

神经网络共轭梯度优化算法 在激光加工定位中的应用*

侯祥林

(东北大学理学院 沈阳 110004)

虞 钢

虞和济

(中国科学院力学研究所) (东北大学)

摘要: 在应用激光技术加工复杂曲面时, 通常以采样点集为插值点来建立曲面函数, 然后实现曲面上任意坐标点的精确定位。人工神经网络的 BP 算法能实现函数插值, 但计算精度偏低, 往往达不到插值精确要求, 造成较大的加工误差。提出人工神经网络的共轭梯度最优化插值新算法, 并通过实例仿真, 证明了这种曲面精确定位方法的可行性, 从而为激光加工的三维精确定位提供了一种良好解决方案。这种方法已经应用在实际中。

关键词: 共轭梯度优化算法 曲面仿真 神经网络 函数逼近

中图分类号: TP206

0 前言

5 自由度框架式激光加工机器人是为了解决表面形状复杂曲面的加工和表面处理所研制的^[1]。复杂曲面加工的一个重要步骤就是精确定位, 首先要实测描述曲面形状的一些典型坐标点(离散点) $P_i(x_i, y_i, z_i) \quad i=1, 2, \dots, N$, 然后构造通过采样点集描述曲面的函数 $z = F(x, y)$, 其中 $z_i = F(x_i, y_i) \quad i=1, 2, \dots, N$, 满足曲面的采样点坐标。显然, 要获得精确曲面坐标的关键是如何建立描述曲面的函数关系。当采用高阶多项式进行函数逼近时, 随着插值点增多, 多项式次数增加, 将出现不稳定和发散现象^[2]。

人工神经网络具有较强的非线性和并行处理能力, 还具有分类能力, 也是进行函数逼近和插值计算的有力工具^[3,4]。但是, 人们普遍采用的神经网络 BP 算法由于不是真正的最优化算法。尤其在最优值附近出现的振荡现象, 使之不能逼近目标点, 从而导致在实现插值运算时达不到精度要求。

本文基于人工神经网络基本原理和多层人工神经网络的高精度优化算法的研究成果^[5-8], 构造出神经网络共轭梯度最优化高精度函数插值新算法, 并将这种方法应用在复杂曲面函数插值计算和激光加工中的定位问题上。

1 神经网络共轭梯度优化插值算法

1.1 神经网络优化算法基本原理、目标函数和动态设计变量概述

对于给定的标准样本, 要实现输入和输出关系, 以神经网络平均误差作为目标函数, 以待求的未知神经网络连接权值和阈值为设计变量。建立关于神经网络分析的无约束非线性最优化问题: $\min\{F(\mathbf{z})\}, \quad \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ 。对于由输入层、隐层和输出层构成的三层神经网络, 设 n_i 、 n_h 、 n_o 分别为输入层、隐层和输出层单元数, n_p 为标准样本数。

标准样本矩阵由输入和希望输出矢量 $\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p, p=1, 2, \dots, n_p$ 构成。目标函数可以表示

为: $F(\mathbf{z}) = \frac{1}{2n_p} \sum_{p=1}^{n_p} \|\mathbf{y}_p - \mathbf{o}_p\|^2$, 设计变量 \mathbf{z} 的总

维数为 $n = (n_i + 1)n_h + (n_h + 1)n_o$ 。与常规最优化方法不同的是, 这种算法首先构造框架式目标函数程序段; 随输入条件变化, 程序运行中对设计变量进行动态排序和分配, 通过累积实现目标函数。因此设计变量实质是动态设计变量, 这种优化算法可称为动态设计变量优化算法。

对于给定的标准样本和网络结构, 以任意初始值 \mathbf{z}_0 , 通过神经网络一种优化算法, 可以确定设计变量理想值 \mathbf{z}_d , 使得 $f(\mathbf{z})$ 获得极小值 $f(\mathbf{z}_d)$, 理想的神经网络计算结果应使 $\lim_{\mathbf{z} \rightarrow \mathbf{z}_d} f(\mathbf{z}) = 0$, 程序计算在给定的目标函数精度结束, 由于神经网络

* 中国科学院创新工程重大项目(KGCX1-11)、辽宁省博士启动基金(2001102017)资助项目。20010814 收到初稿, 20020325 收到修改稿

优化算法的计算过程是真实的优化过程,因此当结构合理时,可获得高精度计算。

1.2 共轭梯度优化算法寻优过程

图 1 描述了 BP 算法的计算过程。每步迭代计算只沿着起点负梯度方向前行一个固定长度,即通常所说的学习率,不能搜索到该方向上的极值点,尤其在极小点附近出现强烈摆动现象。

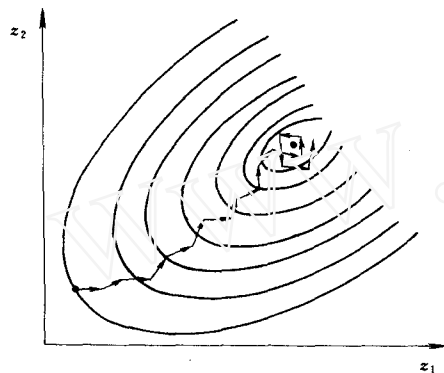


图 1 BP 算法计算过程图

图 2 中 $\cdots\rightarrow$ 表示梯度优化算法寻优是沿负梯度方向一维搜索,相临两次搜索方向正交,在靠近极小点附近时,收敛速度减慢。 \longrightarrow 表示作为梯度法改进的共轭梯度优化算法的寻优方向是由相邻梯度矢量差和前一次共轭方向构成,这种优化算法具有平方收敛速度^[9]。

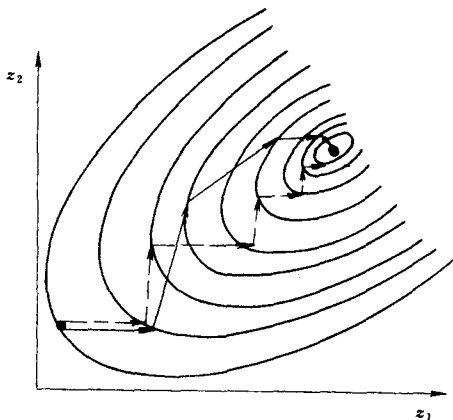


图 2 优化计算过程图

$\cdots\rightarrow$ 梯度法优化计算过程
 \longrightarrow 共轭梯度法优化计算过程

根据神经网络优化算法基本原理,采用 Fortran Powerstation 语言所编制的神经网络共轭梯度优化算法程序,它具有高精度数值模拟能力,文献 [6] 附录 B 给出这种算法的源程序。

1.3 复杂曲面神经网络共轭梯度优化插值算法的网络构成

采用三层神经网络结构,输入层为 2 个节点,

分别表示曲面的自变量 x, y 坐标,输出层为 1 个节点,表示自变量 x, y 对应的 z 坐标,隐层为 1 层,隐层节点数由输入层节点数、输出层节点数和样本数量关系确定^[6]。计算后的神经网络具有很高的函数插值精度,可实现对复杂曲面的精确拟合。插值神经网络如图 3 所示。

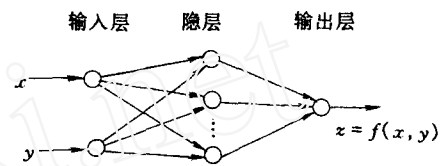


图 3 插值神经网络

2 神经网络共轭梯度优化函数插值算法的函数逼近仿真与插值计算

2.1 模拟函数

取模拟函数 $z = F(x, y) = \sqrt{4 - x^2 - y^2} / 2$ 定义域为 $(-1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1)$, 该函数为偶函数,在 $(0, 0)$ 具有极大值 1。模拟函数曲面图如图 4 所示。

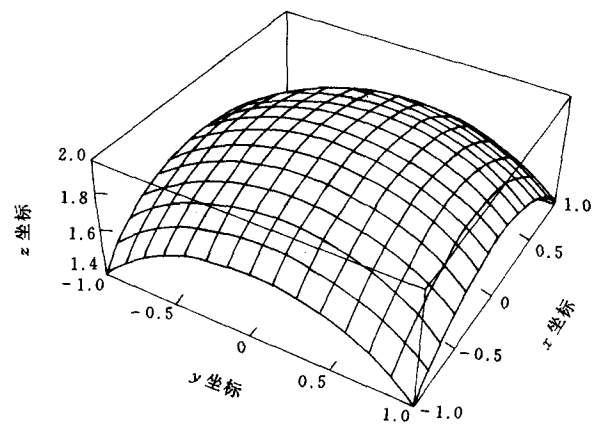


图 4 模拟函数曲面图

2.2 构造标准样本

由于对称性,可以取 $0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1$, 以 0.2 为间隔划分采样点,获得 36 个插值坐标点。同时获得标准样本集,见表 1。

2.3 标准样本插值神经网络的权值和阈值计算

神经网络的输入层和输出层由给定问题已经确定,即输入层为 2 个节点,输出层为 1 个节点,设定目标函数精度为 10^{-6} 。通过隐层分析,可取隐层为 7 个节点。此时,优化计算的设计变量为: (2

+1)×7+(7+1)×1=29 个，经过 2 195 次的优化计算，达到目标函数设定值，获得良好的神经网络逼近精度。将网络计算后的权值和阈值矩阵列于表 2。样本计算输出列于表 3。

表 1 球面加工离散化标准样本

输入				理想输出			
坐标	x	y	z	坐标	x	y	z
样本号	输入层节点	输出层节点		样本号	输入层节点	输出层节点	
	1	2	1		1	2	1
1	0.000	0.000	1.000	19	0.600	0.000	0.954
2	0.000	0.200	0.995	20	0.600	0.200	0.949
3	0.000	0.400	0.980	21	0.600	0.400	0.933
4	0.000	0.600	0.954	22	0.600	0.600	0.906
5	0.000	0.800	0.917	23	0.600	0.800	0.866
6	0.000	1.000	0.866	24	0.600	1.000	0.812
7	0.200	0.000	0.995	25	0.800	0.000	0.917
8	0.200	0.200	0.990	26	0.800	0.200	0.911
9	0.200	0.400	0.975	27	0.800	0.400	0.894
10	0.200	0.600	0.949	28	0.800	0.600	0.866
11	0.200	0.800	0.911	29	0.800	0.800	0.825
12	0.200	1.000	0.860	30	0.800	1.000	0.768
13	0.400	0.000	0.980	31	1.000	0.000	0.866
14	0.400	0.200	0.975	32	1.000	0.200	0.860
15	0.400	0.400	0.959	33	1.000	0.400	0.843
16	0.400	0.600	0.933	34	1.000	0.600	0.812
17	0.400	0.800	0.894	35	1.000	0.800	0.768
18	0.400	1.000	0.843	36	1.000	1.000	0.707

表 2 共轭梯度优化算法所计算神经网络权值和阈值

输入层节点到隐层节点连接权值				
输入层节点	隐层节点			
	1	2	3	4
1	-2.301 98	1.544 60	1.451 64	-0.955 18
2	1.447 59	1.526 08	-2.300 46	-0.902 98
隐层节点阈值	0.792 22	-0.687 42	0.788 51	0.526 82
隐层节点到输出层节点连接权值				
输入层节点	隐层节点			输出层节点
	5	6	7	
1	7.041 06	-0.805 66	-1.172 84	
2	7.037 29	-0.792 75	-1.179 67	
隐层节点阈值	0.625 01	0.565 41	4.327 90	
隐层节点到输出层节点连接权值				
隐层节点	输出层节点			
	1			
1	8.700 10			
2	-3.228 22			
3	8.683 98			
4	-1.336 19			
5	-7.531 69			
6	-1.536 32			
7	-2.218 27			
输出层节点阈值	5.575 00			

表 3 球面加工离散化标准样本计算输出

输入				计算输出			
坐标	x	y	z	坐标	x	y	z
样本号	输入层节点	输出层节点		样本号	输入层节点	输出层节点	
	1	2	1		1	2	1
1	0.000	0.000	0.999	19	0.600	0.000	0.956
2	0.000	0.200	0.995	20	0.600	0.200	0.949
3	0.000	0.400	0.981	21	0.600	0.400	0.934
4	0.000	0.600	0.956	22	0.600	0.600	0.908
5	0.000	0.800	0.917	23	0.600	0.800	0.866
6	0.000	1.000	0.867	24	0.600	1.000	0.813
7	0.200	0.000	0.995	25	0.800	0.000	0.917
8	0.200	0.200	0.986	26	0.800	0.200	0.910
9	0.200	0.400	0.973	27	0.800	0.400	0.894
10	0.200	0.600	0.949	28	0.800	0.600	0.866
11	0.200	0.800	0.909	29	0.800	0.800	0.823
12	0.200	1.000	0.859	30	0.800	1.000	0.767
13	0.400	0.000	0.981	31	1.000	0.000	0.866
14	0.400	0.200	0.973	32	1.000	0.200	0.859
15	0.400	0.400	0.959	33	1.000	0.400	0.843
16	0.400	0.600	0.934	34	1.000	0.600	0.813
17	0.400	0.800	0.894	35	1.000	0.800	0.767
18	0.400	1.000	0.843	36	1.000	1.000	0.707

将神经网络 BP 算法和共轭梯度优化算法的几个相同计算次数的目标函数(网络平均误差)列于表 4，可见共轭梯度优化算法的收敛速度和计算精度大大地高于 BP 算法。当采用 BP 算法进行 5 000 次迭代计算所获得的网络平均误差为 0.000 169，这个值远远低于共轭梯度优化算法 100 次优化计算的精度。将函数进行网络插值和函数直接计算并比较见表 5。两种算法的目标函数下降情况如图 5 所示。

表 4 两种计算方法比较

目标函数(网络平均误差) <i>f</i>					
计算次数 <i>t</i> /次	BP 法		计算次数 <i>t</i> /次	共轭梯度法	
	BP 法	共轭梯度法		BP 法	共轭梯度法
100	0.000 181	0.000 007 10	1 000	0.000 178	0.000 001 13
200	0.000 181	0.000 002 56	2 000	0.000 173	0.000 001 02
500	0.000 179	0.000 001 33	5 000	0.000 169	0.000 000 92

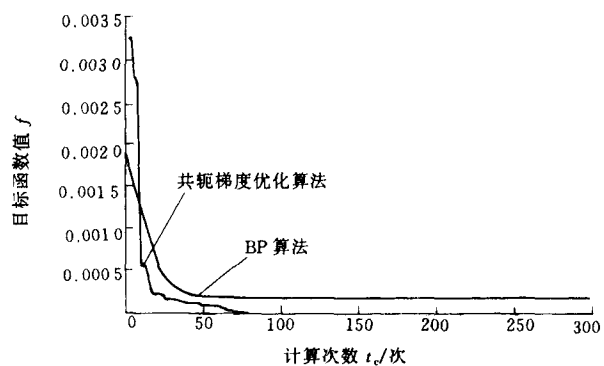


图 5 共轭梯度优化算法和 BP 算法的目标函数下降图

2.4 插值计算

表5上的25个插值是在原样本点每相邻4点的中心点的插值计算,与原函数比较,计算平均误差只有0.000 001 24。计算结果表明神经网络共轭梯度优化插值算法计算结果与原函数值的函数逼近精度相当高,因此在实现激光加工中可以实现精确定位,是神经网络共轭梯度优化算法应用在三维激光加工的延伸^[10]。这种算法已经应用到集成化激光智能加工系统中机器人的精确定位。

表5 球面插值计算

插值 序号	x	y	函数计 算值	网络 插值	插值 序号	x	y	函数计 算值	网络 插值
1	0.100	0.100	0.997	0.995	14	0.500	0.700	0.903	0.904
2	0.100	0.300	0.987	0.985	15	0.500	0.900	0.857	0.857
3	0.100	0.500	0.967	0.967	16	0.700	0.100	0.935	0.935
4	0.100	0.700	0.935	0.935	17	0.700	0.300	0.925	0.925
5	0.100	0.900	0.892	0.889	18	0.700	0.500	0.903	0.904
6	0.300	0.100	0.987	0.985	19	0.700	0.700	0.869	0.870
7	0.300	0.300	0.977	0.975	20	0.700	0.900	0.822	0.820
8	0.300	0.500	0.957	0.956	21	0.900	0.100	0.892	0.889
9	0.300	0.700	0.925	0.925	22	0.900	0.300	0.880	0.879
10	0.300	0.900	0.880	0.879	23	0.900	0.500	0.857	0.857
11	0.500	0.100	0.967	0.967	24	0.900	0.700	0.822	0.820
12	0.500	0.300	0.957	0.956	25	0.900	0.900	0.771	0.768
13	0.500	0.500	0.935	0.937					

3 结论

本文提出了一种新的神经网络优化插值计算方法,构造了复杂曲面的神经网络插值计算模型。并将优化算法和BP算法进行比较,表明神经网络共轭梯度优化算法具有计算次数少和计算精度高的特点,实例仿真计算说明该算法在处理复杂曲面大样本插值计算有高精度函数逼近结果。为复杂三维曲面激光加工的精确定位提供了有利条件。

参考文献

- 1 虞钢,王红才.一种具有柔性传输和多轴联动的激光加工装置.中国专利,98101217.5,1998
- 2 孙庆新,齐秉寅,张树功,等.数值分析.沈阳:东北工学院出版社,1990
- 3 Huang S H, Zhang H C. Artificial neural network in manufacturing: concepts, applications, and perspectives. IEEE Transaction on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 1994, 17(2): 212-228
- 4 Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning internal representations by error propagation. In: Parallel Distributed Processing. Cambridge: MIT Press, 1986:

318-362

- 5 侯祥林,陈长征,虞和济,等.神经网络权值和阈值的优化方法.东北大学学报,1999,20(4): 447-450
- 6 侯祥林.非线性系统的分形和神经网络智能诊断方法的研究:[博士学位论文].东北大学,1999
- 7 侯祥林,李永强,虞和济.神经网络的快速算法和它在故障诊断中的应用.振动工程学报,2000,13(5): 72-76
- 8 侯祥林,李永强,虞和济,等.非线性机械设备系统的分形神经网络诊断方法.振动工程学报,2001,14(2): 220-223
- 9 崔华林.机械优化设计方法与应用.沈阳:东北工学院出版社,1989
- 10 张省,虞钢.面向柔性激光加工的自适应测量和神经网络方法.机械工程学报,2001,37(5): 60-63

APPLICATION OF THE CONJUGATE GRADIENT OPTIMIZATION ALGORITHM OF NEURAL NETWORK ON LASER MACHINING

Hou Xianglin

(Northeastern University)

Yu Gang

(Academy of Sciences Institute of Mechanics Research, Chinese)

Yu Heji

(Northeastern University)

Abstract: In laser machining on complex curved surface, interpolation sets of sampling coordinate measured points are used to construct the curved surface function, by which arbitrary coordinate of curved surface can be determined. BP algorithm about artificial neural network may be employed to carry out interpolation, but it is hard to reach machining precision due to low calculating precision leading to high orientation error. A novel interpolation method, based on conjugate gradient optimization algorithm about artificial neural network, is proposed and introduced, and feasibility of the method is verified via orientation simulation of the curved surface. The new algorithm will be used to provide a solution of the accurate three-dimensional orientation for laser machining.

Key words: Conjugate gradient optimization algorithm
Curved surface simulation Neural network
Function approximation

作者简介:侯祥林,男,1962年生,副教授,工学博士。从事工程力学的科研和教学工作,主要研究方向为非线性动力系统的理论分析与控制,人工神经网络优化算法和工程应用,发表论文20余篇。