

文章编号: 0253-2239(2007)08-1435-5

应用神经网络的复杂物体三维测量^{*}

唐 燕 陈文静

(四川大学 光电子科学技术系, 成都 610064)

摘要: 将神经网络引入基于结构光投影的复杂物体三维面形测量。在测量过程中,利用神经网络强大的函数逼近能力,得到离散条纹图的连续逼近函数,从中解出物体的相位分布信息,获得物体的三维面形分布。应用神经网络方法,在结构光投影条件下,只需要获取一幅条纹图,便可以完成复杂物体的三维面形测量。该方法相比传统的傅里叶变换轮廓术,不存在滤波操作,不会在测量过程中丢失被测物体的高频分量,具有更高的空间带宽积和灵敏度,能准确测量出复杂物体的细节,更加适用于恢复复杂物体的三维面形。并且该方法在条纹图存在阴影的情况下与傅里叶变换轮廓术相比,能更好地提取出物体的相位信息,恢复物体的三维面形。模拟及实验均验证了该方法的可行性。

关键词: 三维面形测量; 神经网络; 函数逼近; 傅里叶变换轮廓术

中图分类号: TN247; TP183 文献标识码: A

Neural Network Applied to Three-Dimensional Measurement of Complex Objects

Tang Yan Chen Wenjing

(Department of Opto-Electronics, Sichuan University, Chengdu 610064)

Abstract: The neural network has been introduced into the reconstruction of the complex three-dimensional (3D) object based on structured light projection. In the network method, the neural network with powerful function of approximation is used to get the continuous approximate function of the discrete fringe pattern. The measured object can be reconstructed by dealing with the approximate function and drawing phase distribution of the object. As a result, the network method based on structured light projection need only one deformed fringe pattern to reconstruct the tested object. Compared with the Fourier transform profilometry (FTP), the neural network method without filtering process does not lose high frequency of the measured object. So it has large space bandwidth product and high sensitivity can given out the detail precisely. Therefore, this method performs better than FTP in the three-dimensional shape measurement of complex objects. Moreover, compared with FTP, the network method can demodulate more useful phase from the fringe pattern with shadow. Computer simulations and experiment validate the feasibility of this method.

Key words: three-dimensional shape measurement; neural network; function approximation; Fourier transform profilometry

1 引 言

光学三维传感具有非接触测量、精度高、速度快等优点,在工业检测、机器视觉、生物医学等方面都有重要应用。其中傅里叶变换轮廓术,凭借其只需一幅条纹图,处理速度快等优点,得到了广泛的应用^[1,2]。但傅里叶变换轮廓术中存在滤波操作^[3],在提取基频

分量,减小噪声的同时,减小了用于恢复物体高度分布的有用信息的空间带宽积,加上电荷耦合器件(CCD)离散采样使灵敏度降低,该方法在对复杂物体进行测量时,存在一定局限性^[4]。为了克服傅里叶变换轮廓术(Fourier transform profilometry, FTP)的不足^[5,6],本文引入神经网络,在只需一幅条纹图的情况

* 国家自然科学基金(60677028)资助课题。

作者简介: 唐 燕 (1982—),女,重庆人,硕士研究生,主要从事光学三维传感方面的研究。E-mail: ty0513@163.com

导师简介: 陈文静 (1968—),女,重庆人,教授,硕士生导师,主要从事光学三维测量方面的研究。

E-mail: chenwj@email.scu.edu.cn

收稿日期: 2006-11-28; 收到修改稿日期: 2006-12-26

下对复杂物体进行三维测量。

神经网络具有高速并行计算和强大的函数逼近能力,可以通过对已知样本进行学习以任意精度逼近任意有限连续函数^[7]。神经网络在三维面形测量中的应用,按照光源类型可以分为线结构光照明和面结构光照明两类。在第一类中,通过向物体投影一片状光束,由神经网络建立光刀位置改变量与物体高度之间的映射关系,逐线地恢复出物体的高度信息^[8]。在第二类中,引入了白光照明方式,将光栅像投影到被测物体上,在光场投影结构参量未知的条件下,由神经网络得出相位与高度的映射关系,恢复物体三维信息^[9,10]。也可以由神经网络建立条纹图与高度之间的映射关系,直接恢复出物体的高度信息^[11]。此外,可以由神经网络确立条纹图与高度差之间的关系,恢复出物体的三维面形^[12]。

目前还未见将神经网络方法引入基于面结构光投影的自由曲面物体三维面形测量的报道。本文所提出的方法基于以白光作为光源的面结构光投影,克服了第一类方法中存在的光刀位置改变量难以准

确测定等问题。同时针对第二类方法中训练样本难以采集,测量物体比较简单等问题,进行了改进,使得利用神经网络能完成基于结构光投影的自由曲面物体三维面形测量。本文所提出的方法通过训练反向传播(Back propagation, BP)神经网络,只需要一幅条纹图就可以测量复杂物体的三维面形信息。相对传统的傅里叶变换轮廓术,该方法具有更高的空间带宽积和灵敏度,能更好地测量物体的细节信息。

2 测量原理

神经网络具有很强的函数逼近能力。在神经网络内部,每个神经元就是一个简单的非线性函数,在训练过程中,通过对内部神经元不断进行调整,整个神经网络能够实现复杂函数的功能。其训练过程如图 1 所示,通过将样本的理想输出与神经网络输出进行比较,调整各个神经元,使得两者之差不断减小,达到期望误差值,使输出函数 $F(x)$ 完成理想的复杂函数功能。

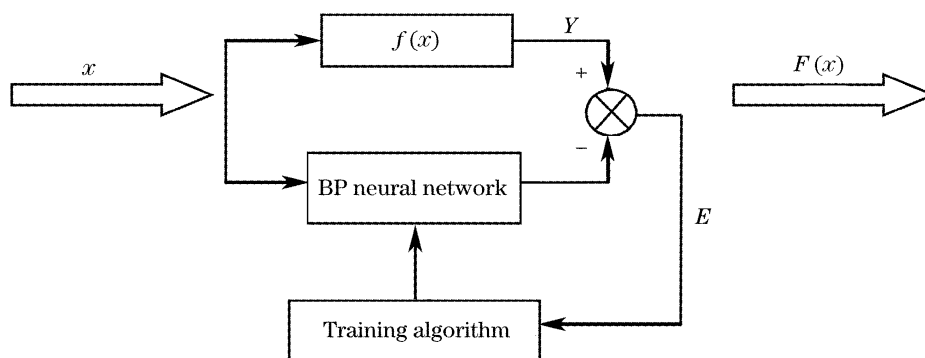


图 1 神经网络训练模型

Fig. 1 Training model of the neural network

通过对离散样本点进行学习,神经网络得到了一个连续的函数表达 $F(x)$ 。 $F(x)$ 是对样本实际分布函数 $f(x)$ 进行函数逼近的结果。已经证明,只要隐含层神经元数目足够,2 层反向传播网络可以以任意精度逼近任意连续函数^[7]。

在三维面形测量中,采用正弦光栅投影,获得的变形光栅像一维表达式为

$$I(x) = A(x) + B(x)\cos[2\pi f_0 x + \phi(x)], \quad (1)$$

其中 $A(x)$ 为背影分布, $B(x)$ 为调制度分布, f_0 为投影光栅的频率, $\phi(x)$ 为携带有物体高度信息的相位分布。 $A(x)$, $B(x)$ 变化缓慢,假设其在半个周期内为常数, $I(x)$ 可以表示为

$$I(x) = A + B\cos[2\pi f_0 x + \phi(x)], \quad (2)$$

由于 CCD 离散采样,得到的 $I(x)$ 为离散分布函数。

由于采样过程不能保证条纹的峰值和谷值都能被恰好取到,所以由 $I(x)$ 的离散值直接获得 A, B 的方法是不可行的。为了得到 $I(x)$ 的连续函数表达式,本文引入神经网络方法,建立一个单输入、单输出的 2 层反向传播神经网络,将采集到的 $I(x)$ 离散分布作为训练样本,由训练后的神经网络可以得到 $I(x)$ 的逼近函数。神经网络结构如图 2 所示。

隐含层的传递函数为双曲正切函数,输出层的传递函数为线性函数,整个神经网络的输出为

$$F(x) = \sum_{i=1}^N v_i f(w_i x - b_i) - r, \quad (3)$$

其中 $w_i, b_i, f(x), N$ 分别为为隐含层上各个神经元的连接权值、阈值、传递函数和神经元个数,其中 $f(x) = 2/[1 - \exp(-2x)] - 1, v_i, r$ 分别为输出层神经元的连接权值和阈值。

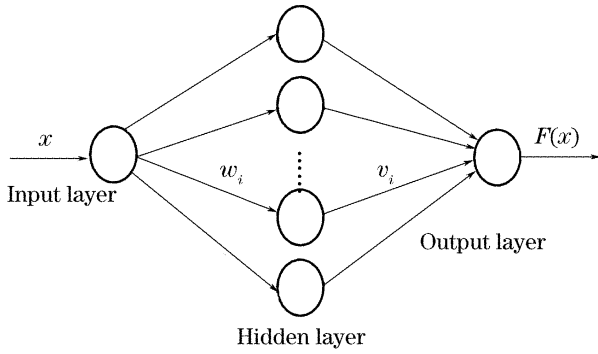


图 2 神经网络结构图

Fig. 2 Structure of the BP neural network

为了克服噪声对函数逼近结果的影响,采用了贝叶斯算法作为神经网络的学习算法,通过修正神经网络的性能函数提高了网络的推广能力,使网络不会由于过度匹配而逼近错误值^[7]。由训练过的神经网络,可以得到条纹分布函数 $I(x)$ 的逼近函数 $F(x)$,理论上 $F(x)$ 可以无限逼近 $I(x)$ 。

对连续函数 $F(x)$ 求极值,得到条纹中各个峰值 f_{\max} 和谷值 f_{\min} 。由表达式(2)求出: $A = (f_{\max} + f_{\min})/2$, $B = (f_{\max} - f_{\min})/2$ 。条纹中包含的相位信息 $\phi_1(x)$ 表达式为

$$\phi_1(x) = \arccos \left[\frac{F(x) - A}{B} \right] = \arccos \left[\frac{2F(x) - f_{\max} - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \right], \quad (4)$$

由于反余弦操作, $\phi_1(x)$ 被截断在 $[0, \pi]$ 之间进行相位展开,可以得到连续相位分布 $2\pi f_0 x + \phi(x)$ 。用同样的方法处理参考平面,得到连续相位分布 $2\pi f_0 x$ 。将两者结果相减,求得带有物体的高度信息的相位分布 $\phi(x)$,可进一步解出物体的三维面形分布。

3 数值模拟

为了进一步验证方法的可行性,进行了计算机

数值模拟。模拟物体是大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 的 peak 函数,将模拟物体放入 $200 \text{ pixel} \times 200 \text{ pixel}$ 的平面中,如图 3 所示。在光栅周期为 16 pixels ,成像系统到参考面的距离 $L = 1000 \text{ mm}$,成像系统到投影系统的水平距离 $d = 1000 \text{ mm}$,的情况下,向物体表面投影正弦条纹,条纹图如图 4 所示。图 5 显示了采用神经网络方法和傅里叶变换轮廓术恢复物体的误差。

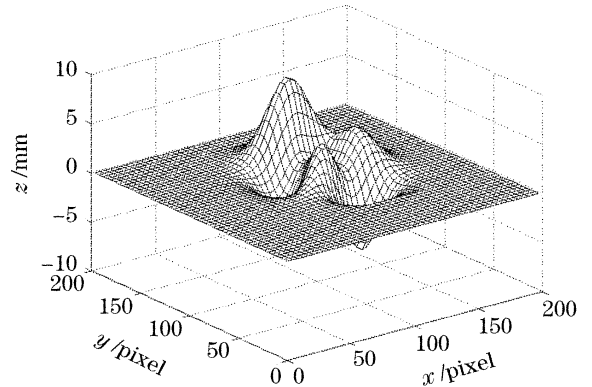


图 3 模拟的物体

Fig. 3 Simulated object

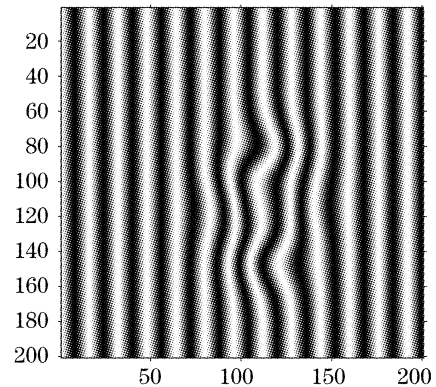


图 4 模拟的原始物体条纹图

Fig. 4 Fringe pattern of the simulated object

从图 5 可以看出,神经网络方法产生的误差远远小于傅里叶变换方法的。傅里叶变换方法产生的

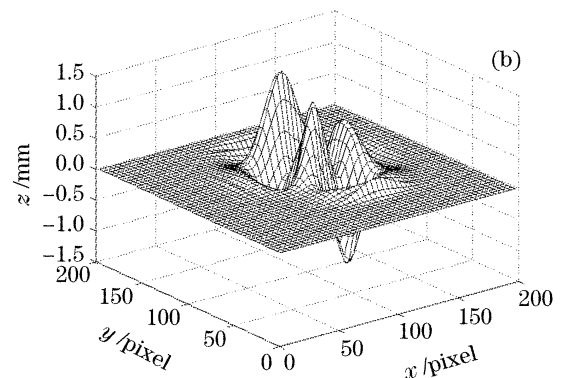
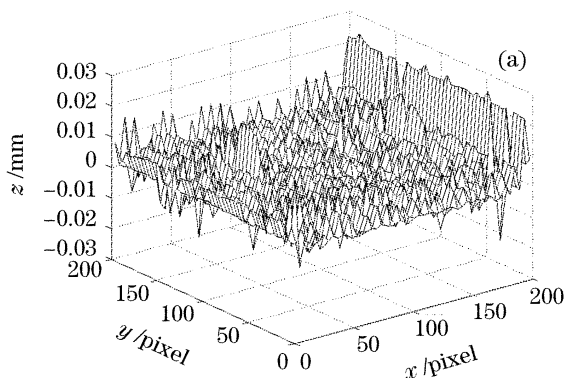


图 5 恢复误差图。(a)神经网络方法,(b)傅里叶变换轮廓术

Fig. 5 Reconstruction error by the (a) neural networks method, (b) Fourier transform profilometry

误差来源于滤波操作、CCD 采样使空间带宽积和灵敏度受到影响,在对物体细节测量时误差很大。而采用神经网络方法产生的误差是由于神经网络在逼近条纹分布时,为了提高网络的推广性能,人为将目标误差设置为 10^{-6} ,使神经网络的输出函数和实际光强分布函数存在误差。在模拟中,傅里叶变换轮廓术的最大误差在 1.5 mm 左右,而神经网络恢复方法的最大误差仅为 0.03 mm 左右。

4 实验验证

利用神经网络方法和傅里叶变换方法,恢复同一幅条纹图,条纹图如图 6 所示。使用神经网络方法和傅里叶变换方法对该条纹图进行恢复,结果如

图 7 所示。

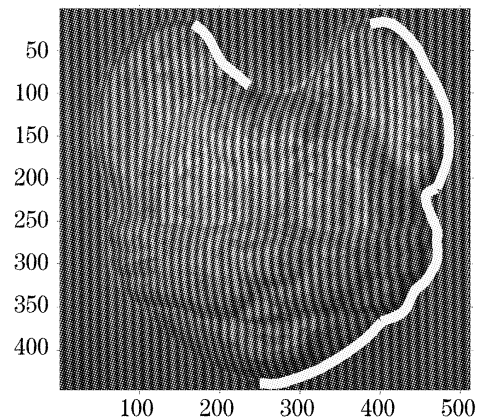


图 6 变形条纹图

Fig. 6 Deformed fringe pattern

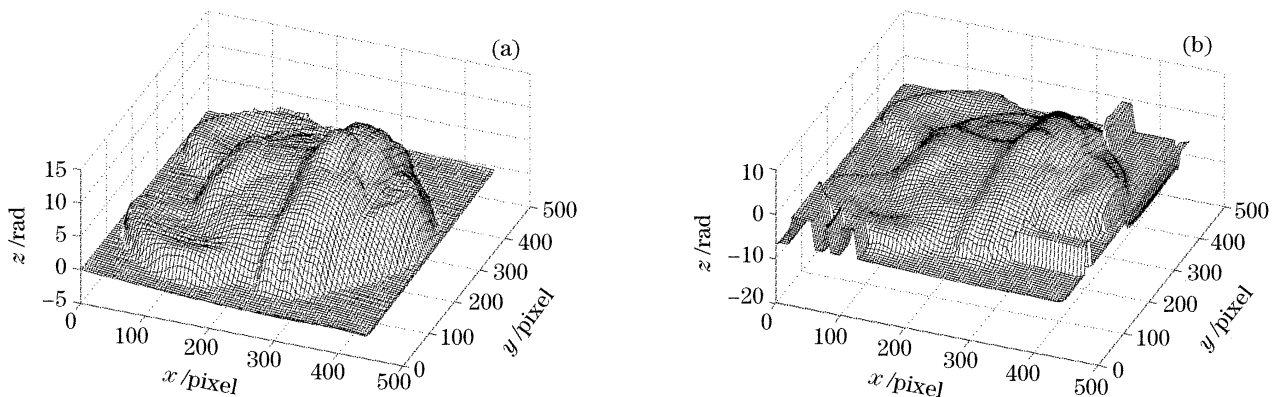


图 7 恢复图。(a)神经网络方法,(b)傅里叶变换轮廓术

Fig. 7 Three-dimensional profile restored by (a) neural networks method, (b) Fourier transform profilometry

由于物体右侧边缘存在阴影(图 6 中亮线部分),使条纹有部分数据丢失,傅里叶变换方法无法获取该处的正确相位,而神经网络方法采用了贝叶斯算法,能在一定程度上尽可能提取出物体的相位信息,获得了更好的恢复相位。但由于阴影区域条纹的相位信息已经发生失真,恢复时在该区域出现毛刺。

从恢复图可以直观地看到,神经网络方法与傅里叶变换方法相比能更好地恢复物体的细节信息。这是因为神经网络方法在恢复物体面形的过程中,不存在滤波操作,而且对相位的提取是点对点的进行,空间分辨力可以达到一个像素点。甚至,由于神经网络的输出是一个连续函数,可以通过插值获得亚像素级的相位信息。所以神经网络在测量物体细节时,比傅里叶变换轮廓术具有更强的能力。图 8 显示了一个总宽度为 8 pixel 的三角形物体,以及用傅里叶变换轮廓术和神经网络方法分别对其进行恢复的结果。从图 8 可以看出,神经网络的方法能成功恢复出物体的高度信息,而傅里叶变换轮廓术则

无法正确恢复出该物体的高度信息。

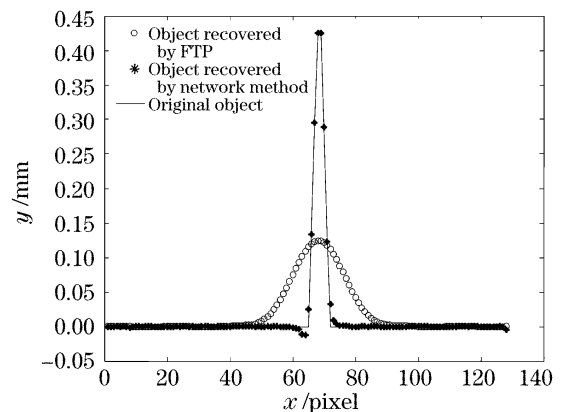


图 8 神经网络方法与傅里叶变换轮廓术对比图
Fig. 8 Contrast between neural networks method and the Fourier transform profilometry

神经网络方法也存在一定的缺点和不足,它对条纹正弦性要求高,虽然使用了贝叶斯训练算法来减小噪声的影响,但强噪声仍会对结果产生较大的影响,在 Matlab6.1 软件平台上,运算时间相对傅里叶变换轮廓术大大增加。

5 结 论

将神经网络引入三维面形测量中,在面结构光投影的情况下,只需要一幅条纹图便可以获得复杂物体的相位分布信息。与传统傅里叶变换轮廓术相比,神经网络方法具有更高的空间带宽积和分辨力,能更好地恢复物体的细节。并且该方法对阴影条纹有一定修正的能力,在一定范围内,能克服由于条纹阴影引起的相位无法展开问题,恢复出物体的三维面形。

参 考 文 献

- 1 Xianyu Su, Wenjing Chen. Fourier transform profilometry: a review[J]. *Opt. and Lasers in Engng.*, 2001, **35**(5): 263~284
- 2 Jia Caichao, Qi Feihu, Yu Xun *et al.*. A multiple networks fusion approach for 3-D object recognition from 2-D views[J]. *Acta Optica Sinica*, 2001, **21**(2): 177~180 (in Chinese)
贾财潮,戚飞虎,于 询等. 从二维视图识别三维目标的多网络融合方法[J]. *光学学报*, 2001, **21**(2): 177~180
- 3 Weng Jiawen, Zhong Jingang. Application of dilating Gabor transform to three-dimensional shape analysis[J]. *Acta Optica Sinica*, 2004, **24**(6): 725~729 (in Chinese)
翁嘉文,钟金刚. 伸缩窗口傅里叶变换在三维形貌测量中的应用[J]. *光学学报*, 2004, **24**(6): 725~729
- 4 Bing Zhao, Anand Asundi. Discussion on spatial resolution and sensitivity of Fourier transform fringe detection [J]. *Opt. Engng.*, 2000, **39**(10): 2715~2719
- 5 Chen Wenjin, Su Xianyu, Tao songxin. Discussion on phase errors caused by frequency leakage in FTP[J]. *Acta Optica Sinica*, 2000, **20**(10): 1429~1434 (in Chinese)
陈文静,苏显渝,谭松新. 傅里叶变换轮廓术中频谱泄漏的讨论[J]. *光学学报*, 2000, **20**(10): 1429~1434
- 6 Chen Wenjing, Su Xianyu, Cao Yiping *et al.*. New method to eliminate extension of zero component in FTP[J]. *Chin. J. Lasers*, 2004, **31**(6): 740~744 (in Chinese)
陈文静,苏显渝,曹益平等. 傅里叶变换轮廓术中抑止零频的新方法[J]. *中国激光*, 2004, **31**(6): 740~744
- 7 Yang Xingjun, Zheng Junli. *Artificial Neural Networks and Blind Signal Processing* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003. 31~60 (in Chinese)
杨行峻,郑君里. *人工神经网络与盲信号处理*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 31~60
- 8 J. Apolinar Muñoz-Rodríguez, Anand Asundi, Ramon Rodríguez-Vera. Shape detection of moving objects based on a neural network of a light line[J]. *Opt. Commun.*, 2003, **221**(1~3): 73~86
- 9 Dinesh Ganotra, Joby Joseph, Kehar Singh. Profilometry for the measurement of three-dimensional object shape using radial function, and multi-layer perceptron neural networks[J]. *Opt. Commun.*, 2002, **209**(4~6): 291~301
- 10 F. J. Cuevas, M. Servin, R. Rodríguez-Vera. Depth object recovery using radial basis functions[J]. *Opt. Commun.*, 1999, **163**(4~6): 270~277
- 11 Dinesh Ganotra, Joby Joseph, Kehar Singh. Object reconstruction in multiplayer neural network based profilometry using grating structure comprising two regions with different spatial periods[J]. *Opt. and Lasers in Engng.*, 2004, **42**(2): 179~192
- 12 F. J. Cuevas, M. Servin, O. N. Stavroudis *et al.*. Multilayer neural network applied to phase and depth recovery from fringe patterns[J]. *Opt. Commun.*, 2000, **181**(4~6): 239~259