

基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法

王海明, 贾玲, 黄琪训, 陈正雍, 黄裕钊

(广东电网有限责任公司汕尾供电局, 广东 汕尾 516600)

摘要: 变电站多传感器数据融合达不到预期的效果, 为此, 提出一种基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法。采用高斯滤波器去噪方法对变电站多传感器数据进行去噪处理, 通过深度混合卷积自动提取变电站多传感器数据特征, 建立深度混合卷积网络模型, 增加反卷积模块, 融合不同层级的数据特征, 实现变电站多传感器数据融合。实验结果表明, 采用所提方法可以获得高效率和高精度的变电站多传感器数据融合结果。

关键词: 深度混合卷积; 变电站; 多传感器; 反卷积模块

中图分类号: TP212.9 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)04-0130-05

Multi-sensor Data Fusion Method for Substation Based on Deep Mixed Convolution

WANG Hai-ming, JIA Ling, HUANG Qi-xun, CHEN Zheng-yong, HUANG Yu-zhao

(Shanwei Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Shanwei 516600 China)

Abstract: The substation multi-sensor data fusion can not reach the expected effect, so a new substation multi-sensor data fusion method based on deep mixed convolution is proposed. Gaussian filter denoising method is used to de-noise the substation multi-sensor data. Deep mixed convolution is used to automatically extract the features of substation multi-sensor data. A deep mixed convolutional network model is established, deconvolution modules are added, and data features of different levels are fused to realize the substation multi-sensor data fusion. Experimental results show that the proposed method can obtain high efficiency and high precision substation multi-sensor data fusion results.

Keywords: deep mixed convolution; substation; multi-sensor; deconvolution module

0 引言

现阶段, 国内大部分的变电站安装视频监控系统, 但是大部分监控仍需要人工监视。如果变电站展开规模比较大的检修工作, 已经安装在变电站的摄像头无法充分发挥监控功能, 需要手动查看监控视频。所以, 研究变电站多传感器数据融合处理方面的内容具有十分重要的意义^[1]。如今, 多传感器数据融合技术已经成为国内外一项十分关键的前沿技术, 被广泛应用于军事以及工业等多个不同研究领域内, 国内外相关专家也对融合方法展开深入的研究, 使其得到突破性的发展。尤其是国内专家最近几年取得显著的研究成果, 例如梅武军等人^[2]通过曲线拟合获取判定法则, 根据聚类滤波核在时空域上形成融合滑动管道, 最终实现数据融合处理。卢艳军等人^[3]为了更好地实现位置信息的融合处理, 在光流传感器的基础上, 建立了扩展的光流传感器卡尔曼滤波信息融合模型。张辉等人^[4]建立数据冗余树删除冗余数据, 采用四元

定位法计算两个随机检测目标的交点, 采用迭代法得到近似目标, 计算不同通道的测量值, 最终通过异步数据定位结果完成数据融合。虽然以上几种方法可以应用于不同的数据融合场景, 但是在实际应用过程中仍然存在很多问题, 为此提出一种基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法, 经过实验测试证明, 所提方法不仅可以有效去除变电站多传感器数据中的噪声, 同时还可以获取满意的变电站多传感器数据融合效果。

1 变电站多传感器数据融合

1.1 变电站多传感器数据去噪

变电站多传感器数据融合需要整合各种传感器采集多个数据来获取更多信息, 而这些信息中存在冗余数据, 需要对这些数据进行去噪处理。本研究主要采用高斯滤波器对变电站多传感器数据进行去噪处理。高斯滤波器的基本原理是将高斯函数和原始变电站多传感器数据展开卷积操作, 进而获取滤波输出后的数据。采用式(1)表示一维高斯函数:

*基金项目: 南方电网公司科技项目资助(031500KK52220010)

收稿日期: 2023-10-25

$$f(t, \tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\tau^2}\right) \quad (1)$$

式中, t 代表时间, τ 代表高斯函数的标准方差, 通过调整 τ 可以更好实现数据平滑处理。

一阶导数如公式(2)所示:

$$f^{(1)}(t, \tau) = \frac{-t}{\sqrt{2\pi\tau^3}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\tau^2}\right) \quad (2)$$

通过公式(3)给出卷积函数 $z(t)$ 经过 $f^{(1)}(t, \tau)$ 滤波的结果 $R(t, \tau)$:

$$R(t, \tau) = z(t) * f^{(1)}(t, \tau) \quad (3)$$

结合上述高斯滤波方法提出一种全新的自适应滤波方法。优先设定变电站多传感器数据为 $x(t)$, 则第 $n+1$ 次迭代平滑后滤波器的输出值 $x_{n+1}(t)$ 如式(4)所示:

$$x_{n+1}(t) = \frac{\sum_{n=1}^m x_n(t+1) \beta_n(t)}{\sum_{n=1}^m \beta_n(t+1) R(t, \tau)} \quad (4)$$

式中, $\beta_n(t)$ 代表权值, m 代表常数, n 代表迭代次数。

在实际应用过程中, 由于没有考虑到变电站多传感器数据发生突变的现象, 且人为调整权值并不现实。为了有效解决上述问题, 通过模板中心点的导数运算可以自适应调整滤波器的权值, 对应的计算式如下:

$$\beta_n(t) = \exp\left[-\left(\frac{|x_{n+1}(t)|^2}{2\tau^2}\right)\right] \quad (5)$$

对变电站多传感器数据去噪^[5-6]的核心是通过一个局部加权模板和信号展开一定次数的迭代卷积操作, 进而获取数据对应的导数函数。在每次迭代过程中, 变电站多传感器数据对应的权值是不断变化的。

综合上述分析, 以下给出变电站多传感器数据去噪的详细操作步骤:

(1) 通过式(6)计算变电站多传感器数据 $x(t)$ 的长度值 $l_{(x(t))}$:

$$l_{(x(t))} = \frac{\sum_{m=1} \left[-\left(\frac{|x(t)|^2}{2\tau^2}\right) \right] \times f^{(1)}(t, \tau)}{m^2 \cdot \beta_n(t)} \quad (6)$$

(2) 设定 $n=0$, 将迭代次数设定为 N ;

(3) 计算全部变电站多传感器数据的导数函数, 同时将其累加处理, 获取全部导数函数的平均值, 如式(7)所示:

$$\theta(t)_{avek} = \frac{1}{2} l_{(x(t))} [\theta_{n+1}(t) - \theta_n(t-1)] \quad (7)$$

式中, $\theta(t)_{avek}$ 代表导数函数的平均值; $\theta_n(t)$ 代表导数函数。

(4) 通过式(5)计算不同变电站多传感器数据点的权值;

(5) 计算全部变电站多传感器数据点展开去噪处理, 同时对 $\beta_n(t)$ 展开加权平均处理, 直至结束:

$$\beta_{n+1}(t) = \frac{\sum_{n=5}^5 \beta_{n+1}(t-1) \theta(t)_{avek}}{\sum_{n=5}^5 \beta_{n+1}(t+1)} \quad (8)$$

(6) 假设 n 等于 N , 则停止迭代, 输出变电站多传感器数据去噪结果; 反之, 则返回步骤(3)。

1.2 深度混合卷积神经网络模型

经过变电站多传感器数据去噪后, 构建深度混合卷积神经网络模型。CNN(卷积神经网络)是一种可以同时训练多层不同网络结构的学习算法, 将网络输入、输出之间的重构误差设置为能量函数, 通过正向和反向传播过程优化网络的连接权值, 确保能量函数的最小值。

卷积核的下采样过程如图1所示。

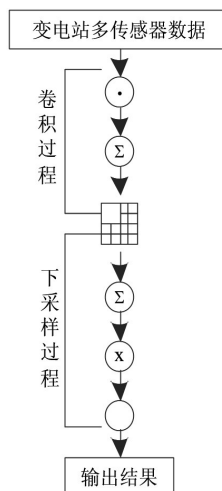


图1 CNN卷积和下采样示意图

组合多个图1所示的卷积下采样过程, 形成深度混合卷积网络, 对应的结构如图2所示。

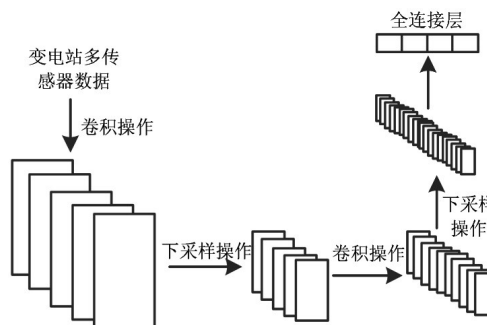


图2 深度混合卷积神经网络结构示意图

经过上述分析, 通过模型实现变电站多传感器数据融合, 详细的操作步骤如下所示:

(1) 变电站多传感器数据提取

深度混合卷积神经网络在特征提取过程中占据十分

重要的地位^[7],利用深层网络可以获取更加详细且精准的变电站多传感器数据特征,但是网络层级如果过高,则出现梯度消失等问题,导致后续的网络训练无法实现。为了有效解决上述问题,将多个不同的残差组合形成深度残差网络,设定网络输出 $f(x)$,通过式(9)给出深度混合卷积神经网络加入跳跃连接后的真实输出:

$$h(x) = f(x)\beta_{n+1}(t) + x(t) \quad (9)$$

为了获取更好的特征,在跳跃连接中加入3D卷积操作和3D批归一化操作,进而实现变电站多传感器数据特征提取^[8-9],如式(10)所示。

$$w_{ij}^{(n)} = \frac{\|h_{(w,b)} \times f(x) - h(x)\|}{\beta_{n+1}(t) \times f^{(1)}(t, \tau)} \quad (10)$$

式中, $w_{ij}^{(n)}$ 代表变电站多传感器数据特征提取结果; $h_{(w,b)}$ 代表偏导数。

(2) 深度混合卷积操作

3D CNN提取的变电站多传感器数据特征在不同层级的表现能力是完全不同的。其中,变电站多传感器数据可以准确描述高层语义特征。通过上述分析,利用深度混合卷积神经网络模型中的三维CNN,提取网络浅层变电站中多传感器数据的特征^[10-11];然后采用2D CNN在网络深层展开语义识别,进而获取对应的变电站多传感器数据特征集合,如式(11)所示。

$$W = \begin{bmatrix} w_{11}, w_{12}, w_{13}, \dots, w_{1j} \\ w_{21}, w_{22}, w_{23}, \dots, w_{2j} \\ \vdots \\ w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{ij} \end{bmatrix} \quad (11)$$

设定全部变电站多传感器数据特征的张量,采用矩阵变换将3D变电站多传感器数据特征的5维张量变换为4维张量,使特征满足2D CNN要求;其次,设定特征维度,对变电站多传感器数据特征展开分解和2D卷积操作,将得到的全部特征展开拼接操作。另外,经过矩阵变换获取的维度和输入张量的维度完全相同,方便后续展开变电站多传感器数据融合操作。

(3) 变电站多传感器数据融合

为了使深度混合卷积神经网络更加适用于变电站多传感器数据融合,通过Fisher准则建立类内和类间距离的能量函数 ψ ,对应的表达式如下:

$$\psi = \frac{1}{2} W \sum_{m=1}^n \|\partial_{(x,y)} - \omega_{m,k}^*\| \quad (12)$$

式中, $\partial_{(x,y)}$ 代表类间相似度度量函数; $\omega_{m,k}^*$ 代表代价函数。

为了让深度学习网络层学到的特征更加有利于融合,需要将 ψ 引入到深度混合卷积神经网络的特征融合模块内。通过特征融合块将获取的深层变电站多传感器数据特征,使用大小为 $3 \times 3 \times 3$,步长为3的卷积核进行反

褶积操作,使其在进行数据融合操作之前与相邻的特征规则相同,最终实现变电站多传感器数据融合:

$$L_{(c,x)} = \psi \tilde{p} + \sum_{m=1} smooth(t) \times (h_k - d_k) \quad (13)$$

式中, \tilde{p} 代表输出单元残差值^[12]; $smooth(t)$ 代表类内约束条件; h_k 代表子函数; d_k 代表距离函数。

综上所述,实现变电站多传感器数据融合。

2 实验结果与分析

为了验证所提基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法的有效性,在Windows操作系统下,实验在PC P4T2310 1.86G,操作环境为Visual Studio2010,对本文提出的融合方法进行仿真测试。传感器输出接口RS485,选取两个变电站多传感器数据集展开实验分析,主要评价指标如下所示:

(1) 变电站多传感器数据去噪性能分析:

优先分析变电站多传感器数据去噪性能,选取基于光流传感器的位置信息融合方法、基于UKF的无线传感器异步数据融合优化算法作为对比方法,通过对比信噪比和平均去噪时间验证三种去噪方法性能的好坏,详细的实验结果如图3和图4所示。

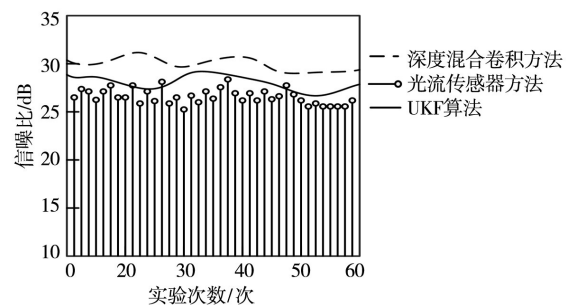


图3 不同方法的信噪比实验结果对比

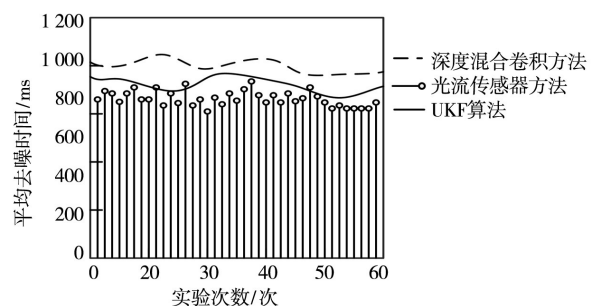


图4 不同方法的平均去噪时间实验结果对比

分析图3和图4可知,与两种文献方法相比,采用深度混合卷积方法对变电站多传感器数据去噪获取的信噪比取值更高,且在相同样本数量,深度混合卷积方法去噪所花费的时间明显更低一些。由此可见,采用深度混合卷积方法不仅可以有效去除变电站多传感器数据中的噪声,同时可以有效减少平均去噪时间。

(2) 变电站多传感器数据融合性能分析:

为了验证基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法的变电站多传感器数据融合性能,主要选取的测试指标有:

均方根误差 ϕ_{RMSE} :

$$\phi_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^m (x_i - s_i)^2} \quad (14)$$

式中, x_i 代表融合值; s_i 代表真实值。

一致指数 I :

$$I = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m |x_i - s_i|^2}{\sum_{i=1}^m (|x_i - \tilde{s}_i|^2 + |\tilde{s}_i - s_i|^2)} \quad (15)$$

式中, \tilde{s}_i 代表真实值的平均值。

分析不同数据融合方法的均方根误差如图5所示,均方根误差值越小,说明变电站多传感器数据融合效果越好。

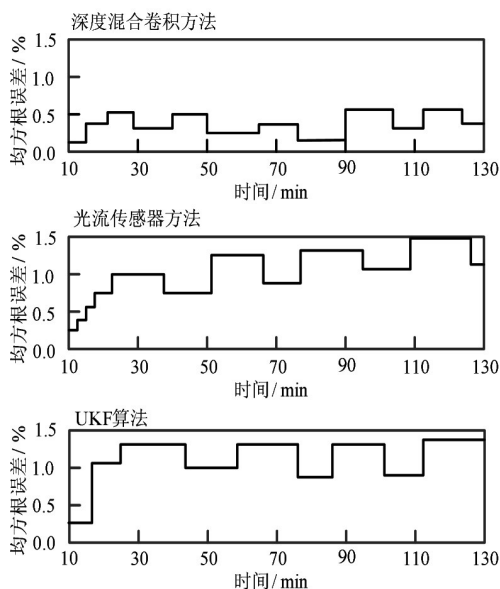


图5 不同数据融合方法的均方根误差实验结果对比

通过分析图5中的实验数据可知,各个数据融合方法的均方根误差会随着时间的变化而变化。在三种数据融合方法中,深度混合卷积方法的均方根误差取值最低,主要是因为深度混合卷积方法在变电站多传感器数据融合前期对全部数据展开去噪处理,有效去除变电站多传感器数据中存在的噪声,这样可以有效提升变电站多传感器数据融合结果的准确性。

分析不同数据融合方法的一致指数测试结果如表1所示,一致指数取值越大,则说明融合值和真实值相似度越高,即融合结果越理想。

通过分析表1中的实验数据可知,采用深度混合卷积方法对变电站多传感器数据融合处理后获取的一致指数

取值均在0.92以上;光流传感器方法的一致指数取值在0.85以上;UKF算法的一致指数取值在0.80以上。经过对比分析可知,采用深度混合卷积方法获取的一致指数取值更高,充分证明深度混合卷积方法能够获取更加满意的变电站多传感器数据融合效果。

表1 不同数据融合方法稳定一致指数实验结果对比

时间/min	一致指数		
	深度混合卷积方法	光流传感器方法	UKF算法
10	0.952	0.902	0.985
30	0.925	0.896	0.845
50	0.980	0.920	0.874
70	0.963	0.901	0.869
90	0.946	0.854	0.812
110	0.978	0.852	0.801
130	0.965	0.889	0.840

3 结束语

目前,对变电站多传感器数据融合处理成为电力系统研究的核心内容。提出一种新的变电站多传感器数据融合方法。经实验测试证明,采用基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法可以有效保证电站多传感器数据融合处理效果,同时还具有良好的降噪性能。随着各项研究的不断深入,基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法仍然存在不足需要完善,基于深度混合卷积的变电站多传感器数据融合方法操作过程相对复杂且运行时间较长,不适用于比较复杂的场景,后续将对其进一步改进,优化和改进深度混合卷积神经网络,使其综合性能得到提升。

参考文献:

- [1] 何章玮. 电力设备状态监测数据融合算法分析[J]. 能源与环境, 2022, 44(5): 162-167.
- [2] 梅武军, 郑军, 金杰, 等. 基于滑动聚类的多传感器异步信息融合方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 109-117.
- [3] 卢艳军, 张前, 张晓东, 等. 基于光流传感器的位置信息融合方法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(3): 51-56.
- [4] 张辉, 黄向生. 基于UKF的无线传感器异步数据融合优化算法[J]. 重庆大学学报, 2021, 44(5): 115-123.
- [5] 李先帅, 武斌. 基于椭圆拟合的隧道点云数据去噪方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(3): 703-709.
- [6] 郭爱军, 鞠晨. 基于深度信念网络的模拟电路故障诊断[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(2): 76-80.
- [7] 李有新. 基于自适应匹配追踪算法的齿轮箱轴承故障特征提取[J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(4): 43-45.
- [8] 江友华, 朱毅轩, 杨兴武, 等. 基于Han kel-SVD-CEEM-DAN改进阈值的局部放电特征提取方法[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4557-4567.

(下转第158页)