

罗勇, 周铭鑫, 陈诚, 等. 基于 QRCNN-LSTM-KDE 的中压馈线合环操作风险评估研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(10): 123-130. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.251018

# 基于 QRCNN-LSTM-KDE 的中压馈线合环操作风险评估研究

罗勇<sup>1</sup>, 周铭鑫<sup>1</sup>, 陈诚<sup>1</sup>, 张家瑞<sup>1</sup>, 吉玄<sup>1</sup>, 孙涛<sup>1</sup>, 陈世威<sup>2</sup>

(1 贵州电网有限责任公司毕节供电局, 贵州 毕节 551700; 2 贵州大学 电气工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 为提高传统配电网中压馈线合环操作的成功率, 本文提出了一种基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 结合核密度估计的配电网中压馈线合环操作安全性评估方法。首先, 利用配网计量自动化系统获取历史负荷数据、电网结构参数以及运行方式等数据并进行预处理, 将预处理后的海量数据按时间滑动窗口构造为连续的特征矩阵作为输入; 其次, 利用 (Quantile Regression CNN-LSTM, QRCNN-LSTM) 混合模型建立输入特征与不同分位数下合环电流的映射关系, 生成基于 QRCNN-LSTM 的中压馈线不同分位数下合环电流预测模型, 进而实现其分位数回归预测; 最后, 采用高斯核密度估计函数计算任意时刻的合环电流概率分布特性, 并通过计算合环电流越线概率和越线程度对合环操作进行安全性定量评估。借助 DIgSILENT/PowerFactory 和 Matlab2020a 软件, 案例分析在贵州某城市配电网中展开, 预想场景仿真结果初步表明所提方法的有效性和适应性, 相关结论与讨论对配电网智能化技术研发有一定参考价值。

**关键词:** QRCNN-LSTM; 中压馈线; 分位数回归; 合环电流预测; 合环操作; 安全性评估; DIgSILENT

中图分类号: TM743

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)10-0123-08

## Research on security assessment of loop closing operation in medium-voltage feeder line based on QRCNN-LSTM-KDE

LUO Yong<sup>1</sup>, ZHOU Mingxin<sup>1</sup>, CHEN Cheng<sup>1</sup>, ZHANG Jiarui<sup>1</sup>, JI Xuan<sup>1</sup>, SUN Tao<sup>1</sup>, CHEN Shiwei<sup>2</sup>

(1 Bijie Power Supply Bureau, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Bijie 551700, Guizhou, China;

2 School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** To enhance the success rate of the traditional medium-voltage feeder ring closure operation in the distribution network, this paper proposes a method for assessing the safety of medium-voltage feeder ring closure operations based on a combination of Convolutional Neural Network (CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM), incorporating kernel density estimation. Firstly, the historical load data, grid structure parameters, and operational modes are obtained through the distribution network measurement automation system and subjected to preprocessing. Then, the preprocessed extensive data are organized into a continuous feature matrix using a sliding time window. Secondly, a hybrid model called Quantile Regression CNN-LSTM (QRCNN-LSTM) is employed to establish the mapping relationship between input features and ring closure currents at different percentiles. The QRCNN-LSTM model is generated to predict ring closure currents at various percentiles, enabling percentile regression prediction. Finally, a Gaussian kernel density estimation function is employed to calculate the probability distribution characteristics of ring closure currents at any given moment. The safety of the ring closure operation is quantitatively assessed by computing the probability of exceeding the ring closure current threshold and the extent of the exceedance. The proposed method is applied in a case study within the distribution network of a city in Guizhou Province, utilizing DIgSILENT/PowerFactory and Matlab2020a software. Preliminary simulation results under anticipated scenarios demonstrate the effectiveness and adaptability of the proposed method. The relevant conclusions and discussions provide valuable insights for the development of intelligent technologies in distribution networks.

**Key words:** QRCNN-LSTM; medium-voltage feeder line; Quantile Regression; closed-loop current prediction; closed-loop operation; safety assessment; DIgSILENT

**作者简介:** 周铭鑫 (1997—), 男, 学士, 助理工程师, 主要研究方向: 配电自动化及配网运行分析; 陈诚 (1996—), 女, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向: 配电可靠性分析; 张家瑞 (1998—), 男, 学士, 助理工程师, 主要研究方向: 配电自动化及配网运行分析; 吉玄 (1993—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 配电自动化及配网运行分析; 孙涛 (2000—), 男, 学士, 助理工程师, 主要研究方向: 配电自动化及配网运行分析; 陈世威 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 配电网运行与控制。

**通信作者:** 罗勇 (1998—), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向: 配电网运行与控制。Email: 473283239@qq.com。

收稿日期: 2024-01-20

哈尔滨工业大学主办 ◆ 系统开发与应用

## 0 引言

随着智能电网建设速度的加快,配电网合环自愈<sup>[1]</sup>是智能电网建设必不可少的一个重要环节,通过合环转供电可以有效减少配电网线路的停电时间,降低运行的功率损耗等。但是合环转供电一直都是地区电网运行的一个关注难点。因此,面向智能电网建设的需求,10 kV 配电网馈线合环之前进行合环电流预测与合环操作风险性评估<sup>[2-3]</sup>对进一步地提升供电可靠性十分重要。

长期以来,城市电网合环电流理论计算困难<sup>[4-6]</sup>,一直依靠“合环跳闸则不允许合环,合环不跳闸之后则允许合环”的经验方法和合环试验决定何时和是否可以合环操作,进而制定合环转供电操作计划。存在合环后过流跳闸导致合环操作不成功的情况,降低了配电系统的供电安全性和可靠性。文献[2]提出了一种基于概率潮流的合环电流计算方法,通过计算配电网馈线合环电流的概率分布情况,考虑合环电流的越限概率,从而进行合环操作的安全性评估。文献[7]分析合环操作的运行方式,通过建立合环电流计算模型,通过理想条件和极端条件下各评估指标计算出各合环点的合环风险级别,对广州电网的10 kV 合环操作进行安全性分析。文献[8]考虑到传统的合环风险分析均基于离线软件进行的,无法有效地反映电网运行的实时性,提出了一种基于能量管理系统(EMS)的配电网馈线合环风险评估系统。文献[9]提出了一种基于模糊综合评判的风险评估方法,建立了合环操作风险评估指标体系,将该方法应用于123节点测试系统,将合环操作风险分为5个等级,对评估结果进行分析,验证所提方法的有效性和可行性。文献[10]针对对现有配电网合环操作分析系统中合环潮流计算模型缺乏时效、合环阻抗计算粗略和缺少实用的缺点,利用EMS吸引获取实时模型和数据,全面地对合环操作的安全性进行风险评估,从而保证电网和环操作的安全性。上述文献是在考虑某一断面负荷、以及在配电网合环网络参数已知的情况下进行研究的。然而,实际上,合环网络参数,如线路长度、线路型号等通常存在不准确甚至数据缺失等情况,并且实际负荷情况也随时在变化。因此,对于当前新形势下的合环操作风险评估进行更深入的研究是必要的。

针对以上问题,本文考虑一种能够“博采众长”的人工智能方法<sup>[11-12]</sup>,同时,所生成的模型支持快速计算,能够避免传统迭代寻根算法带来的计算量大与

收敛性问题。考虑到负荷的波动性、不确定性以及新能源接入的不确定性对合环电流的影响,本文提出了一种基于分位数卷积神经网络(Quantile Regression Convolutional Neural Network, QRCNN)和长短期记忆网络(LSTM)<sup>[13-15]</sup>结合核密度估计(Kernel Density Estimation, KDE)<sup>[16]</sup>的配电网中压馈线合环操作风险评估方法。该方法首先通过卷积神经网络提取具有复杂动态变化特性的馈线负荷中的高阶特征,得到反映馈线负荷变化的重要特征信息;接着,长短期记忆神经网络基于提取的高阶特征进行分位数回归建模,预测未来任意时刻不同分位数下的合环电流值;最后,通过核密度估计对若干分位数下的合环电流预测值进行拟合,得到任意时刻的馈线负荷概率密度曲线。以贵州某市配电网典型中压馈线为例,并与QRCNN和QRLSTM模型进行对比,结果表明本文所提模型能够提供更优的概率预测结果,DlgSILNET和Matlab R2020a的仿真分析以及现场初步实测结果表明了所提方法的准确性、适用性和有效性,可为配电网安全运行提供更有效的决策信息。

## 1 基于QRCNN-LSTM的馈线合环电流概率预测模型

### 1.1 分位数回归

分位数回归是一种非参数回归方法,用于研究自变量和因变量在不同条件下的条件分布情况。与传统的最小二乘回归不同,分位数回归不需要对残差项做出任何假设,可以对因变量的各个条件分位数进行建模,从而更加全面地理解自变量和因变量之间的关系。其基本原理是利用条件分位数函数来描述自变量和因变量之间的关系。在简单线性回归中,最小二乘法估计的系数代表了因变量在自变量等于给定值时的条件均值,而分位数回归的系数则代表了因变量在自变量等于给定值时的条件分位数。因此,通过估计多个条件分位数,可以更全面地了解因变量和自变量之间的关系,特别是在极端值情况下的影响。分位数回归是描述输出变量 $Y$ 与输入变量 $X$ 之间的条件分位数关系的模型<sup>[17-20]</sup>,在本节中,矩阵 $X$ 是合环电流预测模型的输入特征,向量 $Y$ 则是对应的合环电流。其计算表达式为:

$$Q(\tau | X) = \alpha_0(\tau) + \alpha_1(\tau)x_1 + \alpha_2(\tau)x_2 + \cdots + \alpha_n(\tau)x_n = X\alpha(\tau) \quad (1)$$

其中, $Q(\tau | X)$ 表示 $\tau$ 分位数下输入特征 $X$ 与输出特征变量 $Y$ 估计值; $\alpha(\tau) = [\alpha_0(\tau), \alpha_1(\tau), \cdots, \alpha_n(\tau)]^T$ 表示分位数模型参数,通过下式进行优化求解:

$$\min \sum_{i=1}^N \rho_{\tau}(Y_i - X_i \alpha(\tau)) = \min \sum_{i | Y_i < X_i \alpha(\tau)} \tau(Y_i - X_i \alpha(\tau)) + \sum_{i | Y_i \geq X_i \alpha(\tau)} (\tau - 1)(Y_i - X_i \alpha(\tau)) \quad (2)$$

其中,  $N$  表示样本量,  $\rho_{\tau}(t)$  表示模型的损失函数, 对此可表示为:

$$\rho_{\tau}(t) = \begin{cases} \tau t, & t \geq 0 \\ (\tau - 1)t, & t < 0 \end{cases} \quad (3)$$

## 1.2 QRCNN-LSTM

得到分位数回归模型的模型参数优化求解值之后, 再根据式(1)进行不同分位数下合环电流计算。本文将 QRCNN-LSTM 神经网络与分位数回归结合 (Quantile Regression QRCNN-LSTM) 进行不同分位数下合环电流预测<sup>[21-22]</sup>, 主要在本文设计的 QRCNN-LSTM 模型基础上, 构造的分位数损失函数公式为:

$$\min \sum_{i=1}^N \rho_{\tau}(Y_i - f(W(\tau), b(\tau), X_i)) =$$

$$\min \sum_{i | Y_i < f(W(\tau), b(\tau), X_i)} \tau(Y_i - f(W(\tau), b(\tau), X_i)) + \sum_{i | Y_i \geq f(W(\tau), b(\tau), X_i)} (\tau - 1)(Y_i - f(W(\tau), b(\tau), X_i)) \quad (4)$$

本文提出了基于 QR-CNN-LSTM 的配电网馈线概率预测模型, 通过 QRCNN-LSTM 预测不同分位数条件下的合环电流值, 再结合核密度估计最终得到合环电流概率密度预测结果, 其基本框架如图 1 所示。图 1 中, 该深度学习融合了 CNN 和 LSTM 神经网络。其中, CNN 用于充分提取合环电流数据的局部特征, 以实现提高模型局部预测性能的效果。CNN 模型的添加能够更大程度地追踪实际配电网合环电流的变化特点。LSTM 学习挖掘序列之间的长期依赖关系, 以弥补 CNN 的缺陷, 采用 Dropout 策略来避免模型的过渡拟合, 随之提高模型的泛化能力, 最后输出不同分位数条件下合环电流预测结果。

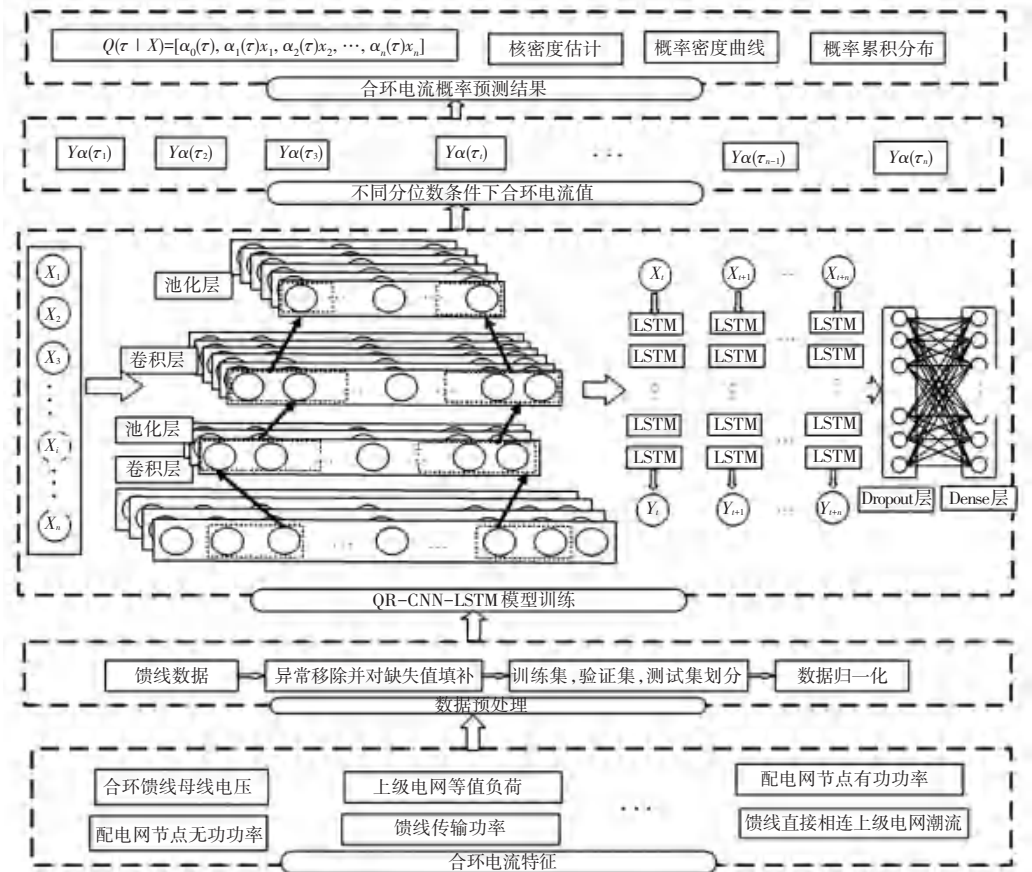


图 1 基于 QRCNN-LSTM 合环电流概率预测模型

Fig. 1 Closed-loop current probability prediction model based on QRCNN-LSTM

## 2 合环电流概率预测与合环操作风险评估

### 2.1 合环电流非参数核密度估计

核密度估计 (KDE) 是一种无参概率密度估计

方法, 用于估计数据的概率密度函数。即基于观测数据的样本点, 在每个数据点周围设定一个核函数, 然后将所有核函数加权平均, 得到整个数据集的概率密度函数。核密度估计的核心思想是, 样本点周



围越密集的核函数应该获得更大的权重,基于此可有效地反映配电网馈线合环电流的不确定性特征。

核密度估计方法具有很好的可视化性质,在理解数据分布的形态和密度的变化方面非常有用。方法的优点在于不需要预先假设概率分布类型,因此就比参数化方法更加灵活,可以适用于各种类型的数据。同时,还可以通过不同的核函数和带宽选择方法进行优化和调整,以便更好地适应数据集。另外,核密度估计还可以通过交叉验证等方法进行自动带宽选择,从而提高了估计的准确性。核密度估计方法广泛应用于各种领域,如金融、生物学、地球物理学和机器学习等。具体地,可以用于描述实际数据的分布情况,以及在建立预测模型和异常检测方面的应用。

本文采用高斯核密度估计对 QRCNN-LSTM 模型预测的不同分位数下合环电流预测值进行拟合以获得概率密度曲线,再对相应的合环电流概率密度曲线积分得到概率累计分布函数,进而对合环风险进行评估计算。如果  $Q_y(\tau_i)$  是一组未知分布的样本,则变量的核密度函数为:

$$\hat{f}(y) = \frac{1}{nh} \sum_i^n K\left(\frac{y - Q_y(\tau_i)}{h}\right) \quad (5)$$

$$h \approx 1.06\sigma n^{-0.2} \quad (6)$$

其中,  $\hat{f}(y)$  表示概率密度函数;  $h$  表示核密度估计带宽;  $n$  表示分位数总数;  $K(\cdot)$  表示核函数,一般情况下不同核函数估计结果不同,通常 Epanechnikov 核函数的均方误差是较好的。因此本文选择 Epanechnikov 核函数,计算公式如下:

$$K(\alpha) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1 - \alpha^2), & \alpha \in [-1, 1] \\ 0, & \alpha \notin [-1, 1] \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\alpha$  表示变量,可由下式计算求出:

$$\alpha = \frac{y - Q_y(\tau_i)}{h} \quad (8)$$

## 2.2 合环电流概率预测与风险评估

(1) 点预测评价指标。为了测评 QRCNN-LSTM 合环电流预测的有效性,本文选择预测区间中中位数作为点预测评估数据,用于检验模型预测的性能,选择文献[23]中的评价指标进行准确性评估和预测误差校正。

(2) 区间预测评价指标。与点预测一样,在概率预测分析中,预测区间(Prediction Interval, PI)的质量评价也尤为重要。本文采用预测区间覆盖率(Prediction Interval Coverage Percentage, PICP)作为

区间预测性能的指标<sup>[24]</sup>,其计算公式如下:

$$\text{PICP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (9)$$

$$\lambda_i = \begin{cases} 1, & Y_{\text{loopi}} \in [Y_{Li}, Y_{Ui}] \\ 0, & Y_{\text{loopi}} \notin [Y_{Li}, Y_{Ui}] \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $Y_{Li}$  表示置信区间下界;  $Y_{Ui}$  表示置信区间上界;  $\lambda_i$  表示合环电流预测值属于置信区间的个数。

同时,许多研究者<sup>[25]</sup>在区间预测样本中只关注到 PICP 的值,而忽略了预测区间宽度,选取目标的极值作为区间预测的上下界,很容易得到较高的 PICP,但是对电力系统的规划与决策意义不大。在实际电网中,有效可靠的区间预测要求 PICP 的值不小于其置信水平,预测区间归一化平均宽度(Prediction Interval Normalized Average Width, PINAW)<sup>[26]</sup>平均宽度应尽可能地小。PINAW 也是预测区间的重要指标。其计算公式如下:

$$\text{PINAW} = \sum_{i=1}^N \frac{Y_{Ui} - Y_{Li}}{NR} \quad (11)$$

$$R = \max Y_i^\alpha - \min Y_i^\alpha \quad (12)$$

其中,  $N$  表示合环电流预测样本数;  $i$  表示序号;  $Y_{Li}$  表示合环电流概率预测置信下界;  $Y_{Ui}$  表示合环电流概率预测置信上界;  $R$  表示预测目标的最大、最小值之差;  $Y_i$  主要用来归一化预测区间平均宽度。

(3) 概率预测评价指标。采取连续分级概率评分(Continuous Ranked Probability Score, CRPS)<sup>[27]</sup>。CRPS 作为合环电流概率预测的评价指标,其值越小说明概率预测效果越佳,其计算公式为:

$$P_{\text{CRPS}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} (F(P_{pi}) - H(P_{pi} - P_{ri}))^2 dP_{pi} \quad (13)$$

进一步,可推得:

$$\begin{aligned} F(P_{pi}) &= \int_{-\infty}^{P_{pi}} p(x) dx \\ H(P_{pi} - P_{ri}) &= \begin{cases} 0, & P_{pi} < P_{ri} \\ 1, & P_{pi} \geq P_{ri} \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $p$  表示概率密度函数;  $P$  表示累计分布函数;  $H$  表示阶跃函数。

(4) 合环操作越限概率计算。本文考虑的合环操作概率指标包括:合环越限概率( $P$ ),合环电流最大越限率( $\alpha$ ),平均越限率( $\varepsilon$ ),其计算公式分别如下:

$$I_m = F^{-1}(99.9\%) \quad (15)$$

$$P = P(I_i \geq I_s) = 1 - F(I_s) \quad (16)$$

$$\alpha = \left( \frac{I_m}{I_s} - 1 \right) \times 100\% \quad (17)$$

$$\varepsilon = \left( \frac{\int_{I_s}^{I_m} x \cdot f(x) dx}{\int_{I_s}^{I_m} f(x) dx} - 1 \right) \times 100\% \quad (18)$$

其中,  $F(x)$  表示合环电流概率累积分布函数;  $I_s$  表示馈线容许最大载流量;  $I_m$  表示合环电流累计分布函数概率为 99.9% 处的合环电流值;  $I_l$  表示合环电流概率预测值。

(5) 合环越限风险计算。根据风险评估定义可知, 风险值为风险的发生概率与风险的严重度相乘积所得, 本文合环操作电流风险指标为:

$$R_l = \sum_{i=1}^n \int_{I_{ab}}^{\infty} f(\bar{I}_{ab}) g(\bar{I}_{ab}) d\bar{I}_{ab} \quad (19)$$

其中,  $\bar{I}_{ab}$  表示馈线 ab 的实际潮流值;  $f(\bar{I}_{ab})$  表示合环电流预测概率密度函数;  $g(\bar{I}_{ab})$  表示合环电流越限严重度函数。合环电流越限严重度函数采用效用理论偏好型效用函数结合越限偏移量<sup>[28]</sup>表示:

$$g(\bar{I}_{ab}) = \frac{e^{I_{ev}(\bar{I}_{ab})} - 1}{e - 1} \quad (20)$$

合环电流偏移量计算公式为:

$$I_{ev}(\bar{I}_{ab}) = \frac{\bar{I}_{ab} - I_{ab}}{I_{ab}} \quad (21)$$

其中,  $I_{ab}$  表示馈线 ab 的基准电流值。

### 3 合环操作风险评估方法流程

根据风险评估的定义, 10 kV 馈线合环操作的风险应包含 2 部分。其一为合环操作风险可能造成的后果, 其二为和环操作风险发生的概率。本文主要分析合环发生的风险概率与严重度, 进而综合评估合环操作的风险大小。方法技术路线见图 2, 其具体步骤如下:

(1) 利用 DlgSILENT 准动态仿真模块, 仿真获取合环馈线的预测数据集, 包括模型的输入和输出数据, 采用基于 CNN-LSTM 深度学习模型进行合环电流确定性预测。

(2) 利用所提的 CNN-LSTM 模型设计 QRCNN-LSTM 分位数回归预测模型, 得到各分位点下合环电流预测值。

(3) 将不同分位数条件下的合环电流预测值作为 KDE 的输入, 采样非参数核密度估计计算得到合环电流概率密度函数; 最后对合环电流概率密度函数积分获取合环电流累计概率分布曲线。

(4) 利用效用理论偏好型函数计算合环操作馈

线合环电流越限的严重度函数。

(5) 根据合环电流概率累计分布曲线结合馈线与合环电流越限严重度函数建立合环电流越限风险指标。

根据贵州某城市 10 kV 电网合环操作系统的建模、合环电流点预测、以及合环电流的概率预测情况分析合环操作风险可能发生的情况, 同时综合考虑馈线合环电流越限情况以及合环严重度情况, 本文将配电网馈线的合环操作风险划分为 3 个风险等级<sup>[29]</sup>, 分别是: C 级风险(一般风险)、B 级风险(较大风险)、A 级风险(重大风险), 根据本文所提的评估模型具体如下: 风险指标  $R_l \geq 50$  为 A 级风险, 风险指标  $20 \leq R_l < 50$  为 B 级风险, 风险指标  $2 \leq R_l < 20$  为 C 级风险。

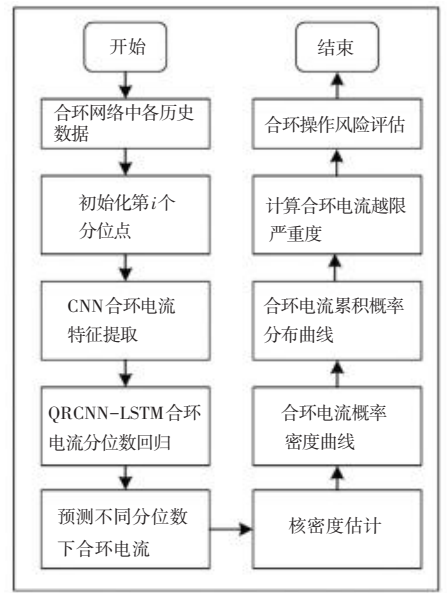


图 2 合环操作风险性评估方法技术路线图

Fig. 2 Roadmap for risk assessment methodology of closed-loop operations

### 4 算例分析

算例分析在贵州某城市一个 10 kV 配电网系统中开展, 对上述方法进行算例分析验证, 借助 DlgSILENT 软件搭建与同文献[23]的部分地理接线, 数据背景为该市某种运行方式为初始条件。本文通过 BPA 获取的运行方式数据导入 DlgSILENT 所建立的合环馈线模型。2 条 10 kV 馈线分别为不同的 110 kV 变电站的 10 kV 馈线, 2 条馈线 10 kV 母线均考虑光伏接入, 典型光伏发电数据与负荷数据同文献[23]。将数据导入模型获取某年的仿真数据进行模型训练与预测。

4.1 概率预测与核密度估计

确定了模型参数与数据样本后,将 CNN 提取的合环电流特征变量输入到模型中进行训练、测试和预测。分位数的取值范围为 $[0.01,0.99]$ ,间隔为 0.01。根据前文步骤,进行合环电流不同分位数条件下合环电流概率预测,得到某天合环电流预测结果。图 3~图 5 展示了不同置信水平下合环电流采集间隔为 15 min 的区间预测结果。图 3~图 5 中可以看出,区间变化趋势整体上和合环电流预测区间均覆盖了实际值,一定程度上减少由于负荷波动带来的预测误差。采用 PICP 和 PINAW 对本文方法的预测区间进行误差评价,得到的不同馈线处置信水平 90%的合环电流预测区间误差见表 1。

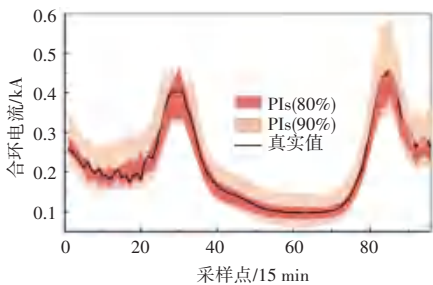


图 3 不同置信水平下合环电流 IA 区间预测  
Fig. 3 Prediction of closed-loop current IA interval at different confidence levels

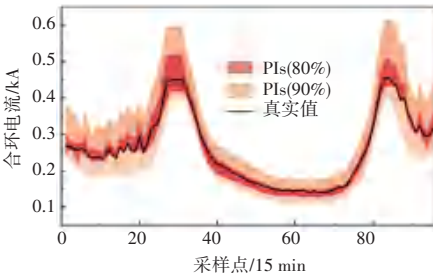


图 4 不同置信水平下合环电流 IB 区间预测  
Fig. 4 Prediction of closed-loop current IB interval at different confidence levels

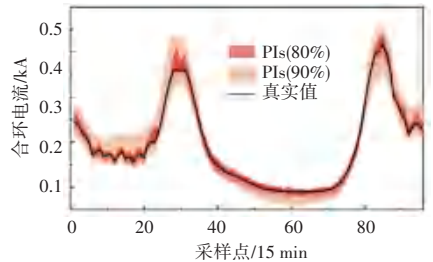


图 5 不同置信水平下合环电流 Iloop 区间预测  
Fig. 5 Prediction of closed-loop current Iloop interval at different confidence levels

表 1 不同位置合环电流区间预测偏差  
Table 1 Prediction deviations of closed-loop current intervals at different locations

模型	预测对象	PICP/%	PINAW	CRPS
QRCNN	IA	91.2	0.125	0.056 3
	IB	98.6	0.199	0.048 6
	Iloop	92.3	0.158	0.063 5
QRLSTM	IA	90.3	0.165	0.044 5
	IB	91.5	0.163	0.055 2
	Iloop	92.3	0.158	0.052 3
QRCNN-LSTM	IA	94.9	0.120	0.045 3
	IB	93.1	0.180	0.046 3
	Iloop	92.8	0.190	0.042 1

由表 1 可以看出,从整体上看,QRCNN 预测模型的 PICP 值最低值为 91.2%,QRLSTM 预测模型的 PICP 最低值为 90.3%,QRCNN-LSTM 预测模型的 PICP 最低值为 92.8%,都高于置信水平 90%。都满足高于置信水平的要求,且本文所提的 QRCNN-LSTM 预测模型具有较好的准确性。区间宽度的精锐程度处于相对合理的范围之内。同时由 CRPS 值也可以看出模型预测的概率连续情况。发现本文所提的模型具有较好的连续性能。

进一步地,为了反映负荷波动等信息带来的合环电流不确定的影响,以及计算合环风险评估指标,对某时刻的概率预测结果进行展示,具体如图 6~图 8 所示。分别反映了某时刻合环操作时,两线首段 IA、IB、合环联络开关处 Iloop 合环电流的合环电流概率密度分布曲线以及相应的累计概率分布,通过合环概率密度曲线有效地反映了由于间歇性负荷的波动以及新能源接入配电网情况下产生的不确定信息,将合环电流预测值与馈线的最大容许载流量进行对比计算出合环操作的潮流越限概率,进而实现合环操作的风险评估。

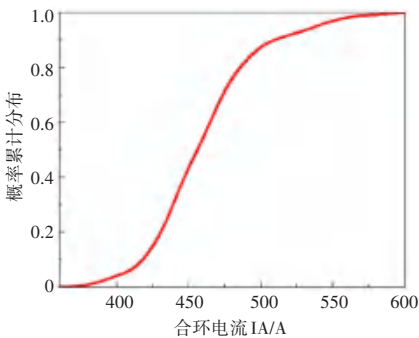


图 6 某时刻 IA 合环电流概率密度曲线和相应的概率分布曲线  
Fig. 6 Probability density curve of closed-loop current IA and corresponding probability distribution curve at a specific moment

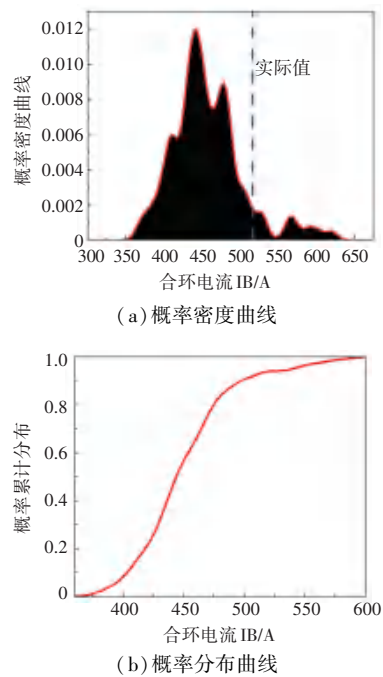


图 7 某时刻 IB 概率密度曲线和相应的概率分布曲线

Fig. 7 Probability density curve of closed-loop current IB and corresponding probability distribution curve at a specific moment

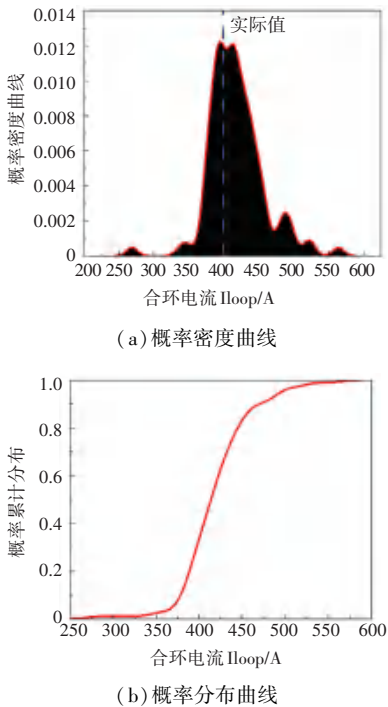


图 8 某时刻 Iloop 概率密度曲线和相应的概率分布曲线

Fig. 8 Probability density curve of closed-loop current Iloop and corresponding probability distribution curve at a specific moment

4.2 合环操作风险评估

通过上述步骤,即可得到不同分位数下合环电流概率密度预测结果以及对应的任意时刻合环电流

概率累计分布曲线。最后按照步骤 6 所述,结合合环电流概率预测结果对比馈线最大容许载流量,利用某时刻预测结果计算合环馈线各处合环电流安全性评估指标,其结果见表 2。

表 2 合环电流概率越限指标

Table 2 Exceedance indicator for closed-loop current probability %			
合环电流	最大越限率	越限概率	平均越限概率
IA	8.0	0.23	4.17
IB	21.6	18.42	12.30
Iloop	13.8	2.12	2.10

同时为了反映合环过程的暂态情况,本文利用该时刻合环稳态电流中位数点预测值,结合文献 [23] 合环冲击电流分析公式计算获取该时刻合环冲击电流,其结果见表 3。由表 3 可看出合环馈线 IB 处合环冲击电流略大于馈线 A1 以及合环联络开关处,基本符合概率预测结果。合环时馈线为最大冲击电流有效值分别为小于 I 段保护值(1 000 A 时限 0.1 s),二段保护值(550 A,时限 0.3 s)即馈线 A1 和馈线 B1 以及合环联络开关处 Iloop 中基本不会出现因暂态冲击电流过大而导致电流 I 段保护动作的情况。

表 3 不同馈线合环冲击电流与实际值

Table 3 Differential closed-loop impact currents across various feeders compared to actual values			
合环电流	合环稳态电流	合环稳态电流	合环冲击电流
	实际值	中位数预测值	有效值
IA	431.9	394.18	638.57
IB	516.3	510.80	827.50
Iloop	399.1	385.55	624.59

根据合环概率预测结果(见表 2),再根据式(20)、式(21)计算合环越限严重度,同时结合概率预测结果得到风险评估计算结果见表 4。

表 4 合环操作风险评估值

Table 4 Risk assessment values for feeder closed-loop operations			
合环电流	综合合环电流越限概率/%	合环电流越限严重度/%	合环风险值/ $R_I$
IA	0.23	0.012 4	0.002 852
IB	18.42	0.143 6	2.645 100
Iloop	2.12	0.032 0	0.067 800

表 4 风险评估结果表明,合环馈线 B1 首段的风险值为 2.645 1,根据前文规定的风险情况,该馈线风险等级为 C 级,操作风险性较小,同时对应的合环电流为 516.3 A,满足馈线的载流量。此外,根据表 3 的冲击电流计算结果,均为超过电流一段保护整定值 1.46 kA,满足实际情况,馈线 B1 首端合环风险评估值在安全范围内,整体情况表明合环馈线



可进行合环操作,与现场合环情况一致,实际合环场景也表明该馈线具有良好的合环操作条件。这就表明本文所提的基于 QRCNN-LSTM-KDE 的配电网合环操作风险评估方法,可以有效地提高合环操作的成功率,并且验证了该方法的准确性和时效性。将该方法应用于实际生产中,可以快速对 10 kV 配电网合环操作的安全性进行有效评估,并为合环决策的制定提供理论支持。

## 5 结束语

本文提出一种基于 QRCNN-LSTM 的配电网中压馈线合环电流概率与合环操作安全性评估方法。借助 Matlab 2020a 和 DlgSILENT,以贵州某城市一个配电网为例,仿真初步表明了所提方法的有效性,此外有以下结论:

(1)不同边界条件下的仿真测试结果表明,相较于 QRLSTM-KDE、QRCNN-KDE,所提 QRCNN-LSTM-KDE,预测区间覆盖率满足预设要求,且区间平均宽度最小,验证了模型有较好的准确性、优越性。

(2)该方法能够有效刻画未来合环电流的波动性和不确定性,反映了实际配电网中的负荷分布对合环操作安全性的影响,能够为配电网的安全运行提供更多的决策信息。

(3)运用 QRCNN-LSTM、迁移学习等,有望对于未来大规模分布式电源接入的新型配电网中压馈线合环电流预测等有较好的应用前景。

## 参考文献

[1] 李文君,段登伟,朱雨,等. 基于 5G 通信模式下的配电网自愈保护应用[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(24):152-159.

[2] 周自强,张焰,郭强,等. 基于概率潮流的 10kV 配电网合环操作安全性评估[J]. 电网技术,2019,43(4):1421-1429.

[3] 许智光,李岩松,陈东旭,等. 基于三点估计法的有源配电网合环电流安全性评估模型[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版). [2023-09-21]. <https://link.cnki.net/urlid/13.1212.TM.20230921.0007.002>.

[4] 周宁,邵文权,张志华,等. 基于 PSCAD 配电网合环电流仿真与分析[J]. 计算机与数字工程,2019,47(4):980-984.

[5] 黎洪光,刘明明,苏荣生,等. 基于区间理论的配电网合环电流计算方法及应用[J]. 南方电网技术,2015,9(2):95-100.

[6] 罗玉飞,黄滔滔. 基于 DlgSILENT 的中压配电网合环电流计算与仿真分析[J]. 电网与清洁能源,2021,37(6):51-59.

[7] 付轲,蔡泽祥,邱建,等. 10 kV 电网电磁合环操作安全性评估方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2010,22(4):71-76.

[8] 罗玉春,龚成明,王毅,等. 基于 EMS 的地区电网合环风险评估系统[J]. 江苏电机工程,2014,33(2):30-33.

[9] LI Junlin, LIN Shixuan, LI Jingqi, et al. Risk assessment method of loop closing operation in low-voltage distribution network based on fuzzy comprehensive evaluation [J]. Energy Reports, 2023,

9: 312-319.

[10] 王双,赵雨萍,刘伟,等. 电网合环操作风险评估系统的研究与开发[J]. 华北电力技术,2011(4):13-17.

[11] 季玉琦,严亚帮,和萍,等. 基于 K-Medoids 聚类与栅格法提取负荷曲线特征的 CNN-LSTM 短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(18):81-93.

[12] 陈石毓,李壮举,刘浩,等. SA-GA-CNN-LSTM 新型冷暖系统负荷预测方法研究[J]. 中国测试,2023,49(9):115-122.

[13] 尹彦豪,刘俊,杨焯. 基于 CNN 双路特征融合模型的秀丽隐杆线虫寿命阶段分类研究[J]. 计算机与数字工程,2023,51(5):1163-1168.

[14] 宁雪峰,石正禄,许加柱. 基于健康因子和 PSO-LSTM 的锂离子电池健康状态估计[J/OL]. 电源学报. [2023-11-24]. <https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20231123.1426.002>.

[15] 沙骏,徐雨森,刘冲冲,等. 基于变分模态分解和分位数卷积-循环神经网络的短期风功率预测[J]. 中国电力,2022,55(12):61-68.

[16] JIN A, LEE D, PARK J B, et al. Day-ahead electricity market price forecasting considering the components of the electricity market price; using demand decomposition, fuel cost, and the kernel density estimation[J]. Energies, 2023, 16(7): 3222.

[17] 何耀耀,秦杨,杨善林. 基于 LASSO 分位数回归的中期电力负荷概率密度预测方法[J]. 系统工程理论与实践,2019,39(7):1845-1854.

[18] 李丹,张远航,杨保华,等. 基于约束并行 LSTM 分位数回归的短期电力负荷概率预测方法[J]. 电网技术,2021,45(4):1356-1364.

[19] 庞昊,高金峰,杜耀恒. 基于时间卷积网络分位数回归的短期负荷概率密度预测方法[J]. 电网技术,2020,44(4):1343-1350.

[20] 高岩,吴汉斌,张纪欣,等. 基于组合深度学习的光伏功率日前概率预测模型[J]. 中国电力,2024,57(4):100-110.

[21] 易淑智,刘云凯,杨帆,等. 基于改进门控循环单元分位数回归的短期负荷概率预测[J]. 智慧电力,2021,49(8):84-90.

[22] 张婉莹,何耀耀,杨善林. 基于 TVFEMD-SE 和 YJQRG 的短期风电功率多步概率密度预测[J]. 系统工程理论与实践,2022,42(8):2225-2242.

[23] 罗勇,荣娜,詹献文. 基于 CNN-GRU 的配电网中压馈线合环电流预测研究[J]. 应用数学进展,2022,11(7):4870-4886.

[24] QUAN Hao, SRINIVASAN D, KHOSRAVI A. Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(2): 303-315.

[25] HE Yaoyao, LI Haiyan. Probability density forecasting of wind power using quantile regression neural network and kernel density estimation [J]. Energy Conversion and Management, 2018, 164: 374-384.

[26] QUAN Hao, SRINIVASAN D, KHOSRAVI A, et al. Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2013, 25(2): 303-315.

[27] 王开艳,杜浩东,贾嵘,等. 基于相似日聚类和 QR-CNN-BiLSTM 模型的光伏功率短期区间概率预测[J]. 高电压技术,2022,48(11):4372-4388.

[28] 陈朝宽,张靖,何宇,等. 基于 Cornish-Fisher 级数和半不变量法的含光伏配电系统风险评估[J]. 电力自动化设备,2021,41(2):91-96.

[29] 唐鹤. 10 kV 配电网合环转电风险评估方法研究[D]. 广州:华南理工大学,2012.