

doi :10.3969/j.issn.1003-2029.2023.03.002

基于 Landsat8 TIRS 数据的海表温度反演算法对比

朱 博¹, 陈正华², 陆永强², 黄荣永²

(1. 广西大学资源环境与材料学院, 广西 南宁 530004; 2. 广西大学海洋学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 海表温度 (Sea Surface Temperature, SST) 是研究气候变化的重要参数, 具有重要研究意义。为了选出适用于近海海域的最优温度反演算法, 本文基于 Landsat8 卫星遥感数据, 以北部湾海域为研究区, 对比分析了包括辐射方程传输法 (Radiative Transfer Model, RTM)、单窗算法 (Mono-window model, MW)、单通道算法 (Single-channel model, SC)、线性劈窗算法 (Linear Split-window Algorithm, SW₁) 和非线性劈窗算法 (Non-linear Split-window Algorithm, SW₂) 在内的海表温度反演算法的反演精度并进行了敏感性分析。同时本文利用劈窗协方差-方差比值法 (Split Window Covariance-variance Ratio, SWCVR) 来反演大气水汽含量数据, 减少了温度反演过程中对外部数据的依赖, 研究结果表明: 基于 Landsat8 TIRS (Thermal Infrared Sensor) 数据的 SWCVR 法进行大气水汽含量反演的效果较好, 误差约在 0.5 g/cm²; 与实测海温数据相比 SW₂ 与 SC 算法精度较高, 误差约为 0.6 K; RTM 与 SW₁ 算法次之, 误差约为 1.6 K 与 1.9 K; MW 算法精度较低, 误差约为 2.5 K; 与 AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) SST 产品进行相比两种劈窗算法的精度较高, 误差约为 1 K 和 1.3 K, SC 算法精度较劈窗算法略低, 误差约为 1.4 K 左右, RTM 与 MW 算法精度较低, 误差约为 2 K 与 3 K; SW₂ 算法对参数的敏感性最低, 其次是 SC 算法、SW₁ 算法与 MW 算法, RTM 算法的敏感性最高。

关键词: 海表温度; Landsat8; 反演算法; 大气水汽含量

中图分类号: TP701 文献标识码: A 文章编号: 1003-2029 (2023) 03-0009-11

海表温度是海表面海-空水汽与热量交换研究的一个重要参数^[1], 同时海表温度还影响海洋环境与海洋生物等, 通过遥感卫星数据来监测研究区域的海表温度对于相关海域研究显得尤为重要。热红外遥感技术因其成本低、速度快、资料同步性好、可大范围面状观测等优点被广泛应用于海表温度的变化监测^[2]。相较于搭载 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) 传感器的 Terra 和 Aqua 卫星或搭载 AVHRR 传感器的 NOAA (National

Oceanic and Atmospheric Administration) 系列卫星, Landsat8 遥感卫星所搭载的 TIRS 热红外传感器的空间分辨率为 100 m, 更适用于近海海域等需要高空间分辨率的海洋研究。

近年来, 国内外学者开展了基于 Landsat8 遥感数据反演温度的研究, 史新等^[3]对于三河坝流域进行温度反演, 陈瀚闻等^[4]选择以红沿河核电站附近的海域作为研究区域进行海表温度反演, 结果均表明辐射方程传输法的精度相比于其他算法更高。段

收稿日期: 2022-11-18

基金项目: 广西自然科学基金资助项目 (2020GXNSFAA297245); 广西南海珊瑚礁研究重点实验室自主基金资助项目 (GXLSCR-SCS2021102)

作者简介: 朱博 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事遥感环境监测研究。E-mail: zb13736965388@163.com

通讯作者: 陈正华 (1980—), 女, 博士, 副教授, 主要从事遥感和地理信息系统应用研究。E-mail: chen.zhenghua@163.com

广拓等^[5]对于珠江口区域进行海表温度反演。岳辉等^[6]对于神东矿区进行温度反演，反演结果表明单窗算法精度相较而言更高。孟翔晨等^[7]对黑河流域进行温度反演、陆品廷^[8]对青藏高原地区进行温度反演，结果显示单通道算法具有较高的反演精度。而 FU J 等^[9]对舟山海域进行海表温度反演，刑梦玲等^[10]对田湾核电站附近的海域进行海表温度反演，结果均表明劈窗算法精度高于单通道算法。由此说明利用 Landsat8 TIRS 遥感数据采用不同的算法反演温度时，在不同的地表类型、大气类型的情况下，算法精度存在差异。

在基于 Landsat8 TIRS 遥感数据进行温度反演的研究中，大气水汽含量这一重要参数的计算对于反演结果有较大的影响。宋挺等^[11]对无锡周边地区进行温度反演采用了 MOD05 大气水汽含量产品数据作为参数进行计算，但搭载 MODIS 的卫星与 Landsat8 过境时间与重返周期并不相同，并且 MOD05 产品分辨率较低，使得大气水汽含量存在一定误差。而张永红等^[12]利用 Landsat8 数据对红沿河核电基地附近水域时根据美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, NCEP)探空数据来计算大气水汽含量，需要大量的实时数据且计算繁琐。

针对上述问题，本文使用了 5 种包括 RTM、MW、SC、SW₁ 及 SW₂ 在内的较为典型的海表温度反演算法进行海表温度的反演。同时本文运用了 SWCVR 仅利用 Landsat8 TIRS 数据来进行大气水汽含量的反演，减少了对实时参数需求的同时降低了大气水汽含量的反演误差，得到了高分辨率的大气水汽含量数据，改进了海表温度的反演算法。利用本文算法，以北部湾海域为研究区进行海表温度反演实验，并通过与实测采样数据、AVHRR 海表温度产品进行比较分析，为 Landsat8 TIRS 数据在近海海域研究中的应用提供参考。

1 数据与研究区

1.1 研究区

研究区位于北部湾区域，在 20.5°N—22.8°N 和 107.5°E—109.8°E 的范围内。研究区气候为南亚热

带季风性气候，终年无霜，干湿季明显，6—9 月为雨季。

1.2 数据

1.2.1 Landsta8 数据

本文使用 2015 年 10 月 23 日与 2018 年 10 月 31 日北部湾区域的 Landsat8 遥感影像图。

1.2.2 NOAA AVHRR SST 数据

此外，为了验证各种算法的计算精度，本文还使用了 2015 年 10 月 23 日的 AVHRR 海表温度产品数据与本文所用海表温度反演算法的反演结果进行比对，虽然该温度产品并不能完全代表准确的海表温度，但可以作为反演结果与实测海温数据进行交叉验证^[13]。AVHRR 海表温度产品是根据 NOAA 气象遥感卫星上所搭载的 AVHRR 传感器数据计算得到的，其空间分辨率为 4 km^[14]。

1.2.3 实测数据

本文所使用的实测数据来自 2015 年 10 月 23 日在卫星过境前后于涠洲岛附近实地采样所得，海表温度采样点在 21°N—21.1°N 和 109°E—109.1°E 的范围内。

2 研究方法

本文选用了 5 种典型的海表温度反演算法对 Landsat8 数据进行处理计算，其中包括辐射方程传输法、单窗算法^[15]、单通道算法^[16] 3 种单通道算法，以及线性劈窗算法^[17]和非线性劈窗算法^[18]两种劈窗算法。

2.1 辐射方程传输法

辐射方程传输法又称大气校正法，主要是根据热红外辐射传输模型进行推导，在标准的大气环境之下对于某处的海表温度 T_s ，其相对应的海表的黑体辐射 $B(T_s)$ 表示如下。

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

式中， L_{sensor} 为星上辐亮度（单位为 $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\mu\text{m}^{-1}$ ），由 Landsat8 遥感数据辐射定标算得； L_{up} 和 L_{down} 分别为大气上下行辐射； τ 为大气透过率； ε 为地表比辐射率，本文由于研究区为北部湾海域，其中绝大多数地区为水体，设定 Landsat8 的第

10 与第 11 波段比辐射率值如下: $\varepsilon_{10} = 0.993\ 83$, $\varepsilon_{11} = 0.992\ 54$ 。

在获得海表的黑体辐射 $B(T_s)$ 的基础上计算其所对应的亮度温度就是海表真实温度, 计算公式如下。

$$T_s = k_2 / \ln(k_1 / B(T_s) + 1) \quad (2)$$

式中, 对于 TIRS Band10 来说, $k_1 = 774.89\text{ K}$, $k_2 = 1\ 321.08\text{ K}$ 。

2.2 单窗算法

为了减少反演算法对大气廓线的依赖, 覃志豪于 2001 年提出了单窗算法, 通过估算大气平均作用温度将大气辐射进行简化后再使用热红外辐射传输模型进行计算反演地表温度, 该算法的计算公式如下^[15]。

$$T_s = \frac{1}{C} \{a(1 - C - D) + [b(1 - C - D) + C + D] T_{\text{sensor}} - DT_a\} \quad (3)$$

式中, C 、 D 是中间变量, 其中, $C = \tau \times \varepsilon$, $D = (1 - \tau)[1 + (1 - \varepsilon)\tau]$; a 、 b 为回归系数; T_{sensor} 为星上亮温; T_a 为大气平均作用温度。

在进行热红外遥感数据反演温度的计算中, 不同层的大气温度存在很大的差异且难以计算, 导致其对于反演结果的影响难以减小, 使得温度反演的精度下降。为了减少大气的影响, 覃志豪等^[19]提出了在 4 种标准大气廓线的模式下基于近地表空气温度 T_0 来估计大气平均作用温度 T_a 。由于本文研究区处于热带地区, 所以根据估算模型得 $T_a = 17.976\ 9 + 0.917\ 15T_0$ 。

ROZENSTEIN O 等^[17]和覃志豪等^[19]根据大气辐射传输软件 LOWTRAN 模拟得到不同温度范围内 TIRS 反演的回归系数。由于本文研究区海表温度处于 10~40 °C 之间, 所以根据模拟结果取回归系数 $a_{10} = -62.806\ 5$; $b_{10} = 0.433\ 8$; $a_{11} = -67.172\ 8$; $b_{11} = 0.469\ 4$ 。

2.3 单通道算法

单通道算法是 JIMÉNEZ-MUÑOZ J C 等^[16]利用普朗克函数与高斯三角滤波函数对遥感数据温度反演过程中的大气效应进行模拟, 得到了以 Landsat 数据为基础反演 T_s 的算法。在 2014 年时 JIMÉNEZ-MUÑOZ J C 等^[18]又进一步改进了算法, 提出了基于

Landsat8 数据的普适性单通道算法。该算法计算公式如下。

$$T_s = \gamma [(\psi_1 L_{\text{sensor}} + \psi_2)/\varepsilon + \psi_3] + \delta \quad (4)$$

$$\gamma \approx T_{\text{sensor}}^2 / b_\gamma L_{\text{sensor}} \quad (5)$$

$$\delta \approx T_{\text{sensor}}^2 / b_\gamma \quad (6)$$

式中, C_1 、 C_2 为常数; $b_\gamma = C_2(\lambda^4 / C_1 + 1/\lambda) = 1\ 320.46\text{ K}$ (λ 为 Landsat8 TIRS 热红外传感器的中心波长); ψ_1 、 ψ_2 和 ψ_3 为大气功能参数, 与大气水汽含量 ω 相关。

2.4 线性劈窗算法

单通道算法尽管拥有像计算简便, 精度高等许多优点, 但其算法所需要的各种各样的实时大气信息获取困难, 估算的参数精度不高, 导致存在一定的误差。而劈窗算法的提出使得反演过程中仅使用遥感卫星自身数据进行大气校正, 减少了对大气参数的需求, 大幅提升了算法的适用性。

Offer Rozenstein 劈窗算法又称线性劈窗算法, SW1 是 ROZENSTEIN O 等^[17]和覃志豪等^[19]根据 Landsat8 TIRS 数据的特点所提出的适用于该热红外遥感数据温度反演的劈窗算法, 其计算公式如下。

$$T_0 = A_0 + A_1 T_{10} - A_2 T_{11} \quad (7)$$

$$A_0 = \frac{[a_{10}D_{11}(1 - C_{10} - D_{10}) - a_{11}D_{10}(1 - C_{11} - D_{11})]}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (8)$$

$$A_1 = \frac{1 + [D_{10} + b_{10}D_{11}(1 - C_{10} - D_{10})]}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (9)$$

$$A_2 = \frac{D_{10}[1 + b_{11}(1 - C_{11} - D_{11})]}{(D_{11}C_{10} - D_{10}C_{11})} \quad (10)$$

式中, A_0 、 A_1 和 A_2 是中间系数; C_i 、 D_i 为波段 10 或 11 对应的中间变量, $C_i = \tau_i \times \varepsilon_i$, $D_i = (1 - \tau_i)[1 + (1 - \varepsilon_i)\tau_i]$; a_i 和 b_i 为回归系数, $a_{10} = -62.806\ 5$; $b_{10} = 0.433\ 8$; $a_{11} = -67.172\ 8$; $b_{11} = 0.469\ 4$ 。

在基于热红外遥感数据的温度反演过程当中, 大气透过率的计算尤为重要, 目前常见的计算大气透过率方法就是通过确定大气水汽含量与其的关系, 再利用大气水汽含量来推算大气透过率。毛克彪等^[20]为了得到大气水汽含量与大气透过率间的关系而对 MODIS 卫星数据的第 31 和 32 波段进行模拟, 将其模拟的推导式应用于 Landsat8 可得出大气透过率估算方程如下。

$$\tau_{10} = -0.1067\omega + 1.0402, R^2 = 0.9948 \quad (11)$$

$$\tau_{11} = -0.1258\omega + 0.9923, R^2 = 0.9956 \quad (12)$$

2.5 非线性劈窗算法

JIMÉNEZ-MUÑOZ 劈窗算法 SW₂ 是 JIMÉNEZ-MUÑOZ JC 等^[18]结合 Landsat8 TIRS 的数据特点进行大气辐射传输模拟，提出的一种应用于 Landsat8 TIRS 数据的非线性劈窗反演算法，计算模型如下。

$$T_s = T_{10} + C_1(T_{10} - T_{11}) + C_2(T_{10} - T_{11})^2 + C_0 + (C_3 + C_4\omega)(1 - \varepsilon) + (C_5 + C_6\omega)\Delta\varepsilon \quad (13)$$

式中， ε 为平均地表比辐射率， $\Delta\varepsilon = (\varepsilon_{10} - \varepsilon_{11})$ ； C_0 至 C_6 是通过大气辐射传输模拟实验后得到的系数。

2.6 大气水汽含量的反演

为了减少温度反演过程中对外部数据的依赖，本文使用 SWCVR 法基于 Landsat8 TIRS 数据来反演大气水汽含量，该算法是 SOBRINO J 等^[21]提出，并由 REN H 等^[22]和王猛猛等^[23]优化的。在标准大气环境下，Landsat8 遥感影像中 N 个相邻像元区域内，大气条件和比辐射率不发生改变的前提下，仅地表温度发生改变，利用 SWCVR 法计算公式如下。

$$\omega = a(\tau_j/\tau_i) + b \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \frac{\tau_i}{\tau_j} &= \frac{\varepsilon_i}{\varepsilon_j} R_{j|i} \\ R_{j|i} &= \frac{\sum_{k=1}^N (T_{i,k} - \bar{T}_i)(T_{j,k} - \bar{T}_j)}{\sum_{k=1}^N (T_{j,k} - \bar{T}_j)^2} \end{aligned} \quad (15)$$

式中， a 和 b 为水汽含量模型的系数； τ_i 为 i 波段的大气透过率； τ_j 为 j 波段的大气透过率， $T_{i,k}$ 为第 k 个像元 i 波段的亮度温度 (K)； $T_{j,k}$ 为第 k 个像元 j 波段的亮度温度； \bar{T}_i 为 N 个像元 i 波段的平均亮度温度 (K)； \bar{T}_j 为 N 个像元 j 波段的平均亮度温度； ε_i 为 i 波段的地表比辐射率； ε_j 为 j 波段的地表比辐射率。

根据 REN H 等^[22]于 2015 年提出的验证模型，将窗口大小设为 $N = 14 \times 14$ 时反演结果较好，大气水汽含量与大气透过率的关系式如下。

$$\omega = -9.674 \times (\tau_j/\tau_i)^2 + 0.653\tau_j/\tau_i + 9.087 \quad (16)$$

由于大气水汽含量的反演模型窗口大小 $N = 14 \times 14$ ，所以经过反演得到了分辨率为 420 m 的大气水汽含量反演结果图。为了验证大气水汽含量的反演精

度，采用 MOD05-L2 水汽产品数据进行比较分析。其中 Landsat8 数据卫星过境时间为 2015 年 10 月 23 日 11 点 11 分，MOIDS 数据卫星过境时间为 2015 年 10 月 23 日 10 点 35 分，二者相差 36 min，可以认为两个时刻大气水汽含量接近。为使其分辨率相同，对 Landsat8 大气水汽含量反演数据进行重采样处理至分辨率为 1 000 m 来比较分析。

对比结果显示 Landsat8 大气水汽含量反演结果平均值为 3.888 684 g/cm²；MODIS 水汽产品平均值为 3.376 963 g/cm² 两者相对误差为 0.511 721 g/cm²。结果表明基于 Landsat8 TIRS 数据的 SWCVR 法反演效果较好，误差约在 0.5 g/cm²。

3 结果分析与讨论

3.1 海表温度反演结果

基于 2015 年 10 月 23 日的 Landsat8 遥感数据选取计算相关参数后运用不同算法反演海表温度，图 1 是 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品结果图。

从图 1 可以看出，SW₁ 算法的海表温度反演结果最大，其次是 AVHRR SST 产品结果，SC 与 SW₂ 算法反演结果相近，RTM 与 MW 算法反演结果相近，较于其他算法较小，其中 MW 算法反演结果最小。将反演结果图由西到东分为 3 个部分，所有的结果图中都显示西部温度最高，其次是东部，中部温度最低，说明这些反演算法结果与 SST 产品结果具有相似的温度变化趋势。

3.2 海表温度反演结果与涠洲岛附近实测数据对比分析

本文利用 2015 年 10 月 23 日在卫星过境前后于涠洲岛附近实地采样所得的实测海温数据来验证海表温度反演算法的精度。表 1 列出了 2015 年 10 月 23 日海表温度反演结果，以及实测海温数据的比较。图 2 为海表温度反演算法温度反演结果与实测海表温度分析图。

从表 1 可以看出，RTM、MW、SC、SW₁ 和 SW₂ 温度反演算法所得到的海表温度反演结果与海面实测海温数据的绝对误差的平均值分别为 1.61 K、2.49 K、0.57 K、1.90 K 和 0.59 K。从结果表明，

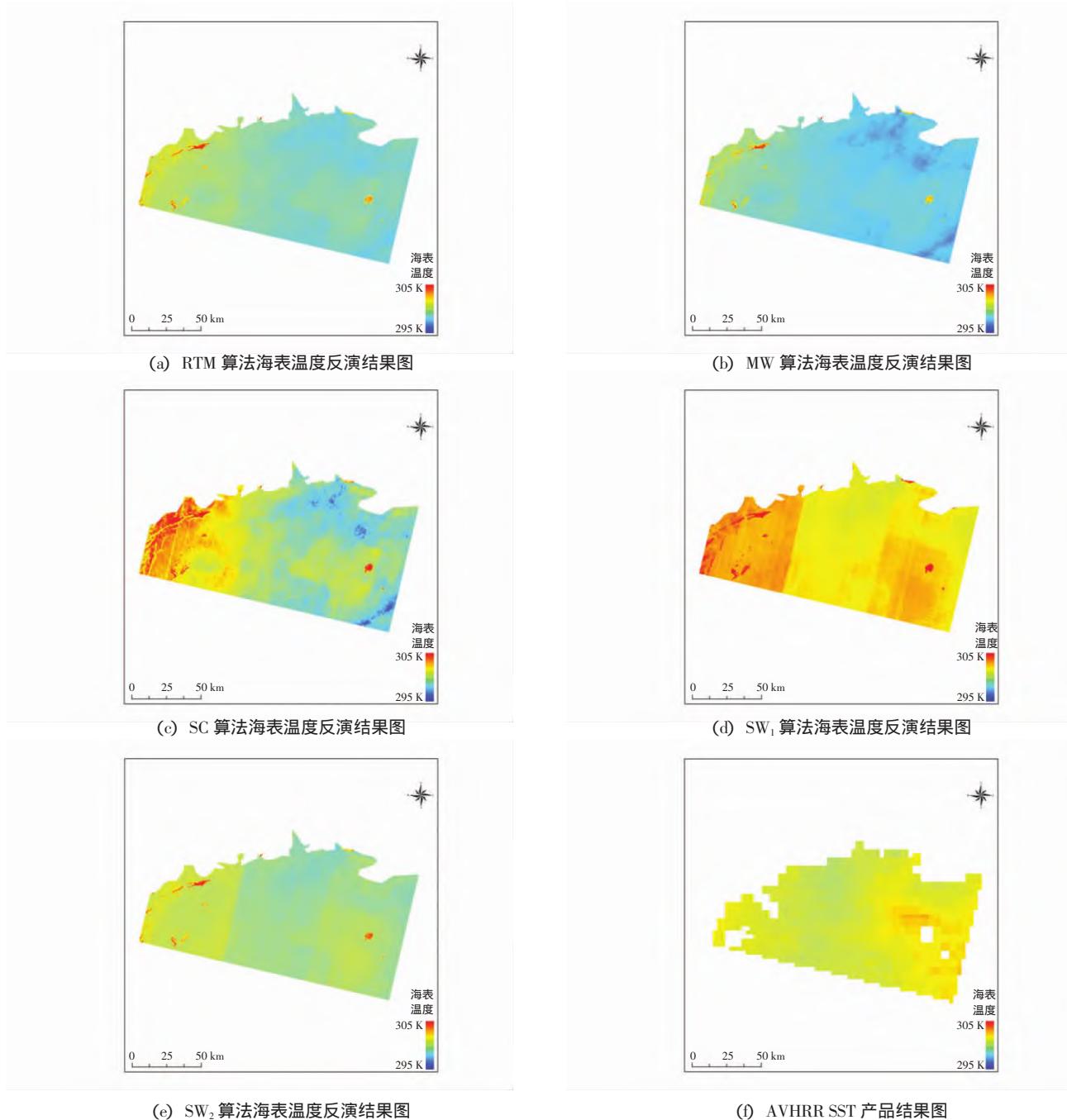


图 1 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品图

SW_2 与 SC 算法反演的海表温度结果与实测海温数据的误差较小，约为 0.6 K 左右；RTM 与 SW_1 算法反演的海表温度结果与实测海温数据的误差相对较高，分别约为 1.6 K 与 1.9 K 左右；MW 算法反演的海表温度结果与实测海温数据的误差最大，为 2.5 K 左右。而从图 2 可以看出 SW_2 与 SC 算法的拟合数据线与标准线最为接近，然后是 SW_1 算法，RTM 与 MW 算法与标准线相差较大。

综合表 1 与图 2 结果， SW_2 与 SC 算法反演的

海表温度的结果拟合线与实测海温数据最为接近，且反演结果绝对值误差较小，温度反演精度较高；而其他 3 种算法相对而言精度较低，其中 RTM 与 SW_1 算法精度相似，MW 算法反演精度最低。

3.3 海表温度反演结果与 AVHRR SST 产品对比分析

由于涠洲岛实测采样数据的采样点仅有 12 个点导致对比分析结果可能存在一定的误差，因此本文还同时利用了 2015 年 10 月 23 日与 2018 年 10 月 31 日的 AVHRR SST 产品对海表温度反演结果进行

表 1 2015 年 10 月 23 日海表温度反演结果与实测海温数据的比较

单位 K

点位	海表温度										
	RTM	MW	SC	SW ₁	SW ₂	实测海温	RTM 绝对误差	MW 绝对误差	SC 绝对误差	SW ₁ 绝对误差	SW ₂ 绝对误差
1	299.08	298.20	300.17	302.48	300.04	300.75	1.67	2.55	0.58	1.73	0.71
2	299.17	298.30	300.46	302.74	300.21	300.95	1.78	2.65	0.49	1.79	0.74
3	299.09	298.22	300.13	302.90	300.36	300.95	1.86	2.73	0.82	1.95	0.59
4	299.02	298.15	299.92	302.69	300.20	300.75	1.73	2.60	0.83	1.94	0.55
5	299.02	298.15	300.06	302.32	299.90	300.25	1.23	2.10	0.19	2.07	0.35
6	299.07	298.19	300.17	302.54	300.07	300.45	1.38	2.26	0.28	2.09	0.38
7	299.11	298.23	300.10	302.64	300.18	300.45	1.34	2.22	0.35	2.19	0.27
8	299.13	298.26	300.19	302.80	300.30	300.95	1.82	2.69	0.76	1.85	0.65
9	298.87	298.00	299.68	301.94	299.61	300.35	1.48	2.35	0.67	1.59	0.74
10	299.13	298.26	300.32	302.86	300.32	300.75	1.62	2.49	0.43	2.11	0.43
11	299.03	298.15	300.01	302.41	299.90	300.75	1.72	2.60	0.74	1.66	0.85
12	299.21	298.34	300.28	302.75	300.18	300.95	1.74	2.61	0.67	1.80	0.77
平均值	299.08	298.21	300.12	302.59	300.11	300.69	1.61	2.49	0.57	1.90	0.59

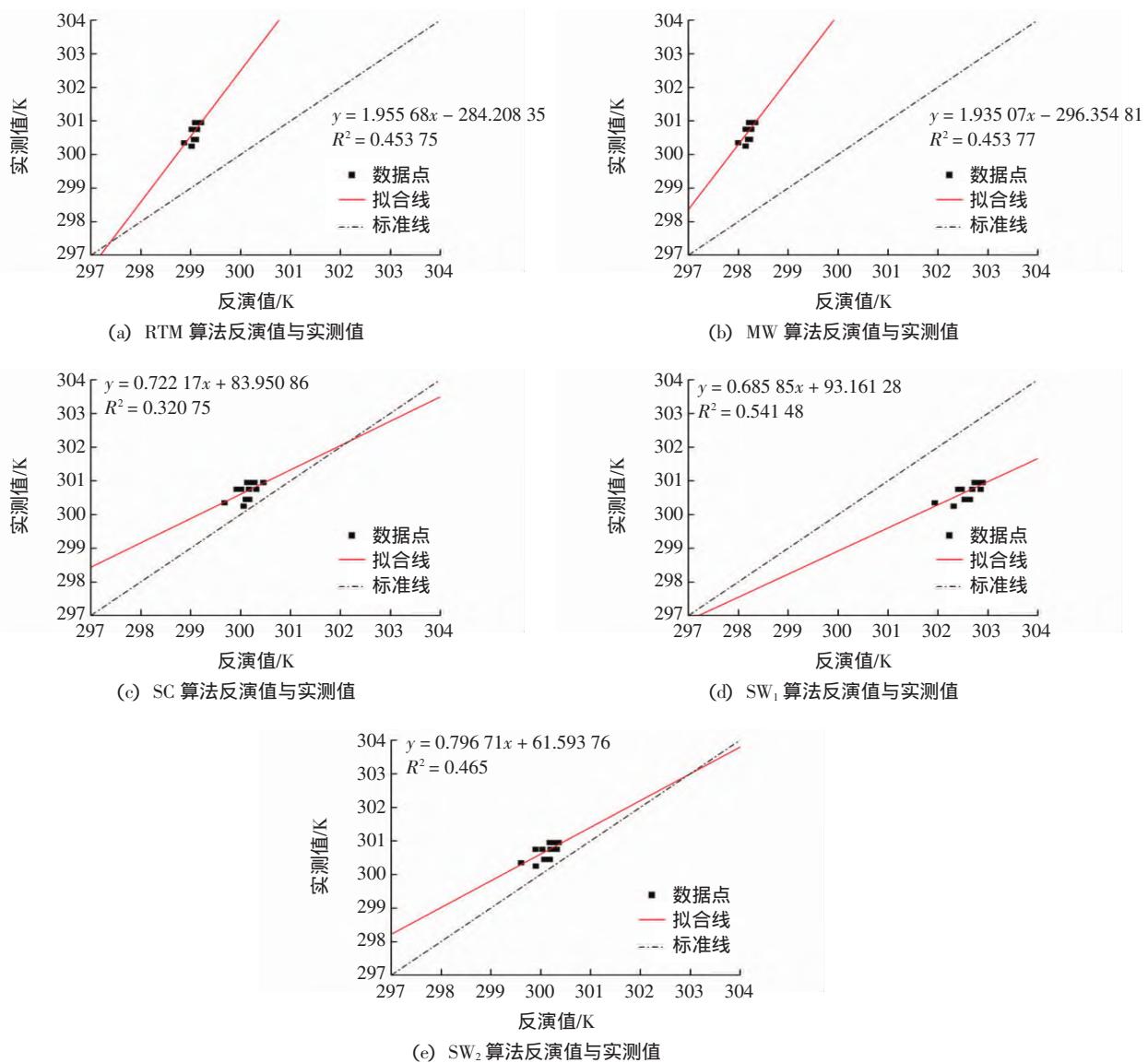


图 2 5 种海表温度反演算法温度反演结果与实测海温线性拟合图

交叉验证。考虑到 Landsat8 热红外数据与 AVHRR SST 产品存在空间分辨率的差异性, 所以在进行海表温度反演结果与 AVHRR SST 产品对比前对 Landsat8 TIRS 温度反演结果进行重采样处理至 4 km。表 2 与表 3 是 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品的对比统计表。

表 2 2015 年 10 月 23 日 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品对比统计表

算法	温度			单位 K
	最大值	最小值	平均值	
RTM	299.85	298.03	298.89	
MW	298.98	297.14	298.02	
SC	302.10	297.32	299.61	
SW ₁	303.23	300.97	301.90	
SW ₂	300.70	298.79	299.60	
AVHRR	302.70	300.01	300.93	

表 3 2018 年 10 月 31 日 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品对比统计表

算法	温度			单位 K
	最大值	最小值	平均值	
RTM	300.93	298.87	299.99	
MW	299.60	297.55	298.41	
SC	303.11	297.68	300.13	
SW ₁	303.98	301.74	302.62	
SW ₂	301.43	299.22	300.38	
AVHRR	303.50	300.67	301.54	

从表 2 统计结果来看, RTM、MW、SC、SW₁、SW₂ 算法的海表温度反演结果相较于 AVHRR SST 产品的最大值差分别为 -2.85 K、-3.72 K、-0.6 K、0.53 K 和 -2 K; 最小值差分别为 -1.98 K、-2.87 K、-2.69 K、0.96 K 和 -1.22 K; 平均值差分别为 -2.04 K、-2.91 K、-1.32 K、0.97 K 和 -1.33 K。表 3 的统计结果显示, RTM、MW、SC、SW₁、SW₂ 算法的海表温度反演结果相较于 AVHRR SST 产品的最大值差分别为 -2.57 K、-3.9 K、-0.39 K、0.48 K 和 -2.07 K; 最小值差分别为 -1.8 K、-3.12 K、-2.99 K、1.07 K 和 -1.45 K; 平均值差分别为 -1.55 K、-3.13 K、-1.41 K、1.08 K 和 -1.16 K。其中 SW₁ 算法与 AVHRR SST 产品的平均差别最小, 其次是 SW₂ 与 SC 算法, RTM 算法与 AVHRR SST 产品的平均差别较高, MW 算法差别最高。

本文不仅利用最大值、最小值、平均值去检验

海表温度反演算法, 还利用绝对误差和均方根误差来评价海表温度的反演精度, 其中绝对误差为算法计算结果减去 AVHRR SST 产品对应位置的数据, 比较结果如图 3 所示。

由图 3 可得, SW₁ 反演算法结果与 AVHRR SST 产品相比绝对误差与均方根误差都在 1 K 左右, 误差最小; 其次是 SC 与 SW₂ 反演算法结果与 AVHRR SST 产品相比绝对误差为 1.3~1.4 K, 均方根误差为 1.4~1.7 K, 误差较小; RTM 与 MW 反演算法相较于其他 3 种反演算法而言反演结果较差, 绝对误差与均方根误差都分别在 2 K 与 3 K 左右。同时 RTM、MW、SC 这 3 种单通道算法的相关系数在 0.1~0.3, 表示海表温度反演结果与 SST 产品的相关性较小; 而 SW₁ 与 SW₂ 的相关系数分别为 0.58 与 0.51, 说明劈窗算法反演结果与 SST 产品的相关性较单通道算法更大, 与均值统计分析结果一致。

3.4 各种海表温度反演算法中参数敏感性分析

本文对涉及的各种海表温度反演算法参数的敏感性进行了分析, 参数敏感性分析的变化量计算公式如下。

$$\Delta T_s = |T_s(x + \Delta x) - T_s(x)| \quad (17)$$

式中 $T_s(x + \Delta x)$ 和 $T_s(x)$ 分别为参数值为 $(x + \Delta x)$ 和 x 时反演得到的海表温度; ΔT_s 为各种算法海表温度的反演误差; Δx 为相关参数的误差。

3.4.1 对大气平均作用温度的敏感性分析

在本文所使用的 5 种海表温度反演算法中仅有 MW 算法运用了大气平均作用温度这一参数进行了温度反演的计算, 因此只需对 MW 算法进行大气平均作用温度的敏感性分析。将该算法中的大气平均作用温度的变化量分别设定为 2 K、4 K、6 K 和 8 K, 同时保持算法中其他参数不变, 得到的海表温度反演结果分别为 297.17 K、296.24 K、295.31 K 和 294.39 K。由温度反演结果可以发现当大气平均作用温度变化 2 K, MW 算法反演计算得到的海表温度变化 0.93 K, 该算法对大气平均作用温度的敏感性较高。

3.4.2 对大气水汽含量的敏感性分析

大气水汽含量对于文中所有算法的温度反演结果都存在一定的影响。大气水汽含量直接作用于 SC 和 SW₂ 算法的海表温度反演计算, 是其计算过

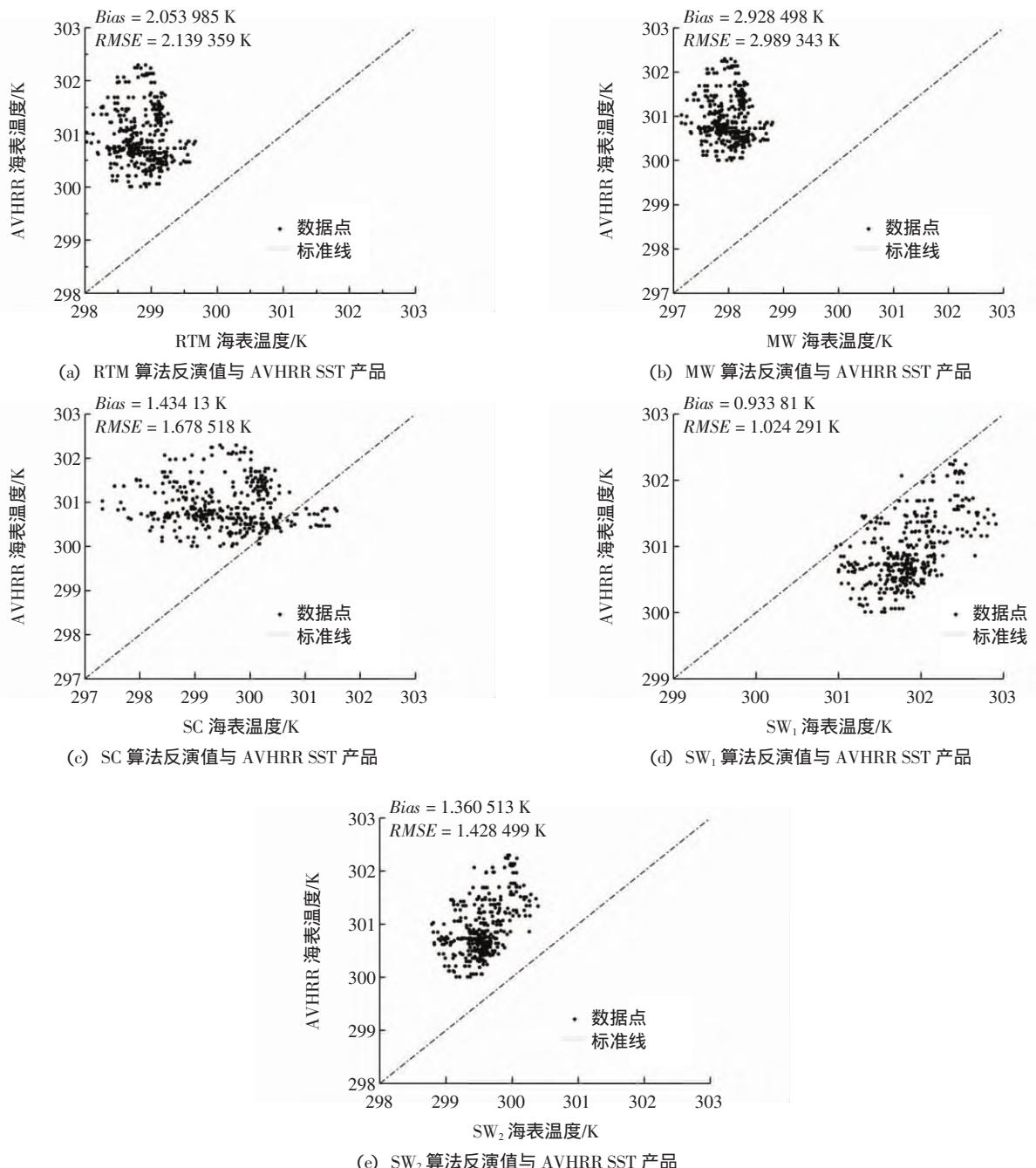


图 3 2015 年 10 月 23 日 5 种海表温度反演算法温度反演结果与 AVHRR SST 产品散点图

(Bias 为绝对误差 ; RMSE 为均方根误差)

程中的重要参数。对于 RTM、MW 和 SW₁ 这 3 种海表温度反演算法来说，大气水汽含量并非是温度反演过程中的直接参数，而是通过改变大气透过率的大小而间接影响温度反演结果。对各种算法进行大气水汽含量的敏感性分析，将大气水汽含量的值设定为 0~6.5 g/cm²，同时保持算法中其他参数不变，得到的各算法海表温度反演结果如表 4 所示。

根据各种算法海表温度反演结果随大气水汽含

量变化而变化结果可以看出，当大气水汽含量每变化 0.5 g/cm² 时，RTM、MW、SC、SW₁ 和 SW₂ 算法得到的海表温度反演结果分别变化量为 6.01 K、0.41 K、0.20 K、0.60 K 和 0.002 9 K。RTM 与 MW 算法的反演温度随水汽变大而变大，且温度变化幅度越来越大；SC 与 SW₁ 算法的反演温度也是随水汽变大而变大，但变化幅度越来越小，当水汽含量超过一定值时反演温度几乎不变；SW₂ 的反演温度几

表 4 大气水汽含量为 0~6.5 g/cm² 时, 各算法海表温度
反演结果平均值

大气水汽含 量/(g·cm ⁻²)	各海表温度反演算法反演的平均温度					单位 K
	RTM	MW	SC	SW ₁	SW ₂	
0.0	271.63	296.66	297.26	295.38	299.26	
0.5	274.59	296.79	297.66	297.13	299.26	
1.0	277.79	296.94	298.04	298.40	299.27	
1.5	281.25	297.11	298.37	299.37	299.27	
2.0	285.03	297.30	298.68	300.13	299.27	
2.5	289.16	297.53	298.94	300.75	299.27	
3.0	293.72	297.79	299.18	301.26	299.28	
3.5	298.79	298.09	299.38	301.69	299.28	
4.0	304.48	298.46	299.55	302.06	299.28	
4.5	310.93	298.89	299.69	302.37	299.29	
5.0	318.33	299.42	299.79	302.63	299.29	
5.5	326.97	300.08	299.85	302.86	299.29	
6.0	337.24	300.93	299.89	303.06	299.30	
6.5	349.77	302.04	299.89	303.22	299.30	

乎不受大气水汽含量变化的影响。由此可见 RTM 算法对大气水汽含量的敏感性非常高, 其余 4 种反演算法中 SW₁ 对大气水汽含量的敏感性较高, 随后是 MW 和 SC 算法。虽然大气水汽含量直接作用于 SW₂ 算法, 但该算法对于大气水汽含量的敏感性很低。

3.4.3 对地表比辐射率的敏感性分析

对文中所涉及的 5 种海表温度反演算法进行地表比辐射率的敏感性分析, 将算法中第 10 与第 11 波段所对应的地表比辐射率变化量设定为 0.01、0.02、0.03、0.04 和 0.05, 同时保持算法中其他参数不变, 得到的各算法海表温度反演结果如表 5 所示。

表 5 不同地表比辐射率变化量时, 各算法海表温度
反演结果平均值

地表比 辐射率	各海表温度反演算法反演的平均温度					单位 K
	RTM	MW	SC	SW ₁	SW ₂	
-0.05	298.97	298.33	299.56	302.39	299.76	
-0.04	298.93	298.28	299.53	302.25	299.66	
-0.03	298.90	298.23	299.49	302.11	299.57	
-0.02	298.86	298.19	299.45	301.97	299.47	
-0.01	298.83	298.14	299.42	301.83	299.38	
0.00	298.79	298.09	299.38	301.69	299.28	
0.01	298.75	298.05	299.35	301.56	299.19	
0.02	298.72	298.00	299.31	301.42	299.09	
0.03	298.68	297.95	299.27	301.29	299.00	
0.04	298.65	297.91	299.24	301.15	298.90	
0.05	298.61	297.86	299.20	301.02	298.81	

根据各种算法海表温度反演结果随地表比辐射率变化而变化结果可以看出, 当地表比辐射率每变化 0.01 时, RTM、MW、SC、SW₁ 和 SW₂ 算法得到的海表温度反演结果分别变化量为 0.04 K、0.05 K、0.04 K、0.14 K 和 0.10 K。分析可得 SW₁ 算法对于地表比辐射率的敏感性较高, 其次是 SW₂ 与 MW 算法, RTM 与 SC 算法敏感性较低。

通过 5 种海表温度反演算法分别进行大气平均作用温度、地表比辐射率、大气水汽含量的敏感性分析、假定大气水汽含量的误差为 1 g/cm², 地表比辐射率的误差为 0.02, 大气平均作用温度的误差为 2 K 的条件下 RTM 算法的综合误差为 12.09 K, MW 算法的综合误差为 1.85 K, SC 算法的综合误差为 0.48 K, SW₁ 算法的综合误差为 1.48 K, SW₂ 算法的综合误差为 0.20 K。综上可得 RTM 算法的敏感性最高, 因此在使用 RTM 算法反演海表温度时需要获得较为精确的大气参数, 否则反演结果会有较大的误差。其次是 SW₁ 算法与 MW 算法, SC 算法与 SW₂ 算法的敏感性较低。

4 结 论

为了选出适用于近海海域研究的遥感温度反演算法, 本文基于 2015 年 10 月 23 日北部湾区域的 Landsat8 遥感影像图, 分别利用了 RTM、MW、SC、SW₁、SW₂ 算法进行海表温度反演, 并对各种算法的反演精度进行了评价和敏感性分析。同时, 为了减少反演过程中对外部实时大气数据的依赖, 本文还利用了 SWCVR 法进行大气水汽含量的反演, 主要研究结论如下。

(1) 基于 Landsat8 TIRS 数据的 SWCVR 法进行大气水汽含量反演的效果较好, 误差约 0.5 g/cm²。

(2) 与实测海表温度数据相比, SW₂ 算法与 SC 算法精度较高, 温度反演结果较好, 误差约为 0.6 K, 而 RTM 与 SW₁ 算法次之, 误差约为 1.6 K 与 1.9 K; MW 算法精度较低, 误差约为 2.5 K。

(3) 与 AVHRR SST 产品相比, 两种劈窗算法的精度较高, 误差约为 1 K 和 1.3 K, SC 算法精度较劈窗算法略低, 误差约为 1.4 K 左右, RTM 与 MW 算法精度较低, 误差约为 2 K 与 3 K。

(4) 根据敏感性分析结果可知 SW_2 算法对参数的敏感性最低其次是 SC 算法、 SW_1 算法与 MW 算法, RTM 算法的敏感性最高。

综合考虑两种验证方式与敏感性分析结果可以看出两种劈窗算法的反演结果相对 3 种单通道算法而言较好, 在 3 种单通道算法中, SC 算法反演结

果好于 RTM 和 MW 算法, MW 算法反演结果较差。因此, 在基于 Landsat-8 TIRS 热红外数据进行海表温度反演时, SW_1 与 SW_2 算法海表温度反演精度较高, 可应用于近海海域研究中进行海表温度的遥感反演, 为近海海域研究提供技术保障与参考。

参考文献 :

- [1] 余晓磊, 巫兆聪. 利用环境一号卫星热红外影像反演渤海海表温度[J]. 海洋技术, 2011, 30(2): 1-6.
- [2] 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.
- [3] 史新, 周买春, 刘振华, 等. 基于 Landsat 8 数据的 3 种地表温度反演算法在三河坝流域的对比分析[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(3): 465-475.
- [4] 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.
- [5] 段广拓, 陈劲松, 张彦南, 等. 基于 LANDSAT 8 卫星热红外影像反演珠江口海表温度[J]. 应用海洋学报, 2018, 37(3): 348-355.
- [6] 岳辉, 刘英. 基于 Landsat 8 TIRS 的地表温度反演算法对比分析[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(20): 200-205.
- [7] 孟翔晨, 历华, 杜永明, 等. Landsat 8 地表温度反演及验证: 以黑河流域为例[J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 857-871.
- [8] 陆品廷. 基于 Landsat 8 数据的青藏高原地区地表温度反演研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2018.
- [9] FU J, CHEN C, REN H, et al. Sea surface temperature retrieval from landsat8 thermal infrared remote sensing data in coastal waters[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 310(3): 32-67.
- [10] 邢梦玲, 王迪峰, 何贤强, 等. 基于 Landsat 遥感数据的田湾核电站温排水时空特征研究[J]. 海洋学研究, 2020, 38(4): 72-79.
- [11] 宋挺, 段峥, 刘军志, 等. Landsat 8 数据地表温度反演算法对比[J]. 遥感学报, 2015, 19(3): 451-464.
- [12] 张永红, 陈瀚阅, 陈宜金, 等. 基于 Landsat-8/TIRS 的红沿河核电基地海表温度反演算法比对[J]. 航天返回与遥感, 2015, 36(5): 96-104.
- [13] FU J, CHEN C, GUO B, et al. A split-window method to retrieving sea surface temperature from Landsat 8 thermal infrared remote sensing data in offshore waters[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2020, 236: 106626.
- [14] BREWIN R J W, DE M L, BILLSON O, et al. Evaluating operational AVHRR sea surface temperature data at the coastline using surfers[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2017, 196: 276-289.
- [15] 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.
- [16] JIMÉNEZ-MUÑOZ J C, CRISTOBAL 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, 2008, 47(1): 339-349.
- [17] ROZENSTEIN O, QIN Z, DERIMIAN Y, et al. Derivation of land surface temperature for Landsat-8 TIRS using a split window algorithm[J]. Sensors, 2014, 14(4): 5768-5780.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 毛克彪, 覃志豪, 施建成, 等. 针对 MODIS 影像的劈窗算法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(8): 703-707.

- [21] SOBRINO J , LI Z , STOLL M , et al. Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data [J]. International Journal of Remote Sensing , 1996 , 17(11) : 2089–2114.
- [22] REN H , DU C , LIU R , et al. Atmospheric water vapor retrieval from Landsat 8 thermal infrared images[J]. Journal of Geophysical Research : Atmospheres , 2015 , 120(5) : 13–18.
- [23] 王猛猛 , 何国金 , 张兆明 , 等. 基于 Landsat 8 TIRS 数据的大气水汽含量反演劈窗算法[J]. 遥感技术与应用 , 2017 , 32 (1) : 166–172.

Comparison of Sea Surface Temperature Inversion Algorithms Based on Landsat8 TIRS Data

ZHU Bo¹, CHEN Zhenghua², LU Yongqiang², HUANG Rongyong²

(1. School of Resources, Environment and Materials, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. School of Marine Sciences, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract : Sea surface temperature is an important parameter in the study of climate change and has great research significance. In order to select the suitable temperature inversion algorithm for the study of offshore waters, this paper compares and analyzes the inversion of sea surface temperature inversion algorithms including the Radiative Transfer Model (RTM), the Mono-window Model (MW), the Single Channel model (SC), the Linear Split-window Model (SW₁) and the Non-linear Split-window Model (SW₂) based on Landsat8 satellite remote sensing data, using the Beibu Gulf waters as the study area. The sensitivity analysis was also performed. The Split -window Covariance-covariance Ratio method(SWCVR) is also used to invert the atmospheric water vapour content data, reducing the dependence on external data in the temperature inversion process. The results show that: 1The SWCVR method based on Landsat8 Thermal Infrared Sensor (TIRS) data for atmospheric water vapor content inversion is better, with an error of about 0.5 g/cm²; the accuracy of the SW₂ and SC algorithms is higher compared with the measured SST data, with an error of about 0.6 K; the RTM and SW1 algorithms are second, with an error of about 1.6 K and 1.9 K; the MW algorithm is less accurate, with an error of about 2.5 K; the accuracy of the two Split -window Algorithms is higher compared with the Advanced Very High Resolution Radiometer(AVHRR) SST product, with an error of about 1 K and 1.3 K; the accuracy of SC algorithm is slightly lower than that of Split-window algorithm, with errors of about 1.4 K, and the RTM and MW algorithms are less accurate, with errors of about 2 K and 3 K; The SW2 algorithm has the lowest sensitivity to parameters followed by the SC algorithm, SW₁ algorithm and MW algorithm, and the RTM algorithm has the highest sensitivity.

Key words : sea surface temperature; Landsat8; inversion algorithm; atmospheric water vapor content