

文章编号 1001-8166(2004)02-0204-07

被动微波遥感估算雪水当量研究进展与展望

车涛,李新

(中国科学院寒区旱区环境与工程研究所,甘肃 兰州 730000)

摘要 被动微波遥感可以透过云层,全天候地提供地表一定深度的信息。星载被动微波遥感传感器的时间分辨率很高,在冰冻圈动态研究中有着重要的地位。在最近的二三十年中,大量被动微波遥感的应用都是在美国、加拿大、欧洲等地,而我国在这方面的研究相对较少。首先介绍了被动微波遥感数据在监测积雪方面的国内外研究进展,对现存的雪水当量(SWE)估算算法(和模型)的适用性进行讨论。然后,详细讨论了我国西部的青藏高原地区雪水当量的估算,阐明了利用 SSM/I 数据估算青藏高原地区雪水当量的复杂性,并指出了其复杂性产生的原因,提出了解决问题的方法,为该地区积雪动态的进一步研究提供了理论依据。

关键词 被动微波遥感,雪水当量,SSM/I,青藏高原
中图分类号 TP721.1 文献标识码 A

0 引言

微波辐射理论的研究从 1901 年 Max Planck 提出普朗克辐射定律到现在已有 100 多年历史了,其应用领域也日益广泛。England^[1], Chang 等^[2]提出了雪粒的微波辐射散射受到雪的厚度和雪粒大小的影响,其散射重新分配了向上辐射部分的能量,提供了微波监测积雪的物理基础。早期的研究(1978—1987 年)主要使用 Nimbus-7 卫星携带的扫描式多通道微波辐射计(SMIR)提供的微波亮度温度(TB)数据^[3]。1987 年以后开始使用美国国防气象卫星计划(DMSP)发射的卫星所携带的 SSM/I 传感器的微波亮度温度进行这方面的研究^[4]。尽管被动微波数据的空间分辨率为 25 km × 25 km 或者更大,但是,它可以全天候地提供信息,而且有能力穿透云层,所以在大尺度、全球性积雪研究中具有很大的前景。其优势有以下 3 个方面:

(1) 微波可以穿透积雪层,同时获取雪层和地表信息。

(2) 被动微波可以全天候的不受云层影响地接收积雪信息,这恰恰是可见光、近红外遥感所不能做到的。

(3) 被动微波遥感数据的时间分辨率高,周期一般在 3~5 天,具体周期根据研究区的纬度而定。目前的研究表明被动微波遥感数据在积雪遥感中有着其它遥感数据所不能替代的作用,这些也是积雪的被动微波遥感不断向前发展的基础。

在最近的二三十年中,被动微波遥感积雪的研究最为活跃,国内外学者做出了很多重要的贡献,尤其是在利用被动微波遥感数据制作积雪分布图、进行雪深反演以及研究雪水当量的分布等方面,有许多成功的例子。这些积雪参数不管是在气候变化研究,还是水文现象监测,都具有非常重要的意义。本文着重讨论被动微波遥感反演积雪的最有代表性的参数——雪水当量的国内外研究进展,以及目前所使用的算法、模型的优点和存在的问题。最后,针对我国青藏高原的积雪被动微波遥感的特殊性和复杂性进行讨论,为该地区进一步的积雪遥感研究提供

收稿日期:2003-02-09;修回日期:2003-08-04。

* 基金项目:国家自然科学基金项目“中国西部地区陆面数据同化系统研究”(编号 90202014)和“青藏高原积雪和冻土的被动微波遥感监测研究”(编号:49971060)资助。

作者简介:车涛(1976-),男,陕西周至县人,博士研究生,主要从事冰冻圈的被动微波遥感研究。E-mail: chetao@ns.lzb.ac.cn

依据。

1 被动微波遥感数据介绍

最先被大量使用的被动微波遥感数据是 1978 年发射的 Nimbus-7 卫星携带的扫描式多通道微波辐射计 (SM MR) 提供的微波亮度温度数据。现在, 大都使用美国科罗拉多大学冰雪数据中心提供的被动微波遥感数据 (SSM /I), 它有 7 个通道, 4 个频率, 以及两种极化方式, 表 1 列出了该传感器的参数信息。

表 1 DM SP SSM /I 参数一览表^[4]

Table 1 Summary special sensor microwave/im ager characteristics^[4]

通道	频率 (GHz)	极化方式	空间分辨率 (km × km)	足迹大小 (km)
19V	19.35	垂直极化	25 × 25	56
19H	19.35	水平极化	25 × 25	56
22V	22.235	垂直极化	25 × 25	45
37V	37.0	垂直极化	25 × 25	33
37H	37.0	水平极化	25 × 25	33
85V	85.5	垂直极化	12.5 × 12.5	14
85H	85.5	水平极化	12.5 × 12.5	14

2 雪水当量的研究进展

各种水文、气候、气象, 以及水文动力和洪水预报都需要区域内雪水当量信息。遥感数据从 20 世纪 70 年代已经用于雪水当量的估算。如美国国家气象局水文室利用 射线测量了美国和加拿大南部 32 个州和省的雪水当量。但是其费用太高, 不适用于全球范围的应用。而被动微波遥感数据所包含的被动微波辐射信息是提供全球尺度雪水当量研究的唯一有效途径。计算雪水当量的方法基本上可以分为 2 种: 一种是从像元的亮度温度直接利用统计模式来求解^[5-10]; 另一种是根据亮度温度和雪的物理参数(包括雪的物理温度、粒径、密度、介电常数等), 利用微波在雪盖中的辐射传输模型, 计算出雪水当量^[11, 12]。

2.1 基于统计模式的雪水当量估计

这种方法主要针对由于缺乏积雪物理特征的详细野外数据而发展的, 这些雪水当量提取算法大都是基于统计而不是物理的方法。就干雪而言, 15 GHz 频率以上的微波辐射的体散射是主要的衰减过程。因此, 几乎所有的雪水当量提取算法中都使用了高散射通道 (37 GHz 或 85 GHz) 和低散射通道 (18 GHz 或 19 GHz) 的垂直极化和水平极化数据。Goodison^[13] 和 Hallikainen^[7] 用垂直极化通道数据,

而别的算法中大都使用水平极化通道。Foster 等^[9] 发现在一些植被覆盖区水平极化比垂直极化更敏感。下面几个方程表达了当前使用被动微波数据提取雪水当量 (SWE) 算法的基本形式:

$$SWE = K_1 + K_2(V19 - V37) \quad (1)$$

(1) 式由 Goodison 和 Walker 在 1994 年提出^[5], 其中 v 代表垂直极化方式, 19 和 37 分别表示频率为 19 GHz 和 37 GHz, $K_1 = -2.07$ cm (截距), $K_2 = 0.259$ cm / K (斜率), 其中 K 表示绝对温度。

$$SWE = K_3 + K_4(H19 - H37)(1 - A_F) \quad (2)$$

公式(2)是 Chang^[6] 在 1996 年给出的, 其中 H 表示水平极化方式, A_F 是森林覆盖度, 当 $A_F = 0$ 时, $K_3 = -2.5$ cm, $K_4 = 0.48$ cm / K; 当 A_F 增大时, K_4 也增大, 一般情况下 A_F 增加 10%, K_4 增大 7%, 当 A_F 为 50% 时 $K_4 = 0.96$ cm / K。Chang 对 A_F 和 K_4 的关系进行了详尽的研究, 发现 K_4 与 A_F 呈指数关系 ($K_4 = \exp(A_F) + 1$), $\ln K_4 = 1.434 A_F - 0.522$ 。1998 年, Tait^[14] 根据流域内是否有森林、复杂地形、融雪和深霜层 4 种影响把流域分为 16 类, 认为对于只有森林影响的流域, 雪水当量是 (V19 - H37) 的函数, 他发现 $K_3 = 2.64$ cm, $K_4 = -0.13$ cm / K, ($R = 0.407$)。

$$SWE = K_5 + K_6[(V18_{SWE} - V37_{SWE}) - (V18_{SWE=0} - V37_{SWE=0})] \quad (3)$$

1989 年, Hallikainen^[7] 得出了方程(3), $V18_{SWE}$ 和 $V18_{SWE=0}$ 分别是在雪盖区和无雪区 SM MR 提供的 18 GHz 垂直极化亮度温度。在芬兰北部: $K_5 = -10.87$ cm, $K_6 = 0.87$ cm / K; 在芬兰南部: $K_5 = -9.8$ cm, $K_6 = 1.01$ cm / K。其中 K_6 随着森林覆盖度的增加而增大。

$$SWE = K_7[(A_{TUNDRA})(H19 - H37)] + K_8(A_W)(T_A) + K_9 \quad (4)$$

公式(4)是 Gan^[8] 在 1996 年基于对冻结水体的微波发射与气温相关的假设得到的, T_A 是气温, A_{TUNDRA} 和 A_W 是冻原和水体在 SSM /I 像元内的比例。

$$SWE = K_{10}(H18 - H37) / (1 - A_F) \quad (5)$$

Foster^[9] 提出了几个类似于方程(2)的算法, 对于无森林覆盖无深霜层的非山区, 无融雪时, $K_3 = 1.29$ cm, $K_4 = -0.13$ cm / K ($R = 0.754$)。同时, 提出了方程(5), 他认为在北美 $K_{10} = 0.477$ cm / K; 在欧亚大陆 $K_{10} = 0.234$ cm / K。

$$SWE = K_{11}(V19 - H37) + K_{12}AMS L + K_{13}(1 - A_F) + K_{14}(1 - A_W)T_A + K_{15}TPW \quad (6)$$

$$SWE = K_{16}(V19 - V37) + K_{17}(H19) + K_{18}AMS_L + K_{19}A_F \quad (7)$$

Singh 等^[10]通过剔除湿雪和冻结后的像元,及受到大的水体和深霜层影响的像元后,提出了方程(6)和(7),其中 AMSL 是研究区平均海拔高度,TPW 是总降水量, $K_{11} = 0.2357$, $K_{12} = 0.0064$, $K_{13} = 4.0399$, $K_{14} = -0.0287$, $K_{15} = 1.0825$, $K_{16} = 0.1680$, $K_{17} = 0.0052$, $K_{18} = -0.0028$, $K_{19} = 11.9938$ 。

2.2 HUT 算法估计雪水当量

另一类算法就是以 HUT (Helsinki University of Technology) 积雪发射模型为主要理论依据的半物理半经验模型。该模型假设雪盖是均匀的,其辐射传输方程是关于雪深 d 和角度 θ 的函数,同时辐射传输的散射能量集中在前向部分。但是,由于雪粒大小随着雪深的不同而变化,表层的雪粒和雪层内部的雪粒大小也不相同,这就给方程的求解带来很大的不便,而且 HUT 模型直接使用 SSM/I 的 7 个通道数据时,使用的不同的参数会使估计的 SWE 精度降低。Pulliainen 等也使用了光谱极化差 SPD (Spectral and Polarization Difference) 算法进行模型的修正,使用 SSM/I 的 V37、V19 和 H19 三个通道数据,用下面表达式的最小值^[12]

$$(2^{-2})^{-1} [(T_{B,HUT-MODEL} V19 - T_{B,HUT-MODEL} V37) - (T_{B,SSM/I} V19 - T_{B,SSM/I} V37)] + [(T_{B,HUT-MODEL} V19 - T_{B,HUT-MODEL} H19) - (T_{B,SSM/I} V19 - T_{B,SSM/I} H19)]^2 + (2^{-2})^{-1} (d_0 - \hat{d}_0)^2 \quad (8)$$

来表示 SWE。其中 $T_{B,HUT-MODEL}$ 代表了利用 HUT 模型计算的亮度温度, $T_{B,SSM/I}$ 代表了直接利用 SSM/I 的亮度温度, d_0 雪粒大小, \hat{d}_0 雪粒大小的最优值,为标准差, $\sigma_{SSM/I}$ 为 SSM/I 数据的标准差。

2.3 MSC 算法

MSC (Meteorological Service of Canada) 算法是加拿大气象服务组织的一系列算法的总称,这些算法基于 SSM/I 数据的 19 和 37 GHz 的垂直极化差指数发展的,主要用来计算加拿大的中部地区的雪水当量^[15,16]。根据地表覆盖的不同,把整个地区划分为无林地、落叶林、针叶林和稀疏林地,每个算法独立地计算某一种地表类型下的雪水当量。最后根据不同地表类型的面积比例通过加权计算出每一个像元内的雪水当量。早在 1988 年 Goodison 等^[17]就用这种方法进行实时地、业务化地对加拿大牧场进行雪水当量的计算和制图,并进行水资源管理。

2.4 TGI 算法

TGI (Temperature Gradient Index) 算法简单来说

是一种用温度梯度指数来反映积雪量的方法。这里的温度梯度是雪盖顶部和底部的温度梯度,表示为:

$$TGI = \frac{T_{ground} - T_{air}}{D(t)} dt \quad (9)$$

其中 $D(t)$ 表示积雪的厚度, TGI 与光谱梯度 SG 是线性关系 $SG = TGI + \text{系数}$, 系数和由 SG 和 TGI 的散点图回归得到。由于雪盖以下地表温度可能小于零度, Mognard 等^[18]假设地表温度等于零度,而得

到了雪深的算法 $D(t) = \frac{-T_{air}}{d_{SG}}$, 由 SG 和 TGI 的

关系回归得到。这个算法要想很好得使用需要积分运算,所以必须有连续的温度数据和连续的光谱梯度 SG。

2.5 小结

总结这几种算法,其实均可归结为光谱极化差 (SPD) 算法,基于统计方法的算法一般可表示为 $SWE = a + b[(V_H)_{19} + (V_H)_{37}]$, 式中 (V_H) 表示取 V 或 H, 适用于不了解研究区的积雪密度和雪粒大小,利用各种统计方法回归出系数。如果考虑到森林、海拔、水体、湿雪等影响,可将这些影响因子参数化以提高估计精度。可以肯定的是这类算法简单易行,又能达到一定的精度,而且很成熟,对全球性雪水当量的估计很有效。但是,也存在着一些问题。首先,在不同地区获取的系数不相同,所得出的结果不能给其他地区的雪水当量的估计提供可靠的依据。其次,因为没有考虑到积雪的物理特征,所以其算法精度的提高受到很大的限制。而后面的几种方法目前表现出对 SWE 的估算同样没有一个适用性很强的模型,在不同研究区内可能提取出精度很高的 SWE,但是不同的地区得到的参数都会不同。这主要是因为它在考虑植被冠层、地表土壤粗糙度和大气等的影响时也使用了经验和半经验的公式,而不同研究区的雪盖的亮度温度和空间性质是土地覆盖类型和植物生物量的函数^[12],不同地区有不同的土地覆盖类型和植物生物量,所以对其参数化必然带来具有地域差异的模型算法。

3 青藏高原积雪雪水当量研究的复杂性和解决方案

在过去的 20 多年里,原中国科学院兰州冰川冻土研究所在冰雪遥感领域做了大量工作,尤其是在冰雪遥感监测与融雪径流模拟,以及雪灾遥感、灾情损失评估等研究领域取得了大量成果。近几年

来,被动微波遥感数据逐渐应用到积雪参数反演中。主要是根据辐射传输理论和米氏散射理论,假设雪密度为 0.3 g/cm^3 且雪粒径为 0.35 mm 的前提下,获得的半经验半物理模型的雪深反演公式^[19]:

$$SD = 1.59 \times (H18 - H37) \quad (10)$$

曹梅盛等^[20, 21]利用数字地形模型的海拔数据,在地理信息系统支持下,将中国西部分成5个地貌单元(盆地、高原、丘陵、低山和高山),对 Chang 的公式进行修正,得出利用 SM MR 被动微波亮温数据反演雪深的修正算法:

$$SD = 1.59 \times (H18 - H37 - 8) \quad (11)$$

2001年,柏延臣等^[22]使用公式(10)对青藏高原雪深进行反演,并结合地面观测雪深资料对其结果进行了评价。这些成为目前利用 SM MR 或者 SSM /I 数据反演雪深的基本算法。

但是其中有很多问题一直没有解决,而且得到的雪深总是偏高。2002年,Armstrong^[23]对利用 SSM /I 数据反演的雪深和 NOAA AVHRR 数据计算的雪盖面积对北半球积雪参数进行对比,发现问题主要出现在青藏高原地区,尤其是荒漠地区和冻土区的雪深总是被高估。通过分析,其中主要的原因存在于以下几点:积雪物理性质不满足公式(10)的前提;算法没有考虑干雪与湿雪的差别;深霜层的影响;冻土层的散射性质类似于积雪的散射性质;植被覆盖层的影响。同时由于 SSM /I 数据的低空间分辨率和研究区地形的复杂性,使各气象观测站的观测雪深缺乏代表性,给反演精度的评价带来困难。

针对以上的问题,拟采用以下方案来解决。

3.1 雪盖物理参数和深霜层的影响

亮度温度数据从根本上反映了雪层的入射微波的散射结果,包括雪粒大小(深霜层)、雪的密度、含水量、变质程度、夜间表层结构变化和冰晶作用的信息。这些都会影响到雪层的电介性质。虽然 40 GHz 以下频率的微波可以穿透季节性干雪,但是用微波辐射计估计雪水当量还受到雪的含水量、雪粒大小、积雪的层状结构和别的因素的影响^[24]。随着雪中含水量的增加,雪的介电常数变大,微波辐射的吸收逐渐超过散射而成为主要的衰减过程,导致 TB 不能反映湿雪的雪水当量。对于含水量超过 1% 的积雪, 19 GHz 频率的微波发射率透过深度减小 10 cm ,对于 37 GHz 频率的微波,穿透深度更小^[25],所以雪中含水量是影响被动微波遥感估计雪水当量精度的最大因素。1986年,Goodison^[13]提出了判别湿

雪的准则:当 $V37 > 241 \text{ K}$ 和 $(V19 - V37) > 9 \text{ K}$ 时为湿雪。1994年,Goodison等^[5]认为如果估计出的雪水当量接近于0,在 37 GHz 上的不同极化 TB 差 $(V37 - H37) > 10 \text{ K}$ 也可以定义为区分湿雪和无雪地表的阈值,并估计了该 TB 差 $(V37 - H37)$ 对于无雪草场在 $3 \sim 11 \text{ K}$,湿雪在 $9 \sim 24 \text{ K}$,干雪在 $8 \sim 33 \text{ K}$ 。Neale等^[4]1990年使用 NOAA - NASA 的 SSM /I 路径追踪程序,利用 SSM /I 数据提取地表分类,并建立了干雪的判别标准: $V22 - V19 > 4$, $V19 - H19 + V37 - H37 > 8$, $V19 - V37 > 7.8$, $V25 < V37 < 257$, $V19 > 266$, $H85 - H37 < 0.5$ 。

另一种方法就是在算法建立的时候,根据上面的判别法则来剔除湿雪像元,与地面实测数据回归确定参数,得到干雪的雪水当量估计算法。在业务化监测积雪时,对湿雪像元通过空间插值方法获得信息。

另一方面,即使在干雪的情况下,理论分析和野外实测数据都表明了 37 GHz 微波辐射的散射与雪深和雪粒大小直接相关^[2]。1977年,Zwally^[26]发现,给定一个平均表面温度,雪粒大小从雪盖表面到底部呈增大的趋势。而且平均雪粒大小也随着雪的深度增大而减小^[27, 29]。雪粒大小不光在积雪内部有差异,而且随时间的变化而变化。因为冬季的浅雪比深雪具有更大的温度梯度变化,所以浅雪在底部更容易形成深霜层大颗粒。Matzler^[24]参照干雪的雪水当量估计值研究了微波发射,发现在区域尺度上需要使用季节参数。

3.2 地形地貌和冻土的影响

微波辐射计接收到的微波信号包括了地表和大气两方面的信息,这两部分都受到地形的影响。地形的影响有两方面的含义,一是辐射计和地面之间的距离,这个影响可以在标准辐射传输模型中考虑海拔高度和大气状况来消除;另一个是复杂地形本身引起的影响,即微波的传输受到变化的坡面、山脊和山谷线,以及它们组成的特征地形的交互影响。辐射计接收到的微波信号包含了复杂地形本身的信息,这就增加了反演的复杂性^[28]。青藏高原地区的地形差异很大,大的山体造成地形阴影,使阳坡和阴坡同类地物的亮度温度有很大差异,尤其是对积雪的亮度温度影响更为突出。已有的研究一般都使用地形分类来分别提取积雪参数,例如根据是否有湿雪、深霜层、森林覆盖和复杂地形四类影响把像元分为16类^[14],进行统计回归,得出不同地形类型的雪水当量算法中的系数。这样就排除了不同地形对亮

度温度的影响,提高了估计精度。但是这并不完全适用于青藏高原地区的研究,因为在同一个 SSM/I 像元内往往这 4 种影响同时存在,所以应该在亚像元尺度上进行分类提取积雪参数。Bellerby^[29]提出了一种利用临域像元分解 SSM/I 像元的方法,其理论基础是:

(1) 根据普朗克定理的瑞利—琼斯近似,得到功率和亮温的线形关系,即 $P = kTBf$, 其中 P 是功率, k 是玻耳兹曼常数, TB 是亮温; f 是频率。又因为功率 P 是可以线形累加的,因此,一个像元的亮温 TB 可以表示为其各组分亮温之和,即 $TB = \sum_i TB_i + \epsilon$, 其中, TB_i 是各组分的亮温; i 是各组分的比例; ϵ 是残差。

(2) 进一步假定,一个 SSM/I 像元与其相邻的 8 个像元中,每一组分在 9 个像元内具有相同的亮温,这时就可以采用混合像元线性分解方法估计各组分的亮温。另一方面,由于山体阴影的影响,即使相邻的像元内的同一组分也会有不同的亮温,那么根据这种临域混合像元分解的方法加上 DEM 数据就可以进行进一步的分类,由 DEM 数据提取出地面的坡向数据,在亚像元尺度上把现有的组分类型再分为阳面和阴面组分。这样就可以消除山体阴影对同一组分的亮度温度的影响。

冻土和雪在微波波段的散射特征十分相似。对冻土亮温和亮温梯度的分析表明^[30],冻土亮温在 37 GHz 一般为 200 ~250 K, 19 ~37 GHz 亮温梯度一般为 -0.5 ~-0.0 K/GHz, 这一特征被作为冻融边界的判别准则。对雪的亮温和亮温梯度的分析表明,雪的 37 GHz 亮温一般为 110 ~250 K, 19 ~37 GHz 亮温梯度也为负值,并且可能小于 -0.1 K/GHz。显然,冻土的聚类空间是雪的聚类空间的子集,因此,如果仅仅使用 SSM/I 的 19 GHz 水平极化和 37 GHz 水平极化信息,将很难区分积雪和冻土。而如果不区分雪和冻土,将导致雪深和雪水当量的明显高估,例如一个无雪的冻结像元,其亮温梯度为 -0.4 K/GHz。使用 NASA 算法,像元雪深将被误估为 11 cm。解决冻土的存在同样利用这种像元分解的方法,使用 NOAA AVHRR 数据进行数据融合,在亚像元尺度上区分雪和冻土。目前的 MODIS 全球雪盖产品也可以作为辅助数据与 SSM/I 数据融合来提高精度。

3.3 被动微波数据空间分辨率低与地面实测数据少的影响

遥感数据得到的雪水当量是面上的数据集,而

青藏高原地区的地面气象台站很少,是点上的数据集,而且分布不均匀,如何利用有限的地面点数据和面上的遥感数据结果进行比较分析,对算法的结果进行评价成为很大的问题。拟采用不对地面点数据内插,只是将地面点实测数据对应的微波数据得到的结果进行比较,验证算法的精度,然后进行算法修正,随着时间序列的增长,可对算法的精度进一步提高。

4 结 语

国外的研究已经表明了被动微波遥感反演雪水当量的优越性,国内的研究也已经逐步开展。目前的算法和模型在青藏高原的反演结果误差较大,尤其是小的降雪不能很好的反演,这主要是由于被动微波遥感数据空间分辨率粗而引起的混合像元问题,可以利用其它高空间分辨率的遥感数据(如 NOAA AVHRR、MODIS 等)在亚像元尺度上区分积雪和冻土。另一方面,被动微波辐射传输模型的发展也有利于我们更好地了解积雪物理特性与卫星亮度温度之间的相互关系,进而更好地反演积雪参数。

随着国际上新一代更高空间分辨率的被动微波传感器的应用(如 AMSR、AMSR-E 等),估算雪水当量的误差将会进一步减小,被动微波遥感监测积雪研究也将逐渐走向业务化。我国 2002 年 12 月 30 号在酒泉发射的“神州”四号上也携带了被动微波传感器,如何充分的利用我国自己的微波资料也是进一步研究的方向。

参考文献(References):

- [1] England A W. Thermal microwave emission from a scattering layer [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1975, 80(32): 4 484-4 496.
- [2] Chang A T C, Gloersen P, Schmugge T, et al. Microwave emission from snow and glacier ice [J]. *Journal of Glaciology*, 1976, 16(74): 23-39.
- [3] Chang A T C, Foster J L, Hall D K. Nimbus-7 SMR derived global snow cover parameters [J]. *Annals of Glaciology*, 1987, 9: 39-44.
- [4] Neale C M U, McFarland M J, Chang K. Land-Surface-Type classification using microwave brightness temperature from the special sensor microwave/imager [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(5): 829-837.
- [5] Goodison B E, Walker A E. Canadian development and use of snow cover information from passive microwave satellite data [A]. In: Choudhury, B J, Kerr Y H, Njoku E G, et al, eds. *ESA/NASA International Workshop* [C]. Utrecht, The Netherlands: VSP, 1994. 245-262.
- [6] Chang A T C, Foster J L, Hall D K. Effects of forest on the snow

- parameters derived from microwave measurements during the boreal [J]. *Hydrology Processing*, 1996, 10: 565-574.
- [7] Hallikainen M T. Microwave radiometry on snow [J]. *Advance in Space Research*, 1989, 9 (1): 267-275.
- [8] Gan T Y. Passive microwave snow research in Canadian high arctic [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1996, 22 (1): 36-44.
- [9] Foster J L, Chang A T C, Hall D K. Comparison snow mass estimates from a prototype passive microwave snow algorithm, a revised algorithm and snow depth climatology [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62: 132-142.
- [10] Singh P R, Gan T Y. Retrieval of snow water equivalent using passive microwave brightness temperature data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74 (2): 275-286.
- [11] Balk B, Elder K. Combining binary decision tree and geostatistical methods to estimate snow distribution in a mountain watershed [J]. *Water Resources Research*, 2000, 36: 13-26.
- [12] Pulliainen J T, Grandell J, Hallikainen M T. HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1378-1390.
- [13] Goodison B E, Rubinstein I, Thirkettle F W, et al. Determination of snow water equivalent on the Canadian prairies using microwave radiometry [J]. *IAHS Publish*, 1986, 155: 163-173.
- [14] Tait A. Estimation of snow water equivalent using passive microwave radiation data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 64: 286-291.
- [15] Derksen C, Walker A E, LeDrew E, et al. Time-series analysis of passive-microwave-derived central North American snow water equivalent imagery [J]. *Annals of Glaciology*, 2002, 34: 1-7.
- [16] Walker A E, Silis A. Snow-cover variations over the Mackenzie River basin, Canada, derived from SSM/I passive-microwave satellite data [J]. *Annals of Glaciology*, 2002, 34: 8-14.
- [17] Goodison B E, Walker A E. Canadian development and use of snow cover information from passive microwave satellite data [A]. In: Choudhury B J, Ker Y H, Njoku E G, eds. *Passive Microwave Remote Sensing of Land-atmosphere Interactions* [C]. Zeist, The Netherlands: VSP BV Publishers, 1995. 245-262.
- [18] Mognard N M, Josberger E G. Northern Great Plains 1996/97 seasonal evolution of snowpack parameters from satellite passive-microwave measurements [J]. *Annals of Glaciology*, 2002, 34: 15-23.
- [19] Chang A T C, Foster J L, Hall D K. Nimbus-7 SSMR derived global snow cover parameters [J]. *Annals of Glaciology*, 1987, 9: 39-44.
- [20] Cao Meisheng (曹梅盛), Li Peiji (李培基), Robinson D A, et al. Evaluation and primary application of microwave remote sensing SSMR derived snow cover in Western China [J]. *Remote Sensing of Environment (环境遥感)*, 1993, 8(3): 260-269 (in Chinese).
- [21] Cao Meisheng (曹梅盛), Li Peiji (李培基). Microwave remote sensing monitoring of snow in West China [J]. *Journal of Mountain Research (山地研究)*, 1994, 12(4): 231-233 (in Chinese).
- [22] Bo Yanchen (柏延臣), Feng Xuezhì (冯学智), Li Xin (李新), et al. The retrieval of snow depth in Qinghai-Xizang (Tibet) plateau from passive microwave remote sensing data and its results assessment [J]. *Journal of Remote Sensing (遥感学报)*, 2001, 5(3): 161-165 (in Chinese).
- [23] Armstrong R L, Brodzik M J. Hemispheric-scale comparison and evaluation of passive-microwave snow algorithms [J]. *Annals of Glaciology*, 2002, 34: 38-44.
- [24] Matzler C. Passive microwave signatures of landscapes in winter [J]. *Meteorology Atmospheric Physical*, 1994, 54: 241-260.
- [25] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive (Vol. 1)* [M]. London: Artech House Publishers Inc, 1984. 1612.
- [26] Zwally H J. Microwave emissivity and accumulation rate of polar firm [J]. *Journal of Glaciology*, 1977, 18(79): 195-215.
- [27] Armstrong R, Chang A, Rango A, et al. Snow depths and grain size relationships with relevance for passive microwave studies [J]. *Annals of Glaciology*, 1993, 17: 171-176.
- [28] Matzler C, Standley A. Relief effects for passive microwave remote sensing [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(12): 2403-2412.
- [29] Bellerby T, Taberner M, Wilmshurst A. Retrieval of land and sea brightness temperatures from mixed coastal pixels in passive microwave data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(6): 1844-1851.
- [30] Zuerndorfer B, England A W. Radiobrightness decision criteria for freeze/thaw boundaries [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(1): 89-102.

THE DEVELOPMENT AND PROSPECT OF ESTIMATING
SNOW WATER EQUIVALENT USING PASSIVE
MICROWAVE REMOTE SENSING DATA

CHE Tao, LI Xin

(Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, CAS, Lanzhou 730000, China)

Abstract : Snow water equivalent (SWE) is an important factor in the variable study of snow storage. However, the only adequately way to estimate the spatial coverage and temporal changes of snow cover in a regional scale is via remote sensing. Passive microwave data, as a complement for visible remote sensing data, despite of its coarse resolution, have the capability to penetrate clouds and snow cover and to provide dual polarization information at different frequencies. In fact, passive microwave remote sensing has played a key role in cryosphere research field in past three decades. This paper reviews the researches of monitoring snow using passive microwave remote sensing data at home and abroad. The applicability of existing algorithms (and models) to estimate snow water equivalent is assessed. Then, the retrieval of SWE in the Qinghai-Tibetan plateau is discussed in detail, to illustrate the complexity of the estimating SWE using SSM/I data in the special region, and to clarify the reasons that lead to the complexity. Finally, a series of methods and solutions are offered, which provide the theory basis for the further dynamic monitoring on snow in the Qinghai-Tibetan plateau regions. For improving the retrieval accuracy, several aspects should be taken into account, such as detecting wet snow and dry snow, distinguishing the snow cover and frozen soil in the SSM/I sub-pixel, and comparison of retrieval results and observation data.

Key words : Passive microwave ; Remote sensing ; Snow water equivalent ; SSM /I ; Qinghai-Tibetan plateau.