

基于高频雷达多普勒谱预测风向的一种新方法*

毛媛[†] 郭立新 丁慧芬 刘伟

(西安电子科技大学理学院, 西安 710071)

(2011 年 1 月 7 日收到; 2011 年 5 月 11 日收到修改稿)

通过高频雷达一阶多普勒谱与海上风向的关系, 提出了一种基于神经网络和多波束采样法相结合预测海面风向的新方法. 在神经网络不同输入、输出参数情况下对扩展因子为奇数时的仿真数据进行了风向预测, 并在扩展因子为偶数时结合多波束采样法进行风向预测, 消除了风向的模糊性. 通过预测数据和仿真数据对比, 发现两者符合较好. 从神经网络和多波束采样法相结合的预测结果中可以看出, 风向的误差大约为 4° — 6° , 风向扩展因子的平均误差为 0.26, 为预测海面风场的研究提供一种新的思路和方法.

关键词: 风向, 神经网络, 预测, 高频雷达

PACS: 42.25.Bs, 42.25.Dd, 41.20.-q

1 引言

利用高频 (HF) 雷达对海面状态 (主要是表面流, 海浪, 海面风场等) 进行监测是近年来无线电海洋学的一个重要研究方向. 它主要利用高频雷达发射的高频无线电波与海面风浪场之间相互作用产生的回波信号提取海况参数, 从而对海况进行分析预报. 这种监测方法可以全天候、对大面积海况进行监测, 不受天气和地理条件的限制, 经济、可靠、探测精度高, 因而受到世界各个国家的重视. 毫无疑问, 高频雷达将成为 21 世纪海洋环境监测最重要的技术支撑之一. 海面风场是海洋上层运动的主要动力来源, 它几乎与海洋中所有的海水运动直接相关, 是海洋学的重要物理参数^[1]. 海面风场通过调节海洋与大气之间的热量、水分等的交换来调整海洋与大气之间的相互作用, 从而影响局部的甚至全球的气候. 因此, 观测海面风场对于海洋环境探测和遥感有十分重要的意义.

海面回波的多普勒谱特征反映了海面本身的动态特征, 通过 HF 雷达的海面回波提取风场不仅能对海态情况进行预报, 还能提高海洋探测性能^[2,3]. 上世纪 70 年代, Stewart^[4], Barrick^[5] 等利用大量实验数据进行曲线拟合确立了风速和海面回

波的二阶多普勒谱参数的经验关系式, 然而这些关系式通常仅限于在某个地区及某个时间段内有效, 缺少普适性. 对于风向探测, 这期间的成果^[6] 已有了风向与一阶 Bragg 峰的强度比值之间的关系式, 但该关系式也是一个经验关系式, 同样不具有普遍性, 而且存在方向模糊性问题. 为了消除这种模糊性, 1986 年, Heron 和 Rose^[7] 提出了多波束采样法确定风向的方法. 2001 年, 黄为民提出了多波束最小差值法来确定风向^[8]. 但这两种方法都存在较大误差, 且前者中用的曲线交点法可能根本就不存在公共交点.

本文给出了预测海面风向的新方法, 该算法利用神经网络强大的非线性拟合能力并结合多波束采样法, 通过海面回波多普勒谱正负一阶峰的强度比值预测海面的实际风向. 数值模拟结果表明此方法在预测海面风向时具有一定的可行性, 不仅消除了风向模糊性问题, 而且使预测精度得到提高, 可为预测海面风场提供一种新的思路和方法.

2 高频雷达一阶多普勒谱与风向的关系

海面对高频无线电波的主要散射机理是 Bragg 谐振散射, 只有波长为电波波长一半且传播方向恰

* 国家自然科学基金 (批准号: 60971067), 高等学校博士学科点专项科研基金 (批准号: 20100203110016) 和中央高校基本科研业务专项基金资助的课题.

[†] E-mail: yuan0228wu05@163.com

好为指向或背离雷达的海浪才会对雷达电波产生有效的散射回波. Barrick 曾利用边界微扰法定量解释了随机海面上—阶回波的形成机理, 他假设没有海洋表面流, 导出的一阶雷达截面方程为 [9]

$$\sigma_1(\omega, \varphi) = 2^6 \pi k_0^4 \sum_{m'=\pm 1} S(-2m' \mathbf{k}_0) \times \delta(\omega - m' \omega_B), \quad (1)$$

式中, ω 是 Doppler 频移, $m' = \pm 1$ 表示 Doppler 频率的方向, $\mathbf{k}_0$ 为指向散射体的雷达电波的波矢量, δ 函数表示 Barrick 谐振条件, ω_B 称为 Bragg 圆频率, $S(\mathbf{k})$ 表示波矢为 $\mathbf{k}$ 的海浪波列的有向浪高谱, 在极坐标系下 $S(\mathbf{k})$ 可表示为

$$S(\mathbf{k}, \theta) = f(k)g(\theta + \varphi), \quad (2)$$

其中 $f(k)$ 表示无向浪高谱, 这里采用海洋学中广泛应用的 PM 谱模型 [9], $g(\theta + \varphi)$ 称为方向谱因子. 由 (1) 式可知一阶 Bragg 散射峰在回波多普勒谱中的位置为 $\omega = \omega_B$ 和 $\omega = -\omega_B$, 即在归一化频率为 “ ± 1 ” 处. 回波多普勒谱上的正负一阶峰分别对应着沿雷达波束方向指向或背离雷达传播的两列海浪, 这些海浪的波长正好为雷达电波波长的一半, 属于短浪. 短浪对于风的响应较快, 且它们的主效传播方向与风向相同. 因正负一阶峰的强度又反映了各自对应的海浪的发展程度, 所以根据这两个一阶峰的强度比值可以判断风是沿着、背离雷达, 还是沿垂直与雷达波束的方向传播 [8], 图 1(a), (b), (c) 分别给出了雷达波束与海面风向夹角 θ_ω 分别为 30° , 90° , 150° 时的海面回波多普勒图, 其中雷达工作频率为 15 MHz, 海上风速为 10 m/s. 显然, 图 1(a) 中负的一阶峰更大, 表明风是背离雷达吹; 图 1(c) 中正的一阶峰更大, 表明风是向着雷达吹; 图 1(b) 中正负一阶峰强度相等, 表明风是沿垂直与雷达波束的方向吹.

为了定量描述正负一阶峰与这两列方向相反的海浪波列的关系, 定义两个一阶峰强度的比值为

$$R(\varphi) = \frac{S(-2\mathbf{k}_0)}{S(2\mathbf{k}_0)}, \quad (3)$$

这里我们假设有向浪高谱中的方向谱因子 $g(\theta + \varphi)$ 具有关于海面风向对称的心脏线形式 [10]: $g(\theta + \varphi) = A \cos^s \left(\frac{\theta + \varphi - \varphi_\omega}{2} \right)$, 其中, θ 为雷达波束方向到海浪波列行进方向的角度, φ_ω 为海面风向的方位角, φ 表示雷达波束方向的方位角, s 为扩展因子, 表示方向谱关于海面风向的扩展程度, $\theta + \varphi - \varphi_\omega$ 为海面风向与海浪传播方向的夹角, 记为 β , A 为归一化因子. 将方向谱因子 g 代入 (2) 式, 并结合 (1)

式便可计算出一阶回波的后向散射系数. 图 2 为海面风向与海浪传播方向的夹角、扩展因子对一阶回波后向散射系数的影响. 不失一般性, 取雷达工作频率 15 MHz, 风速 6 m/s 时作仿真, 由图 2 中的计算结果可知, s 对后向散射系数的影响相对复杂. 设 s 从 2 取到 10, 则 β 在 $[0^\circ, 37^\circ]$ 之间, 后向散射系数随 s 增大而增大; 在 $[37^\circ, 59^\circ]$ 之间, 后向散射系数随 s 增大而先增后减, 在 $[59^\circ, 135^\circ]$ 之间, 后向散射系数随 s 增大而减小, 在 $[135^\circ, 176^\circ]$ 之间, 后向散射系数随 s 增大而先减后增, 在 $[176^\circ, 180^\circ]$ 之间, 后向散射系数随 s 增大而减小. s 的变化对一阶回波后向散射系数的影响最大约为 14 dB(此时 β 在 $[100^\circ, 135^\circ]$ 之间).

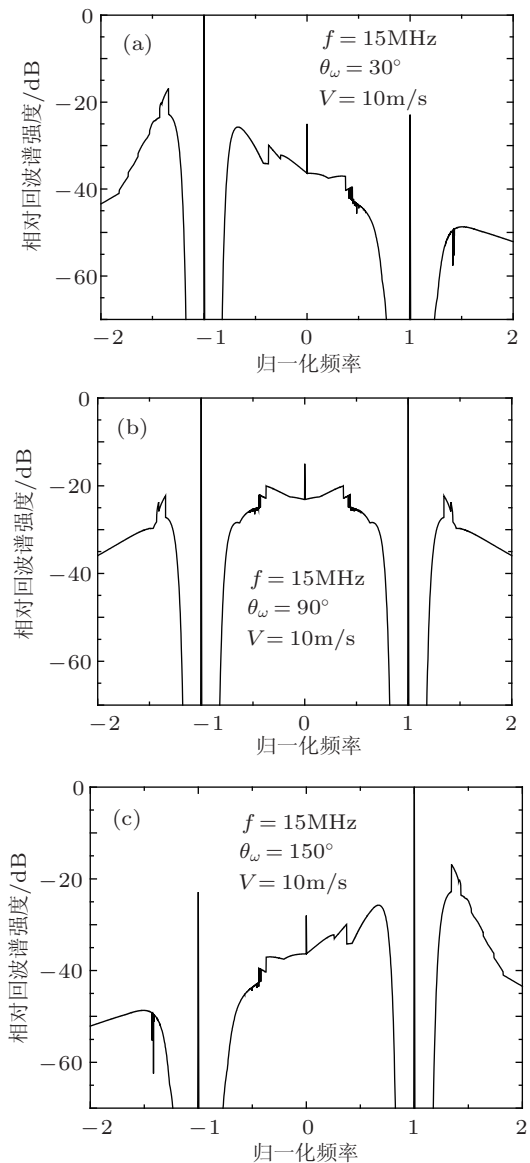


图 1 雷达波束与海面风向夹角 θ_ω 分别为 30° , 90° , 150° 时的海面回波多普勒图

将方向谱因子 g 代入 (2),(3) 式中, 有

$$R(\varphi) = \frac{g(\pi + \varphi - \varphi_\omega)}{g(\varphi - \varphi_\omega)} = \tan^s\left(\frac{\varphi - \varphi_\omega}{2}\right), \quad (4)$$

$$\varphi_\omega = \varphi \pm \theta_\omega, \quad (5)$$

式中的 $\theta_\omega = |\varphi - \varphi_\omega| = 2\arctg(R^{1/s})$ 为海面风向与雷达波束方向的夹角, “ $\pm$ ” 号表示了一个风向的不确定性 (模糊性), 由理论知当风向方位角为 $\varphi + \theta_\omega$ 和 $\varphi - \theta_\omega$ 时, 所得到的一阶海面回波是相同的. (4) 式表明了风向与一阶多普勒谱之间的关系.

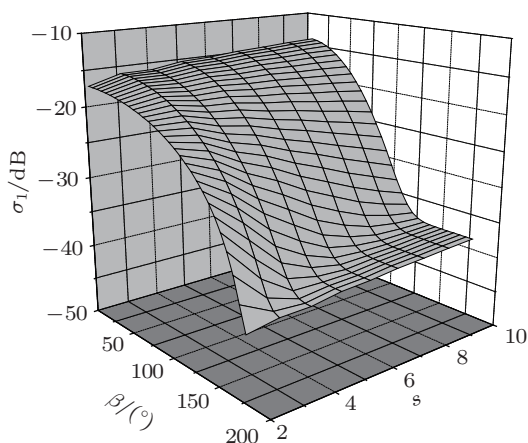


图2 β, s 对一阶回波后向散射系数 σ_1 的影响

3 基于神经网络的海面风向的提取

若已知一个测定回波谱中两个一阶多普勒谱峰的比值 R , 由 (4) 式便可解出风向与雷达波束夹角 φ_ω 的大小, 但由于还存在一个未知量 s , Stewart 和 Barnum 指出 s 是风速 V 的函数 [4], 并通过中间参数 μ (表示风向浪传输的能量) 把 s 和 V 联系起来. Tyler 等人 [11] 提出参数 μ 与风速 V 的关系式, 即

$$\mu = \begin{cases} 3.65 \times 10^{-3} V^{5/4} f_0^{1/2}, & V < 15 \text{ m/s}, \\ 8.33 \times 10^{-3} V f_0^{1/2}, & V > 15 \text{ m/s}, \end{cases} \quad (6)$$

其中雷达频率 f_0 的单位为 MHz. 而 s 和参数 μ 的关系式为

$$s = \begin{cases} 0.4(\mu - 0.1)^{-1}, & \mu < 0.1, \\ 4, & \mu > 0.1, \end{cases} \quad (7)$$

这样, 有适当的风速提取法得出 V 后, 在联合 (6) 和 (7) 式就可以获得 μ 和 s , 然后便可利用神经网络的非线性逼近能力预测出风向, 还可以只在测定 R 的情况下利用神经网络反演预测出 s 和风向的值, 本文将对这两种情况分别进行研究.

理论上已经证明 [12], 具有 2 个隐层的神经网络可以逼近任意函数, 对于 BP 神经网络, 有一个非常重要的定理, 即对于任何闭区间内的一个连续函数都可以用单隐层的 BP 网络逼近, 因而一个三层的 BP 网络就可以完成任意的 n 到 m 维的映射.

BP 神经网络的传递函数用 S 形函数 ($S(x)$) 表示为

$$S(x) = \frac{2}{1 + e^{(-2x)}}. \quad (8)$$

考虑到 S 形函数 ($S(x)$) 的输出值范围为 $[0, 1]$ 之间, 而通过仿真得到 R 的数据变化幅度会很大, 可能在此之外, 因此在训练前, 先将训练样本进行归一化, 转化到 $[0, 1]$ 之间, 在这里应注意那些强度值本就已落在 $[0, 1]$ 区间, 就不需要再归一化, 否则会使数据幅度变化拉大, 增大网络的外推难度, 同时这个变换也能够在一定程度上避免 $S(x)$ 在平坦区时对训练产生的不利影响.

对于上面提到的两种预测情况, 可以根据 (4) 式确定不同的输入单元和输出单元. 理论上已知风速主要影响的是二阶回波谱的范围, 对于在测定 R 利用风速和频率求解 s 的情况, 选用 R, f_0 和 s 作为输入, φ_ω 为输出, 即在第一种情况下神经网络需要 3 个输入, 1 个输出.

在第二种情况下, 对于测定的 R , 只需将 R 作为输入, s 和 φ_ω 作为输出, 不通过先测出 s 后再预测的方法, 而是根据网络的非线性逼近能力直接预测出 s 和 φ_ω , 即神经网络需要 1 个输入, 2 个输出.

隐层的神经元数目选择是一个十分复杂的问题 [12], 没有信息来提供中间层神经元的个数. 如果隐层神经元个数太少, 网络可能无法学习到目标函数; 但如果神经元个数太多, 计算量将大大增加, 还可能产生过学习状态, 同样不能达到学习目标函数的目的. 因此, 隐层神经元个数通常通过实验的方法来确定. 本文中第一种情况用单隐层网络, 隐层单元数为 10 个; 第二种情况用 2 个隐层的网络, 隐层单元数分别为 9 和 10 个.

将仿真得到的数据分成训练样本和预测样本, 通过训练, 使 BP 网络精确逼近非线性映射, 然后在测试样本中用该网络进行预测检验, 以验证该网络的适用性, 预测误差记为

$$e(i) = y'(i) - y(i), \quad (9)$$

其中 $y'(i)$ 为训练样本中第 i 组数据的预测值, $y(i)$ 为训练样本中第 i 组数据的实际值, 以下简称为实际值.

以下给出利用学习算法预测海面风向或扩展

因子 s 的主要步骤:

1) 计算扩展因子, 计算海面回波散射强度比值 R , 将 R , f_0 和 s 作为输入样本 P 或直接通过固定频率, 使 s 在 $[2,10]$ 变化产生样本, 将 R 作为输入样本 P .

2) 利用样本 P 来训练反演模型 (BP 神经网络).

3) 利用获得的非线性模型进行反演 $M = f(P^t)$, 其中 P^t 为检验预测样本数据.

4 预测结果与分析

基于神经网络的海面风向提取中用到的训练样本和预测样本数据是通过 (4), (6) 和 (7) 式仿真得到的.

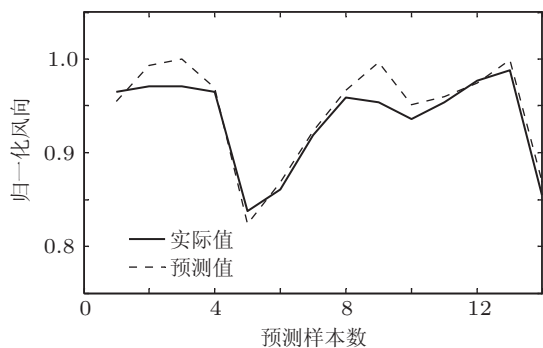


图3 3个输入1个输出参数时的预测结果

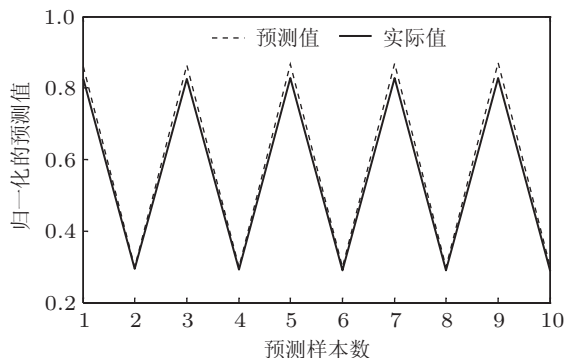


图4 1个输入2个输出参数时的预测结果

对于第一种情况, 雷达的工作频率从 5 MHz 到 20 MHz 变化, 风向角从 $[0^\circ, 360^\circ]$ 变化, 风速为 10 m/s, 产生样本, 采用其中的 120 个样本进行训练, 最大允许误差为 0.001, 网络最后成功得到训练, 再在预测样本中选取 14 组数据对训练好的网络进行检验, 预测结果 (如图 3 所示) 的误差表现为很小的值, 其中归一化风向是预测样本的风向值转化到 $[0,1]$ 之间的取值; 对于第二种情况, 雷达的工作

频率为 16 MHz, s 在 $[2,10]$ 变化, 风向角 $[0^\circ, 360^\circ]$ 变化, 产生样本, 采用其中的 100 个样本进行训练, 最大允许误差为 0.001, 网络最后成功得到训练, 再在预测样本中选取 10 组数据对训练好的网络进行检验, 预测结果 (如图 4 所示) 的误差表现为很小的值, 其中归一化的预测值是预测样本的风向值和扩展因子转化到 $[0,1]$ 之间的取值. 在本文中假设北风相当于 0° , 东风相当于 90° , 依此类推, 风向角在 0° 至 360° 间变化.

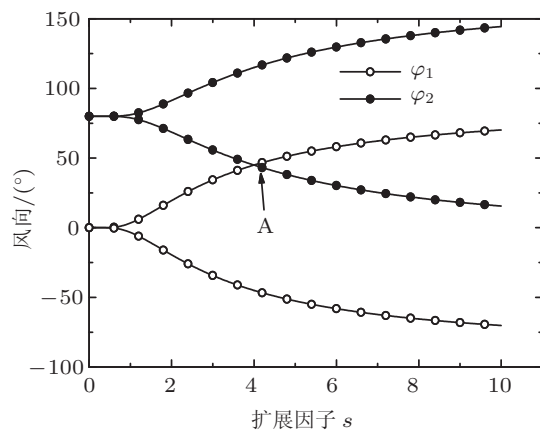


图5 两条曲线确定 s 和 φ_ω

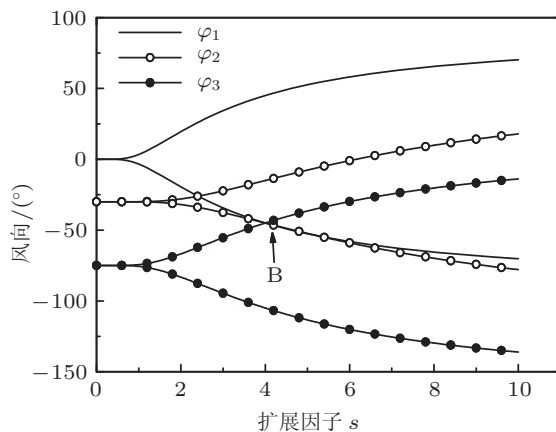


图6 三条曲线确定 s 和 φ_ω

需要指出以上预测中只是在扩展因子为奇数时得到的结果, 当扩展因子为偶数时就会存在风向模糊性问题, 因而如果在实际预测中发现误差很大, 可以再利用 Heron-Rose^[7] 提出的多波束采样确定方向. Heron 和 Rose 认为雷达观测的海域内海浪方向谱是近似均匀分布的, 然后用一部雷达分别照射海面的几个不同方向, 根据不同方向的回波多普勒谱中两个一阶强度的不同比值 R , 推算出合理的海面风向方位角 φ_ω 和扩展因子 s . 在通常情况下,

s 在一定的范围内 (一般为 $[0,10]$) 变化. 如图 5 所示, 假设来自第一个扫描方向 (方位角为 φ_1) 的回波谱中两个一阶峰的比值为 R_1 , 令 s 在 $[0,10]$ 之间取不同值, 利用 (4) 式得出的 φ_ω 在 $s-\varphi_\omega$ 平面上可以连成一条曲线; 设来自另一个扫描方向 (方位角为 φ_2) 的回波谱中两个一阶峰强度的比值为 R_2 , 同样能得到另一条曲线, 两条曲线的交点 (图中 A 点) 就确定了方向谱参数 s 和 φ_ω . 一般情况下只要两条曲线就可以定出唯一合理的 s 和 φ_ω , 特殊情况下则需要三条曲线, 这种方法又称为雷达多波束采样法, 如图 6 所示, 对应方位角为 φ_1 和 φ_2 的两条曲线有多个交点, 两条曲线分别对应的强度比值为 R_1 和 R_2 , 需要用雷达扫描第三个方向 (方位角为 φ_3), 三条曲线的公共交点 (图中 B 点) 就唯一地

确定了 s 和 φ_ω .

表 1 和表 2 给出了情况一和情况二下利用两种方法相结合的形式得出的预测结果及与实际值的比较. 从两个表中可以看出神经网络和多波束采样对于高频雷达风向的预测结果是比较好的. 表 1 中预测值与实际值的平均误差是 6.2° , 表 2 中风向角预测值与实际值的平均误差是 4.35° , 扩展因子预测值与实际值的平均误差是 0.26. 从这两个表中还可以看出, 通过神经网络和多波束采样法相结合可以尽可能减少一部雷达扫描多个方向来确定风向, 不仅节省了时间, 消除了风向模糊性问题, 而且在以前的研究基础上提高了预测精度, 为更好的进行海洋环境研究和探测给出了一种新的方法.

表 1 情况一下风向角预测值与实际值的比较

预测值/(°)	74.05	42.32	74.03	39.56	123.00	234.56	250.00	316.02	16.89
实际值/(°)	69.00	45.00	61.00	31.00	119.00	245.00	256.00	318.00	21.00

表 2 情况二下扩展因子和风向角预测值与实际值的比较

预测值	扩展因子	3.00	3.00	4.00	4.00	5.00	6.00	7.00	8.00	9.00
	风向角/(°)	271.00	281.00	30.00	85.00	105.00	226.00	17.00	356.00	70.00
实际值	扩展因子	3.13	3.59	3.99	4.00	4.43	6.00	7.35	8.00	8.33
	风向角/(°)	278.01	293.03	30.00	85.00	98.39	226.00	19.23	356.00	62.73

5 结 论

神经网络因其良好的非线性逼近特性适用于海面风向的预测. 本文正是基于这一思想提出了神经网络和多波束采样相结合预测海面风向的方法, 并利用仿真数据对海面风向进行了预测, 预测结果表明, 此方法的优点在于它不同于以往的经验模式法, 当扩展因子为奇数时它可以直接对建立好的模型进行参数预测, 而当扩展因子为偶数时, 预测误

差会很大, 此时再通过多波束采样确定参数, 具有普遍性, 方法简单, 可节省预测时间. 另一方面, 从表 1 和表 2 中可以看出此方法的预测误差很小, 具有一定的应用价值. 需要说明的是, 实际二维海面状况受海面风向, 风速, 流向等多种因素影响, 而本文主要采用模拟仿真的方法对海面风向进行了预测, 有关预测结果还需实际测量结果的进一步验证. 因此, 利用本文研究方法并结合实际海面散射数据准确预测海上风向还有待做深入研究.

- [1] Zhang L, Huang S X, Liu Y D, Zhong J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2889 (in Chinese) [张亮, 黄思训, 刘宇迪, 钟剑 2010 物理学报 **59** 2889]
- [2] Wang Y H, Zhang Y M, Guo L X 2010 *Chin. Phys. B* **19** 281
- [3] Zhang Y M, Wang Y H, Zhang C F 2010 *Chin. Phys. B* **19** 411
- [4] Stewart R H, Barnum J R 1975 *Radio Sci.* **10** 853
- [5] Barrick D E 1977 *Radio Sci.* **12** 415
- [6] Long A E, Trizna D B 1973 *IEEE Trans. Antennas Propag.* **5** 680
- [7] Heron M L, Rose R J 1986 *IEEE J. Oceanic Eng.* **2** 210
- [8] Huang W M 2001 *J. Wuhan Univ.(Nat. Sci. Ed)* **10** 645 [黄为民

2001 武汉大学学报 (理学版) **10** 645]

- [9] Barrick D E 1972 *IEEE Trans. Antennas Propag.* **20** 2
- [10] Lipa B J, Barrick D E 1986 *Radio Sci.* **21** 81
- [11] Tyler G L, Teague C C, Stewart R H, Peterson A M, Munk W H, Joy W J 1974 *Deep Sea Res.* **12** 989
- [12] Ge Z X, Sun Z Q 2007 *Neural Network Theory and MATLAB R2007 Implementation* (Beijing: Electronic Industry Press) p100 (in Chinese) [葛哲学, 孙志强 2007 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现 (北京: 电子工业出版社) 第 100 页]

A new method to predict the wind direction from HF radar Doppler spectrum*

Mao Yuan[†] Guo Li-Xin Din Hui-Fen Liu Wei

(School of Science, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(Received 7 January 2011; revised manuscript received 11 May 2011)

Abstract

According to the relationship between the first-order Doppler of HF radar and the wind direction over the sea surface, a new method of predicting wind direction is proposed with considering the combination of neural network and the method of the beam sampling. Using the simulated data under different input and output parameters of neural network, the wind direction is predicted when the expansion factor is odd number, the combination of the neural network and the beam sampling is utilized to predict the wind direction when the expansion factor is even number, which can eliminate the fuzziness of the wind direction. The predicted result shows a good agreement with the simulated data. From the predicted results by the neural network and the beam sampling, it is found that the error of the wind direction is about 4° – 6° and the mean error of the expansion factor of the wind direction is 0.26, which provides a new idea and method of predicting the wind field over the sea surface.

Keywords: wind direction, neural network, prediction, HF radar

PACS: 42.25.Bs, 42.25.Dd, 41.20.–q

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No.60971067), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (Grant No. 20100203110016), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities.

[†] E-mail: yuan0228wu05@163.com