

A New Effective Mobile Crowdsourcing Control Scheme Based on Incentive Mechanism

Park Kwang Hyun[†] · Kim SungWook^{**}

ABSTRACT

In this paper, we design a new mobile crowdsourcing control scheme based on the incentive mechanism. By using a novel incentive mechanism, mobile nodes can get the maximum payoff when they report their true private information. As mobile nodes participate in the overlapping coalition formation game, they can effectively invest their resource while getting the higher reward. Simulation results clearly indicate that the proposed scheme has a better performance than the other existing schemes under various mobile crowdsourcing environments.

Keywords : Game Theory, Mechanism Design, Coalition Formation Game, Mobile Crowdsourcing

인센티브 매커니즘에 기반한 효율적인 이동 클라우드소싱 기법에 대한 연구

박 광 현[†] · 김 승 우^{**}

요 약

본 논문에서는 모바일 클라우드소싱 환경에서 게임이론의 인센티브 매커니즘 기법과 중복 연합 형성 게임(Overlapping Coalition Formation Game)을 적용하여 시스템의 진실성을 보장하고 모바일 노드의 이득을 극대화하는 효율적인 기법을 제안한다. 제안된 매커니즘 기법은 노드가 자신의 정보를 솔직하게 드러냈을 때 가장 높은 보상을 지급함으로써 노드가 진실된 정보를 보고하도록 한다. 또한 중복 연합 형성 게임을 적용함으로써 노드들은 자신 주변의 가장 높은 보상을 지급하는 연합을 선택하고 자신의 자원이 허락하는 한 다수의 연합에 참가하여 업무를 수행함으로써 효율성을 높일 수 있었다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 기존에 제안된 다른 기법에 비해 제안된 기법은 모바일 노드들이 높은 보상을 얻기 위해 자신의 정보를 솔직하게 드러냈고 자신의 성과와 남은 자원에 따라 더 높은 보상을 받을 수 있음을 확인할 수 있었다.

키워드 : 게임이론, 매커니즘 디자인, 연합 형성 게임, 모바일 클라우드소싱

1. 서 론

클라우드소싱(CrowdSourcing)은 대중(Crowd)과 아웃소싱(Outsourcing)의 합성어로서 업무 요청자가 수행해야 할 업무(Task)를 제시하고 업무 수행을 위해 참가자들로부터 자원을 일부 획득하여 수행하는 패러다임을 의미한다. 모바일 클라우드소싱은 핸드폰, 노트북, 차량 등 모바일 기기 또한 연

산 능력을 가진 컴퓨팅 기기로 보는 관점에서 시작된 발상인데, 모바일 기기의 유휴 자원을 일부 사용하여 업무를 처리하는데 활용하는 것이다. 모바일 클라우드소싱 환경에서 각 노드는 이기적이며 자신의 이득을 위하여 움직인다고 가정하기 때문에 업무 요청자는 노드들이 클라우드소싱에 참여할만한 제도적 장치를 마련해야 한다. 최근 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 게임이론(Game Theory)을 적용하려는 움직임이 활발해지고 있다[1, 2, 8, 3].

클라우드소싱 환경에서 각 노드의 업무 수행 능력은 개인 정보로서 노드만이 알고 있는 정보이다. 따라서 업무 요청자는 효율적인 보상지급을 위해 업무를 각 노드에게 할당하기 전에 노드의 업무 수행 능력에 대한 정보를 얻어야 한다. 이때 게임이론의 매커니즘 디자인 기법을 적용함으로써 시스템

※ 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 대학ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2018-2018-0-01799).

† 비 회 원 : 현대오트모터 디지털R&D센터 연구원

** 중 신 회 원 : 서강대학교 컴퓨터공학과 교수

Manuscript Received : July 3, 2018

First Revision : November 6, 2018

Accepted : November 6, 2018

* Corresponding Author : Kim SungWook(swkim01@sogang.ac.kr)

의 진실성을 보장하려고 한다. 또한 중복 연합 형성 게임을 적용하여 각 노드들의 자원 활용도를 높일 수 있었다[4-8].

클라우드소싱 문제에 게임이론을 적용함으로써 업무 할당을 필요로 하는 게임 참가자들이 자신의 이익이 최대가 되는 업무 할당을 위해 게임이론으로 경쟁을 모델링하여 효과적인 해답을 얻을 수 있다는 것이다. 업무를 필요로 하는 게임 참여자를 참가자(Player)로, 업무 수행으로 얻어지는 이익을 참가자의 이득(Payoff)으로 그리고 보고하는 자신의 업무 수행 비용을 게임의 전략(Stratgy)로 표현할 수 있다. 이러한 게임이론은 참가자들이 자신의 이익을 최대화시키기 위하여 어떠한 전략을 선택할 지에 대한 연구로서 경제학, 경영학 등 다양한 분야에서 활용되고 있다[9-11].

게임이론의 한 종류로서 많은 연구가 이루어진 메커니즘 디자인(Mechanism Design)이 이러한 제도적 장치를 제공한다. 메커니즘 디자인은 1960년대 Leonid Hurwicz의 연구에서 시작되었는데 자신의 의사에 따라 자신의 이익을 위하여 전략적인 선택을 통하여 시스템이 참가하는 이기적인 사용자들을 시스템이 원하는 방향으로 가도록 선택하도록 이끌 것인가에 대한 연구이다. 하지만 이러한 메커니즘 디자인을 기존의 네트워크에 응용하여 전체 시스템의 진실성과 게임 참가자의 이득 최대화를 동시에 보장하는 기법은 많지 않았다.

본 논문에서는 메커니즘 디자인을 기반으로 전체 시스템의 진실성을 보장하는 인센티브 메커니즘(Incentive Mechanism)을 제안하고 여기에 중복 연합 형성 게임(Overlapping Coalition Formation Game)을 적용하여 게임 참가자의 이익을 최대화하는 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문에서는 노드에게 지급하는 보상을 인센티브 메커니즘을 통해 계산함으로써 노드가 거짓으로 자신의 업무 성능을 보고하면 진실되게 보고했을 때보다 적은 보상을 지급함으로써 노드가 자신의 개인정보를 진실되게 드러내도록 유도한다. 또한 노드의 이익을 증가시킬 수 있는 중복 연합 형성 게임 적용방안을 제안한다.

컴퓨터 시뮬레이션을 통해 기존에 제안된 수행한 업무에 대해 보상을 지급하는 다른 메커니즘 기법들에 비해 시스템의 진실성을 보장하고, 각 노드들이 자신의 성과와 남은 자원에 따라 더 높은 보상을 얻을 수 있음을 확인할 수 있었다.

2. 관련 연구

클라우드소싱 환경에서 시스템의 진실성을 보장하기 위한 다양한 기법이 있지만 그 중 게임이론의 메커니즘 디자인을 적용한 기법이 대표적인 방법이다. 또한 기존의 단일 연합 형성 게임이 아닌 중복 연합 형성 기법에 대해 알아본다.

2.1 SETT(Self-Enforcing Truth_telling) 메커니즘

SETT 메커니즘은 Transfer라는 이름의 인센티브를 게임 참가자에게 지급하고, 이기적인 참가자에게는 벌칙을 부과함으로써 시스템의 진실성을 보장하는 기법이다. SETT 메커니즘에서 게임 참가자들이 자신의 업무 처리비용을 먼저 보

고 업무 수행 정도에 따른 보상을 지급받는다. SETT 기법에서는 벌칙을 부과함으로써 시스템의 진실성을 보장하는데, 만약 참가자가 자신의 업무 처리효율을 거짓으로 보고하여 할당된 업무를 완수하지 못하였을 경우 해당 참가자를 악의적인 참가자로 간주하고 이에 대한 내용을 다른 모든 참가자들에게 전달한다. 악의적인 참가자로 알려진 참가자는 자신의 업무 처리효율을 정직하게 보고하기 전까지 제대로 된 보상을 지급받지 못하는 어려움이 생긴다[12].

Transfer는 게임 참가자들의 세금과 비슷한 개념이다. 참가자들의 보상에 대해 높은 보상을 받는 참가자들은 보상의 일정 부분을 Transfer 형태로 지불하고, 낮은 보상을 받는 참가자들은 Transfer형태로 보상을 더 지급받아 모든 참가자들 간에 보상이 균일하게 지급되도록 한다.

SETT 메커니즘 기법을 통해 게임 참가자들은 자신이 벌칙을 받지 않기 위해 자신의 정보를 솔직하게 게임 설계자에게 보고하게 될 것이다. 자신이 악의적인 참가자라는 것이 시스템에 알려지면 이득을 챙기기 어려워지기에 벌칙을 도입함으로써 다른 진실성 보장 기법에 비해 적은 비용으로 시스템의 진실성을 보장할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 Transfer는 높은 보상을 받는 노드의 보상을 떼어 다른 참가자에게 지급하기에 각각의 노드의 이득 극대화가 어렵다는 단점과 높은 효율을 지닌 노드가 충분한 보상을 받지 못하는 형평성 문제가 있다.

2.2 CS(Crowdsourcing-Stackelberg)-MECH 기법

CS-MECH 기법은 게임 참가자들이 자신의 업무 효율성을 먼저 드러낸 후 게임 설계자가 자신의 기준에 따라 참가자들을 선정하고, 업무를 수행시키는 기법이다. CS-MECH 기법은 크게 두 단계로 나뉜다. 첫 번째 단계에서 게임 설계자는 업무를 공지하고 이를 본 게임 참가자들은 자신의 정보를 게임 설계자에게 보고한다. 두 번째 단계에서 게임 설계자는 게임 참가자들이 드러낸 업무 수행 효율성에 따라 업무 수행을 할 참가자들을 선정하고, 업무를 할당하고 보상을 지급한다. 이기적인 게임 참가자는 높은 보상을 위해 자신의 정보를 거짓으로 보고할 가능성이 있는데, CS-MECH 기법은 메커니즘 디자인 기법을 기반으로 한 인센티브를 제시함으로써 시스템의 진실성을 보장한다[3].

CS-MECH 기법은 여러 단계로 나뉘어 게임 설계자가 자신의 업무를 수행시킬 참가자를 효율성에 따라 선정하고 할당함으로써 설계자 입장에서 높은 효율을 보장한다. 또한 인센티브 메커니즘을 통해 시스템의 진실성을 보장한다는 장점이 있다. 그러나 참가자의 자원을 모두 활용하는 것이 아닌 일부만을 업무 수행에 사용하기 때문에 참가자 입장에서는 잉여 자원이 생기고 더 높은 보상을 지급하는 업무를 선정하지 못한다는 단점이 있다.

3. 제안된 기법

본 장에서는 모바일 클라우드소싱 환경에서 모바일 노드의 보고 값에 따른 보상을 인센티브 메커니즘에 기반하여 지

급하고, 중복 연합 형성 게임을 적용하는 기법을 소개한다. 제안된 알고리즘을 통해 모바일 노드의 이동성을 고려한 모바일 클라우드소싱 환경에서 시스템의 진실성을 보장하는 동시에 노드의 자원 활용도를 높일 수 있다.

3.1 인센티브 매커니즘

모바일 클라우드소싱 환경에서는 기본적으로 수행해야 할 업무가 존재하고 이 업무를 연합에 속해 있는 노드에게 연산하도록 분할하여 할당한다. 하지만 일을 할당하기 위해 먼저 각 노드의 업무 수행 능력을 알 필요가 있다. 각 노드의 업무 수행 능력은 개인정보로서 노드 본인만이 알고 있는 정보이며 공개되어 있지 않다. 따라서 연합의 경우 노드가 보고하는 정보를 기반으로 노드에게 지급하는 보상을 책정해야 한다. 연합이 지급하는 보상은 노드가 업무를 수행하는데 사용한 비용에 비례하는데 노드는 더 높은 보상을 얻기 위해 자신의 정보를 거짓으로 보고하는 전략을 취할 수 있다. 본인센티브 매커니즘은 노드들이 자신의 정보를 거짓으로 보고하는 것을 방지하는 데에 쓰이고 개인 정보를 솔직히 드러냈을 때 가장 큰 보상을 지급함으로써 전체 시스템의 진실성을 보장한다.

각 노드 i 의 업무 수행 능력(노드 i 의 자원)을 v_i 라고 하자. 노드 i 가 업무를 만큼 수행하는데 드는 진짜 비용은 c_i 이다. 노드 i 는 자신의 업무 수행비용을 솔직하게 드러낼 수도, 거짓으로 드러낼 수도 있다. 이때 노드 i 가 보고하는 자신의 업무 수행비용을 b_i 라 했을 때, 노드 i 가 얻을 수 있는 이득 u_i 는 어떠한 b_i 값에 대해서도 비용을 c_i 로 보고하였을 때 가장 높은 보상을 얻을 때 매커니즘은 진실성을 보장한다고 할 수 있다. 노드 i 가 보고한 업무 수행비용 값이 b_i 일 때 연합이 지급하는 보상 $p_i(b_i)$ 는 다음과 같다.

$$p_i(b_i) = b_i f_r(b_i) + \int_{b_i}^{\infty} f_r(z) dz \quad (1)$$

이때 $f_r(b_i)$ 는 할당 함수로서 0과 1사이의 값을 가진 단조 감소 함수이며 다음과 같이 정의한다.

$$f_r(b_i) = \ln(e - b_i/r) \quad (2)$$

Equation (1)에서 $(e - b_i/r)$ 이 1보다 작을 경우 $f_r(b_i)$ 는 항상 0이 된다. 이 경우 노드 i 는 게임의 패배자로서 연합에 아무런 기여를 하지 못하고 아무런 보상을 받지 못한다. r 은 노드들의 업무 수행 비용과 업무 수행 값을 일정 범위로 정규화 하는 수이다. r 에 의해 연합에 투자된 자원이 필요량 보다 많아져도 업무 할당량을 줄임으로써 연합은 자신의 필요한 만큼의 자원만을 사용한다.

노드 i 가 자신의 업무 수행비용 b_i 를 보고하는데 노드 i 의 진실된 업무 능력인 c_i 와 다르게 보고할 가능성이 있다. 연합은 노드 i 의 보고에 따라 노드 i 의 기여도를 계산하게 된다.

이때 노드 i 는 자신의 전체 성능인 v_i 만큼의 업무 수행을 하는 것이 아닌 v_i 의 일정 비율만큼의 업무를 할당 받고 그에 상응하는 보수를 받는다. 이 때 노드 i 가 수행하는 업무의 양은 $v_i f_r(b_i)$ 로 표현할 수 있다. 따라서 할당 함수 $f_r(b_i)$ 는 노드 i 의 업무 수행 비율을 의미한다. 노드 i 가 업무를 수행할 때에는 비용이 소모되는데, 업무를 v_i 만큼 수행하는데 드는 진실된 비용이 c_i 이므로 노드 i 가 b_i 를 보고하였을 때의 비용은 $c_i f_r(b_i)$ 와 같다. 노드 i 의 이득은 (업무를 수행함으로써 얻는 보상) - (업무를 수행하는데 필요한 비용)으로 이루어져 있다. 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$u_i(b_i) = p_i(b_i) - c_i f_r(b_i) \quad (3)$$

Theorem 1:

노드 i 의 업무 수행비용을 b_i 에 대해 할당 함수 $f_r(b_i)$ 가 단조 감소 함수로 주어졌을 경우 제안된 인센티브 매커니즘은 시스템의 진실성(Truthfulness)을 보장한다.

Proof:

제안된 인센티브 매커니즘이 시스템의 진실성을 보장하기 위해선 노드 i 가 자신의 정보를 솔직하게 드러낼 때 최대의 보상을 얻을 수 있어야 한다. 따라서 다음 Lemma 1과 Lemma 2를 만족함을 통해 매커니즘의 진실성 보장을 증명할 것이다.

Lemma 1:

노드 i 가 자신의 업무 비용을 실제보다 낮게 보고할 경우, 진실되게 보고할 때 보다 낮은 보상을 받을 것이다. 따라서 $b_i < c_i$ 의 조건 하에서 $u_i(c_i) - u_i(b_i) \geq 0$ 을 만족해야 한다.

$$\begin{aligned} u_i(c_i) - u_i(b_i) &= (p_i(c_i) - c_i f_r(c_i)) \\ &\quad - (p_i(b_i) - c_i f_r(b_i)) \\ &= (c_i f_r(c_i) + \int_{c_i}^{\infty} f_r(z) dz - c_i f_r(c_i)) \\ &\quad - (b_i f_r(b_i) + \int_{b_i}^{\infty} f_r(z) dz - c_i f_r(b_i)) \\ &= (c_i - b_i) f_r(b_i) - \int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz \end{aligned} \quad (4)$$

Equation (3)의 경우 할당 함수 $f_r(\cdot)$ 가 단조 감소 함수이므로 $\int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz$ 은 다음을 만족한다.

$$(c_i - b_i) f_r(c_i) \leq \int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz \leq (c_i - b_i) f_r(b_i) \quad (5)$$

Equation (4)를 Equation (3)에 대입해 보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} (c_i - b_i) f_r(b_i) - \int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz \\ \geq (c_i - b_i) f_r(b_i) - (c_i - b_i) f_r(b_i) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Equation (5)에 의해 $b_i < c_i$ 일 때 $u_i(c_i) - u_i(b_i) \geq 0$ 임을 알 수 있다. 따라서 **Lemma 1**은 참이라고 할 수 있다.

Lemma 2:

노드 i 가 자신의 업무 비용을 실제보다 높게 보고할 경우, 진실되게 보고할 때 보다 낮은 보상을 받을 것이다. 따라서 $b_i > c_i$ 의 조건 하에서 $u_i(c_i) - u_i(b_i) \geq 0$ 을 만족해야 한다.

$$\begin{aligned} u_i(c_i) - u_i(b_i) &= (p_i(c_i) - c_i f_r(c_i)) \\ &\quad - (p_i(b_i) - c_i f_r(b_i)) \\ &= (c_i f_r(c_i) + \int_{c_i}^{\infty} f_r(z) dz - c_i f_r(c_i)) \\ &\quad - (b_i f_r(b_i) + \int_{b_i}^{\infty} f_r(z) dz - c_i f_r(b_i)) \\ &= (c_i - b_i) f_r(b_i) - \int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz \end{aligned} \quad (7)$$

이때 Equation (7)은 $b_i > c_i$ 의 조건을 가지고 있으므로 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} (c_i - b_i) f_r(b_i) - \int_{b_i}^{c_i} f_r(z) dz \\ = \int_{c_i}^{b_i} f_r(z) dz - (b_i - c_i) f_r(b_i) \end{aligned} \quad (8)$$

Equation (8)의 $\int_{c_i}^{b_i} f_r(z) dz$ 는 $f_r(\cdot)$ 이 단조 감소 함수이므로 다음을 만족한다.

$$(b_i - c_i) f_r(b_i) \leq \int_{c_i}^{b_i} f_r(z) dz \leq (b_i - c_i) f_r(c_i) \quad (9)$$

Equation (8)을 이용하여 Equation (6)을 다시 써 보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \int_{c_i}^{b_i} f_r(z) dz - (b_i - c_i) f_r(b_i) \\ \geq (b_i - c_i) f_r(b_i) - (b_i - c_i) f_r(b_i) = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

Equation (9)에 의해 $b_i > c_i$ 인 경우에도 $u_i(c_i) - u_i(b_i) \geq 0$ 임을 알 수 있다.

위의 과정을 통해 우리는 노드 i 가 보고하는 어떠한 업무 수행비용 b_i 에 대해 자신의 비용을 c_i 로 솔직하게 드러낼 때 이득을 최대로 보장받을 수 있음을 알 수 있다. 따라서 제안된 메커니즘은 노드가 자신의 정보를 솔직하게 드러내도록 함으로써 시스템의 진실성을 보장한다.

3.2 연합 형성 기법

모바일 클라우드소싱 환경에서는 노드의 이동성을 고려해

야한다. 노드가 한 장소에 고정되어 업무를 처리하지 않기 때문에 업무 수행 능력을 계산할 때 노드의 이동성을 고려해야 한다. 연합은 지역에 한정되어 있고 노드는 이동을 하기 때문에 각 노드는 특정 시간마다 다수의 연합과 자신의 거리에 따라 자신이 얻을 수 있는 보상 정보를 갱신하여야 한다. 이 정보를 기반으로 노드는 자신이 얻을 수 있는 이득을 재계산하고 가장 높은 이득을 얻을 수 있는 연합에 참여하게 된다. 연합은 노드들로부터 얻은 자원을 바탕으로 업무를 수행하는데 이때 연합 별로 유지해야하는 자원의 하한선이 정해져 있다. 노드가 다른 연합으로 이동을 원할 때 자신이 원래 있던 연합의 전체 자원의 양이 줄어들게 되므로 노드는 연합의 전체 자원 하한선을 고려하여 연합 간의 이동을 결정해야 한다.

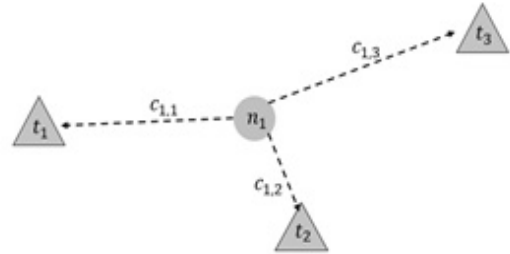


Fig. 1. Coalition Selection Structure

기본적으로 노드의 업무 수행비용은 연합과의 거리에 비례한다. 따라서 노드는 이동하며 현재 자신이 속해 있는 연합에서 얻을 수 있는 이득과 다른 연합에서 얻을 수 있는 이득을 비교하게 된다. 하지만 본 논문에서는 각 노드가 각 연합과의 거리에 따라 자신이 소모하는 비용을 내부적으로 계산하여 보고한다고 가정하기에 거리에 따른 비용 증가는 다루지 않았다. 이때의 이득은 앞서 제시한 인센티브 메커니즘에 근거한 보상이므로 각 노드들은 높은 보상을 위해 자신의 업무 능력을 거짓으로 보고할 이유가 없다. 위의 Fig. 1에서와 같이 노드 n_1 은 각 연합 t_1, t_2, t_3 에 대해 비용 $c_{1.1}, c_{1.2}, c_{1.3}$ 를 기반으로 보상을 계산한다. 전체 집합을 Ω 라고 했을 때 특정 시간 τ 에서 Ω 의 부분 집합인 연합 구조는 $\Gamma(\tau) = (t_1(\tau), t_2(\tau), \dots, t_K(\tau))$ 로 정의할 수 있다. 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\forall t_i \in \Gamma(\tau), \cup_{i=1}^K t_i(\tau) = \Omega \quad (11)$$

연합 형성 기법에서 노드들은 특정 기준(본 논문에서는 연합을 통해 노드가 얻을 수 있는 이득)에 따라 연합을 선정하게 되는데 이를 선호도(Preference)라고 한다. 노드 i 의 선호도는 \succ_i 와 같이 표현할 수 있다. 노드 i 가 서로 다른 연합 t_p, t_q 에 대해 연합 t_p 에서 얻을 수 있는 보상 $u_i(b_{(i,p)})$ 가 연합 t_q 에서 얻을 수 있는 보상 $u_i(b_{(i,q)})$ 보다 크다면 연합에 대한 선호도는 다음과 표현할 수 있다.

$$t_p \succ_i t_q \quad (12)$$

노드 i 가 현재 연합 t_p 에 속해 있다고 가정했을 경우 다른 연합으로 이동할지, 현재 연합에 머무를 지에 대한 분기 조건은 다음과 같다.

1. $t_q \geq_i t_p$ 인 경우. 이때 $t_p \neq t_q$ 임을 만족해야 한다.
2. 노드 i 가 연합 t_p 에서 연합 t_q 로 이동할 때 노드 i 의 이동으로 인해 연합 t_p 의 업무 수행능력이 일정 하한선 아래로 떨어지는 안된다.

각 노드는 자신이 현재 참여하고 있는 연합 뿐만 아니라 다른 연합에서 얻을 수 있는 보상을 특정 시간마다 계산하여 갱신한다. 각 노드는 자신의 이득을 최대화하는 것이 목적이므로 자신이 통신할 수 있는 범위 내에 현재 속한 연합보다 더 높은 보상을 지급하는 연합을 끊임없이 찾을 것이다. 또한 노드가 자신에게 더 높은 보상을 지급하는 연합을 찾는다 해도 자신의 연합 이탈로 연합의 업무 수행능력이 일정 하한선 아래로 떨어진다 노드는 해당 연합을 이탈할 수 없다. 이는 노드의 이기적인 행동으로 인해 연합이 제대로 업무 수행을 못하게 됨을 방지하기 위함이다. 노드들이 서로 다른 연합에서 얻을 수 있는 보상을 계산하며 이동을 하다 보면 더 이상 노드 이동이 일어나지 않는 구조에 도달하게 된다. 이를 연합 안정적인 상태라고 한다.

전체적인 연합 형성 기법의 흐름은 다음과 같다.

Algorithm 1.

1. Initialize time $\tau = 0$
2. Initialize starting coalition structure $\Gamma(\tau) = (t_1(\tau), t_2(\tau), \dots, t_K(\tau))$ based on distance
3. Each node calculate their expected payoff $u_i(b_{(i,p)})$ from their current coalition $t_p(\tau)$
4. Each node randomly select another coalition $t_q(\tau)$ to calculate expected payoff $u_i(b_{(i,q)})$
5. If $u_i(b_{(i,p)}) > u_i(b_{(i,q)})$ and node i doesn't affect minimum task criteria of coalition $t_p(\tau)$
6. Then move node i to coalition $t_q(\tau)$ and set $\tau = \tau + 1$ and go to 2)
7. Else keep current coalition structure and set $\tau = \tau + 1$ and go to 3)
8. Repeat this process until there is no movement between coalition ■

3.3 중복 연합 형성 기법

기존의 연합 형성 기법은 한 노드가 오직 하나의 연합에 참여하여 보상을 받도록 제시한다. 하지만 본 논문에서 제시한 인센티브 매커니즘에 의하면 노드는 자신의 모든 자원을 업무 수행에 사용할 수 없다. 할당 함수로 인해 자신의 자원 중 일부를 연합에 투자하기 때문이다. 중복 연합 형성 기법은 노드의 잉여 자원을 다른 연합에 투자하게 하여 노드의 자원 효율성을 최대화 하는 기법이다.

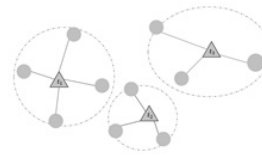


Fig. 2. Structure of Coalition Formation Game

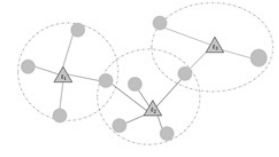


Fig. 3. Structure of Overlapping Coalition Formation Game

기존의 연합 형성 기법은 Fig. 2와 같이 각 연합이 분리되어 있다. 기존의 연합 형성 기법은 연합에 참여하는 노드가 해당 연합에 자신의 모든 자원을 투자하고 이에 따라 가장 큰 이득을 얻을 수 있는 연합을 선정한다. 그러나 제시된 인센티브 매커니즘에 따르면 노드는 자신의 자원 중 일부를 연합에 투자하기에 잉여 자원이 생기게 된다. 만약 Fig. 3과 같이 하나의 노드가 다수의 연합에 속할 수 있다면 현재 시스템에서 각 노드는 자신의 잉여 자원을 다른 연합에 투자함으로써 자신의 이득을 높일 수 있을 것이다. 기존의 연합 형성 기법에 비해 중복 연합 형성 기법은 노드가 다수의 연합에 속하는 것을 가능하게 하여 노드에게 더 유연한 선택지와 높은 자원 활용도를 제공한다는 장점이 있다. 또한 연합이 자원 부족현상을 겪지 않고 더 잘 형성되도록 하며 궁극적으로 업무 수행도를 높여 더 높은 보상을 노드들에게 제공할 수 있다[13].

기존의 연합 형성 기법에 비해 중복 연합 형성 기법이 고려해야할 부분은 이탈자에 관한 것이다. 기존의 연합 형성 기법에서는 한 연합에서 발생한 이탈자는 더 높은 보상을 주는 연합을 선택하고 이동하는 데에 그쳤다면 중복 연합 형성 기법에서는 Fig. 4와 같이 이탈자 i 가 자신의 자원 v_i 를 나누어 다수의 연합에 분산 투자하게 된다. 이는 더 복잡한 연산으로 연결되는데 본 논문에서는 노드가 다수의 연합에 자원을 분배할 때 자신의 잉여자원으로만 투자한다고 한정할 것이다.

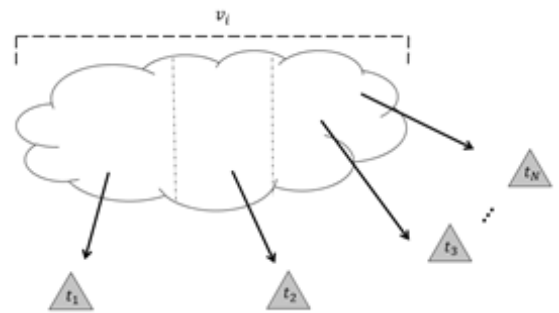


Fig. 4. Resource Distribution Structure for Overlapping Coalition Formation Game

노드 i 는 v_i 만큼의 자원을 가지고 있다. 노드 i 가 현재 연합 $t_p(\tau)$ 에 속해 있다고 가정했을 때, 노드 i 는 연합 $t_p(\tau)$ 에 $v_i f_r^p(b_i)$ 만큼의 자원을 투자하고 있다. $f_r^p(b_i)$ 은 0과 1사이의 값이므로 노드 i 에게는 $v_i - v_i f_r^p(b_i)$ 만큼의 잉여 자원이 생기게 된다. 노드 i 는 이 자원을 가지고 연합 $t_p(\tau)$ 를 제외한 새

로운 연합을 선정하여 자신이 얻을 수 있는 보상을 계산할 것이다. 계산의 결과로서 가장 높은 보상을 제공하는 연합 $t_q(\tau)$ 에 노드 i 는 $(v_i - v_i f_r^p(b_i)) f_r^q(b_i)$ 만큼의 자원을 투자할 것이다. 연합 $t_p(\tau)$, $t_q(\tau)$ 에 자원을 투자한 노드 i 의 남은 자원은 $v_i - v_i f_r^p(b_i) - (v_i - v_i f_r^p(b_i)) f_r^q(b_i)$ 이다. 노드 i 는 자신의 이득을 최대화하기 위하여 자신의 자원이 0이 될 때까지 또는 더 이상 이득을 높일 수 없을 때까지 참여할 연합을 찾을 것이다.

중복 연합 형성 게임을 적용한 전체적인 알고리즘은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

Algorithm 2.

1. Each node initialize their resource v_i , cost b_i , expected payoff $u_i(b_{(i,p)})$ and time τ
2. Initialize starting coalition structure $\Gamma(\tau) = (t_1(\tau), t_2(\tau), \dots, t_K(\tau))$ based on distance
3. Each node calculate their expected payoff $u_i(b_{(i,p)})$ from their current coalition $t_p(\tau)$.
4. Each node calculate expected payoff $u_i(b_{(i,q)})$ from all another coalition $t_q(\tau)$ in their communication range
5. If $t_p \geq_i t_q$ and node i doesn't affect minimum task criteria of coalition $t_p(\tau)$
6. Then node i move to coalition $t_q(\tau)$ and update their resource v_i as $(v_i - v_i f_r^p(b_i)) f_r^q(b_i)$
7. If node i have resource remainder, go to 4)
8. Update time τ and location information of node i and go to 4) ■

4. 성능 평가

이번 장에서는 본 논문에서 제안한 인센티브 매커니즘 기법을 적용한 모바일 클라우드소싱 환경에서의 성능을 시뮬레이션을 통하여 기존에 존재하는 타 기법들과 비교한다. 이를 통해 본 논문에서 제안하는 기법의 성능을 평가하도록 한다. 본 논문에서 제안하는 기법의 성능 평가를 위해 모바일 클라우드소싱 환경을 다음과 같이 설정하였다. 100m×100m 크기의 맵 안에서 50개의 노드와 20개의 연합을 랜덤하게 배치하였다. 각 노드는 일정 시간 τ 마다 0~10m거리를 랜덤하게 이동하며 이동 후 자신 주변 20m만큼의 거리 안에 연합 중에서 가장 높은 보상을 얻을 수 있는 연합을 찾고, 연합에 합류하거나 현재 연합에서 벗어나지 않는다.

Table 1은 성능평가를 위한 네트워크 환경 설정에 해당하고 Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7, Fig. 8을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 파악할 수 있다. Fig. 5는 모바일 노드가 자신의 정보를 솔직하게 말하지 않았을 때와 솔직하게 말했을 때의 보상 변화를 나타내고 있다.

Table 1. System Parameters

| System parameters | Value |
|---------------------------|-----------|
| number of mobile node | 50 |
| number of coalition | 20 |
| network size | 100m×100m |
| range of communication | 20m |
| number of simulation runs | 100 |
| maximum node capacity | 20 |
| minimum value-cost ratio | 1 |

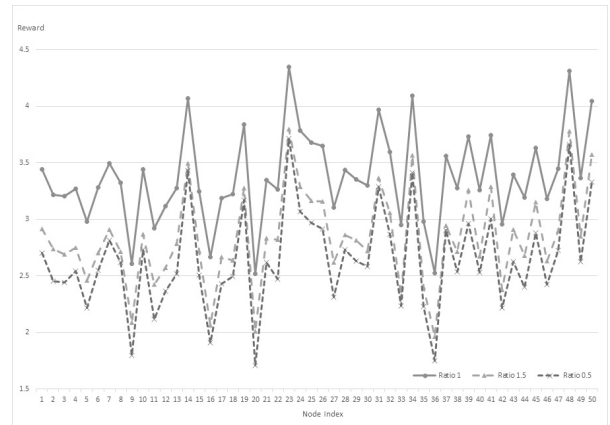


Fig. 5. Payoff Difference By Node's Reporting Cost Value

Fig. 6은 중복 연합 형성 게임을 적용했을 경우와 적용하지 않았을 경우의 차이를 나타내었는데, 시간이 지날수록 차이가 중복 연합 형성 게임의 이득이 더 커짐을 알 수 있었다.

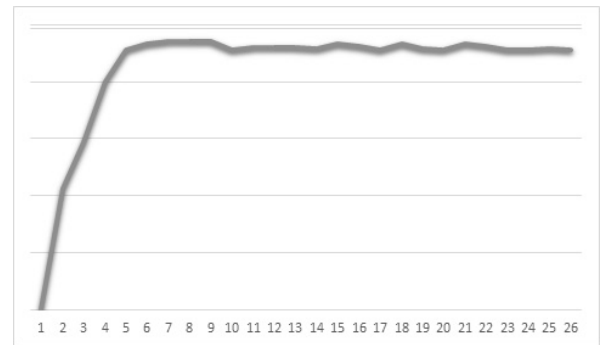


Fig. 6. Payoff Growth By Time Flow

Fig 7.는 기존의 CS-MECH 기법에 연합 형성 기법을 적용함에 따라 보상이 어떻게 증가하는 지 보여주며 Fig. 7.에서는 중복 연합 형성 기법 적용을 통해 다른 진실성 보장 기법에 비해 얼마나 더 많은 보상을 얻을 수 있는지 확인할 수 있었다. Fig. 7.에서 중복 연합 형성 기법을 적용함을 통해 각 노드의 보상은 시간이 따라 변화함을 확인할 수 있는데, 이는 각 노드가 자신의 높은 이득을 위해 연합을 선택하기도 하지만 이동성으로 인해 참여할 수 있는 변화가 있기 때문이다. Fig. 8.에서 다른 진실성 보장 기법은 한 번에 하나의 연합만

을 고려하였기 때문에 제안한 기법에 비해 상대적으로 낮은 자원 활용도를 보임을 알 수 있었다.

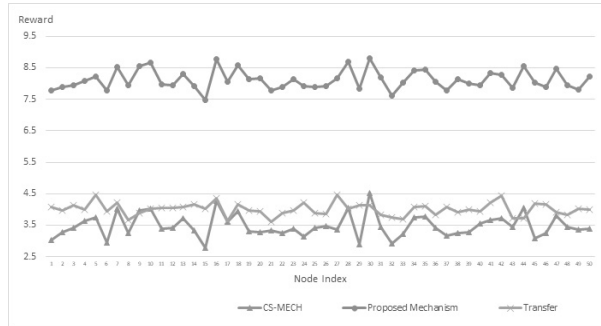


Fig. 7. Payoff Comparison With Proposed Mechanism

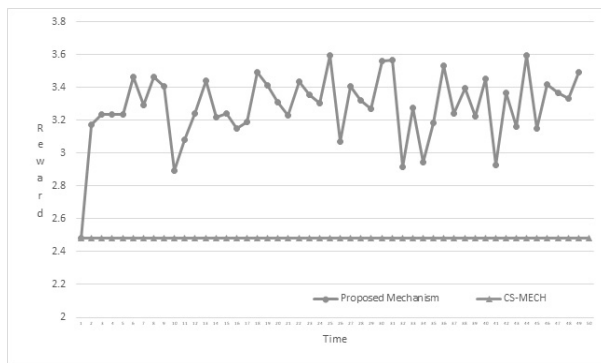


Fig. 8. Payoff Comparison With Application of Overlapping Coalition Formation Game

5. 결 론

최근 모바일 기기의 자원을 최대한 활용하기 위한 모바일 클라우드소싱 기술에 대한 연구가 활발하다. 본 논문에서는 업무를 수행하는 노드가 자신의 정보를 솔직하게 드러낼 때 가장 큰 이득을 보는 방법에 대해 제안하였다. 모바일 노드의 이동성을 고려하여 자신이 통신할 수 있는 범위 내의 가장 큰 보상을 지급하는 연합에 참가하고, 인센티브 매커니즘에 기반한 보상을 받음으로써 시스템의 진실성을 보장하였다. 또한 중복 연합 형성 게임을 적용함으로써 노드의 자원이 허락하는 한 중복적으로 업무에 참가하여 이득을 얻을 수 있게 하여 자원 활용도를 높였다.

더가 보상에 따른 연합을 선택할 수 없어 자신의 이득 최대화에 어려움이 있었다. 또한 모바일 노드의 특징인 이동성을 고려하지 않아 실제 모바일 네트워크 환경에 적용하기 어려운 문제가 있었다. 본 논문에서는 이득 최대화를 위한 중복 연합 형성 게임을 적용하고 노드의 이동성을 고려함으로써 모바일 노드가 더 높은 이득을 지급받을 수 있도록 하였다. 또한 제안된 기법을 통하여 전체 네트워크의 진실성을 보장함을 보였다. 기존의 기법들과 여러가지 측면에서의 성능 평가를 통하여 제안된 기법이 더 높은 보상을 지급함을 알 수 있었다.

References

- [1] S. Yang, F. Wu, S. Tang, X. Gao, B. Yang, and C. Chen, "On Designing Data Quality-Aware Truth Estimation and Surplus Sharing Method for Mobile Crowdsensing," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.35, No.4, pp.832-847, 2017.
- [2] H. Li, K. Ota, M. Dong, and M. Guo, "Mobile Crowdsensing in Software Defined Opportunistic Networks," *IEEE Commun. Mag.*, Vol.55, No.6, pp.140-145, Jun. 2017.
- [3] W. Wu, W. Wang, J. Wang, X. Fang, Y. Jiang, and J. Luo, "Incentive Mechanism Design to Meet Task Criteria in Crowdsourcing: How to Determine Your Budget," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol.35, No.2, pp.502-516, Feb. 2017.
- [4] Y. Lim, "Alternating Offers Bargaining Game and Wardrop's User Equilibrium," *Korean Society of Transportation*, Vol.23, No.5, pp.37-45, Sep. 2005.
- [5] T. Wang, L. Song, Z. Han, and W. Saad, "Overlapping coalition Formation Games for Emerging Communication Networks," *IEEE NETWORK*, Vol.30, No.5, pp.46-53, 2016.
- [6] S. Kim, *Game Theory Applications in Network Design*, IGI Global, 2014
- [7] D. Yang, G.Xue, X. Fang, and J. Tang, "Crowdsourcing to smartphones: Incentive mechanism design for mobile phone sensing," *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, pp.173-184, 2012.
- [8] X. Gan, Y. Li, W. Wang, L. Fu, and X. Wang, "Social Crowdsourcing to Friends: An Incentive Mechanism for Multi-Resource Sharing," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.35, No.3, pp.795-808, 2017.
- [9] L. Qi, W.Dou, W.Wang, G. Li, H. Yu, and S. Wan, "Dynamic Mobile Crowdsourcing Selection for Electricity Load Forecasting," *IEEE Access*, Vol.6, pp.46926-46937, 2018
- [10] X. Zhang, Z. Yange, and Y. Liu, "Vehicle-Based Bi-Objective Crowd sourcing," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol.19, No.10, Oct. 2018.
- [11] L. Wang, Z. Yu, Q. Han, B. Guo, and H. Xiong, "Multi-Objective Optimization Based Allocation of Heterogeneous Spatial Crowdsourcing Tasks," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol.17, No.7, July. 2018.
- [12] Y. Wu, B. Wang, and K. J. R. Liu. "Repeated Spectrum Sharing Game with Self-Enforcing Truth-Telling Mechanism," *MIUR and FP7 in the framework of the PRIN SESAME and PrimeLife projects In Proc. of IEEE International Conference on Communications ICC'08*, pp.3583-3587, May. 2008.
- [13] B. Di, T. Wang, L. Song, and Z. Han, "Collaborative Smartphone Sensing Using Overlapping Coalition Formation Games," *IEEE Trans. Mobile Comput.*, Vol.16, No.1, pp.30-43, Jan. 2017.



박 광 현

<https://orcid.org/0000-0003-1567-377X>

e-mail : kd98189@naver.com

2015년 서강대학교 컴퓨터공학과(학사)

2018년 서강대학교 컴퓨터공학과(석사)

2018년~현 재 현대오트에버

디지털R&D센터 연구원

관심분야: 게임이론을 이용한 클라우드 소싱 기법



김 승 욱

<https://orcid.org/0000-0003-1967-151X>

e-mail : swkim01@sogang.ac.kr

1993년 서강대학교 전자(학사)

1995년 서강대학교 전자(석사)

2003년 Syracuse University, Computer

Science 박사

2005년 중앙대학교 컴퓨터공학부 조교수

2006년~현 재 서강대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 게임이론을 이용한 네트워크 자원관리