

# 天文、气象环境因子与散射比关系的建模分析

李 芬<sup>1</sup>, 刘 迪<sup>1</sup>, 闫全全<sup>2</sup>, 陈正洪<sup>3</sup>, 程兴宏<sup>4</sup>, 赵晋斌<sup>1</sup>

(1. 上海电力学院电气工程学院, 上海 200090; 2. 上海市电力公司检修公司, 上海 200063; 3. 湖北省气象服务中心, 武汉 430074;  
4. 中国气象科学研究院灾害天气国家重点实验室, 北京 100081)

**摘 要:** 统计收集2010年和2011年北京地区逐时太阳辐射资料, 比较多种小时模型在当地条件下的适用性并进行本地化修正, 重点探讨天文因子和气象因子对直散分离模型的影响程度, 提出一种新的天气类型划分方法, 研究同一类天气状况下气象因子的含量特征, 分别建立适合的数学模型。结果表明: Erbs模型预测北京地区的小时散射比效果最优; 随着太阳高度角的增加, 散射比实测值与L1模型预测值的差值由负变正; 细化天气类型后, 新模型的预测效果明显提高, 实用性较强。

**关键词:** 太阳辐射; 散射比; 太阳高度角; 天气类型; LMBP神经网络

**中图分类号:** TM615

**文献标志码:** A

## 0 引 言

地表水平面上所接收的太阳总辐射量由太阳直接辐射量和散射辐射量组成, 即两地的太阳总辐射量相同, 其直接辐射量与散射辐射量所占比例通常并不相同<sup>[1]</sup>。随着社会的发展, 能源、环境与气候变化等方面的问题日益突出, 并网光伏渗透率的不断提高, 准确预报太阳能资源的变化成为保障居民用电安全和电网平稳运行的必然要求。但由于我国太阳辐射业务观测站稀少, 空间分布不均匀, 且因观测设备、方法的限制, 导致现存太阳辐射观测资料远远不能满足要求<sup>[2]</sup>, 一般仅获得总辐射量值, 因此需要研究散射辐射计算模型为固定式、跟踪式阵列斜面辐射计算、光伏功率预测以及聚光热发电设计等提供依据<sup>[3-5]</sup>, 同时对建筑能耗动态模拟研究具有一定参考价值。

目前国内外研究者对年、月、日尺度下的散射辐射做了大量研究, 对于小时尺度的散射辐射模型则关注较少。文献[6]分析从1961~2009年我国太阳直接辐射和散射辐射年际变化趋势特征。文献[7]引入日照百分率, 提出一种新的月尺度散射比估算方法。文献[8]研究各种计算逐日散射辐射的经验公式, 并绘制了我国全年及逐月散射辐射的空间分布。文献[9]统计分析敦煌地区晴空下逐日散射辐射与太阳高度角、大气柱气溶胶垂直光学厚度等影响因子的关系。文献[10]利用统计学

参数、残差直方图的方法对常见的18种水平面日太阳散射辐射模型进行对比分析。

由于太阳能资源具有周期性变化和短期波动等特点, 仅从时效上来说前期的研究结果已不能满足当前我国太阳能大规模开发及并网后电网优化调度和经济运行的需要。因此对太阳逐时散射辐射资源的重新评估尤为迫切。基于本文首先检验经典小时模型对近期北京地区的适用性, 分析各季节逐时散射比实测值的变化趋势; 然后探讨天文和气象因子对散射比的影响程度, 改进天气类型划分, 并修正模型, 分析模型的可行性。

## 1 数据来源及修正

本文数据来源于国家气象信息中心, 数据时间周期为2年(2010年1月~2011年12月), 共有8524个样本, 其中辐射数据包括总辐射、直接辐射和散射辐射; 气象数据包括总云量、能见度、降水等。所有数据均经过严格的质量控制和检查, 删除畸点数据。

## 2 小时模型

考虑模型的复杂度及推广度, 本文对Orgill and Hollands<sup>[11]</sup>、Erbs<sup>[12]</sup>、Reindl(1990)<sup>[13]</sup>这3种经典的直散分离小时模型进行研究。利用北京地区的日出、日落时角(时角 $\omega$ 值为 $\pm 15^\circ z$ ,  $z$ 为距离正午(12:00)的小时

收稿日期: 2017-08-11

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(51307105); 上海绿色能源并网工程技术研究中心(13DZ2251900); 上海市经济和信息化委员会专项资金(沪CXY-2016-012)

通信作者: 李 芬(1984—), 女, 博士、副教授, 主要从事新能源开发利用与电力变换技术方面的研究。beckyhust@163.com

数,时角上午为负,下午为正),筛选出 2010~2011 年日照时间内的小时尺度散射比作为实测值,原始模型的计算结果作为预测值,采用平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差百分比(NRMSE)及相关系数(CORR)作为评估模型预测效果的指标<sup>[7]</sup>,结果见表 1。综合对比后发现,上述 3 种模型的预测效果差异不大,相对来说 Erbs 模型预测效果较优。

表 1 3 种直散分离模型预测误差分析

Table 1 Prediction error analysis of three kinds of beam-diffuse radiation separated model

模型名称	MAPE/%	NRMSE/%	CORR
Orgill and Hollands	14.57	20.88	0.895
Erbs	13.79	21.07	0.895
Reindl	14.50	21.14	0.893

## 2.1 Erbs 模型理论

1982 年 Erbs 等提出计算小时散射辐射量与总辐射量比值的近似公式。

$$\begin{cases} \frac{I_d}{I} = 1.0 - 0.09k_T, & k_T \leq 0.22 \\ \frac{I_d}{I} = 0.9511 - 0.1604k_T + 4.388k_T^2 - 16.638k_T^3 + 12.336k_T^4, & 0.22 < k_T \leq 0.80 \\ \frac{I_d}{I} = 0.165, & k_T > 0.80 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $I_d$ ——水平面上小时太阳散射辐射量, MJ/m<sup>2</sup>;  $I$ ——水平面上小时太阳总辐射量, MJ/m<sup>2</sup>;  $k_T$ ——小时清晰度指数。

小时清晰度指数  $k_T$  为某小时内水平面上的太阳总辐射量与大气层外水平面上太阳辐射量之比,其表达式为:

$$k_T = \frac{I}{I_0} \quad (2)$$

式(2)中的清晰度指数值越大,表示大气越透明,大气层对太阳辐射衰减越少,到达地面的太阳辐射越大。

$$\gamma = 1 + 0.033 \cos \frac{360^\circ n}{365} \quad (3)$$

$$\delta = 23.45 \sin \left[ 360 \times \frac{284 + n}{365} \right] \quad (4)$$

$$I_0 = 3.6 \times 10^{-3} \gamma E_{sc} (\sin \delta \sin \varphi + \cos \delta \cos \varphi \cos \omega) \quad (5)$$

式中,  $\gamma$ ——方位角, (°);  $\delta$ ——赤纬角, (°);  $I_0$ ——大气层外水平面上小时太阳辐射量, MJ/m<sup>2</sup>;  $n$ ——1 a 中的日序号;  $E_{sc}$ ——太阳常数,  $E_{sc} = 1367 \text{ W/m}^2$ 。

## 2.2 本地化修正

逐时散射比实测值的数据分布形状与 Erbs 模型预

测结果相似,其中大部分数据点满足  $k_T$  增大,散射比减小,但少量点并不满足该特点,其主要集中在太阳高度角( $\alpha_s$ )小于 10°的情况下,此部分数据的样本数量为 1294 个,约占总样本数量的 15.18%,具体分布情况如图 1 所示,即此时实测值的分布相对分散,且位于 Erbs 模型预测值两侧,无明显规律,考虑到辐射观测中余弦响应误差,本文研究内容排除此部分数据。

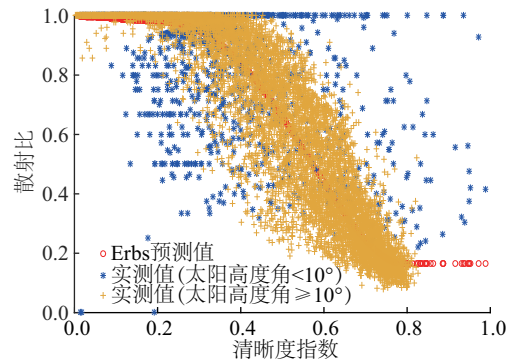


图 1 太阳高度角小于 10°时散射比随清晰度指数变化

Fig. 1 Distribution of diffuse irradiation ratio with clearness index when solar altitude angle is less than 10°

从图 2 中可看出 2010~2011 年北京地区年均小时平均散射比的逐时变化曲线大致呈开口向上的抛物线状,关于太阳正午 12:00 时近似成轴对称,早晚时刻的散射比最大,正午时刻的散射比最小。划分成四季后,逐时散射比变化曲线形状不变,且表现出明显的季节性特征,夏季时散射比整体位于所研究数据小时均值之上,走势相对平缓,冬季时散射比的跨度最大。09:00~15:00 范围内,散射比由大到小顺序是夏、秋、春、冬。具体分析,2010 年北京夏季降水日数为 37 d,

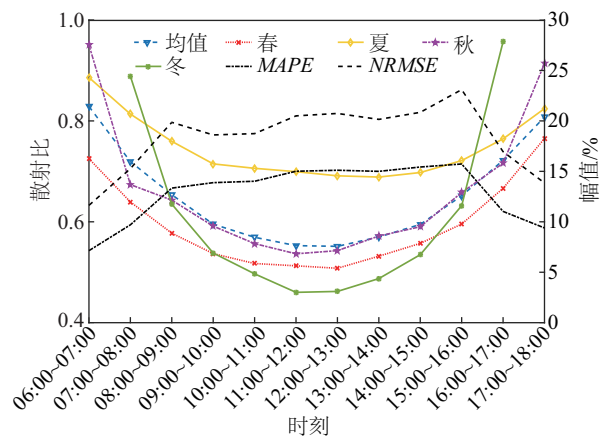


图 2 逐时散射比实测值分布及其与 Erbs 预测值间的误差分析

Fig. 2 Diffuse irradiation ratio and error between measured value and predicted value of Erbs model

冬季降水日数仅为 5 d, 2011 年北京地区降水量约有 81.94% 集中在夏季, 且夏季总云量大于 8 成的遮挡小时数远远大于冬季, 从而导致夏季散射比较高, 冬季比较低。对 2010~2011 年逐时散射比实测值与 Erbs 预测值进行误差分析后发现,  $MAPE$  与  $NRMSE$  的误差曲线大体满足散射比较大时, 预测较准确; 散射比较小时, 预测效果较差。其中 06:00~07:00 和 17:00~18:00 范围内  $MAPE$  值小于 10%,  $NRMSE$  小于 15%; 08:00~09:00 和 15:00~16:00 曲线呈轻微波动性, 可能由于分段函数衔接不良造成的; 11:00~12:00 和 12:00~13:00 范围内,  $MAPE$  值大于 15%,  $NRMSE$  大于 20%。

以  $k_T$  为自变量, 建立单一变量线性回归模型进行本地化修正。考虑逐时散射比季节性特征明显, 将 2010 年数据作为训练拟合样本, 2011 年数据作为预测样本。

采用 1stOpt 软件中 Levenberg-Marquardt 法 (LM)+ 通用全局优化算法 (UGO) 进行分段函数拟合, 式 (6) 为本地化修正模型, 定义为  $L_1$  模型。相对于 Erbs 模型, 本地化修正后模型的误差分析中  $MAPE$  值由原来的 13.69% 减至 13.62%,  $NRMSE$  值由原来的 19.45% 减至 19.21%,  $CORR$  值由原来的 0.924 增至 0.925。综合来说,  $L_1$  模型泛化能力较好, 但预测精度提高不太明显, 即现阶段北京地区使用以  $k_T$  为自变量的 Erbs 模型拟合效果较优, 欲改进模型的预测精度, 需考虑其他影响因子。

$$\begin{cases} \frac{I_d}{I} = 1.0 - 0.027k_T, & k_T \leq 0.20 \\ \frac{I_d}{I} = 0.742 + 2.880k_T - 9.715k_T^2 + 8.682k_T^3 - 2.915k_T^4, & 0.20 < k_T \leq 0.77 \\ \frac{I_d}{I} = 0.166, & k_T > 0.77 \end{cases} \quad (6)$$

### 3 散射比与太阳高度角的关系

太阳高度角是太阳光线与其在地平面投影之间的夹角, 可用于表示太阳相对地球的位置。太阳高度角  $\alpha_s$  随地理纬度  $\varphi$ 、赤纬角  $\delta$  和时角  $\omega$  的变化 ( $\delta$  受年、月、日 (日期) 影响,  $\omega$  受小时、分钟影响)。太阳高度角会影响太阳光线通过大气层的路程长短。当太阳与天顶轴重合时, 太阳光线穿过地球大气层的厚度, 路程最短。太阳光线的实际路程与此最短路程之比称为大气质量 ( $AM$ )。工程近似时,  $AM$  等于  $\sin \alpha_s$  的倒数。 $AM$  越大意味着太阳光线经过大气的路程越长, 大气层对其衰减越多, 到达地表总辐射越少。太阳高度角会影响直接辐射、散射辐射、地表总辐射, 进而影响散射比。

图 3 为北京地区 2011 年逐时散射比随清晰度指数

和太阳高度角的变化图。如图 3 所示, 当太阳高度角较小时, 实测值低于  $L_1$  模型预测值, 随着太阳高度角的逐步增加, 实测值高于  $L_1$  模型预测值, 说明太阳高度角对  $L_1$  模型预测值有一定的影响作用。

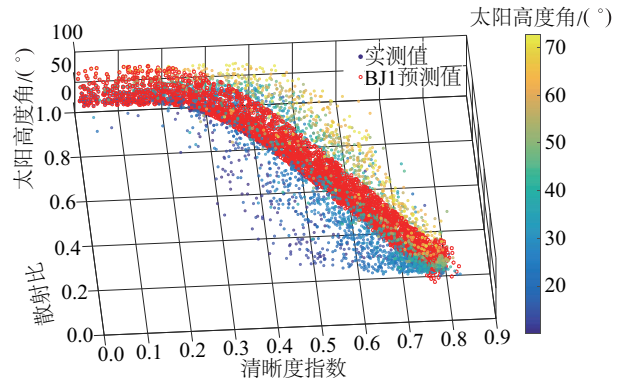


图3 逐时散射比随清晰度指数、太阳高度角的变化

Fig. 3 Distribution of diffuse irradiation ratio with clearness index and solar altitude angle

在  $L_1$  模型预测结果的基础上, 采用太阳高度角作为因子对 2011 年 1~6 月份数据进行拟合再修正, 2011 年 7~12 月份数据作为预测样本。式 (7) 为此修正公式, 定义为  $M_2$  模型, 设定当  $M_2$  模型预测的散射比值大于 1 时, 取值为 1。此时预测样本的误差分析中  $MAPE$  值为 12.77%,  $NRMSE$  值 16.41%,  $CORR$  值为 0.943,  $M_2$  模型与  $L_1$  模型相比预测效果改善较明显。图 4 为此预测样本修正前后散射比差值对比图, 修正前散射比差值随太阳高度角的增加大体呈现递减关系, 通过一次函数 (一次项系数大于零) 的调整, 使散射比差值更趋于零, 使预测结果更准确。

$$M_2 = L_1 + 0.003\alpha_s - 0.126 \quad (7)$$

式中,  $M_2$ ——双变量修正模型;  $L_1$ ——单一变量本地化模型。

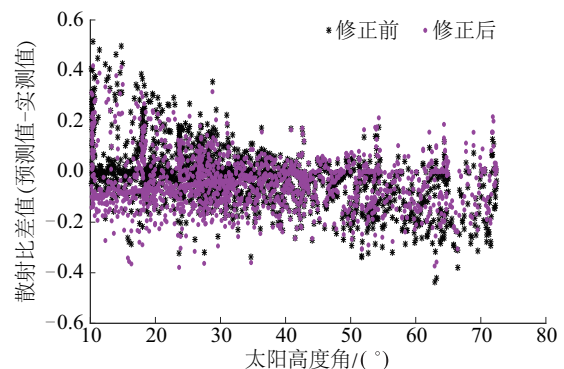


图4 增加太阳高度角后逐时散射比差值变化

Fig. 4 Difference between measured and predicted value before and after considering solar altitude angle



## 4 散射比与气象环境因子的关系

北京地区夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,大气成分含量不同,对太阳辐射产生复杂的影响<sup>[14-15]</sup>。根据逐时气象数据和辐射数据,采用 SPSS 软件对 2011 年 7~12 月份范围内的清晰度指数、能见度  $V$ 、总云量  $C$  和散射比作皮尔逊积距相关系数矩阵,此时显著性检验值  $Sig < 0.001$ ,即在统计上可表明其结果可作为总体相关程度的代表值,结果如表 2 所示。由表 2 可知散射比与  $k_T$  之间呈线性负相关,且相关性最强,验证了单一物理变量法模型的有效性;散射比与能见度之间也是线性负相关,即能见度越大,散射比越小;散射比与总云量之间为线性正相关,相关系数绝对值大于 0.5;总云量与清晰度指数之间为线性负相关,且存在较强耦合关系。

表 2 逐时散射比与气象因子相关性分析

Table 2 Correlation analysis of hourly diffuse irradiation ratio and meteorological elements

变量	$k_T$	能见度	总云量	散射比
$k_T$	1.000	0.511	-0.514	-0.893
相关系数				
能见度	0.511	1.000	-0.457	-0.589
总云量	-0.514	-0.457	1.000	0.648
散射比	-0.893	-0.589	0.648	1.000

清晰度指数表征天文辐射通过大气层的衰减程度,与天气状况密切相关,且计算方便,所以本文按照清晰度指数将不同时次对应的天气状态进行划分归类<sup>[16]</sup>。天气类型 1:当  $k_T \geq 0.5$  时,定义为晴、晴转多云、多云转晴;天气类型 2:当  $0.5 > k_T \geq 0.2$  时,定义为多云、阴转多云、多云转阴;天气类型 3:当  $0.2 > k_T \geq 0.1$  时,定义为小雨、阵雨、小雪、轻雾、霾等;天气类型 4:当  $k_T < 0.1$ , 定义为中雨及以上、中雪及以上,从而深度探讨不同天气类型下逐时散射比的预测效果及与各气象因子的关系。由表 3 可知,通过研究 2011 年 7~12 月份的预测样本,发现  $M_2$  模型下天气类型 3、天气类型 4 的  $MAPE$  值和  $NRMSE$  值均小于 10%,预测效果较好,其次是天气类型 2,预测误差最大的是天气类型 1。但矛盾点在于预测准确性与相关系数变化趋势的不一致性。

由表 3 和图 5 可知,天气类型 3、天气类型 4 的  $CORR$  值极小,其原因一则为样本数据较少,二则此时预测值与实测值呈线性弱相关。对散射比与各气象因子进行线性相关关系具体分析,发现只有散射比与总云量间的显著性检验值  $Sig < 0.050$ ,说明此种天气类型下散射比仅与总云量差异有显著意义,是非随机事件。但

由于  $M_2$  模型本身对应此部分公式(分段函数)  $k_T$  作用力不明显,导致预测值非常接近实测值(此时直接辐射几乎为零);天气类型 2 的  $CORR$  值较大,说明预测值与实测值呈较强的线性关系,此时  $Sig < 0.001$ ,  $k_T$  是较主导影响因子,散射比与总云量的相关系数保持在 0.5 以上,能见度对散射比的影响减弱,对应此部分公式预测效果较好;天气类型 1 的  $CORR$  值最大,说明此时预测值与实测值相关性最强,  $k_T$  仍是主导影响因子,而其余因子与散射比的相关系数绝对值都大于 0.5,  $k_T$  主导程度相对下降,总云量等主导程度上升明显,此时预测误差增大。

表 3 不同天气类型下  $M_2$  模型预测误差分析

Table 3 Prediction error of  $M_2$  model under different weather types

天气类型	$MAPE/\%$	$NRMSE/\%$	$CORR$
1	21.19	27.33	0.874
2	11.77	14.56	0.695
3	4.55	5.64	-0.076
4	5.07	5.95	-0.060

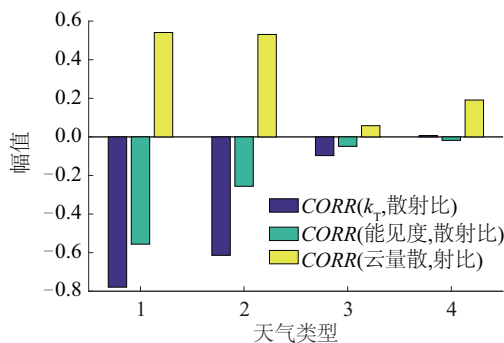


图 5 不同天气类型逐时散射比与各气象因子相关分析

Fig. 5 Correlation analysis of diffuse irradiation ratio and meteorological elements under different weather types

综上,不同天气类型下气象成分比例不相同,且彼此间特征明显,主要误差存在于  $k_T \geq 0.5$  范围内。如何细化天气类型 1,是建立合适数学模型的前提。考虑总云量的影响力相对较突出,所以本文选择  $k_T$  和云量进行交叉细分天气类型,见表 4。图 6 为对 2010~2011 年数据细分后每类天气所占比例,可知在  $k_T \geq 0.5$  范围内的小时数占总小时数的比例约为 50%,其中类型 1-1 占比例最多,为 25.5%,1-2 占 11.5%,1-3 占 13.3%;在  $0.5 > k_T \geq 0.2$  范围内,小时占比为 36.4%,在  $0.2 > k_T \geq 0.1$  范围内,小时占比为 13.3%。

表4 天气类型的划分

Table 4 Different types of weather conditions

天气类型	定义	判别标准
1-1	晴	$k_T \geq 0.5$ & $30\% \geq C > 0$
1-2	晴渐云	$k_T \geq 0.5$ & $80\% \geq C > 30\%$
1-3	晴渐阴	$k_T \geq 0.5$ & $100\% \geq C > 80\%$
2	多云渐阴	$0.5 > k_T \geq 0.2$
3-4	雨雪霾	$0.2 > k_T \geq 0$

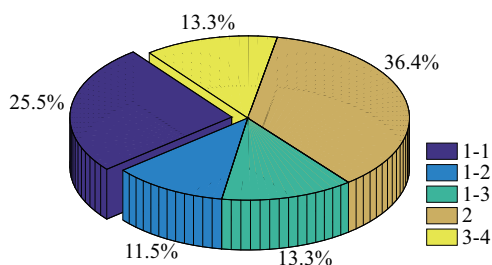


图6 不同天气类型小时数据的占比

Fig. 6 Ratio of hourly data for different weather types

由于数据样本量较大,将  $k_T \geq 0.5$  范围内的样本数据进行 K-均值聚类验证<sup>[17-18]</sup>,聚类数是 3,对比交叉细分的方法,2 种分类结果中样本的重复率大于 80%,说明交叉细分方法有一定代表性且使用规则简便。根据图 5,对于天气类型 1-1、天气类型 1-2、天气类型 1-3,散射比与清晰度指数、能见度、总云量的相关性均较强,即此部分以这 3 种气象因子均一化数据作为输入,建立多变量线性回归模型(MLR)和 LMBP 神经网络模型<sup>[19-20]</sup>;对于天气类型 2,清晰度指数和总云量对散射比的影响力较大,即此部分以这 2 种气象因子均一化数据作为输入,建立多变量线性回归模型和 LMBP 神经网络模型;对于天气类型 3-4,以总云量均一化数据为自变量建立一元线性回归模型(SLR),所有模型训练样本与预测样本随机分配,比例为 8:2,运算结果见表 5。由表 5 可知,基于新的天气类型划分后,线性模型可降低预测误差,但较智能算法效果差。线性模型预测天气类型 3-4 最优,预测天气类型 1-1 最差,可能仍与天气类型中复杂的气象因子含量有关。综合对比后发现,天气类型 1-1、天气类型 1-2、天气类型 1-3 和天气类型 2 为选择 LMBP 神经网络模型为最优模型,天气类型 3-4 以总云量为输入,模型效果改善明显。

太阳高度角小于  $10^\circ$  数据都是早晚时刻,总辐射、直接辐射、散射辐射都很小。研究直散分离模型,主要是面向光伏发电、聚光热发电等工程应用。太阳高度角

小于  $10^\circ$  时,光伏出力及聚光热发电出力很小,可以忽略。若应用于全天候天气状况,当太阳高度角小于  $10^\circ$  时,散射比设为 1,此时 MAPE 为 17.22%。因此虽然现阶段误差较大,但考虑入射和输出功率/能量的关系,即使不考虑高度角小于  $10^\circ$  的情况,工程应用价值也较大。

表5 不同天气类型下各模型预测误差分析

Table 5 Models' errors under different weather types

天气类型	模型	MAPE/%	NRMSE/%	CORR
1-1	MLR	21.63	29.88	0.751
	LMBP	17.22	21.50	0.792
1-2	MLR	21.01	28.92	0.772
	LMBP	16.34	17.01	0.827
1-3	MLR	18.36	24.07	0.794
	LMBP	12.98	15.03	0.889
2	MLR	9.10	12.71	0.774
	LMBP	7.41	10.39	0.821
3-4	SLR	0.56	0.85	0.183

## 5 结 论

1) 经对比 Orgill & Hollands、Erbs 及 Reindl (1990) 这 3 种小时直散分离模型,发现 Erbs 模型最适用于当前状态下的北京地区。

2) 若仅以清晰度指数为单一自变量改进直散分离模型,效果并不明显。小时散射比实测值随太阳高度角的增加而逐渐高于  $L_1$  模型的预测值,因此提出一种基于太阳高度角的改进方法,使散射比预测误差较小。

3) 不同天气类型下各气象因子的特征含量差异明显,基于新的天气类型,建立数学模型并验证模型的适用性,提高了散射比预测的准确率和实用性,可为进一步优化光伏系统及应用奠定基础。

### [参考文献]

- [1] 杨金焕,汪乐,于化丛,等. 太阳能光伏发电应用技术[M]. 第2版,北京:电子工业出版社,2013.  
YANG J H, WANG L, YU H C, et al. Solar photovoltaic application technology[M]. 2ed Ed., Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
- [2] JIANG Y N. Correlation for diffuse radiation from global solar radiation and sunshine data at Beijing, China[J]. Journal of energy engineering, 2009, 135(4): 107-111.

- [3] 丁宇宇, 丁杰, 周海, 等. 基于全天空成像仪的光伏电站水平面总辐射预报[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(1): 50-56.  
DING Y Y, DING J, ZHOU H, et al. Forecasting of global horizontal irradiance in photovoltaic power stations based on the total sky imager[J]. Proceedings of CSEE, 2014, 34(1): 50-56.
- [4] 张沈习, 李珂, 程浩忠, 等. 考虑相关性的间歇性分布式电源选址定容规划[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(8): 53-58.  
ZHANG S X, LI K, CHENG H Z, et al. Optimal siting and sizing of intermittent distributed generator considering correlations[J]. Automation of electric power systems, 2015, 39(8): 53-58.
- [5] 张悦, 申彦波, 石广玉. 面向光热发电的太阳能短期预报技术[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(19): 158-167.  
ZHANG Y, SHEN Y B, SHI G Y. Short-term forecasting technology of solar energy for concentrating solar power[J]. Automation of electric power systems, 2016, 40(19): 158-167.
- [6] 马金玉, 梁宏, 罗勇, 等. 中国近 50 年太阳直接辐射和散射辐射变化趋势特征[J]. 物理学报, 2011, 60(6): 853-866.  
MA J Y, LIANG H, LUO Y, et al. Characteristics of direct solar radiation and diffuse radiation in China in recent 50 years[J]. Acta physica sinica, 2011, 60(6): 853-866.
- [7] 马年骏, 李芬, 边泽强, 等. 太阳辐射直散分离模型的改进及应用[J]. 水电能源科学, 2016, 34(4): 211-214.  
MA N J, LI F, BIAN Z Q, et al. Improvement and application of direct dispersion model for solar radiation[J]. International journal hydroelectric energy, 2016, 34(4): 211-214.
- [8] 祝昌汉. 我国散射辐射的计算方法及其分布[J]. 太阳能学报, 1984, 5(3): 20-27.  
ZHU C H. Calculation method of scattered radiation and its distribution in China[J]. Acta energiae solaris sinica, 1984, 5(3): 20-27.
- [9] 李韧, 季国良, 杨文, 等. 敦煌地区晴空散射辐射影响因子的统计特征[J]. 高原气象, 2004, 23(1): 116-122.  
LI R, JI G L, YANG W, et al. The statistical characteristics of the impact factor of sky scattering radiation in Dunhuang[J]. Plateau meteorology, 2004, 23(1): 116-122.
- [10] 李峥嵘, 姚万祥, 赵群, 等. 水平面日太阳散射辐射模型对比研究[J]. 太阳能学报, 2013, 34(5): 794-799.  
LI Z R, YAO W X, ZHAO Q, et al. Study on the comparison of models for daily diffuse solar radiation on horizontal surface[J]. Acta energiae solaris sinica, 2013, 34(5): 794-799.
- [11] DUFFIE J A, BECKMAN W A. Solar engineering of thermal processes[M]. 3rd Ed., New York: Wiley, 2006, 75-78.
- [12] ERBS D G, KLEIN S A, DUFFIE J A. Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation[J]. Solar energy, 1982, 28(4): 293-302.
- [13] REINDL D T, BECKMAN W A, DUFFIE J A. Diffuse fraction correlations[J]. Solar energy, 1990, 45(1): 1-7.
- [14] 申彦波, 赵宗慈, 石广玉. 地面太阳辐射的变化、影响因子及其可能的气候效应最新研究进展[J]. 地球科学进展, 2008, 23(9): 915-923.  
SHEN Y B, ZHAO Z C, SHI G Y. The progress in variation of surface solar radiation, factors and probable climatic effects[J]. Advances in earth sciences, 2008, 23(9): 915-923.
- [15] 申彦波, 赵东, 祝昌汉, 等. 近 50 年来鄂尔多斯地面太阳辐射的变化及与相关气象要素的联系[J]. 高原气象, 2009, 28(4): 786-794.  
SHEN Y B, ZHAO D, ZHU C H, et al. Variational characteristics of surface solar radiation and associated meteorological elements over Ordos plateau in recent 50 years[J]. Plateau meteorology, 2009, 28(4): 786-794.
- [16] 陈正洪, 孙朋杰, 张荣. 误差逐步逼近法在太阳辐射短期预报中的应用[J]. 太阳能学报, 2015, 36(10): 2377-2383.  
CHEN Z H, SUN P J, ZHANG R. Error approximation method step by step in short term prediction of solar radiation[J]. Acta energiae solaris sinica, 2015, 36(10): 2377-2383.
- [17] 张欣, 高卫国, 苏运. 基于函数型数据分析和  $k$ -means 算法的电力用户分类[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3153-3162.  
ZHANG X, GAO W G, SU Y. Electricity consumer archetypes study based on function data analysis and  $k$ -means algorithm[J]. Power system technology, 2015, 39(11): 3153-3162.
- [18] 代倩, 段善旭, 蔡涛, 等. 基于天气类型聚类识别的光伏系统短期无辐照度发电预测模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(34): 28-35.

- DAI Q, DUAN S X, CAI T, et al. Short-term PV generation system forecasting model without irradiation based on weather type clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34): 28-35.
- [19] 高阳, 张碧玲, 毛京丽, 等. 基于机器学习的自适应光伏超短期出力预测模型[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 307-311.
- GAO Y, ZHANG B L, MAO J L, et al. Machine learning-based adaptive very-short-term forecast model for photovoltaic power[J]. Power system technology, 2015, 39(2): 307-311.
- [20] 李芬, 刘迪, 胡超, 等. 基于PCA-LMBP神经网络的北京地区直散分离预测[J]. 水电能源科学, 2017, 35(4): 208-212.
- LI F, LIU D, HU C, et al. Research on beam-diffuse radiation separated model based on PCA- BP neural network in the Beijing [J]. International journal hydroelectric energy, 2017, 35(4): 208-212.

## ANALYSIS ON RELATIONSHIP BETWEEN DIFFUSE IRRADIATION RATIO AND ASTRONOMICAL AND METEOROLOGICAL ENVIRONMENTAL FACTORS

Li Fen<sup>1</sup>, Liu Di<sup>1</sup>, Yan Quanquan<sup>2</sup>, Chen Zhenghong<sup>3</sup>, Cheng Xinghong<sup>4</sup>, Zhao Jinbin<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. Maintenance Company of SMEPC, Shanghai 200063, China;

3. Meteorological Service Center of Hubei Province, Wuhan 430074, China;

4. State Key Lab of Severe Weather, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China)

**Abstract:** The hourly solar radiation data of Beijing in the past 2010-2011 years are collected. The applicability of multiple hour diffuse irradiation ratio models under local conditions is compared and localized corrections are made. This paper focuses on the influence of astronomical factors and meteorological environmental factors on the diffuse irradiation ratio models. A new method for weather type classification is proposed. The characteristics of meteorological factors under the same weather conditions are studied, and the appropriate mathematical models are established respectively. The results show that: Erbs model most accurately reproduces in diffuse irradiation ratio of Beijing; As the solar altitude angle increases, the difference between the measured values and the predicted values of the L1 model on diffuse irradiation ratio changes from negative to positive; After reclassification of weather types, the performance of the new model is obviously improved and more practical.

**Keywords:** solar radiation; diffuse irradiation ratio; solar altitude angle; weather types; LMBP neural network