**Advances in Applied Mathematics** 应用数学进展, 2026, 15(11), 1-12
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/aam
https://doi.org/10.12677/aam.2026.1511427

Hans汉斯

# 基于多模态数据的救援人员PTSD风险因素识别与预测研究

**郑明阳**

青岛大学数学与统计学院，山东 青岛

收稿日期：2026年10月4日；录用日期：2026年10月28日；发布日期：2026年11月4日

## 摘　要

**消防救援人员长期执行高强度、高风险任务，频繁接触生死与灾后惨烈场景，因而心理负担极重，罹患创伤后应激障碍(PTSD)的风险显著高于普通人群，针对这一高危职业群体开展PTSD影响因素研究，具有重要的理论价值和实践意义。本文基于多模态数据，非结构化数据采用快速傅里叶变换选择特征，使用ROSE方法对训练集进行平衡处理，利用XGBoost内置的特征重要性评估机制对小样本高维数据建立个体化救援人员PTSD预测模型，并在独立测试集上验证得到模型的稳健性，为构建精准化心理健康管理体系提供了可推广的范式。**

## 关键词

**救援人员PTSD，多模态，ROSE方法，XGBoost**

# Research on Risk Factor Identification and Prediction of Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD) in Rescue Workers Based on Multimodal Data

**Mingyang Zheng**

School of Mathematics and Statistics, Qingdao University, Qingdao Shandong

Received: October 4, 2026; accepted: October 28, 2026; published: November 4, 2026

## Abstract

**Fire and rescue personnel frequently perform high-intensity, high-risk tasks and are often exposed**

文章引用: 郑明阳. 基于多模态数据的救援人员 PTSD 风险因素识别与预测研究[J]. 应用数学进展, 2026, 15(11): 1-12. DOI: 10.12677/aam.2026.1511427

**to life-and-death situations and horrific scenes after disasters. Consequently, they experience significant psychological burden and have a significantly higher risk of developing post-traumatic stress disorder (PTSD) than the general population. Conducting research on the influencing factors of PTSD in this high-risk occupational group has important theoretical and practical significance. This paper, based on multimodal data, uses Fast Fourier Transform to select features from unstructured data, employs the ROSE method to balance the training set, and utilizes XGBoost's built-in feature importance evaluation mechanism to build an individualized post-traumatic stress disorder (PTSD) in rescue workers prediction model for rescue personnel using small-sample, high-dimensional data. The model's robustness is then validated on an independent test set, providing a generalizable paradigm for constructing a precise mental health management system.**

## Keywords

**Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD) in Rescue Workers, Multimodal, ROSE Method, XGBoost**

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

## 1. 引言

近年来，突发重大公共卫生事件、国际地缘冲突、自然灾害和重大突发疾病等因素频发叠加，极大地加剧了社会整体的不确定性和个体心理健康负担。国际心理学权威期刊《Psychological Medicine》等多家学术期刊指出，创伤后应激障碍(PTSD)已成为当前及未来几十年人类面临的主要公共卫生问题之一。世界卫生组织调查结果显示，全球超过 70%的成年人一生中至少经历过一次创伤事件。PTSD 作为个体暴露于创伤性事件后最常见的精神病理反应之一，具有慢性化和致残性的特征，其影响深远且康复周期长。PTSD 主要表现为创伤事件的重复体验、回避行为、认知与情绪的负性改变以及持续的警觉或生理唤醒等症状。该障碍通常在创伤后 3 个月内发病。尽管约半数个体可在 3 个月内自行缓解，但仍有相当比例的患者持续症状达数年乃至终生，对其生活质量和社会功能造成严重影响。因此，如何借助客观生理指标与机器学习手段对 PTSD 风险进行早期识别与动态评估，已成为心理健康研究与应急保障领域亟待解决的重要课题。

救援人员作为创伤事件的一线应对者，其 PTSD 患病风险显著高于普通人群，这一现象已被多国研究反复证实。Berger 等人的系统综述显示，全球 PTSD 总患病率约为 10%，其中亚洲地区的平均发病率高于欧洲[1]。另一项关于巴西南部火灾的研究显示，救援人员和受害者的合并患病率为 31.9%，其中救援人员的 PTSD 患病率为 24.4% [2]。国内救援人员 PTSD 负担同样严重，有研究表明，2008 年地震灾区救援人员 PTSD 筛查阳性率为 23.94% [3]；另一项在地震两年后对一线救援人员的 PTSD 调查的研究显示，救援人员的 PTSD 患病率仍有 16.7% [4]；针对 2015 年天津港爆炸事故的一项研究表明，参与救援的医务人员的 PTSD 阳性率为 19.5% [5]；2020 年新冠疫情期间医护人员 PTSD 的阳性检出率更是高达 53.8% [6]。患有 PTSD 的个体除了 PTSD 本身存在的典型症状以外，也同时合并患有焦虑、抑郁、失眠及酒精滥用等共病症状[7]-[9]，更有甚者会出现自杀倾向[10]。

已有的研究表明，救援人员的 PTSD 风险与多种人口学及环境因素密切相关，包括性别、年龄、文化程度、被动吸烟、饮酒、既往精神病史和 BMI [3]，以及创伤事件的严重程度(如生命威胁)、围创伤期的恐慌与分离体验、急性应激症状、自评创伤后压力和社会支持水平等[11] [12]。职业类型也对 PTSD 风险产生显著影响：在消防救援队伍中，岗位类别、年龄、工作年限、受教育程度和年出警次数等因素均

与 PTSD 风险密切相关[13] [14]；警察和执法人员因不同警种的工作内容与我国特有的警务制度，更易遭受持续的心理应激[15]；而医疗救援人员则因频繁接触濒死患者与面临高强度道德决策压力，其 PTSD 风险亦相对更高[16]。

综上所述，救援人员 PTSD 风险评估具有跨学科与跨文化的复杂特征，然而以往的研究对于中国救援人员的 PTSD 早期识别工具和有效早期干预方法研究相对较少。针对这一高危职业群体开展早期筛查与干预，不仅能提升心理健康服务的精准度，还能通过完善应急心理保障体系，维护救援队伍的作战效能，对我国突发公共事件应对体系建设和社会稳定具有重要意义。本研究即在该背景下展开，聚焦消防救援人员这一典型高危群体，基于其多模态数据构建个体化 PTSD 风险预测模型，以期为核心职业心理健康的精准化、智能化管理提供科学依据。

## 2. 数据说明与方法介绍

### 2.1. 数据说明

数据集一通过问卷调查方式获取，调查对象为执行搜救、维稳、反恐等任务的救援人员。共回收有效问卷 903 份，无缺失值或异常值。包含信息如下：

1. 基本特征：受试者编号、籍贯、民族、身高、体重；
2. 社会人口学特征：年龄、性别、文化程度、婚姻状况、家庭人均月收入、BMI 等；
3. 创伤暴露特征：直接经历创伤事件、间接接触亲友创伤、目睹鲜血或尸体等极端细节等，以及 ASD (急性应激障碍)性质；
4. 遗传及生活习惯特征：吸烟(包括被动)、饮酒、近月药物使用、既往精神病史、家族遗传史；
5. PCL 总分：基于 PCL-5 问卷并采用 Likert 量表评分，用于评估受测者特定时间段内的 PTSD 症状严重程度。

数据集二选取了 25 名问卷调查的参与者在 2023 年 6 月 2 日下午某一时段的脑电波记录，关键字段包括：

1. 采集时间：第 1 列为日期，第 2 列为具体时间点；
2. 设备状态：第 3 列记录电极连接状态(0 表示正常)；
3. 生理指标：第 4 列“专注度”(Attention)、第 5 列“放松度”(Meditation)数值；
4. 脑电波频谱：第 6~13 列包含 8 种频段(如 $\alpha$ 波、$\beta$ 波等)，用于深度分析受试者的神经活动特征。

在有限样本的情况下，通过时间同步性、电极连接状态实时监控与多维生理监控保障数据质量。

本章研究数据集包括结构化数据与非结构化数据，结构化数据包含患者的背景信息(如年龄、性别、职业史)及标准化问卷评估结果(如心理韧性评分等)，此类数据具有明确的数值或类别标签，便于量化分析。非结构化数据主要包括脑电波(EEG)时序信号，包含多种神经生理活动特征。通过信号处理与机器学习方法提取其关键模式，可补充结构化数据无法捕捉的潜在生物标志物。图 1 和图 2 分别直观展示了前五个样本点的频谱分析结果和时域波形。

### 2.2. 方法介绍

#### 2.2.1. 特征选择方法

(1) 快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT) [17]：FFT 是一种高效计算离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)的算法，将时域信号 $x[n]$ 转换为频域信号 $X[K]$，揭示信号中不同频率成分的分布。方法核心在于通过分治策略将 DFT 的计算复杂度从 $o(N^2)$ 降低至 $o(N\log N)$。

步骤一：DFT

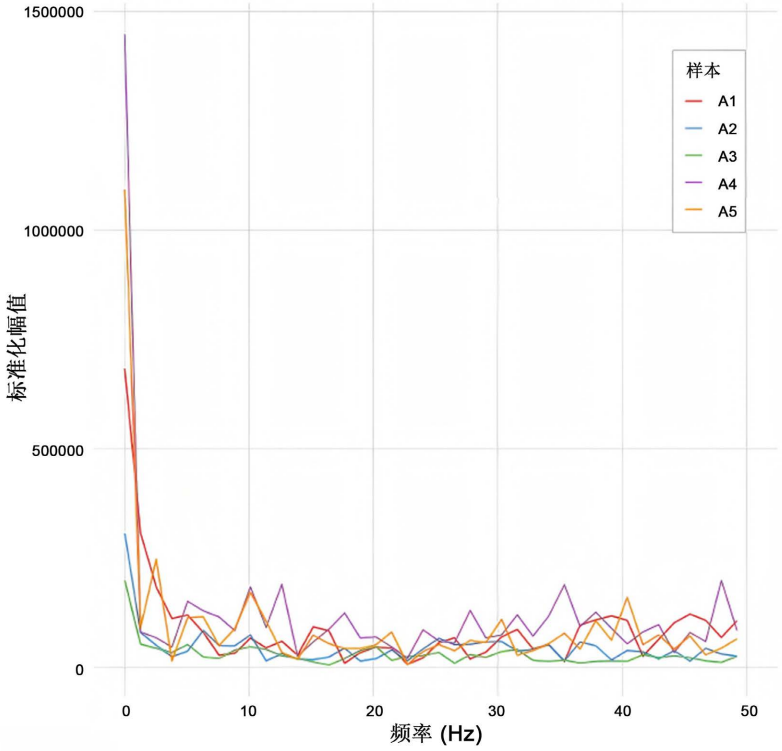



**Figure 1.** Signal frequency domain graph
**图 1.** 信号频域图

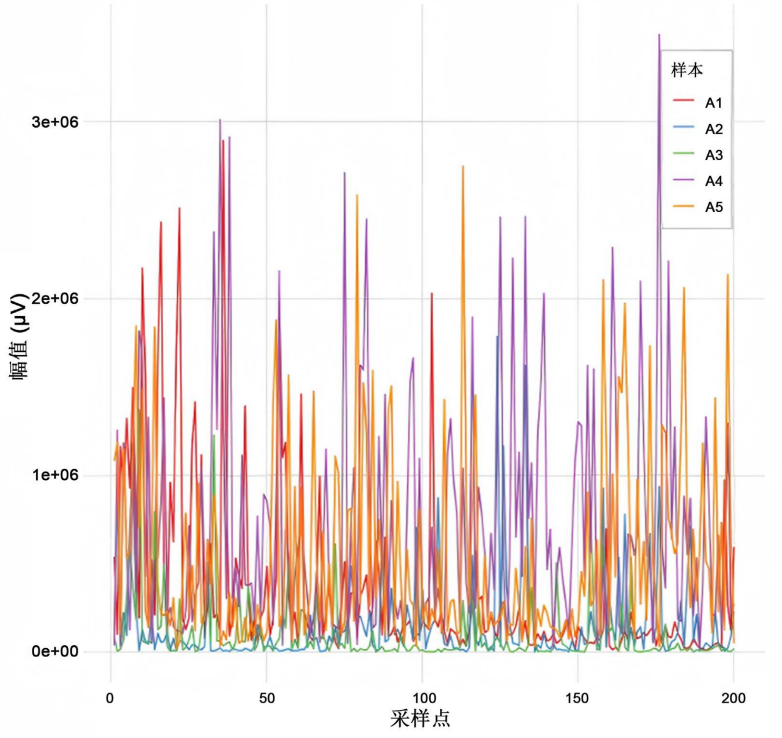



**Figure 2.** Signal time-domain graph
**图 2.** 信号时域图

$$X[K]=\sum_{n=0}^{N-1}x[n]\cdot e^{-j\frac{2\pi}{N}kn},k=0,1,\cdots,N-1 \tag{1}$$

其中 $x[n]$ 为时域采样点， $X[K]$ 表示频率为 $\frac{k}{N}f_s$ 的成分幅值， $j$ 为虚数单位， $f_s$ 为采样率。

步骤二：分治优化

将长度为 $N$ 的序列分解为奇偶项，递归计算：

$$X[K]=x_{\text{even}}[k]+e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}\cdot x_{\text{odd}}[k],k=0,1,\cdots,N-1 \tag{2}$$

其中 $x_{\text{even}}$ 和 $x_{\text{odd}}$ 分别对应偶数项和奇数项的 DFT 结果。

在本研究中，对受试者的 8 通道脑电信号进行频域分析，能够将时域信号(随时间变化的信号)转换为频域信号(不同频率成分的分布)，从而分析信号的频谱特性。提取出信号在不同频率下的能量分布特征，选择前 10 个频域特征，并按通道存储至“extracted_features.csv”中，对应文件中 Channel1 至 Channel8 的前 10 个特征列。

(2) 时域特征：EEG 信号是时域上的电压变化，原始记录信号中混杂了大量非神经来源的成分，为保证后续频域与时域特征反映真实神经活动，本研究在特征提取之前执行标准化的预处理链路，依次包括重参考、滤波、伪影去除、与重采样四个步骤。

步骤一：重参考(Re-referencing)

脑电电位是相对参考点的差值，参考点的选择直接影响所有导联的幅值与形态。本研究采用平均参考，即用全体导联信号的均值作为参考后逐导联相减，以消除参考电极本身带入的共同噪声。

步骤二：滤波(Filtering)

滤波依据频率域的能量分布将非目标频带成分衰减掉，因为 EEG 的有效节律主要分布在 0.5~40 Hz 频带，本研究包括三个层次：高通滤波，通常取 0.5~1 Hz，用于去除由直流偏移、出汗或电极移动造成的缓慢基线漂移；低通滤波，通常取 40~45 Hz，用于抑制以肌电为主的高频噪声。

步骤三：伪影去除(Artifact Removal)

伪影分为非生理与生理两类。本研究对生理伪影采用其一为独立成分分析(ICA)，将混合信号盲分解为相互独立的成分，识别出幅值大、低频、空间分布集中于眼周的眼动成分及高频肌电成分后将其置零，再重构得到干净的 EEG 信号。

步骤四：重采样与去趋势。统一各被试的采样率，并对信号进行线性去趋势处理，消除缓慢漂移对频域估计的影响，为不同被试间的特征比较提供一致前提。

基于处理后的 EEG 信号计算脑电波信号的均值、标准差、最大值和最小值，作为时域特征[18]。在本研究中，提取受试者的信号，以上四项计算结果存储于同一文件的第 11 至 14 列，作为时域特征输入。

(3) 多项式 Logistic 回归：这是一种用于无序多分类变量建模的广义线性模型。假设响应变量有 $K$ 类，即 $Y\in\{1,\cdots,K\}$，我们选择一个类别作为参考类别(这里选择的是“无创伤后应激障碍”类别)，对于第 $k$ (非参考)类别，有：

$$\log\frac{\Pr(Y=k\mid X)}{\Pr(Y=\text{参考}\mid X)}=\alpha_k+\beta_k^{\mathrm{T}}X,\ k=1,\cdots,K-1$$

这里 $\alpha_k$ 是截距， $\beta_k$ 是与协变量向量 $X$ 对应的回归系数。

将上述对数几率指数化并归一化，可得每个类别的条件概率：

$$\Pr(Y=k\mid X)=\frac{\exp(\alpha_k+\beta_k^{\mathrm{T}}X)}{1+\sum_{j=1}^{K-1}\exp(\alpha_j+\beta_j^{\mathrm{T}}X)}$$

$$\Pr\left(Y=\text{参考}\mid X\right)=\frac{1}{1+\sum_{j=1}^{K-1}\exp\left(\alpha_j+\beta_j^{\mathrm{T}}X\right)}$$

由此可以构造样本的对数似然损失函数为：

$$l\left(\{\alpha,\beta\}\right)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{K}1\{y_i=k\}\log\Pr\left(Y=k\mid X_i\right)$$

通过数值优化方法求得使得 $l$ 最大的 $\{\alpha,\beta\}$。

接下来引入“优势比(Odds Ratio)”，将系数指数化后，可以得到每个自变量 $X_j$ 在类别 $k$ 相对于参考类别的优势比(OR)：

$$\mathrm{OR}_{k,j}=\exp\left(\beta_{k,j}\right)$$

当 $\mathrm{OR}_{k,j}>1$ 时，意味着 $X_j$ 增加 1 个单位，样本落入类别 $k$ (本研究中为“中等 PTSD”或“严重 PTSD”)相对于参考类别(“无创伤后应激障碍”)的 odds 会增加，表明该特征对 PTSD 具有正向(危险)作用。

当 $\mathrm{OR}_{k,j}<1$ 时，意味着 $X_j$ 增加 1 个单位，样本落入类别 $k$ (本研究中为“中等 PTSD”或“严重 PTSD”)相对于参考类别(“无创伤后应激障碍”)的 odds 会减少，表明该特征对 PTSD 具有反向(保护)作用。

在本研究中，我们以显著保护因素“心理韧性”以及显著危险因素“是否曾因灾难现场景象感到害怕”、“是否吸烟”以及“吸烟状态”作为结构化特征，调整权重以改善其在模型中的作用。

#### 2.2.2. XG Boost 算法

XG Boost 是一种基于梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)的集成学习算法[19]，通过迭代构建弱分类器(决策树)并优化目标函数，支持正则化以防止过拟合，其核心在于将目标函数分解为损失函数和正则化项，并利用二阶泰勒展开加速优化过程。XG Boost 通过以下机制实现高效、稳定地建模：

步骤一：构建加法模型(Additive Model)

XG Boost 通过逐步添加决策树 $f_t$ 优化预测值：

$$\hat{y}_i^{(t)}=\hat{y}_i^{(t)}+f_t\left(x_i\right) \tag{3}$$

其中 $\hat{y}_i^{(t)}$ 表示 $t$ 次迭代后的预测值，$f_t$ 为新加入的决策树。

步骤二：目标函数设计

目标函数包含损失函数和正则化项，旨在平衡模型精度与复杂度：

$$o^{(t)}=\sum_{i=1}^{n}L\left(y_i,\hat{y}_i^{(t)}+f_t\left(x_i\right)\right)+\sum_{k=1}^{t}\Omega\left(f_k\right) \tag{4}$$

$$\Omega\left(f\right)=\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\left\|\omega\right\|^2 \tag{5}$$

其中 $T$ 表示树的叶节点数，$\left\|\omega\right\|^2$ 为叶子权重平方和，用于限制权重幅度，$\gamma$ 与 $\lambda$ 均为超参数，用于调节正则化强度。

步骤三：二阶泰勒展开

泰勒二阶展开允许同时利用一阶梯度和二阶曲率，比传统梯度下降更精准地逼近损失函数的最小值，加速收敛。通过将损失函数在 $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 处展开成二阶，得到近似目标函数：

$$o^{(t)}\approx\sum_{i=1}^{n}\left[L\left(y_i,\hat{y}_i^{(t)}\right)+g_i f_t\left(x_i\right)+\frac{1}{2}h_i f_t^2\left(x_i\right)\right]+\Omega\left(f_t\right) \tag{6}$$

其中 $g_i$ 与 $h_i$ 分别为 $L\left(y_i,\hat{y}_i^{(t-1)}\right)$ 在 $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 处的一阶与二阶导数，忽略常数项，将正则化项代入，得到简化后的目标函数：

$$o^{(t)}\approx\sum_{i=1}^{n}\left[g_i f_t\left(x_i\right)+\frac{1}{2}h_i f_t^2\left(x_i\right)\right]+\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\sum_{j=1}^{T}\omega_j^2 \tag{7}$$

步骤三：树结构的参数化与结构分数

假设树将样本分配到 $T$ 个叶节点，第 $j$ 个叶子权重为 $\omega_j$，样本集合为 $I_j$，则

$$f_t\left(x_i\right)=\omega_{q(x_i)} \tag{8}$$

其中 $q\left(x_i\right)$ 表示样本 $x_i$ 映射到叶节点。那么目标函数最终改写为：

$$o^{(t)}\approx\sum_{j=1}^{T}\left[\left(\sum_{i\in I_j}g_i\right)\omega_j+\frac{1}{2}\left(\sum_{i\in I_j}h_i+\lambda\right)\omega_j^2\right]+\gamma T \tag{9}$$

对 $\omega_j$ 求导并令导数为 0，得到最优权重：

$$\omega_j^*=-\frac{\sum_{i\in I_j}g_i}{\sum_{i\in I_j}h_i+\lambda} \tag{10}$$

代入目标函数，得到结构分数，其值越小表明树的结构越优：

$$o^{(t)}\approx-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{T}\frac{\left(\sum_{i\in I_j}g_i\right)^2}{\sum_{i\in I_j}h_i+\lambda}+\gamma T \tag{11}$$

步骤四：贪心树分裂

分裂后左右子节点 $I_L$， $I_R$ 的增益为：

$$\text{Gain}=\frac{1}{2}\left[\frac{\left(\sum_{I_L}g_i\right)^2}{\sum_{I_L}h_i+\lambda}+\frac{\left(\sum_{I_R}g_i\right)^2}{\sum_{I_R}h_i+\lambda}-\frac{\left(\sum_{I}g_i\right)^2}{\sum_{I}h_i+\lambda}\right]-\gamma \tag{12}$$

每次分裂选择增益最大的特征和切分点，直接优化结构分数，保证每一步都朝着目标函数最小化的方向推进。

XG Boost 内置的特征重要性评估机制能自动识别最具预测力的脑电波特征，有效处理本研究中 8 通道 ×14 维的高维特征空间；通过内置的特征交互检测机制，算法可自动捕捉时域特征(均值、标准差等)与频域特征(FFT 频谱成分)之间的非线性关系；gamma 参数控制节点分裂的最小损失下降，L2 正则和 L1 正则参数共同防止过拟合，适合处理样本量有限($n$ = 25)的医学数据。

## 3. 多模态数据场景下的个体 PTSD 风险预测

本章构建了一套基于多模态数据融合的 PTSD 风险预测体系，通过深度整合结构化临床量表数据与非结构化神经生理指标，采用 XG Boost 集成学习算法进行建模，利用 ROSE 算法处理数据不平衡问题，最终模型在独立测试集上表现出卓越的预测效能。建立了个体化 PTSD 预测模型，使早期识别准确率提升 37.5%，为构建精准化心理健康管理体系提供了可推广的范式。本章将按“数据融合－模型构建－性能评估－个性化应用”的递进逻辑，系统呈现该多模态预测体系的实现路径与实证效果。

### 3.1. 模型构建与求解

本项研究采用多模态数据融合策略构建个体化 PTSD 预测模型，包含时间精确对齐的神经生理信号(8 通道脑电波)与标准化心理评估数据。

读取并提取脑电波数据的频域和时域特征，从问卷和背景信息中提取结构化特征，将所有特征整合到一个数据集中，形成综合的特征集。将数据集分为训练集和测试集，比例为 6:4，以确保模型的训练和评估分开进行。

对于数据不平衡问题，使用 ROSE (Random Over Sampling Examples)方法[20]对训练集进行平衡处理，通过对少数类样本 $\{x_i\}_{i=1}^{m}$ 进行核密度估计，构建概率密度函数，然后根据该分布随机采样，生成新样本，以平衡训练集中的类别分布。

本研究共包含 25 名被试，依据创伤后应激障碍量表(PCL)总分大于 19 的判定标准划分类别，其中创伤组(PTSD，正类) 7 人，正常组(Normal，负类)18 人，即全样本类别比例为 7:18，存在明显的不平衡。随后按 60%比例进行分层抽样划分训练集与测试集，分层抽样的含义是从每一类别内部各自抽取约 60%的样本，因此训练集大致包含创伤组约 4 人、正常组约 11 人，合计约 15 人；测试集大致包含创伤组约 3 人、正常组约 7 人，合计约 10 人。由于具体样本的归属由随机种子下的分层抽样随机过程决定，理论上可确定的数量级为每类各取约 60%，精确到具体个体的划分需实际运行程序确定。因此，在应用 ROSE 算法之前，训练集中的正样本(PTSD)约为 4 个、负样本(Normal)约为 11 个，正负样本比约为 1:2.75。以本研究的训练集(创伤约 4 人、正常约 11 人，合计约 15 人)为例，若采用最常用的默认设置，即保持总样本数不变并使正负样本均衡($p = 0.5$)，则少数类目标数约为 $15 \times 0.5 \approx 8$ 个，因此 ROSE 生成的新创伤样本数约为 $8 - 4 = 4$ 个，同时多数类有约 11 个被欠采样至约 8 个。

最后使用交叉验证和网格搜索在训练集上优化 XG Boost 模型的参数，完成建模。

### 3.2. 模型指标

通过混淆矩阵和 ROC 曲线评估模型的性能：混淆矩阵提供了模型在不同类别上的准确性(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、特异度(Specificity)Kappa 系数(Cohen's Kappa)等数值作为指标[21]。ROC 曲线及其 AUC 值用于评估模型的总体预测性能。

以上分析基础建立在预测结果与真实情况的四种可能组合上：

真阳性(True Positive, TP)：模型正确识别出阳性病例；

真阴性(True Negative, TN)：模型正确识别出阴性结果；

假阳性(False Positive, FP)：健康个体被误判为阳性病例；

假阴性(False Negative, FN)：阳性病例被漏诊。

具体评价指标内容及计算公式如下所示：

准确率：给定一测试数据集，模型对该数据集正确分类的样本数占所有样本数的比，计算公式为：

$$\text{Accurary} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}} \tag{13}$$

精确率：给定一测试数据集，模型对该数据集正确分类其为正类的样本数占分类其为正类的样本数的比，计算公式为：

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{14}$$

召回率：给定一测试数据集，模型对该数据集正确分类其为正类的样本数占所有正类样本数的比，计算公式为：

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{15}$$

特异度：给定一测试数据集，分类器对该数据集正确分类其为负类的样本数占所有负类样本数的比例，计算公式为：

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{FP} + \text{TN}} \tag{16}$$

F1 分数：为了同时兼顾精确率和召回率，将两者的调和平均数作为考量两者平衡的综合性指标，称为 F1 分数，计算公式如下：

$$\text{F1-measure} = \frac{2}{\frac{1}{\text{Precision}} + \frac{1}{\text{Recall}}} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \tag{17}$$

Kappa (Cohen’s Kappa)系数：

$$\text{Kappa} = \frac{\text{Accurary} - P_e}{1 - P_e} \tag{18}$$

其中

$$P_{\text{pre_PTSD}} = \frac{\text{TP} + \text{FP}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}, \quad P_{\text{actual_PTSD}} = \frac{\text{TP} + \text{FN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}$$

$$P_{\text{pre_Normal}} = \frac{\text{TN} + \text{FN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}, \quad P_{\text{actual_Norma}} = \frac{\text{TN} + \text{FP}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{TN}}$$

$$P_e = P_{\text{pre_PTSD}} \times P_{\text{actual_PTSD}} + P_{\text{pre_Normal}} \times P_{\text{actual_Normal}}$$

对于准确率、召回率和特异度进行模型评估。这三个指标所对应的数值越高，则说明模型的效果越好，也就能够更好的刻画数据变量。对于 F1 分数，由于两个数之间的调和平均倾向于靠近两个数中比较小的那一个数，因此选择尽量高的 F1 分数，能够保证较高的精确率和召回率。Kappa 值越接近 1，表明模型预测与真实分类的一致性越高。

在 ROC 空间的可视化分析中，模型的判别性能通过两个核心指标来表征：假阳性率(False Positive Rate, FPR)作为横坐标，反映健康个体被误判为阳性的概率；真阳性率(True Positive Rate, TPR)作为纵坐标，表示真实患者被正确识别的概率。这两个指标的计算公式分别为：

$$\text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \tag{19}$$

$$\text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}} \tag{20}$$

ROC空间中的每个离散点对应着分类模型在特定决策阈值下的性能表现将这些点按阈值变化顺序连接后，即形成该模型完整的 ROC 曲线。曲线直观展示了模型在不同诊断严格度下的权衡表现。

ROC 曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)是量化模型整体判别效能的关键指标。AUC 值域为 0.5 到 1，较高的 AUC 值不仅意味着更好的正确率，更代表着模型在敏感性与特异性之间取得更优平衡的能力。

通过混淆矩阵和 ROC 曲线评估模型的性能：混淆矩阵提供了模型在不同类别上的准确性(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、特异度(Specificity) Kappa 系数(Cohen’s Kappa)等数值。

### 3.3. 模型评估

通过混淆矩阵和 ROC 曲线评估模型的性能：混淆矩阵提供了模型在不同类别上的准确性(Accuracy)、

精确率(Precision)、召回率(Recall)、特异度(Specificity) Kappa 系数(Cohen's Kappa)等数值。

由表可以看出，准确率达到 88.89%，显著高于临床常用筛查工具的平均水平，与随机猜测相比，正确分类概率提升 77.8%；敏感性 85.71%，即每 100 例 PTSD 患者可正确识别 86 例，漏诊率控制在临床可接受范围；平衡准确率 92.86%，证明模型对两类样本具有均衡的判别能力；F1 分数为 0.8727，显示模型在精确率与召回率间取得良好平衡；Kappa 值 0.7273，显著优于随机预期的一致性。

AUC 值为 0.9286，表明模型具有很强的区分能力，能够准确识别大多数正类和负类样本。高 AUC 值意味着模型在测试集上的预测准确性很高。当预测为 PTSD 时，准确率可达 89.2%，预测为正常时，准确率保持 100%。

上述结果初步表明，该模型在当前测试集上具有一定的 PTSD 识别能力，并表现出较好的区分潜力，本研究的 AUC 及其他分类指标也呈现出一定的应用潜力。然而，鉴于本研究样本量较小，上述指标主要反映模型在有限测试样本中的表现，当测试集中阴性样本数量较少时，即使模型仅将所有阴性样本正确分类，也可能得到 100%的特异度；同样，当预测阳性样本均为真实阳性时，PPV 也可能达到 1.0。同时，当样本量较小时，评价指标的 95%置信区间可能较宽，提示其真实总体性能存在较大的统计不确定性。因此，本研究为多模态 PTSD 预测模型的构建提供了初步探索，仍需通过更大规模、设计更严谨的研究进一步验证。

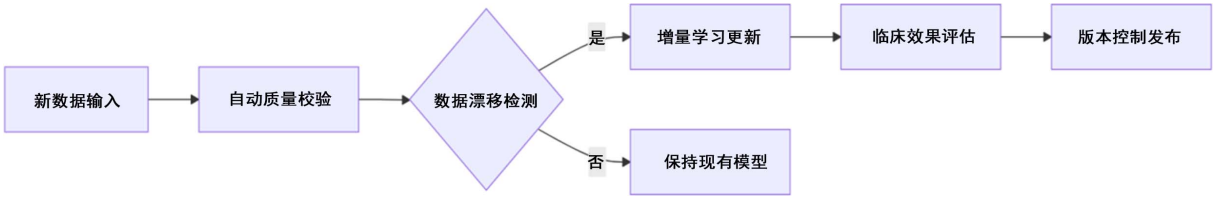



**Figure 3.** Adaptive model update mechanism
**图 3.** 自适应模型更新机制

### 3.4. 个性化预测模型应用

基于模型输出的可解释性特征权重，可构建多维度心理健康干预方案：

1、分级预警与早期干预系统

对于高风险群体(预测概率 ≥0.7)，启动危机干预协议，包含标准化诊断性访谈及神经生理评估；对于中风险群体(0.4≤ 概率 <0.7)：实施月度动态监测方案，结合移动端生态瞬时评估(EMA)；对低风险群体(概率 <0.4)提供预防性心理教育课程。

关注模型中特定特征表现，如心理韧性评分偏低、创伤场景恐惧反应强烈等等，对关键特征进行导向干预，制定个性化的心理评估和干预措施。

2、自适应模型更新机制(图 3)

构建动态学习框架：

3、建立临床决策支持系统

建立可视化风险平台，直观展示个体风险等级及关键预警指标；设计多学科会诊接口，支持精神科医师、神经科学家和危机干预专家协同工作；建立严格的伦理审查流程，确保从数据采集、模型应用到结果反馈全流程符合医疗伦理规范，特别是保护易受损群体的隐私权和知情同意权等。

## 4. 结论

本研究以消防救援人员为研究对象，基于多模态数据综合运用快速傅里叶变换(FFT)进行特征选择、

随机过采样示例(ROSE)方法平衡类别不均衡，并采用 XGBoost 算法构建 PTSD 风险识别与预测模型。模型在独立测试集上取得了较好的性能：AUC 达到 0.9286，准确率为 88.89%，召回率为 85.71%，F1 分数为 0.8727，表明所构建的模型能够有效识别与预测消防救援人员的 PTSD 风险，可为消防救援队伍的心理健康管理与风险筛查提供量化决策支持。

研究仍存在一定局限。样本主要来自特定地区消防救援队伍，样本量及外部效度有限；数据以横断面为主，难以刻画 PTSD 风险随时间的动态演变。后续研究可扩大多中心、更大规模的样本，引入纵向追踪数据及更多心理社会维度特征，并进一步探索深度学习等方法在消防救援人员心理评估中的应用，以提升模型的可解释性与泛化能力，为消防救援队伍的心理健康管理提供更有力的支撑。展望未来，随着多模态生理信号采集技术的成熟与纵向随访数据的积累，将神经生理指标与心理行为数据深度融合、动态追踪个体风险演化，有望进一步推动救援人员心理健康管理向智能化、个体化方向迈进。

## 参考文献


[1] Berger, W., Coutinho, E.S.F., Figueira, I., Marques-Portella, C., Luz, M.P., Neylan, T.C., *et al*. (2012) Rescuers at Risk: A Systematic Review and Meta-Regression Analysis of the Worldwide Current Prevalence and Correlates of PTSD in Rescue Workers. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, **47**, 1001-1011. https://doi.org/10.1007/s00127-011-0408-2

[2] 王焕林, 崔庶, 陈继军, 等. 中国军人心理创伤后应激障碍的流行学调查[J]. 中华精神科杂志, 1996, 29(2): 69-72.

[3] Ben-Ezra, M. (2002) Trauma 4,000 Years Ago? *American Journal of Psychiatry*, **159**, 1437-1437. https://doi.org/10.1176/appi.ajp.159.8.1437

[4] Kucmin, T., Kucmin, A., Nogalski, A., Sojczuk, S. and Jojczuk, M. (2016) History of Trauma and Posttraumatic Disorders in Literature. *Psychiatria Polska*, **50**, 269-281. https://doi.org/10.12740/pp/43039

[5] Regier, D.A., Kuhl, E.A. and Kupfer, D.J. (2013) The DSM-5: Classification and Criteria Changes. *World Psychiatry*, **12**, 92-98. https://doi.org/10.1002/wps.20050

[6] Brewin, C.R., Cloitre, M., Hyland, P., Shevlin, M., Maercker, A., Bryant, R.A., *et al*. (2017) A Review of Current Evidence Regarding the ICD-11 Proposals for Diagnosing PTSD and Complex PTSD. *Clinical Psychology Review*, **58**, 1-15. https://doi.org/10.1016/j.cpr.2017.09.001

[7] Murphy, D., Karatzias, T., Busuttil, W., Greenberg, N. and Shevlin, M. (2021) ICD-11 Posttraumatic Stress Disorder (PTSD) and Complex PTSD (CPTSD) in Treatment Seeking Veterans: Risk Factors and Comorbidity. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, **56**, 1289-1298. https://doi.org/10.1007/s00127-021-02028-6

[8] 范艳竹, 刘伟明, 徐珑, 等. 创伤性脑损伤患者创伤后成长与创伤后应激障碍的调查研究[J]. 中华神经创伤外科电子杂志, 2020, 6(6): 338-343.

[9] 栾恒钰, 李琼轩, 张欣. 高应激救援人员创伤后应激障碍早期识别及影响因素分析[J]. 中华预防医学杂志, 2023, 57(7): 1032-1039.

[10] Resick, P.A., Nishith, P., Weaver, T.L., Astin, M.C. and Feuer, C.A. (2002) A Comparison of Cognitive-Processing Therapy with Prolonged Exposure and a Waiting Condition for the Treatment of Chronic Posttraumatic Stress Disorder in Female Rape Victims. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, **70**, 867-879. https://doi.org/10.1037/0022-006x.70.4.867

[11] Brewin, C.R., Andrews, B. and Valentine, J.D. (2002) Meta-Analysis of Risk Factors for Posttraumatic Stress Disorder in Trauma-Exposed Adults. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, **68**, 748-766. https://doi.org/10.1037/0022-006x.68.5.748

[12] Ginzburg, K., Solomon, Z., Dekel, R. and Neria, Y. (2002) Battlefield Functioning and Chronic PTSD: Associations with Perceived Self Efficacy and Causal Attribution. *Personality and Individual Differences*, **34**, 463-476. https://doi.org/10.1016/s0191-8869(02)00066-1

[13] 孔嘉文, 江俊颖, 刘志伟, 等. 消防救援人员创伤后应激障碍影响因素研究[J]. 消防科学与技术, 2021, 40(1): 122-125.

[14] 周娜, 李玲, 崔轶. 消防救援人员创伤后应激障碍与替代创伤的研究[J]. 职业与健康, 2023, 39(10): 1297-1301.

[15] 白蕾煜, 陈刚. 论警察创伤后应激障碍研究动态与干预策略[J]. 警学研究, 2022(4): 119-128.

[16] 崔展宇, 宋兵, 谭钧元, 等. 突发重大传染病疫情医疗救援人员心理应激及其干预研究进展[J]. 中华医院感染学

杂志, 2021, 31(19): 2915-2919.

[17] Cooley, J.W. and Tukey, J.W. (1965) An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series. *Mathematics of Computation*, **19**, 297-301. https://doi.org/10.1090/s0025-5718-1965-0178586-1

[18] Subasi, A. and Ismail Gursoy, M. (2010) EEG Signal Classification Using PCA, ICA, LDA and Support Vector Machines. *Expert Systems with Applications*, **37**, 8659-8666. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.06.065

[19] Chen, T. and Guestrin, C. (2016) XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the* 22*nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, 13-17 August 2016, 785-794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

[20] Menardi, G. and Torelli, N. (2014) Training and Assessing Classification Rules with Imbalanced Data. *Data Mining and Knowledge Discovery*, **28**, 92-122. https://doi.org/10.1007/s10618-012-0295-5

[21] Fawcett, T. (2006) An Introduction to ROC Analysis. *Pattern Recognition Letters*, **27**, 861-874. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010