

基于散乱点集的曲面重建

王树忠¹ 张佑生²

(山东信息职业技术学院 潍坊 261041)¹ (安徽三联学院 合肥 230601)²

摘要 基于散乱点集的曲面重建是计算机图形学和虚拟现实等领域的研究热点。在对基于散乱点集的曲面重建经典算法进行综述的基础上,较详细地讨论了基于成长型神经网络的曲面重建方法和基于法向量场的曲面重建方法。

关键词 散乱点集, 曲面重建, 增长型神经网络, 法向量场

中图分类号 TP309 文献标识码 A

Surface Reconstruction Based on Scattered Point Sets

WANG Shu-zhong¹ ZHANG You-sheng²

(Shandong Vocational Information College, Weifang 261041, China)¹ (Anhui Sanlian College, Hefei 230601, China)²

Abstract Mesh surface reconstruction based on scattered point sets is the hotspot of research in the fields of computer graphics and virtual reality and so on. Some of the classic surface reconstruction algorithms were reviewed and their drawbacks were analyzed first. And then the reconstruction algorithm based on Growing Cell Structure and the reconstructions algorithm based on normal vector field were discussed in detail, which were proposed in recent years.

Keywords Scattered point sets, Surface reconstruction, Growing cell structure, Normal vector field

近年来,在计算机硬件性能和软件技术高度发展的大背景下,随着三维数据采集设备(三维扫描仪)和技术的迅速发展,基于散乱点集的曲面重建技术,成为了计算机图形学、CAD/CAM、虚拟现实等领域的研究热点^[1,2]。该技术是函数逼近论的一个重要研究内容,它基于逆向工程原理,克服了传统造型过程繁琐、对于复杂的物体难以满足精度要求等缺点,受到了广泛的重视,具有重要的实用价值。其应用实例有基于测距技术的几何模型自动生成和医学成像数据的可视化等。它有力地促进了造型和可视化等技术的进一步发展。

利用三维激光扫描仪对具有复杂表面的物体进行三维数据采集,可得到离散无序的散乱点集(也成为点云 point cloud)。这种数据集只包含物体表面的离散型空间位置信息,且数据量十分巨大,不能直接在实际中应用。而经过离散几何信息处理技术的处理,可以构造出物体的曲面模型。这一过程称为基于散乱点集的曲面重建。近十多年来,这种技术得到了长足进展,多种经典算法被提出并在实际中得到了应用。但这些算法基本上只利用数据点集的空间位置信息进行重建的控制,存在某些不足之处。近年来,人们利用散乱点之间存在着的潜在联系,通过局部重建提取曲面的几何特征(如法向量等)用于控制曲面重建,取得了更好的效果。此外,利用增长型神经网络(Growing Cell Structure, GCS)进行曲面重建的方法也被证明是十分有效的。

本文对基于散乱点集的曲面重建的一些经典算法进行综述,然后对基于 GCS 的重建方法和基于法向量场的重建方法作较详细介绍。

1 曲面重建的经典算法

曲面重建的经典算法有零集法、Voronoi 法、 α -shape 法、区域增长法和点云内在性质驱动法等,这些算法出现在上世纪 90 年代和本世纪初。本节对这些算法分别进行简介。

(1) 零集法^[3]:这是一种近似曲面重建算法,由 H. Hoppe 等人于 1992 年提出。它通过定义每个取样点的近似切平面,把到最近点的切平面有符号距离,作为三维空间中的距离函数,并对这个距离函数进行插值,用步进立方体的算法生成多边形网格,然后生成曲面。这种方法通过各采样点的局部信息自动计算各点处的法向量,用切平面线性逼近待重建曲面的局部模型,构造点到物体表面的(有向)距离场函数,然后利用实现等值面抽取的步进立体(marching cube, MC)算法得到三角网格来逼近曲面。该方法涉及到法向一致性检查和等值面抽取,计算代价较大,且重建的曲面需作优化处理。由于该法生成的近似曲面的网格不经过采样点,因此该方法允许采样点有一定的噪声。这种算法的复杂度较低,运行速度快,所需要的存储空间少,实际效果好。但是,它没有严格的理论证明,且仅适用于采样点均匀并且密集的情况,还必须知道采样点密度以确定邻域大小,不能处理不均匀采样的点集。

(2) Voronoi 法^[4]:这是一种基于 Delauney 三角化的方法,由 N. Amenta 等人于 1998 年提出。它通过取样点找出中介轴,找到 Voronoi 点,形成 V 点集,与原取样点合并,进行 Delauney 三角划分,如图 1 所示。取原取样点生成的三角形,

作为得到的三角网格,再用 Voronoi 点进行过滤,除去不符合条件的网格,最后得到所要求的网格。Voronoi 法有其理论保证,只要采样点的密度符合一定的条件,就一定能够生成与原曲面拓扑一致的网格。但是,对于有直角边的物体,Voronoi 法可能会产生一些“洞”,其原因是:在此情况下,三角形的法向量与一个相邻面的法向量平行,却与另一个相邻面的法向量垂直,极点的位置就可能很靠近曲面,因而在作 Voronoi 过滤时可能滤掉一些应保留的三角形面片。

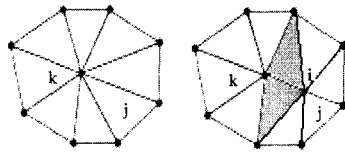


图1 节点分裂

(3) α -Shape 法^[5]:这是一种参数构造方法,由 H. Edelsbrunner 等人在 1994 年提出。它先对采样点集进行 delaunay 三角划分,然后对所有单纯形(点、边、三角形)进行检测,当其外接球内不包含其它采样点,且外接球的半径小于或等于 α 时,这个单纯形属于 α -shape。采样点集的 Delaunay 三角化,得到一个三角形(二维)或四面体(三维)的凸包,其中包含许多冗余的三角形或四面体。 α -Shape 方法有一定的理论保证,对于均匀一致的数据点集很有效,能够生成与原曲面同形的网格曲面。当点集是匀取样所得且已知密度时, α 可取近似密度的值,但如果点的密度不均匀,只能采用部分改进的 α 取值方法,仅适用于采样点来自分离的物体,去除不同密度物体间相连的三角形,以分离不同的物体。对于切片数据,如医学上的 CT 扫描数据, α -shape 可以处理那种不同的切片之间距离大于同一切片上点间距离的情况。

(4) 区域增长法^[6]:这种算法由 C. Bradle 等人于 2001 年提出。算法从一个种子三角面片开始,对其每一条边,按照某种法则在点集中确定一个新顶点,与这条边构成新三角面片;接着对新三角面片的生长边重复进行这种生长过程(所谓生长边是指已生成的三角形中既非相邻三角形的公共边,也非落在曲面边界上的边),直到得到完整的曲面网格。算法的关键是怎样在点集中确定这种新顶点,现在已有多种方法。其中,一种方法是:用半径事先确定的一个球围绕活动边转动,直到与点集中的某个点相碰,从而确定一个新顶点;另一种方法是:对于每一条生长边,分别将与这条边的两个端点距离最近的 k 个点投影到该边所在的三角面片所在的平面上,从这些投影点中选择一点,用其所对应的散乱点与这条边构成一个新三角面片。

(5) 点云内在性质驱动法^[7]:这种算法是 Hongwei Lin 等人于 2004 年提出的。算法引进了采样均匀度的概念,将重建网格中点所邻接的最长边与最短边的长度比定义为点云在该点处的采样均匀度,并利用点云的内在性质来构造三角形面片。重建的网格曲面体现了点云的内在性质,实际上是对点集限制在二维流形上的局部最小权三角剖分。就拓扑结构而言,它与被采样物体的表面非常接近。但是,对于具有均匀采样密度的点云,生成的网格占有较大的存储量。

上述几种经典曲面重建算法一般只能得到反映物体表面形状的近似网格,误差较大。为了提高网格对物体表面的逼近精度,还需要对网格进行优化。

2 基于增长型神经网络的曲面重建

增长型神经网络(GCS)^[8]是指能够增量生长的神经网络,是一种特殊的自组织特征映射 SOM(Self-Organizing feature Map)网络。在学习过程中,根据神经元竞争获胜的次数来确定其活动性,分裂那些活动性最强的神经元,删除活动性最弱的节点,同时调整神经元之间的拓扑关系,使得网络更准确地表示输入向量的空间特征。它可实现网络不断增长和改善的拓扑连接关系。它的初始拓扑结构是一个 k 维的单纯复形,当 $k=1$ 时为一线段, $k=2$ 时为一个三角形, $k \geq 3$ 时表示四面体或者超面体(hypertetrahedron)。单纯复形中 $k+1$ 个节点代表神经元, $(k+1)k/2$ 个边代表网络的拓扑关系。在自组织学习过程中,根据学习的算法,可向该网络中增加新的神经元,也可把不能很好地表示输入向量的神经元删除。通过增加与删除神经元,网络可以构成一个新的 k 维单纯复形。每个神经元 c 都用一个 n 维的权值向量 w_c 表示其权重,例如,神经元的权值向量 w_c 可以看作在输入矢量空间中神经元 e 的位置。

I. P. Ivriissimtzis 于 2003 年利用 GCS 的原理实现了 3 维曲面重建算法^[9]。该算法的思路是:将曲面上采样的散乱点作为 GCS 的输入向量,把初始网格中的节点作为神经元,网格中节点的连接关系作为 GCS 中神经元的拓扑关系,于是一个曲面网格也可以看作一个 GCS 网络,通过 GCS 的学习即可实现曲面重建的目的。该算法对于复杂曲面的学习能给出令人满意的结果,同时计算速度不受输入数据量大小的影响,非常适合大规模散乱点集和含噪声数据点集的曲面重建。

把 GCS 网络看作是重建的网格,则 GCS 网络的神经元(节点)相当于网格的顶点,神经元之间的连接对应于网格的边。在每一个节点中存储一个表示顶点位置的三维向量 v 和一个称为计数器的标量值(用于测量顶点在学习过程中表现的活动性)。

在基于 GCS 的网格模型中,首先从目标空间 P (散乱点集或不确定表面)中采样,将随机采样出来的点 s 作为神经网络所处理的一个信号;然后选择网络中与采样点最近的一个节点,并把这个节点和它的直接拓扑邻域内的点向采样点移动,从而使节点向目标空间移动,根据拓扑几何来调整它们的位置。然后,更新节点的信号计数器,增加最佳匹配节点的计数来反映它最近的活动情况。事实上,只有最佳匹配节点和它的拓扑邻域对一个信号起反应,可以看成是一种节点之间的竞争。因而,这种过程被称为竞争性学习过程。在上述过程进行多次迭代后,执行一些操作去改变网格的大小和连接性,分裂那些活动性最强的顶点,通过边塌陷删除最不活跃的顶点。这是因为,活动性最强的顶点都靠近目标空间 P 的当前未被网络充分表示的部分,而最不活跃的顶点是靠近 P 中已被网络充分表示的部分,或者,甚至有可能那些最不活跃的顶点是被放错了位置。随着这些改变连接性操作的执行,神经网络所表示的目标空间得到逐步改进,而噪声数据则逐渐消失。

上述算法虽然可行,但存在运行速度慢、网格质量欠佳等缺点,后来出现了其改进算法^[10]。改进算法的改进措施在节点分裂和改善网格形状两个方面:

1) 节点分裂:如图 1 所示,从获胜节点 k 的拓扑邻域中找

到一个距离获胜节点最远的节点 j , 在该两节点的连线上插入一个新节点 i , 以达到分裂节点的目的。新节点的位置由节点 k 和 j 位置的线性组合决定。节点分裂时, 采用简化的方法来算出节点的 Voronoi 区域面积近似值, 为新增节点分配计数器值。

2) 改善网格形状: 包括三角形形状优化和网格空间形状优化两个过程。

a) 三角形形状优化 就是通过顶点优选来改善三角形形状。网格中每个三角片内部都存在一定数量散乱点的正投影, 因此, 每个网格结点所对应的多边形也一定存在投影落在其内部的散乱点, 如图 2 所示。设 P_i 为正投影落在网格多边形内部的散乱点, e_{i1}, \dots, e_{in} 是网格中过 P_i 点与该多边形各个顶点相连的边, 在正投影落在该多边形内部的所有散乱点中选择使 $\sum e_{ik}^2 (k=1, 2, \dots, n)$ 最小的 P_i 作为该多边形内部新的顶点。这样, 通过顶点优选, 使网格中每个三角形的边长接近一致, 即三角形形状得到改善。

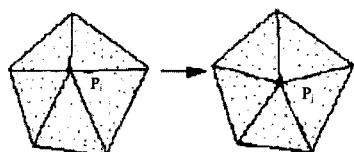


图 2 三角形形状优化

b) 网格的空间形状优化 采用网格自适应细分的方法来改善网格空间形状, 以减少网格与实际曲面的误差, 提高网格逼近精度。对于实际曲面的不同区域, 一般可根据曲率变化速率来决定三角片的尺寸: 在曲率变化慢的区域可用较大的三角片来逼近曲面, 而在曲率变化快的区域, 三角片必须取得很小才能保证网格与曲面充分逼近。在重建所得的网格中, 曲率变化快的区域往往误差较大, 可通过网格自适应细分来减小这种误差。网格自适应细分的思路是: 逐个检查网格中的三角形 T_i , 设正投影落在 T_i 内部且距离该三角形最近的散乱点为 Q , 若 Q 与 T_i 的距离 $d_i > \mu$ (μ 为给定的小数), 则用连接 Q 与 T_i 的 3 个顶点构成 3 个新三角形来代替 T_i 。这样可使三角形数量增加而每个三角形的面积减少, 从而使网格更加逼近实际曲面。三角形的分裂可能出现狭长三角形, 故在网格的空间形状优化与三角形形状优化的过程中需反复进行多次。

3 基于数据点集法向量场的曲面重建

3.1 基本思想

一般来说, 经典算法只利用散乱数据点所包含的采样点离散空间位置信息进行曲面重建, 计算代价大, 重建的网格精度不高, 且存在冗余信息, 需在重建的基础上对网格进行优化。然而, 点云中的数据点之间具有潜在的联系, 可以通过局部重建来提取曲面的某些几何特征, 如法向量和曲率等, 对曲面重建进行更有效的控制。

基于曲面法向量场的曲面重建方法^[11] 就是根据上述思想设计的。它先依据点云的空间位置信息, 估算出曲面各点的法向量, 建立一个法向量场, 并引入密贴三角形的概念对曲面重建进行控制; 然后, 以种子三角形为起点, 在法向量场的控制下, 采用区域增长的方式生成二维流形网格。由于利用曲面的特征来驱动曲面重建, 生成的网格具有曲面的基本特

征, 而且自适应调节网格三角形的大小, 可在曲面重建的同时实现曲面网格优化。

3.2 数据点集的法向量场估计

该方法的关键在于依据给定的点云正确估算出曲面的法向量场。因为曲面特征具有局部性且采样点非常密集, 曲面在某一采样点 P_i 的法向量可以通过对该点的邻域进行局部曲面重建来获得。其中的邻域需要适当定义, 可采用欧式邻域和 k -近邻两种。欧式邻域定义为以 P_i 为中心 ρ 为半径的球, 其内的所有点为 P_i 邻域点。由于在不规则采样的情况下, 在 ρ 为半径的球内可能出现数据点过多或过少点的情况, 故欧式邻域仅适用于规则采样情况。此外, 在特征尺寸小于 ρ 的部位, 这种邻域也不适合。 k -近邻定义为距离 P_i 最近的 k 个点, 这些点称为 P_i 的邻近点。

法向量估算方法有如下几种: (1) 主元分析 (PCA) 法: 它用最小二乘法拟合平面的法向量来估计顶点法向量, 方法简单有效。(2) 移动最小二乘法 (MLS): 利用 MLS 核卷积改进的 PCA 法, 具有很强的抗噪能力, 估算出的法向量很精确, 但需要求解非线性方程。(3) 基于多层邻域分解的局部重建和双边法向量估计算法: 它对每个顶点的邻域按欧式距离进行分层, 根据顶点的法向量确定一个初始切平面, 把各层的邻域点投影到其上; 根据它们在平面上的旋转角度大小依次连接各个投影点, 并连接空间邻域点使得它具有和平面投影点一致的拓扑关系; 将顶点的邻域划分成若干层, 使每个顶点附有若干个邻域环; 以邻域的层次作为尺度空间参数, 取每个邻域环中各三角形重心到该顶点的距离以及三角形面积作为权值参数, 估计出顶点的法向量。

3.3 基于密贴三角形的曲面重建

为利用法向量场信息控制曲面重建过程, 特引入密贴三角形概念, 以使用法向量场来度量网格面片与曲面的误差, 控制曲面网格的构建。密贴三角形的定义为:

对于曲面 M , 设由某局部区域的采样点 P_1, P_2 和 P_3 构成 $\triangle P_1 P_2 P_3$, 其顶点处曲面的法向量分别为 N_1, N_2, N_3 , 如图 3 所示, 如果满足

$$N_1 \cdot N_2 > 0, N_1 \cdot N_3 > 0, N_2 \cdot N_3 > 0$$

$$N_1 \cdot N_2 + N_1 \cdot N_3 + N_2 \cdot N_3 \geq \delta$$

且对于投影在该三角形内的曲面采样点 P_i 均有

$$N_1 \cdot N_i > 0, N_2 \cdot N_i > 0, N_3 \cdot N_i > 0$$

$$N_1 \cdot N_2 + N_2 \cdot N_i + N_i \cdot N_1 \geq \delta$$

$$N_1 \cdot N_3 + N_3 \cdot N_i + N_i \cdot N_3 \geq \delta$$

$$N_3 \cdot N_2 + N_1 \cdot N_i + N_i \cdot N_2 \geq \delta$$

其中 δ 为一给定的正数, 则称 $\triangle P_1 P_2 P_3$ 为曲面的 δ 密贴三角形。

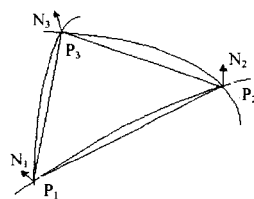


图 3 密贴曲面三角形

可以认为, 曲面上很小的局部区域是平坦的。据此, 对于给定的数据点集总可以用 δ 密贴三角形来构建曲面网格, 且可以通过调整 δ 值得到不同贴合程度。因此, δ 可以看作是重

建精度。对于给定的 δ 值,当曲面变化较为平缓,即 $N_1 \cdot N_2 + N_1 \cdot N_3 + N_2 \cdot N_3$ 较大时,密贴三角形较大;反之,密贴三角形较小。可见,用 δ 密贴三角形构建的网格不仅可反映曲面的特征,而且能得到优化的结果。

根据 δ 密贴三角形的性质和生成特点,曲面网格的构建适合采用区域增长法,即:先建立种子三角形,以其三条边为基础,分别在点集中搜索满足拓扑关系和重建精度的新顶点,生成新三角形。再以新三角形的生长边为基础,继续生长,直至所有的三角形的边成为非生长边,得到整个曲面网格。这里,利用密贴三角形来保证重建的精度,同时对网格进行优化,即在生长每个三角形时都要保证拓扑关系正确和足够的精度,是区别于一般区域增长法的关键之处。下面具体介绍如何产生种子三角形和如何构造曲面网格。

3.3.1 种子三角形的产生

给定重建精度 δ 后,可按如下方法构建种子三角形:1)在点云中任意找一点 P ,对 P 的 k 个邻近点按到 P 的距离从大到小排成序列。2)在该序列中取点 Q ,以 PQ 为边,在其邻近点中任取一点 S 构成三角形 PQS 。3)对 PQS 进行密贴判定和形态选择:若符合条件,则将 PQS 作为种子三角形;否则,在该序列中选择下一点作为点 Q ,重新产生一个三角形进行判定。

3.3.2 曲面网格的构造

曲面网格的构造是一个反复从生长边生成密贴三角形的过程,其中主要是对当前生长边进行搜索并确定一个新顶点来构造一个新三角面片。一般来说,新顶点应在点云的所有孤立点中搜索,但这样做的效率太低,还可能产生形状欠佳的三角形。为了提高搜索效率,避免欠佳三角形,可将搜索范围限定在当前生长边附近的一个不大的空间。在此空间中依据以下条件来选定一个顶点:1)三角形重叠检测条件,要求三角形与已有面片有正确的拓扑关系;2)密贴条件,要求具有重建精度 δ ;3)形态选择条件,减少生成狭长三角形面片的生成。如果在搜索空间中找不到满足上述条件的顶点,则表明当前生长边是曲面的边界。

结束语 基于散乱点集的曲面重建是当前计算机图形

学、虚拟现实等领域的热门研究课题。自上世纪初以来,人们对基于散乱点集的曲面重建提出了多种算法,这些经典算法对相关技术的发展起了推动作用,但都存在某些不足之处。近年来,基于成长型神经网络的曲面重建方法和基于特征的曲面重建方法引起了人们的重视。这些新出现的方法对于提高重建曲面的精度、减少计算量比较有效。本文在综述各种经典曲面重建算法的基础上,较详细介绍了后两种方法。

参考文献

- [1] Zwicker M, Pfister H, Van Baar J, et al. Surface Splatting[A]// Proc. of ACM SIGGRAPH'01[C]. 2001:371-378
 - [2] Alexa M, Dachsbacher C, Gross M, et al. Point-based computer graphics[A]//Eurographics2003 Tutorial Notes[C]. 2003
 - [3] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface Reconstruction from Unorganized Points[C]// SIGGRAPH '92 Proceedings. July 1992:71-78
 - [4] Amenta N, Bern M, Kamvysselis M. A new Voronoi-based surface reconstruction algorithm[C]// SIGGRAPH '98. 1998:415-421
 - [5] Edelsbrunner H, Mücke E. 3D alpha shapes[J]. ACM Transactions on Graphics, 1994, 13(1):43-72
 - [6] Bradle C. Rapid prototyping models generated from machine vision data[J]. Computer in industry, 2001, 4:159-173
 - [7] Lin Hongwei, Tai C L, Wang Guojin. A Mesh Reconstruction Algorithm Driven by Intrinsic Property of Point Cloud[J]. Computer-Aided Design, 2004, 36(1):1-9
 - [8] Fritzkey B. Growing Cell Structures-A Self-organizing Network for Unsupervised and Supervised Learning [J]. International Computer Science Institute, 1993:57-67
 - [9] Ivrisimtzis IP, Jeong W-K, Seidel HP. Using growing cell structures for surface reconstruction[C]//Shape Modeling International 03, Conference Proceedings. 2003:78-86
 - [10] 王世东, 张佑生. 一种基于成长型神经网络的曲面重建快速算法[J]. 合肥工业大学学报, 2006(8):984-987
 - [11] 偶春生. 复杂场景建模和绘制中若干关键问题的研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2007(11):55-73
-
- (上接第 246 页)
- 可以作为一种通用的聚类目标函数应用到其他算法中,例如 ISODATA 算法、K-Means 算法。只是描述对象间距离或者相似程度的函数 $d(x, y)$ 要随不同的算法而改变。
- 不过,式(4)仍有很多不足,例如还不能有效地处理类与类之间重叠交叉比较严重的数据集;不能很好地消除孤立点所带来的影响。当孤立点的影响比较严重时,式(4)计算出来的适应值也会有所偏差。
- 在以后的研究中,我们会针对上述缺点对式(4)进行改进,努力使式(4)的应用范围更广泛,更好地排除孤立点带来的影响。
- ## 参考文献
- [1] Al-Sultan K S, Khan M M. Computational experience on four algorithms for the hard clustering problem[J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(3):295-308
 - [2] 刘远超, 王晓龙, 刘秉权, 等. 基于聚类分析策略的用户偏好挖掘[J]. 计算机应用研究, 2005, 22(12):27-29
 - [3] 乐兵, 王明文. 基于遗传算法的动态文本聚类[J]. 江西师范大学学报:自然科学版, 2006, 30(3):78-81
 - [4] Bandyopadhyay S, Saha S. GAPS: A clustering method using a new point symmetry-based distance measure[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(12):3430-3451
 - [5] Maulik U, Bandyopadhyay S. Genetic algorithm-based clustering technique[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(9):1455-1465
 - [6] 李宝林, 兰芸, 张翼英. 基于动态遗传算法的用户模型进化研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(14):204-207
 - [7] Chou C-H, Su M-C, Lai E. A new cluster validity measure and its application to image compression[J]. Pattern Analysis & Applications (Springer London), 2004, 7(2):205-220
 - [8] 邓健爽, 郑启伦, 彭宏, 等. 基于搜索引擎的关键词自动聚类法[J]. 计算机科学, 2007, 34(3):166-168
 - [9] 刘丽珍, 宋瀚涛, 陆玉昌. 无标记训练样本的 web 文本分类方法[J]. 计算机科学, 2006, 33(3):204-205, 215