

文章编号 1004-924X(2006)02-0247-04

基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法及应用

许廷发^{1,2}, 韦 岗¹, 倪国强²

(1. 华南理工大学 电子与信息学院, 广东 广州 510640;

2. 北京理工大学 信息科学技术学院 光电工程系, 北京 100081)

摘要:给出了一种基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法。根据多 CPU 系统的并行结构和神经网络本身并行性的特点,设计了用于图象目标识别的 Gabor 小波神经网络算法,算法的输入层包括 Gabor 小波尺度、平移和频率调制参数的运算;隐层是在并行 CPU 中实现神经网络算法及优化;输出层是 Gabor 小波神经网络的分类结果。对 4 类飞机图像目标进行了仿真实验,识别率达到 98% 以上,识别时间为 40 ms。

关键词: 目标识别; Gabor 小波神经网络; 多 CPU; 并行结构

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

Gabor wavelet neural network algorithm based on parallel structure

XU Ting-fa^{1,2}, WEI Gang¹, NI Guo-qiang²

(1. *College of Electronics and Communication Engineering, South China University of Technology Guangzhou 510640, China*; 2. *Department of Optical Engineering, College of Information Science Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

Abstract: A Gabor wavelet neural network algorithm was presented based on parallel structure. According to the characteristics of multi- CPU parallel structure and neural network parallel, the algorithm for recognizing image target was designed based on the Gabor wavelet neural network. The algorithm input layer involved operation on scale, translation and frequency modulated parameter of Gabor wavelet, the hide layer realized and optimized the neural network algorithm on parallel CPU and the algorithm output layer gave the the classification result of Gabor wavelet network algorithm. The simulation experiment was processed by four types plane image targets, and the results indicate that the recognition rate is 98%, recognition time is 40 ms.

Key words: target recognition; Gabor wavelet neural network; multi-CPU; parallel structure

1 引 言

自 1992 年 Zhang Qinghua 和 Benveniste 明

确提出了小波网络的概念和算法^[1]后,出现了各种小波神经网络模型,如 Pan 和 Krishnaprasad 的离散仿射小波神经网络^[2]和 Stephanopoulou 的正交多分辨小波神经网络^[3], Zhang Jun 等提出

的基于类紧支持特性的尺度函数的正交小波神经网络^[4], 时宇、张贤达提出的 Gabor 原子神经网络在雷达目标识别中的应用等^[5]。小波神经网络继承了小波和神经网络的优点, 通过训练, 自适应地调整小波基的形状实现小波变换, 具有良好的函数逼近能力和模式分类能力。已经证明, 小波神经网络在逼近单变量函数时是渐近最优的逼近器。

本文针对图像目标提出了一种基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法。主要是根据多 CPU 并行结构和神经网络本身的并行性, 利用 Gabor 小波和改进的 BP 神经网络算法相结合, 设计了相应的算法结构, 构建了一种 Gabor 小波神经网络算法, 并对飞机图像目标进行了仿真实验。

2 Gabor 小波神经网络算法

2.1 Gabor 小波变换

在此采用高斯调制的指数基函数 $g_p(t)$ 做信号展开^[5]:

$$f(t) = \sum_{p=1}^{\infty} B_p g_p(t), \quad (1)$$

其中, 指数函数 $g_p(t)$ 具有一个可调的方差 σ_p^2 和一个可调的时频中心 (t_p, f_p) , 其具体形式为:

$$g_p(t) = (\pi\sigma_p^2)^{-0.25} \exp\left[-\frac{(t-t_p)^2}{2\sigma_p^2}\right] \exp(j2\pi f_p t), \quad (2)$$

散射中心可以用具有小方差 σ_p^2 的基函数 $g_p(t)$ 很好地表示。

如果在使用 $g_p(t)$ 做为 Gabor 展开的基函数时, 改变方差 σ_p^2 的大小, 就可以得到许多不同的 Gabor 变换, 组成所谓的小波变换册。这一变换册实际上表示一个时间—频率—尺度空间。

令 $\sigma_p^2 = s^2 / (2\pi)$, 其中 $s > 0$, $t_p = u$ 和 $\xi = 2\pi f_p$, 则式(1)定义的 Gabor 基函数可以简写成:

$$g_{u,\xi,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) e^{j\xi t}, \quad (3)$$

式中 $g(t) = \sqrt[4]{2} e^{-t^2}$ 是 Gabor 变换册的基函数原型, 它的时移、频率调制和尺度变化构成了 Gabor 变换册的各种不同基函数。

2.2 Gabor 小波神经网络的结构

图 1 给出了使用三维 Gabor 变换进行目标

分类的 Gabor 小波神经网络的结构, 是一种典型的多层前馈式神经网络, 目的是将 N 组图象目标分成 P 类, 因此, 网络的输入为 $\{x_i, i=1, 2, \dots, N\}$, 输出 $y_m, m=1, 2, \dots, M$, 确定目标的类别, 如 $M=4$ 时, 用 $y_1, y_2, y_3, y_4 = 1\ 000, 0\ 100, 0\ 010, 0\ 001$ 表示输出结果是 1, 2, 3, 4 类目标。

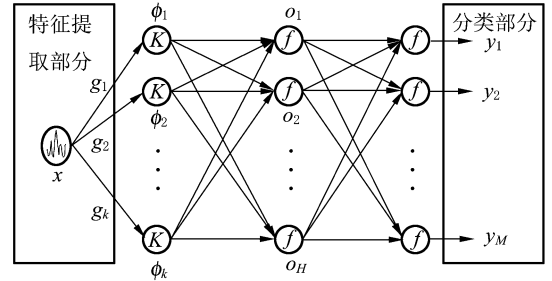


图 1 Gabor 小波神经网络的结构图

Fig. 1 Gabor wavelet neural network structure

假定每组观测信号向量有 L 个数据, 即 $x_i = [x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(L)]^T$, 令 $\{g_k, k=1, 2, \dots, K\}$ 是具有 K 个不同尺度的 Gabor 基函数向量, 其中 $g_k = [g_k(1), g_k(2), \dots, g_k(L)]^T$, 它对目标向量 x_i 中的 L 个数据进行加权求和, 而 $g_k(t)$ 定义为:

$$g_k(t) = \frac{1}{\sqrt{s_k}} g\left(\frac{t-u_k}{s_k}\right) e^{j\xi_k t}, k=1, 2, \dots, K, \quad (4)$$

式中 s_k, u_k, ξ_k 分别表示 Gabor 基函数变换的尺度、平移和频率调制参数。这些参数需要自适应调节, 直到某个代价函数最小化。

图中的小波神经网络的结构为:

(1) 输入层: 这一层有 K 个节点 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K$, 用 ϕ_{ik} 表示与第 i 组目标信号向量对应的 Gabor 基函数的第 K 个节点。因此, ϕ_{ik} 定义为 Gabor 基函数向量 $g_k = g(u_k, \xi_k, s_k)$ 与目标向量 x_i 之间的内积的绝对值, 即有:

$$\phi_{ik} = |\langle g_k, x_i \rangle| = \left| \int \frac{1}{\sqrt{s_k}} g^*\left(\frac{t-u_k}{s_k}\right) e^{-j\xi_k t} x_i(t) dt \right|, \quad (5)$$

它表示第 K 个 Gabor 基函数节点 $g_k(t)$ 与第 i 个信号 $x_i(t)$ 之间的相关。

(2) 隐层: 该层有 H 个节点 o_1, o_2, \dots, o_H 。输入层中第 K 个 Gabor 基函数的输出 ϕ_{ik} 被神经网络的权系数 $\omega_{kh}^{(1)}$ 加权求和, 得到:

$$\text{net}_h^{(1)} = \sum_{k=1}^K \phi_{ik} \omega_{kh}^{(1)}, h=1, 2, \dots, H, \quad (6)$$

它表示当输入层输入信号 x_i 时,隐层第 h 个节点的输出。

隐层采用的激励函数为双曲正切函数。

$$f(x) = \tan h(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}, \quad (-1 < f(x) < 1)$$

于是,被输入 $\text{net}_{ih}^{(1)}$ 激励的双曲正切函数给出的第 h 个隐层节点的输出是:

$$o_{ih} = f(\text{net}_{ih}^{(1)}) = \frac{1 - e^{-\text{net}_{ih}^{(1)}}}{1 + e^{-\text{net}_{ih}^{(1)}}}, \quad h = 1, 2, \dots, H, \quad (7)$$

(3)输出层:本层有 M 个节点 y_1, \dots, y_m , 第 m 个节点 y_m 的输入为 $\text{net}_{im}^{(2)} = \sum_{h=1}^H o_{ih} \omega_{hm}^{(2)}, m = 1, 2, \dots, M$, 这一输入被激励双曲正切函数给出的第 m 个隐层节点的输出为:

$$y_{im} = f(\text{net}_{im}^{(2)}) = \frac{1 - e^{-\text{net}_{im}^{(2)}}}{1 + e^{-\text{net}_{im}^{(2)}}}, \quad (8)$$

2.3 Gabor 小波神经网络的训练算法

在此采用改进的 BP 算法^[6], 在学习阶段, 隐层的权系数 $\omega_{kh}^{(1)}$ 和输出层的权系数 $\omega_{lm}^{(2)}$ 以及 Gabor 基函数参数 s_k, u_k, ξ_k 都需要自适应调整, 以使得期望输出向量 T 和输入目标向量 x_i 的实际输出 y_i 之间的误差平方和最小化, 即:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M (T_{im} - y_{im})^2, \quad (9)$$

使 E 最小。在此, 以相应激励函数为双曲正切函数, 给出代价函数 E 相对于第 K 个 Gabor 基函数节点的 s_k, u_k, ξ_k 的偏导数:

$$\frac{\partial E}{\partial u_k} = - \sum_{i=1}^K \sum_{h=1}^H \delta_{ih}^{(1)} \omega_{kh}^{(1)} \frac{\partial \phi_{ik}}{\partial u_k}, \quad (10)$$

$$\frac{\partial E}{\partial s_k} = - \sum_{i=1}^K \sum_{h=1}^H \delta_{ih}^{(1)} \omega_{kh}^{(1)} \frac{\partial \phi_{ik}}{\partial s_k}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \xi_k} = - \sum_{i=1}^K \sum_{h=1}^H \delta_{ih}^{(1)} \omega_{kh}^{(1)} \frac{\partial \phi_{ik}}{\partial \xi_k}. \quad (12)$$

式中:

$$\delta_{ih}^{(1)} = \sum_{m=1}^M \delta_{im}^{(2)} \omega_{hm}^{(2)} o_{ih} (1 - o_{ih}), \quad (13)$$

$$\delta_{im}^{(2)} = (T_{im} - y_{im}) y_{im} (1 - y_{im}). \quad (14)$$

令第一类目标信号的 N_1 组观测向量为 x_1, x_2, \dots, x_{N_1} , 第 2 类目标信号的 N_2 组观测向量为 $x_{N_1+1}, \dots, x_{N_1+N_2}$, 而第 P 类目标信号的 N_P 组观测向量为 $x_{N_1+\dots+N_{p-1}+1}, \dots, x_N$ 。在训练阶段的每一步迭代中, 权系数和 Gabor 基函数参数自适应更新。当网络收敛时, Gabor 基函数节点表示时

间一频率一尺度三维空间的最优部分, 即对于给定的所有训练样本, 这些 Gabor 基函数参数对这些信号的分类和决策是最可靠的。

3 基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法的实现

3.1 多 CPU 并行结构

根据神经网络的并行性特点, 设计了多 CPU 快速目标识别并行结构系统。硬件系统的结构框图如图 2 所示。其中 DSP1 用来读取摄像头传来的图像数据, 同时将包含目标的 32×32 点阵像素通过主机接口 HPI 传输给 DSP2、DSP3、DSP4、DSP5; DSP2、DSP3、DSP4 的作用是对多种不同目标根据某一神经网络算法产生相应的不变性编码; DSP5 用来计算目标的运动特征(即速度的大小和方向); DSP6 对改进的 BP 网络输出的后验概率进行加权平均, 并在监视器上显示分类结果。基于这样的多 CPU 并行系统, 把 Gabor 小波神经网络各个环节根据不同的结构, 进行了设计。硬件系统中的各个 DSP 用的是美国 TI 公司推出的性价比极高的数字信号处理器 TMS320VC5409, 是 16 位定点运算的高速芯片, 运算速度达 100 MPIS, 工作电压为 3.3 V 和 1.8 V, 片内 RAM 有 32 K 字。所设计的系统中 DSP2、DSP3、DSP4、DSP5、DSP6 的结构基本相同, 采用 16 位外部并行 BOOT 方式, 将位于数据空间地址范围在 8000H~FFFFH 的程序加载到 DSP 片内, 以提高数据处理速度。

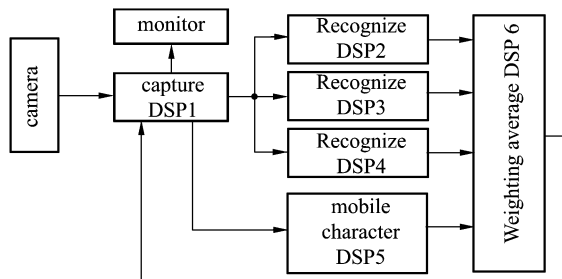


图 2 多 CPU 并行结构框图

Fig. 2 Multi-CPU parallel structure

3.2 算法的实现与仿真结果

实验中训练了三个不同规模的网络: DSP2

的网络结构为 1024—15—4; DSP3 的网络结构为 1024—9—4; DSP4 的网络结构为 1024—15—4; DSP4 的网络用于区分飞机与其它飞行器(如鸟),用飞行速度等作特征,网络结构随机定,在此暂时只用了前三个 DSP。实验选用 4 个不同的飞机模型作为分类对象,每旋转 1.5° 采一个样本,均匀分布在 $0\sim 360^\circ$ 范围内,各采集 240 个样本作为数据库。实验中,从样本数据库中随机选择训

练样本 $60\times 4=240$ 和测试样本 $40\times 4=160$ 。训练样本和测试样本的比例是 3:2。

仿真结果表明,识别时间小于 40 ms。对于在模拟环境下实时采集的非训练样本目标,用本系统进行识别,4 种目标统计识别率均达到 98% 以上。并且与单一的 BP 网络比明显识别率高,泛化能力强。比较结果如表 1。

表 1 本文方法与神经网络方法的目标识别率比较

Tab. 1 Target recognition rate comparison of the proposed method with neural networks method

隐层节点	本文方法的识别率(%)		二值化神经网络方法的识别率(%)	
	训练样本的识别率	测试样本的识别率	训练样本的识别率	测试样本的识别率
4	98.01	97.08	93.45	89.33
5	98.16	97.19	93.53	91.45
7	98.34	97.24	93.75	91.67
9	98.56	97.55	93.87	92.16
15	98.45	97.83	94.16	92.58

4 结束语

作者给出了一个基于并行结构的 Gabor 小波神经网络图像目标识别新方法。根据多 CPU 并行结构的特点,分成不同的结构进行运算,充分

地发挥了 Gabor 小波神经网络算法的特点。应用此方法对 4 种飞机目标进行了分类识别仿真实验,识别率达到 98% 以上,识别时间为 40 ms。实验结果显示,基于并行结构的 Gabor 小波神经网络图像目标识别方法有很好的泛化能力,为实现神经网络算法在工程中的应用打下基础。

参考文献:

- [1] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. *IEEE Trans. on NN*, 1992, 3(11): 889-898.
- [2] PATI Y C, KRISHNAPRASAD P S. Analysis and synthesis of feedforward neural network using discrete affine wavelet[J]. *IEEE Trans. On NN*, 1993, 4(1): 73-75.
- [3] BASKSHI B R, STEPHANOPOULOUS G. Wave-net: a multiresolution, hierarchical neural network with localized learning[J]. *American Institute Chemical Engineer Journal*, 1993, 39(1): 57-81.
- [4] ZHANG J, WALTER G, MIAO Y, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. *IEEE Trans. on SP*, 1995, 43(6): 1485-1497.
- [5] SHI Y, ZHANG X D. Gabor atom networks for signal classification with application in radar target recognition[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2001, 49: 2994-3004.
- [6] 许廷发. 改进的 BP 算法在多目标识别中的应用[J]. *光学 精密工程*, 2003, 10(5): 513-515.
XU T F. Multil-target recognition with improved BP algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2003(10), 513-515. (in Chinese)

作者简介:许廷发(1968—),男,黑龙江肇东人,华南理工大学电子信息学院博士后,主要研究方向为模式识别、电视跟踪和光电设计。xutingfa@163.com。