

润滑油生产溶剂回收系统的 混合优化策略¹⁾

熊 刚

许晓鸣

(浙江大学工业控制技术研究所 杭州 310027) (上海交通大学自动化系 上海 200030)

孙优贤

(浙江大学工业控制技术研究所 杭州 310027)

摘 要 溶剂回收系统的优化目标是在保证润滑油质量的前提下尽量降低能量消耗,由于外界干扰大、参数波动大、存在较大滞后等因素,能耗优化数学模型难以满足在线优化的要求,为此提出了一种数学建模与优化、专家系统建模与优化相结合的混合优化策略.为满足能耗优化的需要,采用了一种基于BP神经网络的润滑油质量指标“闪点”的软测量技术和一种保证蒸发塔温度控制的非线性预测算法.实际应用结果证明该混合优化策略是成功的.

关键词 润滑油,溶剂回收系统,节能优化,非线性预测控制,基于BP的软测量,混合优化策略.

A COMBINED OPTIMIZED STRATEGY FOR SOLVENT RECOVERING SYSTEM IN LUBRICATING OIL PRODUCTION

XIONG Gang

(*Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027*)

XU Xiaoming

(*Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030*)

SUN Youxian

(*Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027*)

Abstract The optimization objects of solvent recovering system are to produce high quality lubricating oil and save energy. Because of interference, fluctuation, strong coupling and large stagnancy, the system's mathematical model can't meet the requirement of on-line energy optimization, and thus a combined optimization strategy is put forward, which combines mathematical modeling & optimization with expert system modeling & optimization. A BP neural network is also adopted to realize soft measurement of the index of lubricating oil and a nonlinear predictive control algo-

1) 国家“八五”攻关基金和中国博士后科学基金项目.

rithm is adopted to control the tower's temperature. Actual production result proves the success of the strategy.

Key words Lubricating oil, solvents recovering system, energy optimization, non-linear predictive control, soft measurement based on BP, combined optimization strategy.

1 引言

溶剂回收系统是炼油厂润滑油生产的主要装置. 在生产前期, 为分离润滑油和蜡而加入的溶剂(丙酮, 甲苯(苯)), 必须加以回收(原因之一是溶剂价格昂贵, 二是要保证润滑油质量), 这是一个消耗大量蒸汽的过程. 该系统中润滑油质量在线直接测量困难, 蒸发塔温度控制困难, 能耗优化数学模型难以满足在线优化的要求. 为此, 本文提出了一种混合优化策略.

2 溶剂回收工艺及能耗优化问题的机理分析

2.1 溶剂回收工艺简介

溶剂回收是一个连续的物理分离过程, 由两个工艺流程相似的油溶剂回收系统和蜡溶剂回收系统组成. 前者是根据溶剂与润滑油的沸点差, 用三塔两效蒸发及汽提的方法, 从滤液中回收溶剂; 后者是根据溶剂与蜡的沸点差, 用三塔两效蒸发及汽提的方法, 从蜡液中回收溶剂^[1,3]. 如何尽量降低能量消耗, 同时保证溶剂回收率(即润滑油质量)是本文研究的重点. 由于二个子系统的工艺和优化策略相似, 本文仅以油溶剂回收系统作为讨论的对象.

2.2 能耗优化问题的机理分析

油溶剂回收系统主要有塔1、塔2、塔3(完成三塔两效的蒸发功能)和塔4(完成汽提功能). 四塔之间的温度、压力和物料负荷是相互关联和制约的, 它们之间必须满足汽液平衡、物料平衡和能量平衡的条件. 分析表明, 各塔的进料温度 t_i ($i=1, 2, 3, 4$)、塔压 p_i ($i=1, 2, 3, 4$) 及滤液流量(f)都是影响溶剂回收过程的重要变量. 由于现有工艺过程的限制, 实际上只有塔2的温度(t_2)和压力(p_2)可以调节, 并且滤液流量(f)含有无法控制的干扰量. 因此我们确定能耗(q)和溶剂回收率(η)为

$$\begin{aligned} q &= q(f, t_2, p_2), \\ \eta &= \eta(f, t_2, p_2). \end{aligned} \quad (1)$$

同时, 按优化工艺要求: 1) $t_2^l < t_2 < t_2^h$; 2) $p_2^l < p_2 < p_2^h$; 3) 滤液中溶剂经过三塔两效及汽提过程的蒸发, 回收率(η)不低于 η^* . 其中 t_2^l, t_2^h 分别为塔2温度的下限和上限设定值; p_2^l, p_2^h 分别为塔2压力的下限和上限设定值; η^* 为要求的最低回收率.

因此, 优化问题的提法是^[4,5]: 在满足工艺要求的前提下, 求解塔2温度和压力的最优工作点(t_2^*, p_2^*), 使回收单位溶剂所消耗的蒸汽(q)最少, 即

$$\begin{aligned} \min \quad & J = q(f, t_2, p_2) / [\lambda f \eta(f, t_2, p_2)], \\ \text{s. t} \quad & \begin{cases} \eta(f, t_2, p_2) \geq \eta^*, \\ t_2^l < t_2 < t_2^h, \\ p_2^l < p_2 < p_2^h. \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

为了求解(2)式,首先要确定 $q(t_2, p_2, f)$ 和 $\eta(t_2, p_2, f)$ 的具体表达式,即模型辨识问题,为满足能耗优化的需要,我们先得研究如何实时测量溶剂回收率(η)和优化变量 t_2 的控制算法.

3 底层单元的控制与测量

3.1 润滑油质量的软测量

“闪点”(T)是能耗优化中衡量润滑油质量(即溶剂回收率 η)的指标^[1,4,6]. 以闪点值作为控制量调节蒸汽阀的开度可有效地改变系统能耗过大的情况,对优化生产有较大指导意义. 但塔底温度与闪点有着复杂的非线性关系,要想通过塔底温度与其它参量来估计闪点值,还存在着建模困难的问题. 为此,利用 BP 神经网络独到的非线性映射功能,用“软测量”技术来估计润滑油的闪点值,并以此估计值为反馈量,完成汽提塔的闭环控制(图 1).

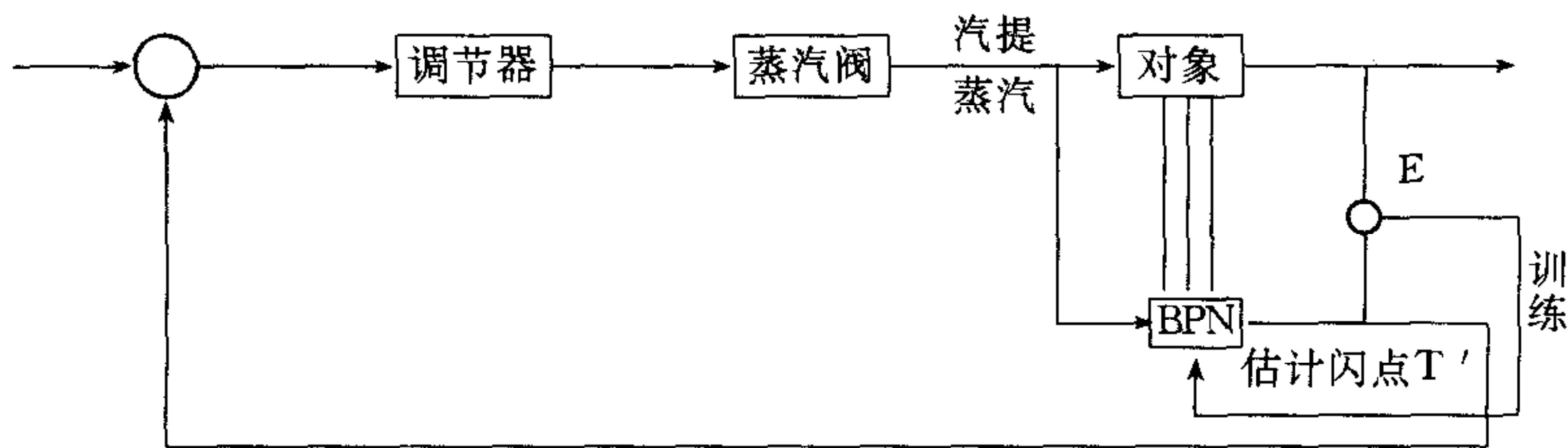


图1 基于润滑油闪点软测量值的汽提塔闭环控制系统

目前所能得到的有用信息为:1)出料温度,2)进料流量,3)蒸汽流量,4)进料温度. 所采用的三层 BP 神经网络实现任意形式的非线性映射,网络结构为:

输入层. 5个单元,其中一个单元为广泛采纳的阈值单元,永远定为一个.

第一隐含层. 16个单元,其中也有一阈值,设它为-1.

第二隐含层. 16个单元,其中也有一阈值,设它为-1.

输出层. 一个单元(即闪点值),此值已把闪点值规一化.

BP 算法从原理上讲都是利用修改权值使误差最小,权值的修改方向为负梯度方向. 由于激活函数选用 sigmoid 函数,求导形式简单. 针对以上提出的5个节点输入层,两层16个隐含层和一个节点的输出层,其权值修改方法为

$$\Delta p_i = \eta y_i \delta_0, \quad i=1,2,\dots,j, \quad \delta_0 = (d-o) f'(\text{net}_0) = (d-o) f(\text{net}_{y_i}) (1-f(\text{net}_{y_j})); \quad (3)$$

$$\Delta \omega_{ji} = \eta x_i \delta_{yj}, \quad j=1,2,\dots,J, i=1,2,\dots,I, \quad \delta_{yj} = f'(\text{net}_{y_j}) \delta_0 p_{yj} = y_j (1-y_j) \delta_0 p_j; \quad (4)$$

$$\Delta v_{ji} = \eta z_i \delta_{x_j}, \quad j=1,2,\dots,I, \quad i=1,2,\dots,k, \quad \delta_{x_j} = \delta_0 f'(\text{net}_{x_j}) \sum_{k=1}^J [p_k \omega_{kj} f'(\text{net}_{y_k})]. \quad (5)$$

为解决基本 BP 算法常引起优化方法中常出现的“锯齿现象”,本文采用了一种步长

自动改变策略:1)当误差连续两次下降时, $\Delta\eta=(1+a)$,其中 a 为常数;2)当本次误差比上次误差增大时, $\Delta\eta=(1-b)$,其中 b 为常数. 实验证明,BP 神经网络采用变步长学习算法,使其收敛速度和分类精度都有所提高,较好地解决了润滑油闪点(也就是 η)的在线测量问题,保证了能耗优化模型的建立.

3.2 蒸发塔温度的非线性预测控制

通过油溶剂回收系统的上层自适应优化可得到一组最优的工作点(t_2^*, p_2^*),它使得回收单位溶剂所需的能耗最小. 塔2的温度优化值的控制由集散系统(TDC-3000)的下位调节器(AM)通过调节蒸汽阀的开度来实现. 由于油溶剂回收系统是一个时滞大、参数缓慢时变的非线性系统,使得 PID 算法控制下的最优温度点处于波动和振荡状态. 经试验分析,该系统的非线性主要表现在正向阶跃与反向阶跃的不同之上,我们因此提出了一种新的预测控制算法——基于 Volterra 模型的非线性系统预测控制算法.

$$y(k) = \sum_{i=1}^{k-1} h_1(k-i)\Delta u(i) + \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} h_2(k-i, k-j)\Delta u(i)\Delta u(j), k \geq 1. \quad (6)$$

对于大多数工业过程对象,二阶的 Volterra 模型(公式6)已经足以描述它们主要的动态特性. 据此,我们建立了一种基于正反向阶跃响应的非线性预测模型,提出了针对非线性系统的预测控制算法,并作了解的存在性和唯一性的证明^[7-10]. 具体算法可简单地归结如下(参见文献[8,9]):

1)输入辨识所得的 $h_1(i), h_2(i, j), i, j=1, 2, \dots, M$.

令 $k=0$,假定 $\Delta u(-1)=\Delta u(-2)=\dots=\Delta u(-N)=u(-1)=y(0)=0$.

计算 $\alpha(i), (i=1, \dots, M), \alpha$.

2)计算 $y_d(k+i), \beta(k, i), (i=1, \dots, M), b(k)$.

3)输入 $y(k)$;计算 $Y(k, i) (i=1, \dots, M), c(k), d(k), e(k), p, q, \Delta$.

4)若 Δ ,转5);否则,转6).

5)计算 $\Delta u^* = (-q/2 + \Delta^{1/2})^{1/3} + (-q/2 - \Delta^{1/2})^{1/3} - b/4\alpha$. 转7).

6)计算 $\Delta u_1, \Delta u_2, \Delta u_3$,从中选取 Δu^* ,使

$$J[k, \Delta u^*] = \min\{J[k, \Delta u_1], J[k, \Delta u_2], J[k, \Delta u_3]\}.$$

7)输入 $u(k) = u(k-1) + \Delta u^*$. $k \leftarrow k+1$. 若 $kT \geq t_f$,退出;否则,转2).

4 溶剂回收系统节能的混合优化策略

4.1 混合优化策略的意义和框架

由于油溶剂回收系统外界干扰大、参数波动大、滞后大、缓慢时变和非线性等特征,尽管我们在实际应用中数学建模和优化方法进行了种种改进,但运行效果仍不理想,可靠性不高. 而仅仅根据定性分析结果和专家经验进行专家系统建模和优化时,由于分区较粗,只能进行定性优化,尽管解决了可靠性问题,但优化效果仍不理想. 为此,提出了二者混合使用的优化策略(图2),引入智能数据库可使得每次数学建模所用数据更加及时地反映被控对象,专家系统建模和优化可保证在系统初调阶段和非常工况下仍能正常工作,智能报警系统则使得混合优化策略能更可靠地执行.

4.2 数学建模和优化算法

4.2.1 原始数据准备

通过逐步回归建模^[1,3],系统的非线性可归并到可能的11个非线性回归项,这里回归建模主要完成的是非线性结构的选定和系数的获得.由于 t_2 和 p_2 构成的两维矩阵(考虑上、下限)含有无数多个可能的工作点,遍历是不可能的,因此我们采用正交优选法的思想先把工作区域分成50个子区域,每一子区域选取一组数据,这样的50组数据基本能反映整个系统的特征,并且数据量不大,因而是可行的.

4.2.2 逐步最优回归算法

假定 $y = \varphi(X_1, X_2, \dots, X_m)$, $X_i (i=1, 2, \dots, m)$ 是对 y 有影响的变量,逐步最优回归的出发点是按照因子 X_i 对 y 作用的大小,即用偏回归平方和的大小来衡量,由大到小逐步将因子引入回归方程.对已被引入方程的因子,由于新因子的引入而变得对 y 的作用不显著时,可以随时从方程中剔除,一直到既不能引入因子又不能剔除因子时为止,从而得到最优的回归方程.对能耗优化模型,考虑到 f, t_2, p_2 及其交叉项和高次项的作用,构造了11个回归项,进行回归建模,详细算法可参考文献[1,3].

4.2.3 变遗忘因子的改进递推最小二乘法

由于系统的缓慢时变性(其它不可控参数变动所致),实际模型参数会随时间缓慢变化(假定结构不变,其它不可控参数的影响等效为模型参数的变化).而辨识噪声下参数方法之比较成功的普通最小二乘法存在“喷发现象”.本课题采用了改进递推最小二乘法:当系统参数变化剧烈时,适当减小 λ 值,以提高适应速度;当系统参数几乎不变时,增大 λ 值,提高跟踪的精度,同时保证矩阵 $\|P(t)\| < c$,从而减弱干扰值的影响.递推最小二乘法的详细算法可参考文献[1,4],可简单地小结为

$$\begin{aligned} \varepsilon(t) &= y(t) - \phi(t)^T \hat{\theta}(t), \\ k(t) &= [1 + \phi(t)^T P(t-1) \phi(t)]^{-1} P(t-1) \phi(t), \\ \hat{\theta}(t) &= \hat{\theta}(t-1) + k(t) \varepsilon(t), \\ N(t) &= [1 + \phi(t)^T P(t-1) \phi(t) / \varepsilon^2(t)] \sigma, \\ \lambda(t) &= 1 - 1/N(t), \\ \omega(t) &= [I - k(t) \phi(t)^T] P(t-1), \\ \text{if } (1/\lambda(t)) \text{tr}(\omega(t)) &\leq c, P(t) = (1/\lambda t) \omega(t), \\ \text{else } P(t) &= \omega(t). \end{aligned}$$

在确定能耗优化的自适应模型后,采用Nelder-Mead单纯形法进行优化搜索,它在重复迭代过程中要施行反射、延伸、收缩和缩小棱长四种运算,详情可参考文献[1,4].

4.3 专家系统建模与优化算法

由于现有控制阀和传感器数量的有限,同时考虑到现有工况还不完全正常,为使能耗优化系统可靠运行,本系统在两个地方引入了专家系统^[5,6].

4.3.1 智能化数据库的建立

油溶剂回收系统工艺流程规定,TC304(t_2)和PC302(p_2)的最大波动范围分别为160—190℃和0.18—0.30MPa.这种规定是为了满足各种润滑油和各种工况的要求.实际上,对任一具体型号润滑油在一具体工况下,它们都不应该有如此大的波动.如果我们仅利用一组固定的数据建立固定的能耗优化数学模型,该模型并不完全能反映实际工况.为

在宏观上适应工况的变化,我们建立了智能化数据库.

对油回收系统,我们把 FC120(f)在350—650范围内的数据按30t/h/区的大小分成10个区. TC304在172—184℃范围内按1℃/区的大小分成12个区,PC302在0.19—0.26MPa范围内按0.007MPa/区的大小分成10个区.这样,我们使可以把这些范围内的 PC120, TC304, PC302及对应的油回收单耗(q)存入四难数组 Matrix2[10][12][10][4]中.每个区域的数据每次均按以新换旧的原则重新调整.这样,整个范围内的数据已经能全面地反映系统工作时的各种工况,超出该范围为非正常工况,应交由专家控制系统处理.

实际上,某些一段时间的工况只是上述正常范围内的一个小区.每次(1次/小时)我们取其中某一小区的数据来进行建模,自适应优化控制.该小区选得太大,则模型对工况的响应不快.该小区选得太小,其中的数据又难以较好地反映现有工况.折中之后,我们选定一个 $3 \times 6 \times 4 \times 4$ 的小区,用于现阶段的自适应建模和优化控制.其中的数据放入四维数组 Matrix3[3][6][4][4]中.

按工艺要求,能耗优化控制必须在保证溶剂回收率(η)的前提下进行.其实在 $184 > TC304 > 172, 0.25 > PC302 > 0.19, 650 > FC120 > 350$ 时,油的质量是合格的,我们在该区内优化可以不考虑油的质量(也就是 η).在每一次优化建模时都要求从智能数据库中取出小区中的 $3 \times 6 \times 4 \times 4$ 组实际采集到的数据.该小区在 Matrix2中的什么地方是根据上一次优化小区位置以及周围区域的 q 值决定.

4.3.2 专家控制系统

引入原因:1)传感器数量不够;2)控制阀数量不够;3)保证在工况不稳定,出现意外情况时优化控制系统能正常运行;4)在优化控制系统刚投入运行时,专家控制系统有助于建模、自适应优化控制所需数据的实时采集.

大量的实验和分析证明, t_2 和 p_2 构成的安全区、非安全区、运行区和优化区的关系可定性表达为图3所示.现在该优化控制系统的控制阀只有控制 TC304的蒸汽阀和控制 PC302的压力阀.优化控制系统以一次/小时的频率来确定 TC304,PC302下位控制器的设定值.

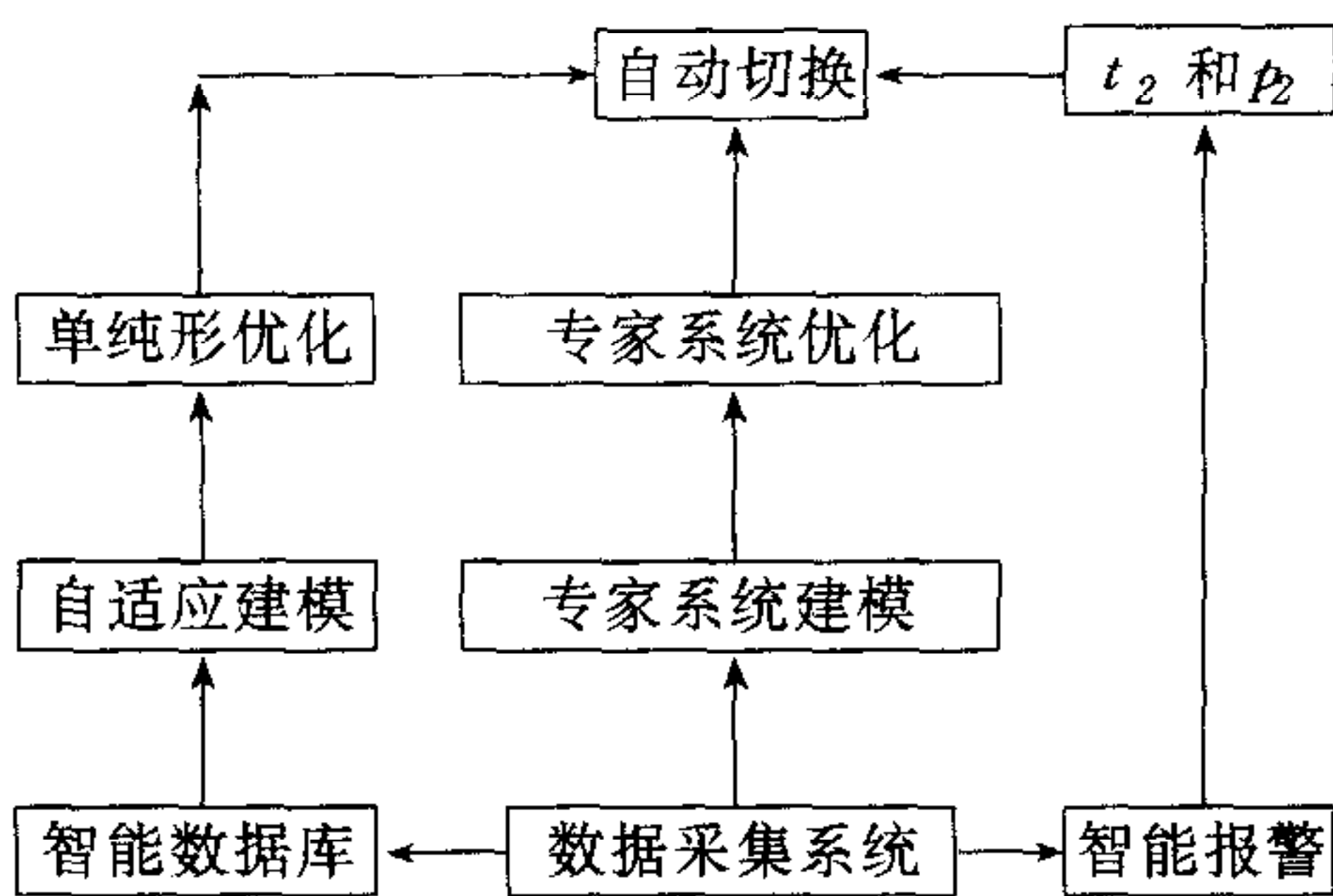


图2 混合优化策略框架

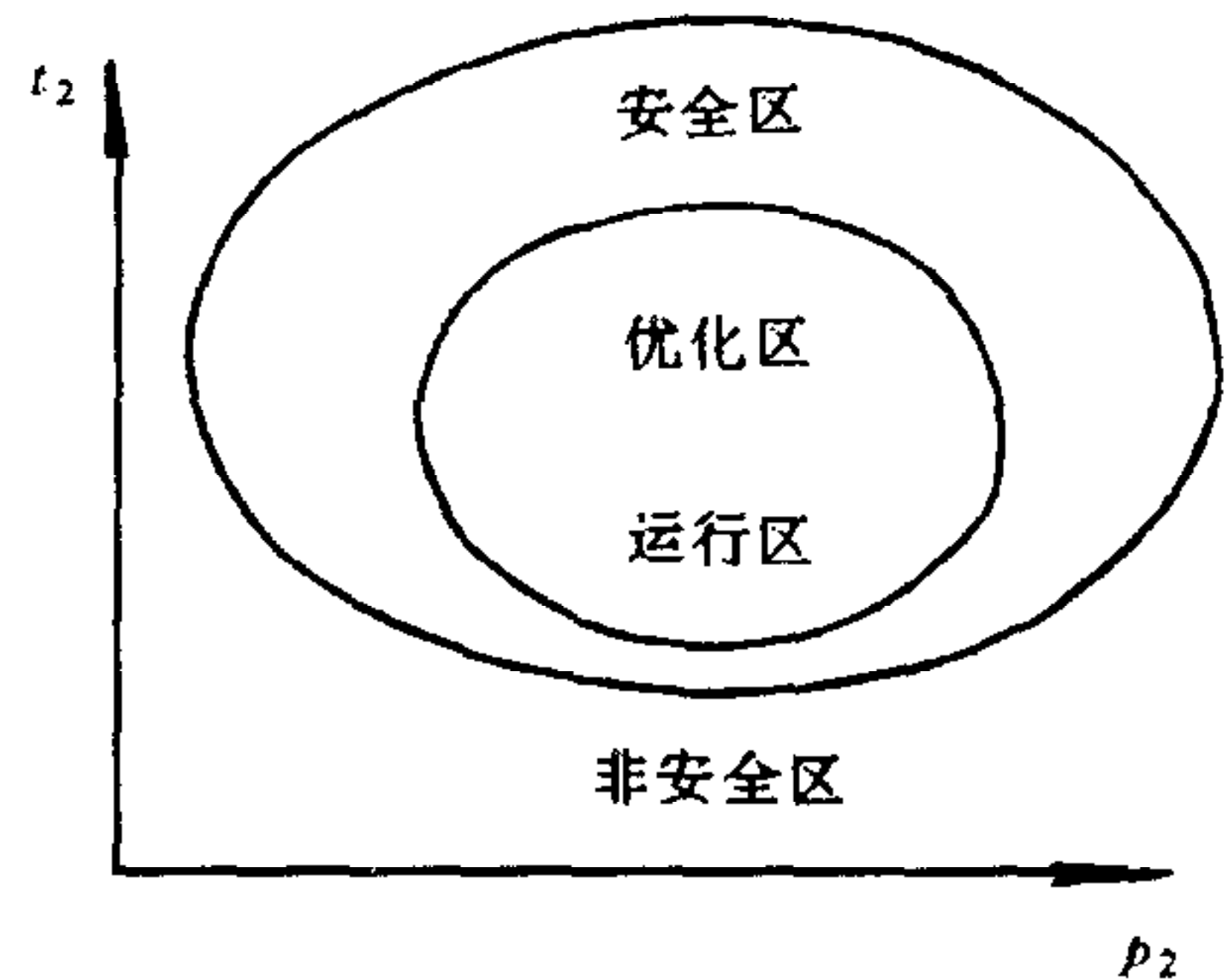


图3 t_2 和 p_2 构成的分区

确定 TC304的设定值用到 FC120、TC304、FD320、TD312和 Ham 等五个值^[5].定性分析不难得到:FC120变大,TC304的波动变大,FD330变小,TD312变小,Han 变大时,TC304的设定值应该变大;确定 PC320的设定值用到 PC302、TC304和 FC120三个值^[5].定性分析不难得到:TC304变大;FC120变大,PC302的波动变大后 PC302的设定值应该变

大一些. 这里已充分考虑到了所有重要的影响因素. 由此不难得到

$$\begin{aligned} \text{SPTC304} = & b\text{TC304} + d\text{PFC120} * K1 + d\text{TC304} * K2 - d\text{PTD312} * K3 - \\ & d\text{PFD320} * K4 + d\text{PHan} * K5, \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{SPPC302} = b\text{PC302} + d\text{PTC304} * F1 - d\text{PFC120} * F2 + d\text{PC302} * F3 \quad (8).$$

上式中 $b\text{TC304}$ 为专家认为最可靠的设定值; PFC120 为前一个小时 FC120 的平均值; $d\text{PFC120}$ 为前一个小时 PFC120 相对于经验值的波动; PTD312 为前一个小时 TD312 的平均值; $d\text{PTD312}$ 为前一个小时 PTD312 相对于经验值的波动; PTC304 为前一个小时 TC304 的平均值; $d\text{TC304}$ 为前一个小时 TC304 本身的波动; $d\text{PTC304}$ 为前一个小时 PTC304 相对于经验值的波动; Han 指油和溶剂混合体中溶剂的百分比; PHan 是人工通过离线检测后送入; $d\text{PHan}$ 是 Phan 相对于经验值的波动; PFD320 为前一个小时 FD320 的平均值; $d\text{PFD32}$ 为前一个小时 PFD320 相对于经验值的波动; $d\text{PC302}$ 为前一个小时 PC302 本身的波动.

相应的系数以及各测量点的经验值由专家提供, 经实际运行检验修正后确定为:

$$b\text{TC304} = 177.5, \quad \text{FC120} = 500, \quad \text{FD312} = 165, \quad \text{FD320} = 12.5,$$

$$b\text{PC302} = 0.23, \quad \text{Han} = 83\%;$$

$$K1 = 0.02, \quad K2 = 0.4, \quad K3 = 0.4, \quad K4 = 0.4, \quad K5 = 0.5, \quad F1 = 0.002,$$

$$F2 = 0.00015, \quad F3 = 0.4.$$

另外, 为进一步保证能耗优化的可靠进行, 我们还采用了智能报警系统^[5].

5 混合优化策略的实现

5.1 硬件环境和软件系统

底层控制系统选用 TDC3000 型集散系统, 上位 PC 机用于混合优化策略的实现. 它的系统软件为中文 WIN95, 优化软件系统用 Borland C++ 4.0 开发, 它通过网关 (CG: Computer Gateway) 与 TDC3000 相连. 整个能耗优化软件系统如图 4 所示, 图中每个模块为一个或几个可独立运行的程序, 每个模块具有一定的优先级.

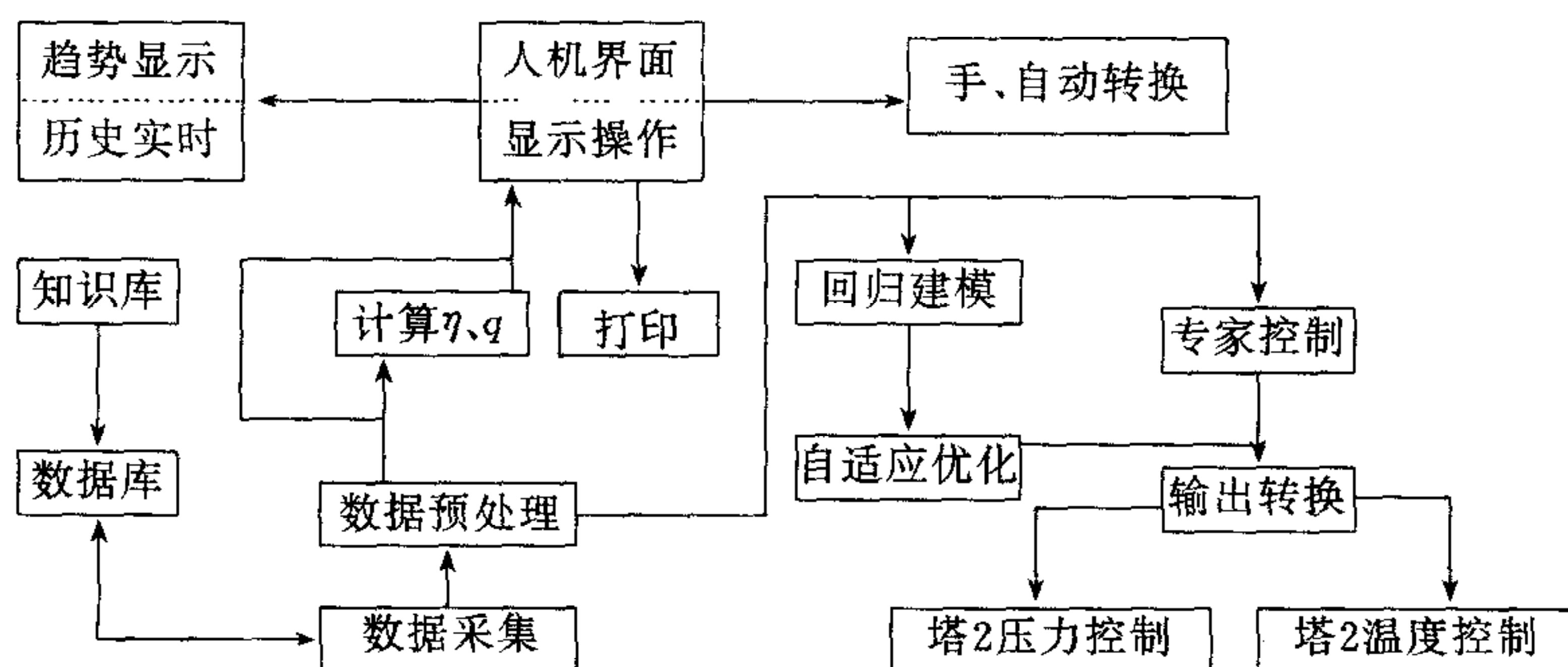


图4 能耗优化软件系统

5.2 现场运行结果

上述软测量、非线性预测控制和能耗优化软件系统自96年2月投入运行以来, 润滑油生产溶剂回收系统运行稳定、可靠, 溶剂回收率(η)从原来不到95%提高到了99.95%, 同

时使蒸汽单耗(q)降低了5%左右,使该溶剂回收系统年增效益达160万元。

6 结束语

文中采用的软测量技术、非线性预测控制技术和混合优化策略等均较好地解决了润滑油生产溶剂回收系统能耗优化中所存在的实际问题。大量过程工业系统均有与此溶剂回收系统相似的特点,本文提出的混合优化策略具有广泛的实用性。

致 谢 本课题是由上海交通大学和上海炼油厂合作完成,黄国荣、徐聪、顾军和方兴其等同志参加了课题攻关,作者在此表示感谢。

参 考 文 献

- 1 方兴其. 酮苯脱蜡溶剂回收系统计算机优化控制[硕士学位论文]. 上海:上海交通大学,1994. 3
- 2 葛榜忠. 酮苯脱蜡溶剂回收系统自适应优化研究[硕士学位论文]. 上海:上海交通大学,1993. 1
- 3 张克进. 酮苯脱蜡溶剂回收系统建模与优化[硕士学位论文]. 上海:华东理工大学,1988. 6
- 4 熊刚,许晓鸣和张钟俊等. 用于蒸馏分离节能和智能控制系统. 化工自动化仪表, **23**(6):21~25
- 5 熊刚. CIPS 体系结构,智能工具及其应用[博士学位论文]. 上海:上海交通大学,1996. 11
- 6 袁冰,许晓鸣和俞伯伟等. 神经网络在酮苯车间油回收系统的闪点测量中的应用. 见:第六届过程控制科学报告会论文集,1993,383~387
- 7 方兴其,许晓鸣,乔宇. 线性时变系统的动态矩阵控制. 上海交通大学学报,1994, **28**(3):34—39
- 8 Xiaomong X, Xingqi F, Yu Q. Non-Parametric Model Based Predictive Control of Non-Linear Systems, Journal Shanghai Jiaotong University,1994,BOOK TWO,13—19
- 9 许晓鸣,方兴其,乔宇. 基于非参数模型的非线性系统预测控制. 见:第五届过程控制科学报告会论文集,1992. 262—270
- 10 方兴其,许晓鸣,乔宇. 线性时变系统的预测控制. 见:第五届过程控制科学报告会论文集,1992. 271—276

熊 刚 1969年生. 1996年11月毕业于上海交通大学自动化系,现为浙江大学工业控制技术研究所博士后. 已发表学术论文40余篇. 研究方向为现场总线,CIPS,CIMS,智能测控系统等

许晓鸣 1957年生. 1987年获上海交通大学博士学位. 1988~1989年在德国做博士后研究. 现为该校自动化系教授,博士生导师,系主任. 研究方向为智能控制,先进制造技术等.

孙优贤 1940年生. 浙江大学工业自动化国家工程研究中心主任,教授,博士生导师,中国工程院院士. 长期从事过程控制,鲁棒控制,容错控制,以及造纸过程控制等方面的理论和应用研究.