

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.020

基于气温和DC-BP-NN的河西走廊月度ET_o估算模型^{*}

陈晟^{1,2} 李淼¹ 陈雷¹ 杨振新^{1,2} 孙凯^{1,2}

(1. 中国科学院合肥智能机械研究所, 合肥 230031; 2. 中国科学技术大学信息科学技术学院, 合肥 230026)

摘要: 针对参考作物蒸散量(Reference crop evapotranspiration, ET_o)估算模型中,标准估算模型——FAO Penman-Monteith(FAO-PM)模型需要充分的气象数据,而基于气温的估算模型精度不足的问题,参考FAO-PM模型结构,基于气温和月序数,融合分治法(Divide and conquer, DC)和误差反向传播神经网络(Back propagation neural network, BP-NN),提出了一种采用DC-BP-NN的月度ET_o估算模型;以FAO-PM模型计算的ET_o为标准,利用河西走廊酒泉气象站1958年1月—2013年9月的月度气象数据,将DC-BP-NN模型与其余6种基于气温的ET_o估算模型(Blaney-Criddle模型、Hargreaves-Samani模型、2种改进的Hargreaves-Samani模型、BP-NN模型、BP-NN1模型)进行对比。结果表明,DC-BP-NN模型的估算精度(均方根误差5.99 mm/月,平均偏差0.99 mm/月,平均绝对百分误差7.18%,决定系数0.9886)优于其余6种ET_o估算模型,该模型可以用于河西走廊农田气象数据不充分条件下的月度ET_o估算。

关键词: 参考作物蒸散量 气温 月序数 分治法 神经网络 月度估算模型

中图分类号: TP183; P426.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)12-0140-08

Monthly Reference Crop Evapotranspiration Estimation Model Based on Air Temperature and DC-BP-NN in Hexi Corridor

Chen Sheng^{1,2} Li Miao¹ Chen Lei¹ Yang Zhenxin^{1,2} Sun Kai^{1,2}

(1. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China

2. School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: As the standard method for estimating reference crop evapotranspiration (ET_o), FAO Penman-Monteith (FAO-PM) model incorporates both the thermodynamic aspect and the aerodynamic aspect of evapotranspiration. The model needs complete agricultural meteorological data to estimate ET_o, which is considered to be a difficult task in many locations of Hexi Corridor. Meanwhile, the accuracy of the temperature-based models is insufficient. In order to solve these problems, a monthly ET_o estimation model (DC-BP-NN) was proposed, which integrated air-temperature, divide and conquer (DC) method and back propagation neural network (BP-NN) with the structure of FAO-PM model. The model consisted of two BP-NN models: the radiation BP-NN model and the aerodynamic BP-NN model. In the experiments, the data was from Jiuquan Weather Station in Hexi Corridor. The reference standard was obtained by FAO-PM model. The results showed that DC-BP-NN model was superior to the other six ET_o estimation models, including Blaney-Criddle model, Hargreaves-Samani model, two improved Hargreaves-Samani models, BP-NN model and BP-NN1 model (BP-NN model was based on air temperature and monthly ordinal number), with average root mean square error of 5.99 mm/month, mean bias error of 0.99 mm/month, mean absolute percentage error of 7.18% and determination coefficient of 0.9886. Therefore, the DC-BP-NN model can be used for estimating monthly ET_o in

收稿日期: 2015-04-29 修回日期: 2015-06-10

^{*} 国家自然科学基金资助项目(61273329)

作者简介: 陈晟, 博士生, 主要从事农业领域数据挖掘和机器学习研究, E-mail: tochenheng@163.com

通讯作者: 李淼, 研究员, 博士生导师, 主要从事农业信息化与模型构建研究, E-mail: mli@iim.ac.cn

Hexi Corridor with insufficient meteorological data.

Key words: Reference crop evapotranspiration Air temperature Monthly ordinal number Divide and conquer Neural network Monthly estimation model

引言

参考作物蒸散量(Reference crop evapotranspiration, ETo)是间接法估算作物蒸散发的关键参数。蒸散量是植物蒸腾和土壤蒸发的总和^[1],是土壤-植物-大气连续体(Soil-plant-atmosphere continuum, SPAC)水分运移系统中的重要环节^[2-3]。在位于河西走廊地区的甘肃省内陆河流域,农业耗水量占到总耗水量的 92.3%^[4]。其中,作物蒸散量占农业耗水量的 80% 以上^[5],是农田水分消耗的主要途径^[6]。因此,准确估算 ETo 对河西走廊的农作物需水量估算、水资源调度和农田灌溉决策具有重要的意义。

FAO Penman-Monteith(FAO-PM)模型以能量平衡理论与水汽扩散理论为基础,由辐射项与空气动力学项组成,是国际粮农组织推荐的 ETo 标准模型^[1]。FAO-PM 模型依赖于充分的气象数据。在河西走廊农田条件下,获取高密度、高精度的气象数据难度较大,利用该模型进行 ETo 估算受到限制。

在难以获取充分气象数据的情况下,基于气温的 ETo 估算模型得到广泛应用,该类模型诠释了气温和 ETo 之间的非线性映射关系,可分为经验模型和机器学习模型两大类。在经验模型方面,国内外学者的研究表明,Blaney-Criddle 模型^[7]和 Hargreaves-Samani 模型^[8]估算精度较高,但是部分月份的估算结果误差较大,在不同地区需要进行校正^[9-15]。在机器学习模型方面,国内外学者分别构建了基于 ANFIS、BP-NN、RBF-NN、SVM、LS-SVM、ELM 和 GEP 等机器学习算法的 ETo 估算模

型,相关实验结果表明,这些基于气温的机器学习模型普遍优于基于气温的经验模型^[16-22]。然而,由于这些机器学习模型没有考虑 FAO-PM 模型结构,且仅使用气温数据对机器学习模型进行训练和估算,未利用 ETo 与作为辐射估算模型关键参数的月序数的相关性,估算精度有待进一步提高。

本文以河西走廊为例,参考 FAO-PM 模型结构,基于气温和月序数,融合分治法(DC)和误差反向传播神经网络(BP-NN),提出一种采用 DC-BP-NN 的月度 ETo 估算模型;通过与其余 6 种基于气温的 ETo 估算模型的对比,分析 DC-BP-NN 模型在缺少充分气象数据的河西走廊农田环境的适用性。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

酒泉市位于河西走廊的内陆河流域,属于温带大陆性干旱气候,昼夜温差大,年平均日照时数为 3 033 ~ 3 317 h,太阳辐射总量 145 ~ 154 kcal/cm²,年平均降水量仅为 83.6 mm,年最大降水量为 158.3 mm,年平均蒸发量高达 2 141.4 mm^[23]。

1.2 数据来源

以河西走廊酒泉气象站(东经 98.29°,北纬 39.46°,海拔高度 1 477.2 m)1958 年 1 月—2013 年 9 月共 669 个月度常规气象数据作为研究对象,数据来源为中国气象科学数据共享服务网(<http://cdc.cma.gov.cn>)。月度常规气象数据包括平均气温、最高气温、最低气温、平均风速、相对湿度、日照时数等。月度平均气象数据如表 1 所示。

表 1 酒泉气象站 1958 年 1 月—2013 年 9 月的月度平均气象数据

Tab.1 Monthly means of main climatic variables at Jiuquan Weather Station from January 1958 to September 2013

月份	平均气温/℃	最高气温/℃	最低气温/℃	平均风速/(m·s ⁻¹)	相对湿度/%	日照时数/h
1	-9.3	-2.0	-15.2	1.9	54.4	217.6
2	-5.1	2.4	-11.2	2.2	46.8	214.4
3	2.0	9.6	-4.1	2.5	41.0	243.5
4	9.9	17.6	2.9	3.0	34.2	264.1
5	16.0	23.3	8.7	2.6	36.7	294.7
6	20.3	27.2	12.9	2.3	44.4	293.2
7	21.9	28.9	14.9	2.1	53.0	281.9
8	20.6	28.0	13.6	2.0	51.7	282.8
9	14.8	22.6	8.3	1.9	50.9	266.6
10	7.5	15.5	1.4	2.0	47.4	265.9
11	-0.7	6.5	-6.0	2.1	50.2	226.4
12	-7.5	-0.5	-12.9	1.9	56.5	208.2

1.3 ETo 估算模型

1.3.1 FAO-PM 模型

FAO-PM 模型^[1]是 ETo 标准估算模型,其公式为

$$ETo_{FAO-PM} = ETo_{rad} + ETo_{aero} \quad (1)$$

$$ETo_{FAO-PM} = \frac{0.408\Delta(R_n - G)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} + \frac{\gamma}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a) \quad (2)$$

$$e_a = \frac{RH_{mean}}{100} \frac{e(T_{max}) + e(T_{min})}{2} \quad (3)$$

$$\Delta = \frac{4.098 \times 0.6108 \exp \frac{17.27T_{mean}}{T_{mean} + 237.3}}{(T_{mean} + 237.3)^2} \quad (4)$$

式中 ETo_{FAO-PM} ——FAO-PM 模型计算得到的参考作物蒸散量, mm/d

ETo_{rad} ——辐射项, mm/d

ETo_{aero} ——空气动力学项, mm/d

Δ ——饱和水汽压和气温曲线的斜率, kPa/°C

R_n ——作物冠层表面的净辐射, MJ/(m²·d)

G ——土壤热通量, MJ/(m²·d)

γ ——湿度计常数, kPa/°C

u_2 ——2 m 高处的风速, m/s

e_s ——饱和水汽压, kPa

e_a ——实际水汽压, kPa

RH_{mean} ——日平均相对湿度, %

T_{max} ——日最高气温, °C

T_{min} ——日最低气温, °C

T_{mean} ——日平均气温, °C

$e(T)$ ——气温为 T 时的饱和水汽压, kPa

利用 FAO-PM 模型估算 ETo 需要获取最高气温、最低气温、平均气温、风速、相对湿度和日照时数。在河西走廊农田环境下, 获取高密度、高精度的气象数据难度较大, 该模型在实际应用中存在较多的困难。

1.3.2 基于气温的经验模型

参照文献[9-15], 在基于气温的经验模型中选择估算精度较高的 Blaney-Criddle 模型^[7]、Hargreaves-Samani 模型^[8]和 2 种改进的 Hargreaves-Samani 模型^[24]估算月度 ETo。

Blaney-Criddle(BC)模型为

$$ETo_{BC} = p(0.46T_{mean} + 8) \quad (5)$$

式中 ETo_{BC} ——Blaney-Criddle 模型估算得到的参考作物蒸散量, mm/d

p ——白昼时间占全年白昼时间的比例, 可

以查表得到

Hargreaves-Samani(HS)模型为

$$ETo_{HS} = 0.0023 \frac{R_a}{\lambda} (T_{mean} + 17.8) \sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (6)$$

式中 ETo_{HS} ——Hargreaves-Samani 模型估算得到的参考作物蒸散量, mm/d

R_a ——外空辐射, MJ/(m²·d)

λ ——水汽化潜热, 为 2.45 MJ/kg

改进的 Hargreaves-Samani 模型为

$$ETo_{HS1} = 0.0030 \frac{R_a}{\lambda} (T_{mean} + 20) (T_{max} - T_{min})^{0.4} \quad (7)$$

$$ETo_{HS2} = 0.0025 \frac{R_a}{\lambda} (T_{mean} + 16.8) \sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (8)$$

式中 ETo_{HS1} 、 ETo_{HS2} ——Hargreaves-Samani 改进模型 HS1 和 HS2 计算出的参考作物蒸散量, mm/d

在大多数月份, 这些基于气温的 ETo 经验模型的结果与 FAO-PM 模型结果较为接近, 但是在部分月份误差较大, 在不同地区常常需要通过校正来提高估算精度。

1.3.3 基于气温的 BP-NN 模型

BP-NN 是经典的机器学习算法, 是一种利用误差反传算法进行模型训练和权值调整的多层前馈神经网络, 可视为输入向量到输出向量的非线性映射^[25]。根据 Kolmogorov 多层神经网络映射存在定理, 一个 3 层的神经网络可以实现任意连续函数^[26]。

基于气温的 BP-NN 估算模型是以平均气温、最高气温、最低气温作为输入, FAO-PM 模型的结果作为输出训练得到的 BP-NN 模型。该模型利用 BP-NN 的非线性映射和自学习自适应的能力对气温和 ETo 之间的非线性映射关系进行学习和逼近。模型结构如图 1 所示。

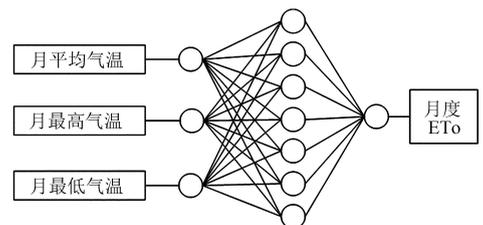


图 1 BP-NN 模型结构

Fig. 1 Structure chart of BP-NN model

但是由于没有充分考虑 FAO-PM 模型中辐射项和空气动力学项的物理意义, 且仅使用气温数据

对模型进行训练和估算,没有利用 ET_o 和辐射模型关键参数月序数的相关性,估算精度有待进一步提高。

1.3.4 基于气温的 DC - BP - NN 模型

基于气温的 DC - BP - NN 模型充分考虑了月序数和 ET_o 的关系,参考 FAO - PM 模型结构,对基于气温的 BP - NN 模型进行了以下改进:

(1) 引入月序数

月序数是阳历中每个月份的序号,是太阳辐射估算模型中的重要参数。由于受到地球绕太阳公转的影响,特定区域的气象条件具有一定的规律性。利用酒泉气象站 1958 年 1 月—2013 年 9 月的月度气象数据和 FAO - PM 模型计算月度 ET_o,并用多项式曲线对月序数和月度 ET_o 进行回归分析,结果如图 2 所示,决定系数为 0.958 7,表明可以利用月序数进行 ET_o 的估算。

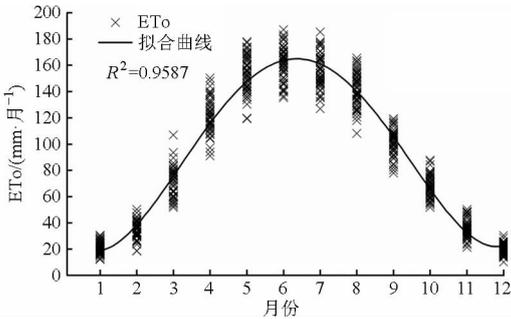


图 2 酒泉气象站 1958 年 1 月—2013 年 9 月的月度参考作物蒸散量

Fig. 2 Monthly ET_o at Jiuquan Weather Station from January 1958 to September 2013

因此,在基于气温的 BP - NN 模型的基础上,可以引入月序数来提高 ET_o 模型的估算精度。将基于月序数和气温的 BP - NN 模型称为 BP - NN1 模型,模型结构如图 3 所示。

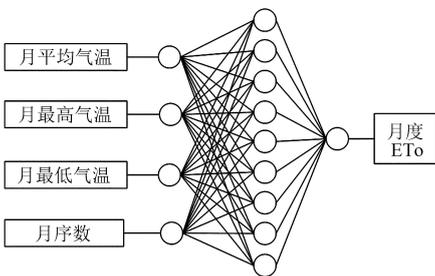


图 3 BP - NN1 模型结构

Fig. 3 Structure chart of BP - NN1 model

(2) 融合分治法和 FAO - PM 模型结构

分治法是一种将分而治之的思想应用于问题求解过程的算法。分治法将一个问题分解为规模较小的多个子问题,先递归地解决每个子问题,再将子问题的解合并,从而得到原问题的解^[27]。分治法可以

降低问题的复杂度,减少各个子问题之间的干扰,提高结果的准确性。

FAO - PM 模型基于能量平衡与水汽扩散理论,由辐射项 ($ET_{o,rad}$) 和空气动力学项 ($ET_{o,aero}$) 2 部分组成。其中,辐射项代表了太阳和大气为蒸散发过程的水分蒸发提供能量的能力,其与气象数据具有一定的非线性映射关系;空气动力学项代表了流动的空气将水蒸气移除的能力,其与气象数据也具有一定的非线性映射关系,其映射关系^[28-29]可表示为

$$ET_{o,rad} = \frac{0.408\Delta(R_n - G)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (9)$$

$$ET_{o,aero} = \frac{\gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (10)$$

因此,参考 FAO - PM 模型结构,应用分治法将月度 ET_o 估算问题分解为 2 个子问题:辐射项估算问题和空气动力学项估算问题。首先针对气象数据与辐射项的非线性映射关系,利用月序数、气温和 BP - NN 构建辐射项神经网络模型,解决辐射项估算问题;然后针对气象数据与空气动力学项的非线性映射关系,利用月序数、气温和 BP - NN 构建空气动力学项神经网络模型,解决空气动力学项估算问题;最后将 2 个子问题的解合并,得到月度 ET_o 的估算值。将该模型称为 DC - BP - NN 模型,模型结构如图 4 所示。

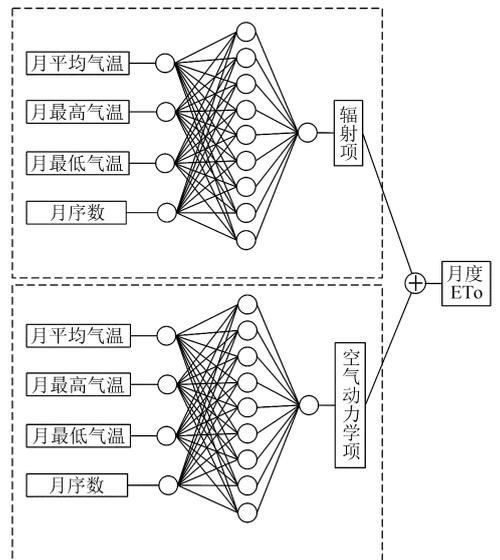


图 4 DC - BP - NN 模型结构

Fig. 4 Structure chart of DC - BP - NN model

在该模型的辐射项神经网络模型和空气动力学项神经网络模型中,输入层和隐含层之间的传递函数均选择双曲正切 S 型函数,即 tansig 函数

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (11)$$

隐含层与输出层之间的传递函数均选择线性函

数,即 purelin 函数

$$f(x) = x \quad (12)$$

模型的初始权重均随机生成,权重学习算法均使用 L-M 算法。模型的隐含层节点数由文献[26]推荐的方法确定,即

$$n = 2N + 1 \quad (13)$$

式中 n ——推荐的隐含层节点个数

N ——输入层节点个数

模型的最大训练步数为 1 000,训练目标为 0.001,学习速率为 0.05。

1.4 评价标准

采用均方根误差(RMSE)、平均偏差(MBE)、平均绝对百分误差(MAPE)、决定系数(R^2)作为评判标准对各个模型进行比较分析。

2 结果与分析

基于 Matlab 2013b 构建 7 种 ETo 模型,包括 3 种 ETo 神经网络估算模型(基于气温的 BP-NN 模型、基于气温和月序数的 BP-NN1 模型及 DC-BP-NN 模型)和 4 种经验估算模型(HS 模型、HS1 模型、HS2 模型、BC 模型)。

以 FAO-PM 模型计算得到的 ETo 为标准,在 3 种 ETo 神经网络估算模型中,将酒泉气象站 1958 年 1 月—1995 年 2 月共 446 组月度数据作为训练样本,将 1995 年 3 月—2013 年 9 月共 223 组月度数据作为检验样本;在 4 种经验估算模型,将神经网络模型中的检验样本,即酒泉气象站 1995 年 3 月—2013 年 9 月共 223 组月度数据作为经验估算模型的输入数据。

2.1 ETo 估算模型的逐月分析

从 ETo 月度变化的角度来看,由图 5 可知,7 种基于气温的 ETo 估算模型和 FAO-PM 模型计算得到的 ETo 的全年变化趋势基本一致,从 1—6 月份逐月上升,从 7—12 月份逐月下降。夏季蒸散量较大,冬季蒸散量较小。

从平均偏差角度来看,由图 6 可知,BC 模型在 6—12 月份的 MBE 绝对值都超过了 11.10 mm/月,大多数月份存在较大偏差。HS 模型及其改进模型在 6—8 月份的 MBE 绝对值都超过了 7.90 mm/月, BP-NN 模型在 6 月份和 8 月份到 11 月份 MBE 绝对值都超过了 6.57 mm/月, BP-NN1 模型在 8 月份和 10 月份的 MBE 绝对值都超过了 5.90 mm/月,在部分月份都存在一定偏差。DC-BP-NN 模型各月的 MBE 绝对值均小于 3.96 mm/月,平均偏差较小,优于其余 6 种 ETo 估算模型。

从均方根误差的角度来看,由图 7 可知,神经网络

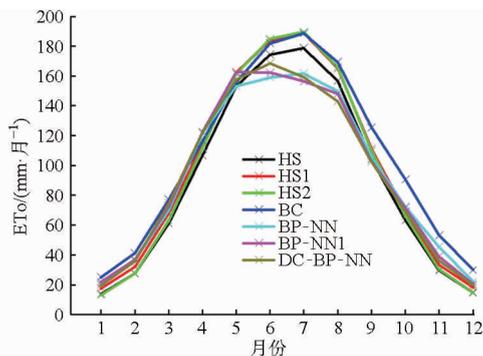


图 5 用 7 种方法估算的酒泉气象站 1995 年 3 月—2013 年 9 月的平均参考作物蒸散量

Fig. 5 Monthly average ETo estimated by seven methods at Jiuquan Weather Station from March 1995 to September 2013

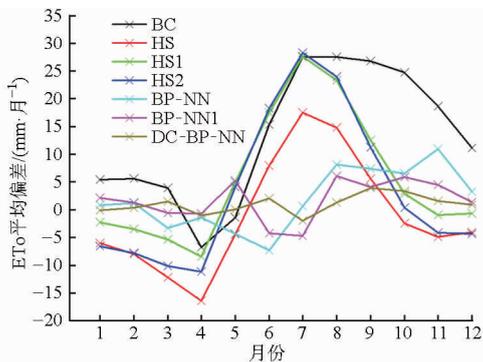


图 6 利用 7 种方法估算的酒泉气象站 1995 年 3 月—2013 年 9 月的月度参考作物蒸散量和 FAO-PM 模型结果的平均偏差

Fig. 6 Mean bias errors between ETo estimated by seven methods and that estimated by FAO-PM method at Jiuquan Weather Station from March 1995 to September 2013

络估算模型总体优于经验模型。

但在 9 月份, BP-NN 模型的 RMSE 达到了同期最佳经验模型 HS 模型的 175%; 而 BP-NN1 模型通过引入月序数, 同期 RMSE 为 HS 模型的 93%, 有效提高了估算精度; DC-BP-NN 模型通过融合

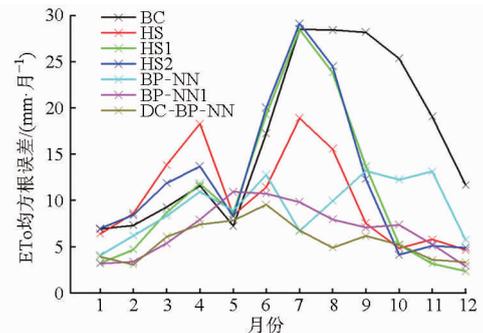


图 7 FAO-PM 模型和其他 7 种方法估算酒泉 1995 年 3 月—2013 年 9 月的月度参考作物蒸散量的均方根误差

Fig. 7 Root mean square errors between monthly ETo estimated by FAO-PM method and those estimated by other seven methods at Jiuquan Weather Station from March 1995 to September 2013

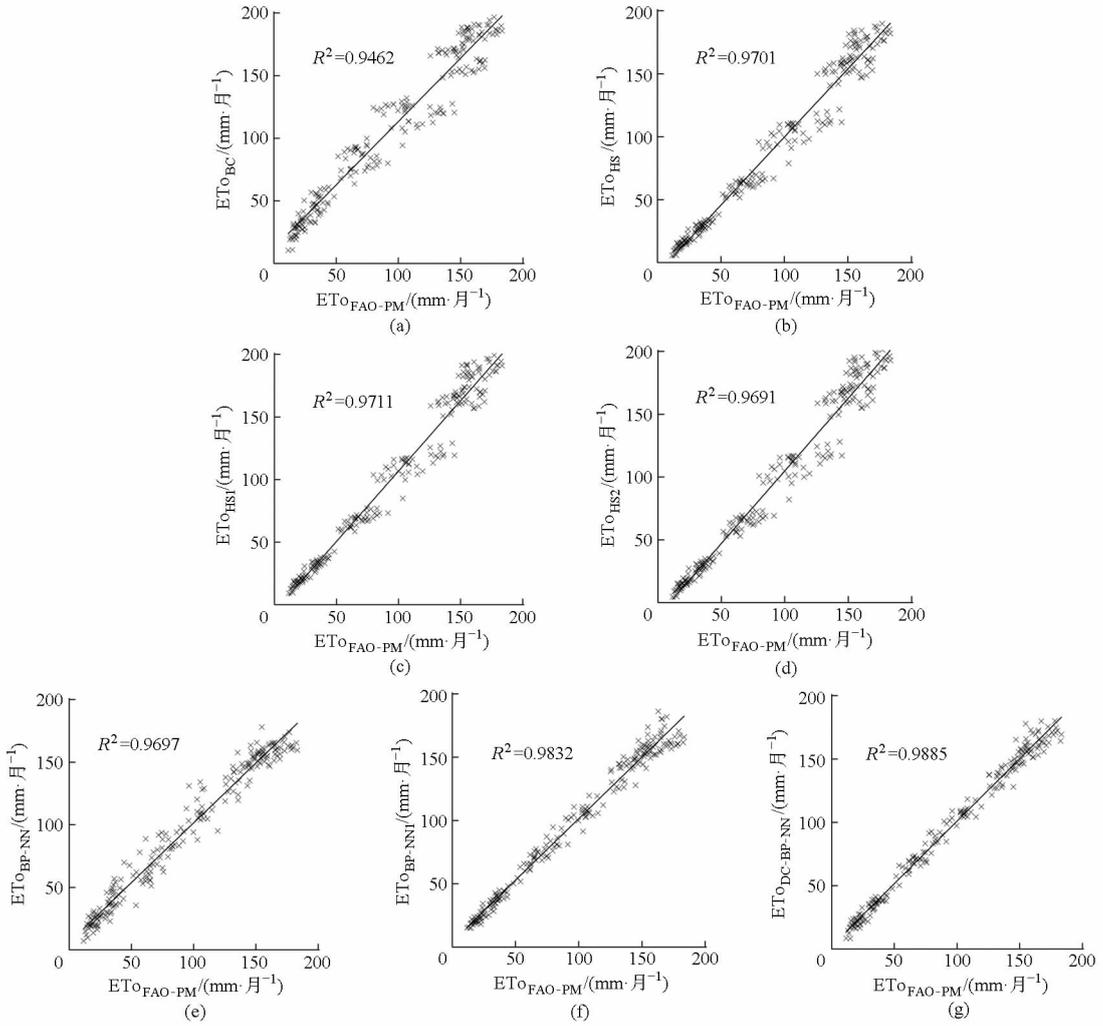


图 8 FAO - PM 模型结果与 7 种基于气温的模型估算结果的回归分析

Fig. 8 Regression analysis of monthly ETo estimated by FAO - PM method and those estimated by seven temperature-based models

(a) BC 模型 (b) HS 模型 (c) HS1 模型 (d) HS2 模型 (e) BP - NN 模型 (f) BP - NN1 模型 (g) DC - BP - NN 模型

分治法和 FAO - PM 模型结构, 同期 RMSE 仅为 HS 模型的 81%, 进一步提高了估算精度, 解决了 BP - NN 模型部分月份误差较大的问题。

2.2 估算模型的总体分析

表 2 是对基于气温的模型总体比较的结果。

首先, 在经验模型和神经网络模型的对比中, 神经网络模型具有较高的估算精度。在 RMSE 方面, BP - NN 模型、BP - NN1 模型和 DC - BP - NN 模型均优于经验模型, 它们的 RMSE 是 BC 模型的 52.28%、39.2% 和 31.86%, 是 HS2 模型的 66.46%、49.8% 和 40.50%, 是 HS1 模型的 70.36%、52.8% 和 42.87%, 是 HS 模型的 85.18%、63.9% 和 51.90%。在 MBE 方面, BP - NN 模型的 1.82 mm/月、BP - NN1 模型的 1.66 mm/月明显逊色于 HS 模型的 -0.95 mm/月, 而 DC - BP - NN 模型和 HS 模型没有显著的差距。在 MAPE 方面, BP - NN 的 12.28% 不如 HS1 模型的 10.66%, 而 BP - NN1 模型和 DC - BP - NN 模型则优于 4 种经验

模型。

表 2 7 种参考作物蒸散量估算模型和 FAO - PM 模型对酒泉气象站 1995 年 3 月—2013 年 9 月月度参考作物蒸散量估算结果的比较

Tab. 2 Comparison of ETo estimated by seven methods with that estimated by FAO - PM method at Jiuquan Weather Station from March 1995 to September 2013

模型名称	RMSE/ (mm·月 ⁻¹)	MBE/ (mm·月 ⁻¹)	MAPE/ %
BC	18.80	13.21	24.62
HS2	14.79	3.70	15.00
HS1	13.97	5.78	10.66
HS	11.54	-0.95	13.23
BP - NN	9.83	1.82	12.28
BP - NN1	7.38	1.66	8.13
DC - BP - NN	5.99	0.99	7.18

其次, 在基于气温的机器学习模型中, 通过在 BP - NN 模型中引入月序数, BP - NN1 模型在 BP - NN 模型的基础上提高了估算精度, RMSE、MBE、

MAPE 分别为 BP - NN 模型的 75.05%、91.35% 和 66.28%；在此基础上,DC - BP - NN 模型通过融合分治法和 FAO - PM 模型结构,估算精度得到进一步的提高, RMSE、MBE、MAPE 分别为 BP - NN 模型的 60.93%、54.39% 和 56.75%。

最后,将 7 种基于气温的 ETo 估算模型的结果逐一同 FAO - PM 模型的结果进行线性回归分析。如图 8 所示,7 种基于气温的 ETo 估算模型与 FAO - PM 模型的拟合结果的 R^2 均在 0.94 以上,都具有较好的估算精度。其中,DC - BP - NN 模型的 R^2 为 0.988 5,优于 BP - NN 模型和 BP - NN1 模型的 0.969 7 和 0.983 2,也优于其他 4 种经验模型。

综上所述,在河西走廊基于气温的 ETo 估算模型方面,本文参考 FAO - PM 模型结构,基于气温和月序数,融合 DC 和 BP - NN 所提出的 DC - BP - NN 的月度 ETo 估算模型优于其余 6 种基于气温的 ETo 估算模型,具有较高的估算精度。

3 结论

(1)在河西走廊,7 种基于气温的估算模型的结果和 FAO - PM 模型结果都具有较好的相关性

($R^2 > 0.94$),具有相同的变化趋势(冬季较小,夏季较大,1—6 月份成上升趋势,8—12 月份呈下降趋势)。

(2)实验结果表明,DC - BP - NN 模型的估算精度(RMSE、MBE 分别为 5.99、0.99 mm/月,MAPE 为 7.18%, $R^2 = 0.988 6$)优于 4 种常用的基于气温的 ETo 经验模型, RMSE 分别为 BC 模型的 31.86%, HS2 模型的 40.50%, HS1 模型的 42.87%, HS 模型的 51.90%。在机器学习模型方面,通过引入无需测定的月序数,BP - NN1 模型在 BP - NN 模型的基础上提高了估算精度,其 RMSE 为 BP - NN 模型的 75.05%。在此基础上,通过融合分治法和 FAO - PM 模型结构,构建的 DC - BP - NN 模型的估算精度优于 BP - NN1 模型,其 RMSE 为 BP - NN1 模型的 81.16%。

(3)在河西走廊农田环境下,难以获得充足的气象数据。本文提出的 DC - BP - NN 模型通过将太阳辐射参数月序数和机器学习方法结合,融合分治法与 FAO - PM 模型结构,在不增加测定参数的情况下,有效地提高了基于气温的 ETo 模型的估算精度,为 ETo 估算方法研究提供了新思路。

参 考 文 献

- Allen R G, Pereira L S, Raes D, et al. Crop evapotranspiration—guidelines for computing crop water requirements[R]. Rome: FAO Irrigation and Drainage Paper 56, 1998, 300:6541.
- Philip J R. Plant water relations—some physical aspects[J]. Annual Review of Plant Physiology, 1966, 17: 245 - 268.
- 康绍忠,熊运章,刘晓明. 用彭曼蒙特斯模式估算作物蒸腾量的研究[J]. 西北农林科技大学学报,1991,15(1):13 - 19.
Kong Shaozhong, Xiong Yunzhang, Liu Xiaoming. A study of Penman - Monteith model to estimate transpiration from crops[J]. Journal of Northwest A&F University, 1991, 15(1): 13 - 19. (in Chinese)
- 甘肃省水利厅. 2012 年甘肃省水资源公报[R]. 兰州:甘肃省水利厅,2012:23 - 24.
- 赵玲玲,夏军,许崇育,等. 水文循环模拟中蒸散发估算方法综述[J]. 地理学报, 2013, 68(1):127 - 136.
Zhao Lingling, Xia Jun, Xu Chongyu, et al. A review of evapotranspiration estimation methods in hydrological models[J]. Journal of Geographical Sciences, 2013, 68(1):127 - 136. (in Chinese)
- Yang Dawen, Li Chong, Hu Heping, et al. Analysis of water resources variability in the Yellow River of China during the last half century using historical data[J]. Water Resources Research, 2004, 40(6):1 - 12.
- Blaney H F, Criddle W D. Determining water requirements in irrigated area from climatological irrigation data [C] // US Department of Agriculture, Soil Conservation Service, Technical Paper 96, 1950: 1 - 48.
- Hargreaves G H, Samani Z A. Reference crop evapotranspiration from temperature [J]. Applied Engineering in Agriculture, 1985, 1(2):96 - 99.
- Xu C Y, Singh V P. Evaluation and generalization of temperature-based methods for calculating evaporation[J]. Hydrological Processes, 2001, 15(2):305 - 319.
- 彭世彰,徐俊增. 参考作物蒸发蒸腾量计算方法的应用比较[J]. 灌溉排水学报, 2004, 23(6): 5 - 9.
Peng Shizhang, Xu Junzeng. Comparison of reference crop evapotranspiration computing methods[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2004, 23(6): 5 - 9. (in Chinese)
- 张晓琳,熊立华,林琳. 五种潜在蒸散发公式在汉江流域的应用[J]. 干旱区地理, 2012, 35(2): 229 - 237.
Zhang Xiaoling, Xiong Lihua, Lin Lin. Application of five potential evapotranspiration equations in Hanjiang Basin[J]. Arid Land Geography, 2012, 35(2): 229 - 237. (in Chinese)
- 刘艳伟,戈振扬,朱仲元,等. 浑善达克沙地参照作物腾发量简易计算方法初探[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(10): 127 - 132.
Liu Yanwei, Ge Zhenyang, Zhu Zhongyuan, et al. Primary research on estimating reference crop evapotranspiration in the Otindag sandy land with simple methods[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2013, 27(10): 127 - 132. (in Chinese)

- 13 张倩, 段爱旺, 高阳, 等. 基于温度资料估算参考作物腾发量的方法比较[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2):104-109.
Zhang Qian, Duan Aiwang, Gao Yang, et al. Analysis of reference evapotranspiration estimation methods using temperature data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2):104-109. (in Chinese)
- 14 张倩, 段爱旺, 王广帅, 等. 基于天气预报的参照作物腾发量中短期预报模型研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(5):107-114.
Zhang Qian, Duan Aiwang, Wang Guangshuai, et al. Middle and short term forecasting models for reference evapotranspiration based on daily weather forecast[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5):107-114. (in Chinese)
- 15 卫新东, 刘守阳, 陈滇豫, 等. Shuttleworth-Wallace 模型模拟陕北枣林蒸散适用性分析[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3):142-151.
Wei Xindong, Liu Shouyang, Chen Dianyu, et al. Applicability of Shuttleworth-Wallace model for evapotranspiration estimation of jujube forests in loess hilly-gully region[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3):142-151. (in Chinese)
- 16 蔡甲冰, 刘钰, 雷廷武, 等. 应用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的 ETO 预测[J]. 农业工程学报, 2004, 20(4):13-16.
Cai Jiabing, Liu Yu, Lei Tingwu, et al. Prediction of daily reference evapotranspiration using adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(4):13-16. (in Chinese)
- 17 蒋任飞, 阮本清, 韩宇平, 等. 基于 BP 神经网络的参照腾发量预测模型 [J]. 中国水利水电科学研究院学报, 2005, 3(4):308-311.
Jiang Renfei, Ruan Benqing, Han Yuping, et al. Model for estimating reference evapotranspiration based on BP neural network [J]. Journal of China Institute Water Resource and Hydropower Research, 2005, 3(4):308-311. (in Chinese)
- 18 Trajkovic S. Temperature-based approaches for estimating reference evapotranspiration [J]. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 2005, 131(4):316-323.
- 19 Tabari H, Kisi O, Ezani A, et al. SVM, ANFIS, regression and climate based models for reference evapotranspiration modeling using limited climatic data in a semi-arid highland environment[J]. Journal of Hydrology, 2012, 444-445:78-89.
- 20 张展羽, 王声锋, 段爱旺, 等. 基于天气预报的参考作物腾发量 LS-SVM 预测模型 [J]. 水科学进展, 2010, 21(1):63-68.
Zhang Zhanyu, Wang Shengfeng, Duan Aiwang, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine[J]. Advances in Water Science, 2010, 21(1):63-68. (in Chinese)
- 21 冯禹, 崔宁博, 龚道枝, 等. 基于极限学习机的参考作物蒸散量预测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊 1):153-160.
Feng Yu, Cui Ningbo, Gong Daozhi, et al. Prediction model of reference crop evapotranspiration based on extreme learning machine[J]. Transactions of CSAE, 2015, 31(Supp. 1):153-160. (in Chinese)
- 22 王升, 陈洪松, 聂云鹏, 等. 基于基因表达式编程算法的参考作物腾发量模拟计算[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4):106-112.
Wang Sheng, Chen Hongsong, Nie Yunpeng, et al. Simulation of reference evapotranspiration based on gene-expression programming method[J]. Transactions of Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4):106-112. (in Chinese)
- 23 孙占鳌. 酒泉年鉴[M]. 兰州:甘肃文化出版社, 1999-2013.
- 24 Droogers P, Allen R G. Estimating reference evapotranspiration under inaccurate data conditions [J]. Irrigation and Drainage Systems, 2002, 16(1):33-45.
- 25 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社, 1998.
- 26 Hecht-Nielsen R. Theory of the back propagation neural network[C]//International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, 1989:593-605.
- 27 Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L, et al. Introduction to algorithms[M]. Cambridge: MIT Press, 2001.
- 28 Penman H L. Natural evaporation from open water, bare soil and grass[J]. Proceedings of the Royal Society A:Mathematical, Physical & Engineering Sciences. The Royal Society, 1948, 193(1032):120-145.
- 29 刘钰, Pereira L S, Teixeira J L, 等. 参照腾发量的新定义及计算方法对比[J]. 水利学报, 1997, 28(6):27-33.
Liu Yu, Pereira L S, Teixeira J L, et al. Update definition and computation of reference evapotranspiration comparison with former method[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1997, 28(6):27-33. (in Chinese)