미래전에서 정보가 지휘결심에 미치는 효과 분석

유재영* · 조용건*

Analysis of the Effects that Information contributes to Commands for Future Warfare

Jae-Young Yoo* · Yong-Gun Jo*

요 약

본 논문에서는 각각의 지휘소에서 수행되는 지휘결심의 질적 측면에서 네트워크를 통해서 수집되고 공유되는 정보의 효과를 평가하는 방안을 도출하고자 한다. 이러한 효과는 각각의 지휘소에서 수행되는 지휘결심에 결정적인 정보 요소에 대한 불확실성의 감소를 통해서 수학적으로 측정할 수 있다. 각종 보고들이 점점 많아질수록 불확실성은 줄어들고, 정보의 양은 증가하게 된다. 이러한 경우에 개체들간의 협동 과정에 의한 효과를 엔트로피를 이용하여 지식 함수 측면으로 살펴보고자 한다.

ABSTRACT

The objective of this work is to produce a method to assess the effects of information gathering and sharing across an information network on the quality of commands taken by a group of headquarters. The effect is measured mathematically in terms of the reduction in uncertainty about the information elements deemed critical to the commands to be taken at these headquarters. The more reports confirming information elements, the less uncertainty remains and the more knowledge is gained. In this case, we present the effects of collaboration among nodes on knowledge using entropy.

키워드

정보, 지휘결심, 엔트로피, 지식

Key word

Information, Command, Entropy, Knowledge

* 광운대학교 방위사업학과

접수일자 : 2009. 10. 14
심사완료일자 : 2009. 12. 28

I. 서 론

군사 작전에 소개되고 있는 새로운 정보 기술들은 향상된 작전 절차와 지휘 구조를 찾게 하는데 있어서 자극이 된다. 기술적으로 플랫폼 중심 작전과 중앙집중화된 지휘 통제를 대체할 네트워크 중심 작전과 분산화된 지휘 통제와 같은 다양하고 새로운 개념들이 제시되고 있다.

본 논문의 목적은 각각의 지휘소에서 수행되는 지휘결심의 질적 측면에서 네트워크를 통해서 수집되고 공유되는 정보의 효과를 평가하는 방안을 도출하는 것이다. 이러한 효과는 각각의 지휘소에서 수행되는 지휘결심에 결정적인 정보 요소에 대한 불확실성의 감소를 통해서 측정할 수 있다. 이때 관심사항은 지휘결심을 위한 정보의 수준을 측정함으로써 우리가 알게 되는 확실성의 수준이다. 즉 각종 보고들이 점점 많아질수록 불확실성은 줄어들고, 정보의 양은 증가하게 된다.

수집된 정보의 완전성과 네트워크에 의한 효과는 지휘관이 사용가능한 정보의 질적 평가를 통해서 반영될 수 있다. 향상된 지휘결심 과정은 정보의 증가를 기반으로 하며, 그것은 불확실성의 감소라는 결과를 이끌어낸다. 일반적으로 군사 작전에서는 신속한 지휘결심이 중요하기 때문에, 이를 위한 정보 요소 수집 방법들과 작전 중 전투원들간의 정보 공유, 정보의 처리 그리고 그것들의 효과들에 초점을 맞춘다.

II. 지휘결심을 위한 네트워크 모델

세계의 많은 군대들은 정보 우위를 달성하기 위해서 많은 노력을 기울이고 있다. 어떤 상황하에서 지휘 통제 능력의 통합은 인식의 공유와 협동 과정에 있어서 상당한 향상을 위해 네트워크 중심의 정보 환경에서 무기 시스템과 전투력의 통합을 유도한다[1][2].

다양한 방법들을 사용해서 네트워크를 평가할 수 있는데[3], 여기서는 네트워크의 몇 가지 특성들과 분석을 통해서 측정해보고자 한다. 정보 그 자체에 초점을 맞추고 그것이 어떻게 지휘관에게 영향을 미치는지 알아보기 위해서 핵심 요소로 Shannon의 정보 엔트로피(entropy)를 사용한다[4].

여러 클러스터들 중에서 하나를 i라고 하고, i 클러스터에 있는 지휘관은 시간 t에 결정적인 지휘결심을 해야 한다고 가정하자. 지휘결심을 하기 위해서 클러스터에 요구되는 정보의 추정치는 시간적으로 축적이 되고, 시간 t에서 필요한 C개의 결정적 정보 요소들을 $\{a_1, a_2, \cdots, a_C\}$라고 한다면, 현재 추정되는 값을 $\mathbf{x}_i(t) = [x_{i,1}(t), x_{i,2}(t), \cdots, x_{i,C}(t)]$로 표시한다. 따라서 결정적 정보 요소들의 추정치를 위한 전체 값은 식 (1)과 같이 $t \times C$ 행렬 형태가 된다. 행렬에서 각 요소는 i 클러스터의 시간 j에서 결정적 정보 요소 a_k에 대한 추정치를 의미한다.

$$[\mathbf{x}_i(1), \mathbf{x}_i(2), \cdots, \mathbf{x}_i(t)] = [x_{i,k}(j)]_{t \times C} \quad (1)$$
$$= \begin{bmatrix} x_{i,1}(1) & x_{i,2}(1) & \cdots & x_{i,C}(1) \\ x_{i,1}(2) & x_{i,2}(2) & \cdots & x_{i,C}(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1}(t) & x_{i,2}(t) & \cdots & x_{i,C}(t) \end{bmatrix}$$

III. 불확실성과 수학적 분석

대부분의 경우에, 각 클러스터 내에서의 지휘결심들은 그것을 지원하기 위해서 필수적인 결정적 정보 요소들에 대해서 완벽하게는 알지 못한 상태에서 수행된다. 불확실성의 정도는 획득된 정보들이 얼마나 결정적인 정보에 해당하는가와 지휘관들간에 협동이 얼마나 잘 이루어지는가에 달려있다. 정보 엔트로피는 불확실성을 추정하기에 합리적이며, 클러스터에서 필요한 결정적 정보 요소들을 표현하기에 적합한 엔트로피 모델이다.

3.1 불확실성

불확실성이란 행동을 차단하기 위한 일종의 의심과 위협이다. 정보의 중요한 부분이 없어져서 믿음이 가지 않고 모호하고 일관성이 없거나 해석이 곤란하여, 지휘관이 행동하기를 꺼리게 된다. 결국 지휘관의 지휘결심이 지연되는 결과를 초래하게 된다. 즉, 불확실성은 상황을 재빨리 판단하는 능력의 반대되는 측면이다. 지휘관의 경험이 신속하게 행동을 취하게 만드는데 반해, 불확실성은 의심만 하게 만들어 버린다. 따라서 완벽한 확실

성이란 거의 곤란하기 때문에, 지휘관들은 사건을 전체적으로 모두 이해하지 않고도 때로는 상황을 진행시킬 수 있어야 한다.

3.2 다중 정규 분포 모델

먼저 결정적 정보 요소들에 대한 불확실성이 다중 정규 분포 형태인 간단한 경우를 살펴보고, 이후에 클러스터에서 공유된 전체 정보 요소 $\mathbf{A}=\{a_1,a_2,\cdots,a_C\}$를 고려한다. 그 값들을 확률 변수 $\mathbf{X}=[x_1,x_2,\cdots,x_C]^T$로 표현하고, 결정적 정보 요소들의 전체적인 불확실성을 평가하기 위해서 불확실성은 식 (2)와 같은 다중 정규 분포 함수로 나타낼 수 있다. 이때 분포 함수의 엔트로피는 공분산 행렬에서 쉽게 계산될 수 있고, 클러스터에서 가용한 지식 수준을 측정할 수 있는 기초자료로 사용된다. 지식 수준이 향상될수록, 더 사실에 가까운 결정적 정보 요소의 추정치를 얻을 수 있다.

$$f(\mathbf{X})=\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^C|\boldsymbol{\Sigma}|}}e^{\left(-\frac{1}{2}[\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu}]^T\boldsymbol{\Sigma}^{-1}[\mathbf{X}-\boldsymbol{\mu}]\right)} \qquad (2)$$

3.3 정보 엔트로피

클러스터 내에서 수행되는 지휘결심은 지휘관이 각 결정적 정보 요소의 사실 값을 얼마만큼 아는가에 의존한다. 그러므로 $f(\mathbf{X})$는 결정적 정보 요소 값과 관련된 불확실성의 수준을 나타내고, 그것은 지식 수준을 측정하기 위한 기초가 된다. 지식 수준을 측정하기 위해서 정보이론의 정보 엔트로피 개념을 적용한다.

정보 엔트로피는 Shannon 엔트로피라고도 하는데, 이것을 이용해서 확률 분포에서 정보의 양을 측정할 수 있다. 확률 밀도 함수 $f(\mathbf{X})$를 위한 정보 엔트로피는 식 (3)과 같이 $f(\mathbf{X})$의 로그의 음수 값에 대한 기대치로 정의된다[4]. 만일, $f(\mathbf{X})$가 연속적이면 $H(\mathbf{X})$는 미분 엔트로피라고 한다. 다중 정규 분포 함수에서 미분 엔트로피는 식 (4)와 같이 계산되며[5], $|\boldsymbol{\Sigma}|$는 공분산 행렬 $\boldsymbol{\Sigma}$의 행렬식에 대한 절대값이다.

$$\begin{aligned} H(\mathbf{X}) &= E[-\log f(\mathbf{X})] \qquad (3) \\ &= -\int_{x_1}\int_{x_2}\cdots\int_{x_C} f(\mathbf{X})\log f(\mathbf{X})\,dx_C\cdots dx_2 dx_1 \end{aligned}$$

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

하지만 본 논문에서는 엔트로피간의 상대적인 크기만 알 수 있으면 되기 때문에, 식 (4)에서 C는 상수이고 $H(\mathbf{X})$는 공분산에만 영향을 받으므로 간략화해서 $H(\mathbf{X})\approx\log|\boldsymbol{\Sigma}|$으로 쓸 수 있다.

이제부터 엔트로피로부터 얻어지는 지식을 계량화해서 지식 함수 $K(\mathbf{X})$라 하고, 이것은 클러스터에 있는 지휘관이 정보 요소들 $\{a_1,a_2,\cdots,a_C\}$와 그것들의 상호작용을 얼마만큼 아는가를 반영한다. $K(\mathbf{X})$는 $0\le K(\mathbf{X})\le 1$ 범위를 갖는데, $K(\mathbf{X})$가 0에 가까우면 지식 수준이 낮은 것이고, $K(\mathbf{X})$가 1에 가까우면 지식 수준이 높은 것이다.

다중 정규 분포 함수에서 $K(\mathbf{X})$를 구해보자. 먼저 최대 결합 엔트로피를 구해보면, $H_{\max}(\mathbf{X})=\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}$으로 나타낼 수 있다. 물리적으로 이것은 확률 분포 함수 $f(\mathbf{X})$에서의 최대 불확실성을 의미한다. 최대 엔트로피가 $\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}$인 경우, 임의의 시간에서 남은 엔트로피는 $\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}-H(\mathbf{X})$이다. 따라서 $K(\mathbf{X})$는 식 (5)와 같이 [0, 1] 범위를 갖는 식으로 정의할 수 있다.

$$K(\mathbf{X})=1-e^{-\left[\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}-H(\mathbf{X})\right]} \qquad (5)$$

식 (5)에서 보는 바와 같이 공분산 행렬식의 절대값이 최대값에 다가가면 지식 수준은 최소값이 되며, 반대로 행렬식의 절대값이 최소가 되면 지식 수준은 최대가 된다[6].

지휘관들 사이에 이상적으로 정보 공유가 이루어지면, 정보 엔트로피는 낮아지며 지식 수준은 증가한다. 왜냐하면 결정적 정보 요소들 사이에 상관도는 증가하고 분산값은 작아지기 때문이다. 또한 엔트로피가 감소하고 지식 수준이 증가하면, 확률 변수들간의 상관도를 알 수 있다. 이것은 한 결정적 정보 요소가 다른 정보 요소를 알 수 있게 해줄 수 있다는 것을 의미한다. 본 논문에서 확률 변수 함수를 사용해서 분석을 하려는 것은 이러한 연관성을 고려하기 위해서이다.

Ⅳ. 협동 과정에 의한 효과

네트워크는 지휘관들이 클러스터를 형성하여 정보를 공유함으로써 서로 협동을 할 수 있는 기회를 부여한다. 공유 활동을 통해서 우리가 알고 있는 것이 무엇인지와 얼마나 정확한 것인지에 대해서 상승 효과를 얻을 수 있다. 다시 말해서, 협동 과정은 지휘관이 지휘결심을 하기 위해서 필요한 정보의 양적, 질적 측면 모두를 향상시켜준다.

4.1 지식 함수와 속성

정보 엔트로피는 결정적 정보 요소에 대한 지식 수준을 평가하기 위한 좋은 방안이다. 지금까지는 어떤 정보 요소의 확률 분포와 연관되어 엔트로피로부터 유도된 지식 함수에 대해서만 살펴보았는데, 엔트로피 함수는 항상 분산을 포함한 분포 함수이다. 그러므로 지식 함수는 단지 정밀도에 관한 함수라고 할 수 있다. 즉, 그것은 결정적 정보 요소의 관측들에 대해서 서로 유사한 정도를 측정하는 것이다. 네트워크화된 지휘관들이 지휘결심에 영향을 주는 정도를 평가하기 위해서, 지식 수준의 측정은 추정치에 대한 편향성과 완전성을 반드시 포함해야 한다.

추정에 있어서 편향성이라는 것은 고의적인 왜곡에 의한 에러를 말한다. 전혀 편향되지 않은 추정의 경우, $E[\hat{\mu}]=\mu$를 만족한다. 이것은 어떤 파라미터 $\hat{\mu}$에 대한 추정의 기대치가 파라미터 μ의 실제값과 같다는 의미이다. 따라서 추정에 대한 편향성을 b라고 하면, $b=|E[\hat{\mu}]-\mu|$라고 쓸 수 있다[7].

그러나 결정적 정보 요소의 추정치는 임의적으로 변화가 있을 수 있다. 예를 들어, 어떤 관측자가 수송용 장갑차를 전차로 잘못 판단하여 보고하는 경우가 생길 수도 있다. 이처럼 임의적으로 발생하는 에러들은 추정치의 정밀성에 영향을 준다. 왜냐하면, 에러들이 결정적 정보 요소의 분포에서 분산을 증가시키기 때문이다. 일반적으로 정밀성은 결정적 정보 요소들의 추정치가 얼마나 한 값에 모여 있느냐의 문제를 의미한다. 그러므로, 편향성과 정밀성은 서로 독립적이며, 편향된 추정치는 정밀할 수도 있고 아닐 수도 있다.

i 클러스터, 시간 j에서 공분산 행렬이 $\boldsymbol{\Sigma}$인 다중 정규 분포를 따르는 결합 확률 밀도 함수 $f(\mathbf{x}_i(j))$는 클러스터에서 C개의 정보 요소 모두가 가용하다는 가정하에 공유 개념 공간에 있는 결정적 정보 요소들과 관련된 불확실성을 나타낸다. 현재 추정치 $f(\mathbf{x}_i(j))$의 평균은 클러스터에서 공유되는 정보와 각종 보고들을 기초로 해서 현재 가장 적합한 추정치를 의미한다. 이때 공분산 행렬 $\boldsymbol{\Sigma}$는 추정치의 정밀성을 반영한다. 결합 확률 밀도 함수에서 가용한 정보의 양은 정보 엔트로피 $H(\mathbf{x}_i(j))=\log|\boldsymbol{\Sigma}|$를 통해서 측정된다. 따라서 정밀성과 정보 엔트로피는 모두 공분산 행렬의 함수임을 알 수 있다.

식별력이란 어떤 상황에 대한 단정을 내릴 수 있도록 해주는 인간의 능력을 의미하는데, 지식 수준은 이러한 능력을 강화시켜 줄 수 있다. 그러므로, 지식 수준은 식별력을 측정할 수 있는 도구로 사용될 수 있다. 앞서 살펴본 바와 같이, 정밀성만을 고려하면 엔트로피와 지식 수준은 반비례의 관계가 형성된다. 즉, 엔트로피가 증가하면 지식 수준은 감소한다. 일반적으로, 다중 정규 분포를 따르는 결합 확률 밀도 함수에 대한 지식 함수는 식 (6)과 같다.

$$
\begin{aligned}
K(\mathbf{x}_i(j)) &= 1-e^{-[\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}-H(\mathbf{x}_i(j))]} \\
&= 1-\frac{|\boldsymbol{\Sigma}|}{|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}}
\end{aligned}
\tag{6}
$$

여기서, $\log|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}$는 최대 정보 엔트로피이고, $|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}$는 공분산 행렬의 행렬식이다. 따라서 $K(\mathbf{x}_i(j))$는 정밀성만을 고려한다면 클러스터내에서의 식별력 수준을 의미할 수 있다.

다중 함수로 확장하기 위해서 가장 단순한 형태인 정보 요소가 2가지인 경우에서 전체 정보 엔트로피는 식 (7)과 같이 정의될 수 있다.

$$
\begin{aligned}
H(\mathbf{x}) &= \log|\boldsymbol{\Sigma}| \\
&= \log\left[\sigma_1^2\sigma_2^2(1-\rho_{1,2}^2)\right]
\end{aligned}
\tag{7}
$$

협동 과정이 없는 경우에는, 전체 정보 엔트로피가 $H(\mathbf{x})=\log(\sigma_1^2\sigma_2^2)$으로 간략화된다. 엔트로피를 통해서 확률 분포에서 불확실성 정도를 측정할 수 있으므로, $H(\mathbf{x})$가 작은 값을 갖게 되면 아주 이상적인 경우이다. 따라서 분산 σ_1^2, σ_2^2과는 상관없이 $|\rho_{1,2}|$이 1에 가

까워야 좋다. 반대로, $\rho_{1,2}=0$인 경우 엔트로피 값은 최대가 되며, 이것은 불확실성이 가장 높다는 것을 의미하게 된다. 협동 과정이 없는 경우(가)와 있는 경우(나)에 엔트로피의 변화량은 식 (8)처럼 쓸 수 있다. 앞서 언급했듯이 $|\rho_{1,2}|$이 1에 가까워지면, 이 값은 최대값을 갖는다.

$$H_{가}(\mathbf{x})-H_{나}(\mathbf{x})=-\log\left(1-\rho_{1,2}^2\right) \tag{8}$$

엔트로피를 이용해서 지식 함수를 얻기 위해서는 먼저 엔트로피의 최대값을 알아야 한다. 왜냐하면, 미분 엔트로피인 연속 확률 변수의 엔트로피는 항상 유계값을 갖지 않기 때문이다. 엔트로피의 최대값은 분산의 최대값이나 공분산 행렬의 행렬식을 통해서 얻을 수 있고, 확률 변수간에 상관 관계가 없을 때 공분산 값이 최대이므로, 식 (9)를 얻을 수 있다.

$$H_{\max}(a_1,a_2)=\log\left(\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\right) \tag{9}$$

협동 과정이 없는 경우와 있는 경우에 식별력의 수준을 측정하기 위해서 지식 함수를 유도하면, 각각 식 (10), (11)과 같다.

$$\begin{aligned} K_{가}(\mathbf{x}) &= 1-e^{-\left[\log\left(\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\right)-\log\left(\sigma_1^2\sigma_2^2\right)\right]} \\ &= 1-\frac{\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2} \end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} K_{나}(\mathbf{x}) &= 1-e^{-\left[\log\left(\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2\right)-\log\left[\sigma_1^2\sigma_2^2\left(1-\rho_{1,2}^2\right)\right]\right]} \\ &= 1-\frac{\sigma_1^2\sigma_2^2\left(1-\rho_{1,2}^2\right)}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2} \end{aligned} \tag{11}$$

따라서 협동 과정에 의한 효과는 식 (10), (11)에서 차이를 이용해서 구할 수 있으며, 이것은 식 (12)와 같이 식별력의 증가를 의미한다. 결국, 정보 요소 a_1과 a_2사이의 상관 관계는 지식 수준의 향상을 가져다 준다.

$$\begin{aligned} \triangle K(\mathbf{x}) &= K_{나}(\mathbf{x})-K_{가}(\mathbf{x}) \\ &= \frac{\rho_{1,2}^2\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2} \end{aligned} \tag{12}$$

4.2 정확성

정확성은 결정적 정보 요소들의 추정치가 얼마나 실제 값에 근접해 있는가를 의미한다. 협동 과정은 정확성에 영향을 주며, 정확성은 편향성과 정밀성 측면으로 이루어진다. 편향성이 작을수록 추정치는 실제 값에 가까워지고, 정밀성이 클수록 추정치에 대한 신뢰도가 증가한다.

정보에 대한 분포 함수의 평균을 실제값이라고 가정하면, 편향성은 실제값으로부터 떨어진 거리라고 볼 수 있다. 하지만 실제값을 알지 못하는 실제 작전의 경우에는 보고된 정보에 대해서 일관성이 요구된다.

일반적으로 정보 요소 a가 평균 μ인 확률 분포 함수 $f(x)$를 갖는 미지수 x라는 값을 가지면, 편향성 b는 $|E[\hat{\mu}]-\mu|$이고, $\hat{\mu}$은 x의 평균에 대한 기대치였다. 정확성은 편향성과 정밀성으로 구성되므로, 두 가지를 통합할 수 있는 수식이 필요하다. 이를 위해서 평균 제곱 오차라고 하는 MSE를 사용하면, 이것은 $E\left[(\hat{\mu}-\mu)^2\right]$으로 표현할 수 있다. 따라서 $\hat{\mu}$의 분산이 σ^2이므로, $E\left[(\hat{\mu}-\mu)^2\right]=b^2+\sigma^2$으로 쓸 수 있다[7][8]. 이 식은 편향성과 정밀성을 모두 포함하고 있으므로, 아주 유용한 수식이 된다.

4.3 지식 함수의 결합

이번에는 지식 함수에서 분산을 MSE로 바꾸어본다. 이렇게 할 경우, 편향성을 설명하기 위한 분산이 증가한다. MSE는 분산에 의해 아래로 유계이므로 편향성이 0일 때, MSE는 분산값을 갖는다. 분산을 MSE로 바꾼 지식 함수를 $K_{MSE}(x)$라 하면, 식 (13)과 같다. 이 식을 위해서 앞서 설명했었던 엔트로피와 MSE를 사용한다. 그러므로, 다중 정규 분포의 경우에는 식 (14)와 같이 사용할 수 있다.

$$K_{MSE}(x)=1-e^{-\left[H_{\max,MSE}(x)-H_{MSE}(x)\right]} \tag{13}$$

$$K_{MSE}(\mathbf{x})=1-\frac{b^2+|\boldsymbol{\Sigma}|}{\left(b^2+|\boldsymbol{\Sigma}|\right)_{\max}} \tag{14}$$

MSE의 최대값은 편향성과 정밀성이 최대인 경우의 조합이므로, 정확성이 가장 낮은 경우를 의미한다. 또한 편향성과 정밀성은 상호 독립적이므로 MSE의

최대값은 두 요소가 각각 최대일 때이고, $(b^2+|\boldsymbol{\Sigma}|)_{\max}=b_{\max}^2+|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max}$으로 쓸 수 있다.

따라서 위 내용과 정확성을 사용하면 협동 과정이 없는 경우와 있는 경우에 지식 함수는 각각 식 (15), (16)과 같다.

$$K_{MSE_{가}}(\mathbf{x})=1-\frac{b^2+\sigma_1^2\sigma_2^2}{b_{\max}^2+\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2} \tag{15}$$

$$K_{MSE_{나}}(\mathbf{x})=1-\frac{b^2+\sigma_1^2\sigma_2^2-\rho_{1,2}^2\sigma_1^2\sigma_2^2}{b_{\max}^2+\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2} \tag{16}$$

결국, 편향성, 정밀성을 측정함으로써 지식 수준에 있어서 협동 과정에 의한 효과는 식 (15)와 (16)의 차이를 이용해서 구할 수 있으며, 이것은 식 (17)과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned}\triangle K_{MSE}(\mathbf{x}) &= K_{MSE_{나}}(\mathbf{x})-K_{MSE_{가}}(\mathbf{x}) \\ &= \frac{\rho_{1,2}^2\sigma_1^2\sigma_2^2}{b_{\max}^2+\sigma_{1,\max}^2\sigma_{2,\max}^2}\end{aligned} \tag{17}$$

충분히 예상할 수 있겠지만, 식 (17)의 값은 정밀성만을 고려한 경우(식 (12))보다 감소한다. 그러나 추정치가 전혀 편향성이 없다면($b=0$), 결과는 같아진다. 또한 드문 경우이지만 추정치가 실제값에 해당한다면(분산이 없다), 식 (17)은 협동 과정이 없는 경우와 있는 경우에 차이가 없다.

4.4 완전성

결정적 정보 요소의 개수가 최대 C개이고, i 클러스터, 시간 t에서 완전한 데이터는 $\mathbf{x}_i(t)=[x_{i,1}(t),x_{i,2}(t),\cdots,x_{i,C}(t)]$이다. 그러나 현재까지 보고된 결정적 정보 요소의 개수가 n개$(n\le C)$이고, 추가적인 보고를 받을 수 없는 시간적으로 촉박한 상황이라면, 지휘관은 완전한 정보를 가지고 있지 못한 상태에서 지휘결심을 해야 한다. 자신의 경험과 다른 정보들을 이용해서, 지휘관은 필요한 정보 요소에 대한 추측을 해야만 하는 경우도 발생한다.

지금부터, i 클러스터, 시간 t에서 완전성을 측정하기 위해서 식 (18)과 같이 정의한다.

$$Y_{i,t}(n)=\left(\frac{n}{C}\right)^{\zeta} \tag{18}$$

ζ는 지휘관이 불완전한 정보로 인해서 위험에 빠질 가능성을 반영하기 위한 인수이다. $\zeta>1$이면 지휘관이 위험에 빠질 가능성이 높은 경우를 의미하며, $\zeta<1$이면 지휘관이 위험에 빠질 가능성이 거의 없는 경우이다. 그리고 $\zeta=1$이면 지휘관이 위험에 빠질 가능성이 애매모호한 경우를 의미한다. 완전성이라는 것을 정의하여 사용하려는 궁극적인 이유는 지휘관이 인지한 것들에 대한 불확실성을 반영하기 위해서이다.

4.5 협동 과정의 효과 측정

최종적으로, 협동 과정에 의한 효과를 측정하기 위해서 지금까지 설명한 정확성, 완전성을 지식 함수와 결합한다. $Y_{i,t}(n)=Y_{i,t}(C)=1$에 해당하는 완전성을 가지고 있는 경우가 가장 이상적인 경우로써, 클러스터에서 공유되는 지식 수준이 완벽하게 정확하다 ($K_{MSE}(\mathbf{x})=1$)는 의미이다. 이 경우에, 협동 과정은 완전한 정보를 제공해 줄 수 있고, 정확성은 지휘관에게 완벽한 지식 또는 상황에 대한 인식을 제공한다. 하지만, 이러한 이상적인 경우는 매우 드물 것이다. 따라서 정확성, 완전성이 지식 함수에 미치는 영향을 살펴볼 필요가 있다.

지식 함수 $K_{MSE}(\mathbf{x})$는 엔트로피의 분산을 MSE로 바꾸었기 때문에 편향성과 정밀성에 대한 설명을 포함하고 있다. 일반적으로, $Y_{i,t}(n)$이 작으면, 지식 함수도 작아진다. 왜냐하면, 추정치의 정확성이 단지 몇 개의 정보 요소만을 가지고 이루어졌기 때문이다. 이것을 반영하기 위해서 엔트로피 계산에서 MSE를 식 (19)와 같이 수정하여 사용한다.

$$\frac{b^2+\sigma^2}{Y_{i,t}(n)} \tag{19}$$

식 (19)는 $Y_{i,t}(n)\to1$인 경우에 MSE가 되고, $Y_{i,t}(n)\to0$인 경우에는 유계값없이 증가한다. 이것은 어떠한 정보도 가지고 있지 못하면, 지식이 전혀 없으며 편향성과 분산에 대한 추정 등이 모두 무의미하다는 것을 의미한다. 하지만 임의의 유계값을 설정하기 위해서,

$n=1$인 가장 안 좋은 경우를 설정한다. $Y_{i,t}(1)=C^{-\zeta}$가 되므로, 위로 유계값은 식 (20)과 같다.

$$\frac{b_{\max}^2+\sigma_{\max}^2}{C^{-\zeta}}=C^{\zeta}(b_{\max}^2+\sigma_{\max}^2) \tag{20}$$

이것은 필수적인 정보 요소들이 많아질수록, MSE의 최대값도 증가하는 효과를 갖는다는 것을 보여준다. 만일 $C=1$이라면, 엔트로피에 전혀 영향이 없음에 주의해야 한다. 정확성과 완전성을 포함한 지식 함수를 $K_\kappa(x)$라 하면, 이것은 식 (21)과 같다.

$$K_\kappa(x)=1-e^{-[H_{\kappa,\max}(x)-H_\kappa(x)]} \tag{21}$$

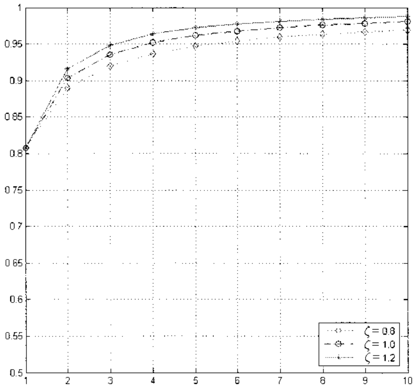
여기서, $H_{\kappa,\max}(x)$는 분산의 최대값을 $C^{\zeta}(b_{\max}^2+\sigma_{\max}^2)$로 바꾸어 계산한 엔트로피이고, $H_\kappa(x)$는 현재 분산값을 식 (22)와 같이 바꾸어 계산한 현재 엔트로피이다. 그러므로, 모두 종합해보면 지식 함수 $K_\kappa(x)$는 식 (23)과 같다.

$$\frac{b^2+\sigma^2}{Y_{i,t}(n)}=\left(\frac{C}{n}\right)^{\zeta}(b^2+\sigma^2) \tag{22}$$

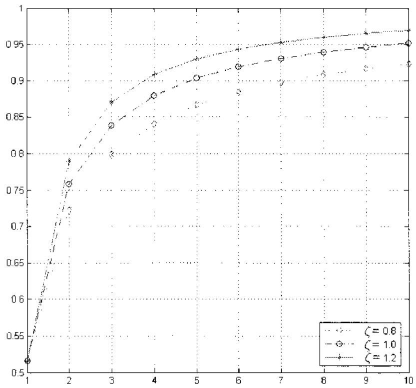
$$K_\kappa(x)=1-\frac{b^2+\sigma^2}{n^{\zeta}(b_{\max}^2+\sigma_{\max}^2)} \tag{23}$$

식 (23)에서 볼 수 있듯이 필수적인 정보 요소들에 대해서 많이 보고가 될수록 지식 수준은 증가하고, $n=C$일 때 최대값을 갖는다. 그림 1은 $b_{\max}=2$, $\sigma_{\max}=3$인 경우에 n에 따른 지식 함수 값을 보여주고 있다. 그림의 (가)와 (나)를 비교해보면 알 수 있듯이 b와 σ가 증가하면, 지식 수준은 감소하게 된다. 식 (23)은 직관적으로도 이해가 쉬우므로, 다중 정규 분포 함수로 확장하면 식 (24)와 같다.

$$K_\kappa(\mathbf{x})=1-\frac{b^2+|\boldsymbol{\Sigma}|}{n^{\zeta}(b_{\max}^2+|\boldsymbol{\Sigma}|_{\max})} \tag{24}$$



(가)



(나)

그림 1. 지식 함수 $K_\kappa(x)$
(가) $b=0.5$, $\sigma=1.5$ (나) $b=1.0$, $\sigma=2.3$
Fig. 1 Knowledge Function $K_\kappa(x)$
(가) $b=0.5$, $\sigma=1.5$ (나) $b=1.0$, $\sigma=2.3$

V. 결 론

지금까지 개체들간의 협동 과정에 의한 효과를 지식 함수 측면으로 살펴보았다. 협동 과정을 통해서 공유된 정보의 효과는 정확성과 완전성이었고, 대부분의 경우에 이러한 효과는 유동적이다. 왜냐하면, 수신된 보고들의 양과 질이 다양하고 시간적으로 계속해서 진행되고 있기 때문이다.

본 논문에서는 정보가 지휘관의 지휘결심에 어느 정도의 영향을 미치는가에 대해 살펴보기 위해서 엔트로

피 개념만을 적용하였다. 추후에는 정보 자체의 속성 뿐만아니라 지휘관들로 이루어진 네트워크에 의한 효과도 반영하고자 한다.

참고문헌

[1] David S. Alberts, John J. Garstka, Richard E. Hayes and David A. Signori, *Understanding Information Age Warfare,* US Department of Defense, Command and Control Research Program, 2001.

[2] David S. Alberts, John J. Garstka and Frederick P. Stein, *Network Centric Warfare,* 2nd edition, US Department of Defense, Command and Control Research Program, 2002.

[3] Réka Albert and Albert-László Barabási, "Statistical Mechanics of Complex Networks", *Reviews of Modern Physics,* vol. 74, January 2002.

[4] Claude E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communications", *Bell Systems Tech Journal,* vol. 27, pp. 379~423, 623~656, 1948.

[5] T. M. Cover and J. A. Thomas, "Determinant inequalities via information theory", *SIAM J. Matrix Anal. Appl.*, vol. 9, no. 3, pp. 384~392, July 1988.

[6] Walter L. Perry, Robert W. Button, Jerome Bracken, Thomas Sullivan and Jonathan Mitchell, *Measures of Effectiveness for the Information-Age Navy: The Effects of Network-Centric Operations on Combat Outcomes,* RAND Corporation, MR-1449- Navy, Santa Monica, California, 2002.

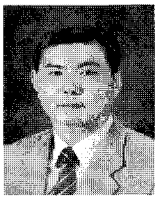
[7] Rodger E. Ziemer, *Elements of Engineering Probability and Statistics,* Prentice-Hall, 1997.

[8] Thomas M. Cover and Joy A. Thomas, *Elements of Information Theory,* Wiley, New York, 1991.

저자소개

유재영(Jae-Young Yoo)

2005년 연세대학교 전자공학과 (공학석사)
2008년~현재 광운대학교 방위사업학과 박사과정
※관심분야 : 군사/국방과학, 군통신, 네트워크



조용건(Yong-Gun Jo)

1982년 육군사관학교 전자공학과 (이학사)
1988년 국방대학원 전산학과 (공학석사)
1998년 KAIST 전산학과 (공학박사)
2007년~현재 광운대학교 방위사업학과 교수
※관심분야 : NCW, 국방아키텍처, 정보보안