

架空导线载流量的多时段联合概率密度预测

付善强^{1,2}, 王孟夏¹, 杨 明¹, 韩学山¹, 陈 芳³, 李文博⁴

(1. 电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东省济南市 250061;

2. 国网山东省电力公司济宁供电公司, 山东省济宁市 272100; 3. 济南大学自动化与电气工程学院, 山东省济南市 250022;

4. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东省济南市 250003)

摘要:受微气象环境影响,架空线路载流量波动性较强,难以被准确预测,掌握线路关键线档载流量的分布规律对帮助运行人员把握线路未来载流量变化,充分利用架空线路载荷能力具有重要参考价值。文中基于架空线路关键线档微气象历史数据,在分析载流量变化特性的基础上,结合分位点回归方法,首先进行载流量逐时段概率预测,而后进一步运用 t-Copula 函数评估多时段载流量概率分布的相关特性,建立未来多时段载流量动态相依模型,实现架空线路关键线档载流量的多时段联合概率密度预测,得到较逐时段概率预测更为准确的载流量波动区间和分布信息。实例分析表明,所提方法可利用载流量时段间的关联性改善逐时段概率预测结果,有效缩小载流量预测结果的分布区间。

关键词:架空线路;关键线档;载流量;分位点回归;t-Copula 函数;联合概率密度预测

0 引言

架空导线的载流量与气象环境密切相关,美国学者提出了动态载流量(dynamic thermal rating, DTR)计算技术框架^[1],旨在根据架空导线关键线档处微气象量测实时计算其载流量,发掘输电线路载荷潜力^[2-3]。实践表明,DTR 在多数情况下显著高于静态载流量(static thermal rating, STR)计算,在节约电网建设投资以及增强电力系统接纳新能源发电能力方面发挥了重要作用。DTR 体现了输电元件载荷能力的时变性,在此基础上,研究基于 DTR 量测数据的架空导线载流量预测方法可帮助运行人员预见关键线档导线未来载流量的变化,为确定线路载流量提供必要的参考信息,对更为充分地利用架空线路载荷能力,提高电力系统安全经济运行水平具有重要意义^[4-5]。

在 DTR 量测数据基础上,文献[6]同样基于微气象量测的历史数据,利用径向基神经网络进行微气象变化规律的在线学习和预测,进而实现小时级的载流量点预测;文献[7]则以导线历史载流量数据为输入,结合混沌预测理论,给出了未来 1~2 h 内

每 10 min 的载流量点预测结果;文献[8]则基于数值天气预报数据,实现未来 18 h 内每 15 min 载流量的点预测。上述基于 DTR 量测数据的载流量点预测研究对把握短期内线路载流量变化具有一定参考价值。然而,受气象环境影响,架空导线载流量不确定性较强,点预测误差不可避免,在此情形下,有必要向运行人员提供关键线档导线载流量的变化区间及其分布情况,为运行人员选择合适保守程度的载流量提供参考信息,而点预测无法对载流量的不确定性做出定量描述。对此,文献[9]基于自回归条件异方差模型实现了每 10 min 的载流量概率密度预测,进一步可得到不同置信区间下的载流量预测结果;文献[10]基于自回归条件异方差方法预测得到架空线档微气象分布,进而预测导线在特定允许温升时间(10 min)下的载流量概率分布;文献[11]则基于多项式回归及累积式自回归积分滑动平均时间序列模型实现了小时级的载流量概率预测。此外,文献[12]利用机器学习方法构建数值天气预报与线路微气象关联模型,进而提出基于数值天气预报数据的载流量概率预测方法,可实现每 15 min 的载流量概率预测。然而,现有载流量的概率预测均为逐时段进行,没有考虑载流量变化在各时段间的关联特性,导致载流量波动范围的预测结果较大,不符合载流量变化的实际特点。

针对该问题,本文基于某架空线档微气象量测

收稿日期:2018-09-28;修回日期:2019-04-16。

上网日期:2019-06-11。

山东省重点研发计划资助项目(GG201809140209);国家自然科学基金资助项目(51407111)。

数据,结合日内超前调度对预测时间尺度的需求,首先基于分位点回归方法逐时段预测未来 1 h 内每 15 min 的载流量分布情况,而后基于 t-Copula 函数构建未来 1 h 内 4 个时段载流量的动态相依模型,实现载流量的多时段联合概率密度预测,以期进一步提高关键线档载流量概率密度预测结果的有效性。

1 数据分析

根据 IEEE 标准^[13],给定导线最大允许运行温度 $T_{\max}$ 下的载流量计算式如下:

$$I_{\max} = \sqrt{\frac{q_c(T_{\max}) + q_r(T_{\max}) - q_s}{R(T_{\max})}} \quad (1)$$

式中: $T_{\max}$ 为导线长期连续运行的最大允许温度,国内通常取为 $70\text{ }^{\circ}\text{C}$ ^[14]; q_c 为单位长度导体的空气对流散热量,与风速、风向以及导体与环境温差等因素有关; q_r 为热辐射散热量,主要与导体和环境的温差有关; q_s 为日照吸热量,主要与日射强度有关; R 为导体电阻。 q_c , q_r 和 q_s 的具体算式可参考 IEEE 标准,本文不再逐一列写,从中可知在导线型号及架设地点确定后,架空导线载流量主要由气温、日照强度、风速及风向 4 个气象要素决定。

采集某 220 kV 架空线路沿线某线档处 2017 年全年微气象数据(时间分辨率为 15 min),由式(1)计算得到全年载流量变化曲线如附录 A 图 A1 所示。在此基础上,统计 15 min, 30 min, 45 min, 1 h 时间尺度下的载流量变化量分布情况如附录 A 图 A2 所示。从该图可知,不同时间尺度载流量变化量的分布具有一定规律,载流量变化在时段间存在相关性。统计结果显示,上述 4 个时间尺度下载流量变化量分别主要分布在区间 $[-145, 145]\text{ A}$, $[-180, 180]\text{ A}$, $[-200, 200]\text{ A}$, $[-210, 210]\text{ A}$ (95%置信区间)内。

进一步对架空导线载流量进行自相关函数(ACF)测试。计算不同滞后时长下的 ACF 曲线如附录 A 图 A3 所示。图 A3 显示,架空导线载流量的 ACF 曲线拖尾,说明载流量时间序列具有非平稳性。从图 A3 中截取的滞后时长在 3 h 以内的 ACF 值如附录 A 图 A4 所示,从中可知滞后时间在 2 h 以内时的 ACF 值大于 0.5,滞后时间在 1 h 以内的 ACF 值大于 0.7,说明 1~2 h 内各时段载流量之间存在较强的自相关性。此外,附录 A 图 A5 给出了不同回溯时长下载流量与 4 个气象要素的互相关性,结果表明载流量与历史 1~2 h 内的 4 个气象要素之间存在较强的互相关性。根据载流量变化的上述特点,本文以历史 1 h(4 个时段)的微气象及载流

量数据为输入,预测未来 4 个时段(预测时域为 1 h)的联合概率密度。

上述数据分析为选择预测输入量以及预测时域提供了依据。需要指出的是,本节分析结论是依据测试数据集得出的,并非通用结论,对于不同架空导线,其载流量的自相关和与微气象的互相关曲线可能不同,可根据实际情况对输入量及预测时域做出调整,这并不影响本文预测方法的构建。

2 基于分位点回归的逐时段概率预测

受气象环境尤其是风速的影响,架空导线载流量波动性较强,难以被准确预测。相对载流量的点预测,概率预测能够给出载流量的期望值以及载流量的变化范围及分布情况。分位点回归预测的实施无需对预测对象进行任何分布的假定,且对于数据中出现的异常点具有较好的耐抗性,其有效性已在风电及负荷概率预测中得到验证^[15-17],本文将其用于逐时段载流量概率预测。

如上所述,本文以预测该架空线路关键线档载流量为例,以历史 4 个时段载流量和微气象数据作为输入,预测该线档未来 4 个时段载流量分位点信息,预测架构如图 1 所示。

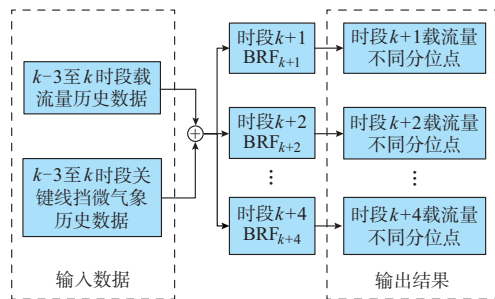


图 1 逐时段概率预测架构

Fig. 1 Framework of period-by-period probability forecasting

图 3 中 BRF_{k+1} 至 BRF_{k+4} 代表未来 $k+1$ 至 $k+4$ 时段分位点回归预测模型。其中, τ 分位点载流量 $Q(\tau)$ 的线性回归预测模型可表示为:

$$Q(\tau) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_1 + \beta_2(\tau)x_2 + \cdots + \beta_n(\tau)x_n + \epsilon \quad (2)$$

式中: x_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为输入量,如上述输入量采用历史 4 个时段载流量及 4 个微气象要素数据,则 $n=20$; $\beta(\tau) = [\beta_0(\tau), \beta_1(\tau), \dots, \beta_n(\tau)]$ 为参数向量; ϵ 为设定的系统残差值。

$\beta(\tau)$ 中任意一个元素的估计值为:

$$\hat{\beta}(\tau) = \underset{\beta \in \mathbf{R}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^m \eta_{\tau}(y_i - \mathbf{x}^T \beta(\tau)) \quad (3)$$

式中： $\mathbf{x}^T$ 为输入向量转置； $y_i(i=1,2,\cdots,m)$ 为载流量样本； $\eta_\tau(\cdot)$ 为检验函数，表达式如式(4)所示。 $\eta_\tau(y_i-Q(\tau))=$

$$\begin{cases} \tau(y_i-Q(\tau)) & y_i-Q(\tau) \geq 0 \\ (\tau-1)(y_i-Q(\tau)) & y_i-Q(\tau) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

在得到 $\hat{\beta}(\tau)$ 后，即可通过式(2)实现载流量的 τ 分位点预测。

3 基于 Copula 的多时段联合概率密度预测

Copula 函数是定义域区间为 $[0,1]$ 的分布函数，可用于描述多元随机变量之间的相关特性，连接各随机变量的边缘分布和联合分布，即建立边缘分布和联合分布的映射关系，已在风、发电的时空关联关系建模中得到应用^[18-21]。本文将用于建立超短期内各时段载流量分布之间的相依关系，实现多时段载流量联合概率密度预测，具体步骤如下。

1)在上节逐时段载流量的分位点预测结果基础上，进一步计算各时段载流量的离散概率分布并拟合得到累积概率分布函数和概率密度函数。

2)首先，根据时段间载流量分布相关性的特点(是否对称分布和首、尾部相关等)初步选择 Copula 函数构建多时段载流量动态相依模型(常见的 Copula 函数有 Normal Copula, t-Copula, Clayton Copula, Frank Copula, Gumbel Copula, 具体表达式和性质可参见文献[21])。然后利用 K-S 检验法对初步选择的 Copula 函数拟合效果进行检验，确定最优拟合的 Copula 函数^[21]。以本文一年载流量历史数据的分析结果为例，相邻 4 个时段两两之间的载流量概率分布体现出明显的首部或尾部相关特性，初步选出 3 种 Copula 函数，经检验 t-Copula 函数所得模型拟合效果最好(见附录 B)。故采用 t-Copula 函数建立多时段载流量动态相依模型。描述多时段载流量相关性的多元 t-Copula 函数如式(5)所示。

$$C(u_1, u_2, \cdots, u_N; \boldsymbol{\rho}_t, k) = \int_{-\infty}^{t^{-1}(u_1)} \cdots \int_{-\infty}^{t^{-1}(u_N)} \frac{|\boldsymbol{\rho}_t|^{-\frac{1}{2}} \Gamma\left(\frac{k+N}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{2}\right) (k\pi)^{\frac{N}{2}}} \cdot \left(1 + \frac{1}{k} \mathbf{r}^T \boldsymbol{\rho}_t^{-1} \mathbf{r}\right)^{\frac{k+N}{2}} d\mathbf{r} \quad (5)$$

式中： $\boldsymbol{\rho}_t$ 为 N 维 t-Copula 函数的 N 阶等效相依系数矩阵，其元素 $\rho \in [-1,1]$ 为变量间相依参数； k 为自由度参数； $\Gamma(\cdot)$ 为 Γ 分布函数； t 和 t^{-1} 分别为自由度为 k 的 t 分布及其反函数； $\mathbf{r}=[r_1, r_1, \cdots, r_N]$ 。

设未来 N 个时段载流量 $r_i(i=1,2,\cdots,N)$ 的边缘分布函数分别为 $F_i(r_i)$ ，其中 $i=1,2,\cdots,N$ 。式(5)中 $u_i=F_i(r_i)$ ($i=1,2,\cdots,N$)。根据 Copula 函数理论，有

$$F(r_1, r_2, \cdots, r_N) = C(u_1, u_2, \cdots, u_N; \boldsymbol{\rho}_t, k) \quad (6)$$

式中： $F(r_1, r_2, \cdots, r_N)$ 为未来 N 个时段载流量的联合概率分布函数。

对上式两端求导，得联合概率密度函数为：

$$f(r_1, r_2, \cdots, r_N) = c(u_1, u_2, \cdots, u_N; \boldsymbol{\rho}_t, k) f_1(r_1) \cdots f_N(r_N) \quad (7)$$

式中： $f_i(r_i)$ 为 1 至 N 个时段载流量的边缘概率密度函数； c 为 Copula 密度函数，表达如式(8)所示。

$$c(u_1, u_2, \cdots, u_N; \boldsymbol{\rho}_t, k) = \frac{|\boldsymbol{\rho}_t|^{-\frac{1}{2}} \Gamma\left(\frac{k+N}{2}\right) \left(1 + \frac{1}{k} \mathbf{r}^T \boldsymbol{\rho}_t^{-1} \mathbf{r}\right)^{\frac{k+N}{2}} \Gamma\left(\frac{k}{2}\right)^{N-1}}{\prod_{i=1}^N \left(1 + \frac{r_i^2}{k}\right)^{-\frac{k+1}{2}} \Gamma\left(\frac{k+1}{2}\right)^N} \quad (8)$$

可见，确定式(7)中参数 $\boldsymbol{\rho}_t$ 和 k 后即可获得未来 N 个时段载流量的联合概率密度函数。

3)采用极大似然估计法对所选 Copula 函数中未知参数(t-Copula 函数参数为 $\boldsymbol{\rho}_t$ 和 k)进行估计^[22]，得到载流量多时段联合概率密度函数，完成架空导线载流量多时段联合概率密度预测。

以相邻 4 个时段(时段 1 至 4)为例，设 $r_{1,d}, r_{2,d}, r_{3,d}, r_{4,d}$ 为载流量样本， $d=1,2,\cdots,D$ 为样本序号， D 为样本个数，本文取为 2 000，则样本的似然函数为：

$$l(\boldsymbol{\rho}_t, k) = \prod_{d=1}^D c(F_1(r_{1,d}), F_2(r_{2,d}), F_3(r_{3,d}), F_4(r_{4,d}); \boldsymbol{\rho}_t, k) f_1(r_{1,d}) f_2(r_{2,d}) f_3(r_{3,d}) f_4(r_{4,d}) \quad (9)$$

将上式两边取对数可得：

$$\ln l(\boldsymbol{\rho}_t, k) = \sum_{d=1}^D \ln c(F_1(r_{1,d}), F_2(r_{2,d}), F_3(r_{3,d}), F_4(r_{4,d}); \boldsymbol{\rho}_t, k) + \sum_{d=1}^D \ln f_1(r_{1,d}) + \sum_{d=1}^D \ln f_2(r_{2,d}) + \sum_{d=1}^D \ln f_3(r_{3,d}) + \sum_{d=1}^D \ln f_4(r_{4,d}) \quad (10)$$

则动态相依矩阵 $\boldsymbol{\rho}_t$ 中各元素和自由度参数 k 的极大似然估计值为：

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \operatorname{argmax}(\ln l(\boldsymbol{\rho}_t, k)) \quad (11)$$

式中: $\hat{\Theta} = [\hat{\rho}_t, \hat{k}]$ 为联合分布函数中待估计参数向量。得到参数估计值后即可得到关键线挡相邻 4 个时段载流量的联合分布模型。

4 算例分析

以预测前述 220 kV 架空线路关键线挡的 2017 年夏季载流量为例,根据前文所述预测流程,首先选取该线路关键线挡 2017 年 6 月 1 日—8 月 1 日微气象及载流量历史数据为训练集,用于估计分位点回归预测模型中参数向量 $\beta(\tau)$ 。而后基于分位点回归方法滚动预测未来 4 个时段载流量分位点。其中,8 月 2 日—8 月 6 日的 0 分位点、0.5 分位点、1 分位点预测结果,导线实际载流量,以及夏季 STR (650 A, 计算条件为气温 35 °C, 风速 0.5 m/s 垂直于导线,光照强度 800 W/m²) 如图 2 所示。

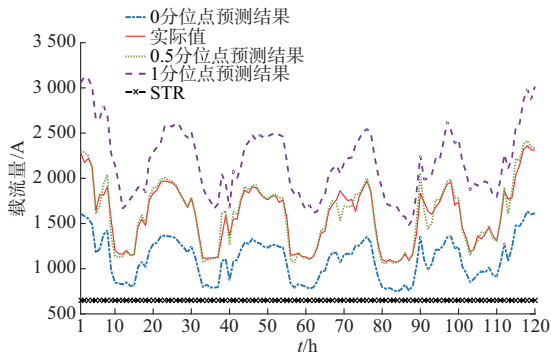


图 2 不同分位点预测结果、实际载流量及夏季 STR 对比图

Fig. 2 Comparison of forecasting results at different quantiles, actual thermal rating and STR in summer

由图 2 可见,本文采用分位点回归方法能够较好地预测载流量的变化趋势和波动范围(由 0 分位点和 1 分位点构成的载流量区间可完全包含图中实线所示的实际载流量变化曲线)。

在未来 4 个时段分位点预测值的基础上进行多时段载流量联合概率密度的预测。以对 8 月 2 日 00:00—01:00 内 4 个时段载流量联合概率密度预测为例,通过极大似然估计得到 4 个时段载流量的联合分布函数的等效相依系数矩阵如式(12)所示,自由度 $k = 5.81 \approx 6$ 。

$$\rho_t = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.85 & 0.76 & 0.66 \\ 0.85 & 1.00 & 0.83 & 0.71 \\ 0.76 & 0.83 & 1.00 & 0.82 \\ 0.66 & 0.71 & 0.82 & 1.00 \end{bmatrix} \quad (12)$$

由式(12)可见,该矩阵为对称正定矩阵,4 个时段载流量联合概率密度分布函数可被唯一确定,表达如下:

$$f(r_1, r_2, r_3, r_4) = \frac{|\rho_t|^{-\frac{1}{2}} \Gamma\left(\frac{k}{2} + 2\right)}{\Gamma\left(\frac{k}{2}\right) (k\pi)^2} \left(1 + \frac{1}{k} r^T \rho_t^{-1} r\right)^{-\left(\frac{k}{2} + 2\right)} \quad (13)$$

式中: $r = [r_1, r_2, r_3, r_4]$ 为连续 4 个时段载流量。

本文依次计算了 8 月 2 日全天各小时内 4 个时段载流量的联合概率密度函数。图 3 为依据载流量联合概率密度函数进行多元随机变量抽样(1 000 次)得到的载流量场景集合与逐时段概率预测(分位点回归预测以及条件异方差自回归预测)结果的对比,分位点回归概率预测给出了 0 分位点、1 分位点预测结果,条件异方差回归概率预测给出了 100% 置信区间的预测曲线。可见场景集的包络线可完全覆盖实际载流量的变化曲线,且场景集包络线又完全在逐时段概率预测的 0 分位点、1 分位点区间或 100% 置信区间内。说明本文方法可缩小载流量波动区间的预测结果,更符合载流量变化的实际特点。

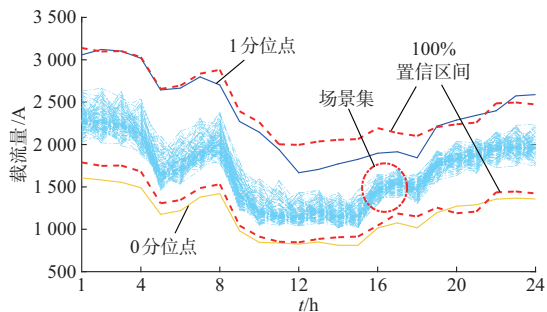


图 3 场景集与逐时段概率预测结果
Fig. 3 Scene set and period-by-period probability forecasting results

对图 3 中的场景集进行统计得到不同分位点的载流量变化曲线,与实际载流量曲线及传统 STR 值的对比如图 4 所示。可见,由场景集统计得到的 0 分位点、1 分位点曲线所覆盖的区间能够完全包含导线的实际载流量变化曲线,且较 STR 有很大提高。

利用能量分数 (energy score, ES) 指标^[23]对所提出的载流量多时段联合概率密度预测结果进行量化评估。能量分数指标表达式如式(14)所示,能量分数值越小,说明抽样得到的场景集越贴合实际载流量变化曲线。

$$I_{ES} = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V \|P^T - S_v\|_2 - \frac{1}{2V^2} \sum_{w=1}^V \sum_{v=1}^V \|S_w - S_v\|_2 \quad (14)$$

式中: V 为场景个数; $\mathbf{P}^T$ 为实际载流量向量; $\mathbf{S}_w$ 与 $\mathbf{S}_v$ 分别表示由预测结果抽样得到的第 w 个和第 v 个场景向量。

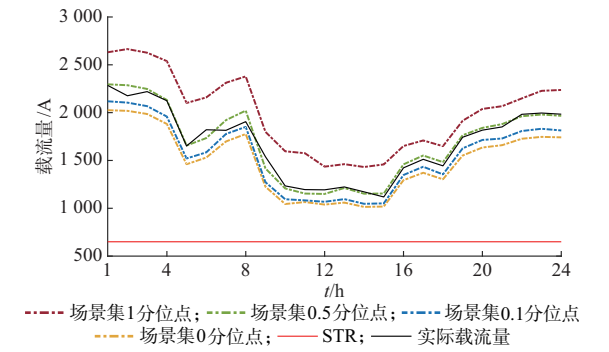


图 4 STR、实际载流量以及场景集不同分位点载流量对比
Fig. 4 Comparison of STR, actual thermal rating and the thermal rating at different quantiles of scene set

逐时段概率预测与多时段联合概率密度预测能量分数值计算结果对比如图 5 所示。

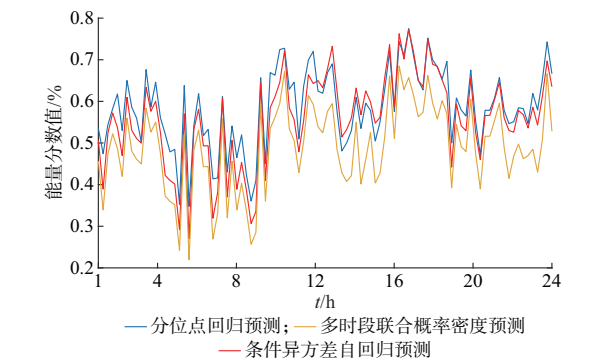


图 5 逐时段概率预测与多时段联合概率密度预测能量分数值对比
Fig. 5 Comparison of energy score values between period-by-period probability forecasting and multi-period joint probability density forecasting

由图 5 可见,由载流量多时段联合概率密度预测结果抽样所得场景集的能量分数值普遍小于根据逐时段概率预测结果抽样所得场景集的能量分数值,进一步说明多时段载流量联合概率密度预测结果更接近载流量的实际波动情况,体现了多时段联合概率密度预测的有效性。

进一步采用本方法分别对 2 个关键线挡在全年 4 个典型日(分别为 2018 年 4 月 15 日、2018 年 7 月 15 日、2018 年 10 月 15 日和 2018 年 1 月 15 日)内的载流量进行预测,根据预测结果抽样的场景集和逐时段预测的 0 分位点、1 分位点结果对比如附录 C 图 C1、图 C2 所示。若运行人员选择最保守的 0 分位点作为预测结果,则本文方法预测结果将平均高于图 C1、图 C2 中逐时段概率预测结果 0 分位

点 25.7%,高于传统 STR 计算结果 127.8%;若运行人员选择较为保守的 0.1 分位点、0.3 分位点,则本文方法预测结果平均高于逐时段概率预测结果 0.1 分位点 11.5%,0.3 分位点 9.3%。可见,本文方法可为运行人员根据保守程度偏好选择载流量预测结果提供更为准确的参考信息。

5 结语

本文基于 Copula 理论提出了架空导线载流量的多时段联合概率密度预测方法。基于微气象量测数据,本文方法可预测得到关键线挡载流量的多时段联合概率密度分布,进而获得载流量分位点信息。实例分析表明,本文方法相比逐时段概率预测能够更好地反映关键线挡载流量变化的实际特点,缩小载流量变化的预测区间,为运行人员根据保守度偏好选择线路载流量预测结果提供更为准确的参考信息。本文主要围绕特定点(关键线挡)处的载流量预测问题展开研究,在此基础上尚需进一步结合调度,把握整条输电线路载流量的实际需求,对关键线挡识别问题,以及多关键线挡下的输电线路载流量的预测问题展开深入研究,以期为调度挖掘输电线路载荷能力提供更为直接且准确的依据。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

[1] DAVIS M W. A new thermal rating approach: the real-time thermal rating system for strategic overhead conductor transmission lines: Part I general description and justification of the real-time thermal rating system[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1978, PAS-96(3): 803-809.
[2] GREENWOOD D M, INGRAM G L, TAYLOR P C. Applying wind simulations for planning and operation of real-time thermal ratings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 537-547.
[3] KARIMIA S, MUSILEKB P, KNIGHTA A M. Dynamic thermal rating of transmission lines: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91: 600-612.
[4] PARKA H, JINC Y G, PARKD J K. Stochastic security-constrained unit commitment with wind power generation based on dynamic line rating [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2018, 102: 211-222.
[5] WANG Cheng, GAO Rui, QIU Feng, et al. Risk-based distributionally robust optimal power with dynamic line rating [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 6074-6086.
[6] 王孔森,盛戈俾. 基于径向神经网络的输电线路动态容量在线预测[J]. 电网技术, 2013, 37(6): 1719-1725.

- WANG Kongsen, SHENG Gehao. Online prediction of transmission dynamic line rating based on radial basis function neural network[J]. Power System Technology, 2013, 37(6): 1719-1725.
- [7] 任丽佳,江秀臣,盛戈皞,等. 输电线路允许输送容量的混沌预测[J]. 中国电机工程学报,2009,29(25):86-91.
REN Lijia, JIANG Xiuchen, SHENG Gehao, et al. Prediction of transmission line rating based on chaotic time series analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(25): 86-91.
- [8] ABOUDA A W, FENTON B K R F, LEHMERA J P, et al. Coupling computational fluid dynamics with the high resolution rapid refresh model for forecasting dynamic line ratings[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 170(7): 326-337.
- [9] FAN F, BELL K, INFIELD D. Probabilistic real-time thermal rating forecasting for overhead lines by conditionally heteroscedastic auto-regressive models[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(4): 1881-1890.
- [10] FAN F, BELL K, INFIELD D. Transient-state real-time thermal rating forecasting for overhead lines by an enhanced analytical method [J]. Electric Power Systems Research, 2019, 167: 213-221.
- [11] ZHAN J, CHUNG C Y, DEMETER E. Time series modelling for dynamic thermal rating of overhead lines [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 2172-2182.
- [12] JOSÉ L A, SIEBERT N. Dynamic line rating using numerical weather predictions and machine learning: a case study[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(1): 335-343.
- [13] IEEE standard for calculating the current-temperature relationship of bare overhead conductors: IEEE Standard 738—2006[S]. 2006.
- [14] 110 kV~750 kV 架空输电线路设计规范: GB 50545—2010 [S]. 北京:中国电力出版社,2010.
Code for design of 110 kV~750 kV overhead transmission line: GB 50545—2010 [S]. Beijing: China Electric Power Press, 2010.
- [15] 李智,韩学山,杨明,等. 基于分位点回归的风电功率波动区间分析[J]. 电力系统自动化,2011,35(3):83-87.
LI Zhi, HAN Xueshan, YANG Ming, et al. Wind power fluctuation interval analysis based on quantile regression[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(3): 83-87.
- [16] 阎洁,李宁,刘永前,等. 短期风电功率动态云模型不确定性预测方法[J]. 电力系统自动化,2019,43(3):17-23. DOI: 10. 7500/AEPS20180213009.
YAN Jie, LI Ning, LIU Yongqian, et al. Short-term uncertainty forecasting method for wind power based on real-time switching cloud model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(3): 17-23. DOI: 10. 7500/AEPS 20180213009.
- [17] GAN Dahua, WANG Yi, YANG Shuo, et al. Embedding based quantile regression neural network for probabilistic load forecasting[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(2): 244-254.
- [18] 张玥,王秀丽,曾平良,等. 基于 Copula 理论考虑风电相关性的源网协调规划[J]. 电力系统自动化,2017,41(9):102-108. DOI:10. 7500/AEPS20160717006.
ZHANG Yue, WANG Xiuli, ZENG Pingliang, et al. Copula theory based generation and transmission co-planning considering wind power correlation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 102-108. DOI: 10. 7500/AEPS 20160717006.
- [19] 胡阳,乔依林. 基于置信等效边界模型的风功率数据清洗方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(15):18-23. DOI: 10. 7500/AEPS20171109001.
HU Yang, QIAO Yilin. Wind power data cleaning method based on confidence equivalent boundary model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15): 18-23. DOI: 10. 7500/AEPS20171109001.
- [20] 朱晓荣,金绘民. 考虑光伏功率相关性的随机潮流方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(5):34-40. DOI: 10. 7500/AEPS 20170614013.
ZHU Xiaorong, JIN Huimin. Probabilistic load flow method considering correlation of photovoltaic power[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(5): 34-40. DOI: 10. 7500/AEPS20170614013.
- [21] 蔡菲,严正,赵静波,等. 基于 Copula 理论的风电场内风速及输出功率相依结构建模[J]. 电力系统自动化,2013,37(17):9-16.
CAI Fei, YAN Zheng, ZHAO Jingbo, et al. Dependence structure models for wind speed and wind power among different wind farms based on Copula theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(17): 9-16.
- [22] 邱小霞,刘次,华吴娟. Copula 函数中参数极大似然估计的性质[J]. 经济数学,2008,25(2):210-215.
QIU Xiaoxia, LIU Ci, HUA Wujuan. The properties of maximum likelihood estimation of parameter on Copula[J]. Mathematics in Economics, 2008, 25(2): 210-215.
- [23] 朱思萌,杨明,韩学山,等. 多风电场短期输出功率的联合概率密度预测方法[J]. 电力系统自动化,2014,38(19):8-15.
ZHU Simeng, YANG Ming, HAN Xueshan, et al. Joint probability density forecast of short-term multiple wind farms output power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(19): 8-15.

付善强(1992—),男,硕士研究生,主要研究方向:输电线路动态增容技术及其在电力系统运行分析与控制中的应用。

王孟夏(1983—),男,通信作者,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向:电力系统分析与控制。E-mail: wangmx@sdu.edu.cn

杨明(1980—),男,博士,副教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统分析与控制。

(编辑 蔡静雯)

Multi-period Joint Probability Density Forecasting for Thermal Rating of Overhead Line

FU Shanqiang^{1,2}, *WANG Mengxia*¹, *YANG Ming*¹, *HAN Xueshan*¹, *CHEN Fang*³, *LI Wenbo*⁴

(1. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control, Ministry of Education (Shandong University), Jinan 250061, China;

2. Jining Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Jining 272100, China;

3. School of Electrical Engineering, Jinan University, Jinan 250022, China;

4. Electric Power Research Institute of State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250003, China)

Abstract: Influenced by the micrometeorological conditions around the overhead line, the thermal ratings of overhead line have strong volatility and are difficult to predict accurately. It is of significance for system operators to grasp the fluctuation range and distribution characteristics of the thermal rating of critical spans along the overhead line, thus guiding the operators to exploit the transfer capability of overhead lines. Based on the historical micrometeorological data of critical spans and the variation characteristics analysis of thermal rating, the quantile regression method is employed to forecast the period-by-period probability of thermal rating. Then the t-Copula function is used to evaluate the correlation characteristics of the probability distributions of multi-period thermal ratings. A dynamic dependence model for multi-period thermal rating is established to realize the joint probability density forecasting for multi-period thermal rating. Meanwhile, the more accurate fluctuation interval and distribution information of thermal rating are obtained. The case studies show that the proposed method can improve the period-by-period probability forecasting results by using the correlation of thermal rating between periods, and effectively reduce the distribution interval of thermal rating forecasting results.

This work is supported by Shandong Provincial Key R&D Program of China (No. GG201809140209) and National Natural Science Foundation of China (No. 51407111).

Key words: overhead line; critical span; thermal rating; quantile regression; t-Copula function; joint probability density forecasting