

사용자 프로파일을 활용한 모바일 방송에서의 동적 스케줄링

박미화*, 이용규**

A Dynamic Scheduling Method for Mobile Broadcasting Using User Profiles

Mee Hwa Park*, Yong Kyu Lee**

요약

무선 모바일 환경에서 통신 장비의 에너지와 전송 대역폭의 제한을 해결하기 위하여 방송기법을 사용한다. 기존의 방송 스케줄링 방법들은 고정된 데이터 요청 빈도를 바탕으로 방송 스트림을 구성하기 때문에 사용자의 요구가 동적으로 변화하는 모바일 환경에서 활용하는 것은 비효율적이다. 또한 사용자의 우선순위를 고려하지 않으므로써 요청빈도가 낮은 데이터를 원하는 중요한 사용자가 오랜 시간 대기하는 상황이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 실제 방송 청취를 시작한 사용자들의 프로필 정보를 바탕으로 방송 스트림을 구성함으로써 동적인 변화를 반영할 뿐만 아니라, 사용자의 우선순위를 함께 고려함으로써 중요한 사용자의 대기시간을 줄일 수 있는 새로운 스케줄링 방법을 제안하고 실험을 통해 성능을 평가한다.

Abstract

In mobile computing environments, data broadcasting is widely used to resolve the problem of limited power and bandwidth of mobile equipments. However, the previous broadcast scheduling methods can be inefficient in the environment where the user requests change dynamically since they are based on static data requests. Moreover, a high-priority user can wait long for infrequently requested data because they never consider the priority of listeners. In this paper, we propose a new broadcast scheduling method that reflects dynamic changes of user requests using user profiles. It also reflects user priorities to reduce the access time of high-priority users. We evaluate the performance of the proposed method through simulation.

▶ Keyword : 방송 스케줄(Broadcast Schedule), 이동 방송(Mobile Broadcast), 동적 스케줄(Dynamic Schedule)

• 제1저자 : 박미화 • 교신저자 : 이용규

• 접수일 : 2007.5.7, 심사일 : 2007.5.15, 심사완료일 : 2007. 5.22.

* 동국대학교 컴퓨터공학과 박사과정 ** 동국대학교 컴퓨터공학과 교수

I. 서론

무선 통신 기술의 발달과 고성능 휴대용 단말기의 등장으로 사용자들이 자유로이 이동하면서 네트워크상의 정보를 접근할 수 있는 이동 컴퓨팅이 빠른 속도로 확산되고 있다. 이에 무선 통신 환경의 협소한 대역폭과 이동 단말기의 제한된 배터리 용량 문제를 보완하면서 사용자에게 효율적으로 정보를 전송할 수 있는 방송 기술이 제안되었다. 데이터 방송 기술은 대용량의 하향 채널을 통해 다수의 사용자에게 데이터를 전송하는 비대칭 전송 기술이다. 제한된 대역폭으로 많은 사용자의 요구 사항을 처리할 수 있으며 이동 단말기의 전력 소모를 줄일 수 있어 이동 컴퓨팅 환경에서 널리 사용되고 있다.

이동 방송 환경에서 사용자는 필요한 데이터를 전송받기 위해 평균적으로 데이터가 방송될 때까지 기다리는 접근 시간과 실제로 데이터를 전송받는데 소요되는 튜닝시간을 갖게 된다. 정보 서비스를 제공하는 응용들에서 접근 시간은 서비스의 품질을 결정하는 중요한 요인이며 튜닝 시간은 이동 단말기의 배터리 소비와 밀접한 관련이 있다. 접근 시간과 튜닝 시간을 줄이기 위해 방송 시간 정보를 제공하는 방송 인덱싱과 방송 순서를 결정하는 스케줄링에 대한 다양한 연구들이 진행되고 있다.

기존의 스케줄링 연구들은 공통적으로 정보 서비스를 이용하는 사용자들의 특성을 고려하지 않고 데이터에 대한 요청 빈도나 중요도, 요청 시간과 같은 특정 속성에 기반을 둔 단편적인 스케줄링 기법을 제안하였다. 또한, 시간에 따라 사용자의 요청과 데이터가 계속 변화하는 동적인 무선 환경을 고려하지 않고 고정된 요청 빈도 값을 사용함으로써 사용자의 동적인 요구 패턴을 반영하지 못했고 고정된 데이터 집합을 사용하는 등의 여러 제약들로 인해 실제 응용 범위가 제한된다는 단점이 있다.

본 논문에서는 무선 환경에서 정보 서비스를 이용하는 사용자들의 서비스 만족도를 향상시키기 위해 접근 시간을 줄이는 새로운 방송 스케줄링 기법을 제안하고 평가한다. 데이터의 특성과 함께 모바일 정보 서비스를 이용하는 사용자의 우선순위를 고려해서 중요 사용자 즉 우수 사용자를 위한 차별화된 서비스를 제공하면서도 일반 사용자들의 접근 시간을 보장하는 불평등 스케줄링 기법을 제안한다. 동시에 데이터의 요청 빈도와 데이터 집합의 동적인 변화를 반영함으로써 실제 모바일 방송환경에 적용할 수 있는 동적

인 방송 스케줄 작성 기법을 제안한다. 본 논문에서 수행한 스케줄링 연구의 목표는 다음과 같다.

- ① 우수 사용자를 위한 차별화 서비스를 제공한다.
- ② 일반 사용자의 접근 시간을 크게 희생하지 않는다.
- ③ 동시에 여러 개의 정보들을 요청하는 복합 질의의 평균 서비스 시간을 단축시킨다.
- ④ 데이터의 요청 빈도와 데이터 집합의 동적인 변화를 반영한 실용 가능한 스케줄링을 수행한다.

논문의 나머지 구성은 다음과 같다. 2절에서는 방송 기법과 스케줄링 관련 연구에 관해 기술하고, 3절에서는 새로운 스케줄링 기법을 설명한다. 4절에서 성능 평가와 결과 분석을 수행하고, 5절에서 결론을 맺는다.

II. 관련연구

이 절에서는 논문의 기반 기술인 데이터 방송 기법에 대해 기술하고 이동 컴퓨팅 환경에서 방송 스케줄링 기법에 대한 이전 연구를 살펴보기로 한다.

2.1 데이터 방송 기법

데이터 방송은 단방향 방송 기법과 양방향 방송, 혼성 방송 기법으로 나눌 수 있다. 단방향 방송 기법은 서버가 사용자의 데이터 요구를 예측하고, 그 예측 결과에 따라 데이터를 일반적으로 사용자에게 전송하는 방식이다[1][2][3][4][5].

양방향 전송 기법은 대역폭을 상향과 하향 대역폭으로 분할하고 상향 대역폭을 통해 사용자가 서버에게 원하는 데이터를 요청하고 서버가 하향 대역폭을 통해 사용자들이 요청한 데이터를 방송하는 기법이다[6][7][8][9]. 양방향 전송 기법은 전송 비용과 이동 단말의 에너지 소비가 크지만 사용자가 요청한 데이터를 마감 시간 안에 제공해야 하는 실시간 응용에 적합하다. 기존 연구[10]에서 서버 시스템이 높은 작업 부하를 가질 경우에는 단방향 전송 기법이, 낮은 작업 부하를 가지는 경우에는 양방향 데이터 방송 기법이 효과적임을 밝혔다.

사용자와의 상호작용을 지원하면서 다양한 작업부하에 대응할 수 있도록 두 가지 방법을 결합하여 제공하는 혼성 방송 기법에 대한 연구들도 있다[10][11][12][13][14]. 혼성 방송에서 이동 사용자는 방송을 듣다가 필요한 데이터가 방송되지 않으면 상향 링크를 통해 요청한다.

기존 연구들에서 상향 링크를 통한 데이터 요청 처리는

대부분 FCFS(First Come First Served)와 EDF(Earliest Deadline First), LWF(Longest Wait First)와 같은 실시간 스케줄링 알고리즘을 이용하고 있거나[8][11] 이를 혼합한 방법들이므로[6][7][9] 혼성 방송에서의 스케줄링 연구는 결국 단방향 방송을 위한 스케줄링 문제와 하향 대역폭 분할 문제로 귀결된다. 즉, 방송 환경에서의 스케줄링 연구는 요청한 데이터에 대한 처리 보다는 요청하지 않았지만 많은 사용자들이 원할 것으로 예상되는 데이터를 효율적으로 방송하는 문제를 우선적으로 해결해야 한다. 이에 본 논문에서는 단방향 방송에서의 하향 링크를 위한 방송 데이터 집합 선정과 방송 순서 결정 방법을 중점적으로 다룬다.

2.2 방송 스케줄링 기법

방송 스케줄링은 해당 방송 주기에 방송할 데이터 스트림을 구성하는 과정으로 방송할 데이터를 선정하는 단계와 선정된 데이터들을 어떤 순서와 방법으로 전송할 것인지를 결정하는 단계로 구성된다.

방송 데이터 선정은 다수의 사용자들이 요구할 것으로 예상되는 데이터들을 인기도와 요청 기록, 피드백 정보를 기반으로 선정하는 예측 기반 기법과 사용자가 실시간으로 요청한 데이터 집합을 방송하는 요청 기반 기법으로 분류할 수 있다.

예측 기반 기법은 단방향 방송 환경에서 많이 이용되며 많은 연구들이 데이터 인기도와 요청 빈도가 높은 순서대로 선정된 데이터 집합을 주기적으로 방송한다[1][2][3][4][5].

요청 기반 기법은 사용자의 요청 정보를 기반으로 요청 빈도가 높고 시급성이 요구되는 데이터들을 선정하여 실시간으로 방송하며 양방향 방송과 혼성 방송 환경에서 이용된다[6][7][8][9][10][11][12][13][14].

기존의 스케줄링 연구들은 데이터에 대한 요청 빈도나 중요도, 요청 시간과 같은 특정 속성에 기반을 둔 단편적인 스케줄링 기법을 제안하였다. 또한, 시간에 따라 사용자의 요청과 데이터가 계속 변화하는 동적인 무선 환경을 고려하지 않고 고정된 요청 빈도 값을 사용함으로써 사용자의 동적인 요구 패턴을 반영하지 못했다. 이와 같이 기존 연구들은 여러 제약들로 인해 실제 응용 범위가 제한된다는 단점이 있다.

2.3 최적 방송 스케줄

기존 연구들[2][6][15][16][17]에서 최적 방송 스케줄은 모든 가능한 방송 스트림들 중에서 전체 접근 시간이 최

소가 되는 스케줄이라고 정의된다. 질의는 청구자가 동시에 청구를 원하는 데이터의 집합을 의미한다. 질의에 포함된 데이터의 개수가 하나일 때 평균 접근 시간은 방송 스트림 크기의 1/2이 된다. 따라서 방송 스케줄링 연구는 질의에 포함된 데이터의 개수가 여러 개일 때의 평균 접근 시간을 최소화하는 문제로 집중된다. 그러나 기존 연구[15]에서 최적 방송 스케줄을 구하는 문제는 NP 문제이며 동시에 NP-hard에 속한다는 것을 증명함으로써 최적 스케줄링 문제는 NP-Complete임을 밝혔다.

최적 방송 스케줄에 가까운 방송 스트림을 생성하기 위한 기존의 연구들은 수학적 계산 방법을 통해 평균 접근 시간의 최소값에 가까운 접근 시간을 갖는 스케줄을 구하는 근사(Approximation) 방법을 사용한다[15][16]. 이러한 연구들은 질의에 대한 평균 접근 시간을 줄이는데 좋은 성능을 발휘하지만, 스케줄링 알고리즘의 수행 시간이 오래 걸리므로 데이터가 빈번하게 변경되는 응용이나 실시간 방송이 중요한 응용에는 적용하기 힘들다. 따라서 본 연구에서는 휴리스틱(Huristic)을 사용하여 스케줄링 알고리즘의 수행 시간을 단축시키고자 한다.

III. 사용자 프로파일을 활용한 동적 스케줄링

3.1 스케줄링 방법

본 논문에서 제안하는 스케줄링 기법은 우수 사용자를 위한 차별화된 서비스를 제공하면서도 일반 사용자들의 접근 시간을 보장하는 불평등 스케줄링 기법이다. 또한 데이터의 요청 빈도와 데이터 집합의 변화를 반영한 동적인 방송 스케줄링 기법이다.

본 논문에서는 4가지 스케줄링 연구 목표를 달성하기 위해 다음과 같은 연구 방법을 제시하고 있다.

- ① 우수 사용자를 위한 차별화된 서비스를 제공하기 위해 우수 사용자들이 요청할 것으로 예상되는 데이터를 우선적으로 방송한다. 사용자들이 요청할 것으로 예상되는 데이터는 사용자의 프로파일에 등록된 관심 데이터 정보를 이용한다.
- ② 일반 사용자의 접근 시간을 크게 희생하지 않도록 인기도가 높은 혹은 요청빈도가 높은 데이터를 우선적으로 방송한다. 이를 위해 데이터의 스케줄링 순서 결

정 과정에서 데이터 자체의 인기도와 우수 사용자의 관심도를 동시에 고려한다.

- ③ 동시에 여러 개의 데이터를 요구하는 복합 질의의 평균 접근 시간을 단축하기 위해 동시에 요청할 것으로 예상되는 데이터 집합을 시간적으로 인접한 위치에 방송한다. 이 데이터 집합을 본 논문에서는 FP(Frequency Pattern)라 부른다.
- ④ 데이터의 요청 빈도와 데이터 집합의 동적인 변화를 반영하기 위해 기존 연구[18]에서 웹 사이트의 요청 빈도를 모델링하는데 적합하다고 판명된 Zipf 분포를 데이터의 요청빈도를 모델링 하는데 사용한다. 또한 방송 주기마다 방송에 포함할 후보 데이터를 선정할 때 실제로 청취를 시작한 사용자의 프로파일 정보를 이용함으로써 데이터 집합의 동적인 변화를 스케줄링에 반영한다.

3.2 용어 정의

다음은 논문에서 제안한 스케줄링 기법을 설명하기 위해 필요한 용어와 성능평가를 위한 수식들이다.

표 1. 용어와 수식 설명
Table 1. Notations

용어	설명
DB	데이터베이스, N개의 데이터 항목 d _i 로 구성된 집합, DB = { d _i 1 ≤ i ≤ N }
N	데이터베이스 크기, 데이터 항목의 개수
d _i	DB에 포함된 i 번째 데이터 아이템
Refer(d _i)	데이터 항목 d _i 의 인기도, 데이터 항목 d _i 가 사용자 프로파일에 등록된 횟수
BS	한 방송 주기 동안 방송되는 방송 스트림, 데이터베이스에 포함된 M 개의 데이터 항목으로 구성된 집합
BS _i	방송 스트림의 크기
q _i	사용자 프로파일에 포함된 관심 데이터 집합, q _i = { d _i ∈ DB }, 질의라고 정의함.
q _i	사용자의 관심 데이터 집합의 크기, q _i ≤ N
Q	데이터베이스에 등록된 모든 질의 q _i 의 집합, Q = { q _i 1 ≤ j ≤ K }
K	데이터베이스에 등록된 모든 질의의 개수
DQ	방송 청취를 시작한 사용자의 질의 집합
U	데이터베이스에 등록된 모든 사용자 u의 집합
vip(q _i)	질의 q _i 에 관심 있는 우수 사용자들의 수

user(q _i)	질의 q _i 에 관심 있는 사용자들의 수
Freq(q _i)	질의 q _i 가 요청될 확률, 0 ≤ freq(q _i) ≤ 1
Prime(q _i)	방송을 청취하고 있는 사용자들 중에서 질의 q _i 에 관심 있는 우수 사용자와 일반 사용자의 비율, 0 ≤ prime(q _i) ≤ 1
Priority(q _i)	질의 q _i 의 스케줄링 순서를 결정하는 우선순위 값, priority(q _i)가 큰 순서대로 방송 스케줄링을 수행
Space(i)	방송 스트림에 포함된 질의 q _i 의 i번째 데이터 항목과 i+1번째 데이터 항목 사이의 거리
MAT(q _i)	질의 q _i 의 평균 접근 시간 (Mean Access Time)
TMAT(BS)	방송 스트림 BS를 청취하는 모든 사용자의 평균 접근 시간의 합
FP-Rule(d)	데이터 항목 d _i 가 Key인 FP rule 집합

Freq(q_i) : 질의 q_i가 요청될 가능성을 나타내며 Zipf 분포를 이용하여 j 번째 질의 q_i의 요청 가능성을 계산한다.

$$Freq(q_j) = \frac{1}{j^\theta} \sum_{k=1}^K \frac{1}{k^\theta}, 0 < \theta \leq 1 \dots\dots\dots (3.1)$$

Prime(q_i) : 질의 q_i에 대한 우수 사용자의 관심도를 의미한다. 다음과 같이 방송을 청취하고 있는 사용자들 중에서 질의 q_i에 관심 있는 우수 사용자와 일반 사용자의 비율로 계산한다.

$$Prime(q_j) = \frac{\sum vip(q_j)}{\sum user(q_j)} \dots\dots\dots (3.2)$$

Priority(q_i) : 질의 q_i의 스케줄링 우선순위를 계산한 값이다. 다음과 같이 데이터에 대한 요청 빈도와 우수 사용자의 관심도를 동시에 반영하여 계산한다.

$$Priority(q_i) = \alpha \times Freq(q_i) + \beta \times Prime(q_i) \text{ where, } 0 \leq \alpha + \beta \leq 1, \alpha \geq 0, \beta \geq 0 \dots\dots\dots (3.3)$$

● MAT(q_i) : 질의 q_i의 평균 접근 시간(Mean Access Time)을 말한다. 접근 시간은 사용자가 방송 청취를 시작한 시점부터 원하는 모든 데이터를 수신할 때까지 걸리는

시간을 의미한다. 접근 시간은 사용자가 방송을 청취한 시점에 따라 달라지므로 모든 가능한 청취 시점에서의 접근 시간을 구해 평균한 평균 접근 시간을 사용한다. 평균 접근 시간을 계산하는 수식은 기존 논문[15]에서 사용한 수식을 다음과 같이 수정하였다. 평균 접근 시간은 <그림 1>과 같이 방송 스트림에 포함된 관심 데이터 항목들 간의 거리와 청취 확률을 이용해서 계산할 수 있다.

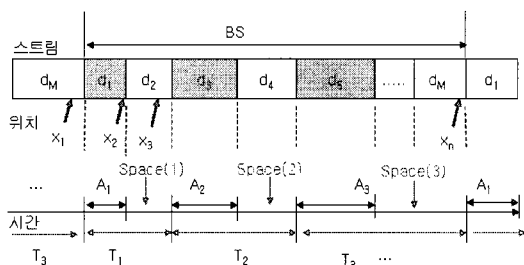


그림 1. 방송 스트림 1
Fig 1. Broadcast stream 1

$$\begin{aligned}
 MAT(q_i) & \dots (3.4) \\
 &= \int_0^{BS} p(x) \times AT(x) dx \\
 &= \frac{1}{|BS|} \int_0^{BS} AT(x) dx \\
 &= \frac{1}{|BS|} \sum_{j=1}^n \int_0^{t_j} AT(y) dy \\
 &= \frac{1}{|BS|} \sum_{j=1}^n \left[\int_0^{a_j} AT(y) dy + \int_{a_j}^{t_j} AT(y) dy \right] \\
 &= |BS| - \frac{1}{2|BS|} \sum_{j=1}^n (t_j - a_j)^2 \\
 &= |BS| - \frac{1}{2|BS|} \sum_{j=1}^n Space(j)^2
 \end{aligned}$$

<수식 3.4>에서 $p(x)$ 는 사용자가 <그림 1>의 수신 위치 x 에서 방송 청취를 시작할 확률을 말하고 $AT(x)$ 는 x 위치에서 방송을 청취하기 시작했을 때의 접근 시간이다. 이동 방송 환경에서 단말기는 실제로 원하는 데이터를 다운로드하는 Active mode와 원하는 데이터가 방송될 때까지 대기하는 Idle mode로 운영되는데 <그림 1>에서 사용자가 원하는 데이터가 방송되는 A_k (Active mode로 운영될 시간)에 청취를 시작할 경우에는 접근 시간이 한 방송 주기 $|BS|$

가 된다. 사용자의 접근 시간이 최소가 되는 경우는 사용자가 <그림 1>의 Space(i)에 청취를 시작한 후 관심 데이터 항목들을 연이어 청취하는 것이다. 즉, Space(i)의 편차가 크게 되도록 데이터 항목들을 배치하면 평균 접근 시간이 최소가 된다.

- TMAT(BS) : 방송 스트림 BS를 청취하는 모든 사용자의 평균 접근 시간의 합(Total of MAT)으로 질의 q_i 의 요청 확률과 질의 q_i 에 대한 평균 접근시간의 곱으로 계산한다.

$$TMAT = \sum_{q_i \in DQ} MAT(q_i) \times Freq(q_i) \dots (3.5)$$

3.3 스케줄링에 적용된 휴리스틱(Heuristic)

본 논문에서 제안하는 스케줄링 알고리즘은 다음과 같은 휴리스틱을 사용하여 스케줄링 알고리즘의 수행 시간을 단축시켰으며 우수 사용자들을 위한 차별화된 정보 서비스를 제공한다.

- (Heuristic 1)

사용자들이 데이터 항목 d_1 과 d_2 를 동시에 요청할 가능성이 크다면 d_1 과 d_2 를 시간적으로 인접한 위치에 방송함으로써 다수 사용자들의 접근 시간을 줄일 수 있다.

<근거> 질의 $q = \{d_1, d_2, d_3\}$ 이고 d_1 과 d_2 가 동시에 자주 요청되는 데이터이며 d_3 가 d_1, d_2 와 떨어진 위치에서 방송되고 가정할 경우 <그림 2>와 같이 인접한 위치에 d_1 과 d_2 를 방송할 경우와 떨어진 위치에 방송할 경우의 Space(i)는 각각 다음과 같은 범위의 값을 갖는다.

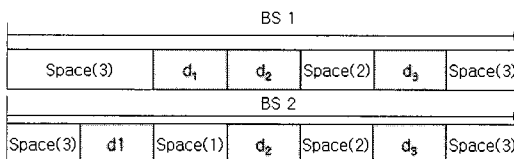


그림 2. 방송 스트림 2
Fig 2. Broadcast stream 2

① d_1, d_2 가 인접한 경우

$$\frac{(|BS| - \sum |d_i|)}{2} \leq Space(i) \leq (|BS| - \sum |d_i|) \quad (3.5)$$

② d_1, d_2 가 떨어진 경우

$$\frac{(|BS| - \sum |d_i|)}{3} \leq Space(i) \leq (|BS| - \sum |d_i|) \quad (3.6)$$

접근 시간은 Space(i)가 클수록 작아지므로 d_1, d_2 를 인접한 위치에 방송하는 것이 좋다는 사실을 알 수 있다.

● [Heuristic 2]

등급이 다른 다중 큐를 이용하여 방송 스트림을 구성함으로써 우수 사용자를 위한 차별화된 접근 시간을 제공할 수 있다.

<근거>

상위 20%의 고객이 매출의 80%를 창출한다는 파레토의 법칙에 따라 상위 20%에 해당하는 우수 사용자에 대한 평균 접근 시간을 단축하면 서비스 만족도가 높아질 것이고 이로 인한 정보 서비스 이용률도 향상시킬 수 있을 것이다. <그림 3>과 같이 등급별 다중 큐를 마련하고 사용자 등급에 따라 관심 데이터를 큐에 분배한 다음 큐의 등급에 따라 방송한다면 우수 사용자의 접근 시간을 줄일 수 있다.

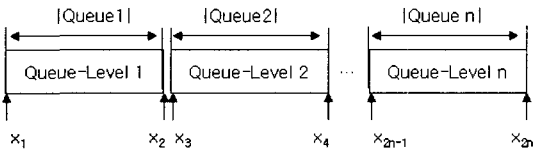


그림 3. 등급별 다중 큐
Fig 3. Multiple level Queues

큐의 개수 n 이 3이고 모든 큐의 크기가 동일하다고 가정하면, Queue-Level 1, Queue-Level 2, Queue-Level 3을 할당 받은 각 사용자들의 관심 질의에 대한 Space(i)는 다음과 같은 범위의 값을 갖게 된다.

① Queue-Level 1의 사용자

x_1 과 x_2 사이에 데이터 항목을 할당하므로 Space(i)는 $2 \times \frac{|BS|}{3} \leq Space(i) < |BS|$ 의 범위 값을 갖는다.

② Queue-Level 2의 사용자

x_1 과 x_4 사이에 데이터 항목을 할당하므로 Space(i)는 $\frac{|BS|}{3} \leq Space(i) < |BS|$ 의 범위 값을 갖는다.

③ Queue-Level 3의 사용자

x_1 과 x_6 사이에 데이터 항목을 할당하므로 Space(i)는 $\frac{|BS|}{3} < Space(i) < |BS|$ 의 범위 값을 갖는다.

접근 시간은 Space(i)가 클수록 작아지므로 각 큐를 순차적으로 방송한다면 Queue-Level 1의 사용자들의 접근 시간이 나머지 큐들의 접근 시간보다 짧게 된다.

[Heuristic 1]에 명시된 동시에 자주 요청되는 데이터 항목들은 FP-tree[19]를 이용하여 분석한다. FP-tree는 데이터 사이의 연관 관계를 분석할 때 사용되는 방법으로 동시에 자주 나타나는 데이터 집합(Frequent Pattern)을 저비용으로 찾을 수 있어 데이터 마이닝 분야에서 널리 사용되는 방법이다.

3.4 스케줄링 알고리즘

본 논문에서는 실제로 방송 청취를 시작한 사용자들의 관심 데이터들을 대상으로 요청 확률이 크고 다수의 우수 사용자들이 관심 있는 데이터를 등급별 큐에 할당하는 동적 스케줄링 기법 DNPS(Dynamic & Prime Scheduling)와 동시에 자주 나타나는 데이터 항목들을 시간적으로 인접한 위치에 방송하도록 DNPS를 확장한 FPDNPS (Frequent Pattern based Dynamic & Prime Scheduling) 알고리즘을 제안한다.

스케줄링 알고리즘에서 질의는 사용자 프로파일에 등록된 관심 데이터들의 집합을 의미한다. 여러 사용자들이 동일한 관심 데이터 집합을 프로파일에 등록할 수 있으므로 일반적으로 질의 집합 Q의 크기는 사용자 집합 U의 크기보다 작다.

질의에 대한 요청 빈도와 질의에 포함된 데이터 항목의 요청빈도를 동시에 고려하기 위해, 질의 집합 Q에 등록된 모든 질의는 FP-tree 분석을 통해 데이터 항목의 Refer(d_i)가 큰 순서대로 내림차순 정렬된다. 즉, 같은 질의에 포함된 데이터 항목들이더라도 요청 빈도가 높은 데이터 항목을 먼저 방송함으로써 해당 질의의 부분집합에 관심 있는 사용자들의 접근 시간을 줄일 수 있다.

DNPS와 FPDNPS는 <수식 3.3>을 이용하여 동일한 질의

에 접근하는 사용자들 중에서 우수 사용자로 등록된 사용자의 비율이 높으면서 요청할 확률이 높은 질의를 우선 방송한다.

● Algorithm DNPS : Dynamic & Prime Scheduling

입력 : 동적 질의 집합 DQ, |BS|, 큐, 큐의 개수 n
 초기화 : current queue = 1
 단계1 : 모든 질의 $q_i \in DQ$ 에 대해 Priority(q_i) 계산
 단계2 : max(Priority(q_i))인 q_i 를 찾아, $d_k \in q_i$ 인 모든 데이터 항목들을 차례로 조사하여
 if (d_k not exists BS) then current queue에 삽입
 단계3: if full(current queue) then
 broadcast current queue, current queue++
 if current queue > n then exit algorithm
 else goto 단계2

● Algorithm FPDNPS : Frequent Pattern based Dynamic & Prime Scheduling

입력 : 동적 질의집합 DQ, |BS|, 큐, 큐의 개수 n,
 FP-rule
 초기화 : current queue = 1
 단계1 : 모든 질의 $q_i \in DQ$ 에 대해 Priority(q_i) 계산
 단계2 : max(Priority(q_i))인 q_i 에 대해, $d_k \in q_i$ 인 모든 데이터 항목들을 대상으로
 if(d_k not exists BS) then
 {
 if(FP-Rule(d_k) exists) then
 current queue에 FP-Rule(d_k)을 삽입
 else $d_k \in$ 를 current queue에 삽입
 }
 단계3: if full(current queue) then
 broadcast current queue, current queue++
 if current queue > n then exit algorithm
 else goto 단계2

두 알고리즘의 차이점은 FPDNPS는 FP-tree 기법을 통해 발견한 FP에 포함된 데이터 항목들을 인접한 위치에 방송할 수 있도록 FP에 있는 데이터 항목 중 하나가 처음 방송 스트림에 삽입될 때 연관 데이터 항목들 모두를 방송 스트림에 포함시키는 반면, DNPS는 질의에 포함된 데이터 항목들로 이루어진 FP를 찾고 해당 FP에 대한 데이터 항목들을 방송 스트림에 포함시킨다는 것이다.

FPDNPS는 방송 스트림 중간에 청취를 시작한 사용자들이 일반적으로 동시에 자주 요청되는 데이터 항목들을 원할 경우에 다음 방송 주기를 기다리지 않고 현재 방송주기 내에서 원하는 데이터를 모두 수신할 확률이 커진다는 장점이 있다. 그러나 DNPS에 비해 우수 사용자의 접근 시간 감소율이 낮으며 요청 빈도가 높은 데이터와 요청 빈도가 낮은 데이터를 동시에 원하는 사용자의 접근 시간이 증가된다는 단점이 있다.

<그림 4>에 포함된 첫째 표는 질의 거리 방법을 제안한 [15]에서 사용된 예제 질의이다. <그림 4>의 둘째, 셋째 표는 동시에 자주 사용되는 FP를 찾기 위해 FP-tree 방법에 따라 질의를 데이터 빈도순으로 정렬하고 FP를 검출한 결과를 보여준다.

예제 질의	질의								Freq()	Prime()	Priority()
	query set										
q1	d1	d2	d4	d5					0.5	0.4	0.9
q2	d2	d3	d5	d6					0.3	0.5	0.8
q3	d4	d5	d6	d7	d8				0.2	0.1	0.3

정렬된 질의	질의								Freq()	Prime()	Priority()
	query set										
q1	d5	d2	d4	d1					0.5	0.4	0.9
q2	d5	d2	d6	d3					0.3	0.5	0.8
q3	d5	d4	d6	d7	d8				0.2	0.1	0.3

FP	질의	
	d5	d2
d5	d4	
d5	d6	

그림 4. 예제 질의, 데이터 빈도순으로 정렬된 질의, FP
 Fig 4. Sample queries, Queries sorted by frequency and FP

<그림 5>는 예제 질의를 이용하여 DNPS와 FPDNPS를 이용한 스케줄을 작성하고 [10]에서 제안한 질의거리 기반 방법과 평균 접근 시간을 비교한 것이다. 질의거리 방법과 동일한 조건에서 비교하기 위해 모든 데이터 항목은 동일한 크기를 가지며, 접근 빈도와 사용자 우선순위를 동등한 비율로 반영하기 위해 Priority()에 사용된 가중치 α 와 β 는 모두 0.5라고 가정하였다.

질의 거리 방법[25]											
방송 스트림	d3	d1	d2	d4	d5	d6	d7	d8	MAT()	Freq()	(MAT)*Freq()
q1									7.00	0.5	3.50
q2									7.53	0.3	2.25
q3									7.44	0.2	1.48
									TMAT()		7.28

Dynamic & Prime Scheduling											
방송 스트림	d5	d2	d4	d1	d6	d3	d7	d8	MAT()	Freq()	(MAT)*Freq()
q1									7.00	0.5	3.50
q2									7.50	0.3	2.25
q3									7.81	0.2	1.56
									TMAT()		7.31

Frequent Pattern based Dynamic & Prime Scheduling											
방송 스트림	d5	d2	d4	d6	d1	d3	d7	d8	MAT()	Freq()	(MAT)*Freq()
q1									7.38	0.5	3.69
q2									7.53	0.3	2.25
q3									7.69	0.2	1.54
									TMAT()		7.51

그림 5. 질의거리, DNPS, FPDNPS 비교
 Fig 5. Comparison between QD, DNPS and FPDNPS

질의 거리 방법은 모든 가능한 방송 스트림에 대해 질의 거리가 최대가 되는 방송 스트림을 계산을 통해 찾아내는 근사 기법을 사용함으로써 최적 스케줄링 알고리즘과 유사한 접근 시간을 갖는다는 장점이 있으나 수행 시간이 오래 걸리는 단점으로 인해 실제 방송 환경에 적용하기 힘들다. <그림 5>를 보면 DNPS와 FPDNPS 방법은 질의 거리 방법에 비해 평균 접근 시간은 증가하나 스케줄링 알고리즘의 수행 속도가 빠르며, DNPS를 통해 질의 1과 2를 요청하는 우수 사용자들의 접근 시간을 단축시킬 수 있다는 것을 알 수 있다. <그림 5>에서 FPDNPS가 DNPS보다 평균 접근 시간이 오래 걸리는 이유는 모든 예제 질의가 FP에 포함된 데이터 항목과 포함되지 않은 데이터 항목을 동시에 요구하기 때문이다.

IV. 스케줄링 성능평가

4.1 실험 환경

본 논문에서는 모바일 방송에서의 하향 링크를 위한 예측 기반 방송 데이터 집합 선정과 방송 순서 결정 방법을 중점적으로 다루었으며 간단한 예를 통해 스케줄링 알고리즘의 성능을 분석하였다.

이 절에서는 데이터베이스의 크기와 질의 크기, 사용자 수 등을 모바일 방송환경과 유사하도록 설정한 시뮬레이션 시스템을 구축하고 시뮬레이션 결과를 분석한다.

스케줄링 알고리즘은 Windows OS에서 Visual C++ 언어를 사용하여 구현하였으며 모든 데이터의 크기와 접근 시간은 동일하다고 가정하였다.

표 2. 실험에 사용된 변수와 값
Table 2. Variables used in simulation

환경 요소	설명과 값
DB	100개의 서로 다른 데이터 항목
BS	DB 크기의 10%에서 100%까지의 크기를 갖는 10개의 방송스트림
Q	Zipf 분포에 따라 10000명의 사용자가 관심 질의로 등록한 서로 다른 5000개의 질의로 구성된 집합
q	최대 100개까지의 서로 다른 데이터로 구성된 데이터 집합
DQ	방송 청취를 시작한 사용자의 질의 집합, 한 주기 동안 방송 청취를 시작한 최대 사용자 수는

	2000이라고 가정했으며 사용자 수에 따라 DQ에 포함된 질의 개수가 동적으로 변함
User	데이터베이스에 등록된 10000명의 사용자에 대한 프로파일 정보
Rule	데이터 항목 d를 키로 갖는 FP set의 집합, Rule의 크기는 프로파일 정보에 따라 변화함
α, β	Priority(q) 계산에 사용된 가중치, $\alpha = 0, 0.1, 0.2, \dots, 1$ 의 11 단계의 값을 갖도록 실험
User Level	파레토의 법칙에 따라 Gold와 Silver 고객의 비율이 20:80이 되도록 Gold 고객 선정

시뮬레이션 시스템은 제안 알고리즘의 성능 평가 및 비교를 위해 다음과 같은 스케줄링 알고리즘을 포함한다.

- ▶ R : Random Schedule : 방송 크기만큼의 랜덤 데이터 항목을 선택하여 방송
- ▶ S : Static Schedule : 정적 질의 집합 Q에 포함된 질의를 대상으로 Freq(i)가 큰 순서대로 방송
- ▶ D : Dynamic & Prime Schedule
- ▶ F : Frequency Pattern based DNPS

4.2 실험 결과 및 분석

<표 2>에 기술된 환경에서 동일한 데이터베이스와 동일한 질의에 대해 각각 20번씩의 방송 주기를 시뮬레이션 하였다. 즉, 각 방송 주기마다 2000명의 사용자가 방송을 청취하며 이로 인해 동적 질의 집합 DQ도 매번 변경된다. 또한 각 방송 주기별로 가중치 α, β 를 0에서 0.1 간격으로 최대 1까지의 값을 갖도록 변경하면서 각 알고리즘의 TMAT를 계산하였다.

기존 연구들에서 사용된 MAT, TMAT 계산식 <수식 3.4, 3.5>는 방송 스트림에 사용자들이 원하는 모든 데이터 항목들이 포함되어 있다고 가정할 경우에 이용할 수 있는 계산식이다. 즉, BS의 크기가 DB와 같을 경우에 활용 가능하므로 $|BS| < |DB|$ 인 환경에서는 그대로 이용할 수가 없다.

따라서 본 논문에서는 질의에 포함된 데이터 항목들이 방송 스트림 BS에 포함되어있지 않을 경우의 평균 접근 시간을 $|BS|*1.5$ 로 설정하였다. 이는, 한 방송 주기 동안의 평균 MAT의 값 $|BS|*0.5$ 에 다음 방송 주기만큼의 접근 시간을 더한 값이다.

● 방송 크기에 따른 사용자의 TMAT 비교

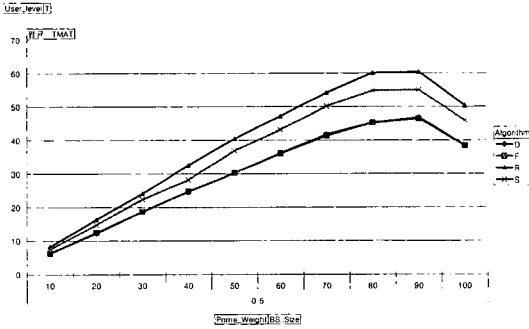


그림 6. $\beta=0.5$, BS에 따른 모든 사용자의 TMAT
Fig 6. TMAT of all users with variant BS's and $\beta=0.5$

〈그림 6, 7〉은 Priority 계산에 사용된 가중치 값을 0.5로 고정했을 때 방송 스트림의 크기에 따른 각 알고리즘의 TMAT의 변화를 보여준다. 〈그림 6〉은 모든 사용자의 TMAT를 보여주고 〈그림 7〉은 우수 사용자의 TMAT를 보여준다. 두 경우 모두 본 논문에서 제안한 F와 D알고리즘의 접근 시간이 R과 S알고리즘보다 적음을 알 수 있다.

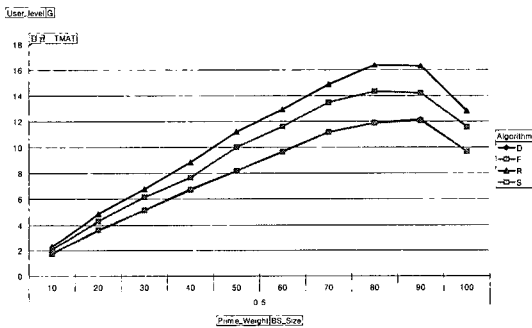


그림 7. $\beta=0.5$, BS에 따른 우수 사용자의 TMAT
Fig 7. TMAT of prime users with variant BS's and $\beta=0.5$

● 사용자 등급 정보 반영정도에 따른 TMAT 변화

〈그림 8, 9〉는 방송크기를 90으로 고정하고 Priority 계산에 사용된 요청 빈도에 대한 가중치 α 의 값을 0에서 1사이의 값으로 변경했을 때 각 알고리즘의 TMAT의 변화를 보여준다. 〈그림 8〉은 모든 사용자의 TMAT를 보여주고 〈그림 9〉는 우수 사용자의 TMAT를 보여준다. 〈그림 9〉에서 가중치 α 값이 클수록, 즉, 사용자 등급 정보 반영률이 작아질수록 우수 사용자의 평균 접근 시간이 증가함을 알 수 있다.

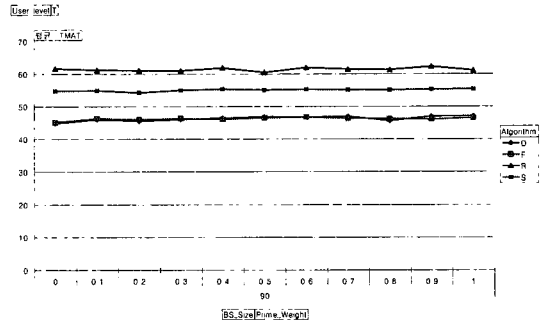


그림 8. BS=90, α 값에 따른 모든 사용자의 TMAT
Fig 8. TMAT of all users with variant weights and BS=90

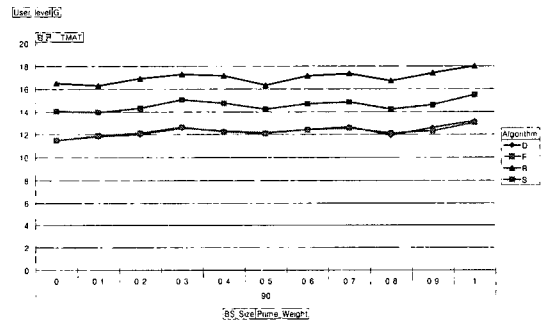


그림 9. BS=90, α 값에 따른 우수 사용자의 TMAT
Fig 9. TMAT of prime users with variant weights and BS=90

● $MAT > |BS|$ 인 사용자의 수 비교

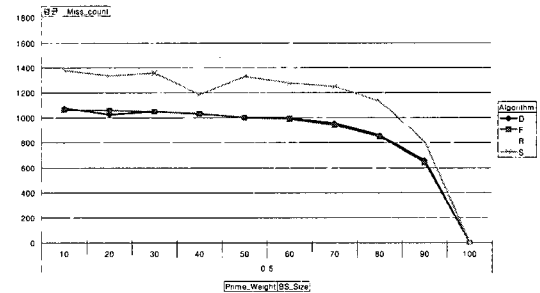


그림 10. $MAT > |BS|$ 인 사용자 수
Fig 10. The number of users having $MAT > |BS|$

$MAT > |BS|$ 인 사용자는 현재의 방송 스트림 안에 원하는 데이터 항목들 중 일부가 포함되어 있지 않아 다음 방송 스트림이 방송될 때까지 대기해야 하는 사용자이다. 이러한 사용자의 수가 많다면 정보 서비스에 사용자 만족도가 크게 저하될 수 있다.

〈그림 10〉은 Priority 계산에 사용된 가중치 값을 0.5로 고정했을 때 방송 스트림의 크기에 따른 MAT > |BS|인 사용자 수의 변화를 표현한 것이다. 본 논문에서 제안한 D와 F 알고리즘 모두 R과 S 알고리즘에 비해 좋은 성능을 보이나 상향 링크가 없는 단방향 하향 링크 기반 주기적 방송 시스템에서는 사용자의 55% 만이 한 방송 주기 안에 청취를 마칠 수 있으므로 개선할 필요가 있다.

VI. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 모바일 환경에서 하향 링크를 위한 방송 데이터 집합 선정과 방송 순서 결정 방법을 중점적으로 다루었다. 기존 연구들의 단점을 극복하기 위해 모바일 정보 서비스를 이용하는 사용자의 프로필 정보를 활용하여 다수의 사용자들이 동시에 요청할 것으로 예상되는 Frequent Pattern 집합을 찾고 우수 사용자들의 관심 데이터를 우선 방송하는 불평등 스케줄링 방법을 제안하였다.

DNPS 알고리즘은 실제로 방송 청취를 시작한 사용자들의 관심 데이터들을 대상으로 요청 확률이 크고 다수의 우수 사용자들이 관심 있는 데이터를 등급별 큐에 할당하는 동적 스케줄링 기법이며 FPDNPS는 동시에 자주 나타나는 데이터 항목들을 시간적으로 인접한 위치에 방송하도록 DNPS를 확장한 알고리즘이다.

실험을 통해 제안한 두 알고리즘이 기존의 정적인 요청 빈도 기반 알고리즘과 Random 알고리즘보다 접근 시간과 서비스 만족도 면에서 우수함을 보였다. 또한 한 방송 주기 안에 온라인 사용자의 55% 정도가 방송 청취를 마칠 수 있음을 알 수 있었다. 이를 통해 상향 링크가 없는 하향 링크 기반 주기적 방송 시스템만으로는 사용자들의 요구를 충족할 수 없음을 알 수 있게 되었다. 향후 DNPS와 FPDNPS를 양방향 방송 환경에서 적용할 수 있도록 개선하는 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] 최성환, 정성원, 이송이, "이동컴퓨팅환경에서 데이터의 접근 빈도 및 시맨틱 관계를 고려한 방송 방법", 한국정보과학회 논문지, 제30권 제5호, pp. 476~493, 2003.
- [2] 이상돈, "효율적인 다중 데이터 접근을 위한 방송 스케줄 생성", 한국정보과학회 논문지, 제29권 제4호, pp. 285~296, 2002.
- [3] S. Acharya, R. Alonso, M. J. Franklin, and S. Zdonik, "Broadcast Disks: data management for asymmetric communications Environment," ACM SIGMOD Int. Conference on Management of Data (SIGMOD 95), pp. 199-210, 1995.
- [4] A. R. Hurson, Y. C. Chehadah, L. L. Miller, "Object Organization on a Single Broadcast Channel in a Global Information Sharing Environment," Proc. 24th. EUROMICRO Conference Volume 2, pp. 1021-1028, 1998.
- [5] S. Jiang and N. Vaidya, "Scheduling data broadcast to impatient users," In Proceedings of the ACM international workshop on Data engineering for wireless and mobile access, pp. 52-59, 1999.
- [6] Adesola Omotayo, Moustafa A. Hammad, Ken Barker, "Update-Aware Scheduling Algorithms for Hierarchical Data Dissemination Systems," Proceedings of the 7th International Conference on Mobile Data Management(MDM), pp. 18-23, 2006.
- [7] S. Acharya and S. Muthukrishnan, "Scheduling on-demand broadcasts: New metrics and algorithms," In Proceedings of the Fourth Annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom), pp 43- 54, 1998.
- [8] D. Aksoy and M. Franklin, "Scheduling for large-scale on-demand data broadcasting," In Proceedings of the Conference on Computer Communications (IEEE INFOCOM), pp. 651-659, 1998.
- [9] J. Xu, X. Tang, and W.C. Lee, "On Scheduling Time-Critical On-Demand Broadcast," IEEE Transaction on Distributed and Parallel Systems, Volume 17, Issue 1, pp. 3-14, 2006.
- [10] S. Acharya, M. Franklin, and S. Zdonik, "Balancing push and pull for data broadcast,"

[1] 최성환, 정성원, 이송이, "이동컴퓨팅환경에서 데이터

In Proceedings of the ACM SIGMOD Conference on Management of Data, pp 183-194, 1997.

[11] 윤해숙, 김영국, "이동 컴퓨팅 환경에서 데이터 특성을 고려한 실시간 혼성 방송 알고리즘", 한국정보과학회 논문지, 제32권 3호 pp.339-349, 2005.

[12] P. Xuan, S. Sen, O.J.Gonzalez-Gomez, J. Fernandez and K. Ramamritham, "Broadcast on Demand-Efficient and Timely Dissemination of Data in Mobile Environments," IEEE RealTime Technology and Applications Symposium, pp. 38-48, 1997.

[13] J. Fernandez and K. Ramamritham, "Adaptive dissemination of data in time-critical asymmetric communication environments," In Proc. Euromicro Real-Time Systems Symp., pp. 195-203, 1999.

[14] Chih-Lin Hu, Ming-Syan Chen, "Adaptive Information Dissemination: An Extended Wireless Data Broadcasting Scheme with Loan-Based Feedback Control," IEEE Transactions on Mobile Computing, vol. 02, no. 4, pp. 322-336, 2003.

[15] Yon Dohn Chung, Myoung-Ho Kim, "QEM: A Scheduling Method for Wireless Broadcast Data." Proceedings of the Sixth International Conference on Database Systems for Advanced Applications (DASFAA), pp. 135-142, 1999.

[16] Nitin H. Vaidya and Sohail Hameed, "Scheduling data broadcast in asymmetric communication environments," Technical Report 96-022, Computer Science Department, Texas A&M University, College Station, 1996.

[17] Y.D.Chung and M.H.Kim, "A Wireless Data Clustering Method for Multi-point Queries," Decision Support Systems, vol 30, pp. 469-482, 2001.

[18] L. Breslau, P. Cao, L. Fan, G. Phillips, and S. Shenker, "Web caching and zipf-like distributions: Evidence and implications," in Proc. of IEEE INFOCOM, pp. 126-134, 1999.

[19] J. Han, J. Pei, and Y. Yin, "Mining Frequent Patterns without Candidate Generation," SIGMOD Conference, pp. 1-12, 2000.

저자 소개



박미화

1997년 : 동국대학교 컴퓨터공학과 (학사)
 1999년 : 동국대학교 컴퓨터공학과 (석사)
 1999년~현재: 동 대학원 박사과정 재학
 관심분야 : 데이터베이스 시스템, 모바일 데이터베이스, 정보검색



이용규

1986년 : 동국대학교 전자계산학과 (학사)
 1988년 : 한국과학기술원 전산학과 (석사)
 1996년 : Syracuse University (전산학박사)
 1978년~83년: 정보통신부 국가공무원
 1988년~93년: 한국국방연구원 선임 연구원
 1996년~97년: 한국통신 선임연구원
 2002년~03년: 콜로라도대학 컴퓨터 학과 방문교수
 1997년~현재: 동국대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 데이터베이스 시스템, 모바일 데이터베이스, XML, 정보검색, e-비즈니스 시스템