

算法改进的自组织神经网络曲面重构

吴雪梅^{1,2}, 于广滨³, 赵永强¹, 胡长胜¹, 李瑰贤¹

(1. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 150001 哈尔滨; 2. 哈尔滨工业大学 材料科学与工程学院博士后流动站, 150001 哈尔滨;
3. 哈尔滨理工大学 机械动力学院, 150080 哈尔滨)

摘要: 为提高神经网络法三角网格曲面重构的效率, 提出自组织神经网络算法与模糊聚类算法相结合的改进算法. 应用改进算法对大规模散乱点云曲面及花瓶实例进行了网络训练及三角网格重建, 在初次网络训练收敛后, 加入模糊聚类计算模块, 由模糊聚类算法中隶属度计算来确定输入样本是否可用. 与自组织神经网络算法训练特性进行了比较, 结果表明: 改进后算法避免了以往算法的重复循环, 减少了计算量, 加快了网络训练收敛速度和三角网格曲面重构的速度. 仿真重构结果表明: 改进后的自组织神经网络算法可实现不同疏密程度的三角网格曲面重建, 并可在保持原数据特征的前提下实现数据精简, 较通常算法收敛速度快.

关键词: 三角网格曲面重建; 自组织神经网络; 模糊聚类

中图分类号: TH164 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2012)05-0063-03

Mesh surface reconstruction based on improved kohonen neural network

WU Xue-mei^{1,2}, YU Guang-bin³, ZHAO Yong-qiang¹, HU Chang-sheng¹, LI Gui-xian¹

(1. School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China;

2. Materials Science and Engineering Postdoctoral Researcher Flow Station, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China;

3. School of Mechanical and Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, 150080 Harbin, China)

Abstract: To improve the efficiency of triangle mesh surface reconstruction in neural network, an improved Kohonen neural network is put forward, which combines Kohonen neural network and faintness clustering algorithm, and by which large scale scattered point clouds triangle mesh surface and vase surface reconstruction have been done. Characteristics comparison is carried out between the improved algorithm and general one, and the results show that the improved algorithm avoids repeat circulation in general algorithm, reduces calculation time, improves the efficiency and rate of the triangle mesh surface reconstruction. Simulation reconstruction result indicates that the improved arithmetic can realize sparse and dense triangle mesh surface reconstruction and data condensation under preconditions with primary data characteristics. The improved arithmetic has fast network convergence speed.

Key words: triangle mesh surface reconstruction; kohonen neural network; faintness clustering method

传统曲面重构方法存在局限性大及自适应能力差等缺点, 例如: 密集点云无法直接用 NURBS 拟合曲面; 三角曲面片法对测量数据插值计算负

荷大; 拟合法中新控制网格构建困难等^[1-3]. 如果曲面局部数据缺失, 建立模型更加困难^[4-7].

Kohonen 神经网络的重要特点是保持临近关系的拓扑性质不变^[8], 对解决自由曲面重构问题很有优势. 提高网络的学习效率是本文研究的关键, 提出了一种基于模糊聚类的自组织神经网络新算法. 该方法具有较强的可操作性 and 实用性, 计算量小, 局部曲面的精确重构能力强, 重构速度快, 效率高.

收稿日期: 2011-06-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50905049);
黑龙江省科技攻关项目(GC09A524);
黑龙江省博士后基金(LBH-Z09189);
黑龙江省国际合作项目(WB06A06).

作者简介: 吴雪梅(1971—), 女, 博士后, 副教授;
李瑰贤(1941—), 女, 教授, 博士生导师.

通信作者: 吴雪梅, wxmchxsh@126.com.

1 改进的 Kohonen 神经网络相关参数选取及网络设计

Kohonen 神经网络学习有几个至关重要的参数: 增益项(学习率) $\eta(t)$ 、邻域半径 $N_g(t)$ 以及输出层神经元数等. 参数具体形式的选取将直接影响到网络的学习效率和效果.

1.1 定义网络输入

在神经网络训练过程中, 选取 Kohonen 神经网络输入层节点数为 3, 分别对应为随机输入样本(即散乱数据点)的三维位置坐标分量 x 、 y 和 z . 网络权值 w_{ij} 初始化为输出层神经元节点在空间的位置矢量, 其维数等于网络输入样本的维数(本文中为 3).

定义网络的输入为 $\mathbf{X}_i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i]^T, i = 1, 2, \dots, k$; 对应的竞争层神经元的输出响应为 $O_j, j = 1, 2, \dots, m$; 竞争层中的神经元 j 与输入层神经元之间的权矢量 $\mathbf{W}_j = [w_1^j, w_2^j, \dots, w_n^j]^T, j = 1, 2, \dots, m$.

1.2 竞争层中获胜神经元的评价方法

计算输入矢量 \mathbf{X}_i 与连接权矢量 \mathbf{W}_j 的欧式距离, 取欧式距离最小者对应的神经元为竞争层中的获胜神经元 g .

1.3 增益项和邻域半径函数选取

增益项和邻域半径函数选取高斯函数

$$\eta(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(\frac{t}{s})^2}. \quad (1)$$

其中 t 为训练算法重复次数, s 为预先指定的固定值, 其含义与邻域函数中的 s 含义相同. 随着 s 取值的增大, 增益项曲线的陡度变得平缓^[9].

对邻域函数, s 可以控制邻域函数的陡度状况, 如果散乱数据点比较简单, 通过 s 值来控制邻域函数使它降低得快一些; 如果散乱数据点比较复杂, 可以利用 s 使它降低得缓慢一些. 这样可以对散乱数据点集更精确地逼近.

增益项主要控制网络拓扑结构中节点移动距离的大小. 最佳情况是在训练初始阶段网络拓扑结构上节点移动的距离大一点; 而在训练的最后阶段, 网络拓扑结构上的节点移动距离要小一点.

2 改进的 Kohonen 神经网络算法

为加快网络收敛速度, 在自组织神经网络训练过程中加入模糊聚类算法, 在初次网络训练收敛后, 由模糊聚类算法中的隶属度计算来确定输入样本是否可用, 避免了每输入一个点都要重复很多步骤的循环, 大大加快了三角网格曲面重构

的速度. 算法流程如图 1 所示.

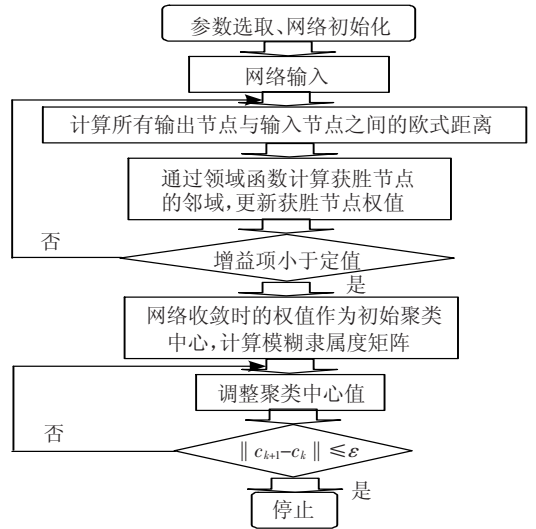


图 1 改进的 Kohonen 神经网络算法流程

改进的 Kohonen 神经网络具体算法如下:

1) 取输入节点数为 3, 时间 $t = 1$, 给定网络的拓扑结构和竞争层的输出节点数 m .

2) 选择散乱数据点集的中心点的坐标值加上一个小随机数来初始化网络的权值 $w_j^i (i = 1, 2, 3; j = 1, 2, \dots, m)$.

3) 从散乱数据点集中随机地选择一个点 $X_i (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}) (i = 1, 2, \dots, n)$ 作为网络输入.

4) 计算所有输出节点与输入节点之间的欧式距离 d_g ,

$$d_g = \min \{ d_j = \sum_{n=1}^3 (x_{in} - w_j^n)^2, j = 1, 2, \dots, m \}.$$

5) 根据式(1) 邻域半径函数计算获胜节点 d_g 的邻域 $N_g(t)$, 然后通过等式(2) 来更新获胜节点权值以及在 d_g 邻域内的节点权值^[9],

$$\begin{cases} w_j^i(t+1) = w_j^i(t), & j \notin N_g(t); \\ w_j^i(t+1) = w_j^i(t) + \eta(t)(x_i - w_j^i(t)), & j \in N_g(t). \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\eta(t)$ 为增益项, $0 < \eta(t) < 1, i = 1, 2, \dots, n$.

6) $t = t + 1$, 从原散乱数据点集中随机选择下一个点, 重复步骤 4) ~ 6) 直到网络训练完毕.

7) 以网络收敛时的权值作为初始聚类中心 C_0 , 聚类中心定义为 $C_k, k = 0, 1, 2, \dots, s$.

8) 根据聚类中心值按式(3) 计算模糊隶属度矩阵 $U^{[10]}$,

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^s \left(\frac{d_{ik}(x_i, c_i)}{d_{jk}(x_i, c_j)} \right)^{\frac{2}{q-1}} \right]^{-1}. \quad (3)$$

其中: u_{ij} 为模糊隶属度矩阵 U 中的元素, 表示输入样本中任意样本对某类聚类中心的隶属度; $d_{ik}(x_i, c_i)$ 、 $d_{jk}(x_i, c_j)$ 为输入的任意样本 x_i 与第 i

及 j 类聚类中心 c_i, c_j 的距离; q 为加权指数, $q \in (1, \infty)$.

9) 调整聚类中心值 c_k ,

$$c_k = \sum_{i=1}^s (u_{ik})^q x_i / \sum_{i=1}^s (u_{ik}), \quad k = 1, 2, \dots, s.$$

10) 如果 $\|c_{k+1} - c_k\| \leq \varepsilon$, 则停止; 否则 $k = k + 1$ 并返回 8) 继续. 这里, ε 为一初始设定的控制参数, 视测量点集中点与点之间距离来确定.

3 模型重构实例

对图 2(a) 所示某曲面点云, 利用增益项的调节来实现网格由稀疏到密集的不同密度三角网格曲面重构, 如图 2 中 (b)、(c)、(d) 为光照后重构曲面, 由图可见重构结果理想、曲面光滑.

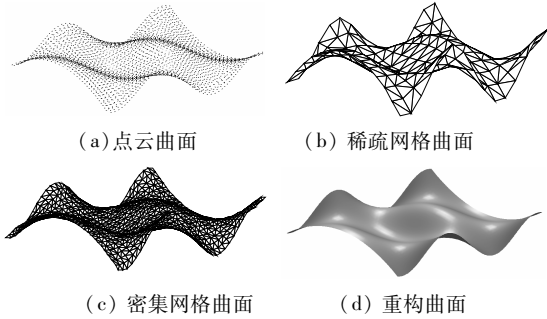


图 2 三角网格曲面重构

应用改进的自组织特征映射神经网络算法对图 3 所示花瓶实体进行重构, 重构曲面及网格都很理想.

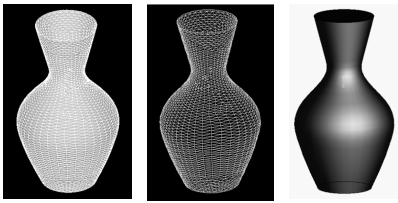
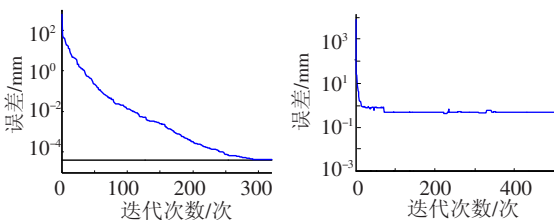


图 3 花瓶三角网格曲面重构图例

图 4 为改进前后自组织特征映射神经网络训练特征曲线的对比情况. 应用未改进算法的自组织特征映射神经网络训练特性曲线如图 4(b), 精度为 10^{-4} mm, 迭代 500 次仍没有收敛趋势. 而图 4(a) 所示本文算法精度为 10^{-5} mm, 迭代 320 次收敛. 可见本文算法网络收敛速度很快.



(a) 改进算法的网络训练特性曲线 (b) 未改进算法的网络训练特性曲线

图 4 自组织特征映射神经网络训练特性曲线对比

4 结 论

1) 基于模糊聚类的自组织神经网络可实现三维密集散乱数据点自组织压缩, 生成期望疏密程度和逼近精度的三角形拓扑网格, 并可有效保持原始数据点集的拓扑特征, 从而实现了大规模散乱数据点的精确曲面重构.

2) 算法减小计算量、缩短网络训练时间, 加快了曲面重构的速度.

参考文献:

- [1] CHUI H L, ANAND R. A new point matching algorithm for non-rigid registration [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2/3): 114 - 141.
- [2] LIEPA P. Filling holes in meshes [C]//Proceedings of the Eurographics Symposium on Geometry Processing. Aachen, Germany: ACM, 2003: 200 - 205.
- [3] JU T. Robust repair of polygonal models [C]//Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series. New York: ACM SIGGRAPH, 2004: 888 - 895.
- [4] REUTER P, TOBOR I, SCHLICK C, et al. Point-based modeling and rendering using radial basis functions [C]//Proceedings of the 1st International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques in Australasia and South East Asia. Melbourne, Australia: [s. n.], 2003: 111 - 117.
- [5] NOORUDDIN F S, TURK G. Simplification and repair of polygonal models using volumetric techniques [J]. IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(2): 191 - 205.
- [6] MEDEROS B, VELHO L, FIGUEIREDO L H. Moving least squares multi-resolution surface approximation [C]//Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Havana, Brazil: ACM, 2003: 12 - 15, 19 - 24.
- [7] LIU G H, WONG Y S, ZHANG Y F, et al. Error-based segmentation of cloud data for direct rapid prototyping [J]. Computer-Aided Design, 2002, 35: 633 - 645.
- [8] HOFFMANN M, VARADY L. Free-form curve design by neural networks [J]. Acta Acad Paed Agriensis, 1997, 24: 99 - 104.
- [9] 吴微. 神经网络计算 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2003: 59 - 60.
- [10] HOFFMANN M. Modified Kohonen neural network for surface reconstruction [J]. Publ Math, 1999, 54: 857 - 864.

(编辑 杨 波)