경험적 확률분포와 만족도에 기반한 정량적 신뢰 모델

김 학 준[†] · 손 봉 기[††] · 이 승 주[†††]

요 약

현재 인터넷 환경에서 사용자는 서로 잘 모르는 사람이나 시스템과 상호거래를 하게 되는데 이 경우 서로 다른 개체에 대한 신뢰 정보가 부족하기 때문에 상호 거래의 위험을 감수할 수밖에 없다. 따라서 이러한 불확실성과 위험을 감소시킬 수 있는 방안으로 상대 개체와 직접 경험한 신뢰정보와 추천자에 의한 명성정보를 계산하여 이를 활용하는 방법들이 대두되고 있다. 이 논문에서는 개체에 대한 신뢰를 계산하기 위해 상호거래 결과를 누적한 경험적 확률분포와 여러 가지의 평가 기준에 의한 만족도를 계산하고, 이를 다른 개체들로부터의 추천정보와 결합하여 계산하는 신뢰 모델을 제안한다. 제안한 모델에서는 개체의 신뢰도를 개체가 주어진 상황에서 만족스러운 결과를 낼 기대값으로 정의하고, 다른 개체와 상호작용이 일어날 때마다 각 평가 기준에 따른 평가결과가 얻어진다고 전제한다. 신뢰 정보가 요구될 때 우선 경험적 확률분포와 개체의 평가결과에 대한 선호도를 고려하여 각 평가 기준에 대한 만족도를 계산하고, 계산된 만족도 값들은 각 평가기준의 중요도를 반영하여 하나의 신뢰값으로 결합되며, 이때 추천 정보도 신뢰값에 함께 결합되는 모델이다. 이 논문에서는 제안한 모델을 이용해 전자상거래에 적용한 실험 결과를 보여 주고 있다.

키워드 : 신뢰 모델, 신뢰, 경험적 확률분포, 만족도

A Quantitative Trust Model based on Empirical Outcome Distributions and Satisfaction Degree

Hak Joon Kim[†] · Bong Ki Sohn[††] · Seung Joo Lee[†††]

ABSTRACT

In the Internet environment many interactions between many users and unknown users take place and it is usually rare to have the trust information about others. Due to the lack of trust information, entities have to take some risks in transactions with others. In this perspective, it is crucial for the entities to be equipped with functionality to accumulate and manage the trust information on other entities in order to reduce risks and uncertainty in their transactions. This paper is concerned with a quantitative computational trust model which takes into account multiple evaluation criteria and uses the recommendation from others in order to get the trust for an entity. In the proposed trust model, the trust for an entity is defined as the expectation for the entity to yield satisfactory outcomes in the given situation. Once an interaction has been made with an entity, it is assumed that outcomes are observed with respect to evaluation criteria. When the trust information is needed, the satisfaction degree, which is the probability to generate satisfactory outcomes for each evaluation criterion, is computed based on the empirical outcome outcome distributions and the entity's preference degrees on the outcomes. Then, the satisfaction degrees for evaluation criteria are aggregated into a trust value. At that time, the reputation information is also incorporated into the trust value. This paper also shows that the model could help the entities effectively choose other entities for transactions with some experiments in e-commerce.

Key Words : Trust Model, Trust, Empirical Outcome Distributions, Satisfaction Degree

1. 서 론

인터넷을 기반으로 하는 전자 상거래(e-commerce), P2P (peer-to-peer) 서비스, 유비쿼터스 컴퓨팅(ubiquitous computing) 등과 같은 개방된 환경에서 사용자는 서로 잘 모르는 사용자나 시스템과 상호 거래를 하게 된다. 이러한 상호 거래에서 사용자는 상대방에 대해 충분한 정보를 알 수 없기 때문에, 상호 거래에 대한 불확실성과 위험을 감수할 수밖에 없다. 일반적으로 일상 생활에서의 의사결정은 상대와의 과거 직접 거래 경험과 명성 정보를 이용하여 신뢰 정도를 계산하여 이루어진다. 신뢰는 상호 거래에 대한 불확실성과 위험을 감소시킬 수 있는 수단으로 활용되고 있다[1,2].

※ 이 논문은 호원대학교 교내학술연구조성비 지원을 받아 수행한 것임.
† 정 회 원 : 호원대학교 정보통신학과 부교수
†† 정 회 원 : 서원대학교 컴퓨터정보통신공학부 전임강사
††† 정 회 원 : 청주대학교 바이오정보통계학과 교수
논문접수 : 2006년 9월 2일, 심사완료 : 2006년 11월 1일

그러나 현재까지 다양한 신뢰 모델이 제안되었지만 신뢰에 대한 개념과 정의가 다양하여 모든 요구사항을 만족하는 신뢰 모델은 아직 없는 상황이다. 어떤 모델은 신뢰를 정성적[3]으로 표현하고, 일부 모델은 정량적[4,6,7,8,9]으로 나타내기도 하며, 신뢰 계산에 다른 사용자의 평가[10,11]만을 고려하기도 한다. 또한 일정 기간 동안 직접 거래에 대한 결과로 신뢰를 계산하는 모델도 있다.

신뢰에 대한 다양한 정의가 있지만 Gambetta의 정의가 가장 널리 알려져 있다[5]. Gambetta는 신뢰를 "에이전트의 행동을 모니터링하기 전에 에이전트가 특정한 행동을 수행할 것이라는 주관적 확률 수준"으로 정의한다. Gambetta의 신뢰 모델에서는 신뢰를 상황 신뢰(situational trust), 기질 신뢰(dispositional trust), 일반 신뢰(general trust)로 구분하여 다루고 있다.[12] 상황 신뢰는 대인관계 신뢰(interpersonal trust)라고도 하며, 어떤 개체가 특정 상황에서 상대 개체에 대해 가지는 신뢰이다. 기질 신뢰는 다른 개체들의 신뢰에 대한 기질적 경향으로 기본 신뢰(basic trust)라고도 한다. 일반 신뢰는 상황에 관계없이 상대 개체에 대해 가지는 신뢰이다. 상대 개체에 대한 간접적인 경험에 해당하는 명성(reputation)은 상대 개체에 대한 신뢰를 계산하는 데 중요한 정보로 사용된다.

본 논문에서는 신뢰 계산에 경험적 확률분포와 만족도를 고려하고, 상대 개체의 서비스 결과에 대한 기대치와 선호도(preference)를 반영할 수 있는 신뢰 모델을 제안한다. 제안한 신뢰 모델에서는 상대 개체에 대한 신뢰 정보가 필요할 때, 각 평가 기준에 대해 만족스러운 결과를 생성할 확률인 만족도(satisfaction degree)를 계산하고 통합하여 직접 신뢰를 구한다. 또한, 다른 개체들로부터 상대 개체에 대한 명성 정보를 구한 다음 직접 신뢰와 결합하여 최종 신뢰를 얻는다. 상대 개체에 대한 최종 신뢰는 상호 거래 결정에 사용된다.[13,14]

이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 신뢰 모델에 대한 관련 연구를 살펴보고, 3장에서 제안한 신뢰 모델을 소개한다. 4장에서는 제안한 신뢰 모델을 전자상거래에 적용한 실험 결과를 제시하고 평가한다. 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 과제를 제시한다.

2. 관련 연구

신뢰와 명성은 경제학, 분산 인공지능, 에이전트 기술 등의 분야에서 상호 거래의 불확실성과 위험을 감소시킬 수 있는 수단으로 널리 인식되고 있다. 신뢰는 일반적으로 주관적이고, 복잡성을 감소시키며, 비 전이성(non-transitive), 상황적(context-ware), 계산 가능한 특성이 있다.[15] 따라서 신뢰와 명성에 대해 이론적 지침과 계산 방법을 제시하는 다양한 신뢰 모델이 제안되었다.

Abul-Rahman 등은 신뢰를 '*very trustworthy, trustworthy, untrustworthy, very untrustworthy*'의 네 단계로 구분하여 표현하는 정성적 신뢰 모델을 제안하였다[3]. 이 신뢰 모델은 신뢰 등급 결정에 애매 모호성이 존재하고, 신뢰 등급 및 가중치를 결정하는데 있어서 다소 원칙이 없다.

Azzedin 등은 P2P 네트워크 컴퓨팅 시스템을 위한 신뢰 모델을 제안하였다[4]. 이 모델에서는 시스템의 다른 개체를 참조하기위해 추천자 네트워크(recommender network)를 관리한다. 이 모델은 P2P 네트워크 시스템에 적합한 모델로서 일반적인 시스템에 적용하는데 한계가 있다.

Debas 등은 이동 에이전트 시스템(mobile agent system)이 에이전트를 악의적인 시스템으로부터 보호하기 위해 사용할 수 있는 명성 기반의 TRUMMAR(TRUst Model for Mobile Agent systems based on Reputation) 신뢰 모델을 제안하였다[7]. 이 모델은 명성을 이용하여 신뢰를 계산하고, 시간 경과에 따른 명성 손실 개념을 적용하였지만 다중 평가 기준을 고려하지 않았다.

Shi 등은 온라인 거래에서 미래 행동의 예측자로 개체의 과거 행동 결과에 대한 통계적 정보를 사용하여 사용자에게 의사 결정을 지원하는 신뢰 모델을 제안하였다[8]. 이 모델에서는 신뢰를 하나의 스칼라 값으로 나타내는 대신에 상호 거래 결과에 대한 확률분포로 나타낸다. 상호 거래 대상을 선택할 때, 후보 대상들의 행동에 대한 기대 유용성(expected utility)을 계산하는데, 이때 결과에 대한 확률분포를 이용한다. 이 모델은 자신의 경험을 통계적 모델에 기반하여 자동적으로 계산하는 방법과 신뢰 평가 시 다중 평가 기준을 고려하는 방법을 같이 제시한 효과적인 신뢰 모델이다. 그러나 명성에 대한 정의와 직접 경험 신뢰와 명성을 통합하는 과정이 없다.

Wang 등은 P2P 네트워크에서 사용할 수 있는 신뢰와 명성 시스템을 연구하고, Bayesian network 기반의 신뢰 모델을 제안하였다[9]. Bayesian network는 에이전트와 다른 에이전트 사이의 신뢰를 표현하고, 다중 평가 기준에 기반하여 다른 에이전트를 신뢰할 확률을 구하는데 사용된다. 이 신뢰 모델은 직접 신뢰와 명성을 이용해 신뢰를 계산하지만 다른 개념의 신뢰를 반영하지 못했고, 상대 개체의 신뢰에 대한 시간 망각 효과(ignorance effect)를 반영하지 않았다.

3. 상호 거래 위험 감소를 위한 정량적 신뢰 모델

이 장에서는 신뢰 계산에 상대 개체와의 상호거래 결과를 평가기준별, 상황별로 누적하여 경험적 확률분포를 산출하고, 이를 평가 기준과 상대 개체의 행동 결과에 대한 선호도(preference)와 만족도(satisfaction)을 반영한 정량적 신뢰 모델을 제안한다. 계산 가능한 신뢰 모델을 위해 상황 신뢰를 '어떤 개체가 특정 상황에서 평가 기준에 대해 만족스러운 결과를 제공할 기대값'으로 정의하고, 상황 신뢰 계산 방법을 제안한다. 또한, 상황 신뢰로부터 기질 신뢰와 일반 신뢰를 처리하는 방법과 다른 개체로부터의 추천 정보를 이용하고, 추천자의 신뢰를 조정하는 방법을 제안한다. 제안한 신뢰 모델에서 다루는 주요 개체는 신뢰하는 개체(trusting entity)를 α로, 신뢰 대상 개체(trustee entity)를 β, 추천자

(recommender) 개체는 γ로 표현한다.

3.1 상황 신뢰

상황 신뢰는 특정 상황에서의 개체에 대한 신뢰이기 때문에, 상황에 의해 결정된다. 대부분의 기존 신뢰 모델에서는 신뢰 대상 개체의 행동에 대해 얼마나 만족하는 지에 대해서 관심을 갖는데, 이는 하나의 기준에 대해 만족도를 계산한다는 것을 의미한다. 식당 선택의 예를 들면, 특정 상황에서 신뢰 상대 개체에 대해 하나의 기준으로 신뢰를 계산하는 것은 바람직하지 않다. 따라서 다중 평가 기준을 고려하고, 평가 기준과 평가 기준에 대한 상대 개체의 행동 결과에 대한 선호도를 반영할 수 있는 상황 신뢰 계산 방법을 제안한다. 제안한 신뢰 모델에서 상황 신뢰는 다음과 같이 계산한다. 먼저, 특정 상황에서 각 평가 기준에 대해 신뢰 개체 α가 상대 개체 β와의 상호 거래 결과에 대한 직접 경험 결과 확률분포를 구축한다. α가 β에 대한 신뢰를 계산할 필요가 있을 때, 특정 상황에서의 각 평가 기준별로 β에 대한 만족도를 계산한다. 그런 다음, 계산된 만족도와 평가 기준의 가중치를 통합하여 β에 대한 상황 신뢰를 계산한다.

상황 신뢰 $TS_\alpha(\beta, \delta, EC)$는 상황 δ에서 개체 α가 상대 개체 β에 대해서 평가 기준 $EC=\{ec_1, ec_2, ..., ec_n\}$의 관점에서 가지는 신뢰이다. ec_i는 각 평가 기준을 의미한다. 상황 신뢰를 계산하기 위해 α는 β와의 거래마다, 각 평가 기준에 대한 결과를 누적하여 확률분포에 반영한다. 결과는 연속값 또는 카테고리값이 될 수 있는데, 연속값은 미리 지정한 몇 개의 구간으로 정량화시켜서, 결과를 구간에 대응하는 대표값으로 표현한다.

3.1.1 경험적 결과 확률분포 계산

$PG^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k)$는 상황 δ에서 β가 평가 기준 ec_k에 대해 시점 t까지 결과 o_i를 낼 α의 관찰적 확률이다. 이 확률은 식 (1)과 같이 계산되는데, $N^t(o_i)$는 시점 t까지 평가 기준 ec_k에 대해 결과 o_i가 나타난 회수이고, n은 전체 상호 거래 회수이다.

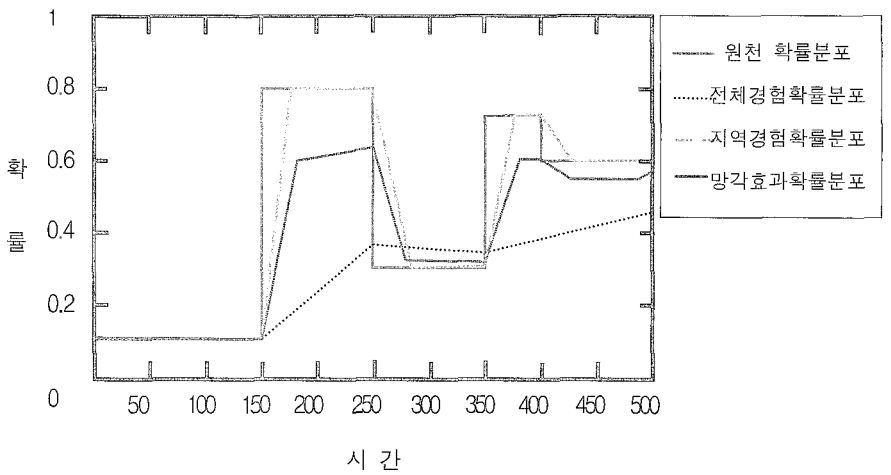
$$PG^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k) = \frac{N^t(o_i)}{n} \quad (1)$$

식 (1)의 확률값은 모든 과거의 경험을 누적하여 계산하는 것으로, 개체의 행동이 개선되더라도 과거의 나쁜 행동에 의해 낮은 신뢰가 유지될 수 있다. 따라서 과거 경험의 영향을 감소시킬 수 있는 방법이 필요하다. 제안한 신뢰 모델에서는 과거 경험과 최근 경험의 확률분포에 가중치를 부여하여, 최근 경험의 확률분포에 가중치를 더 크게 부여하여 시간 망각 효과(ignorance effect)를 반영한다.

시간 망각 효과를 반영하기위해, 현재 시점 t에서 최근 시간 구간 $[t-dt, t]$동안 발생한 거래의 관찰 결과를 순서 리스트 $OL(ec_k) = <(o_i, t_i) \mid t_i \in [t-dt, t]>$로 유지한다. o_i는 관찰된 결과이고, t_i는 관찰 시점이며, dt는 최근 시간 구간의 크기를 의미한다. 지역 경험 확률분포 $PL^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k)$는 시간 구간 $[t-dt, t]$에서 평가 기준 ec_k에 대해 결과 o_i의 확률로서 식 (2)와 같이 정의한다. $n_{[t-dt,t]}$는 시간 구간 $[t-dt, t]$에서 α가 β와 거래한 횟수를 나타내고, $N^{[t-dt,t]}(o_i)$는 $[t-dt, t]$에서 결과 o_i의 빈도수를 나타낸다.

$$PL^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k) = \frac{N^{[t-dt,t]}(o_i)}{n_{[t-dt,t]}} \quad (2)$$

α와 β의 상호 거래가 있을 때마다, 새로운 경험 확률 $p^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k)$는 전체 경험 확률 $PG^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k)$와 지역 경험 확률 $PL^t(\alpha, \beta, \delta, o_i; ec_k)$을 통합하여 식 (3)



(그림 1) 경험적 확률 분포

과 같이 계산한다. ρ는 과거에 대한 시간 망각 효과를 반영하는 요소이다.

$$p^t(\alpha,\beta,\delta,o_i;ec_k) = \rho * PG^t(\alpha,\beta,\delta,o_i;ec_k) + (1-\rho) * PL^t(\alpha,\beta,\delta,o_i;ec_k) \quad (3)$$

식 (3)으로 계산된 경험 확률은 전체 확률 분포의 합계가 1이 나오지 않을 수 있으므로, 전체 확률분포의 합계가 1을 만족시키도록 식 (4)와 같이 정규화시킨다.

$$P^t(\alpha,\beta,\delta,o_i;ec_k) = \frac{p^t(\alpha,\beta,\delta,o_i;ec_k)}{\sum_{o_j} p^t(\alpha,\beta,\delta,o_j;ec_k)} \quad (4)$$

(그림 1)은 식 (1)에 의해 계산된 전체 경험 확률분포와 식 (2)에 의한 지역 경험 확률분포, 식 (3)에 의한 망각 효과를 반영한 확률분포와 가상의 실제 확률밀도 함수에 의한 원천 확률분포(original probability distribution) 간의 관계에 대한 시뮬레이션 결과를 나타낸 것이다. 확률값은 각 거래마다 계산하였고, 지역 경험 확률은 최근의 30번의 거래에 대한 결과에 대한 확률값이다. (그림 1)과 같이, 망각 효과를 반영하여 결합한 확률이 전체 경험 확률과 지역 경험 확률보다 의미 있는 정보를 제공한다. 전체 경험 확률분포는 거래 시작 시점부터 현재까지의 전체 평균값을 나타내기 때문에 원천 확률분포가 급격히 변동하더라도 그 변동 영향을 거의 받지 않아 최근 추세를 반영하지 못하는 단점이 있다. 반면에 지역 경험 확률분포는 원천 확률분포를 곧 바로 반영하여 확률 분포 값에 너무 민감하게 반응하기 때문에 시간 구간 이전의 상황을 거의 반영하지 못하고 있다. 따라서 시간 망각 효과를 반영한 확률분포가 이전의 상황과 최근 변동 추세를 반영함으로써 의미 있는 정보를 제공한다.

3.1.2 만족도 계산

개체 α는 각 평가 기준에 대해 어떤 결과를 선호하는 지를 지정할 수 있다. 평가 기준 ec_i에 대해서 가능한 결과가 $PO(ec_i)=\{o_{1i}, o_{2i}, ..., o_{ni}\}$라 가정하자. 개체 α는 각 평가 기준의 가능한 결과에 대한 선호도를 만족 결과 집합 $SO(\alpha, ec_i)=\{(o_1, wo_1), ..., (o_j, wo_j)\}$와 같이 지정한다. $o_i \in PO(ec_i)$이고, $wo_k \in [0,1]$는 결과 o_k에 대한 α의 선호도를 나타낸다. 평가 기준 ec_i에 대해 α의 β에 대한 만족도는 식 (5)와 같이 계산한다.

$$SD_\alpha(\beta, \delta; ec_i) = \sum_{(o_k, wo_k) \in SO(\alpha, ec_i)} wo_k \cdot P^t(\alpha,\beta,\delta,o_k;ec_i) \quad (5)$$

3.1.3 상황 신뢰 계산

제안한 신뢰 모델에서 상황 신뢰는 α가 β에 대해서 평가 기준 집합 EC에 대해 가지는 만족도를 이용하여 계산된다. 예를 들어, 고객은 어떤 식당에 대한 신뢰를 결정할 때 음식의 맛, 음식 대기 시간, 좋아하는 메뉴의 존재 여부 등의 다중 평가 기준에 대한 자신의 만족도로 신뢰를 계산한다. 따라서 상황 δ에서 평기 기준 집합 EC에 대해 α의 β에 대한 상황 신뢰 $TS_\alpha(\beta, \delta; EC)$는 식 (6)과 같이 계산할 수 있다. wc_i는 α가 미리 지정한 각 평가 기준의 가중치이다.

$$TS_\alpha(\beta,\delta;EC) = \sum_{ec_i \in EC} wc_i \cdot SD_\alpha(\beta,\delta;ec_i) \quad (6)$$

3.2 기질 신뢰

기질 신뢰 TD_α는 개체 α가 다른 개체를 신뢰하는 기질적인 경향을 나타내는 신뢰 형태이다. 제안한 신뢰 모델에서 각 개체는 자신의 기질 신뢰 값을 지정하는 것을 전제한다. 기질 신뢰 값은 새로운 개체와 상호작용을 시작할 때 초기 일반 신뢰값으로 사용될 수 있다. 즉, 기질 신뢰는 처음으로 어떤 개체와 거래를 시작할 때 상대에 대한 초기 일반 신뢰값으로 사용된다.

3.3 일반 신뢰

일반 신뢰 $TG_\alpha(\beta)$는 개체 α가 β에 대해서 상황에 관계없이 갖는 신뢰로서, 새로운 상황에서는 일반 신뢰가 초기 상황 신뢰값으로 사용된다. 즉, 충분한 상호 거래가 이루어지지 않아 경험적 확률분포가 축적되어 있지 않을 경우에는 상황 신뢰를 산출하기가 어려우므로 일반 신뢰를 상황 신뢰로 사용할 수 있다. 일정 기간 거래가 발생하여 확률 분포가 누적되면 β에 대한 α의 일반 신뢰는 경험한 상황들 Φ개에서의 상황 신뢰 값을 평균하여 식 (7)과 같이 계산한다.

$$TG_\alpha(\beta) = \frac{\sum_{\delta \in \Phi} TS_\alpha(\beta,\delta;EC)}{|\Phi|} \quad (7)$$

3.4 명성

개체가 상대 개체와의 상호 거래에서 직접 경험한 신뢰 정보가 적거나 전혀 없을 경우에는 추천자로부터 추천을 통해 상대 개체의 명성을 의사결정에 활용할 수 있다. 제안한 신뢰 모델에서는 명성을 '해당 개체의 과거 행동에 대한 관찰이나 정보를 기반으로 해당 개체와 상호 거래했던 개체 집단이 형성한 상대 개체의 행동에 대한 기대값'이라고 정의한다.

상황 δ에서 개체 β에 대한 추천자 γ_i가 있다면, 개체 α는 β에 대한 추천정보를 이용할 수 있다. 개체들은 각 평가 기

준의 결과에 대해 다른 선호도를 가질 수 있기 때문에, 추천자 γ_i의 β에 대한 신뢰를 α가 직접적으로 사용하는 것은 적합하지 않다. 따라서 β에 대한 추천자 γ_i의 상황 신뢰 $TS_{\gamma_i}(\beta, \delta; EC)$ 대신에 β에 대한 추천자 γ_i의 경험 결과 확률분포 $P^t(\gamma_i, \beta, \delta, o_k; ec_i)$을 이용한다. 추천자 γ_i의 경험적 결과 확률분포를 이용하여, γ_i로부터의 만족도 $SD^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; ec_i)$를 수식 (8)과 같이 계산한다. wo^k_α는 개체 α가 결과 o_k에 대한 갖는 선호도이다. 즉 추천자 γ_i의 평가 기준에 대한 선호도가 아닌 추천 정보를 받아 신뢰 계산을 수행하는 개체 α의 선호도를 기준으로 만족도를 계산한다.

$$SD^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; ec_i) = \sum_{o_k \in SO(\alpha, ec_i)} wo^k_\alpha \cdot P^t(\gamma_i, \beta, \delta, o_k; ec_i) \tag{8}$$

추천자 γ_i로부터의 추천에 의한 상황 신뢰는 식 (9)과 같이 계산한다. wc_i는 개체 α가 평가 기준 ec_i에 대해서 갖는 선호도를 의미한다.

$$TS^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; EC) = \sum_{ec_i \in EC} wc_i \cdot SD^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; ec_i) \tag{9}$$

α의 β에 대한 최종 명성 $TR_\alpha(\beta, \delta; EC)$은 식 (10)과 같이 각 추천자 γ_i로 받은 상황 신뢰 값 $TS^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; EC)$의 가중치를 반영하여 계산한다. 가중치 wr_i는 추천자 γ_i에 대해서 갖는 추천자 신뢰값으로 α가 γ_i로부터 받은 추천에 대해서 믿는 정도를 나타낸다. 이 가중치는 개체와 상호 작용하면서 변경된다. 신뢰 개체가 상대 개체에 대해 최종적으로 계산된 신뢰값과 추천자에 의해 추천된 상대 개체에 대한 신뢰값을 비교하여 가중치를 변경시킨다.

$$TR_\alpha(\beta, \delta; EC) = \frac{\sum_i wr_i \cdot TS^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; EC)}{\sum_i wr_i} \tag{10}$$

3.5 상황 신뢰와 명성 통합

α의 β에 대한 상황 신뢰 $TS_\alpha(\beta, \delta; EC)$와 명성 $TR_\alpha(\beta, \delta; EC)$가 구해지면, 최종 신뢰 $TS_\alpha(\beta, \delta; EC)$은 식 (11)과 같이 계산된다. $w \in [0,1]$는 상황 신뢰에 대해 가중치로 미리 개체 α에 의해 정의된다.

$$TS_\alpha(\beta, \delta; EC) = w \cdot TS_\alpha(\beta, \delta; EC) + (1-w) \cdot TR_\alpha(\beta, \delta; EC) \tag{11}$$

3.6 추천자 신뢰의 갱신

추천자 γ_i에 대한 α의 신뢰인 wr_i는 추천에 의한 신뢰와 최종 신뢰 $TS_\alpha(\beta, \delta; EC)$와 비교하여 차이값에 따라 갱신된다. 차이값이 작으면 추천자의 신뢰를 약간 높이고, 그렇지 않고 차이가 크면 추천자의 추천 신뢰를 대폭 감소시킨다. 추천자 신뢰 갱신을 위해 $\Delta = |TS_\alpha(\beta, \delta; EC) - TS^r_{\gamma_i}(\beta, \delta; EC)|$라고 하고, ϵ과 η, λ는 미리 정의된 0과 1사이의 작은 값이라 하자. $|\Delta < \epsilon|$이면, $wr_i(t+1) = \min\{wr_i(t)(1+\eta), 1\}$이며, Δ가 ϵ보다 크면 $wr_i(t+1) = wr_i(t)(1-e^{-\lambda\Delta})$와 같이 갱신된다.

4. 실험 및 평가

이 장에서는 고객이 거래할 인터넷 상의 쇼핑몰을 선택할 때, 제안한 신뢰 모델을 이용하여 거래의 불확실성과 위험을 감소시킬 수 있다는 것을 실험을 통해 보이고, 실험 결과를 분석하고 평가한다.

4.1 실험 환경

제안한 신뢰 모델을 이용한 쇼핑몰 선택 실험은 서비스를 제공하는 10개의 쇼핑몰과 50명의 고객이 있다고 가정한다. 실제 쇼핑몰의 트랜잭션 데이터를 확보하기가 어려워 50명의 고객이 10개의 쇼핑몰을 선택하였을 경우 아래와 같은 평가기준에 따른 경험적 결과를 가졌다고 가정한다. 고객은 쇼핑몰과의 거래를 결정할 때 다음과 같은 평가 기준을 고려한다.

- 쇼핑몰에서의 제품 가격(pr)
- 주문한 제품의 배달에 소요되는 배달 시간(dt)
- 선호하는 물건의 판매 여부(ga)
- 제품 A/S 등의 서비스 만족도(ss)

〈표 1〉 평가 기준과 가능한 결과의 선호도

평가 기준	평가 기준 선호도	가능한 결과	결과 선호도
pr	0.4	excellent (ex)	1.0
		good (gd)	0.75
		medium (md)	0.50
		bad (bd)	0.25
dt	0.1	[0,1] (t1)	1.0
		(1,2] (t2)	0.75
		(2,3] (t3)	0.50
		(3,∞) (t4)	0.25
ga	0.2	available (av)	0.9
		not available (na)	0.1
ss	0.3	excellent (ex)	1.0
		good (gd)	0.75
		medium (md)	0.50
		bad (bd)	0.25

〈표 2〉 쇼핑몰 선택에 대한 평가 기준별 평가결과 데이터

No	p_num	s_num	bad	medium	good	excellent	1	1~2	2~3	3~∞	available	not available	bad	medium	good	excellent
1	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
2	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
3	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
4	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
5	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
6	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
7	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
8	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
9	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
10	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
11	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
12	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
13	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
14	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
15	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
16	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
17	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
18	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
19	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
20	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
21	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
22	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
23	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
24	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
25	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
26	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
27	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
28	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
29	C001	S001	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
30	C001	S001	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
31	C001	S001	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
32									0	0	0					

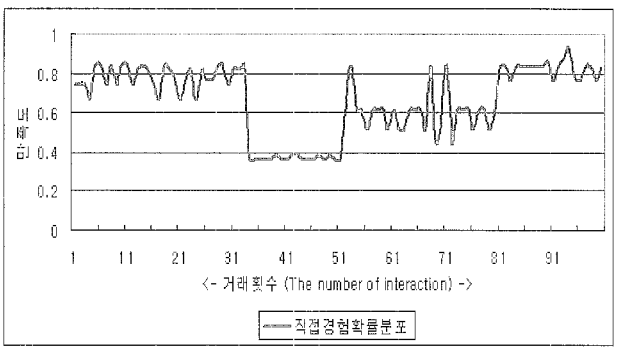
〈표 3〉 망각 효과를 반영한 경험적 결과 확률 분포

	o_i												
	pr				dt				av	ss			
	bd	md	gd	ex	t1	t2	t3	t4	av	na	bd	md	gd
$p^t(C001, S001, \delta, o_i; ec_k)$	0.0	0.2	0.3	0.5	0.3	0.4	0.2	0.1	0.6	0.4	0.3	0.3	0.4
$p^t(C002, S001, \delta, o_i; ec_k)$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.4	0.3	0.2	0.1	0.8	0.2	0.3	0.3	0.4
$p^t(C003, S001, \delta, o_i; ec_k)$	0.2	0.5	0.2	0.1	0.2	0.2	0.5	0.1	0.2	0.8	0.5	0.2	0.3

<표 1>은 고객 C001이 자신의 성향에 따라 각 평가 기준과 이 평가 기준에 따른 가능한 결과에 대한 선호도를 미리 설정한 것을 나타낸다.

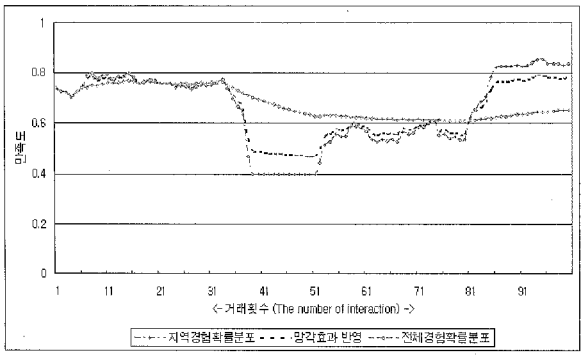
고객은 각 쇼핑몰과의 과거의 직접 경험을 평가 기준에 대한 가능한 결과별 확률 분포로 저장하고 있다. 예를 들면 <표 2>는 고객 C001이 쇼핑몰 S001과의 과거 거래에 대한 평가 결과를 나타낸 것으로, 각 평가 기준에 대해 거래 후 실제로 평가한 것이다. 고객 C001은 쇼핑몰 S001과의 첫 번째 거래 후 price 평가기준에서는 *ex*, delivery time에서는 *t2*, goods availability 에서는 *na*, service satisfaction에서는 *gd*로 평가했다는 것을 나타낸다. 모든 고객은 10개의 쇼핑몰 각각에 대해 100번 거래하고, 시간 구간을 최근 30번의 거래로 하여 시간 망각 효과를 반영한 경험적 결과 확률 분포를 유지한다. <표 3>은 <표 2> 데이터를 이용하여 고객 C001, C002, C003이 S001과 100번의 거래 후 생성된 망각 효과를 반영한 경험적 결과 확률분포를 나타낸 것이다.

(그림 2)는 고객 C001이 쇼핑몰 S001과의 각 거래마다 다중 평가 기준에 따라 평가한 결과에 대한 상황 신뢰 즉,



(그림 2) 쇼핑몰에 대한 실제 평가 결과

쇼핑몰의 서비스에 대한 만족도를 나타낸 것이다. 쇼핑몰 S001과의 거래에서 고객 C001은 약 30회까지 0.7정도로 만족하다가 50회까지는 0.35정도로 하락하다가 52회부터 다시 0.8정도로 만족하고 있다. (그림 2)의 직접 경험 확률분포는 신뢰 모델의 성능을 측정할 수 있는 기준이 된다.



(그림 3) 경험적 결과 확률분포

4.2 실험 결과 및 분석

(그림 3)은 전체 경험 확률분포와 지역 경험 확률분포, 망각 효과를 반영한 경험 확률분포를 이용하여 계산한 상황 신뢰를 나타낸 것이다. 전체 경험 확률분포를 이용한 신뢰 계산은 관찰 기간 전체의 거래 결과를 사용하기 때문에 쇼핑몰의 서비스 수준 변화를 거의 반영하지 못하고 있다. 예를 들면 쇼핑몰이 쇼핑몰 내부 사정상 31회 거래부터 서비스 만족도가 급격하게 하락하는데도 전체 경험 확률분포에 의한 신뢰는 전체를 평균하여 계산하게 되므로 서비스 만족도가 급격하게 하락하는 추세를 반영하지 못하고 완만하게 하락하여, 고객이 오래 전 경험의 높은 신뢰를 믿고 거래를 결정할 수 있다. 따라서 사용자는 쇼핑몰로부터 나쁜 서비스를 받을 수 있다. 반대로 52회 부터는 쇼핑몰이 심기일전하여 서비스 만족도가 급격히 상승하였음에도 불구하고, 전체 경험 확률 분포는 평균을 나타내므로 상승 추세를 반영하지 못하여 쇼핑몰이 좋아졌는데도 이전의 경험으로 해당 쇼핑몰을 선택하지 않을 위험이 있을 수도 있다.

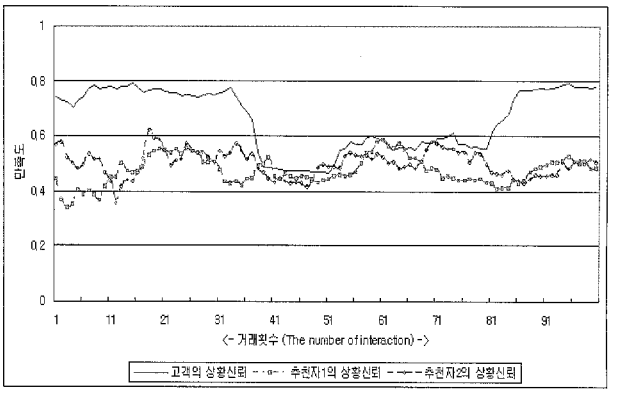
지역 경험 확률분포를 이용한 신뢰 계산은 최근 30회만의 거래만을 반영하기 때문에, 쇼핑몰의 서비스 수준이 급격히 낮아지면 신뢰값도 낮아지고, 반대로 급격히 좋아지면 신뢰값도 급격하게 상승한다. 이와 같이 이전의 신뢰 정도를 전혀 반영하지 않고 최근의 경험만 가지고 의사 결정하는 것은 위험할 수도 있다. 예를 들면 이전에 아주 낮은 신뢰도의 쇼핑몰이 나쁜 마음을 가지고 최근 일정 기간 동안 좋은 서비스를 제공하다가 잠적할 위험도 있을 수 있기 때문이다.

이에 반해 시간적인 망각 효과를 반영한 경험적 결과 확률분포는 최근의 거래에 더 높은 비중을 주고, 전체 거래에 대해서는 낮은 비중을 주어 전체 경험과 지역 경험 확률분포를 이용한 상황 신뢰의 중간이 되게 한다. 따라서 쇼핑몰의 서비스 수준 변화 추세를 어느 정도 반영할 수 있어 앞에서 기술한 거래의 위험을 감소시킬 수 있다.

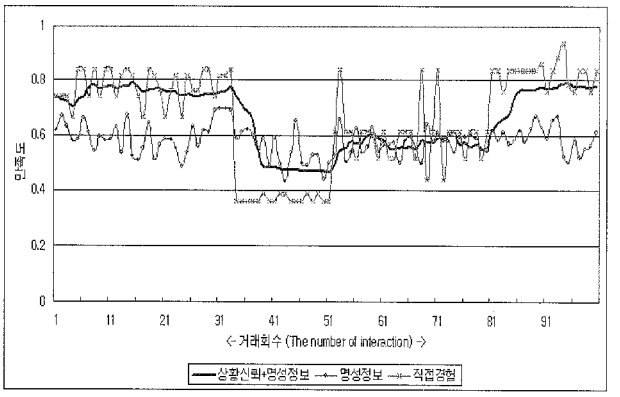
(그림 4)는 고객 C001과 추천자 C002, C003이 쇼핑몰 S001과의 거래에 대한 상황 신뢰를 나타낸 것이다. 쇼핑몰 S001에 대한 고객 C001의 상황 신뢰의 만족도가 추천자들의 만족도보다 거래 시작 부분과 끝 부분에서 높고, 중반 부분에서는 고객과 추천자들 모두 만족도가 낮게 나타난다.

(그림 5)는 S001과의 사전 거래 경험이 적을 경우, 추천자 C002와 C003의 쇼핑몰 S001과의 거래에 대한 서비스 만족도 정보 즉 명성을 통합한 결과를 보인 것이다. (그림 5)에서 36번째 거래에서 쇼핑몰 S001 선택을 결정하기 전에 C001의 직접 경험만을 이용한 신뢰 값은 0.36이고, 쇼핑몰 S001의 명성을 이용하면 0.62의 신뢰 값을 얻을 수 있다. 쇼핑몰의 실제 서비스 수준은 36번째 거래에서 0.68의 높은 수준인데 직접 경험으로는 거래가 이루어질 수 없어 높은 수준의 서비스를 받을 기회를 놓치게 된다. 그러나 명성을 통합한 신뢰 값은 실제 신뢰 값과 유사하게 나타나므로 고객이 적절한 의사결정을 할 수도 있다. 명성은 자신의 직접 경험 정보가 없을 때나 적을 경우 유용하게 사용될 수 있다.

(그림 6)은 신뢰 계산에 단일 평가 기준을 적용한 경우와 고객의 다양한 선호도를 반영한 다중 평가 기준을 적용한 경우를 비교한 결과를 보이고 있다. (그림 6)에서 거래 횟수의 54번째 거래에서 85번째 거래까지를 고려할 때 가격과 배달시간 평가 기준에서는 높은 신뢰를 나타내지만 서비스 만족도 평가 기준에서는 낮은 신뢰를 보이고 있다. 만약 고객이 쇼핑몰에 대해 가격 기준으로만 신뢰를 계산하는 경우에는 거래를 하기로 결정할 것이다. 그러나 고객은 실제 쇼핑몰에서 서비스를 받으면 서비스 만족도가 좋지 않을 위험이 존재한다. 그러나 모든 평가 기준을 동시에 고려하는 경우는 상황 신뢰가 가격만을 고려하는 경우보다 훨씬 낮게



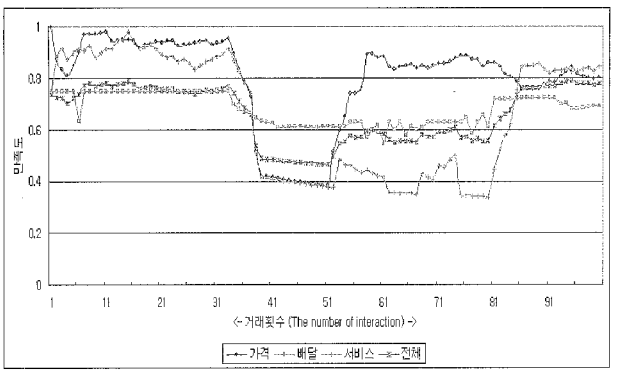
(그림 4) 고객과 추천자의 만족도



(그림 5) 신뢰 계산시 명성 활용 여부

〈표 4〉 관련 연구 모델과 제안 모델의 비교

구분	Abul-Rahman 신뢰모델	Debas 신뢰모델	Shi 신뢰모델	Azzedin 신뢰모델	제안 신뢰모델
적용분야	전자상거래 시스템	Mobile Agent 시스템	전자상거래 시스템	전자상거래 시스템	일반적인 모델 (전자상거래 포함)
신뢰 표현	정성적 표현	정량적 표현	정량적 표현	정량적 표현	정량적 표현
평가기준 형태	단일 평가기준	단일 평가기준	다중 평가기준	단일 평가기준	다중 평가기준
신뢰 계산 방법	빈도 수	확률 값	확률 값	거래의 피드백 결과	확률분포와 만족도, 개인의 선호도
신뢰 통합 여부	명성 통합	명성 통합	명성 미 통합	명성 미 통합	명성 통합
시간 망각 효과 반영	반영 안함	반영함	반영 안함	반영 안함	반영함



(그림 6) 다중 평가 기준에 의한 상황 신뢰

되기 때문에 쇼핑몰과의 거래를 하지 않거나 거래를 하더라도 서비스 수준에 대해서는 높은 기대를 하지 않을 것이다. 따라서 단일 평가 기준보다는 다중 평가 기준을 적용하여 신뢰를 평가하는 것이 더 타당하다고 볼 수 있다.

4.3 신뢰 모델 평가

이 절에서는 논문에서 제안한 경험적 확률분포와 만족도에 기반한 정량적 신뢰 모델에 대한 실험 결과를 <표 4>와 같이 기존 관련 연구와 비교하고, 종합적인 분석 및 평가를 하고자 한다.

제안한 신뢰 모델에서 상대 개체에 대한 신뢰 계산시 시간이 경과한 상호 거래에 대한 비중을 낮추고, 대신 최근 시간 구간의 거래에 높은 가중치를 부여하는 방법으로 시간에 대한 망각효과를 반영하면 상대 개체의 최근 경험적 확률 분포도 반영하면서, 과거의 경험적 확률 분포도 어느 정도 반영하여 적합한 경험적 확률 분포 결과를 나타내고 있다. 전체 경험을 평균적으로 계산하여 산출한 확률 분포 값은 최근 신뢰 추세를 반영하지 못하고, 최근 추세만 반영하면 과거의 확률 분포 정보를 활용하지 못하는 단점이 있는 것을 보여주고 있다.

또한 명성 값을 통합한 신뢰 값은 실제 상황 신뢰 값과 유사하게 산출되므로 명성은 자신의 직접 경험 정보가 없을 때나 적을 경우 유용하게 사용될 수 있다. 만약 직접 경험 정보가 없을 때 명성을 사용하지 않는다면 쇼핑몰의 신뢰를 평가할 수 없고, 또한 임의로 거래 결정을 한다면 그만큼 상호 거래에 대한 위험이 증가하게 된다.

단일 평가 기준을 적용하여 신뢰 값을 계산하고 이를 거래 여부 결정에 반영하면 다른 평가 기준에는 만족하지 못하는 결과를 나타날 수가 있는데 이 논문의 실험에서도 이를 보여 주고 있다. 그러나 사용자의 다양한 선호도를 반영한 다중 평가 기준을 적용하면 이러한 위험을 감소시킬 수가 있다. 즉 단일 평가 기준보다는 다중 평가 기준을 적용하여 신뢰를 평가하는 것이 더 타당하고 사용자의 다양한 선호도를 반영할 수 있다는 것을 나타내고 있다.

상대 개체의 신뢰 값을 계산시 추천자에 의한 상대 개체의 명성이 최종 신뢰 값에 영향을 미치는 결과를 신뢰 모델의 실험 및 평가에서 보여 주고 있으며, 또한 명성의 비중이 큰 경우와 작은 경우를 각각 실험하였다. 실험 결과 개체 자신보다 낮은 명성의 비중을 크게 한 경우에는 최종 신뢰 값이 감소하여 제안 신뢰 모델의 정확성을 나타내고 있다.

제안한 신뢰 모델에 대해 위와 같은 실험 및 평가를 통해서 이 논문에서 제안한 경험적 확률분포와 만족도에 기반한 정량적 신뢰 모델이 인터넷 환경에서의 상대 개체에 대한 신뢰 계산에 적절한 모델임을 나타내고 있다.

5. 결론 및 향후 과제

개체에 대한 신뢰 정보는 인터넷과 같은 개방 환경에서의 상호 거래에 대한 불확실성과 위험성을 줄이는 데 사용된다. 이 논문에서는 경험적 확률분포와 만족도에 기반한 개체의 신뢰를 정량적으로 계산할 수 있는 신뢰 모델을 제안하였다. 제안한 모델에서 해당 개체를 평가하는 개체는 다중 평가 기준에 대한 경험적 결과 확률분포를 구축하고, 평가 기준과 평가 기준에 대한 결과에 대해 자신의 선호도를 반영할 수 있다. 또한 신뢰 계산에 추천자로부터의 명성을 이용하여 해당 개체에 대한 직접 경험 정보가 적거나 없는 경우 활용한다.

제안한 신뢰 모델을 활용하면 전자 상거래 시스템과 P2P 서비스, 유비쿼터스 서비스 등과 같은 개방된 인터넷 환경에서 특정 개체가 상대 개체나 서비스에 관한 불완전한 정보를 가지면서 상호 거래를 수행할 경우 상대 개체에 대한 신뢰를 정량적으로 계산할 수 있고, 이 신뢰 계산 결과를 거래 여부 결정에 사용함으로써 거래에 대한 불확실성과 위험을 일부 감소시킬 수가 있다.

향후에는 개체가 상대 개체와 상호 거래한 결과를 기준으로 평가 기준에 대한 사용자의 선호도와 평가 기준의 결과에 대한 가중치를 자동적으로 학습하여 신뢰를 계산할 수 있는 기술 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] P. Dasgupta, "Trust as a Commodity", In D. Gambetta, editor, Trust:Making and Breaking Cooperative Relations, pp.49-72, Blackwell, 1998.

[2] L. Rasmusson, S. Jansson, "Simmulated Social control for secure Internet Commerce," *In Proceedings of New Security Paradigms Workshop,* Lake, Arrowhead, 1996.

[3] A. Abdul-Rahman, S. Hailes, "Supporting Trust in Virtual Communities," *In Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences*, Hawaii, 2000.

[4] F. Azzedin, M. Maheswaran, "Trust Modeling for Peer-to-Peer based Computing Systems," *In Proceedings of the International Parallel and Distributed Processing Symposium*, 2003.

[5] D. Gambetta, "Can We Trust?," In D. Gambetta, editor, Trust:Making and Breaking Cooperative Relations, Balckwell, 1990.

[6] D. H. McKnight, N. L. Chervany, "The Meanings of Trust." Technical Report, Carlson School of Management, University of Minnesota, 1996.

[7] G. Derbas, A. Kayssi, H. artial, A. Cherhab, "TRUMMAR-A Trust Model for Mobile Agent Systems Based on Reputation," *In Proceedings of ICPS2004, IEEE,* 2004.

[8] J. Shi, G. Bochmann, C. Adams, "A Trust Model with Statistical Foundation," *In the 18th IFIP World Computer Congress*, Toulouse, France, 2004.

[9] Y. Wang, J. Vassileva, "Bayesian Network Trust Model in Peer-to-Peer Network," *In the Proceedings of WI'03.* IEEE, 2003.

[10] eBay Site, http://www.ebay.com, Wrold Wide Web.

[11] Amazon Site, http://www.amazon.com, World Wide Web.

[12] R. Falcone, O.Shehory, "Trust Delegation and Autonomy: Foundation for Virtual Societies," *AAMAS tutorial*, July 2002.

[13] J, Carter, E. Bitting and A. Ghorbani, "Reputation Formalization for An Information-Sharing Multi-Agent System," *Computational Intelligence*, November 2002.

[14] S. Buchegger, J.Y Le Boudec, "The Effect Rumor Spreading in Reputation Systems for Mobile Ad-hoc Networks," *Workshop on Modeling and Optimization in Mobile Ad-hoc and Wireless,* November 2003.

[15] M. Montaner, B. Lopez, J.L. Rosa, "Opinion-Based Filtering Through Trust," *In Proceedings of the 6th International Workshop on Cooperative Information Agents V*, 2002.

김 학 준

e-mail : kimhj@sunny.howon.ac.kr

1979년 서울대학교 수학교육학과 졸업 (학사)

1991년 숭실대학교 정보과학대학원 전산공학과 (석사)

2006년 충북대학교 대학원 전자계산학과 (이학박사)

1985년~1997년 (주)데이콤 근무

1997년~1999년 호원대학교 정보통신학과 전임강사

2000년~2002년 호원대학교 정보통신학과 조교수

2003년~현재 호원대학교 정보통신학과 부교수

관심분야 : 에이전트시스템, 소프트웨어공학, 유비쿼터스 컴퓨팅 등

손 봉 기

e-mail : bksohn@seowon.ac.kr

1998년 서원대학교 전자계산학과 졸업 (학사)

2000년 충북대학교 대학원 전자계산학과 (이학석사)

2004년 충북대학교 대학원 전자계산학과 (이학박사)

2005년~현재 서원대학교 컴퓨터정보통신공학부 전임강사

관심분야 : 에이전트시스템, 기계학습, 유비쿼터스컴퓨팅

이 승 주

e-mail : access@cju.ac.kr

1985년 청주대학교 응용통계학과 졸업 (경제학사)

1987년 동국대학교 대학원 통계학과 (이학석사)

1994년 동국대학교 대학원 통계학과 (이학박사)

2005년~현재 충북대학교 대학원 전자계산학과 박사과정

2006년~현재 청주대학교 바이오정보통계학과 교수

관심분야 : 기계학습, 데이터마이닝, 베이지안이론