

基于同构化信息融合的异构不确定多属性决策新模型与新算法

周启海 李 燕

(西南财经大学信息技术应用研究所 成都 610074)¹ (西南财经大学经济信息工程学院 成都 610074)²

摘 要 不确定多属性决策过程中,现有两大困难:(1)如何较好地表达和处理具有不确定性的属性评价信息;(2)如何将基于多样性评判准则的多准则评价结果进行信息融合,并获得更合理的综合评价结论。基于同构化思想,针对学术界最近才提出的一种能较好地处理具有多信息来源模糊信息的新数学模型“多值直觉模糊集模型”,研究了多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的综合评判新课题与新方法;提出了兼有不确定语言型与区间型的异构风险型多属性决策新问题与新模型,构造了基于同构化信息融合的异构不确定多属性决策新模型与新算法。

关键词 同构化,多值直觉模糊集,不确定性,多目标不确定决策

中图法分类号 C934 文献标识码 A

New Model and Algorithm for Isomerism Indefinite Multi-objective Decision Making Based on Isomorphic Information Fusion

ZHOU Qi-hai LI Yan

(Information Technology Application Research Institute, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)

(School of Economic Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)

Abstract There are two major difficulties in the indefinite multi-objective decision making process: (1) How to express and process the evaluated indefinite information with uncertainty; (2) How to fuse the multi-channels' evaluated results information from the evaluating principles based on the multiformity, and obtain the more reasonable synthesized evaluating conclusion. Based on isomorphic thinking, this paper aimed to the multiple-valued intuitive fuzzy set's new mathematic model which is put forward just present and can process the fuzzy information gained from multi-sources better, leadingly researches the new project and new method for synthesized evaluating both membership and non-membership of the multiple-valued intuitive fuzzy set; firstly advances the new problem and new method about the isomerism risk type's multi-objective decision making which has both indefinite language and interval value, and constructs the new model and algorithm for isomerism multi-objective decision making based on isomorphism information fusion.

Keywords Isomorphism, Multiple-valued intuitive fuzzy sets, Uncertainty, Multi-objective indefinite decision-making

1 引言

在实际决策过程中,由于决策信息大多数具有不精确、不完备、模糊等性质,加上决策者对问题的认识或信息处理能力的局限性等原因,有时要获取准确的属性值是非常困难的,甚至是不可能的。对此类具有不完全信息的多属性决策问题的研究,是对传统多属性决策问题研究的进一步扩展。出于理论研究与实际问题的需要,对具有不确定属性值的多属性决策问题的研究越来越受到人们重视。人们根据不同的背景,提出了不同的处理方法来解决不确定多属性决策问题,如粗糙集方法^[1,2]、模糊集方法^[3-5]、多目标优化方法^[6]、TOPSIS分析方法^[7]。

本文针对的是不确定多属性决策过程中存在的两大困难:(1)属性评价信息具有不确定性,如何较好地表达和处理这些不确定信息;(2)评判准则的多样性,如何将多准则评判

信息进行融合,从而得到综合的评价信息。为此,人们把多值直觉模糊集引入到多属性决策问题中。张善文等^[9]提出的多值直觉模糊集数学模型,由传统直觉模糊集中用单一隶属度与非隶属度来刻画某一元素的特性,扩展到用多个隶属度与非隶属度来刻画某一元素的特性。此模型更能适应现实的决策实践,因为在现实中人们通常是在多准则条件下去评判某一事物的优劣。传统的直觉模糊集合理论在不确定多属性决策中有许多出色的应用,如文献^[3,4]。本文试图对多值直觉模糊集在不确定多属性决策中的应用进行一些尝试。首先,对多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的综合评判方法进行了研究;在此基础上对不确定语言值和区间数组成的异构不确定多属性决策问题进行了研究。

2 多值直觉模糊集

2.1 预备知识

到稿日期:2008-10-17

周启海(1947-),男,教授,博(硕)士生导师,主要研究方向为计算几何、算法研究与应用、财经计算、同构化信息处理等,E-mail:zhouqh@swufe.edu.cn;李 燕(1983-),男,硕士研究生,主要研究方向为信息技术及管理。

定义 1(Atanassov 直觉模糊集^[8]) 设 X 是一个给定的论域, 则 X 上的一个直觉模糊集 A 为 $A = \{ \langle x, \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle | x \in X \}$. 其中, $\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\gamma_A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 分别代表 A 的隶属函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属函数 $\gamma_A(x)$, 且对于 A 上的所有 $x \in X$, 有 $0 \leq \mu_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1$ 成立.

当 X 为连续空间时,

$$A = \int_A \langle \mu_A(x), \gamma_A(x) \rangle / x, x \in X$$

当 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为离散空间时,

$$A = \sum_{i=1}^n \langle \mu_A(x_i), \gamma_A(x_i) \rangle / x_i, x_i \in X (i=1, 2, \dots, n)$$

直觉模糊集 A 有时可以简记作 $A = \langle x, \mu_A, \gamma_A \rangle$ 或者 $A = \langle \mu_A, \gamma_A \rangle / x$.

定义 2(多值直觉模糊集^[9]) 设 X 是一个给定的论域, 则 X 上的一个多值直觉模糊集 A 为:

$$A = \{ \langle x, [\mu_1^A(x), \mu_2^A(x), \dots, \mu_n^A(x)], [\gamma_1^A(x), \gamma_2^A(x), \dots, \gamma_n^A(x)] \rangle | x \in X \}$$

其中, $\mu_i^A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\gamma_i^A(x): X \rightarrow [0, 1]$ 分别代表第 i 个隶属函数 $\mu_i^A(x)$ 和非隶属函数 $\gamma_i^A(x)$, 且对于 A 上的所有 $x \in X$, 有 $0 \leq \mu_i^A(x) + \gamma_i^A(x) \leq 1, (i=1, 2, \dots, n)$ 成立.

多值直觉模糊集 A 可表示为:

当 X 为连续空间时,

$$A = \int_A \langle [\mu_1^A(x), \mu_2^A(x), \dots, \mu_n^A(x)], [\gamma_1^A(x), \gamma_2^A(x), \dots, \gamma_n^A(x)] \rangle / x, x \in X$$

当 X 为离散空间时, 设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 多值直觉模糊集 A 可表示为:

$$A = \sum_{j=1}^m \langle [\mu_1^A(x_j), \mu_2^A(x_j), \dots, \mu_n^A(x_j)], [\gamma_1^A(x_j), \gamma_2^A(x_j), \dots, \gamma_n^A(x_j)] \rangle / x_j, x_j \in X \quad j=1, 2, \dots, m$$

2.2 多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的综合评判方法研究

多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的综合评判是指: 将多值直觉模糊集中的多个隶属度与非隶属度中所隐含的信息进行融合, 从而将其转化为一个一般直觉模糊集. 假设已知一个多值直觉模糊集 A 为

$$A = \int_A \langle [\mu_1^A(x), \mu_2^A(x), \dots, \mu_n^A(x)], [\gamma_1^A(x), \gamma_2^A(x), \dots, \gamma_n^A(x)] \rangle / x, x \in X$$

本文构造了几种方法, 可将该多值直觉模糊集 A 融合成一个一般直觉模糊集:

$$B = \{ \langle x, \mu_B(x), \gamma_B(x) \rangle | x \in X \}$$

2.2.1 中位数法

可分为两种形式: 未分组式与已分组式.

1) 未分组式中位数

先将未分组的各隶属度或非隶属度的值由小到大依次排列, 然后计算两数列的中位数.

当 n 为奇数时,

$$\mu_B(x) = \mu_{(n+1)/2}^A(x), \gamma_B(x) = \gamma_{(n+1)/2}^A(x)$$

当 n 为偶数时,

$$\mu_B(x) = \frac{\mu_{n/2}^A(x) + \mu_{(n+2)/2}^A(x)}{2}$$

$$\gamma_B(x) = \frac{\gamma_{n/2}^A(x) + \gamma_{(n+2)/2}^A(x)}{2}$$

2) 已分组式中位数

如果资料已分组, 且编制有次数分布表, 则可利用次数分布表来计算中位数, 其计算公式为

$$\mu_B(x) = L_\mu + \frac{i_\mu}{f_\mu} \left(\frac{n}{2} - c_\mu \right), \gamma_B(x) = L_\gamma + \frac{i_\gamma}{f_\gamma} \left(\frac{n}{2} - c_\gamma \right)$$

其中: L_μ, L_γ 是中位数所在组的下限; i_μ, i_γ 是组距; f_μ, f_γ 是中位数所在组的次数; n 是总次数; c_μ, c_γ 是小于中位数所在组的累加次数.

2.2.2 简单加权算术平均数法

$$\mu_B(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mu_i^A(x), \gamma_B(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_i^A(x)$$

2.2.3 调和平均数法

可分为两种形式: 简单式与加权式.

1) 简单调和平均数法

$$\mu_B(x) = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\mu_i^A(x)}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\mu_i^A(x)}}$$

$$\gamma_B(x) = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\gamma_i^A(x)}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\gamma_i^A(x)}}$$

2) 加权调和平均数法

$$\mu_B(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i}{\mu_i^A(x)}}, \gamma_B(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{\lambda_i}{\gamma_i^A(x)}}$$

其中, $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, 1 \geq \lambda_i \geq 0 (i=1, 2, \dots, n)$.

2.2.4 组合平均数法^[10]

所谓组合平均数, 就是将一个数据集的多种传统平均数, 再次按照一定的权重数, 进行加权平均所得的平均数. 因而, 其计算公式为

$$P_0 = \sum_{i=1}^n \omega_i p_i$$

其中: P_0 是组合平均数; p_i 表示不同类型的平均数; ($i=1, 2, \dots, n$; 下同, 略); ω_i 表示各平均数的权数, 它满足 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i \geq 0$.

这样, 组合平均数就可汇集各种平均数的不同优势, 更准确地测度和反映数据对象集中各数据的一般状况与程度.

3 决策算法构造

设 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 为待决策方案集, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 为属性集. 考虑到决策者在对各属性进行定性测度时, 一般需要适当的语言评估标度. 为此, 可事先设定语言评估标度集 $S = \{s_a | a = -t, \dots, t\}$ 其中 s_a 表示语言变量. 特别地, s_{-t} 和 s_t 分别表示各评估标度的下限和上限. 评估标度集应按照需要与便捷相适应的原则来确定. 例如, 常用的语言评估标度可取: 三级评估标度 $S_1 = \{低, 中, 高\}$; 七级评估标度体系 $S_2 = \{很差, 差, 较差, 一般, 较好, 好, 很好\}$ 或 $\{很低, 低, 较低, 一般, 较高, 高, 很高\}$ 等. 引入符号“ $<$ ”来表达评估标度体系中各语言值之间的优劣关系级差程度. 定义“低 $<$ 中 $<$ 高”, 在此式中符号“ $<$ ”左边的语言值的级别数比右边语言值的级别数小 1, 且级数之差具有累加性而不具备传递性. 例如, 由“低 $<$ 中”、“中 $<$ 高”, 可以推出语言值“高”比语言值“低”累加地高两个级别. 但不能传递地推出“低 $<$ 高”, 因为“低”比“高”小两个级别而不是一个级别. 类似地可在七级评估标度体系 S_2 中定义“很差 $<$ 差 $<$ 较差 $<$ 一般 $<$ 较好 $<$ 好 $<$

很好”或“很低<低<较低<一般<较高<高<很高”。符号 \tilde{v}_k 表示方案 $A_k (k=1,2,\dots,n)$ 按属性 $u_i (i=1,2,\dots,m)$ 进行测度所得到的值。 \tilde{v}_k 中各值的排列规则是:当 u_i 为成本型(即越小越好型)时,各语言值按级别数(或实数大小)的降序进行排序;反之(即越大越好型),则按升序进行排序。记 \tilde{v}_k 的右端值为 \tilde{v}_k^R 。设 $\tilde{v}_i = \bigcup_{k=1}^n \tilde{v}_k$, 记 \tilde{v}_i 的右端值为 \tilde{v}_i^R , 记 \tilde{v}_i 的左端值为 \tilde{v}_i^L 。

定义 3 决策者在某一不确定值 \tilde{v}_k 中取一值,且假设属性取值不小于该值,则称该点为游移决策点。

显然,当游移决策点越往右移动时,方案在该属性上的表现越好。决策者在此种假设下进行决策时,所要承受的风险也越大。因此,游移决策点的个数与决策者的风险态度是有联系的。

3.1 决策者风险偏好

当人们在不确定条件下进行决策时,由于决策者对风险的偏好不同,同一个方案对某一个决策者是最优方案,但对另一个决策者而言不一定是最优方案。同样,在某一特定决策环境下一方案为最优方案,当决策环境变化后此方案不一定是最优方案。因此,在不确定多属性决策中,考虑决策者的风险偏好是十分必要的。

通过引入决策者风险收益权衡表,来反映决策者对风险的偏好程度,如表 1 所列。决策者风险收益权衡表中,在各风险评价标度体系中,各风险评价值所代表的风险程度随着下标的增大而增大。 λ 值表示决策者对相应风险程度的偏好, λ 值越大表示决策者对相应的风险程度越偏好。 $p = \max\{p[k, i], i=1,2,\dots,m, k=1,2,\dots,n\}$ 。

表 1 决策者风险-收益权衡表

风险评测标度	风险—收益权衡系数
$R_2 = \{r_1^2, r_2^2\}$	$W_2 = \{\lambda_1^2, \lambda_2^2\}, \lambda_1^2 + \lambda_2^2 = 1, 0 \leq \lambda_1^2, \lambda_2^2 \leq 1$
$R_3 = \{r_1^3, r_2^3, r_3^3\}$	$W_3 = \{\lambda_1^3, \lambda_2^3, \lambda_3^3\}, \lambda_1^3 + \lambda_2^3 + \lambda_3^3 = 1, 0 \leq \lambda_1^3, \lambda_2^3, \lambda_3^3 \leq 1$
⋮	⋮
$R_p = \{r_1^p, r_2^p, r_p^p\}$	$W_p = \{\lambda_1^p, \lambda_2^p, \lambda_p^p\}, \lambda_1^p + \lambda_2^p + \dots + \lambda_p^p = 1,$ $0 \leq \lambda_1^p, \lambda_2^p, \dots, \lambda_p^p \leq 1$

区间值的离散化处理:设所有区间值中,最大区间跨度(在求区间长度时先进行区间标准化处理。处理方法是:区间左右端点值分别除以各方案在该属性取值的最大值)为 M 。设 $g = \frac{M}{p-2}$, 用 g 去分割各区间标准化所得的区间,就会得到一系列的分割点(包括左右端点),分别记为 $v_1^k, v_2^k, \dots, v_{p[k,i]}^k$, 且将这些分割点均作为游移决策点。当 \tilde{v}_k 为不确定语言值时,将 \tilde{v}_k 中的各语言值均作为游移决策点,分别记为 $v_1^k, v_2^k, \dots, v_{p[k,i]}^k$ 。

3.2 用直觉模糊集来表示不确定信息

在 3.1 节处理的基础上,可将不确定值 \tilde{v}_k 所表达的模糊信息表达成一系列具有不同风险程度的直觉模糊值,分别记为 $(\langle \mu_j^k, \gamma_j^k \rangle, \lambda_j^{p[k,i]})$, $j=1,2,\dots,p[k,i]$ 。其转换方法可采用如下公式:

$$\mu_j^k = \frac{\| \tilde{v}_j^k - \tilde{v}_1^k \|}{\| \tilde{v}_j^k - \tilde{v}_1^k \|}, \gamma_j^k = \frac{\| \tilde{v}_j^k - \tilde{v}_p^k \|}{\| \tilde{v}_j^k - \tilde{v}_p^k \|} \quad (1)$$

其中符号 $\|x - y\|$ 表示值 x 与 y 之间的距离或级差数。

按上述所构造的信息融合方法,可以将这些多值直觉模糊集转化成一个普通直觉模糊集,并不妨记为 B 。

$$B = \{ \langle \mu_1, \gamma_1 \rangle / A_1, \langle \mu_2, \gamma_2 \rangle / A_2, \dots, \langle \mu_n, \gamma_n \rangle / A_n \}$$

其转化方法根据不确定多属性决策的特点与需要而定。

例如:

(1) 加权平均数法

这是一种较好的融合方法,其计算方法可采用如下:

$$\mu_k(A_k) = \sum_{j=1}^{p[k,i]} \lambda_j^{p[k,i]} \mu_j^k(A_k)$$

$$\gamma_k(A_k) = \sum_{j=1}^{p[k,i]} \lambda_j^{p[k,i]} \gamma_j^k(A_k) \quad (2)$$

对各待决策方案 A_k 而言,最理想的融合结果是 $(1,0)$ 。

因此可以通过比较各融合结果 $\langle \mu_k, \gamma_k \rangle$ 与 $(1,0)$ 的相似性大小来判断各决策方案的优劣。

(2) 直觉模糊值的相似性度量方法

大量文献对直觉模糊值相似性度量方法(Vague 相似性度量方法)进行了研究。直觉模糊值的相似性度量方法可以借鉴模糊相似性度量方法的思路。例如,文献[11]提出的 Vague 值相似性度量方法如下:

设 $x = [\mu_x, \gamma_x]$ 和 $y = [\mu_y, \gamma_y]$ 是论域上的两个直觉模糊值,定义 x 和 y 之间的相似性度量公式 S 如下:

$$S(x, y) = 1 - \sqrt{\frac{(\mu_x - \mu_y)^2 + (\gamma_x - \gamma_y)^2}{2}} \quad (3)$$

至此,已可构造基于同构化信息融合的异构不确定多属性决策算法如下。

算法 Decision-Algorithm; {同构化信息融合决策新算法}

输入:各待决策方案的原始基础数据;

输出:各待决策方案的原始基础数据;

>>> {算法从此开始}

步骤 1 对各待决策方案按各属性进行评估,并对评估结果进行标准化处理;

步骤 2 决策者根据主客观条件确定决策者风险-收益权衡表;据此,对各区间值进行离散化处理,并确定各不确定值所对应的游移决策点;

步骤 3 按式(1),对各不确定值所包含的模糊信息,转化为用多个带有风险偏好权重的直觉模糊值来表示;

步骤 4 按本文“2 多值直觉模糊集”所构造的多值直觉模糊集的隶属度与非隶属度的信息融合方法(可根据决策者自身偏好,任取其中一种或几种融合方法),将在步骤 1 中所得多值直觉模糊集融合为一个普通直觉模糊集;

步骤 5 按式(3),求出 $\langle A_i, \mu_i, \gamma_i \rangle (i=1,2,\dots,n)$ 与 $(1,0)$ 的相似度,记为 ℓ_i 。

步骤 6 按相似度,对各待选方案进行降序排列;输出所得之决策的最优方案(即排在最前面的方案)与若干满意方案(即指定个数的、排列最居前的几个方案);

>>> {算法到此结束}

结束语 本文的创新特色是:第一,将决策者对风险的好坏程度引入到决策模型中,从而使决策者能根据自身特点和决策环境的变化自主决定决策模型中的一些参数。通过这种决策模型与决策者之间的对话,使决策结果更适应动态的具体决策环境。第二,现有的多属性决策研究中对异构多属性决策问题的研究较少,而本文对兼具包含区间型与语言型的异构多属性决策新问题及其新模型进行了研究,并构造了一种可适应和解决此类异构多属性决策新问题的新算法。

参 考 文 献

- [1] Chen S M, Tan J M. Handling multi - criteria fuzzy decision - making problems based on vague set theory[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 67(2):163-172
- [2] Hong D H, Choi C H. Multi-criteria fuzzy decision-making problems based on vague set theory[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 114:103-113
- [3] Liu H W, Wang G J. Multi - criteria decision - making methods based on intuitionistic fuzzy sets[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 179(1):220-233
- [4] 徐泽水. 直觉模糊偏好信息下的多属性决策途径[J]. 系统工程理论与实践, 2007, 11:62-71
- [5] Chiclana F, Herrera F, Herrera-Viedma E. Integrating three representation models in fuzzy multipurpose decision making based on fuzzy preference relations[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1998, 97(1):33-48
- [6] Ishihuchi H, Tanaka M. Multiobjective programming in optimization of the interval objective function[J]. European Journal of Operation Research, 1990, 48:219-225
- [7] 尤天慧, 樊治平. 区间数多指标决策的一种 TOPSIS 方法[J]. 东北大学学报:自然科学版, 2002, 23(2):840-843
- [8] Zadeh L A F. The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to App-roximate Reasoning [J]. Information Science, 1975, 8 (2):199-249, 8 (3):301-357, 9(1):43-80
- [9] 张善文, 李晓曼, 雷英杰. 多值直觉模糊集定义[J]. 计算机科学, 2008, 35(1):176-177
- [10] 周启海, 吴红玉. 知识发现与数据挖掘中平均信息测度的创新方法——组合平均[M]. 2006 年科协年会
- [11] 李艳红, 迟忠先, 阎德勤. Vague 相似度量与 Vague 熵[J]. 计算机科学, 2002, 29(12):129-132

(上接第 294 页)

结束语 本文结合 LongtiumC2 处理器设计,着重对高性能译码控制核心设计、流水线设计、低功耗设计及系统级验证方法几个方面进行论述。分别提出了 PLA 与微操作相结合的控制通路设计方案、并行指令译码器设计方案、基于微操作的指令指针跟踪方案、低功耗指令译码器和微内核设计方案和微处理器系统级验证方案。目前,这些技术都已在 LongtiumC2 微处理器上成功实现,为国产嵌入式微处理器的设计积累了宝贵的经验。

参 考 文 献

- [1] 贾琳,樊晓桢. 32 位 RISC 微处理器流水线设计[J]. 计算机工程与应用, 2005, 14:115-117
- [2] Patterson D A, Hennessy J. Computer Architecture: A Quantitative Approach[M]. Fourth Edition, Morgan Kaufmann Publisher Inc., 2006: B1-B47
- [3] 李三立, 李亚民. RISC 单发射和多发射体系结构[M]. 北京:清华大学出版社, 1994:10-30
- [4] 刘诗斌, 高德远, 樊晓桢, 等. 一种嵌入式 MPU 指令译码器设计[J]. 西北工业大学学报, 2001, 2:1-5
- [5] 居小波, 李志斌, 宁兆熙, 等. 一种新型 CISC 微处理器指令译码器设计方法[J]. 微电子学, 2003, 4:154-156
- [6] Stevens K S. An Asynchronous Instruction Length Decoder[J]. Solid state circuits. IEEE, February 2001:217-226
- [7] 张盛兵, 高德远. NRS4000 微处理器的可测试性设计[J]. 西北工业大学学报, 1999, 3:344-349
- [8] 王巍, 高德远. NRS4000 的取指单元的设计[J]. 航空电子技术, 1998, 3:1-4
- [9] 王得利, 高德远. 兼容 X86 指令的 32 位乘法器的分析与设计[J]. 计算机应用研究, 2008, 3:1254-1267
- [10] Magnusson P S, Christensson M, Eskilson J, et al. Simics: A Full System Simulation Platform[J]. Computer, 2002, 35(2):50-58

重视中、英文摘要的编写

国内外公开发行的标准化科技期刊中的文摘已成为科技论文的重要组成部分,读者可根据文摘提供的信息考虑是否阅读、引用原文;如能被利用,才能体现文章的学术价值,提高原文的引用频次。如此看出学术文章中文摘的重要性,它所起的作用不可替代。

1. 中文摘要一般为 200~300 字,英文文摘的长度一般不超过 250 words,不少于 150 words。

2. 摘要中不涉及图、表、化学结构式以及非公知公用的符号和术语。关键词一般为 3~8 个,每个关键词首字母大写。

3. 文摘是对文献进行主题分析,以此体现主题概念、主题内容等该篇文献最重要的信息,使读者在没有看到全文的情况下,能够很清楚地了解到该篇文献的中心思想。

4. 文摘语言简洁,避免重复的单元与措辞;文摘中的缩写名称在第一次出现时用全称。文字描述中减少对背景信息的介绍;文摘中不涉及该文献谈及的未来计划;首句不得简单重复题名中已有的信息。

5. 文摘包含的信息量要完整,包括目的、过程及方法、结果三方面内容。英文文摘与中文文摘一致,并使用过去时态叙述作者工作,现在时态叙述作者结论。