

# UCC의 동적 가격 결정 : 모델링과 시뮬레이션 이용

## Dynamic Pricing for User Created Contents : Computer Modeling and Simulation

정두식\*, 조현\*\*, 김성희\*\*  
카카오(주)\*, 한국과학기술원 경영대학\*

Doo-Shik Chung(Coldtoto@gmail.com)\*, Hyeon Jo(sineoriz@nate.com)\*\*,  
Soung-Hie Kim(seekim@business.kaist.ac.kr)\*\*

### 요약

UCC(UCC: User Created Contents)가 온라인상으로 활발히 거래되고 있다. 현재 UCC의 가격은 판매자가 한번 결정을 하면 이후로는 변함이 없는 고정 정책으로 결정된다. 하지만 시장의 수요와 공급은 매시 변화하고, 이러한 변화에 따라 동적으로 가격을 결정하는 연구들이 진행되어 왔다. 본 연구에서는 UCC를 검색하는 사용자들을 분석하여 UCC의 동적인 가격 결정 모형을 제안하였다. 트렌드 변화 반영 결정 모형과 상대적 가격 모형을 고안하였고, 시스템 변수와 시장 변수를 통제하여 다양한 환경에서의 실험을 수행하였다. 또한 컴퓨터 모델링 및 시뮬레이션을 통해 성능을 입증하였다. 본 연구의 결과는 UCC 시장에서의 매출 및 수익 향상에 중요한 지침을 제공할 것이다.

■ 중심어 : | 사용자 제작 콘텐츠 | 동적 가격 | 시뮬레이션 |

### Abstract

The User Created Contents (UCC) are traded actively on the on-line market. The current pricing policy on the UCC market is the fixed pricing, which is set by the seller once and price never changes again. However market demand and supply are changing hourly, so the studies about dynamic pricing to determine more properly have been carried out. This paper suggests dynamic pricing models for UCC by analyzing the customer's searching pattern. We propose 2 pricing models (trend change-based pricing model and relative pricing model), and experiment various status by controlling system and market variables. We demonstrated our model by computational modeling and simulation. The result of this research can be useful guidelines to increase the revenue and profit of the UCC Market.

■ keyword : | UCC | Dynamic Pricing | Simulation |

## 1. 서론

UCC가 활발하게 인터넷에 공유되면서 UCC를 판매하고 구매하기 위한 UCC 시장이 등장하였다. UCC 시장의 대표적인 예로는 대학생들의 보고서 및 과제물 콘

텐츠를 공유하는 유형부터 음원이나 동영상 자료를 공유하는 사이트까지 다양하게 발전되어왔다. 동영상 UCC의 대표적인 사이트인 유튜브에서는 하루 방문자 수가 900만 명에 달하고 동시에 1억 7,600만 페이지뷰를 기록하면서 일반적인 TV 방송사의 하루 시청자 수

와 견줄 정도가 된 바 있다[1]. 특히 2007년 조사 기준으로, 상반기에는 응답자의 84%가, 하반기에는 응답자의 80%가 UCC를 이용해 본 적이 있는 것으로 나타났다 [2][3]. 이렇듯 UCC 이용은 빠르게 확산되고 있다. UCC 시장은 문서, 사진, 음원, 동영상 등 각기 다른 형태로 특화 되어 있기는 하지만 사용자가 직접 만든 콘텐츠를 판매할 수 있는 시장을 제공해 준다는 점에서는 공통점을 지닌다. 이러한 UCC 시장에서 콘텐츠에 대한 수요는 시장의 상황에 따라 계속해서 변화한다. 또한 시장에는 새로운 자료가 지속적으로 등록되며, 기존 콘텐츠와 유사한 내용을 가진 경쟁 자료의 등록으로 인해 기존 자료의 가치가 위협을 받기도 한다. 하지만 콘텐츠 제작자는 초기에 콘텐츠를 시장에 올릴 때 가격을 한 번 정할 뿐 그 후로는 계속해서 시장의 수요 변화와 경쟁 자료의 등록을 모니터링 할 수 없다. 따라서 현재의 UCC 시장에서는 시장의 수요 변화에 상관없이 콘텐츠 제작자가 초기에 결정한 가격에 의해서만 거래가 이루어지고 있다. 이는 시장의 수요와 공급의 변화를 고려하지 않은 가격이기 때문에 판매자 입장에서는 최적의 가격이 아니다. 수요와 공급의 변화에 반응하여 가격을 결정하기 위한 방법으로 동적 가격 결정(Dynamic Pricing)에 관한 연구가 있다[4-7]. 동적 가격 결정은 정보기술의 발전으로 정보 획득 비용이 감소하면서 다양한 분야에서 활용되고 있다. UCC 시장은 한계 생산 비용이 적고, 상품의 수가 매우 많다는 특성을 가지고 있기 때문에 동적 가격 결정을 적용하기에 적절하다. 따라서 본 연구에서는 UCC 시장에 동적 가격 결정을 적용 시켜 보고, 이를 컴퓨터 모델링과 시뮬레이션을 통해 검증하고자 한다.

본 연구의 목적은 사용자 제작 콘텐츠 시장의 수요와 공급의 변화를 감지하여 콘텐츠의 적절한 가격을 제시하는 것이다. 이를 위해서는 다음과 같은 두 가지 문제를 풀어야 한다.

- UCC 시장의 수요와 공급 경쟁의 변화를 효과적-효율적으로 파악하는 방법은 무엇인가?
- UCC 시장의 수요변화와 공급경쟁 상황을 효과적-효과적으로 파악할 수 있다면 어떤 방법으로 가격을 결정 할 것인가?

이와 같은 문제를 해결하기 위해 사용자 제작 콘텐츠 시장의 수요 변화를 포착하여 적절한 가격을 결정하는 방법, 즉 수요적 변화 측면을 해결하는 모형을 제시한다. 또한 사용자 제작 콘텐츠 시장에서 경쟁 콘텐츠의 변화를 감지하여 적절한 가격을 결정하는 방법, 즉 공급의 변화에 따라 가격을 제시하는 모형을 제시한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 기존 연구에 대한 이론 고찰을 2장에서 제시한다. 3장에서는 제안하고자 하는 두 가지 모형(상대적 가격 결정 모형, 트렌드 변화 가격 결정 모형)을 설명하고, 4장에서는 모형의 유효성을 확인하기 위한 시뮬레이션 결과를 기술한다. 마지막으로 5장에서는 연구의 결론과 향후 연구 과제에 대한 논의가 전개된다.

## II. 선행 연구

### 2.1 동적 가격 결정(Dynamic Pricing)

동적가격결정은 시간에 따라 변화하는 시장의 수요와 공급에 맞추어 최적의 가격을 결정하고 이를 유연하게 적용하는 것이다. 동적가격결정은 연구가 진행되면서 여러 개념들을 흡수해 왔다. 동적가격결정은 처음에 가격 차별(Price Discrimination)이라는 경제학 이론에서 출발하였다. 동적가격결정의 가격 차별적 속성에 관한 연구는 가격 차별 정책이 효과적이지 못하다는 1990년대의 연구결과에서 처음 찾아 볼 수 있다[8]. 하지만 고객 개인을 구분할 수 있는 기술이 등장하면서 시장 전체의 수요뿐 아니라 개인의 수요를 파악할 수 있게 되었고, 가격 차별이 효과를 볼 수 있다는 연구 결과들이 발표되었다[9].

동적가격결정이 포함하는 또 다른 개념은 양보가격(Yield Pricing)이다. 이는 이후에 가격 분산(Price Dispersion)이라는 용어로도 사용 된다. Gallego 등[8]은 양보가격을 (1)수요의 변화를 만회하기 위하여 가격을 조절하고, (2) 수요 함수의 이동에 반응하기 위하여 일정 범위 내의 최적 가격들을 조합하는 것이라고 정의하고 있다. 연구가 누적되면서 동적가격결정에 관한 정의는 이러한 개념들을 합한 것으로 발전해 왔다. Narahari 등[10]은 동적가격결정을 소비자의 수요에 맞

추어서 동적으로 상품이나 서비스의 가격을 바꾸는 것으로 정의하였다. 또한 동적가격결정을 가격 분산(Price Dispersion)과 가격 차별(Price Discrimination)을 포함하는 개념으로 해석하였다. 제조업에서는 수요 변화뿐만 아니라 생산 과정과 재고 관리와 관련된 개념으로 동적가격결정을 바라본다. 델 컴퓨터와 같은 기업들은 재고 상황과 가격 경쟁 상황에 따라 가격을 다르게 결정함으로써 수요의 변화뿐만 아니라 공급 및 경쟁 상황까지 고려한 가격을 결정하고 있다[11]. 경매도 동적가격결정의 범주에 포함된다. 경매야말로 수요와 공급에 따라 가격을 결정하는 가장 전통적이고 효과적인 방법이고 점차 거래 비용이 감소하면서 경매를 통한 거래가 많아졌다. 구매자가 가격을 제시하는 경매와 판매자가 가격을 제시하는 역경매 역시 동적가격결정이라고 볼 수 있다[12]. 경매의 여러 유형 중에서도 동적 가격 결정 방법을 활용하여 다중 경매 시장을 분석한 연구들이 있었다. 다중 경매 시장에서는 유전자 알고리즘이 수렴함을 입증한 연구[13]가 있었으며, 유전자 알고리즘 기법과 비선형 효용함수를 적용하여 다중경매 시장을 모형화 한 연구[14]도 있었다. 추가적으로 OR 방법론을 사용하여 다양한 다중경매 시장 문제의 해법을 제안한 연구가 있었다[15].

앞선 연구들이 정리한 바와 같이 UCC 시장도 수요와 공급으로 구성되며, 시간에 따라 가격의 역학구조가 변화할 것이라고 판단하여 본 연구에서도 이에 적합한 동적 가격 결정 모형을 제시하였다.

## 2.2 온라인 콘텐츠 가격 결정

기존의 디지털 콘텐츠 시장은 음성적인 거래를 통해 수익을 창출하지 못 해 왔으나 DRM과 같은 기술의 도입과 다양한 디바이스의 도입으로 인해 콘텐츠의 구매가 증가하며 시장이 성숙하고 있다. 그 중에서도 특히 UCC는 사용자들이 직접 생산한 고유한 내용을 담고 있기 때문에 많은 사람들에게 의해 공유되는 엔터테인먼트 콘텐츠(영화, 음악 등)와는 달리 일반적인 공유가 어렵다. 따라서 고객이 필요한 UCC를 공유하고 판매하기 위한 온라인 UCC 시장이 등장하였다. 콘텐츠는 초기 제작 비용 만이 들어갈 뿐 추가적인 판매를 위한 한계

생산비용이 거의 없다. 따라서 가격 결정의 폭이 넓다.

2000년대에 들어서야 본격적인 온라인 콘텐츠 거래가 시작되었기 때문에 콘텐츠 가격 결정에 관한 연구는 많지 않은 실정이다. 기존의 콘텐츠 가격 결정에 관한 연구는 대부분 네트워크 자원 제약을 효과적으로 해결하고자 하는 동기에서 시작하였다. 2000년대 인터넷 붐이 일면서 콘텐츠를 온라인으로 제공하려는 시도가 많아졌다. 하지만 대부분의 경우 네트워크 자원에 제약(속도, 용량)이 있었으며, 따라서 네트워크 자원 제약을 초과하지 않는 범위 내에서 서비스를 제공하기 위해서 어떻게 가격을 결정할 것인지에 대한 문제에 집중하였다. Jagannathan & Almeroth[16]는 음악 콘텐츠 제공업체가 어느 정도 품질의 서비스(Level of Service)를 제공하는지에 따라 가격에 차등을 주는 가격 결정 방식을 제안하였다. Stiller 등[17]은 네트워크 자원 제약 하에서 동적 가격 결정의 가능성을 제시하였고 콘텐츠 제공업체와 네트워크 자원 제공업체가 서비스를 합쳐서 제공하는 방법(Bundle)을 제안하였다. 하지만 이와 같은 연구는 음악, 영상 등의 멀티미디어 콘텐츠가 기존의 텍스트 기반 서비스에 비해 많은 네트워크 자원을 소모하는 문제에 관한 연구로써, 최근의 콘텐츠 시장 상황에는 큰 의미가 없다. 왜냐하면 광대역 네트워크의 보급으로 인해 네트워크 제약은 크게 완화 되었기 때문이다. 현재 콘텐츠 시장에서 가격 결정의 역할은 보다 높은 매출을 얻고, 더 많은 고객을 확보할 수 있게 하는 적정 가격을 제시하는 것에 있다.

네트워크 제약 조건이 아니라 매출의 측면에서 콘텐츠 가격 결정을 바라본 연구로는 Jagannathan et al.[19]이 있다. 이들의 연구는 다운로드가 가능한 콘텐츠(영화)등을 판매하는 온라인 상점에서의 동적 가격 결정 방법을 제시한다. 이들이 제시하는 방법은 콘텐츠에 관한 선호도가 주어져 있을 때, 고객의 구매 요구를 분석하여 선호도를 파악하고 이에 따라 가격을 결정하는 방법을 제시한다. 이는 이미 고객의 선호도가 결정되어 있는 상황에서 이를 발견하기 위한 방법에 관한 연구로써 선호도가 지속적으로 바뀌는 상황에 대한 고려가 모형에 포함되지 않았다. 또한 지금까지의 콘텐츠 가격 결정 연구는 콘텐츠를 엔터테인먼트 콘텐츠로 가정하였다. 즉 멀티미디어 콘텐츠를 가정하였기 때문에 본

연구에서 풀고자 하는 UCC 시장에 기존의 연구 모형을 그대로 적용시킬 수 없다.

### III. 연구 모형

#### 3.1 사전 설정 및 가정

본 절에서는 연구 모형에 필요한 사전 설정 및 가정에 대한 내용을 정리한다. 우선 콘텐츠 수효 파악을 위해 역인덱스(Inverted Indexing)기법을 적용하고자 한다. 역인덱스는 자료의 빠른 검색을 위해서 단어에 기반한 인덱스를 미리 만들어 놓는 방법이다. 역인덱스는 역파일(Inverted file)로 구현되는데 이는 핵심어와 사용횟수(Occurrence)로 구성된다. 역인덱스 검색엔진은 자료를 읽어 들여서 가장 사용횟수가 많은 단어들 추출하는데, 이 단어들 이 해당 자료를 대표하는 인덱스가 된다. 또한 자료에서 나타나는 각 단어의 사용횟수를 기록해 놓는다. 이렇게 하나의 자료에 대해서 사용횟수가 많은 핵심어와 사용횟수를 분석하여 미리 저장해 놓은 역파일을 만든다[13]. 이와 같이 모든 자료에 대해서 역파일을 미리 만들어 놓고 나면 검색을 할 때는 모든 자료의 내용을 검색하는 것이 아니라 역파일들만을 검색하여 검색을 빠르게 수행할 수 있다.

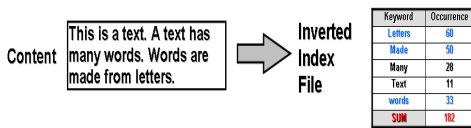


그림 1. 역인덱스 파일

예를 들어 [그림 1]과 같이 인덱싱 되어 있는 자료는 Letter, Made, Words라는 검색어가 들어올 경우 Letter, Made, Words라는 핵심어가 미리 인덱싱 되어 있는 역파일을 찾아서 사용자에게 제시해 준다. 이때 자료와 사용자입력 검색어간의 유사도(Similarity Measure)는 다음과 같이 계산이 가능하다. 역파일을 보면 전체 핵심어 사용횟수가 182회이고 사용자 검색어에 해당하는 'Letters', 'Made', 'Words'의 사용횟수의 합이 143회이므로 자료와 사용자입력 검색어 사이의

유사도는 76%(=143/182)이다. 역인덱스 기법을 사용하는 검색엔진이 구현되어 있다고 가정하면 콘텐츠의 내용에 대한 모형을 구성할 수 있다. 각 콘텐츠가 N개의 핵심어를 가진다고 하면 각 핵심어 별로 0~1사이의 가중치 MR(Match Rate)을 준다. 이때 모든 핵심어의 MR의 합은 1이 되어야 한다. 인터넷상의 정보가 광대해지면서 사용자들은 그들이 관심 있는 대상에 대해서 검색을 하기 때문에, 검색엔진의 검색량 변화는 거래자들의 관심사를 측정할 수 있는 중요한 지표가 되었다 [20]. 또한 이러한 인터넷 상의 검색횟수 증가는 주식 거래량에 유의한 영향을 미치며, 궁극적으로 유동성의 변화를 유발한다[21]. 디지털 재화인 콘텐츠 시장에서도 역시 거래자들이 특정 콘텐츠에 관심을 갖는다면 온라인상으로 검색을 수행할 것이고, 이는 결과적으로 거래량의 변화를 수반할 것이다. 콘텐츠 i와 사용자 검색질의(Query) Q사이의 유사도 CMR(Content Match Rate)을 다음과 같이 정의한다.

$$CMR(Q, i) = \sum_{for\_all\_K_j \in Q} MR(i, K_j) \tag{1}$$

$MR_{ij}$ 는 콘텐츠 i에 대한 핵심어  $K_{ij}$ 와의 일치도를 의미하고,  $K_j$ 는 검색질의 Q의 j번째 검색어를 의미한다.

역인덱스 기법을 사용하는 검색엔진이 구현되어 있다고 가정하면 콘텐츠의 모형을 구성하는 것이 가능하다. 콘텐츠는 내용과 가격으로 구성된다. 콘텐츠는 N개의 핵심어를 가지고 있고 각 핵심어마다 콘텐츠를 얼마나 대표하는지를 나타내는 수치인 MR을 가지고 있다. 또한 콘텐츠는 1~MAX까지의 가격을 가진다고 가정한다. 콘텐츠의 최대 가격에 제한을 두는 이유는 최대 가격이 정해져 있어야만 향후 제시하는 가격 결정 방법을 효과적으로 사용할 수 있기 때문이며 또한 현실에서도 콘텐츠의 가격에는 제한이 있을 것이므로 이와 같이 가정하였다.

고객은 구매하고자 하는 콘텐츠를 염두에 두고 UCC 시장에서 검색을 한 후에 제시되는 리스트를 보고 구매를 할 것인지에 대한 결정을 하게 된다. 이 결정을 내릴 때 고객이 고려하는 요소는 내용의 적합성과 가격이다. UCC 시장의 경우 고객이 원하는 내용에 해당하는 콘텐츠

츠가 없을 수도 있기 때문에 이 경우 고객은 구매를 하지 않는다. 고객이 원하는 내용과의 일치도(Similarity Measure)는 앞에서 정의한 CMR(Content Match Rate)을 사용하도록 한다. 고객은 가격과 일치도를 모두 고려하기 때문에 고객의 상품 선호도는 최종 구매결정은 가격과 일치도를 모두 고려한 수치에 의해 결정되어야 한다. 여기서 고객의 상품  $i$ 에 대한 선호도는 가격과 일치도의 선형 결합이라고 가정한다.

$$\text{선호도}(i) = \text{Price}(i) + \alpha \cdot \text{CMR}(Q, i) \quad (2)$$

고객 선호도에 의해 고객이 가장 원하는 상품을 결정하고 나면 고객은 구매 여부를 최종 결정한다. 이는 수요확률곡선을 따른다. 고객이 원하는 상품을 정했다면 그 가격에 따른 수요를 살펴보자. 고객은 최대 지불의사  $C$ 를 가지고 있으며 가격이 최대지불가능 비용  $C$ 를 넘어가는 콘텐츠에 대해서는 구매확률이 0이 된다. 개인의 수요곡선은 구매 확률로 표현하는데 그 식은 다음과 같다.

$$P(\text{Buy}|\text{Price}) = 1 - \left( \frac{\text{Price}}{C} \right)^e \quad (\text{Price} < C) \quad (3)$$

주어진 가격(Price)에 대해 고객이 해당 콘텐츠를 구매할 확률은 가격이 비쌀수록 줄어들며 가격이 0이면 구매 확률은 1에 가까워진다.  $e$ 는 고객이 가격에 얼마나 민감한지를 나타내는 수치인데  $e$ 가 클수록 고객은 가격에 덜 민감해 지고,  $e$ 가 작을수록 고객은 가격에 민감해 진다. 이때  $e$ 는 0보다 크고 1보다 작은 수를 가져야 한다.  $e$ 가 1보다 커지면 수요곡선이 Concave한 형태가 되기 때문에 일반적인 수요함수의 가정에서 벗어나게 된다. 개인의 수요확률함수가 위와 같이 주어졌을 때 전체 시장의 수요 함수는 양 변에 전체 고객의 수를 곱하면 구할 수 있다. 전체 고객의 수가  $M$ 이라고 한다면 수요  $D = M \times P(\text{Buy}|\text{Price})$ 이다. 구매결정 과정을 정리하면 고객은 가격과 내용을 고려하여 구매 후보 상품을 정한 뒤에 각 상품을 구매할 지의 여부는 고객의 수요확률함수에 의해 최종 결정한다.

본 연구는 고객이 가격과 내용에 의해서만이 아니라

고객이 트렌드에 의해서 상품을 선택하는 상황을 감안하고자 한다. 일정 기간 내에 검색횟수가 급격히 증가한 재화의 경우는 고객의 구매의사, 즉 수요의 변화를 야기하고 결과적으로 거래량에 유의한 영향을 미친다 [22]. 이는 수요곡선이 상향조정 되었다는 의미이며 또한 수요확률함수가 상향조정 되었다는 것을 의미한다. 따라서 이와 같은 상황을 모델링하기 위해서는 트렌드를 따르는 상품의 경우 고객의 구매의사가 높아져야 한다. 여기서는 고객의 구매 의사가 높아진 것은 상품의 최대 지불의사가 높아진다고 가정한다. 즉 고객은 최근에 유행하거나 화제가 되는 내용의 콘텐츠에는 더 높은 효용을 느끼며 따라서 최대지불의사 비용  $C$ 가 높아진다고 가정하는 것이다. 이를 모델링하기 위해서는 콘텐츠의 트렌드 일치도(TMR-Trend Match Rate)에 대한 정의가 필요하다.

$$TMR(i) = \sum_{\text{For\_Every\_Trend\_word\_}K_j} MR(i, K_j) \quad (4)$$

TMR은 모든 인기검색어(TrendWord)  $j$ 에 대하여 콘텐츠  $i$ 와의 MR의 합이다. 즉 콘텐츠에 인기 검색어가 많을수록 고객은 해당 콘텐츠의 가치를 높게 평가하는 것이다. 이제 콘텐츠  $i$ 에 대한 고객의 최대지불의사  $C' = C + \delta \cdot TMR(i)$ 이다.  $C$ 는 검색어에 대한 고려를 하지 않는 경우의 최대지불의사,  $\delta$ 는 고객이 트렌드에 얼마나 가중치를 두는지에 대한 상수이다.

$$P(\text{Buy}_i|\text{Price}_i) = 1 - \left( \frac{\text{Price}_i}{C + \lambda \cdot TMR(i)} \right)^e \quad (\text{Price}_i < C_i, 0 < \lambda) \quad (5)$$

해당 콘텐츠가 얼마나 최근의 트렌드와 일치하는지에 따라 고객의 최대 지불의사가 달라지므로 콘텐츠  $i$ 에 대한 고객의 구매확률 함수는 수식 (5)와 같다. 수식에서  $\lambda$ 는 고객이 인기 검색어에 대한 가치를 얼마나 두는지를 나타낸다.  $\lambda$ 의 값이 커질수록 고객은 유행하는 검색어에 대한 지불 의사가 높은 것이고,  $\lambda$ 값이 0에 가까울수록 고객은 트렌드를 따르는 콘텐츠에 대해 추가 지불의사가 없는 것이다.

### 3.2 트렌드 변화 가격 결정 모형

동적가격결정은 한계생산비용이 작고, 컴퓨터에 기반을 둔 거래를 하며, 고객이 다른 지불 의사를 가진 경우에 효과적이다. 온라인 UCC 시장은 이와 같은 성질을 모두 가지고 있기 때문에 동적가격결정을 효과적으로 적용할 수 있다. 단 가격 차별 정책은 고객과의 신뢰 관계에 부정적인 영향을 미칠 수 있으므로 가격 분산(Price Dispersion)정책만을 사용하고자 한다.

우선 가격 분산 정책을 적용하기 위해서는 고객의 지불의사 변화를 감지할 수 있어야 한다. 고객의 지불 의사의 합은 곧 수요이므로 이는 수요의 변화를 감지하는 것을 의미한다. 고객의 수요 증가는 검색 횟수의 증가로 파악할 수 있다. UCC의 경우 자신이 구매하고자 하는 내용을 담은 UCC를 검색해 보고, 이 중 원하는 것을 선택하는 과정으로 구매가 이루어진다. 따라서 특정 단어에 대한 검색이 증가한다면 이는 그 단어와 관련된 내용을 담고 있는 콘텐츠에 대한 수요가 늘어난 것이라고 볼 수 있다.

검색의 증감을 통해 수요의 추세를 파악하는 것이 가능하다면 가격을 얼마나, 그리고 어떻게 조절할 지를 결정해야 한다. 가격의 증가는 검색에 비례해서 증가시킨다. 우선 검색어의 증감을 파악하기 위한 시간 간격을 두어야 한다. 시간 간격을 두지 않으면 검색의 증가와 감소를 관찰하는 것이 불가능하다. 왜냐하면 한 번의 검색으로는 그 검색어에 대한 수요가 증가하였는지 감소하였는지를 파악하기가 쉽지 않기 때문이다. 따라서 일정기간( $T$ )동안 검색횟수를 누적 기록하고 그 수가 얼마나 증가하는 지에 따라 가격에 차등을 준다. 일정 시간 간격마다 검색이 증가한 키워드  $i$ 에 대하여 콘텐츠 DB에 검색을 수행한다. 이 때 검색된 콘텐츠  $j$ 와 검색어  $i$ 간의 유사도(앞에서 정의한 MR-Match Rate을 사용)가 최소유사도(Threshold) 이상이라면 이전 기의 가격( $Price(t-1)$ )에 검색수와 MR 그리고 보정상수  $\Delta$ 를 곱한 값을 더한다. 최소유사도 이하의 상품에도 이와 같은 식을 적용한다면 해당 핵심어를 포함하는 모든 콘텐츠의 가격이 업데이트 되어야 한다는 것을 뜻하기 때문에 서버에 과부하를 초래할 수 있다.

검색이 감소하면 가격이 하락하는 방법의 경우 앞에

서 언급한 일정 기간( $T$ )동안 검색의 발생 횟수가 가격 상승을 처음 시작했을 때의 검색 횟수보다 낮다면 가격을 떨어뜨린다. 이와 같이 하면 해당 검색어에 대한 트렌드 수요가 사라졌을 때 가격을 이전과 같은 수준으로 되돌림으로써 초과 가격에 의한 수익 감소를 막을 수 있다.

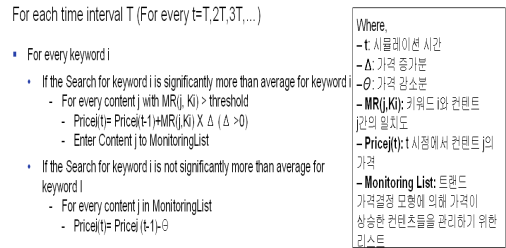


그림 2. 트렌드 변화 가격 결정 모형 알고리즘

### 3.3 상대적 가격 결정 모형

현재의 UCC 시장은 콘텐츠 생산자가 가격을 정하기 때문에 유사한 내용의 콘텐츠라고 하더라도 가격에 편차가 있을 수 있다. 하지만 구매 고객은 같은 내용의 콘텐츠라면 가격이 낮은 콘텐츠를 구매할 것이기 때문에 초기에 콘텐츠 제작자가 가격을 잘못 결정한 경우는 판매가 거의 이루어 지지 못할 수도 있다. 반대로 초기에 콘텐츠 생산자가 가격을 너무 낮게 결정한 경우는 추가로 실현할 수 있는 수익을 얻지 못하는 결과를 초래한다. 그리고 이는 한 콘텐츠에만 적용되는 것이 아니라 유사한 내용을 가진 다른 콘텐츠들에게도 영향을 미친다. 왜냐하면 고객은 구매를 위해 자신이 원하는 내용의 핵심어를 검색하고 이 핵심어를 포함하는 콘텐츠의 리스트를 보게 되는데, 가격이 너무 낮게 결정된 콘텐츠와 함께 리스트에 오른 콘텐츠들은 가격이 낮게 결정된 콘텐츠에 수요를 빼앗길 것이기 때문이다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 콘텐츠 제작자가 계속해서 자신이 만든 콘텐츠와 유사한 경쟁 콘텐츠의 가격을 관찰하고, 판매량을 분석해서 가격을 정해야 하지만 실제로 이와 같은 노력을 들이기에 시간과 비용이 너무 많이 든다. 하지만 경쟁 상품의 가격과 판매량에 따른 가격 변동을 UCC 시장이 대신 해 줄 수 있다. 왜냐하면

모든 거래가 온라인에서 일어나며, 컴퓨터에 의해 중개되기 때문에 고객 검색 및 거래 데이터의 축적이 쉽기 때문이다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 상대가격 모형을 제시한다.

상대 가격 모형은 콘텐츠 생성자가 계속해서 경쟁가격을 관찰하고 이에 맞게 자신의 콘텐츠 가격을 조정하는 작업을 시스템이 대신 해 주는 방법이다. 이를 위해서는 두 가지 개념이 필요한데, ‘콘텐츠 간의 유사도’와 이를 이용한 ‘유사 콘텐츠들의 평균 가격’이다. 앞에서 정의했듯이 핵심어와 콘텐츠의 유사도는 핵심어 간의 CMR로 파악할 수 있다. 콘텐츠  $i$ 의 유사 콘텐츠를 찾기 위해 콘텐츠  $i$ 의 핵심어  $K$ 로 콘텐츠 DB에 검색을 한다. 여기서 얻어진 유사 콘텐츠 리스트 중 CMR 값이 최소유사도(Threshold) 이상인 것들이 평균 가격 산출의 대상이 된다. 앞의 트렌드 모형에서도 언급했듯이 의미 없는 계산을 줄여 서버의 부하를 줄이기 위해서 최소유사도 제한을 둔다.

유사 콘텐츠 리스트를 가지고 있다면 유사 콘텐츠 평균 가격 산출을 산출하기 위한 가장 단순한 방법은 리스트의 콘텐츠들의 가격의 평균일 것이다. 하지만 고객은 자신이 원하는 핵심어와 유사도가 1인 콘텐츠와 유사도가 0.1인 콘텐츠의 가격에 대한 체감 가격은 다르다. 유사도가 1인 콘텐츠의 가격과 유사도가 0.1인 콘텐츠의 가격이 같다면 당연히 유사도가 1인 콘텐츠를 선택할 것이다. 따라서 고객의 상품 구매 과정을 고려한다면 콘텐츠  $i$ 에 대한 유사 콘텐츠의 가격(Market Average Price) MAP( $i$ )를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$MAP(i) = \frac{\sum_{for\ all\ j} CMR(Keyword_i, j) \times Price_j}{\sum_{for\ all\ j} CMR(Keyword_i, j)} \quad (6)$$

이는 CMR에 의한 가중 평균으로써 콘텐츠  $i$ 와의 유사도가 클수록 평균값에 큰 영향을 미친다. MAP( $i$ )보다 콘텐츠  $i$ 의 가격이 높다면 콘텐츠  $i$ 의 가격이 비싸다는 것을 의미한다. 예를 들어 유사한 내용과 품질을 가진 콘텐츠 집합 C가 있다. C내에서 C1은 가격이 1이고 나머지 콘텐츠 C2, C3, ...는 가격이 5라면 콘텐츠 1은

높은 매출을 올리고 있을 것이고, 나머지 콘텐츠들은 매출을 전혀 얻지 못할 것이다. 이와 같은 상황이라면 C1입장에서는 이미 높은 매출을 올리고 있는 상황이기 때문에 가격을 바꿀 필요성을 느끼지 못한다. 하지만 C2, C3, ...는 가격 때문에 매출을 C1에게 모두 빼앗기고 있는 상황이기 때문에 가격을 낮출 것이다. C2, C3, ...가 가격을 계속 낮추어서 C1수준까지 도달한다면 집합 C내의 모든 콘텐츠들이 C1이 독차지 하던 매출을 나누어 가지게 된다. 즉 애초에 낮은 가격을 제시하였던 C1으로 인해 집합 C내의 모든 콘텐츠들의 가격이 C1까지 가격이 떨어지도록 강요받는다.

For each time interval T (For every t=T,2T,3T,...)

- For None purchased content i
  - Search the DB with Query of KEYWORDi
- For searched content j
  - MAP(i): MarketAveragePrice

$$MAP(i) = \frac{\sum_{for\ all\ j} CMRKEYWORD_i(j) \times Price_j}{\sum_{for\ all\ j} CMRKEYWORD_i(j)}$$

- Price(t)=Price(t) + a X {MAP(i)-Price(t)}, where 0<a<1

Where,

- t: 시물레이션 시간
- CMR(Kij): 키워드 K와 콘텐츠 j간의 일치도
- Price(t): t시점에서 콘텐츠 j의 가격
- a: 가격 변동 속도 상수(0-1)

그림 3. 상대적 가격 결정 알고리즘

결과적으로 집합 C내의 모든 콘텐츠 가격이 C1까지 떨어지는 상황은 C1에게도 좋지 않다. 이러한 상황을 방지하기 위해서는 초기에 가격 때문에 매출이 발생하지 않는 C2, C3, ...뿐 아니라 낮은 가격으로 높은 매출을 유지하던 C1도 함께 MAP(C)(집합C의 Market Average Price)쪽으로 이동한다면 모두가 낮은 가격으로 떨어지야만 하는 상황을 방지할 수 있다. 따라서 가격이 높거나 낮은 등의 문제가 있는 상품만 MAP로 이동하는 것이 아니라, 모든 상품이 함께 MAP로 이동함으로써 전체가 더 높은 매출을 얻을 수 있다.

[그림 3]에서 상대적 가격 결정 알고리즘을 보여준다. 일정 시간 간격(T)마다 구매가 발생하지 않은 콘텐츠  $i$ 에 대하여 콘텐츠  $i$ 의 MAP를 구하고, 콘텐츠  $i$ 의 유사 콘텐츠 모두를 MAP쪽으로 옮긴다. 여기서 유의할 점은 콘텐츠  $i$ 와 콘텐츠  $j$ 가 모두 MAP로 옮기지만 MAP( $i$ )와 MAP( $j$ )는 서로 다르다는 것이다. 즉 유사 콘텐츠에 속 하더라도 콘텐츠의 내용이 모두 다르기 때문에 각각의

콘텐츠마다 MAP는 다른 값을 가지며, 모든 콘텐츠가 하나의 값으로 수렴하는 현상은 발생하지 않는다.

#### IV. 실험 및 결과

앞에서 제시한 두 가지 모형에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션 실험을 통해 다양한 분석을 수행하였다. 시뮬레이션 실험을 위해 정해야 할 시스템 변수는 '검색의 증가에 대한 가격 증가량'이다. 이외 시장 변수로는 1)수요 함수의 탄력성, 2)트렌드에 의한 추가 지불 의사가 있다. 특수한 시장 상황에서만 제한한 동적가격결정 모형이 효과가 있을 수 있기 때문에 모든 시장 상황에서 시뮬레이션을 실시하였다. 그리고 시스템 변수인 가격 증가량도 0에서부터 일정간격으로 증가시켜 가면서 다양한 상황에서 시뮬레이션을 해 보았다. 고객은 매 시간 한 명씩 온다고 가정하였으며 총 2,000시간의 시뮬레이션을 수행하였다.

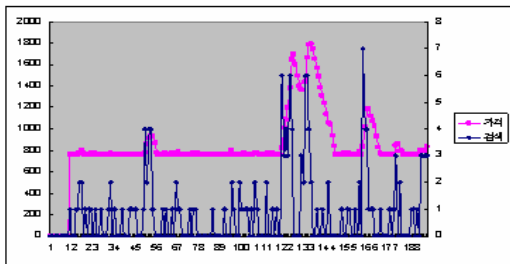


그림 4. 트렌드 변화 가격 결정 모형만 적용

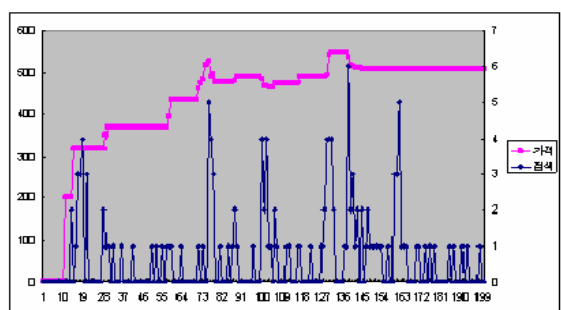
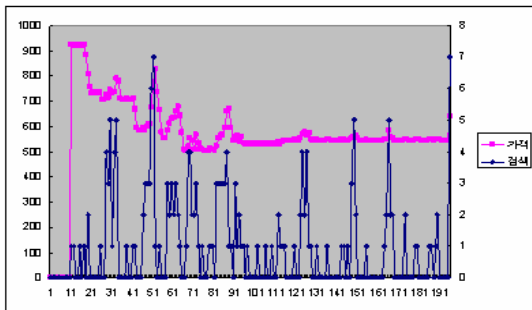


그림 6. 두 모형을 모두 적용

[그림 4]는 트렌드 변화 가격 결정 모형만 적용한 경우의 가격 변화이고, [그림 5]는 상대적 가격 결정 모형만 적용한 경우의 가격 변화이다. 트렌드 변화 가격 결정 모형만 적용한 경우의 가격 변화를 보면 검색이 증가할 경우 가격이 함께 상승하고 검색이 줄어들면, 가격도 함께 떨어지는 것을 볼 수 있다. 상대 모형만 적용한 경우, 새로운 콘텐츠가 생성될 때만 가격이 변하고 그 외에는 일정한 가격을 유지한다.

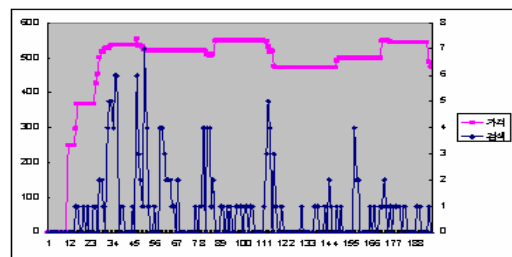


그림 5. 상대적 가격 결정 모형만 적용

[그림 6]을 보면 상대 모형과 트렌드 변화 가격 결정 모형을 함께 사용하여 동적가격결정을 적용한 경우를 알 수 있다. 왼쪽은 콘텐츠의 시작 가격이 MA P(Market Average Price)보다 높은 경우이다. 이 경우 콘텐츠의 가격은 전반적으로 하락하는 추세를 가진다. 하지만 하락하는 중에도 트렌드가 발생할 경우 일시적으로 가격이 상승하며 트렌드가 소멸될 경우 다시 하락세를 반복해서 일정 가격에 도달한다. 처음 시작 가격이 낮을 경우는 이와 반대다. 전체적으로는 가격이 상승하는 경향을 보이며, 트렌드가 발생할 경우 가격이 더 높게 뛰는 것을 볼 수 있다.



다음으로는 전체적인 매출을 살펴보았다. 우선 시스템 변수인 가격 증가량의 변화에 따라 매출이 어떻게 변화하는 지를 [그림 7]에서 보여준다.

막대그래프는 판매량을 나타내며 선 그래프는 매출을 나타낸다. 가로축은 가격 증가량을 나타내는데 가격 증가량을 크게 하면 일정 수준까지는 동적가격결정을 적용하는 것이 더 높은 매출을 보이지만 가격 증가량이 너무 커서 트렌드에 따른 가격 상승폭이 지나칠 경우, 오히려 고정가격 정책(Fixed Pricing)보다 매출이 감소하는 것을 볼 수 있다. 이는 시스템 관리자가 동적가격 결정을 도입할 때 적절한 가격증가량을 결정하는 것이 중요하다는 것을 의미하며, 자칫 가격 증가량을 너무 높게 설정할 경우 매출의 감소를 가져 올 수 있다는 것을 의미하기도 하기 때문에 주의가 필요하다.

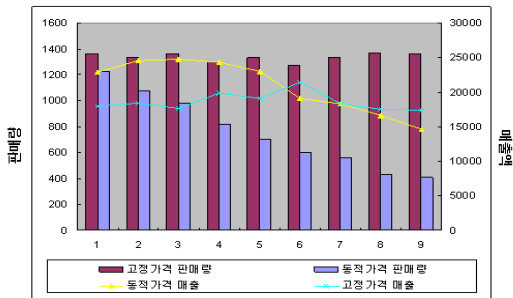


그림 7. 가격 증가량의 차이 실험

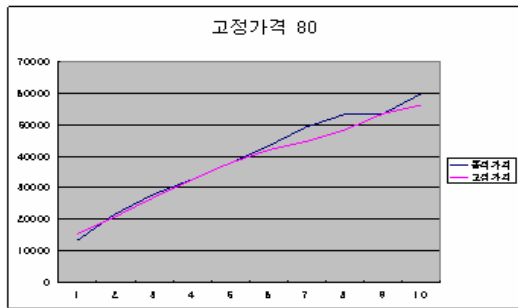


그림 8. '수요 함수의 탄력성'에 따른 결과

다음으로는 시스템 변수가 아닌 시장 변수('수요 함수의 탄력성', '트렌드에 의한 추가 지불 의사')의 변화에 따라 동적가격결정이 어떠한 차이를 가져 오는지 살펴 보았다. 고정 가격을 0에서 최대 가격인 100까지 이

동 시키면서 적용 시켜 본 결과, 최적의 고정 가격이 80이라는 것을 확인하였다. [그림 8]의 가로축은 수요 함수의 탄력성 정도를 나타낸다. 그래프의 가로축에서 오른쪽으로 갈수록 수요 확률 함수에서  $e$ 의 값이 1에 가깝고, 왼쪽으로 갈수록 0에 가깝다. 최적의 고정가격 정책보다도 동적가격의 매출이 높다는 것을 확인하였다.

다음은 트렌드에 의한 추가 지불 의사가 다를 경우에 대한 분석을 수행하였다. 본 연구의 주요한 가정은 유행하는 상품의 수요가 더 높다는 것이다. 그렇다면 높은 수요에 대해서 초과 지불 의도가 얼마나 있는지를 가정해야 하는데 그 수치를 달리 하여 실험하였으며 앞의 실험과 같이 다양한 고정 가격 수준에서 실험을 수행 해 보았다.

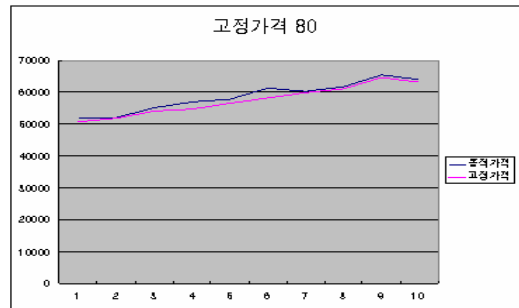


그림 9. '트렌드에 의한 추가 지불 의사'에 따른 결과

[그림 9]의 가로축은 유행하는 콘텐츠에 대한 수요가 얼마나 높은지를 나타낸다. 다양한 고정 가격 수준에서 동적가격결정의 매출이 높다는 것을 확인하였으며, 이 중 동적가격 정책과 고정가격 정책의 차이가 최소인 경우만을 표현하였다. 분석 결과, 동적가격결정을 위해 적용된 트렌드 변화 가격 결정 모형이 수요의 증가를 정확하게 포착하여 추가 매출을 얻어 낸다는 것을 확인하였다. 본 연구에서는 기존의 연구[14-16]가 거래자의 효용을 측정함에 있어 단지 가격 및 수량의 특성에만 초점을 맞췄다는 한계를 극복하여, 다양한 관련 변인을 도입하였다. '검색의 증가에 대한 가격 증가량'을 시스템 변수로 구분하고, '수요 함수의 탄력성'과 '트렌드에 의한 추가 지불 의사'를 시장변인으로 반영하였다. 이러한 모형 설정을 통하여 다양한 시장 상황 및 거래자의 효용을(시장 변화, 트렌드, 거래자 효용) 분석하였다.

## V. 결론

본 연구에서는 UCC 시장에서 수요 변동이 있고, 공급에 경쟁이 있는 상황에서 고객의 검색 과정을 통해서 수요의 변화를 파악하고 가격을 결정하는 모형을 제시하였다. 기존의 연구에서는 수요의 변화를 파악하기 위하여 상품에 대한 상세 정보 검색 등을 수요 증감을 파악하기 위한 지표로 삼았지만 UCC 시장에서는 검색어를 통해서 보다 정확한 수요의 증감을 파악할 수가 있다. 수요 증감을 파악하고 이에 따라 가격을 조절하는 트렌드 변화 가격 결정 모형을 제시하였고 시뮬레이션을 통해 다양한 시장상황에서 트렌드 변화 가격 결정 모형이 유용함을 보였다. 본 모형의 유용함은 기존에 제안 되었던 유전자 알고리즘이나 OR 기법에 관한 연구에서 감안하였던 가격 및 수량에 대한 효용에 대한 변인에 추가적으로 시장의 변화 따른 준거 가격 설정 및 시장 추세를 감안 했다는 점에서 그 차별점이 있다. 또한 UCC 시장에서 초기 가격을 잘못 지정함으로써 매출을 올리지 못하는 콘텐츠가 발생하는 상황을 해결하고, 경쟁 자료의 등록에 적절히 대처하기 위해 상대적 가격 결정 모형을 제시하였으며, 시뮬레이션을 통해 상대적 가격 결정 모형이 다양한 시장상황에서 효과적으로 시장의 공급 경쟁 변화에 적응하는 가격 결정 모형임을 보였다. 특히 UCC가 정치적으로도 상당한 영향을 지닐 정도로 중요성이 증대되면서 본 연구의 의도 및 결과 역시 현 시류에서 의의를 지닌다[23]. 본 연구에서는 고객의 검색 과정을 분석하여 동적 가격 결정에 적용하는 방법을 제시함으로써 동적 가격 결정이 사용될 수 있는 영역을 확장하였다. 하지만 본 연구에서 대상으로 하는 UCC 시장은 전형적인 문서 시장에만 적합한 것으로 판단이 되며, 음성 정보나 동영상과 같은 멀티미디어 콘텐츠에 적용하기에는 한계가 있다. 또한 실제데이터 자료가 아닌 시뮬레이션을 활용하였다는 점에서도 현장성 개선의 여지가 있다. 따라서 향후 연구 방향으로 멀티미디어 종류의 콘텐츠를 포괄할 수 있는 연구 모형 고안 및 실제 데이터 분석을 통한 검증이 추가적으로 요구된다.

## 참 고 문 헌

- [1] 홍명호, UCC가 세상을 바꿀까?, 디지털 타임스, 2006.
- [2] 한국인터넷진흥원, "UCC 이용실태조사", 2007년 상반기 인터넷 이슈심층조사 보고서, 2007a
- [3] 한국인터넷진흥원, "인터넷 멀티미디어 UCC 제작 및 이용실태조사", 2007년 하반기 인터넷 이슈 심층조사 보고서, 2007b.
- [4] 박승봉, 윤중수, 서준석, 한재민, "e-Business에서의 가격 전략에 관한 연구: Dynamic Pricing Model의 채택에 미치는 영향 요인을 중심으로", 인터넷전자상거래연구, 제4권, 제2호, pp.183-202, 2004.
- [5] F. Ancarani, "Pricing and the internet: Frictionless Commerce or Pricer's Paradise?," *European Management Journal*, Vol.20, No.6, pp.680-687, 2002.
- [6] B. Burger and M. Fuchs, "Dynamic Pricing - A future airline business model," *Journal of Revenue and Pricing Management*, Vol.4, No.1, pp.39-53, 2005.
- [7] E. Garbarino and O. Lee, "Dynamic Pricing in Internet Retail: Effects on Consumer Trust," *Psychology & Marketing*, Vol.20, No.6, pp.495-513, 2003.
- [8] G. Gallego and G. Ryzin, "Optimal Dynamic Pricing of Inventories with Stochastic Demand over Finite Horizons," *Management Science*, Vol.40, No.8, pp.999-1020, 1994.
- [9] A. Acquisti and H. Varian, "Conditioning Prices on Purchase History," *Marketing Science*, Vol.24, No.3, pp.367-381, 2005.
- [10] A. Narahari, C. V. L. Raju, K. Ravikumar, and S. Shah, "Dynamic pricing models for electronic business," *sadhana*, Vol.30, Part 2&3, pp.231-256, 2005.
- [11] S. Biller, L. Chan, D. Simchei-levi, and J.

Swann, "Dynamic Pricing and the Direct-to-Customer Model in the Automotive Industry," *Electronic Commerce Research*, Vol.5, pp.309-334, 2005.

[12] P. K. Kannan and P. K. Kopalle, "Dynamic Pricing on the Internet: Importance and Implications for Consumer Behavior," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.5, No.3, pp.63-83, 2001.

[13] H. Dawid, "On the convergence of genetic learning in a double auction market," *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol.23, pp.1545-1567, 1999.

[14] 최진호, 안현철, "비선형 효용함수 기반의 다중 경매 모형: 시장 최적화를 위한 유전자 알고리즘 접근법", *한국경영과학회지*, 제33권, 제1호, pp.19-33, 2008.

[15] M. Xia, J. Stallaert, and A. B. Whinston, "Solving the combinatorial double auction problem," *European Journal of Operational Research*, Vol.164, No.1, pp.239-251, 2005.

[16] S. Jagannathan and K. Almeroth, "Pricing and Resource Provisioning for Delivering E-content On-Demand with Multiple Levels-of-Service," *QoS/ICQT, LNCS 2511*, pp.325-336, 2002.

[17] B. Stiller, K. Almeroth, J. Altmann, L. McKnight, and M. Ott, "Content pricing in the Internet," *Computer Communications*, Vol.27, pp.522-528, 2004.

[18] S. Jagannathan, J. Nayak, K. Almeroth, and M. Hofmann, "A Model for Discovering Customer Value for E-Content," *ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, (Edmonton, Canada), pp.532-537, 2002.

[19] B. Ribero-Neto and R. Baeza-Yates, "Modern Information Retrieval," Addison Wesley, 1999.

[20] Z. Da, J. Engelberg, and P. Gao, "In Search of Attention," *The Journal of Finance*, Vol.66, No.5,

pp.1461-1499, 2011.

[21] M. Bank, M. Larch, and G. Peter, "Google search volume and its influence on liquidity and returns of German stocks," *Finance Markets and Portfolio Management*, Vol.25, No.3, pp.239-264, 2011.

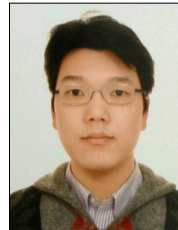
[22] T. Preis, D. Reith, and H. E. Stanley, "Complex dynamics of our economic life of different scales: insights from search engine query data," *Philosophical transaction of the royal society*, Vol.368, No.1933, pp.5707-5719, 2010.

[23] 장성호, "UCC의 정치적 영향 유형", *한국콘텐츠학회논문지*, 제10권, 제2호, pp.294-300, 2010.

#### 저자 소개

정두식(Doo-Shik Chung)

정회원



- 2005년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과(학사)
- 2007년 2월 : 한국과학기술원 경영공학과(석사)
- 2012년 9월 ~ 현재 : (주)카카오

<관심분야> : 동적 가격 결정, 소셜 네트워크 서비스

조현(Hyeon Jo)

정회원



- 2004년 2월 : 한국과학기술원 경영공학과(학사)
- 2006년 2월 : 한국과학기술원 경영공학과(석사)
- 2012년 2월 : 한국과학기술원 경영공학과(박사)

- 2012년 3월 ~ 현재 : 국제 e-비즈니스 학회 이사
- 2012년 3월 ~ 현재 : 한국과학기술원 경영대학, 테크노 경영 연구소, 박사 후 연구원

<관심분야> : 추천 시스템, 소셜 네트워크, 성공 요인

김 성 희(Soung-Hie Kim)

정회원



- 1973년 2월 : 서울대학교 섬유공업(학사)
- 1978년 12월 : University of Missouri-Columbia 산업공학(석사)
- 1983년 2월 : Stanford university

경영정보공학(박사)

- 1983년 ~ 현재 : 한국과학기술원 경영대학 교수

<관심분야> : 경영정보, 의사결정