doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.05.009

基于网络知识熵的舰艇编队指控系统协同建模

童继进，刘忠
（海军工程大学指挥自动化系，武汉 430033）

摘要：为对舰艇编队指控系统的协同效果进行分析，引入信息熵和网络知识的概念，以此为基础建立基于网络知识熵的指挥控制系统协同效果模型。分析舰艇编队指控系统网络的簇分割问题，并给出信息熵和知识模型，最后借助 Matlab 对案例进行仿真分析。结果表明：该方法可以明显地降低网络的不确定性，提高决策的质量。

关键词：指控系统；信息熵；知识；协同
中图分类号：TJ8　　**文献标志码**：A

Warship Formation Command & Control System Collaboration Model Based on Network Knowledge Entropy

Tong Jijin, Liu Zhong
(*Dept. of Command* & *Automation*, *Naval University of Engineering*, *Wuhan* 430033, *China*)

Abstract: For analyzing collaboration effect of warship formation command & control system, introduce information entropy and network knowledge concept. Based on this, establish collaboration effect model of command & control system based on network knowledge entropy. Analyze cluster division problem of warship formation command & control system network, then create information entropy and knowledge model. At last, simulate and analyze the example based on Matlab. The result shows that the method can significantly reduce network uncertainty, and improve decision quality.

Key words: command and control system; information entropy; knowledge; collaboration

0　引言

随着信息技术的发展，指控系统网络带来的信息共享为协同提供了条件，指控系统之间的协同已成为军事组织提升战斗力的重要手段。据统计，美国在海湾战争中，几乎 95%作战行动的胜利是在协同的情况下取得的。目前已有的指控系统协同决策模型有：基于认知的 RPD 模型、协同组织的动力学模型、协同度模型[1]、双层规划协同决策模型等，这些方法在网络环境下分析指控系统的协同决策和效能问题，各有一定的局限性[2]。因此，笔者引入信息熵和网络知识的概念，建立基于网络知识熵的协同效果模型，对指控网络进行分析，研究信息质量对协同效果的影响。

1　基本概念

1.1　“簇”

在指控决策网络中，往往存在许多决策节点，它们连在一起形成一个“簇”来实现信息共享。这里，笔者定义“簇”为一群网络决策节点组合在一起，并完成以下功能：1) 决策节点信息共享；2) 决策节点共同认可一个关键信息元素集合；3) 簇中的决策节点认可关键信息元素的当前值以及当前值所反映的不确定程度。同时，笔者假设每个“簇”随时间变化支持分布式决策，其决策过程是动态的。

例如，图 1 给出了一个简单网络，网络由决策节点组成，这些决策节点相互连接形成了一个决策网络。在该网络结构中，决策节点 1 和 2 共享信息，因此，也就形成了一个“簇”。决策节点 3，4，5 也共享信息，从而构成了另一个簇。这里需要指出的是，节点 2 和 3 可以与其他节点共享信息，但不与其它“簇”内的其他节点共享信息，所以不能使 1，2，3，4，5 节点构成一个“簇”。当然节点 2 和节点 3 也可以构成“簇”。

对于网络中决策节点的不同的组合方式，可以产生不同的结构，而决策节点的结构影响网络中的知识，从而影响决策质量。影响指控网络知识是决策节点的重新组合或者分割簇引起的，将构成指控网络的决策节点及信息源根据作战的态势进行划分的过程称作为“簇”的分割。例如，在图 1 中，有很多种可能的分割方式，可以将 5 个相互独立的单

收稿日期：2011-12-28；**修回日期**：2012-02-10
基金项目：国家社会科学基金资助(09GJ322-050)(军事类国家社科基金)
作者简介：童继进(1978—)，男，浙江人，在读博士，讲师，从事 C^{4}ISR 系统建模与仿真、指挥控制系统研究。

一决策节点单独作为一个簇；也可以将其中相关联性强的决策节点构成一个簇，这样可以将网络分割成几个簇；还可以将 5 个节点构成一个大簇。

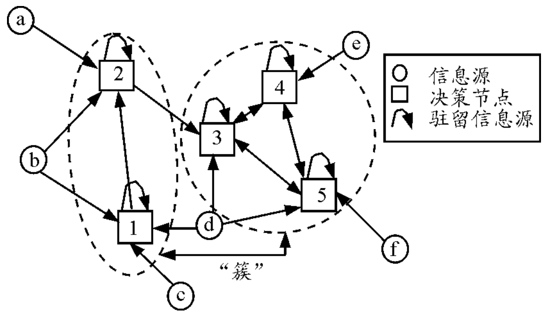

图 1　由决策节点构成的简单网络示例

1.2　信息熵

“簇”中的协同指挥决策依赖于指挥员和当前关键信息元素趋于真值的程度。设 $f(x)$ 表示与关键信息元素值相联系的不确定性程度的分布，它形成了衡量知识水平的基础。为了量化“簇”知识水平，这里借用信息理论中有关信息熵的概念。

信息熵用于衡量概率分布中的信息量。概率密度函数 $f(x)$ 的熵，被定义为 $f(x)$ 负对数的数学期望值，即：

$$H(X)=E\left[-\log f(x)\right]= \\ -\iint\limits_{x_1x_2}\cdots\int\limits_{x_c} f(x)\log f(x)\mathrm{d}x_1,x_2,\cdots,x_c \tag{1}$$

在 $f(x)$ 是连续的情况下，$H(X)$ 是微分熵。在信息理论中，对于连续的信息源可以设想为一个不可估量值，为了规范化，需要用二进制的比特单位来表示这种量值。假设 x 是一个概率密度函数为 $f(x)$ 的连续的随机变量。x 的微分熵定义为：

$$H(X)=-\int_{-\infty}^{\infty} f(x)\log f(x)\mathrm{d}x \tag{2}$$

对于多元正态分布，微分熵的计算为：

$$H(X)=E\left[-\log f(x)\right]= \\ E\left[-\log(2\pi)^{-\frac{C}{2}}\left|\Sigma\right|^{-\frac{1}{2}}e^{(-\frac{1}{2}[x-\mu]^{\mathrm{T}}\Sigma^{-1}[x-\mu])}\right] \tag{3}$$

简化式 (3) 得

$$H(X)=\frac{1}{2}\log\left[(2\pi e)^{C}\left|\Sigma\right|\right] \tag{4}$$

这里，$\left|\Sigma\right|$ 是协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 行列式的模，C 为关键信息元素数，其中 $C\le N$。

熵是事物无序的一种反应，但熵不是绝对的，所以，对于具体的“簇”来说，研究其相对熵意义更大。在计算 $H(X)$ 时，考虑 $H(X)$ 应随协方差单独变化，由于 C 是常量，所以可以将式 (4) 简化为：$H_r(X)=\log\left|\Sigma\right|$，从而 $H_r(X)$ 成为局部信息熵的相对度量。方便起见，可将 $H_r(X)$ 下标 r 省略。即有：

$$H(X)=\log\left|\Sigma\right| \tag{5}$$

1.3　知识的度量

“簇”的知识是影响指挥员决策的关键。知识来源于“簇”影响决策的关键信息元素的不确定性，即知识来源于这些不确定性因素熵的大小，一般来说，记知识函数为 $K(X)$，$0\le K(X)\le 1$，它反映的是当前的决策者对关键信息元素 $\{a_1,a_2,\cdots,a_C\}$ 及相互之间关系的理解程度。当 $K(X)\to 1$ 时，知识多，决策质量好；当 $K(X)\to 0$，则知识少，决策质量差。同时，对多元正态分布，假设最大的协方差熵 $\log\left|\Sigma\right|_{\max}$ 存在，则称 $H_{\max}(X)$ 为最大信息熵，记为 $H_{\max}(X)=\log\left|\Sigma\right|_{\max}$。通常这可以解释为 $f(x)$ 分布不确定的最大化。

如果“簇”最大熵 $\log\left|\Sigma\right|_{\max}$ 存在，那么在给定时间内，称 $H_{\max}(X)-H(X)=\log\left|\Sigma\right|_{\max}-H(X)$ 为“簇”的剩余熵，记为 $\Delta H(X)$。

现在来讨论知识的度量。如果“簇”内的知识函数 $K(X)$ 存在，且 $K(X)\in[0,1]$，那么“簇”的知识可以表示为：

$$K(X)=1-e^{-\Delta H(X)}= \\ 1-e^{-(\log\left|\Sigma\right|_{\max}-\log\left|\Sigma\right|)}=1-\frac{\left|\Sigma\right|}{\left|\Sigma\right|_{\max}} \tag{6}$$

式 (6) 表明，当关键信息元素协方差矩阵行列式的值越大，信息的不确定性也越大，知识积累少；协方差矩阵行列式值越小，不确定性越小，知识积累越大。

2　基于知识熵的协同效果模型

对于一个由指控系统组成的网络，建立基于知识熵的舰艇编队指控系统协同效果评估模型的思路是：首先分析有无协同情况下指控网络的关键信息元素；然后，建立基于关键信息元素不确定性的信息熵模型；其次，根据熵描述需求量的知识水平，建立协同与非协同情况下知识度量模型；最后，通过对比分析协同与非协同的效果。

2.1　网络的“簇”分割及关键信息元素

根据前面关于“簇”和“簇分割”的相关原理，一个决策网络可以有多种分割方法，具体参见文献[3]。完成网络的“簇”分割后，首先要确定网络中的关键信息元素。

为了对比说明，这里给出一个由 4 个节点组成的网络，并且选取 2 种典型的“簇”分割结构，如图 2。

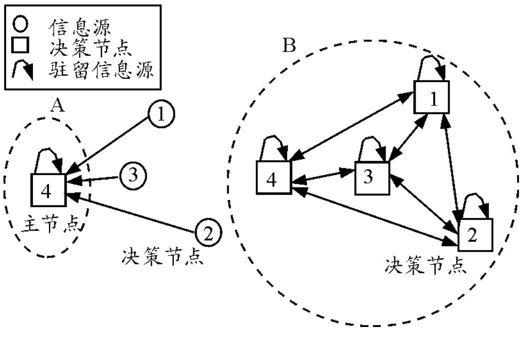

图 2　网络决策连接图

图 2 左侧“簇 A”中，由于主决策节点 4 本身可以决策，所以，自己可构成一个“簇”，决策节点 4 为主决策节点，它对需求节点 1，2，3 信息的优先响应权。这样，需求节点随着事件的推进，其需求信息为信息源，网络主节点 4“簇”决策时，对需求节点所需是知道的，所以，关键信息元素为主节点供给量 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$，这里的下标表示在 3 个需求节点上的需求量。

图 2 右侧“簇 B”中，主决策节点 4 必须对需求节点的需求做出响应，所有 4 个节点都是决策节点，并且彼此信息共享，所以，它们需要相同的信息来制定决策，即需求量 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$。需求节点将他们期望的需求量发送给主决策节点 4，同时，决策节点 4 根据所有的需求节点的未来需求来进行响应。所有信息的知识一方面来自需求节点的共享信息，另一方面来自对主决策节点可使用资源库存情况的共享信息。在这种情况下，可以认为需求节点协作收益是通过考虑所有资源库存的知识来满足他们的需求，这样，网络就由一个“簇”构成，该“簇”包含了 4 个决策节点。由于所有的 4 个节点信息共享，并且需求节点在资源需求中，彼此信息互通，各自可以决策，其“簇”中的关键信息元素也为 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$。

2.2　信息熵和知识模型

假设关键信息元素服从正态分布，每个值被描述为 $x=\{x_1,x_2,\cdots,x_C\}$，其中 C 为关键信息元素的个数。信息元素的不确定性在无协同时为不相关的，在协同情况下服从 C 元正态分布。下面分析其信息熵和知识的表述模型。

图 2 所示网络的关键信息元素个数为 3，即信息的每个值可以用来描述 $x=\{x_1,x_2,x_3\}$。则在无协同时，信息元素的不确定性为不相关的，其均值和方差为：

$$\begin{cases}\mu=\left[\mu_{1,}\mu_{2,}\mu_{3,}\right]\\ \boldsymbol{\Sigma}=\begin{bmatrix}\sigma_1^2 & 0 & 0\\ 0 & \sigma_2^2 & 0\\ 0 & 0 & \sigma_3^2\end{bmatrix}\end{cases}\tag{7}$$

在协同情况下，信息元素的不确定性服从三元正态分布，其均值和方差为：

$$\begin{cases}\mu=\left[\mu_{1,}\mu_{2,}\mu_{3,}\right]\\ \boldsymbol{\Sigma}=\begin{bmatrix}\sigma_1^2 & \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 & \rho_{13}\sigma_1\sigma_3\\ \rho_{21}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 & \rho_{23}\sigma_2\sigma_3\\ \rho_{31}\sigma_3\sigma_1 & \rho_{32}\sigma_3\sigma_2 & \sigma_3^2\end{bmatrix}\end{cases}\tag{8}$$

式中，ρ_{12} 和 ρ_{21} 为需求节点 1 和 2 的关联系数，并且 $\rho_{12}=\rho_{21}$。同理 ρ_{23} 和 ρ_{32} 为需求节点 2 和 3 的关联系数，且 $\rho_{23}=\rho_{32}$；ρ_{13} 和 ρ_{31} 为需求节点 2 和 3 的关联系数，且 $\rho_{13}=\rho_{31}$。

根据式 (5) 信息熵的定义，得到协同和无协同情况下的信息熵函数计算公式：

$$\begin{cases}H_c(X)=\log|\Sigma|=\log\begin{vmatrix}\sigma_1^2 & \rho_{12}\sigma_1\sigma_2 & \rho_{13}\sigma_1\sigma_3\\ \rho_{21}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 & \rho_{23}\sigma_2\sigma_3\\ \rho_{31}\sigma_3\sigma_1 & \rho_{32}\sigma_3\sigma_2 & \sigma_3^2\end{vmatrix}=\\ \quad\log\left[\sigma_1^2\sigma_2^2\sigma_3^2\left(1-\rho_{12}^2-\rho_{23}^2-\rho_{31}^2+2\rho_{12}\rho_{23}\rho_{31}\right)\right]\\ H_{nc}(X)=\log|\Sigma|=\log(\sigma_1^2\sigma_2^2\sigma_3^2)\end{cases}\tag{9}$$

式中，$H_{nc}(X)$ 和 $H_c(X)$ 表示“簇”中决策节点非协同与协同的熵。

如果定义 $\Delta H(X)$ 表示非协同与协同的熵为 $H_{nc}(X)$ 和 $H_c(X)$ 的变化，则根据式 (6) 得到剩余熵表达式为：

$$\begin{aligned}&\Delta H(X)=H_c(X)-H_{nc}(X)=\\&\log(1-\rho_{12}^2-\rho_{23}^2-\rho_{31}^2+2\rho_{12}\rho_{23}\rho_{31})\end{aligned} \tag{10}$$

由于最大协方差发生在随机变量无关联的情况下，所以要建立一个最大化熵值，即建立一个变量的最大协方差矩阵，对于关键信息元素 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$，可得其最大协方差矩阵为：

$$\boldsymbol{H}_{\max}(a_1,a_2,a_3)=\log(\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\sigma_{3,\max}^2) \tag{11}$$

为了将熵转化为知识，根据熵描述信息的知识水平，在协同与非协同情况下，如果定义 $\Delta K(x)$ 表示协同与非协同变化，则根据 1.3 节知识函数表达式得到信息中知识函数的计算公式[4]：

$$\begin{cases}K_{nc}(X)=1-\dfrac{\sigma_1^2\sigma_2^2\sigma_3^2}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\sigma_{3,\max}^2}\\K_c(X)=1-\dfrac{\sigma_1^2\sigma_2^2\sigma_3^2\left(1-\rho_{12}^2-\rho_{23}^2-\rho_{31}^2+2\rho_{12}\rho_{23}\rho_{31}\right)}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\sigma_{3,\max}^2}\\\Delta K(x)=\dfrac{\sigma_1^2\sigma_2^2\sigma_3^2\left(\rho_{12}^2+\rho_{23}^2+\rho_{31}^2-2\rho_{12}\rho_{23}\rho_{31}\right)}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\sigma_{3,\max}^2}\end{cases} \tag{12}$$

式中，$K_{nc}(X)$ 和 $K_c(X)$ 表示节点之间非协同与协同的知识函数，$\Delta K(x)$ 表示协同与非协同知识的变化。式 (12) 表明信息元素 a_1,a_2,a_3 由于信息共享带来的协同机会增加，导致了知识的积累和增长，最终减少了关键信息的不确定性误差，提高信息质量和指挥员的决策质量。

2.3　知识度量模型的参数评估标准

衡量信息估计好坏的标准有均方差和标准差 2 种方法。标准差由精度和偏差 2 部分组成，偏差越小，其估计值就越接近真值，估计值越精确，估计就更可靠。通常，将理想分布的均值作为真值，依据其测量值和真值之间的距离来度量估计的偏差。当然，在许多仿真中，往往假定真值为已知。根据文献 [3]，笔者得到标准差的计算为：$D(X)=b^2+|\Sigma_{t+1}|$。

在知识函数里，一种解决偏差、精度和标准差的方法是用 MSE 或者 $D(X)$ 来代替分布方差 $\boldsymbol{\Sigma}$，笔者采用标准差 $D(X)$ 代替方差。对于多元正态分布情况，有

$$K_M(X)=1-\frac{b^2+|\boldsymbol{\Sigma}_{t+1}|}{(b^2+|\boldsymbol{\Sigma}_{t+1}|)_{\max}} \tag{13}$$

这里，$0\le K_M(X)\le 1$ “最大化”的 MSE 是一个最大偏差和方差的组合，并且代表了不准确的最大值。

3　仿真实例

3.1　案例背景分析

假设某舰艇编队由 1 艘驱逐舰和 3 艘护卫舰编组而成，该编队正驶往某海域去完成作战任务。为保证自身安全顺利抵达目的地，编队要在航渡过程中必须做好防空警戒，并及时分配防空作战资源打击对其有威胁的目标。当遭到来自敌方反舰巡航导弹的攻击，编队在上级的指挥下，以编队驱逐舰为主决策节点，联合 3 艘护卫舰，舰船各自指控系和指挥员共同努力，协同编队中的防空资源对来袭的反舰巡航导弹进行拦截，如图 3。

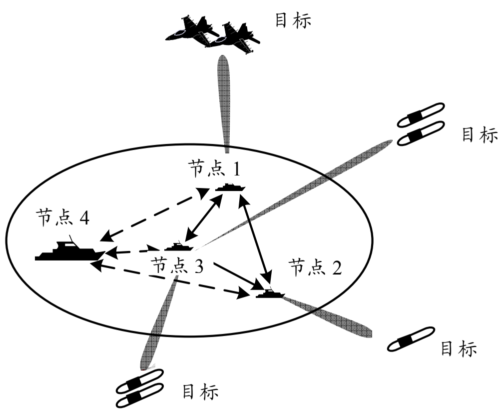

图 3　舰艇编队航渡过程中协同防空作战构成假想图

在舰艇编队对空防御作战时，与编队各个作战单元空间分布和携带的武器装备的数量有直接的关系。假设某一护卫舰距离目标的位置是一个最佳拦截位置，但是对于同一方向来的反舰巡航导弹的拦截，如果连续进行拦截，则必然导致自身作战资源的匮乏，最终失去生存能力，需要通过协同，合理分配整个编队的防空资源。

为了简化问题，笔者将舰艇编队指控各系统组成的网络采用 2 个典型的分割方案，第 1 种方案是驱逐舰节点单独作为一个簇，第 2 种方案是 4 艘舰艇共同组成一个簇，其网络分割分别如图 2 中 A 和 B 的情况。接下来，对这 2 种方案进行分析和对比，研究有无协同对决策质量的影响。

图 2 中的节点 4 为舰艇编队的旗舰(驱逐舰)，节点 1，2，3 分别代表编队中的 3 艘护卫舰。通过前面的分析已知道，在图 2 左侧“簇 A”中，编队间的关键信息元素为驱逐舰提供的防空资源量 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$，但是由于护卫舰节点之间无信息共享，所以相互的需求是不知道的，也就是说，驱逐舰节点决策时，关键信息是没有联系的，即相互独立。随着事件进程的变化，护卫舰节点不断通报所需资源信息，这种信息是没有关联的，也不能增加驱逐舰主节点“簇”决策的知识，所以，决策节点之间不存在协同。在图 2 左侧“簇 B”中，编队间的关键信息元素为 3 艘护卫舰的防空资源需求量 $A=\{a_1,a_2,a_3\}$，由于护卫舰节点信息共享，对于整个“簇”来说，这些关键信息元素互相关联和影响，这种互相影响和关联的结果增大了节点彼此协同的机会。这种协同随着作战进程不断的变化，导致了主决策节点驱逐舰根据所有的资源库存情况不断的决策和调整，这个过程是决策节点之间的协同。

3.2　仿真设计

笔者假设 3 艘护卫舰作战节点对作战资源的需求数据符合正态统计的，它们的期望值分别为 4，6，10。下面，根据前面建立的模型笔者利用 Matlab 进行仿真与分析。

首先生成一个期望分别为 [4,6,10] 的三元正态分布的数据 1 000 个。首先从中随机抽取其中的 100 个数据为一组样本，样本数据的分布情况如图 4。

通过仿真计算，首先，可以得到该组样本的满足均值为 $\mu_1 = 3.8642$，$\mu_2 = 6.0606$，$\mu_3 = 10.447$，方差为 $\sigma_1 = 1.2002$，$\sigma_2 = 1.7150$，$\sigma_3 = 2.0985$ 的概率分布。然后，得到随机变量无关联的情况下最大协方差为 $\boldsymbol{\Sigma}_{nc} = \begin{bmatrix} 1.4643 & 0 & 0 \\ 0 & 2.0924 & 0 \\ 0 & 0 & 2.5603 \end{bmatrix}$，随机变量相互相关时的协方差矩阵为 $\boldsymbol{\Sigma}_n = \begin{bmatrix} 1.4405 & 1.1446 & 0.8037 \\ 1.1446 & 2.9414 & 0.5638 \\ 0.8037 & 0.5638 & 4.4039 \end{bmatrix}$。同时，还得到相关系数为 $\rho_{12} = \rho_{21} = 0.5560$，$\rho_{23} = \rho_{32} = 0.1567$，$\rho_{31} = \rho_{13} = 0.3191$。最终求的无协同情况下舰艇编队网络的知识为 $K_{nc}(X) = 0.6968$，有协同情况下的知识为 $K_c(X) = 0.8120$，有无协同间知识差值为 $\Delta K(x) = 0.1152$，因此得到有协同情况下整个舰艇编队的知识增长了 16.53%。

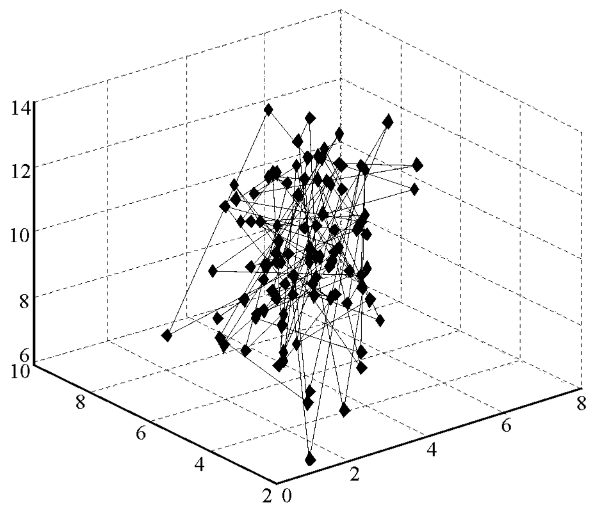

图 4　三元正态分布的空间分布图

将剩余的数据分成 9 组样本，进行同样的仿真，结果如表 1。为了更加直观，将表 1 的数据画成直方图，如图 5。

表 1　10 组样本数据的仿真结果

相应值	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ρ_{12}	0.556 0	0.605 6	0.702 6	0.645 0	0.585 9	0.561 1	0.673 9	0.580 1	0.697 8	0.704 0
ρ_{23}	0.156 7	0.354 5	0.473 5	0.340 2	0.453 7	0.348 6	0.426 7	0.296 4	0.288 1	0.506 5
ρ_{31}	0.319 1	0.370 1	0.499 3	0.439 7	0.523 9	0.425 1	0.475 8	0.210 0	0.441 6	0.570 2
$K_{nc}(X)$	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8	0.696 8
$K_c(X)$	0.812 0	0.839 4	0.889 3	0.858 1	0.862 1	0.833 5	0.875 4	0.816 9	0.874 9	0.900 1
$\Delta K(x)$	0.115 2	0.142 7	0.192 5	0.161 4	0.165 3	0.136 7	0.178 6	0.120 1	0.178 1	0.203 3
$\left(\Delta K(x)/K_{nc}(X)\right)$/%	16.53	20.47	27.62	23.16	23.72	19.61	25.63	17.23	25.26	29.17

（下转第 48 页）