

## 전자상거래에서 확장된 교차제의 게임을 이용한 에이전트간 자동협상 모델

정종진

경문대학 컴퓨터정보과  
(jjjung@kmc.ac.kr)

조근식

인하대학교 컴퓨터공학부  
(gsjo@inha.ac.kr)

.....

최근 전자상거래에서 다양한 에이전트 기법을 전자상거래에 적용하여 구매자와 판매자간의 매매를 지능적으로 수행시키는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 특히, 에이전트에 협상능력을 부여하여 에이전트들이 사용자 대신 해서 자동 또는 수동적인 환경에서 협상을 수행하고 계약을 체결하도록 하는 연구가 시도되고 있다. 그러나 기존의 연구들에서의 협상방식은 자동협상을 수행할 경우 협상 메커니즘이 단순하여 협상의 항목과 범위가 극히 제한되는 경향이 있고, 수동협상의 경우 에이전트는 사용자간의 협상 프로세스를 지원하기 위한 환경에 머무르는 수준에 머무르고 있다. 본 논문에서는 기존의 게임이론에서의 협상모형을 응용하여 협상 에이전트들이 전략적인 방식에 의해 서로의 의견을 조정하면서 매매계약을 체결하도록 하는 자동협상 모델을 제안한다. 제안된 협상모델에서 에이전트들은 협상 시 다양한 매매조건들을 협상이슈로 구성하여 자신의 협상제안을 단계적으로 제시한다. 그리고 협상이 진행됨에 따라 상대방에 대한 협상모형을 구축하고 협상이슈들에 대한 가중치 학습을 통해 상대방의 협상 포인트를 파악한다. 따라서 에이전트들은 서로의 이득을 최대화시키고 이득의 불균형을 해소하는 방향으로 협상을 수행한다. 본 논문에서는 제안한 협상 메커니즘을 내장한 에이전트들을 구현하고, 다양한 실험을 통하여 제안한 협상 모델의 타당성과 효율성을 평가하도록 한다.

.....

### 1. 서론

전자상거래가 활성화되면서 멀티에이전트를 비롯한 다양한 에이전트 기법을 전자상거래에 적용하여 구매자와 판매자간의 매매를 지능적으로 수행시키는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 에이전트는 주로 구매자와 판매자를 대신해서 이들간의 중개자 또는 조정자의 역할을 수행한다. 에이전트는 사용자를 대신하여 상거래 활동을 수행해야 하기 때문에 여러 가지 능력을 갖추고 있어

야 한다. 사용자의 요구사항을 반영하기 위한 요구수용능력을 비롯하여, 제품에 대한 탐색능력, 올바른 제품을 선택하는 선정능력 그리고 특정 제품을 선택하고 난 후 판매자와 계약을 맺기 위해서 요구되는 협상능력 및 의사결정능력 등을 갖추고 있어야 한다. 이러한 능력을 갖추고 있는 에이전트들은 전자상거래 환경에서 쇼핑몰과 같은 판매 웹사이트나 시장에서 상대 에이전트와 직접 연결하기도 하고, 중개 에이전트를 통하여 매매 가능성이 있는 상대 에이전트들과 연결되기

도 한다. 그러나 에이전트들이 서로 연결되었다는 것은 상거래 행위의 대상인 구매자나 판매자의 요구사항들간의 유사성에 근거한 것이다. 즉, 구매자와 판매자는 서로의 일방적인 매매조건과 수용능력이 근접할 때 연결되어 매매계약을 위한 활동을 수행하는 것이다. 따라서 서로의 이익을 향상시키기 위해서는 이들이 협상(Negotiation)을 통하여 매매조건과 수용능력을 조정할 필요가 있다. 협상은 가격이나 지불조건 등과 같은 항목들을 대상으로 구매자와 판매자간의 이익을 조정하면서 실제적인 계약을 체결하도록 하는 과정이다. 상거래에서 B-to-C 환경에서는 가격이나 기타 다른 매매조건들이 고정된 상태에서 거래하게 되므로 이것들에 대한 쌍방간의 협상의 여지가 없이 매매가 단순하게 성립된다. 그러나 B-to-B나 C-to-C 환경에서는 협상의 필요성이 충분히 발생할 수 있다. 더욱이 사용자를 대신해서 에이전트들이 협상을 수행하는 구조가 성립된다면 기업과 소비자간의 거래에서도 one-to-one sale 형태의 거래가 이루어진다는 예상을 할 수 있으므로 협상이 유용해지게 된다. 상거래에 대한 협상 메커니즘의 이용은 구매자와 판매자의 이익을 동시에 조정함으로써 이익의 불균형을 해소할 수 있고, 전체의 이익이 향상되는 효과를 가져오게 한다. 또한 상거래에 대한 에이전트의 적용 분야를 폭넓게 해준다는 점에서 큰 의미가 있다. 이러한 의미에서 기존의 개발된 몇몇 에이전트들이 협상 메커니즘을 지원하고 있으나, 이러한 에이전트 시스템에서 지원하는 협상방식은 대부분 사용자의 개입을 요구하는 수동적 협상의 성격이 강해서 에이전트의 협상능력이 단순해진다. 또한 자동협상을 지원할 경우에는 협상항목이 가격에 국한되어 있고 협상 모델이 고정적이므로 실제 환경의 사용자들의 성향과 협상방식을 제대로 반영하지

못한다는 한계를 가지고 있다.

본 논문에서는 기존의 경제학에서 연구되어 온 게임이론(Game Theory)을 전자상거래의 에이전트간 협상환경에 응용하여 에이전트간 자동협상 모델을 제안한다. 제안된 협상 방식에서는 다양한 협상항목들을 대상으로 에이전트들이 메시지 기반 통신을 통하여 협상을 자동으로 수행하며, 협상과정에서 상대방의 성향과 의도를 학습하고 그 결과를 협상에 이용함으로써 상대방의 이익을 고려하면서 동시에 자신이 유리한 쪽으로 매매를 성사시키도록 한다.

## 2. 에이전트 기반 협상 방식

### 2.1 기존의 에이전트간 협상 메커니즘

전자상거래에서 에이전트를 이용한 협상은 가격이나 지불조건 등과 같은 협상항목들을 대상으로 구매자와 판매자간의 이익을 조정하는 과정으로서, 에이전트를 응용하는 연구가 활발해지면서 점차 중요한 이슈가 되고 있다. 제로섬 게임(Zero-Sum Game)이 아닌 경우 협상은 각자의 이익을 높이려는 경쟁적인 측면뿐만 아니라, 서로의 이익을 증진시키는 역할도 수행한다. 이것은 각 협상항목들에 대한 상호간의 중요도가 다르기 때문에 이를 조정하는 과정을 통하여 서로의 이익을 증가시킬 수 있음을 의미하는 것이다. 더욱이 협상 후보들간의 조정작업은 매매계약의 성사 가능성을 더욱 향상시킬 수 있는 효과가 있다. 따라서 최근에 에이전트간 협상구조에 대해서 연구가 시도되고 있으며, 몇몇 에이전트 기반 시스템에서 협상 메커니즘을 지원하고 있다. 협상 메커니즘을 지원하는 대표적인 에이전트 시스템들로서 Michigan

대학의 AuctionBot(<http://auction.eecs.umich.edu>), MIT의 Kasbah(Chavez et al. 1996)와 Tete-a-Tete(<http://ecommerce.media.mit.edu>), Minnesota 대학의 MAGMA(Tsvetovaty et al. 1997) 등이 있다.

AuctionBot은 수동협상을 지원하는 인터넷 경매서버로서 사용자는 AuctionBot에서 경매형식을 선택하고 경매 종료시기, 동순위 입찰에 대한 순위결정, 참가허용 판매자수 등과 같은 파라미터를 결정한 후 새로운 경매를 생성한다. 이에 대해 구매자와 판매자는 경매 프로토콜에 따라서 입찰을 수행하고 AuctionBot이 이를 관리하게 된다. AuctionBot에서 경매 참가자들은 자신의 에이전트를 생성하는 과정에서 경매전략을 코딩할 수 있도록 한다. 참가자들은 경매전략을 가진 에이전트들을 통하여 경매 프로토콜에 따라 토너먼트 방식으로 경쟁하는데 이 과정에서 상대방의 경매전략을 파악하고 비교할 수 있도록 한다.

Kasbah는 에이전트들의 자동협상을 지원하나 AuctionBot에 비해 단순한 협상 메커니즘을 지원한다. Kasbah는 책이나 음악 CD와 같은 단순한 물건을 소비자들 사이에서 중개하는데, Kasbah에서 중개 프로토콜에 따라 구매 에이전트와 판매 에이전트가 서로 연결되면 시간과 가격항목에 대해 구매 에이전트는 판매 에이전트에게 비드(bid)를 제출할 수 있다. 이에 대해 판매 에이전트는 “예” 또는 “아니오”의 형태로 응답을 하게 된다. 이 때 Kasbah는 구매자에게 “anxious”, “coolheaded”, “frugal” 등의 협상전략을 제공한다. 협상전략은 구입 마감시간의 흐름에 따른 가격의 추이를 나타내는 그래프들을 표준 협상모델로 정해 놓고 이 중의 하나를 선택하여 협상하도록 하는 방식이다. Kasbah는 복잡한 조건들을 가지고 있는 제품에 대해서는 적합하지 않고, 협상

모델이 고정적이므로 실제 환경의 사용자들의 성향과 협상방식을 반영하지 못한다는 한계를 가지고 있다.

MAGMA는 사용자들에 의한 수동협상과 에이전트에 의한 자동협상을 모두 지원하는데 역시 협상 항목이 가격에 국한되어 있고 자동협상 방법이 다소 단순하다. 구매 에이전트는 중개서버를 통하여 판매 에이전트들로부터 비드를 제출받고 이 중에서 가격이 가장 낮은 비드와 그 다음으로 낮은 비드만을 선정한다. 다음으로 가격이 가장 낮은 비드를 제출한 판매 에이전트와 계약을 맺는데 이 때의 낙찰가격은 두 번째로 낮은 가격을 제시한 판매 에이전트의 가격으로 한다. 수동협상에서는 AuctionBot에서처럼 사용자는 에이전트의 통신 메커니즘을 이용하여 협상하는데 상대방에 대한 제안을 교환하면서 가격을 결정하는 방식을 취하고 있다.

Tete-a-Tete는 다른 에이전트 시스템들의 경쟁적 협상과는 달리 협조적 협상 메커니즘을 제공한다. 즉, 구매자는 몇 차례의 입찰과정에서 구매 에이전트를 통하여 자신의 선호조건을 판매자에게 요구하고 판매자들은 이에 대한 대응전략을 세우고 구매자를 만족시키기 위해서 노력하는 방법이다. 이때 Tete-a-Tete는 가격에 국한된 기존의 협상의 틀을 벗어나 보증기간, 배달시간, 지불조건 등과 같은 항목들을 포함하여 협상할 수 있도록 하는 기능을 가지고 있다. 그러나 Tete-a-Tete는 여전히 사용자의 개입을 요구하는 수동적 협상의 성격이 강해서 에이전트의 역할이 단순하고 협상이 구매자에게 유리하도록 편중되는 경향이 있다.

본 논문에서 제안하는 협상방식은 Tete-a-Tete와 같이 다양한 협상항목들을 대상으로 하고, 게임이론을 바탕으로 한 고도의 협상전략을

가진 에이전트들이 자동으로 협상하는 모델이다. 제안된 협상모델에서 에이전트는 상대방과 몇 단계의 협상을 진행하는데 자신의 제안을 제시하고 조정하는 과정에서 상대방의 성향과 의도를 학습하고 이를 다음단계의 제안에 이용한다.

## 2.2 게임이론의 적용

게임이론은 인간의 전략적 행위(Strategic Behavior)에 대한 일반이론으로 게임상황을 수리적인 형태로 묘사하여 경기자의 전략적 행위를 분석할 수 있는 틀을 제공한다. 게임이론은 근본적으로 게임 참가자들의 합리성을 가정하고 있으므로 이들의 게임과정에서의 협상은 수학적으로 정당한 것이 된다. 게임은 경기자, 전략, 이득이라는 세 가지 구성요소로 이루어진다. 게임이론은 게임의 형태에 따라 다양하게 구분되는데, 게임 선수들간의 완전한 구속력이 있는 협약에 따라 협상을 하는가 아닌가에 따라 협력적 게임과 비협력적 게임으로 나뉜다. 또한 상대 참가자와 참가자의 전략집합, 전략에 따른 보상을 명확히 아는 완전정보 게임과 그렇지 못한 불완전정보 게임으로 나누어진다. 그리고 게임이 일회성인가 반복적인가에 따라 정적 게임과 동적 게임으로 나누어지는데, 동적 게임은 다시 유한반복 게임과 무한반복 게임으로 나누어진다.

이러한 특성과 절차를 가지는 게임이론은 에이전트들의 자동협상에 응용하기에 용이하다. 에이전트들의 협상 프로세스는 게임이론의 관점에서 볼 때 동적 게임과 불완전정보 게임의 형태를 띠게 된다. 협상은 그 과정이 일회적으로 끝나는 것이 아니라 제안과 제안에 대한 거절 및 수용의 과정이 반복적으로 일어나기 때문에 동적 게임이 된다. 또한 협상시 제품의 명세를 제외하고는 서

로의 협상에 필요한 정보들을 알 수 없기 때문에 협상은 불완전정보 게임으로 분류된다. 이러한 종류의 협상에 대한 게임모형으로는 게임 참가자들이 게임전략을 번갈아 제시하는 형태의 게임(Alternating-Offer Game)인 Rubinstein 모형이 있다(Rubinstein 1982). 이 게임에서는 할인율을 가정하여 시간에 따른 가치의 감소비율을 두었다. Rubinstein 모형의 균형은 유일한 부분게임 완전 균형이 존재하게 된다. 그러나 이 게임이론은 하나의 이슈를 가지고 만들어졌을 뿐 아니라, 제로섬 게임이라는 점에서 에이전트간 협상에 직접 적용하기에는 문제점을 내포하고 있다. 또한 일반적인 경우 각 이슈별로 협상자의 중요도가 다르게 되는데 이를 반영하지 못하고, 협상자가 학습을 통해 상대방을 파악할 수 있는 현실적인 경우를 포함하지 못하는 문제를 발생시킨다.

따라서 본 논문에서는 Rubinstein 모형을 전자상거래의 에이전트간 협상환경에 맞게 확장 및 응용한 에이전트간 협상모델을 제안한다. 제안된 협상방식에서는 다양한 협상항목들을 대상으로 에이전트들이 협상하며 협상과정에서 상대방의 성향과 의도를 학습하고 이를 다음 단계의 제안에 이용한다. 기존의 게임이론을 이용한 협상 메커니즘으로서(Sandholm et al. 1995)에서 제시한 모델이 있으나 이 방법에서는 협상항목으로서 가격이라는 특정 가치에 국한되는 협상을 수행함으로써 협상 메커니즘이 상대적으로 단순하다고 할 수 있다. 또한 협상자들이 상대방에 대해서 학습하는 방식이 다소 비현실적이라 할 수 있다. 이 모델에서 협상자들은 최종 협상이 종료된 결과에 대해서 학습을 수행하고 동일 환경에서의 협상 기회가 재발생할 때 비로소 학습한 결과를 이용한다. 반면에, 제안된 모델에서는 협상이 진행되는 과정에서 지속적으로 상대방의 제안에 대해 학습

하고 그 결과를 협상 내의 다음 단계의 제안과정에서 이용한다는 차이점이 있다. 따라서 제안된 모델에서는 학습결과가 진행되는 협상과정 내에서 사용되므로 상대적으로 합리적인 측면을 갖추고 있다. 또한, Rubinstein 모형을 확장하여 응용한 연구로서 (Winoto et al. 2002)의 협상 프로토콜이 있다. 이 방법에서는 기존의 가격에 국한되는 협상을 탈피하여 실세계에서 발생할 수 있는 여러가지 협상항목들을 고려하고 있으며, 에이전트들이 상대 에이전트에게 협상 포인트를 드러내지 않은 상태에서 협상에 임하도록 하고 전략적 지연(Strategic Delay) 기법을 적용하여 지능적으로 협상하도록 하고 있다. 또한, 에이전트가 협상 수행 도중에 협상항목값들을 임의로 변경할 수 있도록 한다. 이러한 측면에서 본 논문에서 제안한 모델에서의 에이전트 수행방식과 경쟁될 수 있으나 여전히 문제점들을 포함하고 있다. 상대 에이전트에 대한 학습방법이 모호하며 에이전트가 거짓 제안을 할 경우 상대 에이전트의 제안에 믿음을 확신할 방법이 없다. 이러한 문제점들은 제안하는 모델에서도 해결되지 않고 있으나 제안된 알고리즘에서는 시간적 차이 학습(Temporal Difference Learning) 기법을 적용하여 협상 도중에 신뢰성있고 타당성있는 방법으로 상대 에이전트의 협상 포인트를 추측할 수 있으며, 학습 결과의 분석으로 에이전트의 거짓을 어느 정도는 파악할 수 있다. 물론, 에이전트가 일관적으로 거짓 제안을 한다거나 고의적으로 협상항목값들을 크게 변동시킬 경우 이를 방지하기는 어렵다는 것이 실험 결과 나타나기도 하였다. 따라서, 이러한 문제는 여전히 남는 과제이고 또한 협상과정에서 사용자의 개입을 허용하여 보다 현실적인 협상 모델이 이루어지도록 하는 것 또한 추후 연구해야 할 부분이다.

### 3. 전략게임방식의 에이전트 협상모델

게임이론은 게임상황을 수리적인 형태로 묘사하여 경기자의 전략적 행위를 분석할 수 있는 틀을 제공한다. 따라서 에이전트들의 주장간의 충돌을 내포하고 있는 협상문제에 게임이론을 적용하여 지능적인 협상 프로세스를 구성할 수 있다. 즉, 에이전트들의 전략적 게임을 통하여 상대 에이전트의 행위를 분석하고 자신의 제안을 조정하면서 서로 납득할 수 있는 계약을 체결하는 것이다. 제안한 협상모델은 크게 협상이슈, 협상 진행절차 및 행위, 의사결정모델, 협상프로토콜 등의 4가지 요소들로 구성된다. 다음의 절들에서는 각각의 구성요소들에 대해 설명하도록 한다.

#### 3.1 협상이슈

협상이슈란 협상대상(Negotiation Object)을 말하는 것으로서 협상을 통해 합의에 도달해야 하는 협상항목이다. 이슈는 단지 상품의 명세만을 포함하는 것이 아니라 거래에서 합의될 수 있는 모든 사항을 포함하게 된다. 제안한 협상 모델에서는 다음과 같은 7가지 요소들을 포함한 이슈를 구성하였다.

- ① 식별자 : 이슈의 이름
- ② 값 : 이슈가 지니는 값
- ③ 타입 : 이슈가 가질 수 있는 값의 타입
- ④ 이슈처리 언어 : 개별 이슈들의 처리 언어
- ⑤ 관계 표현 : 다른 이슈들과의 관계 기술을 위한 표현
- ⑥ 선호도 표현 : 이슈값이 가질 수 있는 범위를 타입의 범위 안에서 계약하고 자신의 선호도를 나타내기 위한 표현
- ⑦ 만족도 곡선 : 사용자의 만족도를 표현하기

위한 곡선,  $S'$ ,  $Z'$ ,  $\Pi'$

### 3.2 협상 진행절차와 협상행위

본 논문에서는 Rubinstein 모형을 확장 및 응용한 협상모형을 제안한다. Rubinstein 모형은 협상자가 전략을 번갈아 제시하는 형태의 게임방식으로 된 협상모델로서, 이 게임에서는 할인을 이라는 시간에 따른 가치의 감소비율을 협상에 적용하고 있다. 그러나 이 모형은 하나의 이슈를 가지고 만들어졌을 뿐 아니라, 제로섬 게임이라는 점에서 본 논문에서의 협상모델에 직접 적용하기에는 문제가 있다. 또한 일반적인 경우 각 이슈에 대한 협상자의 중요도가 다르게 되는데 이를 협상에 반영하지 못하고 있으며, 협상자가 학습을 통해 상대방을 파악할 수 있는 현실적인 경우를 포함하지 못하는 문제가 있다. 따라서 제안된 협상모델에서는 Rubinstein 모형의 이러한 단점들을 극복하도록 설계하였다. 첫째로 먼저 시간이 지남에 따라 협상의 성사 가능성이 낮아진다는 특성에 Rubinstein의 할인을 도입하였다. 그래서 제안된 모델에서는 협상 에이전트가 시간이 지남에 따라 자신의 만족수준을 낮추는 비율에 Rubinstein의 할인을 대입하여서 만족수준의 변경이 이루어지도록 한다. 이에 따라서 각 협상자는 전체 만족수준의 감소곡선을 가지게 된다. 둘째로 여러 가지의 협상항목들을 이슈로 구성하고, 이슈에 대한 가중치를 각각 부여하여 제안이 제시됨에 따라 상대 에이전트의 가중치를 서로 학습하도록 한다. 따라서 협상이 진행되면서 상대의 중요한 포인트를 파악하게 되고, 이를 고려한 제안을 하게 됨으로써 서로 납득할 수 있는 협상결과를 유도할 수 있는 것이다.

제안된 협상모델에서 협상의 제안방식은 다음

과 같다. 먼저 협상 에이전트는 협상이슈들에 대해 상대방을 최소로 만족시킬 수 있는 만족쌍을 형성한다. 이 때 만족쌍은 이슈값과 그에 대한 만족도값으로 구성된다. 다음으로 자신의 만족도 수준에 비추어서 그 보다 높은 쌍 중에서 자신의 만족도의 최대값을 얻을 수 있는 제안을 상대방에게 제시하게 된다. 이러한 쌍이 만들어지지 않을 경우 상대방의 만족도 수준과 자신의 만족도 수준을 낮추어 검색하고 이에 대한 자신의 최대값을 구한다. 이러한 과정이 반복될 때 에이전트들은 서로의 가중치에 대한 학습을 수행하고, 상대방의 만족수준 이상의 제안을 하게 되면 상대방은 이를 받아들여 협상이 종료하게 된다. 이 때 가중치란 이슈에 대한 중요도를 의미하는 것으로서 가중치를 학습하는 식은 3.3.2 절에서 자세히 설명하도록 한다. 결국 이 부분의 식을 통해 상대방의 만족도 수준을 구할 수 있고, 이러한 정보를 통해 상대방의 만족수준에 대한 감소곡선의 감소비율을 추측할 수 있다. 이러한 만족도의 수준이 구해지면 위와 같은 만족도 수준의 변경을 예측하여 상대방의 다음 만족도 값을 예상할 수 있다. 이러한 예상 만족도 수준에 위와 같은 작업을 반복함으로써 협상을 수행하게 된다.

### 3.3 의사결정 모델

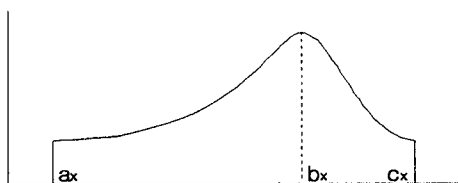
본 논문에서 제안한 협상방식을 수행하기 위해서는 다음의 세 가지를 정의하여야 한다.

- 각 이슈에 대한 협상 에이전트의 만족도 표현
- 협상 에이전트의 학습방법
- 협상 에이전트의 이득함수

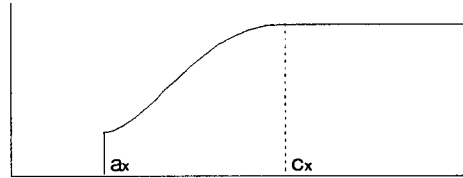
협상 에이전트의 만족도 표현과 이득함수는 협상 에이전트나 상대 에이전트가 어떠한 제안에 따라 각 이슈에 따른 자신의 만족도를 계산하기 위해 필요하다. 또한 협상 에이전트는 상대 에이전트의 각 이슈에 따른 가중치와 상대 에이전트의 만족수준을 이용해서 자신의 제안을 형성하므로 이러한 정보를 얻는 학습방법이 필요하다.

(1) 이슈에 대한 에이전트의 만족도 표현

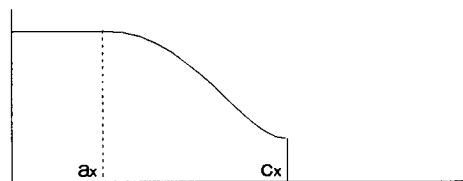
사용자의 만족도는 다음의 그림들과 같은 S', Z',  $\Pi'$  세 가지의 곡선으로 표현한다. 이러한 곡선들은 퍼지에서의 표준곡선들을 범위값을 갖는 형태로 변형하여 사용자의 만족도를 표현할 수 있는 곡선함수로 구한 것이다. 함수에서 입력값은  $(a_x, a_y)$ 와 같은 순서쌍으로 얻어지는데  $a_x$ 는 어떤 이슈가 가질 수 있는 값을 나타내고,  $a_y$ 는  $a_x$ 의 값을 이슈가 가졌을 때의 만족도를 나타낸다. 만족도의 값은 0에서 1사이의 값이 된다. 또한,  $(a_x, a_y)$ 는 하한값의 쌍이고,  $(b_x, b_y)$ 는 사용자가 선호하는 특성값의 쌍이며,  $(c_x, c_y)$ 는 상한값의 쌍이다. 경우에 따라서 곡선은 다음과 같은 세가지 형태가 된다.  $\Pi'$ 는 사용자가  $b_x$ 에서 최대의 만족도를 가지고  $a_x, c_x$ 에서 각각 하한값과 상한값을 가지는 경우이다. S'는 사용자가  $a_x$ 에서 하한값을 가지고,  $c_x$ 에서 상한값을 가지는 경우이며, Z'는 S'의 역의 경우이다.



<그림 1>  $\Pi'$  곡선



<그림 2> S' 곡선



<그림 3> Z' 곡선

(2) 에이전트의 학습모델

본 논문에서 제안하는 협상모델의 조건에서는 상대방의 정확한 상황을 알 수 없다. 그래서 공개된 정보와 비공개된 정보가 존재하는 불완전 정보게임이 된다. 즉, 상품의 가치에 대한 정보 불균형은 벤치마킹 정보를 도입함으로써 해결할 수 있으나, 상품이 필요한 날짜를 비롯한 지불조건, 배달방법, 상품에 대한 적정가격 등의 항목들은 협상자들이 서로 알 수 없게 된다. 이러한 사항들이 공개되면 상대방의 입장, 즉 급히 물건을 팔아야 한다던가 하는 상황을 이용하여 협상을 자기편에 유리하도록 이끌어갈 가능성이 있다. 그러므로 실세계에서는 이러한 자세한 사항들은 비공개 상태로 놓고, 자신의 입장에 따라서 이러한 정보를 제공하게 된다. 그러나 이러한 정보들은 협상이 진행되면서 에이전트들이 제시하는 협상제안의 내용을 통해서 충분히 유추해 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 협상에서 양측이 상대방에 대한 학습을 통해 얻어진 상대방의 정보를 가지고 이를 협상에 이용하도록 하는 방법을 제안한다.

학습대상은 다음의 3가지로 분류한다.

1. 만족도 수준 : 상대방의 만족도에 따라 상대방이 제안을 받아들이는 수준
2. 각 이슈별 만족도 곡선 : S', Z', Π
3. 각 이슈에 대한 가중치 값

위의 세 가지 대상 중 이슈에 대한 가중치를 학습하는 방법과 만족도 수준의 변화를 학습하는 방법을 사용한다. 학습은 진행됨에 따라 서로의 의견이 수렴이나 발산을 향해서 진행된다. 따라서 초기에는 학습정도를 크게 한 다음, 협상이 진행됨에 따라 학습의 정도를 줄여서 학습된 내용이 진동하거나 협상의 결과에 수렴하지 않은 상태에서 상대방의 정보를 알아낼 수 있도록 한다.

제안된 협상방식에서는 이러한 가중치를 알아내는 방법으로 시간적 차이 학습(Temporal Difference Learning)을 이용한다(Watkins 1989). 이 학습방법은 처음 상태(State)에서의 효용도(Utility)와 성공적인 상태에서의 효용도의 차이를 이용하여 효용도를 재조정하는 방법을 사용하는 것이다. 이러한 학습은 다음과 같은 식에 의해서 나타내어질 수 있다.

$\alpha$ 는 학습률(Learning Rate),  $R(i)$ 는 상태  $i$ 에서의 보상값(Reward),  $U(i)$ 는 상태  $i$ 에서의 효용도이고, 상태  $i$ 에서 상태  $j$ 로 넘어간다고 할 때, 다음의 식에 의해 재조정된  $U(i)$ 를 계산한다.

$$U(i) \leftarrow U(i) + \alpha(R(i) + U(j) - U(i))$$

즉, 상태  $I$ 에서의  $U(i)$ 는 상태  $j$ 에서의 효용도와 차이값을 계산하여 재조정된 형태의  $U(i)$ 가 되는 것이다. 이때  $U(i)$ 는 가중치 벡터로 나타내어지므로  $I$ 는 이슈의 벡터집합이고,  $w_i$ 는 이슈  $i$ 에 대한 가중치라고 할 때 상태  $s$ 에서의  $U(s)$ 는  $W_s$

를 의미하고,  $W_s$ 는 다음의 식으로 나타내진다.

$$W_s = w_0 i_0 + w_1 i_1 + \dots + w_{n-1} i_{n-1} + w_n i_n$$

상태  $s$ 에서 상태  $t$ 로 넘어간다고 할 때 시간적 차이 학습의 식은  $W_t \leftarrow W_s + \alpha(W_t - W_s)$ 로 나타내어질 수 있고, 이때 보상값을 알 수 없으므로  $R(i) = 0$ 으로 둔다. 실제 협상에 있어서 협상에서의 제안은 시간이 지날수록 협상자의 가중치값에 대한 반영의 정확도가 낮아지므로  $\alpha = \gamma^n$ , ( $0 < \gamma < 1$ )의 특성을 가지게 된다. 여기서  $W_s$ 값이 무한정으로 커지는 것을 막기 위해서 정규화(Normalization)를 해야 한다. 정규화는 아래의 식이 만족하도록 이루어진다.

$W_s$ 의 임의의 가중치를  $w_k$ 라 할 때,

$$w_k = \frac{w_k}{\sum_{i \in I} w_i}$$

위와 같은 가중치값에 대한 학습을 위해서는 몇 가지의 가정이 필요하다. 상대방이 제시해오는 제안은 각 이슈에 대한 값들의 쌍으로 이루어진다. 이러한 경우에 이슈값들의 분포가 가중치를 어떻게 반영하고 있는지를 정의할 필요가 있다. 여기서 가중치값과 이슈의 선택값이 비례관계에 놓인 제안이 이루어질 것이라고 예상할 수 있다. 이를 구조화시키면 다음과 같아진다.

$I$  : 이슈의 집합

$w_i$  :  $i \in I$ 일 때  $i$ 에 대한 가중치

$v_i$  :  $i \in I$ 일 때  $i$ 에 대해 얻어진 만족도

$c$  : 전체 만족도라 할 때,

[정의 1] 각 이슈에 대한 만족도가 가중치의 값과 비례관계에 놓여있을 때 어떤 이슈의 만족도  $v_i$ 는 다음과 같다.



$$v_i = \frac{c \sum_{k \in I} w_k}{\sum_{k \in I} w_k^2} w_i$$

[정의 2] 각 이슈에 대한 만족도가 가중치의 값과 비례관계에 놓여있고  $\sum_{i \in I} w_i = 1$ 이라고 할 때 임의의 이슈  $i$ 에 대한 가중치는 다음과 같다.

$$\frac{v_i}{\sum_{k \in I} v_k}$$

[정의 3] 각 이슈에 대한 만족도가 가중치의 값과 비례관계에 놓여있을 때 전체 만족도는 다음과 같다.

$$c = \frac{\sum_{k \in I} v_k^2}{\sum_{k \in I} v_k}$$

위의 식들을 통하여 만족도값을 바로 가중치값으로 변환하여 학습에 사용하게 된다. 이것은 가중치의 상대적인 척도만이 실제의 전체 만족도에 반영되기 때문이다. 이를 통하여 가중치의 학습은 각 이슈에 대한 가중치의 정확한 값이 아니라, 각 이슈간의 상대적인 가중치를 알아내는 것이 목표가 됨을 알 수 있다. 그리고 각 이슈간의 상대적인 가중치는 다시 상대방이 제안해 오는 이슈값에 대한 만족도의 상대적인 비율과 일치되어야 함을 위의 식을 통해서 알 수 있다. 또한 마지막 식을 보면 가중치값에 대한 계산을 수행하지 않고 상대방이 수용하는 수준인  $c$ 의 값을 얻게 될 수 있음을 알 수 있다. 이때 상대방의 이전 제안에 의해서 얻어진 상대방의 전체 만족도가  $c_{n-1}$ 이고, 현재의 상대방의 제안에 의해서 얻어진 상대방의 전체 만족도가  $c_n$ 이라고 할 때,  $(c_{n-1} - c_n)$ 은 상

대방의 만족도 수준의 감소율을 나타내게 된다. 그러나 실제에 협상이 진행될수록 처음의 가정 즉, 가중치와 만족도의 값이 비례한다는 가정과 일치하지 않게 제안이 이루어질 수 있다는 점을 감안하여야 한다.

### (3) 이득함수

이득함수는 협상 에이전트가 상대 에이전트의 제안에 대하여 각 이슈에 따른 자신의 만족도를 계산하거나 자신의 제안에 대해 상대 에이전트가 만족하는 수준을 예측할 때 사용되는 함수이다. 결국 이득함수는 에이전트의 제안에 포함되는 각 이슈에 대한 만족도를 나타내며, 총 이득함수는 다양한 이슈값들로 구성되는 에이전트의 제안에 대한 전체 만족도를 나타낸다. 따라서 총 이득함수는 각 협상이슈들에 대한 만족도의 계산으로부터 구해진다.

$I$  : 이슈의 집합

$w_i$  :  $i \in I$ 일 때  $i$ 에 대한 가중치

$v_i$  :  $i \in I$ 일 때  $i$ 에 대해 얻어진 만족도

$D_i$  :  $i \in I$ 일 때  $i$ 가 가질 수 있는 값이라 할 때,

각 이슈에 대한 만족도인 이득함수,  $payoff_i()$ 는 앞 절에서 설명한 만족도 함수( $I, Z, S'$ )중 하나가 된다. 따라서,  $payoff_i(d)$ 를  $d \in D_i$ 인  $d$  이슈에 대한 이득함수라 하고,  $v_i = payoff_i(d)$ 가 성립한다고 할 때 각 구매자와 판매자의 총 이득함수,  $total\_payoff$ 는 다음의 식으로 구할 수 있다.

$$total\_payoff = \frac{\sum_{i \in I} w_i * v_i}{\sum_{i \in I} w_i}$$

### 3.4 협상 프로토콜과 의미구조

제안한 협상 메커니즘에서는 에이전트들간의 협상 프로세스에서 요구되는 통신 프로토콜을 위하여 자체적으로 정의한 *PseudoKQML*을 사용한다. *PseudoKQML*은 기존의 KQML과 유사한 문법구조를 가지고 있으며 KQML의 내용부분(Content)에 포함된다. 이는 멀티에이전트 시스템간의 호환성을 고려한 것으로서, KQML이 일반적인 멀티에이전트 시스템에서의 메시지 프로토콜을 지원하는 대표적인 언어로 사용되고 있기 때문이다. *PseudoKQML*은 협상표현 메시지들과 이슈처리 메시지들로 구분된다. 협상표현 메시지들은 구매자와 판매자간의 협상 진행 시 사용되고, 이슈처리 메시지들은 구매자와 판매자가 협상을 진행하는 과정에서 협상대상을 표현하고 처리하기 위한 부분이다. 따라서 이슈처리 메시지들은 협상 메시지들의 세부 메시지로 포함된다. 특히 이슈처리 메시지들은 에이전트들의 지능적 협상을 위해 규칙기반 추론을 수행하기에 용이한 형태로 되어 있다. 다음의 <표 1>과 <표 2>에서는 협상표현 메시지들과 이슈처리 메시지들의 기능을 각각 설명하고 있다.

<표 1> 협상표현 메시지들

메시지 종류	설 명
nego_request	구매 에이전트가 판매 에이전트에게 협상요청시 사용
reject	상대 에이전트의 제안사항에 대해 수용을 거부할 때 사용
accept	상대 에이전트의 제안사항을 받아들일 때 사용
propose	상대 에이전트에게 새로운 제안을 제시할 때 사용
break_off	협상이 결렬되었음을 알릴 때 사용

<표 2> 이슈처리 메시지들

메시지 종류	설 명
request	특정 요구조건을 표현할 때 사용
reward	(reward (request (issue));(offer (issue))) A를 들어주면 B를 제공한다는 보상을 알리고자 할 때 사용
appeal	(appeal (if (issue)) (then (issue))) A를 하면 B의 이익이 있다는 것을 호소할 때 사용
warn	(warn (if(not) (action)) (then (issue))) A를 하거나, 하지 않을 때 발생하는 사건에 대한 경고를 표현할 때 사용

다음은 *reward* 메시지에 대한 사용 예제이다. 컴퓨터 매매문제에서 판매 에이전트의 제안에 대하여 구매 에이전트가 A/S 기간에 대하여 불만족했음을 알리고, A/S 기간을 36개월로 연장해주면 대신 물건 가격으로 1,500,000원을 지불할 것임을 상대방에게 제안하는 내용이다. *reward* 항목 아래 *request*에는 요청한 요구조건이 들어가고, *offer*에는 이에 대한 보상내용이 들어가게 된다.

```
(reply
:sender      Buyer0001
:receiver    Seller0012
:language    PseudoKQML
:in-reply-to Seller0012
:ontology    Computer Deal
:content

(reject :a_s unsatisfied)
(propose :reward
(request :a_s 36)
(offer price :1500000))
```

## 4. 실험 및 평가

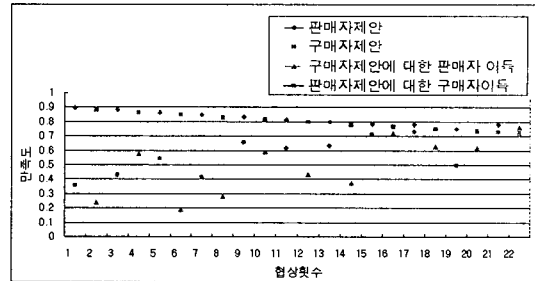
본 논문에서는 컴퓨터 매매를 위한 멀티에이전트 시스템을 구현하고, 제안된 협상모델의 효율성

을 평가하기 위한 다양한 실험을 수행하였다. 구현환경으로는 윈도우즈98 하에서 JESS(Java Expert System Shell)(<http://herzberg.ca.sandia.gov/jess>)를 이용하였다. JESS는 CLIPS를 자바로 구현한 자바 전문가 시스템 셸이다.

#### 4.1 협상을 통한 상호이득의 평가

제안된 협상모델에서 매매후보 에이전트들은 협상이슈들을 대상으로 상대방에게 매매조건을 제안할 때 상대방을 최소로 만족시키면서 자신이 최대한 만족할 수 있는 이슈값들을 구성하고, 이것을 0~1사이의 만족도값으로 표현하여 제시한다. 결국 상대방의 만족수준 이상의 만족도값을 제안하게 되면 상대방이 이를 받아들여 협상은 끝나게 된다. 따라서 협상과정은 첫 번째 단계에서 판매 에이전트가 구매 에이전트의 만족수준 이상의 값을 제시한다면 곧 바로 종결될 수도 있다. 제안된 메커니즘에서는 최대한 100단계 미만의 범위 내에서 협상이 종결되도록 하였다. 만약 100단계 내에서 협상이 종결되지 않는다면 그 협상은 실패하게 된다. 여기서 협상단계라는 것은 상대방의 제안을 접수하여 평가하고 학습하여 자신의 제안을 제시하는 과정을 말하는 것으로서, 단방향의 개념이다. 실험 결과 10쌍의 매매후보들은 평균적으로 20단계를 거치면서 성공적으로 협상을 종결하였다.

<그림 4>는 이 중에서 구매 에이전트와 판매 에이전트 사이의 협상과정을 보여준다. 이들은 총 22단계의 협상과정을 진행하였다. 협상과정에서 사용된 제안(Proposal)과 만족도(Satisfied Level)는 0~1사이의 값이나 소수점 이하의 소실문제로 인하여 실제값에 1000을 곱해 사용하였다.



<그림 4> 협상단계에 따른 구매자 이득과 판매자 이득의 비교

<그림 4>의 협상과정에서 1단계의 상태를 보면 최초에 판매 에이전트가 먼저 제안을 한다. 이에 따라 판매 에이전트는 0.896의 만족도를 갖고 이에 대해 구매 에이전트는 0.395를 갖게 되어 전체 만족도는 1.291이 되며, 두 만족도의 차이는 0.501이 된다. 그런데 22단계를 거쳐 협상을 마친 후의 상태를 보면 구매 에이전트의 제안을 판매 에이전트가 받아들인 후 판매 에이전트는 0.760의 만족도이고, 구매 에이전트는 0.721의 만족도를 갖게 되어 전체 만족도는 1.481이며 두 만족도의 차이는 0.401이 되었다. 즉 협상 후 전체 만족도는 증가하였고, 두 만족도의 차이에 의한 이득의 불평등은 줄어든 것이다. 따라서 협상횟수에 비례하여 판매 에이전트의 제안과 구매 에이전트의 제안이 점점 하향한다는 것을 알 수 있다. 이것은 본 논문에서 제안한 것처럼 협상을 진행할수록 자신의 만족도는 낮추어가면서 상대방의 만족도를 높여간다는 것을 의미한다. 반면에, 최종단계에서 각자의 이득은 처음단계에 비하여 증가되었다. 협상의 중간단계에서 각자의 이득이 일관적으로 증가하지 못한 것은 서로에 대한 학습과정에서 오류를 범하여 상대방을 제대로 추측하지 못한 부분이 있기 때문이다. 결과적으로 전체 만족도는 상승하고, 두 만족도의 차이에 의한 이득의 불평

등은 줄어들게 된다. 이러한 결론은 협상 이전의 상태와 협상 후의 상태에 대해서 10쌍의 협상 에이전트들에 대한 만족도를 각각 비교한 <표 3>에서 더욱 신뢰성을 얻게 된다. <표 3>에서 6번의 경우 전체 이득이 오히려 줄어들게 된 협상이 이어졌다. 이것은 두 협상 에이전트의 중요도 분포가 비슷하거나 협상이 잘못 수행된 결과일 것이다.

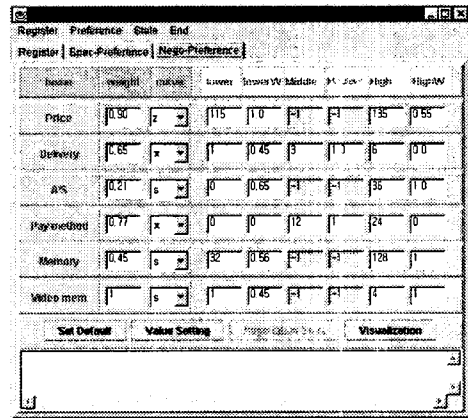
<표 3> 협상에 따른 만족도 비교

	협상 이전의 만족도			협상 이후의 만족도		
	구매자	판매자	전체	구매자	판매자	전체
1	0.395	0.896	1.291	0.721	0.760	1.481
2	0.407	0.909	1.316	0.786	0.739	1.525
3	0.654	0.883	1.537	0.762	0.824	1.586
4	0.726	0.840	1.566	0.864	0.785	1.649
5	0.765	0.827	1.592	0.760	0.866	1.626
6	0.687	0.908	1.595	0.753	0.820	1.573
7	0.423	0.927	1.350	0.770	0.812	1.582
8	0.476	0.832	1.308	0.796	0.720	1.516
9	0.597	0.859	1.456	0.818	0.767	1.585
10	0.545	0.846	1.391	0.774	0.767	1.541

#### 4.2 협상단계에 따른 학습효과의 평가

협상은 구매 에이전트와 판매 에이전트 사이에 수행되므로 학습효과에 대한 실험은 판매 에이전트가 구매 에이전트에 대해 학습한 결과와 구매 에이전트가 판매 에이전트에 대해 학습한 결과로 각각 구분될 수 있다. 먼저 판매 에이전트가 구매 에이전트에 대해 학습한 결과를 살펴보도록 한다. 구매에이전트는 협상을 시작할 때 [가격: 배달기간: A/S기간: 지불방법: 메모리 용량: 비디오 메모리 용량] 순서의 협상이슈에 대해 각각의 가중치를 [0.900 : 0.650 : 0.210 : 0.770 : 0.450 : 1.000]

의 형태로 입력한다. 가중치란 0~1사이의 소수로 표현된 값으로서 이슈에 대한 중요도를 의미한다. 다음의 <그림 5>는 구매 에이전트에 협상이슈별 가중치를 입력한 화면을 보여주고 있다.

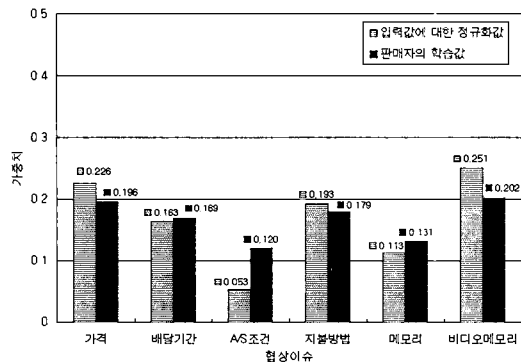


<그림 5> 협상이슈별 가중치 입력 화면

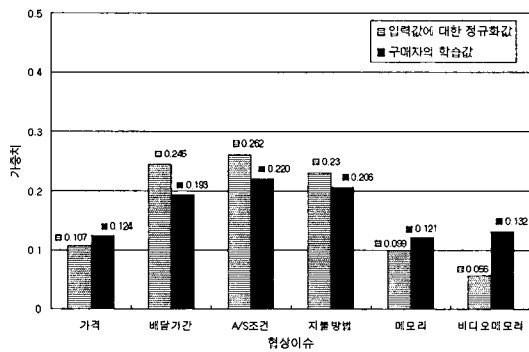
이슈에 대한 가중치는 정규화시켜야 하는데 정규화값은 각각의 이슈값들을 가중치의 합인 3.98로 나누어서 구하게 된다. 구해진 정규화값은 협상이 성사된 후 판매 에이전트가 구매 에이전트에 대해서 학습한 결과값과 비교할 수 있다.

판매 에이전트 또한 협상을 시작할 때 협상이슈에 대해 각각의 가중치를 [0.380 : 0.870 : 0.930 : 0.820 : 0.350 : 0.200]의 형태로 입력하고 가중치의 합인 3.55로 나누어서 정규화값을 구하게 된다. 따라서 이 값 역시 구매 에이전트가 판매 에이전트에 대해서 학습한 결과값과 비교함으로써 학습효과를 측정할 수 있다. 다음의 <그림 6>과 <그림 7>은 각각 정규화된 가중치와 서로에 대해 학습한 값을 협상이슈별로 비교한 그래프이다. <그림 6>에서의 학습값은 <그림 4>의 <단계 22>에서 판매자의 "learning" 값이고, <그림

7>에서의 학습값은 [단계 21]에서 구매자의 “learning” 값이다. 결과적으로 협상과정에서 학습을 수행한 결과를 보면 가중치가 아주 큰값이나 아주 작은값에 대해서는 제안된 학습기법의 학습효과가 다소 떨어지는 면이 있으나 전반적으로는 상대방의 입력 가중치에 대한 정규화값과의 근사하게 학습한다는 것을 알 수 있다.



<그림 6> 입력 가중치와 판매자의 학습값 비교



<그림 7> 입력 가중치와 구매자의 학습값 비교

## 5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 전자상거래에서 구매자와 판매

자간의 최적의 매매계약 체결을 지원하기 위하여 멀티에이전트 환경 하에서 에이전트들이 다양한 협상항목들을 대상으로 서로의 이익을 조정하면서 매매계약을 완성할 수 있는 협상모델을 제안하였다. 제안된 협상방식은 게임이론의 원리와 수행절차를 이용한 메커니즘으로서 에이전트들이 상대방의 전략을 추론하면서 협상하도록 하였다. 본 논문에서는 기본 협상모형으로 기존의 게임이론에서의 Rubinstein 모형을 전자상거래에서의 에이전트간 협상 프로세스에 맞게 변형하여 구성하였다. 제안된 협상모형에서 에이전트들은 다양한 협상항목들로 구성된 협상제안을 교환함에 있어서 상대 에이전트의 제안을 평가하여 상대방의 협상전략과 중요한 협상 포인트를 학습하고 이를 다음 단계의 협상에 이용한다. 이를 위하여 본 논문에서는 협상제안에 포함되는 각 협상항목들에 대한 에이전트의 만족도 표현 및 측정모델과 가중치를 통한 학습방법을 정의하였다. 실험 결과 에이전트가 상대방의 중요한 협상 포인트들에 대해 근사하게 학습함을 보였다. 또한 이를 바탕으로 한 협상 메커니즘을 적용하였을 때 협상 에이전트들은 구매자와 판매자의 이익을 전체적으로 향상시키고 각자의 이익의 불균형을 해소하면서 매매계약을 체결시키는 효과를 가져올 수 있었다.

그러나 제안된 협상 메커니즘에서는 협상 에이전트가 고의적으로 상대방을 속이기 위한 제안을 제시하거나 상대의 제안을 고려하지 않고 일방적인 제안을 고집할 경우 제대로 학습하기 어렵다는 단점을 내포하고 있다. 따라서 본 연구에서는 상대 에이전트의 제안에 포함된 가중치 분포의 변화를 이용하여 상대방의 의도를 파악하고 이를 학습에 반영함으로써 학습이 실패할 가능성을 줄이는 방법을 설계하고 있다.

## 참고문헌

- 박주현, *게임이론의 이해*, 해남출판사, 1998.
- 조의성, 조근식, "가상점원: 고객과의 협상을 위한 에이전트", *한국지능정보시스템학회논문지*, 5권 2호(1999), 63-78.
- Chavez, A. and P. Maes, "Kasbah: An Agent Marketplace for Buying and Selling Goods", *Proceedings of the First International Conference on the Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Technology*, London, UK, Apr. 1996.
- Rubinstein, A., "Perfect Equilibrium in a Bargaining Model", *Econometrica*, vol.18, No.2(1982) 155-162.
- Rubinstein, A., Z. Safra and W. Thompson, "On the Interpretation of the Nash Bargaining Solution and Its Extension to Non-Expected Utility Preferences", *Econometrica*, vol.60, No.5(1992), 1171-1186.
- Watkins, C. J. C. H. and P. Dayan, "Q-learning", *Machine Learning*, vol.8, No.3(1992), 279-292.
- Watkins, C. J. C. H., "Learning from Delayed Rewards". *Ph.D. thesis*, King's College, Cambridge, UK, 1989.
- Jung, J. J. and G. S. Jo, "Brokerage between Buyers and Sellers Agents using Constraint Satisfaction Problem Models", *Decision Support Systems*, vol.21, Issue 4(2000), 293-304.
- Tsvetovatyy, M., M. Gini, B. Mobasher and Z. Wieckowski, "MAGMA: An Agent-Based Virtual Market for Electronic Commerce", *Applied Artificial Intelligence*, special issue on Intelligent Agents, No. 6(1997).
- Guttman, R., A. Moukas, and P. Maes. "Agent-mediated Electronic Commerce: A Survey". *Knowledge Engineering Review Journal*, June. 1998.
- Sandholm, T. and R. Crites, "On Multiagent Q-Learning in a Semi-competitive Domain", *14th International Joint Conference on Artificial Intelligence Workshop on Adaptation and Learning in Multiagent Systems*, Montreal, Canada, 1995, 71-77.
- Sandholm, T. and V. Lesser, "Issues in Automated Negotiation and Electronic Commerce: Extending the Contract Net Framework", *ICMAS-95*, 1995.
- Winoto, P., G. McCalla and J. Vassileva. "An Extended Alternating-Offers Bargaining Protocol for Automated Negotiation in Multi-Agent Systems. (student abstract)", *To appear in Proceedings of the 18th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2002)*, Edmonton, Canada, July 28-August 1, 2002
- AuctionBot, <http://auction.eecs.umich.edu>.
- Tete-a-Tete, <http://ecommerce.media.mit.edu>.
- JESS, <http://herzberg.ca.sandia.gov/jess>.

Abstract

## Automated Negotiation Model among Agents Using Extended Alternating-Offer Game in Electronic Commerce

Jongjin Jung\*

Geunsik Jo\*\*

Recently, many researchers have developed applications for automated contract and negotiation using agent technologies on electronic commerce. Especially, they have tried to study negotiation mechanism applying agent instead of buyers and sellers. Traditional researches, however, often had limitations. In the researches of automated negotiation, the agents had to negotiate with the other agents for a simple negotiation issue because the mechanisms were naive. In the researches of negotiation by user interaction, the agents did not have supported the procedures and methodologies for making the automated negotiation but only supported the users by providing communication environment during the negotiation process by users. In this paper, we propose efficient negotiation model using the modified negotiation model of the game theory. In the proposed model, the agents negotiate automatically with the partner agent and make good benefits by the strategic method during the negotiation process. Each agent makes negotiation issues with user's requirements and exchanges its suggestion alternatively in each step of the negotiation process. The agent evaluates degree of satisfaction for the opposite's suggestion and uses it in the next step of suggestion. To find out the negotiation strategies of opposite side, the agent uses learning by weights of issues. As a result, the agent improves each own benefits for the contract and reduces the unbalance of its benefits through the proposed negotiation mechanism. We implement the negotiating agents according to the proposed mechanism and prove the efficiency of the proposed model by various experimentation.

---

\* Dept. of Computer Information, Kyung Moon College

\*\* Dept. of Computer Science & Engineering, Inha University