



北京航空航天大学
BEIHANG UNIVERSITY

-自动化学院学科核心课-



检测技术与自动化

第3章 传感器原理与应用-4-模糊传感器



模糊传感器是20世纪80年代末兴起的一种新型智能传感器，是模糊逻辑在传感器技术中的应用。

模糊传感器能够以自然语言符号的形式描述测量结果，克服了传统传感器测量结果不易理解、数据存储量大和涉及人类自身行为及某些高层逻辑信息时难以描述的不足。



模糊传感器与传统传感器的区别？



4. 模糊传感器

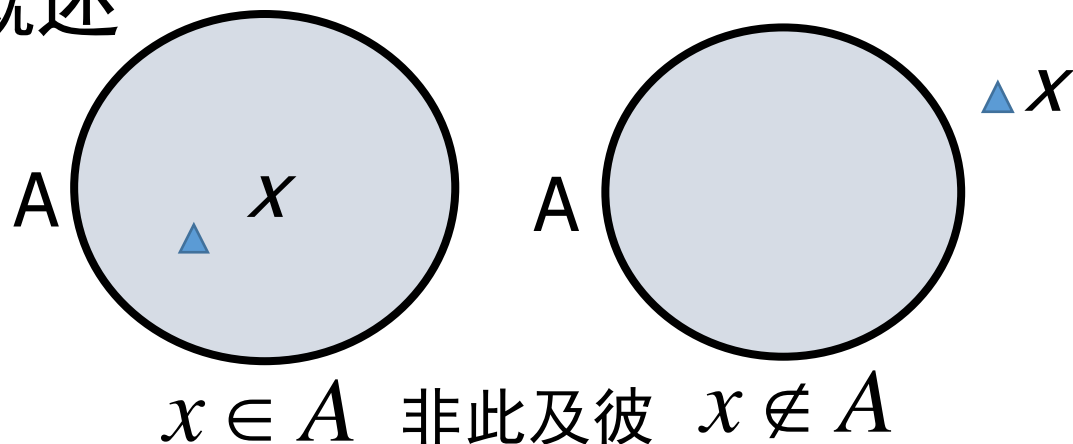
4.1 模糊集合理论概述

4.2 模糊传感器的概念、功能和构成

4.3 模糊传感器应用

4.1 模糊集合理论概述

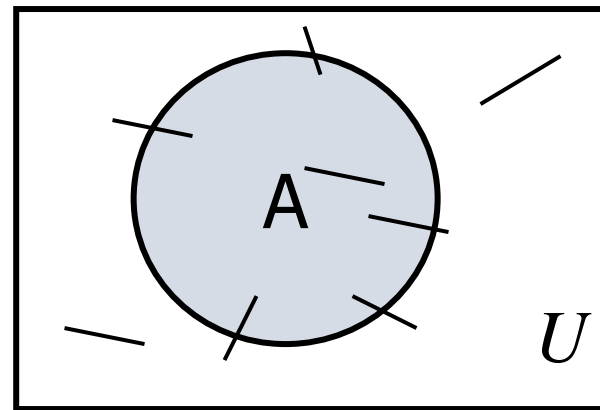
精确集合



模糊集合

模糊集合 A ，元素 x

- 若位于 A 内部，用1来记录
- 若位于 A 外部，用0来记录
- 若一部分位于 A 内部，一部分位于 A 外部，用 x 位于 A 内部的长度来表示 x 对于 A 的隶属程度



亦此亦彼



4.1.1 模糊集合概念

假设论域为 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，即 U 为论域中的所有元素 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 构成的集合。

若从 U 到闭区间 $[0, 1]$ 有映射 μ_A ，表示为

$$\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$$

则称 μ_A 确定了 U 的一个模糊集合 A ，而 μ_A 称为模糊集合 A 的隶属函数。



映射 μ_A 将 U 上任意一点 x 映射到闭区间 $[0,1]$ 上的值为 $\mu_A(x)$ ，称为论域 U 中元素 x 隶属于模糊集合 A 的程度，简称 x 对 A 的隶属度。

$\mu_A(x)$ 的取值范围为 $[0,1]$ ，其大小反映了 x 隶属于 A 的程度。

$\mu_A(x) \rightarrow 1$ ， x 隶属于 A 的程度越高

$\mu_A(x) \rightarrow 0$ ， x 隶属于 A 的程度越低

$\mu_A(x) = 0.5$ ，最具有模糊性，过渡点



模糊集合 A 完全由隶属函数 μ_A 刻画，只要给定隶属函数，则模糊集合就完全确定了。不同的隶属函数确定不同的模糊集合，同一论域 U 上可以有多个模糊集合（模糊子集）。

对于 U 上的任意元素 x 及模糊集合 A ，一般不能说 x 是否隶属于 A ，只能说 x 隶属于 A 的程度有多大。这也正是模糊集合与精确集合的区别。

模糊集合的表示方法—当论域 U 为有限集合时：

- Zadeh表示法：

$$A = \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x_i}$$

$$A = \int \frac{\mu_A(x)}{x}, x \in U$$

- 向量表示法：

$$A = \{ \mu_A(x_1), \mu_A(x_2), \dots, \mu_A(x_n) \}$$

- 序偶表示法：

$$A = \{ x, \mu_A(x) \mid x \in U \}$$



【例】 设论域 $U=\{1,2,3,\dots,10\}$, 集合 A 表示“小的数”, 根据经验可以给出其隶属函数, 模糊集合可表示如下:

- Zadeh表示法:

$$A = \frac{1}{1} + \frac{0.9}{2} + \frac{0.7}{3} + \frac{0.5}{4} + \frac{0.3}{5} + \frac{0.1}{6} + \frac{0}{7} + \frac{0}{8} + \frac{0}{9} + \frac{0}{10}$$

- 向量表示法:

$$A = \{1, 0.9, 0.7, 0.5, 0.3, 0.1, 0, 0, 0, 0\}$$

- 序偶表示法:

$$A = \{(1,1), (2,0.9), (3,0.7), (4,0.5), (5,0.3), (6,0.1), (7,0), (8,0), (9,0), (10,0)\}$$



特别地，当 $\mu_A(x)$ 只取 $[0,1]$ 区间的两个端点时，模糊集合 A 就退化为一个精确集合了。因此，**精确集合是模糊集合的特殊形式。**

另外，对于论域 U 上的任意元素 x ：

- 1) 若 $\mu_A(x)=0$ ，
表示论域 U 上的所有元素均不属于模糊集合 A ，
即模糊集合 A 为空集；
- 2) 若 $\mu_A(x)=1$ ，
表示论域 U 上的所有元素都在模糊集合 A 中，即
模糊集合 A 为整个论域 U 。

【例】模糊集合A与隶属函数 μ_A 的关系

“成绩好”是一个模糊概念。比较科学的方法是采用一个模糊集合A来描述“成绩好”这个模糊概念。

若采用5分制，则不妨用

论域 $U=\{0,1,2,3,4,5\}$

上的隶属函数 $\mu_A(x)$ 来

表示模糊集合A，即

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0.0 & \text{当 } x = 0 \text{ 时} \\ 0.2 & \text{当 } x = 1 \text{ 时} \\ 0.4 & \text{当 } x = 2 \text{ 时} \\ 0.6 & \text{当 } x = 3 \text{ 时} \\ 0.8 & \text{当 } x = 4 \text{ 时} \\ 1.0 & \text{当 } x = 5 \text{ 时} \end{cases}$$

【例】模糊集合A与隶属函数 μ_A 的关系

某组有五个同学，设论域 $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ ，分别就每个同学对课程的理解程度打分，按百分制给分，再除以100，得到模糊集合A，

它表示同学对“课程理解程度”这个模糊概念的符合程度。

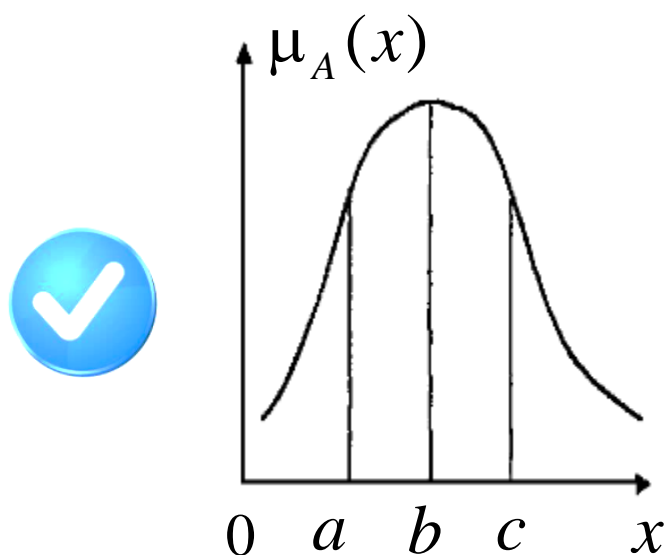
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0.85 & \text{当 } x = 85 \text{ 分时} \\ 0.75 & \text{当 } x = 75 \text{ 分时} \\ 0.98 & \text{当 } x = 98 \text{ 分时} \\ 0.30 & \text{当 } x = 30 \text{ 分时} \\ 0.60 & \text{当 } x = 60 \text{ 分时} \end{cases}$$

4.1.2 确定隶属函数的方法

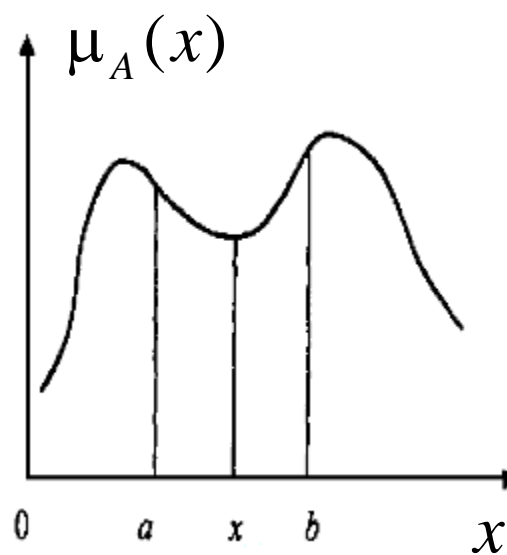
模糊集合完全由其隶属函数所描述。

1) 表示隶属函数的模糊集合必须是凸模糊集合

模糊概念的隶属度具有一定的稳定性；从最大的隶属度函数点出发向两边延伸时，其隶属度是单调递减的。



凸模糊集

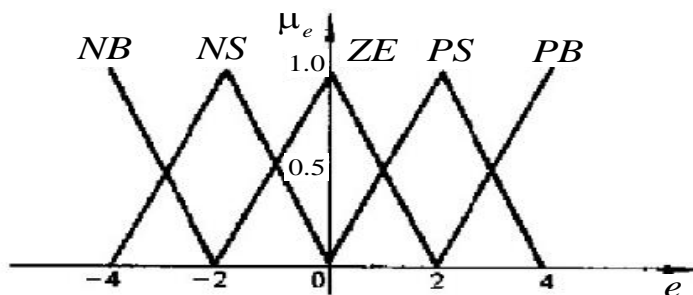


非凸模糊集

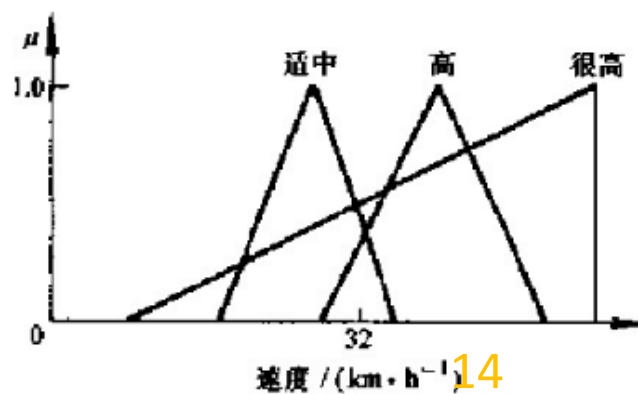


2) 变量所取隶属度函数通常是对称和平衡的

语言值为“较小”，“适中”，“较大”。如果在“较小”再加一个“小”，在对称位置加一个“大”。



3) 隶属度函数要符合人们的语义顺序，避免不适当的重叠，间隔的隶属函数尽量不相交。





- 4) 论域中的每个元素至少属于一个隶属函数的区域，同时不应超过两个隶属函数的区域。
- 5) 同一个元素没有两个隶属函数会同时达到最大值。
- 6) 当两个隶属度函数重叠时，重叠部分与两个隶属度函数的最大隶属度不应有交叉。



4.1.2 确定隶属函数的方法

确定隶属函数方法很多，常用如下：

1) 模糊统计法

利用概率统计思想得到元素的隶属度。假设工作 n 次试验，则论域 U 中的元素 x_0 对于模糊集合 A 的隶属频率 f_n 为

$$f_n = \frac{\text{“}x\text{属于}A\text{” 的次数}}{n}$$

随着 n 的增大，隶属频率会呈现某种稳定性，称隶属频率稳定的值为 x_0 对于模糊集合 A 的隶属度，即：

$$\mu_A(x_0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\text{“}x\text{属于}A\text{” 的次数}}{n}$$



选择129人做抽样实验，让他们独立思考“青年人”含义后，报出他们认为最适宜的“青年人”的年龄界限，结果如下表所示：

18 ~ 25	17 ~ 30	17 ~ 28	18 ~ 25	16 ~ 35
15 ~ 30	18 ~ 35	17 ~ 30	18 ~ 25	18 ~ 25
18 ~ 30	18 ~ 30	15 ~ 25	18 ~ 30	15 ~ 28
18 ~ 25	18 ~ 25	16 ~ 28	18 ~ 30	16 ~ 30
15 ~ 28	16 ~ 30	19 ~ 28	15 ~ 30	15 ~ 26
16 ~ 35	15 ~ 25	15 ~ 25	18 ~ 28	16 ~ 30
15 ~ 28	18 ~ 30	15 ~ 25	15 ~ 25	18 ~ 30
16 ~ 25	18 ~ 28	16 ~ 28	18 ~ 30	18 ~ 35
16 ~ 30	18 ~ 35	17 ~ 25	15 ~ 30	18 ~ 25
18 ~ 28	18 ~ 30	18 ~ 25	16 ~ 35	17 ~ 29
15 ~ 30	15 ~ 35	15 ~ 30	20 ~ 30	20 ~ 30
18 ~ 28	18 ~ 35	16 ~ 30	15 ~ 30	18 ~ 35
15 ~ 25	18 ~ 35	15 ~ 30	15 ~ 25	15 ~ 30
14 ~ 25	18 ~ 30	18 ~ 35	18 ~ 35	16 ~ 25
18 ~ 35	20 ~ 30	18 ~ 30	16 ~ 30	20 ~ 35
16 ~ 28	18 ~ 30	18 ~ 30	16 ~ 30	18 ~ 35
16 ~ 28	18 ~ 35	18 ~ 35	17 ~ 27	16 ~ 28
17 ~ 25	15 ~ 36	18 ~ 30	17 ~ 30	18 ~ 35
15 ~ 28	18 ~ 35	18 ~ 30	17 ~ 28	18 ~ 35
16 ~ 24	15 ~ 25	16 ~ 32	15 ~ 27	18 ~ 35
18 ~ 30	18 ~ 30	17 ~ 30	18 ~ 30	18 ~ 35
17 ~ 30	14 ~ 25	18 ~ 26	18 ~ 29	18 ~ 35
18 ~ 25	17 ~ 30	16 ~ 28	18 ~ 30	16 ~ 28
16 ~ 25	17 ~ 30	15 ~ 30	18 ~ 30	16 ~ 30
18 ~ 35	18 ~ 30	17 ~ 30	16 ~ 35	17 ~ 30
18 ~ 30	17 ~ 25	18 ~ 29	18 ~ 28	

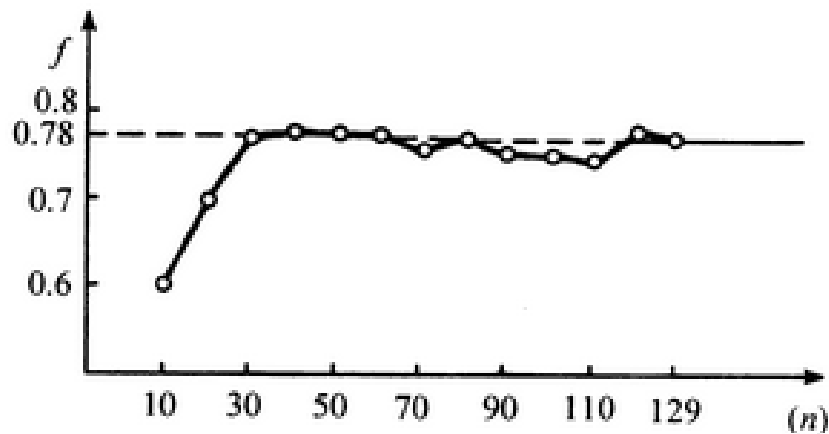


选取27岁，根据统计结果得出对“青年人”的隶属频率为：

$$\mu = \frac{\text{包含27岁的区间数（隶属次数）}}{\text{调查人数（}n\text{）}}$$

用该值作为27岁对“青年人”的隶属度的近似值，计算结果如下：

n	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	129
隶属次数	6	14	23	31	39	47	53	62	68	76	85	95	101
隶属频率	0.60	0.70	0.77	0.78	0.78	0.78	0.76	0.78	0.76	0.76	0.75	0.79	0.78



同理可以计算出15~35岁对“青年人”的隶属频率，从中确定隶属度。以其为纵坐标，年龄为横坐标，即可得到隶属函数曲线。

适用：模糊集合反应的是社会的一般意识，是大量的可重复表达的个别意识的平均效果。



2) Delphi法

设模糊集合A为论域 U 上待确定其隶属函数的模糊集合，步骤如下：

①选定 n 位专家；

②对确定的 $x_0 \in U$ ，由各专家第一次给出其隶属度的估计值 $\mu_A(x_0)$ 的估计值 $m_{1i}, i = 1, 2, \dots, n$ ，并计算平均值和离差：

$$\bar{m}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_{1i}$$

$$d_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |m_{1i} - \bar{m}_1|^2$$



2) Delphi法

③不记名再将全部数据 m_{11} 、 m_{12} 、...、 m_{1n} 、 \bar{m}_1 、 d_1 送给各位专家，请各位专家给出第二次评估值 m_{21} 、 m_{22} 、...、 m_{2n} ，并再次计算平均值和离差；

④重复上述步骤，直至离差值小于或等于预先给定的标准 ε ($\varepsilon > 0$) ；

⑤设重复 k 次后有 $d_k \leq \varepsilon$ ，则将第 k 次得到的 \bar{m}_k 和 d_k 再交给各位专家，请他们做最后判断，并给出估计值 m_1 、 m_2 、...、 m_n ，同时要求每位专家标出各自**对所给估计值的信任度**，记为 e_1 、 e_2 、...、 e_n ，其中规定 $e_i \in [0,1]$ ，若第 i 位专家对所估计值有绝对把握，记 $e_i = 1$ ，若毫无把握，记 $e_i = 0$ ，其他情况，记 $0 < e_i < 1$ ；



2) Delphi法

⑥计算平均值 $\bar{m} = \frac{1}{|M_\lambda|} \sum_{i \in M_\lambda}^n m_i$ ，其中

$$M_\lambda = \{i | e_i \geq \lambda; i = 1, 2, \dots, n\}$$

$|M_\lambda|$ 表示 M_λ 的元素个数, $\lambda \in [0, 1]$ 为事前给定的标准,
则 \bar{m} 就是Delphi法所得的隶属度 $\mu_A(x_0)$ 的估计值。

为简化计算，可直接计算如下：

$$\bar{m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i, \quad \bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i$$



此时称 \bar{m} 为隶属度在信任度 $\mu_A(x_0)$ 下的估计值。当信任度 \bar{e} 较高时, $\mu_A(x_0)$ 取为 \bar{m} ；否则, $\mu_A(x_0)$ 只可暂时使用 \bar{m} ，之后通过信息反馈及不断的“学习过程”以完善 $\mu_A(x_0)$ 。

适用：模糊集合反映的是某个时间段内的个别意识、经验和判断，如某专家对某个项目的可行性评价等。

3) 因素加权综合法

在实际问题中，有些模糊集合是由若干个因素相互作用而成的，而每个因素又可用模糊集合来表示。设模糊集合论域为 U ，它有 n 个因素相互作用而成，各因素集的论域为 U_1 、 U_2 、...、 U_n 。

①加权平均型

当 $\mu_A(x)$ 由 $\mu_{A1}(x_1)$ 、 $\mu_{A2}(x_2)$ 、...、 $\mu_{An}(x_n)$ 累加而成，则

令：

$$\mu_A(x) = \sum_{i=1}^n \delta_i \mu_{Ai}(x_i)$$

式中， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U$ ， $(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ 是权重向量，且满足 $\sum_{i=1}^n \delta_i = 1$ ， $\delta_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 反映了第 i 个元素的重要程度。

②乘积平均型

当 $\mu_A(x)$ 随每个 $[\mu_{Ai}(x_i)]^{\alpha_i}$ 按比例变化时，每个 $\mu_{Ai}(x_i)$ 对 $\mu_A(x)$ 都是必要的，其中任一个为 0， $\mu_A(x)$ 都为 0，则令：



$$\begin{aligned}\mu_A(x) &= b[\mu_{A1}(x_1)]^{\alpha_1} \cdot [\mu_{A2}(x_2)]^{\alpha_2} \cdot \dots \cdot [\mu_{An}(x_n)]^{\alpha_n} \\ &= b \prod_{i=1}^n [\mu_{Ai}(x_i)]^{\alpha_i}\end{aligned}$$

式中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U$, $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ 是权重向量, b 是一个适当选取的常数, 以保证 $\mu_A(x) \in [0, 1]$ 。

③混合型: 决定 $\mu_A(x)$ 的因素 $\mu_{Ai}(x_i)$ 分成两部分, 一部分是累加因素, 一部分是乘积因素, 则令:

$$\mu_A(x) = b \prod_{i=1}^{m-1} [\mu_{Ai}(x_i)]^{\alpha_i} \cdot \left[\sum_{j=1}^k \delta_j A_{m+j}(x_{m+j}) \right]^{\alpha_m}$$



$$\mu_A(x) = b \prod_{i=1}^{m-1} [\mu_{Ai}(x_i)]^{\alpha_i} \cdot [\sum_{j=1}^k \delta_j A_{m+j}(x_{m+j})]^{\alpha_m}$$

式中， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U$ ， $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ 和 $(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_k)$ 为两个权重向量，且 $m+k=n+1$ ， b 为正实数。两个权重向量既可由试验取得，也可通过专家调查获得。

4) 例证法

主要思想从已知的有限个 μ_A 值估计论域 U 上模糊集合 A 的隶属函数。

设论域 U 为全体人类，模糊集合 A 表示“矮个子的人”。为确定隶属函数 μ_A ，先给出一个高度 h 值，然后选定语言真值“真的”、“大致真的”、“似真似假”、“大致假的”、“假的”，分别用数字 1, 0.75, 0.5, 0.25 和 0 来表示。



给定一个高度 h	真的	1
	大致真的	0.75
	似真似假	0.5
	大致假的	0.25
	假的	0

选几个不同的高度 h_1 、 h_2 、...、 h_n 作样本对调查者进行询问，就可得到模糊集合A的隶属函数 μ_A 的离散表示法。

5) 神经网络法

利用神经网络学习功能，将大量测试数据输入某个神经网络器，令其自动生成一个隶属函数，然后再通过网络的不断学习、检验，自动修正隶属函数的某些参数，从而确定最终的隶属函数。

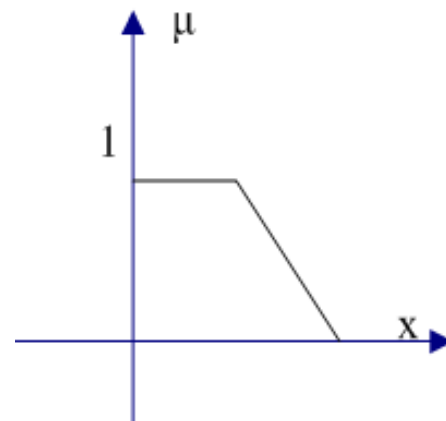


4.1.3 几种常见的隶属函数及其曲线

设论域为实数域 U ，若 A 为 U 上的模糊子集，则 $\mu_A(x)$ 又称为 A 的模糊分布，简记为 $\mu(x)$ 。

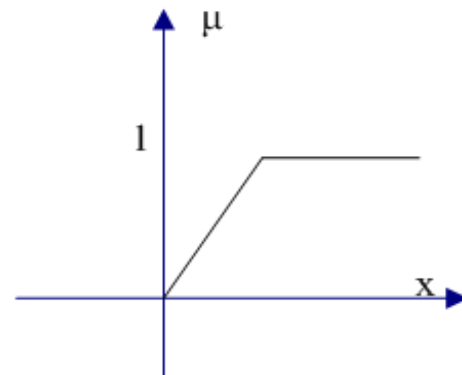
a) 戒上型（偏小型）

适用于 x 很小的隶属函数像“小”、“冷”、“年轻”以及颜色“淡”等偏向小的一方的模糊现象。论域 x 均取正值。



b) 戒下型（偏大型）

适用于 x 较大时的隶属函数，像“大”、“热”、“老年”以及颜色“浓”等偏向大的一方的模糊现象，论域 x 均取正值。

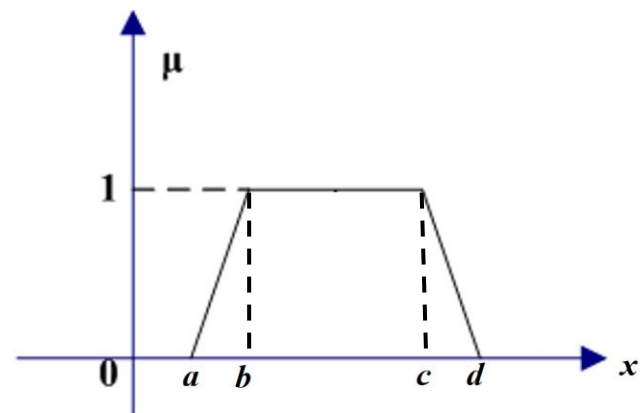


c)中间对称型

适合描述像“中”、“暖和”、“中年”等处于中间状态的模糊现象。

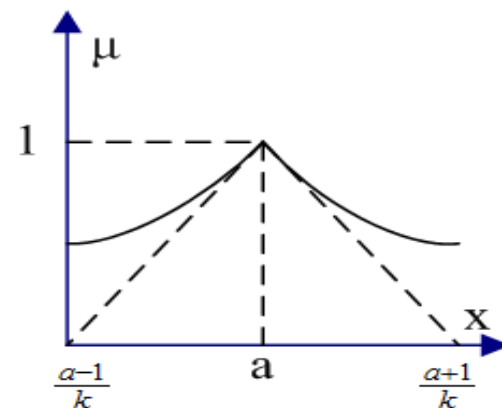
梯形分布：

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & , x < a \\ (x-a)/(b-a) & , a \leq x < b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ (d-x)/(d-c) & , c < x \leq d \\ 0 & , x > d \end{cases}$$



尖Γ分布：

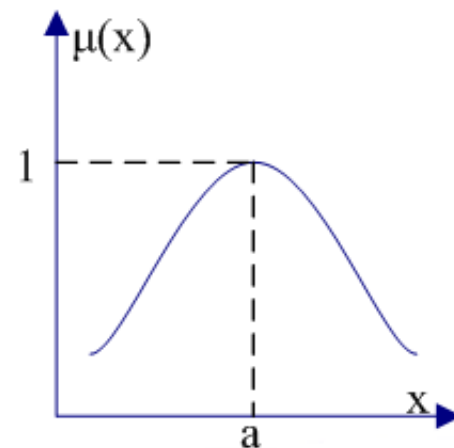
$$\mu(x) = \begin{cases} e^{k(x-a)} & , x \leq a \\ e^{-k(x-a)} & , x > a \end{cases}$$



柯西分布：

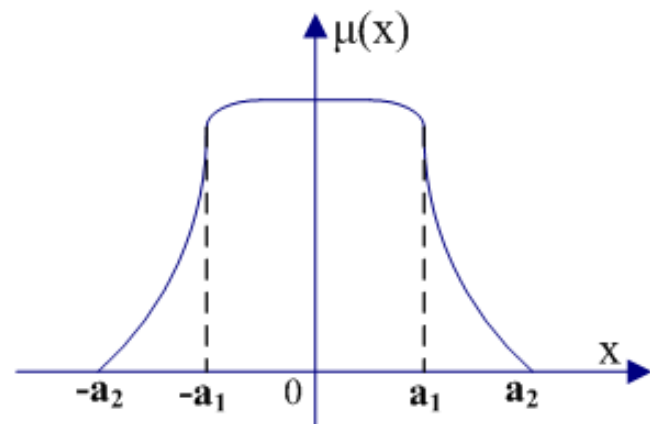
$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \alpha(x-a)^\beta}$$

$\alpha > 0, \beta$ 为正偶数



岭型分布：

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq -a_2 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{a_2 - a_1} \left(x - \frac{a_1 + a_2}{2} \right), & -a_2 < x \leq -a_1 \\ 1, & -a_1 < x \leq a_1 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{a_2 - a_1} \left(x - \frac{a_1 + a_2}{2} \right), & a_1 < x \leq a_2 \\ 0, & x > a_2 \end{cases}$$





4.1.4 模糊关系的合成

设 R_1 是论域 U 和 V 的模糊关系， R_2 是论域 V 和 W 的模糊关系，那么 R_1 和 R_2 的合成是 U 到 W 的一个模糊关系，记作 $R_1 \circ R_2$ 。

【例】某家中子女与父母的长相相似关系 R 为模糊关系，用模糊矩阵 R 来表示为

$$R = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.8 \\ 0.6 & 0.1 \end{bmatrix}$$

R	父	母
子	0.2	0.8
女	0.6	0.1

该家中父母与祖父母亲的相似关系 S 也是模糊关系，可表示为用模糊矩阵 S ：

$$S = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.7 \\ 0.1 & 0.0 \end{bmatrix}$$

S	祖父	祖母
父	0.5	0.7
母	0.1	0

那么家中孙子、孙女与祖父、祖母的相似程度如何？
(Mamdani极大-极小运算法)

P	祖父	祖母
孙子	0.2	0.2
孙女	0.5	0.6

$$\begin{aligned} R \circ S &= \begin{bmatrix} 0.2 & 0.8 \\ 0.6 & 0.1 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} 0.5 & 0.7 \\ 0.1 & 0.0 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (0.2 \wedge 0.5) \vee (0.8 \wedge 0.1) & (0.2 \wedge 0.7) \vee (0.8 \wedge 0) \\ (0.6 \wedge 0.5) \vee (0.1 \wedge 0.1) & (0.6 \wedge 0.7) \vee (0.1 \wedge 0) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 \\ 0.5 & 0.6 \end{bmatrix} \end{aligned}$$



4.1.4 语言变量与模糊推理

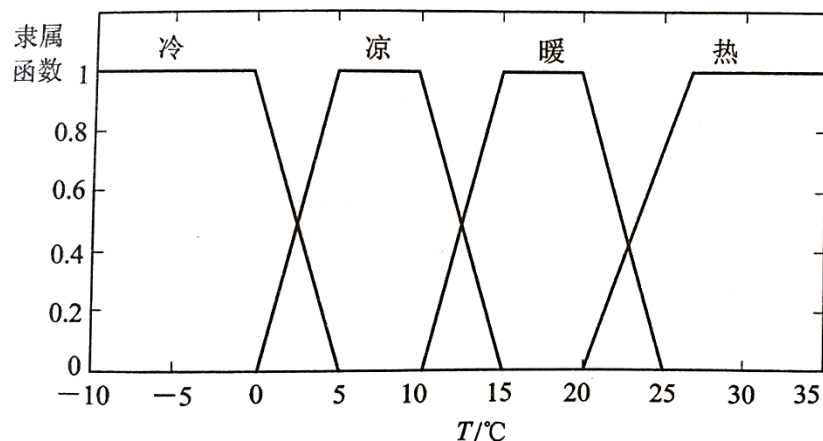
语言变量是自然语言中的词或句，是用模糊语言表示的模糊集合。

若定义“气温”为语言变量，则 T （气温）可能为：

$$T(\text{气温}) = \{\text{冷}, \text{凉}, \text{暖}, \text{热}\}$$

每个模糊语言是定义在论域上的一个模糊集合。

设论域 $U = [-10, 35]^{\circ}\text{C}$ ，采用这些模糊集合的隶属函数可以如下所示：



模糊逻辑能够模拟人类大脑的推理机制，将基于人类语言或专家的控制规则转变为模糊规则。

模糊规则由大量的if...then语句构成：

if \tilde{u}_1 is \tilde{A}_1^j and \tilde{u}_2 is \tilde{A}_2^k and... and \tilde{u}_n is \tilde{A}_n^l , then \tilde{y}_1 is \tilde{B}_1^r ... and \tilde{y}_n is \tilde{B}_n^p 。

$\tilde{u}_1, \tilde{u}_2, \dots, \tilde{u}_n$ 表示输入变量

$\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_n$ 表示输出变量

$\tilde{A}_i = \{ \tilde{A}_i^j : j = 1, 2, \dots, N_i \}$ 与每个输入变量对应的语言变量的语言值

$\tilde{B}_i = \{ \tilde{B}_i^s : s = 1, 2, \dots, M_i \}$ 与输出变量相对应的语言变量的取值



【例】选取语言变量“水温”和“压力”作为被调节量，燃气的“阀门开度”作为控制量。

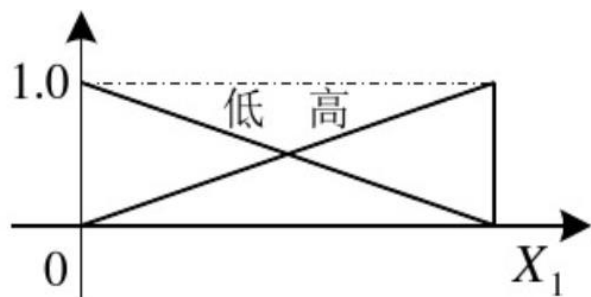
首先确定语言变量温度的论语为 X_1 ，压力的论域为 X_2 ，燃气阀门开度的论域为 Y 。

给出语言值：

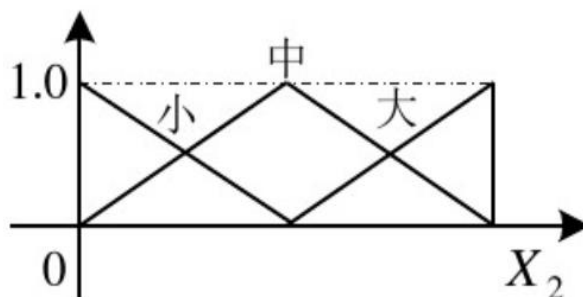
温度分为“高”、“低”两档

压力分为“大”、“中”、“小”三档

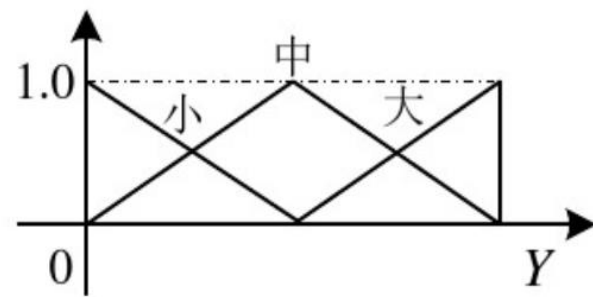
阀门开度也分为“大”、“中”、“小”三档



温度的隶属函数



压力的隶属函数



阀门开度的隶属函数



该模糊推理系统的规则库至少包括一下六条模糊规则：

如果 X_1 为“低”且 X_2 为“小”，则 Y 为“大”

如果 X_1 为“低”且 X_2 为“中”，则 Y 为“大”

如果 X_1 为“低”且 X_2 为“大”，则 Y 为“中”

如果 X_1 为“高”且 X_2 为“小”，则 Y 为“中”

如果 X_1 为“高”且 X_2 为“中”，则 Y 为“小”

如果 X_1 为“高”且 X_2 为“大”，则 Y 为“小”





4.2 模糊传感器的概念、功能和构成

很多实际问题中，只获得某个物理量的精确数值，仍难以对被测对象进行完备的描述，需进一步根据不同对象，综合有关的专家知识和经验，进行更高智能的推理、判断，得出用“**人类语言符号的定性描述**”。



如血压的高压值，测得18kPa还是17.9kPa并不重要，重要的是，对老年人是否应给出“正常”，对青年人是否应给出“偏高”的结论。

这样的定性描述难度很大，只有富有知识和经验的专家才能分析、判断、推理出来。这种对客观事物的语言符号化表示或语言定性描述简称“符号化”表示。



① 模糊传感器的概念

模糊传感器是以**数值测量为基础**，能产生和处理与其相关的符号信息，实现用**自然语言**对被测对象信息进行**符号化表示**的智能传感器。

- 以数值测量为基础
- 运用模糊推理与知识集成
- 以自然语言符号描述输出结果
- 需要模糊集合、模糊推理、隶属函数、隶属度等理论知识



与测量结果的数值表示相比，有许多优点：

- 它非常紧凑，信息存储量少；
- 无需建立精确的数学模型；
- 允许数值测量有较大的非线性和较低精度；
- 可以进行推理、学习，并可以将人类经验、专家知识与智能事先集成，因而容易被人们理解，不需要专家亲临现场等等。

但它也有精度低、不严密、具有主观随意性的缺点。



② 模糊传感器的基本功能

作为一种智能传感器，具备其基本功能，即学习、推理联想、感知和通信功能。

a. 学习功能

模糊传感器能根据测量任务的要求学习有关知识，是与传统传感器的重要差别。学习功能可通过有导师学习算法和无导师自学习算法实现，目前主要通过前者实现。



b. 推理联想功能

接受外界刺激时：

一维模糊传感器根据训练时所记忆的知识通过联想得到符号化测量结果；多维模糊传感器则可通过人类知识的集成进行推理，实现时空信息整合与多传感器信息融合及复合概念的符号化表示等。

模糊传感器的推理联想功能需通过推理机构和知识库来实现。



c. 感知功能

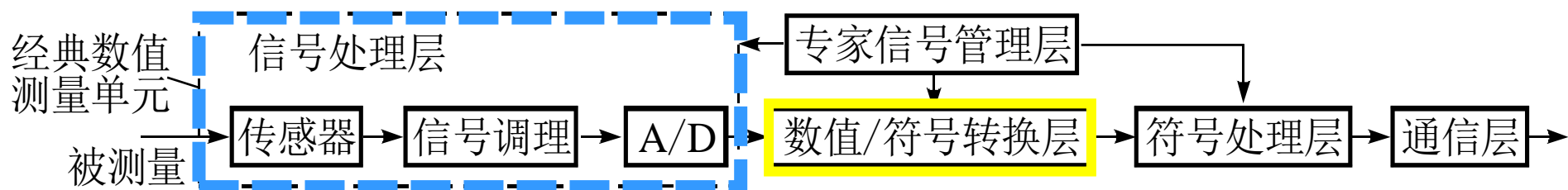
模糊传感器可感知由传感元件确定的被测量，它输出数值量，还可输出语言符号量。因此，它必须具有**数值/符号转换器**。

d. 通信功能

模糊传感器常作为大系统中的子系统进行工作，因此应能与上级系统进行信息交换。

③ 模糊传感器的基本结构

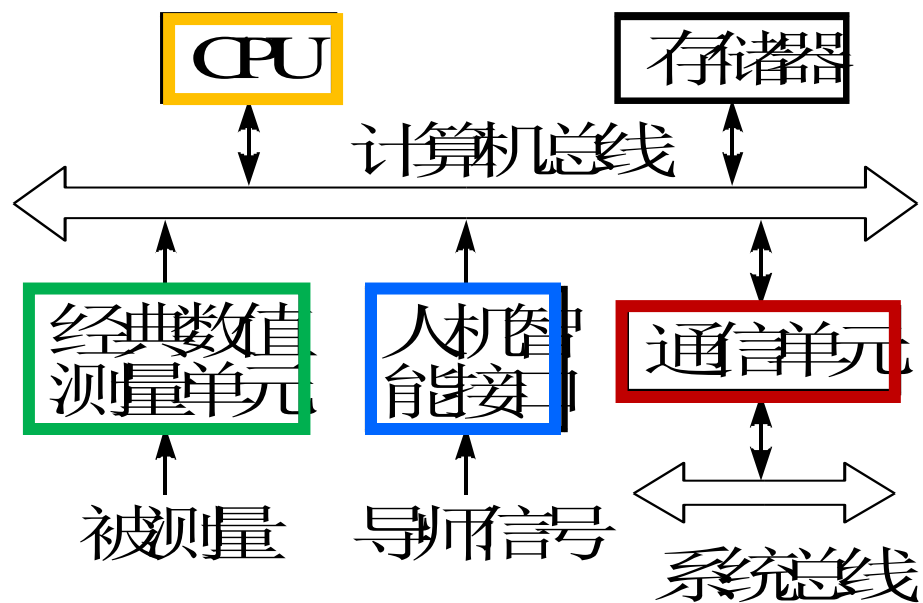
a. 基本逻辑结构



- 信号处理层 — 传感器、信号调理电路及A/D转换等
- 数值/符号转换层 — 核心层、在专家指导下将数值模糊化
- 符号处理层 — 将可输出数值量转换可输出的语言符号
- 专家信号层—收集专家、组织学习及通讯

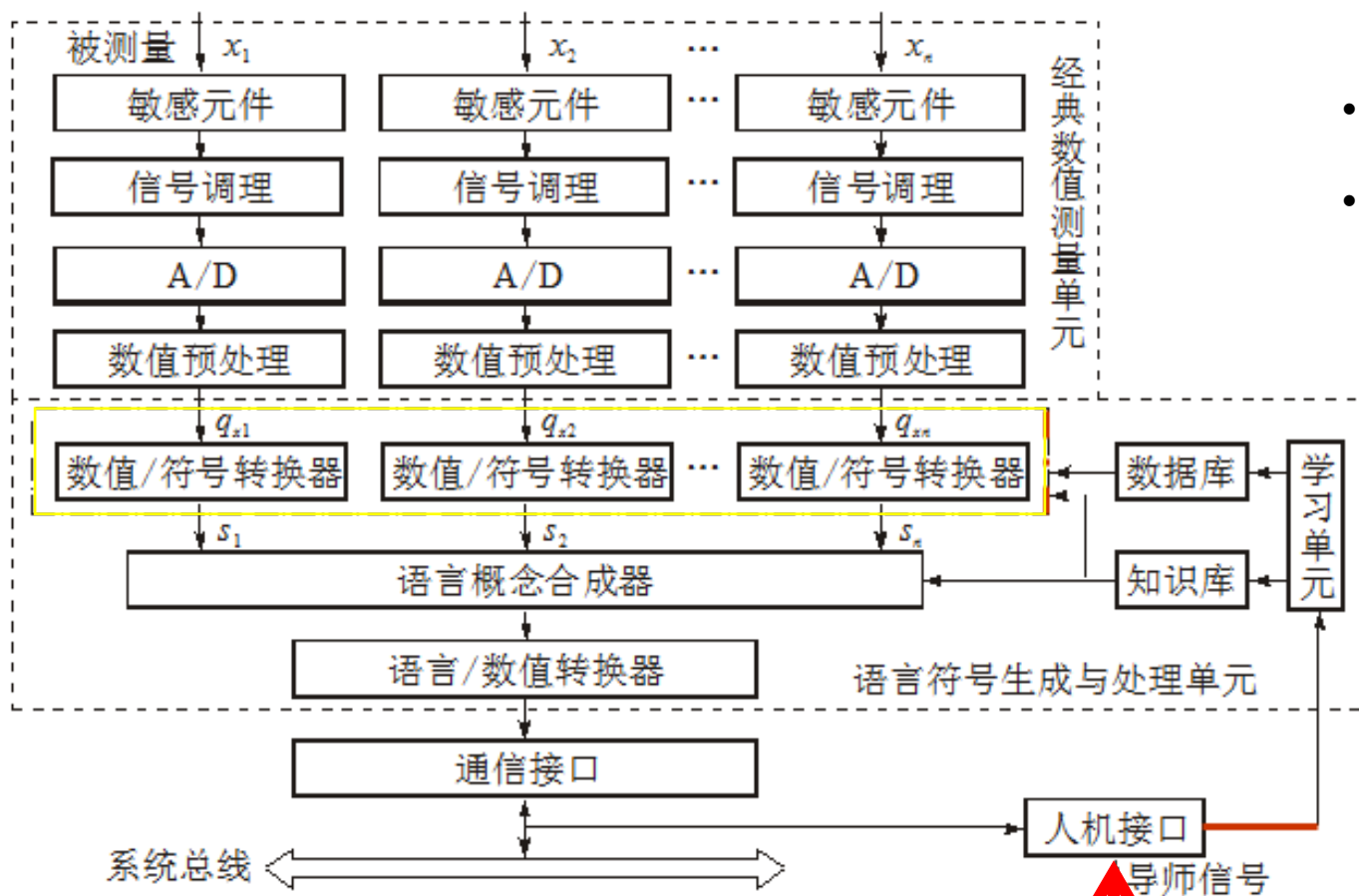
b. 基本物理结构框图

与逻辑结构相对应，一种典型的基本物理结构如图所示。



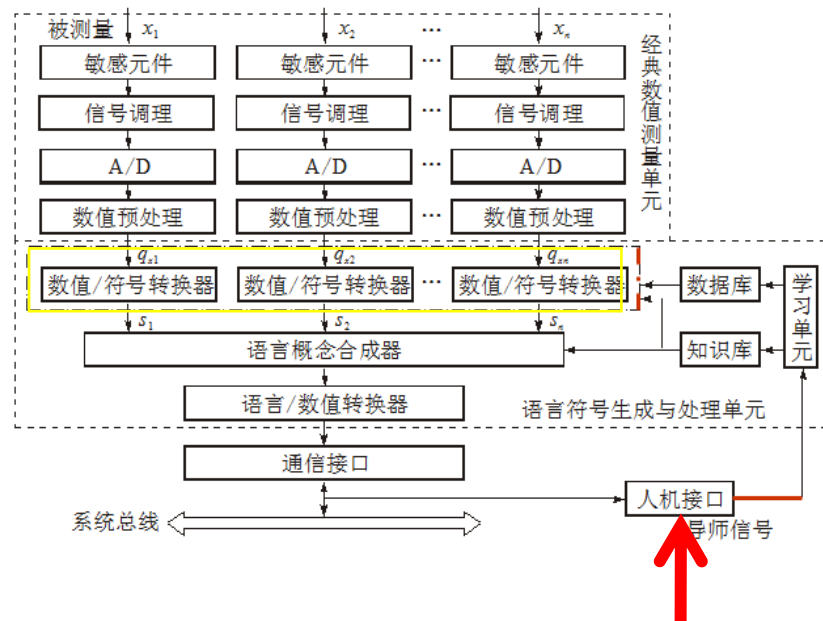
- 以CPU为核心
- 传统测量为基础
- 用软件实现符号生成与处理
- 通过人机接口，进行有导师学习
- 通过通信单元实现与外部的通信

c. 多维模糊传感器结构

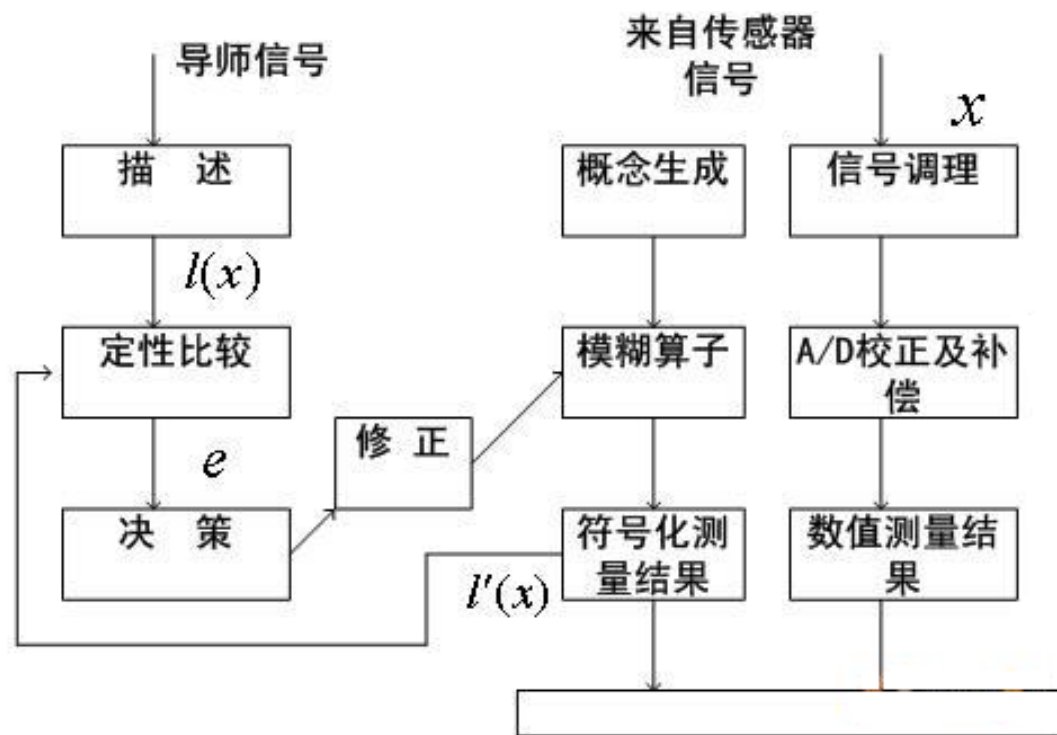


- 多个被测量
- 多个经典数值测量单元

- 多维数值/符号转换，即模糊变换
- 用软件实现语言符号产生
- 由经验隶属函数和模糊语言建立专家知识库
- 设计学习单元，进行有导师学习
- 设计通信接口



d. 有导师学习结构的实现

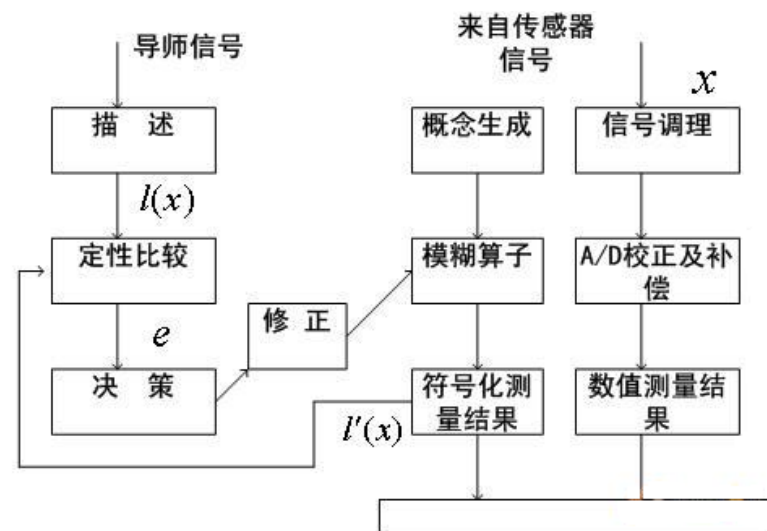


基本原理:

比较导师和传感器对同一被测值 x 的定性描述的差别进行学习。

有导师学习的模糊传感器示意图

对同一被测值 x , 如果导师的语言描述符号为 $l(x)$, 模糊传感器结构的描述为 $l'(x)$, 则 $l(x)$ 与 $l'(x)$ 进行比较, 结果如下:



- $l(x) > l'(x)$, 则 e =正, 那么 u =增加
- $l(x) < l'(x)$, 则 e =负, 那么 u =减少
- $l(x) = l'(x)$, 则 $e=0$, 那么 u =保持

e 为误差, u 为控制量, 被控量为概念的隶属函数



实现模糊传感器有导师学习功能的结构，关键在于**导师信号的获取**。

导师指导信号获取方法的步骤如下：

- 确定测量范围的上下限
- 选择论域上描述被测量符号的个数
- 选择被训练概念
- 输入该训练概念对应隶属度为1的特征量点
- 输入该训练概念对应的关键点（例如，隶属函数值为0.5）
- 通过相应的训练算法产生概念的隶属函数



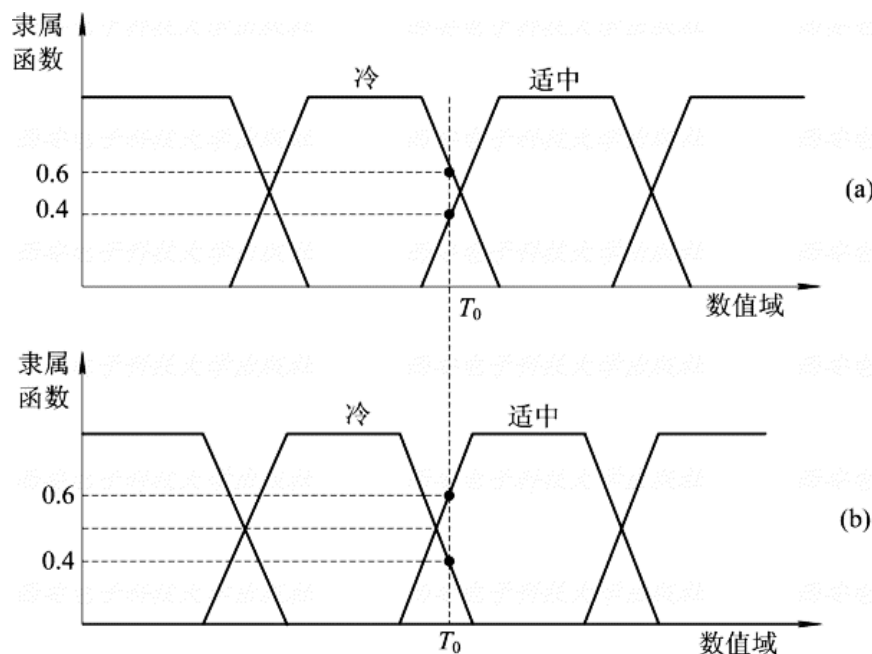
对于温度 T_0 ，学习前描述为

$$l(T_0) = \{0.6/\text{冷}, 0.4/\text{适中}\}$$

学习后可以得到下列描述：

$$l(T_0) = \{0.4/\text{冷}, 0.6/\text{适中}\}$$

增加模糊算子的动作示意如下图所示。



(a) 学习前 (b) 学习后

增加模糊算子示意图



4.3 模糊传感器应用

①模糊血压传感器

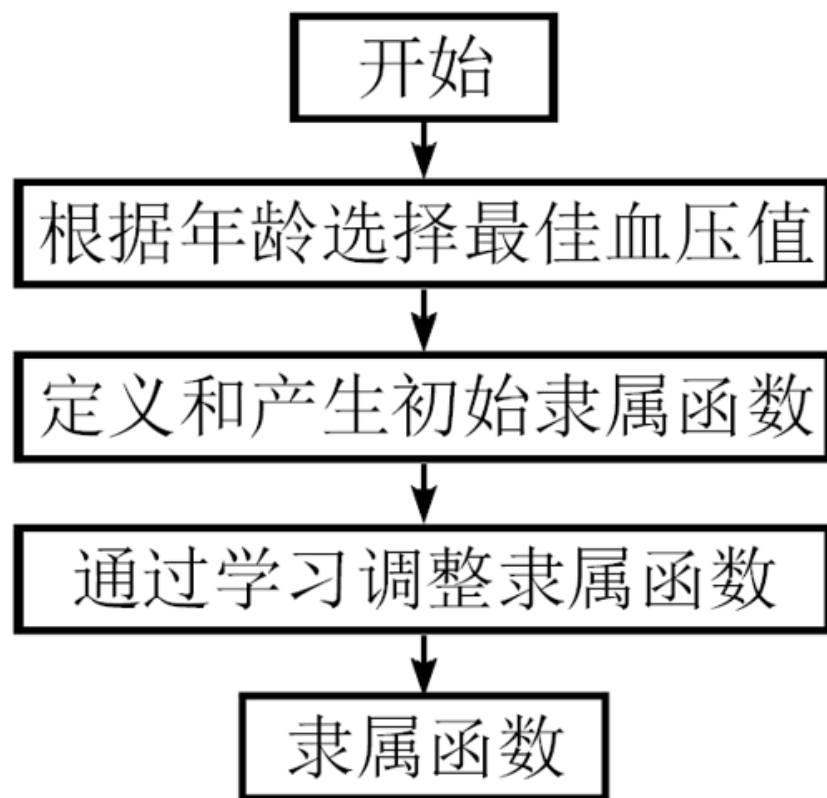
➤ 模糊血压传感器的功能

测量血压是医学领域检查心血管疾病的一种常用手段。医学专家测得就诊者的血压后，还需了解其性别、年龄、职业、生活环境、饮食习惯等，才可判断其血压是否正常、偏高还是偏低。模糊血压传感器就是为实现上述医学专家所完成的功能而设计的。



➤ 隶属函数产生过程

- 根据不同年龄、性别、职业人群的正常血压历史数据，建立模糊血压传感器的知识库；
- 医学专家依据临床经验定义属概念（如模糊概念血压“正常”）及其相应的初始隶属函数；
- 根据属概念通过语义关系产生其他新概念（如血压“偏高”与“偏低”），进而得出新概念初始隶属函数；
- 通过学习调整各概念的初始隶属函数，以满足实际测量的要求。



建立隶属函数流程图

首先，对应某年龄段，选择一个最佳血压值，单位为kPa，以此定义初始隶属函数，再通过学习调整隶属函数。

血压“正常”初始隶属函数为

$$\mu_{n0} = e^{-k(p-a)^2}$$

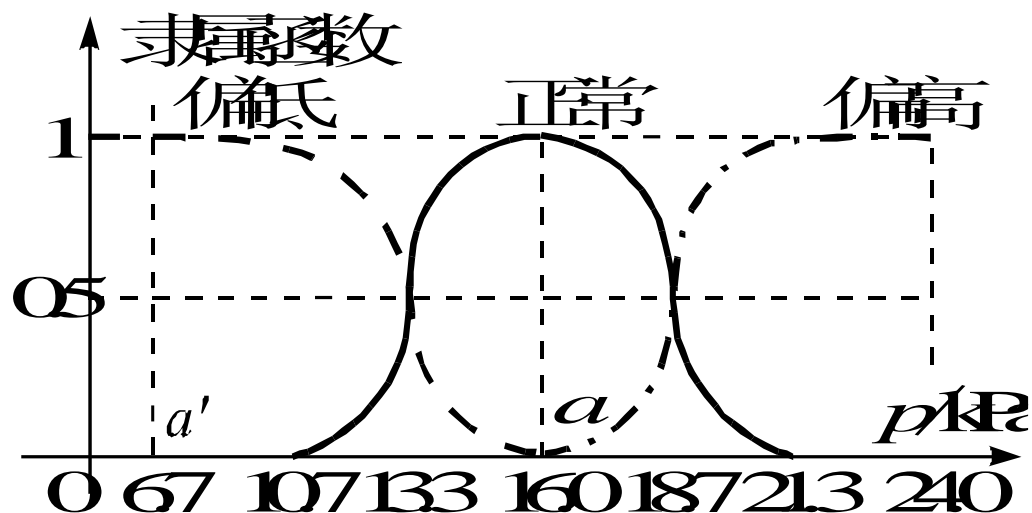
血压“偏高”初始隶属函数为

$$\mu_{h0} = \begin{cases} 0 & p \leq a \\ 1 - e^{-k(p-a)^2} & p > a \end{cases}$$

血压“偏低”初始隶属函数为

$$\mu_{l0} = \begin{cases} 1 & p \leq a' \\ e^{-k'(p-a')^2} & p > a' \end{cases}$$

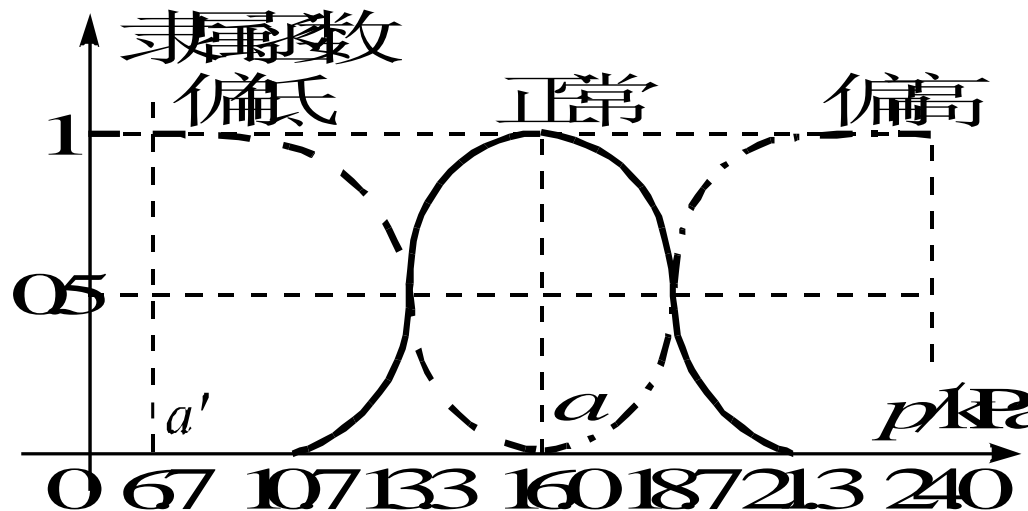
上面三式中， k 、 k' 为大于零的常数； p 为实测血压值； a' 为某一给定血压值。



图示为某种情况下的初始隶属函数曲线。如前所述，性别、年龄、职业等对正常血压值的范围都有影响，还需根据不同人对隶属函数作相应调整，模糊传感器通过学习可实现这一功能。

➤ 模糊血压传感器的工作过程

建立和调整各个概念的初始隶属函数之后，就可由测得的就诊者的血压值 p ，计算出3个隶属度，然后根据最大隶属度原则，得出血压正常与否的结论。





②模糊温度测试仪

在传统的温度测量基础上，利用模糊测量原理构造新型智能传感器系统，用于对培育豆芽菜的温室温度进行测量。豆芽菜生长时的最低温度为 10°C ，最适宜温度为 $21\sim 27^{\circ}\text{C}$ ，最高温度为 $28\sim 30^{\circ}\text{C}$ ，不宜超过 32°C 。

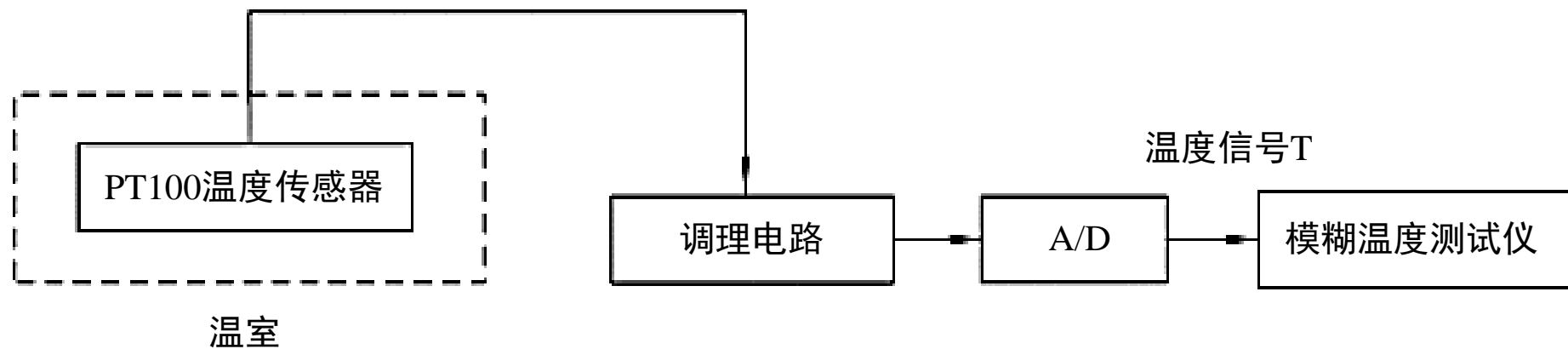


该测试仪温度测量的要求如下：

对 $[0, 40]$ $^{\circ}\text{C}$ 范围内的温室温度自动给出相应的语言描述：“温度过低”、“温度偏低”、“温度正常”、“温度偏高”或“温度过高”；

在该系统中，采用模糊测量的方法对培育豆芽菜温室的温度进行测量，并对当前温度进行拟人类语言显示。

温度测试系统的系统框图如图所示：





➤ Matlab中的梯形隶属函数trapmf

格式: $y = \text{trapmf}(x, [a \ b \ c \ d])$

说明: 梯形曲线可由四个参数 a 、 b 、 c 、 d 确定, 参见梯形隶属函数公式:

$$f(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

参数 a 和 d 确定梯形的“脚”, 而参数 b 和 c 确定梯形的“肩膀”。

【例】

```
x=0:0.1:10;
```

```
y=trapmf(x, [1 4 6 8] );
```

```
plot(x, y);
```

```
xlabel('trapmf, p= [1 4 6 8] ');
```

➤ 隶属函数 $\mu_N(t)$ 、 $\mu_M(t)$ 、 $\mu_H(t)$ 的确定

培育豆芽菜的温室温度值的集合 $U=\{ t|0^{\circ}\text{C}\leq t\leq 40^{\circ}\text{C}\}$ 作为论域，论域中任一元素 T （如为 25°C ）将以不同的程度隶属于五个模糊子集NL（温度过低）、NS（温度偏低）、ZO（温度正常）、PS（温度偏高）、PL（温度过高）。

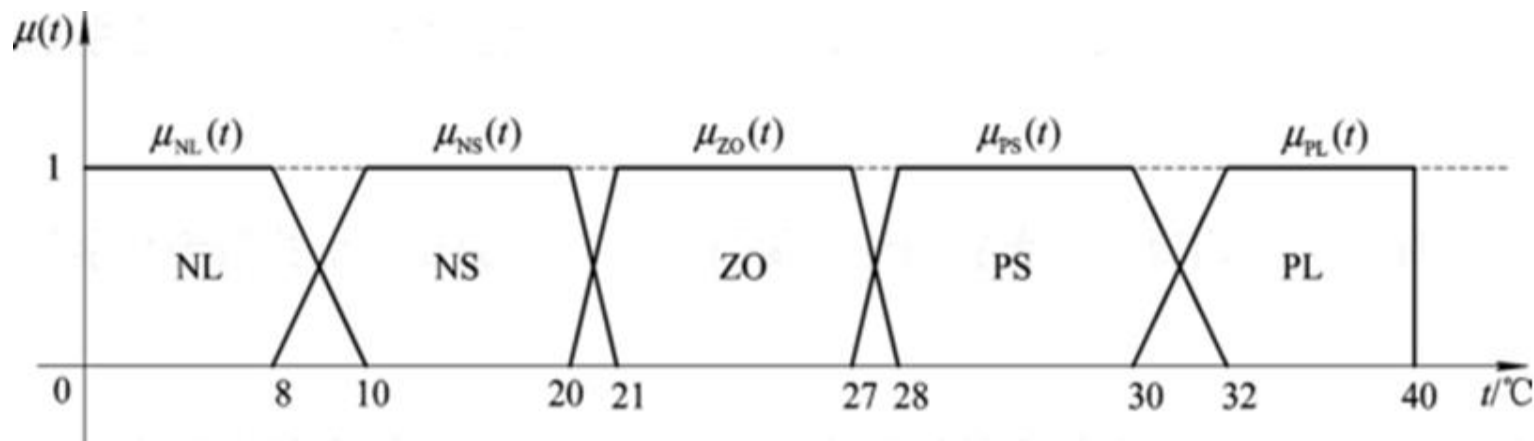
温室温度的模糊集合 $T(t)=\{ \text{NL}, \text{NS}, \text{ZO}, \text{PS}, \text{PL} \}$ 中的五个模糊子集NL、NS、ZO、PS、PL分别由隶属函数 $\mu_{\text{NL}}(t)$ 、 $\mu_{\text{NS}}(t)$ 、 $\mu_{\text{ZO}}(t)$ 、 $\mu_{\text{PS}}(t)$ 、 $\mu_{\text{PL}}(t)$ 确定，隶属函数采用梯形隶属函数。并且根据专家以及豆芽菜生长的实际温度情况，可确定上述五个模糊子集对应的隶属函数参数，如下表所示：



与 $\mu_{NL}(t)$ 、 $\mu_{NS}(t)$ 、 $\mu_{ZO}(t)$ 、 $\mu_{PS}(t)$ 、 $\mu_{PL}(t)$ 对应的梯形隶属函数参数值

参数值℃ 模糊子集	a	b	c	d
NL	0	0	8	10
NS	8	10	20	21
ZO	20	21	27	28
PS	27	28	30	32
PL	30	32	40	40

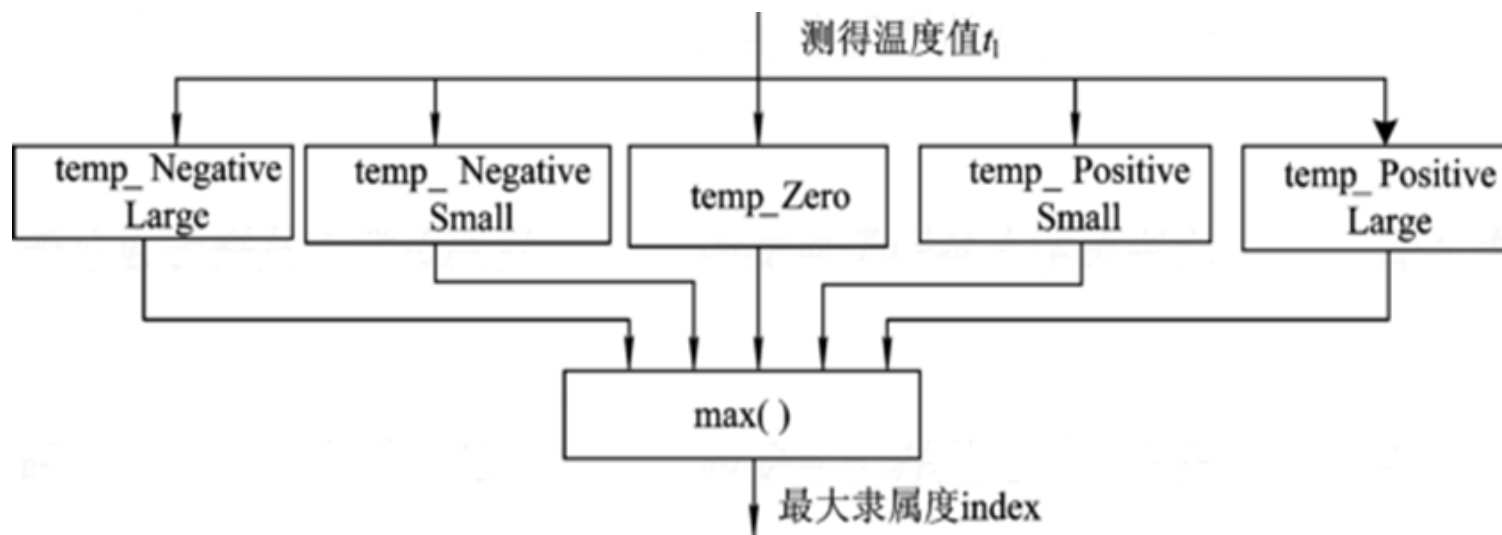
其相应的温度 t 的隶属函数如图所示：



NL(温度过低)、NS(温度偏低)、ZO(温度正常)、PS(温度偏高)、PL(温度过高)。

$\mu_{\text{NL}}(t)$ 、 $\mu_{\text{NS}}(t)$ 、 $\mu_{\text{ZO}}(t)$ 、 $\mu_{\text{PS}}(t)$ 和 $\mu_{\text{PL}}(t)$

➤ 模糊推理的实现与最大隶属度的求取



图中变量从左至右分别对应于隶属度 $\mu_{NL}(t)$ 、 $\mu_{NS}(t)$ 、 $\mu_{ZO}(t)$ 、 $\mu_{PS}(t)$ 、 $\mu_{PL}(t)$ ；最大隶属度index的取值定义为 $\{0, 1, 2, 3, 4\}$ ，用于指示相应的拟人类语言输出集合{“温度过低”、“温度偏低”、“温度正常”、“温度偏高”、“温度过高”}。

➤ 语言符号输出

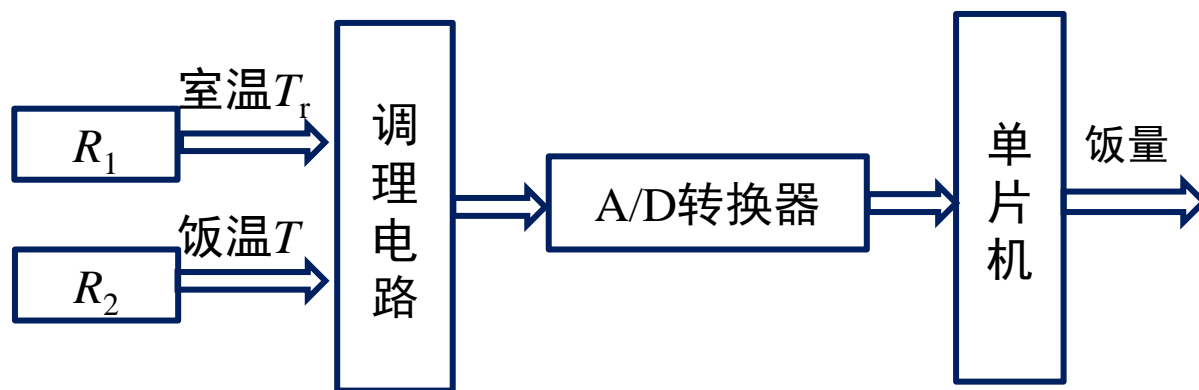
这是模糊测量的最后步骤，根据上一步得到的最大隶属度index的取值{0, 1, 2, 3, 4}，确定输入温度所属的模糊集合，从前述已经定义好的拟人类语言输出集合 {“温度过低”、“温度偏低”、“温度正常”、“温度偏高”、“温度过高”} 中找到对应的语言输出值。

③电饭锅模糊饭量传感器

不采用称重或其他直接测量方法，通过测量室温和加热初期饭温设计模糊饭量传感器。

原理：对某一特定的电饭锅而言，其散热面积、散热系数是一定的，饭的比热也可视为常数。当室温和加热功率一定时，饭量不同，加热初期饭温的变化不同，饭量越大，开始加热时饭温的变化率越小，饭量越小，变化率越大。

饭锅的顶盖和底部各设置一个测温传感器。



模糊饭量传感器的结构框图

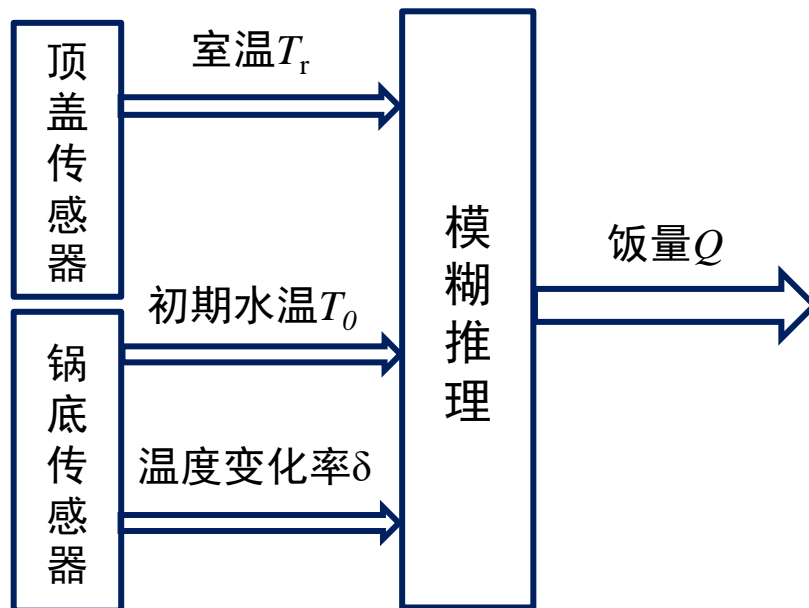


若即热初期饭温的变化率为 δ ，饭温为 T ，则

$$\delta = \frac{\Delta T}{\Delta t} = \frac{T_1 - T_0}{t_1}$$

式中， T_0 为初始饭温， t 为由电饭锅开始工作（ $t=0$ ）算起的一个固定时间，取 $t_1=30s$ ， T_1 为 t_1 时刻的饭温。

在加热功率一定时，加热初期饭的温度变化率 δ 主要决定于饭量 Q 和室温 T_r 。





- 定义模糊变量：即定义饭温变化率

若饭的温度在初始升温时期（30s内）的变化率 δ 的变化范围为 $[\delta a, \delta b]$ ，将其转换为论域 $X[1, 2, 3, 4, 5]$, x 为论域 X 中的元素。

$\forall x \in X$, $B(\text{大})$, $M(\text{中})$, $S(\text{小})$ 为论域 X 上的模糊子集, 则

$$\tilde{B} = \frac{0}{1} + \frac{0}{2} + \frac{0}{3} + \frac{0.5}{4} + \frac{1}{5}$$

$$\tilde{M} = \frac{0}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{1}{3} + \frac{0.5}{4} + \frac{0}{5}$$

$$\tilde{S} = \frac{1}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{0}{3} + \frac{0}{4} + \frac{0}{5}$$



- 定义模糊变量：即定义室温

同样将室温 T_r 的变化范围 $[T_{ra}, T_{rb}]$ 转换为论域 $Y(1,2,3,4,5]$, y 为论域 Y 中的元素。

$\forall y \in Y$, $H(\text{热})$, $W(\text{温})$, $C(\text{凉})$ 为论域 Y 上的模糊子集, 则

$$\tilde{H} = \frac{0}{1} + \frac{0}{2} + \frac{0}{3} + \frac{0.5}{4} + \frac{1}{5}$$

$$\tilde{W} = \frac{0}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{1}{3} + \frac{0.5}{4} + \frac{0}{5}$$

$$\tilde{C} = \frac{1}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{0}{3} + \frac{0}{4} + \frac{0}{5}$$



- 定义模糊变量：即定义饭量

饭量Q的变化范围为[qa,qb]，也将其离散化为论域Z(1,2,3],z为论域Z中的元素。

$\forall z \in Z$,B(多), M(中), S(少)为论域Z上的模糊子集,则

$$\tilde{B} = \frac{0}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{1}{3}$$

$$\tilde{M} = \frac{0.5}{1} + \frac{1}{2} + \frac{0.5}{3}$$

$$\tilde{S} = \frac{1}{1} + \frac{0.5}{2} + \frac{0}{3}$$



- 建立模糊关系R

把室温和饭温变化率作为模糊输入量，则饭量是模糊输出量。根据对饭量、室温和饭温变化率之间关系进行的分析和试验，可以总结出诸如“若饭温变化率小，室温凉，则饭量大”之类的规律，由此得到表示模糊输入量和模糊输出量之间的推理规则，它们可以表示为如下9个模糊条件语句：

$$\text{if } \tilde{\delta}=S \quad \text{and} \quad \tilde{T}_r = C \quad \text{then} \quad \tilde{Q} = B$$

⋮

$$\text{if } \tilde{\delta}=B \quad \text{and} \quad \tilde{T}_r = H \quad \text{then} \quad \tilde{Q} = S$$

对每个条件语句存在一个模糊关系 \tilde{R}_i

$$\tilde{R}_i = \bigcup_{i=1}^9 \tilde{R}_i$$



- 模糊规则表的生成。由模糊关系 \tilde{R} ，可分别求出当传感器的输入为不同的 $\tilde{\delta}$ 和 \tilde{T}_r 时传感器的输出

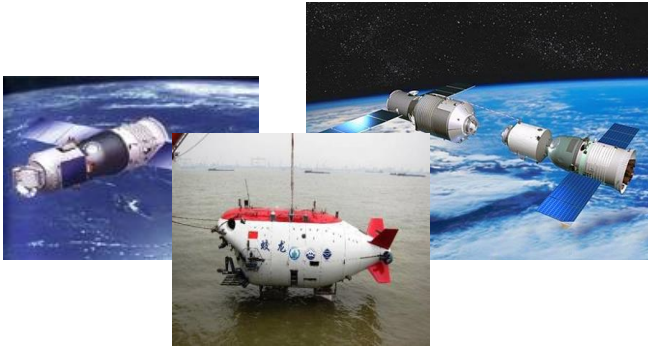
模糊规则表如下：

$z \backslash x$ y	1	2	3	4	5
1	3	2	2	1	1
2	3	2	2	1	1
3	3	2	2	2	1
4	3	3	2	2	1
5	3	3	2	2	1

其中， x 为饭温变化率论域 X 中的元素
 y 为室温论域 Y 中的元素
 z 为饭量论域 Z 中的元素

往届设计作业： 设计听课认真模糊传感器、情绪模糊传感器等





Thanks

