

계층적 군집화 기법을 이용한 단일항목 협상전략 수립

전진¹ · 김창욱^{2*} · 박세진³ · 김성식⁴

¹고려대학교 정보통신기술공동연구소 / ²명지대학교 산업시스템공학부 / ³i2 Technologies Korea /

⁴고려대학교 산업공학과

Learning Single-Issue Negotiation Strategies Using Hierarchical Clustering Method

Jin Jun¹ · Chang-Ouk Kim² · Se-Jin Park³ · Sung-Shick Kim⁴

¹Research Institute for Information and Communication Technologies, Korea University, Seoul, 136-701

²Department of Industrial and Systems Engineering, Myong Ji University, Kyung-Ki, 449-728

³Presales, i2 Technologies Korea, Seoul, 135-080

⁴Department of Industrial Engineering, Korea University, Seoul, 136-701

This research deals with an off-line learning method targeted for systematically constructing negotiation strategies in automated electronic commerce. Single-issue negotiation is assumed. Variants of competitive learning and hierarchical clustering method are devised and applied to extracting negotiation strategies, given historical negotiation data set and tactics. Our research is motivated by the following fact: evidence from both theoretical analysis and observations of human interaction shows that if decision makers have prior knowledge on the behaviors of opponents from negotiation, the overall payoff would increase. Simulation-based experiments convinced us that the proposed method is more effective than human negotiation in terms of the ratio of negotiation settlement and resulting payoff.

Keywords : negotiation, competitive learning, hierarchical clustering method, electronic commerce

1. 서론

1.1 연구 배경

협상(negotiation)과 그 결과로서의 거래는 경제활동에 있어서 가장 기본적인 행위이다(Lewicki *et al.*, 1997). 일반적으로 제품의 거래 가격이 낮거나 수량이 적은 경우는 확정가(fixed price)를 가지고 거래한다. 하지만 거래 가격이 높거나 수량이 많은 거래의 경우에는 협상이 필요하며 전자상거래와 같은 자동화되고 온라인화된 거래의 비중이 높아짐에 따라 자동화된 협상은 더욱 필요하게 된다.

지금까지 자동화된 협상을 위한 연구는 인간의 협상과정에

대한 모델링과 정량화에 집중되어 이루어져 왔다(Fisher, 1992; Jim, 1996; Lewicki *et al.*, 1997; Raiffa, 1985; Rangaswamy와 Shell, 1997). 이러한 연구 중 Fisher(1992)는 인간의 협상과정에서 다음과 같은 세 가지 요인으로 인한 모델링과 정량화의 어려움을 언급하였다.

- 감정(emotion)
- 잘못된 인지(misperception)
- 의사소통 부족(lack of communication)

위와 같은 요인으로 인하여 발생하는 협상과정의 문제는 크게 다음과 같은 두 가지로 나누어진다.

- 협상행위의 복잡성(complexity of activity)

- 선호구조 파악의 어려움(difficulty of understanding preference structure)

여기서 협상행위의 복잡성이란 인간의 협상에서 나타나는 수많은 요소에 대한 고려가 어렵기 때문에 협상에서의 타결이 어렵고, 보다 나은 결과를 얻지 못함을 의미한다. 예를 들어, Rangaswamy and Shell(1997)의 연구에 따르면 네 가지 협상항목(issue)이 각각 네 가지의 대안을 가지고 있을 경우 34번의 협상 중 네건만이 타결된다는 결과를 보여주고 있다.

두번째로 선호구조 파악의 어려움이란 협상에서 보다 나은 결과를 낳기 위해서는 자신의 선호구조뿐만 아니라 상대방의 선호구조를 파악하여야 하는데, 인간의 협상에 있어서는 주관적인 추론이 상대방의 선호구조를 파악하는 데에 방해된다는 것이다(Fisher, 1992).

본 논문에서는 이러한 문제를 극복하고 객관적인 자료에 근거하여 협상을 이끌어 나가기 위한 방법으로 오프라인(off-line)에서 데이터 마이닝 기법을 이용하여 과거 협상 데이터로부터 협상 전략을 추출하고 이를 협상지식으로 활용하는 모델을 제시한다.

본 논문에서 제안하는 절차는, 협상당사자가 특정 협상환경 하에서 구사하기 위한 협상지식으로서 과거 협상데이터로부터 추출된 협상패턴을 이용할 수 있도록 한다. 추출된 협상패턴들은 협상이익에 영향을 미치는 정도에 따라 계층적으로 군집되어, 특정 협상환경하에서 평균적으로 예상되는 협상이익을 보장하는 군집으로 분할된다. 그러므로 본 논문은 최적 협상전략 의사결정을 제안하는 것이 아니라 특정 협상환경하에서 예상 협상이익을 보장하는 협상전략을 제안하는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1.2절에서는 본 연구와 관련된 기존연구를 비교하고 2장에서는 협상전략의 지식발견 방법에 관하여 설명하고 간단한 예를 들었다. 3장에서는 제안된 방법에 대한 수행도 평가 결과를 기술하였으며 본 논문의 결론은 4장에 기술하였다.

1.2 기존 연구 고찰

자동 협상에 대한 기존 연구는 <그림 1>과 같은 협상모형 분류에 의하여 나누어질 수 있다.

<그림 1>에서 분류 ①, 즉 협상결과 분석에 관한 연구로는

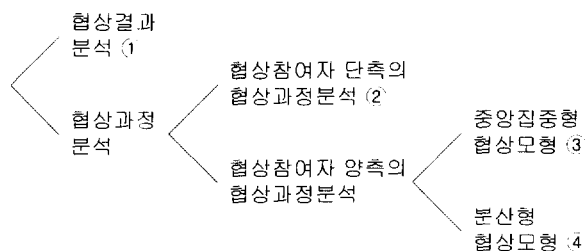


그림 1. 자동 협상연구 분류.

신경망 이론 중 역전파 알고리즘을 이용하여 구매와 판매에 영향을 미치는 18가지의 기본 변수와 협상결과 변수와의 연관 관계를 해석한 Richard et al.(1991)의 연구가 있다. 이 연구는 선호구조에 영향을 미치는 협상속성들을 패턴화하여 협상결과와의 연관성을 찾아보았다는 의의를 가지고 있다. Richard et al.의 연구는 기본 변수와 협상결과에 의한 이익 사이에 존재하는 연관성을 찾았다는 데에는 의미가 있으나 협상과정에서 필요한 협상전략을 제안하지는 못하였다.

협상과정 분석에 관련된 연구 중 협상참여자 양측 또는 중개자로서의 협상방법에 대한 연구는 다시 중앙집중형 협상모형(분류 ③)과 분산형 협상모형(분류 ④)으로 나누어진다.

이 중 Jim(1996)은 중앙집중형 협상모형에 관한 방법에 해당한다. Jim은 유전 알고리즘을 사용하여 다중항목(multi-issue) 협상에서 양측 모두 더 좋은 결과를 얻을 수 있는 데도 협상결과가 그렇지 못한 상황(money on the table)을 해결하고자 하였다. 이러한 상황을 해결함으로써 협상참여자 양측의 이익을 극대화하는 협상 타결점을 찾을 수 있다. 하지만 이러한 접근방법은 협상참여자 양측의 선호구조를 모두 알고 있어야 하기 때문에 실제 협상에서는 사용할 수 없는 단점이 있다.

협상과정의 방법 중 분산형 접근방법을 사용한 연구로는 Ehtamo et al.(1996; 1999)과 Heiskanen(1999)이 있다. 그러나 이 연구들은 양측의 선호구조를 알고 있는 중립적인 중개자에 의하여 동일한 능력(즉, 협상 알고리즘)을 가지고 있는 협상참여자간의 파레토 최적해(Pareto optimal)에 도달하는 것이 목적이며, 이는 근본적으로 게임이론(Myerson, 1991)을 바탕에 둔 기법이다.

Zeng and Sycara(1998)의 Bazaar는 실제 협상에서 필요한 협상참여자 단측의 협상과정 분석(분류 ②)에 해당한다. 그의 연구는 협상의 가장 중요한 요소를 상대방의 내정가(reservation price, 이하 RP이라 함)로 가정하였다. 여기서 내정가란 판매자의 판매 하한가와 구매자의 구매 상한가를 의미한다. Bazaar에서 협상의 초점은 바로 상대방의 RP를 예측하는 과정이며 이는 상대방의 RP를 알 수 있다면, 상대방 RP에 근접하여 제안함으로써 자신의 이익을 증가시킬 수 있기 때문이다. Zeng and Sycara는 상대방 RP의 추론을 베이지안 이론의 사후확률을 이용한 온라인(on-line) 학습을 통하여 실시하였다. 그러나 그의 연구는 협상단계 특정 시점에서의 정보를 이용할뿐 협상 진행 과정의 정보를 이용하지 못할뿐만 아니라 자신의 제안에 대한 상대방의 반응이라는 협상의 기본 특성을 반영하지 못하고 있는 단점이 있다.

본 논문은 <그림 1>의 협상모형 분류에 따르면 협상과정 전개 방법 중 협상참여자 단측의 협상과정 분석(분류 ②)에 해당하며, 같은 분류에 속하는 Zeng and Sycara의 연구와 다른 점은 상대방의 제안(offer)과 그에 대한 자신의 수정제안(counter-offer)의 관계인 기존 협상데이터를 이용하여 협상전략을 수립한다는 점이다. 협상연구에 대한 또 다른 분류방법에 의하면, 본 논문은 Jim의 연구와 같은 다중 협상항목이 아닌 가격이라

는 단일 협상항목(single-issue)에 대한 협상이며, Zeng과 Sycara의 연구와 같은 온라인 학습모형이 아닌 오프라인 학습 모형이다.

2. 본론

2.1 용어 정의

본 논문에서 사용되는 용어의 정의는 다음과 같다.

- 협상항목(issue) : 협상의 대상이 되는 데이터로서 가격, 인도시기 등을 들 수 있으며 협상항목의 수에 따라 단일 항목 협상과 다중항목 협상으로 구별된다.
- 협상속성(attribute) : 협상의 환경 또는 조건에 해당되는 데이터로서 제품의 산지, 수량, 가격대 등 협상대상물의 속성과 판매자, 협상시기 등의 협상 외적인 속성으로 구별될 수 있다.
- 협상과정 데이터 : 협상항목에 대한 판매자의 제안과 구매자의 수정제안으로 구성된 한 쌍들의 연속된 사슬(chain)이다. 또한 이 사슬의 마지막에는 협상항목의 협상 타결값이 존재한다(<그림 2> 참조).
- 협상데이터 : 특정 협상속성값들과 그러한 협상속성값하에서의 협상과정 데이터의 합이다(<그림 2> 참조).
- 협상도수(negotiation frequency) : 협상타결점까지의 협상진행 횟수를 의미한다.
- 내정가 : 판매자의 판매 하한가와 구매자의 구매 상한가를 의미한다
- 가격과장 비율(inflated price rate) : 자신의 내정가를 기준으로 제안가격의 과장된 비율을 의미하며 판매자의 경우는 자신의 수익률과 동일한 의미를 지닌다.
- 협상패턴(negotiation pattern) : 군집모델에 의해서 군집되는 협상과정 데이터의 대표벡터를 의미한다.

2.2 접근방법과 가정

본 논문에서 제안하는 접근방법은 다음과 같다.

[판매자 제안, 구매자 수정제안], [] ... []. (협상타결값)

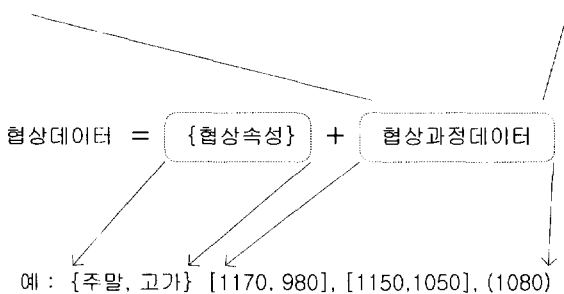


그림 2. 협상용어 정의.

① 경쟁학습(competitive learning: 이하 CL이라 함) 방법(Theodoridis and Koutroumbas, 1998)을 적용하여 협상데이터의 패턴들을 추출한다.

② 협상속성과 CL에서 추출된 협상패턴의 협상이의과의 상관관계를 계층적 군집 방법(hierarchical clustering algorithm) 중 분할 방법(divisive scheme) (Gowda and Ravi, 1995)을 변형한 방법을 이용하여 분석한다. 분석된 결과는 협상패턴트리(negotiation pattern tree, 이하 NPT이라 함)로 구성된다.

이와 같은 접근방법은 Kim et al.(1998)에서 FMS 스케줄링에 적용한 방법과 유사하다.

본 논문에서는 판매자의 시점에서 협상문제를 모델링 한다. 하지만 구매자의 시점에서도 동일하게 모델링이 가능하다. 또한 협상에 참여하는 주체(판매자, 구매자)는 다음과 같은 일반적인 협상논리에 의해 의사결정을 한다고 가정한다.

① 각 주체의 RP 사이에서만 매매 계약이 일어난다. <그림 3>과 같이 RP_s (판매자의 내정가) < RP_b (구매자의 내정가)가 되어 협상가능 구간이 생성되었을 경우에만 매매가 성립된다(Raiffa, 1985). 반대로 $RP_s > RP_b$ 인 경우에는 협상이 성립되지 않는다.

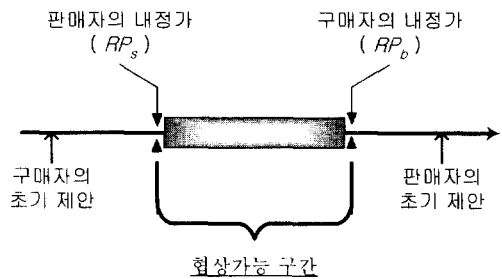


그림 3. 내정가의 협상가능 조건.

② 거래가 진행될수록 가격과장 비율은 줄어든다. 즉, 협상과정 중 전단계의 제안보다 자신에게 더 유리한 제안을 하지는 않는다는 것이다.

2.3 협상전술 및 전략

과거 협상데이터로부터 추출된 협상패턴은 실제 협상에 사용할 수 있는 지식의 형태로 변환되어야 한다. 본 논문에서는 협상지식의 형태로 협상전술(negotiation tactics)과 협상전략(negotiation strategies), 그리고 협상전략 공간(negotiation strategy space)을 정의한다.

협상패턴이 특정 협상속성 값하에서의 대표 협상과정 데이터라면 협상전술은 협상과정 한 시점에서의 상대방 제안(또는 수정제안)과 이에 대한 의사결정의 쌍을 의미한다(<그림 4a> 참조). 이러한 협상전술은 상대방의 제안에 대하여 자신의 수정제안을 결정하는 함수의 형태(Matoss and Sierra, 1998)로 표

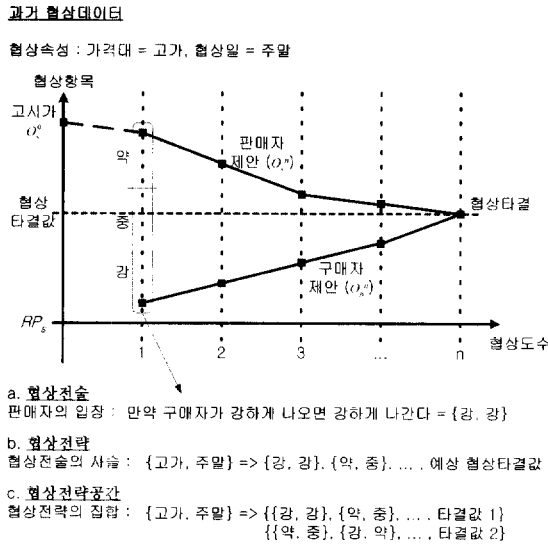


그림 4. 협상전술, 협상전략, 협상전략 공간.

현하거나 규칙의 형태로 표현되어야 한다.

<그림 4>에서 보듯이 협상항목의 값을 협상전술 형태(예를 들어 강, 중, 약)로 전환하기 위해서는 협상항목 도메인의 이산화 과정이 필요하며, 이는 전적으로 사용자의 결정에 따른다. 본 논문에서의 협상전술은 <표 1>과 같다. 예를 들어, 판매자 입장에서, $n+1$ 단계에서 구매자의 제안 (O_b^{n+1})이 전 단계(n 협상단계)의 구매자의 제안 (O_b^n)과 판매자의 수정제안 (O_s^n)의 차이 중 하위 1/3사이에 포함되면 구매자의 전술을 '강'으로 인식한다. 또한 그에 대한 판매자의 수정제안 (O_s^{n+1}) 또한 유사한 방법으로 표현된 협상전술에 의해서 결정된다. 이와 같은 방법으로 협상패턴으로부터 제안과 수정제안의 쌍이 규칙의 형태로 전환되며 이것이 협상전술이다. <표 1>에서 O_s^0 는 판매자의 초기 제안, 즉 협상항목이 가격인 경우에 고시가

표 1. 판매자 입장에서의 협상전술

협상전술	구매자 제안 (O_b^{n+1})	판매자 수정제안 (O_s^{n+1})
강 (Robust)	O_s^n 과 O_b^n 의 차이 중 하위 1/3사이에 포함	O_s^n 과 O_s^{n-1} 의 차이 중 상위 1/3사이에서 결정
중 (Mediocre)	O_s^n 과 O_b^n 의 차이 중 중간 1/3사이에 포함	O_s^n 과 O_s^{n-1} 의 차이 중 중간 1/3사이에서 결정
약 (Amicable)	O_s^n 과 O_b^n 의 차이 중 상위 1/3사이에 포함	O_s^n 과 O_s^{n-1} 의 차이 중 하위 1/3사이에서 결정
최초제안 (O_b^0, O_s^0)	O_s^0 과 RP_s 의 차이 중 하위로 10%를 늘린 후, 이를 3등분하여 변환	위와 동일

단, O_s^n : 협상단계 n 에서의 판매자의 제안 가격
 O_b^n : 협상단계 n 에서의 구매자의 제안 가격

(posted price)를 의미하며 구매자의 최초 제안(O_b^0)은 O_s^0 와 RP_s 를 이용하여 협상전술로 변환한다.

협상전략은 협상타결을 이루기 위하여 사용해야 할 협상개시부터 타결까지의 협상전술의 사슬이며(<그림 4b> 참조), 자신에게 유리한 협상타결을 이루기 위해서는 협상단계 때 시점마다 적절한 협상전술을 사용하여야 한다. 예를 들어, 초기에는 상대방의 제안에 따르는 듯 하다가(협상전술 '약') 협상의 말기에는 자신의 내정가에 근접한 제안(협상전술 '강')을 하겠다는 것이 협상전략의 하나로 볼 수 있다.

과거 협상데이터로부터 CL에 의하여 추출된 복수개의 협상패턴들은 동일한 협상속성 값을 가질 수 있다. 동일한 협상속성 값, 즉 동일한 협상조건과 환경에서 수행되었던 다른 형태의 협상패턴들은 실제 협상에서 사용할 수 있는 복수개의 협상전략으로 변환될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 복수개의 협상전략들을 예측 협상타결값의 내림차순으로 정렬하여 이를 협상전략 공간으로 정의한다(<그림 4c> 참조). 이러한 협상전략 공간은 협상에 임할 때 복수개의 협상전략을 이용할 수 있어 상대방의 제안에 따라서 여러 협상전략들 중 하나를 선택 가능하게 되며 결과적으로 자동 협상의 성공률을 높이는 효과를 가져오게 된다.

협상전략 공간의 구성방법과 실제 협상에서 적용하는 문제는 본 논문의 범외인 오프라인 협상전략 추출이 아닌 온라인 협상문제이므로 추후 연구 사항으로 남겨둔다.

2.4 협상전략 발견 모델

본 논문의 협상전략 발견 모델의 입력데이터로는 과거의 협상데이터가 사용된다. 협상전략 발견 모델의 절차는 <그림 5>와 같다.

① 협상과정 데이터 정규화

과거의 협상과정 데이터들은 개별 협상마다 각기 다른 척도로 표현되어 있을 수 있다. 가격대가 다른 두 협상과정 데이터들이 그 대표적인 예이다. 정규화는 다른 척도로 표현된 협상과정 데이터가 동일한 협상패턴을 따르고 있는지를 파악하기 위하여 동일 척도로 전환하는 과정이다. 이 과정의 입력데이터는 과거의 협상과정 데이터이고 출력데이터는 정규화된 협상과정 데이터이며 협상패턴 추출단계 ③의 입력데이터로 사용된다.

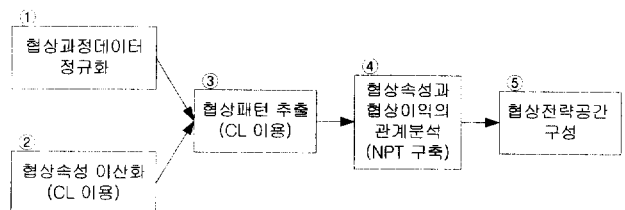


그림 5. 협상전략 발견 절차.

② 협상속성 이산화

연속형 협상속성에 해당하는 과거의 협상속성데이터를 이산화하기 위하여 CL 방법을 적용한다. 이산화된 연속형 협상속성은 NPT 구축 단계 ④에서 사용된다.

③ 협상패턴 추출

과거 협상데이터로부터 대표되는 협상패턴을 추출하기 위하여 단계 ①에서 정규화된 협상과정 데이터와 협상속성을 대상으로 CL을 수행한다.

④ 협상속성과 협상이익의 관계분석

단계 ②에서 이산화된 협상속성과 단계 ③에서 추출된 협상패턴들의 협상이익 사이의 관계를 계층적 군집 알고리즘을 이용하여 NPT를 구축한다. 구축된 NPT의 최종노드에는 복수개의 협상패턴이 대응될 수 있다.

⑤ 협상전략 공간 구성

단계 ④에서 구축된 NPT의 최종 노드에 대응되는 복수개의 협상패턴을 실제 협상에서 사용할 수 있는 형태인 협상전략 공간으로 구성하는 단계이다. 협상패턴의 각 단계를 협상전술로, 하나의 협상패턴을 협상전략으로, 그리고 하나의 NPT 최종 노드에 대응되는 복수개의 협상패턴을 협상전략 공간으로 변환하는 과정이다.

2.4.1 협상과정 데이터 정규화

본 논문에서는 가격을 단일 협상항목으로 사용하므로 협상과정 데이터와 거래가격을 협상전략 수립자의 RP (본 논문의 가정에 의하여 RP_s)에 대한 비율로 정규화한다. Zeng and Sycara(1998)에서의 RP_s 는 상대방의 RP 로서 예측 대상이지만, 여기서의 RP_s 는 자신의 RP 이므로 미리 알고있는 값이다. <표 2>는 O_s^0 , 즉 고시가가 1,170이고 RP_s 가 1,000일 때의 정규화 예이다.

2.4.2 협상속성 이산화

본 논문에서는 연속형 협상속성의 이산화 기준으로 혼잡도

표 2. 판매자 입장에서의 협상과정 데이터 정규화

n	0	1	2	3	거래 가격			
과거 데이터	O_s^0 1170	O_b^1 980	O_s^1 1150	O_b^2 1050	O_s^2 1080	O_b^3 1080	O_s^3 1080	1080
정규화된 데이터	\bar{O}_s^0 17.0	\bar{O}_b^1 -2.0	\bar{O}_s^1 15.0	\bar{O}_b^2 5.0	\bar{O}_s^2 8.0	\bar{O}_b^3 8.0	\bar{O}_s^3 8.0	8.0

n : 협상단계를 의미하며, 한 협상단계는 판매자와 구매자의 제안 한 쌍으로 구성된 단계이다.

O_s^n : 협상단계 n 에서 x (s 는 판매자, b 는 구매자)가 제안한 가격.

\bar{O}_s^n : 협상단계 n 에서 x 가 제안한 가격을 RP_s 를 기준으로 정규화 한 값($= \frac{O_s^n - RP_s}{RP_s}$).

(Ent)를 정의하고, 이를 이용하여 기초 경쟁학습 알고리즘(basic competition learning algorithm)(Theodoridis and Koutroumbas, 1998)을 변형한 방법을 사용한다. 혼잡도는 CL로 군집화된 각 집합의 대표값(벡터)과 해당 군집 내 각 원소 사이의 거리의 합으로 정의한다.

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

where

- k : 군집의 개수
- m^i : 속성값을 k 개의 군집으로 나누었을 때 군집 i 에 속하는 속성값의 개수
- v_j^i : 군집 i 의 j 번째 속성값(벡터)
- w^i : i 번째 군집의 대표값(벡터)
- $Ent(V_n^k)$: n 개의 속성값을 가진 집합 V 를 k 개의 군집합 (V_n^k)으로 나누었을 때의 혼잡도

위와 같은 혼잡도를 가장 낮출 수 있는 집합 개수인 $N_cluster$ 를 구하는 절차는 <그림 6>과 같다.

Step 1. $k = 1$, $Ent(V_n^1)$ 계산

Step 2. $k = k + 1$

Step 3. k 개의 대표값(벡터)을 가지고 CL 시행

Step 4. CL의 결과로부터 $Ent(V_n^k)$ 계산

Step 5. 만약

(1) $k = 2$ 이고

$$Ent(V_n^1) < Ent(V_n^2) \text{ 이거나,}$$

(2) $k > 2$ 이고

$$Ent(V_n^{k-2}) > Ent(V_n^{k-1}) < Ent(V_n^k) \text{ 이거나,}$$

(3) $k > k_{max}$ 이면 Step 6으로 이동,

그렇지 않으면 Step 2로 이동

Step 6. $N_Cluster = k - 1$

Step 7. 각 군집의 경계값 계산

그림 6. 연속형 협상속성의 이산화 절차.

Step 5에서 혼잡도가 가장 적어지는 k 값 또는 최대 군집수 (k_{max})가 $N_cluster$ 값이 된다. 위와 같은 절차를 모든 연속형 협상속성에 대하여 수행한다. 최대 군집수는 협상속성의 특성과 사용자의 협상경험에 의하여 결정된다.

또한 위 절차의 이산화 대상은 벡터가 아닌 값이므로 Step 7의 군집 간 경계값은 인접한 두 군집의 최대값과 최소값의 평균으로 계산한다.

2.4.3 협상패턴 추출

협상패턴을 추출하기 위하여 전 단계에서 이산화된 협상속성 데이터와 정규화된 협상과정 데이터에 대하여 CL을 수행

하는 과정이다. CL의 대상인 벡터로 협상과정 데이터만 사용하지 않고 협상속성 데이터까지 포함한 이유는 다음과 같다.

만일 협상과정 데이터만으로 협상패턴을 추출한다면 추출된 협상패턴은 협상속성에 대한 상관관계에 대한 정보의 손실을 가져온다. 본 연구의 목적은 협상속성에 따른 협상패턴의 추출이기 때문에 앞에서 언급한 정보의 손실은 매우 치명적이다. 따라서 본 논문에서는 협상속성값과 협상과정 데이터, 즉 협상데이터 전체에서 협상패턴을 추출함으로써 이와 같은 문제를 해결하고자 한다.

CL에서 사용하게 될 대표벡터의 개수는 <그림 6>과 같은 방법으로 결정되며, 이때의 k_{max} 값은 아래 식과 같이 연속형 협상속성의 이산화 결과집합 개수인 $N_cluster$ 값들과 이산형 협상속성 값의 개수들과의 곱으로 설정한다. 이는 NPT 최종 노드에 해당하는 전략 공간에 하나 이상의 전략을 포함하기 위해서이다.

$$k_{max} = \prod_{i \in C} N_cluster(continuous\ attribute^i) \times \prod_{j \in \Omega - C} N(discrete\ attribute^j)$$

where

- Ω : 전체 협상속성의 집합
- C : 전체 협상속성 중 연속형 협상속성의 집합
- $N_cluster(continuous\ attribute^i)$: i 번째 연속형 협상속성에 대한 이산화 집합의 개수
- $N(discrete\ attribute^j)$: j 번째 이산형 협상속성의 값의 개수

2.4.4 협상속성과 협상패턴의 관계분석

협상패턴 추출단계에서 추출된 대표 협상패턴들을 이용하여 NPT를 구축하는 단계이다. 추출된 협상패턴들의 협상속성과 협상이익 사이의 상관관계를 분석해서 초기 군집계층을 정의하는 분할단계와 군집 간 유사도를 이용하여 군집계층을 재구성하는 병합단계로 구성된다.

구축될 NPT의 구조는 <그림 7>과 같다. 그림에서 보면 트리 구조의 각 노드에는 협상패턴들이 군집되어 있으며, 상위 노드와 하위 노드의 분할 기준은 협상속성에 의한다. NPT의 최종 노드에는 특정 협상속성값들에 의해서 분할된 협상패턴 집합이 있다.

NPT 구축 절차를 설명하기 위한 기호의 정의는 다음과 같다.

- $List$: NPT의 대상이 되는 모든 협상속성을 저장하는 집합
- $C(n)$: 노드 n 에 해당하는 군집(협상패턴 집합)
- $C_i(n, \omega)$: 노드 n 에서 협상속성 ω 에 의하여 분할된 i 번째 군집

분할단계의 절차는 일반적인 계층적 군집 방법 중 분할 방법(Gowda and Ravi, 1995)과 다음과 같은 차이점이 있다.

우선 군집 간 유사도(similarity)의 정의이다. 본 논문에서의

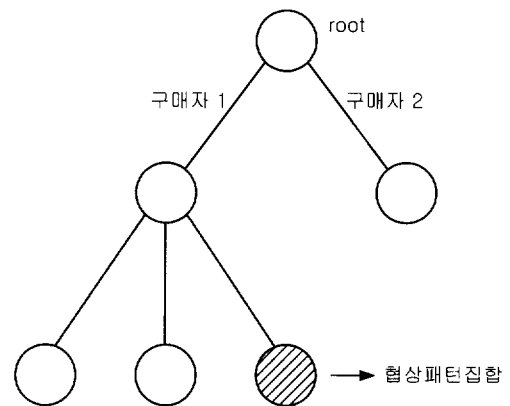


그림 7. NPT 구조 및 용어.

군집간 유사도는 협상속성에 의하여 분류된 군집들의 협상이익의 유사도인 CR이라는 척도를 사용한다. 즉, 단순히 협상이익을 군집화하는 것이 아니라 협상속성에 의한 군집을 시행한다는 것이다.

그 다음으로는 군집의 개수이다. 일반적인 분할 방법에서의 한 단계의 분할 군집수는 두 개로 한정하며 전체 군집수를 최대 군집수만 반복하여 군집화한다. 본 논문에서는 한 단계의 분할 군집수는 해당 협상속성의 이산화 수(연속형인 경우에는 $N_cluster$, 이산형인 경우에는 협상속성값의 개수)이고 최대 군집수는 추출된 협상패턴의 개수이다.

분할단계의 절차와 CR의 정의는 <그림 8>과 같다.

협상패턴의 군집간 유사도를 표현하는 CR은 다음과 같이 정의된다.

-
- Step 0.** $n =$ 최상위 노드,
 $List = \Omega$
 - Step 1.** 만약 $List = \emptyset$ 이면 마침
그렇지 않으면 **Step 2** 로 이동
 - Step 2.** $\omega = \arg \min_{a \in List} CR(a, C(n))$
 - Step 3.** (분할)
 - Step 3.1** 군집 $C(n)$ 를 **Step 2**에서 선택된 협상속성 ω 의 이산화 개수로 분할
 $C(n) = \bigcup_{i=\omega} C_i(n, \omega)$
 - Step 3.2** $i = 1$
 - Step 3.3** 분할된 군집($C_i(n, \omega)$)에 대하여 확장단계 실행(**Step 1**)
단, $List = List - \omega$
 - Step 3.4** 만약 $i < N_cluster(\omega)$ (ω 이 연속형) 또는 $i < N(\omega)$ (ω 이 이산형)이면
 $i = i + 1,$
 $List = List + \omega,$
Step 3.3으로 이동
그렇지 않으면 마침
-

그림 8. NPT 구축 중 분할단계 절차.

$$CR(a, C) = \frac{\sum_{i=1}^k \sqrt{\sum_{j=1}^{|C_i|} \{ \bar{p}^i(\text{payoff}) - p_j^i(\text{payoff}) \}^2}}{k}$$

where

k : 협상속성 a 의 이산화 집합 개수, 연속형 협상속성인 경우는 $N_cluster(a)$, 이산형 협상속성인 경우는 $N(a)$.

C_i : 협상속성 a 에 의하여 분할된 i 번째 군집

$\bar{p}^i(\text{payoff})$: C_i 에 속하는 협상패턴들의 판매이익 평균

$p_j^i(\text{payoff})$: C_i 에 속하는 협상패턴 중 j 번째 협상패턴의 판매이익

$CR(a, C)$: 협상속성 a 에 의하여 분할된 군집 C 의 판매이익 측면에서의 유사도

구축된 군집계층의 병합을 위하여 본 논문에서는 민감도의 모수로서 α 값($0 < \alpha < 1$)을 정의하고 실험에 의하여 결정한다. 병합의 필요조건은 같은 깊이의 자식 노드들의 종류와 형태가 동일한 것이며 이러한 조건을 만족하는 트리의 일부분을 '서브트리'로 정의한다. 병합단계의 절차는 <그림 9>와 같다.

Step 0. $n =$ 최상위 노드

Step 1. 만약 노드 n 에서 서브트리가 발견되면 **Step 2**로 이동
그렇지 않으면 **Step 4**로 이동

Step 2. (민감도 검사)

Step 2.1 (분할된 군집의 평균 판매이익 차)

$$\beta = \max \bar{p}^i(\text{payoff}) - \min \bar{p}^m(\text{payoff})$$

Step 2.2 만약 $|C(n)| \leq 2$ 이면

Step 2.3.2로 이동

그렇지 않으면 **Step 2.3.1**로 이동

Step 2.3 (분할하지 않았을 때의 판매이익 차)

Step 2.3.1

$$\gamma = \{ \max p_l(\text{payoff}) - \min p_m(\text{payoff}) \} * \alpha,$$

단, $p_l, p_m \in C(n)$,

Step 2.4로 이동

Step 2.3.2

$$\gamma = \{ \max p_l(\text{payoff}) - \min p_m(\text{payoff}) \} * \alpha$$

단, $p_l, p_m \in C(n-1)$

Step 2.4 만약 $\beta < \gamma$ 이면 병합, **Step 3**으로 이동

그렇지 않으면 **Step 4**로 이동

Step 3. (트리 재구성) 노드 n 에 대하여

분할단계 재실행(**Step 1**),

병합단계 실행(**Step 1**)

Step 4. 노드 n 의 하부 노드에 대하여

병합단계 실행(**Step 1**)

그림 9. NPT 구축 중 병합단계 절차.

2.4.5 적용 예

다음은 협상전략 발견 절차를 적용한 예이다.

표 3. 협상속성 이산화

협상속성	데이터 형태	가능값	변환된 값
구매자	이산형	구매자 1, 구매자 2	1, 2
산지	이산형	일본산, 대만산	1, 2
가격대	연속형	30,000 ~ 290,000	'고가', '저가'

(1) 협상과정 데이터 정규화

협상과정 데이터의 정규화는 <표 2>와 같이 판매자의 RP_i 를 기준으로 수행한다.

(2) 협상속성 이산화

협상속성의 종류, 그 형태와 가능값들이 <표 3>과 같이 주어졌다. 이중 이산형 협상속성은 가능값에 대하여 1, 2로 변환되었으며, 연속형 협상속성인 가격대에 대하여 <그림 6>의 이산화 절차를 수행한 결과 $N_cluster(\text{가격대}) = 2$, 즉 '고가'와 '저가'의 두 분류로 나누어졌으며 그 경계값은 90,000으로 결정되었다.

(3) 협상패턴 추출

정규화된 협상과정 데이터와 이산화된 협상속성을 그 입력 데이터로 하여 CL을 수행한 결과, <표 4>와 같은 협상패턴이 추출되었다.

(4) 협상속성과 협상패턴의 관계분석

가. 1차 분할단계

1차 분할단계는 전체 군집을 분할할 협상속성을 결정하는 단계로서 구매자, 산지, 가격대 모두가 분할 기준으로 가능한 협상속성이며 각각의 CR 값 계산 결과는 <표 5>와 같다. CR 값이 최소값인 구매자 협상속성에 의하여 분할되어 구성된 군집계층은 <그림 10>과 같다. 각 노드 안의 숫자 집합은 군집에 포함되는 협상패턴의 번호를 의미한다.

표 4. 1차 분할단계에서 협상속성의 CR 값

협상속성	구매자	산지	가격대
CR 값	5.78	15.1	21.1

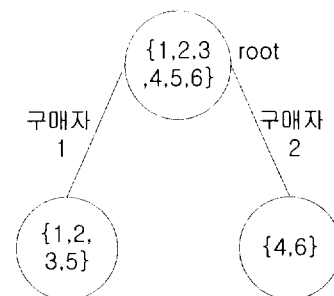


그림 10. 1차 분할단계 결과.

표 5. 협상속성과 협상과정의 패턴

패턴	협상속성			협상과정									이익
	구매자	산지	가격대	O_b^u	O_b^l	O_s^l	O_b^z	O_s^z	O_b^s	O_s^s	O_b^a	O_s^a	
d_1	1	일본	고가	17	15.62	16.89	16.14	16.16	16.16	.	.	.	16.16
d_2	1	일본	저가	17	-0.86	15.76	13.39	14.82	13.50	13.98	13.84	13.85	13.85
d_3	1	대만	고가	17	13.68	16.91	15.19	16.06	15.63	15.64	15.63	15.63	15.63
d_4	2	대만	고가	17	1.66	6.83	5.30	5.70	5.50	.	.	.	5.50
d_5	1	일본	고가	17	0.77	15.79	13.67	14.87	13.84	14.42	14.12	14.12	14.12
d_6	2	대만	저가	17	6.45	8.21	7.27	7.66	7.43	7.49	7.46	7.46	7.46

나. 2차 분할단계

2차 분할단계는 1차 분할단계에서 분할된 두 군집을 더욱 분할할 협상속성을 결정하는 단계로서 두 군집 모두 산지와 가격대가 분할 기준으로 가능한 협상속성이며 각각의 CR값 계산 결과는 <표 6>과 같다. 두 군집 모두 가격대의 CR값이 최소값이고 가격대 협상속성에 의하여 분할되어 구성된 군집 계층은 <그림 11>과 같다.

다. 3차 분할단계

3차 분할단계에서는 분할에 사용되지 않은 마지막 협상속성인 산지에 의하여 분할한다. 분할할 수 있는 군집은 구매자 1, 고가에 의하여 분할된 협상패턴 집합({1, 3, 5})이며, 그 결과는 <그림 12>와 같다.

표 6. 2차 분할단계에서 협상속성의 CR값

구매자 1 노드			
협상속성	구매자 1	산지	가격대
CR값	N/A	2.9	2.367
구매자 2 노드			
협상속성	구매자 2	산지	가격대
CR값	N/A	1.96	0

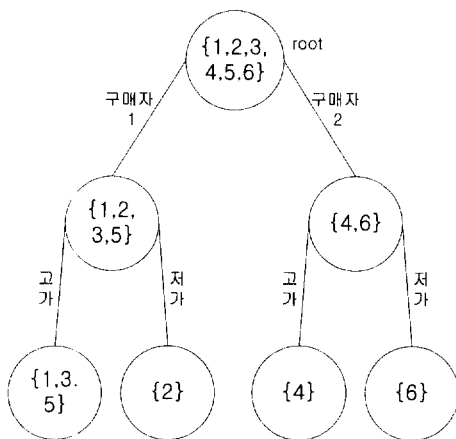


그림 11. 2차 분할단계 결과.

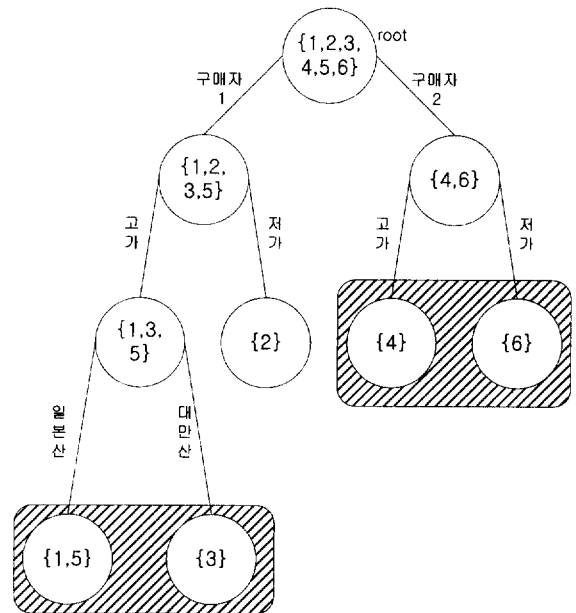


그림 12. 3차 분할단계의 결과인 초기 NPT.

라. 병합단계

분할단계에서 얻어진 초기 NPT의 각 노드 중 유사한 군집을 병합하는 단계로서 초기 NPT 트리 중 병합 가능한 서브트리가 <그림 12>에서 빗금으로 표시되어 있다. 해당 서브트리는 두 개로서 구매자 1 → 고가 → (산지)의 경로를 가지는 군집들인 {1, 5}와 {3}이 첫번째 대상이고, 구매자 2 → (가격대)의 경로를 갖는 군집들인 {4}, {6}이 두번째 대상이다. 본 사례에서는 민감도의 최도를 0.2로 설정하고 시행하였다 ($\alpha = 0.2$).

① {4}와 {6} 군집

병합대상이 되는 군집들의 협상패턴 개수의 총합이 2이므로 분할하지 않았을 때의 판매이익의 차를 <그림 9>의 Step 2.3.2와 같이 계산한다. 계산결과는 <표 7>과 같으며 분할된 군집의 평균 협상이익의 차이값(1.96)이 전체 협상이익의 차이값에 α 배한 값(2.132)보다 작으므로 ($\beta < \gamma$) 병합하는 것으로 결정한다.

표 7. 구매자 2 군집에서의 병합단계

협상 속성	분할된 군집의 평균 협상이익	개별 협상이익	속성 데이터
고가	5.5(W_4)	16.16(W_1)	전체에서 최대값
저가	7.46(W_6)	5.5(W_4)	전체에서 최소값
	$ 5.5 - 7.46 = 1.96$	$(16.16 - 5.5) * 0.2 = 2.132$	

표 8. 구매자 1 → 고가 노드에서의 병합단계

협상 속성	각 분류의 평균 협상이익	협상이익	속성 데이터
일본산	15.14(W_1, W_6)	16.16(W_1)	해당 노드에서 최대값
대만산	15.63(W_3)	14.12(W_6)	해당 노드에서 최소값
	$ 15.14 - 15.63 = 0.49$	$(16.16 - 14.12) * 0.2 = 0.408$	

② {1,5}와 {3} 군집

병합대상이 되는 군집들의 협상패턴 개수의 총합이 2보다 크므로 분할하지 않았을 때의 판매이익의 차를 <그림 9>의 Step 2.3.1과 같이 계산한다. 계산결과는 <표 8>과 같으며 분할된 군집의 평균 협상이익의 차이값(0.49)보다 분류하지 않았을 때의 협상이익 차이값에 α 배한 값(0.408)이 더 크므로 ($\beta < \gamma$) 병합하지 않는다.

병합단계를 거치는 동안 병합이 일어나면 병합된 군집에 대하여 병합된 협상속성이 아닌 다른 협상속성에 대하여 분할단계를 거친 후 다시 병합조건을 검사해야 한다. 그러나 본 사례에서는 병합이 일어난 구매자 2 노드에서 분할 가능한 협상속성은 산지이나 이 경우 대만산 한가지로 국한되므로 분할하지 않는다. 최종 NPT는 <그림 13>과 같다.

마. 협상전략 공간 구성

구축된 NPT로부터 구성되는 협상전략은 <표 9>와 같다. 본 사례에서는 협상속성이 '구매자 1 → 고가 → 일본산'인 군집과 '구매자 2 → 대만산'인 군집에 각각 두 개의 협상패턴이 존재하므로 협상전략 공간이 구성된다. 즉, 구매자 2에게 일본산

표 9. 협상전술, 협상전략, 협상전략 공간의 예

구매자	산지	가격대	패턴	$B(1)$	$S(1)$	$B(2)$	$S(2)$	$B(3)$	$S(3)$	$B(4)$	$S(4)$	이익	
1	일본	고가	b_1	약	강	중	약	*	타결	.	.	16.16	
			b_6	강	강	약	중	강	중	중	약	타결	14.12
1	일본	저가	b_2	강	강	약	중	강	중	약	타결	13.85	
1	대만	고가	b_3	약	강	중	중	중	약	강	타결	15.63	
2	대만	*	b_6	중	약	중	중	중	중	중	중	타결	7.46
			b_4	강	중	약	약	중	타결	.	.	5.50	

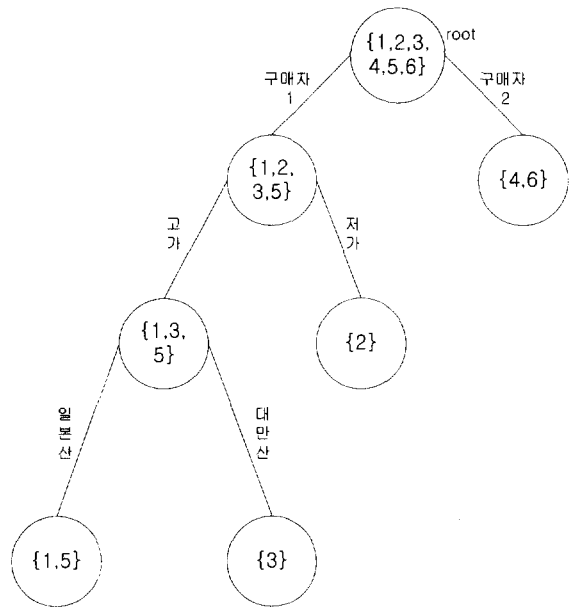


그림 13. 구축된 최종 NPT.

제품을 판매하기 위한 협상인 경우에는 구매자의 첫번째 제안이 '중'으로 나올 때는 '약'하게 대응하고 '강'하게 나올 때에 '중'으로 대응하는 적절한 협상전술을 사용할 수 있는 협상전략 공간을 구성한 것이다. 표에서 $S(n)$, $B(n)$ 은 각각 판매자와 구매자의 n 번째 협상전술을 의미하고, b_i 협상패턴의 $B(3)$ 인 *는 구매자의 협상전술에 상관없음을 의미한다.

3. 수행도 평가

3.1 실험 환경

본 논문에서는 제안된 자동 협상모델의 수행척도로서 협상 타결 비율과 협상이익을 제시한다.

실제 협상에서의 타결은 판매자와 구매자의 제안이 어느 범위에 들어오면 판매자 또는 구매자 한측에서 상대방의 제안을 받아들여서 이루어진다. 본 논문의 실험에서는 양측 제안가의 차가 양측의 내정가 차의 10%보다 작을 때(10% of $|RP_b -$

표 10. 협상 속성

속성	속성 분류	형태	값
구매자	협상대상자의 속성	이산형	구매자 1, 구매자 2
산지	협상대상물의 속성	이산형	일본산, 대만산
가격	협상대상물의 속성	연속형	50,000~290,000
수량	협상대상물의 속성	연속형	1~20
판매일시	외부 변수	이산형	평일, 주말

$RP_i > |O_i^n - O_i^0|$ 협상이 타결되는 것으로 가정한다.

실험은 실제 협상 전문가의 선호구조와 협상전략에 따라서 행동하는 에이전트와 과거 협상데이터로부터 협상전략을 추출한 본 시스템과의 시뮬레이션을 통하여 진행하였다.

실험에 사용되는 협상에 대한 제품은 컴퓨터 부품 중 그래픽 카드를 대상으로 하였으며 협상 속성은 <표 10>과 같다. 이 중 연속형 협상속성인 가격과 수량은 이산화 과정을 거쳐서 각각 '고가', '저가'와 '소량', '대량'으로 나누어졌다.

협상 전문가의 선호구조와 협상전략은 <표 11>과 같다.

표 11. 협상 전문가의 선호구조와 협상전략

구매자 분류	선호구조와 협상전략
구매자 1	선호구조: 제품의 가격보다는 품질(산지 등)을 더 고려 협상전략: 협상의 각 단계의 진행 시 강→중으로는 갈 수 있어도 강→약으로는 가지 않음
구매자 2	선호구조: 제품의 품질보다는 가격을 중시 협상전략: 강→중, 중→약 등 한단계 조정과 강→약으로의 두단계 조정가능

실험은 1200개의 과거 데이터를 사용하였으며 이로부터 NPT를 구성하기 위한 CL의 조건과 NPT의 민감도 모수 값은 다음과 같다.

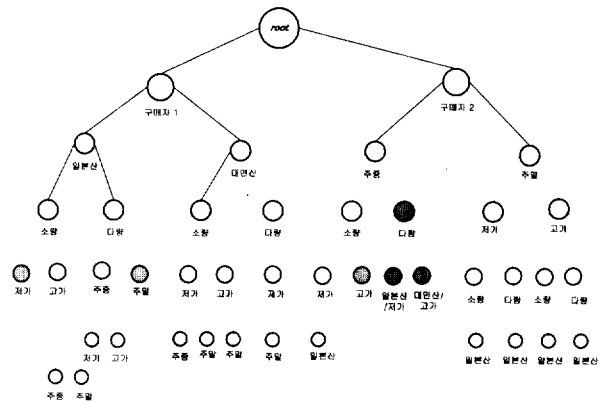
- 실험 데이터: 크기가 21(협상속성 5가지, 16단계 협상과정 데이터)인 벡터형태로 구성된 과거 협상데이터 1200개
- CL의 학습횟수: 5000회, 10000회, 100000회
- 민감도 모수 α : 0.1, 0.15, 0.2, 0.3, 0.75

3.2 결과 분석

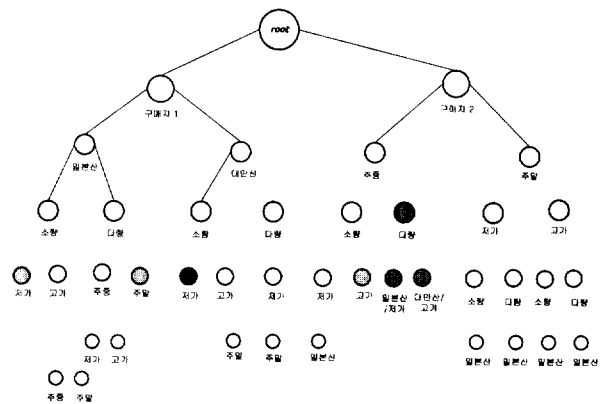
3.2.1 NPT

구축된 NPT 중 CL의 학습횟수를 10000회 시행시 구축된 NPT들을 α 값에 따라서 구별하면 다음과 같다.

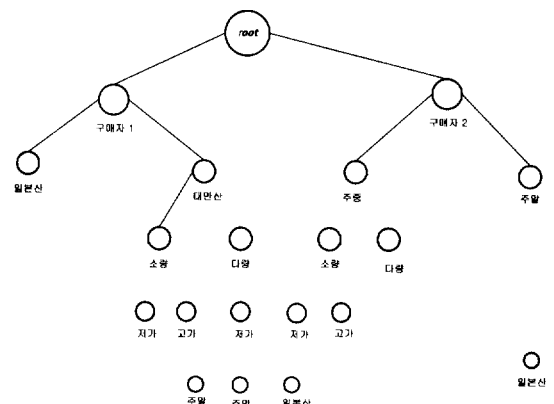
• $\alpha = 0.1, 0.15$ 인 경우



• $\alpha = 0.2, 0.3$ 인 경우



• $\alpha = 0.75$ 인 경우



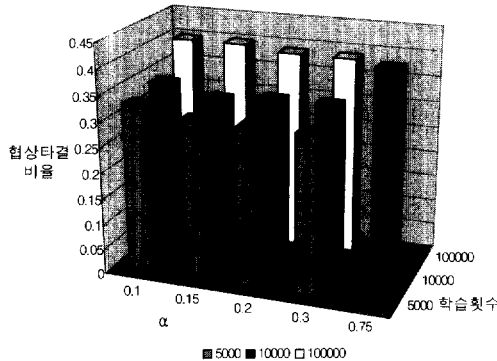
그림에서 보듯이 생성된 NPT는 α 값이 증가함에 따라 군집의 병합이 일어나는 것을 볼 수 있다. 이는 α 값이 증가함에 따라 NPT의 민감도가 떨어져서 NPT가 과거 협상데이터의 패턴을 각 속성에 따라 민감하게 분석하지 못한다는 것을 의미한다.

3.2.2 협상타결 비율

협상전문가 에이전트와의 협상 시뮬레이션은 임의의 243가지의 협상에 대하여 각각 1000번의 시뮬레이션을 통하여 협상

표 12. 협상타결 비율

학습 횟수 \ α	0.1	0.15	0.2	0.3	0.75
5000	0.33	0.31	0.31	0.31	
10000	0.34	0.32	0.33	0.33	0.41
100000	0.40	0.40	0.39	0.39	



타결 확률을 구하였다. <표 12>에서 알 수 있듯이 전체적인 실험의 결과는 협상타결 확률이 30% 이상을 기록하는 수치로 이는 Rangaswamy and Shell(1997)의 연구결과인 인간의 협상 타결 확률 11.7%보다 높게 나오는 것을 알 수 있다.

특히 학습횟수가 증가함에 따라 성공확률이 높아지는 것을 알 수 있는데, CL의 학습횟수가 증가함에 따라서 패턴을 더욱 정확히 예측하여 자동 협상에 효율적인 전략이 반영된 것으로 판명되었다. 그러나 예외적으로 α 가 0.75인 경우에는 시스템의 민감도가 떨어져 민감도가 높은 경우에 협상을 하지 못했던 조건들에 대해서도 협상이 가능하여 타결 비율이 높아진 것으로 판명되었다.

3.2.3 협상이익

협상이익의 결과는 시스템의 α 가 증가함에 따라 증가하는 경향을 보여준다. 이 결과는 시스템의 민감도가 감소함에 따라 각 협상속성에 따른 협상패턴의 분류가 적어져, 민감도가 높은 경우의 협상전략보다 다양한 협상전략을 가지고 협상에 참여하기 때문으로 판명되었다.

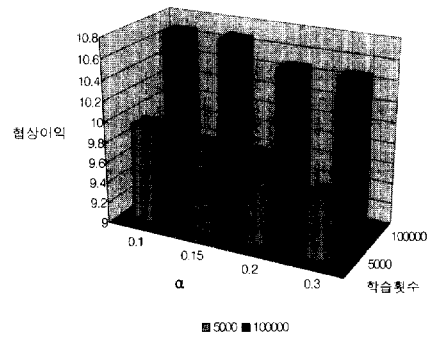
4. 결론

본 논문은 과거의 협상데이터를 바탕으로 협상전략을 추출하는 방법을 최초로 제안하였다는 데에 의의가 있다고 하겠다.

협상에서 가장 필요한 지식은 상대방의 선호구조에 관한 이해이며 선호구조를 바르게 파악할 때 일반적으로 협상에서 가장 큰 이익을 낼 수 있다. 본 논문에서 협상지식으로 구성한 협상전략 공간은 상대방의 과거 협상데이터로부터 상대방이

표 13. 협상이익

학습 횟수 \ α	0.1	0.15	0.2	0.3
5000	9.95	9.86	9.86	9.63
100000	10.69	10.69	10.49	10.49



이익 실현을 위하여 어떠한 협상속성을 가장 중요하게 생각하는가 하는 선호구조에 대한 구조적인 접근결과라고 할 수 있다. 또한 협상시점마다 적절한 협상전략을 사용하여 높은 협상이익을 얻을 수 있는 장점을 가진다.

추후 연구과제로는 본 논문에서 얻어진 협상전략 공간을 이용하여 온라인상에서 자동으로 협상을 수행하고 학습할 수 있는 방안에 대한 연구를 들 수 있다.

참고문헌

Ehtamo, H., Verkama, M. and Hamalainen, R. P. (1996), On distributed computation of Pareto solutions for two decision makers, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part A*, **26**, 498-503.

Ehtamo, H., Verkama, M. and Hamalainen, R. P. (1999), How to Select Fair Improving Directions in a Negotiation Model over Continuous Issues, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part C*, **29** (1), 26-33.

Fisher, R., Ury, W. and Patton, B. (1992), *Getting to Yes : Negotiating Agreement Without Giving in* (2nd edition), Houghton Mifflin Co.

Heiskanen, P. (1999), Decentralized method for computing Pareto solutions in multiparty negotiations, *European Journal of Operational Research*, **117**, 578-590.

Gowda, C. K. and Ravi, T. V. (1995), Divisive clustering of symbolic objects using the concepts of both similarity and dissimilarity, *Pattern Recognition*, **28**(8), 1277-1282.

Jim, R. O. (1996), On Automated Negotiation and Electronic Commerce, Ph. D. Thesis, The Wharton School, University of Pennsylvania.

Kim, C. O., Min, H. S. and Yih, Y. (1998), Integration of inductive learning and neural networks for multi-objective FMS scheduling, *International Journal of Production Research*, **36**(9), 2497-2509.

- Lewicki, R., Saunders, D. and Minton, J. (1997), *Essentials of Negotiation*, Irwin.
- Matos, N. and Sierra, C. (1998), Evolutionary Computing and Negotiating Agents, *Agent Mediated Electronic Commerce*, (Eds. Noriega, P. and Sierra, C.), Lecture Notes in Computer Science No. 1571, 126-150, Springer.
- Myerson, R. B. (1991), *Game Theory*, Harvard University Press.
- Raiffa, H. (1985), *The Art and Science of Negotiation*, Belknap Press.
- Rangaswamy, A. and Shell, R. (1997), Using Computers to Realize Joint Gains in Negotiations: Toward an Electronic Bargaining Table, *Management Science*, **8**, 1147-1163.
- Richard P. L., John E. M., David S. T. and Stephen J. H. (1991), *Advances in Neural Information Processing systems 3*, Morgan Kaufmann Publishers.
- Theodoridis, S. and Koutroubas, K. (1998), *Pattern Recognition*, Academic Press.
- Zeng, D. and Sycara, K. (1998), Bayesian Learning in Negotiation, *International Journal of Human Computer Systems*, **48**, 125- 141.