

모바일 컴퓨팅 환경에서 협업추천 모형을 이용한 캐시 적재 기법

A Cache Hoarding Method Using Collaborative Filtering in Mobile Computing Environments

*전성해, **정성원, **오경환

*Sung-Hae Jun, **Sungwon Jung, **Kyung-Whan Oh

*청주대학교 통계학과

**서강대학교 컴퓨터학과

요 약

본 논문은 낮은 대역폭, 장시간의 지연, 그리고 잦은 네트워크 단절로 인한 정보 서비스 공백에 대한 모바일 컴퓨팅 환경의 문제점들을 해결하기 위하여 협업추천 모형에 의한 효과적인 캐시 적재 기법을 제안하였다. 효과적인 캐시 적재가 모바일 클라이언트의 이러한 문제점들을 해결하기 위한 적절한 방법이 된다는 기존의 연구는 많이 진행되어 왔다. 하지만 모바일 컴퓨터의 요구에 대한 이력 정보만을 이용한 기존의 연구는 모바일 클라이언트가 필요로 하는 모든 정보 요구를 만족하지 못하였다. 특히 저장 공간의 제약을 갖는 모바일 컴퓨터의 한계 때문에 더욱 큰 어려움을 갖게 되었다. 본 연구에서는 모바일 클라이언트의 이력 정보에 대하여 협업추천 모형을 적용한 캐시 적재 기법을 제안하여 적은 캐시 용량만으로도 모바일 클라이언트의 정보 요구를 만족하는 아이템들을 서비스할 수 있도록 하였다. SAS E-Miner를 이용하여 모의실험 데이터를 생성하여, 제안 모형의 성능 평가를 위한 실험을 수행하였다. Cache hit ratio를 이용한 객관적인 성능 평가를 통하여 제안된 모형의 성능을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we proposed an efficient cache hoarding method in mobile computing environments using collaborative filtering. This method is used for solving the difficult problem of mobile computing, which is the vacuum of information service depending on low bandwidth, long delay, and frequent network disconnection. Many previous researches have been studied a cache hoarding approach for solving these problems of mobile client. But, the research of history information of mobile client did not support all informative requests for mobile clients. In our research, collaborative filtering model using history information and location data of mobile client is proposed. This proposed model supports an efficient service of necessary items for client's requirement. For the performance evaluation of proposed model, we make an experiment of simulation data using SAS enterprise miner. According to objective evaluation using cache hit ratio, we show that our model has a good result.

Key words : 모바일 컴퓨팅, 캐시 적재, 협업추천 모형, Cache Hit Ratio

1. 서 론

무선 통신(wireless communication) 장치(device)를 갖추고 있는 모바일 컴퓨터의 사용은 계속적으로 증가하고 있다. 모바일 컴퓨터의 특징 중의 하나는 네트워크와의 단절 기간 동안 캐시에 적재(hoarding)된 정보에 의해 수행되어지는 단절 중의 작업이다. 적재 프로세스는 미래에 단절되기에 앞서 클라이언트 캐시에서 필요로 하는 데이터 아이템들의 적재하는 것이다. 그러나 사용자가 미래에 어떤 파일을 필요로 하게 될지를 서버가 아는 것은 매우 어렵다. 또한 이러한 작업은 자동화 되어져야 한다. 자동화 적재는 사용자의 어떠한 간섭이 없이도 적재 집합을 예측하여 만들어 내는 프로세스이다. 이 논문에서는 모바일 클라이언트가 네트워크로부터

단절되기 전에 적재되어져야 할 아이템들이 무엇인지를 결정하기 위하여 통계적 학습 모형을 제안하였다. 네트워크와 단절되기 전에 모바일 컴퓨터에 적재되어야 하는 아이템들의 집합을 결정하기 위하여 데이터 마이닝 전략 중에서, 특히 협업추천(collaborative filtering) 기법을 이용하여 자동 적재 규칙을 만들어 내었다. 기존의 제안된 규칙 기반(rule-based) 방법[7]과 제안하는 방법을 특별히 작은 캐시 용량을 위한 모바일 클라이언트의 캐시 hit 비율 측도를 이용하여 시스템의 성능 향상을 비교하였다. 즉 클라이언트의 아이템 요청(request) 패턴에 대한 이력(history)을 통해 미래에 단절될 때에 클라이언트가 요청하게 될 아이템을 예측하여 미리 적재될 수 있도록 하는 프로세스에 대한 성능 비교이다.

접수일자 : 2004년 1월 6일

완료일자 : 2004년 9월 7일

2. 관련 연구

최근의 컴퓨터 하드웨어 기술의 발달에 의해 노트북, palmtop 등 사용자가 이동하면서 사용할 수 있는 작은 컴퓨터의 생산이 가능해 졌다. 이러한 휴대용 컴퓨터들은 어느 위치에서도 전역적 데이터 서비스에 접속이 가능한 무선 통신 장치를 갖추고 있다. 하지만 네트워크 연결에 대한 비용 문제 등 여러 가지 문제점 때문에 계속적으로 네트워크와 연결되지 못하고 단절되는 경우가 종종 발생하게 된다. 하지만 이때에도 모바일 클라이언트는 계속적인 서비스 요구가 발생하게 되고 이러한 것들을 클라이언트 캐시가 도와주어야 한다. 이 때 해당 사용자에게 필요한 아이템들이 해당 모바일 컴퓨터의 캐시에 적재되어 있어야 한다. 또한 모바일 컴퓨터가 정적이거나 이동 가능한 모바일 서버의 많은 공유 데이터베이스에 효율적으로 접속할 수 있게 하는 모바일 데이터베이스 시스템에 대한 연구가 최근까지 대단히 많이 이루어지고 있다. 특히 모바일 환경에서의 클라이언트-서버 컴퓨팅에 대한 연구도 이루어졌다[1][4][5][7]. 사용자는 이동 중에 인터넷 서핑이나 이 메일 확인을 할 수 있다. 그러나 무선통신을 하는 모바일 컴퓨터는 무선 통신의 비용과 무선 네트워크를 사용할 수 없는 경우의 발생 때문에 종종 네트워크와 단절된다. 가령 사용자가 모바일 컴퓨터를 가지고 비행기를 타게 되는 경우처럼 말이다. 단절 될 때의 클라이언트 캐시에서 필요한 파일을 적재하는 방법에 대한 연구와 사용자의 간섭 없이 자동으로 클라이언트의 캐시에 데이터를 적재해주는 방법에 대한 연구가 현재 수행되고 있다[8][9]. 이러한 기존의 자동화 캐시 적재의 전략은 필요 아이템들의 균집을 형성하여 아이템 집단으로부터 모바일 클라이언트가 필요로 하는 아이템을 제공하였지만, 본 논문에서는 균집을 사용하지 않고 개개의 아이템을 예측하여 네트워크 단절시 제공하기 때문에 서비스를 받는 모바일 클라이언트가 아이템 균집 내의 여러 아이템들 중에서 필요한 아이템을 고르는 번거로움을 없앨 수 있도록 하였고 또한 협업 추천 모형을 통하여 모형의 성능을 보다 향상시켰다.

3. 협업추천 모형을 이용한 캐시 적재 기법

3.1 협업추천 모형

협업추천 모형은 사용자들의 아이템들에 대한 사용 정보를 기반으로 특정 사용자의 특정 아이템에 대한 유용성(utility) 혹은 선호도(preference)를 예측한다. 이 모형은 추천(recommendation)과 필터링(filtering)의 두 가지 전략을 가진다. 추천은 사용자의 거래 성향에 적합한 아이템을 제시하는 반면, 필터링은 사용자의 거래 성향에 적합하지 않은 아이템을 제거하고 나머지를 제공한다는 점에서 약간의 의미상 차이를 보이지만 대개의 경우 같은 것으로 사용하고 있다. 즉, 두 전략은 모두 동일한 학습 알고리즘을 사용하기 때문이다. 본 논문에서는 이들에 대하여 모두 협업추천 모형으로 표현하였다. 협업 추천은 크게 두 가지 접근 방법이다. 우선 주어진 전체 데이터베이스를 사용하여 직접적인 예측을 하는 메모리 기반(memory-based) 접근 방식이 있다. 다음으로 주어진 데이터베이스를 이용하는 학습 모델을 구축하고 이를 바탕으로 선호도를 추정하는 모델 기반(model based) 접근방식이다. 제안 추천 모형은 모바일 환경에서 모바일 클라이언트가 서버에게 요청하는 정보의 패턴을 분류하기 위하

여 전자의메모리 기반 접근 전략을 사용하였다. 왜냐 하면 실시간 정보 서비스까지를 포함하는 모바일 클라이언트의 캐시 적재 규칙을 생성하기 위해서는 별도의 학습 시간을 필요로 하는 모델 기반 모형이 적합하지 않기 때문이다. 메모리 기반 알고리즘은 협업추천 모형에서 많이 쓰이는 기법이다 [10][13]. 기본 개념은 전체 콘텐츠에 대한 기존의 다른 사용자들에 의한 선호도를 바탕으로 현재 사용자의 예측 선호도를 예측하는 것이다. 이 때 콘텐츠에 대한 가중치를 고려한 가중 평균 선호도(weighted average preference)를 이용할 수도 있다. $P_{a,j}$ 를 현재의 사용자 a의 j번째 콘텐츠에 대한 선호도의 예측값이라고 할 때 $P_{a,j}$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$P_{a,j} = \bar{v}_a + k \sum_{i=1}^n w(a, i)(v_{i,j} - \bar{v}_i) \quad (1)$$

여기서 n은 콘텐츠 j를 선호는 사용자의 수이다. \bar{v}_i 는 사용자 i의 평균 선호도이다. $v_{i,j}$ 는 j에서 i에 의한 선호도이다. $w(a, i)$ 는 a와 i사이의 유사성 척도이다. k는 정규화 상수이다. 유사성 척도는 일반적으로 2가지가 있다. 사용자 상관계수(correlation coefficient)와 코사인 벡터 유사도(cosine vector similarity)가 있지만 본 논문에서는 모바일 클라이언트 사용자간의 사용 패턴에 대한 연관성을 측정하기 때문에 사용자 상관 계수를 사용하였다. 구체적인 사용자 상관계수의 척도로는 피어슨(Pearson)의 상관계수를 사용한다[2][6]. 사용자 a와 사용자 i간의 피어슨 상관계수는 다음식과 같다.

$$w(a, i) = \frac{\sum_j (v_{a,j} - \bar{v}_a)(v_{i,j} - \bar{v}_i)}{\sqrt{\sum_j (v_{a,j} - \bar{v}_a)^2 (v_{i,j} - \bar{v}_i)^2}} \quad (2)$$

위 식에서 j는 사용자 a와 사용자 i가 동시에 선호한 아이템이다. 즉, 사용자 a와 사용자 i의 유사도는 각 아이템과 사용자의 평균 선호의 편차들을 모두 합한 값을 평균 편차로 나누어 준 것으로 해석할 수 있다.

협업추천 시스템은 명시적 피드백(explicit feedback)과 암시적 피드백(implicit feedback) 중에서 어디에 바탕을 두는 지에 따라 구분되어진다. 명시적 피드백은 사용자가 이미 제공받은 아이템에 의하여 척도화된 점수를 부여하는 방법으로서 이에 대한 대표적인 시스템으로 사용자의 정보를 바탕으로 영화를 추천해주는 GroupLens의 MovieLens 시스템이 있다[10]. 그러나 사용자의 명시적 점수를 구할 수 없는 경우인 암시적 피드백은 사용자의 반응을 간접적으로 획득하는 방식으로서, 사용자의 브라우징, 구매 내역, 아이템에 대한 접근시간, 요청 회수 등 각종 행위 패턴들이 이에 속한다. 이러한 전략은 협업추천을 포함하는 사용자 모델링이라 한다 [3].

협업추천 모형을 이용하면 대량의 트랜잭션 데이터로부터 숨겨진 패턴을 찾아내어 새로운 현상이나 미래의 행위를 예측하는 모델링 작업을 수행할 수 있다. 모바일 컴퓨터가 네트워크와 단절이 발생했을 때 이 클라이언트의 미래에 발생될 요청에 대한 아이템 예측을 위한 규칙을 생성하기 위하여 본 논문에서는 모바일 클라이언트의 서비스 요청(request)의 이력(history) 데이터에 대하여 협업추천 모형의 적용을 제안하였다. 제안 방법은 기본적으로 클라이언트들이 아이템의 요구에 대한 정보를 기반으로 하여 특정 클라이언트가 특정

아이템에 대한 선호도를 예측해 내는 것을 목적으로 한다. 협업추천 모형은 사용자의 선호도에 대한 데이터베이스를 이용한다. 본 논문에서 제안 적용하는 협업추천은 다음의 그림 1과 같은 구조를 지니고 있다.

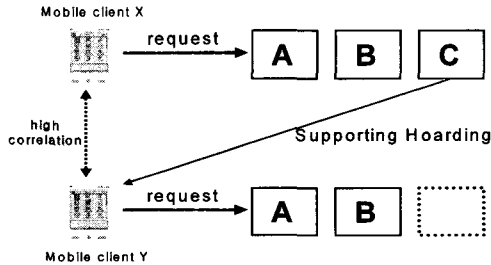


그림 1. Supporting Hoarding을 위한 협업추천 구조
Fig. 1. Collaborative Filtering architecture for Supporting Hoarding

그림 1은 모바일 클라이언트의 캐시 적재를 위한 협동 추천 시스템의 구조를 나타내고 있다. 즉 서로 유사한 모바일 클라이언트의 아이템 요구 이력 정보를 이용하여, 미래의 네트워크 단절에 대비한 캐시 적재를 수행하게 된다. 특히 본 논문에서는 클라이언트의 요구 이력 정보뿐만 아니라 모바일 클라이언트의 위치 정보까지 고려하였다. 기존의 연구에서는 모바일 클라이언트의 요청 아이템에 대한 예측 모형을 위한 학습 데이터로서 현재까지의 클라이언트의 요구 이력 정보만을 사용하였다[12]. 본 논문에서는 각 클라이언트의 이력 정보뿐만 아니라 클라이언트의 현재의 위치 정보까지를 결합한 학습 데이터를 통하여 미래에 단절되는 시점에서의 모바일 컴퓨터가 필요로 하는 아이템을 예측하는 모형을 만들었다. 각 클라이언트의 현재의 위치 정보는 GPS 센서 등을 이용하여 얻을 수 있다. 본 논문에서는 모바일 클라이언트가 위치하게 되는 전체 네트워크를 몇 개의 셀로 나누고 해당 셀의 특성 정보를 갖는 아이템들을 결정하였다. 또한 각 클라이언트는 현재 셀에서 다음 셀로 이동하는 방향을 8개의 각도로 이동할 수 있도록 가정하였다. 즉 전체 360도에서 각 45도씩의 각도를 분할하여 클라이언트의 이동 방향을 결정할 수 있도록 하였다.

4. 실험 및 결과

제안 모형의 실험을 위하여 두 가지 사전 작업을 수행했다. 첫 번째로는 실험을 위한 모의실험(simulation) 데이터 생성을 위한 사전 가정이다. 우선 클라이언트가 필요로 하는 아이템의 전체 집합을 다음과 같이 정의하였다.

$$E_N = \{e_1, e_2, \dots, e_N\} \quad (3)$$

본 논문에서는 N의 값을 임의로 9로 하였다. N의 값이 모형의 성능에 큰 영향을 주지 않기 때문에 임의로 결정하였다. 따라서 제안 알고리즘의 성능 평가를 위한 아이템 집합의 크기는 9로 결정되었다. 따라서 제안 모형의 성능 평가를 위한 아이템 집합은 다음과 같다.

$$I_9 = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\} \quad (4)$$

또한, 각 아이템은 각기 고유한 데이터 생성 분포를 갖는다. 실험을 위한 9개의 각 아이템에 대한 분포가정은 다음과 표와 같다.

표 1. 클라이언트 요구 아이템의 생성 분포
Table 1. Generated distribution of client request items

item(X)	생성 분포
x=1	X ~ Exponential(1/1)
x=2	X ~ Exponential(1/2)
x=3	X ~ Exponential(1/3)
x=4	X ~ Exponential(1/4)
x=5	X ~ Exponential(1/5)
x=6	X ~ Exponential(1/6)
x=7	X ~ Exponential(1/7)
x=8	X ~ Exponential(1/8)
x=9	X ~ Exponential(1/9)

표 1에 의하면 각 아이템의 생성 분포는 지수분포(exponential distribution)를 따르는 확률밀도함수(probability density function)로 결정되어 있다. 지수분포를 가정한 이유는 이 분포가 각 아이템들이 요구되는 시간 간격을 잘 나타낼 수 있는 분포이기 때문이다. 단위 시간(구간)동안에 평균 m회 어떤 사건(event) 일어나는 회수의 분포는 포아송 분포(Poisson distribution)이다. 포아송 분포에서 어떤 사건이 일어날 때까지 걸리는 시간(구간)의 분포는 지수 분포(exponential distribution)로 표현될 수 있다[11]. 다음 그림은 이러한 지수 분포와 포아송 분포와의 관계를 표현하고 있다.

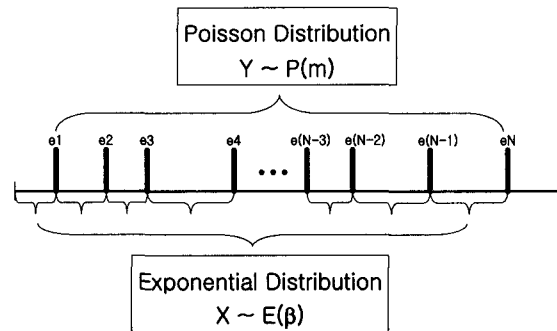


그림 2. 포아송 분포와 지수 분포
Fig. 2. Poisson and exponential distributions

위의 그림에서 아이템 요청 회수를 나타내는 확률 변수 Y는 모수가 m인 포아송 분포를 따르고, 각 아이템의 발생에 걸리는 시간을 나타내는 확률 변수 X는 지수 분포를 따르고 있다. 지수 분포는 다음 식과 같이 정의된다[14].

$$f(x|\beta) = \frac{1}{\beta} e^{-\frac{x}{\beta}}, \quad 0 < x < \infty \quad (5)$$

위 식에서 β 는 척도 모수(scale parameter)이다. 이 모수의 크기에 따라 아이템을 정의하는 확률변수, X의 생성 간격(시간)이 달라진다. 또한 이 분포의 평균은 β 이고 분산은 β^2

이다. 즉, 특정 아이템이 모수가 β 인 지수 분포를 따르게 되는 해당 아이템이 발생하는 시간차의 평균이 β 가 되고 각 발생 시간차의 분산이 β^2 이 된다. 따라서 표 1에 의해 본 실험의 9개의 아이템 중에서 '9'가 가장 많이 요구되고 '1'이 가장 적게 요구되는 이력 데이터 집합 구조가 된다. 그림 3은 이러한 이력 정보 데이터의 구조이다.

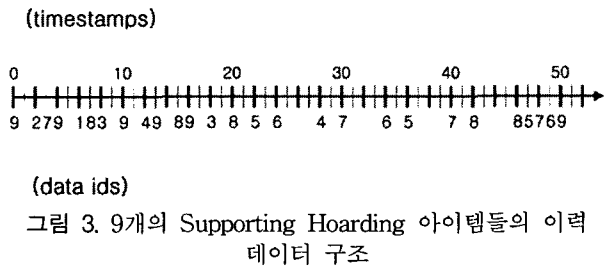


Fig. 3. History data of 9 Supporting Hoarding items

그림 3은 9개의 캐시 적재를 위한 아이템들의 이력 데이터의 구조이다. 즉, 시간에 따라서 모바일 컴퓨터가 필요로 했던 데이터 아이템들이다. 이러한 데이터를 이용한 협업추천 모형을 통하여 모바일 클라이언트의 hoarding set을 결정할 수 있게 된다. 모형을 구축하는 일정 시점 이전까지의 클라이언트의 요구(request) 아이템들의 이력(history) 정보를 이용하여 미래 시점에서 모바일 클라이언트의 캐시에 적재(hoarding)할 아이템 집합을 결정하였다. 각 클라이언트의 이력 정보는 해당 모바일 컴퓨터내의 클라이언트 요청 로그(client request log) 파일에 저장되어 있다. 이 때 클라이언트 요청 로그 데이터는 연결 기간과 단절 기간(disconnected and connected periods)으로 나뉘어져 있는 구조가 된다. 특히, 본 논문에서는 모바일 컴퓨터의 이동성(mobility) 정보를 클라이언트 캐시의 적재 집합(hoarding set) 결정에 반영하기 위하여 모바일 컴퓨터의 위치 정보(각도, 방향, 속도 등)와 모바일 컴퓨터가 현재 위치하고 있는 주변 환경의 특성정보 등을 고려하여 제안하는 기법을 이용하여 모바일 컴퓨터의 캐시에 적재하는 아이템 집합을 예측하여 서버가 방사(broadcasting)할 수 있도록 하였다. 그림 4는 클라이언트의 위치 정보에 대한 개념이다.

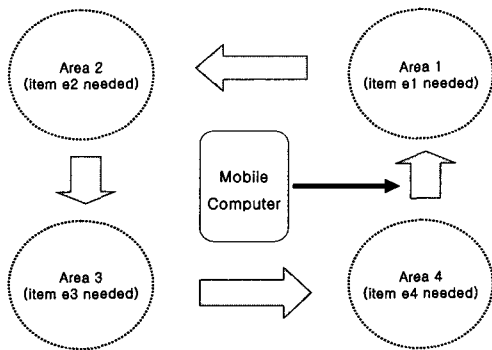


그림 4. 모바일 클라이언트의 위치 정보 구조
Fig. 4. Information structure of mobile client's location

그림 4는 특정 모바일 클라이언트가 서로 다른 4개의 지역(area)으로 이동할 수 있으며, 각 지역마다 필요한 아이템

(item)이 다르게 나타나도록 나타내었다. 만약 특정 클라이언트가 위치 3(area3)으로 이동하게 되면 아이템 3(e3)이 추가로 더 캐시에 적재되어야 한다. 본 논문의 실험에서는 모바일 컴퓨터가 이동하게 되는 가능 위치를 8개로 가정하였다. 즉 특정 모바일 클라이언트가 위치 1부터 위치 8까지 45도 간격으로 이동할 수 있도록 결정하였다. 따라서 위치마다 다른 필요 아이템이 전체적으로 8개가 있게 된다. 이들 정보가 그림 1의 이력 정보에 의한 협업 추천 모형의 결과와 결합하여 단절되기 전에 모바일 컴퓨터의 캐시에 필요한 아이템들을 적재할 수 있게 하였다. 본 실험에서의 성능 평가 방안은 Cache Hit Ratio를 이용하였다[12]. 이 방법은 단절 기간 동안 클라이언트가 요구가 얼마나 해당 적재 기법에 의한 캐시 적재 아이템에 있는지를 비교하게 된다. 본 논문의 실험을 위한 시뮬레이션 데이터는 대표적인 분석 소프트웨어인 SAS(Strategic Application Software)사의 Enterprise Miner를 이용하여 생성하였다[15]. 한번의 데이터 집합을 생성할 때에 500개의 아이템을 생성하였다. 데이터 집합의 80%인 400개는 학습(training)에 이용하고 나머지 20%인 100개는 모형의 타당성을 검증하는 테스트(test) 데이터로 이용하였다. 보통 학습 데이터를 60~70%를 학습에 이용하고 나머지 30~40%를 테스트에 적용하는 기계학습 모형에 비해 본 실험에서는 네트워크 단절 기간에 대한 필요 아이템 집합의 예측이기 때문에 테스트 집합의 크기를 작게 했다 왜냐하면 네트워크 단절 기간이 일반적으로 길지 않기 때문이다. 제안 모형과 비교되는 모형들은 우선 가장 최근에 요청되었던 아이템들만을 캐시에 적재해 주는 LRU(Least Recently Used) 기법과 위치 정보를 사용하지 않고 연관성 규칙(association rules)을 이용한 LRU이다[12]. 특히 LRU는 현재 모바일 클라이언트의 캐시 적재 기법으로 많이 이용되고 있다.

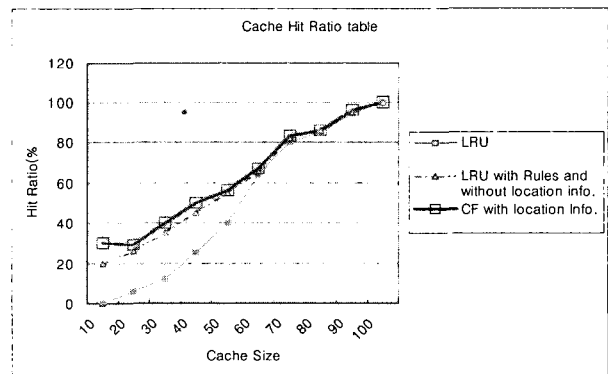


그림 5. 3개의 모형간의 Cache hit ratio의 비교 결과
Fig. 5 The Cache hit ratio result of 3 comparative models

그림 4에 의하면 제안하는 방법이 다른 방법에 비해 작은 캐시 용량에서 보다 큰 Cache hit ratio 값을 갖게 됨을 알 수 있었다. 따라서 모바일 클라이언트의 요구 이력 정보만을 이용하는 것 보다 위치정보를 이용하고 또한 본 논문에서 제안하는 협업추천 모형을 이용한 전략이 더 좋은 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서 제안하는 모바일 클라이언트의 캐시 전략은 크게 두 가지이다. 첫 번째로 협업추천 모형의 적용이다. 이 모형은 다수의 데이터 마이닝 기법들 중에서 서로 다른 사용자 거래 패턴에 대한 과거 이력 정보를 이용한 추천 모형이다. 특히 여러 추천 모형들 중에서 예측 성능이 우수하다는 장점을 가지고 있다. 두 번째는 학습 데이터로서 고려되어지는 요소들 중에서 기존 클라이언트의 요구 이력 정보만을 이용하지 않고 각 클라이언트의 위치 정보까지를 고려한 것이다. 이러한 전략을 통하여 적은 캐시 용량만으로도 미래의 네트워크 단절에서 클라이언트가 필요로 하는 아이템을 더 많이 제공할 수 있었다. 따라서 현재와 같이 제한된 자원만을 이용해야 하는 모바일 컴퓨팅 환경에서 제안 방법은 네트워크 단절 시에도 효과적인 정보 서비스 제공할 수 있게 되었다. 향후 연구과제로는 모바일 컴퓨터의 이동 속도 등과 같이 더욱 정교한 위치 정보의 고려와 클라이언트의 프로파일 등을 이용하고, 베이지안 학습, Support Vector Machine 등과 같은 우수한 통계적 학습 이론을 사용하게 되면 더욱 정확하고 효율적인 캐시 적재 예측 모형을 구축할 수 있게 될 것이다.

참 고 문 헌

[1] R. Alonso and H. F. Korth, "Database system issues in nomadic computing", ACM SIGMOD International Conference on the Management of Data, 1993.

[2] J. S. Breese, D. Heckerman, C. Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering", The 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 1998.

[3] S. K. Card, P. Pirolli, M. V. D. Wege, J. B. Morrison, R. W. Reeder, P. K. Schraedley, J. Boshart, "Information Scent as a Driver of Web Behavior Graphs: Results of Protocol Analysis Method for Web Usability", SIGCHI'01, 2002.

[4] P. K. Chrysanthis, "Transaction processing in mobile computing environment", IEEE Workshop on Advances in Parallel and Distributed Systems, 1993.

[5] M. H. Dunham and A. S. Helal, "Mobile computing and databases: Anything new?", SIGMOD Record, Vol. 24, No. 4, pp. 5-9, 1995

[6] J. Han, M. Kamber, "Data Mining: Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann Publishers, 2001.

[7] J. Jing, A. Helal and A. K. Elmagarmid, "Client server computing in mobile environments", ACM Computing Surveys, 1999.

[8] J. J. Kistler, M. Satyanarayanan, "Disconnected operation in the coda file system", ACM Transactions on Computer Systems, Vol. 10, No. 1, pp. 3-25, 1992.

[9] G. Kuenning, G. Popek, "Automated hoarding for mobile computers", ACM Symposium on Operating Systems Principles, 1997.

[10] P. Resnick, N. Iacovou, M. Sushak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews", In proceedings of the 1994 Computer Supported Collaborative Work Conference, 1994.

[11] S. M. Ross, "Simulation", 2nd edition, Academic Press, 1997.

[12] Y. Saygin, O. Ulusoy, A. Elmagarmid, "Association Rules for Supporting Hoarding in Mobile Computing Environments", IEEE 10th International Workshop on Research Issues on Data Engineering, 2000.

[13] U. Shardanand, P. Maes, "Social Information filtering Algorithms for Automating 'word of Mouth'", In Proceeding of CHI'95, 1995.

[14] M. A. Tanner, "Tools for Statistical Inference", Springer, 1996.

[15] <http://www.sas.com>

저 자 소 개



전성해 (Sung-Hae Jun)
 1993년 : 인하대 통계학과 (학사)
 1996년 : 인하대 통계학과 (이학석사)
 2001년 : 인하대 통계학과 (이학박사)
 2003년 : 서강대학교 컴퓨터학과 (공학박사 수료)
 2003년~현재 : 청주대학교 통계학과 전임강사

관심분야 : 데이터마이닝, 기계학습, 데이터공학
 Phone : 043-229-8205
 Fax : 043-229-8432
 E-mail : shjun@cju.ac.kr



정성원 (Sungwon Jung)
 1988년 : 서강대 컴퓨터학과 (학사)
 1990년 : Michigan State University, Computer Science (공학석사)
 1995년 : Michigan State University, Computer Science (공학박사)
 2000년~현재 : 서강대학교 컴퓨터학과 부교수

관심분야 : 모바일컴퓨팅, ITS/GIS, 웹 데이터베이스
 Phone : 02-705-8930
 Fax : 02-704-8273
 E-mail : jungsung@ccs.sogang.ac.kr



오경환(Kyung-Whan Oh)

1978년 : 서강대학교 수학과 (학사)

1985년 : Florida State University,
Computer Science (공학석사)

1988년 : Florida State University,
Computer Science (공학박사)

1989년~현재 : 서강대학교 컴퓨터학과 교수

관심분야 : 퍼지로지, 인공지능, 다중에이전트

Phone : 02-703-7626

Fax : 02-704-8278

E-mail : kwoh@ccs.sogang.ac.kr