

# 自适应粒度的道路移动对象聚类算法

史恒亮<sup>1,2,3</sup> 刘传领<sup>1</sup> 白光一<sup>1,3</sup> 唐振民<sup>1</sup>

(南京理工大学计算机学院 南京 210094)<sup>1</sup> (河南科技大学电信学院 洛阳 471003)<sup>2</sup>

(方舟信息技术(苏州)有限公司 苏州 215021)<sup>3</sup>

**摘 要** 以往的聚类算法能够减少道路网络中移动对象与中心数据库的通信开销,但聚类粒度的大小是根据经验设定的。分析了影响距离聚类粒度大小的因素,提出用 BP 网络来训练历史数据,动态地获取距离聚类粒度值和时间粒度值,并把这些粒度值作为新的历史数据来训练网络,使得粒度值能够根据道路网络中因素的改变而动态改变,从而产生有效的道路网络聚类,减少通信开销,并预报道路交通的拥堵情况,为最优路径规划提供依据。

**关键词** BP 网络,自适应粒度,道路网络,移动对象,聚类算法

中图法分类号 TP311 文献标识码 A

## Self-adaptable Granularity Road Network Moving Objects' Clustering Algorithm

SHI Heng-liang<sup>1,2,3</sup> LIU Chuan-ling<sup>1</sup> BAI Guang-yi<sup>1,3</sup> TANG Zhen-min<sup>1</sup>

(School of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)<sup>1</sup>

(School of Electronic Information, Henan University of Science & Technology, Luoyang 471003, China)<sup>2</sup>

(Noah IT Solution Com., LTD, Suzhou 215021, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Although previous clustering algorithms can reduce the communication cost between moving objects and central database in road traffic network, the clustering granularity is set by experiences. This paper analysed the influence factors on clustering distance granularity, and introduced a novel method to train historical data with BP network, and then got clustering distance granularity and clustering time granularity dynamically. Being new historical data, these granularity values can be made to train BP network further. This network can self-adapt in respect of influence factors dynamically, and birth efficient clustering granularity values to reduce communication cost, and forecast traffic jams as optimal route planning's observation.

**Keywords** BP network, Self-adaptable granularity, Road-traffic network, Moving objects, Clustering algorithm

随着移动通信和定位技术的不断发展,移动对象的位置获取及跟踪技术成为研究的热点。聚类分析是对数据对象进行分组,使得同一个组中的对象之间具有较高的相似度,而不同组中的对象差别较大<sup>[1]</sup>。在空间数据库中,通过聚类可以识别出密集和稀疏的区域,从而发现全局的分布模式以及数据属性之间的相互关系,这可广泛应用在交通道路控制系统、GPS 导航系统以及机器人集群作战系统中<sup>[2,3]</sup>。

为了保证移动对象位置数据的有效性,周期性的数据更新被提出,但如果更新频率过高,会给服务器带来严重的开销,从而大大增加网络通信的负担;如果更新频率过低,则数据库中的数据不能真实地反映移动对象的准确位置。因此,时间粒度的确定对于解决这个问题有着重要的作用;同时,对于移动网络来讲,移动对象的数量又有快速增长的趋势。为了降低移动对象的通信开销,提出了聚类算法,使得同一个聚类中的移动对象具有相同的位置属性,不同的聚类中的移动对象具有差异较大的位置属性<sup>[4]</sup>。Yiu 等人首先基于网络距

离定义了道路网络中对象的聚类问题<sup>[5]</sup>。他们分别对 3 种不同聚类情况提出了相应的算法,如 K 分割聚类的 K 中心点算法、基于密度聚类的 e\_link 算法和层次聚类的 single\_link 算法<sup>[6]</sup>。这些算法通过利用网络的属性来避免计算每对网络结点和对象之间的距离,其共性是:聚类粒度是一个提前设定的值。由于道路网络的动态性、连续性、不可逆性,显然这个确定的聚类粒度值不能够准确地反映到真实道路网络中。为此,本文首先分析了影响聚类粒度的因素,并提出了基于 BP 网络模型算法对历史数据进行分析和训练,从而得到距离聚类粒度和时间间隔粒度,并提出了基于自适应粒度和时间间隔的道路网络移动对象聚类算法。

## 1 影响聚类粒度大小的因素

天气:对于道路网络来说,天气的好坏直接影响着行车速度,也影响着道路网络中车辆之间的距离。晴好的天气和恶劣的天气下行车速度和车间距有着很大的差异。本模

到稿日期:2009-10-26 返修日期:2010-01-08 本文受国家自然科学基金项目(90820306)资助。

史恒亮(1976—),男,博士生,讲师,主要研究方向为嵌入式数据库、移动数据处理,E-mail:shi\_hl@sina.com.cn;刘传领(1971—),男,副教授,主要研究方向为算法研究、智能识别;白光一(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为嵌入式数据库;唐振民(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为多机器人系统。

型把天气情况分为 5 个等级,如表 1 所列。

表 1 天气情况分类

天气级别	现实天气情况
1	晴好,能见度<200 米
2	阴天,能见度<100 米
3	雨,能见度<50 米
4	大雨,能见度<30 米
5	大雨或大雾,能见度<15 米

路况:在真实的道路网络中,不同等级的道路允许行车的最大速度是不同的,比如高速公路上要求的行车速度和车间距与拥挤的闹市区道路的行车速度和车间距有着很大的不同。为了更逼真地模拟道路网络,本文把道路分为 5 个等级,如表 2 所列。

表 2 道路情况分类

道路等级	道路真实情况
1	高速公路 最低限速>120km/h
2	国道最低限速>80km/h
3	省道最低限速>60km/h
4	城区道路最低限速>40km/h
5	旁道,道路最低限速<20km/h

车况:车辆的自身状况对于交通道路的聚类计算也是不可忽视的因素。性能好的车辆具有高速的最大时速,同时还具有快速的制动性能。为此,行驶在道路网络中的车辆的状态如表 3 所列。该模型不单模拟了移动车辆的行驶路线和过程,而且还简单地模拟了车辆的自身状况。

表 3 车辆情况分类

车辆级别	真实车况
1	性能良好
2	性能中等
3	性能一般
4	性能较差

时间段:时间段的选择,对于产生有效的聚类、分析现实交通情况,进而产生准确的聚类分析也有显著的影响。为此,本文根据现实交通网络的繁忙和稀疏情况,把时间段分为几个等级,分别对应周一至周五的 9:00-12:00,14:00-18:00;周一至周五的:8:00-9:00,13:00-14:00;周一至周五的其余时间段;周六周日的(白天)6:00-18:00;周六周日的其余时间段(黑夜)。

## 2 基于 BP 网络的训练聚类粒度和时间间隔粒度的模型

### 2.1 BP 网络的拓扑结构

该 BP 网络模型的输入层有 4 个节点,分别是天气因素、道路状况、车辆状况和时间选择;隐层有 6 个节点;输出层有 2 个节点,分别为时间间隔粒度和距离聚类粒度;输入层与隐层之间的权值为  $v_{ki}$ ,隐层与输出层之间的权值为  $w_{jk}$ ,如图 1 所示。隐层的传递函数为  $f_1(\cdot)$ ,输出层的传递函数为  $f_2(\cdot)$ ,则隐层节点的输出为(将阈值写入求和项中):

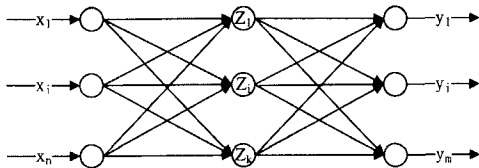


图 1 三层神经网络的拓扑结构

$$z_k = f_1\left(\sum_{i=0}^n v_{ki} x_i\right) \quad k=1,2,3,4 \quad (1)$$

输出层节点的输出为:

$$y_j = f_2\left(\sum_{k=0}^q w_{jk} z_k\right) \quad j=1,2 \quad (2)$$

至此 BP 网络就完成了 4 维空间向量对 2 维空间的近似映射。

### 2.2 BP 网络反向传播

1)定义误差函数,输入  $P$  个学习样本,用  $x^1, x^2, \dots, x^p, \dots, x^P$  来表示。第  $p$  个样本输入到网络后得到输出  $y_j^p (j=1, 2)$ 。采用平方型误差函数,得到第  $p$  个样本的误差  $E_p$ :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (t_j^p - y_j^p)^2$$

式中,  $t_j^p$  为期望输出。

对于  $P$  个样本,全局误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^m (t_j^p - y_j^p)^2 = \sum_{p=1}^P E_p \quad (3)$$

2)输出层权值的变化

采用累计误差 BP 算法调整  $w_{jk}$ ,使全局误差  $E$  变小,即:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -\eta \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left( \sum_{p=1}^P E_p \right) = \sum_{p=1}^P \left( -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} \right)$$

式中,  $\eta$  为学习率;

由定理得:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E_p}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{jk}} = -\delta_{jy} z_k = -\sum_{j=1}^m (t_j^p - y_j^p) f_2'(S_j) \cdot z_k \quad (4)$$

于是输出层各神经元的权值调整公式为:

$$\Delta w_{jk} = \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^m \eta (t_j^p - y_j^p) f_2'(S_j) z_k \quad (5)$$

3)隐层权值的变化

$$\Delta v_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ki}} = -\eta \frac{\partial}{\partial v_{ki}} \left( \sum_{p=1}^P E_p \right) = \sum_{p=1}^P \left( -\eta \frac{\partial E_p}{\partial v_{ki}} \right) \quad (6)$$

由定理得:

$$\frac{\partial E_p}{\partial v_{ki}} = \frac{\partial E_p}{\partial S_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial v_{ki}} = -\delta_{zk} x_i = -\sum_{j=1}^m (t_j^p - y_j^p) f_2'(S_j) w_{jk} f_1'(S_k) \cdot x_i \quad (7)$$

从而得到隐层各神经元的权值调整公式为:

$$\Delta v_{ki} = \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^m \eta (t_j^p - y_j^p) f_2'(S_j) w_{jk} f_1'(S_k) \cdot x_i \quad (8)$$

## 3 道路网络中静态对象聚类分析

### 3.1 基本模型

定义 1(网络) 一个网络可以表示为一个无向带权图  $G=(V, E, W)$ ,其中:  $V$  是顶点(结点)的集合;  $E$  是边的集合;  $W$  为正实数集合( $W: E \rightarrow IR^+$ ),表示边所对应的权值。网络中的一个对象位于网络中的边  $e(e$  属于  $E$ )上,对象在网络中的位置可以表示为一个三元组  $(ni, nj, pos)$ (取代欧氏的空间坐标表示),其中:  $ni$  和  $nj$  是对象所在网络边的两个结点;  $pos$  是对象与结点  $ni$  之间的相对距离。

定义 2(聚类之间的网络距离) 聚类之间的网络距离为聚类不同边界对象之间最小的网络距离。假设聚类  $C_x$  的边界对象为  $Px1, \dots, Pxm$ , 聚类  $C_y$  的边界对象为  $Py1, \dots, Pyn$ , 则聚类  $C_x$  和  $C_y$  的相似度  $M(C_x, C_y) = \min Dn(px_i, py_j)$ 。

聚类之间的网络距离计算需要先确定聚类的边界对象。在道路网络中,聚类的边界与网络中的结点相关,我们把聚类

所包含的对象中与结点最近的对象作为聚类的边界对象。但如果某结点相连的所有边都包含在聚类中,则不把与该点最近的对象作为聚类的边界对象<sup>[7,8]</sup>。

### 3.2 基于边的聚类方法过程可以分为3个阶段

(1) 初始化阶段:按照对象所在的网络边将其分组,即指定同一条边上的对象到同一个聚类中。初始聚类的个数为网络边的个数。这个阶段可以滤掉那些没有对象的网络边,从而减少不必要的网络搜索过程。

(2) 分裂阶段:根据对象之间的相似度依次分裂大的聚类为细粒度的聚类块,得到聚类的中间结果。具体来说,对于每个初始的聚类,若其中某两个相邻对象之间的网络距离大于BP网络训练的阈值,则在这两个相邻的对象间将聚类划分开来,分裂为两个更细粒度的聚类块,否则可将其作为一个单独的聚类块。

(3) 合并阶段:根据聚类块之间的相似度循环合并相邻的聚类以形成最终的聚类结果。具体来说,利用聚类块的有效结点链表,根据阈值和聚类块之间的网络距离,对结点周围相邻的聚类块进行合并,反复合并每个结点周围相邻的聚类块直到不能再合并为止,以得到最后的聚类结果<sup>[6]</sup>。

### 3.3 基于边的聚类算法

Input: (对象集合,网络结点,边链表,距离聚类阈值 adaptable\_e, 时间聚类阈值 adaptable\_t)

```

For 网络边链表中有对象存在的每一个边(nx,ny)
  为边(nx,ny)创建一个新的聚类C,分配ID;
For 每一个创建的聚类C do
  o为Ci对应的边(nx,ny)的第一个对象;o.icd=Ci.icd;
If(Dd(o.pos,nx)≤adaptable_e and(Dt(o.t,nx)≤adaptable_t) do
  (nx,Dd(o.pos,nx))插入到C的有效结点链表nodelist中;
  Nexto为边(nx,ny)从o到结点ny的下一个对象;C=Ci;
While(nexto不为空)
  If(Dd(o.pos,nexto.pos)>adaptable_e)
    将C分裂为CB1和CB2;C=CB2;
    IF(nexto是边(nx,ny)的最后一个对象 AND Dd(nexto.pos,ny)≤adaptable_e) do
      将ny,Dd(nexto.pos,ny)>插入到C的有效结点链表nodelist中;
      o=nexto;nexto为边(nx,ny)从o到结点ny的下一个对象;
      o.icd=C.icd;
for 网络结点链表中的每一个结点ni do 初始化优先队列Q为空;
  对于其nodelist包含结点ni聚类块,将其按照与ni的距离排序后插入到优先队列Q中;
  If(Q不为空) Ci为Q中取出的一个聚类;Cj为Q中取出的下一个聚类;
  While(Dd(Ci,ni)+Dd(Cj,ni)≤adaptable_e)
    将聚类Cj合并到Ci,将Cj的有效结点链表nodelist合并到Ci的有效结点链表nodelist中;
  If(Q不为空) Cj为Q中取出的下一个聚类;
  Else break;
For nj的每个相邻结点nz
  If边(ni,nz)上没有聚类 AND Dd(Ci,ni)+W(ni,nz)≤adaptable_e
    将(nz,Dd(Ci,ni)+W(ni,nz))插入到Ci的有效结点链表nodelist中;
  为了减少网络中对象的访问次数,算法在初始化阶段只

```

为有对象存在的每个边创建一个聚类,并不指定边上的对象到相应的聚类中,而在分裂阶段遍历聚类对应边上的对象时将其指定到分裂后的聚类块中。

## 4 实验模型与实验分析

我们选用了Institute of Applied Photogrammetry and Geoinformatic(IAPG)的Generation of network-based moving object的内核,并将其加入了修正后的基于边的聚类算法,同时选取了Oldenburg:nodes,Oldenburg:edges文件来作为实验的模拟交通道路网络,该结点文件和边文件分别包含了5,835个结点和6,065个边,同时选取了该地区一个月的有关天气情况、道路情况、汽车类别、时间间隔等历史数据及相应的粒度值进行训练。实验的硬件环境是IBM Netfinity 5500;2.8MHZ CPU,1G内存,80G的硬盘;软件环境是:Windows XP,算法采用Java编写。

为了比较算法的性能,我们选取了本文所提出的BPAGCA(BP self-Adaptable Granularity Clustering Algorithm)和E\_CA(Edge-based Clustering Algorithm)以及e\_link进行比较。对于需要自行设定距离聚类粒度e的E\_CA和e\_link算法,分别选取距离粒度为50米、40米、30米、20米和10米来进行计算;而对于BPAGCA算法,不需要设定距离粒度参数,只用通过BP网络对历史数据训练就可以得到粒度值。由于该实验选取的是动态移动对象数据文件,为了对比效果,实验选取固定时间点的结果进行对比,如表4所列。

表4 实验数据对比表

时刻	距离粒度 e(米)	E-CA 算法		e_link 算法		BPAGCA 算法		
		执行时间 (ms)	聚类数目 (个)	执行 时间	聚类 数目	粒度 大小	执行 时间	聚类 数目
7:00	50	2573	462	2765	687	24	2431	158
7:30	50	2587	442	2841	636	21	2648	147
8:00	40	2655	459	2765	554	23	2631	138
8:30	40	2698	438	2796	537	24	2745	168
9:00	30	2892	361	2978	436	19	2346	157
9:30	30	2864	387	3011	461	24	2311	154
10:00	20	3081	289	3236	329	23	2736	149
10:30	20	3046	278	3361	333	21	2591	161
11:00	10	3941	210	4011	301	21	2549	151
11:30	10	3877	221	4245	289	20	2408	146

通过上表的实验数据可知,本文提出的BPAGCA算法在一天当中的不同时刻的距离粒度大小变化幅度不是很大,为此我们又查阅了当日天气的历史数据,发现当日天气情况没有出现突变的情况,而且还发现对于不同的天气情况,BPAGCA算法所计算的粒度是可以不断适应天气的变化的;同时BPAGCA算法所生成的聚类数目变化也不是很大,这是该算法的距离粒度变化幅度很小所造成的;通过和其它算法进行对比,发现BPAGCA算法的执行时间要比其它两种算法大,这是因为该算法需要提前计算距离聚类粒度和时间粒度,而消耗了CPU的计算时间;同时可以看出一天当中上班前的时间所产生的聚类数目明显大于工作时间中的聚类数目。

**结束语** 该文首先分析了影响道路交通网络聚类算法的因素,并根据现实情况对这些因素进行了等级划分,提出了用BP网络来训练距离聚类粒度和时间聚类粒度的模型,并把影响聚类算法的若干因素作为BP网络的输入结点,经过大量历史数据的训练,得到了能够适应交通网络实时需要的动态

(下转第197页)

命题间的关系就是赋给命题的事件间的关系。如例 2 中  $A \subseteq B$ ,  $p$  蕴涵  $q$ ,  $p$  成立时  $q$  一定成立。例 4 中由于  $A \subseteq B, C \subseteq D$ , 有  $A \times C \subseteq B \times C \subseteq B \times D, A \times C \subseteq A \times D \subseteq B \times D, B \times D \subseteq B \times \Omega_2 \times \Omega_1 \times D$ , 因此命题  $s$  蕴涵  $p, q, r, t$ 。命题  $q, r$  蕴涵  $p$ , 命题  $p$  蕴涵  $t$ 。

命题间的逻辑运算与命题的关系有关。命题关系不同, 逻辑运算的具体的真值计算公式便不同。所以各种模糊逻辑系统对于逻辑联结词定义了大量的算子, 而且每种算子都只是在一定范围内适用。

### 2.3 联结词的解析与事实相符, 与经典二值逻辑相容

如对例 4 中的复合命题, 有以下运算:

$$\varphi(q \wedge r) = \varphi(q) \cap \varphi(r) = A \times D \cap B \times C = A \times C = \varphi(s)$$

所以有  $q \wedge r \equiv s, v(q \wedge r) = Pr(A \times D \cap B \times C) = v(s)$ 。

如例 2 中, 由于  $A \subseteq B$ ,

$$\varphi(p \vee q) = \varphi(p) \cup \varphi(q) = B, v(p \vee q) = \max(v(p), v(q)) = v(q)$$

$$\varphi(p \wedge q) = \varphi(p) \cap \varphi(q) = A, v(p \wedge q) = \min(v(p), v(q)) = v(p)$$

$v(p \rightarrow q) = Pr(\sim \varphi(p) \cup \varphi(q)) = Pr(\Omega_1) = 1$ , 如果命题  $P$  (石家庄) 为真, 则  $P$  (河北) 为真, 完全符合经典逻辑中对蕴涵联结词的定义。

令  $E = \text{四川} = \{\text{四川省城市}\}, \varphi(r) = E$ , 由于  $B \cap E = \emptyset, v(q \wedge r) = Pr(\varphi(q) \cap \varphi(r)) = 0 \neq \min(v(q), v(r))$ , 与事实相符, 张三不可能同时出现在河北和四川两个地区。 $P(B)$  与  $P(E)$  不可能同时为真。Łukasiewicz 算子只是对具有包含关系的命题成立。

例 5 对任意的公式  $f, g \in S$ , 当  $f \subseteq g$  即对任意的赋值  $\varphi, \varphi(f) \subseteq \varphi(g)$  时,  $\varphi(f \wedge g) = \varphi(f) \cap \varphi(g) = \varphi(f)$ , 由定义 3 有  $f \wedge g \equiv f; \varphi(f \vee g) = \varphi(f) \cup \varphi(g) = \varphi(g)$ , 即  $f \vee g \equiv g; \varphi(f \rightarrow g) = \sim \varphi(f) \cup \varphi(g) = \Omega, v(f \rightarrow g) = Pr(\sim \varphi(f) \cup \varphi(g)) = Pr(\Omega) = 1$ , 当蕴涵联结词  $\rightarrow$  的前件成立时, 后件也成立,  $v(f \rightarrow g) = 1$ , 与经典二值逻辑相容。

即当  $f$  重言蕴涵  $g$  时,  $f \wedge g \equiv f, f \vee g \equiv g, f \rightarrow g \equiv T$ 。

若  $f \equiv F$ , 即  $\varphi(f) = \emptyset, \forall h \in S, \varphi(f \rightarrow h) = \sim \varphi(f) \cup \varphi(h) = \Omega, v(f \rightarrow h) = Pr(\Omega) = 1$ , 即  $f \rightarrow h \equiv T$ 。经典逻辑中“善意的推定”, 当前件为假 ( $v(f) = 0$ ) 时, 后件的真值无论是多少,  $v(f \rightarrow h) = 1$ , 与经典二值逻辑相容。

(上接第 189 页)

距离聚类粒度, 从而避免了人为地设定距离聚类粒度, 为更好地实现道路交通网络聚类提供了参考方法, 减少了同类移动对象与中心位置数据库的数据传输, 减少了通信量, 提高了通信效率。但在训练 BP 网络时, 历史数据是个重要的影响因素, 因为有代表性的历史数据能够客观地反映现实的道路交通情况, 能够快速收敛, 并得到训练结果; 劣质的历史数据不能够反映真实的道路交通情况, 使得训练的结果很差, 或者一直处于训练状态。

### 参考文献

[1] Han J W, Kambr M. Data Mining Concepts and Techniques(2nd ed)[M]. Beijing, China Machine Press, 2001: 335-395  
 [2] Yiu M L, Mamoulis N, Papadias D. Aggregate nearest neighbor queries in road networks[J]. IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 820-833

**结束语** 布尔代数  $\langle \{0, 1\}, \vee, \wedge, \rightarrow \rangle$  是经典命题演算形式系统(CPC)的真值解释。对联结词的解析就是真值运算, 对形式公式的解释就是真值函数, 对逻辑蕴涵、逻辑等价的解释就是真值小于等于  $\leq$  和真值相等  $=$ 。布尔代数  $\langle 2^{\Omega}, \cup, \cap, \sim \rangle$  是 CPC 的集合解释, 对联结词的解析就是集合运算, 对公式的解释就是集合函数, 对逻辑蕴涵、逻辑等价的解释就是集合包含  $\subseteq$  和集合相等  $=$ 。

概率命题逻辑是 CPC 集合语义的实际应用。概率逻辑是在标准概率空间  $(\Omega, X, Pr)$  上建立的逻辑体系, 事件域  $X$  是集合代数, 是 CPC 集合语义。其中事件是命题的集合解释, 命题的真值就是事件的概率, 具有概率的一切性质。二值逻辑中所有的命题定律和推理定律在概率逻辑中仍然成立。概率逻辑与经典二值逻辑完全相容。

概率逻辑不能在 CPC 内实现概率演算, 但可在 CPC 内实现事件演算。CPC 如公理推理系统或自然推理系统完全适用于概率命题演算。

### 参考文献

[1] Gabbay D M, Guentner F, et al. Handbook of Philosophical Logic(2nd Edition)[M]. Vol. 2, Kluwer Academic Publishers, 2001: 53  
 [2] 杜国平. 经典逻辑与非经典逻辑基础[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 47  
 [3] [美] Enderton H B. 数理逻辑(第 2 版)[M]. 深复兴, 陈磊, 等译. 北京: 人民邮电出版社, 2007: 14  
 [4] 刘宏岚, 高庆狮, 杨炳儒. 概率命题逻辑中命题相等关系的两个层面与命题演算[J]. 哲学研究, 2009(10): 113  
 [5] 刘宏岚, 高庆狮, 杨炳儒. 概率逻辑中的命题相关性与逻辑运算[J]. 北京科技大学学报, 2008, 29(9): 1079  
 [6] 茆诗松, 程依明, 濮晓龙. 概率论与数理统计教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004: 4  
 [7] 王国俊. 非经典数理逻辑与近似推理[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 63  
 [8] 耿素云, 屈婉玲. 离散数学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004: 3  
 [9] 王万森, 何华灿. 基于泛逻辑学的逻辑关系柔性化研究[J]. 软件学报, 2005, 16(5): 754  
 [10] 杨炳儒. 知识工程与知识发现[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000: 76

[3] Sellis T. Research Issues in Spatio-temporal Database Systems [C]//Proceedings 6<sup>th</sup> International Symposium on Large Spatial Databases. Hong Kong, China, Lecture Notes in Computer Science. Vol. 1651, 1999: 5-11  
 [4] Zobel J, Moffat A, Ramamohanarao K. Guidelines for Presentation and Comparison of Indexing Techniques[J]. ACM SIGMOD Record, 1996, 25(3): 10-15  
 [5] Yiu M L, Mamoulis N. Clustering objects on a spatial network [C]//Weikum G, König AC, Deßloch S, eds. Proc. of the ACM SIGMOD Int'l Conf. on Management of Data. New York: ACM Press, 2004: 443-454  
 [6] 陈继东, 孟小峰, 赖彩凤. 基于道路网络的对象聚类研究[J]. 软件学报, 2007, 8(2): 332-344  
 [7] Integrating Spatial and Temporal Databases[Z]. Seminar, Schloss Dagstuhl, Wadern, Germany, November 1998  
 [8] Spatial and Temporal Databases[C]//7th International Symposium. Redondo Beach, CA, July 2001