

지능형 에이전트를 이용한 자동협상전략 수립 시스템

박세진* · 권익현** · 신현준***

*i2 테크놀로지 코리아
**고려대학교 정보통신기술공동연구소
***상명대학교 산업정보시스템공학과

An Automated Negotiation System Using Intelligent Agents

Se-Jin Park* · Ick-Hyun Kwon** · Hyun-Joon Shin***

*i2 Technology Korea, Inc.

**Research Institute for Information and Communication Technology, Korea University

***Dept. of Industrial Information and Systems Engineering, Sangmyung University

Due to recent growing interest in autonomous software agents and their potential application in areas such as electronic commerce, the autonomous negotiation become more important. Evidence from both theoretical analysis and observations of human interactions suggests that if decision makers have prior information on opponents and furthermore learn the behaviors of other agents from interaction, the overall payoff would increase. We propose a new methodology for a strategy finding process using data mining in autonomous negotiation system; ANSIA(Autonomous Negotiation System using Intelligent Agent). ANSIA is a strategy based negotiation system. The framework of ANSIA consists of three component layers; 1) search agent layer, 2) data mining agent layer and 3) negotiation agent layer. ANSIA is motivated by providing a computational framework for negotiation and by defining a strategy finding model with an autonomous negotiation process.

Keywords : Intelligent Agent, Automated Negotiation, Framework, Data Mining

1. 서 론

1.1 연구 배경

협상에 대한 연구는 이론적 분야, 특히 경제학 분야에
서 많이 수행되어 왔다. 인간에 의한 협상에서의 현실적
인 한계와 더불어, 현재 활발한 연구가 되고 있는 에이
전트(agent)기술 및 에이전트를 이용한 전자상거래의 발
전은 자동화된 협상의 중요성을 높이고 있다.

본 연구에서는 이러한 전자상거래 상의 상업활동의
일부분으로서 인간의 협상을 대신하기 위해서 과거의
협상데이터를 분석하여 의미 있는 지식을 만들고 이를
이용하여 자동으로 협상이 가능한 자동협상모델을 제시
한다. 본 연구에서 제안하는 자동협상모델은 과거의 협

상데이터를 효율적으로 처리하고 이로부터 협상속성별
전략을 도출하기 위하여 데이터 마이닝 기법 중 의사결
정트리와 이를 구축하는 방법으로 신경망 이론 중 경쟁
학습(competitive learnin; 이하 CL)을 사용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 다음 1.2절에서는 본
연구와 관련된 기존연구를 비교 고찰하고 2장에서는 에
이전트를 이용한 자동협상모델을 제시하고 설명한다. 3
장에서는 제안된 방법을 이용한 수치 예제를 기술하고,
마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론과 추후 연구방향
을 정리한다.

1.2 기존 연구 고찰

본 논문에서는 상대방과 자동협상이 가능한 협상모델

을 제안하고 있다. 이러한 자동협상모델에 관한 관련 연구로는 크게 2가지 범주의 연구가 진행되고 있다. 첫 번째 범주는 협상을 포함한 온라인 구매모델에 관한 연구이고, 두 번째 범주는 협상을 위한 상대방의 선호구조에 관한 분석에 관한 연구가 있다. 이러한 온라인 구매모델을 구현한 모델에는 Maes[5]의 Tête-à-Tête, Chavez[3]의 Kasbah 등이 있고, 협상을 위한 상대방의 선호구조에 관한 연구는 Richard[8]의 연구와 Zeng[11]의 Bazaar가 있는데 이중 Tête-à-Tête, Richard[8]의 연구, Bazaar에 대하여 간략히 설명하고 그 한계를 살펴보면 다음과 같다.

(1) 온라인 구매모델

온라인 구매모델에 관한 연구는 기존의 상업활동을 온라인상에서 진행할 경우에 필요한 활동과 구매협상이전·이후에 선행되어야 하는 사항에 관한 연구이다. Terpsidis[9]에 따르면 일반적인 온라인 구매모델은 다음과 같이 일반적으로 6단계로 나누어진다.

- ① 구매제품의 확정 : 이 단계는 구매자가 판매자가 제시한 여러 종류의 제품을 서로 비교하거나 시뮬레이션을 통하여 자신이 구매할 제품을 확정하는 단계이다.
- ② 제품 중계 : 이 단계는 구매자가 확정된 제품에 대하여 여러 판매자에게 정보를 요청·수집하는 단계로서, 결과로 제품에 대한 구매후보 셋을 예측하게 된다.
- ③ 판매자 중계 : 이 단계는 구매후보 셋에 들어 있는 제품을 판매하는 판매자에 대한 정보를 수집하여 구매자에게 알려주는 단계이다. 이 단계에서 구매자가 제시한 조건에 따라 구매자를 필터링하기도 한다.
- ④ 협상 : 이 단계는 제품과 판매자가 확정되었을 때 어떠한 방법으로 매매를 할 것인가에 관한 문제이다.
- ⑤ 구매와 배송 : 이 단계는 협상종료의 신호에 따라서 제품 가격에 대한 지불이나, 소비자가 원하는 형태로의 배송 문제가 있다.
- ⑥ 사후관리와 평가 : 이 단계는 제품·구매자에 대한 사후관리와 모든 구매처리 과정에 대한 평가를 내리는 과정이다.

1) Tête-à-Tête

Maes[5]가 제안한 대표적 온라인 쇼핑 프레임워크로, Tête-à-Tête는 판매자와 구매자 모두 각자의 이익을 협동적으로 구현하는 것을 목표로 하고 있다. Tête-à-Tête의 특징은 다음과 같다.

- 통합적인 온라인 쇼핑 프레임워크이다.

Tête-à-Tête는 1.2절의 (1)에서 설명한 온라인 구매모델 중 ①~④부분을 통합하여 다른 모델로서 온라인상에서

판매하는 여러 쇼핑물의 가격을 비교한다거나, 경매형태를 띄는 다른 구매모델들과는 다르게 XML을 사용하여 통합적인 협상언어를 사용함으로써 다수의 온라인 판매자와 구매자가 공통된 탐색공간 및 협상언어를 갖게 하였다.

- 쌍무논쟁(bilateral argumentation)

Tête-à-Tête는 구매제품과 판매자들이 정해진 경우에 양쪽 에이전트의 협상의 방법으로 쌍무논쟁 형태의 협상방법을 취하고 있다. 구매 에이전트는 요청한 제품에 대하여 판매 에이전트들이 가장 가까운 제품에 대한 특성 및 사양에 대해 전해주는 제안들에 대하여 구매자의 선호도와 비교를 하여 평가를 하게 된다. 협상은 이러한 선호도의 변화를 따라서 진행되게 되며, 이러한 선호도의 변화는 평가의 형태로 다시 판매 에이전트들에게 전해지게 된다. 평가의 결과를 보고 다시 구매 에이전트들은 수정된 제안 또는 거부를 하는 형태로 협상이 진행된다.

- 제품·판매자 중계 의사결정 시스템

Tête-à-Tête 내부에는 구매자의 제품선택의 난해함을 도와주기 위한 다중-속성 유틸리티함수와 “stereo-typing”이라고 불리는 보완적 실행 촉진 기능을 수행하는 의사결정 엔진을 탑재하고 있어 구매자가 자신의 선호구조를 가지고 쉽게 제품이나 판매자를 선택할 수 있도록 해주는 기능을 가지고 있다. 하지만 이러한 많은 특징에도 불구하고 Tête-à-Tête는 여전히 사용자가 끊임없이 자신의 선호구조를 고쳐 나가거나, 새로운 제안을 하여야 하는 수동적이라는 문제점을 갖는다.

(2) 상대방의 선호구조에 관한 연구

1) Back-Propagation

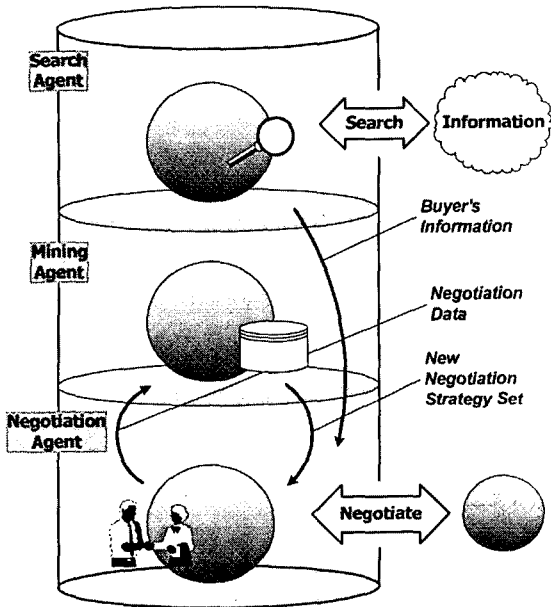
Richard[8]은 구매와 판매의 형태인식의 방법으로서 신경망 이론 중 역전파 알고리즘을 이용하여 구매와 판매에 영향을 끼치는 요소를 18개의 기본 변수로 사용하여 판매결과 변수와의 연관관계를 해석하는데 사용하였다. 이 연구는 선호구조에 미치는 속성들을 패턴화 하여 판매/구매와의 연관성을 찾아보았다는 의의를 가지고 있다.

2) Bazaar

Zeng[11]은 협상에서 가장 중요한 요소는 상대방의 내정가(reservation price; 이하 RP)라고 가정하였다. Bazaar 모델에서의 협상의 초점은 바로 상대방의 내정가를 예측하는 과정이다. 이는 상대방의 내정가를 알 수 있다면, 내정가에 근접하여 제안을 함으로서, 보다 나의 이익을 증가시키려는 방법이다. Zeng[11]은 이러한 상대방

의 내정가를 학습하는 과정을 “Bayesian belief updating process”라고 정의하고 사후확률을 이용하여 상대방의 RP값을 계산하였으며, 이를 이용한 협상과정을 포함하여 Bazaar라고 명명하였다.

그러나 현실적으로 사후확률을 얻는 것이 불가능하며, 상대방의 초기 가정인 RP예측치에 관한 근거가 존재하지 않아 실제적으로 모델을 사용하기는 적절하지 않다. 이러한 한계를 극복한 본 시스템에 대해서는 2장에서 다시 논의하도록 한다. 본 논문에서는 위에서 제기된 협상자동화의 문제를 극복하기 위해 어떠한 지식구조가 존재하여야 하며, 이러한 지식을 가지고 어떻게 상대방의 선호구조를 예측해 나가며 협상을 이끌어 나갈 것인가에 관하여 논의를 한다.



<그림 2> 에이전트를 이용한 자동협상모델

2. 본 론

2.1 에이전트를 이용한 자동 협상 모델

일반적인 인간의 협상 과정에는 빠지기 쉬운 오류가 존재한다. 이러한 오류를 극복하고 객관적인 자료에 의해 협상을 이끌어 나가는 자동화된 모형의 제시 협상에서의 자동화를 구현하기 위해서는 인간의 지식을 모방할 수 있는 에이전트의 지식을 구축하는 과정과 전체 시스템에 관한 논의가 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 에이전트의 지식 구축 과정으로서의 협상전략 발견 모델과 이를 이용한 에이전트를 이용한 자동협상 모델

(autonomous negotiation system using intelligent agent; ANSIA)을 제안한다.

2.1.1 ANSIA의 구조

ANSIA는 <그림 1>과 같이 3계층의 구조를 가지고 있다.

(1) 검색 에이전트 계층

협상을 하기 위한 가장 기초적인 데이터를 수집하는 에이전트로 제품에 대한 고시가격(posted price; 판매자가 가장 초기에 제품에 가격으로서 고시한 가격으로 협상의 여부로서 값의 하락이 일어날 수 있는 가격)을 검색하여, 고시가격 중 가장 낮은 가격과 판매자를 선택하여 하위 에이전트인 마이닝 에이전트에게 넘겨주는 역할을 수행한다.

(2) 지식발견 에이전트 계층

과거 협상 데이터로부터 협상 속성에 따른 협상전략을 찾아내어 협상 에이전트의 협상 전략 공간을 구성한다. 지식발견 에이전트 계층에서 사용되는 방법론으로 본 논문은 협상전략 발견 모델을 제안한다.

(3) 협상 에이전트 계층

실제로 판매자 또는 구매자 에이전트와 협상을 진행하는 에이전트로 검색에이전트가 넘겨주는 협상에 관한 정보와 협상 속성에 맞는 협상 전략 셋을 협상 전략 공간으로부터 가져와 전략에 따라 판매자와 협상을 하는 역할을 수행한다.

2.1.2 가정 및 시스템의 범위

(1) 시스템 범위

전체 시스템의 관점은 구매자의 시점에서 문제를 모델링 한다. 하지만 판매자의 입장에서 본다 해도 본 시스템의 프로세스는 변하지 않는다.

<표 1> 본 논문에서 사용한 데이터 마이닝 기법

사용범위	데이터의 분류	의사결정트리 구축
데이터마이닝의 범주	군집모형	분류모형
학습형태	자율학습	지도학습
기타	설명모델	예측모델

- 데이터 마이닝

본 논문에서는 데이터 마이닝의 범주 중 데이터의 속성사이의 상관관계를 발견하기 위하여 군집 모델을 사

용하며, 상관관계를 바탕으로 의사결정트리 구성하기 위하여 분류 모델을 사용하기로 한다(<표 1>).

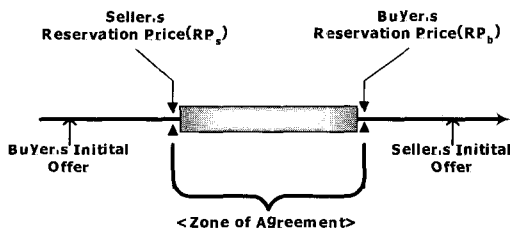
• 신경망 이론

데이터의 속성 중 상관관계를 발견하고, 과거 협상데이터의 패턴화를 위하여 신경망 이론 중 자율 학습방법으로 CL방법을 사용하도록 한다.

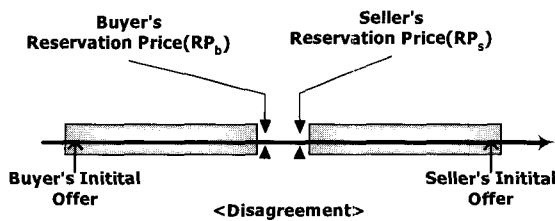
• 전자상거래

본 논문에서 제안하고 있는 자동협상모델은 Jim[4]이 제안한 전자상거래의 프레임워크를 따르면 다음과 같이 분류된다.

- ① 협상유무 : 협상을 하지 않는 bazaar와는 다른 협상모델
- ② 상대방의 수 : 복수의 상대방이 아닌 단수의 상대방 모델
- ③ 논의의 대상 수 : 논의의 대상이 복수가 아닌 대상을 가격만으로 한정된 모델
- ④ 의사결정 주체 : 모델이 사용자의 의사결정을 돕는 모델이 아닌 결정을 자신이 내리는 모델



<그림 2> 협상 가능 구간



<그림 3> 협상 가능 구간이 없는 경우

(2) 시스템 가정

- 협상에 참여하는 주체는(판매자, 소비자) 모두 합리적이고 일반적인 경제논리에 의해 의사결정을 한다.
- 예1) 각 주체의 RP사이에서만 매매 계약이 일어난다. 즉 <그림 2>와 같이 판매자의 RP_s <구매자의 RP_b 가 되어 협상가능 구간(the zone of agreement)이 생성되었을 경우에만 매매가 성립된다(Raiffa [7]).

예2) <그림 3>의 경우, 즉 $RP_s > RP_b$ 인 경우에는 협상이 성립되지 않는다.

예3) 거래가 진행될수록 가격 과장 비율은 줄어든다.

- 판매자의 RP_s 값과 고시가격의 차이의 비율인 가격 과장 비율(inflated price rate)은 초기 17%로 가정한다. (Zeng[11])
- 각 주체별 예약가의 예측은 에이전트의 탐색에 의해 고시 가격 중 최저가에 속하는 가격을 초기가정(null hypothesis; H_0)으로 지정한다.
- 판매자의 제안과 구매자의 제안의 차가 일정 % 내에 들어오게 되면 거래가 성립되었다고 간주할 수 있는 가격의 차인 거래허용치(allowable gap):

$$10 \% \text{ of } |RP_b - RP_s| > |O_s^n - O_b^n| \text{ 이면 거래성립}$$

여기서,

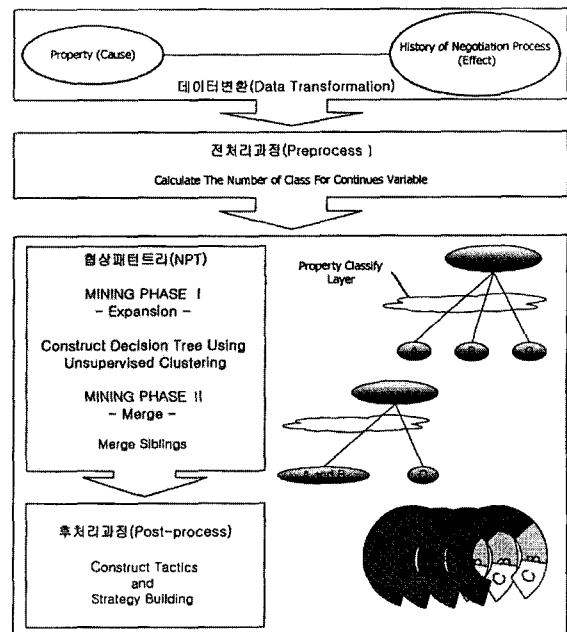
O_s^n : 판매자의 n번째 제안

O_b^n : 구매자의 n번째 제안

2.2 협상전략 발견 모델

(1) 협상전략 발견 모델

협상 에이전트가 협상에 참여하여 상대방의 제안을 평가, 예측하고 새로운 제안을 생성하기 위해서는 에이전트가 지식을 가지고 있어야 한다.



<그림 4> 협상전략 발견 모델

이러한 협상 에이전트가 가져야할 지식을 협상전략이라고 하며, 이는 과거의 협상데이터로부터 지식발견에

이전트가 특정 속성 조합에 대한 대표적 협상패턴을 추출·구조화하여 새로운 협상전략공간을 구성하게 된다.

이를 협상전략 발견 모델이라고 하며, 협상패턴을 추출·구조화를 위해 CL을 이용하여 의사결정트리(decision tree)를 구축한다. 구축된 트리를 본 논문에서는 NPT(negotiation pattern tree; 이하 NPT)라고 하며 NPT는 속성에 의해서 분류되어진 협상패턴을 그 결과 값으로 갖게 되며, 결과 값은 다시 협상전략공간으로 분류되어 저장되게 된다.

협상전략 발견 모델의 절차는 다음과 같다.

① 데이터 변환(Data Transformation)

과거의 협상데이터를 일정한 규칙으로 정규화 하는 과정이다.

② 전처리 과정(Preprocess)

CL을 이용 협상 데이터 중 수치형 데이터에 대한 임계값(threshold)을 찾아 이산화 하는 과정이다.

③ 협상패턴트리(NPT)

CL을 이용하여 협상 데이터 중 순차적으로 NPT구축에 필요한 결정노드를 선정하고 트리를 펼쳐나가는 확장(expansion)단계와 구축한 의사결정트리를 가지고 시스템의 민감도를 조정하며 트리를 재구성하는 병합(merge) 단계의 2단계 시스템을 거쳐 협상패턴트리를 구성한다.

④ 후처리 과정(post-process)

발견 1, 2단계를 거쳐 구성된 의사결정트리를 이용하여, 협상전략공간을 구성하게 된다.

협상전략 발견 모델의 전체 과정은 <그림 4>와 같다.

(2) 경쟁 학습

본 연구에서는 데이터의 군집화와 각 군집의 중심 값을 산출하기 위해서 신경망 이론 중 입력층과 경쟁층의 두 개의 계층(layer)으로 구성된 CL을 이용하였다.

2.2.1 데이터 변환(Data Transformation)

본 논문의 협상전략 발견 모델에는 입력데이터로 과거의 협상데이터가 사용되게 된다. 하지만 하위 단계들에서 사용되는 CL의 입력데이터로 사용하기 위해서는 코딩(coding)·분리(dividing)·정규화(normalizing)등의 작업을 거쳐야 한다. 따라서 모델의 첫 단계에서 데이터에 대한 변환(transformation) 작업이 필요한 것이다(Adriaans [2]).

데이터의 형식에 따른 분류는 다음과 같다.

- 이산형(discrete 혹은 nominal) 데이터 : 속성값 중, 정수 값으로 사상(mapping)될 수 있는 데이터이며 코딩

과정이 적용된다.

예 : 판매자 {갑, 을} → 판매자 {0, 1}

- 수치형(numeric 혹은 continuous) 데이터 : 속성값 중, 연속형 실수 값을 가진 데이터로서 클래스를 나누는 작업인 분리가 적용된다.

예: 가격 {100, 250, 170, 1700, 3300} → Price class A {100, 170, 250}, Price class B {1700, 3300}

입력데이터 속성의 종류와 특성, 그리고 변환 형태는 다음과 같다.

- 협상대상물의 속성(attribute of negotiation item): 협상 대상물에 관련된 속성으로 제품일 경우는 제품의 산지(the place of origin), 수량, 가격대 등이다.
- 협상의 속성(attribute of negotiation): 협상대상 외적인 요소로서, 판매자ID, 협상시기 등 협상대상 외적인 요소가 속한다고 할 수 있다.
- 협상진행의 패턴(negotiation pattern): 과거 협상과정의 진행 형태를 나타내는 데이터로 가격을 판매자 내정 가격(RPs)에 대한 비율로 변환시키는 과정을 정규화라고 정의한다.

예: RPs = 15,000 일 때, 예제 데이터를 <표 2>와 같이 정규화 한다.

S(Negotiation_ID) : 한 협상에서의 판매자와 구매자의 제안의 쌍(pair)을 단계라고 하며, S(Negotiation_ID)는 결국 협상의 진행과정을 의미한다.

N(Negotiation_ID) : 협상이 시작되어서 합의가 되어 협상이 타결될 때까지의 협상횟수를 말한다. 이를 협상도수(negotiation frequency)라고 한다.

<표 2> 협상진행의 패턴

S	0		1		2		
예제 데이터	O_s^0	O_b^0	O_s^1	O_b^1	O_s^2	O_b^2	거래 가격
	16,500	14,300	16,400	15,400	15,300	15,300	
정규화된 데이터	O_s^0	O_b^0	O_s^1	O_b^1	O_s^2	O_b^2	거래 가격
	10.0	-4.7	9.4	2.7	2.0	2.0	

$O_s^{(S(Negotiation_ID))}$: 협상단계 S(Negotiation_ID)에서 판매자가 제의한 가격

$O_b^{(S(Negotiation_ID))}$: 협상단계 S(Negotiation_ID)에서 판매자가 제의한 가격을 RPs를 기준으로 정규화한 값으로

$$O_b^{(S(Negotiation_ID))} = \frac{O_b^{(S(Negotiation_ID))} - RPs}{RPs} \times 100$$

을 이용해서 구할 수 있다.

• 거래가격(payoff)

특성 : 협상이 타결된 가격에 대한 데이터로, 협상진행의 패턴정규화와 같이 RPs에 대한 비율로 정규화 한다 (<표 2>에서 거래가격 참조).

2.2.2 전처리 과정(preprocess)

전처리 과정에서는 연속형 데이터를 속성값으로 가진 속성을 몇 개의 집합으로 클러스터링을 할 것인가를 정하는 단계로 이 결과는 2.2.3단계에서 필요한 CL의 뉴런(neuron)의 개수를 계산하는데 사용되며, 이는 또한 트리확장의 기준(split criterion)이 된다.

본 논문에서는 트리 확장의 기준으로 혼잡도(entropy)를 정의하고, 이를 이용하여 클러스터링 임계값을 계산하는 방법을 제시한다. 혼잡도는 ID3의 gain ratio, ID5R의 E-score와 같은 역할을 한다.

(1) 클러스터링 임계값

이산형 데이터는 직관적으로 클러스터링이 가능하며 클러스터링의 개수를 대표하는 CL의 뉴런 개수 지정이 명확하다. 하지만 연속형 데이터인 제품의 가격 ∈ {1000, 1200, 1340, 1500, 1290, 2200, 1950} 과 같은 연속형 속성값의 경우에는 몇 개로 클러스터링을 하는 것이 가장 속성값의 혼잡도를 낮추면서 클러스터링을 해야 하는지의 문제가 생기게 된다. 본 논문에서는 클러스터링에서 일반적으로 많이 사용되는 가장 혼잡도를 낮추는 데이터의 클러스터링을 위한 혼잡도를 정의한다. 또한 실험을 통하여 이러한 속성값에 대한 혼잡도를 가장 낮출 수 있는 클러스터의 수로서 N-cluster를 정의하고 이를 구하는 방법을 제안한다.

- N-cluster : 클러스터링 임계값은 n개의 연속형 데이터를 가진 벡터에 대해 혼잡도를 가장 낮추면서 클러스터링을 할 수 있는 CL의 뉴런 수이다.
- 혼잡도 : n개의 속성값을 가진 벡터를 k개의 클러스터로 나누었을 때 CL에서 각 클러스터를 구성하는 가중치(weight vector)와 해당 클러스터의 각 원소사이의 거리의 합으로 정의한다.

$$Entro(V_n^k) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{m^k} \frac{\sqrt{(w^i - v_j^k)^2}}{k}$$

여기서,

- $Entro(V_n^k)$: n개의 속성값을 가진 벡터 V를 k개의 클러스터로 나누었을 때의 혼잡도
- V_n^k : 벡터 V의 n개의 속성 값 $v_1, v_2, v_3, \dots, v_n$ 을 k개의 군으로 분류한 데이터
- k : n개의 속성값을 나누는 클러스터의 개수

- m^k : n개의 속성값을 k개의 군으로 나누었을 때 k군에 속하는 속성값의 개수
- v_i^k : 벡터 V의 속성 값 중 k군에 i번째 속하는 속성 값

(2) 절차

속성값에 대한 혼잡도를 가장 낮출 수 있는 클러스터의 수를 결정하는 N-cluster(V)를 구하는 절차는 다음과 같다.

```

Step1. 협상데이터중 연속형 데이터를 구별한다.
Step2. 속성값을 CL의 입력으로 구성한다.
For k = 1; k++ {
    CL을 이용하여 i개의 neuron을 사용하여 클러스터링을 한다.
    클러스터링된 데이터를 가지고 Entro(V_n^k)를 계산하고 저장한다.
    If Entro(V_n^{k-1}) > Entro(V_n^k) < Entro(V_n^{k+1})
        GOTO Step3
    End If
}
Step3. N-Cluster(V) = k
    
```

Step2에서와 같이 혼잡도가 가장 적어지는 변곡점을 만드는 k값이 N-cluster값이 된다. 위와 같은 작업을 직관적으로 클러스터링이 되지 않는 이산형 데이터를 갖는 속성에 대하여 수행한다.

협상패턴을 추출하기 위한 방법으로 전 단계에서 이산화된 협상속성 데이터와 정규화된 협상과정 데이터에 대하여 CL을 수행한다. 여기서 CL의 대상인 벡터로 협상과정 데이터만 사용하지 않고 협상속성 데이터까지 포함하는 이유는 다음과 같다.

만일 협상과정 데이터만으로 협상패턴을 추출한다면 추출된 협상속성에 대한 상관관계에 대한 정보의 손실을 가져온다. 본 연구의 목적 중의 하나는 협상속성에 따른 협상패턴의 추출이기 때문에, 협상속성값과 협상과정 데이터, 즉 협상데이터 전체에서 협상패턴을 추출함으로써 이와 같은 문제를 해결하고자 한다.

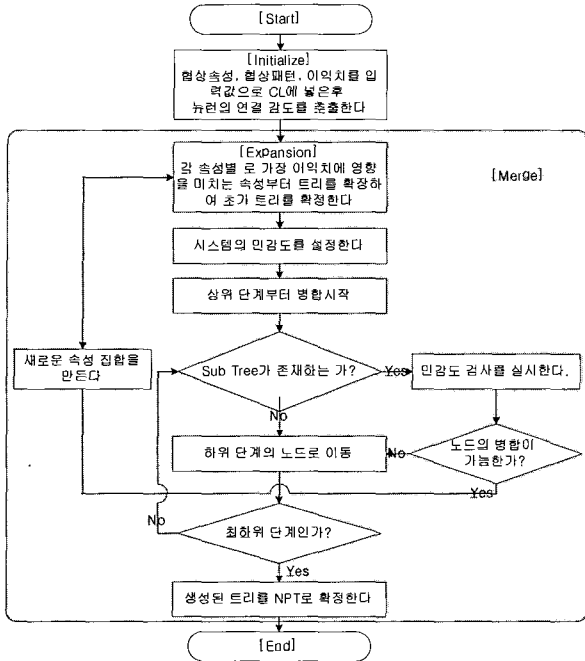
2.2.3 협상패턴트리(NPT)

의사결정트리 구축 단계는 협상데이터의 속성값과 협상패턴을 가지고 의사결정트리(decision tree; 이하 트리)를 구성하기 위하여 각 속성 값 사이의 상관관계를 분석하여 노드의 선후관계를 정의하고 초기트리를 구성하는 1단계와 전체 트리의 민감도를 이용하여 트리를 재구성하는 2단계의 구조를 가지고 있다.

본 논문에서는 결과로 생성되는 협상패턴의 분리된 트리를 협상패턴트리(NPT)라고 한다.

(1) NPT 구축 알고리즘

NPT 구축 알고리즘의 전체 과정은 <그림 5>와 같다.



<그림 5> NPT 구축 흐름도

(2) N-cluster

본 논문에서는 트리 확장의 기준으로 2.2.2 전처리 과정에서 논의한 N-cluster를 사용한다. N-cluster는 ID3의 gain ratio (Quinlan[6]), ID5R의 E-score (Utgooff[10]), AIDT의 L-value (김강호[1])와 같은 역할을 하는 것으로 한 노드의 N-cluster > 1인 경우에는 N-cluster값이 바로 결과 클래스의 개수를 의미하며, 이는 바로 가지가 N-cluster값만큼 발생한다는 것을 의미한다.

(3) CR

협상데이터의 경우에는 각 속성이 이익에 미치는 상관관계가 크다. 본 논문에서는 이러한 각 속성마다의 상관관계를 고려하기 위하여 속성과 이익과의 상관관계를 표현하는 CR을 정의하고, 이러한 상관관계를 순차적으로 계산하는 방법을 제시한다. 각 속성이 이익에 미치는 상관관계인 CR은 트리의 각 노드의 선후관계(부모 노드와 자식 노드)를 정하는 클래스의 속성을 정해주는 기준이 된다.

- CR(attribute) : 각 속성별로 이익에 미치는 영향을 판단하는 변수로 CL의 결과로 생성되는 이익뉴런 가중치(payoff neuron weight vector)와 해당 속성 클러스터링된 각 클러스터의 중심치 사이의 차이의 합이다.

$$CR(attribute) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{m^k} \frac{\sqrt{(w_{payoff}^i - w_j^k)^2}}{k}$$

여기서,

- k : 속성별 클러스터의 개수
- m^k : k번째 클러스터에 포함된 뉴런의 개수
- $\bar{w}^{k, payoff}$: k번째 클러스터의 이익뉴런 가중치의 평균값
- w_j^k : k번째 클러스터의 j번째 이익뉴런의 가중치

(4) NPT의 구축

- 용어 정의

NPT 구축 알고리즘의 설명을 위한 용어는 다음과 같다.

- $List(A)$: NPT의 대상이 되는 모든 속성을 저장하는 리스트
- $Path$: 이미 생성한 노드의 정보를 저장하고 있는 리스트
- ω : 확장의 대상이 되는 속성
- ω^* : 다음 확장의 대상이 되는 속성
- $depth(i)$: NPT의 깊이, 예) 루트(root)는 $depth(i)$, 리프는 $depth(\text{속성의 개수})$
- $s(\text{attribute})$: 속성에 대한 패턴을 포함한 자식노드(sibling)의 개수

NPT의 구축절차는 다음과 같이 크게 3단계로 나누어 생각해 볼 수 있다.

1) 초기화(initialization)

초기화 단계에서는 속성, 패턴, 협상이익을 입력값으로 CL을 거쳐 생성된 협상에 대한 클러스터들의 연결강도를 얻어낸다. 본 논문에서는 CL의 초기 뉴런의 개수를 N-neuron으로 정의한다.

$$N\text{-neuron} = \prod_{i=0}^m N\text{-cluster}(\text{continuous attribute}^i) \times \prod_{i=m+1}^n \Phi(\text{discrete attribute}^i)$$

여기서,

- n : 전체 속성의 수
- m : 전체 속성의 수 중 연속형 속성의 개수

- N-neuron

정의 : 협상 데이터가 입력되는 CL의 뉴런의 개수이며, 뉴런의 개수는 2.2.2에서 구한 각각의 연속형 속성 N-cluster값의 곱과 이산형 속성의 클러스터의 개수의 곱이 된다.

$N\text{-cluster}(\text{continuous attribute}^i)$: i번째 연속형 속성에 대한 클러스터의 개수

Φ (discrete attributeⁱ) : i번째 이산형 속성에 대한 클러스터의 개수

2) 확장 및 병합(expansion and merge)

확장(Expansion)단계는 NPT를 위한 초기 트리를 구성하는 단계이며, 병합(Merge)단계는 초기트리를 트리의 민감도에 따라 재구성하는 단계이다.

• 트리의 민감도 검사

트리의 민감도란 트리가 분류해낸 상대방의 전략을 얼마나 자세히 분류 시킬지를 정하는 문제이다. 본 논문에서는 트리의 민감도의 척도로서 α 값을 정의하였다. 트리의 민감도를 계산해 주는 방법은 다음과 같다.

Case 1. 병합할 노드들에 패턴이 2개 이상 존재하는 경우

- 1) 민감도 α 를 정의한다 ($0 < \alpha < 1$).
- 2) 해당 트리깊이(depth)의 노드를 구성하는 속성 데이터의 최대값과 최소값의 차이를 계산하여 이 값을 β 라 한다.
- 3) *If* (속성 클러스터의 중심값의 차이 $\times \alpha$) $> \beta$ *then* 해당 클러스터는 병합 가능하다

Case 2. 병합할 노드들에 패턴이 1개씩만 존재하는 경우

- 1) 민감도 α 를 정의한다 ($0 < \alpha < 1$).
- 2) 해당 속성의 모든 데이터의 최대값과 최소값의 차이에 α 를 곱하여 이 값을 α' 라 한다.
- 3) 각 클러스터의 평균값의 차이를 계산하여 이 값을 β 라 한다.
- 4) *If* $\alpha' < \beta$ *then* 해당 클러스터는 병합 가능하다

3) 하위트리(subtree)

동일한 깊이(depth)상의 노드의 속성은 동일하여야 하며, 같은 깊이의 depth를 가지고 있는 트리를 하위트리(subtree)로 정의한다. 즉 구조가 가상의 루트(root)를 기준으로 동일하여야 한다.

2.2.4 후처리 과정(post-process)

(1) 분석

발전 1,2단계를 통해 생성한 의사결정트리에서 협상전략공간(negotiation strategy dimension)을 구성하는 단계로, 각 의사결정의 리프까지의 데이터 속성을 기준으로 협상전략공간을 구성하는 단계이다.

우선 의미 있는 속성을 부여하는 과정이 필요하다.

2.2.1절의 데이터 변환에서 예: 산지 {중국산, 호주산} → 산지 {0, 1} 와 같이 이산화 시킨 데이터에 다시 {산지 0 → 중국산, 산지 1 → 호주산}과 같이 원래의 의미 있는 속성을 부여하게 된다.

결론적으로 트리의 리프의 속성값에서 우리는 어떠한 속성이 협상에 중요한 영향을 미치는지의 유무와 그러한 속성들과 동일한 새로운 데이터가 들어왔을 때 협상진행의 패턴을 예측할 수 있다는 의미가 되며 이는 바로 협상 에이전트가 전략, 즉 지식을 가지고 협상에 임할 수 있게 된다는 것을 의미한다.

<표 3> 전술의 종류

전술	Seller	Buyer
강 (Robust)	O_s^* 과 O_b^* 의 차이 중 상위 1/3사이에서 결정	O_s^* 과 O_b^{*-1} 의 차이중 하위 1/3사이에서 결정
중 (Mediocre)	O_s^* 과 O_b^* 의 차이 중 중간 1/3사이에서 결정	O_s^* 과 O_b^{*-1} 의 차이중 중간 1/3사이에서 결정
약 (Amicable)	O_s^* 과 O_b^* 의 차이중 상위 1/3사이에서 결정	O_s^* 과 O_b^{*-1} 의 차이중 상위 1/3사이에서 결정
초기치 및 조건	O_b^* 이 RPs이하일 경우에는 O_b^* 을 RPs 값으로 대체	H0과 RPs의 차이중 하위로 10%를 늘린 후, 이를 3등분하여 결정

(2) 협상전략공간 생성

실제 협상 속성값에 대응되는 협상진행패턴은 바로 지식으로 사용할 수 없다. 이 값을 다시 협상에 사용될 수 있는 개개의 전술로 바꾸어야 한다.

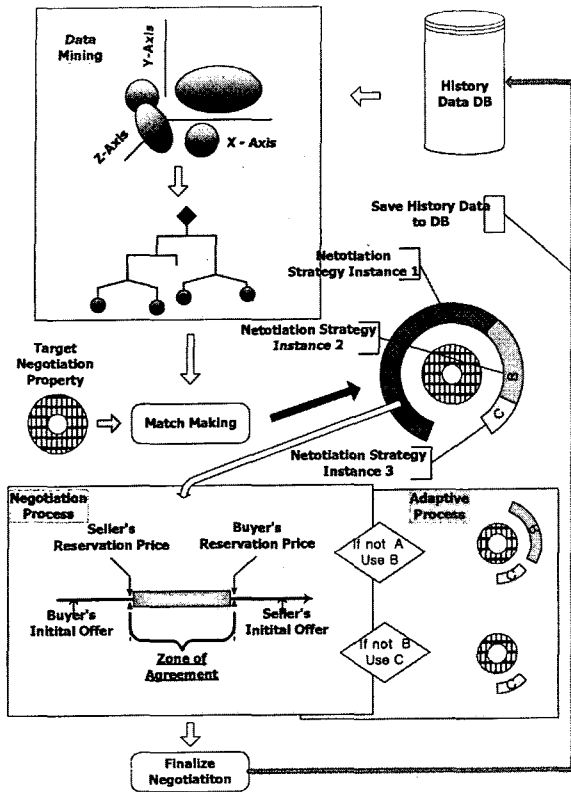
- 패턴 : 단위 협상에서 보여진 판매자와 구매자와의 가격의 흐름을 나타낸 것으로 한 단위의 협상에서의 진행과정과 그 결과로서의 이익을 의미한다.
- 전술 : 협상 과정 중 협상의 단위마다의 판매자 또는 구매자의 결정을 의미하는 것으로 본 논문에서는 <표 2>와 같이 3가지 종류의 작전을 정의한다.
- 전략 : 협상을 다수의 결정점들이 모여 있는 구조로 본다면 전략이란 단위 협상을 하기 위한 작전의 합이라고 할 수 있다.
- 전략 셋 : 어떠한 속성집합에 대하여 클러스터링된 모든 전략들의 집합을 의미한다.

결국 협상전략공간 생성이란 각 속성에 클러스터링된 W_i 값의 패턴들을 다시 작전으로 바꾼 다음 이를 전략화 하고, 각 속성에 대응되는 전략들 중 동일한 속성에 포함된 전략들을 이익이 높은 순서로 정렬하여 저장하는 것을 의미한다.

2.3 자동 협상 모델

이 장에서 다룰 자동 협상 모델은 에이전트를 이용한 자동 협상 모델 중 협상 에이전트 계층을 모델화 한 것

으로 2.3에서 구현한 협상전략 발견 모델에서 얻어진 협상전략을 이용하여 실제로 협상을 하는 과정을 모델링한 것이다. 자동화된 협상과정은 다음과 같은 3가지의 과정을 따른다.



〈그림 6〉 자동협상 모델

(1) match making

새로운 협상의 인스턴스(instance)가 생성되게 되면 에이전트는 새로운 협상의 속성을 파악하게 되고 이러한 속성을 가진 제품을 판매하는 판매자를 검색 에이전트에게 요청하게 된다. 요청을 받게 된 검색 에이전트는 검색 모델에 따라 요청한 제품과 동일한 속성을 가진 제품을 판매하는 판매자를 검색하여서 결과를 협상 에이전트에게 넘김과 동시에 협상 에이전트는 해당 판매자와 연결(connection)을 하게 된다.

해당 판매자와 연결이 된 후에는 협상 에이전트는 협상 전략 발견 모델에서 구현되어 있는 협상 전략 공간에서 새로운 협상 인스턴스의 속성과 동일한 속성을 가지고 있는 전략 셋을 찾아내는 과정을 수행한다.

(2) 협상과정(negotiation process)

찾아낸 전략 셋 중 가장 이익이 높은 전략을 가지고 협상에 임한 협상 에이전트는 판매자와 협상과정에

들어가게 된다.

(3) finalize negotiation

이와 같은 방법을 반복하여 협상 가능 구간 내에서 상대방의 제안과 나의 제안이 거래 허용치 내에 들어왔을 때에는 협상을 마감(struck bargain)하고, 해당 협상의 패턴 및 이익을 데이터베이스에 저장하게 된다. 이와 동시에 마이닝 에이전트에게 새로운 전략공간 구성을 요청하게 된다. 이와 같은 과정으로 새로운 협상 인스턴스에 대한 자동 협상은 이루어지게 된다.

자동 협상 모델에 관한 개략적인 실행절차를 도식화하면 <그림 6>과 같다.

3. 수치 예제

본 예제에서는 판매자 Seller 1과 Seller 2의 과거 협상 데이터를 시뮬레이션으로 발생시켜 협상데이터를 NPT를 이용하여 분류하고 협상에 사용될 수 있는 지식으로 구조화하는 과정을 나타낸다.

〈표 4〉 데이터 집합의 속성, 유형, 값

속성	유형	값	변환 값
판매자	이산형	Seller1, Seller2	0, 1
원산지	이산형	중국산, 호주산	0, 1
가격	연속형	25,000~250,000	

• Step 1 - 데이터 변환

<표 3>은 예제에서 사용할 속성에 대한 특징과 CL의 입력데이터 값으로 만들기 위하여 변환된 값을 보여준다.

• Step 2 - 전처리 과정

연속형 데이터인 가격의 경우 N-cluster(가격) = 2이다. 그리고 임계값은 85,000원 이었다. 이를 고가와 저가로 나눈다고 하자.

〈표 5〉 각 클러스터의 연결강도

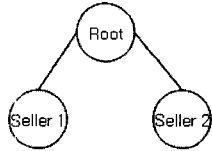
	판매자	산지	가격대	O _s ⁰	O _b ⁰	O _s ¹	O _b ¹	O _s ²	O _b ²	O _s ³	O _b ³	pay off
W1	A	중국	고가	17	15.62	16.89	16.14	16.16	16.16	.	.	16.16
W2	A	중국	저가	17	-0.86	15.76	13.39	14.82	13.98	13.98	13.98	13.85
W3	A	호주	고가	17	13.68	16.91	15.19	16.06	15.63	15.64	15.63	15.63
W4	B	호주	고가	17	1.66	6.83	5.30	5.70	5.50	.	.	5.50

• Step 3 - NPT 생성

CL의 결과로서 나온 각 클러스터의 연결강도의 값이 <표 4>와 같다고 하면 이로부터 확장을 통해 초기트리를 생성하는 과정을 열거한다.

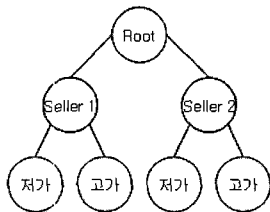
• 1번째 확장

속성	판매자	산지	가격
CL값	5.78	15.1	21.1



• 2번째 확장

속성	Seller 1	산지	가격
CL값	N/A	2.9	2,367
속성	Seller 2	산지	가격
CL값	N/A	1.96	0



• 3번째 확장

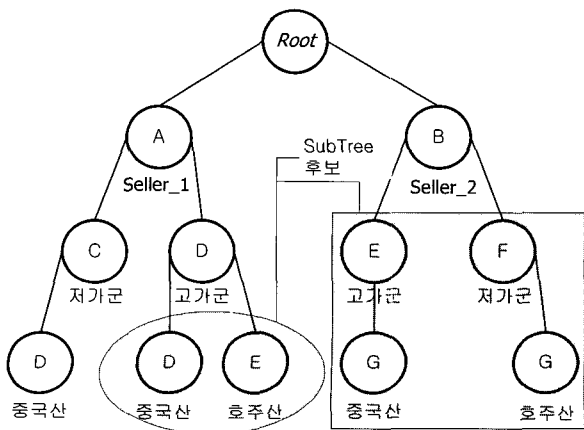
속성	Seller 1	중국산	고가
속성	Seller 1	중국산	저가
속성	Seller 1	호주산	고가

속성	Seller 2	중국산	고가
속성	Seller 2	중국산	저가

확장을 끝낸 초기 트리는 <그림 7>과 같다.

- 병합 : 민감도 $\alpha = 0.2$ 로 트리를 병합한다.
- $depth = 1$, Path: Root \rightarrow Seller 2, Subtree 발견, 따라서 Case 2: 병합한다.

속성	평균값	값	속성데이터
고가군	5.5	15.63	Max
저가군	7.46	5.5	Min
α	1.96	2.026	β



<그림 7> 초기 트리

- $depth = 2$, Path: Root \rightarrow Seller 1 \rightarrow 고가군, Subtree 발견, Case 1: 병합할 수 없다.

속성	평균값	값	속성데이터
중국산	16.16	15.14	Max
호주산	14.12	15.63	Min
α	0.408	0.49	β

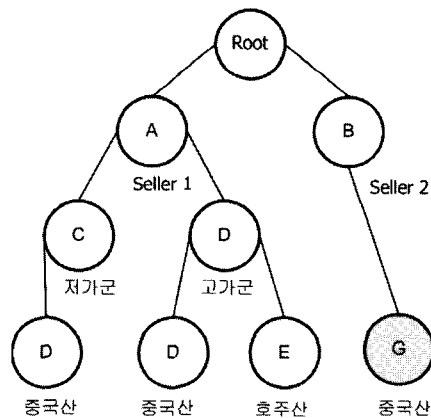
민감도 $\alpha = 0.2$ 로 병합을 끝낸 NPT는 <그림 8>과 같다.

- 병합 : 민감도 $\alpha = 0.3$ 으로 트리를 병합한다.
- $depth = 2$, Path: Root \rightarrow Seller 1 \rightarrow 고가군, Subtree 발견, Case 1: 병합한다.

• Step 4 - 후처리과정

민감도 0.2로 생성된 NPT의 정보를 정리하면 다음과 같다.

	판매자	산지	가격대	O_s^0	O_b^0	O_s^1	O_b^1	O_s^2	O_b^2	O_s^3	O_b^3	pay off
W7	B	중국	저가	17	10.02	11.41	10.63	10.71	10.71	.	.	10.71
W8	A	호주	고가	17	4.59	8.14	5.27	5.71	5.71	.	.	5.71



<그림 8> 최종 NPT ($\alpha = 0.2$)

4. 결론

본 논문에서는 과거의 협상데이터를 바탕으로 모델을 구축하고, 구축된 모델로부터 데이터 마이닝을 통하여 정보를 추출하는 모델을 제시하였다. 또한 구축된 정보(지식)를 이용하여 인간의 역할을 대신해서 에이전트가 행동해야 하는 협상 프로세스를 정의하고 이를 구현할 수 있는 모델을 제시했는데 본 논문의 의의가 있다고 하겠다.

본 논문에서 제안한 모델은 새로이 대두되고 있는 비

즈니스 영역에서의 정성적으로만 연구되어 오던 “협상”이라는 문제에 대한 정량적인 접근을 시도했다는 점에서 그 의의를 찾을 수 있으며, 단순히 협상지식에 대한 발견기법 이외에 이를 이용할 수 있는 협상에 대한 프로세스를 정의화 하여 새로운 비즈니스 모델로 활용 가능하다는 점을 의의로 들 수 있다.

향후 지능형 에이전트의 속성을 ANSIA의 기준으로 정의하여 상호 비교하는 연구와 NPT 생성의 타당성 분석을 위한 여러 가지 접근방법에 대한 연구가 추후 연구방향으로 남아있다.

참고문헌

- [1] 김강호, “증분 의사결정트리를 이용한 적응형 기계 진단 시스템”, 고려대학교 석사학위논문, 1999.
- [2] Adriaans, P., and Zantinge, D., *DATA MINING*, Addison Wesley, 1996.
- [3] Chavez and Maes, P., “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 (PAAM'96). London, UK, April 1996.
- [4] Jim, R. O., “On Automated Negotiation and Electronic Commerce,” Ph. D. Thesis.
- [5] Maes, P., Guttman R., and Moukas, A., “Agents that Buy and Sell: Transforming Commerce as we Know It,” *Communications of the ACM*, March 1999 Issue.
- [6] Quinlan, J. R., “Induction of decision trees,” *Machine learning*, 1 : 81-106, 1986.
- [7] Raiffa, H., *The Art and Science of Negotiation*, Belknap Pr, March, 1985.
- [8] Richard P. L., John E. M., and David S. T., *Neural Information Processing systems 3*, Morgan Kaufmann Publishers.
- [9] Terpsidis, I., Pergioudakis, A. M., Doukidis, B. G., and Maes, P., “The Potential of Electronic Commerce in Re-Engineering Consumer-Retail Relationships through Intelligent Agents,” J.-Y. Roger, B. Stanford-Smith, and P. Kidd. (eds.), *Advances in Information Technologies: The Business Challenge*, IOS Press, 1997.
- [10] Utgoff, P. E., “Incremental Induction of Decision Trees,” *Machine Learning*, 4 : 161-186, 1989.
- [11] Zeng, D. and Sycara, K., “Benefits of Learning in Negotiation,” *Proceedings of AAAI-97*, 1997.