

基于无人机多光谱遥感估算西北半湿润区 葡萄基础作物系数研究

徐 灿,胡笑涛,陈滇豫,甄晶博,王文娥,彭雪莲,汝 晨

(西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室,陕西 杨凌 712100)

摘要:为提高西北半湿润区葡萄园蒸散量的估算精度,以波文比系统实测蒸散量 ET_c 为基础,基于彭曼公式法计算参考作物蒸散量 ET_0 ,得到葡萄作物系数 K_c 后,采用 FAO-56 双作物系数法计算土壤蒸发系数 K_e 与水分胁迫系数 K_s ,获得基础作物系数 K_{cb} ;同时利用无人机多光谱遥感影像获取葡萄光谱数据,提取多个波段反射率计算 4 种植被指数(归一化植被指数 $NDVI$ 、土壤调节植被指数 $SAVI$ 、比值植被指数 RVI 、差值植被指数 DVI),建立葡萄 K_{cb} 与植被指数的关系模型(一元线性回归、多项式回归、多元线性回归),从而计算葡萄园实际蒸散量用以验证无人机多光谱遥感估算葡萄 K_{cb} 的精度。结果表明:(1)相同建模方法下,植被指数与 K_{cb} 的模型拟合精度受到其种类与葡萄生长时期的影响。在生育前期,利用一元线性回归建模得到的 $K_{cb}-VI_s$ 模型拟合精度表现为 $NDVI>RVI>SAVI>DVI$;在生育后期,拟合精度表现为 $RVI>DVI>SAVI>NDVI$;在全生育阶段,拟合精度则表现为 $SAVI>NDVI>DVI>RVI$ 。不同建模方法对 K_{cb} 的拟合精度不同,多元线性回归模型拟合效果最佳。(2)生育阶段、植被指数种类及建模方法是影响蒸散量估算精度的 3 个重要因素。在生育前期,利用 DVI 与 K_{cb} 建立的多项式回归模型的验证精度最高 ($EF=0.79$);在生育后期,多元线性回归模型验证精度最高 ($EF=0.80$);在全生育阶段,利用 DVI 与 K_{cb} 建立的一元线性回归模型的验证精度最高 ($EF=0.73$)。 (3)分生育阶段建立 K_{cb} 与植被指数的关系模型,反演得到的 K_{cb} 值较 FAO-56 双作物系数法推荐的 K_{cb} 值 ($EF=0.58$) 对蒸散量的估算精度提高了 6% 以上。

关键词:葡萄;无人机多光谱遥感;植被指数;基础作物系数;蒸散量

中图分类号:S127; S663.1 **文献标志码:**A

Estimation of grape basal crop coefficient in northwestern semi-humid zone based on UAV multispectral remote sensing

XU Can, HU Xiaotao, CHEN Dianyu, ZHEN Jingbo, WANG Wene, PENG Xuelian, RU Chen

(Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas,
Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: To improve the estimation accuracy of vineyard evapotranspiration in northwestern semi-humid area, this study calculated the actual crop evapotranspiration ET_c by the Bowen Ratio System and the reference crop evapotranspiration ET_0 based on Penman Formula. The grape crop coefficient K_c was obtained by the division of the two. The FAO-56 double crop coefficient method was used to calculate soil evaporation coefficient K_e and water stress coefficient K_s and obtain the basal crop coefficient K_{cb} . The spectral data of grape were obtained by using UAV multi-spectral remote sensing image. Reflectance of multiple bands was extracted to calculate four vegetation indexes (Normalized difference vegetation index $NDVI$, soil adjusted vegetation index $SAVI$, ratio vegetation index RVI , and difference vegetation index DVI). The relationship model (unary linear regression, polynomial regression and multiple linear regression) between the coefficient of K_{cb} and vegetation index was established, so as to calculate the actual evapotranspiration of vineyard to verify the accuracy of UAV multi-spectral remote sensing estimation of grape K_{cb} . The results showed that (1) Under the same modeling method, the model fitting accuracy of vegetation index and K_{cb} was affected by the species and grape growth period. In the early stage of growth, the fitting accuracy of K_{cb}

收稿日期:2022-07-12

修回日期:2022-09-02

基金项目:国家重点研发计划课题(2017YFD0201508);国家自然科学基金(U224320036)

作者简介:徐灿(1998-),女,黑龙江大庆人,硕士研究生,研究方向为节水灌溉原理与新技术。E-mail: xucan@nwfau.edu.cn

通信作者:胡笑涛(1972-),男,河南南阳人,教授,主要从事农业节水理论研究。E-mail: huxiaotao11@nwsuaf.edu.cn

$-VI_s$ model obtained by unitary linear regression modeling was $NDVI>RVI>SAVI>DVI$. In the later growth period, the fitting accuracy was $RVI>DVI>SAVI>NDVI$. In the whole growth stage, the fitting accuracy was $SAVI>NDVI>DVI>RVI$. The fitting accuracy of K_{cb} differed with modeling methods, and the fitting effect of multiple linear regression model was the best. (2) Growth stage, vegetation index type and modeling method were three important factors affecting the accuracy of evapotranspiration estimation. In the early growth stage, the accuracy of the polynomial regression model established by DVI and K_{cb} was the highest ($EF=0.79$). In the later growth stage, the accuracy of the multiple linear regression model was the highest ($ET=0.80$). In the whole growth stage, the validation accuracy of the unitary linear regression model based on DVI and K_{cb} was the highest ($EF=0.73$). (3) The relationship model between K_{cb} and vegetation index was established at different growth stages. Compared with the K_{cb} value recommended by FAO-56 double crop coefficient method ($EF=0.58$), the inversion K_{cb} value improved the estimation accuracy of evapotranspiration by more than 6%.

Keywords: grape; UAV multi-spectral remote sensing; vegetation index; basal crop coefficient; evapotranspiration

作物蒸散量主要包括土壤蒸发和植被蒸腾两部分,是作物与外界进行水分交换的重要途径^[1]。作为全球水循环和地表能量平衡的重要组成部分,蒸散量对作物生长发育和产量形成具有重要影响,是确定合理灌溉制度的依据^[2]。我国是世界最大的鲜食葡萄生产国和消费国,葡萄种植面积稳定在66万 hm^2 以上^[3],且经济价值可观。作为我国鲜食葡萄重要产区之一,陕西省近年来葡萄栽培面积和产量均有大幅提升^[4]。适当的水分供应是保证葡萄高质高产的基本条件之一,葡萄园水分亏缺或过多不仅影响当季葡萄的产量与品质,还会影响下季葡萄生长发育,甚至会缩短葡萄树生长年限,这些均增加了葡萄园水分管理的复杂性和特殊性^[5]。确定合理的灌溉制度以满足葡萄生产的必要水分需求具有重要意义,因此准确估算葡萄生育期内蒸散量尤为关键。

常用的获取作物蒸散量的途径分为测定法、直接估算法和间接估算法3类。测定法主要包括焐度相关法、波文比法、蒸渗仪法、同位素法等,国内外很多学者^[6-9]已经验证了利用以上方法获取作物实际蒸散量的适用性与准确性;但此类方法大多技术复杂、造价高、维护费用高,且个别方法要求有足够大及平坦均一的下垫面,否则很难达到一定精度。直接估算法主要包括单源模型及多源模型。单源模型中P-M模型具有较强的理论基础,但其忽略了冠层和土壤间的水热特性差异,对稀疏植被的蒸散估算偏差较大;多源模型机理复杂、计算成本高,容易出现“过度拟合”的情况,且参数获取难度大,在实际应用中会受到一定限制。间接估算法中最常用的为作物系数法,其中FAO-56推荐的双作物系数法估算方法简单,得到了广泛应用^[10-12],但其有

一定的适用范围,并非对所有地区、所有作物的蒸散量都能够进行精准估算。

双作物系数法中的作物系数必须根据作物自身生长状况及外部环境(水分胁迫、气象条件)进行校正才能准确估算实际蒸散量,但随时进行地面监测并对作物系数曲线做出调整存在较大困难,因此利用遥感技术估算作物系数更为可行。Shao等^[13]将无人机多光谱遥感技术与随机森林算法结合,获得了不同灌溉条件下玉米作物系数(K_c)的高分辨率空间分布图。Gautam等^[14]利用无人机搭载多光谱传感器提取赤霞珠葡萄的光谱和结构特征,通过多元线性回归和机器学习方法对 K_c 进行建模,结果表明将冠层结构特征和光谱特征相结合,可以提高模型适用性;在所有预测模型中,随机森林预测的 K_c 精度最高。近年来,遥感技术在国内快速兴起,逐渐应用于不同研究领域并处于较高的发展水平,其在估算作物系数方面的应用有效克服了现有其他研究方法的许多缺陷^[15]。遥感应应用主要分为卫星遥感和低空机载遥感,卫星遥感发展最早并且已经相当成熟,但其数据的预处理结果易受大气影响而且经常与试验时间不相符,获取较为可靠的数据难度较大。低空无人机遥感不仅克服了卫星遥感受大气状况影响大、重访周期长、时空分辨率不匹配等问题,还规避了地面监测作物生长信息耗时、费力等缺点,具有成本低、机动灵活、能实时采集图像、高时效性、高时空分辨率等一系列优点^[16]。无人机遥感技术可以较好地估算日作物系数,从而满足农田尺度估算作物日蒸散量的需求^[17]。De Jesús Marcial-Pablo等^[18]证明了基于无人机光谱遥感剔除地物背景后的图像可以较高精度地估算玉米 K_c ,其中 K_c 与 $NDVI$ 在80 000株 \cdot hm^{-2} 时拟合效果最

好。张瑜^[19]利用无人机多光谱遥感技术协同地面监测建立了作物系数 K_c 与植被指数的关系模型,并论证了其可行性。韩文霆等^[20]利用无人机多光谱遥感技术获取 6 种植被指数,分别建立了其与大田玉米作物系数在各生育时期不同水分胁迫条件下的关系模型,结果表明在快速生长期充分灌溉条件和生长后期水分胁迫条件下,植被指数 SR 与作物系数的相关性最好。

迄今为止,我国对作物系数的估算研究主要集中在经济类作物及大田作物,对于根系发达、稀疏种植的多年生果树研究较少;葡萄果树由于株间个体差异大,对水肥管理的要求较高,此类研究更是鲜有报道。不同于密植作物土壤蒸发较小,葡萄果树蒸散中植被蒸腾与土壤蒸发属于两个相对独立的部分,且各自占据较大比重,因此有必要对其基础作物系数 K_{cb} 进行单独研究。目前基于无人机遥感技术估算农田尺度稀疏植被基础作物系数的研究明显不足。针对以上问题,本文以 2021 年西北半湿润区葡萄园为研究区域,以波文比系统实测蒸散量 ET_c 为准,基于彭曼公式法计算参考作物蒸散量 ET_0 ,得到葡萄作物系数 K_c 后,采用 FAO-56 双作物系数法计算土壤蒸发系数 K_e 与水分胁迫系数 K_s ,获得基础作物系数 K_{cb} ,利用无人机多光谱遥感影像获取葡萄光谱数据,提取多个波段反射率计算 4 种植被指数,建立葡萄基础作物系数 K_{cb} 与植被指数的关系模型,从而估算葡萄园实际蒸散量,验证无人机多光谱遥感反演葡萄 K_{cb} 的精度,以期提高葡萄园蒸散量的估算精度,为该地区精准灌溉提供理论指导及技术支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况及葡萄物候期

试验于 2021 年 4—8 月在陕西省咸阳市杨陵区崔西沟村君度唯尔葡萄庄园进行,该地区位于陕西关中平原中部(108°08'E, 34°31'N, 海拔 524.7 m),属于暖温带半湿润气候区,四季分明,冬季寒冷干燥,夏季高温多雨,多年平均气温 12.9℃,年日照时数 2 163.8 h,无霜期 210 d,多年平均降水量 580 mm 且主要集中在 7、8 月份,年平均蒸发量 1 500 mm。试验区葡萄龄期大约 5 a,品种为‘黑色甜菜’。葡萄的种植行由南向北,行距约为 3 m,每行葡萄藤之间的间距为 0.8 m 左右,葡萄架式为单篱架,架高 1.5 m 左右,沿葡萄种植方向每隔 3~4 m 设立水泥柱,并在上中下拉 3 道钢丝。葡萄园灌溉方式以滴

灌为主,灌水、施肥等田间管理措施均与当地葡萄生产一致,不进行特殊水肥调控。根据葡萄生长特性,将其全生育期划分为 4 个生育阶段,分别为新梢生长期(4 月 12 日—5 月 15 日),开花期(5 月 16 日—5 月 30 日),果实膨大期(5 月 31 日—7 月 6 日),着色成熟期(7 月 7 日—8 月 18 日)。

1.2 多光谱影像采集与预处理

研究采用深圳市大疆创新科技有限公司的四旋翼精灵 Phantom 4 无人机为数据采集平台,该无人机为一体式的多光谱成像系统,多光谱相机有 6 个影像传感器,其中 1 个彩色传感器用于可见光(RGB)成像,5 个单色传感器用于包含蓝(B, 450 nm±16 nm)、绿(G, 560 nm±16 nm)、红(R, 650 nm±16 nm)、红边(RE, 730 nm±16 nm)和近红外(NIR, 840 nm±26 nm)波段的多光谱成像。试验设置无人机航线条,相对航高 30 m,航向重叠率 80%,旁向重叠率 70%,地面分辨率为 1.6 cm,作业过程中可同步获取研究区 RGB 和多光谱影像。无人机多光谱遥感影像数据采集选择晴朗无风无云、太阳光照稳定的天气进行,整个生育期共获得 60 组数据。获取的多光谱影像检查无误后导入 DJITerra 软件中,选择农田场景进行二维重建,得到基于单个波段的正射影像。将拼接完成的单个波段影像导入 ENVI 5.3 软件中,进行波段合并,最后得到多个波段融合后的葡萄园多光谱影像。利用 Matlab 对多光谱影像进行背景剔除后,提取不同波段反射率计算多种植被指数。

1.3 气象数据

试验区净辐射、风速、风向、空气温度、相对湿度、水汽压、土壤热通量等气象数据由波文比系统全天候每 10 min 自动观测记录。降雨量由杨陵气象站提供,参考作物蒸散发量利用彭曼公式(式 1)计算,具体见图 1。

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (1)$$

式中, ET_0 为参考作物蒸发蒸腾量($\text{mm} \cdot \text{d}^{-1}$); R_n 为作物冠层的净辐射($\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$); G 为土壤热通量($\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$),在逐日计算中 $G=0$; T 为平均气温($^{\circ}\text{C}$); u_2 为 2 m 高处的平均风速($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$); e_s 为饱和水汽压(kPa); e_a 为实际水汽压(kPa); Δ 为饱和水汽压与温度曲线的斜率($\text{kPa} \cdot ^{\circ}\text{C}^{-1}$); γ 为干湿表常数。

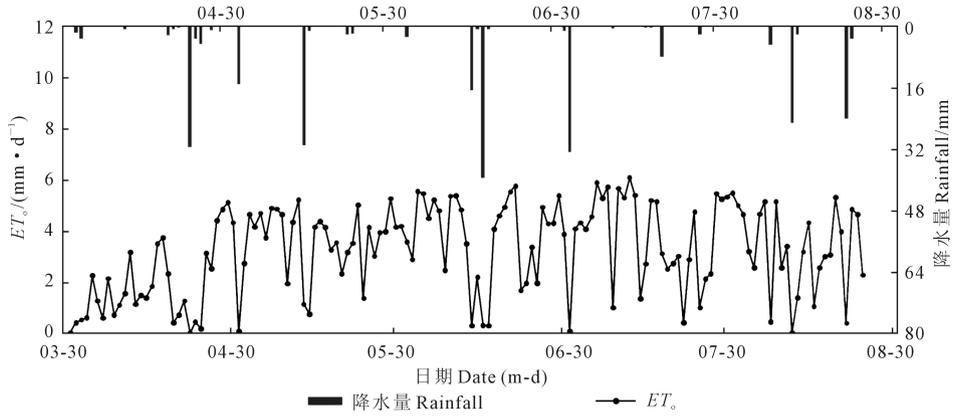


图1 参考作物蒸散量及降雨数据

Fig.1 Reference crop evapotranspiration and rainfall data

1.4 波文比能量平衡法

波文比能量平衡法是应用广泛的估算农田蒸发蒸腾方法,该方法通过测量温度和湿度梯度,结合净辐射以及地面热通量的测定来估算潜热通量^[21]。其基本原理是能量守恒,优点是所需实测参数少,计算方法简单,不需要有关蒸发蒸腾面空气动力学特性方面的资料,并可以估算大面积(约1 000 m²)和小时间尺度(10 min)的潜热通量。能量平衡方程基于能量守恒原理,表示下垫面所有吸收与释放能量的总和,其计算方法如式(2)所示:

$$R_n = \lambda ET + H + G + AD + PH + M \quad (2)$$

式中, R_n 为净辐射($W \cdot m^{-2}$); λET 为潜热通量($W \cdot m^{-2}$); λ 为汽化潜热($J \cdot kg^{-1}$); ET 为蒸发蒸腾量(mm); H 为显热通量($W \cdot m^{-2}$); G 为土壤热通量($W \cdot m^{-2}$); AD 为能量水平交换量($W \cdot m^{-2}$); PH 为光合作用能量转换($W \cdot m^{-2}$); M 为植物代谢引起的能量转换以及植物内部与冠层空间的热量储存($W \cdot m^{-2}$)。

如果下垫面均一旦面积较大时,各气象因素的铅直梯度远大于水平梯度,因此,平流作用产生的能量水平交换量 AD 可忽略不计。而 PH 和 M 之和通常比测量主成分时产生的实际误差还小,一般情况下也可忽略,故式(2)可简化为:

$$R_n = \lambda ET + H + G \quad (3)$$

1.5 双作物系数法

双作物系数法仅需要常规气象要素,因其方法简单而被广泛应用于计算1 d或更长时段的蒸散量^[22],其计算公式如下:

$$ET_c = (K'_{cb} \cdot K_s + K_e) ET_0 \quad (4)$$

式中, ET_c 为实际作物蒸发蒸腾量(mm); ET_0 为参考作物蒸发蒸腾量(mm),由公式(1)计算得到; K'_{cb} 由 $K_{cb}-VI_s$ 模型关系式得到。

K_s 为土壤水分胁迫系数,采用FAO-56推荐的计算公式如下:

$$K_s = \begin{cases} \frac{TAW - D_r}{TAW - RAW} & D_r > RAW \\ 1.0 & D_r \leq RAW \end{cases} \quad (5)$$

$$TAW = 10\gamma Z_r (\theta_{fc} - \theta_{wp}) \quad (6)$$

$$D_r = 10\gamma Z_r (\theta_{fc} - \theta) \quad (7)$$

$$RAW = pTAW \quad (8)$$

式中, TAW 为作物主要根系层总的土壤有效储水量(mm); RAW 为易被作物根系利用的根区土壤储水量(mm); D_r 为计算时段作物根区土壤水分的平均亏缺量(mm),当计算时段较短时,可用时段初的土壤水分亏缺量来代替; γ 为土壤体积密度($g \cdot cm^{-3}$); Z_r 为作物根系主要活动层深度(cm); θ 为时段初作物根系层平均土壤含水率($m^3 \cdot m^{-3}$); θ_{fc} 和 θ_{wp} 分别为根区田间持水量($m^3 \cdot m^{-3}$)和根区凋萎含水量($m^3 \cdot m^{-3}$); p 为根区中易被作物根吸收的土壤储水量与总的有效土壤储水量的比值,一般介于0~1.0。

K_e 为表层土壤蒸发系数,本文采用FAO-56推荐的计算公式如下:

$$K_e = K_r (K_{cmax} - K_{cb}) \leq f_{ew} K_{cmax} \quad (9)$$

式中, K_{cmax} 为降雨或灌溉后作物系数的最大值; K_r 为由累积蒸发水深决定的土壤蒸发衰减系数,当土壤表面较为湿润(降雨1~2 d)时, K_r 取值为1;降雨后3~5 d,地表湿润度降低, K_r 取值为0.7;降雨后6~8 d,地表水分持续减少, K_r 取值为0.2;当地表用以蒸发的水分完全耗尽时, K_r 取值为0; f_{ew} 为发生棵间蒸发的土壤占全部土壤的比例。

K_{cb} 为基础作物系数,计算公式如下:

$$K_{cb} = \frac{\frac{ET}{ET_0} - K_e}{K_s} \quad (10)$$

式中, ET 为实际作物蒸发蒸腾量 (mm), 本文实测值由波文比系统提供; K_s 和 K_c 分别利用公式 (5)、(9) 求出。

1.6 植被指数计算

本文初步选用 4 种常用的植被指数进行计算 (表 1), 其中 $NDVI$ 可以检测植被生长状态、植被覆盖度和消除部分辐射误差; $SAVI$ 增加了土壤调节系数, 可降低 $NDVI$ 对土壤背景的敏感; RVI 是绿色植被的灵敏指示参数, 对高覆盖植被区域更为敏感, 与生物量的相关性最好; DVI 对土壤背景的变化极为敏感。

1.7 模型检验方法

选择均方根误差 ($RMSE$) 和模型性能指数 (EF)^[27] 评价模型模拟值与实测值之间的验证效果。本文随机选取样区 50% 的样本数据 (30 组) 作为建模集, 基于线性回归方法构建 K_{cb} 的估算模型; 利用剩余 50% 的样本数据 (30 组) 作为验证集, 评价 K_{cb} 估算模型。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad (11)$$

$$EF = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - O)^2 - \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O)^2} \quad (12)$$

式中, $RMSE$ 为均方根误差 (mm); EF 为模型性能指数; P_i 为预测值; O_i 为真实值; O 为真实值的平均值; n 为数据样本数量。 $RMSE$ 越小, 表明模型偏差越小; EF 越接近 1, 表明吻合度越高。

2 结果与分析

2.1 葡萄作物系数与植被指数

葡萄全生育期基础作物系数 K_{cb} 、土壤蒸发系数 K_e 、水分胁迫系数 K_s 和作物系数 K_c 的逐日变化曲线如图 2 所示。由图 2 可以看出, K_{cb} 随着生育期呈现

先上升后下降趋势, 生育初期、中期、后期分别约为 0.13、0.76、0.33。FAO-56 中 3 个生育时期不同阶段的推荐值分别为 0.15、0.80 和 0.40。与推荐值相比, 实际值偏低, 这可能是地区气候、品种及耕作措施不同造成的差异^[28-29]。 K_e 在生育期初期基本维持在一个较高值; 随着葡萄的生长发育, 冠层覆盖度逐渐增加, 导致 K_e 逐渐减小; 而生育后期由于葡萄保产必要的修枝及叶片逐渐老化凋零, 土壤蒸发也逐渐增大。此外生育初期 K_c 波动较大的原因可能是降雨导致土壤含水率发生了变化。 K_c 为 K_{cb} 与 K_e 之和, 生育前期和后期的 K_{cb} 值较小, 所以 K_c 变化趋势同 K_e 几乎一致, 而生育中期 K_{cb} 对 K_c 值的影响则较大。 K_c 在生育初期逐渐增大, 生育中期保持相对稳定的较大值, 生育后期逐渐减小, 此变化规律与 FAO-56 中的描述基本相符。葡萄整个生育期未产生水分胁迫, 故其水分胁迫系数 $K_s = 1$ 保持不变。

葡萄生育期内, 4 种植被指数 ($NDVI$ 、 $SAVI$ 、 RVI 和 DVI) 随生育天数的变化如图 3 所示。由图 3 可知, 4 种植被指数均随生育期推进先缓慢增大, 而后

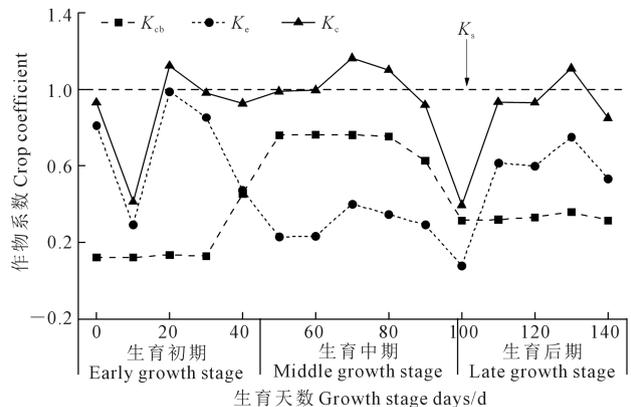


图 2 葡萄生育期作物系数变化曲线

Fig.2 Crop coefficient change curve in the growth stage of grape

表 1 植被指数计算公式

Table 1 Calculation formula of vegetation index

植被指数 Vegetation index	计算公式 Computational formula	参考文献 Reference
$NDVI$	$NDVI = \frac{R_{Nir} - R_{Red}}{R_{Nir} + R_{Red}}$	[23]
$SAVI$	$SAVI = 1.5 \times \frac{R_{Nir} - R_{Red}}{R_{Nir} + R_{Red} + 0.5}$	[24]
RVI	$RVI = \frac{R_{Nir}}{R_{Red}}$	[25]
DVI	$DVI = R_{Nir} - R_{Red}$	[26]

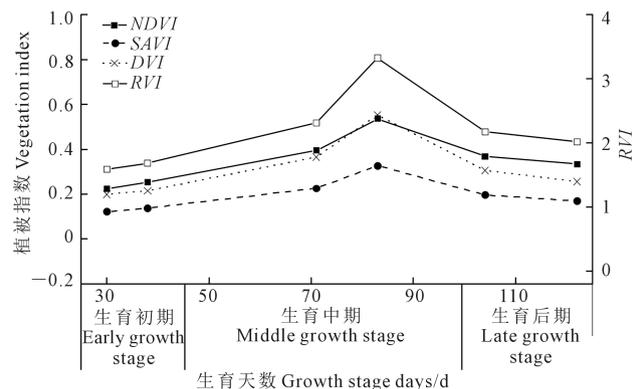


图 3 葡萄生育期植被指数变化曲线

Fig.3 Vegetation index change curve in the growth stage of grape

逐渐呈降低趋势,符合葡萄生长规律。生育前期到生育中期,葡萄冠层覆盖度增加,作物蒸腾作用加强,消耗更多的土壤水分,而土壤蒸发减小,植被指数均增大;生育中期到生育后期,随着葡萄叶片逐渐枯萎,冠层覆盖度降低,土壤蒸发量增加,植被指数均降低。其中,生育中后期开始, RVI 有较大的下降趋势,这是因为 RVI 对作物的覆盖度变化比较敏感,适用于监测高覆盖度植物冠层的动态变化^[30]。

2.2 葡萄基础作物系数与植被指数关系模型

本研究选取相关性较高的4种植被指数($NDVI$ 、 $SAVI$ 、 RVI 、 DVI)来建立植被指数与葡萄基础作物系数之间的一元线性回归模型、多项式回归模型及多元线性回归模型。把葡萄整个生育阶段分为生育前期和生育后期两个阶段,即萌芽开花期(无葡萄果实)为生育前期,果实膨大及着色成熟期为生育后期,对两个时间段分别建立植被指数与葡萄基础作物系数 K_{cb} 的关系模型。

生育前期、后期葡萄植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的关系如表2所示。由表2可知,在生育前期和后期4种植被指数与葡萄基础作物系数 K_{cb} 的决定系数较高($R^2 > 0.60$),基本上能满足拟合精度要求($P < 0.01$)。这是因为植被指数能够反映植被的覆盖情况及生长活力,在一定条件下能定量说明植被的生长状况;而基础作物系数用来描述作物蒸腾,不考虑土壤蒸发,与作物的生长情况相关,所以两者有较强相关性。其中生育前期和后期 K_{cb} 与 $NDVI$ 决定系数分别为0.82和0.71、与 $SAVI$ 决定系数分别为0.75和0.74、与 RVI 决定系数分别为0.80和0.75、与 DVI 决定系数分别为0.65和0.75。对比得知, $NDVI$ 和 RVI 与不同生育阶段的 K_{cb} 均有较高而且稳定的相关性。这可能是因为 $NDVI$ 和 RVI 能充分反映植被在近红外波段和红光波段反射率的

差异,还可增强植被与土壤背景之间的辐射差异,是植被长势和丰度估算的主要手段;两种波段可能对冠层蒸腾有较强的敏感性,因此在葡萄不同生育阶段都可以很好反映作物蒸腾能力^[31]。

与单项式模型相比,采用多项式回归建立的植被指数与葡萄基础作物系数 K_{cb} 的模型拟合精度都有所提高,但效果不显著,这可能是因为单项式植被指数反演葡萄作物系数模型本身就具有较高拟合精度,但单一变量考虑因素有限,无法全面表征不同因素对作物系数的影响程度。

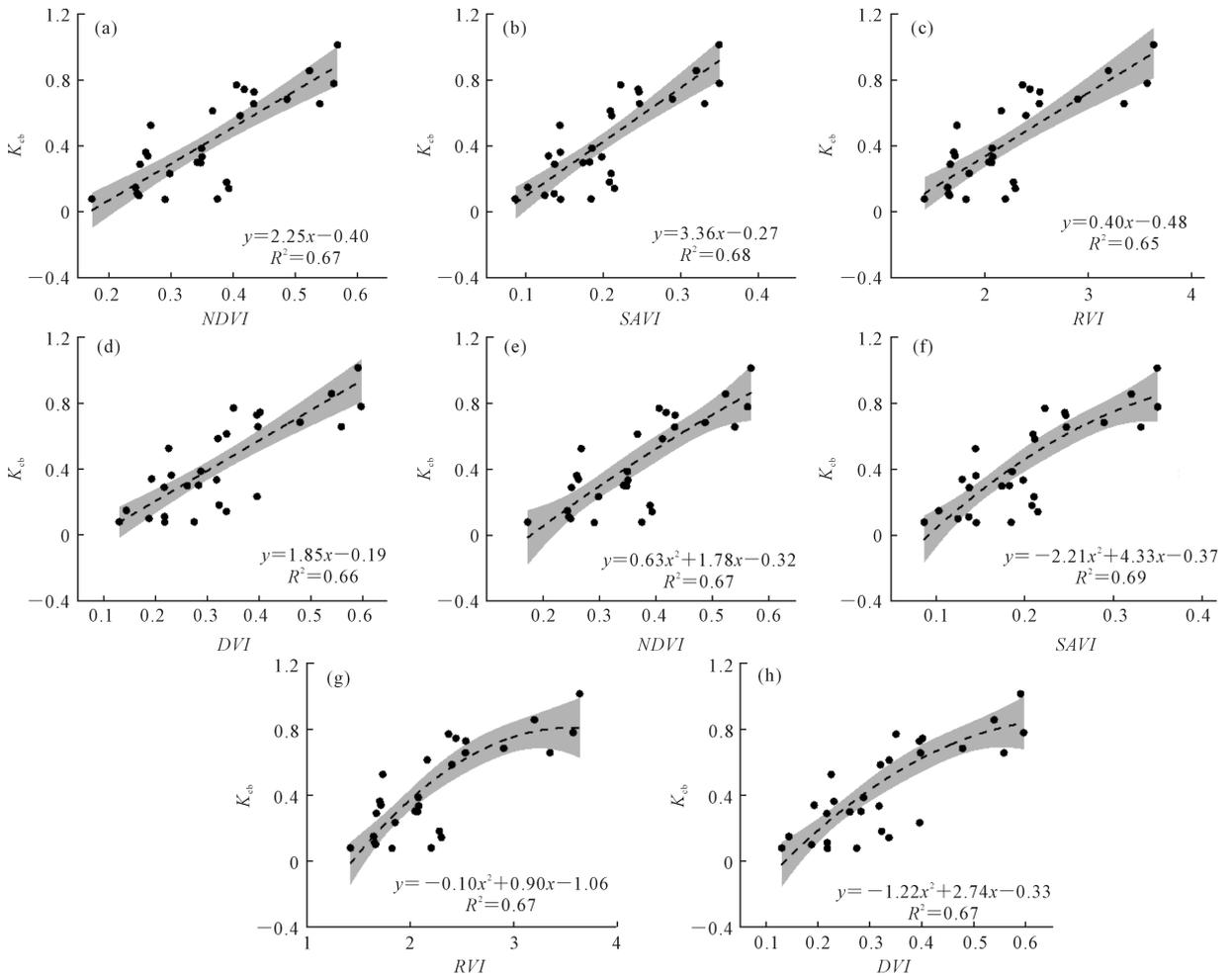
全生育阶段4种植被指数与葡萄基础作物系数 K_{cb} 的一元线性回归模型及多项式回归模型如图4所示。由图4a~d可以看出,4种植被指数拟合 K_{cb} 效果较好($R^2 > 0.65$),说明用植被指数拟合葡萄作物系数具有一定可行性。 K_{cb} 在生育前期逐渐增加,生育中期达到最大值,生育后期逐渐降低;植被指数的变化规律与其基本一致。由于 K_{cb} 在葡萄生育过程中存在先上升后下降两个阶段,因此可能出现相同 K_{cb} 值对应多个植被指数值的现象。这种现象较易出现在生育中期,即 K_{cb} 值较大时。

由图4e~h可知,与生育前期、后期变化规律一致,全生育阶段葡萄4种植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的多项式回归模型精度也均比一元线性回归模型精度有所提高。而全生育阶段 K_{cb} 模型精度较生育前期及生育后期有所降低,这是因为不同生育阶段植物生长情况不同,用同一关系式进行拟合,便会出现精度不高的问题。图4数据主要集中在3部分,主要是因为FAO-56列出了葡萄生育初期、生育中期、生育后期的基础作物系数典型值,而基础作物系数在生育过程的变化通过线性插值获得。本研究的 K_{cb} 值仅在FAO-56基础上对气象影响进行了修正,与典型值的差距不大,未经线性插值,所以存在分布不均衡的情况。

表2 生育前期和后期葡萄植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的关系

Table 2 Relationship between vegetation index and basic crop coefficient K_{cb} at early and late growth stages

生育时期 Growth stage	自变量 x Independent variable	一元线性回归模型 Unitary linear regression model			多项式回归模型 Polynomial regression model		
		表达式 Expression	R^2	P	表达式 Expression	R^2	P
生育前期 Early growth stage	$NDVI$	$y = 3.12x - 0.58$	0.82	< 0.001	$y = -3.74x^2 + 5.48x - 0.93$	0.83	< 0.001
	$SAVI$	$y = 4.58x - 0.41$	0.75	< 0.01	$y = 38.98x^2 - 8.64x + 0.58$	0.75	< 0.01
	RVI	$y = 0.70x - 0.98$	0.80	< 0.001	$y = 0.31x^2 - 0.46 + 0.06$	0.83	< 0.001
	DVI	$y = 2.42x - 0.30$	0.65	< 0.01	$y = 3.41x^2 + 0.61x - 0.1$	0.68	< 0.01
生育后期 Late growth stage	$NDVI$	$y = 2.52x - 0.59$	0.71	< 0.01	$y = 9.36x^2 - 5.52x + 1.04$	0.77	< 0.01
	$SAVI$	$y = 3.38x - 0.34$	0.74	< 0.01	$y = 12.51x^2 - 2.86x + 0.37$	0.77	< 0.01
	RVI	$y = 0.40x - 0.55$	0.75	< 0.01	$y = 0.11x^2 - 0.18x + 0.19$	0.76	< 0.01
	DVI	$y = 1.82x - 0.23$	0.75	< 0.01	$y = 3.06x^2 - 0.69x + 0.22$	0.76	< 0.01



注:图 a~d 为一元线性回归模型拟合结果,图 e~h 为多项式回归模型拟合结果。

Note: Figure a~d shows the fitting results of unary linear regression model, Figure e~h shows the fitting results of polynomial regression model.

图 4 全生育阶段葡萄植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的关系

Fig.4 Relationship between grape vegetation index and basic crop coefficient K_{cb} at the whole growth stage

生育前期、生育后期及全生育阶段 4 种葡萄植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的多元线性回归模型如表 3 所示。由表 3 可知,生育前期及生育后期 $K_{cb}-VI_s$ 多元线性回归模型精度分别为 0.86 和 0.78,全生育期阶段 $K_{cb}-VI_s$ 精度较好 ($R^2=0.71$)。生育前期、后期及全生育阶段 $K_{cb}-VI_s$ 多元线性回归模型精度均高于一元线性回归模型及多项式回归模型,这主要是因为多元线性回归模型不再只考虑单一植被指数对 K_{cb} 的影响,而是引入了多种植被指数综合考虑,提高了自变量与多个因变量的相关性^[30]。

2.3 蒸散量估算精度验证

生育期内利用波文比系统自动监测的葡萄实际日蒸散量及其与 FAO-56 双作物系数法估算的蒸散量对比如图 5 所示。由图 5a 可知,整个生育期

内,葡萄实际蒸散量呈现先增大后减小的变化趋势,生育前期和后期波动较小,生育中期变幅增大,其波峰出现在降水偏少、阳光充足、气温较高的 6 月份,此时葡萄生长最为茂盛,处于果实膨大期,波谷则出现在降雨最为集中的 7 月份。葡萄实际蒸散量的变化范围为 $0.10 \sim 6.39 \text{ mm} \cdot \text{d}^{-1}$,根据波文比法计算出的全生育期葡萄实际蒸散量为 319.88 mm 。由图 5b 可知,将 FAO-56 推荐的双作物系数法估算得到的葡萄实际蒸散量与波文比系统实测值进行对比,精度较好 ($n=118, EF=0.58$)。双作物系数法估算值普遍偏高,这是因为作物系数受气候条件、土壤、作物栽培管理方式和作物生长状况等诸多因素影响,其估算精度不尽相同,存在一定的局限性^[32]。

表3 不同生育时期4种葡萄植被指数与基础作物系数 K_{cb} 的多元线性回归模型Table 3 Multiple linear regression model of four vegetation indexes and basic crop coefficient K_{cb} in different growth stages

生育时期 Growth stage	因变量 y Dependent variable	自变量 x Independent variable	模型 Model	R^2	P
生育前期 Early growth stage	K_{cb}	$NDVI(x_1)$ 、 $SAVI(x_2)$ 、 $RVI(x_3)$ 、 $DVI(x_4)$	$y = 0.23 + 3.70x_1 + 24.60x_2 - 1.31x_3 - 9.7x_4$	0.86	<0.001
生育后期 Late growth stage			$y = -0.5 - 20.40x_1 + 75.27x_2 + 1.21x_3 - 29.78x_4$	0.78	<0.01
全生育阶段 Whole growth stage			$y = -0.20 - 6.08x_1 + 33.57x_2 - 0.10x_3 - 11.57x_4$	0.71	<0.01

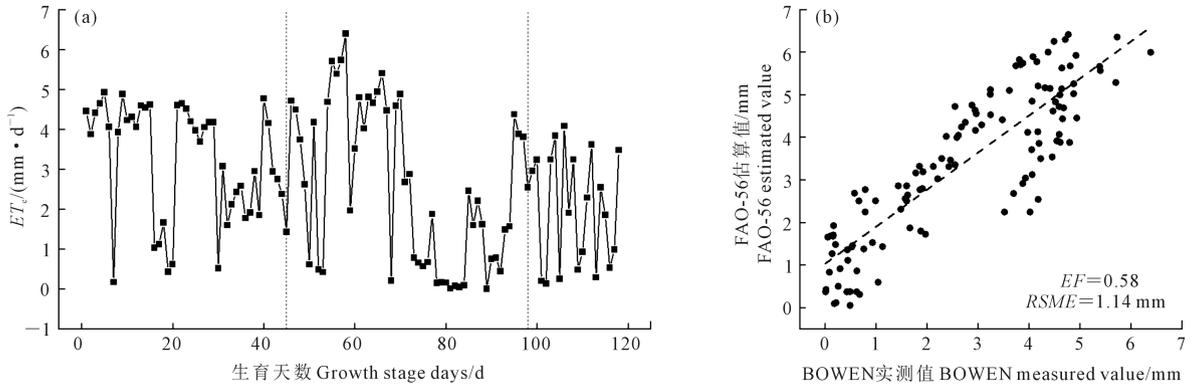


图5 生育期内波文比葡萄实际蒸散量及FAO-56双作物系数法估算值与波文比实测值对比

Fig.5 Actual evapotranspiration of Bowen ratio grape during growth period and comparison between the estimated value of FAO-56 double crop coefficient method with the measured value of Bowen ratio

利用表2得到不同植被指数与 K_{cb} 的一元线性表达式后计算不同生育期葡萄实际蒸散量,结果如图6所示。不同生育阶段利用植被指数与 K_{cb} 一元线性建模估算葡萄实际蒸散量效果均较好,验证精度大多在0.65以上,效果均优于FAO-56双作物系数法($EF=0.58$, $RMSE=1.14$ mm)。

在生育初期, $SAVI$ 和 DVI 散点基本上对称分布且集中在1:1线附近,验证效果较好($EF>0.75$);而 $NDVI$ 和 RVI 散点基本上也对称分布且集中在1:1线附近(图6a~d)。在生育后期,4种植被指数验证效果较为稳定($EF=0.64\sim 0.73$),实测值均略高于预测值,并且当同一生育阶段蒸散量增大时,反演效果有所下降(图6e~h)。在全生育阶段,4种植被指数验证蒸散量的差异不大, $RMSE$ 基本上在0.13 mm左右(图6i~l)。综合3个生育阶段结果可知,基于植被指数通过一元线性回归模型反演葡萄基础作物系数,从而估算不同生育时期葡萄蒸散量,各植被指数表现为: $DVI>SAVI>RAVI>NDVI$ 。

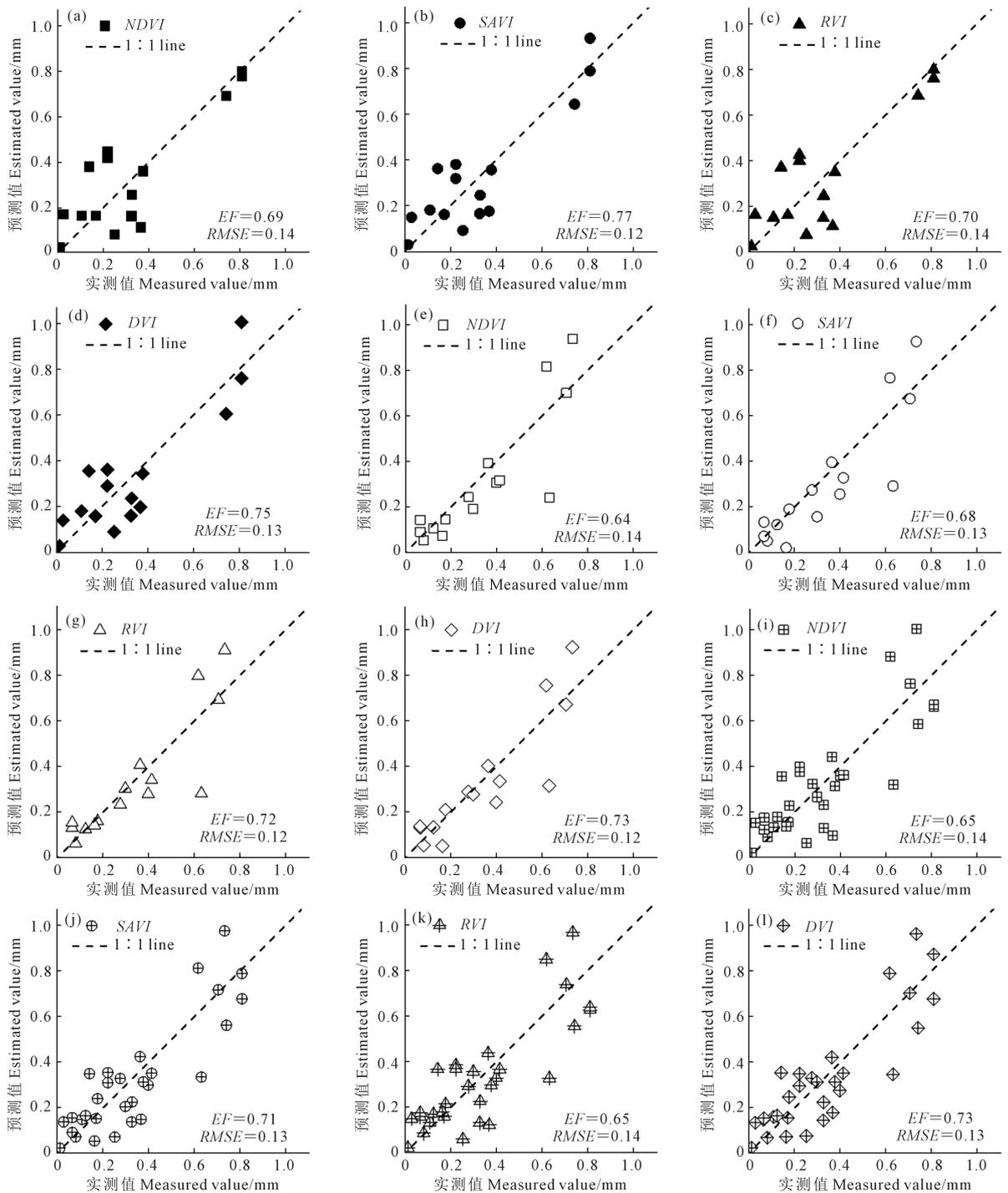
利用表2建立不同植被指数与 K_{cb} 的多项回归关系式,计算得到生育前期、后期及全生育阶段葡萄实际蒸散量估算值如图7所示。多项式回归模型与一元线性回归模型相比,两者验证效果差别不大。在生育后期,多项式回归模型下4种植被指数的验证精度基本都有小幅提高,而生育前期和全生育阶段选取一元线性回归模型验证精度最好,说明采用多项式并不能完全提高验证效果。可能是因

为单项式本身已经达到很高的验证精度,且采用多项式无法解决同一生育阶段蒸散量增大时验证精度下降的问题,甚至还有进一步增大误差的趋势。

利用表3多元线性回归建模后,计算得到的生育前期、后期及全生育阶段葡萄实际蒸散量估算值如表4所示。生育前期($EF=0.75$)、后期验证精度($EF=0.80$)高于全生育阶段验证精度($EF=0.73$),这可能是由于生育期内无人机飞行次数有限,且葡萄不同生育阶段生长规律变化较大,很难获取可以代表全生育阶段的拟合关系式。与一元线性回归和多项式回归模型相比,各生育阶段多元线性回归模型的验证精度并未显著提高,这可能是由于多元线性回归模型引入了多种植被指数特征参数,模型复杂度较高^[30],无法很好地拟合非线性数据;同时本研究选取的4种植被指数可能适用性不强或它们之间共线性较强^[33],对模拟造成了一定影响。

3 结论

1)一元线性回归和多项式回归建模条件下,在葡萄生育前期, $NDVI$ 、 RVI 与 K_{cb} 模型拟合精度优于 DVI 、 $SAVI$,拟合效果最佳;在生育后期及全生育阶段,4种植被指数与 K_{cb} 模型拟合精度之间差异不大。多元线性回归建模条件下,生育前期拟合效果最好($R^2=0.86$),其次是生育后期($R^2=0.78$)和全生育阶段($R^2=0.71$)。



注:图 a~d 为葡萄生育初期验证结果,图 e~h 为生育后期验证结果,图 i~l 为全生育阶段验证结果。下同。

Note: Figure a~d shows the verification results at the early growth stage, Figure e~h shows the verification results at the late growth stage, and Figure i~l shows the verification results at the whole growth stage. The same below.

图 6 生育前期、后期及全生育阶段一元线性回归模型估算精度验证

Fig.6 Validation of estimation accuracy of unitary linear regression model in early, late and whole growth stages

2) 不同反演模型对葡萄实际蒸散量的估算精度不同。在生育前期,利用 DVI 与 K_{cb} 建立的多项式回归模型的验证精度最高 ($EF = 0.79$); 在生育后

期,多元线回归模型验证精度最高 ($EF = 0.80$); 在全生育阶段,利用 DVI 与 K_{cb} 建立的一元线性回归模型的验证精度最高 ($EF = 0.73$)。

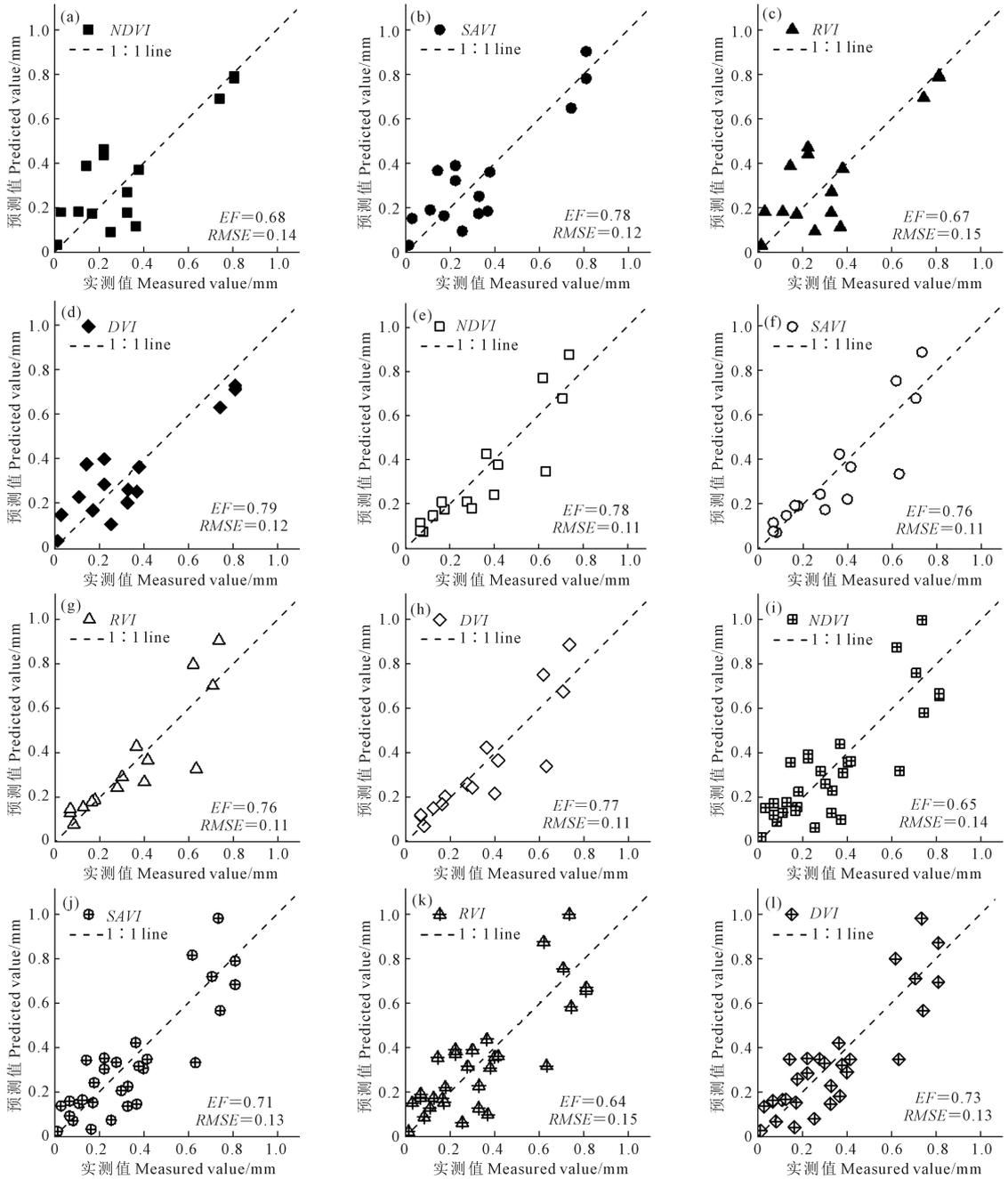


图 7 生育前期、后期及全生育阶段多项式回归模型估算精度验证

Fig.7 Validation of estimation accuracy of polynomial regression model in early, late and whole growth stages

表 4 生育前期、后期及全生育阶段多元线性回归模型估算精度验证

Table 4 Validation of the estimation accuracy of multiple linear regression models in early, late and whole growth stages

生育时期 Growth stage	自变量 x Independent variable	多元线性回归模型 Multiple linear regression model	
		EF	RMSE/mm
生育前期 Early growth stage	NDVI、	0.75	0.12
生育后期 Late growth stage	SAVI、		
	RVI、	0.80	0.10
	DVI		
全生育阶段 Whole growth stage		0.73	0.13

3) 根据葡萄生长特性,分生育阶段选择合适的植被指数及建模方法反演 K_{cb} 值可较 FAO-56 双作物系数法的 K_{cb} 推荐值对蒸散量的估算精度提高 6% 以上。

参考文献:

[1] XU C Y, SINGH V P. Evaluation of three complementary relationship evapotranspiration models by water balance approach to estimate actual regional evapotranspiration in different climatic regions[J]. Journal of Hydrology, 2005, 308(1/4): 105-121.
 [2] FERREIRA M I, SILVESTRE J, CONCEIÇÃO N, et al. Crop and stress coefficients in rainfed and deficit irrigation vineyards using sap

- flow techniques[J]. *Irrigation Science*, 2012, 30(5): 433-447.
- [3] 李小红, 刘海礁, 王瑛, 等. 我国葡萄市场与产业调查分析报告[J]. *农产品市场*, 2021, (18): 49-51.
LI X H, LIU H J, WANG Y, et al. Chinese grapemarket and industry survey analysis report[J]. *Agricultural Products Market*, 2021, (18): 49-51.
- [4] 王琦俐, 赵瑶瑶, 郭俊强, 等. 十一个鲜食葡萄品种在陕西杨凌的引种表现调查[J]. *西北园艺(果树)*, 2021, (4): 46-49.
WANG Q L, ZHAO Y Y, GUO J Q, et al. Investigation on the introduction performance of eleven table grape varieties in Yangling, Shaanxi Province [J]. *Northwest Horticulture (Fruit Trees)*, 2021, (4): 46-49.
- [5] 余昭君. 基于波文比的半湿润地区葡萄园蒸发蒸腾估算[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2020.
YU Z J. Estimation of vineyard evapotranspiration based on Bowen ratio in semi-humid regions[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2020.
- [6] 杨天一, 王军, 张红梅, 等. 基于单作物系数法的华北平原典型农业生态系统蒸散规律研究[J]. *中国生态农业学报(中英文)*, 2022, 30(3): 356-366.
YANG T Y, WANG J, ZHANG H M, et al. Evapotranspiration of typical agroecosystems in the North China Plain based on single crop coefficient method[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2022, 30(3): 356-366.
- [7] 康燕霞. 波文比和蒸渗仪测量作物蒸发蒸腾量的试验研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2006.
KANG Y X. Study on the measuring method of lysimeter and Bowen-ratio energy balance system of crop evapotranspiration by experiment [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2006.
- [8] 张宝珠, 王仰仁, 李金玉, 等. 基于称重式蒸渗仪的春玉米蒸散量研究[J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(11): 17-25.
ZHANG B Z, WANG Y R, LI J Y, et al. Evapotranspiration from maize studied using weighing lysimeters[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2021, 40(11): 17-25.
- [9] HAN J J, TIAN L D, CAI Z Y, et al. Season-specific evapotranspiration partitioning using dual water isotopes in a *Pinus yunnanensis* ecosystem, southwest China [J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 608: 127672.
- [10] AI P R, MA Y J. Estimation of evapotranspiration of a jujube/cotton intercropping system in an arid area based on the dual crop coefficient method[J]. *Agriculture*, 2020, 10(3): 65.
- [11] SANTOSH D T, TIWARI K N. Estimation of water requirement of Banana crop under drip irrigation with and without plastic mulch using dual crop coefficient approach [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2019, 344: 012024.
- [12] 李丰琇, 马英杰. 基于双作物系数法的新疆覆膜滴灌夏玉米蒸散量估算[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(11): 268-274.
LI F X, MA Y J. Evapotranspiration estimation of summer maize with plastic mulched drip irrigation based on dual crop coefficient approach in Xinjiang[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(11): 268-274.
- [13] SHAO G M, HAN W T, ZHANG H H, et al. Mapping maize crop coefficient K_c using random forest algorithm based on leaf area index and UAV-based multispectral vegetation indices [J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 252: 106906.
- [14] GAUTAM D, OSTENDORF B, PAGAY V. Estimation of grapevine crop coefficient using a multispectral camera on an unmanned aerial vehicle[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(13): 2639.
- [15] 边江. 基于无人机热红外的作物水分状况诊断模型研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2019.
BIAN J. Diagnostic model for crops moisture status based on UAV thermal infrared[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2019.
- [16] 黄耀欢, 李中华, 朱海涛. 作物胁迫无人机遥感监测研究评述[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(4): 512-523.
HUANG Y H, LI Z H, ZHU H T. The use of UAV remote sensing technology to identify crop stress: a review[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2019, 21(4): 512-523.
- [17] 韩文霆, 张立元, 牛亚晓, 等. 无人机遥感技术在精量灌溉中应用的研究进展[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 1-14.
HAN W T, ZHANG L Y, NIU Y X, et al. Review on UAV remote sensing application in precision irrigation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 1-14.
- [18] DE JESÚS MARCIAL-PABLO M, ONTIVEROS-CAPURATA R E, JIMÉNEZ-JIMÉNEZ S I, et al. Maize crop coefficient estimation based on spectral vegetation indices and vegetation cover fraction derived from UAV-based multispectral images[J]. *Agronomy*, 2021, 11(4): 668.
- [19] 张瑜. 大田玉米作物系数机地协同估算方法研究[D]. 杨凌: 中国科学院大学(中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2019.
ZHANG Y. Crop coefficient estimation method of field maize by UAV remote sensing and ground sensor monitoring[D]. Yangling: University of Chinese Academy of Sciences (Research Center for Soil and Water Conservation and Eco-Environment, Ministry of Education, Chinese Academy of Sciences), 2019.
- [20] 韩文霆, 邵国敏, 马代健, 等. 大田玉米作物系数无人机多光谱遥感估算方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(7): 134-143.
HAN W T, SHAO G M, MA D J, et al. Estimating method of crop coefficient of maize based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(7): 134-143.
- [21] 聂振平, 汤波. 作物蒸发蒸腾量测定与估算方法综述[J]. *安徽农学通报*, 2007, 13(2): 54-56.
NIE Z P, TANG B. The measuring and estimating methods of the crop evapotranspiration [J]. *Anhui Agricultural Science Bulletin*, 2007, 13(2): 54-56.
- [22] 武夏宁, 胡铁松, 王修贵, 等. 区域蒸散发估算测定方法综述[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(10): 257-262.
WU X N, HU T S, WANG X G, et al. Review of estimating and measuring regional evapotranspiration[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(10): 257-262.
- [23] BANNARI A, MORIN D, BONN F, et al. A review of vegetation indices[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1995, 13(1/2): 95-120.
- [24] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309.
- [25] PEARSON R L, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of productivity of the shortgrass prairie [J].

- Remote Sensing of Environment, VIII, 1972.
- [26] RICHARDSON A J, WIEGAND C L. Distinguishing vegetation from soil background information [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 46(12): 1541-1552.
- [27] 郑文生, 张桂珍, 张忠学, 等. 黑龙江省西部半干旱区玉米水分生产函数建模与评价[J]. 东北农业大学学报, 2011, 42(1): 61-65.
- ZHENG W S, ZHANG G Z, ZHANG Z X, et al. Establishment and evaluation of maize water production functions in west semiarid area of Heilongjiang Province [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2011, 42(1): 61-65.
- [28] 郭佳宾, 马玉峰, 郑和祥, 等. 基于修正作物系数模型半干旱区玉米腾发量估算[J]. 水利与建筑工程学报, 2020, 18(5): 25-29.
- WU J B, MA Y F, ZHENG H X, et al. Estimation of maize evapotranspiration in semi-arid based on modified crop coefficient model [J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2020, 18(5): 25-29.
- [29] 闫浩芳, 毋海梅, 张川, 等. 基于修正双作物系数模型估算温室黄瓜不同季节腾发量[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 117-125.
- YAN H F, WU H M, ZHANG C, et al. Estimation of greenhouse cucumber evapotranspiration in different seasons based on modified dual crop coefficient model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(15): 117-125.
- [30] 邵国敏. 基于无人机多光谱遥感的大田玉米作物系数估算方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
- SHAO G M. Estimating crop coefficient of field maize based on UAV multispectral remote sensing [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018.
- [31] 李海峰. 基于 Landsat 影像的 NDVI 与 RVI 反演结果实验与分析 [J]. 地理空间信息, 2021, 19(7): 75-77.
- LI H F. Experiment and analysis of the inversion result of NDVI and RVI based on Landsat [J]. Geospatial Information, 2021, 19(7): 75-77, 7.
- [32] 马建琴, 李鹏飞, 刘蕾. 河南地区夏玉米作物系数试验研究[J]. 节水灌溉, 2016, (4): 24-27.
- MA J Q, LI P F, LIU L. An experimental study on crop coefficient of summer maize in Henan Province [J]. Water Saving Irrigation, 2016, (4): 24-27.
- [33] 吾木提·艾山江, 尼加提·卡斯木, 陈晨, 等. 基于多维高光谱植被指数的冬小麦叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 181-190.
- UMUT H, NIJAT K, CHEN C, et al. Estimation of winter wheat LAI based on multi-dimensional hyperspectral vegetation indices [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 181-190.
-
- (上接第95页)
- [37] 王卫平. 花期施用外源生长素类物质对番茄果实果糖代谢影响的研究[D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2011.
- WANG W P. Study on effects of exogenous auxin on fructose metabolism in tomato fruits [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2011.
- [38] HERNÁNDEZ SUÁREZ M, RODRÍGUEZ RODRÍGUEZ E, DÍAZ ROMERO C. Analysis of organic acid content in cultivars of tomato harvested in Tenerife [J]. European Food Research and Technology, 2008, 226(3): 423-435.
- [39] 刘晓奇, 肖雪梅, 王俊文, 等. 水分亏缺对日光温室基质栽培番茄果实营养和风味品质的影响[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(2): 443-453.
- LIU X Q, XIAO X M, WANG J W, et al. Effects of water deficit on nutrition and flavor qualities of tomato fruits cultivated by substrate in solar greenhouse [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2021, 37(2): 443-453.
- [40] DAVIES J N, MAW G A. Metabolism of citric and malic acids during ripening of tomato fruit [J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 1972, 23(8): 969-976.
- [41] 刘明池, 郝静, 唐晓伟. 番茄果实芳香物质的研究进展[J]. 中国农业科学, 2008, 41(5): 1444-1451.
- LIU M C, HAO J, TANG X W. Advances in studies of aroma components in tomato fruits [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008, 41(5): 1444-1451.
- [42] KLEE H J, GIOVANNONI J J. Genetics and control of tomato fruit ripening and quality attributes [J]. Annual Review of Genetics, 2011, 45: 41-59.
- [43] TIEMAN D, ZHU G T, RESENDE M F R, Jr, et al. A chemical genetic roadmap to improved tomato flavor [J]. Science, 2017, 355(6323): 391-394.
- [44] ZHANG J, ZHAO J T, XU Y, et al. Genome-wide association mapping for tomato volatiles positively contributing to tomato flavor [J]. Frontiers in Plant Science, 2015, 6: 1042.
- [45] 杨明惠, 陈海丽, 唐晓伟, 等. 不同栽培季节番茄果实芳香物质的比较[J]. 中国蔬菜, 2009, (18): 8-13.
- YANG M H, CHEN H L, TANG X W, et al. Comparative study on aroma compounds of tomato cultured in different seasons [J]. China Vegetables, 2009, (18): 8-13.
- [46] WANG L B, BALDWIN E A, BAI J H. Recent advance in aromatic volatile research in tomato fruit: the metabolisms and regulations [J]. Food and Bioprocess Technology, 2016, 9(2): 203-216.
- [47] TIEMAN D, TAYLOR M, SCHAUER N, et al. Tomato aromatic amino acid decarboxylases participate in synthesis of the flavor volatiles 2-phenylethanol and 2-phenylacetaldehyde [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2006, 103(21): 8287-8292.
- [48] 王利斌, 李雪晖, 石珍源, 等. 番茄果实的芳香物质组成及其影响因素研究进展[J]. 食品科学, 2017, 38(17): 291-300.
- WANG L B, LI X H, SHI Z Y, et al. Recent advances in research on volatile aroma compounds in tomatoes and their impacting factors [J]. Food Science, 2017, 38(17): 291-300.