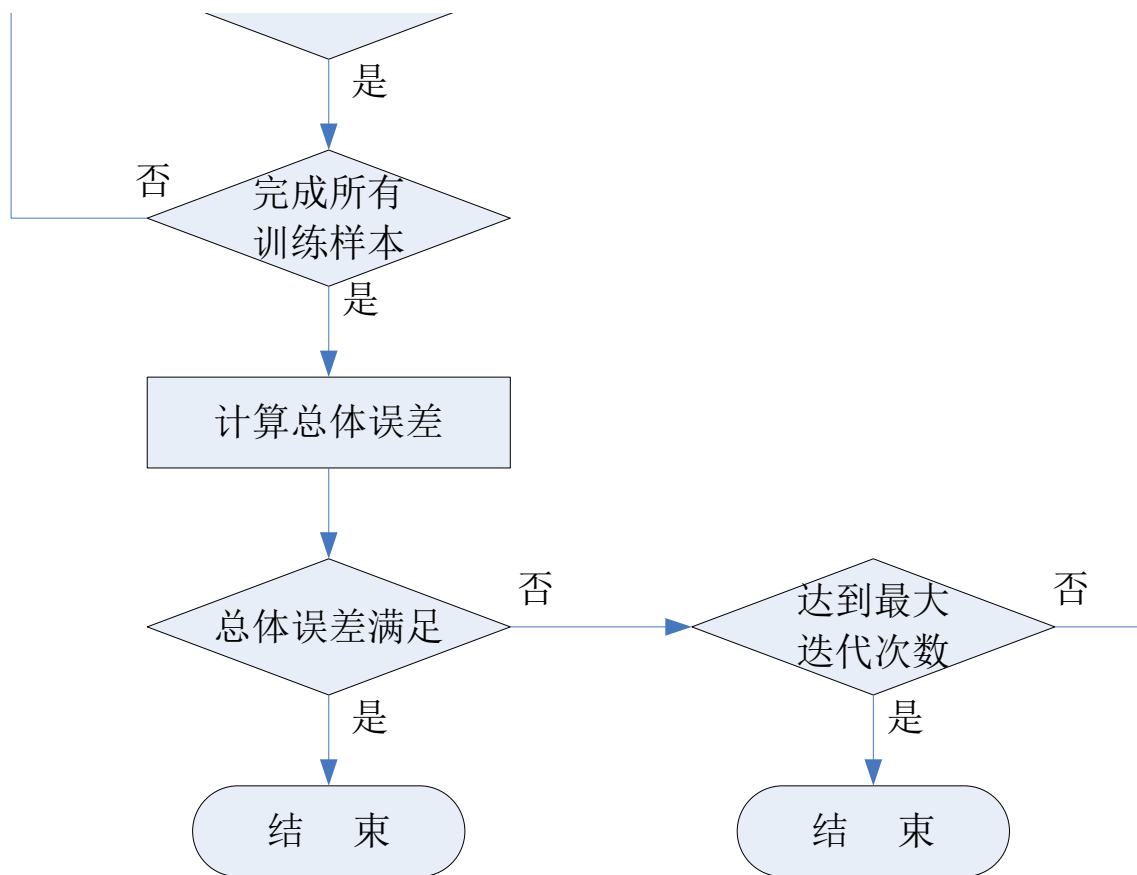


何时结束？

- ①网络输出的误差减少到可接受的程度
- ②进行到预先设定的学习次数为止





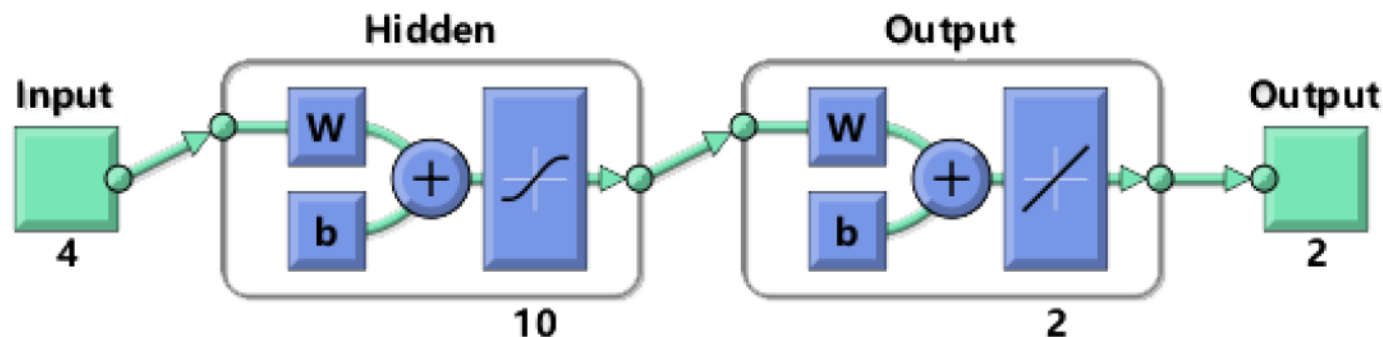


Matlab中神经网络生成函数

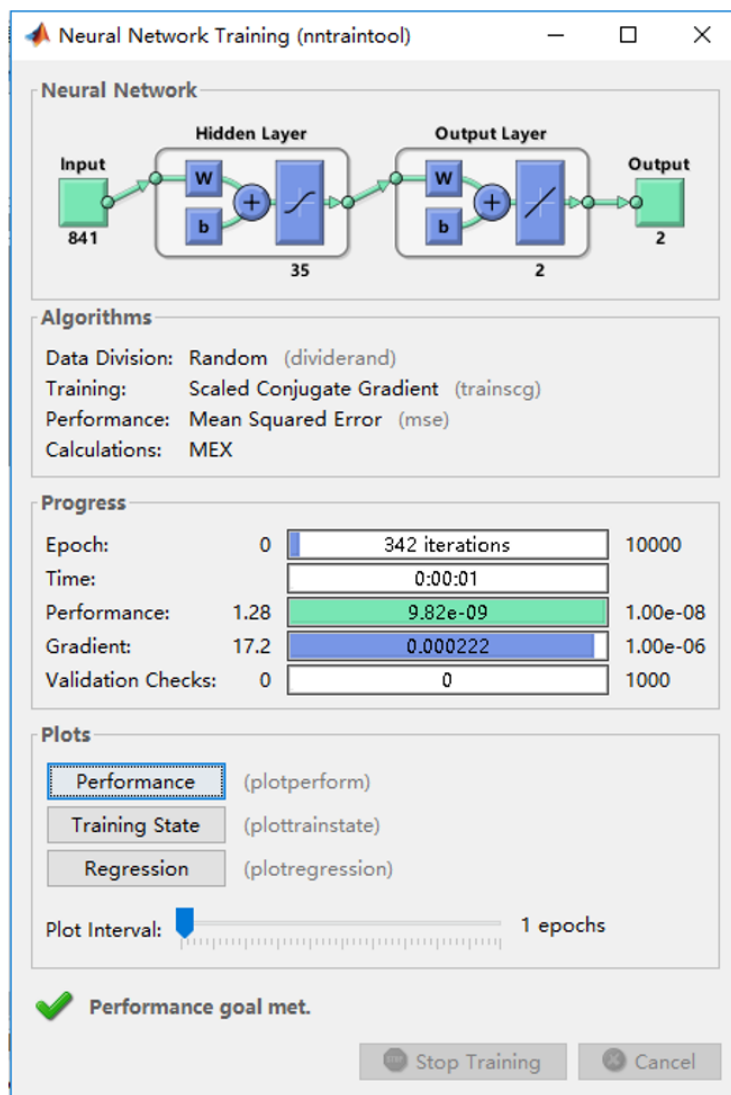
Feedforwardnet(hiddenSizes, trainFcn)

hiddenSizes—网络隐含层的神经元个数

trainFcn---训练函数，默认为“trainlm”，即Levenberg-Marquardt算法



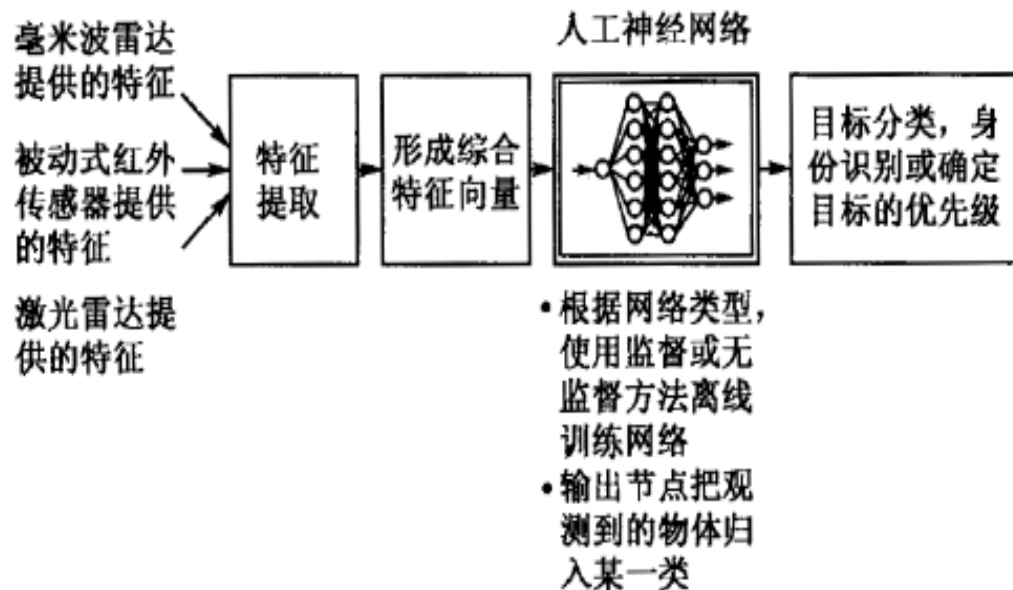
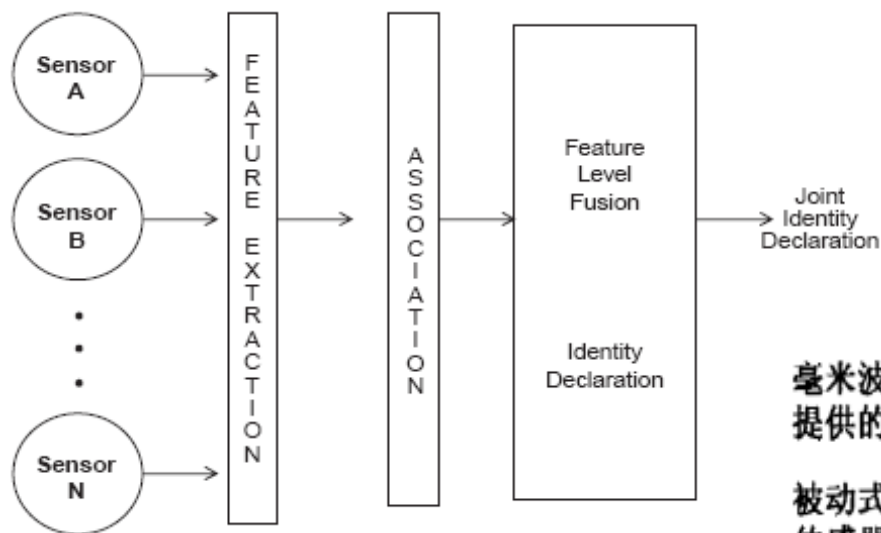
在Matlab中仿真神经网络



4.3 基于神经网络的传感器检测数据融合

思考：

在进行目标身份识别时，如何进行多传感器信息融合？



在人工神经网络分类器中的特征级数据融合

传感器网络数据融合需考虑以下问题：

- (1) 融合系统输入输出信息；
- (2) 对各个传感器提供的数据, 进行何种预处理, 所得到的结果能满足融合系统的要求并且信息的损失最少；
- (3) 融合系统采用什么样的结构；
- (4) 采用何种融合算法, 能使融合系统达到性能最优；
- (5) 如何实现融合系统。



【例】 为确定某一红外测距传感器系统的数据处理算法，利用该测距系统进行如下实验：在不同温度下将目标放置不同的距离分别进行测距，每一温度下对同一目标连续测量5次，测量的实验数据见附表所示。请利用BP神经网络完成该系统的数据处理。

注： 由于红外光在介质中的传播速度受到温度等环境因素影响，为获得较准确的测量结果需要对红外测距系统的测量数据进行处理。



理论值	750									
环境温度	20					45				
测量值	756.575	770.997	765.326	762.908	762.734	778.058	768.418	767.072	753.322	754.777
理论值	850									
环境温度	20					45				
测量值	869.189	837.808	846.641	850.121	871.750	886.931	896.766	855.983	844.269	878.671
理论值	950									
环境温度	20					45				
测量值	975.678	936.677	953.530	936.952	972.731	969.696	966.840	967.399	991.950	960.165

注：为说明问题上述数据扩大了温度对结果的影响。



网络结构设计：

- 输入/输出向量设计：
 - 根据已知条件，可将目标距离的理论值作为对测量温度和测量值的一个映射（二元函数）。由此，可以确定网络的输入为2维向量，且该网络为单输出神经网络。
 - 由于输入向量有2个元素、输出向量有1个元素，所以网络输入层的神经元有2个，输出层神经元数目为1。

网络结构设计：

- 隐层设计：

神经网络是误差后向传播神经网络，其隐含层结构的层数与各层节点数直接影响网络性能的优劣。

隐层数较多→网络所表达的映射就越复杂，不仅增大计算量，而且易导致数据失真；

各隐含层的节点数较多→会使其学习时间过长，误差也不一定最小；

若节点数较少→会导致网络容错性较差，局部极小就多。

因此，隐含层是网络结构设计的重要问题。

网络结构设计：

- 隐含层数设计（至少1层）：

可由下式试算：

$$N \leq \text{ceil} \left(\frac{J(K-1) - (I-1)}{2} \right)$$

N 为隐层层数； J 为输出层神经元个数； I 为输入层神经元个数； K 为标准样本个数。本例取1层隐层。

- 隐含层神经元个数设计：

隐含层节点个数设计比较复杂，有基于最小二乘设计法、基于黄金分割设计法等。本例取： $M=2n+1$ ，其中 n 为输入层神经元的个数。

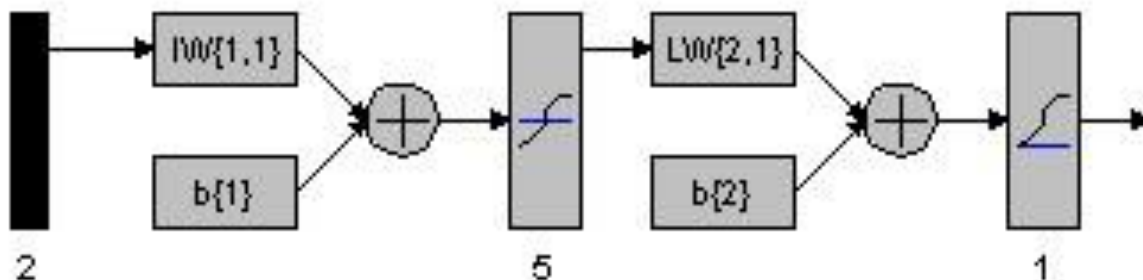
网络结构设计：

- 激励函数设计：
 - 隐层激励函数取正切S型传递函数tansig函数，即：

$$f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}, \quad -\infty < x < \infty$$

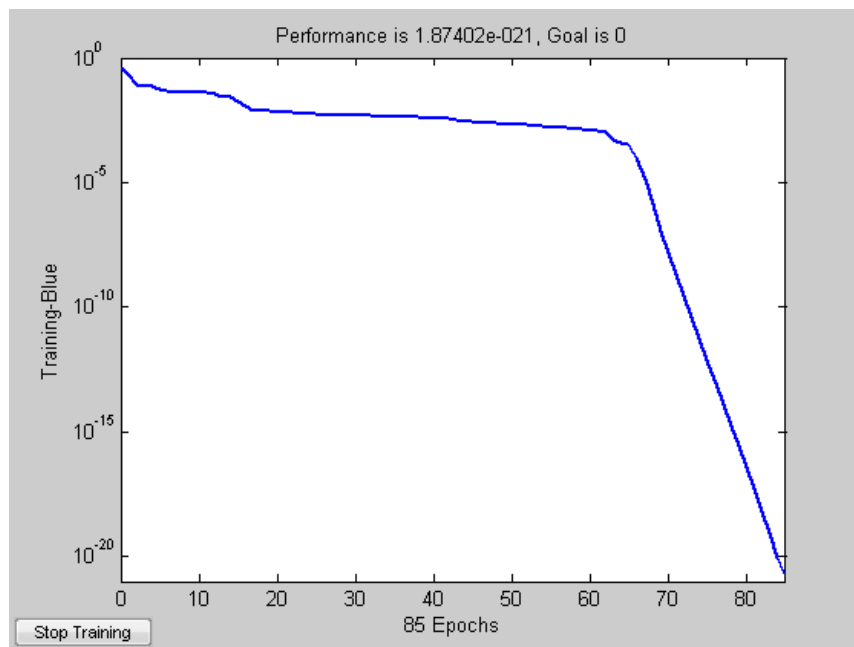
- 输出层激励函数取对数S型传递函数logsig函数，即：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad -\infty < x < \infty$$



网络结构设计：

- 训练样本和测试样本设计：
 - 数据共30组，可在同类（共六类）数据组中各挑选一个样本，从而得到六个测试样本，构成测试样本集。剩余24组数据可作为训练样本集。





- 输入层到隐含层的连接权值：

$$net.IW\{1,1\} = \begin{bmatrix} -0.43261 & 40.1188 & 35.9519 & -11.1545 & 6.7316 \\ -0.064564 & -5.8201 & -2.0847 & -6.1602 & -1.3919 \end{bmatrix}^T$$

- 隐含层的神经元阈值：

$$net.b\{1\} = [13.6766 \quad -36.3567 \quad -3.8506 \quad -7.0659 \quad 7.745]^T$$

- 隐含层到输出层的连接权值：

$$net.LW\{2,1\} = [10.8115 \quad 12.9675 \quad 13.6101 \quad 12.9105 \quad -0.75872]$$

- 输出层的神经元阈值：

$$net.b\{2\} = [2.2152]$$



测试样本	样本1	样本2	样本3	样本4	样本5	样本6
测量温度	20	45	20	45	20	45
测量距离	770.9971	767.0724	846.6408	855.9834	975.6780	960.1649
实际距离	750	750	850	850	950	950
预测距离	750.0001	750.0000	850.0000	850.0000	950.0000	949.9994
误差	-0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0006



传感器信息融合技术研究的不足：

(1)未形成系统的理论

现阶段多传感器融合研究，都是以实际问题为根据进行的，根据问题的特性，各自建立融合准则，形成最佳的融合方案。

未能抛开实际问题，建立普遍的理论框架和融合结构模型，普遍适用的融合算法等。

(2)多传感器融合系统有效应用不够广泛

多传感器信息融合的研究还主要集中于理论研究上，实际应用领域的研究相对来说比较缺乏，在实际中的应用还不广泛。



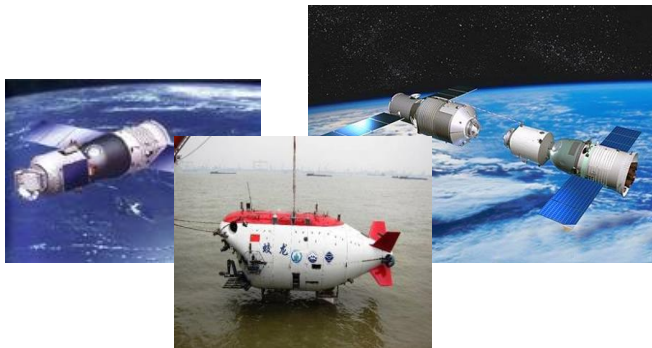
传感器信息融合研究集中于：

(1)理论研究

- 建立系统的理论体系, 包括建立融合结构模型标准、系统结构标准和融合算法标准
- 改进融合算法以进一步提高融合系统的性能
- 如何利用有关的先验数据提高数据融合的性能

(2)应用研究

- 不断扩大多传感器信息融合应用领域
- 开发并行计算的软件和硬件, 以满足具有大量数据且计算复杂的多传感器融合要求
- 针对具体应用情况, 正确评价多传感器融合结果



Thanks

