

文章编号 1004-924X(2007)01-0117-07

# 基于径向基函数网络的图像三维恢复 技术在雕刻加工中的应用

谢明红

(华侨大学 机电及自动化学院, 福建 泉州 362021)

**摘要:**基于图像的三维恢复技术的目的是采用单幅图像中物体表面的明暗变化来恢复其表面各点的相对高度,从而对三维物体进行曲面恢复。提出了一种基于径向基函数网络模型进行图像三维恢复的新方法,建立了径向基函数的网络模型,并构造出一个曲面公式,其中输出对两个输入变量的偏导数满足反射函数方程,反射函数方程中的灰度值已知,利用反射函数与灰度值之间的误差作为约束条件调节网络权因子、径向基函数中心和宽度,使得构造的曲面中每一点都满足反射函数方程,从而拟合整个曲面。该方法无需光滑约束和积分约束条件,求出的解是一个连续解。通过不同方法对合成图像圆球和花瓶的实验表明,该算法恢复的曲面的高度点最大误差精度提高1倍到4倍,平均误差精度提高5倍到20倍,恢复的曲面具有良好的连续性和光滑性,它不仅恢复图像中各网络点的高度,而且可自动内插网络点之间任意点,适合于任意反射模型图像的曲面反求,恢复出的曲面便于进行后置处理生成刀具路径,并进行雕刻加工。

**关键词:**图像恢复;径向基函数网络;计算机视觉;雕刻

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Application of 3D image recovering technology based on radial basic function network to engraving

XIE Ming-hong

(College of Mechatronics & Automation of Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

**Abstract:** The purpose of the 3D image recovery technique is that the height of a surface is recovered by shape from shading on single image to generate the curve face of 3D object. This article puts forwards a new method of 3D image recovering based on the Radial Basis Function(RBF) network model. The curve face formula has been constructed, in which the partial derivatives of output to two inputs satisfy to the equation of reflection function and the gray value is known. According to the inhibit condition between reflection function and the gray value, adjusting power factor formula and the center and width of the radial basis function to satisfy the equation of reflection function for every point of the curve face constructed, the whole curve face is recovered. This method does not need smooth control and integral control, and can get a continuous solution. The experimental results of different methods on synthesizing for example ball and vase show that the precision of max error by this method is enhanced 1~4 times, and the precision of average error by this method is enhanced 5~12 times,

收稿日期:2006-04-16;修订日期:2006-11-12.

基金项目:福建省自然科学基金项目(No. 2006J0443)

and the recovered curve face has consecution and smoothness. It can also recover the height of each network point in the picture, automatically interpolate any network point. It is shown that this method is suitable for the curved face of the picture for any reflection model, easy to post handle and make tool path from curve face recovered and to be engraved.

**Key words:** image recovery; Radial Basis Function(RBF) network; computer vision; engraving

## 1 引言

数控雕刻技术是在工业领域中计算机辅助设计技术、计算机辅助加工技术(CAM)、计算机数控技术(CNC)、高速铣削技术(HSM)等相关技术的基础上发展起来的。在其发展的过程中又根据雕刻应用的特殊性综合了广告业的艺术设计和造型技术使得数控雕刻技术成为一门独特的专业技术,广泛地应用于模具行业。

由于数控雕刻技术具有自身的特点,对于难以用数学模型来表达描述的曲面如何造型一直是数控雕刻技术发展的一个关键问题,成为影响数控雕刻技术发展的一个重要原因。反求方法是解决上述问题的一个比较好的方法。传统的工程设计是先通过 CAD 进行几何造型,再通过计算机辅助制造(CAM)技术和数控技术制造出实际的物体,而在生产实践过程中,许多产品并非先有 CAD 模型描述,而是先有实物样件。现有的反求方法是通过接触式传感器或非接触式传感器(如激光扫描头)和光学测量三种方法对三维实物进行扫描,然后进行曲面重构,生成数控加工代码,最后用数控雕刻机加工出实际的产品。

基于图像的三维恢复技术属于光学测量的一种,具有测量速度快的特点,采用的是计算机视觉中的从明暗恢复形状技术(shape from shading,简称 SFS),其目的是采用单幅图像中物体表面的明暗变化来恢复其表面各点的相对高度、表面法向量或曲面的梯度等参数值,从而对三维物体进行曲面恢复。SFS 技术最早于 1970 年由美国麻省理工学院人工智能研究所 Horn 和 Brooks 等人提出,在此基础上逐步发展提出了有多种解决 SFS 问题的方法。现有的 SFS 算法基本上都假设所研究的对象均为光滑表面物体,即认为物体表面高度函数是连续的,实际上是通过建立物体的光滑表面模型这种假设,对其表面形状进行约束。这样,将上述物体表面反射模型与物体的

光滑表面模型相结合,再利用一些已知条件(如关于物体表面形状的初边值条件、奇异点的信息等),就构成了 SFS 问题的正则化模型,根据建立正则化模型方式的不同,现有的 SFS 算法根据采用的原理大致可分为四种方法:全局最小值法、演化法、局部法和线性化法。

全局最小值方法最早由 Ikeuchi 和 Horn<sup>[1]</sup>提出,采用能量函数的形式进行全局最优求解,该方法提出了一种保证全局误差最小的约束方程公式,但在最终求解时,采用相邻四个点的梯度的平方近似代替中心点的梯度,将产生一定的误差,同时必须要知道起始边界点的梯度方向矢量,也给恢复带来一定的困难;演化方法由 Horn<sup>[2]</sup>、Dupuis 和 Oliensis<sup>[3]</sup>和 Bichsel 和 Pentland<sup>[4]</sup>提出,该方法从图像中找到可唯一确定形状的一系列边界点(或奇异点)的初始形状信息,并从这些点出发扩展到整幅图像,以恢复物体的形状,进而求得整个物体曲面的解,该方法采用相邻两点的高度值之差代替高度在其方向的偏导数,即产生逼近误差,还需知道起始点的梯度方向矢量,再进行依次演化,当图像中存在噪声时,将使最终恢复的曲面严重失真;局部法由 Lee 和 Rosenfeld<sup>[5]</sup>提出,由于该方法是在物体的局部假设为球的前提下进行求解的,而很多物体实际的情况并非如此,因此存在一定的局限性;线性方法由 Tsai 和 Shah<sup>[6]</sup>提出,是通过反射函数的线性化,将原来 SFS 技术的非线性问题转化为一个线性问题,然后按照线性方程的性质进行求解的方法,由于该方法将非线性反射函数方程简单线性化,也即认为曲面上每一个点的梯度方向矢量在水平和垂直两个方向分量值平方和远小于 1,这就表明曲面在整个区域上方向变化很小,而实际物体曲面梯度变化很大,可能在某种情况下舍去的高次项比低次项对曲面的影响更大,造成恢复的曲面严重歧义。近年来国内外研究人员在此基础上对算法进行优化或者提出新的算法对形状恢复技术进行研究<sup>[7-11]</sup>。

现有的各种 SFS 问题求解算法都是利用反射函数方程基于离散点的求解方法,从理论上来说可以恢复物体的形状,但对于雕刻加工仍存在一定的问題,因此本文在现有方法的研究基础上提出一种基于径向基函数网络模型进行图像的三维恢复的新方法。

## 2 径向基函数网络模型的建立

采用神经网络进行三维恢复代替传统的基于离散点的求解方法,将表示曲面的映射关系存储于神经网络的连接权值和阈值中,这种全息式的信息存储模式,使得模型具有较强的容错性能和联想能力,不会因为部分神经元受损而严重影响其总体性能,也不会因为输入信号受到一定程度噪声的污染而严重歪曲输出,使其具有鲁棒性,因此得到广泛应用<sup>[12]</sup>。由神经网络模型特点知,神经网络有多种模型,每种模型都有一定的适应范围。从理论上说,BP 网络和径向基函数网络模型都可以拟合任何非线性函数,它们的共同点是都包括输入层、隐含层和输出层。由于 BP 算法采用的误差梯度下降法本身的局限性,使得网络的训练成为一个非常费时的过程,而且,网络极易陷入到局部最优,不能保证网络最后收敛。径向基函数(Radial Basis Function,简称 RBF)网络起源于数值分析中的多变量插值的径向基函数方法。1988 年,Broomhead 和 Lowe 首先将径向基函数应用于神经网络设计,从而构成了径向基函数网络,该网络不仅同 BP 网络一样具有任意精度的泛函逼近能力,而且具有最优泛函逼近特性。它的另一优点是具有较快的收敛速度,径向基函数网络目前已在许多领域中得到了广泛应用。

基于图像的三维恢复的径向基函数神经网络由三层组成。其模型结构如图 1 所示,输入层节点只传递输入信号  $x, y$  到隐含层  $R_i(x, y)$ ,隐含层节点是由象高斯函数那样的辐射状作用函数构成,输出层节点  $z$  是简单的线性函数,隐含层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应,也就是说,当输入点坐标  $x, y$  靠近基函数的中央范围,隐含层节点将产生较大的输出,因此这种网络具有局部逼近能力,径向基函数网络也

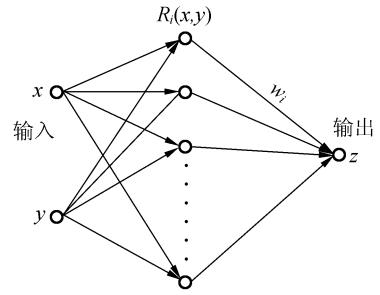


图 1 径向基函数网络模型

Fig. 1 Radial Basis Function(RBF) model

称为局部感知场网络。其模型函数表达为:

$$U_i(x, y) = e^{-\left[ \frac{(x-c_{xi})^2}{2\sigma_{xi}^2} + \frac{(y-c_{yi})^2}{2\sigma_{yi}^2} \right]}, \quad (1)$$

$$z = \phi \left[ \sum_{i=1}^n [w_i U_i(x, y)] \right]. \quad (2)$$

其中: $\phi$  函数为: $\phi(f) = \frac{1}{1+e^{-f}}$

$w_i$  为隐含层各节点到输出层  $z$  之间的权因子

$c_{xi}$  是第  $i$  个基函数  $x$  方向的中心值

$c_{yi}$  是第  $i$  个基函数  $y$  方向的中心值

$\sigma_{xi}, \sigma_{yi}$  是第  $i$  个感知场的变量,决定了该基函数围绕中心点的宽度

$n$  是感知单元即隐含层节点个数

由于在光照效果下所形成的图像灰度值不可能与实际物体的高度成线性比例,曲面上一点所形成的灰度值取决于光源方向、曲面的法向和曲面的反射特性,例如在斜光源的作用下有可能存在灰度亮的点比灰度暗的点的实际高度还要低,因此无法根据灰度的线性方法直接恢复三维物体。

通用的神经网络算法是已知各个样本输入,同时知道与各个样本输入所对应的输出值,通过网络来学习实际输出值与期望输出之间的误差调节权因子,从而求得近似解。而在图像的三维恢复问题中,只知道图像中各个像素点的灰度值,对于径向基函数网络模型来说,已知输入样本值  $(x, y)$ ,虽然并不知道与其对应的输出期望值即高度值  $z$ ,但在三维物体形状恢复过程中, $z$  对输入样本  $(x, y)$  中两个变量的偏导数  $p, q$  必须满足反射函数方程,反射函数方程中的灰度值已知,因此,利用这个约束就同样可以对网络求解。

通过径向基函数网络解决图像的三维恢复问题的基本思想是:通过径向基函数网络构造一个曲面公式,利用反射函数与灰度值之间的误差调节权因子、径向基函数中心和宽度,使得构造的曲面中每一点都满足反射函数方程,从而拟合整个曲面。

其模型学习过程如图 2 所示。

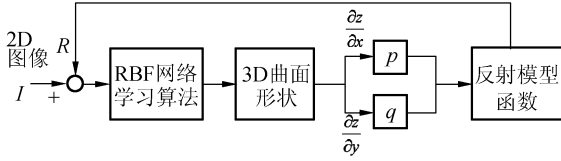


图 2 径向基函数网络模型的学习过程

Fig. 2 Study process of RBF model

## 2.1 误差公式

由图像三维恢复问题的径向基函数模型结构知,误差公式为:

$$e = \frac{1}{2} \sum_{i,j \in \Omega} (I_{ij} - R(z_x(x,y,c,\sigma,w), z_y(x,y,c,\sigma,w)))^2, \quad (3)$$

其中: $e$ ——全局反射函数误差;

$i, j$ ——分别代表图像第  $i$  行第  $j$  列;

$I_{ij}$ ——图像中第  $i$  行第  $j$  列的点的灰度值;

$\Omega$ ——图像中整个区域。

## 2.2 权因子调节

由网络模型公式可以知道  $z$  是输入  $x, y$  的函数,通过输入坐标  $x, y$  可以求出  $z$ ,同时也可以根据表达式计算出  $z$  分别对  $x, y$  的偏导数  $p = z_x, q = z_y$ ,按照最优化梯度下降法原理,权因子  $w_k$  的修正量  $\Delta w_{3k}$  和  $\frac{\partial e}{\partial w_{3k}}$  成反比,即

$$\Delta w_{3k} \propto -\frac{\partial e}{\partial w_{3k}}$$

也可以改写为:

$$\Delta w_k = -\eta \frac{\partial e}{\partial w_k}$$

其中  $\eta$  为学习速率,即步长,则:

$$\Delta w_k = -\eta \frac{\partial e}{\partial w_k} = -\eta \frac{\partial e}{\partial R} \cdot \frac{\partial R}{\partial w_k}$$

由于反射函数  $R$  与网络的输出不存在明确的函数关系,而是梯度  $p, q$  的函数,同时  $p, q$  是权因子的函数,可将权因子的增量公式改为:

$$\begin{aligned} \Delta w_k &= -\eta \frac{\partial e}{\partial w_k} = -\eta \left( \frac{\partial e}{\partial p_{ij}} \cdot \frac{\partial p_{ij}}{\partial w_k} + \frac{\partial e}{\partial q_{ij}} \cdot \frac{\partial q_{ij}}{\partial w_k} \right) \\ &= \eta (I - R(p_{ij}, q_{ij})) \left( \frac{\partial R}{\partial p_{ij}} \cdot \frac{\partial p_{ij}}{\partial w_k} + \frac{\partial R}{\partial q_{ij}} \cdot \frac{\partial q_{ij}}{\partial w_k} \right) \end{aligned}$$

因此权因子的调节公式为:

$$\begin{aligned} w_k(t+1) &= w_k(t) + \Delta w_k = \\ &= w_k(t) + \eta (I - R(p_{ij}, q_{ij})) \\ &\quad \left( \frac{\partial R}{\partial p_{ij}} \cdot \frac{\partial p_{ij}}{\partial w_k} + \frac{\partial R}{\partial q_{ij}} \cdot \frac{\partial q_{ij}}{\partial w_k} \right), \quad (4) \end{aligned}$$

## 2.3 RBF 中心和宽度的自适应调节

同权因子调节一样,RBF 中心和宽度的增量分别为:

$$\Delta c_k = \eta (I - R(p_{ij}, q_{ij})) \left( \frac{\partial R}{\partial p_{ij}} \cdot \frac{\partial p_{ij}}{\partial c_k} + \frac{\partial R}{\partial q_{ij}} \cdot \frac{\partial q_{ij}}{\partial c_k} \right)$$

$$\Delta \sigma_k = \eta (I - R(p_{ij}, q_{ij})) \left( \frac{\partial R}{\partial p_{ij}} \cdot \frac{\partial p_{ij}}{\partial \sigma_k} + \frac{\partial R}{\partial q_{ij}} \cdot \frac{\partial q_{ij}}{\partial \sigma_k} \right)$$

因此 RBF 中心和宽度的调节公式为:

$$c_k(t+1) = c_k(t) + \Delta c_k, \quad (5)$$

$$\sigma_k(t+1) = \sigma_k(t) + \Delta \sigma_k. \quad (6)$$

## 2.4 特点

基于径向基函数网络的图像三维恢复方法是一种直接恢复曲面高度值的方法,只用反射函数方程  $I=R$  就可以恢复任意光源方向图像,无需其它约束条件或惩罚函数。该网络构造了一个曲面公式,整个网络的学习过程实际就是一个曲面拟合过程。由于在网络的学习过程中,曲面上每一点的梯度是通过曲面的连续函数求导所得,因此保证了  $z_x = p, z_y = q$ ;由径向基函数特点知该曲面可连续求导,保证了曲面的连续性;无论参数  $\sigma_{xi}, \sigma_{yi}, c_{xi}, c_{yi}, w_i$  如何变化,该算法都能恒保证  $z_{xy} = z_{yx}$ ,从而保证了曲面的光滑性。

该算法的另外一个优点是通过图像中行列网络点训练出的曲面拟合公式是一个连续公式,可以输入区域内(包括图像上行列网络中相邻之间的点)任意一点坐标  $(x, y)$ ,利用训练好的网络,直接计算出其对应的高度值,无需额外拟合或内插算法,当生成加工路径进行雕刻加工时无需再做曲面拟合,按照步距要求和加工运动的方向就可以生成刀具路径。

## 3 实例

图 3 和图 4 分别为不同的图像三维恢复方法

对圆球和花瓶的合成图像恢复的三维形状图,其中(a)为本文方法恢复的结果,(b)为 Tsai 方法恢复的结果,(c)为 Lee 和 Rosenfeld 方法恢复的结果,(d)为 Bichsel 和 Pentland 方法恢复的结果。表 1 分别列出本文的方法、Tsai 方法、Lee 和 Rosenfeld 方法、Bichsel 和 Pentland 方法分别对圆球和花瓶恢复的高度与真实高度之间的平均误差、最大误差、最小误差的值。由于不同的图像三维恢复算法恢复的高度是相对值,不同方法恢复的高度的绝对值差别很大,为了相互之间进行比较,都将其转化为 0~1 之间值。

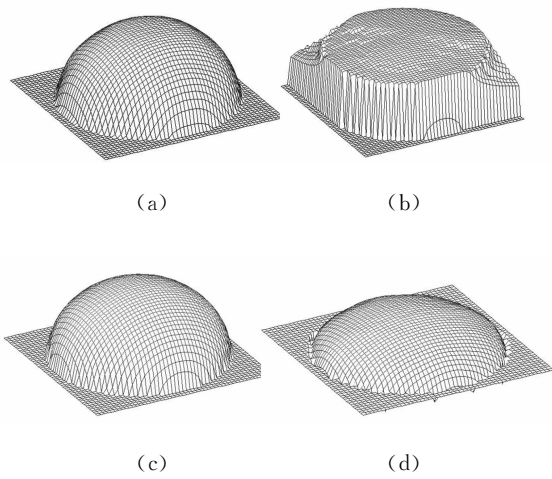


图 3 圆球的不同方法恢复效果图

Fig. 3 Recovery of ball by different methods

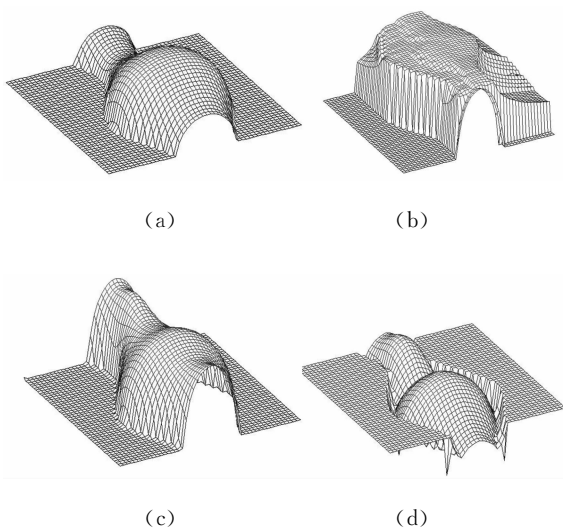


图 4 花瓶的不同方法恢复效果图

Fig. 4 Recovery of vase by different methods

表 1 合成图像的恢复曲面的高度误差

Tab. 1 Height error of curved face recovered on synthesized image

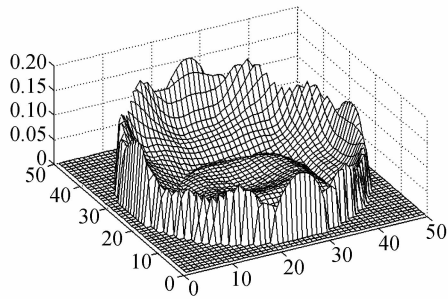
方 法	图 象					
	圆 球			花 瓶		
	平均 误差	最大 误差	最小 误差	平均 误差	最大 误差	最小 误差
本文 方法	0.037 36	0.160 91	0	0.021 54	0.159 17	0
Tsai 方法	0.602 90	0.987	0.000 44	0.501 93	1	0.000 72
Lros 方法	0.002 03	0.003 89	0	0.141 22	0.624 56	0
Bpent 方法	0.151 83	0.349 83	0	0.450 39	0.640 71	0

与真实三维物体形状相比,本文方法恢复的形状和光滑性都明显优于其它方法。尽管 Lee 和 Rosenfeld 方法在恢复圆球时从形状上和真实物体形状相近,但从恢复花瓶的形状上可以看出,与真实的花瓶形状差别很大,实际在对多幅图像的试验中知, Lee 和 Rosenfeld 方法所恢复的物体的高度值几乎与其对应点的灰度值呈线性比例,象花瓶的两个局部最高点尽管高度值不一样,由于其两个方向上的梯度都为 0,因此在图像中两个点的灰度值相等,而图 4(c)在恢复这两个点时高度相等。

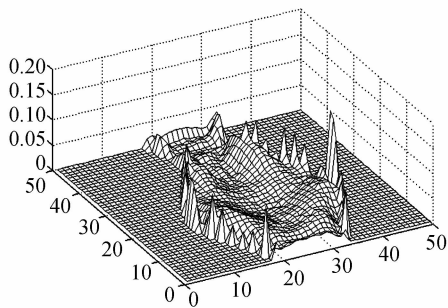
图 5 为本文方法恢复圆球和花瓶的合成图像的误差图,通过实验知圆球的最大高度误差是 0.160 91,花瓶的最大高度误差 0.159 17,相对最大高度 1,平均误差很小。由图 5 可以清楚看出,无论是圆球还是花瓶,误差主要集中在边界点上,而中间点的误差比较小,边界误差是相对于中间点的误差,其绝对值比较小。如果需要进一步提高恢复曲面的精度,在整个网络的学习过程中,需要随时判断边界点,增加边界约束,在边界点的学习过程中根据边界点的约束方程来调整径向基函数网络中参数,从而有效地减少边界误差。

#### 4 实验和工程应用

上述研究主要针对合成图像,但在数控雕刻加工中针对的是真实图像,为了进一步验证算法的有效性以及在工程上的应用,实验针对一个面



(a)



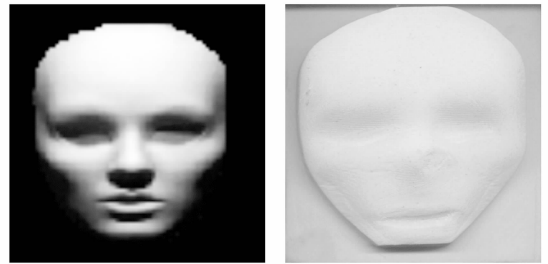
(b)

图 5 本文方法恢复的误差曲面

Fig. 5 Error curved face recovered by proposed method

具的真实图像的三维恢复后在一台数控雕刻机上进行加工。该雕刻机全部是自行设计和生产,并已产品化。该雕刻机具有 X、Y、Z 三个轴,工作行程为 640 mm×450 mm×170 mm, X 轴采用龙门式结构, Y 轴采用工作台运动, Z 轴上下运动,滚珠丝杆和直线导轨作为传动机构,执行机构采用日本三菱全数字交流伺服电机驱动,主轴采用高速电主轴,最高转速 24 000 r/min,最小脉冲当量 0.01 mm,最快加工速度 6 000 mm/min,可以执行直线和圆弧插补,实现三轴联动,加工各种金属和非金属模具。图 6(a)为真实图像面具的原图,图 6(b)为根据本文算法对图 6(a)生成的数控加工代码在数控雕刻机上加工出的样品。

雕刻材料是代木,由化工产品压制,雕刻过程产生细小的颗粒,表面光滑,避免了原木加工时因产生条纹而破坏表面的完整性。生成的数控加工代码采用水平扫描方式, X 轴方向步距为 0.1 mm, Y 轴行距 0.1 mm,雕刻刀具直径 0.3 mm,雕刻尺寸为 100 mm×100 mm,最大高度 20 mm,雕刻速度为 2 000 m/min,由于在水平移动过程中



(a)

(b)

图 6 真实图像

Fig. 6 Real images

是三轴联动,同时曲面的起伏使数控系统会根据形状的变化自动升降速,所以产品加工时间约为 10 min。

目前,基于视觉的曲面反求技术在国外主要研究还集中在基于视觉的形状恢复,而本文将计算机视觉技术引入到雕刻加工,在目前的条件下,采用基于视觉的曲面反求技术加工出的样品难免还存在一定的缺陷。如果在本文现有的研究基础上,再融入模式识别、主动视觉技术等相关知识,以使恢复的物体包含更多的信息,将加工出更好的样品,并可以逐步达到实用化。

## 5 结 论

本文比较了四种方法对真实图像恢复的效果。现有的基于视觉图像的三维恢复技术只能获得图像中各个网络点的高度值,而网络之间连续性却无法保证,而且恢复的结果不是一个光滑曲面。为此,本文提出了一个基于径向基函数神经网络模型对图像进行三维恢复的新方法,通过不同方法对合成图像圆球和花瓶的实验表明,该算法恢复的曲面的高度点最大误差精度提高 1~4 倍,平均误差精度提高 5~20 倍,该方法不但无需光滑约束和积分约束条件,求出的解是一个连续解,而且恢复的曲面具有严格的连续性和光滑性。它不仅可以恢复图像中各网络点的高度,而且可自动内插网络点之间任意点,适合于任意反射模型的图像的曲面反求,恢复出的曲面便于进行后置处理生成刀具路径,从而从一个新的角度去解决基于图像的三维恢复问题,并将计算机视觉中的图像恢复技术与曲面重构技术融为一体,从而为数控雕刻加工提供一种新的曲面反求的途径。

## 参考文献:

- [1] IKEUCHI K, HORN B K P. Numerical shape from shading and occluding boundaries[J]. *Artif. Intel.*, 1981,17(8):141-184.
- [2] HORN B K P. *Shape from Shading: A method for obtaining the shape of smooth opaque object from one view* [R]. MAC TR-79 and AI-TR-232, Artificial Intelligence Laboratory, MIT, November 1970.
- [3] DUPUIS P, OLIENSIS J. Direct method for reconstructing shape from shading[C]. *IEEE Proc. Comput. Vision & Pattern Recogn.*, 1992:453-458.
- [4] BICHSEL M, PENTLAND A P. A simple algorithm from shape from shading[C]. *IEEE Proc. Comput. Vision & Pattern Recogn.*, 1992, 459-465.
- [5] LEE C H, ROSENFELD A. Improve methods of estimating shape from shading using the light source coordinate system[J]. *Artif. Intel.*, 1985,26(2):125-143.
- [6] TSAI P S, SHAH M. Shape from shading using linear approximation[J]. *Imag. & Vision Comput. J.*, 1994, 12(8):487-498.
- [7] HOU C, PETTET M W, VILDAVSKI V Y, *et al.*. Neural correlates of shape-from-shading[J]. *Vision Res.*, 2006,46(6-7): 1080-1090.
- [8] NEFS H T, KOENDERINK J J, KAPPERS A M L. Shape-from-shading for matte and glossy objects[J]. *Acta Psychol.*, 2006,121(3):297-316.
- [9] 李睿凡,郭学彬,瞿安连. 基于奇值分解的三维光学切片显微图像恢复算法研究[J]. *光学精密工程*, 2001,9(3): 212-215.
- LI R F, GUO X B, QU A L. Image restoration algorithms based on singular value decomposition of 3-D optical sectioning microscopy[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2001,9(3):212-215. (in Chinese)
- [10] 俞鸿波,赵荣椿,廖熠,等. 基于平均差分计算的任意光照环境下三维表面重建算法[J]. *西北工业大学学报* 2005, 23(3):303-306.
- YU H B, ZHAO R C, LIAO Y, *et al.*. A shape reconstruction method for any light direction based on weighted difference scheme[J]. *J. Northwestern Polytechn. Univ.*, 2005,23(3):303-306. (in Chinese)
- [11] 尹爱军,秦树人,周传德. 基于支持矢量机的从明暗恢复形状方法[J]. *机械工程学报*, 2006,42(7):186-190.
- YIN A J, QIN S R, ZHOU C D. Method on shape from shading based on support vector machine[J]. *Chinese J. Mech. Eng.*, 2006,42(7):186-190. (in Chinese)
- [12] 李鸣鸣,龚振邦,欧阳航空,等. 实验数据 RBF 神经网络模型中噪声的处理方法[J]. *光学精密工程*, 2003,13(增):227-231.
- LI M M, GONG ZH B, OU-YANG H K, *et al.*. Strategies to the noise contained in experimental data in RBF neural network model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2003,13(Supp.):227-231. (in Chinese)

作者简介:谢明红(1968—),男,安徽无为为人,博士,华侨大学机电及自动化学院副研究员,主要研究方向为数控技术、CAD/CAM、计算机视觉等,发表论文 20 多篇。E-mail: xmh3721@tom.com