

가상 전력 도매 시장의 최적 경매 가격 예측

신수진 · 이세훈 · 권윤중 · 차재강 · 문일철[†]

KAIST 산업 및 시스템공학과

Estimating Optimized Bidding Price in Virtual Electricity Wholesale Market

Su-Jin Shin · SeHoon Lee · Yun-Jung Kwon · Jae-Gang Cha · Il-Chul Moon

Department of Industrial and Systems Engineering, KAIST

Power TAC (Power Trading Agent Competition) is an agent-based simulation for competitions between electricity brokering agents on the smart grid. To win the competition, agents obtain electricity from the electricity wholesale market among the power plants. In this operation, a key to success is balancing the demand of the customer and the supply from the plants because any imbalance results in a significant penalty to the brokering agent. Given the bidding on the wholesale market requires the price and the quantity on the electricity, this paper proposes four different price estimation strategies: exponentially moving average, linear regression, fuzzy logic, and support vector regression. Our evaluations with the competition simulation show which strategy is better than which, and which strategy wins in the free-for-all situations. This result is a crucial component in designing an electricity brokering agent in both Power TAC and the real world.

Keywords: Economically-motivated agents, Application, Smart Grid, Trading Agent Competition, Power TAC

1. 서론

세계적으로 많은 국가에서 대규모 정전 사태가 발생하고 있다. 실제로, 미국은 2003년에 역사상 최악의 대규모 정전이 일어나 미국 8개의 주와 캐나다 2개의 주에 있는 약 5천만 명에 달하는 사람이 피해를 입었다. 교통이 마비되고 공장운영이 정지되는 등 막대한 피해가 발생하였다(Pourbeik *et al.*, 2006). 한국 또한 예외 없이 최근 2011년 9월 15일에 대규모 지역적 순환 정전 사태가 발생하여 곤혹을 치른 사례가 있었다. 각종 산업체에 중단 조치가 이루어지고 교통 및 통신 시스템에 마비가 오는 등 적지 않은 산업적·경제적 손실이 있었다(Lee, 2011).

우리는 이러한 정전 사태를 대비하는 여러 가지 방안 중의 하나로 수요와 공급의 균형 문제에 초점을 맞추고자 한다. 이는 전력수요에 대한 정밀한 예측과 그 수요에 따른 안정적인 전력 공급 및 공급을 요한다. 또한 최적화된 전력 거래 전략의

구상 및 설계가 뒷받침되어야 할 것이다. 뿐만 아니라, 스마트 그리드(Smart Grid)와 같은 지능형 전력망을 구축하고 설계된 전략의 적용을 가능케 하는 시스템적인 측면도 함께 고려되어야 할 것이다. 앞서 언급한 스마트 그리드란 전기를 생산하고 운반하며 소비하는 과정에 정보통신기술을 접목하여 생산자와 소비자 간의 정보 교환과 에너지 효율을 최적화하는 차세대 전력 네트워크를 일컫는다. 스마트 그리드에서는 생산자가 소비자의 전력 사용 현황을 실시간으로 파악하고 유연하게 공급 전기를 조정할 수 있기 때문에 수요 예측을 용이하게 할 뿐만 아니라, 자동 조정 시스템의 운영으로 고장 요인을 사전에 감지하여 정전의 가능성을 최소화할 수 있는 큰 장점을 지니고 있다(Amin and Wollenberg, 2005). 이러한 스마트 그리드 상에서 전력 거래 전략 적용을 위해서는 전력 거래 전략에 대한 연구가 선행되어야 할 것이다. 하지만 실제 환경에서 전략을 적용하고 실행하는 것은 현실적으로 불가능하므로 이에 우

본 연구는 2013년도 정부(미래창조부)의 재원으로 한국연구재단-공공복지안전사업의 지원을 받아 수행된 연구임(20120006571).

[†] 연락저자 : 문일철 교수, 305-701 대전광역시 유성구 대학로 291, KAIST 산업 및 시스템공학과, Tel : 042-350-3118, Fax : 042-350-3110,

E-mail : icmoon@kaist.ac.kr

2013년 4월 12일 접수; 2013년 7월 4일 수정본 접수; 2013년 8월 9일 게재 확정.

리는 모델링 및 시뮬레이션(Modeling and Simulation : M&S)의 공학적 기법을 도입하여 가상공간 상에서 전력 거래 전략들을 적용해보고 그 실험결과를 제시하고자 한다.

전력 거래는 그 과정에서 기후적 요인 혹은 경제적 요인과 같은 불확실성 변수가 적잖이 개입되고 고정된 가격의 책정이 아닌 경매에 의한 가격 책정이 행해지는 등 매우 동적인 환경에서 이루어진다(Kim and Shin, 2013). Power TAC(Power Trading Agent Competition)은 이러한 전력 거래의 환경적 요소가 적절히 반영되어 설계된 에이전트 기반 시뮬레이션 실험 환경이다. Power TAC은 크게 가상의 스마트 그리드를 기반으로 하여 전력 거래가 이루어지는 시뮬레이션 환경과 그 환경 내에서 전력을 사고파는 브로커 에이전트로 구성된다. 또한 다양한 브로커 에이전트들이 참여하여 상호간의 경쟁이 가능하기 때문에 상대적으로 수익성 높은 전략을 구상할 수 있으며 참가자들은 모의실험을 통해 충분한 실험적 검증이 가능하다. 본 논문은 브로커 에이전트들이 전력 거래 시장에 참여하기 위한 가격 설정 방법을 다양한 계산적 방법들로 제시하고, 제시된 방법들을 시뮬레이션 기반 가상 실험을 통해 평가하는 연구를 소개한다.

2. 관련 연구

본 연구의 초점은 전력 거래 시 가격 설정을 위한 다양한 계산적 방법론을 제시하고, 제시된 방법을 시뮬레이션 기반 가상 실험을 통해서 평가하는 것이다. 이 목표를 달성하기 위해, 우선 전력 거래의 개념에 대해 알아보고, 활용된 시뮬레이션에 대해 소개한다.

2.1 국내 전력 거래 조사

오늘날 국내 전력 거래는 전력시장인 한국전력거래소에서 이루어지고 있다. 한국전력거래소는 전기를 일반소비자에게 공급하는 판매사업자(한전)나 구역전기 사업자 또는 발전회사들이 경쟁하는 시장이다. 이 시장에서 과거에는 발전사업자의 가격입찰에 의한 경쟁이 아닌 발전기 비용을 기초로 각 거래 시간의 한계비용에 의해 가격이 결정되는 방식으로 운영되어 왔다(Moon, 2007). 미래에는 발전사업자의 민영화가 고도화되면서 발전사업자들의 생산 비용으로 거래 가격을 결정하는 방법이 아닌, 발전사업자의 이익극대화를 위한 방향으로 거래 가격 산정이 되어 질 것으로 보인다. 이미 가격 산정 방식과는 별개의 방법으로, 거래 기작(Mechanism)은 주식 거래와 동일한 경매 방식(Double-Sided Auction)이 활용되고 있다.

아직 국내 전력산업이 자유경쟁체제가 아니며 거래 참가자들의 목적이 이윤 추구가 아닌 것은 아직 전력산업의 완전한 민영화가 이루어지지 않은 것에 기인한다. 정부에서는 1999년 10월 전력산업 민영화 연구기획팀을 구성하고 본격적으로 민

영화 방안에 대해 논의하고자 했으며 이에 대한 민영화의 찬반 논쟁은 많은 연구자들의 관심을 불러 일으켰다. Kim(2009)이 정리한 바에 따르면, 민영화의 찬성론자는 경쟁을 통한 효율성 증진과 전기요금의 인하, 기업논리 적용에 따른 전력산업의 투자 및 운영의 효율 향상 등을 논거로 주장한다. 반면, 반대론자는 전기사업 특성 상 유효한 경쟁의 도입은 현실적으로 어렵고 민영화에 의한 전기 요금 인하 효과는 미미할 것이며 공급이 불안정해질 것이라는 논거를 제시한다고 한다. 민영화 정책이 실제로 시행되지 않는 이상 민영화 영향에 대한 위 연구 결과를 사실화할 수는 없을 것이다. 그러나 여기에 모델링 및 시뮬레이션 기법을 적용한다면 논거의 타당성 검증을 위한 분석이 가능해지고 실험을 통해 실제 민영화된 발전사업자의 이익극대화 추구 시 가격 결정 및 거래 상황의 전개를 예측할 수 있다.

2.2 국내외 Trading Agent Competition 연구

전자 시장(Electronic Market)에서의 상거래는 인공지능 혹은 전자상거래 학계에서 떠오르는 관심사이다. 인터넷이 발달하고 전자 시장의 영향력이 확대됨에 따라 시장 모니터링이 중요해지고 시장 내 거래의 중심에 있는 브로커에 대한 역할이 증대되고 있다. TAC은 이러한 거래 시장을 모델화한 것으로서, 제공하는 환경을 배경으로 에이전트는 구상된 전략에 의해 매매 활동을 전개하며 다른 에이전트와 경쟁 구도에 놓이게 된다. 이렇게 TAC은 역동적인 시장 환경에서, 최적화된 매매 전략을 구상하는 데 동기를 부여하고자 개최된 국제적인 포럼이라고 할 수 있다(Wellman *et al.*, 2001). 특히 사회적 및 경제적으로 중요하고 연구자들로 하여금 흥미를 유발하기에 충분한 도메인을 배경으로 한다(Bichler *et al.*, 2010). 일찍이 TAC은 2000년도를 시작으로 TAC Classic(Wellman *et al.*, 2003), TAC SCM(Trading Agent Competition for Supply Chain Management)(Collins *et al.*, 2010), CAT(Market Design Competition)(Cai *et al.*, 2009), TAC AA(Trading Agent Competition for Ad Auctions)(Jordan and Wellman, 2009) 등을 비롯하여 최근 Power TAC까지 세계적으로 활발히 개최되고 있다. 이상 TAC의 역사는 <Figure 1>에 요약되어 있다. 게임 내 브로커 에이전트의 역할은 TAC 게임 시나리오에 따라 다르다. 예를 들어 TAC Classic에서는 여행 패키지를 기획 및 설계하여 고객에게 판매하고, TAC SCM에서는 주문을 성사시키기 위해 고객을 유치하며 PC 조립에 이용될 부품을 구매하는 과정에서 다른 에이전트들과 경쟁을 하게 된다(Park, 2010). Bichler *et al.*(2010)은 스마트 마켓 설계에 대한 주제를 논하면서 일부 TAC의 중요성을 언급하였다. 그들에 의하면 스마트 마켓은 정보 시스템 분야뿐만 아니라 컴퓨터 과학, 운용 과학(Operation Research) 그리고 경제학 분야에서 그 관심이 고조되고 있다고 한다. 또한 그들은 TAC에 대해 이러한 스마트 마켓이 연구 지향적으로 적절히 설계된 전산 플랫폼(computational platform)이자 시뮬레이션 환경이며, 연구

자에게 새로운 독창적인 아이디어에 대해 평가하고 검증할 수 있는 충분한 기회를 제공한다고 평가하고 있다.

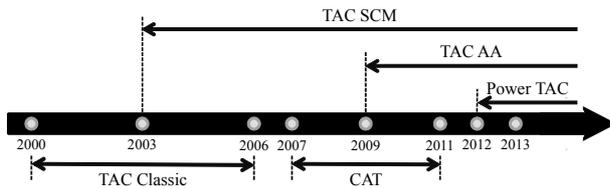


Figure 1. History of TAC

본 논문에서는 가상 전력 시장을 배경으로 하는 시뮬레이션 도구인 Power TAC을 소개하고자 한다. 이를 활용하면 민영화 상황의 가정 하에 이루어지는 동적 시장 상황을 관측 및 분석할 수 있다(Block *et al.*, 2009). 여기서 TAC은 에이전트 기반 시뮬레이션 환경을 제공하고 그 환경 하에서 매매 활동을 전개하는 에이전트 간 경쟁 체제를 고안한 것을 의미하고 Power TAC은 TAC의 최신 형태이다. <Figure 1>에서 확인할 수 있듯이 Power TAC은 2012년부터 본격적으로 시작되어 다른 TAC 게임에 비해 진행된 연구는 미흡한 실정이다. 현재까지 보고된 Power TAC 전략 설계 관련 논문으로는 Diamantopoulos *et al.* (2012)의 연구와 Babic *et al.* (2012)의 연구가 있다. Diamantopoulos *et al.* (2012)은 Mertacor라는 에이전트를 구상하고 입찰가는 이동평균법을 통해 초기 입찰가를 산정한 뒤 자체적으로 개발한 통계적 기법을 추가로 적용하였다. 또한 Babic *et al.* (2012)은 CrocodileAgent라는 에이전트를 구상하고 청산 가격의 경우 과거 입찰가, 과거 매도가, 전력 수요량 그리고 공급량을 반영하여 예측하였다.

해외에 비해 국내에서는 상대적으로 TAC에 관한 연구가 미진할 뿐만 아니라 게임에 참가한 인원도 극소수이다. 그 중에 Park (2010)은 실제 2008년도에 개최된 TAC SCM에 참가하였고 게임 결과를 바탕으로 논문을 통해 보고한 바 있다. 그는 DAUTAC이라는 에이전트를 개발하였는데 내부 구조를 각각 Forecast, Control, Bidding, Delivery, Procurement, Production라 명명된 6개의 모듈로 구성하였다. 이외에도 실제 TAC 입에 참가하지는 않았지만 TAC을 주제로 한 연구가 있었다. Eom *et al.* (2008)은 TAC SCM에 대해 조사하고 SCM에 특화된 적응적 거래 에이전트를 개발하기 위한 그 방법론을 제시하였다. 또한 논문에서 주 관심사로 다루지는 않았지만 TAC에 대해 일부 언급한 논문이 있었다. Ma (2007)는 그리드 환경에서 자원 관리를 위한 로컬 브로커링 기반 자원 관리 모델을 제안하였는데, 이때 TAC SCM의 에이전트 중 하나인 MinneTAC (Ketter *et al.*, 2004)의 판매 전략 'MaxEProfit'과 'DemandDriven' 알고리즘을 차용했다. 이와 같이 국내 연구자들의 간헐적인 TAC 연구 결과는 조사할 수 있었지만, 국내 연구자 중 Power TAC을 활용하여 미래 전력 거래 시장을 연구한 사례는 아직까지 없는 것으로 파악된다.

3. 최적 경매 가격 예측 전략

Power TAC에서 전력 거래가 이루어지는 시장으로 도매 시장 (Wholesale Market)과 소매 시장 (Retail Market)이 있는데, 본 장에서 소개될 전략은 도매 시장에 적용될 전략이다. 도매 시장에서는 대규모 에너지 공급자들을 대상으로 주로 전력을 구입하는 형태의 전기 매매 거래가 행해진다. 이 거래는 주기적 다중 경매 방식 (Periodic Double Sided Auction)으로 진행되는데, 주기적 다중 경매란 주기적으로 경매 참가자들이 동시에 입찰가 혹은 도매가와 그에 대응되는 경매 물량을 제시하고 청산 가격 (Clearing Price, 가장 높은 입찰가와 가장 낮은 도매가의 평균값)이 최종 거래가가 되어 경매가 이루어지는 방식이다. 다중 경매 방식에서의 경매 참가자는 구매의 목적이나 판매의 목적이나 상관없이 가격과 물량을 결정하여 입찰해야 하는데, 전력 거래의 경우는 물량이 소매 시장의 수요를 예측하여 결정되어 있는 상황이므로, 거래 가격이 핵심적인 결정 변수가 된다.

이러한 경매 방식에서 경매 참가자들이 취해야 할 최적 전략이 청산 가격에 근접한 입찰가를 제시하는 전략이라는 기존의 연구 결과가 있다 (Graham, 2002). 그러므로 최적 경매 예측 전략은 청산 가격 예측 전략의 문제로 볼 수 있다. 이에 따라, 본 절에서는 청산 가격 예측을 목적으로 구상한 전략과 각 전략에 활용된 이론적 기법들에 대해 기술한다. 제시하고자 하는 전략의 개요는 <Table 1>과 같다. 이 전략들은 1) 과거 청산 가격의 시계열 정보와 2) 과거 발전 사업자의 경매 입찰 가격을 어떻게 활용할 것인지를 다양한 측면에서 접근한 전략들이다.

이 청산 가격의 산정은 발전사업자와 수요처 (국내의 경우는 한국전력)가 협동적으로 거래할 경우는 단순한 수식으로 산정

Table 1. Overview of our strategies

Strategy	Description
Imbalance incentive strategy	The strategy estimates the price by utilizing an exponential moving average method which is adapted to add a related term of imbalance between demand and supply.
Fuzzy logic strategy	The revised version of Imbalance incentive strategy using fuzzy theory. Imbalance incentive strategy has a limit on reflecting a little information of bid quantity, so this strategy implements the weighting mechanism with the fuzzy logic considering both price and quantity.
Linear regression strategy	This strategy is a auto-linear regression model for acquired amount of electricity and total demand based on the law of demand and supply.
Support vector strategy	This strategy is an improved version of the auto-linear regression strategy considering the bid price and the non-linearity. This strategy uses support vector regression instead of linear regression for solving nonlinear relationship between variables.

할 수 있으며, 이것이 현재 국내 전력 거래의 실태이다. 그러나 발전사업자와 수요처가 본격적인 민영화 이후, 경쟁적으로 경매 본연의 기작(Mechanism)대로 거래한다면, 수요처가 발전사업자의 경매 입찰 가격을 알 수 없게 된다. 이 때, 수요처는 과거의 경매 입찰 가격 및 청산 가격을 활용하여, 수요처 측의 입찰 가격을 산정해야만 한다. 이 과정에서 수요처가 활용할 수 있는 전략을 나열한 것이 <Table 1>이다.

3.1 불균등 인센티브 전략

3.1.1 지수이동평균법의 개요

이동평균법(moving average)은 대표적인 시계열 분석기법 중 하나로 추세의 추적을 그 목적으로 한다. 구하는 방법에 따라 단순이동평균법(Simple Moving Average; SMA), 가중이동평균법(Weighted Moving Average; WMA), 지수이동평균법(Exponentially Moving Average; EMA), 삼각이동평균법(Triangular Moving Average; TMA) 등이 있으며 본 절에서는 지수이동평균법만을 다루도록 한다. 지수이동평균법은 오래된 데이터일수록 작은 가중치를 부여하여 최신 데이터에 가장 큰 영향을 받은 평균값을 산출할 수 있도록 하는 기법을 말한다(Hunter, 1986). 지수이동평균법에 의한 통계치는 다음과 같이 구할 수 있다. 식 (1)에서 \widehat{y}_{t+1} 은 time $t+1$ 의 예측된 값을, y_t 는 time t 에서 관측된 값을 의미한다. y_t 에 부여되는 가중치 w_t 는 식 (2)에서와 같이 0과 1사이의 상수 λ 가 반복적으로 곱해지는 점화식에 의해 산출되기 때문에 오래된 관측치일수록 작은 값을 갖게 된다.

$$\widehat{y}_{t+1} = EMA = \sum_{i=0}^t w_i y_i \quad (1)$$

$$w_{t-1} = \lambda w_t \quad (2)$$

3.1.2 본 연구에서 활용된 불균등 인센티브 전략

본 전략은 지수이동평균법에 의해 예측된 청산 가격에 공급량과 수요량의 차에 대한 정보를 반영한 것으로, 만약 에이전트가 과거에 전력을 과다 수급하는 경향을 보였다면 더 높은 금액의 입찰가를 제시하고 역으로 수요에 비해 부족하게 수급하는 경향을 보였다면 예측가보다 낮은 금액의 입찰가를 제시하도록 설계한 전략이다. 지수이동평균법에 의해 청산 가격을 예측하는 방법론은 기존의 잘 알려진 에이전트 Mertacor (Diamantopoulos *et al.*, 2012)의 전략에 착안한 것이다. Mertacor는 successful price라는 과거에 체결된 입찰가의 평균치를 계산한다(식 (3)). 이때 지수이동평균법(Hunter, 1986)을 사용하여 최근에 제시한 입찰가일수록 높은 가중치를 부여하는데 이는 과거에 비해 현재의 경향에 더 중점을 두고 있음을 의미한다.

$$SP = \frac{\sum_{i=T-N+1}^T w_i s_i P_i}{\sum_{i=T-N+1}^T w_i s_i} \quad (3)$$

여기서,

p_i : i 번째 입찰가

w_i : p_i 에 부여되는 가중치

$$w_{i-1} = r \cdot w_i \quad r \in [0, 1]$$

s_i : i 번째 경매 체결 여부를 의미하는 이진 변수(체결되었을 경우 1, 그렇지 않으면 0)

Mertacor는 위에서 계산된 값에 위험 요소를 추가하고 최종 계산된 입찰가가 극단적인 값을 갖지 않도록 차단하는 통계적 기법을 도입한다. 위험 요소란 앞으로 더 많은 이익을 획득하는 대신 감수해야 할 잠재적 위험 요인을 고려한 변수이다. 이러한 Mertacor의 가격 책정 전략 중, 본 전략은 식 (3)에 주목하고 일부 수정한 새로운 전략을 설계하게 되었다. 식 (4)는 본 장에서 제시하고자 하는 전략을 나타낸 식이며, Mertacor와 마찬가지로 과거 데이터를 기반으로 이동평균법을 사용한다. 몇몇 이동평균법 중 실험적으로 지수이동평균법이 가장 우수하다고 관측되어 본 전략에서는 모두 지수이동평균법을 적용하였다.

$$P_t^{fmb} = \frac{\sum_{i=1}^{24} s_{t-i} \alpha_{t-i} P_{t-i}^c}{\sum_{i=1}^{24} s_{t-i} \alpha_{t-i}} - w \frac{\sum_{i=1}^{12} \beta_{t-i} IB_{t-i}}{\sum_{i=1}^{12} \beta_{t-i}} \quad (4)$$

여기서,

s_i : i 번째 경매 체결 여부의 이진 변수(체결되었을 경우 1, 그렇지 않으면 0)

P_t^c : 과거 t 시점의 청산 가격

α_i : P_t^c 에 부여되는 가중치

IB_i : i 번째 시점의 공급량과 수요량의 차

β_i : IB_i 에 부여되는 가중치

식 (4)의 첫 번째 항은 식 (3)에서 제시된 Mertacor의 전략과 상당히 유사하다. 하지만 Mertacor의 successful price만으로는 청산 가격 외의 정보는 전혀 포함되지 않으므로 정보량이 매우 취약하다고 할 수 있다. 우리는 이러한 약점을 보완하기 위해 브로커 에이전트 자체의 정보인 불균형(Imbalance)에 대한 요소를 고려하여 두 번째 항을 추가하였다. 두 번째 항에서도 역시 지수이동평균법을 활용하여 IB (Imbalance quantity)에 대한 평균치를 추정하였다. 식 (4)의 두 가중치 α_i 와 β_i 는 각각 다음의 점화식에 의해 결정된다.

$$\alpha_{t-1} = 0.92 \alpha_t, \quad \beta_{t-1} = 0.85 \beta_t$$

Power TAC 게임 규칙에 따라 하루가 24시간으로 정의되기 때문에 청산 가격 데이터는 과거 24개의 데이터를 참조한다. 또한 IB 의 경우 12시간을 주기로 갖는 사이클이 관측되어 과거 12개의 데이터를 참조한다. 평활계수 0.92와 0.85는 각각 식

$1 - \frac{2}{1 + (\text{참조 데이터 수})}$ 에 의해 결정되었다. 한편 식 (4)의 상수 w 는 청산 가격 P^c 와 IB 의 단위 불일치 문제를 해결하기 위함이며, 실험을 통해 적정 상수 0, 0.001, 0.0001, 0.00001 중 가장 우수한 성능을 보이는 0.0001로 최종 결정하였다.

3.2 퍼지 이론 전략

3.2.1 퍼지 이론의 개요

퍼지 이론(Fuzzy theory)은 Lofti A. Zadeh가 소개한 퍼지 집합(Zadeh, 1965)의 사고방식을 토대로 하는 논리 개념으로, 모호한 문제에 대해 수학적으로 접근할 수 있는 규칙 기반기술(rule-based technology)을 말한다. 0과 1의 이진 논리로 정확히 표현할 수 없는 불확실한 상태를 대상으로 컴퓨터로 하여금 추론이 가능케 하는 방법론이다. 퍼지 로직은 1) 입·출력변수의 퍼지 변수화, 2) 소속 함수의 설계, 3) 퍼지 규칙의 정의, 4) 퍼지 추론의 네 과정으로 전개되는데 자세한 사항은 다음과 같다.

첫째로, 입·출력변수의 퍼지 변수화란 변수의 애매한 정도를 언어 변수로 표현하여 여러 집단으로 분류하는 것을 말한다. 언어 변수는 예컨대 적다, 보통이다, 많다 등의 정도를 표현할 수 있는 동사류나 형용사류가 적합하다. 언어적 표현을 통해 변수의 범주화를 마쳤다면 뒤이어 소속 함수를 설계해야 한다. 소속 함수의 설계는 원소가 각 퍼지 집합에 포함되는 정도를 정의하는 것을 의미한다. 소속 함수는 0과 1사이의 값을 갖도록 설계해야 하는데 1에 가까우면 x 가 집합 A 에 속하는 정도가 높음을, 반대로 0에 가까우면 그 정도가 낮음을 뜻한다. 자주 쓰이는 소속 함수의 정형적인 형태로는 삼각형, 사다리꼴형, 범종형, S형, Z형 등이 있다. 전체 집합을 X , 그의 부분 퍼지 집합을 A 라 할 때 A 의 원소가 x 라면 소속 함수 μ_A 는 식 (5)와 같이 표현할 수 있으며 x 의 소속도는 소속 함수 μ_A 의 함수 값인 $y = \mu_A(x)$ 로 정의될 수 있다. 셋째로, 퍼지 규칙의 정의는 퍼지 변수를 체계적으로 제어하기 위한 과정이다.

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}, \mu_A(x) : x \rightarrow [0, 1] \quad (5)$$

규칙은 IF(조건부)-THEN(결론부)의 구조로서 입력 변수가 조건부에, 출력 변수가 결론부에 위치하고 입력 변수의 상태가 출력 변수에 어떻게 영향을 미치는지를 주 내용으로 한다. 시스템의 성능은 소속 함수를 비롯해 퍼지 규칙의 구조에 적잖이 의존하게 되므로 퍼지 규칙의 동정은 매우 중요한 과정이라 할 수 있다. 마지막으로, 퍼지 추론이란 출력된 퍼지 규칙을 통합하고 역퍼지화(defuzzification)하는 과정을 일컫는다. 역퍼지화란 총체적 퍼지 집합으로부터 명확한 값을 도출하는 과정을 말하는데 널리 알려진 퍼지 추론의 유형으로는 맘다니형 추론(Mamdani and Assilian, 1975)과 스게노형 추론(Sugeno and Kang, 1988) 등이 있다.

내재된 비선형성으로 인해 퍼지 제어는 복잡한 비선형 시스템 모델링에 적합한 것으로 알려져 있다. 특히 퍼지 이론은 최

근 활발히 연구되고 있는 인공지능이나 퍼지 제어를 중심으로 한 공학 분야에 광범위하게 응용되고 있다.

3.2.2 본 연구에서 활용된 퍼지 이론 전략

본 장에서 소개할 전략은 앞서 기술된 불균등 인센티브 전략을 응용한 전략이다. 불균등 인센티브 전략은 입찰량에 대한 정보가 매우 간접적으로 반영된다는 취약점이 있다. 특히 불균등 인센티브 전략의 입찰가가 입찰량의 수준에 맞지 않게 극단적인 가격으로 예측되었을 경우에 초점을 두고 퍼지 시스템을 도입하게 되었다. 이러한 양적 이질성은 퍼지 시스템의 최종 출력 변수인 r_{fuzzy} 에 의해 보정된다(식 (6)).

$$P_t^{Fuzzy} = P_t^{fmb} \times (1 + c \times r_{fuzzy}) \quad (6)$$

여기서,

P_t^{fmb} : 불균등 인센티브 전략에서 책정된 입찰가

r_{fuzzy} : 추가 가격 조정 정도(단, $-1 < r_{fuzzy} < 1$)

c : 시뮬레이션 환경에 따라 조정되는 상수

r_{fuzzy} 은 입찰량의 정보가 반영되어 생성되는데, 만약 입찰량에 비해 지극히 낮은 가격의 입찰가 P_t^{fmb} 가 산출되었다면 r_{fuzzy} 가 양수의 값을 갖게 되므로 그만큼 높은 금액의 새로운 입찰가 P_t^{Fuzzy} 가 최종적으로 채택된다. 같은 원리로 입찰량에 비해 다소 높은 금액의 입찰가가 산출되면 r_{fuzzy} 가 음수의 값을 갖게 되어 P_t^{fmb} 보다 더 낮은 P_t^{Fuzzy} 가 시점 t 에서의 최종 입찰가가 된다. 또한 P_t^{Fuzzy} 는 상수 c 에 의해 더 큰 변동 폭을 두고 변화할 수 있다.

우리는 입찰량과 입찰가 P_t^{fmb} 를 입력변수로 하고 P_t^{fmb} 에의 추가 가격 조정 정도 r_{fuzzy} 를 출력변수로 하는 퍼지 모형을 구축하였다. 입력변수와 출력변수를 언어적인 표현을 통해 분류하면 다음의 <Table 2>와 같다. 또한 각 입력변수에 대한 소속 함수는 <Figure 2>와 같고 이는 다수의 실험을 통해 관측된 결과를 바탕으로 작성하였다. 소속함수는 사다리꼴 형태의 함수를 사용하였다.

입력변수는 각각 4가지 수준으로 분류해 <Table 3>과 같이 $4^2 = 16$ 개의 규칙들을 생성하였다. 특히 에이전트가 입찰량이 많을 경우에 취약했던 점을 고려하여 앞서 계산된 입찰가 P_t^{fmb} 을 약간 증가시키려는 방향으로 유도하였다. 예컨대 Rule 1은 적은 입찰량에 낮은 금액의 입찰가가 책정되었을 때 금액을 약간 상향 조정할 필요가 있다는 규칙을 명시한 것이다.

출력변수에 해당하는 가격 조정 정도를 산정하기 위해서 역퍼지화(defuzzification) 과정을 수행한다. 본 전략에서는 효율적 계산이 가능한 스게노형 추론(Sugeno and Kang, 1988)을 적용했다. 스게노형 추론은 가중평균법과 유사하며 본 문제에 적용했을 때 식 (7)로 표현할 수 있다.

$$r_{fuzzy} = \frac{\sum_{i=1}^n \min(\mu_i^{BQ}, \mu_i^{BP}) \times x_i}{\sum_{i=1}^n \min(\mu_i^{BQ}, \mu_i^{BP})} \quad (7)$$

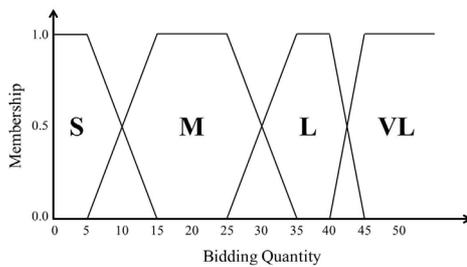
여기서,

- n : 입력변수의 소속집합의 모든 가능한 조합 개수
- μ_i^{BQ} : i 번째 조합의 입찰량 소속함수의 소속도
- μ_i^{BP} : i 번째 조합의 입찰가 소속함수의 소속도
- x_i : 출력변수의 소속도

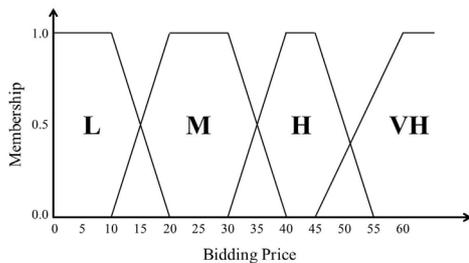
<Table 2>에서 보는 바와 같이 출력변수를 Higher, High, Unchanged, Low, Lower의 5개의 수준으로 분류하고 이들 언어

Table 2. Input and Output variables of the fuzzy system

Input · Output variable		Fuzzy variable
Input variable	Bidding Quantity	S : Small
		M : Medium
		L : Large
		VL : Very Large
	Bidding Price	L : Low
		M : Medium
		H : High
		VH : Very High
Output variable	Degree of Price Adjustment	++ : Higher
		+ : High
		0 : Unchanged
		- : Low
		-- : Lower



(a) Membership function for Bidding Quantity



(b) Membership function for Bidding Price

Figure 2. Membership functions for input variables

Table 3. Fuzzy rules of our system

Rule	Input variable		Output variable
	Bidding Quantity	Bidding Price	Degree of Price Adjustment (Value)
1	Small	Low	+ (0.5)
2		Medium	0 (0)
3		High	- (-0.5)
4		Very High	-- (-1.0)
5	Medium	Low	+ (0.5)
6		Medium	0 (0)
7		High	0 (0)
8		Very High	- (-0.5)
9	Large	Low	++ (1.0)
10		Medium	+ (0.5)
11		High	0 (0)
12		Very High	- (-0.5)
13	Very Large	Low	++ (1.0)
14		Medium	++ (1.0)
15		High	+ (0.5)
16		Very High	0 (0)

변수를 대표하는 수치로 각각 1.0, 0.5, 0.0, -0.5, -1.0을 부여하기 때문에 해당 소속함수에 따라 x_i 는 다른 값을 갖게 된다. 출력변수의 $\min(\mu_i^{BQ}, \mu_i^{BP})$ 이 일종의 가중치로 작용되어 x_i 들의 평균을 구할 수 있게 되는 것이며 x_i 들의 가중 평균이 곧, 얼마나 가격 조정이 필요한지를 의미하는 r_{fuzzy} 이 된다.

3.3 선형 회귀 전략

3.3.1 선형 회귀법의 개요

선형 회귀법(Montgomery and Peck, 1992)은 독립변수와 종속변수 두 변수 간의 선형 관계를 정의하는 회귀분석법으로 독립변수가 1개일 때는 단순회귀분석, 2개 이상일 때는 다중회귀분석이라 한다. 선형 회귀법은 독립변수 x_i 과 종속변수 y_i 의 두 변수가 선형 관계에 있음을 전제로 한다. 아래의 식은 두 변수의 관계를 방정식으로 표현한 것이며 x_{ij} 이라 함은 독립변수 x_j 의 i 번째 수준을 말한다.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

여기서 β_0 은 절편을, β_i 는 회귀계수($i = 1, \dots, n$)를 의미하고 ε_i 는 오차항을 뜻한다. n 개의 데이터 셋 $(x_{11}, \dots, x_{1p}, y_1), \dots, (x_{n1}, \dots, x_{np}, y_n)$ 이 주어졌을 때 이들을 식에 적합하는 과정을 거치면 위와 같은 회귀식을 얻을 수 있다. 적합된 회귀 모형은 새로운 관측 데이터 셋 (x_{j1}, \dots, x_{jp}) 에 대한 종속변수 y_j 값을 산출하는 데 활용될 수 있다.

3.3.2 본 연구에서 활용된 선형 회귀 전략

우리는 수요 공급 법칙에 입각하여 보유 전기량과 총 수요의 정보로 청산 가격을 예측하는 선형 회귀 회귀모형을 개발하였다. 전체 수요가 많을수록 그에 상응한 재화를 획득해서 공급해야 하므로 높은 금액을 제시해야 하고, 역으로 보유 전기량이 많을수록 낮은 금액의 입찰가를 제시해야 한다. 식 (8)은 구상한 선형 회귀모형을 나타낸다.

$$P_t^{Reg} = w_0 + w_1 Q_t^{acc} + w_2 Q_t^{total} \quad (8)$$

여기서,

- w : 회귀 계수
- Q_t^{acc} : 보유 전기량
- Q_t^{total} : 전체 수요

Q_t^{acc} 는 $E\left[\bigcup_{1 \leq x \leq 24} Q_{i,i+x}^c\right]$ 으로 산출되는 값이며 여기서 $Q_{i,i+x}^c$ 이란 시점 t 의 경매에서 낙찰되어 시점 t' 에서 획득한 전기량을 일컫는다. Power TAC 프로세스 상 경매는 매 시간마다 이루어지기 때문에 피 연산자의 개수는 하루에 해당하는 24개로 설정하였다. 산출된 24개의 데이터 셋은 위의 회귀식을 적용하는 데 이용되고 시간이 지남에 따라 최근 24개의 데이터 셋으로 새로이 적합되어 지속적으로 입찰가 산정에 활용된다.

3.4 서포트 벡터 회귀 전략

3.4.1 서포트 벡터 회귀법의 개요

서포트 벡터 회귀(Support Vector Regression; 이하 SVR)는 Vapnik이 제안한 기계학습법 Support Vector Machine(이하 SVM)(Vapnik, 1995)에 기반을 둔 회귀 기법을 일컫는다. SVM은 구조적으로 일반화 오류를 최소화하기 위한 수식이 내재되어 있기 때문에 일반화 능력이 뛰어나며 그 성능으로 각광받고 있다. 기존의 SVM은 분류 문제를 해결하기 위해 제시되었지만 최근 회귀 문제의 영역에까지 확장되어 응용되고 있다 (Vapnik et al., 1997).

Gunn(1998)의 SVR 수식 정리에 따르면, l 개 학습용 데이터 $D = \{(x^1, y^1), \dots, (x^l, y^l)\}$, $x \in \mathbb{R}^n$, $y \in \mathbb{R}$ 의 선형 함수로의 근사 문제는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b \quad (9)$$

위의 식은 가장 일반적인 SVR의 추정 함수 형태이고 최적의 회귀 함수는 식 (10)을 최소화함으로써 얻어질 수 있다. 이는 회귀 위험(regression risk)을 최소화하려는 볼록 최적화 문제(convex optimization problem)로 귀결된다. 식 (10)에서 첫 항의 $\|w\|$ 은 1/(모델과 서포트 벡터(support vector, 결정 경계선과 가장 가까이에 위치한 점)간의 거리)를 의미하므로 이를 최소화한다는 것은 곧 모델과 서포트 벡터간의 거리를 최대화

함을 뜻한다. 즉, SVM은 모델과 서포트 벡터 사이의 거리를 최대화하는 회귀 모형을 찾는 것이 목적이라 하겠다.

$$\begin{aligned} \text{Min } \Phi(w, \xi) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^l (\xi_i^- + \xi_i^+) \quad (10) \\ \text{subject to } &\begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \epsilon + \xi_i^- \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^+ \\ \xi_i^-, \xi_i^+ \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

여기서, C 는 추정오차의 페널티를 의미하는 모델의 모수이고 ξ_i^- 와 ξ_i^+ 는 여유 변수(slack variable)로서 각각 시스템 출력에 대한 상한 및 하한을 뜻한다. C 는 모델의 복잡도(model complexity)를 좌우하는 상수로서 값이 커질수록 회귀 오차에 대해 큰 페널티를 부여하므로 차원이 낮은 함수가 생성되며 반대로 값이 작을수록 차원이 높은 회귀 모델이 생성된다.

SVR은 선형뿐만 아니라 비선형의 공간에도 적용될 수 있다. 이때 커널(kernel)이라는 개념을 도입하는데, 커널을 통해 데이터를 저차원에서 고차원의 공간으로 매핑시킴으로써 선형적으로 다룰 수 있게끔 조작이 가능하다. 변환함수 $\Phi(x)$ 를 적용하고 식 (9)를 보다 일반화된 형태로 SVR 모형을 재 정의하면 식 (11)과 같다. 또한 변환함수 $\Phi(x)$ 간의 내적은

$$f(x) = \langle w, \Phi(x) \rangle + b \quad (11)$$

커널함수 $K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle$ 로 표현이 가능하다. 정형화된 커널함수를 통해 번거로운 절차 없이 최적의 비선형 사상을 구할 수 있다. SVR의 성능은 커널함수에 많은 영향을 받으므로 적절한 커널함수의 선택이 요구된다. 일반적으로 자주 쓰이는 커널함수로는 다음과 같다.

다항식(homogeneous) 커널: $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^d$

다항식(inhomogeneous) 커널: $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^d$

RBF(Radial Basis Function) 커널:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$$

Hyperbolic tangent 커널:

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\kappa x_i \cdot x_j + c), \kappa > 0 \text{ and } c < 0$$

3.4.2 본 연구에서 활용된 서포트 벡터 회귀 전략

본 전략은 제 3.4.1절의 선형 회귀 전략을 응용한 전략으로 보다 성능이 좋은 서포트 벡터 회귀법을 적용한 전략이다. 우리는 경매 시장의 특성과 수요 공급 법칙을 고려하여 기존의 독립 변수 외의 변수를 추가하고자 한다. 높은 가격을 제시할수록 더 많은 재화를 획득할 수 있으므로 경매의 청산 가격, 매도가 및 입찰가, 그리고 수요는 서로 의존적인 관계에 있다고 가정하고 새로운 변수로 도입하였다. 또한 전력의 수요량과 공급량은 주기성을 띄고 변동하므로 변수들의 관계가 비선형적이

며 커널의 적용을 통해 서포트 회귀법으로 식 (12)와 같이 비선형성 모형을 상징할 수 있었다.

$$P_t^{SVReg} = SVReg\left(\bigcup_{1 \leq i \leq T} (P_{t-i}^{clear}, \overline{P_{t-i}^{ask}}, \overline{P_{t-i}^{bid}}), Q_t^{total}, rt_t\right) \quad (12)$$

여기서,

- P_t^{clear} : 시점 t 의 청산 가격
- $\overline{P_t^{ask}}$: 과거 미체결된 매도가의 평균치
- $\overline{P_t^{bid}}$: 과거 미체결된 입찰가의 평균치
- Q_t^{total} : 전체 수요
- rt_t : 시점 t 의 남은 경매 수(remaining tries)
- T : 시스템 주기

$\overline{P_t^{ask}}$ 와 $\overline{P_t^{bid}}$ 는 지난 t 시점에서 체결되지 못한 거래에서의 매도가와 입찰가이다. 만약 본 에이전트의 거래 성립 경향이 미미하다면 다른 에이전트의 거래가 많이 이루어졌다고 예측할 수 있다. 또한 에이전트는 전력 균형 조절에 실패하면 그에 따라 배전 회사로부터 벌금을 부과받기 때문에 벌금을 최소화하기 위해서 전력을 과다 획득한 에이전트는 남은 전력을 다시 저가에 매도하려 할 것이다. 이는 결국 청산 가격에 영향을 미칠 것이므로 독립변수로서 활용이 가능하다고 판단하였다. 총 수요 Q_t^{total} 는 앞서 선형 회귀 전략에서와 마찬가지로 수요 공급의 법칙에 의해 시장 전체 수요가 많으면 많아질수록 청산 가격은 상승하므로 포함되었다. 마지막으로 남은 경매 수 rt_t 는 에이전트가 한 시점에서 다수의 경매에 참여하는 것과 관련해 도입된 개념이다. Power TAC 규칙 상, 에이전트는 매 시점마다 다음 24개의 시점에 해당하는 경매에 복수로 참가하게끔 되어 있다. rt_t 가 n 이라 함은 $(t+n-1)$ 시점에 대한 경매에 참가한다는 의미이며 $(t+n-1)$ 시점에 대해서 앞으로 n 번의 경매가 남아있다는 의미로 해석할 수 있다. 따라서 rt_t 가 작으면 남아 있는 전력을 확보할 기회가 적고 시장 상황에 대한 정보는 충분한 상황이기 때문에 전력 균형 조절을 위해 높은 가격을 제시할 필요가 있다. 반대로 rt_t 가 크면 차후 전력을 확보할 기회도 많고 해당 시점에 대한 시장 정보도 불확실하기 때문에 낮은 가격에 거래를 제시해도 무방할 것이다. 우리는 이에 따라, rt_t 가 종속변수인 입찰가와 반비례 관계에 있다고 가정하였다.

3.5 예측 경매 가격 평가 지표

전략의 성능을 평가하는 지표로서 식 (13)의 수익과 식 (14)의 불균형된 전기량을 기준으로 하였다. 결국 브로커는 전력 거래의 중개자 역할을 수행하면서 그것으로부터 얻는 차익을 최대화하는 것이 궁극적인 목표이므로 가장 수익성이 높은 전략을 채택해야 한다. 또한 전력의 수요와 공급의 균형이 얼마나

적절히 이루어지고 있는지의 정도를 판단하고자, 전략을 적용했을 때 발생하는 불균형된 전기량을 관찰하였다. 전력의 수요 및 공급의 균형 조절력은 실제로 현실 속에서 발발하는 정전 사태와 밀접한 관련이 있으며 가상 전력 시장 Power TAC 프로세스 내에서도 이를 중요시하기 때문에 균형 조절에 실패했을 경우 상당한 벌금을 부과 받게 된다.

$$(Avg. \text{ Cash balance}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{Final Cash balance at } i^{\text{th}} \text{ game}) \quad (13)$$

$$(Avg. \text{ Imbalance}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{t=t_0}^T |IB_t \text{ at } i^{\text{th}} \text{ game}|}{T-t_0+1} \quad (14)$$

여기서,

- N : 실험 반복 수행 횟수
- T : 게임이 종료되는 시간

매 실험은 동적으로 이루어지기 때문에 정확한 성능 측정을 위해서는 반복 실험이 불가피하다. 이에 따라 두 평가 지표 모두 측정된 수익과 불균형된 전기량에 대해서 평균치로 설정하였다. 또한 수익의 경우 Power TAC에서는 최종 수익으로 브로커의 승부를 결정하기에 종료 시점의 관측치를 판단 기준으로 삼은 반면 불균형된 전기량은 게임이 진행되는 동안 매 시간마다 균형 조절 성능에 대한 정보를 모두 반영하고자 절대값을 취한 평균치를 구하였다. 절대값을 취한 것은 과잉 공급했을 경우 전기량이 남게 되어 양의 값으로 측정되고, 공급량이 수요량에 비해 부족하면 음의 값으로 측정되기 때문이다.

4. 실험 결과 및 분석

불균등 인센티브 전략의 기반이 된 Mertacor의 successful price를 책정하는 전략(PseudoM_broker의 전략)을 포함하여, 앞서 제 3장에서 기술된 4개의 전략(Imbalance_broker · Fuzzy_broker · Reg_broker · SVReg_broker의 전략)과 함께 그 수익성을 검증하기 위한 비교 실험을 진행하였다. 본 장에서는 실험을 어떻게 진행하고 실험 결과는 어떠하였는지 등 실험에 대한 전반적인 내용을 기술한다.

4.1 실험 계획

실험 대상이 될 전략은 총 5개이며 이들의 체계적인 비교를 위해 다대다 및 일대일 경쟁의 두 유형의 실험을 수행하였고, 각 실험은 모두 15번 반복 수행되었다. 또한 구상된 전략들은 도매시장을 바탕으로 하기 때문에, 소매시장에서의 전략은 통제변인으로 설정하고 기존에 서버 측에서 제공하는 기본 전략으로 통일하였다. 일대일 실험은 다대다 실험에서 가장 좋은 성능을 보인 전략 두 개를 선정하여 진행하였다. 이상 실험 계획

Table 4. Experiment design, Each experiment cell is replicated 15 times because of stochastic aspects in Power TAC

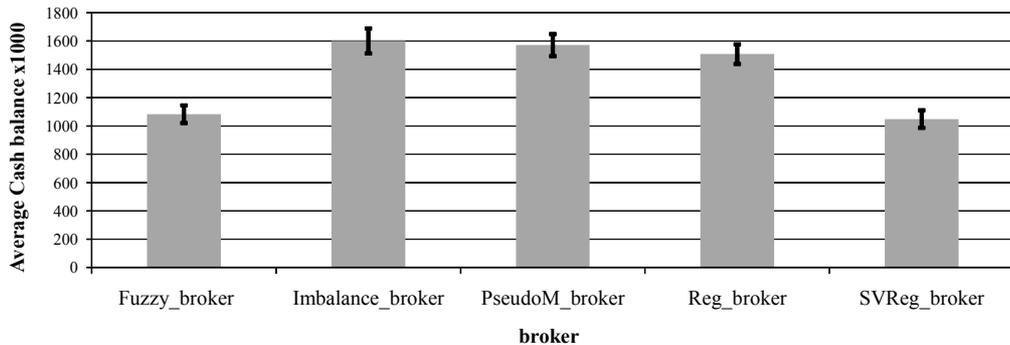
Types of competition	Experiment Design	Purpose of the experiment
many-to-many	Free for all between PseudoM_broker, Imbalance_broker, Fuzzy_broker, Reg_broker, and SVReg_broker(1 case)	This competition is for determining each strategy's performance under the circumstances that the competition is mixed with other strategies.
one-on-one	PseudoM_broker vs Imbalance_broker, PseudoM_broker vs Fuzzy_broker, PseudoM_broker vs Reg_broker, PseudoM_broker vs SVReg_broker, Imbalance_broker vs Fuzzy_broker, Imbalance_broker vs Reg_broker, Imbalance_broker vs SVReg_broker, Fuzzy_broker vs Reg_broker, Fuzzy_broker vs SVReg_broker, Reg_broker vs SVReg_broker(10 cases)	The result of this competition shows which strategy is superior than other strategies. Also, it is for emphasizing its difference and efficiency by competing only two brokers.

에 관련한 사항은 <Table 4>에 요약되어 있다. <Table 4>에서 기술된 브로커는 PseudoM_broker, Imbalance_broker, Fuzzy_broker, Reg_broker, SVReg_broker으로 각각 Mertacor의 successful price 책정 전략(제 3.1절 기술), 불균등 인센티브 전략(제 3.1절 기술), 퍼지 이론 전략(제 3.2절 기술), 선형 회귀 전략(제 3.3절 기술), 서포트 벡터 회귀 전략(제 3.4절 기술)을 적용한 브로커이다.

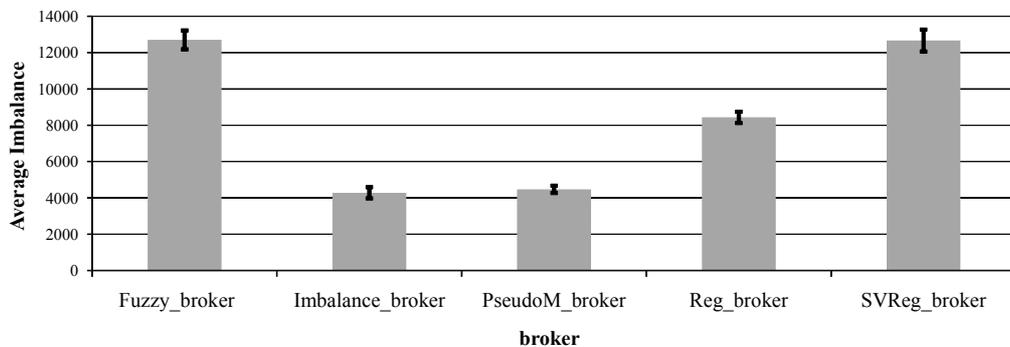
4.2 실험 결과 및 분석

첫 번째로 다대다 실험에 대한 결과는 다음의 <Figure 3>과 같다. <Figure 3>의 (a)와 (b)를 통해 예상했던 바대로 수익과 불균형된 전기량은 상당한 음의 상관관계에 있음을 확인할 수

있었다. 불균형된 전기량이 적을수록, 즉 수요와 공급의 균형에 성공한 브로커일수록 확실히 수익이 높았다. 총 5개의 전략 중 불균등 인센티브 전략이 다른 전략에 비해 가장 수익성이 높았고 수요와 공급의 균형 조절에도 유리한 것으로 나타났다. 퍼지 이론 전략과 서포트 벡터 회귀 전략은 가장 정교한 전략들이나 예상외로 저조한 성능을 보였다. <Table 5>는 시뮬레이션 종료 시점의 잔고 데이터를 바탕으로 이분산 가정의 유의 수준 5% 하에 실시한 단측 T 검정 결과이다. <Table 5>에 의하면 유의수준 5% 하에 불균등 인센티브 전략이 선형회귀 전략보다 우수하고, 유의수준 1% 하에 퍼지 이론 전략과 서포트 회귀 전략이 타 전략들과 비교해서 그 성능이 저조한 것으로 나타났다. 또한 퍼지 이론 전략과 서포트 회귀 전략 간에는



(a) Average cash balance of strategies



(b) Average imbalance of strategies

Figure 3. Average cash balance and imbalance of strategies

Table 5. One tailed T-test with Unequal Variances for cash balance in many-to-many competition

(⁺ : P < 0.05, * : P < 0.01)

T-Value (Col > Row)	PseudoM_broker	Imbalance_broker	Fuzzy_broker	Reg_broker	SVReg_broker
PseudoM_broker	-	0.53	-10.49*	-1.30	-11.23*
Imbalance_broker	-	-	-10.26*	-1.77 ⁺	-10.94*
Fuzzy_broker	-	-	-	9.75*	-0.84
Reg_broker	-	-	-	-	-10.54*
SVReg_broker	-	-	-	-	-

Table 6. One tailed T-test with Unequal Variances for imbalance in many-to-many competition

(⁺ : P < 0.05, * : P < 0.01)

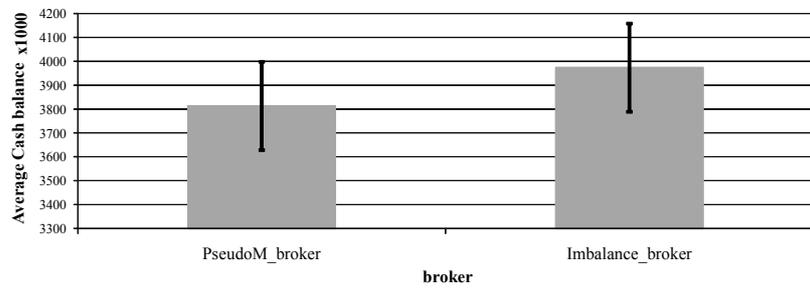
T-Value (Col > Row)	PseudoM_broker	Imbalance_broker	Fuzzy_broker	Reg_broker	SVReg_broker
PseudoM_broker	-	-1.12	31.78*	22.98*	27.54*
Imbalance_broker	-	-	29.94*	20.32*	26.45*
Fuzzy_broker	-	-	-	-15.15*	0.10
Reg_broker	-	-	-	-	13.32*
SVReg_broker	-	-	-	-	-

우열을 가리기 힘들다는 결론이 도출되었다. 마찬가지로 <Table 6>는 불균형된 전기량에 대해 이분산 가정, 유의수준 5% 하에 수행한 단측 T 검정 결과를 제시한다. <Table 5>의 결과와 차이가 있다면 선형회귀 전략이 Mertacor의 successful price 책정 전략과 불균등 인센티브 전략에 비해 성능이 저조하다는 것이 유의수준 1% 하에 유의하다고 산출되었다는 점이다.

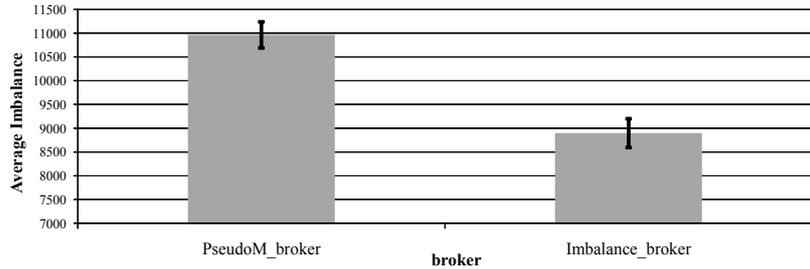
다대다 실험에서 불균등 인센티브 전략과 이의 토대가 되는 전략인 Mertacor의 successful price 책정 전략이 가장 우수한 결과를 보였다. 하지만 더 정확한 비교 및 대조를 위해 일대일 실험을 추가로 진행하였고 역시 동일한 척도 하에서 비교하였다. 다대다 실험에서의 결과와 마찬가지로 불균등 인센티브 전략이 여전히 우수한 것으로 나타났다(<Figure 4>). 그래프에 표기된 오차막대는 전략 자체의 질적인 면보다 동적인 게임 환경에 더 영향을 받은 것으로 보이므로 전략 자체의 비교를 위한 신빙성은 떨어진다고 판단된다. 실제로 반복 실험 15회 중 13회의 경쟁에서 모두 불균등 인센티브 전략이 수익성이 높은 것으로 드러났기 때문에 오차막대는 게임 환경에 따른 편차로 보는 것이 더 타당하다. 또한 두 집단 간의 통계적 차이를 검증하는 T 검정 기법을 적용한 결과, T-Stat = 10.834와 P-value < 0.0001의 통계치를 얻음으로써 앞서 언급한 결론을 신뢰할 수 있게 되었다. 다른 조합의 통계적 비교 또한 <Table 7>과 <Table 8>에서 결과를 확인할 수 있으며 이는 각각 시뮬레이션 종료 시점의 잔고와 불균형된 전기량 데이터를 바탕으로 이분산 가정의 유의수준 5% 하에 실시된 단측 T 검정 결과이다. 우리가 두 표에서 확인할 수 있는 또 다른 점은 불균형된

전기량 데이터 간의 분산이 잔고의 분산보다 더 크다는 점이다. 잔고 데이터만큼 불균형된 전기량 데이터 또한 신뢰할 수 있는 기준이므로 충분히 <Table 8>을 통해서 두 전략 간 성능 차이를 파악할 수 있을 것이다. 특히 <Table 8>에서 제시하는 결과에 따르면 퍼지 이론 전략과 서포트 회귀 전략의 조합을 제외하고 나머지 조합 간 성능 차이는 유의수준 1% 하에 유의하기 때문에, 결론적으로 성능은 불균등 인센티브 전략 > Mertacor의 successful price 책정 전략 > 선형 회귀 전략 > 퍼지 이론 전략, 서포트 회귀 전략 순으로 나열할 수 있다.

위의 실험 결과들은 우리의 예상과는 다소 상반된 결과를 보여주었다. 전략을 점차 개선하는 방향으로 구상하였기 때문에 퍼지 이론 전략과 서포트 벡터 회귀 전략이 가장 성능이 뛰어난 것으로 기대했으나 최종 실험에서는 그와 다른 결과를 보였다. 퍼지 이론 전략과 서포트 벡터 회귀 전략을 설계하는 과정에서 다대다 실험은 배제하고 비공식적으로 진행한 일대일 실험 결과에만 의존했던 것이 그 원인 중의 하나로 보인다. 향후 이 실험 결과를 바탕으로 더욱 엄밀하고 효율적인 전략으로 향상될 수 있도록 세밀한 교정 및 재검토 과정이 필요할 것이다. 또한 퍼지 시스템은 설계 과정에 있어 개발자의 주관 이 많이 이입될 수밖에 없기 때문에 통계적인 기법을 동원하여 보다 체계적인 시스템으로 발전시키고, 서포트 벡터 회귀 모형에서는 기존의 입력 변수에 대한 재분석과 추가로 포함시킬 변수에 대한 논의가 앞으로 전략 개선에 있어 급선무일 것으로 판단된다.



(a) Average cash balance of imbalance incentive strategy and baseline



(b) Average imbalance of imbalance incentive strategy and baseline

Figure 4. Average cash balance and imbalance of imbalance incentive strategy and baseline

Table 7. One tailed T-test with Unequal Variances for cash balance in one-on-one competition

(⁺ : P < 0.05, * : P < 0.01)

T-Value (Col > Row)	PseudoM_broker	Imbalance_broker	Fuzzy_broker	Reg_broker	SVReg_broker
PseudoM_broker	-	1.32	-3.12 ⁺	-8.42 ⁺	-1.69
Imbalance_broker	-	-	-7.95 [*]	-1.58	-2.71 [*]
Fuzzy_broker	-	-	-	0.43	-0.55
Reg_broker	-	-	-	-	-0.76
SVReg_broker	-	-	-	-	-

Table 8. One tailed T-test with Unequal Variances for imbalance in one-on-one competition

(⁺ : P<0.05, * : P<0.01)

T-Value (Col > Row)	PseudoM_broker	Imbalance_broker	Fuzzy_broker	Reg_broker	SVReg_broker
PseudoM_broker	-	-10.83 [*]	9.81 [*]	66.42 [*]	8.30 [*]
Imbalance_broker	-	-	47.87 [*]	8.09 [*]	12.75 [*]
Fuzzy_broker	-	-	-	-6.85 [*]	1.14
Reg_broker	-	-	-	-	4.97 [*]
SVReg_broker	-	-	-	-	-

5. 결론

전력 공급 시장의 경제적 기작을 설계하고 동작을 예측하는 일은 중요하다. 국내의 전력 시장은 한국전력 중심의 공기업

주도 시장이지만, 발전사업자의 민영화 이후, 전력 시장의 민영화 추세가 존재한다. 특히 최근의 대규모 정전 사태와 원전 관리 허점 등을 살펴보면, 전력 시장의 민영화를 통한 효율적 관리가 대책이 될 수도 있다. 그러나 이런 민영화 상황을 가정

하고, 발전사업자가 생산비를 토대로 한 가격 설정이 아닌, 이윤극대화를 목표로 하는 가격 설정을 전력 시장에 도입할 경우의 전력 시장의 운영에 대한 연구가 필요하다. 현재 전력거래시장의 거래 기작인 주기적 이중 경매 시장(Periodic Double Sided Auction)에서, 발전사업자가 이윤극대화를 노린 경매 참여를 할 때, 한국전력으로 볼 수 있는 전력 수요처가 어떻게 최적가격을 설정할 것인지 여러 가지 전략을 제안하고 시뮬레이션을 통한 가상 실험을 수행한 내용이 본 논문의 핵심 내용이다. 가격 설정 전략은 과거 경매 청산 가격과 과거 경매 참여 가격을 시계열 분석을 하는 통계적 방법이 기본으로 하되, 전력 시장의 특성을 고려한 전략으로 특성화하여 도출하였다. 시뮬레이션을 통한 가상 실험은 도출된 전략들의 효율성을 수요측의 금전적 수입 관점(Cash Balance)과 전력 수요 불균형 해소(Imbalance)를 측정하여 평가하였다. 본 논문은 아직까지 국내의 공기업 주도 전력 시장에 바로 적용하기 어려운 내용을 담고 있으나, 향후 전력 시장의 민영화가 더욱 고도화 된다면, 한국 전력의 전력 거래 방식에 도움이 될 수 있는 내용이라고 생각한다.

참고문헌

- Amin, S. M. and Wollenberg, B. F. (2005), Toward a smart grid : power delivery for the 21st century, *IEEE Power and Energy Magazine*, **3**(5), 34-41.
- Babic, J., Matetic, S., Matijas, M., Buljevic, I., Pranjic, I., Mijic, M., and Augustinovic, M. (2012), The CrocodileAgent 2012: Research for Efficient Agent-based Electricity Trading Mechanisms, *In Proceedings of the Special Session on Trading Agent Competition @ KES-AMSTA 2012*, Dubrovnik, Croatia, 1-13.
- Bichler, M., Gupta, A., and Ketter, W. (2010), Designing Smart Markets, *Information Systems Research*, **21**(4), 688-699.
- Block, C., Collins, J., Ketter, W., and Weinhardt, C. (2009), A Multi-Agent Energy Trading Competition, *Technical Report ERS-2009-054-LIS*, RSM Erasmus University, Rotterdam, The Netherlands.
- Cai, K., Gerding, E., Mcburney, P., Niu, J., Parsons, S., and Phelps, S. (2009), Overview of CAT : A Market Design Competition, *Technical Report ULCS-09-005*, Department of Computer Science, University of Liverpool, Liverpool, UK, 2009. Version 2.0.
- Collins, J., Ketter, W., and Sadeh, N. (2010), Pushing the Limits of Rational Agents : The Trading Agent Competition for Supply Chain Management, *AI Magazine*, **31**(2), 63-80.
- Diamantopoulos, T. G., Symeonidis, A. L., and Chrysopoulos, A. C. (2012), Designing Robust Strategies for Continuous Trading in Contemporary Power Markets, *Trading Agent Design and Analysis(TADA) and Agent-Mediated Electronic Commerce (AMEC)*, Valencia, Spain, June 4-8, 203-216.
- Eom, J. Y., Yun, M. Y., Lim, S. H., and Um, W.-S. (2008), A study on the design of adaptive trading agent for SCM, *2008 Korean Institute of Industrial Engineers Autumn Conference*.
- Graham, S. (2002), Hot Topics in European Electricity : what is relevant and what isn't?, *The Electricity Journal*, **15**(8), 25-39.
- Gunn, S. R. (1998), Support vector machines for classification and regression Tech. Rep., *Image Speech and Intelligent Systems Research Group*, University of Southampton, Southampton, U.K..
- Hunter, J. S. (1986), The Exponentially Weighted Moving Average, *Journal of Quality Technology*, **18**(4), 203-210.
- Jordan, P. R. and Wellman, M. P. (2009), Designing an Ad Auctions Game for the Trading Agent Competition, *IJCAI-09 Workshop on Trading Agent Design and Analysis*, 147-162.
- Ketter, W., Collins, J., Reddy, P., and Weerd, M. de. (2012), The 2012 Power Trading Agent Competition, *Technical Report ERS-2012-010-LIS*, RSM Erasmus University, Rotterdam, The Netherlands.
- Ketter, W., Kryzhnyaya, E., Damer, S., McMillen, C., Agovic, A., Collins, J., and Gini, M. (2004), Analysis and design of supply-driven strategies in TAC-SCM, *In AAMAS-04 Workshop on Trading Agent Design and Analysis*, 44-51.
- Kim, J. S. (2009), A Study on the Policy Changes of Restructuring of Electric Power Industry in Korea, *Master's Thesis*, The Graduate School of Seoul National University.
- Kim, H. S. and Shin, H. J. (2013), Electricity Price Prediction Based on Semi-Supervised Learning and Neural Network Algorithms, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **39**(1), 30-45.
- Lee, G. J. (2011), Considerations for Electric Power Industry development regarding Blackout Case Analysis, *KIEE Power Engineering Society Annual Meeting*, 26-27.
- Ma, Y. B. (2007), Local Brokering-based Resource Management Model for Reliable Resource Management in Grid Environment, *Master's Thesis*, The Graduate School of Inha University.
- Mamdani, E. H. and Assilian, S. (1975), An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller, *International Journal of Man-Machine Studies*, **7**(1), 1-13.
- Montgomery, D. C. and Peck, E. A. (1992), *Introduction to Linear Regression Analysis*, 2nd edition, John Wiley and Sons, Inc..
- Moon, K. (2007), Trading Trend in Electricity Wholesale Market - Focusing on Trading Rules and Trading Trend, *Journal of electrical world*, (362), 8-10.
- Park, Y. J. (2010), Development of Automated Trading Agent in Real-Time Supply Chain Environment, *Journal of the Korea*

Academia-Industrial cooperation Society, 11(11), 4282-4290.
 Pourbeik, P., Kundur, P. S., and Taylor, C. W. (2006), The Anatomy of a Power Grid Blackout, *IEEE Power and Energy Magazine*, 4(5), 22-29.
 Sugeno, M. and Kang, G. T. (1988), Structure Identification of Fuzzy Model, *Fuzzy Sets and Systems*, 28(1), 15-33.
 Vapnik, V. (1995), *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer-Verlag.
 Vapnik, V., Golowich, S., and Smola, A. (1997), Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 9, 281-287.

Wellman, M. P., Greenwald, A., Stone, P., and Wurman, P. R. (2003), The 2001 Trading Agent Competition, *Electronic Markets*, 13(1), 4-12.
 Wellman, M. P., Wurman, P. R., Malley, K. O., Lin, S. De, Reeves, D., and Walsh, W. E. (2001), Designing the Market Game for a Trading, *IEEE Internet Computing*, 5(2), 43-51.
 Zadeh, L. A. (1965), Fuzzy Sets, *Information and Control*, 8(3), 338-353.
 Zhang, L., Luh, P. B., and Kasiviswanathan, K. (2003), Energy clearing price prediction and confidence interval estimation with cascaded neural networks, *IEEE Transactions on Power Systems*, 18(1), 99-105.

<부록 1> Power TAC 소개

1. Power TAC의 개요

Power TAC은 TAC의 일종으로, 전력 거래 시장을 배경으로 하는 가장 최근에 설계된 게임이다. <Figure 5>과 같이 Power TAC은 도매 시장(Wholesale Market), 소매 시장(Tariff Market), 배전 회사(Distribution Utility, 이하 DU) 등의 시뮬레이션 환경과 브로커 에이전트들로 구성되어 있다. 각 참가자들은 이윤 추구를 목적으로 하는 에이전트를 구현하고 게임 시작 전 서버에 에이전트 로그인 이 완료되어야 한다. 게임에 따라 종료되는 시간은 무작위로 정해지며 종료되는 시점에 가장 많은 이익을 창출한 에이전트가 승리하게 된다. 각 시장에서는 브로커 에이전트의 전력을 사고파는 등의 매매 행위가 이루어지고 특히 고객에게는 양질의 Tariff(시간 및 사용량에 따른 요금, 만기일, 전기 유형 등의 정보가 포함된, 브로커가 설계한 일종의 요금제)를 제공하여 고객을 유치하기 위한 작업이 행해진다. 만약 브로커 에이전트가 수요와 공급의 균형을 이루는 데에 실패하면 배전 회사는 브로커에 벌금을 부과하고 전기를 수요에 비해 부족하게 수급했을 경우 부족한 양 만큼의

전기를 제공하게 된다. 이외에도 날씨와 같은 기후적 요소도 가미되어 현실성을 더하고 있다.

브로커 에이전트는 소매 시장에서 Tariff를 설계하고 고객에게 판매할 수 있으며 적절한 요금 조정을 통해서 이윤을 획득할 수도 있다. 반면 도매 시장에서는 판매보다 전기 수급이 주로 이루어지는데 거래는 브로커와 공급자 간 주기적 다중 경매(Periodic Double Auction; PDA) 방식을 통해 성립된다. 이는 실제로 NordPool, FERC 또는 EEX에서 전통적으로 에너지 교환 방식으로 채택되어 온 거래 방식이다(Collins *et al.*, 2010). 또한 배전 회사에 의해 실시간 수요 공급 균형 조절 여부에 대한 확인 과정이 진행되기 때문에 이들이 부과하는 벌금에 의한 손실을 최소화하기 위해서는 균형 문제에 대해 지능적으로 대응할 수 있는 전략이 필요하다. 고객의 수요에 적절히 반응하기 위해서는 경매에서 입찰한 거래를 성립시켜야 하는데, 이는 브로커에게 매우 중요한 과업이다. 이를 위해서는 청산 가격(Clearing Price)을 정밀히 예측하고 예측된 가격에 비해 다소 높은 금액의 가격을 제시하는 것이 중요하다. 이는 이전의 Zhang *et al.*(2003)의 연구에서도 확인할 수 있는 내용이다. 보다 자세한 게임 시나리오와 규칙에 관한 설명은 Ketter *et al.*(2012)의 논문을 참조할 수 있다.

2. Power TAC의 구조 및 동작

<Figure 6>에 제시되어 있는 바와 같이, Power TAC은 크게 Bootstrap Mode와 Simulation Mode로 나뉘어 이루어진다. Bootstrap Mode에서는 기본 에이전트만을 이용해 360 timeslot 동안 진행된다. Bootstrap Mode가 끝나면 참가자들이 로그인을 하게 되고 약 1440 timeslot(약 2시간 소요) 동안 진행될 Simulation Mode가 시작된다. 여기서 timeslot이란 시뮬레이션 상 시간으로서 time tick을 의미하는데 1 timeslot은 1 시간에 해당된다. 게임이 시작되면 서버로부터 에이전트에 정보 전달이 개시되는데 전송되는 정보로는 다음의 <Table 9>과 같다. 각 정보에 대한 상세한 설명은 Ketter *et al.*(2012)의 논문에 기재

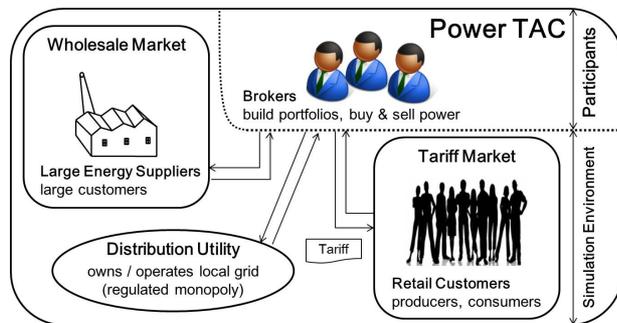


Figure 5. Major elements of the Power TAC scenario (Ketter *et al.*, 2012)

Table 9. Information available to brokers

Time	Information
At the beginning of a simulation	Game parameters, Bootstrap Market data, Broker identities, Bootstrap Weather data, Default tariffs, Weather report, Bootstrap Customer data, Weather forecast
Per tariff period	Tariff updates, Portfolio changes, Tariff transactions
Per timeslot	Game parameters, Broker identities, Default tariffs, Bootstrap Customer data, Bootstrap Market data, Bootstrap Weather data, Weather report, Weather forecast, Tariff updates, Portfolio changes, Tariff transactions, Wholesale market clearing data, Wholesale market orderbooks, Weather report and weather forecast, Tariff transactions, Balancing and distribution transactions, Portfolio supply and demand, Wholesale market transactions, Market positions, Cash position

되어 있다.

위의 정보를 받은 후, 한 timeslot 동안 1) Wholesale market service, 2) Customer service, 3) Tariff market and DU service, 4) Accounting service의 네 단계가 진행된다. 첫 번째 wholesale market service 단계에서는 주기적 다중 경매를 통한 전력 거래가 이루어진다. 브로커들은 이 단계에서 도매 시장의 clearing data, orderbooks, market position, balancing and distribution transactions, weather report 그리고 weather forecast에 대한 정보를 받게 된다. 해당 정보들의 자세한 설명은 다음과 같다. Clearing data는 과거 경매에 대한 청산 가격 및 그 양에 대한 정보, orderbooks는 과거 경매에서 거래되지 못한 입찰 정보에 대한 기록, market position은 해당 시점에서 브로커가 도매 시장으로부터 확보한 전력 상황, balancing transaction은 전력 불균형으로 인해 배전 회사에 지불한 내역, distribution transaction은 송전비에 대한 지불 내역, 그리고 마지막으로 weather report와 forecast는 각각 기상 정보와 기상 예측에 대한 정보이다. 브로커는 전달 받은 정보를 고려해 입찰가와 입찰량을 책정하고 경매에 참여한다. 두 번째 customer service 단계에서는 소매 시장 내 고객들이 브로커가 제시한 tariff를 선택하고 계약을 맺는다. 고객들은 제시된 tariff들에 대해서 tariff rate, 가입 보조금, 위약금 등의 요소를 고려해 가장 높은 효용을 갖는 tariff를 선택하게 된다. 세 번째 단계에서는 tariff market service와 DU service가 동시에 진행된다. Tariff market service 단계에서 브로커가 얻을 수 있는 정보로는 다른 브로커들의 tariff에 관한 사항과 본 브로커가 제시한 tariff의 가입 및 철회 등 tariff를 통한 고객과의 거래 내역 정보가 있다. 위의 정보를 이용하여 브로커들은 새로운 tariff를 개설하거나 기존의 tariff를 수정할 수 있다. 또한 DU service를 통해 배전 회사에서 계약을 맺은 브로커와 고객 간의 전력 분배가 이루어지는 데 브로커는 계약이 체결된 거래에 한해서 전력을 보내주고 배전 회사에 송전비를 지불한다. 만약 계약 조건을 만족시키지 못해 전력이 부족하거나 구입한 전력을 모두 판매하지 못하여 전력이 남게 되면, 배전 회사에서 불균형된 전력을 조절해 주는 대신 브로커 에이전트에게 벌금을 부과한다. 마지막으로 accounting service에서는 앞선 세 단계에서의 수입과 지출을 결산하고 그 결과를 브로커에게 통보한다. 매 timeslot 마다 이와 같은 단계

를 반복하게 되고 1440 timeslot을 기점으로 이후 확률적으로 정해지는 timeslot에서 게임이 종료된다.

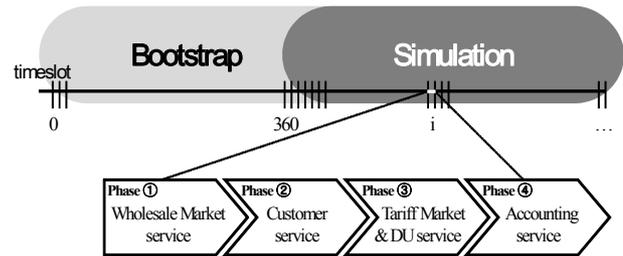


Figure 6. Illustration of Power TAC process

<Figure 6>에서 제시되는 네 가지 단계에 대한 보다 자세한 설명은 <Figure 7>의 순서도에서 확인할 수 있다. 본 순서도는 주최측에서 제시하는 샘플 브로커의 구조를 기반으로 작성되었으며, 브로커에 따라 첫 번째 단계의 Wholesale Market service와 두 번째 단계의 Tariff Market and Distribution Utility service의 구체적인 내부 의사결정 흐름은 달라진다. 첫 번째 단계에서 샘플 브로커는 향후 참여 가능한 24 timeslot의 거래에 대해 반복적인 작업이 이루어진다. 먼저 고객의 총 전기량의 수요를 파악한다. 입찰은 앞서 파악한 수요와 기존의 확보한 전기량과의 차에 해당하는 양만큼 행해지는데, 단 현재로부터 먼 시점의 경매일수록 불확실성이 높고 참여할 수 있는 기회는 많으므로 입찰가는 낮게 책정한다. 앞서 언급한 바와 같이 입찰량과 입찰가의 책정 전략은 예시에 불과하며 개발자에 의해 충분히 변경될 수 있는 사항이다. 두 번째 단계에서는 이전 timeslot에서 제시한 tariff를 바탕으로 고객과의 거래가 체결된다. 세 번째 단계에서 브로커는 자신의 tariff를 수정하거나 신규 tariff 개설이 가능한데, 샘플 브로커의 경우 특정 한 timeslot에 대해서만 기존 tariff의 개선이 이루어진다. 이러한 tariff 업데이트 전략 역시 개발자에 의해 구상될 수 있다. 이후 도매 시장 및 소매 시장 내 거래가 모두 이루어지면 이를 바탕으로 배전 회사에서 전력 분배가 이루어지고, 브로커는 배전 회사에 불균형된 전기량에 상응하는 송전비를 지급한다. 마지막으로 네 번째 단계에서 결산 작업이 완료되면 이로써 한 timeslot이 종료된다.

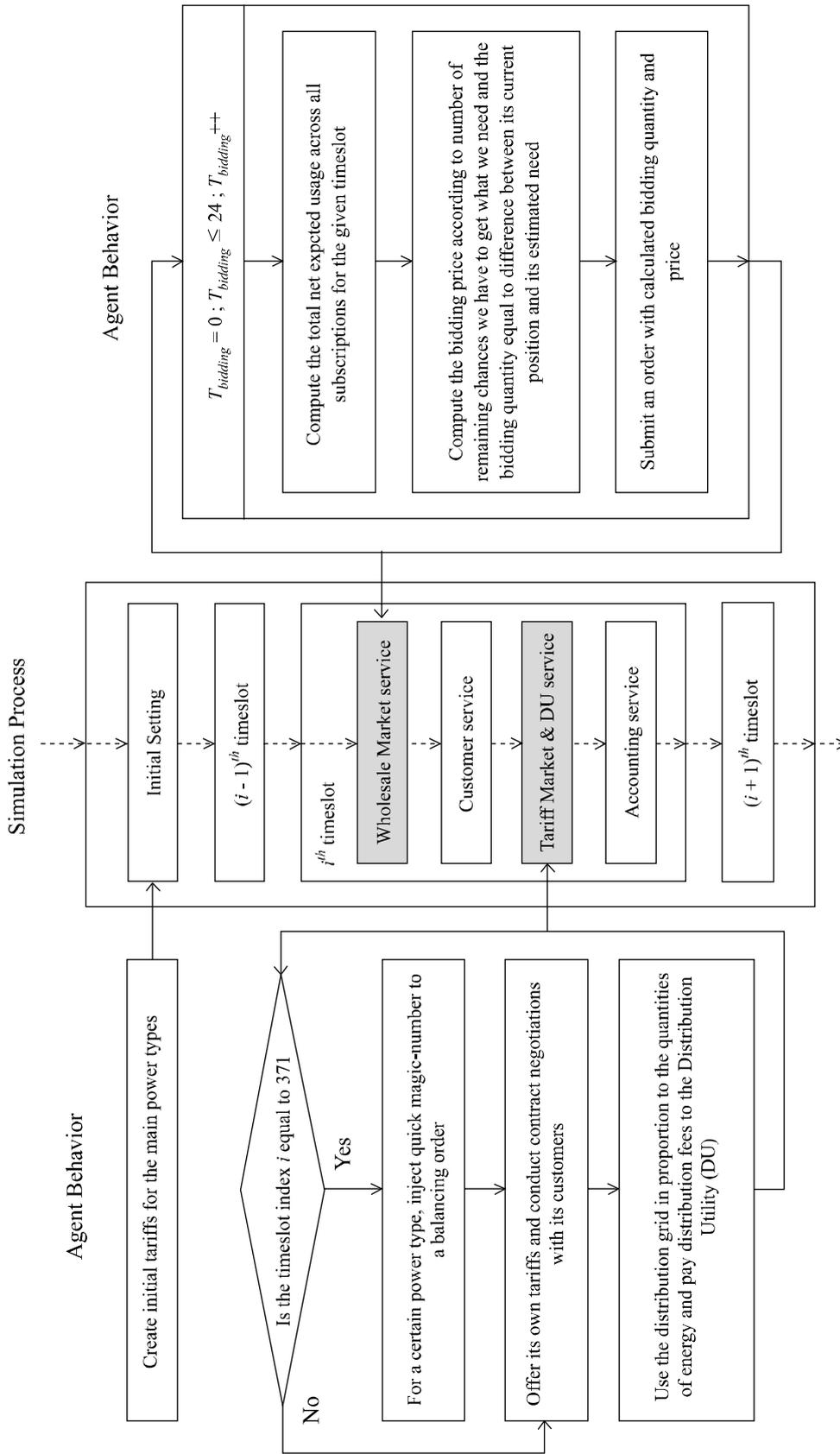


Figure 7. The simulation flow chart of Sample broker in Power TAC (Shaded functions require a participant's own business logics implemented in his Power TAC agent)