

# 基于峰值多层次支持向量机的 X 射线通信解调技术研究

李诗嘉<sup>1</sup>, 高有涛<sup>2</sup>

(1 中国科学院微小卫星创新研究院 上海 201306;

2 南京航空航天大学 南京 210016)

**摘要:** X 射线通信技术是一种以 X 射线为载波的空间通信方式, 它具有通信带宽大、重量轻、体积小、功耗低、保密性高等优势。通过设计多靶材 X 射线信号调制装置可以提高 X 射线的通信速率, 在信号接收端要保证 X 射线能谱的识别准确率, 才能真正发挥基于能量负载的 X 射线通信的优势。本文针对多靶材 X 射线特征能谱精确识别问题, 提出基于峰值多层次支持向量机的 X 射线通信解调方法, 设计了适合四码元通信的峰值多层次支持向量机分类器, 通过参数调优和验证确保了高准确率和泛化能力。仿真结果证明: 支持向量机为基于能量负载的 X 射线通信方法提供了高效、准确、鲁棒的信号识别解决方案。

**关键词:** X 射线通信; 支持向量机; 解调; 粒子群

中图分类号: V1; TN91 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2024)05-0038-12

DOI: 10.12347/j.ycyk.20240520003

引用格式: 李诗嘉, 高有涛. 基于峰值多层次支持向量机的 X 射线通信解调技术研究[J]. 遥测遥控, 2024, 45(5): 38-49.

## X-ray Communication Demodulation Technology Based on Peak Multilevel Support Vector Machine

LI Shijia<sup>1</sup>, GAO Youtao<sup>2</sup>

(1. Innovation Academy for Microsatellites of CAS, Shanghai, 201306;

2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016)

**Abstract:** X-ray communication technology is a kind of space communication mode using X-ray as a carrier, which has the advantages of a large communication bandwidth, light weight, small volume, low power consumption, and high confidentiality. By designing a multi-target X-ray signal modulation device, the X-ray communication rate can be improved, and the accuracy of X-ray energy spectrum recognition at the signal receiving end can be ensured, so that the advantages of X-ray communication based on energy load can be truly played. In this paper, an X-ray communication demodulation method based on peaking multi-level support vector machine is proposed to accurately identify the X-ray characteristic energy spectrum of multi-target materials. A peaking multi-level support vector machine classifier suitable for four-element communication is designed. The parameter tuning and verification ensure high accuracy and generalization ability. The simulation results show that support vector machine provides an efficient, accurate, and robust signal recognition solution for X-ray communication based on energy load.

**Keywords:** X-ray communication; Support vector machines; Demodulation; Particle swarm

**Citation:** LI Shijia, GAO Youtao. X-ray Communication Demodulation Technology Based on Peak Multilevel Support Vector Machine[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2024, 45(5): 38-49.

## 0 引言

X 射线通信(X-ray communication, XCOM)是一种新兴的无线通信技术, 利用 X 射线作为信息

传递的载体。最早由 NASA 的 Keith Gendreau 博士于 2007 年提出, 并进行了初步的通信实验验证。由于 X 射线通信具有高穿透性和强大的抗干扰能力, 它被视为未来通信技术的潜力候选者, 并在

通信领域逐渐成为研究热点<sup>[1]</sup>。

目前,国内外 XCOM 方案中的信号调制主要采用强度调制/直接检测方式,发射端以全能谱 X 射线光子的有无作为“0”“1”两种码元信息的载体,接收端以 X 射线光子的有无来还原码元信息。但是在实际空间环境中,存在背景 X 射线,尤其在一些特殊环境如太阳活动下,背景 X 射线强度高,对探测端的信号甄别干扰严重,将导致通信性能下降。

为此,团队成员提出基于能量负载信息的 X 射线信号调制方式,即利用电子轰击不同靶材产生的不同能量的特征 X 射线作为码元信息的载体,接收端通过对相应能量的特征光子强度进行检测识别来还原码元信息<sup>[2]</sup>。这种调制方式与多靶材 X 射线源结合,在提高通信抗干扰能力的同时,增加了码元数量,有望提高信息传输速率。日本电子通讯大学 Shuji Maco 团队研制了基于机械传动结构的三靶材 X 射线管<sup>[3,4]</sup>,通过外部机械传动结构控制阳极靶材的摆动,使电子在飞行轨迹不变的情况下可以轰击不同的靶材,从而出射不同的特征 X 射线能谱。但是,这种多靶材 X 射线源的调制方式为机械传动方式,速度慢,无法满足高速调制要求。作者所在的南京航空航天大学团队将电场偏转电子束的方法应用在 X 射线管中,研制了基于电场调制的四靶材透射式 X 射线管<sup>[5]</sup>,该管透射式阳极的铍窗表面不同位置镀有四种靶材。射线管工作时,通过控制管内四个调制电极的电压来改变管内电场强度分布,使电子偏转轰击不同靶材,从而获得四种特征 X 射线能谱。但由于调制电极的供电通常在百伏量级,调制的速度将受到限制,并且电子会不可避免地打到临近靶材上,产生噪声。本人所在团队前期研制了基于磁场调制的双靶材 X 射线管<sup>[6-8]</sup>,该管反射式阳极基底上嵌入了两种靶材,并在管外使用铁磁芯线圈作为磁场发生装置,在阳极区域产生 mT 量级的磁场。工作时,通过控制调制电源对线圈的供电,来控制管内磁场的变化,从而使管内电子偏转轰击靶材,可以出射两种 X 射线能谱信号,通过两个双靶材 X 射线管的结合,设计出了磁场调制四靶材 X 射线源,这种方式的抗干扰能力大大提高。

X 射线通信接收端功率与发射功率成正比,与传输距离和发散角的平方成反比,在相同功率的情况下,传输距离越大,接收到的光子数量越少。

假设每比特需要  $k_s$  个 X 射线光子来判断一个信号,随着通信速率的提高,单位时间内出射的 X 射线光子数也必须相应增加。在通信系统中,提高通信速率是至关重要的,而有效的信号识别和解调是实现这一目标的关键。传输距离越大,接收端能够被探测器捕获的 X 射线光子数目会变得随机且零散。因此,在每比特周期内,探测端探测到的 X 射线光子数目成为了限制通信速率的关键,分类识别算法成为了影响通信质量的关键,即以最少的光子数下实现信号的快速识别和解调,为基于能谱负载的 X 射线通信方法提供支持,这对接收端信号识别的算法提出了很高要求。文献[9]介绍了一种基于卷积神经网络的自动化和实时放射性核素识别方法,该方法不仅包括光电峰的识别,还能识别光谱中的康普顿结构等鉴别特征。但是单次测量时间需要 3 分钟,不适合用于 X 射线通信的探测。文献[10]使用多波长数据和复杂的机器学习方法来对 X 射线源分类,通过机器学习算法来处理大量的 X 射线天文数据并分类,提高了数据处理的效率,也增强了对未知 X 射线源的理解和分类的准确性。该方法分类准确性受限于训练数据的质量和覆盖范围。文献[11]将概率风险评估模型转化为贝叶斯网络模型。通过向贝叶斯网络输入实时监测数据,使用交叉树算法对关键事件和启动事件的状态进行实时判断,并计算可能的事故序列及其相应的源项概率,从而为核应急决策提供支持。这种方法利用了贝叶斯网络在处理复杂系统和不确定信息中的优势,提高了决策的速度和准确性。文献[12]介绍了一种基于支持向量机的放射源快速定位技术。使用支持向量机方法建立了一个预测模型,用于预测放射源的角度,从而实现对放射源的快速、精确定位。通过物理实验验证了模型的有效性。然而,支持向量机模型涉及多参数优化,计算复杂,需要大量的训练数据来精确建模,并且对于训练数据的选择较为敏感,数据质量和代表性不足可能影响定位精度。这些特性体现了支持向量机在特定技术应用中的实用性及其面临的挑战。

本文充分考虑了支持向量机在能谱识别方面的优势,研究了基于支持向量机的 X 射线能谱识别技术,为了获得 X 射线源的发射能谱,建立了基于磁场调制的 X 射线源的实验平台,对出射能谱进行研究,确定合适的调制参数,得到原始能

谱数据进行后续分类识别算法的研究。

## 1 基于峰值多层次支持向量机的解调算法

贝叶斯支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种有监督学习的广义线性分类器, 可用于处理小样本数据的分类问题。SVM算法通过寻找最优超平面来实现最佳分类器设计, 即在不同类别的数据点之间找到最大间隔, 以提高泛化性能和分类准确性。

在四码元通信中, 由于类别较多, 与特征值个数相差较大, 支持向量机算法更为适用, 能够有效降低计算量。

### 1.1 支持向量机

假设一个面向二分类数量为  $l$  的样本集  $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}$ , 其中, 令标签  $y_i \in \{-1, +1\}$ , 则划分超平面为

$$\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \quad (1)$$

式中,  $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1; \omega_2; \dots; \omega_d)$  为超平面的法向量, 决定了超平面的方向,  $b$  为位移项, 决定了超平面与原点之间的距离,  $\mathbf{x}$  为样本点。样本空间任意点  $\mathbf{x}$  到超平面  $(\boldsymbol{\omega}, b)$  的距离为

$$r = \frac{|\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + b|}{\|\boldsymbol{\omega}\|} \quad (2)$$

如果样本集可以被超平面正确划分, 并且距超平面最近的样本与超平面之间的距离最大, 则该超平面称为最优超平面, 对应决策函数为

$$h(\boldsymbol{\omega}) = \text{sign}(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) = \begin{cases} \geq 0, & y_i = 1 \\ < 0, & y_i = -1 \end{cases} \quad (3)$$

距离超平面最近的使等号成立的几个训练样本, 即为支持向量, 两个异类支持向量到超平面的距离之和被称为间隔, 为

$$\gamma = \frac{2}{\|\boldsymbol{\omega}\|} \quad (4)$$

为找到具有最大间隔的划分超平面, 需要最大化  $\|\boldsymbol{\omega}\|^{-1}$ , 即最小化  $\|\boldsymbol{\omega}\|^2$ , 基于最大分隔原理的分类模型为

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\omega}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

训练完成后, 大部分的训练样本都不需要保留, 最终模型只和支持向量有关。

基于多靶材X射线的能谱识别中, 数据集为非线性, 可以将样本  $\mathbf{x}$  通过一个映射函数  $\phi(\mathbf{x})$  从二

维空间映射到一个高维特征空间, 在线性空间中构造最优分类超平面, 如图1所示, 得到分类器的决策函数为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ & \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子, 且  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  被称为核函数, 用于计算样本在高维特征空间中的内积。

$$\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle = \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) \quad (7)$$

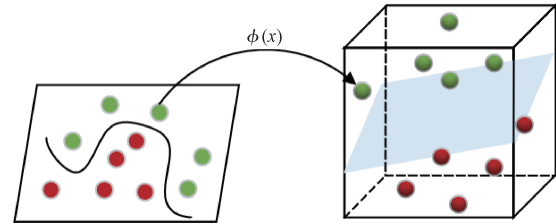


图1 核函数映射示意图

Fig. 1 Kernel function mapping diagram

为了在样本线性不可分的情况下构造最优超平面, 可增加一个松弛项和惩罚参数, 允许尽可能少的样本不满足约束条件, 此时优化目标为

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\omega}, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i(\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (8)$$

式中,  $C$  为惩罚系数,  $C > 0$ 。当  $C$  无穷大时, 所有样本均满足约束, 当  $C$  取有限值时, 允许一些样本不满足。  $\xi_i$  ( $\xi_i \geq 0$ ) 为松弛项。

### 1.2 峰值多层次支持向量

支持向量机不仅可以用来解决二分类问题, 还可以通过不同的策略扩展到处理多类别识别分类问题。常用的方法有一对一和一对多<sup>[13]</sup>。

假设训练集有  $N$  个类别, 一对一方法是在任意两类之间构造一个 SVM, 这  $N(N-1)/2$  个子分类器形成一个多分类器组合模型, 分类时最后得票最多的类别为该未知样本的类别; 一对多方法是将某类数据样本作为正类, 其余  $N-1$  类数据样本归为负类, 构造  $N$  个子分类器, 分类时具有最大分类函数值的类别即为该未知样本的类别。

一对一方法中, 每个分类器处理两个类别之

间的区分,只涉及到部分数据子集,而不是整个数据集,避免了类别不平衡问题,训练和测试的速度相对较快,更容易适应不同类别之间的样本分布差异,容易扩展。然而当样本类别过多时,子分类器数量过多。同时,一对多方法在样本类别过多时,容易造成因样本分布不平衡的问题导致的误差。

在基于能量负载的X射线能谱中,共有四个

特征能区,根据峰值的多少又可以将其分为没有特征峰、一个特征峰、两个特征峰、三个特征峰和四个特征峰五个大类,其中,分别包含1个、4个、6个、4个、1个小分类,共组成16类。根据不同类别数据之间的关系,提出峰值多层次分类器方法构造子分类器,为使构造的子分类器数量较少而不影响分类能力,简化分类器组合模型,如图2所示。

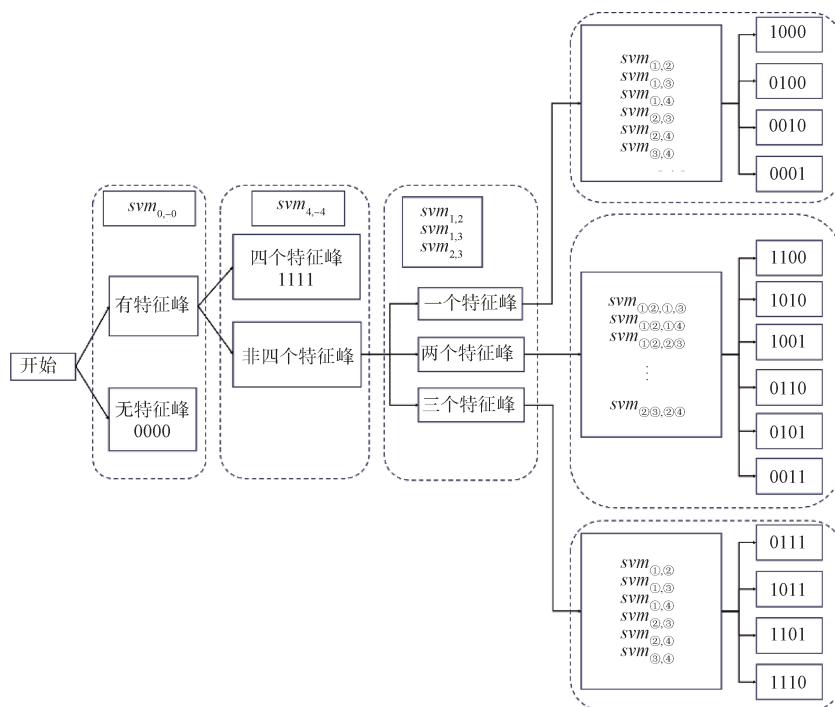


图2 峰值多层次支持向量机

Fig. 2 Peak multilevel support vector machine

首先,在第一层构造1个一对多子分类器  $svm_{0,-0}$ ,用于预分类有无特征峰,若没有特征峰,输出“0000”,结束分类,否则,进入第二层级分类;在第二层构造1个一对多子分类器  $svm_{4,-4}$ ,用于分类是否有四个特征峰,若有四个特征峰,输出“1111”,否则,进入第三层分类;第三层级针对特征峰的个数,构造3个一对一子分类器,分别为  $svm_{1,2}$ 、 $svm_{1,3}$ 、 $svm_{2,3}$ ,用于区分特征峰的个数,进入第四层级分类;最后根据特征峰个数,在相应的类别内使用一对一方法最终分类。共需要构建32个子分类器形成一个多分类器组合模型。

这种组合模型的设计考虑了问题的复杂性,并且相较于纯粹使用一对一方法,极大地减少了需要构建的子分类器数量,令模型更为高效。通过实验和交叉验证,可以进一步优化和调整模型

参数,以达到最佳性能。

### 1.3 基于网格搜索的粒子群寻优算法

SVM算法中的惩罚系数和核函数参数由  $C$  和  $g$  表示,这两个参数的选择影响分类器的性能,为了优化这两个参数,考虑寻优算法。

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种优化算法,灵感来自鸟群和鱼群等自然群体的集体行为。该算法通过模拟个体之间的合作和信息共享来搜索问题的解空间。粒子群算法通常用于解决优化问题,如函数优化、参数优化等。然而,标准 PSO 存在收敛精度低、易陷入局部最优问题,网格法是一种穷举搜索的优化方法,适用于搜索空间较小、可离散化的问题。通过将参数空间按照固定间隔网格化,并在网格上穷尽搜索以找到最优解,间隔越小越准确。然而,

网格法仅在网格上搜索可能的解, 在某些情况下, 问题可能存在于网格之外的位置, 网格法可能会错过这些局部最优解, 且计算复杂度随着搜索空间的维度和网格的精度指数增长。

将两种方法结合进行参数寻优, 基于网格搜索的 PSO 步骤如下:

① 网格法进行初步搜索: 使用网格法在问题的搜索空间内进行初步搜索。通过在网格上均匀采样, 找到一组较优的初始解。这一步骤旨在全局搜索, 但受制于计算复杂度, 不需要过于精细的网格。

② 粒子群算法进行局部搜索: 将网格法得到的一组较优的初始解作为粒子群算法的初始点。粒子群算法将在这些初始点附近进行局部搜索, 以进一步提高解的质量。粒子群算法相对于网格法更适合处理连续空间的优化问题, 而且对于局部搜索有较好的收敛性。

③ 循环迭代: 迭代地使用网格法和粒子群算法。在每一轮迭代中, 根据上一轮的搜索结果, 选择调整网格的精度、范围和粒子群算法的参数,

以平衡全局和局部搜索的效果。

④ 停止条件: 设定停止条件, 如达到最大迭代次数、目标函数值足够小或两种算法之间的解的差异小于某个阈值。一旦满足停止条件, 结束迭代。

## 2 仿真分析

### 2.1 能谱采集

为了获得 X 射线源的发射能谱, 建立了基于磁场调制的 X 射线源的实验平台, 对出射能谱进行研究, 确定适宜的调制参数, 得到原始能谱数据进行后续分类识别算法的研究。X 射线发射端如图 3 所示, 基于磁场调制的多靶材 X 射线发射源由两个多靶材 X 射线发射管组成。图 3(a) 为 X 射线源管的结构简图, 图 3(b) 为样管, 左侧为 Cu-Cr 靶材 X 射线发射管, 右侧为 Fe-Ni 靶材 X 射线发射管。管身采用玻璃封装, 阳极筒及基体材料为 Cu, 在阴极引出两个电极接线柱, 与一体化负高压电源连接, 阳极筒体接地, Be 窗出射 X 射线光子, 具体技术参数如表 1 所示。

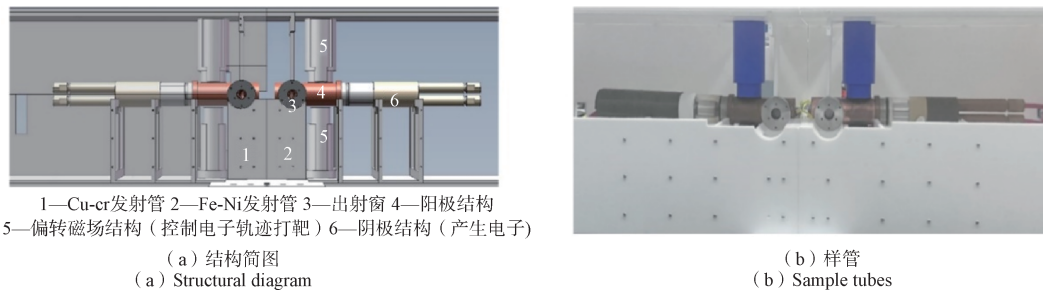


图 3 基于磁场调制的多靶材 X 射线发射源

Fig. 3 Multi-target X-ray emission source based on magnetic field modulation

表 1 多靶材 X 射线管技术参数

Table 1 Technical parameters of multi-target X-ray tube

指标	
阳极电压	0~20 kV
阳极电流	0~0.5 mA
铍窗厚度	200 μm
基体材料	铜
冷却方式	风冷, 风量大于 150 CFM
靶位	Fe-Ni(1 铁靶 2 镍靶)Cu-Cr(1 铬靶 2 铜靶)

高压电源采用西安威思曼公司生产的 X 射线管一体化负高压电源, 型号为 XAR30N30RS232 和 XFN30N30AB, 内部提供直流灯丝电源, 用于对阴极灯丝的加热, 具体技术指标如表 2 所示。

表 2 威思曼高压电源技术参数

Table 2 Technical parameters of Weisman high voltage power

指标	
输入电压	24 V±10%
输入功率	≤50 W
输出电压	-30 kV
输出电流	1.67 mA
灯丝电源	0~5 V, 0.3~5 A
控制精度	±1%

磁场发生装置位于 X 射线管阳极筒的两端, 采用铁氧体磁芯并环绕线圈的方式, 线圈采用铜漆包线, 绕线圈数为 200 匝。

X 射线探测系统作为信号接收端的核心部分,

其主要功能是接收X射线并能根据X射线的参数解调还原出原始信息。基于能量载波的X射线通信方法,需要对在能量区间内的X射线光子计数并进行甄别,要求探测器具有较好的能量分辨及时间分辨能力。

图4(a)为Si-pin数字多道探测器,探头正对X射线管出射窗口,传输距离为40 cm,测量接收到

的X射线能谱,探测面积为6~25 mm<sup>2</sup>(内部准直后为17 mm<sup>2</sup>),探测效率优于25%,背景噪声小于 $3 \times 10^{-3}$  pcs/s。图4(b)是能量分辨性能图,对<sup>55</sup>Fe的5.9 keV峰探测半高宽(Full Width at Half Maximum, FWHM)可低至139 eV,探测能量范围为1 keV~40 keV。设置成形时间为2 μs,峰顶时间为20 μs,快成形门限20,慢成形门限40。

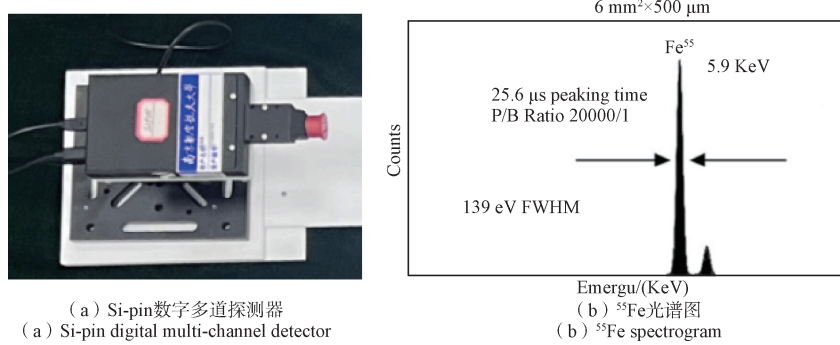


图4 X射线能谱接收端

Fig. 4 Receiving end of X-ray spectrum

数据的采集质量是衡量提取特征有效的前提因素。前期实验中得出结论,随着管电压的增大,X射线强度明显提升,然而,由于X射线管基体材料为铜,管电压过大会使得铜材料特征区域的峰值一直较高,不利于分类识别,因此将X射线管运行功率设置为0.22 W(11 kV, 20 μA),能区宽度设置为50。

首先,需要测量四种靶材在不同偏转电流下特征范围内的计数值,确保最佳偏转电流产生的磁场让电子束尽可能全部打在目标靶材上,通过分析四种靶材在特征能区的计数值来选取,旨在提升不同类别之间的显著性差异,并确保能够接收到尽量多的光子,这样的选择策略有助于优化实验条件,以实现更为精准的样本识别,增强识别的准确性。

基于能量负载的空间X射线通信方法,由于其应用场景为空间环境,且关注的主要对象是特征X射线强度。因此,需要对测量结果进行强度修正,以评估X射线在自由空间下的传输特征,自由空间下探测到的X射线强度为

$$I_0 = \frac{I}{Q} \quad (9)$$

式中, $I_0$ 为自由空间下探测到的X射线强度, $I$ 为空气环境下探测到的X射线强度, $Q$ 为传输距离为

$L$ 时X射线的透过率。不同能量的X射线在空气中传输40 cm的透过率如图5所示。

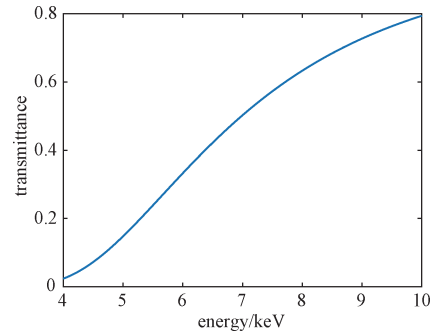


图5 不同能量的X射线在空气中传输40 cm的透过率  
Fig 5 Different energies X-ray transmittance of 40 cm in air

综合考虑四种靶材激发出的X射线在特征能区的峰值,尤其是相应特征能区的峰值高度,并考虑与其他特征能区的峰值差异的基础上做出决策。图6为强度修正后,以0.1 A为步长,不同偏转电压下四种靶材的特征X射线计数率,通过比较其峰值计数以及相对高度,设置Cu、Cr、Fe、Ni的最佳偏转电流分别为1.2 A、0.9 A、1.0 A、1.3 A。

根据特征峰出现的能区可以分为四种信号类别,分别是“00”“01”“10”“11”,记为 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 和 $c_4$ ,分别对应轰击Cu、Fe、Ni、Cr靶材产生

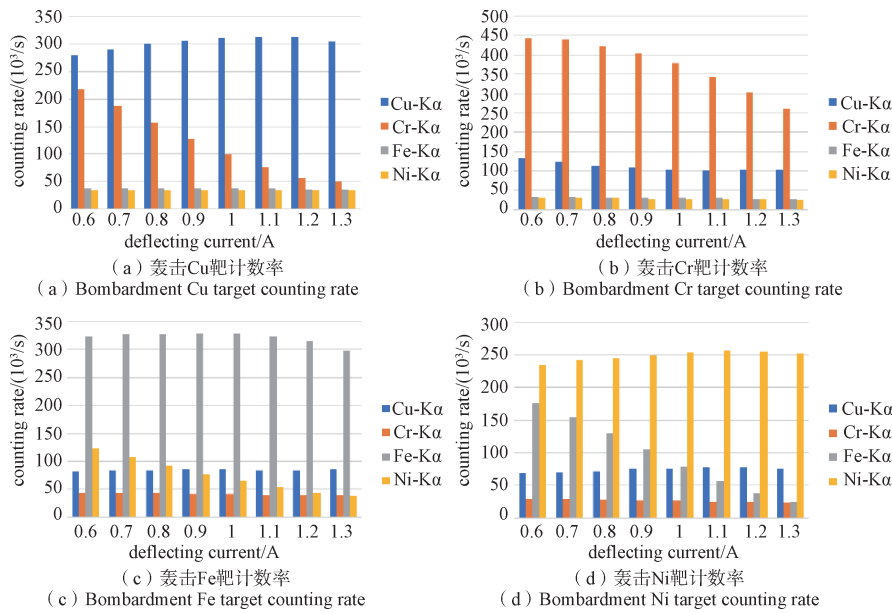


图6 不同偏转电流下各靶材X射线在特征范围内计数率

Fig 6 X-ray count rate in the characteristic range of each target under different deflection current

的X射线, 有望实现双码元通信。

四码元通信根据四个特征区域的峰值高度进行分类, 总共包含16种类别, 记为 $c_1$ 、 $c_2$ 、 $\dots$ 、 $c_{16}$ , 每个码元的四位二进制表示从低位到高位分别对应Cu、Fe、Ni、Cr特征区域特征峰的有无, 其中, 有特征峰出现为“1”, 否则为“0”, 分别是“0000”“0001” $\dots$ “1111”。

探测时间设置为1s, 对所有类的事件进行样本收集, 共有20类信号, 每类信号各49组能谱数据, 共980组作为样本数据集进行特征提取和分类识别, 其中, 双码元196组, 四码元784组。

## 2.2 分类解调

首先, 随机划分训练集和测试集, 采用基于网格搜索的粒子群寻优算法对模型进行参数调优。设置测试集占比为0.85, 随机选取训练集118个, 测试集666个, 核函数设置为RBF(径向基)核函数。优化参数 $C$ 的范围被设定在0.01~0.1之间,  $g$ 在10~1000之间, 通过网格搜索找到一组较优解, 基于较优解, 在局部范围内使用粒子群寻优算法, 种群数量设置为20, 迭代次数为15。

采用总体分类精度和单分类精度两种指标来衡量基于峰值多层次支持向量机的性能。总体分类精度能准确反映分类器的泛化性能, 较为特殊的数据集对于单分类精度更加敏感, 可以在混淆矩阵中表示。总体分类精度为

$$accuracy = \frac{\sum_{i=1}^N T_i}{\sum_{i=1}^N T_i + \sum_{i=1}^N F_i} \quad (10)$$

式中,  $T_i$ 为第 $i$ 类样本正确分类的数目,  $F_i$ 为第 $i$ 类样本错误分类的数目。单类分类精度为

$$correct_i = \frac{T_i}{T_i + F_i} \quad (11)$$

训练分类模型, 并基于网格搜索的粒子群算法进行参数寻优, 采用十折交叉验证, 更全面地考察模型对不同子集的泛化能力, 避免对特定训练集和测试集的依赖性。在十折交叉验证中, 数据集被分为10组, 将10次验证的结果取平均, 得到平均分类精度。

图7所示是第一层分类器的分类结果, 在这个分类器中, 类别1表示没有特征峰, 输出为标签 $c_1$ , 类别2表示有特征峰, 进入下一层分类器。每次迭代结果最佳适应度都可以达到100%, 选择平均适应度最高的一代的结果作为最优。总体分类精度、单类分类精度和平均分类精度都可以达到100%, 展示了通过综合利用网格搜索和粒子群寻优算法来寻找模型最佳参数的有效性。

图8所示是第二层分类器的分类结果, 在这个分类器中, 类别1表示有4个特征峰, 输出为标签 $c_{16}$ , 类别2表示有少于4个的特征峰, 进入下一层分类器。每次迭代结果最佳适应度都可以达到

100%，总体分类精度、单类分类精度和平均分类

精度都可以达到100%。

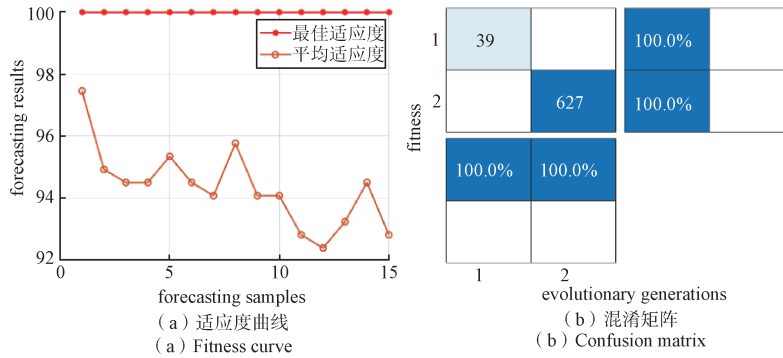


图7 第一层分类结果

Fig. 7 The first level of classification results

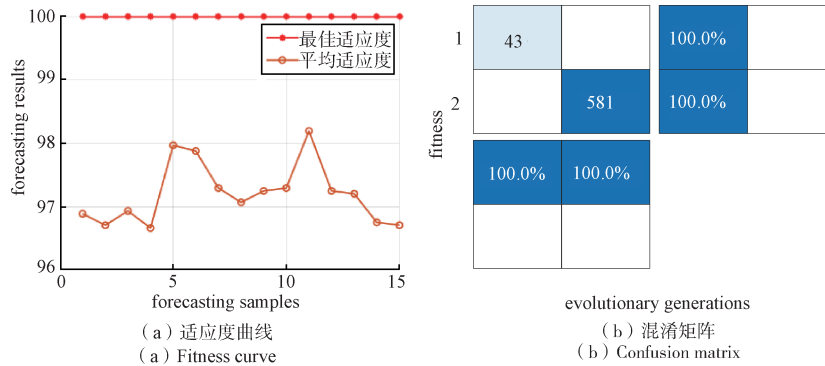


图8 第二层分类结果

Fig. 8 Second layer classification results

图9所示是第三层分类器的分类结果，在这个分类器中，类别1表示有1个特征峰，记为 $c_{3,1}$ ，类别2表示有2个特征峰，记为 $c_{3,2}$ ，类别3表示有3个特征峰，记为 $c_{3,3}$ ，将标记输出到下一层分类器。

每次迭代结果最佳适应度都可以达到100%，总体分类精度、单类分类精度和平均分类精度都可以达到100%。在这个子分类器中，各个类别间样本数量分布均衡，避免了样本不均衡问题。

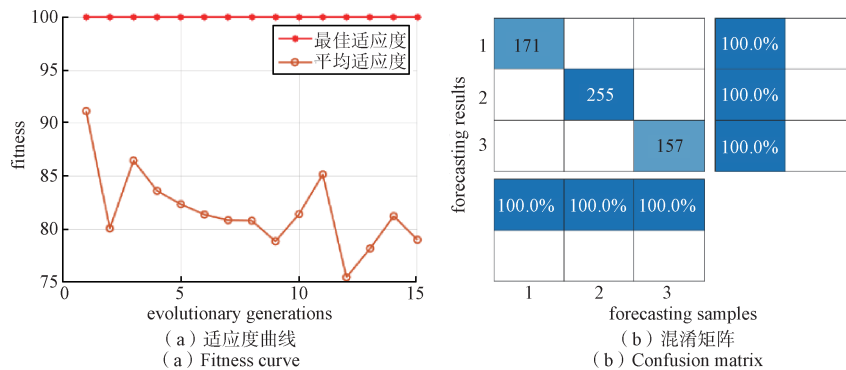


图9 第三层分类结果

Fig. 9 Third layer classification results

图10~图12所示分别是第四层中三类分类器的结果，各类别中样本分布均匀。当第三层输出结果为 $c_{3,1}$ 时，转入第一类分类器，类别1~4分别对

应 $c_2 \sim c_5$ ；当第三层输出结果为 $c_{3,2}$ 时，转入第二类分类器，类别1~6分别对应 $c_6 \sim c_{11}$ ；当第三层输出结果为 $c_{3,3}$ 时，转入第三类分类器，类别1~4分别

对应  $c_{12} \sim c_{15}$ 。每一类分类器的每次迭代结果最佳适应度都可以达到 100%，总体分类精度、单类分类

精度和平均分类精度都可以达到 100%，至此完成所有类别的分类。

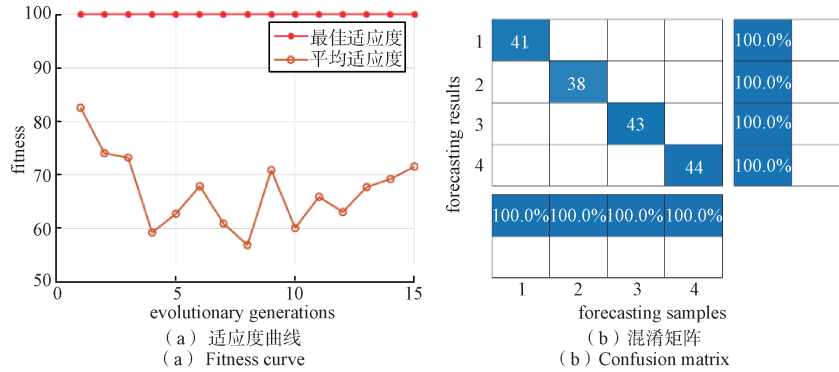


图 10 第四层第一类分类结果

Fig. 10 The fourth layer of the first category classification results

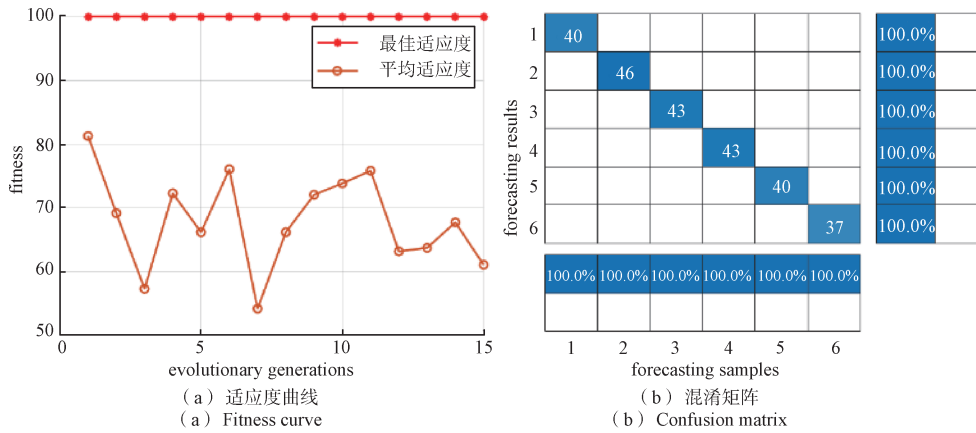


图 11 第四层第二类分类结果

Fig. 11 The fourth layer of the second category classification results

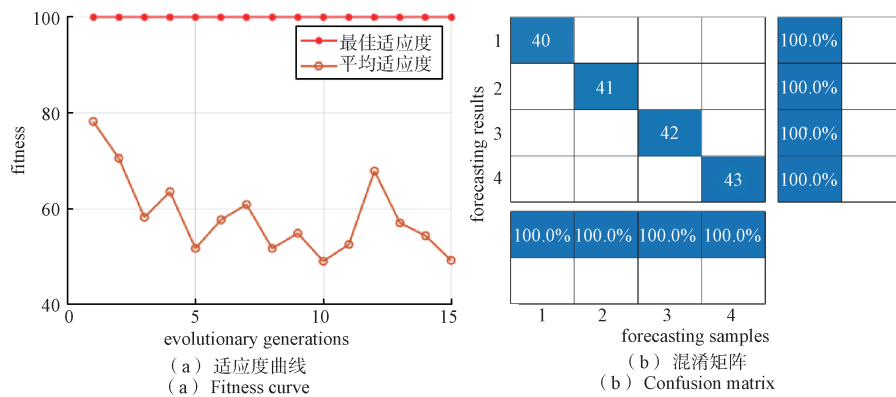


图 12 第四层第三类分类结果

Fig. 12 The fourth layer of the third category classification results

最终得到峰值多层次总分类器, 结果如图 13 所示。随机选取样本中的数据进行识别验证, 并对总分类器进行十折交叉验证, 准确率可以达到 100%, 符合实际应用中的需求。

然而, 从以上混淆矩阵可以看出, 第一层和第二层分类器都存在类别 1 和类别 2 的样本数量差距过大的问题, 不能完全排除样本分布不平衡造成分类结果失败的风险, 因此, 需要对多分类器

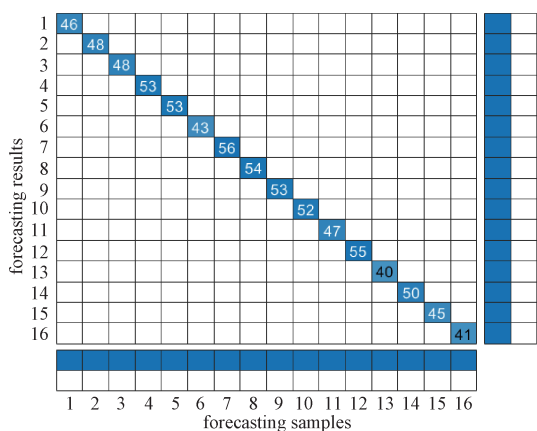


图 13 峰值多层级分类器混淆矩阵

Fig. 13 Peak multilevel classifier confusion matrix

的层级进行优化。

根据峰值的个数将其分为两个以下特征峰、

两个特征峰和两个以上特征峰三个大类，其中，分别包含 5 个、6 个、5 个小分类，然后再对小分类进行一对一分类识别，共两层，38 个子分类器组成一个多分类器，如图 14 所示。

优化后，每一层级的每一类分类器样本个数都相对均匀分布，避免了因不平衡造成的影响，如图 15 所示。当第一层输出结果为  $c_{1,1}$  时，转入第二层第一类分类器，类别 1~5 分别对应  $c_1 \sim c_5$ ；当第一层输出结果为  $c_{1,2}$  时，转入第二层第二类分类器，类别 1~6 分别对应  $c_6 \sim c_{11}$ ；当第三层输出结果为  $c_{1,3}$  时，转入第二层第三类分类器，类别 1~5 分别对应  $c_{12} \sim c_{16}$ 。每一类分类器的每次迭代结果最佳适应度都可以达到 100%，总体分类精度、单类分类精度和平均分类精度都可以达到 100%，至此完成所有类别的分类。

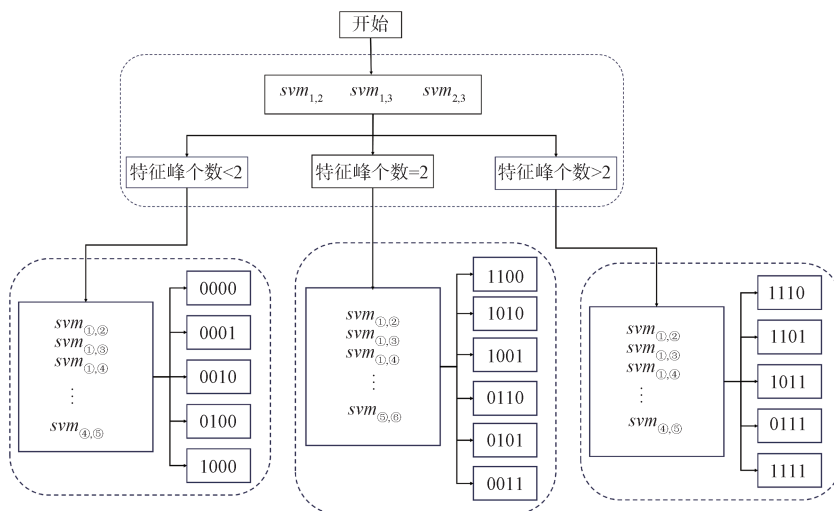


图 14 优化后的峰值多层级分类器

Fig. 14 Optimized peak multilevel classifier

最终得到峰值多层级总分类器，结果如图 16 所示，随机选取样本中的数据进行识别验证，并对总分类器进行十折交叉验证，准确率可以达到 100%。

实验前期发现，由于光子本身不具备时间信息，探测端只是探测当前时刻的光子能量并计数，传输能谱数据到下位机，因此，难以知道每比特信息的起点和终点，信号变换过程中前后两个能谱可能会在时间上进行叠加，影响能谱识别的准确率。

在前期实验中，考虑将延长发射周期的方式

来抵消能谱在时域叠加的影响，将信号发射周期设置为能谱探测周期的三倍，读取中间能谱以保证每比特被有效识别，即发射端每发射一个信号，接收端生成三个能谱(a, b, c)，通过将最中间能谱(b)作为有效信号进行识别，如图 17 所示。

这种方法虽然在一定程度上保证了识别正确率，但是造成了很大的资源浪费。后续的改进工作还在继续中，本文主要是通过实验验证了该识别方法的有效性。

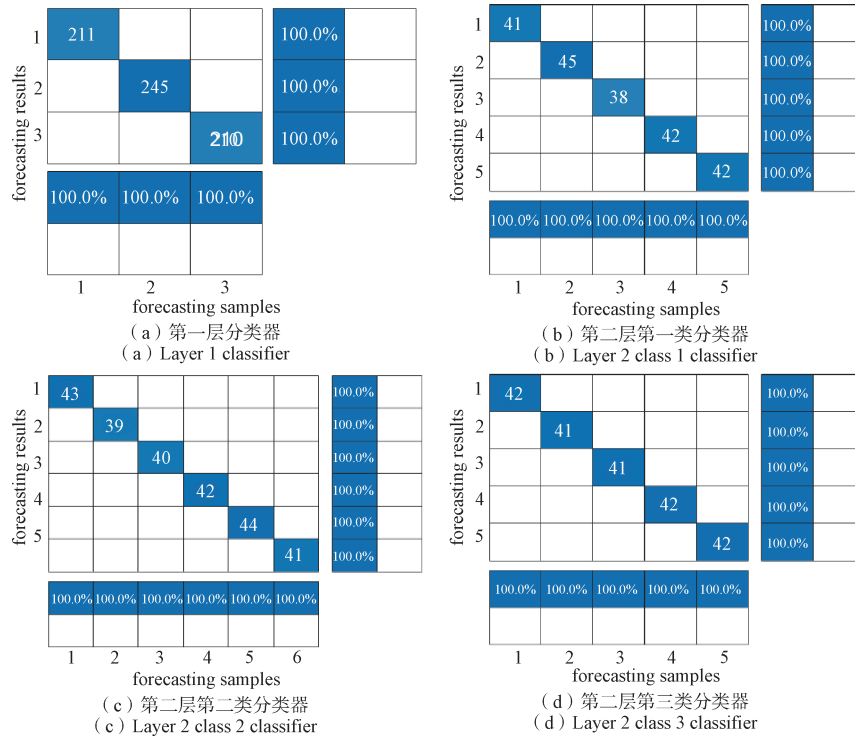


图 15 优化后的峰值多层次各分类器混淆矩阵

Fig. 15 Optimized peak multilevel classifier confusion matrix

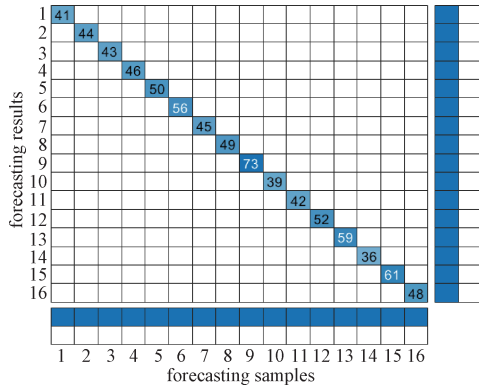


图 16 优化后的峰值多层次分类器混淆矩阵

Fig. 16 Optimized confusion matrix of peak multilevel classifier

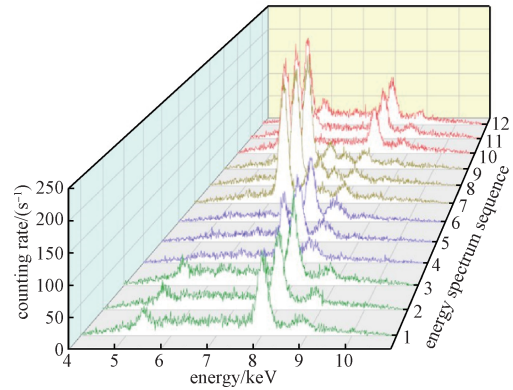


图 17 传输“00011011”信号能谱时序图

Fig. 17 Transmitting “00011011” signal energy spectrum sequence diagram

### 3 结束语

支持向量机算法的引入进一步提高了X射线通信系统的识别性能。通过基于网格搜索的粒子群寻优算法, 有效地优化了模型参数, 确保了在测试集上达到100%的准确率。十折交叉验证法的应用验证了模型在不同子集上的泛化能力, 为系统的稳健性提供了充分的支持。综合利用本文提出的算法, 搭建了一个具备高灵活性和适应性的系统, 能够有效地适应不同通信情境, 并充分发

挥各算法的优势。

### 参考文献

[1] HANEL R, CONRATH B, FLASAR F M, et al. Infrared observations of the Saturnian system from Voyager1[J]. Science, 1981, 212(4491): 192-200.

[2] 黑大千, 金利民, 贾文宝, 等. 一种空间X射线通信中信号的调制解调装置及方法: 201810193984.8[P]. 2020-10-23.

[3] MAEO S, SAKAI I, KUZUSHITA K, et al. Development

- of micro X-ray fluorescence spectrometer with multi excitation sources[J]. Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy, 2007, 62(6-7): 562-566.
- [4] MAEO S, KRÄMER M, UTAKA T, et al. Development of a micro-focus X-ray fluorescence spectrometer using multiple target anode monochromatic X-ray sources[J]. X-Ray Spectrometry: An International Journal, 2009, 38(4): 333-337.
- [5] ZHAO Lei, JIA Wenbao, JIN Limin, et al. A design of transmission-type multi-target X-ray tube based on electric field modulation[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2021, 53(9): 3026-3034.
- [6] JIN Limin, JIA Wenbao, HEI Daqian, et al. Development of an X-ray tube with two selective targets modulated by a magnetic field[J]. Review of Scientific Instruments, 2019, 90(8): 083105.
- [7] JIN Limin, JIA Wenbao, HEI Daqian, et al. Feasibility study of the high frequency X-ray communication using selective characteristic X-rays[J]. Optics Communications, 2021, 484: 126697.
- [8] JIN Limin, JIA Wenbao, HEI Daqian, et al. Design and analysis of a multi-carrier X-ray communication system [J]. Optics Communications, 2022, 524: 128769.
- [9] DANIEL G, CERAUDO F, LIMOUSIN O, et al. Automatic and real-time identification of radionuclides in gamma-ray spectra: A new method based on convolutional neural network trained with synthetic data set[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 67(4): 644-653.
- [10] YANG H, HARE J, KARGALTSEV O, et al. Classifying unidentified X-ray sources in the Chandra source catalog using a multiwavelength machine-learning approach[J]. The Astrophysical Journal, 2022, 941(2): 13656.
- [11] XIE Mingliang, CHEN Yuqing, YU Lei, et al. Technical research on rapid source term calculation and prediction technology of nuclear accidents based on Bayesian network[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2023 (61): 1061-1074.
- [12] 管弦, 魏星, 李子锟, 等. 基于SVM的放射源快速定位技术研究[J]. 核技术, 2023, 46(9): 17-27.
- GUAN Xuan, WEI Xing, LI Zikun, et al. Fast localization of radiation sources based on Support Vector Machine[J]. Nuclear Techniques, 2023, 46(9): 17-27.
- [13] 王乃芯. 多分类支持向量机的研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2020.
- [作者简介]
- 李诗嘉 1995年生, 硕士。
- 高有涛 1983年生, 博士, 副教授。
- (本文编辑: 傅杰)
- (英文编辑: 赵尹默)