

引用格式: Li Na, Zhang Shengwei, He Jieying. Research on Typhoon Precipitation Retrieval Algorithm based on FY-3C MWHTS[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 1091-1100. [李娜, 张升伟, 何杰颖. 基于FY-3C MWHTS的台风降水反演算法研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 1091-1100.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.5.1091

基于FY-3C MWHTS的台风降水反演算法研究

李娜^{1,2,3}, 张升伟^{1,2}, 何杰颖^{1,2}

(1. 中国科学院微波遥感技术重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院国家空间科学中心, 北京 100190;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为估测台风带来的地表瞬时降雨率, 利用FY-3C上搭载的微波湿度探测仪(Microwave Humidity and Temperature Sounder, MWHTS)的L1级在轨观测亮度温度数据与多卫星降水分析TMPA(Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Multi-Satellite Precipitation Analysis) 3B42降水产品数据, 通过多元线性回归和BP神经网络两种算法对台风区的降水情况进行了反演研究。结果表明, 由这两种算法反演的降水分布图可以清晰地看到台风中心、云墙以及螺旋雨带等台风的位置、分布及结构信息, 这与TMPA 3B42降水产品数据估测到的台风降水分布图相一致。此外, 从定量的角度来看, TMPA 3B42降水数据与这两种反演算法反演的地表瞬时降水量(mm/hr)都具有较高的相关性和较小的偏差和均方根误差, 反演的精度较高。故这两种算法都可以用来反演台风区的降水量, 同时也表明FY-3C MWHTS微波在轨观测资料在台风区监测及降水研究中能发挥出较高的应用价值。

关键词: FY-3C MWHTS; 台风降水反演; BP神经网络; 多元线性回归

中图分类号: P412.27 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)05-1091-10

1 引言

台风作为一种复杂的强对流天气系统, 给人类的生命、财产和生活安全带来了严重性的危害^[1]。台风往往伴随着强降水, 台风降水的估计监测研究受到了水文、气象等相关领域学者的关注, 他们分别从可见光、红外、微波等领域建立了估算方法, 为台风降水的估算及定量分析研究提供了一定的理论依据。但由于可见光、红外探测技术仅能观测到云顶和有限的部分云层信息, 又不具备全天时、全天候工作的特点, 不能有效地监测台风及估计台风区域的降水。而微波探测技术不仅能够穿透一定

的云雨, 甚至能够观测到地表的辐射信息, 又具备全天时、全天候工作的特点, 该探测技术很好地规避了可见光、红外探测的一些缺点, 是一种较直接的降水估测方法, 所以微波探测技术成为监测台风和估算台风区降水的一种有效且重要的手段。近年来, 星载微波辐射计把原始的地面气象测量成功过渡为星地结合观测, 为气象探测领域带来了新的发展。由于其独有的优势, 星载微波辐射计在降水反演及极端天气的观测中发挥了重要的作用。美国国家海洋与大气管理局NOAA的卫星上搭载的先进微波探测器AMSU-A和AMSU-B(统称AMSU), 共同完成了大气温度和湿度的垂直探测。

收稿日期: 2018-08-22; 修订日期: 2019-07-16

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB0504900、2018YFB0504902), 军委装备发展部预研基金项目(6140136010116), 国家重点研发计划项目(2017YFB0502800、2017YFB0502802)。

作者简介: 李娜(1989—), 女, 河南禹州人, 博士研究生, 主要从事星载微波载荷的物理参数反演及资料同化研究。E-mail: lina_nssc@163.com。

通讯作者: 张升伟(1963—), 男, 山东昌邑人, 研究员, 主要从事陆基、机载及星载微波遥感器系统设计与研制。

E-mail: zhangshengwei@mirslab.cn。

2003年,Weng等^[2]针对AMSU载荷展开了反演研究,该研究基于微波辐射传输方程,采用线性统计回归的方法反演了垂直积分云中液态水含量和总的可降水含量。2011年10月28日发射的美国新一代地球环境观测极轨卫星Suomi National Polar-orbiting Partnership (S-NPP) satellite,其上搭载的先进微波技术探测仪Advanced Technology Microwave Sounder (ATMS)集微波温度计和微波湿度计于一体,基于该载荷开发的一种物理算法能够实现大气垂直积分总可降水量和地表降水速率的同时反演^[3],该算法后来被NOAA加入业务运行。随后,美国国家航空航天局NASA与日本宇宙航空研究开发机构JAXA合作,通过对热带降雨测量卫星Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)的继承和发展,于2014年2月27日发射了下一代全球降水观测计划Global Precipitation Measurement (GPM)的主卫星。GPM主卫星上携带的多通道微波成像仪GPM Microwave Imager (GMI)和双频段(Ku/Ka)的降雨雷达Dual-frequency Precipitation Radar (DPR),这两种载荷的同时工作实现了主动和被动微波的同时探测,不仅有助于学者们对全球水循环和能量循环的研究,同时也提高了数值预报对降雨等极端天气监测的准确性^[4]。我国的极轨气象卫星FY-3系列A、B、C、D四颗星也先后于2008、2010、2013和2017年分别发射成功,这四颗卫星成功运行实现了全球观测组网,它们提供了全球、全天候的大气垂直湿度和温度廓线、水汽含量等气象观测资料,同时也实现了对强降雨、台风等极端天气的监测和预警,为提高全球数值天气预报的准确性做出了重要贡献。

FY-3C星是我国第二代极轨气象卫星的首颗业务卫星,其上携带的微波湿温探测仪MWHTS是一种用来探测大气温、湿度分布及监测极端强对流天气的重要载荷。目前,该载荷已在轨运行6年,远超卫星总体设计在轨工作4年的要求。FY-3系列C星上的MWHTS与该系列01批A/B星上的微波湿度计Microwave Humidity Sounder(MWHS)以上午星和下午星交叉运行,共同组网形成全球对地观测,提供了大量的全球垂直大气温湿度分布、卷云、强降水及强对流等其他极端天气的气象观测资料。

2 MWHTS 仪器简介

FY-3C星轨道高度为836.4 km,卫星地速约为

7.5 km/s,该卫星上搭载了一种探测全球大气湿度、温度廓线垂直分布的重要载荷——微波湿温探测仪MWHTS^[5-9],该载荷是一种全功率型被动微波辐射计,在89、150、118和183 GHz四个频率处共设置了15个探测通道,表1给出了该载荷在轨运行的通道设置指标情况^[10]。微波湿温探测仪MWHTS经过FY-3A、B两颗试验卫星上微波湿度计MWS的继承和发展,在183 GHz频点原有三个探测通道的基础上又增加了两个通道,用于探测更加精细的全球大气垂直湿度信息;该载荷上最新加入了118 GHz频率用于探测大气的垂直温度信息,该频率是国际上首次应用于极轨气象卫星的探测频点,设置的8个大气温度探测通道与183 GHz频率处的5个大气湿度探测通道的结合使用实现了大气温度和湿度垂直分布的同时探测;此外,将原有的150 GHz窗区双极化通道改为单极化(垂直极化)通道,并加入新的窗区通道89 GHz,这两个窗区通道设置在大气吸收带之间,极少受到大气吸收的影响,可用于探测地表、海表、云中的含水量和降水等大气信息。

MWHTS极轨运行时采用卫星运动和天线窄波束的交轨方向扫描方式,如图1(a)中所示。其中,扫描角度范围为 $\pm 53.35^\circ$,89 GHz和118 GHz共用一副天线,天线3 dB波束宽度设置为 2° ,150 GHz和183 GHz共用一副天线,天线主波束宽度设置为 1.1° 。扫描刈幅宽度约为2 645 km,刈幅间隔为20 km,每条扫描线有98个像元Field of Views(FOVs),星下点第49和第50个像元为天底点像元,靠近第1和第98个的像元为最远端像元。天底点像元近似成圆形,尺寸为16 km x 16 km;随着扫描入射角度的增大,远端像元逐渐变大为椭圆形,像元尺寸也逐渐变大为41 km x 27 km。表2中在刈幅宽度、像元数及分辨率方面比较了MWHTS与国外同类型载荷ATMS和MHS的仪器设置参数情况。其中,MWHTS的10-15通道与ATMS(17-22通道)和MHS的水平分辨率相同,都为16 km。此外,对于窗区通道,MWHTS的89 GHz水平分辨率为29 km,略高于ATMS的等效通道16,MWHTS的窗区150 GHz与ATMS的等效探测通道17的水平分辨率相同,都为16 km。从表2中这三个载荷在刈幅宽度、像元数及分辨率方面的对比情况可以看出,MWHTS具有更宽的扫描刈幅,更多的观测像元数和更优的观测分辨率。对于这三方面的对比

表 1 FY-3C MWHTS 的通道设计指标

Table 1 Channels design indicators for the FY-3C MWHTS

序号	中心频率 /GHz	极化	带宽 /MHz	频率稳 定度/MHz	动态范围 /K	灵敏度 /K	在轨灵敏 度/K	定标精度 /K	3 dB 波束 宽度	权重函数 峰值/hPa
1	89.0	V	1 500	50	3~340	1.0	0.23	1.3	2.0°	窗区
2	118.75±0.08	H	20	30	3~340	3.6	1.62	2.0	2.0°	30
3	118.75±0.2	H	100	30	3~340	2.0	0.75	2.0	2.0°	50
4	118.75±0.3	H	165	30	3~340	1.6	0.59	2.0	2.0°	100
5	118.75±0.8	H	200	30	3~340	1.6	0.65	2.0	2.0°	250
6	118.75±1.1	H	200	30	3~340	1.6	0.52	2.0	2.0°	350
7	118.75±2.5	H	200	30	3~340	1.6	0.49	2.0	2.0°	地表
8	118.75±3.0	H	1 000	30	3~340	1.0	0.27	2.0	2.0°	地表
9	118.75±5.0	H	2 000	30	3~340	1.0	0.27	2.0	2.0°	地表
10	150.0	V	1 500	50	3~340	1.0	0.34	1.3	1.1°	窗区
11	183.31±1	H	500	30	3~340	1.0	0.47	1.3	1.1°	300
12	183.31±1.8	H	700	30	3~340	1.0	0.34	1.3	1.1°	400
13	183.31±3	H	1 000	30	3~340	1.0	0.3	1.3	1.1°	500
14	183.31±4.5	H	2 000	30	3~340	1.0	0.22	1.3	1.1°	700
15	183.31±7	H	2 000	30	3~340	1.0	0.27	1.3	1.1°	800

而言,MWHTS更具有优势,能够探测更多的垂直大气及地表场景信息。

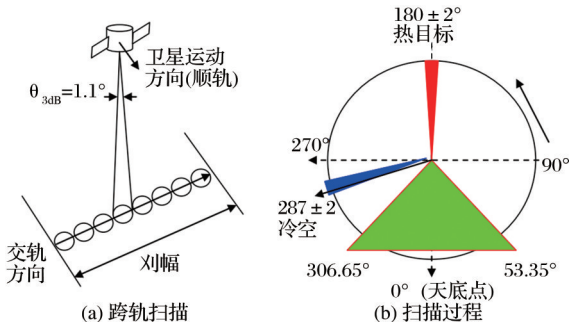


图 1 FY-3C MWHTS 在轨工作图

Fig.1 FY-3C MWHTS in-orbit work diagram

表 2 不同载荷的参数对比情况

Table 2 Parameters comparison for different sensors

载荷	通道	刈幅宽度 /km	像元数 FOVs	分辨率 /km
MWHTS	1~9	2 645	98	29
MWHTS	10~15	2 645	98	16
ATMS	3~16	2 580	96	32
ATMS	17~22	2 580	96	16
MHS	1~5	2 310	90	16

MWHTS接收机采用扫描旋转电机带动天线做连续变速圆周扫描,此种扫描方式可以增加载荷对地的观测时间,整个扫描过程如图 1(b)所示。扫描一周的时间为 8/3 s,对地观测扫描张角为 ±53.35°,观测时间为 1.71 s,所以,对 98 个对地观测

像元而言,载荷在每一个象元的驻留观测时间约为 17.4 ms。

3 数据及预处理

3.1 MWHTS 数据

FY-3C 携带 MWHTS 极轨运行,大约每 102 min 可以获得一轨对地观测数据。首先,星上原始观测数据需要经过质量检验、标识与控制处理,然后,在卫星发射前的地面热真空定标实验得到的热偏差非线性系数的基础上,对该数据依次进行两点定标、系统非线性修正和天线方向图修正等定标处理,,最后即可获得 L1 级亮温数据。图 2 所示为 FY-3C MWHTS 绕地球极轨运行一周两窗区通道 (89 GHz 和 150 GHz 通道)观测到的全球亮温数据,从中可以看出 MWHTS 观测到的陆地、海洋等全球亮温分布信息。

MWHTS 的 L1 级观测数据不仅可以用于观测全球的亮温分布情况,还可以用来监测强降雨、台风等极端天气。图 3(a)和 3(b)是 MWHTS 两个窗区通道监测到的 2016 年 10 月在西太平洋同时产生的“莎莉嘉”和“海马”双台风,从中可以看出这两个台风的位置、台风眼、云墙和螺旋雨带等台风的分布及结构信息。图 3(c)中 MWHTS 的这两窗区通道的亮温差展现了更多的台风细节信息。同时,MWHTS 设置在 183 GHz 探测频率处的 5 个水汽吸收通道和 118 GHz 频率处的部分氧气吸收通道也可

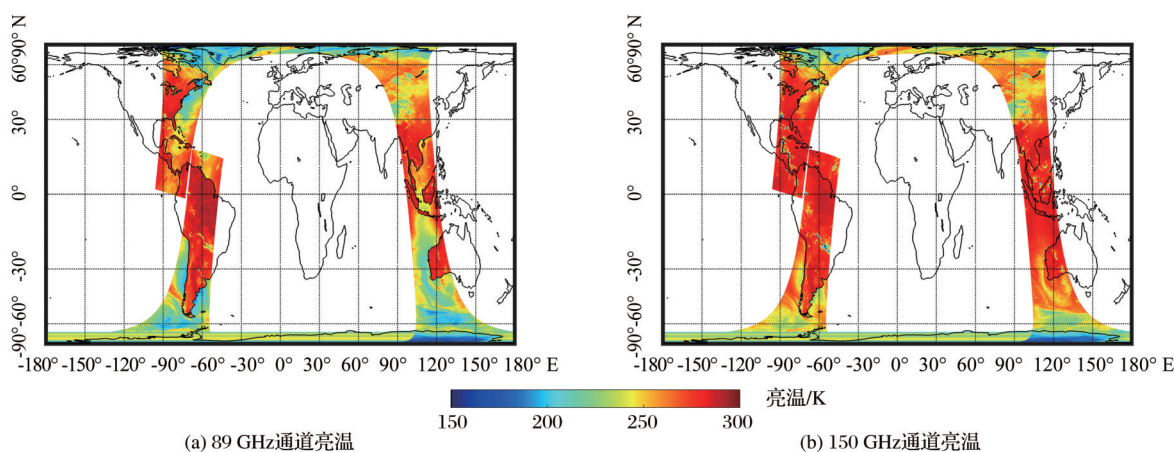


图2 2017年10月22日1355-1536UTC FY-3C MWHTS观测到的全球亮温分布情况

Fig.2 Global brightness temperature distribution observed by the FY-3C MWHTS on October 22, 2017 at 1355-1536UTC

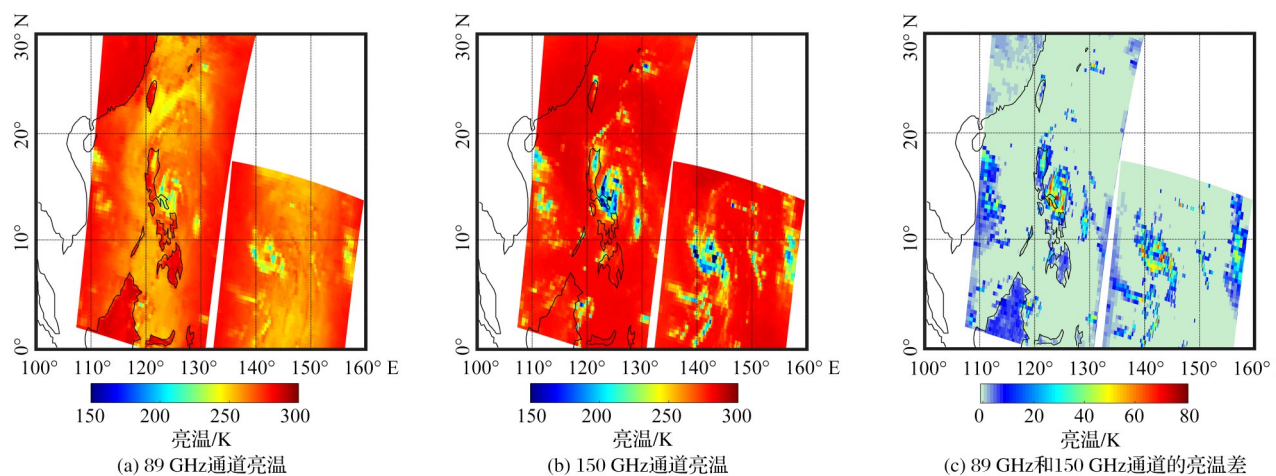


图3 2016年10月15日0033-0214UTC FY-3C MWHTS监测到的台风区的亮温分布情况

Fig.3 Brightness temperature distribution in typhoon area monitored by the FY-3C MWHTS on October 15, 2016 at 0033-0214UTC

以观测到台风在大气不同垂直高度处的分布信息。由此可见,MWHTS的通道在台风监测中可以发挥关键作用。

3.2 降水数据

本研究所使用的 TMPA 3B42(Tropical Rain-fall Measuring Mission(TRMM)Multi-Satellite Precipitation Analysis)3B42是一种提供了全球范围的遥感降水估测产品^[11-12],该数据为无实测降水资料区域的降水研究带来了可能,是一种重要的降水资料数据源。TMPA 3B42数据经过10多年的发展,在原数据的基础上融合了多种遥感数据,已从版本V5逐渐升级为V7版本。目前,该数据主要融合了两种降水估计产品,一种是以地面降水测量作为基准的微波和红外联合3小时的降水估测产品,另一种是月尺度的在全球网格上计算的微波和红外联合估计产品^[13]。最后得到的TMPA 3B42数据是一

种包含地表降雨率(mm/hr)和均方根误差的3小时尺度的全球(50°N~50°S)网格点(0.25° x 0.25°)降水估测计产品,所以,该数据能够提供较高的时间分辨率和空间分辨率。图4所示为5 mm/hr以下的TMPA 3B42全球降水产品分布图。

TMPA 3B42数据由于具有覆盖范围广、高时间分辨率、高空间分辨率、高精度等特点,不仅常用于研究水文径流、洪涝灾害等问题,也常常用于台风等极端天气引起的降水问题。图5所示为由该数据产品估测到的“莎莉嘉”和“海马”双台风的降水分布情况,从图中可以看出,TMPA 3B42台风区的降水数据与图3中FY-3C MWHTS星载观测到的台风位置、台风眼、台风云壁分布、螺旋雨带等台风的结构和其他细节信息相一致,所以,从定性的角度来看,由TMPA 3B42估测的台风区降水和FY-3C MWHTS星载观测的地表亮度温度这两种数据

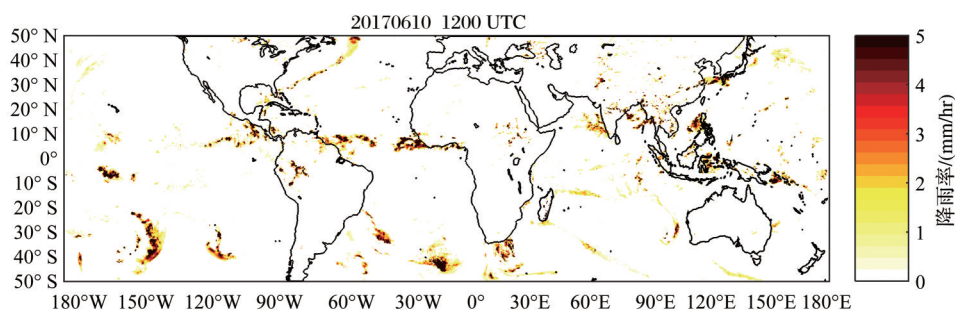


图4 由TMPA 3B42数据估测的全球降水分布图(2017年6月10日1200UTC)

Fig.4 Global precipitation distribution estimated by the TMPA 3B42 data on June 10, 2017 at 1200 UTC

用于反演台风区的降水具有一定的科学性和可行性。

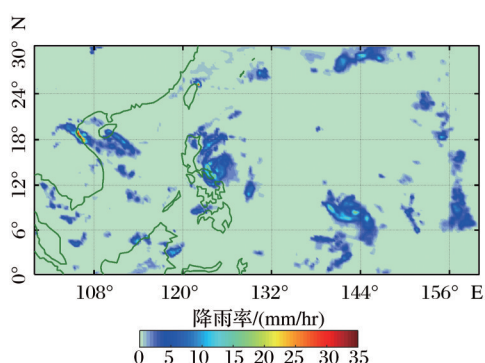


图5 由TMPA 3B42数据估测的台风区降水分布图
(2016年10月15日0000UTC)

Fig.5 Precipitation distribution in the typhoon area
estimated by the TMPA 3B42 data
on October 15, 2016 at 0000 UTC

3.3 数据预处理

反演数据中可能存在一些不合理的数据,如数据缺测,数据质量标识码不合格,降水产品中的小时降水量小于0 mm/hr或者过高,降水数据的均方根误差过大,观测亮温不在合理区间范围内等情况,所以在使用TMPA 3B42降水估测数据和FY-3C MWHTS星载观测数据反演台风区的降水前,对这两种数据进行质量控制并做剔除是十分必要的。满足以下条件之一的数据被标记为无效剔除数据:

- (1)数据缺测。
- (2)数据质量标识码不合格。
- (3)降水数据不在合理范围内。
- (4)FY-3C MWHTS的经纬度异常。
- (5)FY-3C MWHTS观测到的亮温不在合理范围内。
- (6)南北纬度50°范围之外的数据。

数据处理前,若不对其进行质量控制,会给反演结果带来较大的误差。所以,在降水反演前,对

所用数据进行合理的质量控制至关重要。同样地,反演前所用数据在时间和空间方面匹配的合理性也会直接影响到降水反演的精度。在对TMPA 3B42降水估测数据和FY-3C MWHTS星载观测数据匹配时,本研究根据这两种数据自身的特点,时间分辨率选择为前后30 min,空间分辨率设定为0.25°。

4 反演算法

4.1 多元线性回归

多元线性回归就是用线性拟合的方法把多个自变量 x_1, x_2, \dots, x_i 和因变量 y 之间存在的线性关系来表达出来的一种算法。

多元线性回归算法中的多个自变量和因变量直接的这种线性关系可表示为:

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_i x_i + \dots \quad (1)$$

其中: b_0 为截距, $b_1, b_2, \dots, b_i, \dots$ 为回归系数。

在此,假设真实值与拟合所计算得到的值之间存在的误差为残差 e_i 。

$$e_i = y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - b_2 x_{i2} - \dots - b_p x_{ip} \quad (2)$$

假设存在一个样本 $(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p}, y_1), \dots, (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np}, y_n)$ 。同时,取 $\hat{b}_0, \hat{b}_1, \dots, \hat{b}_p$,当 $b_0 = \hat{b}_0, b_1 = \hat{b}_1, \dots, b_p = \hat{b}_p$ 时,用最大似然估计法估计参数,使残差 e_i 的平方和 Q 达到最小。

$$Q = \sum e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - \dots - b_p x_{ip})^2 \quad (3)$$

若要使残差的平方和 Q 达到最小,则该残差平方和的偏导数为0,此时即有:

$$\begin{cases} \frac{\partial Q}{\partial b_0} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - \dots - b_p x_{ip}) = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial Q}{\partial b_j} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - \dots - b_p x_{ip}) x_{ij} = 0 \end{cases} \quad j=1, 2, \dots, p \quad (4)$$

方程组(4)可化简为:

$$\begin{cases} b_0 n + b_1 \sum_{i=1}^n x_{i1} + b_2 \sum_{i=1}^n x_{i2} + \dots + b_p \sum_{i=1}^n x_{ip} = \sum_{i=1}^n y_i \\ b_0 \sum_{i=1}^n x_{i1} + b_1 \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 + b_2 \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} + \dots + b_p \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ip} = \sum_{i=1}^n x_{i1} y_i \\ \vdots \\ b_0 \sum_{i=1}^n x_{ip} + b_1 \sum_{i=1}^n x_{ip} x_{i1} + b_2 \sum_{i=1}^n x_{ip} x_{i2} + \dots + b_p \sum_{i=1}^n x_{ip}^2 = \sum_{i=1}^n x_{ip} y_i \end{cases} \quad (5)$$

在此,引入矩阵 X 、 Y 和 B :

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

这样,方程组(5)可化简为:

$$X'XB = X'Y \quad (6)$$

最后,可以得到所需的最大似然估计值:

$$B = \begin{pmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \vdots \\ \hat{b}_p \end{pmatrix} = (X'X)^{-1} (X'Y) \quad (7)$$

则 $u(x_1, x_2, \dots, x_p) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_p x_p$ 的估计如下所示:

$$\hat{y} = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_1 + \hat{b}_2 x_2 + \dots + \hat{b}_p x_p \quad (8)$$

公式(8)为 P 元经验线性回归方程。

本研究中使用多元线性回归算法反演台风区的降水时,多元线性回归的自变量设定为15个 x_1, x_2, \dots, x_{15} ,分别是FY-3C MWHTS的15个通道的在轨亮度温度数据,同时将TMPA 3B42地表小时降水量(mm/hr)作为多元线性回归的因变量 y ,最后由公式(8)拟合MWHTS的亮度温度与TMPA 3B42降水数据之间线性关系,从中可以确定公式(1)中的回归系数 $b_0, b_1, b_2, \dots, b_{15}$,这些回归系数可用于反演台风区的降水。

4.2 BP神经网络

神经网络模型表达了从输入端到输出端之间复杂的非线性关系,不同于多元线性回归模型中描述的线性关系,但都属于统计方法中的一种。神经网络算法由于自身具有的这种优势,在大气遥感发展的领域解决了很多复杂的问题,目前,这种算法在该领域也已经得到了广泛的关注和应用^[14]。本研究通过建立海洋卫星遥感观测数据与降水强度之间的关系,以此来进一步反演台风区的降水强度(mm/hr),但是,由于降水情况往往受地域、气候等不确定性因素影响较大,导致两者间存在高度的非线性和非高斯性,而这种复杂的关系非常适合通过

建立神经网络模型的方法来得到求解。

误差反向传播(Error Back Propagation, BP)学习算法于1988年被Rumelhart等^[15]提出。该算法表达了自变量与因变量之间的非线性统计回归关系,是一种应用最广泛的人工神经网络模型。BP神经网络模型分为输入层、隐藏层和输出层,其中隐藏层可以由一层或者多层组成,图6中所示为一种3层的BP神经网络模型结构。

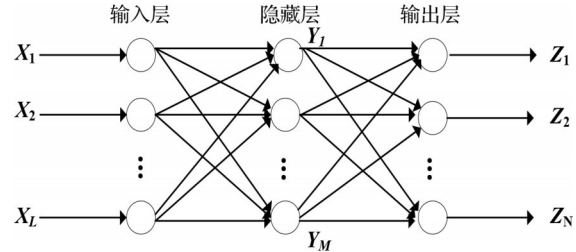


图6 3层BP神经网络模型示意图

Fig.6 The model of the 3-layer BP neural network

其中, L 表示该3层神经网络模型输入层输入向量 X 的长度; M 表示该模型隐藏层向量 Y 的长度; N 表示该模型输出层输出向量 Z 的长度。而 L 、 M 和 N 又分别叫做输入层输入向量、隐藏层向量和输出层输出向量的节点数。

从图6中可以看出,神经网络模型中隐藏层的 M 个节点与输入层的 L 个节点都有关系,输入层的 L 个节点经非线性加权可以得到隐藏层中的第 j 个节点 Y_j ,可表示为:

$$Y_j = S \left(\sum_{i=1}^L w_{ij} X_i + b_j \right) \quad (9)$$

其中:输入层第 i 个向量与隐藏层第 j 个向量之间存在的偏差用 b_j 表示,而这两个向量之间正向的权重值用 w_{ij} 表示。公式(9)中的 $S(\cdot)$ 是sigmoid函数,其表达式为:

$$S(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad (10)$$

类似地,神经网络模型中隐藏层的 M 个节点与输出层的 N 个节点也都有密切关系,隐藏层的 M 个节点经线性加权可以求得输出层中的第 k 个节点

Z_k, Z_k 可以由purelin函数得到,数学表达式为:

$$Z_k = \sum_{j=1}^M w_{jk} Y_j + b_k \quad (11)$$

在此,隐藏层第 j 个向量与输出层第 k 个向量之间存在的偏差用 b_k 表示,而这两个向量之间正向的权重值用 w_{jk} 表示。

本研究中在使用BP神经网络算法反演台风区的降水时,神经网络输入层的输入向量设定为15个 X_1, X_2, \dots, X_{15} ,它们分别是FY-3C MWHTS的15个通道的在轨亮度温度数据,同时将TMPA 3B42数据估测的降水量(mm/hr)作为神经网络模型输出层的输出向量 Z 。最后,由网络训练拟合输入向量 X_1, X_2, \dots, X_{15} 与输出向量 Z 之间复杂的非线性关系,使误差达到设定要求,结果达到最优。从网络训练过程中得到的网络各层间的权重,即可直接用于反演台风区的降水。

5 结果与分析

由于台风具有危害大、破坏性极强、路径不明确等特点,所以伴随台风而来的降水真实值因无法直接测量而得不到准确的值,考虑到TMPA 3B42融合降水估测产品的可行性和有效性,本文选取该数据在台风期间相应区域的降水值作为建立和验证本研究所用降水反演算法的“真实”数据。

真实的降水值与反演值之间存在一定的误差。本研究中,这个误差选用相关系数Corr,偏差Bias和均方根误差RMSE这三个估测量来衡量和评估台风区降水反演的精确度,表达式如下所示。

$$\text{Corr} = \frac{\text{Cov}(F, O)}{\sqrt{D(F)} \sqrt{D(O)}} \quad (12)$$

$$\text{Bias} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (F_j - O_j) \quad (13)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (F_j - O_j)^2} \quad (14)$$

2016年1月到8月的FY-3C MWHTS和TMPA 3B42全球海洋($50^\circ \text{S} \sim 50^\circ \text{N}$)数据分别建立多元线性回归算法和BP神经网络算法。使用多元线性回归算法拟合的回归方程如公式(15)所示。

$$\begin{aligned} \text{RR} = & 25.98 + 0.11 \cdot TB_1 - 0.01 \cdot TB_2 - 0.03 \cdot TB_3 - \\ & 0.03 \cdot TB_4 + 0.02 \cdot TB_5 + 0.07 \cdot TB_6 + 0.05 \cdot TB_7 - \\ & 0.02 \cdot TB_8 - 0.31 \cdot TB_9 + 0.09 \cdot TB_{10} - 0.03 \cdot TB_{11} + \\ & 0.04 \cdot TB_{12} + 0.04 \cdot TB_{13} - 0.04 \cdot TB_{14} - 0.04 \cdot TB_{15} \end{aligned} \quad (15)$$

其中:RR是地表瞬时降雨率(mm/hr), $TB_1, TB_2, TB_3, \dots, TB_{15}$ 是FY-3C MWHTS 15个通道

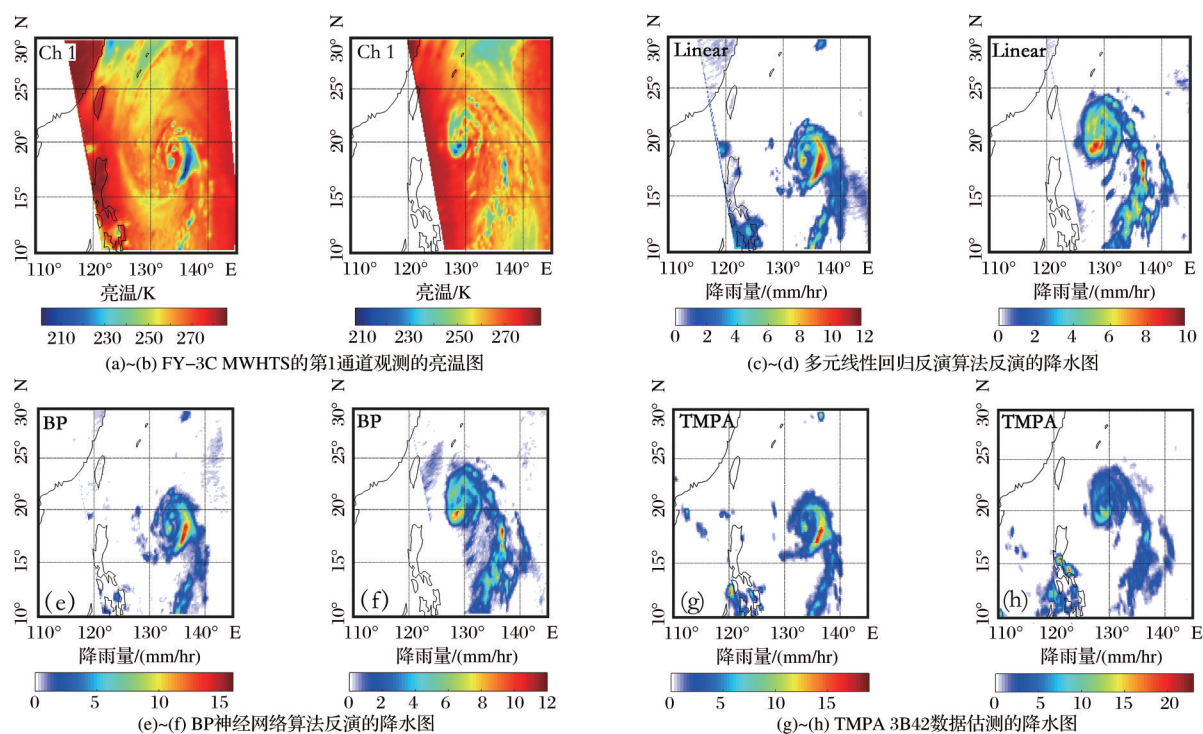
的亮温。

2016年9月,形成于西太平洋海域的超强台风“鲇鱼”向西北方向的中国快速地移动,随后袭击了我国台湾花莲,尔后跨过台湾海峡,并再次在我国大陆登陆。本次台风带来了大雨或暴雨,部分地区有大暴雨,局地特大暴雨(250~400 mm),局地伴有的短时强降水可达80~120 mm/hr。这次台风由于与西南季风结合,具有云溪庞大、个头巨型、雨量大、影响范围广等特点,对台湾地区和我国福建、江西造成了严重的灾害。所以,本研究选取该次台风来验证台风区域的降水反演算法。

多元线性回归和BP神经网络两种算法被用于反演在2016年9月24日12:18~14:00 UTC及2016年9月25日11:59~13:41 UTC这两个时间FY-3C MWHTS星载观测到的台风“鲇鱼”带来的降雨情况。从图7(a)和7(b)中可以看到FY-3C MWHTS的窗区通道(89 GHz)观测到的台风区域的亮温分布情况,从图7(g)和7(h)中可以看到TMPA 3B42数据估测到的台风区域的降水分布情况。将这两种分布与图7(c)~7(f)中反演得到的台风降雨分布相比较可以看出,两种反演算法反演的台风中心、云墙以及螺旋雨带等台风的位置、分布及结构信息可以清晰地显示,进一步来看,这两种反演算法反演的台风降水分布状况不仅与FY-3C MWHTS观测到的台风的亮温分布情况相一致,还与TMPA 3B42降水产品估测到的台风降水分布情况也有很好的一致性。因此,从定性的角度来看,这两种算法具有一定的可行性和科学性。

本研究不仅定性的给出了两种反演算法反演的台风区的降水情况,还从定量的角度通过公式(12)~(14)进一步地计算了反演的精度。如表3和表4分别是两种反演算法反演台风区域降水的误差统计结果。反演结果与TMPA 3B42降水产品的对比散点图如图8所示。

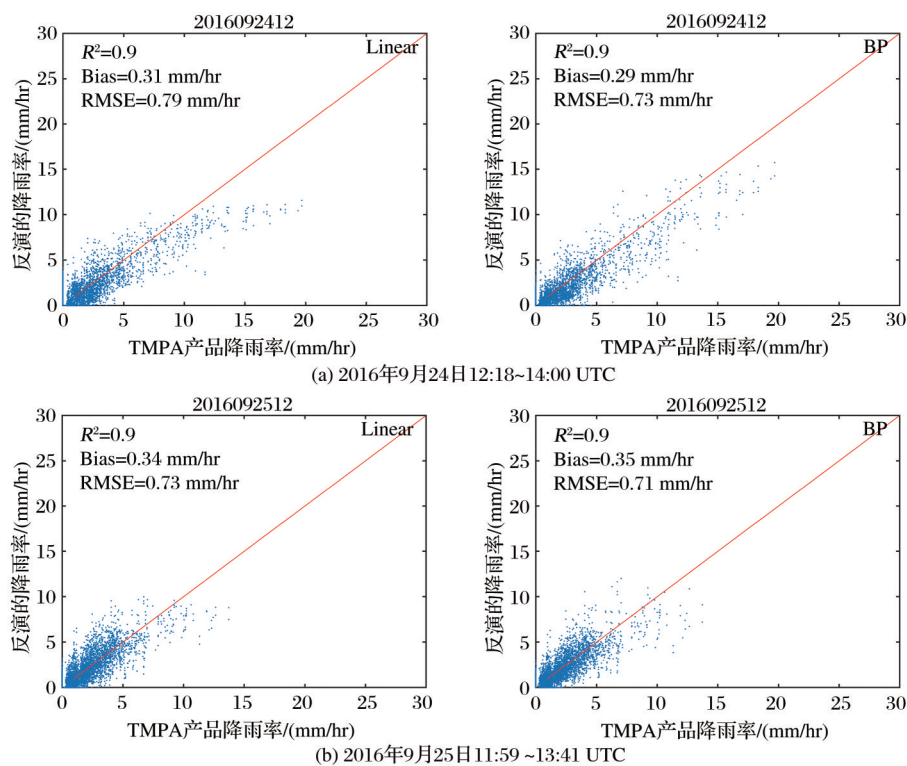
可见,这两种反演算法反演的最好的时间都是2016年9月24日12:18~14:00 UTC,这与此时观测到的台风螺旋雨带较少有关。多元线性回归算法反演的最好相关系数、偏差和均方根误差分别为0.90、0.31 mm/hr和0.79 mm/hr,BP神经网络算法反演的这3个指标分别为0.92、0.28 mm/hr和0.71 mm/hr。因此,从定量的角度来看,这两种反演算法都具有较高的精度,反演的降水结果与TMPA 3B42降水数据都具有较高的相关性,较小的偏差和



(第一、二列分别是2016年9月24日12:18~14:00 UTC和9月25日11:59~13:41 UTC两个时段的亮温及降水图)

图7 亮温及降水图

Fig.7 Brightness temperatures and precipitation rates maps



(第一列为多元线性回归反演算法,第二列为BP神经网络反演算法)

图8 相关系数图

Fig.8 Correlation coefficients

均方根误差。

但是,通过进一步地对结果进行对比分析可以看出,在反演台风区域的降水研究中,BP神经网络反演算法略优于多元线性回归算法,这是因为卫星遥感观测数据与降水直接存在高度的非线性和非高斯性,很难用简单的线性关系表示,而BP神经网络算法可以表示变量间这种复杂的非线性关系。

表 3 多元线性回归反演的降水相关系数与误差分析

Table 3 Correlation coefficients and error analysis using the multiple linear regression algorithm

时间(UTC)	Corr	Bias(mm/hr)	RMSE(mm/hr)
20160924 12:18~14:00	0.90	0.31	0.79
20160925 11:59~13:41	0.89	0.30	0.69

表 4 BP神经网络反演的降水相关系数与误差分析

Table 4 Correlation coefficients and error analysis using the BP neural network algorithm

时间(UTC)	Corr	Bias(mm/hr)	Bias(mm/hr)
20160924 12:18~14:00	0.92	0.28	0.71
20160925 11:59~13:41	0.89	0.32	0.67

综上,无论从定性的角度还是从定量的角度来看,这两种算法都可以用于反演台风区域的降水情况,这为卫星遥感降水及后续相关领域的研究和应用奠定了一定的理论基础。

6 结 语

台风降水可引发渍涝和山洪暴发从而形成洪涝等巨大灾害,是造成台风灾害的重要成因之一。对其进行估测是一个亟待解决的问题。本文基于FY-3C MWHTS的星载在轨数据以及TMPA 3B42数据得到匹配数据集,建立多元线性回归和BP神经网络两种反演算法,实现了对台风降水的反演。反演的台风降水的最优相关系数为0.92,偏差0.28,均方根误差0.71,反演精度较高。这两种方法为估测台风降水带来了广阔的应用前景。

参考文献(References):

- [1] Rappaport E N. Fatalities in the United States from Atlantic Tropical Cyclones: New Data and Interpretation[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2014, 95 (3): 341-346.
- [2] Weng F, Zhao L, Ferraro R R, *et al.* Advanced Microwave Sounding Unit Cloud and Precipitation Algorithms[J]. Radio Science, 2016, 38(4):1-13.
- [3] Boukabara S A, Garrett K, Grassotti C, *et al.* A Physical Approach for a Simultaneous Retrieval of Sounding, Surface, Hydrometeor, and Cryospheric Parameters from SNPP/ATMS [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 2013, 118(22):12 600 - 12 619.
- [4] Liu S, Grassotti C, Chen J, *et al.* GPM Products from the Microwave-Integrated Retrieval System[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 99:1-9.
- [5] Zhang S, Li J, Wang Z, *et al.* Design of the Second Generation Microwave Humidity Sounder (MWHS-II) for Chinese Meteorological Satellite FY-3[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2012:4672-4675.
- [6] Li N, He J, Zhang S, *et al.* Precipitation Retrieval Using 118.75 GHz and 183.31 GHz Channels from MWHTS on FY-3C Satellite[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(11): 1-17.
- [7] Li N, Zhang S, He J. Simulation and Precipitation Detection in the Tropical Cyclones based on the Microwave Humidity and Temperature Sounder Onboard the Fengyun-3C Satellite [J]. Progress in Electromagnetics Research C, 2018, 88: 269-283.
- [8] Li N, He J, Zhang S, *et al.* Rainfall Retrievals Using 118 GHz and 183GHz Channels of MWHS-II on FY-3C Meteorological Satellite[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2017:4505-4508.
- [9] Li N, He J, Zhang S, *et al.* Global Precipitation Detection based on MWHS-II from China FY-3C Meteorological Satellite[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018:923-926.
- [10] He J, Zhang S, Wang Z. Advanced Microwave Atmospheric Sounder (AMAS) Channel Specifications and T/V Calibration Results on FY-3C Satellite [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 53(1):481-493.
- [11] Ochoa A, Pineda L, Willems P, *et al.* Evaluation of TRMM 3B42 (TMPA) Precipitation Estimates and WRF Retrospective Precipitation Simulation over the Pacific-Andean basin into Ecuador and Peru[J]. Hydrology & Earth System Sciences Discussions, 2014, 11(1):411-449.
- [12] Scheel M L M, Rohrer M, Huggel C, *et al.* Evaluation of TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) Performance in the Central Andes Region and Its Dependency on Spatial and Temporal Resolution[J]. Hydrology & Earth System Sciences, 2011, 15(8):1-12.
- [13] Li Na. Study on Global Precipitation Retrieval and Typhoon Simulation based on the Microwave Humidity and Temperature Sounder (MWHTS) Onboard FY-3C Satellite[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences(National

- Space Science Center, Chinese Academy of Sciences), 2019.
- [李娜. 基于FY-3C卫星微波湿温探测仪(MWHTS)的全球降水反演及台风模拟仿真研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心), 2019年.]
- [14] Blackwell W J, Chen F W, Staelin D H. Neural Networks in Atmospheric Remote Sensing[M]. 1sted. Lexington: Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- [15] Rummelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning Internal Representations by Error Propagation[J]. Readings in Cognitive Science, 1988, 323(6088):399-421.

Research on Typhoon Precipitation Retrieval Algorithm based on FY-3C MWHTS

Li Na^{1,2,3}, Zhang Shengwei^{1,2}, He Jieying^{1,2}

(1.Key Laboratory of Microwave Remote Sensing, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2.National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

3.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to estimate the instantaneous precipitation rates brought by the typhoon, the Level 1 brightness temperatures from the Microwave Humidity and Temperature Sounder (MWHTS) onboard the FY-3C satellite and the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) Multi-Satellite Precipitation Analysis (TMPA) 3B42 precipitation product data are used to retrieve the precipitation rates in the typhoon area using the multiple linear regression and BP neural network retrieval algorithms. The results show that the precipitation distribution maps retrieved by these two algorithms can be clearly observed the location, distribution and structural information of the typhoons such as typhoon center, cloud wall and spiral rain belt, which are consistent with the TMPA 3B42 precipitation product data. In addition, from a quantitative point of view, the TMPA 3B42 precipitation data and surface precipitation rate (mm/hr) retrieved by these two precipitation retrieval algorithms reach higher correlation and smaller deviations and root mean square errors, and the retrieval accuracy is higher. Therefore, these two retrieval algorithms can be used to retrieve the precipitation in the typhoon area. It also shows that microwave on-orbit observation data from the FY-3C MWHTS can play a high application value in typhoon monitoring and precipitation research.

Key words: FY-3C MWHTS; Typhoon precipitation retrieval; BP neural network; Multiple linear regression