

万洋. 基于 BP 神经网络的点云拟合[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 101–103. DOI: 10. 20169/j. issn. 2095–2163. 251116

基于 BP 神经网络的点云拟合

万 洋

(南京邮电大学 自动化学院, 南京 210023)

摘 要: 为提高离散点云数据的曲面拟合效果, 本文提出基于 BP 神经网络进行曲面拟合。首先, 搭建 BP 神经网络模型, 模拟各种含噪声的离散曲面点云数据, 训练 BP 神经网络; 其次, 分析 BP 神经网络拟合曲面的性能。实验结果表明, 针对离散点云数据的曲面拟合, BP 神经网络具有适应性强、误差小的特点。

关键词: BP 神经网络; 曲面拟合; 点云

中图分类号: TP274+. 2

文献标志码: A

文章编号: 2095–2163(2025)11–0101–03

Point cloud fitting based on BP Neural Network

WAN Yang

(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: To improve the curved surface fitting performance of discrete point cloud data, this paper proposes an algorithm for curved surface fitting based on BP neural networks. The experiments first establish a BP neural network model. And To simulate various discrete curved surface point cloud datasets with noisy, then train the network and analyze its curved surface fitting performance. Experimental results demonstrate that BP neural networks exhibit strong adaptability and low error rates when performing curved surface fitting on discrete point cloud data.

Key words: BP neural network; surface fitting; point cloud

0 引 言

近年来, 随着三维扫描仪器的广泛应用, 三维点云的数字化处理愈发重要。从点云数据中获得有效的特征参数、利用点云重建三维物体等成为重要课题。点云拟合是从离散的点云数据中拟合出连续曲面或曲线、平面或直线, 在计算机图形学、计算机视觉和三维重建等领域中应用广泛, 常用于模型重建、形状分析、物体识别等任务中^[1–2]。点云拟合最常用的方法之一是最小二乘法, 对于拟合曲面的问题, 最小二乘法可以通过最小化点到曲面距离的平方来确定曲面的参数; 对于拟合曲线的问题, 最小二乘法可以通过最小化点到曲线距离的平方来确定曲线的参数^[3–4]。

理论上, 3 层以上的 BP 神经网络可以逼近任何一个非线性函数^[5]。本文基于 BP 神经网络对三维点云数据进行曲面拟合, 通过构造含有噪声的点云数据, 构建 BP 神经网络, 并进行实验分析, 证实 BP

神经网络用于点云的曲面拟合具有良好的性能。

1 传统拟合方法

1.1 平面拟合

平面拟合是将区域内的点云拟合到一空间平面上。

由平面方程 $Ax + By + Cz + D = 0$, 变形得 $z = a_0x + a_1y + a_2$ 。

最小二乘方法是用区域内的 n 个点拟合平面, 使 S 最小, 公式如下:

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} (a_0x_i + a_1y_i + a_2 - z_i)^2 \quad (1)$$

若要使 S 最小, 对各项系数求偏导, 令偏导数等于 0, 公式如下:

$$\frac{\partial S}{\partial a_k} = 0 \quad (2)$$

其中, $k = 0, 1, 2$ 。

解式(2)得一方程组。解此方程组, 即可求得参数 a_0, a_1, a_2 , 进而得到所拟合的平面方程。

1.2 曲面拟合

点云的曲面拟合多应用二次曲面拟合。

有二次曲面方程,公式如下:

$$z(x, y) = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f \quad (3)$$

最小二乘法拟合区域内的二次曲面,建立目标函数,公式如下:

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} [z(x_i, y_i) - z_i]^2 \quad (4)$$

为使 S 最小,对各项系数求偏导,令偏导数等于 0,得到一组线性方程组,求解线性方程组得到系数 a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f ,进而得到点云的局部二次拟合曲面方程。

2 BP 神经网络拟合方法

BP 神经网络可以用来进行分类和函数逼近等,具有很强的非线性映射能力,解决了简单感知器不能解决的异或问题。BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层。从本质上讲,BP 神经网络是以网络输出误差的平方为目标函数,采用梯度下降法调整 BP 神经网络各层的权值,即反向传播^[5-6]。

本文采用 3 层 BP 神经网络结构如图 1 所示,包括输入层、隐含层、输出层及多个神经元,其中 i 表示输入层神经元节点, j 表示隐含层神经元节点, n 表示输出层神经元节点,隐含层权值为 w_{ji} ,输出层权值为 w_{nj} ,神经网络的两个输入 X_1 、 X_2 为点云中的点 x 坐标值和 y 坐标值,通过仿真试验对比分析,最终确定隐含层数量为 10,神经网络输出 Y 为点 z 坐标值,一个节点。

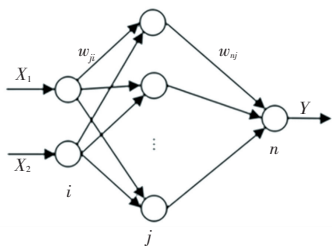


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 BP neural network structure

BP 神经网络的输入层输入为: $X_1 = x$, $X_2 = y$

BP 神经网络的隐含层网络节点输入、输出,公式如下:

$$A_j = \sum_i w_{ji} X_i \quad (5)$$

$$B_j = f(A_j) = \frac{1}{1 + e^{-A_j}} \quad (6)$$

隐含层神经元激活函数采用 S 函数。

BP 神经网络输出层神经元的输出,公式如下:

$$Y = \sum_j w_{nj} B_j \quad (7)$$

网络的输出与相应的理想输出 Y_0 的误差为 $e = Y_0 - Y$ 。

第 p 个样本的误差准则函数:

$$E_p = \frac{1}{2} e^2 \quad (8)$$

每次迭代时分别依次对各个样本进行训练,更新权值,直到所有样本训练完毕,再进行下一次迭代,直至满足要求。

反向传播采用梯度下降法,调整各层的权值, $k+1$ 时刻网络的权值,公式如下:

$$w_{nj}(k+1) = w_{nj}(k) + \Delta w_{nj} = w_{nj}(k) - \eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{nj}} \quad (9)$$

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \Delta w_{ji} = w_{ji}(k) - \eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \quad (10)$$

其中, η 为学习速率,在 0~1 之间范围。

3 试验仿真

为验证 BP 神经网络拟合点云的性能,本文基于 2020a 版 MATLAB 平台进行仿真分析。在 MATLAB 中生成若干曲面的点云数据,混合高斯噪声,形成含有噪声的曲面点云数据,噪声的均方差为 100。构建 BP 神经网络,用生成的点云数据训练 BP 神经网络,最终得到用来拟合曲面的 BP 神经网络。

本文 BP 网络训练过程:

步骤 1 生成曲面点云数据,加入高斯随机噪声;

步骤 2 生成 BP 神经网络;

步骤 3 设定网络训练参数:训练次数、学习速率等,训练网络。

步骤 4 用训练好的 BP 神经网络做曲面拟合。

设置隐含层神经元数量为 5, BP 神经网络的二次曲面点云的拟合结果如图 2 所示。

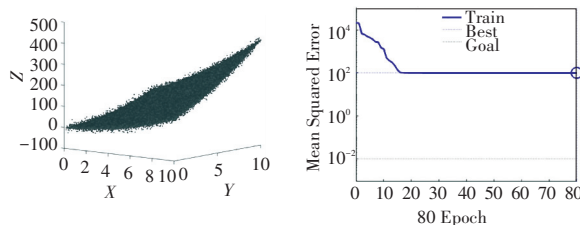


图 2 二次曲面点云的拟合结果(隐含层神经元数量为 5)

Fig. 2 Point cloud fitting data of quadratic surface(The number of hidden layer neurons is 5)

设置隐含层神经元数量为 5, BP 神经网络的三次曲面点云的拟合结果如图 3 所示。

设置隐含层神经元数量为 10, BP 神经网络的二次和三次曲面点云的拟合结果分别如图 4 和图 5 所示。

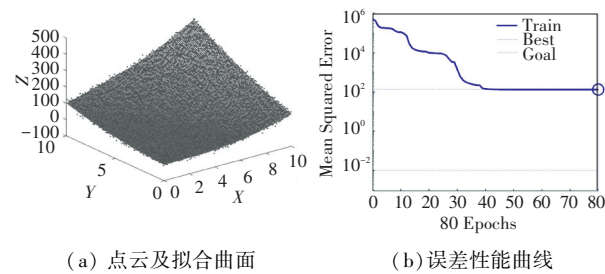


图 3 三次曲面点云的拟合结果(隐含层神经元数量为 5)

Fig. 3 Point cloud fitting data of cubic surface (The number of hidden layer neurons is 5)

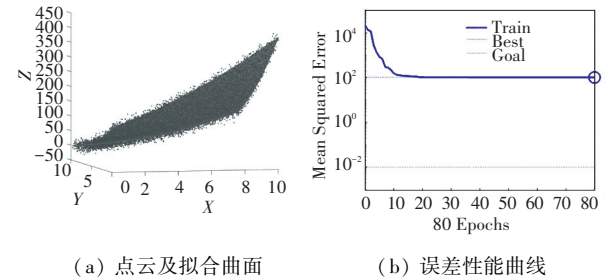


图 4 二次曲面点云的拟合结果(隐含层神经元数量为 10)

Fig. 4 Point cloud fitting data of quadratic surface (The number of hidden layer neurons is 10)

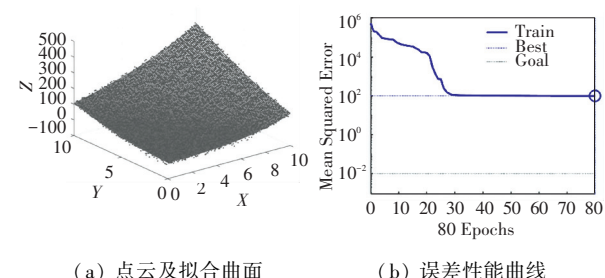


图 5 三次曲面点云的拟合结果(隐含层神经元数量为 10)

Fig. 5 Point cloud fitting data of cubic surface (The number of hidden layer neurons is 10)

由图 2~图 5 可以看出,隐含层神经元数量大于等于 5 时,均能较好的拟合曲面点云;隐含层神经元数量为 10 时,达到均方误差最佳,相比隐含层神经元数量为 5 时训练时间有所减少,但是需要较多的神经元,即较多的计算量;均方误差随着训练步数的增加而减少,最小均方误差为 100,原因是训练点云加入噪声的均方误差为 100。而拟合出的曲面相比实际曲面,均方误差达到 0.5 左右,说明拟合出来的曲面具有很好的滤除噪声的作用。

4 结束语

为提高离散点云的三维曲面拟合效果,本文以模拟的点云数据为研究对象,分析了 BP 神经网络拟合三维曲面的性能,以点云数据的 x 坐标和 y 坐标为输入层参数,以点云数据的 z 坐标为输出层参数,通过源点云数据训练构建的 BP 神经网络。通过实验分析了隐藏层节点数目对曲面拟合的影响,优化后模型均方误差小于 0.7,说明基于 BP 神经网络拟合三维曲面具有较高的精度。

参考文献

[1] 王德军, 万田宝, 孙晓东, 等. 基于三维激光扫描的植被覆盖边坡监测[J]. 测绘通报, 2023 (12): 112-115.

[2] 王维坤, 张乐, 张军, 等. 基于三维激光点云的电力线杆塔变形监测研究[J]. 科学技术创新, 2023 (27): 17-20.

[3] 吴毅. 基于激光点云的边坡地形提取及可视化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.

[4] 张皓宇. 含噪点云的平面识别与拟合方法研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2023.

[5] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021: 114-120.

[6] 陈林. 基于人工神经网络的射频电路建模研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.