1-128

1995 年 9 月
第 18 卷第 5 期

重庆大学学报 (自然科学版)
Journal of Chongqing University (Natural Science Edition)

Vol. 18, №. 5
Sep. 1995

①
95, 18(5)
1-6

一种自动排除偏差的在线式专家知识获取方法*

TP18

An Expert Knowledge-acquisition Method on Line of Automatic Excluding Errors

黄席樾 柴毅 邓仁明 柏梁 石为人
Huang Xiyue Chai Yi Deng Renming Bai Liang Shi Weiren
(重庆大学电子信息工程学院，重庆，630044)

A

摘 要 针对操作指导专家系统中知识获取方面所存在的问题，提出了一种排除示例中的偏差，强化正例，自动获取知识的方法，实现了专家操作在线自动获取知识，有效地解决了专家知识的自提高问题。

关键词 数理统计；操作指导；自学习；知识获取 专家系统，偏差，专家知识，

中国图书资料分类法分类号 O21；TP18

ABSTRACT Aimed at soving the problem existing in the knowledge-acquisition directing-operation expert systems, a new method is proposed to acquire knowledge of expert-operation, excluding errors existed in examples and reinforce the accuracy of examples, the goal of knowledge acquisition can be achieved, the method presented in this paper solves the problem of self-enhancement of expert knowledge on line efficiently.

KEYWORDS mathematical statistics; direction operation / self learning; knowledge acquisition

0 引 言

以人工判断手工操作为主体的生产过程中涉及操作判断知识，以及操作方法等，在本文中都归结为操作指导问题。它具有以下特点：

1) 操作者的经验和技能起主导作用。生产过程中操作者判断生产状况是否正常，往往以经验为主，这种经验包含了操作者在生产实践中日积月累的操作知识和感觉。

2) 实时操作。操作者的操作方法在规定的工艺规程下，按照自身的感觉和积累的技巧进行实时操作，其操作随时间和生产状态而变化。

3) 有较多的不确定因素影响生产过程，如强非线性、纯滞后、时变特性等。

4) 在操作者的干预下，生产过程由初始状态向期望的状态(如高产量、高质量等)转移。

* 收文日期 1995-04-01

经验丰富的专家可以使生产过程的特征参数始终靠近其期望值，即在整个生产过程中，特征参数围绕期望的状态附近波动，这就为在线自学习获取知识提供了可能。

1 示例中学习的关键

在操作指导问题中，由于人工操作的技巧、经验起了决定性的作用，自动知识获取的学习方法就成了操作指导专家系统中的一个难题。在人工操作生产过程中，提供给系统的是关于实际例子的输入和输出描述，每个例子可视为一条仅适用于这个例子的特殊知识，即“输入数据-输出结果”。有效的学习方法就是要从这些特殊知识中归纳出一般规律来，针对大量数据所采用的归纳式学习，示范例子中可能就包含有偏差，如果没有正确的学习方法，就可能将某些错误的示例也加以学习，得到错误的结论，导致学习的失败。因此对于操作指导问题，反例的处理就显得极为重要。另一方面这种学习方式下的学习效率很大程度上决定于示范例子的有效组织。在操作指导专家系统领域内，由于领域数据的不精确，严格的数学归纳结果又不适用，所以归纳结果的有效程度取决于所使用的归纳算法和可以使用的例子集合。因此，必须由专家进行示例操作，并且要排除失误操作的示例，以得到正确的学习结果。

针对人工操作这个特定对象，我们用数理统计理论作指导对示例中的正例加以强化，去掉错误的示例操作数据，对操作指导中的自动知识获取，本文提供了一种基本的学习方式。

2 排除偏差特征信息获取专家知识的方法

2.1 过程特征参数的统计模型

在由经验丰富的专家进行操作时，因其技术熟练、操作技术相对稳定，这时就可以采用自学习系统，从示例中获取反映对象状态的最佳信息，因为这些信息中包括了专家的经验和技能。具体说就是在专家的具体操作下，过程中某一特征信息数据，基本上反映了在 $k(k=1,2,\cdots,L)$ 时刻的期望值 A^k，$A^k=\{A_1^k,A_2^k,\cdots,A_N^k\}$。系统在 k 时刻测得的全部信息用 $Y^k=\{Y_{i1}^k,Y_{i2}^k,\cdots,Y_{iM}^k\}$，$i=1,2,\cdots,N$。由于随机因素的影响，$y_{ij}^k$ 是不尽相同的，或者说 y_{ij}^k 是一组随机值，样本的取值遵从一定的统计规律，根据此统计进行统计推断。由所得到的数据 $Y_1^k,Y_2^k,\cdots,Y_i^k,\cdots,Y_N^k$，对 Y^k 作出估计。由于 M 次操作的独立性，y_{ij}^k 是相互独立的，以 e_j 表示随机误差，则

$$y_{ij}^k=A_i^k+e_j,\qquad i=1,2,\cdots,N,j=1,2,\cdots,M \tag{1}$$

那么样本 Y^k 的分布由 $(e_1,e_2,\cdots,e_N)$ 的分布所决定，因为 e_j 是大量的随机因素的影响，它对测量结果影响较小，根据中心极限定理可认为 e_j 服从正态分布，$e_j\sim N(0,\sigma^2)$，因而 y_{ij}^k 也服从正态分布 $y_{ij}^k\sim N(A_i^k,\sigma^2)$，$i=1,2,\cdots,N,j=1,2,\cdots,M,k=1,2,\cdots,L$。

2.2 排除偏差特征信息的正强化方法

定时在线测量时，获取的样本 $Y_i^k=\{Y_{i1}^k,Y_{i2}^k,\cdots,Y_{iM}^k\}$ 是同一过程下的各次操作结果，因而属于一正态总体，在对各次样本的处理时，就归结为在一正态总体下，各次测量 $Y_{i1}^k,Y_{i2}^k,\cdots,Y_{ij}^k$，$j=1,2,\cdots,M$ 的均值有无显著差异，利用无显著差异的样本所求得的均值和区间估计就是过程在某时刻 k 的期望状态知识。用均值 u^k 表示真值 A^k，式(1)可写成如下向量形式

$$Y^k=Xu^k+e \tag{2}$$

式中

$$Y^k = (y_{11}^k, y_{12}^k, \cdots, y_{1M}^k, \cdots, y_{N1}^k, y_{N2}^k, \cdots, y_{NM}^k)^T$$

$$u^K = (u_1^k, u_2^k, u_3^k, \cdots, u_N^k)^T$$

$$X = \begin{bmatrix} 1_M & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1_M & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1_M \end{bmatrix} \qquad \text{其中：} \quad 1_M = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \cdots \\ 1 \end{bmatrix}_{M \times 1}$$

$e = (e_{11}, e_{12}, \cdots, e_{1M}, e_{2M}, \cdots, e_{N1}, \cdots, e_{NM})^T$，$e$ 为随机误差。

1）采用最小二乘法求参数 u^k 的估计，$\hat{u}^k$ 的最小二乘估计为：

$$\| Y^k - X\hat{u}^k \|^2 = \min\{ \| Y^k - Xu^k \|^2; \forall\, u^k \in (u_1, u_2, \cdots, u_M) \}$$

即用由 $X\hat{u}^k$ 得到的 $\hat{Y}^k$ 来拟合 Y^k，而 $Q = \sum (Y^k - \hat{Y}^k)^2$ 反映了拟合值 $\hat{Y}^k$ 与测量值 Y^k 间的总偏差，在使拟合值与测量的偏差达到极小的原则（最小二乘准则）下，则 u^k 的最小二乘估计 $\hat{u}^k$ 得到的 $X\hat{u}^k$ 是 Y^k 的最佳拟合。

令

$$Q(\hat{u}^k) = \| Y^k - X\hat{u}^k \|^2 = (Y^k)^T Y^k - 2(Y^k)^T X\hat{u}^k + (\hat{u}^k)^T X^T X\hat{u}^k$$

因为

$$\frac{\partial((Y^k)^T X\hat{u}^k)}{\partial\hat{u}^k} = X^T Y^k, \qquad \frac{\partial((\hat{u}^k)^T X^T X\hat{u}^k)}{\partial\hat{u}^k} = 2X^T X^{\hat{u}^k}$$

于是有

$$\frac{\partial(Q(\hat{u}^k))}{\partial\hat{u}^k} = -2X^T Y^k + 2X^T X\hat{u}^k$$

令

$$\frac{\partial(Q(\hat{u}^k))}{\partial(\hat{u}^k)} = 0$$

得到正规方程

$$X^T Y^k = X^T X\hat{u}^k$$

当 X 满足秩 $\text{rank}(X) = p$ 时，$X^T X$ 为非奇异方阵，方程有唯一解：

$$\hat{u}^k = (X^T X)^{-1} X^T Y^k \tag{3}$$

$$X^T X = \begin{bmatrix} M & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & M & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & M \end{bmatrix}^{-1} = \frac{1}{M} I, \qquad X^T Y^k = \begin{bmatrix} Y_{11}^k + Y_{12}^k + \cdots + Y_{1M}^k \\ Y_{21}^k + Y_{22}^k + \cdots + Y_{2M}^k \\ \cdots \\ Y_{N1}^k + Y_{N2}^k + \cdots + Y_{NM}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1^k \\ Y_2^k \\ \vdots \\ Y_N^k \end{bmatrix}$$

由式(4)得：

$$\hat{u}^t = \begin{bmatrix} \hat{u}_1^t \\ \\ \hat{u}_N^t \end{bmatrix} = \frac{1}{M}\begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Y_1^t \\ Y_2^t \\ Y_N^t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \overline{Y}_1^t \\ \\ \overline{Y}_N^t \end{bmatrix} \tag{4}$$

2）利用残差向量 $R_0 = Y^t - X\hat{u}^t$，计算 σ^2 的估计值 $\hat{\sigma}^2$

$$\| R_0 \|^2 = R_0 R_0^T = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}(y_{ij}^t - \bar{y}_i^t)^2 \tag{5}$$

得 σ^2 的无偏估计

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\| R_0 \|^2}{n_{sum} - p} \tag{6}$$

其中：$p = \mathrm{rank}(X)$，n_{sum} 为某一特征参数经过 M 次测量的样本总数。

3）采用假设检验计算同一正态总体每两次操作的均值差异，假设 $H: u_{j-1}^t = u_j^t \leftrightarrow K: u_{j-1}^t \neq u_j^t$

$$\left\{ \frac{\overline{Y}_{j-1}^t - \overline{Y}_j^t}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}\sqrt{\frac{1}{n_j} + \frac{1}{n_{j-1}}}} > t_{n-p}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \right\} \tag{7}$$

其中 n_j 和 n_{j-1} 分别为某一特征参数第 j 次和第 $(j-1)$ 次的测量样本总数。如果(7)式成立，即应该拒绝 H，可以认为第 $j-1$ 次和第 j 次的测量均值的差异显著，否则则认为无显著差异。系统对测量值均值的检验是在时刻 k 取得了三次操作以上的数据后，分别对第 $j-1$ 和第 j 次操作的平均值进行考察，去掉有显著差异的样本。这样不断的使正例得到强化，去掉系统性因素和较大偶然误差的影响，最终获得的是反映系统本质特征的状态信息，因而实现了自学习系统中的一个难以解决的知识自提高问题。在自学习专家操作知识的基础上，反过来又对专家的操作提供一种咨询，专家根据自己的经验，对指导信息进行综合后，又丰富了自身的经验和诀窍，提高了操作技能，使描述生产过程的特征参数进一步趋近于真值，不断的使正例得到加强，提高专家系统的知识水平。

2.3 基于置信度的知识描述

由于真值 A^t 无法取得，一般估计量与真值之间是存在偏差的，所以在使用估计量之前，我们希望对估计量的精度和置信度作出说明，引入区间估计和置信系统以表达知识取值范围的可信度，指出一个区间，说明它包含真值的可能性大小，并以此来指导操作，落入该区间的测量值就认为是正常操作，否则就对操作加以指导。

由 $y_{ij}^t \sim N(A_i^t, \sigma^2)$ 求出 y_{ij}^t 的置信系数为 $1-\alpha$ 的置信区间。显然

$$\overline{Y}_i^t \sim N\left(A_i^t, \frac{\sigma^2}{M}\right)$$

于是有

$$\frac{\overline{Y}_i^t - A_i^t}{\sigma / \sqrt{M}} = U \sim N(0,1)$$

根据标准正态分布的分位数结论有：

$$p\left\{|U| < t_M\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)\right\} = 1-\alpha$$

$$p\left\{\left|\frac{\overline{Y}_i^t - A_i^t}{\sigma/\sqrt{M}}\right| < t_M\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)\right\} = 1-\alpha$$

得到所求 A_i^t 的 $1-\alpha$ 置信区间为

$$\left[\overline{Y}_i^t - \frac{\sigma}{\sqrt{M}}t_M\left(1-\frac{\alpha}{2}\right),\quad \overline{Y}_i^t + \frac{\sigma}{\sqrt{M}}t_M\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)\right]$$

由统计理论知，该区间的长度最小，是最优的区间估计，其精度最高。因为 σ^2 无法求得，用无偏估计量 S^{*2} 代替，由于 $(M-1)S^{*2} = MS^2$.

$$S^2 = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}(y_{ij}^t - \overline{Y}_i^t)^2$$

A_i^t 的 $1-\alpha$ 置信区间可写成

$$\left[\overline{Y}_i^t \pm \frac{S}{\sqrt{M-1}}t_{M-1}\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)\right] \tag{8}$$

(8) 式表明在其它条件不变的情况下，增加样本容量 M，可以缩短置信区间的长度，提高精度，它也说明了增加测量值样本个数的意义。自学习知识获取算法框图如图 1 所示。

3　实验求解结果

采用本文所述方法对白酒蒸馏上甑操作中某一时刻的温度值作了实验。白酒蒸馏上甑操作一直是传统的手工操作方法，在同样的条件下，有经验的操作者比缺乏经验的年轻人要多出优质酒 7% 左右。本实验的目的是获取经验丰富操作者上甑操作时的甑内温度场分布状态，为操作指导专家系统提供自动获取知识的手段。实验是以甑蓖向上按相同高度每 90° 配置一个温度传感器，温度巡检仪定时获取甑内点温度数据送到微机。本文所讨论的自动排除偏差获取知识的算法用 C 语言编程实现，实验结果见表 1.

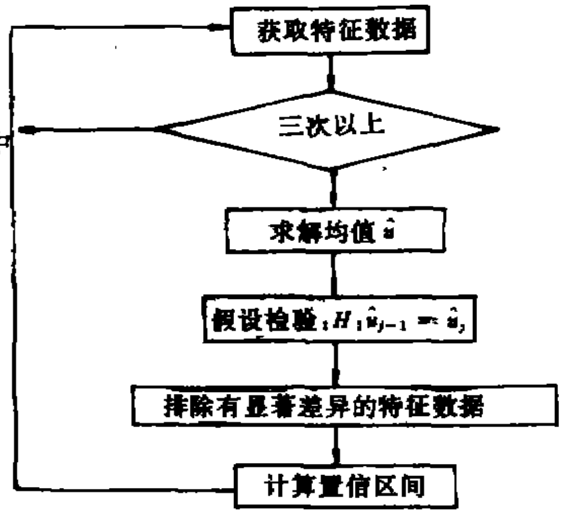

图 1　自学习知识获取算法框图

表 1 甑内温度数据值和 $\alpha = 0.05$ 的置信区间

某时刻在一确定高度下获取的温度值				
第 1 甑	45.6	46.0	45.3	45.8
第 2 甑	46.3	45.8	45.7	45.3
第 3 甑	46.1	45.7	45.9	46.0
第 4 甑	45.9	45.2	45.9	45.9
第 5 甑	46.8	46.2	46.4	46.7
第 6 甑	47.1	47.0	46.9	47.4
第 7 甑	46.2	46.8	46.2	46.7
第 8 甑	45.9	45.8	44.6	45.2
第 9 甑	44.9	43.9	44.1	44.8
第 10 甑	45.2	44.9	45.4	44.8
去掉有显著差异的数据：第 6 甑	47.1	47.0	46.9	47.4
去掉有显著差异的数据：第 9 甑	44.9	43.9	44.1	44.8
置信区间($\alpha = 0.05$)：[44.8,46.8]				

表 1 中共列出了在某一时刻甑内确定高度下的 10 甑温度数据，其中第 6 甑和第 9 甑的数据与其他 8 甑数据有显著差异，在知识获取时被排除，利用剩余的 8 甑数据求得在置信度 $\alpha = 0.05$ 时的置信区间为[44.8,46.8].

4 结束语

现实生活中存在着许多系统或过程，在人的操作和干预下运行，这种对象往往是非线性的，且有着纯滞后。操作者只能靠长期的经验积累和感觉，根据他本人的操作诀窍和技能对生产过程实施一种“专家”操作下的控制。

本文中讨论的方法对这类知识难以获取，采用数理统计推断进行在线自学习获取专家操作知识是较为成功的。应用实例表明了本文中所述方法的有效性。

参 考 文 献

1 Huang Xiyui, chai Yi, Shi Weiren, Bai Liang. A Prictial Sort of aptive Expert System Fitting to the Guidance of Forecasting Operation on line, ICARCV' 94, Singapore, Nov. 9～11, 103～107

2 魏季渲．数理统计基础及其应用．成都：四川大学出版社，1991. 111～144

3 庄楚强，吴亚森．应用数理统计基础．广州：华南理工大学出版社，1992. 158～234