

一种评价C³I系统效能的新方法

焦跃¹ 李德毅² 杨朝晖³

¹(通信指挥学院, 湖北 武汉 430010)

²(总参61研究所, 北京 100039)

³(通信工程学院, 江苏 南京 210016)

摘要 C³I系统可以从功能描述、性能指标、效能评估三个层次上进行描述。性能指标以功能描述为基础展开, 形成性能层次树结构。而系统的效能又是系统性能的综合评估。本文的分析方法是在给出性能指标层次树的基础上, 从系统中抽样出 n 组性能指标的数据信息, 组成决策矩阵, 用PC-L NMAP耦合赋权法求出各指标的权重分配, 然后利用KDD中云理论的有关知识技术, 求出各指标的云模型及其多维加权综合云的重心表示, 最后应用云重心评价方法给出系统的效能评估值。

关键词 效能评估 PC-L NMAP 耦合赋权法 云重心评价法

A New Method to Evaluate the Effectiveness Of C³I System

Jiao Yue¹ Li Deyi² Yang Zhaohui³

¹(Communication Command Institute, Wuhan 430010)

²(The Beijing Institute of Electronic System Engineering, 100039)

³(Communication Institute of PLA., Nanjing 210016)

Abstract In this paper, based on PC-L NMAP (principle component and linear programming techniques for multidimensional analysis of preference) and the theory of membership cloud, concepts of multi-dimension synthetic cloud and its gravity center (GC) are proposed, and a new evaluation method of membership cloud gravity center (MCGC) is obtained.

Keywords effectiveness evaluation; PC-L NMAP; MCGC

1 性能指标体系层次树结构的确立

在实际项目的评估问题中, 通常都是从多个指标(或准则)的角度来综合评估多个事物的。只用一、二个性能指标来衡量系统的效能, 其片面性是不可避免的。所以评价一个系统的优劣往往要从多个指标(或准则)出发。选取指标时应遵循以下准则:

可测性准则: 指标应可计算, 可度量;

完备性准则: 各指标不能重复出现, 且任何一个影响效能值的指标都应体现出来;

独立性准则: 指各个指标应彼此不相关;

敏感性准则: 指标随着系统参量的改变而改变;

一致性准则: 指标与分析目标保持一致, 面向任务;

由此, 我们设有 p 个指标, 因而就有指标集:

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_p)$$

根据 AHP (层次分析法) 原理, 当评价指标体系规模较大时, 可先将 K 个指标按其性质分成 S 个子集, 设第 i 个子集为 $U_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{ip_i})$, $i = 1, 2, \dots, S$

且满足条件:

$$1) \sum_{i=1}^S K_i = K; \quad 2) \bigcup_{i=1}^S U_i = U$$

同理, 根据需要仍可将第 i 个子集按性质继续向下一层划分。由此可以形成一个多层的性能指标体系结构。

2 PC-L INMAP 耦合赋权法

PC-L INMAP 耦合模型是把主成分分析 (Principle Component) 和多维偏好线性规划 (Linear Programming Techniques for Multidimensional Analysis of Preference) 有机结合, 它包括两部分。首先, 应用 PC 从原始决策矩阵求取样品的优劣排序; 然后, 应用 L INMAP, 基于求得的样品优劣有序对确定每个指标的权重。可分以下五个步骤来完成。

1) 原始数据标准化处理

设有 n 个参加评价的系统状态, 每个系统状态有 p 个指标, 其原始数据用决策矩阵 $(x_{ij})_{n \times p}$ 表示。为了消除各指标的不可公度性, 将原始数据标准化处理:

$$y_{ij} = (x_{ij} - x_j) / \delta_j \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{其中 } x_j = \sum_{i=1}^n x_{ij} / n \quad \delta_j = \left[\sum_{i=1}^n (x_{ij} - x_j)^2 / (n - 1) \right]^{1/2} \quad \forall i, j$$

2) 计算指标的相关矩阵 R 及求相关矩阵的特征值与特征向量

$$R = (r_{jk})_{p \times p}$$

$$\text{其中 } r_{jk} = \left[\sum_{i=1}^n y_{ji} y_{ki} \right] / (n - 1) \quad j, k = 1, 2, \dots, p$$

用雅可比方法求相关矩阵的特征值 $\lambda (i = 1, 2, \dots, p)$, 并记作

$$\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \lambda_3 \quad \dots \quad \lambda_p \quad 0$$

同时求得相应的特征向量 $\beta_e = (\beta_{e1}, \beta_{e2}, \dots, \beta_{ep})^T$, 其中 $e = 1, 2, \dots, p$

3) 确定主成分并计算方案的主成分总得分值

选取前 m 个主成分, 这里正整数 m 为满足下式的最小值

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \geq 85\%$$

那么, 第 i 个系统状态在前 m 个主成分方向上的得分值 $Z_1^i, Z_2^i, \dots, Z_m^i$ 为:

$$\begin{pmatrix} Z_1^i \\ Z_2^i \\ \vdots \\ Z_m^i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1p} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{m1} & \beta_{m2} & \dots & \beta_{mp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{i1} \\ y_{i2} \\ \vdots \\ y_{ip} \end{pmatrix}$$

4) 计算样品的主成分总得分值

第 i 个方案的总得分值 F_i 为

$$F_i = \sum_{j=1}^m P_j Z_j^i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

其中 P_j 为第 j 个主成分保持原始数据总信息量的比重, 即 $P_j = \lambda_j / \sum_{e=1}^p \lambda_e$

方案的优劣顺序按总得分值 F_i 由大到小排列。

5) 用线性规划求权重

设 $W_j (j = 1, 2, \dots, p)$ 是第 j 个指标的权重平方。则空间中任一样品点 $(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ip})$ 到理想点 $(y_1^+, y_2^+, \dots, y_p^+)$ 的加权欧氏距离平方 S_i 为

$$S_i = \sum_{j=1}^p W_j (y_{ij} - y_j^+)^2, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

对样品有序对 (k, r) 的集 Q 中所有有序对求和, 得到总的非一致度 B 和一致度 G 。

$$B = \sum_{(k,r) \in Q} (S_r - S_k)^- \quad (S_r - S_k)^- = \begin{cases} 0 & S_r \geq S_k \\ S_r - S_k & S_r < S_k \end{cases}$$

$$G = \sum_{(k,r) \in Q} (S_r - S_k)^+ \quad (S_r - S_k)^+ = \begin{cases} 0 & S_r < S_k \\ S_r - S_k & S_r \geq S_k \end{cases}$$

那么 $G - B = h = \sum_{(k,r) \in Q} (S_r - S_k)$

这样, 指标权重的平方 W_j 就可以通过线性规划得到。

目标函数 $\min \sum_{(k,r) \in Q} \lambda_r$

约束条件

$$\sum_{j=1}^p W_j (y_{rj}^2 - y_{kj}^2) - 2 \sum_{j=1}^p V_j (y_{rj} - y_{kj}) + \lambda_r = 0$$

$$\sum_{j=1}^p W_j \sum_{(k,r) \in Q} (y_{rj}^2 - y_{kj}^2) - 2 \sum_{j=1}^p V_j \sum_{(k,r) \in Q} (y_{rj} - y_{kj}) = h$$

$$W_j > 0, \quad j = 1, 2, \dots, p$$

$$\lambda_r = 0, \text{ 对于所有 } (k, r) \in Q$$

$$V_j \text{ 无非负限制 } (V_j = W_j y_j^+)$$

可得 $W_j (j = 1, 2, \dots, p)$ 的值, 归一化之后即得各指标的权重向量 W_j 。

3 云重心评价方法

云理论是 KDD 中最新发展起来的, 体现定性定量之间的不确定性转换, 体现概念亦此亦彼的“软”边缘性的理论。它已成为模糊数据挖掘和信息处理的有力工具。

1) 云是用语言值表示的某个定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型, 云的数字特征用期望值 E_x 、熵 E_n 、偏差 D 三个数值表征, 它把模糊性和随机性完全集成到一起, 构成定性和定量相互间的映射。其中 E_x 是云的重心位置, 标定了相应的模糊概念的中心值, E_n 是概念模糊度的度量, 它的大小反映了在论域中可被模糊概念接受的元素数, 即亦此亦彼性的裕度, D 是云厚度的度量, 是整个云厚度的最大值, 它反映了云的离散程度。(由期望和熵两个数字特征便可确定具有正态分布形式的隶属云的期望曲线方程。)

2) 云重心可以表示为 $T = a \times b$, a 表示云重心的位置, b 表示云重心的高度, 期望值反应了相应的模糊概念的信息中心值, 即我们所说的云重心位置。当期望值发生变化时, 它所代表的信息中心值发生变化, 云重心的位置也相应的改变。在一般的情况下, 云重心的高度取常值(0.371), 期望值相同的云可以通过比较云重心高度的不同来区分它们的重要性, 即云重心高度反映了相应的云的重要程度。所以说, 通过云重心的变化情况, 可以反映出系统状态信息的变化情况。

3) 云重心评价法的具体步骤是:

步骤一 求各指标的云模型表示

在给定的系统的性能指标体系中, 既有精确数值型表示的, 又有用语言值来描述的。提取 n 组样品组成决策矩阵。那么 n 个精确数值型的指标就可以用一个云模型来表示。其中,

$$E_x = (E_{x1} + E_{x2} + \dots + E_{xn}) / n$$

$$E_n = (\max(E_{x1}, E_{x2}, \dots, E_{xn}) - \min(E_{x1}, E_{x2}, \dots, E_{xn})) / 6$$

同时每个语言值型的指标都可以用一个云模型来表示,那么 n 个语言值(云模型)表示的一个指标就可以用一个一维综合云来表征。其中,

$$E_x = (E_{x1}E_{n1} + E_{x2}E_{n2} + \dots + E_{xn}E_{nm}) / (E_{n1} + E_{n2} + \dots + E_{nm})$$

$$E_n = E_{n1} + E_{n2} + \dots + E_{nm}$$

步骤二 用一个 p 维综合云表示具有 p 个性能指标的系统状态

p 个性能指标可以用 p 个云模型来刻画,那么 p 个指标所反映的系统的状态就可以用一个 p 维综合云来表示。当 p 个指标所反映的系统的状态发生变化时,这个 p 维综合云的形状也发生变化,相应地它的重心就会改变。 p 维综合云的重心 T 用一个 p 维向量来表示。即 $T = (T_1, T_2, \dots, T_p)$, 其中 $T_i = a_i \times b_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 。当系统的状态发生变化时,其重心变化为 $T', T' = (T'_1, T'_2, \dots, T'_p)$ 。

步骤三 用加权偏离度来衡量云重心的改变

一个系统的理想状态下各指标值是已知的。假设理想状态下 p 维综合云重心位置向量为 $a = (E_{x1}^0, E_{x2}^0, \dots, E_{xp}^0)$, 云重心高度向量为 $b = (b_1, b_2, \dots, b_p)$, 其中 $b_i = w_i \times 0.371$, 则理想状态下云重心向量 $T^0 = a \times b^T = (T_1^0, T_2^0, \dots, T_p^0)$ 。同理,求得某一状态下系统的 p 维综合云重心向量 $T = (T_1, T_2, \dots, T_p)$ 。

这样,我们可以用加权偏离度(θ)来衡量这两种状态下综合云重心的差异情况。首先将此状态下的综合云重心向量进行归一化,得到一组向量 $T^G = (T_1^G, T_2^G, \dots, T_p^G)$ 。其中,

$$T_i^G = \begin{cases} (T_i - T_i^0) / T_i^0 & T_i < T_i^0 \text{ 时} \\ (T_i - T_i^0) / T_i & T_i \geq T_i^0 \text{ 时} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, p$$

经过归一化之后,表征系统状态的综合云重心向量均为有大小、有方向、无量纲的值(理想状态下为特殊情况,即向量为 $(0, 0, \dots, 0)$)。

把各指标归一化之后的向量值乘以其权重值,然后再相加,取平均值后得到加权偏离度 $\theta (0 \leq \theta \leq 1)$ 的值,

$$\theta = \left(\sum_{j=1}^p (w_j \cdot T_j^G) \right)$$

步骤四 用云模型实现评测的评语集

采用由十一个评语所组成的评语集:

$V = (v_1, v_2, \dots, v_{11}) = (V_t | t = 1, 2, \dots, 11) = (\text{无, 非常差, 很差, 较差, 差, 一般, 好, 较好, 很好, 非常好, 极好})$

将十一个评语置于连续的语言值标尺上,并且每个评语值都用云模型来实现。构成一个定性评测的云发生器。如图 1 所示。

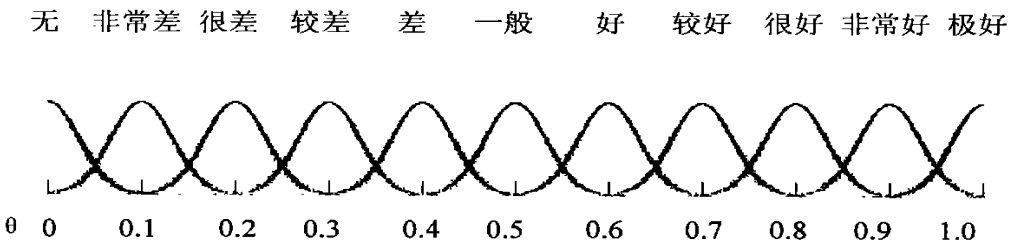


图 1

对于一个具体的方案,将求得的 θ 值输入评测云发生器中,它可能有下面两种激活情况:

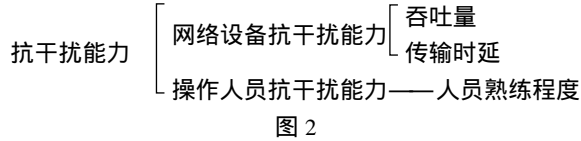
第一种: 激活某个评语值云对象的程度远大于其它评语值(当二者的激活程度的差值的绝对值大于某个给定的阈值 λ), 这时该评语值即可作为对方案的评测结果输出。

第二种: 激活了两个评语值的云对象,且激活程度相差不是很大(当二者的激活程度的差值的绝对值小于某个给定的阈值 λ), 这时运用云理论中的综合云的原理(具体内容见文献[6]), 生成一个新的云对象,

它的期望值将作为评测结果(定量结果)输出, 而此期望值对应的定性表述可由专家或系统用户另外给出。

4 一个简单 C³I 系统通信抗干扰能力评估的案例

1) 确立性能指标参数(见图 2)



2) 从系统中抽取出这三个指标的四组数值, 即一个时间段内系统的状态值。

	吞吐量	传输时延	人员操作水平
1	0.8	1.5	好
2	2.0	1.2	差
3	1.2	0.6	很好
4	0.4	0.9	极好
理想状态	0.1	1.2	很好

3) 利用云理论, 把语言值用相应三个数字特征(E_x, E_n, D)来表征, 即用一个云对象来表示(如图 3)。然后, E_x 值就可作为上面“人员操作水平”这一指标的定量表示值, 例如, “差、很好”对应的值分别为 0.4、0.8, 即而组成决策矩阵 B 。



图 3

$$B = \begin{pmatrix} 0.8 & 1.5 & 0.6 \\ 2.0 & 1.2 & 0.4 \\ 1.2 & 0.6 & 0.8 \\ 0.4 & 0.9 & 1.0 \end{pmatrix}$$

4) 用 PC-L NMAP 法求出各指标的权重分配

由 B 矩阵求得指标的相关矩阵 R

$$R = \begin{pmatrix} 1.0 & 0.0756 & -0.8315 \\ 0.0756 & 1.0 & -0.60 \\ -0.8315 & -0.60 & 1.0 \end{pmatrix}$$

然后求 R 的特征值和特征向量, 及主成分分析结果。由此得到样品的有序对集 Q 为

$$Q = \{(4, 3), (4, 1), (4, 2), (3, 1), (3, 2), (1, 2)\}$$

将 Q 代入线性规划公式, 由单纯形法求得三个指标的权重 w_j 为

$$W_j = (0.253, 0.341, 0.406)$$

5) 从决策矩阵中, 分别求得各个指标云模型的期望值、熵(表 1)。

6) 三维加权综合云的重心向量为 (0.2783, 0.3759, 0.2804)

理想状态加权综合云的重心向量为 (0.0253, 0.0682, 0.3248)

归一化之后分别为 (0.818, 0.819, -0.1367), (0, 0, 0)

计算后得加权偏离度 $\theta = 0.432$, 其输

入评测云发生器之后, 将激活“差”和“一般”两个云对象。因为二者的激活程度相差不是很大 ($\gamma < 0.2$), 所以根据步骤四中的第二种情况的分析, 将生成一个新的语言评判值, 它的定量表示 (期望值 $E_x = 0.408$) 可由综合云发生器产生。它的定性表示可用“介于差和一般之间, 倾向于差”来说明, 亦可由专家或用户重新定义。

表 1

指标	吞吐量	传输时延	人员操作水平
期望值	1.1	1.05	0.7
熵	0.3	0.15	0.1

5 小结

C³I 系统效能评价的方法众说不一, 各有长短。本文从系统的多指标体系综合分析入手, 实时地采集各指标数据信息, 建立决策矩阵。用 PC-L NMAP 耦合赋权法计算每个指标的权重分配。同时, 由决策矩阵得出云模型的期望值 (E_x) 与熵 (E_n) 以及隶属函数 $u_a(x)$, 进而可以求出多维综合云的重心 (T) 向量表示。然后运用多维综合云重心评价方法, 即可评估此时此刻的系统效能。本文所采用方法的特点: 1) 赋权的原始信息直接来自系统统计数据, PC-L NMAP 法计算的权重具有客观真实性; 2) 云重心评价方法以云理论为基础, 具有科学性; 3) 最后得出的是语言评判值, 具有直观性。

参考文献

- 1 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器. 计算机研究与发展, 1995, 6: 15~ 20
- 2 张屹. 硕士研究生毕业论文, 1997
- 3 李德毅, 史雪梅. 语言原子模型和似然推理. 计算机智能接口与智能应用论文集, 1993: 272~ 277
- 4 李德毅. 从隶属函数到隶属云
- 5 吴国富, 安万福, 刘景海. 实用数据分析方法. 北京: 中国统计出版社, 1992
- 6 李德毅. 发现状态空间理论. 小型微型计算机系统, 1994, 15(11): 1~ 6
- 7 李德毅. Soft Inference Mechanism Based on Cloud Models. 国际首届软计算和逻辑程序要求会议论文集, 波恩, 1996 9: 38~ 62
- 8 李德毅. A System for Mining Knowledge in Large Relational DBs. 国际数据库知识发现年会, 美国: 1996: 250~ 255
- 9 应天元. 系统综合评价的赋权新方法——PC-L NMAP 耦合模型. 系统工程理论与实践, 1997, 17(2): 8~ 13
- 10 钟诗胜等. 基于模糊区间分和模糊重心的决策方法. 系统工程理论与实践, 1997, 17(3): 8~ 15