

文章编号: 1001-0920(2005)04-0398-05

稀土萃取分离过程的优化设定控制

杨 辉^{1,2}, 柴天佑¹

(1 东北大学 自动化研究中心, 辽宁 沈阳 110004; 2 华东交通大学 电气与电子工程学院, 江西 南昌 330013)

摘 要: 针对稀土萃取分离生产过程的特点, 将机理分析与神经网络技术相结合, 给出了实现稀土萃取分离生产过程组份含量在线预测的软测量模型及其校正算法。提出了基于案例推理和软测量技术相结合的稀土萃取分离生产过程智能优化设定控制技术。将该技术应用于某公司 HAB 双溶剂萃取提钇分离生产过程, 实现了萃取分离生产过程的优化控制和优化运行, 取得了明显的应用成效。

关键词: 稀土; 串级萃取; 神经网络; 软测量; 案例推理

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Optimal control of rare-earth countercurrent extraction separation process

YANG Hui^{1,2}, CHAI Tian-you¹

(1. Research Center of Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. School of Electronics and Electrical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China. Correspondent: YANG Hui, E-mail: yhshuo@263.net)

Abstract: Due to the characteristics of rare-earth extracting separation process, the mechanism analysis is combined with neural network technology. Online soft sensing model of the component content and the revised algorithm are provided in the rare-earth extracting separation process. The technology of intelligent optimal control for the rare-earth extraction process is introduced. It integrates the case reasoning and the component content soft sensing technology based on neural networks. The technology is applied to a real yttrium extracting separation process by HAB double solvents, realizing the optimal control and running of the extracting separation process.

Key words: rare-earth; cascade extractive; neural network; soft sensor; case reasoning

1 引 言

稀土是由镧系元素、钪和钇共 17 种元素组成, 在自然界中通常以共生矿的形式存在。我国稀土溶剂萃取分离技术已达到世界先进水平, 稀土分离工业的规模和产品产量也雄居世界之首。随着稀土工业生产的大型化、集中化和连续化, 迫切要求高效、稳定的自动化生产线。日、美等国在稀土分离生产线上实现了物料浓度、酸度和流量的自动检测, 并实现了对稀土生产过程中给料流量的自动控制, 使其稀土产品质量稳定^[1]。我国稀土工业生产过程自

动化装备水平普遍较低, 基本停留在离线分析、手工调整、经验控制的状态, 导致企业生产效率低、资源消耗大、产品质量不稳定, 成为制约稀土工业发展的瓶颈。

本文针对稀土萃取分离过程组份含量在线检测和自动控制的难点, 从分析稀土萃取分离过程机理出发, 应用神经网络技术建立了稀土萃取分离生产过程组份含量的软测量模型, 提出了基于案例推理^[2,3] (CBR) 的稀土萃取分离生产过程优化设定控制系统结构, 将稀土萃取分离生产过程的控制问题

收稿日期: 2003-12-22; 修回日期: 2004-04-15

基金项目: 国家“十五”科技攻关项目(2002BA315A); 国家 973 计划项目(2002CB312201); 国家自然科学基金项目(50474020)。

作者简介: 杨辉(1965—), 江西高安人, 教授, 从事复杂工业过程建模与优化控制的研究; 柴天佑(1947—), 男, 甘肃兰州人, 中国工程院院士, 教授, 博士生导师, 从事自适应控制、多变量智能解耦控制等研究。

转化为案例的调整、修正和案例库的更新和增删过程 最后给出了该方法在稀土萃取分离生产过程控制中的应用实例, 取得了良好的控制效果

2 稀土串级萃取分离生产过程描述

由于分馏萃取可同时得到两个高纯度、高收率的产品, 工业上通常采用分馏萃取法对稀土元素进行分离 考虑易萃组份 A 与难萃组份 B 的分离, 实际萃取分离体系中含有多个组份如镧 (La)、铈 (Ce)、镨 (Pr)、钕 (Nd) ..., 若切割线定在 La 与 Ce, Pr, Nd... 之间, 则 La 为难萃组份 B, Ce, Pr, Nd... 合并为易萃组份 A; 若将切割线定在 Ce 与 Pr, Nd... 之间, 则 La 和 Ce 合并为难萃组份 B, Pr, Nd... 合并为易萃组份 A, 记为 A/B. 稀土萃取分离共有 4 个生产指标, 即产品 A 和 B 的纯度和收率, 但其中只有两个独立变量^[4], 因此对任何萃取分离过程, 可用两端出口产品纯度作为生产指标

稀土分馏萃取分离工艺流程如图 1 所示 图中从左至右依次为由 n 级混合澄清槽构成的萃取段和 m 级混合澄清槽构成的洗涤段 u_1 为稀土料液流量, u_2 为萃取剂流量, u_3 为洗涤液流量; y_1 为水相出口产品 B 的纯度, y_2 为有机相出口产品 A 的纯度, y_3 和 y_4 为工艺控制监测点处稀土元素组份含量

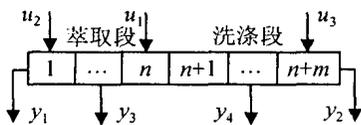


图 1 稀土萃取分离生产过程

含有被分离组份 A 与 B 的水相稀土料液以流量 u_1 从第 n 级 (进料级) 加入萃取槽; 萃取剂以流量 u_2 从萃取段第 1 级加入萃取槽; 洗涤液以流量 u_3 从洗涤段最后一级 ($n+m$ 级) 加入萃取槽 萃取段的作用是将水相料液中的绝大部分 A 和少部分 B 萃入有机相得到负载有机相; 洗涤段的作用是通过洗涤液与有机相多级接触, 将负载稀土有机相中 B 的绝大部分洗入水相 由于萃取槽的特殊结构设计和萃取分离过程中搅拌力的作用, 使得各级萃取槽中有机相从左向右, 水相从右向左产生逆向流动 经过萃取段和洗涤段各级的交换和纯化, 最后从萃取段第 1 级得到含 B 的水相出口产品, 其纯度为 y_1 ; 洗涤段第 $n+m$ 级得到含 A 的负载有机相出口产品, 其纯度为 y_2

稀土原料组份多 (最多可达十几种), 各元素组成变化大, 元素间分离系数小, 因此工业生产所需萃取分离流程级数多 (通常为几十到上百级), 影响分离效果的因素多, 萃取分离过程机理复杂 控制变量

如萃取剂、洗涤剂或料液流量的调节作用通常需经数小时甚至几十小时的逐级传递, 才能影响到两端出口产品纯度 为此必须在距离两端出口 5~20 级间设置过程检测点, 通过检测和控制监测点处稀土元素组份含量 (y_3, y_4), 确保两端出口产品纯度 (y_1, y_2). 然而, 稀土元素组份含量难以在线测量, 并且稀土萃取分离过程具有多变量、强耦合、大滞后、非线性、时变等综合复杂性, 因此难以实现以产品纯度指标为目标的优化控制

3 稀土萃取分离过程组份含量的软测量

3.1 萃取分离组份含量的混合软测量

针对具体的稀土萃取分离生产流程, 首先必须根据生产工艺特点选择适当的工艺监测控制点, 通过在线检测和控制监测点处稀土元素组份含量, 确保两端出口产品的纯度 目前实现对稀土萃取分离元素组份含量在线检测的主要方法有紫外可见分光光度法, 流动注射法, LaF₃ 离子选择电极法, 同位素激发的 XRF^[1] 等, 但大都存在检测装置成本高、稳定性和可靠性差的缺点, 限制了其在稀土萃取分离生产过程中的应用 而软测量技术^[5] 具有精确、可靠和经济的特点, 且动态响应迅速, 可连续给出萃取过程中元素组份含量, 易实现对出口产品纯度进行预测控制, 为解决稀土萃取分离生产过程组份含量的在线检测提供了一条新途径

对于一个 p 组份稀土萃取分离生产流程, 文献 [6] 根据稀土萃取平衡和物料平衡原理, 建立了以各级水相中 i 组份平衡浓度 $x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,n+m}$ 为未知数, 具有 3 对角矩阵形式的多组份串级萃取动态平衡机理模型 通过该机理模型可得到 i 组份在水相和有机相中的逐级浓度分布 $x_{i,j}, y_{i,j}, j = 1, 2, \dots, n+m$, 由逐级浓度分布可实现稀土串级萃取分离生产过程中组份含量的在线预测 文献 [7] 应用 RBF 神经网络技术建立了以萃取剂流量 V_o , 水相料液流量 V_F 和料液配分 f_A, f_B ($f_B = 1 - f_A$), 水相洗涤液流量 V_W 和酸度 N_W 以及环境温度 T 为辅助变量的稀土萃取分离过程组份含量的软测量模型

$$\rho_{i,j}(k) = f_{i,j}\{V_o(k), V_F(k), V_W(k), f_A(k), N_W(k), T(k), \omega(k)\} \quad (1)$$

式中: $\rho_{i,j}(k)$ 为 j 级萃取槽水相中 i 组份含量; $\omega(k)$ 为其他影响萃取分离效果的变量; $f_{i,j}\{\cdot\}$ 为输入、输出变量间复杂的非线性函数

基于萃取分离过程机理分析的软测量机理模型具有明显的物理意义, 但由于人们对稀土萃取分离过程的了解是不完备的而且在建模过程中进行的简化处理, 使得机理模型与实际系统之间存在建模

误差,造成了其预测精度不高 神经网络在建模样本工作条件范围内虽然具有较高的预测能力,但是无明显的物理意义和外推能力差 集成机理模型和神经网络模型的混合软测量模型能够吸取二者的优点 其实质是利用可靠的机理模型保证混合模型的物理意义、实际可用性及外推能力,利用神经网络模型拟合机理模型未能拟合的过程非线性,利用机理模型很难利用的信息(如化验室仪器分析值)对软测量的结果进行修正,从而减少模型的预测误差,提高预测精度 为此采用图 2 所示的组份含量混合软测量结构,其输出采用加权的方法将机理模型和神经网络模型的估计值进行组合

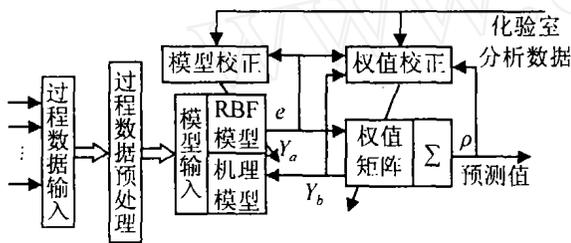


图 2 稀土萃取分离组份含量混合软测量

图 2 中, $y_{a,i}$ 为机理模型估计值, $y_{b,i}$ 为 RBF 神经网络模型估计值 则复合软测量模型的输出值为

$$\rho_i = \alpha y_{a,i} + (1 - \alpha) y_{b,i}, \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (2)$$

式中 α 根据工程经验在 (0, 1) 之间取值 其作用是调节机理模型与 RBF 神经网络模型之间输出的可信程度,从而使软测量的结果更加符合工业生产的实际

3.2 软测量模型的自适应校正

影响稀土萃取分离效果的因素较多,受客观条件的限制,所采集的输入、输出数据并不能完全反映过程变量之间的准确关系 将上述组份含量软测量模型直接应用于稀土萃取分离生产过程,将不可避免地产生一定的偏差 依靠改进模型结构和算法,在现阶段还不能彻底解决 因此在实际应用中,必须应用组份含量的定期化验结果对上述软测量模型进行校正,以保障软测量模型的精度和可靠性

软测量的校正由短期校正和长期校正两部分组成 短期校正以某时刻软测量对象的真实值(化验值)与模型的估计值之差为动力,采用带遗忘因子递推算法重新计算神经网络隐层到输出层的连接权值,使软测量的输出值逼近化验室的分析值

设 k 时刻萃取过程中监测点处稀土元素组份含量化验检测值为 $\rho_d(k)$, 则其对应的输入向量为 $X(k - k_0)$, $X = [V_o, V_F, V_w, f_A, N_w, T]^T$, k_0 是化验分析的测量时滞 则有

$$\hat{\rho}_d(k) = w_0(k) + \sum_{i=1}^{n_r} w_i(k) \times \Phi(X(k - k_0) - C_i). \quad (3)$$

令 $z_0 = 1, z_i(k) = \Phi(X(k - k_0) - C_i), i = 1, 2, \dots, n_r$ 则有

$$\hat{\rho}_d(k) = \sum_{i=0}^{n_r} w_i(k) \cdot z_i(k) = W^T Z. \quad (4)$$

式中

$$W = [w_1(k), w_2(k), \dots, w_{n_r}(k), w_0(k)]^T, \\ Z = [z_1(k), z_2(k), \dots, z_{n_r}(k), 1]^T.$$

权值 $W(k)$ 校正的递推算法如下:

$$\begin{cases} K(k) = P(k-1)Z(k)[\lambda + Z^T(k)P(k-1)Z(k)]^{-1}, \\ P(k) = \frac{1}{\lambda} [P(k-1) - K(k)Z^T(k)P(k-1)], \\ W(k) = W(k-1) + K(k)[\rho_d(k) - W^T(k)Z(k-1)] \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\lambda(0 < \lambda < 1)$ 为遗忘因子, λ 取合适的值可增加新数据的置信度,防止数据饱和,提高实时校正精度; $W(k)$ 为 k 时刻权值向量的校正结果 初始校正时, $W(0)$ 即为网络离线学习获得的权值; 当系统运行一段时间积累了足够多的新样本数据后,就可以进行长期校正,即根据这些样本重新建立软测量模型 通过模型的短期校正和长期校正,可提高软测量模型的泛化能力,使之在料液组成、萃取槽处理量及工艺控制方案发生变化时有较高的预测精度

4 基于案例推理的萃取过程优化设定控制

稀土萃取分离具有多变量、强耦合、大滞后、非线性、时变等特点,且稀土元素组份含量难以在线测量,利用常规的优化控制方法很难对复杂工业过程进行控制 为此将文献[8]的优化策略,结合稀土萃取分离生产过程的特点,提出如图 3 所示的离线化验检测与组份含量软测量相结合、优化设定与闭环控制相结合、过程建模与控制相集成的智能优化控制策略,对萃取分离过程中萃取剂、料液和洗涤液的流量值进行优化设定和前馈与反馈校正,实现两端出口产品纯度指标的优化控制

系统目标转换模型将稀土生产过程计划与调度系统下达的 A 产品纯度和 B 产品纯度指标转换为监测点组份含量理想指标 通过基于案例推理的智能预设模型产生萃取分离流程所需的料液、萃取剂、洗涤液等流量控制回路的优化设定值 u_{SF}, u_{SO} 和 u_{SW} , 通过回路反馈控制使萃取分离生产过程各给料流量稳定跟随优化设定值 利用稀土萃取分离生产

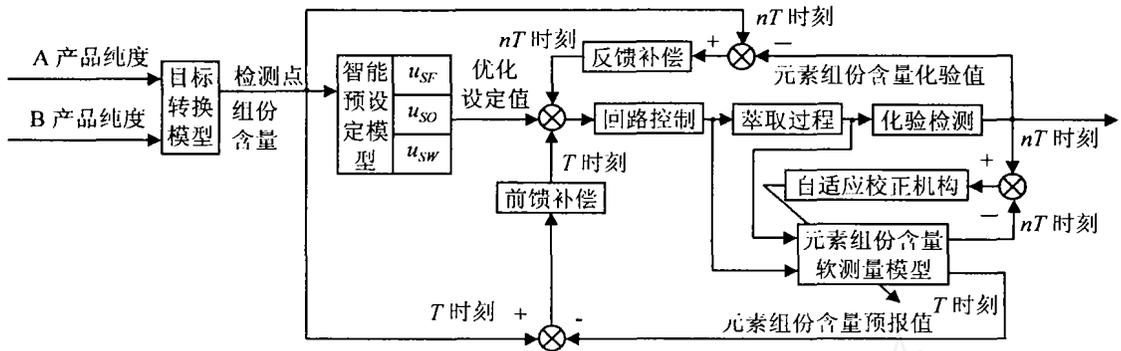


图 3 稀土萃取分离过程智能优化设定控制

过程的输入和输出检测值, 通过稀土萃取分离过程元素组份含量的软测量模型, 产生测点稀土元素组份含量的预报值; 并与测点组份含量的理想指标值进行比较, 产生的误差经前馈补偿来校正萃取剂、料液、洗涤液等流量控制回路的优化设定值。化验过程得到的测点组份含量的化验值与测点组份含量的理想指标值相比较, 偏差通过反馈补偿萃取剂、料液、洗涤液等控制回路的设定值, 同时利用测点组份含量的化验值与元素组份含量软测量模型预报值, 通过自适应校正机构对元素组份含量软测量模型进行校正, 提高模型预报精度, 从而实现以两端出口产品纯度指标为目标的稀土萃取分离过程优化控制

4.1 案例的构造和检索

基于案例推理技术的核心思想是在问题求解时, 可借助该类问题以前的求解经验(即案例), 进行推理。影响稀土萃取分离效果的因素较多, 通过分析实际稀土萃取分离生产过程操作数据表明, 稀土原料配分(f_A, f_B), 料液浓度 N_F , 萃取剂浓度 N_O , 洗涤液酸度 N_W 等工艺参数的变化, 将对萃取分离过程的运行特性产生显著的影响。因而可选择(f_A, f_B, N_F, N_O, N_W)作为萃取分离过程典型工况的描述特征, 分别利用 f_1, f_2, f_3, f_4 和 f_5 表示。案例的解为萃取分离过程萃取剂、料液和洗涤液加入流量的优化设定值 u_{SO}, u_{SF}, u_{SW} , 分别利用 f_{s_1}, f_{s_2} 和 f_{s_3} 表示。在案例库中, 每个案例由工况特征描述和解特征组成, 案例的信息存储结构如表 1 所示。

表 1 案例结构

工况特征描述 F					解特征 F_S		
f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_{s_1}	f_{s_2}	f_{s_3}
f_A	f_B	N_F	N_O	N_W	u_{SO}	u_{SF}	u_{SW}

推理系统根据萃取分离过程工况描述进行案例检索和匹配。由于稀土原料配份变化对萃取分离生产过程影响较大, 可作为主索引; 而萃取剂浓度、料液浓度和洗涤液酸度可在萃取分离前处理过程中控制其波动范围, 将作为从索引。在检索过程中, 利

用库的索引结构计算相似度函数, 检索出满足匹配阈值的所有案例。

定义稀土萃取分离过程的当前运行工况 C_m 的描述为 $F = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5)$, C_m 的解特征描述为 $F_S = (f_{s_1}, f_{s_2}, f_{s_3})$ 。案例库中有案例 C_1, C_2, \dots, C_m , 其中案例 $C_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 的工况描述为 $F_k^p = (f_{k,1}^p, f_{k,2}^p, f_{k,3}^p, f_{k,4}^p, f_{k,5}^p)$, C_k 的解特征描述为 $F_{s_k}^p = (f_{s_k,1}^p, f_{s_k,2}^p, f_{s_k,3}^p)$ 。

工况描述特征 f_l 与 $f_{k,l}^p (l = 1, 2, \dots, 5)$ 的相似度函数为

$$\text{sim}(f_l, f_{k,l}^p) = 1 - \frac{|f_l - f_{k,l}^p|}{\max(f_l, f_{k,l}^p)}, \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (6)$$

当前工况 C_m 与库中案例 $C_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 的相似度函数为^[3]

$$\text{sim}(C_m, C_k) = \frac{\sum_{i=1}^5 (\omega \text{sim}(f_i, f_{k,i}^p))}{\sum_{i=1}^5 \omega}, \quad (7)$$

$$\text{sim}_{\max} = \max_{k \in \{1, \dots, m\}} (\text{sim}(C_m, C_k)). \quad (8)$$

其中 ω 为工况特征描述的加权系数, 其大小可根据经验知识确定。相似度阈值 sim_{th} 为

$$\text{if } \text{sim}_{\max} \geq 0.9 \text{ then } \text{sim}_{th} = 0.9, \\ \text{else } \text{sim}_{th} = \text{sim}_{\max} \quad (9)$$

计算出相似度后, 库中与给定工况的相似度达到阈值 sim_{th} 的所有历史案例都将被检出作为匹配案例。

4.2 案例重用

一般情况下, 案例库中很少有与当前工况完全匹配的工况, 因而检索出的匹配案例的解并不能直接作为当前工况的解, 此时需要对检索得到的相似案例的解进行重用。即 CBR 系统将根据新案例的具体情况, 对检索到的存储案例解进行调整, 以得到当前工况的解。案例调整是根据输入工况的情况与检索到的存储工况之间的最主要差异, 利用已有的过程知识得出当前工况的解。

假设在库中共检索到 r 个匹配案例, $\{C_1^R, \dots,$

C_r^R }, 其中 $C_k^R (k = 1, 2, \dots, r)$ 与当前工况的相似度为 sim_k , 不妨设 $\text{sim}_1 \geq \text{sim}_2 \geq \dots \geq \text{sim}_r = 1$. 其对应的案例解为 $F_{S_k^R} = (f_{s_{k,1}}^R, f_{s_{k,2}}^R, f_{s_{k,3}}^R, k = 1, 2, \dots, r)$. 则当前工况的解为 $F_S = (f_{s_1}, f_{s_2}, f_{s_3})$, 其中

$$f_{s_l} = \sum_{k=1}^r w_k \times f_{s_{k,l}}^R / \sum_{k=1}^r w_k, l = 1, 2, 3; \quad (10)$$

$w_k (k = 1, 2, \dots, r)$ 由下式确定:

$$\text{if } \text{sim}_r = 1 \text{ then } w_k = \begin{cases} 1, & k = r; \\ 0, & k = 1, 2, \dots, r-1 \end{cases} \\ \text{else } w_k = \text{sim}_k, k = 1, 2, \dots, r. \quad (11)$$

4.3 案例修正与存储

验证案例重用得到的萃取分离过程各给料流量优化设定参数的有效性, 需要对其进行评价. 首先根据案例重用的解 (各给料流量优化设定值), 通过 4.2 节中稀土萃取分离过程组份含量软测量模型, 计算所得测点稀土元素组份含量预测值 $\rho_{0(i)}$. 将该预测值与目标转换模型得到的相应测点组份含量目标值 $\rho_{m(i)}$ 进行比较, 若 $|\rho_{0(i)} - \rho_{m(i)}| \leq \delta$ (δ 为根据工艺控制经验确定的阈值, 通常取值 (5% ~ 10%)), 则可对萃取分离生产过程下载各流量的优化设定值, 通过回路反馈控制使生产过程各流量稳定跟随优化设定值; 同时将该案例直接转入案例存储. 若 $|\rho_{0(i)} - \rho_{m(i)}| > \delta$, 则需要案例修正, 调整各加液流量的设定值, 直至满足测点组份含量目标值要求. 将修正后的案例添加到案例库中, 以便下一过程优化设定使用.

稀土萃取分离各加料流量的优化设定, 在系统运行过程中随案例库中所积累案例的增加而不断改善, 从而实现了运行工况和外部环境条件变化的自适应.

5 HAB 萃取提钇分离生产过程控制

某公司采用 HAB 萃取分离工艺, 从含 $Y_2O_3 > 40\%$ 的离子型稀土矿中分离提取高纯钇, 要求最终产品氧化钇纯度 $> 99.99\%$, 低钇混合稀土 $Y_2O_3 < 0.5\%$. 整个萃取分离工艺由 3 段萃取分离工序构成: 第 1 段由 60 级萃取槽组成, 要求得到纯度大于 99% 的 Y_2O_3 , 为第 2 段提供原料; 第 2 段由 80 级萃取槽组成, 要求得到纯度大于 99.99% 的高纯 Y_2O_3 ; 第 3 段由 40 级萃取槽组成, 用于萃取分离高纯 Y_2O_3 中的非稀土杂质. 在整个 HAB 萃取提钇生产过程中, 第 1 段的控制对保证整个萃取分离生产过程综合生产指标的的实现最为关键.

根据 HAB 萃取提钇生产过程的特点, 结合流程工业综合自动化系统的实施经验, 采用本文方法

在某公司建立了 HAB 萃取提钇分离生产过程控制系统, 该系统的硬件结构如图 4 所示. 模型机用于实现稀土萃取分离过程组份含量的软测量及萃取分离过程的优化控制; 操作员监控站用于现场生产线所有参数的监控和软手动操作; 多媒体监控系统用于对整个萃取分离生产过程的关键设备和关键岗位进行监视. 各站之间以及上位机与 PLC 之间采用方便快捷的工业以太网连接.

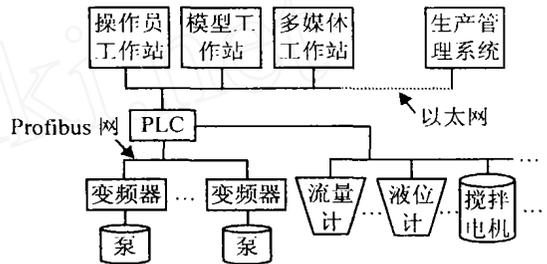


图 4 HAB 萃取提钇过程控制系统硬件结构

在此硬件平台基础上, 开发出稀土萃取分离过程组份含量软测量系统和基于图 3 结构的稀土萃取分离过程优化设定控制系统软件, 对 HAB 萃取提钇生产过程进行优化控制. 图 5 给出了 HAB 萃取提钇第 1 段第 1 级水相出口钇产品纯度分布曲线.

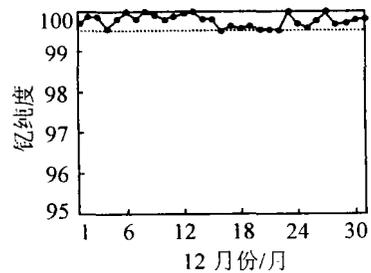


图 5 第 1 级水相出口钇产品纯度曲线

通过稀土萃取分离过程控制系统的实施, 使得第 1 段产品氧化钇纯度 $> 99.5\%$, 金属钇回收率提高了 2%, 保证了萃取分离生产过程两端出口连续稳定地产出合格产品, 同时降低了对稀土原料中钇的品位要求, 取得了显著的应用效果.

6 结 论

本文基于稀土串级萃取过程机理分析、神经网络技术和稀土萃取分离生产过程工艺操作数据, 建立了预报稀土萃取分离过程组份含量的软测量模型及其校正算法; 提出了基于案例推理的稀土萃取分离生产过程优化设定控制方法. 该技术在某公司稀土萃取分离生产线得到成功应用, 实现了稀土萃取分离生产过程的优化控制和优化运行.

(下转第 407 页)

在此基础上开发了通用智能评估软件系统(CEC), 该系统已应用于区域技术创新、区域影响能力、概念微型车造型等复杂的评价指标体系的建立。上述工作只是递阶层次结构决策指标体系构建的初步尝试, 更多的工作还有待于展开, 特别是以下工作需要研究:

1) 决策问题的决策因素多到什么程度使用本文方法较为经济、合理, 这与决策者的知识背景、民族文化等具体因素有关, 不同的决策者会有不同的看法, 可采用心理学实验的方法进一步研究

2) 算法1的时间复杂度为 $O(n^6)$, 有待进一步改进, 以设计出更好的算法

参考文献(References)

- [1] 王莲芬, 许树柏. 层次分析法引论[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990
- [2] Saaty T L. *Multicriteria decision making* [M]. Pittsburgh: RW S Publications, 1990
- [3] Saaty T L. Inner and outer dependence in the analytic hierarchy process: The super matrix and super hierarchy [A]. *Proc of the 2nd ISAHP* [C]. Pittsburgh, 1991: 308-317.
- [4] Saaty T L. *Decision making with dependence and feedback* [M]. Pittsburgh: RW S Publication, 1996
- [5] 王秋苹, 梁戈. 求可达矩阵的Warshall算法[J]. *西安理工大学学报*, 1996, 12(1): 80-82
(Wang Q P, Liang G. The Warshall algorithm for computing reachability matrix [J]. *J of Xi'an University of Technology*, 1996, 12(1): 80-82)
- [6] 陈光, 刘筠, 韩玉真. 算法与数据结构[M]. 北京: 高等教育出版社, 2002
- [7] 董玉成, 陈义华. AHP层次分析法的自动生成算法[J]. *重庆大学学报*, 2003, 26(9): 145-147.
(Dong Y C, Chen Y H. To form AHP automatically with a new arithmetic [J]. *J of Chongqing University*, 2003, 26(9): 145-147.)
- [8] 董玉成, 陈义华. 群组决策可接受性理论[J]. *重庆大学学报*, 2004, 27(6): 104-106
(Dong Y C, Chen Y H. Acceptance theory in group decision making [J]. *J of Chongqing University*, 2004, 27(6): 104-106)
- [9] 董玉成, 陈义华. 层次分析法(AHP)中的检验[J]. *系统工程理论与实践*, 2004, 24(7): 105-111
(Dong Y C, Chen Y H. Test in AHP [J]. *Systems Engineering—Theory and Practice*, 2004, 24(7): 105-111.)
- [10] Chen Y H, Dong Y C. Application of AHP method in evaluation of creativity [A]. *CSIAM '2002* [C]. London, 2000: 183-188
- [11] 陈义华, 董玉成. 东西部科技投入与经济增长关联关系比较[J]. *重庆大学学报*, 2003, 26(12): 84-87.
(Chen Y H, Dong Y C. Comparison research on the dedicative rate of science and technology's devotion to economic increase between east China and west China [J]. *J of Chongqing University*, 2003, 26(12): 84-87.)

(上接第402页)

参考文献(References)

- [1] 严纯华, 贾江涛, 廖春生, 等. 稀土串级萃取分离过程的自动控制系统[J]. *稀土*, 1997, 18(2): 37-43
(Yan C H, Jia J T, Liao C S, et al. Automation system in rare earth separation by countercurrent extraction process [J]. *Chinese Rare Earths*, 1997, 18(2): 37-43)
- [2] Kolodner J L. *Case-based reasoning* [M]. Morgan Kaufmann, 1993
- [3] Amodeo A, Plaza E. Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations and system approaches [J]. *AI Communications*, 1994, 7(1): 39-59
- [4] 徐光宪. *稀土* [M]. 第2版. 北京: 冶金工业出版社, 1995
- [5] Tham M T, Morris A J, Montague G A. Soft-sensors for process estimation and inferential control [J]. *J Process Control*, 1991, 1: 3-14
- [6] Yang H, Tan M H, Chai T Y. Neural networks based component content soft-sensor in countercurrent rare-earth extraction [J]. *J of Rare Earth*, 2003, 21(6): 691-696
- [7] 杨辉, 柴天佑. 串级萃取分离组份含量软测量及应用 [J]. *有色冶金设计与研究*, 2003, 24(S): 129-134
(Yang H, Chai T Y. Concatenation extraction separation constituent content soft measurement and application [J]. *Nonferrous Metals Engineering and Research*, 2003, 24(S): 129-134)
- [8] Chai T Y, Guan S P. Object-oriented integrated control technology of complex industrial processes [A]. *The Plenary Lecture of Proc of IFAC 5th Symposium on Low Cost Automation* [C]. Shenyang, 1998