



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2402324

引用格式:王飞亮,赵剑锟,曾韬,等.基于伽马-软测量的稳定萃取段镧-铈-镨-钕四组分定量分析[J].科学技术与工程,2025,25(4):1482-1487.

Wang Feiliang, Zhao Jiankun, Zeng Tao, et al. Quantitative analysis on lanthanum-cerium-praseodymium-neodymium in the stable extraction stage based on gamma ray-soft measurement[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(4): 1482-1487.

原子能技术

基于伽马-软测量的稳定萃取段镧-铈-镨-钕 四组分定量分析

王飞亮¹, 赵剑锟^{1,2*}, 曾韬¹, 李泳琿¹, 邱海燕¹, 曾奇^{1,2},
杜艳军^{1,2}, 刘玉娟^{1,2}, 吴和喜^{1,2}, 李小燕^{1,2}, 刘义保^{1,2}

(1. 东华理工大学核科学与工程学院, 南昌 330013; 2. 江西省核辐射探测及应用工程技术研究中心, 南昌 330013)

摘要 质量配分检测是稀土萃取过程调控的重要依据,皂化 P507-煤油萃取镧(La)-铈(Ce)-镨(Pr)-钕(Nd)溶液体系变化剧烈,时变、强耦合等非线性特征明显,且溶液体系无明显颜色变化,现有基于机器视觉和人工神经网络的软测量方法应用效果不佳。为解决以上问题,首先采用机理建模法构建四组分定量分析的数理模型,其次通过测量 La 天然放射性同位素¹³⁸La@1.436 MeV 特征伽马射线强度信息(辅助变量),同时预测四组分质量配分(主变量)信息,最后基于高纯锗探测器开展实验验证。结果表明:La 最小可检测质量浓度为 1.70 g/L,与实验结果相比,La、Ce、Pr、Nd 质量浓度预测结果相对误差分别为 -3.11%~4.23%、-5.81%~3.74%、-8.16%~6.68%、-19.87%~14.20%,检测灵敏度预测结果相对误差分别为 1.33%、5.56%、-3.20%、-0.41%。所提出的“伽马-软测量”方法可实现 La、Ce、Pr、Nd 四组分高准确度、高灵敏度预测,检测过程不受萃取体系密度、酸度、温度等参数变化的影响,为稀土萃取质量配分检测提供新的技术参考。

关键词 稀土; 萃取分离; 软测量; 组分含量; 伽马能谱

中图分类号 TL99; **文献标志码** A

Quantitative Analysis on Lanthanum-Cerium-Praseodymium-Neodymium in the Stable Extraction Stage Based on Gamma Ray-soft Measurement

WANG Fei-liang¹, ZHAO Jian-kun^{1,2*}, ZENG Tao¹, LI Yong-hui¹, QIU Hai-yan¹,
ZENG Qi^{1,2}, DU Yan-jun^{1,2}, LIU Yu-juan^{1,2}, WU He-xi^{1,2}, LI Xiao-yan^{1,2}, LIU Yi-bao^{1,2}

(1. College of Nuclear Science and Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China;

2. Engineering Technology Research Center of Nuclear Radiation Detection and Application, Nanchang 330013, China)

[Abstract] Quality distribution detection is regarded as a crucial basis for regulating the rare earth extraction process. The variation of the lanthanum (La), cerium (Ce), praseodymium (Pr), and neodymium (Nd) solution system during the saponified P507-kerosene extraction is significant, showing obvious nonlinear characteristics such as time-varying and strong coupling. Moreover, the solution system exhibits no apparent color change. Existing soft measurement methods based on machine vision and artificial neural networks have shown unsatisfactory application effects. To address these issues, a mechanistic modeling method was first employed to construct a mathematical model for the quantitative analysis of the four components. Subsequently, by measuring the characteristic gamma-ray intensity information of the natural radioactive isotope ¹³⁸La@1.436 MeV (auxiliary variable), the mass distribution information of the four components (main variable) was predicted simultaneously. Finally, experiments were conducted based on a high-purity germanium detector. The results show that the minimum detectable mass concentration of La is 1.70 g/L. Compared with the experimental results, the relative errors of the predicted mass concentrations of La, Ce, Pr, and Nd are -3.11%~4.23%, -5.81%~3.74%, -8.16%~6.68%, and -19.87%~14.20%, respectively. The relative errors of the sensitivity prediction are 1.33%, 5.56%, -3.20%, and -0.41%, respectively. The proposed “gamma ray-soft measurement” method enables high-

收稿日期: 2024-04-01; 修订日期: 2024-11-25

基金项目: 国家自然科学基金(12105043, 12265003); 江西省自然科学基金(20224BAB211023); 核资源与环境国家重点实验室开放基金(2022NRE30)

第一作者: 王飞亮(2000—), 男, 汉族, 江西上饶人, 硕士研究生。研究方向: 核技术及应用。E-mail: 2569759954@qq.com。

* 通信作者: 赵剑锟(1988—), 男, 汉族, 河北唐山人, 博士, 副教授。研究方向: 核信息获取与数据处理。E-mail: martin1945@ecut.edu.cn。

投稿网址: www.stae.com.cn

accuracy and high-sensitivity prediction of the four components La, Ce, Pr, and Nd. The detection process is not affected by changes in extraction system density, acidity, temperature, and other parameters, providing new technical references for rare earth extraction quality distribution detection.

[**Keywords**] rare earth; extraction separation; soft measurement; component content; gamma spectrum

稀土萃取分离过程中,质量配分检测是调控的重要依据^[1],目前采用的如:光纤过程分光光度^[2-3]、流动注射分光光度^[4-5]、X射线吸收^[6-7]、电感耦合等离子体质谱^[8]、电感耦合等离子体发射光谱^[9]及微波诱导等离子体原子发射光谱^[10]等直接测量方法,虽然检测精确度较高,但测量条件要求严苛,过程复杂,需经过取样、制样等步骤后对待检核素逐一测量。皂化 P507-煤油萃取体系多级萃取镧(La)-铈(Ce)-镨(Pr)-钕(Nd)过程分离效率高,但溶液体系变化剧烈,时变、强耦合等非线性特征明显^[11],对检测方法的灵敏度和准确度造成较大影响。

软测量^[12]是通过机理建模^[13]、回归分析^[14]、状态估计^[15]、模式识别^[16]、人工神经网络^[17]、模糊数学^[18]和支持向量机^[19]等手段,通过测量辅助变量(易测量)实现对主变量(难测量)的预测,并可实现多组分同时测量。目前,稀土多级萃取分离过程中的多组分软测量方法主要有机器视觉^[20-22]和人工神经网络预测^[23-25]两大类。而在皂化 P507-煤油萃取分离 La、Ce、Pr、Nd 过程中,La、Ce 无明显的离子颜色特征,且体系中可直接测量输入量少、待预测输出量多。因此,现有基于机器视觉和人工神经网络的软测量方法无法直接应用于上述的萃取分离过程。

鉴于此,现提出一种基于机理建模的伽马-软测量方法,该方法以水相 La、Ce、Pr、Nd 含量变化规律为研究对象,构建四组分定量分析模型,以 La 天然放射性同位素¹³⁸La@1.436 MeV(丰度为0.29%)特征伽马射线强度信息为辅助变量,实现以上4种稀土元素萃取质量配分(主变量)的高灵敏度和准确度预测,以期对稀土串级萃取的过程控制提供新的检测方法参考。

1 软测量模型构建

1.1 机理建模

以某轻稀土三出口串级萃取生产线为研究对象^[26],该产线主要由萃取段与洗涤段组成,如图1所示。萃取级数共55级,其中萃取段共42级,以稳定萃取段(第41~51级)水相溶液中的La、Ce、Pr、Nd含量变化规律为建模基础。

根据辅助变量(La质量浓度)与主要变量(Ce、Pr、Nd质量浓度)关系,如图2所示,采用最小二乘

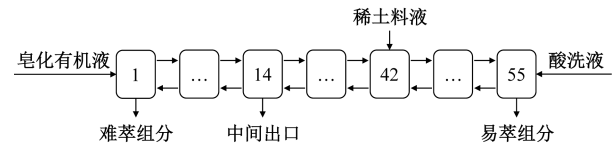


图1 串级萃取生产线流程

Fig. 1 Process of cascade extraction production line

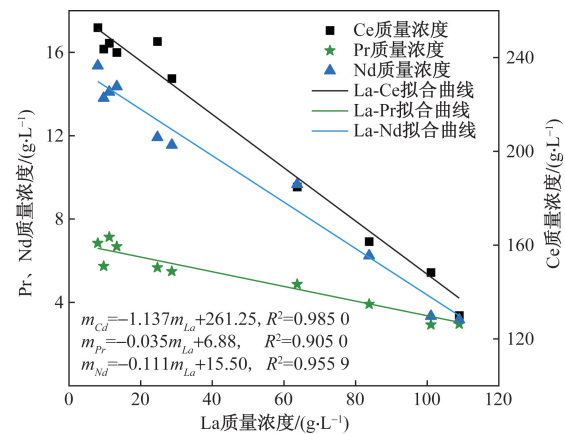


图2 稳定萃取段各组分质量浓度变化关系

Fig. 2 Variation relationship of mass concentrations for each component in the stable extraction phase

法拟合,结果如式(1)所示。

$$m_x = a_x m_{La} + b_x \quad (1)$$

式(1)中: m_x 为元素 x (Ce、Pr、Nd)的质量浓度, g/L; m_{La} 为La质量浓度, g/L; a_x 和 b_x 为拟合系数。

1.2 伽马射线定量测量

¹³⁸La@1.436 MeV特征伽马射线的探测效率可表示为^[27]

$$\eta = \frac{n_{138La}}{A\gamma} = \frac{n_{138La}}{A_c^{138La} V \gamma} \quad (2)$$

式(2)中: η 为探测效率, cps/Bq(单位cps是计数率,表示每秒钟探测到的伽马射线数,即次每秒(count per second)); n_{138La} 为伽马能谱仪中¹³⁸La@1.436 MeV特征峰净计数率, cps; A 为待测样品中¹³⁸La的总活度, Bq; γ 为¹³⁸La衰变发射1.436 MeV伽马射线的概率, 0.655; A_c^{138La} 为待测样品中¹³⁸La的比活度, Bq/L; V 为待测样品体积, L。

¹³⁸La比活度与La质量浓度存在式(3)所示关系^[28]。

$$A_c^{138La} = \frac{m_{La} \omega}{M_{138La}} N_A \lambda \quad (3)$$

式(3)中: ω 为¹³⁸La丰度, 0.089%; M_{138La} 为¹³⁸La的

摩尔质量, 138 g/mol; N_A 为阿伏伽德罗常数, $6.02 \times 10^{23} \text{ mol}^{-1}$; λ 为 ^{138}La 衰变常数, $2.13 \times 10^{-19} \text{ s}^{-1}$ 。

联立式(2)、式(3), 可得待测样品中 La 的质量浓度为

$$m_{\text{La}} = \frac{M_{138\text{La}}}{\omega N_A \lambda V \gamma} \frac{1}{\eta} n_{138\text{La}} = \frac{C}{\eta} n_{138\text{La}} \quad (4)$$

式(4)中: C 为待定常数, 与实验条件有关, $\text{g}/(\text{L} \cdot \text{cps})$ 。

联立式(1)、式(4), 可得待测样品中 Ce、Pr、Nd 的质量浓度为

$$m_x = a_x \frac{C}{\eta} n_{138\text{La}} + b_x \quad (5)$$

Ce、Pr、Nd 的检测灵敏度 [sensitivity, 记为 S_x , 单位: $\text{cps}/\text{g}/\text{L}$, 可表示为

$$S_x = - \frac{dn_{138\text{La}}}{dm_x} = - \frac{dn_{138\text{La}}}{d\left(a_x \frac{C}{\eta} n_{138\text{La}} + b_x\right)} = - \frac{\eta}{a_x C} \quad (6)$$

2 实验测量

为验证实际测量效果, 选用 GMX40P 高纯锗伽马谱仪搭建实验平台, 如图 3 所示, 设备参数如表 1 所示。

对组分数据进行系统随机抽样, 以水为溶剂, 以 $\text{LaCl}_3 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ 、 $\text{CeCl}_3 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ 、 $\text{PrCl}_3 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ 和 $\text{NdCl}_3 \cdot 6\text{H}_2\text{O}$



图3 GMX40P 高纯锗伽马谱仪平台
Fig. 3 GMX40P high purity germanium gamma spectrometer platform

表1 实验设备参数

Table 1 Experimental equipment parameters

| 名称 | 参数 | 数值 |
|----------------|----------|---|
| GMX40P 高纯锗伽马谱仪 | 能量范围/keV | 40 ~ 2 000 |
| | 能量分辨率 | $\text{FWHM}(@ 1 332 \text{ keV}) \leq 2 \text{ keV}$ |
| 马林杯 | 外圆柱内径/cm | 12.6 |
| | 内圆柱外径/cm | 9.0 |
| | 外高/cm | 11.5 |
| | 内高/cm | 6.2 |
| | 容积/L | 0.9 |

为溶质, 配制所需的待测溶液, 如表 2 所示, 配制过程如下: ①使用电子天平 [量程: $(1 200 \pm 0.05) \text{ g}$] 称量第 1 组对应的四组分溶质; ②取量程为 0.9 L 的烧杯, 加入称取好的溶质; ③用纯水溶解并稀释定容, 期间使用玻璃棒搅拌至溶质完全溶解 (呈黄色透明状); ④将配置好的溶液装入容积为 0.9 L 的马林杯并编号, 得到稀土氯化物水溶液。

重复上述步骤, 再分别配制 2 ~ 7 组溶液, 如图 4 所示。由马林杯容积可得 C 为 $2.05 \text{ g}/(\text{L} \cdot \text{Bq})$ 。

依据《环境及生物样品中放射性核素的 γ 能谱分析方法》(GB/T 16145—2022)^[29], 使用 ^{60}Co 放射源进行能量刻度后, 测量马林杯标准源, 结合以下探测效率刻度方程^[30] 获取效率刻度曲线, 如图 5 所示, 得到谱仪在能量为 1.436 MeV 处的探测效率为 $9.38 \times 10^{-3} \text{ cps}/\text{Bq}$ 。

$$\ln \eta = \sum_{i=1}^6 k_i (\ln E)^{6-i} \quad (7)$$

式(7)中: i 为探测效率刻度方程的项数; k_i 为待定系数; E 为能量, keV。

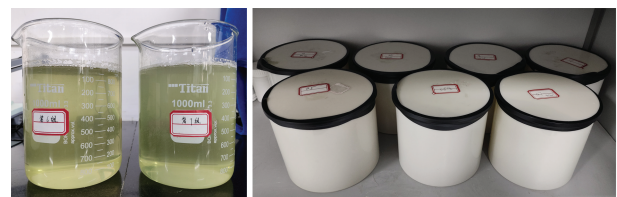
随后进行本底测量, 再分别对 1 ~ 7 组待测样品进行测量, 如图 6 所示。

由图 6 可知, ^{138}La 的两个伽马射线特征峰 (0.789 MeV, 分支比为 34.5%; 1.436 MeV, 分支比为 65.5%) 在能谱中的峰背比可达 24.84 与 42.91, 且未与其他干扰核素特征峰重叠。

表2 待测样品质量配分

Table 2 Mass distribution of the test samples

| 组号 | 质量浓度/ $(\text{g} \cdot \text{L}^{-1})$ | | | |
|----|--|--------|------|-------|
| | La | Ce | Pr | Nd |
| 1 | 8.05 | 252.76 | 6.84 | 15.35 |
| 2 | 13.33 | 242.16 | 6.69 | 14.36 |
| 3 | 24.69 | 246.88 | 5.67 | 11.92 |
| 4 | 28.71 | 231.04 | 5.49 | 11.55 |
| 5 | 63.72 | 184.80 | 4.87 | 10.66 |
| 6 | 83.79 | 161.52 | 3.92 | 6.24 |
| 7 | 108.95 | 129.97 | 2.96 | 3.17 |



(a) 部分混合溶液

(b) 待测样品

图4 稀土组分溶液配制

Fig. 4 Preparation of rare earth component solution

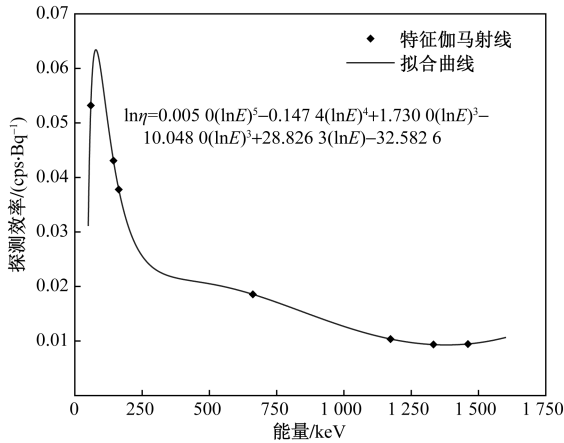


图5 探测效率刻度曲线

Fig. 5 Detection efficiency calibration curve

3 结果与分析

3.1 准确度

使用梯形本底法^[27]分别计算7条伽马能谱中¹³⁸La@1.436 MeV特征峰区内本底计数率 n_b ,进而得到各待测样品的¹³⁸La@1.436 MeV特征峰净计数率 n_{138La} ,如表3所示。

表3 ¹³⁸La@1.436 MeV特征峰测量结果

Table 3 Measurement results of the ¹³⁸La@1.436 MeV characteristic peak

| 组号 | $n_b / 10^{-3}$ cps | $n_{138La} / 10^{-1}$ cps |
|----|---------------------|---------------------------|
| 1 | 2.60 | 0.38 |
| 2 | 2.61 | 0.59 |
| 3 | 2.73 | 1.15 |
| 4 | 3.59 | 1.33 |
| 5 | 3.91 | 2.86 |
| 6 | 6.93 | 3.90 |
| 7 | 9.11 | 4.88 |

根据参考文献[31]中所述La最小可检测质量浓度(minimum detectable mass concentration, MDC)的计算方法,结合表3数据,计算出本文方法中MDC($k = 1.645$)为1.70 g/L。在此置信条件下,根据式(4)、式(5)分别计算7组待测样品中La、Ce、Pr、Nd的质量浓度,如图7所示。

由图7可知, n_{138La} 与Ce、Pr、Nd质量浓度呈较好的线性负相关,与La质量浓度呈线性正相关。为进一步评价“伽马-软测量”模型预测结果的准确性,根据式(8)计算质量浓度预测值 m_x^p 与真实值 m_x^t 之间的相对误差,结果如表4所示。

$$\Delta_m = \frac{m_x^p - m_x^t}{m_x^t} \times 100\% \quad (8)$$

由表4可知,在La质量浓度(含量)大于MDC条件下,伽马-软测量模型对La预测结果相对误差

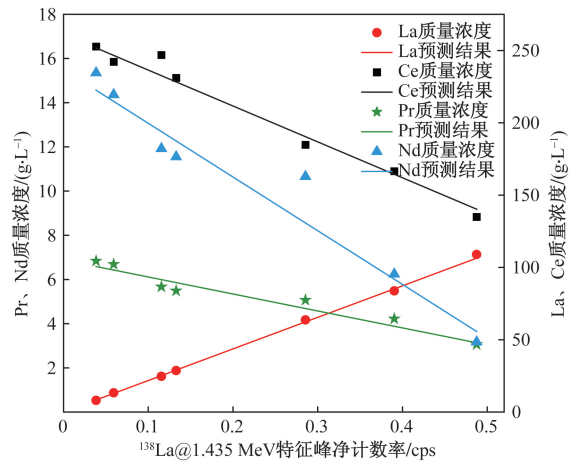


图7 各组分质量浓度预测结果

Fig. 7 Prediction results of mass concentration of each component

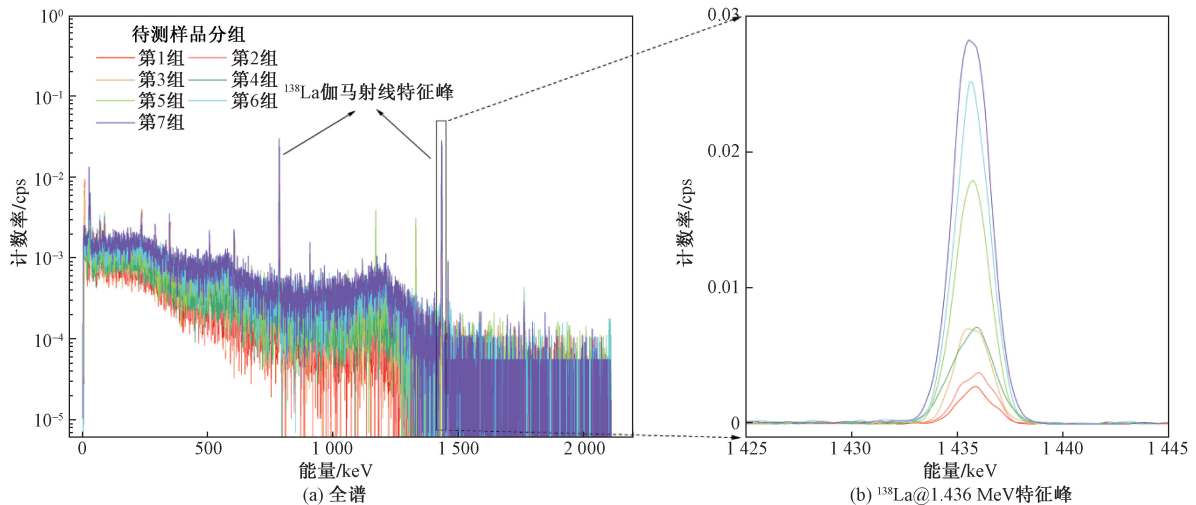


图6 待测样品实验伽马能谱

Fig. 6 Experimental gamma spectrum of the test sample

表4 预测结果的相对误差

Table 4 Relative error of the prediction results

| 组分 | $m_x^p / (g \cdot L^{-1})$ | $m_x^t / (g \cdot L^{-1})$ | $\Delta_m / \%$ | 组分 | $m_x^p / (g \cdot L^{-1})$ | $m_x^t / (g \cdot L^{-1})$ | $\Delta_m / \%$ |
|----|----------------------------|----------------------------|-----------------|----|----------------------------|----------------------------|-----------------|
| La | 8.39 | 8.05 | 4.23 | Ce | 251.71 | 252.76 | -0.42 |
| | 12.91 | 13.33 | -3.11 | | 246.57 | 242.16 | 1.82 |
| | 25.25 | 24.69 | 2.27 | | 232.54 | 246.88 | -5.81 |
| | 29.07 | 28.71 | 1.26 | | 228.20 | 231.04 | -1.23 |
| | 62.44 | 63.72 | -2.01 | | 190.25 | 184.80 | 2.95 |
| | 85.35 | 83.79 | 1.87 | | 164.20 | 166.52 | -1.39 |
| | 106.62 | 108.95 | -2.14 | | 140.02 | 134.97 | 3.74 |
| Pr | 6.58 | 6.84 | -3.73 | Nd | 14.56 | 15.35 | -5.13 |
| | 6.43 | 6.69 | -3.96 | | 14.06 | 14.36 | -2.09 |
| | 5.99 | 5.67 | 5.66 | | 12.69 | 11.92 | 6.42 |
| | 5.86 | 5.49 | 6.68 | | 12.26 | 11.55 | 6.14 |
| | 4.68 | 5.07 | -7.65 | | 8.54 | 10.66 | -19.87 |
| | 3.88 | 4.22 | -8.16 | | 5.99 | 6.24 | -4.01 |
| | 3.13 | 3.06 | 2.18 | | 3.62 | 3.17 | 14.20 |

范围为 $-3.11\% \sim 4.23\%$, Ce 为 $-5.81\% \sim 3.74\%$, Pr 为 $-8.16\% \sim 6.68\%$, Nd 为 $-19.87\% \sim 14.20\%$ 。

3.2 灵敏度

为进一步评价“伽马-软测量”模型结果的灵敏度,根据式(9)得到灵敏度预测值 S_x^p 与真实值 S_x^t 之间的相对误差,结果如表5所示。

$$\Delta_s = \frac{S_x^p - S_x^t}{S_x^t} \times 100\% \quad (9)$$

表5 灵敏度的相对误差

Table 5 Relative error of the sensitivity

| 组分 | $S_x^p / (cps \cdot g^{-1} \cdot L)$ | $S_x^t / (cps \cdot g^{-1} \cdot L)$ | $\Delta_s / \%$ |
|----|--------------------------------------|--------------------------------------|-----------------|
| La | 4.57×10^{-3} | 4.51×10^{-3} | 1.33 |
| Ce | 4.02×10^{-3} | 3.81×10^{-3} | 5.56 |
| Pr | 1.30×10^{-1} | 1.34×10^{-1} | -3.20 |
| Nd | 4.10×10^{-2} | 4.12×10^{-2} | -0.41 |

由表5可知,La 灵敏度相对误差为 1.33%, Ce 为 5.56%, Pr 为 -3.20% , Nd 为 -0.41% 。可见,伽马-软测量模型预测灵敏度与实验测量结果符合较好。

4 结论

(1)通过研究皂化 P507-煤油萃取体系的三出口工艺中稳定萃取段水相溶液 La、Ce、Pr、Nd 含量变化规律发现:La 与 Ce、Pr、Nd 在萃取过程中呈高度线性负相关关系。

(2)基于 GMX40P 高纯锆伽马谱仪开展实验验证,通过测量不同稀土组分配分溶液,对测量模型进行了准确度、灵敏度等参数检验。结果表明:La、Ce、Pr、Nd 四组分质量浓度预测结果的准确度较高,灵敏度较高。

(3)基于“机理建模”法的 La、Ce、Pr、Nd 质量浓度“伽马-软测量”预测模型,可在皂化 P507-煤油萃取体系的三出口工艺稳定萃取段实现高准确度、高灵敏度预测,该方法可为稀土萃取质量配分检测提供新的技术参考。

参考文献

- [1] 陆荣秀, 饶运春, 杨辉, 等. 基于机器视觉的稀土元素组分含量在线预测研究[J]. 制造业自动化, 2021, 43(7): 5-8.
Lu Rongxiu, Rao Yunchun, Yang Hui, et al. Research on on-line prediction of rare earth element content based on machine vision [J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(7): 5-8.
- [2] 马士精. 稀土精矿检测方法[J]. 化学分析计量, 2020, 29(1): 132-135.
Ma Shijing. Determination methods of rare earth concentrate [J]. Chemical Analysis and Meterage, 2020, 29(1): 132-135.
- [3] 丛梅. 连续流动-分光光度法在地下水氨氮快速检测的适用性分析[J]. 水利技术监督, 2023(7): 28-31.
Cong Mei. Applicability analysis of continuous flow spectrophotometry for rapid detection of ammonia nitrogen in groundwater [J]. Technical Supervision in Water Resources, 2023(7): 28-31.
- [4] 朱林, 刘叶芳, 陈大力. 稀土萃取在线分析技术的发展[J]. 稀土, 2009, 30(3): 97-101.
Zhu Lin, Liu Yefang, Chen Dali. Development of online analysis techniques for rare earth extraction [J]. Chinese Rare Earths, 2009, 30(3): 97-101.
- [5] 韩永辉, 侯博, 童双祖, 等. 流动注射分光光度法测定水中六价铬[J]. 化学分析计量, 2023, 32(8): 56-59.
Han Yonghui, Hou Bo, Tong Shuangzu, et al. Determination of hexavalent chromium in water by flow injection spectrophotometric method [J]. Chemical Analysis and Meterage, 2023, 32(8): 56-59.
- [6] Yang H, Xu F, Lu R, et al. Component content distribution profile control in rare earth countercurrent extraction process [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015, 23(1): 192-198.
- [7] 李耀宗, 张小安, 曾利霞. Xe^{30+} 在 Au 下表面退激辐射的 X 射线谱[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(17): 149-153.
Li Yaozong, Zhang Xiaohan, Zeng Lixia. X ray spectrum emitted from Xe^{30+} below Au surface [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(17): 149-153.
- [8] 杨天宇, 郑敏毅, 陈桐, 等. 基于 GABP 神经网络的液压互联悬架建模研究[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(16): 6702-6710.
Yang Tianyu, Zheng Minyi, Chen Tong, et al. Hydraulic interconnection suspension modeling based on GABP neural network [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(16): 6702-6710.
- [9] Whitty-léveillé L, Turgeon K, Bazin C, et al. A comparative study of sample dissolution techniques and plasma-based instruments for the precise and accurate quantification of rees in mineral matrices [J]. Analytica Chimica Acta, 2017, 961: 33-41.
- [10] Balaram V. Microwave plasma atomic emission spectrometry (MP-AES) and its applications; a critical review [J]. Microchemical Journal, 2020, 159: 105483.
- [11] 廖春生, 程福祥, 吴声, 等. 串级萃取理论发展与稀土分离工

- 业技术进步[J]. 中国稀土学报, 2022, 40(6): 909-919.
- Liao Chunsheng, Cheng Fuxiang, Wu Sheng, et al. Development of countercurrent extraction theory and technological progress in rare earth separation industry[J]. Journal of the Chinese Society of Rare Earths, 2022, 40(6): 909-919.
- [12] 田海, 郭智恒, 李兰云. 稀土萃取分离过程软测量方法的研究[J]. 中国稀土学报, 2015, 33(2): 201-205.
- Tian Hai, Guo Zhiheng, Li Lanyun. Soft-sensing in rare earth extraction[J]. Journal of the Chinese Society of Rare Earths, 2015, 33(2): 201-205.
- [13] 李俊昆, 杨志鹏, 白涛. 基于迁移学习的燃气轮机机理建模方法研究[J]. 工程热物理学报, 2023, 44(6): 1500-1510.
- Li Junkun, Yang Zhipeng, Bai Tao. Research on modeling method of gas turbine mechanism based on transfer learning[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44(6): 1500-1510.
- [14] Zheng J, Song Z. Mixture modeling for industrial soft sensor application based on semi-supervised probabilistic pls[J]. Journal of Process Control, 2019, 84: 46-55.
- [15] 洪智慧. 不确定动态系统的状态估计方法及应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- Hong Zhihui. Research on the methodology and application of state estimation for uncertain dynamic systems[D]. Xi'an: Xidian University, 2021.
- [16] Sarkheil H, Hassani H, Alinia F. Fractured reservoir distribution characterization using folding mechanism analysis and patterns recognition in the tabnak hydrocarbon reservoir anticline[J]. Journal of Petroleum Exploration and Production Technology, 2021, 11(6): 2425-2433.
- [17] 李宏桢. 基于 RBF 神经网络的循环灰利用率软测量技术分析[J]. 自动化应用, 2019(7): 19-20.
- Li Hongzhen. Analysis of recycle grey utilization rate soft measurement technology based on RBF neural network[J]. Automation Application, 2019(7): 19-20.
- [18] 庞荣, 冷先伦, 李彪, 等. 基于优化模糊数学方法的黄土边坡稳定性评价[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(2): 716-721.
- Pang Rong, Leng Xianlun, Li Biao, et al. Stability evaluation of loess slope based on optimized fuzzy mathematics method[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(2): 716-721.
- [19] 文香, 邓超. 基于车辆横向运行数据的遗传-支持向量机算法的分心驾驶状态判别模型[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(25): 10990-10996.
- Wen Xiang, Deng Chao. GA-SVM distracted driving state discrimination model based on vehicle lateral running data[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(25): 10990-10996.
- [20] 张水平, 张奇涵, 王碧, 等. 基于深度机器视觉的稀土元素组分含量预测[J]. 有色金属科学与工程, 2023, 14(4): 587-596.
- Zhang Shuiping, Zhang Qihan, Wang Bi, et al. Deep machine vision-based content prediction of rare earth elemental components[J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2023, 14(4): 587-596.
- [21] 张奇涵. 基于机器学习算法的稀土萃取过程元素组分含量在线预测研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2023.
- Zhang Qihan. Online prediction of elemental component content in rare earth extraction process based on machine learning algorithm[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2023.
- [22] Xu F, Chen J, Zhu J. Prediction of Pr/Nd element content based on one-dimensional convolution with multi-residual attention blocks[J]. Applied Sciences, 2023, 13(19): 11086.
- [23] 赖路璐. 基于虚拟样本生成的铈镨/钕萃取过程组分含量预测[D]. 南昌: 华东交通大学, 2021.
- Lai Lulu. Prediction of component content in Ce Pr/Nd extraction process based on virtual sample generation[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2021.
- [24] 付涛. 基于混合算法的稀土萃取过程组分含量预测[D]. 南昌: 华东交通大学, 2020.
- Fu Tao. Prediction of component content in rare earth extraction process based on hybrid algorithm[D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2020.
- [25] 孙宝华, 程兴, 杨刚. 一种基于 SCN 集成学习的稀土元素组分含量软测量方法[J]. 电子技术与软件工程, 2022(22): 160-164.
- Sun Baohua, Cheng Xing, Yang Gang. A soft measurement method for rare earth element composition based on SCN ensemble learning[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2022(22): 160-164.
- [26] 刘磊, 李娜, 姜晓丽, 等. 萃取流量参数对稀土槽分布的影响[J]. 有色金属(冶炼部分), 2023(4): 44-59.
- Liu Lei, Li Na, Jiang Xiaoli, et al. Effect of flow extraction on tank distribution[J]. Nonferrous Metals(Extractive Metallurgy), 2023(4): 44-59.
- [27] 汤彬. 核辐射测量原理[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2011.
- Tang Bin. Principles of nuclear radiation measurement[M]. Harbin: Harbin Engineering University Press, 2011.
- [28] Zhao J, Xing Y, Ge L, et al. Direct analysis of lanthanum in extraction process by in-situ gamma spectrometry[J]. Journal of Radioanalytical and Nuclear Chemistry, 2022, 331(9): 3807-3817.
- [29] 国家卫生健康委员会. 环境与生物样品中放射性核素的 γ 能谱分析方法: GB/T 16145—2022[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022.
- National Health Commission of the People's Republic of China. Gamma-ray spectrometry method for the determination of radionuclides in environmental and biological samples: GB/T 16145—2022[S]. Beijing: Standards Press of China, 2022.
- [30] 杨悦, 熊川宝, 刘文涛. 代表点法体源探测效率刻度研究[J]. 核电子学与探测技术, 2023, 43(2): 301-306.
- Yang Yue, Xiong Chuanbao, Liu Wentao. Efficiency calibration of volume source with the representative point method[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2023, 43(2): 301-306.
- [31] 邢义强. 基于原位伽马能谱法的镧选冶定量分析研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2022.
- Xing Yiqiang. Study on quantitative analysis of lanthanum beneficiation and metallurgy based on in-situ gamma spectroscopy[D]. Nanchang: East China University of Technology, 2022.