

doi: 10.6046/gtzyyg.2018.01.07

引用格式: 陈瀚阅,朱利,李家国,等. 基于 Landsat8 数据的 2 种海表温度反演单窗算法对比——以红沿河核电基地海域为例[J]. 国土资源遥感,2018,30(1):45-53. (Chen H Y, Zhu L, Li J G, et al. A comparison of two mono-window algorithms for retrieving sea surface temperature from Landsat8 data in coastal water of Hongyan River nuclear power station[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1):45-53.)

基于 Landsat8 数据的 2 种海表温度反演单窗算法对比 ——以红沿河核电基地海域为例

陈瀚阅^{1,2,3}, 朱利⁴, 李家国⁵, 范协裕^{1,2,3}

(1. 福建农林大学资源与环境学院,福州 350002; 2. 福建农林大学土壤生态系统健康与调控福建省高校重点实验室,福州 350002; 3. 福建农林大学福建省土壤环境健康与调控重点实验室,福州 350002; 4. 环境保护部卫星环境应用中心,北京 100094; 5. 中国科学院遥感与数字地球研究所,北京 100101)

摘要: 以辽宁省红沿河核电站附近海域为研究区,对单窗算法用于 Landsat8 TIRS 数据反演沿海海表温度(sea surface temperature, SST)的适用性进行比较分析。首先,基于大气廓线数据(thermodynamic initial guess retrieval, TIGR),针对 Landsat8 TIRS 第 10 波段修订 QK&B 算法系数;然后,从星地同步验证和参数敏感性 2 方面对辐射传输模型(radiation transfer model, RTM)和 QK&B 算法进行对比分析。结果表明,结合美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)大气参数实现的 RTM 算法精度较 QK&B 算法略高;对于 QK&B 算法,基于 NCEP 廓线数据模拟的大气透过率比经验方程估算的值更具优势;RTM 算法对大气透过率敏感性相对较高,且明显高于 QK&B 算法;而 QK&B 算法对大气平均作用温度的敏感性较高;RTM 算法对大气透过率、大气上行辐射以及 QK&B 算法对大气透过率、大气平均作用温度的敏感性均随着水汽含量的增加而增大。

关键词: 海表温度; Landsat8; 单窗算法; 敏感性分析; 热红外遥感

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2018)01-0045-09

0 引言

海水表面温度(sea surface temperature, SST)是海洋-大气系统中一个重要的物理参量,其微小变化就会对大气温度、大气环流和天气形势造成很大影响^[1],从而影响海洋生态系统,因此相关研究领域对热红外遥感反演 SST 产品的精度有较高要求。近年来,核能发电技术作为能源短缺的极好补充,在中国得到大力发展,但核电站在发电过程中存在持续温排水现象,从而造成水体热污染^[2-4]。核电站温排水动态监测研究对于核电站合理规划使用以及附近海域生态环境的保护具有重要意义。遥感技术因其动态连续、监测范围广等优势成为开展核电温排水监测与评价的首选途径,而核电站附近海域 SST 反演精度是核电温排水遥感动态监测的必要前提和基础。

沿海核电站温排水是一个连续动态变化的小空间尺度人类活动,对其动态监测需要中-高空间和时间分辨率的 SST 产品。一些学者^[5-7]利用重返周期为 1 d 的 NOAA/AVHRRH 和 MODIS 热红外数据获取长时间序列 SST 产品,并用于核电温排水监测研究,虽满足了温排水的观测频率,但较低的空间分辨率(1 km)无法获取 SST 的空间分布细节,限制了其在小区域内获取不同等级的热污染空间分布。另外一些学者^[8-12]利用空间分辨率较高的 HJ-1B 卫星数据和 Landsat TM/ETM+ 热红外遥感数据对沿海 SST 进行动态监测,效果较好。2013 年 2 月发射的 Landsat8 卫星携带热红外传感器(thermal infrared sensor, TIRS)具有 2 个热红外通道,空间分辨率为 100 m,是沿海海域 SST 遥感反演较好的数据源。相对于国产卫星 HJ-1B, Landsat8 具有更高的波段辐射分辨率和空间分辨率,可作为 HJ-1B 用于 SST 动态监测的有效补充和验证。国内针对 Landsat8 的

收稿日期: 2016-07-21; 修订日期: 2016-10-05

基金项目: 福建省教育厅科技项目“多角度遥感反演作物叶面积指数方法研究”(编号: JA14126)、国家自然科学基金青年项目“基于各向异性角度指数的作物叶面积指数遥感模型研究”(编号: 41401399)和中国科学院数字地球重点实验室开放基金项目“多角度遥感反演作物叶面积指数方法研究”(编号: 2014LDE008)共同资助。

第一作者: 陈瀚阅(1985-),女,博士研究生,讲师,主要从事热红外遥感植被结构参数反演研究。Email: chenhan Yue.420@163.com。

SST 反演算法也相继问世^[13-15],但对其在沿海地区的 SST 反演精度还缺乏全面评价,有必要对不同算法用于 Landsat8 TIRS 数据反演沿海 SST 的适用性进行比较分析。

适用于 Landsat8 TIRS 的 SST 反演算法包括单窗算法^[8-9,16]和劈窗算法^[17-19],但热红外通道第 11 波段受正常电磁波及其他散射光的干扰程度是第 10 波段的 2 倍之多^[20],经过 NASA 地面校正后,第 10 波段辐射误差(小于 1 K)在要求范围内,而第 11 波段仍处于较高的误差范围(1.75 ~ 4.4 K)^[21],鉴于第 11 波段的定标系数仍不理想,现阶段基于第 10 波段的单窗算法是反演 SST 较为可靠的途径^[15]。典型的单窗算法包括辐射传输法(radiation transfer model, RTM)和 Qin 等^[16]提出的针对 TM 的单窗算法(QK&B 算法)。其中,RTM 算法物理意义明确,但因需要较多实时大气参数限制了其在 SST 动态监测中的应用。空间分辨率为 1°、时间分辨率为 6 h 的美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)大气温湿度廓线数据为 RTM 算法业务化应用提供了契机,但结合 NCEP 大气参数的 RTM 算法进行 SST 反演的精度仍有待进一步验证。QK&B 算法反演仅需地表发射率、大气透过率和大气平均作用温度 3 个参数,大气参数均可通过经验模型获取,简单有效,被广泛应用于 SST 产品生成,但若用于 Landsat8 TIRS 数据,需针对 Landsat8 TIRS 光谱效应函数重新进行模型系数修订,且基于标准大气模式拟合的经验模型可能会影响最终 SST 的反演精度,其在典型区域应用的有效性也需要进一步验证。

针对上述问题,本文以辽宁省红沿河核电站附近海域为研究区,基于 RTM 算法和经过模型系数修订的 QK&B 算法,利用 Landsat8 TIRS 热红外数据中的第 10 波段,分别反演得到 SST,并从星地同步验证及模型参数敏感性分析 2 个方面对这 2 种算法反演精度进行对比分析,为后续 Landsat8 TIRS 数据应用于红沿河及其他核电基地业务化 SST 动态遥感监测提供技术依据。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

选取辽宁省大连市瓦房店市红沿河镇的红沿河核电基地附近海域 E121°20' ~ 121°35'、N30°40' ~ 30°55'为研究区。红沿河核电站位于渤海辽东湾东海岸,该区属温带季风气候,年均降水量和年均气温分别为 540.3 mm 和 11 °C,大气稳定度以中性和稳

定天气为主。厂址的北、西和南三面环海,明渠排水口集中布设于厂区西侧护岸外,以喇叭式集中排放。厂区附近海域的海底地形较为平坦,水深变化较大,海域生物种类繁多。

1.2 卫星数据及其预处理

遥感数据选取研究区 2014 年 6 月 11 日的 Landsat8 TIRS 影像,过境时间为北京时间 10:34 am,地面空间分辨率为 100 m。选取 Landsat8 第 10 波段(TIRS_B10,波长为 10.6 ~ 11.2 μm)作为单窗算法的输入波段,并对原始影像进行了裁剪、辐射定标等数据预处理后用于 SST 反演。

1.3 地面数据

2014 年 6 月 11 日在研究区 Landsat8 卫星过境前后 30 min 内展开地面实验。采用扇形布点方案:以核电站排水口附近为出发点,设计了 5 条采样航线(航线编号:A—E,如图 1),沿河岸呈辐射状分布,共计 45 个采样点,其中,在靠近排水口位置进行加密采样,且采样点尽量避开岛屿、远离岸边。采样点海水温度由温盐深测仪(conductivity temperature depth, CTD)采集,表面测量深度在 0.5 m 左右,采样点经纬度由手持 GPS 获取。

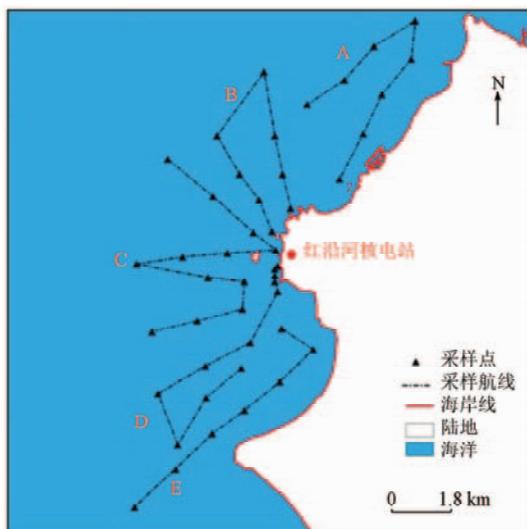


图 1 走航式测量航线验证点分布

Fig. 1 Distribution of validation points

2 SST 反演

2.1 RTM 算法

基于热红外辐射传输方程推导,温度为 T_s 的地表辐亮度 $L(T_s)$, $w \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1} \cdot \mu m^{-1}$,可表示为

$$L(T_s) = \frac{L(T_{\text{sensor}}) - L_{\text{up}}}{\tau \varepsilon} - \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} L_{\text{down}}, \quad (1)$$

$$L(T_{\text{sensor}}) = G DN + H, \quad (2)$$

式中: $L(T_{\text{sensor}})$ 为星上辐亮度, $\text{w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$, 由原始影像灰度值 DN 辐射定标得到, 定标系数增益 G 和截距 H 由头文件读取; ε 为海表比辐射率, 在热红外波段随波长变化较平缓, 可用中心波长处的 ε 代替^[22], 本研究中取值为 0.98; τ 为传感器到目标的大气路径透过率; L_{up} 和 L_{down} 分别为大气上行和下行辐亮度, $\text{w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$; 这 3 个参数可利用卫星过境时研究区 NCEP 探空数据基于辐射传输模型 MODTRAN4.0 模拟得到, 针对 TIRS_B10 可在 NASA 官网通过输入影像过境时间、中心经纬度和波段通道响应函数直接获取。

基于式(1)获取 TIR_B10 波段的 $L(T_s)$, 再通过辐亮度-温度转换模型, 即普朗克函数反函数近似式, 求取 SST。 T_j 表达式为

$$T_s = \{a(1 - C - D) + [b(1 - C - D) + C + D]T_{\text{sensor}} - D T_a\} / C, \quad (4)$$

$$C = \tau \varepsilon, \quad (5)$$

$$D = (1 - \tau)[1 + (1 - \varepsilon)\tau], \quad (6)$$

式中: 针对 Landsat5 TM6 波段, $a = -67.3553$, $b = 0.4586$; T_a 为大气平均作用温度。覃志豪等^[23]基于大气辐射传输软件 LOWTRAN 模拟得到 τ 估算方程以及 4 种标准 T_a 估算方程。

2.2.2 算法修订

由于 Landsat8 TIRS_B10 的波段特性与 Landsat5 TM6 有一定的差异, 需对 QK&B 算法模型和大气参数估算方程进行参数修订。

1) 系数 a 和 b 。Qin 等^[16]在 QK&B 算法推导中引入温度参数 L , 其定义为

$$L = B_i(T) / [\partial B_i(T) / \partial T], \quad (7)$$

式中 $B_i(T)$ 为第 i 波段温度为 T 时的黑体辐亮度, $\text{w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ 。 L 的数值与温度有很好的线性关系, 系数 a 和 b 即是二者线性关系系数, 即

$$L = a + bT. \quad (8)$$

TIRS_B10 波段黑体辐亮度 ($B_{10}(T)$) 可用 Planck 函数近似式表达为

$$B_{10}(T) = K_1 / (e^{K_2/T} - 1). \quad (9)$$

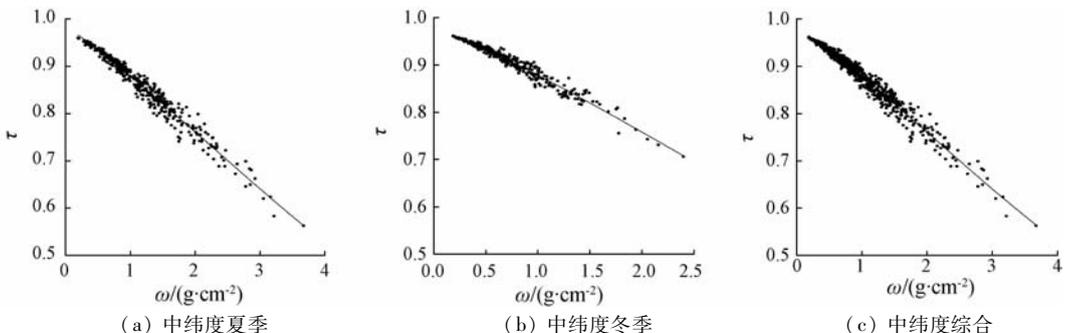


图 2 Landsat8 TIRS_B10 τ 与 ω 关系拟合

Fig.2 Fitted curves of τ and ω of Landsat8 TIRS_B10

$$T_j = \frac{K_2}{\ln[1 + K_1 / (L(T_j))]} (j = s, \text{sensor}), \quad (3)$$

式中: 当 $j = s$ 时, $L(T_s)$ 即地表辐亮度, 可求得地表温度 T_s ; 当 $j = \text{sensor}$ 时, $L(T_{\text{sensor}})$ 即星上辐亮度, 可计算获得亮度温度 T_{sensor} ; 模型系数 K_1 和 K_2 为卫星发射前预设常量, 可由 Landsat8 TIRS 数据头文件读取, 针对第 10 波段 k_1 和 k_2 的取值分别为 774.89 和 1321.08。

2.2 QK&B 算法

2.2.1 算法概述

Qin 等^[16]通过大气平均作用温度, 基于地表热辐射传导方程推导简化, 提出适用于 Landsat5 TM6 的 SST 单窗算法, T_s 计算公式为

将式(9)代入式(7)得到不同温度范围对应的参数 L , 从而建立 L 与 T 的线性关系。拟合结果表明, 针对 TIRS_B10, 在 $0 \sim 70^\circ\text{C}$ 变化范围, $a = -66.3040$, $b = 0.4460$, $R^2 = 0.9994$, $RMSE = 0.0194$; 在 $0 \sim 30^\circ\text{C}$ 范围, $a = -59.2006$, $b = 0.4215$, $R^2 = 0.9999$, $RMSE = 0.0062$; 在 $20 \sim 50^\circ\text{C}$ 范围, $a = -66.5888$, $b = 0.4462$, $R^2 = 0.9999$, $RMSE = 0.0053$ 。在这 3 种温度范围内拟合结果 R^2 都达到了 0.9990 以上, 但较小变化范围对应的 $RMSE$ 精度更高。

2) τ 估算方程。大气廓线数据 (thermodynamic initial guess retrieval, TIGR) 数据包含全球不同地区不同季节的探空资料^[24]。基于大气辐射传输模型 MODTRAN4.0, 采用 TIGR 数据, 针对 TIRS_B10 波段, 分别模拟了全球中纬度夏季 (廓线编号: 323 ~ 710, 共 388 条)、中纬度冬季 (廓线编号: 711 ~ 1064, 共 354 条) 以及中纬度综合廓线 (廓线编号: 323 ~ 1064, 共 742 条) 条件下 τ 与水汽含量 ω 关系模型。在模拟过程中, 考虑到 Landsat8 影像幅宽为 185 km, 边缘与中心扫描线像元有 $3^\circ \sim 5^\circ$ 左右的视角差异, 故观测天顶角设置为 3° 。最终模拟结果如图 2 和表 1 所示。

表 1 Landsat8 TIRS_B10 τ 估算方程

Tab. 1 τ estimating equation for Landsat8 TIRS_B10

TIGR	τ 估算方程	R^2	RMSE
中纬度夏季	$\tau = 0.0014\omega^3 - 0.0095\omega^3 - 0.0989\omega + 0.9857$	0.9713	0.0131
中纬度冬季	$\tau = 0.0021\omega^3 - 0.0151\omega^3 - 0.0896\omega + 0.9810$	0.9661	0.0080
中纬度综合	$\tau = 0.0019\omega^3 - 0.0126\omega^3 - 0.0936\omega + 0.9828$	0.9644	0.0119

从图 2 和表 1 中可以看出,估算方程 R^2 均大于 0.9600, RMSE 均小于 0.0140 (表 1), 在季节特征不明时, 中纬度综合廓线下的算法系数可以替代中纬度冬季和夏季的算法系数。

反演 τ 的关键参数为 ω , 可根据卫星过境时研究区 NCEP 探空数据提供的相对湿度、气压和气温廓线数据计算 ω , 其表达式为^[25]

$$\omega = \frac{1}{\rho g} \sum_{n=0}^N \left(\frac{p_n}{p_0} \sqrt{\frac{T_0}{T_n} q_n p_n} \right), \quad (10)$$

式中: $\rho = 1 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$, 为液态水密度; $g = 981 \text{ cm} \cdot \text{s}^{-2}$,

$$E = 10^{\left\{ 10.79574 \left(1 - \frac{T_0}{T_n} \right) - 5.02800 \lg \left(\frac{T_0}{T_n} \right) + 1.50475 \times 10^{-4} \left[1 - 10^{8.2969 \left(1 - \frac{T_0}{T_n} \right)} \right] + 0.42873 \times 10^{-3} \left[10^{4.76955 \left(1 - \frac{T_0}{T_n} \right)} - 1 \right] + 0.78614 \right\}}. \quad (13)$$

(3) T_a 估算方程。 T_a 主要取决于大气剖面气温分布 T_n 和大气水分分布 ω_n , 可近似表达为^[23]

$$T_a = \frac{1}{\omega} \sum_{n=0}^N (T_n \omega_n). \quad (14)$$

覃志豪等^[23] 基于公式 (14), 利用标准大气廓线

为重力加速度; $T_0 = 273.1600 \text{ K}$, 为标准温度; $p_0 = 1013 \text{ hPa}$, 为海平面标准大气压; N 为 NCEP 大气廓线总层数; T_n, p_n 和 q_n 分别为 n 层大气的温度 (K)、气压 (hPa) 和比湿 ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$), 其中 q_n 由 NCEP 提供的 p_n 以及 n 层大气的水汽压 e_n 通过式 (11) 计算得到^[25], 而 e_n 由 NCEP 提供的 T_n 、相对湿度 U_n 和饱和水汽压 E 通过式 (12) — (13)^[26-27] 计算得到, 即

$$q_n = 622e_n / (p_n - 0.378e_n), \quad (11)$$

$$e_n = U_n E, \quad (12)$$

模式计算得到 T_a , 并建立了 T_a 与近地表空气温度 T_1 之间的线性关系模型, 这样仅使用近地表温度即可估算 T_a 。基于 TIGR 数据, 重新模拟了全球中纬度夏季、冬季以及综合廓线条件下 T_a 与 T_1 的关系模型, 获得了 T_a 估算方程, 分别如图 3 和表 2 所示。

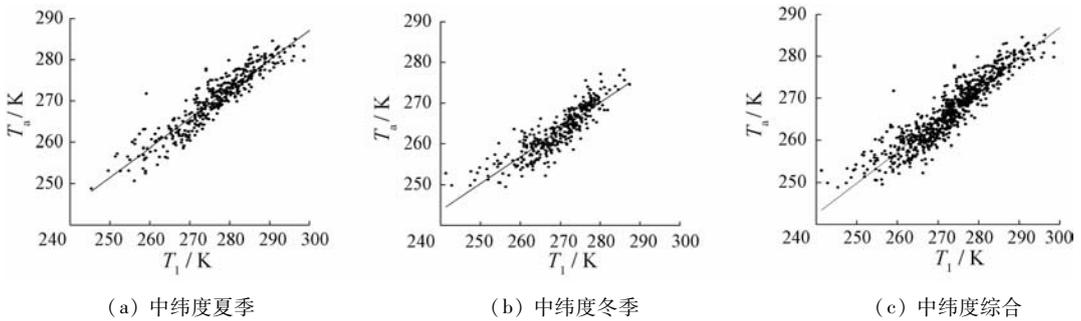


图 3 T_a 与 T_1 近地表空气温度关系拟合

Fig. 3 Fitted curves of T_a and T_1

表 2 T_a 估算方程

Tab. 2 T_a estimating equation

TIGR	T_a 估算方程	R^2
中纬度夏季	$T_a = 0.7114T_1 + 73.6620$	0.8641
中纬度冬季	$T_a = 0.6606T_1 + 85.1710$	0.7809
中纬度综合	$T_a = 0.7391T_1 + 65.0680$	0.8509

由此可见, 中纬度夏季的 $T_1 - T_a$ 关系模型拟合精度 R^2 (0.8641) 要大于中纬度冬季 (0.7809), 季节特征不明时, 中纬度综合廓线条件下的算法系数可以替代中纬度冬季和中纬度夏季算法系数。

3 算法对比与分析

利用 Landsat8 TIRS 第 10 波段数据, 基于 RTM 算法和 QK&B 算法分别反演得到核电基地附近海域 SST, 以地面采集 SST 作为真值, 对 2 种算法进行对比验证。

为了增强可比性, 针对 QK&B 算法的实现, 一方面采用与 RTM 算法中一致的 τ 参与计算, 定义为 QK&B1, 以便对 2 种算法的绝对精度进行对比; 另

一方面利用本文修订的中纬度夏季大气透过率估算方程(表 1)反演结果参与计算,定义为 QK&B2,并与 QK&B1 结果进行对比分析,以此研究基于 NCEP 廓线获取的 τ 和利用 ω 估算得到的 τ 的有效性。

3.1 反演结果与验证

采用 RTM, QK&B1 和 QK&B2 算法基于 2014 年 6 月 11 日 Landsat8 TIRS_B10 数据反演得到研究区的 SST 分布结果如图 4 所示。

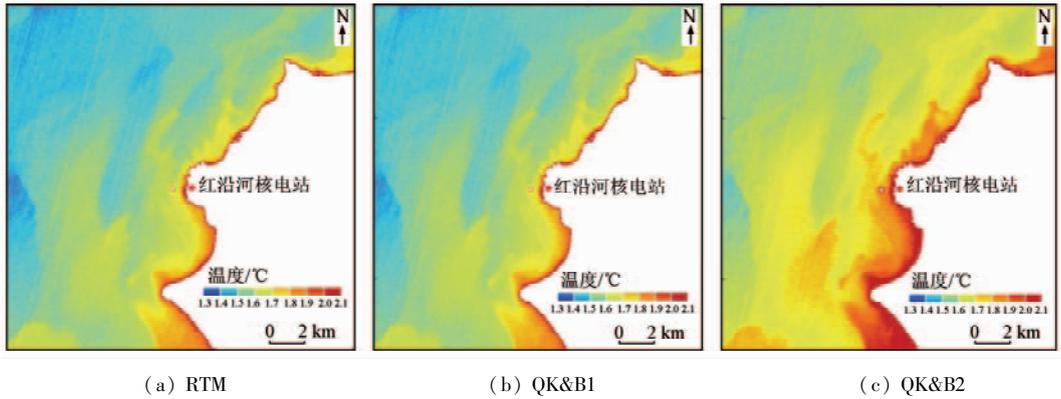


图 4 TIRS_B10 数据 SST 分布结果

Fig. 4 Distributions of SST derived from TIRS_B10

从图 4 可以看出,三者空间分布格局基本一致,均呈现由东南向西北、从陆地到海洋温度递减的趋势,尤其遥感影像在海岸线像元温度明显高于其他区域,主要是存在水陆混合像元,受岸边像元影响所致。值得注意的是,采用统一 τ 输入的 RTM 和 QK&B1 算法反演结果十分一致(图 4(a)、(b)),而 QK&B2 反演结果明显高于前两者(图 4(c))。

由表 3 可知,RTM 和 QK&B1 算法反演结果的平均误差均在 0.5 °C 左右,其中 RTM 算法精度最高,QK&B1 次之,QK&B2 算法平均误差和 RMSE 略大于 1 °C。

反演值与实测值的线性关系如图 6 所示。

算法绝对误差如图 5 所示,图中 SST_{rad} 为海面实测温度, SST_{alg} 为算法反演结果。

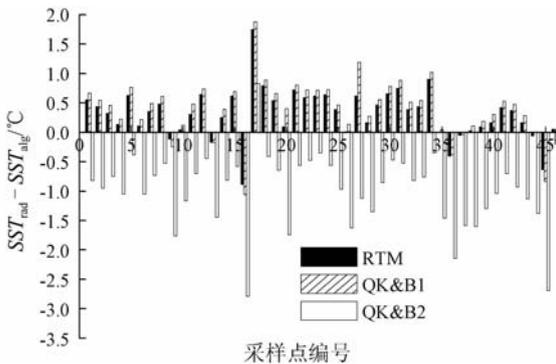


图 5 算法绝对误差对比

Fig. 5 Comparison of absolute error for different algorithms

对比发现,RTM 和 QK&B1 算法普遍低估实测点温度(绝对误差为正值),且分布十分一致,而 QK&B2 反演结果正好相反,普遍高估实测点温度(绝对误差为负值)。各算法 SST 反演结果精度评价如表 3 所示。

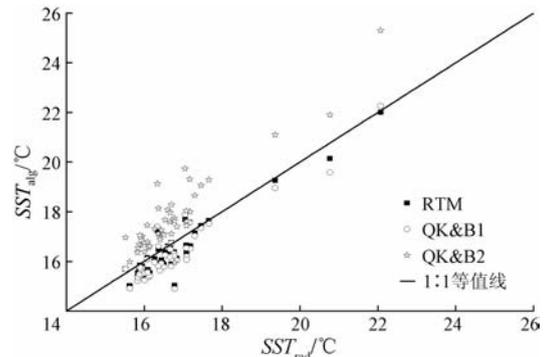


图 6 算法反演结果与实测结果对比

Fig. 6 Comparison between SST retrieved by algorithm and shipboard measurement of SST

由图 6 可见,RTM 和 QK&B1 算法反演结果更接近于 1:1 等值线。由此推断,通过卫星过境时研究区实时 NCEP 大气探空数据模拟得到 τ 的精度较高,而 QK&B2 中利用 ω ,基于经验方程估算得到 τ ,增加了算法的不确定性。由此可见, τ 估算精度对最终 SST 反演误差影响较大。

3.2 敏感性分析

为了评价 SST 反演参数的不确定性对算法精度的影响,需要对各参数进行敏感性分析。评价各参数误差引起 SST 反演误差的表达式为

$$\delta T_s = | T_s(x + \delta x) - T_s(x) | \quad (15)$$

式中: δT_s 为 SST 反演误差; x 为影响 SST 反演精度

表 3 SST 反演结果精度评价

Tab. 3 Accuracy of SST (°C)

评价指标	RTM	QK&B1	QK&B2
平均误差	0.414	0.532	1.078
最大误差	1.751	1.884	0.828
最小误差	-0.885	-1.058	-3.235
RMSE	0.525	0.638	1.257

的参数; δx 为参数可能的不确定度; $T_s(x + \delta x)$ 和 $T_s(x)$ 分别为参数取 $x + \delta x$ 和 x 值时反演的 SST。利用 MODTRAN 模型, 结合研究区实时 NCEP 大气廓线数据, 模拟 Landsat8 TIRS_B10 辐亮度数据, 海表输入温度为 290.725 K, ε 取值分别为 0.92, 0.94, 0.96 和 0.98 时分析其对反演结果的敏感性。除 ε 外, 其余参数的不同取值均是在 ε 为 0.98, ω 分别

为 1, 2 和 3 $\text{g} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时对应的模拟结果。假设算法输入参数准确无误, 基于模拟数据分析 RTM 和 QK&B 算法的参数敏感性。

3.2.1 RTM 算法

RTM 算法的输入参数包括 $\varepsilon, L_{\text{up}}, L_{\text{down}}$ 和 τ 。图 7 显示了 TIRS_B10 数据 SST 反演对 4 种参数的敏感性。

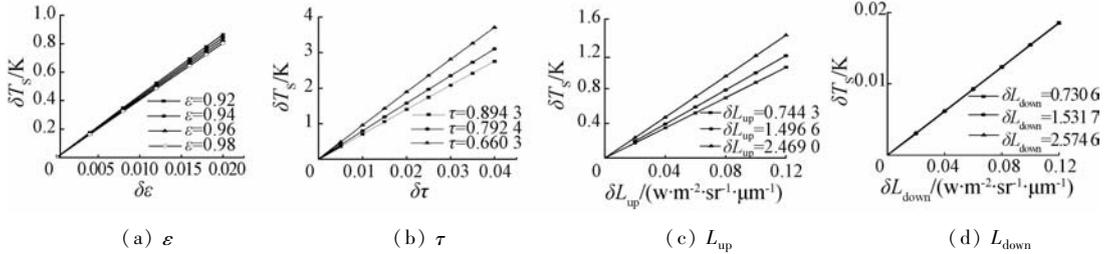


图 7 RTM 算法对 4 种参数误差敏感性分析

Fig. 7 Sensitivity analysis results of four parameters employed in RTM algorithm

如图 7(a) 所示, 当 ε 为 0.98, $\delta \varepsilon$ 由 0.004 增加到 0.020 时, δT_s 由 0.163 K 增加到 0.805 K, 表明 SST 反演误差随 ε 误差的增加而增加; 当 ε 为 0.92 ~ 0.98 时, 其不确定性对 SST 反演误差的影响并不大。 τ 对 SST 反演精度影响较大(图 7(b)), 当 τ 为 0.894 3, $\delta \tau$ 由 0.01 增加到 0.04 时, δT_s 由 0.705 K 增加到 2.753 K; 而当 τ 为 0.660 3 时, 对应的 δT_s 则由 0.957 K 增加到 3.709 K。 τ 越低, RTM 算法对其敏感性越高, 这与前人研究一致。 Jiménez - Muñoz 等^[28] 也曾表明, ω 较大 (τ 较小), 反演误差也

会随之增大。由图 7(c) — (d) 对比发现, δT_s 对 L_{up} 的敏感性更强, 当 $L_{\text{up}} = 2.469 \text{ w} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$, δL_{up} 由 0.02 增加到 0.12 时, δT_s 由 0.234 K 增加到 1.415 K, 且与 τ 一致, 敏感性随着 ω 的增大而增强; 而 δL_{down} 的误差对 SST 反演精度的影响较小, 在不同取值下算法敏感性几乎无变化。

3.2.2 QK&B 算法

QK&B 算法主要输入参数为 τ, ε 和 T_a 。图 8 显示了 τ, ε 和 T_a 这三种参数对 TIRS_B10 数据 SST 反演精度的影响。

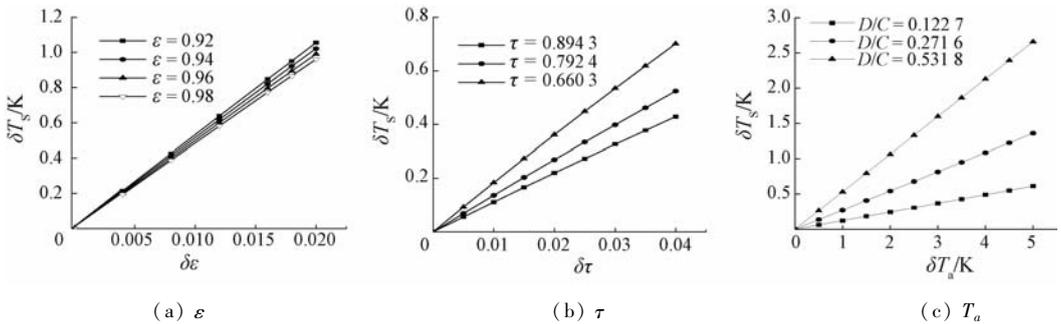


图 8 QK&B 算法对 3 种参数误差敏感性分析

Fig. 8 Sensitivity analysis results of three parameters employed in QK&B algorithm

由图 8(a) 可以看出, 当 ε 为 0.98, $\delta \varepsilon$ 由 0.004 增加到 0.020 时, δT_s 由 0.195 K 增加到 0.961 K, δT_s 随 $\delta \varepsilon$ 误差的增加而增加; 而 ε 为 0.92 ~ 0.98 时, 其不确定性对 δT_s 的影响不大。由图 8(b) 可知, 当 τ 为 0 ~ 0.04 时, 不确定性引起 SST 反演精度的变化均在 1 K 以内, τ 越低, QK&B 算法对其敏感性越高, 这与 RTM 算法一致, 但 QK&B 算法对 τ 的敏感性明显低于 RTM 算法, 在无法获取高精度的 τ 时, QK&B 算法可能更具优势。针对 T_a 的敏感性分析, 其变换公式为

$$\delta T_s = |T_s(T_a + \delta T_a) - T_s(T_a)| = |(D/C)\delta T_a| \quad (16)$$

由式(16)可知, 在 ε 和 τ 一定时, δT_s 跟 T_a 的大小无关, 只跟 δT_a 相关, 因此比较 3 种 D/C 情况下 δT_a 误差对 SST 反演精度的影响。如图 8(c) 所示, 在 $D/C = 0.1227, \omega = 1 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时, δT_a 由 1 K 增加到 5 K 时, 对应 δT_s 由 0.061 0 K 增加到 0.614 0 K; 在 $D/C = 0.2716, \omega = 2 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-2}$ 时对应 δT_s 的变化幅度为 0.136 8 ~ 1.358 0 K; 在 $D/C = 0.5318$ 时, 对应 δT_s 的变化幅度则为 0.266 0 ~ 2.659 0 K。综

上可知, T_a 不确定性由 1 K 增加到 5 K 时对 SST 反演精度影响较大, 且其对 SST 反演算法的敏感性随 D/C 的增加而增大。

4 结论

本文利用 Landsat8 TIRS 热红外波段, 基于辐射传输方程法和经过系数修订的 QK&B 单窗算法反演得到海表温度, 并以在辽宁省红沿河核电站附近海域开展的星地同步实验结果为标准, 对 2 种单窗算法反演精度进行验证和分析, 主要结论如下:

1) 结合 NCEP 大气探空数据实现的辐射传输方程法较 QK&B 算法反演精度略高, 二者 RMSE 均接近 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$, 具备业务化开展研究区海表温度动态监测的潜力。

2) 辐射传输法反演精度受大气透过率不确定性的影响相对较高, 且明显高于 QK&B 算法, 大气透过率越低, 水汽含量越大, 2 种算法对其敏感性越高。因此, 当大气透过率估算误差较大时, QK&B 可能更具优势; 辐射传输方程法对大气上行辐射的敏感性要明显高于下行辐射, 且与大气透过率一致, 随着水汽含量的增大敏感性增强; 针对 QK&B 算法, 大气平均作用温度对 SST 反演精度影响较大, 且敏感性随 D/C 比值的增加而增大。

3) 研究结果对 Landsat8 TIRS 数据应用于红沿河及其他核电基地业务化海表温度动态遥感监测具有实际参考价值, 但 SST 反演精度仅根据单一研究区有限的温度采集数据进行评价存在一定的局限性。今后有必要增加不同季节、多个核电附近海域进行反复验证, 为核电温排水监测提供更为可靠有效的技术保障。

参考文献 (References):

[1] 周旋, 杨晓峰, 程亮, 等. 单通道物理法反演海表温度的参数敏感性分析及验证[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(1): 91-96.
Zhou X, Yang X F, Cheng L, et al. Sensitivity analysis and validation of the single channel physical method for retrieving sea surface temperature[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(1): 91-96.

[2] 林昭进, 詹海刚. 大亚湾核电站温排水对邻近水域鱼卵、仔鱼的影响[J]. 热带海洋, 2000, 19(1): 44-51.
Lin Z J, Zhan H G. Effects of thermal effluent on fish eggs and larvae in waters near Daya Bay nuclear plant[J]. Tropic Oceanology, 2000, 19(1): 44-51.

[3] Wang Y S, Lou Z P, Sun C C, et al. Ecological environment changes in Daya Bay, China, from 1982 to 2004[J]. Marine Pollution Bulletin, 2008, 56(11): 1871-1879.

[4] Wang Z H, Zhao J G, Zhang Y J, et al. Phytoplankton community structure and environmental parameters in aquaculture areas of Daya Bay, South China Sea[J]. Journal of Environmental Sciences, 2009, 21(9): 1268-1275.

[5] Chuang H H, Tseng R S. Remote sensing of SST around the outfall of a power plant from Landsat and NOAA satellite[J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1998, 3(2): 17-45.

[6] Tang D L, Kester D R, Wang Z D, et al. AVHRR satellite remote sensing and shipboard measurements of the thermal plume from the Daya Bay, nuclear power station, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(4): 506-515.

[7] 张彩, 朱利, 贾祥, 等. 不同空间分辨率热红外数据在近海核电厂温排水监测一致性研究[J]. 遥感信息, 2015, 30(2): 71-76.
Zhang C, Zhu L, Jia X, et al. Consistency of different spatial resolution thermal infrared data in monitoring thermal discharge of nuclear power plant in coastal area[J]. Remote Sensing Information, 2015, 30(2): 71-76.

[8] 覃志豪, Zhang M H, Karnieli A, 等. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法[J]. 地理学报, 2001, 56(4): 456-466.
Qin Z H, Zhang M H, Karnieli A, et al. Mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM6 data[J]. Acta Geographica Sinica, 2003, 56(4): 456-466.

[9] Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data[J]. Journal of Geophysical Research, 2003, 108(D22): 4688.

[10] Qin Z H, Karnieli A. Progress in the remote sensing of land surface temperature and ground emissivity using NOAA-AVHRR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(12): 2367-2393.

[11] Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A, Skoković D, et al. Land surface temperature retrieval methods from Landsat-8 thermal infrared sensor data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1840-1843.

[12] 周颖, 巩彩兰, 匡定波, 等. 基于环境减灾卫星热红外波段数据研究核电厂温排水分布[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 31(6): 544-549.
Zhou Y, Gong C L, Kuang D B, et al. Distribution of thermal discharge from a power plant: Analysis of thermal infrared data from the environmental mitigation satellite[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013, 31(6): 544-549.

[13] 宋挺, 段峥, 刘军志, 等. Landsat8 数据地表温度反演算法对比[J]. 遥感学报, 2015, 19(3): 451-464.
Song T, Duan Z, Liu J Z, et al. Comparison of four algorithms to retrieve land surface temperature using Landsat8 satellite[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(3): 451-464.

[14] 胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 等. 单窗算法结合 Landsat8 热红外数据反演地表温度[J]. 遥感学报, 2015, 19(6): 964-976.
Hu D Y, Qiao K, Wang X L, et al. Land surface temperature retrieval from Landsat8 thermal infrared data using mono-window algorithm[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(6): 964-976.

[15] 徐涵秋. 新型 Landsat8 卫星影像的反射率和地表温度反演[J]. 地球物理学报, 2015, 58(3): 741-747.

- Xu H Q. Retrieval of the reflectance and land surface temperature of the newly – launched Landsat8 satellite[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(3): 741 – 747.
- [16] Qin Z, Karnieli A, Berliner P. A mono – window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel – Egypt border region[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(18): 3719 – 3746.
- [17] Qin Z H, Dall’ Olmo G, Karnieli A, et al. Derivation of split window algorithm and its sensitivity analysis for retrieving land surface temperature from NOAA – advanced very high resolution radiometer data[J]. Journal of Geophysical Research, 2001, 106(D19): 22655 – 22670.
- [18] Becker F, Li Z L. Towards a local split window method over land surfaces[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(3): 369 – 393.
- [19] Wan Z M, Dozier J. A generalized split – window algorithm for retrieving land – surface temperature from space[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(4): 892 – 905.
- [20] Montanaro M, Gerace A, Lunsford A, et al. Stray light artifacts in imagery from the Landsat8 thermal infrared sensor[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 10435 – 10456.
- [21] McDonald J E. Saturation vapor pressures over supercooled water[J]. Journal of Geophysical Research, 1965, 70(6): 1553 – 1554.
- [22] 朱 利, 赵利民, 王 桥, 等. 核电站温排水分布卫星遥感监测及验证[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(11): 3079 – 3084.
- Zhu L, Zhao L M, Wang Q, et al. Monitoring the thermal plume from coastal nuclear power plant using satellite remote sensing data: Modeling and validation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(11): 3079 – 3084.
- [23] 覃志豪, Li W J, Zhang M H, 等. 单窗算法的大气参数估计方法[J]. 国土资源遥感, 2003, 15(2): 37 – 43. doi:10.6046/gtzyyg.2003.02.10.
- Qin Z H, Li W J, Zhang M H, et al. Estimating of the essential atmospheric parameters of mono – window algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat TM6[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2003, 15(2): 37 – 43. doi:10.6046/gtzyyg.2003.02.10.
- [24] Niclòs R, Caselles V, Coll C, et al. Determination of sea surface temperature at large observation angles using an angular and emissivity – dependent split – window equation[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 111(1): 107 – 121.
- [25] 杨景梅, 邱金桓. 用地面湿度参量计算我国整层大气可降水量及有效水汽含量方法的研究[J]. 大气科学, 2002, 26(1): 9 – 22.
- Yang J M, Qiu J H. A method for estimating precipitable water and effective water vapor content from ground humidity parameters[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2002, 26(1): 9 – 22.
- [26] 张志富, 希 爽. 关于露点温度计算的探讨[J]. 干旱区研究, 2011, 28(2): 275 – 281.
- Zhang Z F, Xi S. Study on calculation of dew – point temperature[J]. Arid Zone Research, 2011, 28(2): 275 – 281.
- [27] Goff J A. Saturation pressure of water on the new Kelvin temperature scale[M]//American Society of Heating and Ventilation Engineers. Transactions of the American Society of Heating and Ventilating Engineers. Canada: General Books LLC, 1957: 347 – 353.
- [28] Jiménez – Muñoz J C, Cristóbal J, Sobrino J A, et al. Revision of the single – channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal – infrared data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(1): 339 – 349.

A comparison of two mono – window algorithms for retrieving sea surface temperature from Landsat8 data in coastal water of Hongyan River nuclear power station

CHEN Hanyue^{1,2,3}, ZHU Li⁴, LI Jianguo⁵, FAN Xieyu^{1,2,3}

- (1. College of Resources and Environment, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 2. Key Laboratory of Soil Ecosystem Health and Regulation in Fujian Higher Education, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 3. Fujian Provincial Key Laboratory of Soil Environmental Health and Regulation, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 4. Satellite Environment Center, Ministry of Environment Protection, Beijing 100094, China; 5. Institute of Remote Sensing and Digital Earth Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Two mono – window algorithms, i. e., radiation transfer model (RTM) and QK&B algorithm, were evaluated and compared for their performance on sea surface temperature (SST) calculation from Landsat8/TIRS data in coastal water of Hongyan River nuclear power station. The parameters of QK&B algorithm were modified for Landsat8 thermal infrared band 10 based on thermodynamic initial guess retrieval (TIGR) atmospheric profile data, and both atmospheric transmittance values obtained from water vapor content based on empirical model and from National Centers for Environmental Prediction (NCEP) data were employed for QK&B algorithm respectively with the purpose of comparing their feasibilities for SST retrieval. A validation with shipboard measurements of SST collected synchronically shows that the slightly better accuracy in SST retrieval is observed from RTM method

(RMSE = 0.525 0) than from modified QK&B algorithm (RMSE = 0.638 0). QK&B algorithm using atmospheric transmittance simulated using NCEP data provided better accuracy than that using atmospheric transmittance estimated from water vapor content. Sensitivity analysis based on data simulated by MODTRAN4.0 using NCEP data was conducted. The results show that atmospheric transmittance has the greatest impact on the accuracy of SST retrieval among all parameters input RTM method, followed by atmospheric upward radiation. Atmospheric transmittance also shows greater sensitivity for RTM method than that for QK&B algorithm. For QK&B algorithm, atmospheric average temperature has greater impact on SST retrieval than other parameters input. Atmospheric upward radiation for RTM method, atmospheric average temperature for QK&B algorithm and atmospheric transmittance for both two algorithms show increasing impact on SST retrieval with increasing water vapor content.

Keywords: sea surface temperature; Landsat8; mono - window algorithm; sensitivity analysis; thermal infrared remote sensing

(责任编辑: 陈理)