

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209025

基于 KNN 分类算法的 n- $\gamma$  脉冲信号甄别仿真研究\*

汪炫羲 唐清岭 蒋小菲

(贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025)

**摘要:** 利用脉冲形状甄别(PSD)法区分中子和  $\gamma$  射线脉冲信号是核探测过程中一项重要的任务。本文基于 Labview 平台实现了 n/ $\gamma$  脉冲信号的仿真及信号预处理过程,分别利用传统的甄别方法电荷比较法、脉冲梯度分析(PGA)法及上升时间法对所产生的 n/ $\gamma$  脉冲信号进行甄别,筛选出以上 3 种甄别方法结果一致的中子和  $\gamma$  射线混合脉冲信号作为 KNN 分类算法的训练集。通过训练样本构建 KNN 分类模型,使得能够通过该模型实现中子和  $\gamma$  射线脉冲信号的分类。结果表明,基于 KNN 分类算法的中子和  $\gamma$  射线脉冲信号甄别准确率高达 99.58%,与电荷比较法,上升时间法和 PGA 方法相比,甄别错误率显著降低。并且 KNN 分类算法原理简单,易于实现,因此可应用于实际混合场中的 n- $\gamma$  脉冲甄别。

**关键词:** 中子和  $\gamma$  射线;脉冲形状甄别;KNN 分类算法;Labview 仿真

**中图分类号:** TL8 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 490.49015

Simulation of n- $\gamma$  pulse signal discrimination based on KNN classification algorithm

Wang Xuanxi Tang Qingling Jiang Xiaofei

(School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Using pulse shape discrimination (PSD) to distinguish between neutrons and gamma rays is an important task in the process of nuclear detection. Based on the Labview platform, this paper realizes the simulation and signal preprocessing process of n/ $\gamma$  pulse signal. The traditional discrimination method, charge comparison method, pulse gradient analysis (PGA) method, and rise time method are used to perform the n/ $\gamma$  pulse signal screening, screening out the neutron and  $\gamma$ -ray mixed pulse signals with the same results of the above three screening methods as the training set of the KNN classification algorithm. The KNN classification model is constructed by training samples, so that the classification of neutron and gamma-ray pulse signals can be realized through this model. The results show that the accuracy of neutron and gamma-ray pulse waveform discrimination based on the KNN classification algorithm is as high as 99.58%. Compared with the charge comparison method, the rise time method and the PGA method, the discrimination error rate is significantly reduced. And the KNN classification algorithm is simple in principle and easy to implement, so it can be applied to the discrimination of n- $\gamma$  pulses in the actual mixed field.

**Keywords:** neutron and  $\gamma$ -ray; pulse shape discrimination; KNN classification algorithm; Labview simulation

## 0 引言

探测是科技发展的重要手段。中子探测技术被广泛应用于深海矿产探测<sup>[1]</sup>、油气勘探<sup>[2]</sup>等工业领域。闪烁体探测器时间响应快,探测效率高,因此被广泛应用于快中子和  $\gamma$  射线的探测领域<sup>[3]</sup>。当粒子入射到闪烁体内发生撞击时,闪烁体内的发光材料吸收能量并以光的形式重新发射到光传感器上,如光电倍增管(PMT),同时光传感器通过

光电效应将吸收到的光输出为电子,光电子的倍增就形成了一个电流脉冲<sup>[4]</sup>。由于中子与  $\gamma$  粒子的质量不同,入射到闪烁体内引起的能量沉积密度也会不同,光电倍增管所输出的两种电流脉冲形状也会有差异,将这种核脉冲形状差异作为甄别依据的方法称为脉冲形状甄别(PSD),基于这种原理,研究者们已经提出了一些方法来进行 n- $\gamma$  的甄别<sup>[5-11]</sup>。文献[5-6]分别利用上升时间法与电荷比较法两种传统甄别方法进行了 n- $\gamma$  脉冲的甄别,但在信噪比较低情

收稿日期:2022-02-17

\* 基金项目:贵州省科技计划项目(黔科合 LH 字[2017]7225 号)资助

况下,甄别效果会大打折扣;文献[7]在频域内利用频域梯度法实现了n-γ甄别,但这种方法对硬件要求比较高,电路成本较大;近年来随着机器学习的发展,国内外的学者又提出了智能化的甄别算法,文献[8]的FCM聚类算法,文献[9]的K-means聚类算法,文献[10]的神经网络算法及文献[11]的SVM分类算法,这几种算法都大幅提高了n-γ甄别的准确率,但这些算法都太过复杂,难以应用在实际混合场中。

从数学角度来看,n-γ的脉冲波形甄别可以看为一个二元分类问题,因此开发的算法必须能够准确区分属于中子和γ射线的脉冲波形。K-近邻(KNN)算法作为机器学习一种基础算法,常用于分类和回归,与SVM算法、神经网络法相比较,KNN算法是不需要模型训练时间的,只需将K值设置合适即可得到结果,在算法实现上更加容易,耗时更短。因而,在本文研究中,提出了一种基于KNN分类算法的n-γ脉冲波形甄别新方法,并使用电荷比较法、上升时间法和PGA法同时确定出结果相同的n和γ脉冲作为KNN分类算法的训练集,脉冲数据集来源于Labview仿真生成。与传统的脉冲甄别方法相比,KNN分类算法节约了电路成本,避免了人为选择时间窗和甄别参数带来的误差,降低了甄别错误率,可以为实际混合场中实时n-γ甄别提供一种新的选择。

## 1 KNN分类算法

### 1.1 KNN分类算法的原理

KNN算法作为一种惰性学习模型,也被称为基于实例的学习模型。KNN算法的思路如下:如果一个样本在特征空间中的K个最相似(特征空间中K个最近邻)的样本中的大多数属于某一个类别,则该样本被分类到该类别。在KNN分类算法中,包括训练集和测试集。当新的测试数据来时,可以根据训练数据集预测出分类结果<sup>[12]</sup>。

利用KNN分类算法进行n-γ脉冲甄别的主要原理是:选取利用传统甄别方法电荷比较法、上升时间法和PGA法同时确定出结果相同的n与γ混合仿真脉冲共m个,并标记出m个脉冲信号的类型,作为KNN分类算法的训练集。随后输入测试数据集,为了对比甄别效果,传统甄别方法和KNN分类算法采用同一组测试数据集,计算测试集与训练集中各个数据的距离,将距离从小到大进行排序,对前K个脉冲信号所属类型进行比较,将出现频率高的类型作为该测试脉冲的类型。

将传统甄别方法确定出的n与γ混合脉冲信号进行采样,采样长度记为l,则m个信号组成的矩阵为:

$$\mathbf{X}_{m \times l} = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{ml} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$\mathbf{X}_{m \times l}$ 矩阵在KNN算法中称为特征空间X,任取第i个和第j个脉冲, $X_i, X_j \in X$ ,则 $X_i$ 和 $X_j$ 的距离 $L_p$ 定义为:

$$L_p = \left[ \sum_{i=1}^m (|X_{ii} - X_{ji}|)^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (2)$$

在该式中,当 $p=1$ 时,称为曼哈顿距离;当 $p=2$ 时,称为欧氏距离,即:

$$L_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m (|X_{ii} - X_{ji}|)^2} \quad (3)$$

在KNN分类算法中,最近邻个数(K)的取值会影响最终结果的准确率。若K值选取过大,会出现过拟合的现象,K值选取过小,则会出现欠拟合。K折交叉验证一般被用于评估一个机器学习模型的表现,亦可用在分类和回归算法中找到合适的参数,因此在本文研究中采用K折交叉验证法找到最合适的K值。K折交叉验证指的是将训练数据集D分为K份,用其中的(K-1)份训练模型,剩下的一份数据用来评估模型最合适的参数,将这个过程在K份数据上依次循环,并对得到的K个评估结果求平均值。如10折交叉验证,训练集D被分为 $D_1, D_2, D_3, \dots, D_{10}$ ,每次取其中9份数据作为训练集,1份作为测试集,对每份测试得到的最佳K值取平均值作为最终算法的K值。

### 1.2 KNN分类算法的n-γ脉冲甄别方案

为实现基于KNN分类算法的n-γ脉冲甄别,将训练集和测试集脉冲信号进行 $l=100$ 的采样,这100个采样点作为KNN分类算法的输入特征,同时将训练集中脉冲类型作为KNN分类的训练标签。因此,KNN分类的任务是根据输入特征和训练数据集,对输入的测试脉冲波形类型进行预测。基于KNN分类算法的n-γ脉冲波形甄别方案的框图如图1所示。

## 2 n-γ脉冲信号的仿真

### 2.1 n-γ脉冲信号的仿真原理

有机闪烁体(如蒽晶体)含氢密度大,中子探测效率高且反应速度快,因而容易做成各种闪烁体探测器<sup>[14]</sup>。对于闪烁体探测器而言,由于中子和γ射线入射时所引起的电离密度不同,被激发出的荧光脉冲衰减时间也会不同,衰减时间所组成的快、慢两种成分也会因此存在差异。对于γ射线产生的电子,快成分的份额大,慢成分相对较小;但对于中子产生的反冲质子来说恰恰相反,其快成分的份额小,慢成分相对较大。对于具有两种发光衰减时间成分的闪烁体,光电倍增管输出电流脉冲后沿波形可近似表示为<sup>[13]</sup>:

$$I(t) = I_f(\rho)e^{-\frac{t}{\tau_f}} + I_s(\rho)e^{-\frac{t}{\tau_s}} \quad (4)$$

式中: $I_f(\rho)$ 表示电流脉冲中与荧光脉冲相对应的快成分最大值; $I_s(\rho)$ 表示电流脉冲中与荧光脉冲相对应的慢成分最大值; $\tau_f$ 表示快成分的衰减时间; $\tau_s$ 表示慢成分的衰减时间。

在本文研究中,使用式(4)作为数学模型在Labview平台上进行中子和γ射线的脉冲信号仿真,具体的参数设置如表1所示<sup>[14]</sup>。根据核信号的统计特性,核脉冲幅度和白噪声分布均满足正态分布,利用Labview中的“连续分布随

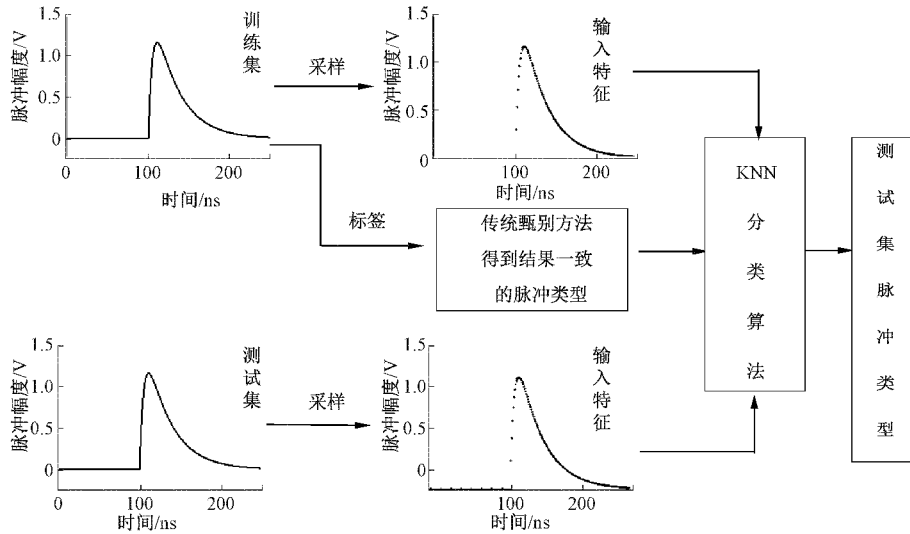


图 1 基于 KNN 分类算法的 n-γ 脉冲甄别方案

机数 VI”和“均匀白噪声波形 VI”为 n、γ 核脉冲信号设置幅度和白噪声参数,参数设置如表 2 所示<sup>[15]</sup>。

表 1 中子与 γ 射线数学模型中的参数

| 粒子类型 | $I_f$ | $I_s$ | $\tau_f$ | $\tau_s$ |
|------|-------|-------|----------|----------|
| 中子   | -2    | 2     | 5        | 30       |
| γ 射线 | -1    | 1.5   | 5        | 19       |

表 2 核信号幅度和白噪声幅度的仿真参数设置

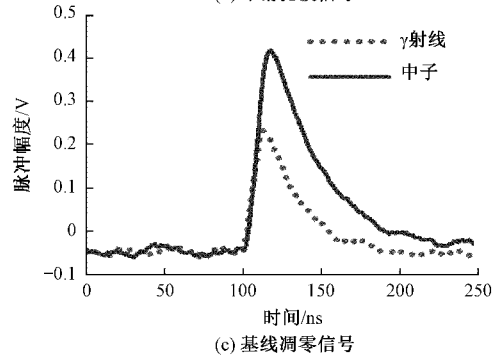
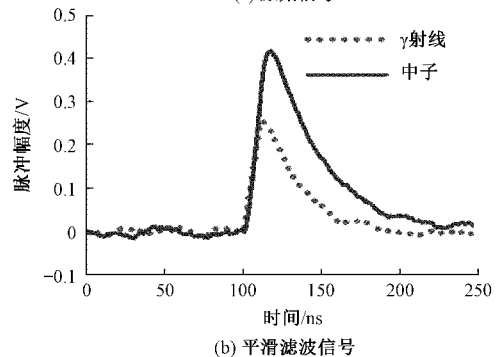
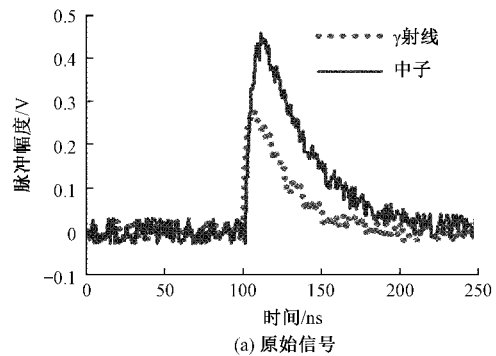
| 参数类型  | 平均值  | 标准差     |
|-------|------|---------|
| 核信号幅度 | 0.35 | 0.029 7 |
| 白噪声幅度 | 0    | 0.03    |

### 2.2 n-γ 仿真脉冲信号的预处理

本文对中子和 γ 射线仿真出的脉冲信号预处理主要包括 3 步:平滑滤波、基线调零和归一化处理。本文研究中,中子与 γ 射线的脉冲信号预处理过程如图 2 所示。利用 Labview 自带的“平滑滤波器”对脉冲信号进行平滑滤波。平滑滤波实质就是将信号中每点的前后  $2n+1$  个点进行算数平均,新的信号由每点算数平均后的值来构成。在进行  $n$  与  $\gamma$  仿真脉冲信号的平滑滤波时, $n$  的取值如果过大会导致信号失真,过小又不能滤除噪声。通过实验,在本次研究中, $n$  取 3 最为合适。采集脉冲信号开始前 50 ns 的采样点进行算术平均,将脉冲信号减去算术平均的值,可以进行简单的基线调零。将信号各点映射到(0,1)上,称为信号归一化处理,可以消除中子和 γ 射线由于脉冲幅度差异带来的甄别误差。

### 3 n-γ 脉冲甄别算法的实现

利用 Labview 平台,根据 1.1 节中所述的核脉冲数学模型及参数,分别仿真生成中子脉冲信号 3 000 个,γ 射线



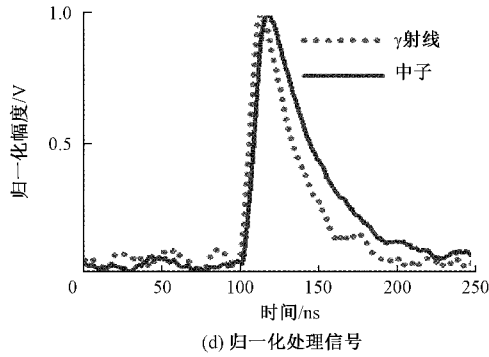


图2 n-γ脉冲信号的预处理过程

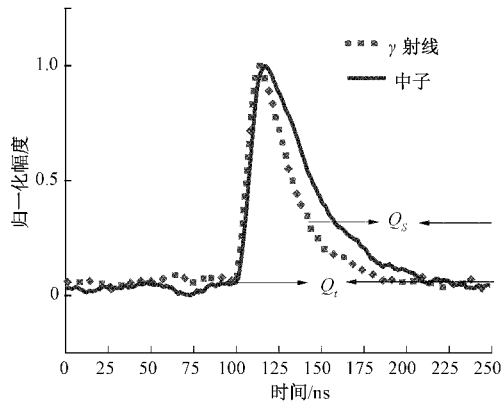
脉冲信号 8 000 个用于传统甄别方法和 KNN 分类算法的研究。

### 3.1 电荷比较法

由于中子和 γ 射线产生的光脉冲快慢成分不同,因此对应的光电倍增管输出的电流脉冲也具有快慢成分。利用一个很大的时间常数对电流脉冲进行积分,可以得到所含的电荷,即:

$$Q_t = \int_0^{\infty} I(t) dt = I_f(\rho)\tau_f + I_s(\rho)\tau_s = Q_f(\rho) + Q_s(\rho) \quad (5)$$

式中:  $Q_t$  是电流脉冲的总电荷量,  $Q_f$  是快成份电荷量,  $Q_s$  是慢成份电荷量。由于 n 与 γ 所引起的电离密度  $\rho$  不同,所以各种电荷量也就不同<sup>[16]</sup>。在本研究中,采用  $Q_s/Q_t$  作为 n 与 γ 的甄别依据,  $Q_s$  与  $Q_t$  时间点选取如图 3 所示。选取脉冲幅峰值之后的 20 ns 到结束作为  $Q_s$  的起止时间位置,脉冲开始到结束作为  $Q_t$  的起止时间点。

图3  $Q_s$  与  $Q_t$  时间点选取示意图

传统甄别方法中常使用品质因子(FOM)来衡量 n-γ 甄别性能的好坏,通常描述为<sup>[17]</sup>:

$$FOM = \frac{\Delta t}{FWHM_n + FWHM_\gamma} \quad (6)$$

式中:  $\Delta t$  表示甄别谱中中子峰与 γ 峰之间的距离;  $FWHM_n$  和  $FWHM_\gamma$  表示中子峰和 γ 峰的半高宽。在甄别谱上,选取甄别参数,根据甄别参数查看 n 与 γ 的误分

辨个数,甄别错误率(DER)定义为甄别算法错误区分的脉冲数与测试数据集的脉冲总数之比<sup>[10,18]</sup>, γ 射线和中子的 DER 通过式(7)来计算。

$$DER_r = \left| \frac{N_r - N_{r-method}}{N_r} \right| \times 100\% \quad (7)$$

$$DER_n = \left| \frac{N_n - N_{n-method}}{N_n} \right| \times 100\%$$

式中:  $DER_r$  和  $DER_n$  分别是 γ 射线和中子的甄别错误率;  $N_r$  和  $N_n$  分别为测数据集中 γ 射线和中子的数量;  $N_{r-method}$  和  $N_{n-method}$  分别是甄别算法中得到的 γ 射线数量与中子数量。

在本次研究中,得到电荷比较法甄别谱如图 4 所示,计算得到的甄别因子  $FOM=1.2$ ,将 0.268 作为电荷法中的甄别参数,得到中子 3 061 个,γ 射线 7 939 个,中子与 γ 甄别错误率分别为 2.03% 和 0.76%。

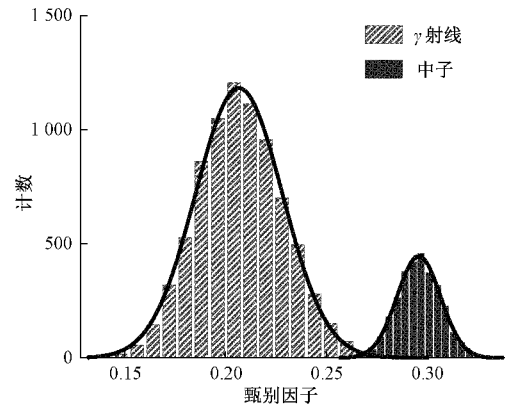


图4 电荷比较法甄别谱

### 3.2 脉冲梯度分析法

中子与 γ 射线引起的荧光衰减时间是不同的,中子的衰减时间较长,相反 γ 射线衰减时间短,因而,在脉冲下降沿体现出的下降梯度就不同,中子的下降幅度慢,梯度小,而 γ 射线下降幅度大,梯度大。在本研究中,脉冲梯度计算公式为<sup>[15,17]</sup>:

$$G = \frac{y_2 - y_1}{\Delta t} \quad (8)$$

在本文研究中,  $y_1$  是脉冲信号下降到下降沿 85% 时所对应的幅度,  $y_2$  是脉冲信号下降到下降沿 25% 时所对应的幅度,  $\Delta t$  是两个幅度之间所间隔的时间,具体时间选取示意图如图 5 所示。在本研究中,以 PGA 作为甄别依据得到的甄别谱如图 6 所示,得到的  $FOM=1.06$ ,以  $17 \times 10^5$  作为 PGA 法的甄别参数,得到中子 3 112 个,γ 射线 7 888 个,中子与 γ 甄别错误率分别为 3.73% 和 1.4%。

### 3.3 上升时间法

光电倍增管中的电流脉冲经过积分后,得到的脉冲信号接近于一个常数。由于中子和 γ 射线所引起的荧光衰减时间不同,在积分后得到的脉冲上升沿时间上就会存在差异。中子信号的衰减时间比 γ 信号的衰减时间更长,因

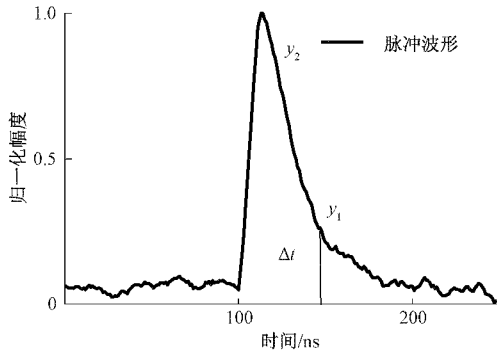


图 5 PGA 法参数选取示意图

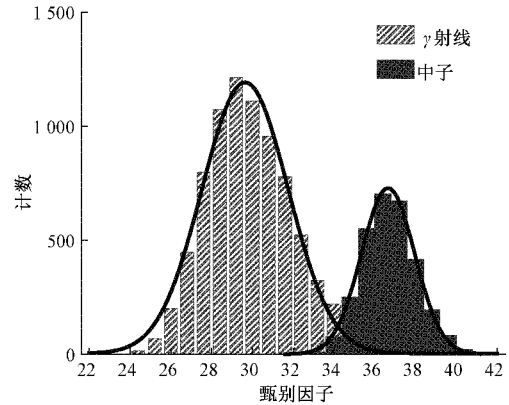


图 8 上升时间法甄别谱

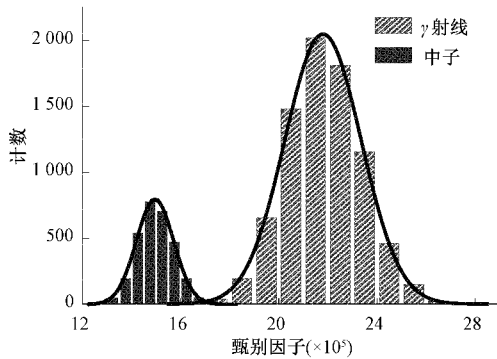


图 6 PGA 法甄别谱

此积分后得到的上升时间也会比  $\gamma$  射线更长<sup>[18]</sup>。积分后得到的脉冲信号示意图如图 7 所示,在本次仿真中,选取积分后得到的脉冲信号上升沿的 25% 幅度对应时间点作为起始点  $t_1$ , 上升沿的 75% 幅度所对应的时间点  $t_2$  作为终止时刻,因此甄别的依据就是  $t_1$  与  $t_2$  之间的时间差,即:  $\Delta t = t_2 - t_1$ 。在本次仿真中,通过上升时间法得到的甄别谱如图 8 所示,计算得  $FOM=0.98$ ,以 34.4 作为上升时间法的甄别参数,得到中子脉冲 3 220 个,  $\gamma$  射线 7 780 个,  $\gamma$  与中子甄别错误率分别为 7.3% 和 2.75%。

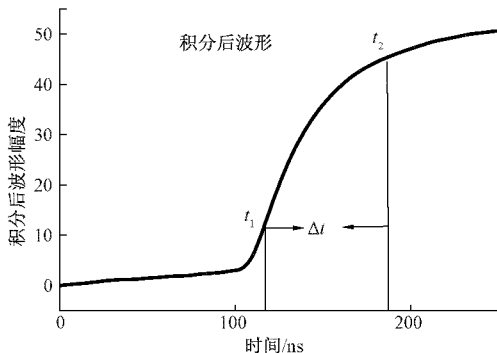


图 7 上升时间法时间点选取示意图

### 3.4 KNN 分类算法

利用以上 3 种甄别算法,甄别出仿真得到的中子脉冲信号 1 000 个,  $\gamma$  脉冲信号 3 000 个。将这 4 000 个类型明确的信号作为 KNN 分类算法中的训练集。为了进行一致

和无偏差的比较,利用与传统甄别法中相同的 11 000 个  $n-\gamma$  混合仿真脉冲作为 KNN 分类算法的测试集,利用 K 折交叉验证法找到最合适的最近邻个数  $K=7$ ,其对应 K 折验证中最高的平均准确率为 99.93%。K 折验证中最近邻个数 K 和其所对应的平均准确率如图 9 所示。经过统计, KNN 分类算法误把 9 个  $\gamma$  射线误分为中子,其他均被正确识别。因此, KNN 分类算法的准确率达到 99.88%。经过 KNN 分类算法进行甄别后,得到中子 3 009 个,  $\gamma$  粒子 7 991 个,中子和  $\gamma$  的甄别错误率分别为 0.3% 和 0.125%。

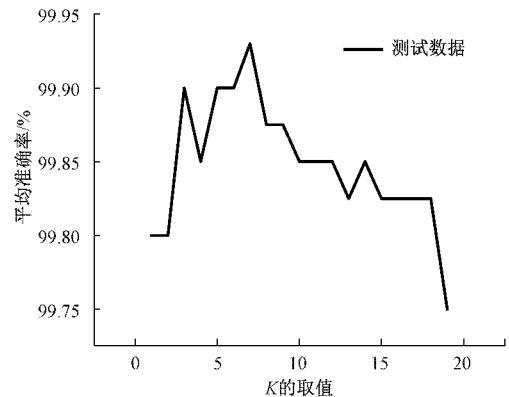


图 9 K 的取值及其对应准确率

利用欧氏距离计算测试集与各个训练集之间的距离,并按距离从小到大进行排序,在前 7 个排序中,将出现频率最高的脉冲类型作为该测试数据的最终脉冲类型。在实验过程中,利用 KNN 分类算法对测试集仿真脉冲做甄别处理,得到的甄别结果如图 10 所示。

图 10 中“测试标签”表示的是测试数据的准确脉冲类型;“预测标签”表示 KNN 分类算法对测试数据实际输出的脉冲甄别结果;当测试标签与预测标签重合时,表示 KNN 分类算法正确甄别了该脉冲数据的类型。经过统计, KNN 分类算法误把 9 个  $\gamma$  射线误分为中子,其他均被正确识别。因此, KNN 分类算法的准确率达到 99.88%。经过 KNN 分类算法进行甄别后,得到中子 3 009 个,  $\gamma$  粒子 7 991 个,中子和  $\gamma$  的甄别错误率分别为 0.3% 和 0.125%。



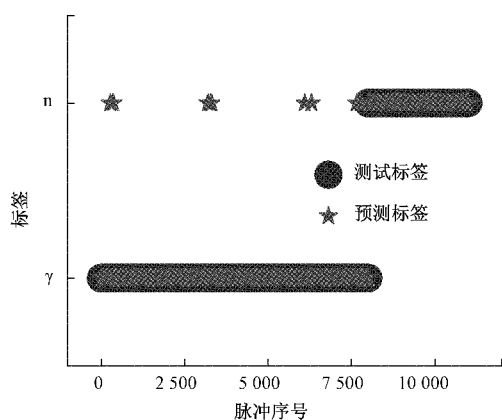


图 10 KNN 分类算法甄别结果

### 3.5 结果对比与分析

通过对上述几种 n-γ 甄别方法的统计,它们的结果对比如表 3 所示。从结果可以看出这几种方法都能较好地实现 n-γ 甄别。基于 KNN 分类算法的 n-γ 脉冲甄别错误率与传统的 3 种甄别方法相比均有下降。与电荷比较法相比,中子和 γ 射线的甄别错误率分别下降了 85.2% 和 83.6%;与 PGA 法对比,分别下降了 92% 和 91%;与上升时间法相比较,中子甄别错误率降低了 95.9%,γ 射线甄别错误率降低了 95.5%。在这几种方法中,γ 射线的甄别错误率均比中子低,是因为本文研究根据实际探测中 γ 射线多于中子数目进行了信号的仿真。

表 3 n-γ 甄别方法的结果对比

| 方法名称     | 粒子类型 | 测试样本数 | 验证样本数 | 甄别错误率/% | FOM  |
|----------|------|-------|-------|---------|------|
| 电荷比较法    | 中子   | 3 000 | 3 061 | 2.03    | 1.2  |
|          | γ    | 8 000 | 7 939 | 0.76    |      |
| PGA 法    | 中子   | 3 000 | 3 112 | 3.73    | 1.06 |
|          | γ    | 8 000 | 7 888 | 1.4     |      |
| 上升时间法    | 中子   | 3 000 | 3 220 | 7.3     | 0.98 |
|          | γ    | 8 000 | 7 780 | 2.75    |      |
| KNN 分类算法 | 中子   | 3 000 | 3 009 | 0.3     | —    |
|          | γ    | 8 000 | 7 991 | 0.125   |      |

## 4 结 论

本文根据核信号的数学模型及统计特性利用 Labview 仿真了 n-γ 的脉冲信号。利用 KNN 分类算法构建甄别模型,对仿真得到的 n-γ 混合脉冲波形进行甄别处理。结果表明,KNN 分类算法经过传统的电荷比较法、PGA 法和上升时间法所选取结果相同的脉冲采样信号作为输入样本进行训练后,可以只通过脉冲采样信息作为输入特征,即可准确的预测出该脉冲波形的类型。在测试数据集一致的情况下,KNN 分类算法对 n-γ 两种混合脉冲信号的甄别

准确率高 99.58%,其甄别错误率远小于电荷比较法、PGA 法和上升时间法,并且避免了传统甄别方法中人为选择时间窗和甄别参数带来的误差。另外,KNN 分类算不需要训练时间,只需将 K 值设置合适即可得到分类结果,算法简单。因此 KNN 分类算法可以为实际混合场中 n-γ 脉冲信号甄别提供一种新的选择。

### 参考文献

- [1] 郑雯文,曹平,汪晓虎. 深海瞬发俘获型中子探测仪信号测量电路设计[J]. 电子测量技术, 2021, 44(8): 37-42.
- [2] 李晋宇,马双宝. 基于脉冲中子源的元素分析测井仪设计[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(6):67-70,95.
- [3] GELFUSA M, ROSSI R, LUNGARONI M, et al. Advanced pulse shape discrimination via machine learning for applications in thermonuclear fusion[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research A, 2020, 974:1-6.
- [4] 秦茜,李玮,焦听雨,等. 塑料闪烁体探测器中子/伽马甄别能力研究[J]. 宇航计测技术, 2021, 41(3):91-96.
- [5] 雅雯,沈春霞,南宏杰,涂珊 CsI(TD)探测器 n-γ 信号仿真及数字甄别方法研究[J]. 核电子学与探测技术, 2020, 40(1):77-82.
- [6] DURBIN M, WONDERS M A, FLASKA M, et al. K-nearest neighbors regression for the discrimination of gamma rays and neutrons in organic scintillators[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A, 2021, 987(9):164826.
- [7] 彭升宇,易义成,卢毅,等. 基于频率比较分析的中子/伽马实时甄别方法[J]. 原子能科学技术 2020, 54(3): 520-525.
- [8] 罗晓亮,刘国福,杨俊. 基于模糊 c 均值聚类的液体闪烁体探测器 n-γ 射线甄别方法[J]. 原子能科学技术, 2011, 45(6):736-740.
- [9] 黄广伟,周春芝,许智宁,等. CLYC 探测器 n/γ 聚类甄别方法研究[J]. 原子能科学能科学技术, 2018, 52(8): 1481-1486.
- [10] 宋海声,吕柏阳,李婷,等. 基于 BP 神经网络的 n/γ 甄别方法研究[J]. 原子能科学技术, 2020, 54(1): 187-192.
- [11] ZHANG Z H, HU C Y, FAN X Y. A direct method of nuclear pulse shape discrimination based on principal component analysis and support vector machine[J]. Journal of Instrumentation, 2019, 6(14):6-20.
- [12] AURELIEN G. 机器学习实战:基于 Scikit-Learn Keras 和 TensorFlow(宋能辉,李娴译)[M]. 北京:机械工业出版社, 2020.
- [13] 黄林,陈黎,陈华,等. 基于数字化技术的硅晶体探测器脉冲形状甄别方法研究[J]. 核电子学与探测技术,

- 2012,32(9):993-998.
- [14] 左广霞,何彬,许鹏,等. n- $\gamma$  脉冲信号的仿真及其波形甄别技术研究[J]. 核技术,2012,35(5):365-368.
- [15] 曹真伟,颜拥军,付德顺,等. n- $\gamma$  核信号的 matlab 仿真及其数字波形甄别方法研究[J]. 核科学与工程,2016,(1):189-194.
- [16] 节帅,夏文明,姜荣涛,等. 三种有机闪烁体探测器 n- $\gamma$  甄别性能评测[J]. 舰船电子工程,2021,41(11):146-149.
- [17] 黄广伟,周春芝,肖无云,等. 核脉冲波形甄别方法研究[J]. 核电子学与探测技术,2017,37(8):762-766.
- [18] 宋海声,马通达,麻林召,等. 基于 PCA-GA-SVM 的 n- $\gamma$  甄别方法研究[J]. 原子能科学与技术,2021,55(6):1114-1123.

#### 作者简介

汪炫羲,硕士研究生,主要研究方向为核信号处理技术。

E-mail:1442203587@qq.com

唐清岭,硕士研究生,主要研究方向为核信号处理技术。

E-mail:970501533@qq.com

蒋小菲(通信作者),工学博士,硕士研究生导师,主要研究方向为核信号处理、核信号探测、物联网技术等。

E-mail:514651931@qq.com