

# 이동통신망에서 예측 위치 등록 정책을 통한 위치관리 비용 감소 효과 분석

## An Analysis of Location Management Cost by Predictive Location Update Policy in Mobile Cellular Networks

고한성<sup>1</sup>, 장인갑<sup>1</sup>, 홍정식<sup>2</sup>, 이창훈<sup>1</sup>

<sup>1</sup>서울대학교 산업공학과

<sup>2</sup>서울산업대학교 산업정보시스템공학과

### Abstract

In wireless network, we propose a predictive location update scheme which considers mobile user's(MU's) mobility patterns. MU's mobility patterns can be found from a movement history data. The prediction accuracy and model complexity depend on the degree of application of history data. The more data we use, the more accurate the prediction is. As a result, the location management cost is reduced, but complexity of the model increases. In this paper, we classify MU's mobility patterns into four types. For each type, we find the respective optimal number of application of history data, and predictive location area by using the simulation. The optimal numbers of four types are shown to be different. When we use more than three application of history data, the simulation time and data storage are shown to increase very steeply.

### 1. 서론

이동통신망에서의 위치 관리는 위치등록과 페이지이라는 두 가지 작업을 통해 이루어진다. 이동사용자(Mobile user, 이후 MU)의 위치정보는 위치등록을 통해 지속적으로 관리된다. 현재 위치 관리 시스템에서는 MU가 여러 개의 셀로 구성되어 있는 위치영역을 벗어날 때마다 위치등록을 수행하며 호 발생 시, MU의 정확한 위치를 찾기 위해 페이지 작업이 수행된다. 이 때, MU의 위치영역이 변경되면 위치등록 비용이 발생하고, 호가 발생할 때마다 MU의 위치를 찾게 되는 페이지 비용이 발생하게 된다.

각 위치영역이 몇 개의 고정된 셀을 포함하며 이 정보가 모든 MU에게 동일하게 적용될 때, 이를 정적 위치영역 관리라 한다. 이에 반해 동적 위치영역 관리에서는 MU의 이동특성을 고려하여 보다 유연한 위치등록 방법을 사용한다. 시간 기준, 이동기준, 거리 기준 위치등록은 잘 알려진 동적 위치영역 관리 방법이다. 시간 기준 방법은 일정 시간이 지나면 위치등록을 주기적으로 수행하며 [2], [4]. 이동 기준 방법은 정해진 개수만큼의 셀을 이동 시 위치등록을 수행한다 [4],[8],[10]. 거리 기준 방법은 마지막 위치등록을 수행한 셀로부터 일정 거리만큼 이동하면 위치등록을 수행하는 방법을 의미한다 [7],[11],[14].

한편, MU의 과거 이력을 이용한 위치영역 관리

방법론으로는 profile-based, LeZi-update 방법론이 있다. profile-based 방법은 MU의 과거 이력을 바탕으로 MU가 각 위치영역에 있을 확률을 구한다. MU가 기존의 일관된 패턴을 따를 때에는 위치등록을 수행하지 않으며, 기존의 패턴을 벗어날 때, 확률이 가장 큰 위치영역부터 페이지를 수행하는 방법이다 [7],[9]. 이를 발전시켜 각 MU의 이동패턴을 구하여 MU의 이동 경로를 예측하는 User Mobility Pattern (UMP) 기반 방법론이 등장하였다 [6],[15]. LeZi-Update 방식에서는 MU의 과거 이력을 이용하여 검색 나무를 만든다. 그런 다음 호 발생 시, MU의 위치를 찾기 위해 검색 나무의 상위 위치영역부터 선택적으로 페이지를 수행하는 방법론이다. 하지만 이들 방법론들은 MU가 기존의 패턴을 벗어나기 전에는 계속하여 위치등록을 수행하지 않으며, 유사한 이동패턴의 구별이 어렵다. 또한 제안된 기법을 적용시키기 위해 이력자료의 형식을 재구성해야 하는 한계가 있다.

본 연구에서는 실제로 대다수의 MU가 매일 반복되는 패턴의 이동특성을 보이고 있는 특성을 활용하여 MU의 이전 이동패턴을 기반으로 향후 MU의 이동을 예측, 관리하는 방법을 제안하기로 한다.

이력자료를 바탕으로 한 기존의 연구들은 예측정확도를 높이기 위한 방법들을 제안하였으나 예측정확도를 높이기 위해서는 예측의 복잡도가 증가하여 이에 따라 예측에 요구되는 시간이 증가하는 단점이 있다. 그리고 과거 몇 개의 자료를 활용해야 하는지, 그리고 몇 개까지 예측하는 것이 효율적인지에 대한 실증분석이 부족하다. 예측의 정확도와 계산의 복잡도, 즉 요구되는 시간간의 상쇄관계(trade-off)를 고려하기 위해, 본 연구에서는 실제 MU의 이동특성을 최대한 현실적으로 반영하여, 위치관리비용이 최소가 되도록 이동특성에 따른 활용 이력 개수와 예측 이력 개수를 분석, 고찰하기로 한다.

한편, MU의 이력자료를 바탕으로 한 기존의 위치관리 논문들의 총 비용 분석에서, 이력자료의 저장, 가공, 활용을 위한 Data Handling Cost 분석은 배제되어있다. 이는 위치관리 비용에서 비용함수로 도출해야 하나 정량적으로 비용화하기가 어렵기 때문이다. 이에 본 연구에서는 이력데이터 활용개수에 따라 저장해야 되는 정보량과 소요되는 CPU time을 보여줌으로써 합리적인 데이터 활용개수를 분석하고자 한다.

## 2. 예측 위치 등록 기법

[표 1] 용어 정의

용어	정의 (Description)
$k_1$	MU의 이전 이동경로의 추적 셀 개수
$k_2$	MU가 예측된 이동경로로 이동 시, 연속적으로 위치등록을 수행하지 않는 위치영역 횟수
$P_{ij}$	MU가 $i$ 셀에 있을 때, $j$ 셀로 이동할 확률
$P_{ij,k}$	MU가 $i$ 셀에서 $j$ 셀로 이동한 후, 다시 $k$ 셀로 이동할 확률

MU가 향후 어디로 이동할지를 예측하기 위해서 MU의 현재위치와 이전 이동경로를 추적한다. 이때, MU의 이전 이동경로 셀을 몇 개까지 추적할 것인가를 정하기 위하여  $k_1$ 을 도입하였다.  $k_1$ 이 1이라는 것은 MU의 향후 이동경로를 예측하는데에 MU의 현재위치만을 추적하겠다는 것이며,  $k_1$ 이 2라는 것은 현재 위치해 있는 셀과 바로 이전 셀까지 추적하겠다는 것이다. 만약  $k_1$ 이 1이며 MU가 현재  $i$ 셀에 위치해 있을 때, MU의 예측 이동 셀은  $P_{ij}$ 값을 가장 크게 하는 셀이라 예측할 수 있다. 만약  $k_1$ 이 2이며 MU가  $i$ 셀을 거쳐 현재  $j$ 셀에 있을 때, MU의 예측 이동 셀은  $P_{ij,k}$ 값을 가장 크게 하는 셀이 되는 것이다.  $P_{ij}$ ,  $P_{ij,k}$ 는 MU의 과거 이력 자료를 이용해 구할 수 있다.

[9], [15]에서는 MU가 예측된 이동경로로 이동 시 위치등록을 수행하지 않았다. 하지만 MU가 위치등록을 수행하지 않은 채 많은 위치영역을 지나 가게 되면 오히려 페이징 비용이 더 커질 수 있다. 그러므로 예측된 이동경로로 이동하더라도 줄어드는 위치등록 비용보다 페이징 비용이 더 크지 않도록 제한을 두는 것이 바람직하다. 예측 위치등록 기법(Predictive Location Update Scheme, 이하 PLU)에서는 MU가 예측된 이동경로로 계속 이동하며 위치영역을 지나가더라도  $k_2$ 값만큼 위치영역을 이동했을 시, 다음 위치영역으로 이동할 때에는  $k_2$ 와 상관없이 자동적으로 위치등록을 수행한다. 물론, 예측된 이동경로가 아닌 셀로 이동하며 다른 위치영역으로 이동시에는  $k_2$ 값에 관계없이 위치등록을 수행한다. 호 발생 시 수행하게 되는 paging 작업에서 paging 지연은 없다고 가정하였다.

본 연구에서는  $k_1$ 값이 커질수록 더욱 많은 정보를 다루어야 하기 때문에 기존의 연구에서는 고려되지 않았던 Data Handling Cost의 분석이 필요하다. 이에 최적의  $k_1$ ,  $k_2$ 를 찾기 위한 총 비용 분석은 다음과 같다.

$$\text{Min } C_T = C_U + C_P$$

$$\text{s.t. } C_D \leq \epsilon$$

$C_T$ : Total Cost

$C_U$ : Location Update Cost

$C_P$ : Paging Cost

$C_D$ : Data Handling Cost

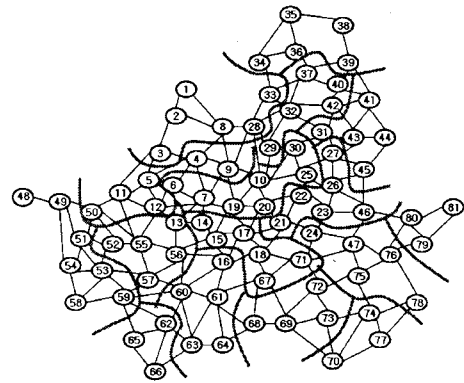
Data Handling Cost는 수치로 정량화하기가 어려워 목적식에 포함시키는 대신, 저장해야 되는 정

보량과 시간으로 나타내어 특정 값을 넘지 않는 범위 내에서 최적값을 찾으도록 하는 제약식으로 포함시켰다.

## 3. 연구 방법 및 체계

### 3.1 MU의 거주지, 목적지, 이동특성 및 이동특성별 모수 정의

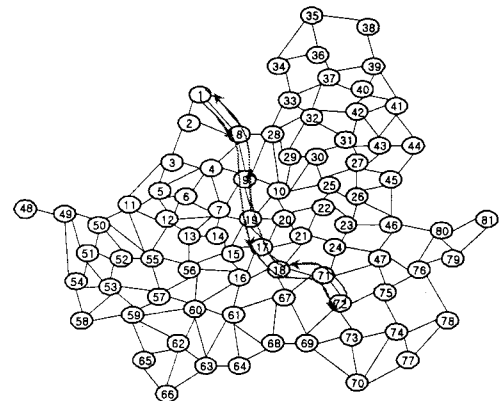
[그림 1]은 서울시의 지리적 특성을 반영하여 시뮬레이션을 수행하기 위해 활용된 셀 및 위치영역 구조도를 보여주고 있다. 대상영역을 총 81개의 셀로 나누었으며, 다시 3~7개의 셀을 하나로 묶어 총 16개의 위치영역을 구성하였다.



[그림 1] 셀 및 위치영역 구조도

시뮬레이션에서, MU의 거주지를 무작위로 설정한 다음, 목적지를 Gravity 모델 [5]을 이용해 발생시킨다. 그런 다음, 거주지에서 목적지까지의 경로는 Shortest Distance Method [1]를 따르는 것으로 가정한다.

또한, MU가 나타낼 수 있는 이동특성을 크게 [표 2]와 같이 4가지로 정의한다.

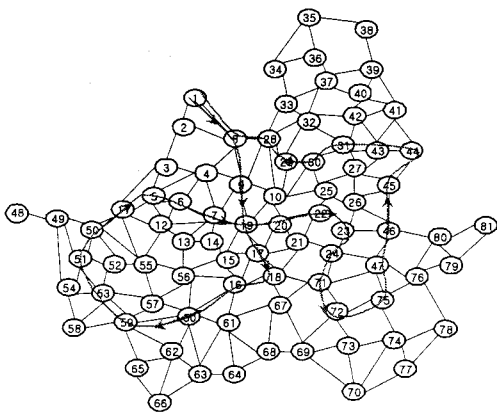


[그림 2] fixed destination 예시

[그림 2]는 fixed destination 이동특성의 예시이다. 거주지가 1번 셀, 목적지가 72번 셀인 경우, 거주지를 출발하여 목적지에서 많은 시간을 보낸 다음 다시 거주지로 돌아오는 이동특성을 보인다.

[표 2] MU의 이동특성 및 각 이동특성별 모수

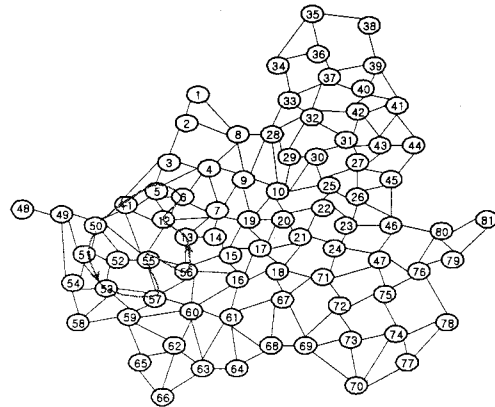
명칭	특징	모수	
		Cell Residence Time	Call Arrival Rate
fixed destination	거주지에서 특정 목적지까지를 하루에 한번 왕복하는 이동특성. 직장인, 자영업자, 대학생이 이와 같은 이동특성을 나타낸다. 아침에 집에서 나와 목적지에서 대부분의 시간을 보낸 후 저녁에 다시 집으로 돌아오는 이동패턴을 보인다.	·거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6,9]시에 출발 ·거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0,1]시간 ·목적지 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [7,9]시간	(0.5, 0.1 <sup>2</sup> )의 정규분포를 따름
random destination	거주지에서 첫 번째 목적지까지 이동한 다음, 두 번째 목적지를 Gravity 모델을 이용해 발생시킨다. 다시 두 번째 목적지까지 이동한 다음 같은 방법으로 세 번째, 네 번째 목적지를 발생시켜 계속 이동한다. 택시 기사, 유통회사 종사자의 경우 이와 같은 이동특성을 나타낸다. 밤 10시 이후에는 다음 목적지가 거주지 셀이 되도록 하여 반드시 집으로 돌아오도록 가정한다.	·거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6,9]시에 출발 ·거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0,1]시간 ·목적지 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0.5,1.5]시간	(0.5, 0.1 <sup>2</sup> )의 정규분포를 따름
random movement	거주지에서 출발하여 특정 목적지 없이 인접셀로 계속 이동하는 특성. 인접셀이 다수일 경우 동일 확률에 의해 인접셀로 이동한다. 밤 10시가 되면 거주지 셀을 목적지로 설정하여 집으로 돌아오게 된다.	·거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6,9]시에 출발 ·거주지가 아닌 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0,3]시간	(0.5, 0.1 <sup>2</sup> )의 정규분포를 따름
short distance destination	거주지 셀과 목적지 셀까지의 거리가 매우 가까운 경우. 주부, 초, 중, 고등학생이 이와 같은 이동특성을 나타낸다.	·거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6,9]시에 출발 ·거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0,1]시간 ·목적지 셀에서의 체류시간은 [7,9]시간	(0.5, 0.1 <sup>2</sup> )의 정규분포를 따름



[그림 3] random destination 예시

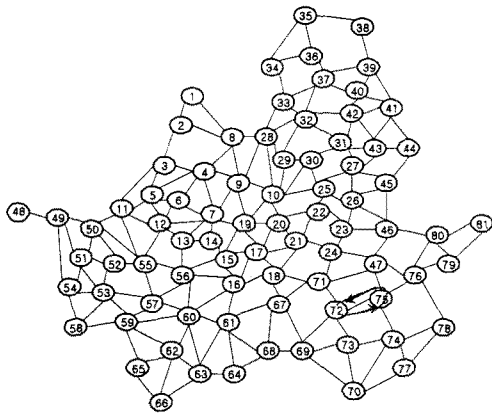
[그림 3]은 random destination 이동특성의 예시이다. 거주지가 1번 셀이며, 거주지에서 특정 목적지를 정해 최단거리로 이동한다. 목적지에 도착하면 다음 목적지를 정해서 다시 최단거리로 이동하며 최종적으로는 다시 거주지로 돌아오는 이동특성을 보인다. [그림 3]에서는 1번 셀에서 출발, 최단거리로 이동하여 중간 목적지인 18번 셀에 도착하면 다시 다음 목적지를 59번 셀로 설정하고 최

단거리로 이동한다. 이후의 중간 목적지는 51, 5, 22, 72, 75, 44번 셀이 된다.



[그림 4] random movement 예시

[그림 4]는 random movement 이동특성의 예시이다. 거주지가 50번 셀이며, 거주지에서 인접셀로 랜덤하게 움직이는 이동특성을 보인다.



[그림 5] short distance movement 예시

[그림 5]는 short distance movement 이동특성의 예시이다. 거주지가 72번 셀이며, 거주지에서 가까운 75번 셀을 목적지로 하여 왕복하는 이동특성을 보인다.

위의 4가지 이동특성을 조합하여 최종적으로 MU의 이동특성을 [표 3]과 같이 분류하여 시뮬레이션을 수행하였다.

[표 3] MU의 4가지 이동특성

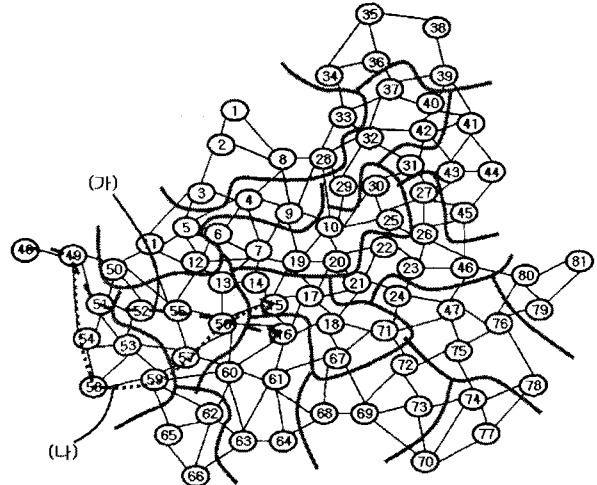
MU 이동 특성	조합	Regularity	
		High	Low
M <sub>1</sub>	pattern 1 : fixed destination pattern 2 : random destination	0.8	0.5
M <sub>2</sub>	pattern 1 : fixed destination pattern 2 : random movement		
M <sub>3</sub>	pattern 1 : random destination pattern 2 : random movement		
M <sub>4</sub>	pattern 1 : short distance destination pattern 2 : random movement		

M<sub>1</sub>의 경우 fixed destination과 random destination의 이동특성을 모두 나타내는 것을 말한다. Erdal Cayirci [6]에서는 regularity를 특정 이동패턴을 계속해서 따를 확률로 정의하였다. 하지만 본 연구에서는 regularity를 pattern 1을 따를 확률로 정의한다. High regularity를 0.8, low regularity를 0.5로 설정하였다. Regularity가 high, low인 두 경우 모두 시뮬레이션을 수행한다.

### 3.2 MU의 이동 경로 자료 수집

특정 MU가 이동특성 M<sub>1</sub>의 이동패턴을 따르며 높은 Regularity를 가지고 1000번을 반복하며, 서울시의 지리적특성을 축소하여 시뮬레이션을 실행한다. 이 때 MU의 이동 경로를 DB에 저장하게 되는데, DB를 구축하는 목적은 이후 PLU를 적용시키기 위함이다. 즉, 현재 MU가 위치한 셀에서 이전 이동 경로를 추적하였을 때, 향후 어디로 움직일 지 예측하기 위해 DB에 저장된 정보를 이용하는 것이다. 이 때, 이전 이동 경로를 몇 개까지 구축하는가에 따라 DB에 저장되어야 하는 정보량도 달라지게 된다. 예를 들어, 이전 이동 경로를 하나만 추적할 경우, DB에 포함되어야 하는 정보는 1000일 동안 특정 MU가 각 셀에서 인접 셀로 움직인 횟수만을 포함하면 된다. 그러면, PLU를 적

용시킬 때, MU가 현재 위치해 있는 셀에서 어느 인접 셀로 가장 많이 갔었는가를 DB를 통해 알 수 있으며, 가장 많이 이동했던 셀로 향할 경우 예측된 패턴을 따르기 때문에 위치영역을 벗어나더라도 위치등록을 수행하지 않는 것이다. 만약, 이전 이동 경로를 두 개까지 추적할 경우, DB는 더욱 많은 정보를 포함해야 한다. MU가 현재 셀에서 인접셀로 이동했던 횟수는 물론이거니와 각 인접셀로 이동했을 때, 현재 셀 바로 이전에 위치했었던 셀 정보까지 가지고 있어야 한다. 따라서, PLU를 적용시킬 때, MU의 현재 셀 위치를 파악하고 어느 셀에서 왔었는가를 추적하면, DB에 구축된 정보를 이용하여 향후 어느 셀로 움직일 지 보다 정확히 예측할 수 있게 된다.



[그림 6] k<sub>1</sub>에 따른 향후 이동경로 예측

예를 들어 [그림 6]에서 특정 MU가 대부분의 경우 (가)의 이동경로를 따르고 일부 (나)의 이동 경로를 따른다고 가정하자. 만약 MU가 (나)의 이동 경로를 통해 이동하다가 56번 셀에 도착하였을 때, 이전 이동 경로를 하나만 추적하게 되면 MU의 현재 셀 정보만을 가지고 DB에 접근하여 향후 이동 경로를 16번으로 예측하게 되지만, 이전 이동 경로를 두 개까지 추적하게 되면 57번 셀에서 왔다는 정보를 가지고 향후 15번으로 이동할 거라는 정확한 예측을 할 수 있게 되는 것이다.

이에 이전 이동경로를 몇 개까지 추적할 것인가를 k<sub>1</sub>값으로 정의한다. 각 k<sub>1</sub>의 적용을 위해 이에 맞는 DB를 각각 구축하였으며, MU의 이동특성을 M<sub>1</sub>, M<sub>2</sub>, M<sub>3</sub>, M<sub>4</sub>로, Regularity를 High, Low로 변화시켜가며 위의 과정을 반복한다.

### 3.3 예측 위치 등록 기법 적용

k<sub>1</sub>값을 1부터 하나씩 늘려가며 PLU를 적용한다. 앞의 과정과 마찬가지로 MU가 특정 이동특성을 따르며 1000번을 반복하며, 위치영역을 벗어나지 않을 때 예측된 위치영역으로 갈 경우 위치등록을 수행하지 않으며 예측된 위치영역이 아닌 다른 위치영역으로 이동할 경우 위치등록을 수행한다. 하지만 위치등록을 수행하지 않은 채 많은 위치영역을 이동하게 되면 Paging 비용이 증가하게 된다. 그러므로 예측된 이동 경로를 계속 따를 시 위치등록을 수행하지 않지만, 특정 횟수만큼 위치영역을 이동하게 되면 강제로 위치등록을 수행하도록 하였다. 이 때, 위치등록을 수행하지 않은 채 이동할 수 있는 위치영역

의 수를  $k_2$ 라 정의하고  $k_2$ 값을 1부터 하나씩 증가시키며 PLU를 적용시킨다. 즉, MU는 각 이동특성별, 각 Regularity에 따라 다른 이동패턴을 가지게 된다. 또한 MU는 각  $k_1, k_2$ 값에 따라 다른 위치등록정책을 가지게 되며 이는 결국 다른 결과를 도출한다.

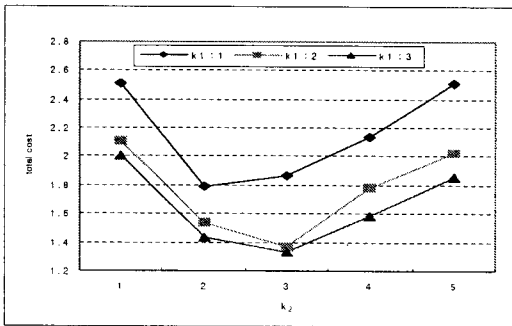
MU의 시뮬레이션으로부터 위치등록 횟수, Paging 횟수와 Paging 영역을 구하며, 이로부터 LU 비용과 Paging 비용을 구할 수 있다. LU 비용: Paging 비용은 [6]과 같이 10:1, 20:1의 두 경우를 고려하기로 한다.

$k_1$ 값이 커짐에 따라 보다 정확한 이동경로 예측이 가능해지지만, 구축해야 하는 DB의 정보 또한 많아지게 된다. 이에 이전 연구들에서는 고려하지 않았던 Data Handling Cost의 분석을 위해 본 연구에서는 정보량과 CPU time을 이용할 것이다. 정보량은 DB 구축을 위해 필요한 행렬의 크기(행렬의 셀 개수)를 이용하여 구할 수 있으며, CPU time은 시뮬레이션에 소요되는 시간을 이용하여 구할 수 있다.

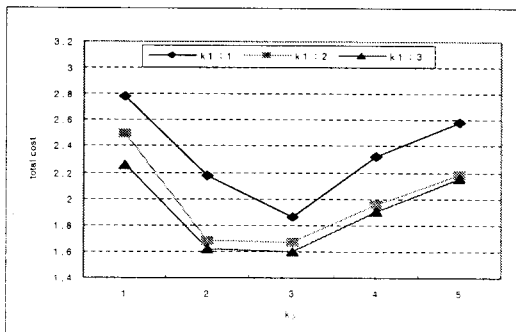
#### 4. 결과

##### 4.1 이동특성별 비용 분석

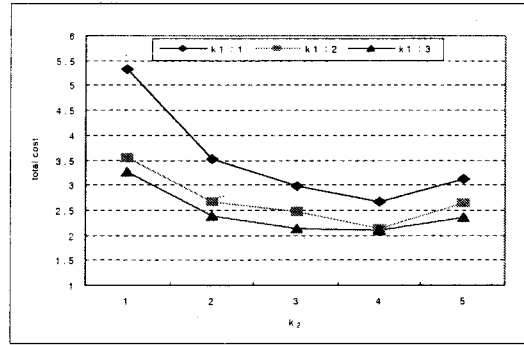
MU의 이동특성별 비용을 비교해 보았다. 총 비용은 Data handling cost를 제외한 LU 비용과 Paging 비용만을 고려한 값으로 Data handling cost는 이후 CPU time과 정보량으로 제시한다. 또한 Regularity는 high일 때의 결과이다. 단위 LU 비용을  $\epsilon_u$ , 단위 Paging 비용을  $\epsilon_p$ 로 정의하며,  $\epsilon_u/\epsilon_p=10$ 일 때의 결과를 도출하였다. 결과값은 단위시간동안 발생한 평균 값이다.



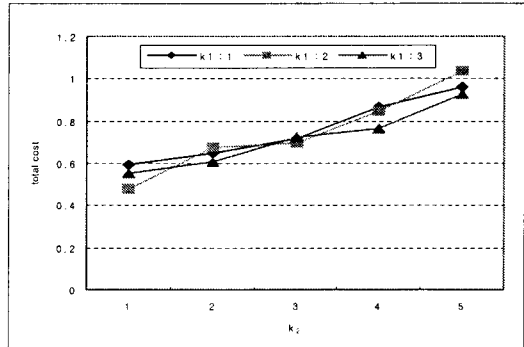
[그림 7]  $k_1, k_2$ 변화에 따른  $M_1$ 의 총 위치관리 비용



[그림 8]  $k_1, k_2$ 변화에 따른  $M_2$ 의 총 위치관리 비용



[그림 9]  $k_1, k_2$ 변화에 따른  $M_3$ 의 총 위치관리 비용



[그림 10]  $k_1, k_2$ 변화에 따른  $M_4$ 의 총 위치관리 비용

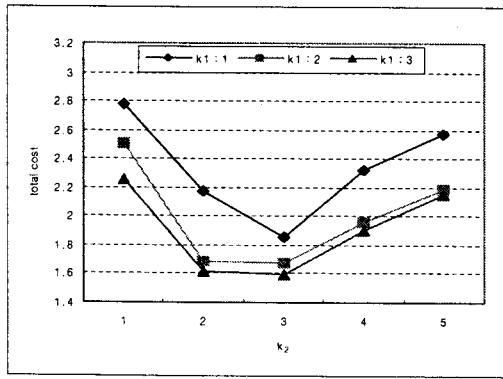
[그림 7]~[그림 10]에서, PLU를 적용시킴으로 인해 그렇지 않을 때보다 총 비용을 줄일 수 있었다. PLU를 적용시키지 않았을 때의 총 비용은 이동특성별로 각각 3.9, 3.8, 7.8, 0.6으로 이동특성  $M_4$ 를 제외한 모든 경우에 PLU를 통해 총 비용을 감소시킬 수 있었다.

이동특성  $M_1, M_2, M_3$ 의 경우,  $k_1$ 값이 커질수록 총 비용이 줄어들음을 확인할 수 있다. 이는 이전 이동경로를 많이 추적할수록 향후 이동 경로의 보다 정확한 예측이 가능해짐으로 인해 LU 비용이 줄어들기 때문이다. 하지만 비용감소 효과는  $k_1$ 이 커질수록 줄어들었다. 이동특성  $M_4$ 의 경우, 짧은 거리를 왕복하는 이동특성으로 인해  $k_1$ 에 의한 비용 감소 효과가 없다.

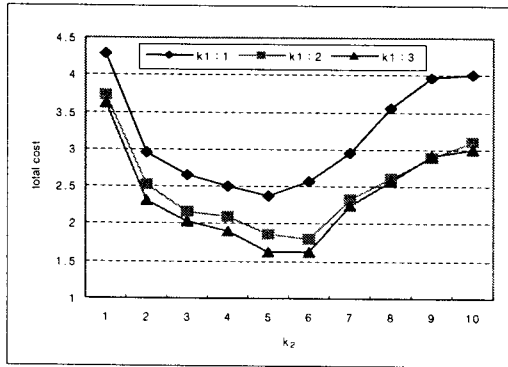
이동특성별로  $k_1$ 값에 따른 최적의  $k_2$ 값이 다르게 나왔다. 그러므로 MU의 이동특성을 고려하여 다른 위치등록 정책을 적용시킬 필요가 있음을 확인할 수 있다.

##### 4.2 단위위치등록비용과 단위페이징비용의 비율에 따른 비용 분석

$\epsilon_u/\epsilon_p$ 을 10:1, 20:1로 나누어 비용을 구하였다. MU 이동특성은  $M_2$ , Regularity는 high인 경우의 결과이며, 단위시간동안 발생한 평균값이다.



[그림 11]  $k_1, k_2$  변화에 따른 총 위치관리 비용 ( $\epsilon_u/\epsilon_p=10$ )

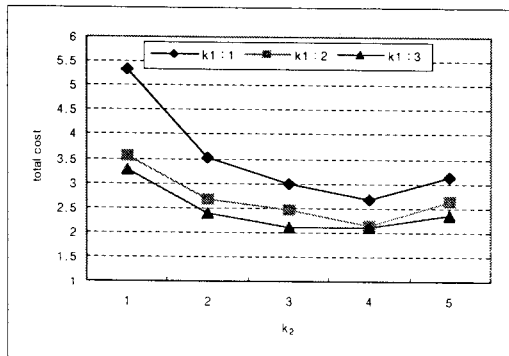


[그림 12]  $k_1, k_2$  변화에 따른 총 위치관리 비용 ( $\epsilon_u/\epsilon_p=20$ )

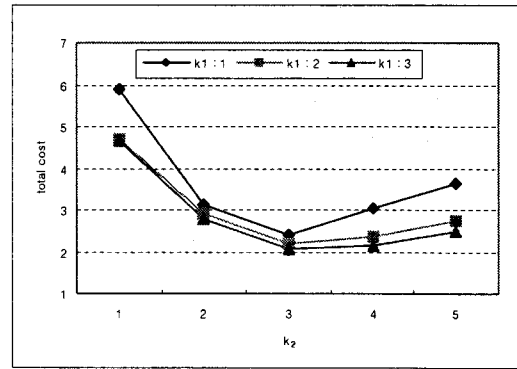
각  $k_1$  값에 따른 최적의  $k_2$  값은 비율이 20:1인 경우 더 크게 나왔다. 이는 LU 비용이 커짐으로 인해 상대적으로 LU 횟수가 적을 때의 총 비용이 더 작아지게 되는데,  $k_2$  값이 클수록 LU 횟수가 작아지기 때문이다.

#### 4.3 Regularity에 따른 비용 분석

Regularity에 따른 비용을 비교해 보았다. MU 이동특성은  $M_3$ ,  $\epsilon_u/\epsilon_p=10$ 일 때의 결과이며, 단위 시간 동안 발생한 평균값이다.



[그림 13] Regularity가 high인 경우의 총 위치관리 비용

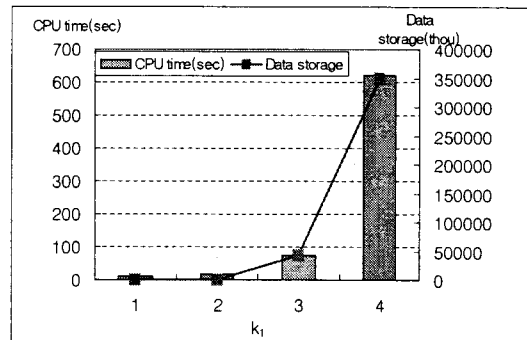


[그림 14] Regularity가 low인 경우의 총 위치관리 비용

MU의 이동특성이 같더라도 Regularity가 달라지게 되면 각  $k_1$  값에 따른 최적의  $k_2$  값이 달라짐을 알 수 있다. 즉, MU의 이동패턴이 비슷하더라도 특정 패턴을 얼마나 높은 확률로 따르느냐에 따라 다른 위치등록 정책의 적용이 필요함을 알 수 있다.

#### 4.4 Data handling cost 분석

$k_1$  값이 크면 클수록 보다 정확한 예측이 가능해진다. 하지만  $k_1$  값이 커짐에 따라 이전 이동경로를 더 많이 추적해야 하며, 이는 DB 구축의 고용량화를 초래한다. 그러므로 DB 구축에 소요되는 비용까지 고려하여, 적절한  $k_1$  값을 적용시킬 필요가 있다. 이에  $k_1$  값을 시뮬레이션에 적용시키기 위해 필요한 DB 구축에 필요한 정보량과 소요되는 CPU time을 구하였다.



[그림 15]  $k_1$ 의 변화에 따른 CPU time과 저장해야 하는 정보량

$k_1$ 이 1에서 2로 변할 때 늘어나는 CPU time은 매우 작는데 비해,  $k_1$ 이 2에서 3으로 변할 때 CPU time은 매우 크게 증가하였다. 이는  $k_1$ 이 3일 때, CPU에 걸리는 부하가 매우 큼을 의미한다. 반면에,  $k_1$ 이 2에서 3으로 변할 때, 총 비용 감소 효과가 미약함은 앞서 확인하였다. 저장해야 하는 정보량 또한 CPU time과 매우 비슷한 추세를 보이며,  $k_1$ 이 2에서 3으로 변할 때, 매우 커짐을 알 수 있다. LU 비용, Paging 비용과 위에서 구한 Data handling cost는 scale이 달라 직접적인 비교가 불가능하지만,  $k_1$ 을 2에서 3으로 늘리는 것은 미약한 비용 감소 효과에 비해 추가적으로 걸리는 부하가 매우 커짐으로 인해 비합리적이라 할 수 있겠다.

## 5. 결론

본 연구에서 MU의 이동패턴을 고려하기 위하여 MU의 이전 이동경로를 추적하는 방법을 제안하였다. 특정 MU가 어디에서 왔는지 파악한 다음, MU의 과거이력과 비교하여 향후 어디로 갈지 정확하게 예측하는 것이다. 이전 이동경로를 많이 추적할수록, DB에 저장되어 있는 과거이력과 비교하여 향후 어디로 갈지 보다 정확하게 예측할 수 있다. 정확한 예측이 가능해지면 위치등록 횟수가 줄어들게 되고 이는 결국 총 비용을 감소시키게 된다.

하지만 이전 이동경로를 많이 추적하기 위해서는 더욱 많은 데이터를 DB에 저장해야 하므로 비용이 증가하게 된다. 본 논문에서는 DB 구축에 발생하는 비용을 Data handling cost라 정의하고 이를 CPU time과 저장해야 하는 정보량으로 구하였다. 그 결과 이전 이동경로를 3개까지 추적하는 경우, CPU time과 정보량이 급격히 늘어나, CPU에 걸리는 부하가 커짐을 확인할 수 있었다. 이에 비해 이전 이동경로를 3개까지 추적함으로써 얻어 올 수 있는 LU 비용과 Paging 비용의 감소효과는 미약하여 이전 이동경로를 2개까지 추적하는 것이 합리적이라 생각한다.

마지막으로, MU의 이동특성을 4가지로 분류하여 각 이동특성별로  $k_1$ 에 따른 최적의  $k_2$ 값을 얻을 수 있었다. 각 이동특성별로  $k_1$ 에 따른 최적의  $k_2$ 값이 다르게 나왔는데, 이는 MU의 이동특성에 따라 다른 위치등록 정책을 적용시켜야 함을 의미한다. 그러므로 먼저 MU의 이동특성을 밝혀내어 그 이동특성에 맞는  $k_1$ ,  $k_2$ 를 적용시킨 위치등록 정책을 통해 총 비용을 감소시킬 수 있는 것이다.

## Reference

- [1] 장재성, "시간에 따른 인구유동 / 호 발생의 변화를 고려한 이동통신 네트워크의 위치영역 설계", 한국경영과학회지, vol.30, no.3, pp.119~135, 2005.
- [2] A. Bar-Noy, I. Kessler, and M. Sidi, "Mobile Users: To Update or not to Update," ACM/Baltzer J. Wireless Networks, vol. 1, no. 2, pp. 175-186, July 1995.
- [3] A. Bhattacharya and S.K. Das, "LeZi-Update: An Information-Theoretic Approach to Track Mobile Users in PCS Networks," Proc. ACM/IEEE MobiCom '99, pp. 1-12, Aug. 1999.
- [4] C. Rose, "Minimizing the Average Cost of Paging and Registration: A Timer-Based Method," ACM/Baltzer J. Wireless Networks, vol. 2, no. 2, pp. 109-116, June 1996.
- [5] Duffus, L.E., Attahiru, A.S., Afifi, A.H, "The Reliability of Using Gravity Model for Forecasting Trip Distribution". Transp.. Vol.14(1987). pp.175-192.
- [6] Erdal Cayirci and Ian F. Akyildiz, "User Mobility Pattern Scheme for Location Update and Paging in Wireless Systems", IEEE Transactions on Mobile Computing. vol.1, no.3, pp.236~247,

- July. 2002.
- [7] G. P. Pollini and Chih-Lin I, "A Profile-Based Location Strategy and Its Performance", IEEE JSAC, vol.15, no.8, pp.1415~1424, October 1997.
- [8] I.F. Akyildiz, J.S.M. Ho, and Y-B. Lin, "Movement-Based Location Update and Selective Paging for PCS Network," IEEE/ACM Trans. Networking, vol. 4, pp. 629-638, Aug. 1996.
- [9] Ian F. Akyildiz and Wenye Wang, "The predictive user mobility profile framework for wireless multimedia networks", IEEE/ACM Transactions on Networking (TON), vol.12, issue 6, pp. 1021~1035, Dec 2004.
- [10] J. Li, H. Kameda, and K. Li, "Optimal Dynamic Mobility Management for PCS Networks," IEEE/ACM Trans. Networking, vol. 8, pp. 319-327, June 2000.
- [11] J.S.M. Ho and I.F. Akyildiz, "Mobile User Location Update and Paging under Delay Constraints," ACM/Baltzer J. Wireless Networks, vol. 1, no. 4, pp. 413-425, Dec. 1995.
- [12] S. Tabbane, "An Alternative Strategy for Location Tracking", JSAC, vol.13, no. 5, pp.880~892, June 1995
- [13] U. Madhow, M. Honig, and K. Steiglitz, "Optimization of Wireless Resources for Personal Communications Mobility Tracking," IEEE/ACM Trans. Networking, vol. 3, pp. 698-707, Dec. 1995.
- [14] V.W.-S. Wong and V.C.M. Leung, "An Adaptive Distance-Based Location Update Algorithm for Next-Generation PCS Networks," IEEE J. Selected Areas in Comm. (JSAC), vol. 19, no. 10, pp. 1942-1952, Oct. 2001.
- [15] Wenchao Ma and Yuguang Fang, "A New Location Management Strategy Based on User Mobility Pattern for Wireless Networks", IEEE Computer Networks, pp.451~457, Nov 2002.