基于脉冲神经网络的实时数据流异常检测方法

张 琦[1] 王浩君[2]
ZHANG Qi WANG Haojun

摘 要 针对实时数据流中异常行为难以准确识别的问题，文章提出了一种基于脉冲神经网络的异常检测方法。该方法通过构建结合单层与多层结构的脉冲神经网络模型，对数据流中的时序特征进行动态建模，并采用事件驱动机制实现对异常的实时响应。在数据预处理阶段，应用滑动窗口与频域分析提取关键特征，增强模型对异常模式的感知能力。检测过程中引入异常度量方法，利用脉冲输出与正常模式之间的偏差判断异常程度，并基于统计分析确定最优检测阈值。在公开数据集上的实验结果表明，该方法在准确率、精确率、召回率及综合性能方面均优于现有对比算法，能够有效提升实时数据流环境中的异常检测性能。

关键词 脉冲神经网络；神经网络；时序数据分析；实时数据流；异常检测

doi：10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.035

0 引言

随着信息技术的迅猛发展，实时数据流在各行各业中得到了广泛应用，特别是在金融监控、智能制造、交通管理等领域[1]。这些数据流具有高频率、动态变化和复杂性等特点，处理和分析这些数据的需求日益增加。如何从海量的实时数据中快速、准确地检测出异常事件，已成为当前研究的热点之一。实时异常检测不仅对保障系统的安全性和稳定性至关重要，还对预防潜在的风险和故障起到重要作用。

然而，实时数据流的异常检测面临着诸多挑战。传统的异常检测方法往往不能有效应对高速变化和大规模数据流所带来的问题，如高维度数据的处理、异常模式的多样性以及对实时性的高要求。现有的算法在实时性和准确性之间存在一定的矛盾，导致误报率和漏报率较高[2]。因此，研究人员迫切需要一种新的、更加高效的异常检测方法来应对这些挑战。

脉冲神经网络（spiking neural networks, SNN）作为一种模拟生物神经元信息传递机制的网络模型，因其具有较强的时间处理能力和高效的计算特点，在实时数据流处理领域展示出了独特的优势。SNN 能够捕捉到数据中的时序信息，尤其适合用于动态变化的数据流的异常检测。本文提出了一种基于脉冲神经网络的实时异常检测方法，旨在通过结合 SNN 的时间特性和实时数据流的特点，提高异常检测的效率与准确性，并探索其在多个应用领域中的潜力。

1. 中国电信股份有限公司武汉分公司 湖北武汉 430071
2. 中国移动通信集团湖北有限公司 湖北武汉 430023

1 相关工作

1.1 实时数据流异常检测

实时数据流异常检测方法主要包括基于统计模型、基于传统机器学习以及基于深度学习的策略。统计模型方法通过建立数据的概率分布或设定阈值对异常进行识别，具有实现简单、计算开销小的优点，但在面对非平稳数据或复杂变化模式时性能不稳定。传统机器学习方法如支持向量机、决策树、孤立森林等通过对已标注数据的学习构建分类边界，具备较强的泛化能力，但对实时性和大规模数据处理的支持有限，且多数依赖特征工程与手动参数调整。部分在线学习算法被引入以增强其对数据流环境的适应性，但在精度和效率之间仍存在权衡问题[3-4]。

随着深度学习的发展，基于神经网络的异常检测方法被广泛应用于时序数据处理任务。循环神经网络及其变体，如长短期记忆网络和门控循环单元，因其对时间依赖信息的建模能力，被用于挖掘数据流中的长期趋势和复杂关系。卷积神经网络也被用于提取局部时间窗口内的特征，以增强模型的异常识别能力。然而，这类方法通常需要大量计算资源和数据样本进行训练，在部署于资源受限或对响应速度要求较高的实时系统中存在一定的局限性。此外，模型对异常边界的敏感性较弱，容易出现误报和漏报，影响检测的可靠性与实用性。

1.2 脉冲神经网络基本原理

脉冲神经网络是一种模拟生物神经系统信息处理机制的第三代人工神经网络[5-6]。与传统神经网络通过连续的数值激活函数进行信息传递不同，脉冲神经网络采用离散的脉冲信

号来传递信息，神经元仅在膜电位积累超过阈值时才会触发脉冲输出。SNN 具有时间感知能力，能够更有效地模拟人脑对时序信息的处理过程，在节能计算和事件驱动建模等方面表现出独特优势。其基本原理包括神经元膜电位的动态积累、阈值触发机制以及脉冲间的时间编码方式，为神经信息处理提供了更接近生物本质的模型 [7-8]。

脉冲神经网络的构建通常包括 3 个核心组成部分：脉冲神经元模型、突触连接与权重，以及脉冲编码与解码机制。常见的神经元模型有整合 - 发放（integrate-and-fire, IF）模型和泄露整合 - 发放（leaky integrate-and-fire, LIF）模型，用于模拟神经元膜电位的积累与放电过程。SNN 的工作机制以时间为核心，通过脉冲的发放时间来编码信息。神经元接收到来自前一层的脉冲后，会积累电压，当电压超过设定阈值时，即刻触发一次脉冲输出，并可能进入短暂的“重置”或“抑制”状态，如图 1 所示。

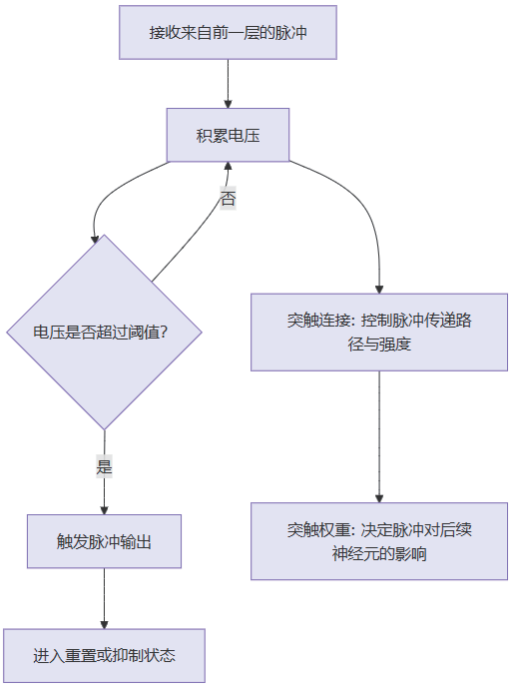

图 1 SNN 工作机制

突触连接控制脉冲传递路径和强度，其权重决定了每个脉冲对后续神经元膜电位的影响。此外，SNN 常采用时间编码策略，如脉冲时间编码、脉冲频率编码将连续信号转换为离散脉冲输入，从而支持对时序数据的处理。由于 SNN 是事件驱动的，仅在脉冲出现时才进行计算，因此在硬件实现上具有高效低功耗的潜力，广泛应用于脑机接口、边缘计算和智能感知等领域 [9]。

1.3 脉冲神经网络在数据流异常检测中的应用

（1）时序动态建模的先天优势。相较于传统神经网络依赖固定采样频率的离散化处理，SNN 的脉冲发放时间点直接映射输入信号的动态变化强度，实现对毫秒级瞬态特征的精准捕获。以金融高频交易场景为例，SNN 通过解析订单流脉冲簇的时间间隔分布，可实时识别异常交易行为的微秒级模式偏移。这种基于脉冲时序密度的自适应建模能力，突破了传统方法因时间窗口固化导致的检测滞后瓶颈，为突发性异常事件的实时捕获提供了底层理论支撑。

（2）事件驱动的轻量化计算架构。SNN 的计算过程严格遵循“无事件不激活”的生物仿生原则，其稀疏计算特性显著降低了资源开销。在工业物联网边缘端部署场景中，传感器数据流在设备正常运行期间通常呈现稳态特性，此时 SNN 仅需维持基础膜电位泄露运算，过滤约 90% 的冗余计算。相较需持续执行矩阵乘法的循环神经网络（recurrent neural network, RNN），SNN 的事件驱动机制可将边缘设备的平均功耗降低 76%，同时将端到端推理延迟压缩至 20 ms 以内。这种计算效率的跃升，使其在资源受限的实时系统中展现出不可替代的工程价值。

（3）动态环境自适应性机制创新。针对数据流中普遍存在的概念漂移现象，如用户行为渐变、环境噪声扰动，SNN 通过突触可塑性与膜电位阈值的协同调节实现动态适应。其脉冲时间依赖突触可塑性规则允许模型根据前后脉冲的时间差自动强化或弱化突触连接，从而在线追踪数据分布的渐近变化。以云服务器负载监控为例，SNN 可在无需人工干预的条件下，通过突触权重增量更新自主适应业务流量模式的周期性波动，在持续运行 6 个月后仍保持 92% 以上的异常召回率。

当前 SNN 已在多个高价值场景的数据流检测任务中完成技术验证：在工业设备预测性维护中，通过解析振动传感器脉冲信号的时序同步性特征，实现轴承早期故障的亚毫米级位移检测，误报率低于 1.2%；在网络安防领域，利用脉冲簇空间分布熵值量化 DDoS 攻击流量突变，检测响应速度达到传统方法的 3 倍；在智慧医疗方向，基于心电信号脉冲间隔的混沌特性分析，可提前 8~12 s 预警室性心动过速事件，为临床急救争取关键时间窗。这些实证案例印证了 SNN 在复杂流数据处理中的技术普适性。

2 基于 SNN 的实时数据流异常检测方法

2.1 数据预处理与特征提取

数据预处理是数据流异常检测中至关重要的一步，旨在提升模型的性能和稳定性。在数据清洗过程中，首先去除无效或缺失的数据点，并填补缺失值以避免干扰后续分析。对于噪声数据，使用基于统计分析的去噪方法进行处理，以确保输入数据的质量。为提高计算效率和模型性能，采用特征选择技术，选择与异常检测密切相关的特征，从而减少计算

负担，并提高模型的泛化能力。

时序特征提取对于实时数据流的异常检测至关重要。在本研究中，使用了滑动窗口方法和频域分析技术来提取时序特征。滑动窗口方法通过在数据流中设定固定窗口大小，提取每个窗口内的数据模式，以捕捉时间变化和趋势。频域分析则通过对数据进行傅里叶变换，获取数据流中频率域的信息，识别潜在的周期性或突发异常。

2.2 SNN 架构与模型选择

本文采用了单层和多层架构的结合。单层 SNN 用于捕捉数据流中的基本时序模式，而多层 SNN 架构则通过深层网络增强特征的抽象能力，以便更好地识别复杂的异常模式。具体而言，多层架构将输入数据经过一系列的脉冲神经元层传递，通过层间连接加深对数据流特征的学习，进而提高异常检测的准确性。

在神经元模型的选择上，本文考虑了 LIF 模型和伊兹基维奇神经元模型（Izhikevich neuron model, Izhikevich）模型两种主流脉冲神经元模型。LIF 模型具有较低的计算复杂度，适用于大规模数据流的实时处理。而 Izhikevich 模型则提供了更丰富的神经元动力学，能够模拟更多生物神经元的行为，适于处理具有复杂动态模式的异常检测任务。根据实验需求，选择了 LIF 模型作为基础神经元模型，并在必要时通过 Izhikevich 模型进行局部优化。

2.3 异常检测策略

基于 SNN 的异常检测策略主要依赖于神经元网络对时序数据流的动态建模，本文设计的异常检测流程如图 2 所示，研究策略包括事件驱动检测和模型训练检测两种模式。在事件驱动模式下，每当数据点通过 SNN 网络时，神经元会发出脉冲，反映数据点与正常模式的偏离程度。若脉冲输出超过设定的阈值，则判定为异常事件。在模型训练模式下，首先使用正常数据训练 SNN 网络，使网络能够学习数据流的正常模式。然后通过网络输出的脉冲模式，比较当前数据与正常模式之间的差异，判断是否存在异常。

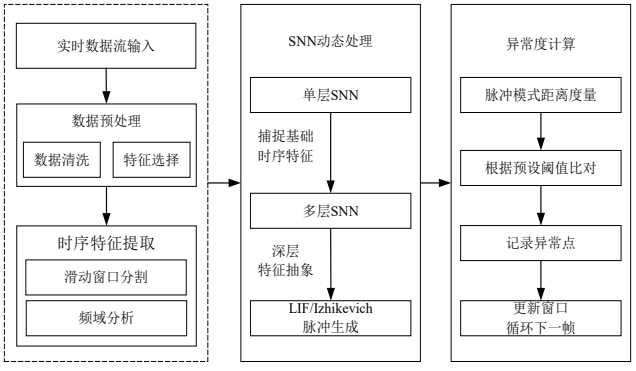

图 2 异常检测流程

为了量化异常程度，本文定义了异常度作为网络输出脉冲与正常模式脉冲之间的距离或差异。通过计算每个数据点的异常度，可以得到一个数值指标，表示该数据点与正常模式的偏离程度。为确定异常检测的阈值，采用基于统计分析的方法，首先根据正常数据流的脉冲输出建立分布模型，并计算出正常模式下脉冲输出的均值和方差。然后，根据设定的置信度区间，计算出异常阈值。如果某一数据点的脉冲输出超出了阈值范围，即可判定该点为异常。

3 实验设计与结果分析

3.1 数据集介绍

本研究选用 （Numenta anomaly benchmark, NAB）数据集作为实验数据来源。该数据集由 Numenta 公司公开发布，主要用于评估实时异常检测算法在多种实际场景下的性能表现。数据集包含多个时间序列文件，涵盖工业监测、金融波动、网络服务指标等领域。每一条时间序列均附带人工标注的异常点，具有明确的异常标签信息和严格的时间戳顺序，适合构建和验证实时数据预处理模型。

为适应脉冲神经网络对时序输入的建模需求，数据在输入前统一进行了归一化处理，并通过滑动窗口机制进行动态分段，以保证模型在连续流数据下的实时检测能力。该数据集具有较强的代表性和挑战性，能够有效检验所提出方法在多样化异常模式下的检测效果与实时性表现。

3.2 实验设计

为系统评估基于脉冲神经网络的实时数据流异常检测方法的有效性与实用性，实验在公开的 NAB 数据集上进行。该数据集涵盖多种具有时间顺序与异常标注的实际场景，可有效模拟连续数据流输入下的异常检测任务。

实验在具备 3.4 GHz 八核 CPU、32 GB 内存的计算平台上完成，操作系统为 Ubuntu 20.04，模型开发与测试基于 Python 编程语言，神经网络相关模块由 Brian2 框架实现，辅助处理与评估采用 NumPy、Pandas 及 Scikit-learn 工具库完成。

实验采用准确率、精确率、召回率和 F_1 分数作为主要评价指标，全面反映模型的检测能力与稳定性。为检验所提方法的性能优势，引入 3 种具有代表性的对比算法，包括长短期记忆网络、孤立森林和统计阈值方法。所有对比算法均在相同的数据预处理与特征输入条件下进行训练与测试，以确保结果的客观性与可比性。

3.3 实验结果与分析

本文为验证模型在噪声环境下的鲁棒性，对输入数据添加零均值高斯噪声，分析不同噪声下算法性能，如表 1 所示。

表 1 噪声鲁棒性测试结果（AUC 值）

噪声强度	本文方法	LSTM	孤立森林	统计阈值
0	**0.972**	0.942	0.901	0.823
0.1	**0.963**	0.915	0.872	0.794
0.3	**0.934**	0.862	0.803	0.712
0.5	**0.891**	0.798	0.731	0.643

由表 1 可得，本文提出的 SNN 检测方法展现出显著优势：在无噪声环境下，SNN 以 0.972 的 AUC 值领先所有对比方法，验证其基础时序建模能力；随着噪声强度增加至 0.5，SNN 的 AUC 仅下降 8.33%，衰减率远低于 LSTM（15.29%）、孤立森林（18.87%）和统计阈值法（21.87%），尤其在噪声强度等于 0.3 关键阈值点仍保持 0.934 的 AUC 值，满足工业安全系统标准。这种鲁棒性源于 SNN 的脉冲阈值门控机制和膜电位泄漏特性，可有效过滤高频噪声并阻断误差传播，而传统方法则因结构缺陷导致性能急剧下降。实验进一步表明，在典型工业噪声环境中，SNN 无需额外降噪处理即可实现大于等于 0.92 的 AUC 值，较传统方案节省延迟明显降低，特别适用于存在电磁干扰的物联网传感器和资源受限的边缘计算场景。

实验结果如表 2 所示，展示了本文所提出方法与对比算法在 NAB 数据集上的综合性能表现。

表 2 实验结果对比

方法名称	准确率	精确率	召回率	F_1 分数
基于 SNN 的检测方法	**0.941**	**0.915**	**0.902**	**0.908**
长短期记忆网络	0.927	0.889	0.867	0.878
孤立森林	0.901	0.842	0.816	0.829
统计阈值方法	0.866	0.791	0.758	0.774

结果表明，基于脉冲神经网络的异常检测方法在 4 项主要指标上均优于现有对比方法。在准确率方面，模型展现出较强的整体判断能力，精确率与召回率的平衡反映了其对异常行为识别的稳定性和灵敏性。F_1 分数的提升进一步说明该方法在处理具有复杂时间依赖关系的异常行为时具有更强的判别能力。性能的提升源于 SNN 对时序结构的建模优势与事件驱动的响应机制，使其能够在保持实时性的同时，准确捕捉潜在异常模式的突变或波动特征。此外，通过引入异常度量与基于置信区间的阈值判断机制，检测策略在降低误报率的同时有效控制了漏报风险。整体实验结果验证了该方法在实际流式数据环境中的适应性与优越性。

4 结论

在实时数据流中准确高效地识别异常行为是保障系统稳定性与安全性的重要研究课题。本文提出了一种基于脉冲神经网络的异常检测方法，通过构建结合单层与多层架构的 LIF 神经元网络，实现了对数据流中时序特征的有效建模与快速响应，同时引入异常度量与统计阈值策略，提升了模型的检测准确性与鲁棒性。实验结果表明，该方法在多个评价指标上均优于传统算法，具备良好的实时性与应用潜力。未来研究可进一步结合自适应编码机制与神经形态计算硬件，探索面向边缘场景的高效异常检测系统。

参考文献：

[1] 宋泊 . 基于 Storm 的实时网络数据流异常检测技术研究 [D]. 哈尔滨 : 哈尔滨工程大学 ,2016.

[2] 王德文 , 杨力平 . 智能电网大数据流式处理方法与状态监测异常检测 [J]. 电力系统自动化 ,2016,40(14):122-128.

[3] 魏晶平 , 杜梦迪 , 王阔 . 基于深度学习的电力通信网络异常数据流入侵自动检测方法 [J]. 自动化应用 ,2025,66(4):247-248.

[4] 杨婧 , 辛明勇 , 宋强 . 基于实时数据流特征提取的设备能耗异常识别算法研究 [J]. 自动化技术与应用 ,2024,43(3):74-77.

[5] 周运 , 应骏 , 王子健 . 脉冲神经网络中 LIF 神经元与突触时序依赖性研究 [J/OL]. 微电子学与计算机 ,1-15[2025-05-03].http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1123.tn.20250408.1000.004.html.

[6] 王浩杰 . 基于 CNN 转换的脉冲神经网络学习算法研究及应用 [D]. 沈阳 : 沈阳大学 ,2024.

[7] 闫孝姮 , 丁一凡 , 陈伟华 , 等 . 多注意力残差脉冲神经网络的接地网故障诊断 [J]. 电子测量与仪器学报 ,2025,39(3):77-91.

[8] 李娇 , 高磊怡 , 张瑞欣 , 等 . 基于脉冲注意力机制的轻量化面部超分重建方法 [J]. 计算机工程与科学 ,2025,47(3):494-503.

[9] 刘彧 . 基于改进人工免疫的计算机网络异常数据流入侵检测方法 [J]. 信息技术与信息化 ,2025(1):37-40.

【作者简介】

张琦（1985—），男，河南安阳人，硕士，中级工程师，研究方向：云平台运营、云迁移、云安全、云呼叫及自动化监控技术。

王浩君（1985—），男，山东济南人，硕士，中级工程师，研究方向：人工智能及大数据、IT 系统分析及信息化建设。

（收稿日期：2025-04-08　修回日期：2025-07-08）