

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2023.04.015

<https://xuebao.xaut.edu.cn>

引文格式:李学军,胡安龙,薛国斌,魏勇,尚志鹏,李麟鹤.基于改进隐马尔可夫模型的输电线路覆冰厚度概率预测[J].西安理工大学学报,2023,39(4):586-594.

LI Xuejun, HU Anlong, XUE Guobin, WEI Yong, SHANG Zhipeng, LI Linhe. Probabilistic icing prediction of transmission lines based on improved hidden Markov model[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2023,39(4): 586-594.

基于改进隐马尔可夫模型的输电线路覆冰厚度概率预测

李学军¹, 胡安龙², 薛国斌², 魏勇², 尚志鹏², 李麟鹤²

(1. 国网甘肃省电力公司, 甘肃 兰州 730030; 2. 国网甘肃省电力公司经济技术研究院, 甘肃 兰州 730050)

摘要:针对输电线路覆冰过程复杂的特征因素,以及确定性预测难以为电网管理者提供覆冰事故更为全面的预测信息的问题,本文提出了一种基于隐马尔可夫模型的输电线路覆冰厚度概率预测模型。该方法不依赖任何严格意义上的假设,并且基于真实输电线路覆冰实数据驱动。首先,给出了改进隐马尔可夫模型的理论及其基础问题求解方法的推导过程。通过对输电线路覆冰厚度及气象因素进行分级得到模型建立所需的状态空间与观测空间。最后,基于实测线路覆冰监测数据,对检测区间内发生的4次覆冰增长进行了交叉预测分析,给出了两种计算方式下的确定性预测值与不同置信度下的覆冰厚度预测区间。同时,引入支持向量机模型进行确定性预测结果的分析对比。结果显示,本文提出模型的概率预测结果拥有良好的锐度与可靠性,确定性预测结果拥有较强的预测性能表现。

关键词: 隐马尔可夫模型; 输电线路; 覆冰预测; 支持向量机

中图分类号: TM715; TM930.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2023)04-0586-09

Probabilistic icing prediction of transmission lines based on improved hidden Markov model

LI Xuejun¹, HU Anlong², XUE Guobin², WEI Yong², SHANG Zhipeng², LI Linhe²

(1. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730030, China; 2. State Grid Gansu Electric Power Research Institute of Economics and Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: In view of the complex characteristic of the transmission line icing process, and the difficulty of deterministic prediction to provide more comprehensive prediction information of icing accidents for power grid managers, this paper proposes a probabilistic icing prediction of transmission lines based on the hidden Markov model (HMM). First, the theory of the improved HMM and the derivation process of the basic problem solving method are given. The state space and observation space required for the model are obtained by classifying the ice thickness data and meteorological factors of the transmission line. Finally, based on the actual monitoring data, the cross-prediction analysis is carried out on the four times of icing growth in the detection interval, and the deterministic prediction values by the two calculation methods and the icing prediction intervals are given in different confidence levels. Meanwhile, the support vector machine is introduced to analyze and compare the performance of the deterministic prediction. The results show

收稿日期: 2022-08-29; 网络首发日期: 2023-01-12

网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.N.20230112.0932.001.html>

基金项目: 西北旱区生态水利国家重点实验室开放课题资助项目(XB15468)

通信作者: 李学军,男,高级工程师,研究方向为电力系统自动控制、电力系统模拟计算。E-mail: lixuejun0829@163.com

that the probabilistic prediction model proposed in this paper has good sharpness and reliability, and that the deterministic prediction has a strong prediction performance.

Key words: hidden Markov model; transmission line; icing prediction; support vector machine

架空输电线路覆冰是威胁输电线路安全运行的重要隐患,是输电线路导线舞动、风偏及脱冰跳跃等现场的重要因素,严重会造成闪络、跳闸、金具和绝缘子损坏、断线、甚至倒塌等严重事故,给社会经济民生造成损失^[1-4]。因此,对输电线路覆冰产生机理、影响因素、在线监测及其预测等方面的研究具有重要意义,也吸引了国内外众多学者进行大量的理论与实验研究^[5-7]。其中,依靠实际监测数据建立线路覆冰预测模型,为电网管理者提供稳定可靠的预测预警信息,具有重要的工程实践意义。

目前,输电线路覆冰预测方法可分为物理模型、统计模型以及智能模型三类。物理模型通过研究线路覆冰形成及增长的物理机理,通过构造线路覆冰厚度与其相关物理变量之间的数学关系建立预测模型。其中最具有代表性的为 Makkonen 的热平衡模型,通过将覆冰产生与增长过程分为过冷却液碰撞、捕捉及冻结三部分,使用热量平衡方程对导线直径、降水量、覆冰持续时间、风速、温度、风与导线夹角等覆冰物理影响因素进行分许,建立覆冰预测模型^[8-11]。然而由于物理模型所需的大量微观物理数据在实际工程中难以获取,给物理模型的实践应用带来困难。

统计分析方法与智能模型基于线路覆冰实测数据建模,主要有神经网络、支持向量机与灰色预测模型等。例如,熊玮等^[12]采用随机森林算法(random forest, RF)进行特征选取,以自适应并行 Jaya 算法(adaptive parallel Jaya algorithm, APJA)优化多核相关向量机(multi-kernel relevance vector machine, MKRVM)建立输电线路覆冰组合预测模型。庄文兵等^[13]提出了考虑气象因素时间累计的输电线路覆冰预测模型,并通过算例与现行多种算法对比验证了该模型在精度方面的优势。尽管这些方法都取得了一定程度的效果,由于覆冰增长过程受到多种随机因素的影响,电网线路管理者往往需要比确定性预测更全面的预测信息去进行预警信息与检修方案的制定与决策。

概率预测是一种可以量化随机过程不确定性的理论方法,结果通常以概率密度分布、分位数、预测区间或综合的形式发布,给出预测对象更为全面的预测结果信息,同时也可以总结为点预测通过期望或其他在文献中被提及的方法^[14]。一些学者基于历史预测结果拟合预测误差概率密度分布获得预测

对象概率预测结果,还有一部分人通过统计分析方法直接获得预测结果概率密度分布。尽管这些方法都取得了一定程度的效果,但它们存在一些局限性。它们要么过于复杂难以在实践中应用,要么基于一些难以在应用中验证的假设。

基于此,本文提出基于隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)的输电线路覆冰厚度概率预测模型,它属于一种纯粹的统计方法。HMM 将系统内在状态即马尔可夫链与外在表象通过概率联系起来,对非平稳和重复再现性较差的时间序列信号系统的建模效果良好,而且它仅仅需要所描述对象的历史数据。为了概率模型的建立,本文将覆冰监测数据及与之相关的特征数据(气象参数)按照一定强度分级划分,分别对应 HMM 中不同的状态空间与观测空间。基于实际线路覆冰监测历史数据,训练建立概率预测模型。进一步地从非齐次马尔可夫链和与观测信息相关的马尔可夫链角度出发,HMM 被扩展成为一系列不同关联程度的混合 HMM 模型。最后通过多组数据交叉分析及与支持向量机预测模型的对比分析验证了所提出概率预测模型的可行性与有效性。

1 模型的构建

1.1 隐马尔可夫模型

隐马尔可夫模型是一种统计分析方法,描述了隐藏的状态转移过程与观测产生过程的双重随机过程。其中状态与观测分别属于状态空间与观测空间,见式(1)。图 1 展示了隐马尔可夫过程。

$$\begin{cases} Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\} \\ V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\} \end{cases} \quad (1)$$

式中:Q 与 V 分别代表了状态空间与观测空间;N 与 M 分别表示可能存在的状态值与观测值个数。

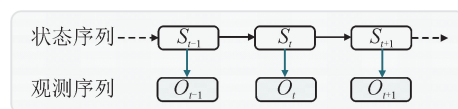


图 1 隐马尔可夫过程

Fig. 1 Diagram of the hidden Markov process

隐马尔可夫模型可以描述为:

$$\lambda = (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\pi}) \quad (2)$$

式中 \mathbf{A} 表示状态转移概率矩阵:

$$\mathbf{A} = [a_{ij}]_{N \times N} \quad (3)$$

式中 a_{ij} 代表从 t 时刻状态为 q_i 转移到 $t+1$ 时刻状态为 q_j 的概率, 即:

$$a_{ij} = P(s_{t+1} = q_j | s_t = q_i), i = j = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

B 表示观测概率矩阵:

$$B = [b_i(k)]_{N \times M} \quad (5)$$

式中 $b_i(k)$ 表示 t 时刻在状态为 q_i 情况下产生观测值 v_k 的概率, 即:

$$b_i(k) = P(o_t = v_k | s_t = q_i) \quad (6)$$

π 为初始状态概率向量

$$\pi = [\pi_i]_N \quad (7)$$

式中 π_i 表示初始处在状态 q_i 的概率, 即:

$$\pi_i = P(s_1 = q_i), i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

隐马尔可夫模型为以下三个基本问题提供了解决方案。首先为评价问题, 即给定观测序列 O 和 HMM 模型 λ , 如何计算概率 $P(O|\lambda)$ 。第二个学习问题是如何通过给定的观测序列 O 来估计模型参数, 以最大化概率 $P(O|\lambda)$ 。最后是解码问题, 也称为预测问题, 给定观察序列 O 和模型 λ , 如何找到最可能的隐藏状态序列 S 。

前向算法与后向算法用于解决评估问题, 同时在解码问题近似算法中也起核心作用。学习问题通过 Baum-Welch 或最大似然估计算法 (maximum likelihood estimate, MLE) 解决。最后, 解码问题可以通过近似算法或 Viterbi 算法计算。这些算法在隐马尔可夫模型中更详细的应用可以查阅 Rabiner 等的文章^[18-20]。本文利用最大似然估计与近似算法来解决覆冰厚度概率预测模型建立过程中的学习问题与预测问题。

1.2 改进的隐马尔可夫模型

传统的隐马尔可夫模型有两个基本假设, 第一个为齐次马尔可夫性质, 即任何时刻的状态只与前一个状态有关, 与其他时刻的状态和观察无关, 可以表示为:

$$\begin{aligned} P(s_t | s_{t-1}, o_{t-1}, s_{t-2}, o_{t-2}, \dots, s_1, o_1) = \\ P(s_t | s_{t-1}) \end{aligned} \quad (9)$$

第二个是观测独立假设, 即任何时刻的观察只取决于同一时刻马尔科夫链的状态, 而与其他时刻观察与状态无关, 可以表示为:

$$\begin{aligned} P(o_{t+1} | s_T, o_T, \dots, s_t, o_t, \dots, s_1, o_1) = \\ P(o_{t+1} | s_{t+1}) \end{aligned} \quad (10)$$

类推马尔可夫链的定义, 传统的马尔可夫链可以扩展为 τ 阶记忆马尔可夫链, 即未来状态的条件概率分布取决于过去的 τ 个状态, 即:

$$P(s_{t+1} | s_t, o_t, s_{t-1}, o_{t-1}, \dots, s_1, o_1) = P(s_{t+1} | s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-\tau}) \quad (11)$$

同时, 假设任何时刻的观察不仅取决于那一刻的隐藏状态, 还取决于之前的观察以及状态, 即:

$$\begin{aligned} P(o_{t+1} | s_T, o_T, \dots, s_t, o_t, \dots, s_1, o_1) = \\ P(o_{t+1} | s_{t+1}, s_t, o_t, \dots, s_{t-n}, o_{t-m}) \end{aligned} \quad (12)$$

式中 n 与 m 分别表示依赖于过去时刻状态与观测的阶数。

另一方面, 在实践中, 每个状态都有可能产生两个或多个观察值。多重观察的引入有可能提高描述的准确性。多重观察空间和序列可以描述为:

$$\begin{cases} V^{(d)} = \{v_1^{(d)}, v_2^{(d)}, \dots, v_M^{(d)}\} \\ O^{(d)} = \{o_1^{(d)}, o_2^{(d)}, \dots, o_T^{(d)}\} \end{cases} \quad (13)$$

式中 d 代表观测个数, 为正整数。

1.3 模型求解

对于传统的 HMM, 转移概率和观测概率的估计可以得到为:

$$\begin{cases} \hat{a}_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^N n_{ij}}, & i = j = 1, 2, \dots, N \\ \hat{b}_i(k) = \frac{n_{ik}}{\sum_{k=1}^M n_{ik}}, & k = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (14)$$

为了方便理解公式, 扩展的 HMM 可以用 $\tau \times n \times m$ -MOHMM 表示, 其参数估计为:

$$\begin{cases} \hat{a}_I^{(\tau)} = \frac{n_I^{(\tau)}}{\sum_{j=1}^N n_I^{(\tau)}}, & j = 1, 2, \dots, N \\ I^{(\tau)} = \{i^1, i^2, \dots, i^\tau\} \\ \hat{b}_{I^{(n)}W^{(m)}}^{(d)}(k) = \frac{n_{I^{(n)}W^{(m)}}^{(d)}(k)}{\sum_{k=1}^M n_{I^{(n)}W^{(m)}}^{(d)}(k)}, & k = 1, 2, \dots, M \\ W^{(m)} = \{\omega^1, \omega^2, \dots, \omega^m\} \end{cases} \quad (15)$$

对于预测问题, 给定模型 λ 和观测序列 $O^{(d)}$, 前向和后向概率可以分别表示为:

$$\begin{cases} \alpha_i(i_{t-1} \dots i_1 j) = \\ P(o_1^{(d)} \dots o_t^{(d)}, s_{t-(\tau-1)} = q_{i_{t-1}}, \dots, s_t = q_j | \lambda) \\ \beta_i(i_{t-1} \dots i_1 j) = \\ P(o_{t+1}^{(d)} \dots o_T^{(d)}, s_{t-(\tau-1)} = q_{i_{t-1}}, \dots, s_t = q_j | \lambda) \end{cases} \quad (16)$$

可以按照以下步骤迭代计算。首先, 需要计算初始值:

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_{\tau}(i_{\tau-1} \cdots i_1 j) &= \pi_{i_1} \prod_{z=1}^d b_{i_{\tau-1}}^{(z)} [o_1^{(z)}] \cdots \\ &\cdots a_{i_{\tau-1} \cdots i_1} \prod_{z=1}^d b_{i_n}^{(z)} [o_{\tau-m}^{(z)} \cdots o_{\tau-2}^{(z)}] [o_{\tau-1}^{(z)}] \cdot \\ &a_{i_{\tau-1} \cdots i_1 j} \prod_{z=1}^d b_{i_{n-1} \cdots i_1 j} [o_{\tau-m}^{(z)} \cdots o_{\tau-1}^{(z)}] [o_{\tau}^{(z)}] \\ \beta_{\tau}(i_1 \cdots i_{\tau-1} j) &= 1 \end{aligned} \right. \quad (17)$$

然后,可以通过以下递归公式获得前向-后向概率:

$$\left\{ \begin{aligned} \alpha_{t+1}(i_{t-2} \cdots i_1 j k) &= \\ &\left[\sum_{i_{t-1}=1}^N \alpha_t(i_{t-1} \cdots i_1 j) a_{i_{t-1} \cdots i_1 j k} \right] \cdot \\ &\prod_{z=1}^d b_{i_{t-2} \cdots i_1 j k}^{(z)} [o_{t-(m-1)}^{(z)} \cdots o_t^{(z)}] [o_{t+1}^{(z)}] \\ &\quad , t = \tau, \tau-1, \cdots, T-1 \\ \beta_t(i_{t-1} \cdots i_1 j) &= \\ &\sum_{k=1}^N \left\{ a_{i_{t-1} \cdots i_1 j k} \prod_{z=1}^d b_{i_{t-1} \cdots i_1 j k}^{(z)} [o_{t-(m-1)}^{(z)} \cdots o_t^{(z)}] [o_{t+1}^{(z)}] \cdot \right. \\ &\left. \beta_{t+1}(i_{t-2} \cdots i_1 j k) \right\} \\ &\quad , t = T-1, \cdots, \tau-1, \tau \end{aligned} \right. \quad (18)$$

最后,使用近似算法得到预测问题解:

$$\gamma_t(j) = \frac{\sum_{i_{\tau-1}=1}^N \cdots \sum_{i_2=1}^N \sum_{i_1=1}^N a_t(i_{\tau-1} \cdots i_1 j)}{P(O|\lambda)} \quad (19)$$

式中 $a_t(i_{\tau-1} \cdots i_1 j) = \alpha_t(i_{\tau-1} \cdots i_1 j) \beta_t(i_{\tau-1} \cdots i_1 j)$ 。它给出了状态在任意时间点 t 的概率分布, $O(d)$ 的概率可以表示为:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i_{\tau-1}=1}^N \cdots \sum_{i_2=1}^N \sum_{i_1=1}^N \sum_{j=1}^N a_t(i_{\tau-1} \cdots i_1 j) \quad (20)$$

至此,对于确定性预测的输出,可以通过均值方式获得:

$$s(t)_{\text{Mean}} = \sum_{i=1}^N s_i \gamma_t(i) \quad (21)$$

或众数:

$$s(t)_{\text{Mode}} = s_j : \max_{i=1,2,\cdots,N} [\gamma_t(i)] = \gamma_t(j) \quad (22)$$

对于概率预测区间,给定一个分位数参数值 α , 对置信度下的预测区间为:

$$s(t)_{\alpha} = s_j : \begin{cases} \sum_{i=1}^j \gamma_t(i) \geq \alpha \\ \sum_{i=1}^{j-1} \gamma_t(i) < \alpha \end{cases}, 0 < \alpha < 1 \quad (23)$$

1.4 覆冰厚度概率预测模型

实际输电线路监测数据中,覆冰厚度由连续等

间隔数值组成,与之类似的温度、导线温度等相关物理变量也是如此。基于此,本文将覆冰厚度变化过程视为隐马尔可夫过程中的状态序列,相关物理量为多观察序列。通过解决 HMM 的学习与预测问题可以得到覆冰厚度概率预测模型。

通过分析实际线路监测数据确定覆冰厚度经验最大值 I_{\max} 与各相关物理量经验最大值 P_{\max} ,可以得到状态空间与观测空间范围,选定合适间隔得到状态空间与观测空间,即:

$$\left\{ \begin{aligned} Q &= \{0, q_2, \cdots, q_{N-1}, I_{\max}\} \\ V &= \{0, v_2, \cdots, v_{M-1}, P_{\max}\} \end{aligned} \right. \quad (24)$$

2 实例分析

2.1 数据处理与特征选择

本文选取贵州电网 A、B 两条输电线路相同时间段内不同检测点 25 天线路监测数据,时间间隔 1 小时,各 600 组数据,包含线路覆冰厚度监测数据、温度、导线温度、湿度与风速。

图 2 展示两条线路监测数据时间序列,可以看出监测数据时间段内出现了多次的线路覆冰增长衰退等不同阶段,考虑到实际工程实践价值,本文选取两条线路各自监测时间段内覆冰厚度增长阶段数据进行预测模型的建立。

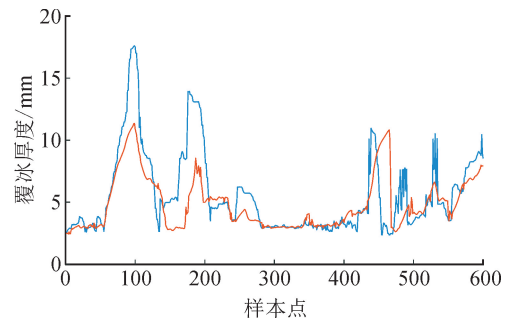


图 2 输电线路覆冰厚度监测数据

Fig. 2 Monitoring data of the transmission line icing

同时,考虑到覆冰数据与相关物理量取值范围的差异,为了降低量纲对预测模型性能的影响,采用式(25)对原始数据进行归一化处理。图 3 展示了线路 A 部分处理后的数据。

$$y'_i = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (25)$$

式中: y_i 为原始值; y_{\max} 与 y_{\min} 为该变量数据序列的最大值与最小值。

表 1 展示了各相关物理参数与输电线路覆冰厚度的相关性系数,采用 Pearson 相关系数。由于本文所提出的模型基于纯粹的统计方法,由表 1 可知,对于线路 A 与线路 B,相对湿度、风速与覆冰厚度

之间的相关性较弱,同时湿度与风速数据自身的强随机性会对模型的性能产生影响。另一方面更多参数的引入会在一定程度增大模型训练的难度及预测结果的计算复杂度。因此,本文选取具有较强相关性的环境温度与导线温度两个变量作为概率预测模型的观测变量。

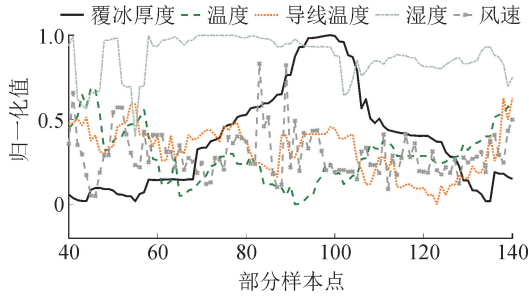
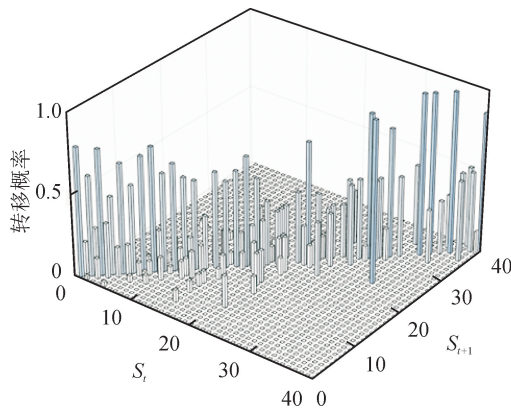


图 3 线路 A 部分归一化输电线路监测数据
Fig. 3 Partial normalized transmission line A monitoring data

2.2 模型训练

本文从数据量、数据时间间隔以及相关物理量与覆冰厚度相关性等因素出发考虑,基于 2 阶记忆马



尔科夫链的双观测 HMM,建立覆冰厚度概率预测模型。其中,状态空间与观测空间最大可能状态与观测数 N 与 M 取值为 40。

表 1 相关物理量与线路覆冰厚度相关系数表
Tab. 1 Pearson correlation between the relative physical quantities and the icing thickness

相关系数	气温	相对湿度	导线温度	风速
线路 A	-0.612 4	0.065 6	-0.401 6	0.093 9
线路 B	-0.481 2	0.041 2	-0.336 4	0.065 5

由于改进 HMM 模型高维转移概率与观测概率的高维度性质,图 4 展示了传统 HMM 模型训练得到的转移概率矩阵与观测矩阵。可以看出,转移概率描述了相邻时刻状态转移的概率,由于覆冰过程的特殊性质,相邻状态之间转移的概率较大,只有少数跨度较大的状态以较低的概率相互转移,这与实际情况是一致的。类似地,观察概率图描述了同一时刻特定观测下的出现某一状态的概率。值得注意的是,与转移概率相比,观察概率更加分散。

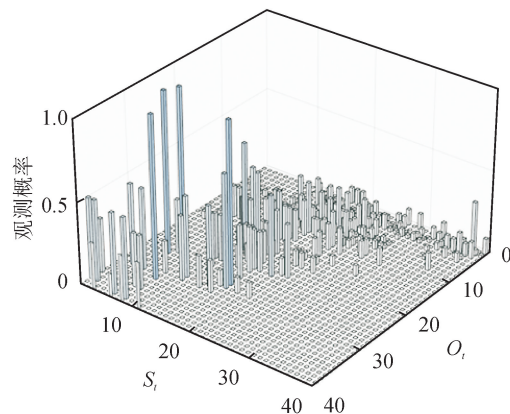


图 4 转移概率与观测概率直方图
Fig. 4 Histogram of states transition probability and observation probability

3 结果分析

本文选取了线路 A 与线路 B 各四个覆冰厚度增长区间作为交叉测试集,基于 2.2 节模型输出 95%、90%、85%及 80%四个置信度下的概率区间预测结果及均值与众数两种计算方法下的确定性预测值。同时,给出了支持向量机模型在相同数据条件下的确定性预测值进行比较验证分析。

图 5 与图 6 分别展示了线路 A 与线路 B 各四个测试集的概率预测与确定性预测结果。

由图 5 和图 6 可以看出,概率预测给出了 95%、90%、85%以及 80%四个置信度下的线路覆冰厚度的区间预测结果。置信度越高,概率区间越

大,代表包含了更多可能的结果。可以看出,各个置信度区间覆盖了几乎所有线路覆冰厚度真实值曲线,验证了所提出模型的概率预测性能。

对于确定性预测而言,本文所提模型的两种确定性预测方法从曲线图上看相较于 SVM 模型都有很好的预测性能表现。同时值得关注的是对于线路覆冰增长缓慢的时间段,如线路 A 与线路 B 样本区间[140, 160]与样本区间[420, 435],SVM 与所提模型确定性预测结果的预测效果接近。

然而在线路覆冰厚度变化较大的区间,SVM 误差也随之增大。这个现象从侧面验证了所提模型在适应多种覆冰厚度变化场景下表现出的准确性与稳定性。

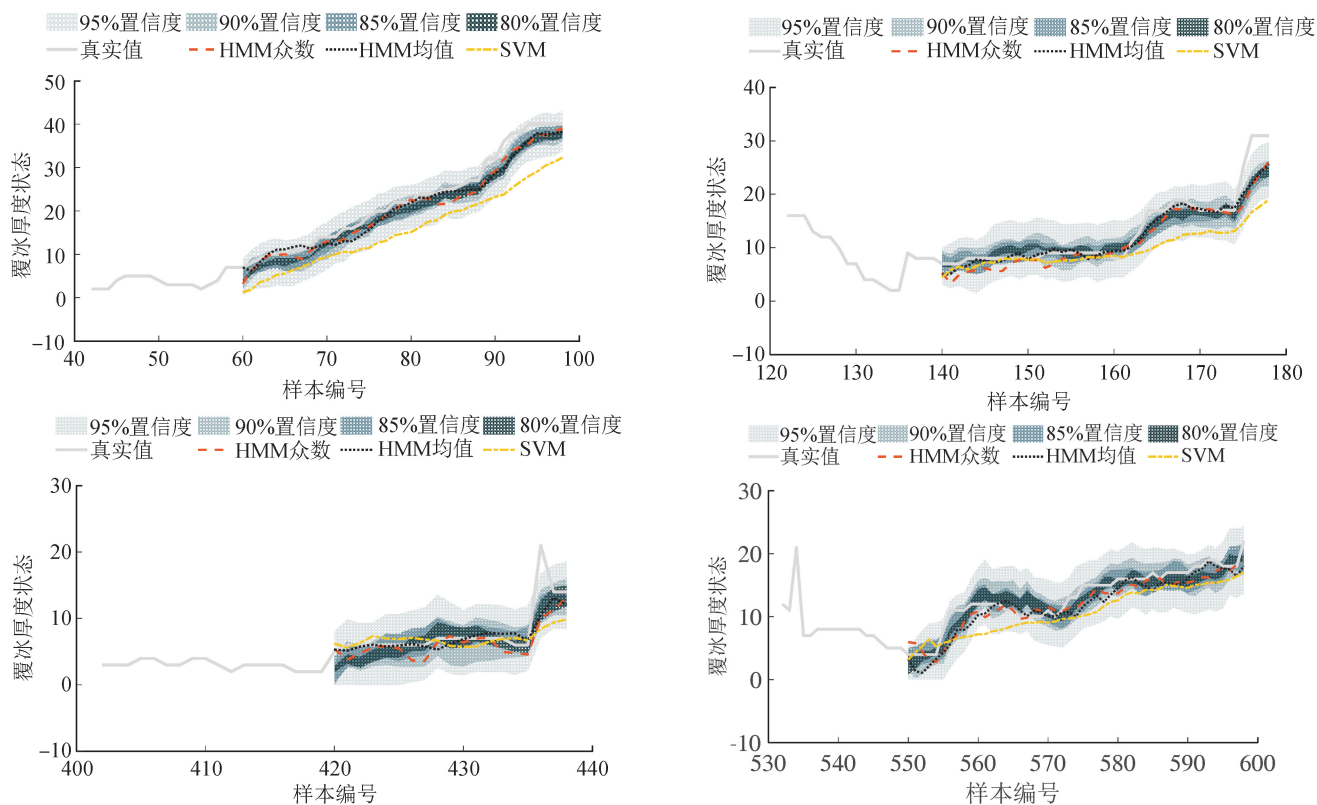


图 5 输电线路 A 不同覆冰增长阶段预测结果

Fig. 5 Histogram of states transition probability and observation probability of line A

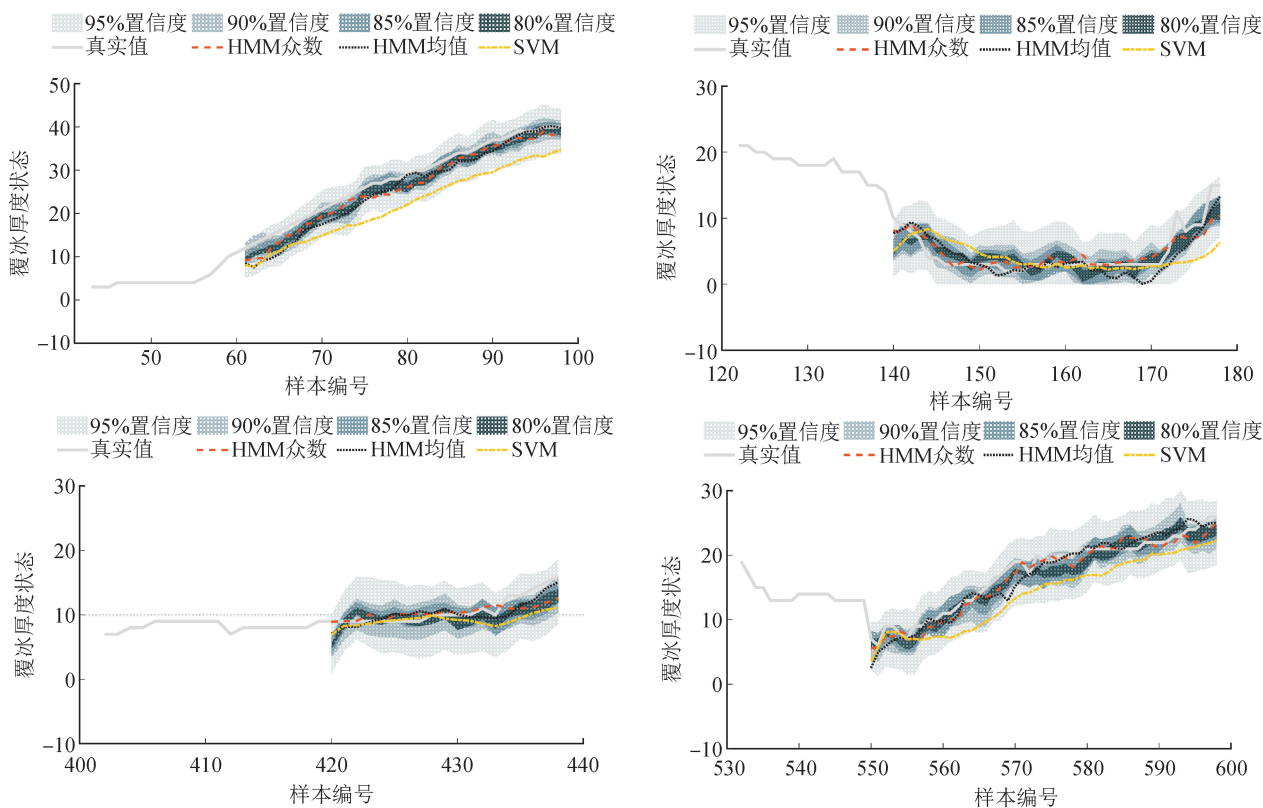


图 6 输电线路 B 不同覆冰增长阶段预测结果

Fig. 6 Histogram of states transition probability and observation probability of line B

表 2 展示了线路 A 与线路 B 不同测试集确定性预测结果的评价指标。包括均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差(MAE)以及确定系数 R^2 。

表 2 确定性预测结果评价指标

Tab.2 Evaluation metrics of deterministic prediction results

A/B	监测区间	模型	RMSE	MAE	R^2
线路 A	[60,100]	HMM 均值	9.73	2.72	0.91
		HMM 众数	5.42	1.40	0.97
		SVM	24.22	4.10	0.75
	[136,180]	HMM 均值	6.09	1.34	0.92
		HMM 众数	7.34	1.70	0.89
		SVM	16.29	3.36	0.74
	[420,440]	HMM 均值	5.60	1.11	0.71
		HMM 众数	5.99	1.38	0.67
		SVM	7.99	1.64	0.52
	[555,600]	HMM 均值	5.67	1.23	0.85
		HMM 众数	4.81	1.11	0.89
		SVM	9.72	2.51	0.66
均值		HMM 均值	6.77	1.60	0.85
		HMM 众数	5.89	1.40	0.86
		SVM	14.56	2.90	0.67
线路 B	[60,100]	HMM 均值	8.99	2.43	0.88
		HMM 众数	6.86	2.06	0.93
		SVM	19.51	6.25	0.46
	[136,180]	HMM 均值	6.08	1.48	0.67
		HMM 众数	5.06	1.12	0.77
		SVM	10.49	2.27	0.02
	[420,440]	HMM 均值	3.17	1.22	0.57
		HMM 众数	4.55	1.76	0.11
		SVM	4.75	1.65	0.04
	[555,600]	HMM 均值	5.84	1.23	0.91
		HMM 众数	4.51	1.08	0.95
		SVM	12.55	3.27	0.60
均值		HMM 均值	6.02	1.59	0.76
		HMM 众数	5.25	1.50	0.69
		SVM	11.83	3.36	0.28

从预测结果统计指标可以进一步验证所提模型在确定性预测方面的预测性能。两条线路的确定性预测结果指标数据都显示,对于本文所提概率预测模型的两种确定性预测的计算方法,众数相较于均值计算有更低的误差和更好的拟合度。同时可以看出,线路 A 的预测指标在各个监测区间内相对于线

路 B 有更好的预测精度表现,这种现象是由于线路 B 的覆冰厚度数据与气象数据之间的相关性更低的原因导致的。尽管在这种情况下,所提模型仍具有较好的稳定性与准确性。

概率预测结果常用的性能评价指标一般包括可靠性指标、锐度指标和衡量预测总体性能的综合性能指标^[21]。可靠性是指预测和观测之前的统计一致性,可以用预测区间覆盖概率 PICP(prediction intervals coverage probability)来表示:

$$P = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T c_i \times 100\% \quad (26)$$

式中 c_i 可以表示为:

$$c_i = \begin{cases} 1, & s_i \in \hat{s}_i^\alpha \\ 0, & s_i \notin \hat{s}_i^\alpha \end{cases} \quad (27)$$

Winkler 提出了一种可以描述预测区间锐度的指标,同时也联合评估了模型的可靠性,称为 Winkler 分数或区间分数,记为 SW,它被定义为:

$$W_i^\alpha = \begin{cases} \delta_i^\infty + \frac{2}{\alpha} (\hat{L}_i^\alpha - s_i), & s_i < \hat{L}_i^\alpha \\ \delta_i^\infty, & s_i \in \hat{s}_i^\alpha \\ \delta_i^\infty + \frac{2}{\alpha} (s_i - \hat{U}_i^\alpha), & s_i > \hat{U}_i^\alpha \end{cases} \quad (28)$$

PICP 越接近于置信度值,代表模型拥有的可靠性越高。SW 值越小,代表概率预测结果有更好的锐度性能和综合性能。表 3 给出了线路 A 与线路 B 在各监测区间下置信度为 80%、85%、90%及 95%时概率预测区间结果的可靠性指标 PICP 与区间分数 SW。

由表 3 指标可以看出,对于线路 A 而言,置信度为 80%与 85%时,预测区间覆盖率 PICP 均值低约 15%,表明 80%与 85%置信度下预测区间可靠性低,而在置信度为 90%和 95%时拥有较好的可靠性。监测区间[555, 600] 95%置信度区间 PICP 达到 100%,拥有良好的可靠性。然而,单一的可靠性无法全面评判概率预测模型预测性能,还需要结合区间分数 SW 进行评估。可以看到,尽管当置信度为 95%时预测结果拥有更好的可靠性,然而区间分数 SW 较高,即锐度性能相对较差,预测概率分布不集中。但从整体看来,对于线路 A 而言,95%置信度下的预测区间拥有相对更高的 PICP 值与更低的 SW 值,即拥有较好的可靠性与锐度性能。

对于线路 B 而言,尽管在确定性预测结果方面由于参数相关性的影响,模型确定性指标相较于线路 A 而言较差,但可以看出在置信度为 95%时的预

测区间在各个区间内均优于线路 A。相反,在其他置信度下的区间预测结果无论是可靠性还是锐度性能都相对劣于线路 A。例如在线路 A 与线路 B 在 80% 置信度各区间 PICP 均值分别为 64% 与 30%, SW 分数均值分别为 18.77 与 33.91。可以看出,参数相关程度对较低置信度下概率预测性能有较大程度影响,然而在较高置信度下这种影响可以忽略不计。

表 3 概率预测区间结果评价指标

Tab. 3 Evaluation metrics of probabilistic prediction results

A/B	监测区间	指标	置信度			
			80%	85%	90%	95%
线路 A	[60,100]	PICP	0.528	0.682	0.864	0.949
		SW	24.701	18.006	10.341	12.679
	[136,180]	PICP	0.682	0.767	0.846	0.897
		SW	18.806	13.107	10.767	12.210
	[420,440]	PICP	0.684	0.789	0.889	0.947
		SW	16.684	11.897	9.162	11.399
	[555,600]	PICP	0.667	0.714	0.878	1.000
		SW	14.891	9.034	6.630	8.901
	均值	PICP	0.640	0.738	0.869	0.948
		SW	18.771	13.011	9.225	11.297
线路 B	[60,100]	PICP	0.16	0.47	0.82	1.00
		SW	48.97	18.11	10.57	10.60
	[136,180]	PICP	0.36	0.74	0.87	0.95
		SW	36.39	17.37	16.18	9.85
	[420,440]	PICP	0.37	0.68	0.89	1.00
		SW	22.21	8.68	5.76	9.52
	[555,600]	PICP	0.33	0.71	0.88	1.00
		SW	28.09	12.51	6.53	10.07
	均值	PICP	0.30	0.65	0.86	0.99
		SW	33.91	14.17	9.76	10.01

4 结 论

本文通过对线路覆冰厚度数据及其相关物理量进行分级建立状态空间与观测空间,并基于实际线路覆冰监测数据训练得到状态转移矩阵与观测概率矩阵。进一步,通过解决 HMM 解码问题(预测问题)得到最终的概率预测模型,输出未来各个时刻点的概率密度分布信息。同时提供均值与众数两种方式获得确定性预测结果。通过对两条线路各选取相同时段内的 4 组数据进行交叉分析,对所提概率预测模型在概率预测与确定性预测两方面性能进行了

分析验证。

结果表明,对于确定性预测而言,相对于 SVM 预测模型,所提模型有更低的误差及更好的拟合度。同时相同条件下众数相比于均值可以获得更为准确的确定性预测结果。对于概率预测而言,较低的置信度水平往往无法同时得到较好的可靠性与锐度性能,对于线路 A 与线路 B,95% 置信度拥有最佳的概率预测性能,能更好地平衡区间预测结果可靠性与锐度性能。本文的研究成果对电网输电线路抗冰工作,以及电网的安全运行、运维检修具有工程实际的指导意义与参考价值。

参考文献:

- [1] 彭曙蓉,郝伟伟,翟云峰. 电力线路覆冰机理及融冰技术研究综述[J]. 陕西电力, 2016, 44(6): 52-58.
PENG Shurong, HAO Weiwei, ZHAI Yunfeng. Review of icing mechanism and ice-melting technologies of transmission lines[J]. Smart Power, 2016 44(6): 52-58.
- [2] 李庆峰,范峥,吴穹,等. 全国输电线路覆冰情况调研及事故分析[J]. 电网技术, 2008, 32(9): 33-36.
LI Qingfeng, FAN Zheng, WU Qiong, et al. Investigation of ice-covered transmission lines and analysis on transmission line failures caused by ice-coating in China[J]. Power System Technology, 2008, 32(9): 33-36.
- [3] 胡毅,刘凯,吴田,等. 输电线路运行安全影响因素分析及防治措施[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3491-3499.
HU Yi, LIU Kai, WU Tian, et al. Analysis of influential factors on operation safety of transmission line and countermeasures[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3491-3499.
- [4] 王新掌,李红磊,高建良,等. 输电线路新型电磁防除冰[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(1): 1-6.
WANG Xinzhang, LI Honglei, GAO Jianliang, et al. New electromagnetic deicing technology for transmission lines[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2015, 31(1): 1-6.
- [5] 阳林,郝艳捧,黎卫国,等. 架空输电线路在线监测覆冰力学计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(19): 100-105.
YANG Lin, HAO Yanpeng, LI Weiguo, et al. A mechanical calculation model for on-line icing-monitoring system of overhead transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(19): 100-105.
- [6] 邸悦伦,蔡泽林,李丽,等. 环渤海地区大范围输电线路舞动风场特征分析[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(7): 121-129.
DI Yuelun, CAI Zelin, LI li, et al. Analysis of wind

- characteristics of wide range transmission line galloping in Bohai Rim[J]. *Advances of Power System & Hydroelectric Engineering*, 2021, 37(7): 121-129.
- [7] 罗聪. 输电线路覆冰预测及融冰决策研究[D]; 西安: 西安理工大学, 2021.
- LUO Cong. Research on ice-coating prediction and ice-melting decision of transmission lines[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021.
- [8] MAKKONEN L. A model of icicle growth [J]. *Journal of Glaciology*, 1988, 34(116): 64-70.
- [9] 黄剑波, 吴开贤. 输电线路雨雪冰冻灾害研究[J]. *电网与清洁能源*, 2008 (9): 24-28.
- HUANG Jianbo, WU Kaixian. Research on disaster of snow storm and frozen rain for power transmission line[J]. *Advances of Power System & Hydroelectric Engineering*, 2008(9): 24-28.
- [10] 黄新波, 孙钦东, 程荣贵, 等. 导线覆冰的力学分析与覆冰在线监测系统[J]. *电力系统自动化*, 2007, 31(14): 98-101.
- HUANG Xinbo, SUN Qindong, CHENG Ronggui, et al. Mechanical analysis on transmission line conductor icing and application of on-line monitoring system[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2007, 31(14): 98-101.
- [11] 刘和云, 周迪, 付俊萍, 等. 导线雨淞覆冰预测简单模型的研究[J]. *中国电机工程学报*, 2001, 21(4): 44-47.
- LIU Heyun, ZHOU Di, FU Junping, et al. A simple model for prediction glaze loads on wires[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2001, 21(4): 44-47.
- [12] 熊玮, 徐浩, 徐林享, 等. 计及时间累积效应的 RF-APJA-MKRVM 输电线路覆冰组合预测模型[J]. *高电压技术*, 2022, 48(3): 948-957.
- XIONG Wei, XU Hao, XU Linheng, et al. Combined model of icing prediction of transmission lines based on RF-APJA-MKRVM considering time cumulative effect [J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48 (3): 948-957.
- [13] 庄文兵, 祁创, 熊小伏, 等. 计及气象因素时间累积效应的输电线路覆冰预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(17): 6-13.
- ZHUANG Wenbing, QI Chuang, XIONG Xiaofu, et al. Transmission line icing forecast considering the time cumulative effect of meteorological factors[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(17): 6-13.
- [14] 万灿, 崔文康, 宋永华. 新能源电力系统概率预测: 基本概念与数学原理[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(19): 6493-6508.
- WAN Can, CUI Wenkang, SONG Yonghua. Probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources: basic concepts and mathematical principles[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(19): 6493-6508.
- [15] 董雷, 周文萍, 张沛, 等. 基于动态贝叶斯网络的光伏发电短期概率预测[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(增刊1): 38-45.
- DONG Lei, ZHOU Wenping, ZHANG Pei, et al. Short-term photovoltaic output forecast based on dynamic bayesian network theory[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(S1): 38-45.
- [16] 周封, 金丽斯, 刘健, 等. 基于多状态空间混合 Markov 链的风电功率概率预测 [J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(6): 29-33, 84.
- ZHOU Feng, JIN Lisi, LIU Jian, et al. Probabilistic wind power forecasting based on multi-state space and hybrid Markov chain models[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(6): 29-33, 84.
- [17] 王国刚, 朱秀昌. 与观测信息相关的 n 阶隐马尔可夫模型的参数估计 [J]. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2013, 33(6): 48-53.
- WANG Guogang, ZHU Xiuchang. Parametric estimation of nth-order hidden Markov models relation with the observations[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science)*, 2013, 33(6): 48-53.
- [18] RABINER L R, JUANG B H. An Introduction to Hidden Markov Models [J]. *IEEE ASSP Magazine*, 1986.
- [19] 崔建国, 高波, 蒋丽英, 等. LSSVM 与 HMM 在航空发动机状态预测中的应用研究[J]. *计算机工程*, 2017, 43(10): 310-315.
- CUI Jianguo, GAO Bo, JIANG Liying, et al. Application research of LSSVM and HMM in aeroengine condition prediction [J]. *Computer Engineering*, 2017, 43 (10): 310-315.
- [20] WANG Hui, ASEFA T, SARKAR A. A novel non-homogeneous hidden Markov model for simulating and predicting monthly rainfall [J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2020, 143(1/2): 627-638.
- [21] 万灿, 宋永华. 新能源电力系统概率预测理论与方法及其应用 [J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(1): 2-16.
- WAN Can, SONG Yonghua. Theories, methodologies and applications of probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(1): 2-16.

(责任编辑 王绪迪)