

# 利用卫星资料反演月平均近海面气温和湿度\*

伍玉梅<sup>1</sup> 何宜军<sup>2</sup> 孟雷<sup>3</sup>

(1. 中国水产科学研究院渔业资源遥感信息技术重点开放实验室 上海 200090;  
2. 中国科学院海洋研究所 青岛 266071; 3. 总参气象水文中心 北京 100081)

**提要** 为弥补广阔海面上气象参数的观测数据的不足, 利用专用成像传感器 SSM/I 和红外辐射计 AVHRR 资料进行近海面气温和湿度的反演, 首先分析与近海面气温和湿度关系比较密切的几个气象因子及其相关性, 并采用神经网络建立近海面气温和湿度与它们之间的关系, 利用训练好的网络模型反演月平均近海面气温和湿度, 并与 TAO 和 NDBC 提供的浮标及观测站的实测数据进行比较, 近海面气温和相对湿度的均方根差分别为 0.87 和 3.73%。低纬度反演的结果精度较高, 达到 0.53 (气温)和 2.03%(相对湿度); 较大的误差(气温 1.06 、相对湿度 3.85%)主要发生在近岸和高纬度区, 因为近岸的地形比较复杂, 并且很容易受陆地气候的影响; 高纬度地区的气候变化比较剧烈, 同时目前能得到的高纬度地区的实测资料比较少, 这些因素都会影响反演结果的准确度。

**关键词** 人工神经网络, 近海面气温, 湿度, SSM/I, AVHRR  
**中图分类号** P753

在广阔的海面上, 大气参数的实际观测资料比较稀少。目前随着气象卫星的发射, 可以直接或间接地借助卫星遥感信息资料反演或提取海面气温、水汽含量、降雨率、风速等气象参数(刘良明, 2005)。利用卫星遥感资料进行气象参数的反演和研究始于 19 世纪 60 年代, 目前反演大气参数的方法基本可以分为三类: 物理方法、半统计方法和统计方法。物理方法是从辐射传递方程出发, 根据已知的一些大气知识对方程进行简化, 从而达到求解的目的, 至今对它们的物理机制认识得还不清楚, 所以极大地限制了该方法的应用与发展。Wentz(1997)提出了基于辐射传递方程的物理方法, 利用迭代方法从 SSM/I 资料中反演出风、云液态水等大气参数。半统计方法是采用物理方法与实测资料的结合, 比如 Konda 等(1996)采用空气动力学方程和块体公式建立了海表面气温与海面温度、风速和湿度之间的关系, 然后利用现场测量资料进行海面月平均气温的反演。目前在该领域采用比较多的是统计方法, 它主要包括线性回归、Bowen 比和神经网络方法, 如 Kubota 等(1995)提出了从海平面的湿度反演月平均近海面气温的方法, 首

先从比湿估算出水汽压力, 然后利用气温和水汽压力及相对湿度的关系就可以得到近海面气温。Liu 等(2001)基于 Konda(1996)提出的算法, 提出了计算实时海面气温和湿度的统计方法, 分别使用 SSM/I 卫星数据及 GMS-5 数据建立与实测资料的统计关系, 从而计算了台湾及南海中国海区的海表温度、海面湿度和气温值。Liu 等(2003)采用改进的 Bowen 比方法估算台湾及南海中国海区的实时近海面气温。He 等(2005)利用了 NOAA 卫星上的 TOVS 资料分别建立了海表温度、 $10^5\text{Pa}$  的露温、气温与海面气温和露温的经验关系。近些年神经网络方法的优越性逐渐被人们发现并得到应用和发展(Gautier *et al.*, 1998; Jones *et al.*, 1999; Vladimir *et al.*, 2000; 孟雷等, 2005), 它具有良好的自适应样本数据能力和很强的容错能力, 即使在数据中出现噪音、形变时也能正常地工作; 它还具有固有的非线性特性, 在建立数据之间的非线性关系时表现出良好的优越性(闻新等, 2000)。但是近海面气象参数的反演结果精度还有待于进一步提高, 本研究中作者在总结前人工作基础上, 更全面地考虑多种气象参数对近海面气温和湿度的影响, 反演

\* 国家 863 课题基金资助项目, 2001AA633060 号; 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金(中国水产科学研究院东海水产研究所)资助项目, 2007T09 号。伍玉梅, 博士, E-mail: wym5@msn.com。

收稿日期: 2007-06-04, 收修改稿日期: 2008-05-08

因子中增加了风速的影响作用, 采用卫星资料对近海面气象参数进行反演, 从而提高反演参数的精度, 为进一步研究海洋和气候变化提供科学信息。

## 1 数据说明及资料处理

用于反演和验证近海面气温和湿度的数据包括卫星及实测两部分。卫星数据包括海表温度(SST)、风速、大气水蒸汽、云液态水和降雨率, 其中第一个海表温度参数是由先进的高分辨率辐射计(AVHRR)提供的; 后四个参数是从搭载在美国国防气象系列卫星 DMSP 上的微波传感器(SSM/I)得到的(Wentz, 1997), 所使用的 SSM/I 数据组成如图 1 所示。SST 的空间分辨率是  $4\text{km} \times 4\text{km}$ ; 风速、总可降水量、云液态水和降雨率的空间分辨率是  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ , 这 5 个参数的时间分辨率都是月平均的, 时间从 1987 年 7 月—2004 年 5 月。

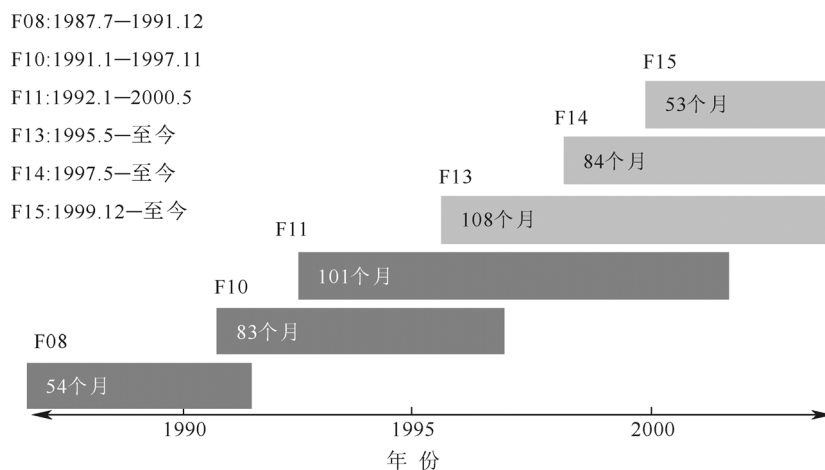


图 1 SSM/I 数据的时间覆盖范围  
Fig.1 The overpass of SSM/I data

实测数据包括两部分: 热带大气计划(TOGA-TAO)海上浮标资料提供的月平均近海面气温和相对湿度, 美国国家浮标数据中心(NDBC)提供的浮标和站点的实时观测资料(海面气温和露点温度)。TOGA-TAO 由 TAO 和 PIRATA 两部分组成, 大约包括 80 个固定浮标, 基本分布在赤道两侧( $12^\circ\text{S}$ — $12^\circ\text{N}$ ), 时间从 1987 年 7 月—2004 年 5 月。NDBC 由约 240 个浮标或站点组成, 主要分布在中纬度到高纬度地区, 时间从 1987 年 7 月—2003 年 12 月。

为了保证 TOGA-TAO 和 NDBC 两种数据的时间尺度一致, 需要对 NDBC 实时观测的数据进行月平均处理, 因为各个浮标或站点的观测数目很不相同,

因此采用了 Gautier 等(1998)的判别标准, 即每月至少有 20 天次的观测才能进行月平均, 每天至少有 20 时次的观测才能进行天平均, 这样去掉了一些不满足要求的观测点。同时为了与 TOGA-TAO 的观测参数一致, 把 NDBC 的露点温度转化为相对湿度, 采用的是美国国家环境卫星服务信息中心(National Environmental Satellite, Data and Information Service, NESDIS)提供的经验公式:

$$RH = 100 \times \exp[(td - ta) \times 0.0623832] \quad (1)$$

其中  $td$  是露点温度,  $ta$  是海面气温,  $RH$  是相应的相对湿度。

对数据匹配的要求是: 时间上是同年同月的, 空间上是以实测站点为基准, 在  $0.3^\circ$  的范围内选择距离最近的卫星数据点作为最优匹配点。经过以上过程的数据处理, 最终得到适合气温反演的数据 16655 条, 从 1987 年 7 月—2004 年 5 月共 203 个月, 每条数据

包含近海面气温、海表温度、风速、柱状水蒸汽、云液态水和降雨率 6 个参数; 有湿度观测资料的起始时间比气温的晚大约 2 年, 而且湿度的缺测数也比较多, 因此得到适合湿度反演的数据只有 7980 条, 从 1989 年 2 月—2004 年 5 月共 184 个月, 每条数据包含近海面相对湿度、海表温度(SST)、风速、柱状水蒸汽、云液态水和降雨率 6 个参数。

## 2 反演方法及结果分析

### 2.1 构造神经网络模型

经过以上数据的检验和匹配, 最终得到符合海面气温反演与验证的数据集有 16655 条, 符合海面湿度的有 7980 条。为了提高网络训练的效率, 以上两种数据均预先进行以下处理: 1) 标准化处理, 以避免网络训练过程中网络均方差不随迭代运算次数的增加而减少的现象。2) 采用主要因素分析(Principal Component Analysis)处理, 目的是使输入矢量正交化, 从而减少冗余数据, 提高训练数据的有效性和缩短训练周期, 以减少网络训练的时间和次数。以上两个数据集被分成数量大致相等的两部分, 一部分(样本一)用来建立和训练神经网络模型, 另一部分(样本二)用来反演和检验模型。对于海面气温, 样本一从 1987 年 7 月—1997 年 5 月, 共 8482 条

数据; 样本二从 1997 年 6 月—2004 年 5 月, 共 8173 条数据。对于海面湿度, 样本一从 1989 年 2 月—1999 年 3 月, 共 4224 条数据, 样本二从 1999 年 4 月—2004 年 5 月, 共 3756 条数据。

影响近海面气温和相对湿度的参数主要有海表温度、风速、大气水蒸汽、云液态水和降雨率五个参数, 气温和相对湿度与这 5 个参数的相关性见表 1, 在这 5 个参数里, 海表温度的影响是最大的。与气温相关性最强的前两个参数是: 海表温度(0.98)、大气水蒸汽(0.86), 因此海表温度资料的选取非常关键, 它的精度强烈地影响气温反演的精度。风与气温是反相关的(-0.27), 即风速大小变化对气温温度增减是反作用的。与相对湿度相关性较强的参数是海表温度(-0.31), 但是反相关的; 其次是云液态水(0.20)和降雨率(0.11)。总的来看, 这 5 个参数中没有发现对相对湿度起决定影响作用的因子。虽然有些参数与反演目

表 1 近海面气温和湿度与风速、大气水蒸汽、云液态水、降雨率和海表温度的相关性

Tab.1 The relativity of air temperature and relative humidity with wind speed, atmospheric water vapor, liquid cloud water, rain rate and sea surface temperature, respectively

参数	风速	大气水蒸汽	云液态水	降雨率	海表温度
气温	-0.27	0.86	0.17	0.24	0.98
相对湿度	0.05	0.04	0.20	0.11	-0.31

标的相关性很小, 如风与湿度, 但是经过反复多次试验表明, 去掉它们对结果影响还是比较明显的, 所以最后把这 5 个参数都作为反演的输入参数。

经过对多个参数及多种神经网络模型的反复训练和比较, 最终选择的网络是包含一个输入层、两个隐含层及一个输出层的基于 BP 算法的多层前馈网络, 输入参数为 5 个。输入层节点数是根据问题的输入参数来决定的, 一般选择的输入参数是那些与目标结果有良好相关性的参数, 这里选择的输入参数是前面经过分析论证的 5 个参数——风速、大气水蒸汽、云液态水、降雨率和海表

温度。隐含层单元数的选择是非常复杂的问题, 目前还没有通用的法则, 隐含层单元数与问题的要求、输入输出单元的多少有直接的关系。网络隐含层单元数太少, 不能很好地训练好网络, 或网络不强大, 容错性比较差, 但隐含层单元数太多, 就会延长网络训练时间, 而且会出现“过学习”的情况, 误差并不一定最小。因此对每个系统而言, 存在一个最优隐含层单元数的问题。一般可以参照以下几个公式选择:

$$H = \frac{(I+J)}{2} + k \tag{2}$$

$$H = \log_2^I \tag{3}$$

$$H = \sqrt{I+J} + k \tag{4}$$

其中,  $H$  是隐含层节点数,  $I$  是输入层节点数,  $J$  是输出层节点数,  $k$  是 1—10 之间的整数。

经多次反演和验证, 最后确定适合反演近海面气温与相对湿度的网络结构均为 5-13-4-1 $x$ (图 2), 即输入层有 5 个节点, 它们分别为风速、大气水蒸汽、云液态水、降雨率和海表温度; 有两个隐含层, 第一隐含层有 13 个节点, 第二隐含层有 4 个节点; 输出结果是近海面气温或相对湿度;  $x$  表示每个隐含层和输出层都有偏差。

2.2 网络训练与结果验证

近海面气温和相对湿度的样本一被用来训练各自相应的网络模型, 在训练中采用 Levenberg-

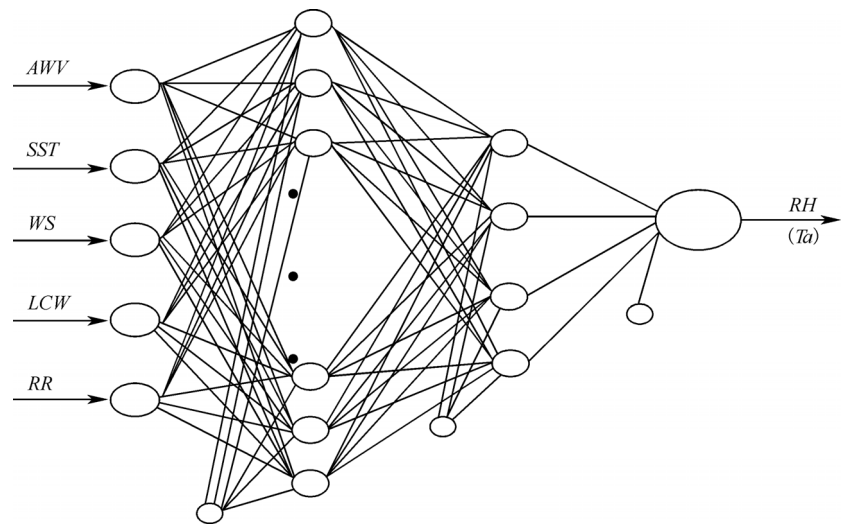


图 2 用于反演近海面气温和相对湿度的神经网络结构, 它的结构为 5-14-4-1 $x$ 。AWV、SST、WS、LCW 和 RR 分别表示大气水蒸汽、海表温度、风速、云液态水和降雨率, Ta 和 RH 分别表示近海面气温和相对湿度

Fig.2 Artificial neural network (ANN) architecture used to estimate air temperature near sea surface, which is as 5-14-4-1 $x$ . AWV, SST, WS, LCW and RR indicate atmospheric water vapor, sea surface temperature, wind speed, liquid cloud water and rain rate, respectively

Marquardt 反馈学习方法进行调整网络的权值，该方法可以随着迭代次数的增加反复调整权值及偏差使得输出结果与目标结果的平均误差越来越小，直至输出结果与目标结果相等。在实际应用中，当网络满足一定的要求时，训练就结束，如训练迭代次数达到给定迭代次数或是输出结果与目标结果的平均误差达到给定的误差值，这样网络就训练好了。

当样本一数据对神经网络模型的训练结束后，样本二用来验证各自相应的网络，把反演结果与 TOGA-TAO 及 NDBC 的实测值进行比较，参与近海面气温比较的样本点有 8173 个，它们的均方根差为 0.87，偏差为 -0.065，相关系数为 0.99，比较散点图如图 3 所示，总体来看，反演的结果与实测值相关性很好，除了低温( $<-2$ )的情况。当实际近海面气温小于  $-2$  的时候，用该方法反演的结果比实测值高，但是该范围内的点数不是太多，因此不能做过多的结论。参与近海面相对湿度比较的样本点有 3756 个，从 1999 年 4 月—2004 年 5 月，实测数据与反演的近海面相对湿度结果比较的散点图如图 4，反演的湿度值与实测值的均方根差为 3.73%，偏差为 0.01%，相关性为 0.65，反演结果的主要问题在于：当实际湿度值低的时候，反演的结果偏高；当实际湿度值高的时候，反演的结果反而偏低，即反演的湿度结果变化范围比实际的要窄。

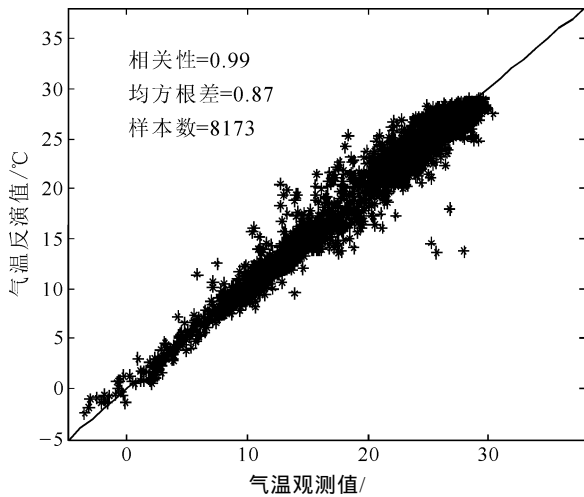


图 3 用神经网络方法反演的月平均近海面气温结果与观测值的比较散点图。横坐标是浮标观测结果，纵坐标是反演的结果，时间从 1997 年 6 月—2004 年 5 月(共 8173 个数据)  
Fig.3 scatter plot of monthly average air temperature from ANN methodology and observations, respectively. The horizontal axle denotes the data from observations and the vertical for the results from ANN. Period: from June 1997 to May 2004 ( $n=8173$  observations)

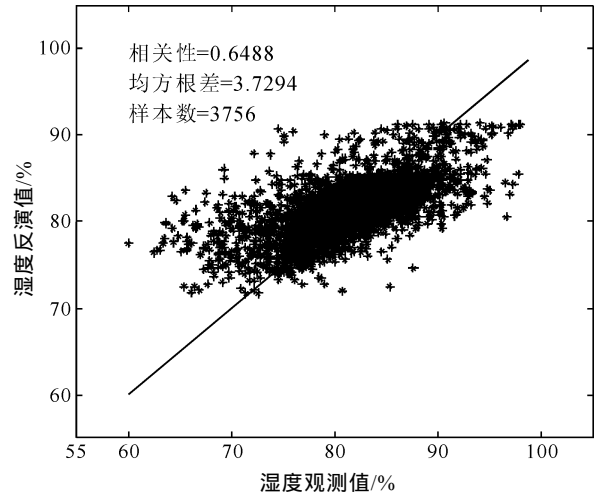


图 4 海面相对湿度的比较散点图。时间从 1999 年 4 月—2004 年 5 月(共 3756 个数据,%)，与图 3 相同  
Fig.4 scatter plot of monthly mean relative humidity from ANN and observations. Period: from Apr 1999 to May 2004 ( $n=3756$  observations) (unit: %). Shown as Fig.3

### 2.3 误差分析与比较

进一步对反演结果的误差进行分析，发现误差在不同纬度范围内有很大差别。在低纬度地区( $25^{\circ}\text{S}—25^{\circ}\text{N}$ )，近海面气温和相对湿度的均方差比较小，它们的均方差分别为 0.53 (气温)和 2.03%(湿度)。高纬度地区( $25^{\circ}\text{S}—90^{\circ}\text{S}$ ,  $25^{\circ}\text{N}—90^{\circ}\text{N}$ )的误差较大，近海面气温和相对湿度的均方差分别是 1.06 和 3.85%，高纬度地区出现大的误差可能有两个原因：1)高纬度地区实测资料少。图 5 表示实测数据在高低纬度的组成情况，可用于气温反演和验证的数据点有 16655 个，其中有 10901 个分布在低纬度地区( $25^{\circ}\text{S}—25^{\circ}\text{N}$ )，5154 个在高纬度区；对湿度来说，一共有 7750 个，在低纬度地区有 6815 个，在高纬度区只有 1025 个。高纬度地区的观测点数是比较少的，尤其是

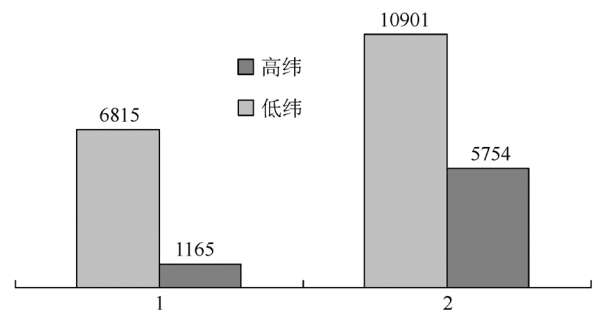


图 5 用于湿度与气温反演的实测数据组成情况  
横坐标中的 1 为湿度的所有样本点，2 为气温的所有样本点  
Fig.5 The components of in situ data for retrieval. Data 1 is the data used to retrieve relative humidity and data 2 for air temperature

湿度的观测点,高纬度的只有低纬度的 1/6。因此高纬度区稀少的观测点数影响了获取那个地区信息的准确性。2)高纬度地区观测点的位置大部分靠近大洋岸边及海湾内,低纬度地区的观测点位置基本在大洋中部。大洋中部的天气比较稳定,常年参数变化比较稳定。大洋岸边及海湾内的气候受到陆地地形、大洋沿岸流、海陆季风等多种因素的影响,它们的气候变化相对大洋中部来说比较剧烈和复杂。

进一步分析反演结果的误差随季节的变化情况,在 12 个月份内月平均气温的偏差变化范围为 $-0.2 \sim 0.7$ ,常年基本都是负值,除了 12 月(0.7),6 月的偏差最小,基本为 0。一年内气温的均方根差变化范围为 $0.75 \sim 1.25$ ,在 10 月—1 月的寒冷冬季,气温的均方根差均大于 1,其中 11 月和 1 月的比较大,11 月的为 1.25,1 月的为 1.12,其它月份的结果明显偏好,尤其是 7、8 月,均方根差大致为 0.75。这与冬季的气候比较不稳定,寒流的影响比较大有关,因此气温变化比较剧烈;夏季气候相对比较稳定,均方根差相对也小。在 12 个月份内,月平均相对湿度的偏差成正弦函数分布,偏差幅度为 $-2\% \sim 2\%$ ,4 月和 10 月的偏差分别相应于正弦函数的波峰和波谷,1 月、7 月和 12 月的偏差基本接近于 0%。相对湿度的均方根差在 12 个月份内基本没有太大变化,基本在 $2.8\% \sim 3.3\%$ 之间,其中 2 月和 12 月的均方根差比较大,7 月和 11 月的较小。

把 ANN 方法反演的 1987 年 7 月—2004 年 5 月近 18 年的全球近海面月平均气温结果与同期 NCEP 再分析资料进行比较,比较范围从南纬 $70^\circ$ 到北纬 $80^\circ$ 之间,比较的数据点为 1011776 个。近海面气温的均方根差为 1.6,偏差为 0.51,其中一部分误差是由于两种不同算法本身造成的,另外一部分是由于进行比较点的空间距离差引起的误差,两种资料的坐标点并不完全重合,它们的空间距离差最大能达到 $0.2^\circ$ 。进一步把所有月份均有值的所有有效点进行多年平均比较,一共可进行比较的点有 19458 个,偏差范围为 $-1.5 \sim 4.5$ ,绝大部分海域的误差比较小,在南纬 $30^\circ$ —北纬 $30^\circ$ 之间的大洋海域气温偏差绝对值基本小于 0.5;在南纬 $30^\circ$ 以南及北纬 $30^\circ$ 以北的大洋,除非洲角南端海域的偏差为 $1.5 \sim 2$ 之外,其它区域的偏差为 $0.5 \sim 1.5$ 之间,ANN 反演的结果比 NCEP 的偏低;误差大于 2 以上的区域是在沙特阿拉伯群岛附近的海湾。ANN 反演结果与

NCEP 的所有对比点的均方根差为 0.75,偏差为 0.31。

### 3 结论

本文中提出了利用神经网络方法从卫星资料反演月平均近海面气温和相对湿度的方法,神经网络模型得到的结果与 TOGA-TAO 和 NDBC 的实测资料进行比较,近海面气温和相对湿度的均方根差分别为 $0.87^\circ\text{C}$ 和 $3.73\%$ 。

(1) 分析神经网络反演结果在纬度和季节的不同,气温和相对湿度的均方差在低纬度地区的分别为 $0.53^\circ\text{C}$ 和 $2.03\%$ ,在高纬度地区分别为 $1.06^\circ\text{C}$ 和 $3.85\%$ ,近海面气温和相对湿度在低纬度的反演结果比高纬度的精度高,一是由于高纬度的气候变化比低纬度的剧烈,二是因为高纬度的现场观测资料比较少。

(2) 近海面气温在冬季的反演结果误差较其它月份的大,12 个月份内气温的偏差变化范围为 $-0.2 \sim 0.7$ ,而相对湿度在 12 个月份没有太明显差别,偏差幅度为 $-2\% \sim 2\%$ 。

(3) 近 18 年的 ANN 方法反演的气温结果与 NCEP 的在所有月份均有值的点进行了比较,均方根差为 0.75,偏差为 0.31。

本研究结果表明,利用卫星 AVHRR 和 SSM/I 得到的 5 个输入参数(海表温度、风速、大气水蒸汽、云液态水和降雨率)的神经网络模型可以获得较高精度的近海面气温和相对湿度结果,借助卫星观测资料可以弥补海上实测资料的不足,通过卫星资料反演可以获得海洋上空更多的气象信息,为研究海洋和气候变化提供信息。

致谢 申辉博士在本研究工作中提供计算机编程方面的热忱指导;TOGA-TAO 和 NDBC 提供浮标资料;SSM/I 和 AVHRR 提供卫星资料,谨致谢忱。

### 参 考 文 献

- 刘良明, 2005. 卫星海洋遥感导论. 武汉: 武汉大学出版社, 192—276
- 孟雷, 何宜军, 伍玉梅, 2005. 基于 SSM/I 数据的神经网络方法反演海面风速. 高科技通讯, 16(7): 763—770
- 闻新, 周露, 王丹力等, 2000. MATLAB 神经网络应用设计. 北京: 科学出版社, 169—232
- Konda M, Imasato N, Shibata A, 1996. A new method to determine near-sea surface air temperature by using satellite data. J Geophys Res, 102(C6): 14349—14360

- Kubota M, Shikauchi A, 1995. Air temperature at ocean surface derived from surface-level humidity. *J Oceanogr*, 51: 619—634
- Liu G R, Liu C C, Kuo T H, 2001. A contrast and comparison of near-sea surface air temperature/humidity from GMS and SSM/I data with an improved algorithm. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 39(10): 2148—2157
- Liu C C, Liu G R, Chen W J *et al*, 2003. Modified Bowen ratio method in near-sea-surface air temperature estimation by using satellite data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 41(5): 1025—1033
- Jones C, Peterson P, Gautier C, 1999. A new method for deriving ocean surface specific humidity and air temperature: an artificial neural network approach. *J App Meteorol*, 38: 1229—1245
- He Y J, Wu Y M, Zhang B *et al*, 2005. Near Sea Surface Air Temperature Estimated from NOAA Data. *IGARS2005*, 3: 1845—1848
- Gautier C P, Peterson C Jones, 1998. Ocean surface air temperature derived from multiple data sets and artificial neural networks. *Geophys Re Lett*, 25(22): 4217—4220
- Wentz F J, 1997. A well calibrated ocean algorithm for SSM/I. *Journal of Geophysics Research*, 102: 8703—8708
- Vladimir M Krasnopolsky, William H Gemmill, Laurence C Breaker, 2000. A neural network multiparameter algorithm for SSM/I ocean retrievals: comparisons and validations. *Remote Sensing of Environment*, 133—142

## MONTHLY MEAN NEAR SEA SURFACE AIR TEMPERATURE AND HUMIDITY RETRIEVED FROM SATELLITE DATA

WU Yu-Mei<sup>1</sup>, HE Yi-Jun<sup>2</sup>, MENG Lei<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Fishery Resources Remote Sensing and Information Technology, Chinese Academy of Fishery Sciences, Shanghai, 200090; 2. Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao, 266071; 3. Hydrometeorological Center of the Headquarters of General Staff, Beijing, 100081)

**Abstract** Parameters (*SST*, wind, rain rate, cloud liquid water and atmosphere water vapor) were obtained from SSM/I and AVHRR to retrieve near sea surface air temperature and humidity. An artificial neural network (ANN) was set up and trained using the data from satellites and regional observations. The results of the ANN network were compared with the observational data provided by TAO and NDBC. The root mean square (RMS) of air temperature (*TA*) and relative humidity (*RH*) were 0.87 and 3.73%, respectively. The results estimated in lower latitudes and open oceans were more accurate than those in higher latitude and offshore areas, at 0.53 and 2.03%, and those in higher latitude and offshore were 1.06°C and 3.85%, for the RMS of *TA* and *RH*, respectively. The larger errors shown above were probably due to more continental influence in nearshore case, and scarce data and more changeable weather in high latitude case. In future, more *in situ* data should be collected to improve the algorithm.

**Key words** Artificial neural network, Near sea surface air temperature, Humidity, SSM/I, AVHRR