

# 一种多 Agent 协商中多目标群决策算法

张朝昆<sup>1</sup>, 王会英<sup>2</sup>, 董 东<sup>1</sup>

(1 河北师范大学数学与信息科学学院, 河北 石家庄 050016)

(2 河北农业大学理学院, 河北 保定 071000)

[摘要] 为解决多 Agent 多目标群决策情形中属性的权重或决策 Agent 的权重未知时无法进行有效决策的问题, 提出了采用迭代思想改进模糊多目标群决策模糊优选算法的途径. 在模糊多目标群决策中, 将未知模糊权重通过有效地迭代计算得出, 从而确定出决策的最优排序结果. 实例演算证明该算法可行且决策时间较短.

[关键词] Agent 协商, 多目标群决策, 未知模糊权重, 迭代, 优属度

[中图分类号] TP39 [文献标识码] A [文章编号] 1001-4616(2010)03-0116-06

## A Multi-objective Group Decision Making Algorithm in Multi-agent Negotiation

Zhang Chaokun<sup>1</sup>, Wang Huiying<sup>2</sup>, Dong Dong<sup>1</sup>

(1. College of Mathematics and Information Science, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050016 China)

(2 College of Science, University of Agriculture Baoding 071000, China)

**Abstract** To solve the problem that decisions can not be made effectually if the weights of attributes or decision agents were unknown in the multi-objective group decision makings for multi-agent, an improved optim al membership degree al-gorithm by utilize the iterative ideas for fuzzy multi-objective group decision makings is proposed. The unknown fuzzy weights can be computed by effective iterative and the order results of the decision can also be optimized. Finally, a sim-ulation example is presented to prove that the algorithm is feasible and quick to make a decision.

**Key words** multi-agent negotiation, multi-objective group decision makings, unknown fuzzy weight, iterative, optim al membership degree

协商是 Agent 之间通过妥协就某些问题达成相互有利的一致<sup>[1]</sup>. 根据参与协商的 Agent 的数量不同, 协商模型可以分为: 一对一协商、一对多协商和多对多协商<sup>[2]</sup>. 面向 Agent 的编程作为一种新的互联网应用范型引起了研究者关注, 而多 Agent 间的协商则是关注的热点问题之一. 当前人们提出了多目标协商、多属性协商、多阶段协商等不同的模型<sup>[1, 3, 4]</sup>. 但是, 这些研究均假设多属性权重已知. 本文研究 Agent 群决策、多个目标、每个目标多个属性、每个属性之间决策的权重不尽相同的解决方法.

Yager P R 将模糊理论与多目标决策支持算法结合起来, 开拓了多目标决策支持算法研究的新纪元<sup>[5]</sup>. 模糊多目标决策算法方面已取得长足发展, 应用到各个领域<sup>[6-9]</sup>. 模糊迭代算法中<sup>[10]</sup>针对部分权重未知的单决策 Agent 多目标决策, 其目标属性权重是确定数, 即  $(0, 1]$  之间的实数, 非模糊数. 模糊多目标群决策模糊优选法<sup>[11]</sup>, 能够解决模糊多目标群决策问题, 其目标权重不一定是确定数, 还可以是模糊数. 但此算法需要事先给出权重(可以是模糊数). 本文将两者结合到一起, 突破模糊迭代算法中属性权重必须是确定数和模糊优选法中权重必须事先给出的限制, 从而有效地解决了 Agent 群决策应用中权重部分未知的问题.

收稿日期: 2010-06-10

基金项目: 河北省教育厅科学研究计划项目 (ZH200815)、河北师范大学科研基金资助项目 (L2006Q02).

通讯联系人: 张朝昆, 讲师, 硕士, 研究方向: 信息融合及决策支持系统. E-mail: mrlhyw@126.com

## 1 算法设计

假设  $p$  个决策 Agent 来决策  $n$  个目标, 每个目标中有  $m$  个目标属性, 其中前  $s$  ( $s \leq m$ ) 个目标属性权重是未知的, 而后  $(m - s)$  个权重是已知的, 即

$$\begin{cases} \omega_j \geq 0 \\ \sum_{j=s+1}^m \omega_j \leq 1 \end{cases}, \quad (j = s+1, s+2, \dots, m) \quad (1)$$

并记

$$d = 1 - \sum_{j=s+1}^m \omega_j \quad (2)$$

对于  $p$  个决策 Agent 之间来说, 他们的决策权重也不尽相同, 因此, 记每个决策 Agent 权重为  $\omega^k$  ( $k = 1, 2, \dots, p$ ), 类似地, 令前  $\rho$  ( $\rho \leq p$ ) 个权重未知.

令每个决策 Agent 为  $P_k \in P$  ( $k = 1, 2, \dots, p$ ), 决策空间为有限集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  (即有  $n$  个目标). 则每个决策 Agent  $P_k \in P$  的模糊决策矩阵为

$$F^k = (f_{ij}^k)_{n \times m} \quad (k = 1, 2, \dots, p), \quad (3)$$

这里, 对于每个  $f_{ij}^k$  来说, 它包含模糊数据, 而非全都是确定数.

再给出模糊距离为:  $d_q = \left\{ \sum_{i=1}^n [\omega_i (\mu_A(x_i) - \mu_B(x_i))]^q \right\}^{1/q}$ .

第一步, 规范化模糊决策矩阵:

令每个决策 Agent  $P_k \in P$ , 规范化模糊决策矩阵为:

$$R^k = (r_{ij}^k)_{n \times m} \quad (k = 1, 2, \dots, p). \quad (4)$$

针对每个目标的属性性质不同, 可分为效益型属性和成本型属性, 分别记作集合  $\Lambda^1$  和  $\Lambda^2$ . 因此, 对于每个决策 Agent  $P_k \in P$  的规范化模糊决策矩阵  $R^k$ , 每一个元素可表示为:

$$r_{ij}^k = \begin{cases} f_{ij}^k / \max_{i=1}^n \{f_{ij}^k\} & (j \in \Lambda^1), \\ \min_{i=1}^n \{f_{ij}^k\} / f_{ij}^k & (j \in \Lambda^2). \end{cases} \quad (5)$$

第二步, 未知模糊权重初始化:

给定计算精度  $\varepsilon$  使得  $\varepsilon > 0$  选取初始权重向量  $\omega^0 = (\omega_1^0, \omega_2^0, \dots, \omega_m^0)^T$ , 满足  $\sum_{j=1}^s \omega_j^0 = d$  且  $\omega_j^0 \geq 0$  ( $j = 1, 2, \dots, s$ ). 令  $t = 0$

第三步, 确定正负理想决策:

正理想决策, 为模糊决策矩阵中可能出现的决策数据的最优极限值, 即属性值的最优极限值; 而负理想决策, 为模糊决策矩阵中可能出现的决策数据的最差极限值, 即属性值的最优极限值.

正负理想决策有两个特征:

- (1) 由于理想决策是决策数据的极限值, 实际中这个属性值很有可能达不到;
- (2) 理想决策值一定是确定数, 而非模糊数.

在这里, 令正理想决策值为  $G = (g_j)_{1 \times m}$ , 令负理想决策值为  $B = (b_j)_{1 \times m}$ .

随着模糊决策数据的形式不尽相同, 理想决策值的求解方式也不尽相同. 对于规范化模糊决策矩阵, 当模糊决策数据为三角模糊数 (或梯形模糊数) 等折线型结构, 即  $r_{ij}^k = (a_{ij}^k, b_{ij}^k, d_{ij}^k)$  (或  $r_{ij}^k = (a_{ij}^k, b_{ij}^k, c_{ij}^k, d_{ij}^k)$ ) 时, 有

$$g_j = \max \{d_{ij}^k \mid i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p\} \quad (j = 1, 2, \dots, m), \quad (6)$$

其它模糊决策数据形式, 则采用

$$g_j = \sup \{r_{ij}^k \mid i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p\} \quad (j = 1, 2, \dots, m). \quad (7)$$

第四步, 计算每个决策 Agent 的优属度:

由  $\omega^{k \ t}$  与下式

$$\mu_i^{k \ t} = \left\{ 1 + \left[ \sum_{j=1}^m (d_q(g_j, r_{ij}^k))^q / \sum_{j=1}^m (d_q(r_{ij}^k, b_j))^q \right]^{2/q} \right\}^{-1} (i = 1 \ 2 \ \dots, n), \tag{8}$$

可得  $x_i$  优属度  $\mu_i^{k \ t} (i = 1 \ 2 \ \dots, n)$ .

第五步, 计算权重:

根据优属度  $\mu^{k \ t} = (\mu_i^{k \ t})_{n \times 1}$  与下式

$$\omega_j^{k \ t} = d / \sum_{l=1}^s \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n [(\mu_i^{k \ t})^q (g_j - f_{ij}^k)^q + (1 - \mu_i^{k \ t})^q (f_{ij}^k - b_j)^q]}{\sum_{i=1}^n [(\mu_i^{k \ t})^q (g_l - f_{il}^k)^q + (1 - \mu_i^{k \ t})^q (f_{il}^k - b_l)^q]} \right\}^{\frac{2}{q}} \quad (j = 1 \ 2 \ \dots, s), \tag{9}$$

计算出每个未知属性的权重.

第六步, 条件检验:

$$\max_{1 \leq j \leq s} \{ |\omega_j^{k \ t+1} - \omega_j^{k \ t}| \} \leq \varepsilon \tag{10}$$

若上式成立, 则计算出  $\mu_i^{k \ t+1}$ , 并有

$$\mu_i^k = \mu_i^{k \ t+1}. \tag{11}$$

否则, 令  $t = t + 1$  并转向第四步.

第七步, 确定多目标群决策排序:

由前面步骤得到每个决策 Agent 的对每个目标的优属度  $\mu_i^k$ , 与前面步骤类似, 也利用迭代方式给出最终的优属度. 首先, 给出权重初值, 精度  $\varepsilon > 0$  其次, 利用

$$\mu_i^t = \left\{ 1 + \left[ \sum_{k=1}^p (d_q(g^k, r_i^k))^q / \sum_{k=1}^p (d_q(r_i^k, b^k))^q \right]^{2/q} \right\}^{-1} (i = 1 \ 2 \ \dots, n), \tag{12}$$

$$\omega^{k \ t} = d / \sum_{l=1}^p \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n [(\mu_i^t)^q (g^k - \mu_i^k)^q + (1 - \mu_i^t)^q (\mu_i^k - b^k)^q]}{\sum_{i=1}^n [(\mu_i^t)^q (g^l - \mu_i^l)^q + (1 - \mu_i^t)^q (\mu_i^l - b^l)^q]} \right\}^{\frac{2}{q}} \quad (k = 1 \ 2 \ \dots, p). \tag{13}$$

进行迭代; 当满足条件

$$\max_{1 \leq k \leq p} \{ |\omega^{k \ t+1} - \omega^{k \ t}| \} \leq \varepsilon \tag{14}$$

时, 计算出  $\mu_i^{t+1}$ , 停止迭代, 则有

$$\mu_i = \mu_i^{t+1}, \tag{15}$$

此时, 将  $\mu_i$  按从大到小排序即可得到目标的优劣排序.

## 2 实例分析

假设某采购 Agent 小组有 5 个成员发现了 4 个笔记本电脑供应商并获得产品的 6 种数据. 现需要根据所获取的数据做出决策, 以确定选择供应商的先后顺序, 并评估决策方案的可靠性. 其中 6 种数据分别是  $f_1$ —价格、 $f_2$ —售后服务、 $f_3$ —保质期、 $f_4$ —供应商资质、 $f_5$ —质量、 $f_6$ —功能. 则有  $p = 5 \ n = 4 \ m = 6$  表 1 为 5 个采购 Agent 对目标给出的评价, 如都为语言评价. 而属性之间的模糊权重及采购成员 Agent 之间的权重全部未知.

在本例中, 令语义转换成对应的梯形模糊数, 具体转换如表 2 所示.

经过语义转换之后, 由于选择权重初值对决策结果无关, 因此这里假设选择权重的平均值为  $(1/6 \ 1/6 \ 1/6 \ 1/6)$ , 并按照算法前 6 步, 对决策数据进行第一次迭代, 当精度达到  $10^{-15}$  时, 需要迭代 41 次. 每个目标优属度及属性权重的迭代仿真过程如图 1 和图 2 所示:

表 1 5 个 Agent 对目标的语言评价  
Table 1 The language evaluation of 5 Agents for the objectives

	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$	$f_6$
$x_1$	好 / 较好 / 好 / 好 / 较好 中等 / 较差 / 较差	好 / 较好 / 差 / 好 / 好 较好 / 较差 / 中等	中等 / 中等 / 好 / 差 / 好 好 / 好 / 较好 / 较	较好 / 较好 / 中等 / 中等 / 较差 好 / 差 / 好 / 中等	好 / 差 / 好 / 较差 / 较好 中等 / 好 / 中等 /	好 / 很好 / 差 / 较 好 / 中等 较好 / 较好 / 较好
$x_2$	较好 / 中等 中等 / 中等 / 较差	差 / 较好 差 / 差 / 中等 / 中	差 / 中等 好 / 较好 / 较好 /	差 差 / 中等 / 较好 /	好 / 好 中等 / 好 / 中等 /	差 / 好 中等 / 好 / 较好 /
$x_3$	较好 / 差 差 / 较好 / 较差 /	等 / 较差 较好 / 较差 / 较差	中等 / 中等 较好 / 好 / 很好 /	好 / 较好 较好 / 好 / 好 / 好	中等 / 较好 较差 / 较差 / 较差	中等 / 好 较好 / 中等 / 中等
$x_4$	很好 / 中等	较好 / 较好	较差 / 较差	较差	较好 / 差	差 / 中等

表 2 语义项与梯形模糊数之间的对应关系  
Table 2 The relation between semantic and trapezoidal fuzzy number

方案优劣评价语义	梯形模糊数	方案优劣评价语义	梯形模糊数
很差	(0 0 0.1 0.2)	差	(0 0.1 0.1 0.3)
较差	(0 0.2 0.3 0.4)	中等	(0.3 0.4 0.6 0.7)
较好	(0.6 0.7 0.7 0.8)	好	(0.7 0.8 0.8 0.9)
很好	(0.8 0.9 0.9 1)	非常好	(0.9 0.9 1 1)

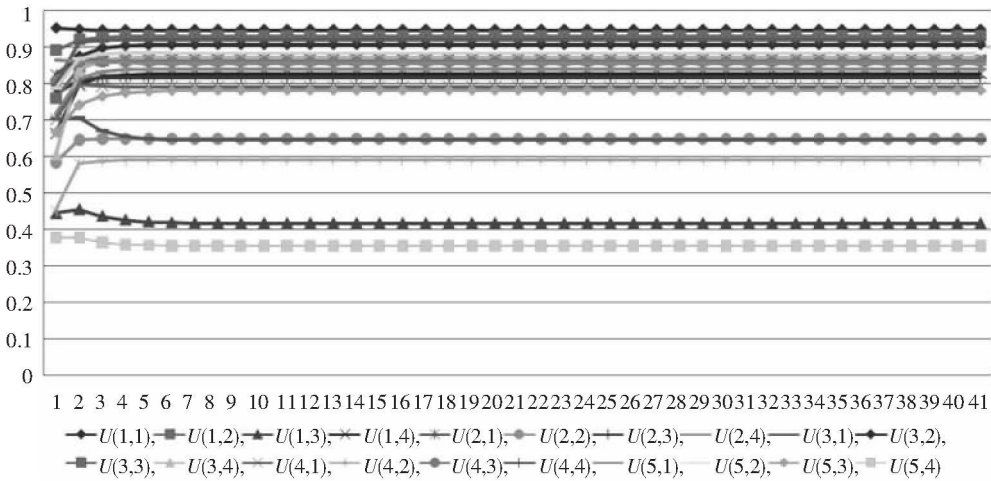


图 1 优属度迭代仿真过程  
Fig.1 Iterative simulation process of optimal membership degree

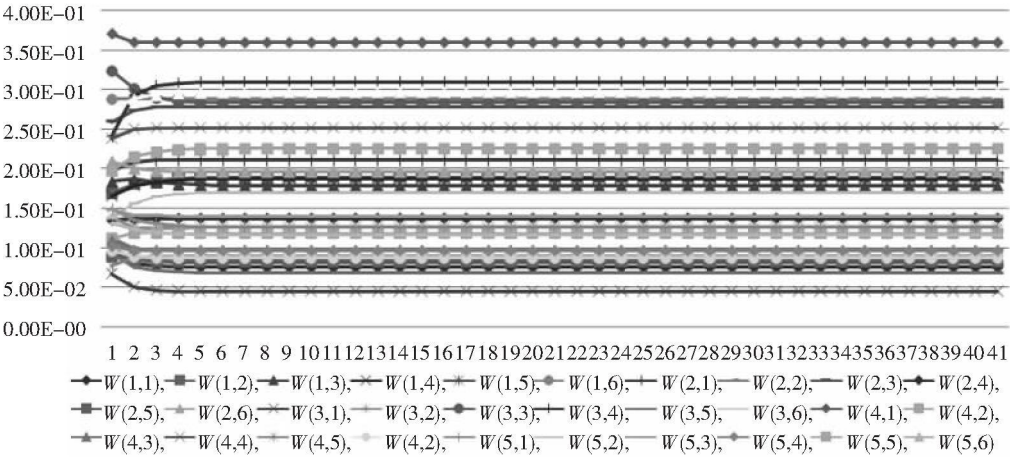


图 2 属性权重迭代仿真过程  
Fig.2 Iterative simulation process of attributes' weights

并得到每位决策 Agent 的每个目标优属度:

$$\mu = \begin{matrix} & x_1 & x_2 & x_3 & x_4 \\ \begin{matrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \\ P_5 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0.947 & 0.929 & 0.417 & 0.827 \\ 0.864 & 0.648 & 0.817 & 0.838 \\ 0.644 & 0.906 & 0.871 & 0.871 \\ 0.791 & 0.589 & 0.860 & 0.920 \\ 0.854 & 0.883 & 0.781 & 0.355 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

此时, 每个属性的权重也会被确定:

$$\omega = \begin{matrix} & f_1 & f_2 & f_3 & f_4 & f_5 & f_6 \\ \begin{matrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \\ P_4 \\ P_5 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0.076 & 0.188 & 0.178 & 0.187 & 0.082 & 0.288 \\ 0.210 & 0.096 & 0.278 & 0.137 & 0.083 & 0.196 \\ 0.045 & 0.125 & 0.283 & 0.309 & 0.069 & 0.170 \\ 0.359 & 0.117 & 0.097 & 0.251 & 0.089 & 0.087 \\ 0.126 & 0.116 & 0.140 & 0.096 & 0.225 & 0.296 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

接下来, 选择决策 Agent 权重初值, 如都选择平均值 (0.2 0.2 0.2 0.2), 按照算法第 7 步, 进行第二次迭代, 当精度达到  $10^{-15}$  时, 需要迭代 18 次. 目标优属度及决策 Agent 权重迭代仿真过程如图 3 和图 4 所示:

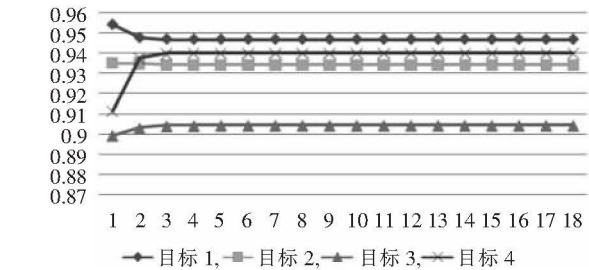


图 3 目标优属度迭代仿真过程

Fig.3 Iterative simulation process of objective optimal membership degree

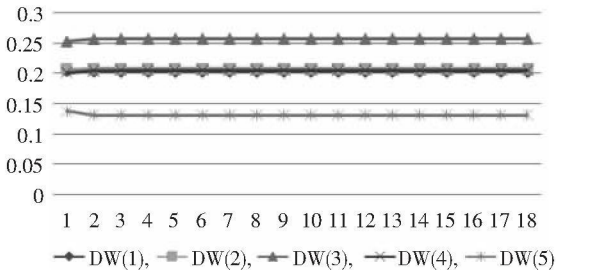


图 4 决策 Agent 权重迭代仿真过程

Fig.4 Iterative simulation process of decision agents' weights

并得到最终的目标优属度:

$$\mu_1 = 0.946 \quad \mu_2 = 0.934 \quad \mu_3 = 0.904 \quad \mu_4 = 0.940$$

每个决策 Agent 的权重同时被确定:

$$\omega^1 = 0.201, \quad \omega^2 = 0.207, \quad \omega^3 = 0.257, \quad \omega^4 = 0.204, \quad \omega^5 = 0.131$$

所以最终决策方案排序为

$$x_1 > x_4 > x_2 > x_3.$$

选择目标 1 是最优选择.

该算法迭代次数少, 如例中第一次迭代为 41 次, 第 2 次迭代为 18 次, 次数为有限次. 迭代时间也较短, 做出决策时间只有几十 ms 到几百 ms 之间, 具体值与权重初值选择 (权重初值选择与最终结果无关) 及选取迭代精度相关, 上例的决策时间为  $40 \pm 2$  ms 之间. 这样, 可以在比较短的时间做出最优的决策.

### 3 结论

针对多 Agent 多目标群决策情形中, 部分属性权重未知或者决策 Agent 的权重未知的情形, 本文提出了利用迭代的改进模糊多目标群决策模糊优选法, 突破模糊迭代算法中属性权重必须是确定数和模糊优选法中权重必须事先给出的限制. 该算法有七个步骤: 第一步, 规范化模糊决策矩阵; 第二步, 未知模糊权重初始化; 第三步, 确定正负理想决策; 第四步, 计算每个决策 Agent 的优属度; 第六步, 条件检验; 第七步, 确定多目标群决策排序.

实例演算表明, 本算法能够解决在多 Agent 协商应用中, 当权重部分未知而己知权重为模糊数的多目标群决策问题.

## [参考文献]

- [1] 董向荣, 黄厚宽, 张伟. Agent协商研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(32): 23-27
- [2] Jennings N R, Faratin P, Lomuscio A R, et al. Automated negotiation: prospects, methods and challenges[J]. Group Decision and Negotiation, 2001, 10(2): 199-215.
- [3] 李一军, 丁伟, 曹荣增. 交互式多目标协商模型在谈判领域中的应用研究[J]. 管理工程学报, 2002(6): 1-3.
- [4] 张蕊芬, 蒋国瑞, 黄梯云. 多 Agent两阶段多属性协商模型[J]. 计算机应用, 2009, 2(29): 565-567.
- [5] Yager P R. On the inclusion of importances in multi-criteria decision making in the fuzzy set framework[J]. International Journal of Expert Systems: Research and Applications, 1992, 5: 211-228.
- [6] Chen J Q, Lee S M. An exploratory cognitive DSS for strategic decision making[J]. Decision Support Systems, 2003, 10(36): 147-160.
- [7] Akhavi F, Hayes C. A comparison of two multi-criteria decision making techniques[J]. Systems Man and Cybernetics, 2003(1): 956-961.
- [8] Wu Zhibin, Chen Yihua. The maximizing deviation method for group multiple attribute decision making under linguistic environment[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2007, 1608-1617.
- [9] Zhou Shangning, Chiclana Francisco, John Robert I, et al. Type-1 OWA operators for aggregating uncertain information with uncertain weights induced by type-2 linguistic quantifiers[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, 3281-3296.
- [10] 李登峰, 陈守煜. 多目标优化问题的模糊交叉算法与收敛性[J]. 应用数学, 1997, 10(3): 107-109.
- [11] 李登峰, 周明. 含模糊数的模糊多目标多人优选决策方法[J]. 辽宁工程技术大学学报: 自然科学版, 2001, 10(5): 662-665.

[责任编辑: 孙德泉]

(上接第 115 页)

## 3 结论

CAD形式记录的数字地形图是 DEM 的重要数据源, 高程注记点的移位将给使用高程注记产生 DEM 的精度产生影响. 借助于空间关联工具可以建立高程注记与所对应高程点的关系, 从而恢复高程点的高程值, 由此高程数据可内插产生 DEM, 但是空间关联的正确与否必须进一步确认, 缓冲区冲突是检查空间关联关系是否正确的重要途径.

高程注记移位对数字高程模型质量产生影响, 注记偏差指数与所生成的 DEM 精度高度相关, 可以作为衡量高程注记质量的有效指标.

## [参考文献]

- [1] Eklundh L, Martensson U. Rapid generation of digital elevation models from topographic maps[J]. International Journal of Geographical Information Systems, 1995, 9: 329-340.
- [2] 李志林, 朱庆. 数字高程模型[M]. 2版. 武汉: 武汉大学出版社, 2003: 12-28.
- [3] 汪自军, 陈圣波. 利用 DWG 数据建立 DEM 关键技术研究[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(2): 42-44.
- [4] 李正海, 朱萍. 一种基于 AutoCAD图形文件的 DEM 构建方法[J]. 河南理工大学学报: 自然科学版, 2008, 27(4): 420-423.
- [5] 唐诗华, 李洪玉, 谢勋峰. 在 CAD平台下实现高程点智能展点的一种方法[J]. 测绘通报, 2006(4): 51-57.
- [6] 李乃良, 杨孝安. 基于 AutoCAD的地形图中高程注记的自动移位[J]. 城市勘测, 2008(2): 119-121.
- [7] 汤国安, 刘学军, 闫国年. 数字高程模型及地学分析的原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 73-100.
- [8] 周启鸣, 刘学军. 数字地形分析[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 63-64.
- [9] 汤国安, 杨昕. ArcGIS地理信息系统空间分析实验教程[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 363-421.

[责任编辑: 丁蓉]