

## 基于最小细节熵准则的雷达网信号增强

吴昌英 谷文韬 许家栋  
(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

**摘要** 提出了细节熵的概念,它能更真实地反映图像的清晰程度。采用最小细节熵准则对雷达网的数据进行融合。对于复杂目标采用迭代方法计算了最小细节熵准则所需的累加权值。为满足实际工作中实时性要求,采用神经网络来获取融合时的累加权值。

**关键词** 熵,神经网络,雷达网,融合,信噪比

中图分类号: TN95

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)03-0495-03

## Netted Radar Data Enhancement Based on Detail Entropy Minimization

Wu Chang-ying Gu Wen-tao Xu Jia-dong

(School of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract** Detail entropy is proposed which can indicate the image clarity much accurately in the case of that image has slowly changed part. A technique based on detail entropy minimization principle is developed for fusing netted radar data. For complex radar target, the weights are calculated iteratively. But in consider of real-time requirement, the weights are gotten by neural network alternatively.

**Key words** Entropy, Neural network, Netted radar, Fusion, SNR

### 1 引言

在许多应用场合,由单个传感器所获得的信息通常是不完整、不连续或不精确的。有时需要更多的信息源提供补充数据,融合多信息源的数据能够产生一个有关场景的更一致的解释,使不确定性降低。在雷达领域也是这样,在理想情况下,每部雷达可以连续的检测、跟踪目标。然而在实际应用时,并不能做到这一点,目标的起伏、地形的阻挡还有各种干扰信号等都使人们不满足于单部雷达独立工作得出的结果。雷达网应运而生。

雷达网的数据融合其目的是使融合后的数据更清晰。最简单的方法是将各部雷达的数据对准后进行累加,由于目标回波的相关性和噪声的不相关性,累加后数据的信噪比会有所增加。但由于各雷达回波有很大的起伏,如此简单的累加,必然不会使融合后的信噪比最大。因此需要在累加时对不同的雷达回波引入不同的权。文献[1]中定义了回波的广义信噪比,采用了以广义信噪比为权值进行雷达网信号的累加。虽然其并未对该方法产生的雷达网信噪比改善效果进行证明,但可以直观地想象出以信噪比为权值进行雷达网信号的累加自然会比以等权值累加起到更好的效果。但这种加权的方法并未使融合信噪比达到最佳。

熵作为表示系统混乱程度的一个量已逐渐应用于雷达领域<sup>[2]</sup>。ISAR中对目标回波的包络和相位对准<sup>[3]</sup>,天线阵中对各阵元的时间对准<sup>[4]</sup>,都采用了最小熵的方法。对一幅雷达图像,图像细节越明显,图像越清晰,熵越小。本文采用最小熵准则进行雷达网的数据融合,并通过点目标情况下的推导得出最小熵准则可使融合后的信噪比达到最大。但是若雷达图像中具有慢起伏的直流分量,熵则不能真实地反映雷达图像的清晰程度,于是本文引入了细节熵的概念。

由于融合时所需要的累加权值很难和细节熵建立起一简单的对应关系,因此只能通过沿细节熵梯度减小方向进行迭代的方法获取累加权值。但是这种方法在实际应用中需要花费很长的时间,不利于实时性的要求,故而,本文采用了充分训练的人工神经网络来获取累加权值。

### 2 基于最小细节熵准则的雷达网信号增强

对雷达的回波,根据其回波强度可以构造一幅灰度图像,假设该图像共有 $M$ 个像素,每个像素的灰度值为 $x_j$ , $j=1,2,3,\dots,M$ 。图像的像素灰度值经量化后有一取值集合,这个集合的熵定义为自信息的统计平均值,即图像的信息熵。若每个像素的亮度量化为 $N$ 层,图像的各个像素是独立

的, 令  $p_i$  为图像的灰度直方图概率分布,  $i=1,2,3,\dots,N$ 。则该幅图像的熵为

$$H = -\sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (1)$$

图1列出了不同信噪比的点目标雷达图像及其熵的变化规律, 可以看出随着信噪比的增加熵逐渐减小。

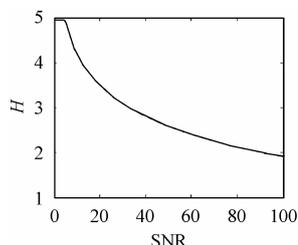


图1 熵随点目标雷达图像信噪比的变化规律

比较图2中的两幅点目标雷达图像图2(a)和图2(b), 这两幅雷达图像的信噪比是相同的, 不同的是图2(b)比图2(a)多了一个直流分量, 这种情况类似于雷达接收到了很强的地物反射。对两幅雷达图像都按照幅度等级量化为256层, 统计出幅度概率分布图2(c)和图2(d)。计算出它们的熵分别为4.3863和4.0587, 虽然图2(a)和图2(b)的信噪比相同, 但图2(a)的熵却比图2(b)的熵大。仔细比较图2(c)和图2(d)可以发现, 由于图2(b)图中增加了一个直流分量, 所以从中反映出采用同样的层数来统计幅度概率分布, 图2(d)和图2(c)相比将幅度概率分布压缩得紧凑了一些, 正是由于此导致了熵不能真实地反映图像的信噪比。也不能因此按照相同的幅度间隔来划分层数, 这样对于不同的幅度图像, 层数不同, 熵就没有了可比性。

去除回波中慢起伏的直流分量, 需要以下3步来完成: 采用中值滤波剔除强散射点回波, 采用小波的方法滤除强散射点回波数据的噪声, 得到慢起伏的直流分量, 原始数据和小波去噪后的数据相减即为进行熵计算的数据。本文定义这样的熵为细节熵。

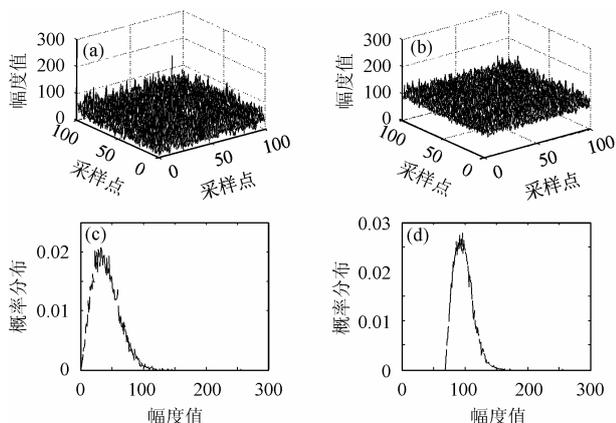


图2 两组点目标雷达图像(上图横坐标为采样点, 纵坐标为幅度值; 下图横坐标为幅度值, 纵坐标为概率分布)

(a)点目标雷达图像1 (b)点目标雷达图像2  
(c)图像1的幅度概率分布 (d)图像2的幅度概率分布

中值滤波是一种非线性滤波方法, 它对点、线、尖顶等细节滤除效果尤其好, 这正适合于本文采用中值滤波器进行滤波的目的——获取慢起伏的直流分量。图3(a)是一点目标的回波数据, 对这组数据进行中值滤波, 结果为图3(b), 可以看出滤波结果已经滤除了强反射点信号, 剩下的部分具有了慢起伏的特征, 但仍然含有噪声。信号经小波变换后, 其小波系数各尺度上具有较强的相关性, 尤其是在信号的边缘附近, 其相关性更加明显, 而噪声对应的小波系数在尺度间却没有这种明显的相关性。因此, 可以考虑利用小波系数在不同尺度上对应点处的相关性来区分系数的类别, 从而进行取舍, 通过这样滤波之后的小波系数基本上对应着信号的边缘, 达到了去噪的效果。图3(c)是采用 Symlets 小波对图3(b)去噪的结果, 可以看出, 去噪后的数据, 正是原数据所包含的慢起伏特征。图3(d)是原始数据减去其所包含的慢起伏特征, 即图3(a)减去图3(c)。这样的图像的熵更清晰地反映了原始数据中信号的明显程度, 即信号噪声比。

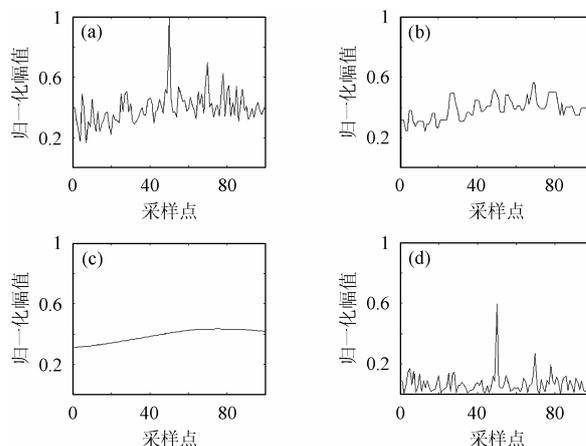


图3 一维点目标回波信号预处理

(横坐标为采样点, 纵坐标为归一化的幅度值)

(a)原始数据 (b)中值滤波后数据  
(c)小波去噪数据 (d)去除慢起伏分量数据

从上面的分析可以很清楚地看出雷达图像的信噪比越大则细节熵越小。因此可以采用最小细节熵作为融合准则来调整各站雷达的融合权值使得融合结果的信噪比最大。用公式表示为, 对于  $R$  部雷达图像, 选取一组权向量  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_R]$ , 使得融合图像:

$$I(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^R w_i I_i \quad (2)$$

的细节熵最小。

对于复杂目标的雷达数据融合, 很难根据各雷达图像的细节熵直接计算出融合权值。本文采用了细节熵对数梯度的迭代方法进行权的计算, 分为以下几个步骤:

- (1) 任意选取元素大于零的初始权向量  $\mathbf{w}_n$ ,  $\mathbf{w}_n = [w_{1,n}, w_{2,n}, \dots, w_{I,n}]^T$ ;
- (2) 计算由权向量  $\mathbf{w}_n$  确定的  $I$  站雷达融合后的细节熵对应于权向量  $\mathbf{w}$  的对数  $\ln w$  的梯度  $\nabla_{\ln w} H(\mathbf{w}_n)$ ;
- (3) 更新权向量,  $\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n \cdot \exp[-\varepsilon \nabla_{\ln w} H(\mathbf{w}_n)]$ , 其中  $\varepsilon$  是一个小的常数。

表1 6部雷达的数据

雷达	1	2	3	4	5	6
细节熵	3.357	3.621	4.532	4.564	4.783	4.992
迭代出的累加权重	1.000	0.870	0.132	0.118	0.063	0.021
采用神经网络计算出的累加权重	1.000	0.817	0.168	0.163	0.074	0.022

### 3 人工神经网络的融合累加权重获取

神经网络是一个具有高速非线性的超大规模连续时间的动力系统,其最主要特征为连续时间非线性动力学,网络的全局作用,大规模并行分布处理及高度的鲁棒性和学习联想能力。正因为神经网络有如此的优点,所以它在多传感器数据融合领域中也发挥了越来越多的作用<sup>[5]</sup>。而且在雷达网数据融合中得到了非常广泛的应用,包括点目标的检测决策<sup>[6]</sup>、目标识别<sup>[7]</sup>、多目标跟踪<sup>[8]</sup>、雷达图像增强<sup>[9]</sup>。

本文采用多层前向感知器(Multi Layer Perceptron, MLP)对包含6部雷达的雷达网数据融合进行建模,采用误差反向传播(Back Propagation, BP)学习算法对网络进行训练。输入层为各部雷达图像的细节熵,包含6个节点;输出层为除第1部雷达外,其它5部雷达的累加权重,将第1部雷达的累加权重定为1;隐层包含100个节点,由Kolmogorov的定理可知,隐层节点个数为输入层节点个数2倍加1的3层前向网络可以以任意精度实现任意函数,但是实验表明,本节若将隐层节点选取13个,网络收敛的速度很慢,而选取100个隐层节点,则收敛较快;隐层的传递函数选取常用的S函数(Sigmoid function)。但由于图像和图像细节熵是一种多对一的映射,因此细节熵并不能充分地反映图像的信息,所以采用这种网络其结果并非最优。但是细节熵已经在很大程度上反映了雷达数据的信噪比,尤其对雷达数据经过了中值滤波和小波去噪等前面提到的预处理,所以,以熵作为网络的输入层是可行的,而且这种网络和以像素点作为输入层相比结构将会很小,这对于训练和使用是非常有利的。若需要更高的要求,可在神经网络输出结果的基础上,再进行迭代,使结果达到最优,因为神经网络已经使结果逼近了最优值,所以需要的额外迭代次数会很少,不会对实时性产生影响。对网络进行充分训练后,另采用一组雷达图像对其效能进行验证。首先对6部雷达数据进行去除慢起伏分量的预处理和归一化处理;计算其结果的图像细节熵;采用迭代的方法迭代出一组累加权重;并用训练好的神经网络,以细节熵作为输入,计算出一组累加权重;计算结果见表1。可以看出采用神经网络计算出的累加权重和迭代出的最优累加权重相比已经很接近。在网络参数的调整过程中,做了大量的试验,发现网络隐层节点数、学习速率、动量因子的选择对训练学习的收敛速度影响较大,需要仔细调整。

### 4 结束语

对于雷达网的数据融合,由于目标的闪烁和起伏特性,

以及各站雷达距目标的距离不同,所以回波的强度会有很大的差别,所以在数据融合时若采用对各回波数据进行直接的叠加,就不能使结果达到最优。采用最小细节熵准则调整融合时各站雷达数据的权可以使融合后的雷达图像最清晰。采用3层前向神经网络计算了基于最小细节熵准则的雷达网数据融合时的累加权重。它计算速度快,可以满足实时性要求。将充分训练后的网络应用到某型飞机的雷达图像数据融合中,效果令人满意。

### 参考文献

- [1] 黄知涛,周一宇,冯道旺,蒋文利. 基于动态权的决策融合在雷达组网检测低 RCS 目标中的应用. 信号处理, 2000, 16(3): 256-261.
- [2] 强毓锟. 雷达与雷达电子战中的熵. 现代雷达, 1994, 16(3): 2-12.
- [3] Li Xi, Liu Guosui, Ni Jinlin. Autofocusing of ISAR images based on entropy minimization. *IEEE Trans. on AES*, 1999, 35(4): 1420-1433.
- [4] Dekker P L, Farquharson G, Frasier S J. Entropy based phase calibration of antenna arrays for digital beamforming remote sensing radars. Radar Conference 2002, Proceedings of the *IEEE, Long Beach, California*, 2002: 445-452.
- [5] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [6] 张冰, 邱志刚. 模糊神经网络在雷达网数据融合中的应用. 电子科技大学学报, 2001, 30(1): 29-32.
- [7] Chaudhuri S P, Das S. Neural networks for data fusion. *IEEE International Conference on Systems Engineering*, Pittsburgh Pennsylvania, 1990: 327-330.
- [8] 李建勋, 敬忠良, 王成, 俞卞章. 基于模糊神经网络的分布式多传感器多目标信息融合. 西北工业大学学报, 1998, 16(2): 287-291.
- [9] Farina A, Morabito F C, Serpico S, Simone G. Fusion of radar images: state of art and perspective. 2001 CIE International Conference on Radar, Proceedings, Beijing, China, 2001: 9-15.

吴昌英: 男, 1977年生, 博士, 主要从事雷达信号处理的研究。  
谷文韬: 男, 1971年生, 博士生, 讲师, 研究方向为雷达网数据融合。  
许家栋: 男, 1949年生, 教授, 博士生导师, 从事电磁场与微波技术的理论研究工作。