

一种基于贝叶斯网络的作战重心评估模型

李正浩,刘学军

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院,江苏 南京 210002)

摘要:作战重心(Center of Gravity)是指战役体系中敌我双方的关键环节。作战重心评估是一个经验性、模糊性的过程。贝叶斯网络作为一种不确定知识表示模型,具有概率论及图论基础,对于解决复杂系统决策问题具有较强的优势,适合用于作战重心评估。文中提出并实现了一种基于贝叶斯网络推理的作战重心评估模型。通过该模型,可以定量地评估各个环节对于证据的重要程度,从而确定该作战过程中的作战重心。文中使用联合树(Clique Tree)算法进行贝叶斯网络精确推理,并详细阐述了推理过程中联合树建立,消息传递的过程。最后通过实例验证,基于贝叶斯网络推理的模型能够有效地对作战重心进行定量的评估。

关键词:贝叶斯网络;精确推理;作战重心评估;联合树算法

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)09-0050-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.09.011

An Evaluation Model of Center of Gravity Based on Bayesian Network

LI Zheng-hao, LIU Xue-jun

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210002, China)

Abstract:Center Of Gravity (COG) is the key to a campaign. Center of gravity evaluation is an empirical and fuzzy process. Bayesian Networks (BN), as a representation model for uncertain knowledge, is based on probability theory and graph theory, with strong advantages for solving the complex system decision problem, which is suitable for COG evaluation. Propose and implement a COG evaluation model based on Bayesian network inference. Through this model, can evaluate the importance of each step for evidence quantitatively, determining the COG in the combat process. Use clique tree algorithm to perform Bayesian network inference and elaborate the ways to build the clique tree and to process message delivering in detail. An experiment is used to verify the proposed model. Results show that the proposed method can perform COG evaluation effectively and quantitatively.

Key words:Bayesian network; exact inference; COG evaluation; clique tree algorithm

0 引言

作战重心理论(Center Of Gravity, COG)是目前军事理论中的重要内容之一^[1],它由 Clausewitz^[2]首先提出,他认为“重心是一切力量与运动所依赖的中心,在战争中,应该集中所有的力量,打击重心。”简单的说,“重心”即敌人战役体系中的关键环节,不仅包括敌人军事设施,指挥中枢,重兵集团等有形重心,更包括敌人国家意志,部队士气,社会舆论等无形重心。而作战重心理论即正确识别敌军和友军的战略重心,充分合理利用己方力量,优先打击摧毁敌方重心,使敌方失去或者暂时失去核心战斗力,同时保护己方战略重心,为赢得战争胜利创造有利条件^[3]。

目前作战重心理论的实施主要包括作战重心选择、作战重心分析评估、作战计划制定等步骤。由于我国在该方面起步较晚,作战重心的选择和评估往往采用传统方法,很难对作战重心进行定量的分析及评估。贝叶斯网络^[4-6]作为一种不确定知识表达模型,具有概率论及图论的理论基础,对于解决复杂系统决策问题具有很强的优势,因而被广泛应用于工业控制、决策支持、系统故障诊断等领域。此外,贝叶斯网络又能很好地保留节点之间的依赖关系及相互影响。

综上所述,贝叶斯网络非常适合用于作战重心的评估。目前国内该方向研究主要集中在采用贝叶斯网络或影响网络对作战重心进行建模,文中提出并实现

收稿日期:2013-11-12

修回日期:2014-02-19

网络出版时间:2014-07-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170152)

作者简介:李正浩(1989-),男,硕士研究生,研究方向为机器学习、模式识别技术;刘学军,副教授,研究方向为机器学习、模式识别技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140717.1228.012.html>

了一种基于贝叶斯网络推理的作战重心评估模型,该模型通过贝叶斯网络精确推理,计算各个环节对于目标环节的重要程度,从而定量地评估作战重心,为战略打击重心选择提供指导。

1 贝叶斯网络推理

1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种基于概率的不确定知识表示模型,由 Pearl 首次完整提出后,在推理及不确定知识领域得到广泛应用。贝叶斯网络由一个有向无环图及条件概率表两部分构成,可以表示为 $B = \langle G, P \rangle$, 其中 $G = \langle V, E \rangle$ 为一个有向无环图,它存储了贝叶斯网络的结构信息, V 为贝叶斯网络的节点,代表了事件中相应的变量; E 为节点之间的有向边,代表了事件之间的因果关系。 P 为贝叶斯网络的条件概率表(CPT),它存储了任意节点 V_i 对应其父亲节点 $V_{pa(i)}$ 的条件概率,即 $P(V_i | V_{pa(i)})$ 。

概率论中,对于任意一组随机变量 X ,其联合概率可以由各自的条件概率相乘得到

$$P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i | X_{i+1} = x_{i+1}, \dots, X_n = x_n) \quad (1)$$

由于贝叶斯网络中的条件独立性假设,即任意节点与其在图中的非继承节点是条件独立的,结合式(1),可以得到贝叶斯网络的联合概率

$$P(V_1 = v_1, V_2 = v_2, \dots, V_n = v_n) = \prod_{i=1}^n P(V_i | V_{pa(i)}) \quad (2)$$

根据式(2)可知,贝叶斯网络可以让用来计算随机变量的联合概率的参数大大减少,同时也减少了存储空间,且理论上,只要获得的条件概率数量足够,就可以计算出贝叶斯网络中任何一组节点的联合概率。

1.2 贝叶斯网络精确推理算法

贝叶斯网络推理的主要任务,是在已知贝叶斯网络的情况下,通过给定证据 E ,计算所需后验概率的过程,即计算 $P(V|E)$ 。目前,贝叶斯网络精确推理中比较经典的算法有 Poly Tree 算法^[7-9]、Clique Tree 算法^[8-12]等。Poly Tree 算法又称为消息传递算法,由 Pearl 提出。Poly Tree 算法简单高效,但是只能解决单连通网络的推理任务,因此使用范围有限。Clique Tree 算法又称为联合树算法,由 Lauritzen 和 Spiegelhalter 提出,可以用于单连通和多连通网络的推理。理论上,Clique Tree 算法能够推理任何网络,满足任何推理任务,是目前贝叶斯网络推理中使用最广泛的算法之一。根据消息传递的不同,Clique Tree 算法分为 Shafer-Shenoy 传递算法^[13]和 Hugin 传递算

法^[14],文中采用 Hugin 传递算法进行消息传递。

Clique Tree 算法的主要思想是:首先将贝叶斯网络转换为一棵联合树。联合树是一棵无向树,由团节点(Clique)和分割节点组成。Clique 由原贝叶斯网络中的一组节点构成,是这些节点组成的完全图。连接两个相邻 Clique 的节点称为分割节点,分割节点是两个 Clique 中随机变量的交集,即 S 连接了 C_i 和 C_j 。Clique 集合由三角剖分贝叶斯网络道德图获得,然后在 Clique 间插入分割节点建立联合树。Clique 联合树如图 1 所示。

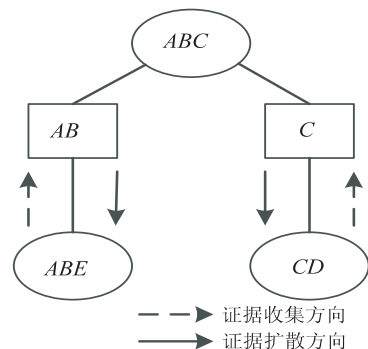


图 1 Clique 联合树示例图

Hugin 消息传递的主要过程如下:首先,将条件概率表 CPT 引入联合树,初始化并使用条件概率表更新节点的势函数。然后引入证据 E ,更新包含 E 的 Clique 的势函数。然后,开始进行消息传递。消息传递过程一般分为 2 个阶段:证据收集阶段和证据扩散阶段。证据收集阶段,随机选择一个 Clique,从离 Q_i 最远的 Clique 开始,沿着接近 Q_i 的方向,更新相邻节点的势函数,直到消息传递至 Q_i ,完成联合树的证据收集;证据扩散阶段,在证据收集阶段完毕后,从 Q_i 开始,沿着远离 Q_i 的方向,更新相邻节点的势函数,直到整个联合树更新完毕,完成联合树证据扩散。此时,该联合树达到全局一致,即分割节点 S 连接的 Clique Q_i 和 Clique Q_j 满足 $\sum_{Q_i \setminus S} \varphi_{Q_i} = \varphi_S = \sum_{Q_j \setminus S} \varphi_{Q_j}$ 。在全局一致状态下,任意 Clique 的势函数即为该 Clique 所包含节点的联合概率。对于任意的贝叶斯网络节点 V ,可以找到一个包含该节点的 Clique,该节点对于证据的重要度为

$$P(v | e) = \frac{P(v, e)}{P(e)} = \frac{P(v, e)}{\sum_v P(v, e)} \quad (3)$$

2 作战重心评估模型实现

文中的作战重心评估模型的建立分为以下三个部分:

(1) 贝叶斯网络的建立及检测。贝叶斯网络建立后,需要检测网络是否为有向无环图。

(2) 贝叶斯子网络提取。冗余节点会占用大量的系统资源,而对计算结果没有任何影响,因此推理前需要提取贝叶斯子网络。

(3) 贝叶斯网络精确推理。该部分采用 Clique Tree 算法建立联合树,通过 Hugin 算法进行消息传递。

贝叶斯网络的网络结构为有向无环图,而在贝叶斯网络建立的过程中,无法保证输入的数据一定能构成一个有向无环图,因此在网络建立后,需要对网络进行检测,保证其为贝叶斯网络。在 Clique Tree 算法中,联合树的建立是一个 NP 难问题,复杂度随着网络复杂度上升呈指数上升,冗余节点的存在会占用大量的存储和计算资源,严重影响运算速度,而对计算结果没有任何影响,因此需要提取以目标节点为末节点的子网络。

通过贝叶斯网络推理,可以得到所需目标节点 V 对应证据 E 的后验概率,即 $P(V|E)$,后验概率越高,表示该节点对于证据的重要程度越高,对于证据的影响越大,其中,重要程度最高的节点即作战重心。贝叶斯网络推理分为联合树建立及消息传递,具体步骤如图 2 所示。

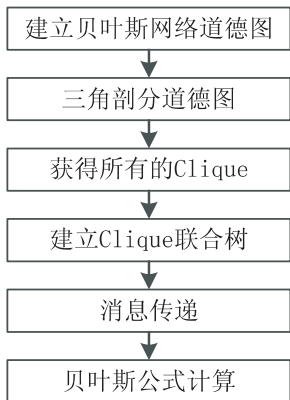


图 2 贝叶斯网络推理过程

首先,需要建立贝叶斯网络的道德图,即依次使用无向边连接网络中每两个具有共同子节点的节点,然后去除所有的有向边的方向便得到。然后使用 Kjaerulf 算法进行三角剖分。具体过程为,复制道德图,在复制图中选择度最小的节点,依次连接与之直接相连的节点。在原道德图中做同样的连接后,将包含该节点的完全子图加入 Clique 集合中并在复制图中删除该节点。重复上述操作,直到复制图中无任何节点。

2.1 建立 Clique 联合树

在上述三角剖析过程中得到的所有不同完全子图就是组成联合树的所有 Clique,最多具有 $n-1$ 个 Clique。假设上述过程中共得到 m 个 Clique,先构造一个含有 m 棵树的森林,每棵树即一个 Clique,然后通过树之间插入分割节点将不同的树连接,最后得到一棵以 Clique 及分割节点为节点联合树。具体算法如算

法 1 所示。

算法 1:建立联合树算法。

Input:

Cliques:三角剖分获得的团节点(Clique)集合

Output:

Clique Tree: Clique 联合树

```

1: for  $Q_i$  in Cliques
2: for  $Q_j$  in Cliques
3: if  $Q_i \neq Q_j$ 
4:  $S_{ij} \leftarrow Q_i \cap Q_j$ 
5: Separates. add ( $S_{ij}$ )
6: end if
7: end for
8: end for
9: 以 Cliques 中的所有元素建立一个森林 Clique Tree
10: for  $i = 1; i < \text{Cliques.length}; i++$ 
11: 在 Separates 中选择质量最大的元素  $S_{pq}$ 
12: if  $Q_p$  和  $Q_q$  属于不同的树
12: 使用  $S_{pq}$  连接  $Q_p$  和  $Q_q$ 
13: end if
14: Separates. delete ( $S_{pq}$ )
15: end for
  
```

2.2 Hugin 消息传递

Clique 联合树建立后,使用消息传递实现联合树全局一致。使用 Clique Tree 进行贝叶斯网络推理主要分为 4 个步骤:势函数初始化,设置证据,消息传递,计算所需概率。其中消息传递通过一系列相邻 Clique 节点之间的单一信息传递实现,分别通过证据收集 COLLECT_EVIDENCE(Q)以及证据扩散 DISTRIBUTE_EVIDENCE(Q)的调用来实现。单一信息传递根据以下公式进行。

(1) 投影。

$$\varphi_{Q_i Q_j} = \sum_{Q_i - Q_j \cap Q_i} \varphi_{Q_i} \quad (4)$$

(2) 吸收。

$$\varphi_{Q_i} = \varphi_{Q_i} \times \frac{\varphi_{Q_i Q_j}}{\varphi_{Q_i Q_j}^{\text{old}}} \quad (5)$$

消息传递算法如算法 2 所示。

算法 2:消息传递算法。

Input:

Clique Tree: 联合树

E : 证据, $P(V_e = \text{evidence})$

CPT: 条件概率表, $P(V_i | V_{\text{pa}(i)})$

V : 贝叶斯网络节点集合

Output:

Clique Tree: 全局一致的联合树 Clique Tree

//主函数:

1: 将所有势函数初始化为 1

2: 对于任意节点 V_i 选择包含 V_i 及其父亲节点的团 Q , $\varphi_Q \leftarrow \varphi_Q \times P(V_i | V_{\text{pa}(i)})$

```
3: 选择包含证据节点的团  $Q, \varphi_Q \leftarrow \varphi_Q \times P(V_e = \text{evidence})$ 
4: 将所有的 flag 初始化为 false
5: COLLECT_EVIDENCE( $Q$ )
6: 将所有的 flag 初始化为 false
7: DISTRIBUTE_EVIDENCE( $Q$ )
//COLLECT_EVIDENCE 函数:
1: flag $_Q \leftarrow$  true
2: for  $Q_i$  in Cliques
3: if  $Q_i$  与  $Q$  相连且 flag $_Q =$  false
4: COLLECT_EVIDENCE( $Q_i$ )
5: MSG_PASS( $Q, Q_i$ )
6: end if
7: end for
//DISTRIBUTE_EVIDENCE 函数
1: flag $_Q \leftarrow$  true
2: for  $Q_i$  in Cliques
3: if  $Q_i$  与  $Q$  相连且 flag $_Q =$  false
4: MSG_PASS( $Q, Q_i$ )
5: DISTRIBUTE_EVIDENCE( $Q_i$ )
6: end if
7: end for
//MSG_PASS 函数
1:  $\varphi_{Q_i Q_j} \leftarrow$  式(4) 计算结果
2:  $\varphi_{Q_i} \leftarrow$  式(5) 计算结果
```

根据算法 2,可以得到一棵全局一致的联合树,对于任意一个节点,找到一个包含该节点的 Clique 节点,从而根据公式(3)得到该节点对于证据的重要程度。

3 实例验证

下面以一个简单的例子来描述作战重心评估模型中贝叶斯子网络提取、推理过程中联合树的建立及消息传递的过程。假设存在以下作战过程贝叶斯网络,贝叶斯网络结构与各节点的条件概率表如图 3 所示。图中所有随机变量均有 T 和 F 两个值,分别表示设施受到打击(T)和设施未受到打击(F)。条件概率表示本节点受到打击时对应节点被间接打击的概率。并且,目前的证据为打击目标设施,即 $F=T$,推理其他节点对于打击目标设施的重要程度。

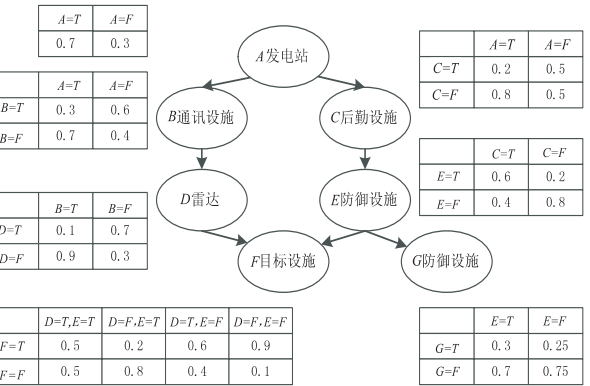


图 3 贝叶斯网络推理实例

首先,该网络有向无环,为贝叶斯网络,节点 G 不为目标节点 B 及证据节点 F 的祖先节点,因此为冗余节点,对推理结果无影响,可以删除。然后对该网络进行道德化,得到该网络道德图。接着,对得到的道德图进行三角剖分,可以建立以下 Clique 联合树,如图 4。

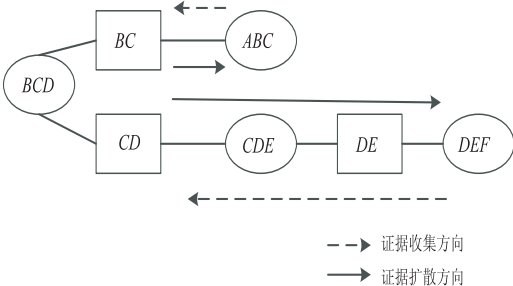


图 4 联合树及消息传递

选择 BCD 作为起始节点,沿图 5 所示方向,经过证据收集,证据扩散两次遍历,联合树达到全局一致时,选取 ABC, BCD, DEF 三个节点,通过式(3)可以计算得到各节点对于证据 F 的重要程度,计算结果如表 1 所示。

表 1 各节点重要度

节点名称	节点重要度
A	0.320 0
B	0.641 9
C	0.618 0
D	0.465 4
E	0.440 6

根据表 1 可知,在图 3 所示的贝叶斯网络中,节点 B 对于证据 $F=T$ 的重要程度最高,其次为节点 C ,节点 A 的重要程度最低。即在该作战过程中,节点 B 为该作战过程中的作战重心,应该优先打击节点 B 。

4 结束语

文中提出并实现了一种基于贝叶斯网络推理的作战重心评估模型,该模型采用 Clique Tree 算法建立联合树,使用 Hugin 消息传递进行贝叶斯网络精确推理。文中通过实例验证了所提出的方法,该作战重心评估模型可以定量地、有效地评估各个节点对于作战目标的重要程度,辅助选择作战重心。作战重心的评估和选择能为作战计划制定起到关键的指导性作用。在实际问题中,贝叶斯网络的学习, Clique Tree 算法的优化等问题也是目前研究的热点之一,值得进一步讨论及研究。

参考文献:

[1] 孙 斌. 基于效果的火力打击作战重心分析建模研究[J].

参,就可以获得较好的精度和稳定性。

4 结束语

文中提出了一种基于消失点的利用较少幅图像有效标定摄像机的自标定方法。首先选择合适的角度在不同的位置拍摄 4 幅以上图像,然后利用 J-linkage 和 LMedS 的方法检测图像中在空间里两个正交的平行线段组,再使用鲁棒性估计的线段利用 MLE 最优化算法求取每幅图像中的正交消失点,先任选四幅图像的正交消失点对求取摄像机内参,然后使用附有参数的条件平差模型改进摄像机内部参数的精度。实验结果表明,只要使用 6 幅图像即可以得到准确稳定的标定结果。所以文中方法具有较好的精度和稳定性,可以在实际应用中使用。

参考文献:

- [1] 邱茂林,马颂德,李毅. 计算机视觉中摄像机定标综述[J]. 自动化学报,2000,26(1):43-55.
- [2] 孟晓桥,胡占义. 摄像机自标定方法的研究与进展[J]. 自动化学报,2003,29(1):110-124.
- [3] 张铨伟,王彪,徐贵力. 摄像机标定方法研究[J]. 计算机技术与发展,2010,20(11):174-179.
- [4] Caprile B,Torre V. Using vanishing points for camera calibration[J]. International Journal of Computer Vision,1990,4(2):127-139.
- [5] 胡培成,黎宁,赵亮亮. 一种新的基于消失点的摄像机标定方法[C]//第十三届全国图像图形会议. 出版地不详:出版者不详,2006:1-4.
- [6] Toldo R,Fusiello A. Robust multiple structures estimation with

j-linkage[C]//Proc of 10th European conference on computer vision. [s.l.]:[s.n.],2008:537-547.

- [7] Tardif J P. Non-iterative approach for fast and accurate vanishing point detection[C]//Proc of IEEE 12th international conference on computer vision. Kyoto: IEEE,2009:1250-1257.
- [8] Zhang Zhaoxiang,Li Min,Huang Kaiqi,et al. Practical camera auto-calibration based on object appearance and motion for traffic scene visual surveillance[C]//Proc of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Anchorage, AK:IEEE,2008:1-8.
- [9] Xu Xiaoquan,Xia Junying,Xiong Jiulong,et al. Robust camera calibration with vanishing points[C]//Proc of 2012 5th international congress on image and signal processing. Chongqing: IEEE,2012:931-935.
- [10] 赵为民,唐俊. 利用图像中的消失点描述平面直线关系[J]. 微机发展(现更名:计算机技术与发展),2003,13(1):16-17.
- [11] He B W,Li Y F. Camera calibration from vanishing points in a vision system[J]. Optics & Laser Technology,2008,40(3):555-561.
- [12] 谢文寒,张祖勋. 基于多像灭点的相机定标[J]. 测绘学报,2004,33(4):335-340.
- [13] Liebowitz D. Camera calibration and reconstruction of geometry from images[D]. Oxford:University of Oxford,2001.
- [14] 武汉大学测绘学院测量平差学科组. 误差理论与测量平差基础[M]. 武汉:武汉大学出版社,2003.
- [15] Zhang Zhengyou. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(11):1330-1334.

(上接第 53 页)

- 科技资讯,2009(12):235-237.
- [2] 王宏. 解读美军的“打击重心”思想[J]. 现代军事,2004(2):67-68.
- [3] 朱延广,朱一凡. 基于影响网络的联合火力打击目标选择方法研究[J]. 军事运筹与系统工程,2010,24(3):65-69.
- [4] 刘伟娜,霍利民,张立国. 贝叶斯网络精确推理算法的研究[J]. 微计算机信息,2006,22(3-3):92-94.
- [5] 王华伟,周经伦,何祖玉,等. 基于贝叶斯网络的复杂系统故障诊断[J]. 计算机集成制造系统,2004,10(2):230-234.
- [6] Pearl J F. Fusion,propagation and structuring in belief networks[J]. Artificial Intelligence,1986,29(3):241-288.
- [7] 厉海涛,金光,周经伦,等. 贝叶斯网络推理算法综述[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(5):935-939.
- [8] 胡玉胜,涂序彦,崔晓瑜,等. 基于贝叶斯网络的不确定性知识的推理方法[J]. 计算机集成制造系统,2001,7(12):

65-68.

- [9] 余东峰,孙兆林. 基于贝叶斯网络不确定推理的研究[J]. 微型电脑应用,2004,20(8):6-8.
- [10] Lauritzen S L,Spiegelhalter D J. Local computations with probabilities on graphical structures and their applications to expert systems[J]. Journal of the Royal Statistical Society,1988,50:157-224.
- [11] 樊宁. 贝叶斯网络推理算法研究[J]. 信息技术,2011(2):90-92.
- [12] 胡春玲,胡学钢,姚宏亮. 改进的基于邻接树的贝叶斯网络推理算法[J]. 模式识别与人工智能,2011,24(6):846-855.
- [13] Shenoy P P,Shafer G. Axioms for probability and belief-function propagation[J]. Uncertainty in AI,1990,4:169-198.
- [14] Jensen F V,Lauritzen S,Olesen K. Bayesian updating in causal probabilistic networks by local computation[J]. Computational Statistics Quarterly,1990,4:269-282.

一种基于贝叶斯网络的作战重心评估模型

作者: [李正浩](#), [刘学军](#), [LI Zheng-hao](#), [LIU Xue-jun](#)
作者单位: [南京航空航天大学 计算机科学与技术学院](#), 江苏 南京, 210002
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014 (9)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201409011.aspx