

이동통신망에서 예측 위치 등록 정책을 통한 위치관리 비용 감소 효과 분석

고한성¹ · 홍정식^{2*} · 장인갑¹ · 이창훈¹

¹서울대학교 산업공학과 / ²서울산업대학교 산업정보시스템공학과

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

Han-Seong Ko¹ · Jung-Sik Hong² · In-Kap Chang¹ · Chang-Hoon Lie¹

¹Industrial Engineering, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea

²Industrial and Information System Engineering, Seoul National University of Technology, Seoul 139-743, Korea

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.

Keywords: Predictive Location Update Scheme, Mobility Pattern, History Data, Data Storage

1. 서론

이동통신망에서의 위치 관리는 위치등록과 페이징이라는 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 위치영역(Location Area, 이후 LA)을 벗어날 때마다 위치등록을 수행하며 호(Call) 발생 시, MU의 정확한 위치를 찾기 위해 페이징 작업이 수행된다. 이 때, MU의 LA가 변경되면 위치등록 비용이 발생하고, 호가 발생할 때마다 MU의 위치를 찾게 되는 페이징 비용이 발생하게 된다.

각 LA가 몇 개의 고정된 셀을 포함하며 이 정보가 모든 MU

에게 동일하게 적용될 때, 이를 정적 위치관리 방식이라 한다. 이는 현재 이동통신망에서 적용되는 위치관리 방법으로, LA 기반 방식으로 불리고 있다(Kim and Baek, 2003; Hong *et al.*, 2003). 이에 반해 동적 위치관리 방식에서는 MU의 이동특성을 고려하여 보다 유연한 위치등록 방법을 사용한다. 시간 기준, 이동 기준, 거리 기준 위치등록은 잘 알려진 동적 위치관리 방법이다. 시간 기준 방법은 일정 시간이 지나면 위치등록을 주기적으로 수행하며(Noy *et al.*, 1995; Rose, 1996), 이동 기준 방법은 정해진 개수만큼의 셀을 이동 시 위치등록을 수행한다(Akyildiz *et al.*, 1996; Li *et al.*, 2000). 거리 기준 방법은 마지막으로 위치등록을 수행한 셀로부터 일정 거리만큼 이동하면 위치등록을 수행하는 방법을 의미 한다(Ho and Akyildiz, 1995;

* 연락저자 : 홍정식, 139-743 서울시 노원구 공릉동 172 서울산업대학교 산업정보시스템공학과, Tel : 02-970-6474, Fax : 02-974-2849
E-mail : hong@snut.ac.kr

2008년 02월 접수; 2008년 03월 수정본 접수; 2008년 03월 게재 확정.

Wong and Leung, 2001).

MU의 과거 이력을 이용한 LA 기반 관리 방법론 중, 정적 관리에 속하는 방법론으로는 profile-based 방법론이 있다(Pollini and I, 1997; Akyildiz and Wang, 2004). Profile-based 방법론에서는 MU의 과거 이력을 바탕으로 MU가 각 LA에 있을 확률을 구한다. MU가 기존의 일관된 패턴을 따를 때에는 위치등록을 수행하지 않으며, 기존의 패턴을 벗어날 때, 확률이 가장 큰 LA부터 페이징을 수행하는 방법이다. MU의 과거 이력을 이용한 동적 위치관리 방법론으로는 LeZi-update 방법론(Bhattacharya and Das, 1999)과 User Mobility Pattern(이하 UMP) 기반 방법론이 있다(Cayirci and Akyildiz, 2002; Ma and Fang, 2002). LeZi-Update 방식에서는 MU의 과거 이력을 이용하여 검색 나무를 만든다. 그런 다음 호 발생 시, MU의 위치를 찾기 위해 검색 나무의 상위 LA부터 선택적으로 페이징을 수행하는 방법론이다. UMP 기반 방법론은 profile-based 방법론을 발전시킨 것으로서, 각 MU의 이동패턴을 구하여 MU의 이동 경로를 더 정확히 예측하고자 하는 방법론이다. 하지만 MU의 과거 이력을 이용하는 이들 방법론들은 MU가 기존의 패턴을 벗어나기 전에는 계속하여 위치등록을 수행하지 않으며, 유사한 이동패턴의 구별이 어렵다. 또한 LeZi-Update 방식의 경우, 제안된 기법을 적용시키기 위해 이력자료의 형식을 재구성해야 하는 한계가 있다(Bhattacharya and Das, 1999).

본 연구에서는 실제로 대다수의 MU가 보여주고 있는 반복적인 이동 패턴을 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 위해 수반되는 데이터 처리량과 처리시간의 증가를 비용으로써 고려하지 못하고 있다. 그리고 과거 몇 개의 이력 자료를 활용해야 하는지, 그리고 향후 이동 경로를 몇 개까지 예측하는 것이 효율적인지에 대한 실증분석이 부족하다. 예측의 정확도와 계산의 복잡도간의 상쇄관계(trade-off)를 고려하기 위해, 본 연구에서는 실제 MU의 이동특성을 현실적으로 반영하여, 위치관리비용이 최소가 되도록 MU의 이동특성에 따른 사용 이력 셀 개수와 예측 LA 개수를 분석, 고찰하기로 한다.

또한, MU의 이력자료를 바탕으로 한 기존의 위치관리 논문들은 총 비용 분석에서 위치등록 비용과 페이징 비용간의 상쇄관계만을 고려하여 총 위치관리 비용을 도출하고 있다. 하지만 향후 이동 경로의 예측에 기존의 이력 자료를 활용한다는 점에서, 이력 자료의 저장, 가공, 활용을 위한 데이터 처리 비용(Data Handling Cost)에 대한 고려가 필요하다. 이에 본 연구에서는 이력데이터 활용개수에 따라 저장해야 되는 정보량과 소요되는 CPU 시간을 보여줌으로써 합리적인 데이터 활용 개수를 도출하고자 한다.

2. 예측 위치 등록 기법

2.1 연구 모형

본 연구에서는 MU의 이전 이동경로를 추적하여 향후 이동 경로 예측의 정확성을 높이고자 하는 예측 위치 등록 기법(Predictive Location Update Scheme, 이하 PLUS)을 제안한다. PLUS에 사용되는 용어는 <Table 1>과 같다.

Table 1. Notations

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

MU의 현재위치와 이전 이동경로를 추적할 때, MU의 이전 이동경로 셀을 몇 개까지 추적할 것인가를 정하기 위하여 k_1 을 도입한다. k_1 이 1이라는 것은 MU의 향후 이동경로를 예측하는 데에 MU의 현재 위치만을 추적한다는 것이며, k_1 이 2라는 것은 현재 위치해 있는 셀과 바로 이전 셀까지 추적한다는 것이다. 만약 k_1 이 1이며 MU가 현재 i셀에 위치해 있을 때, MU의 예측 이동 셀은 P_{ij} 값을 가장 크게 하는 셀이라 예측할 수 있다. 만약 k_1 이 2이며 MU가 i셀을 거쳐 현재 j셀에 있을 때, MU의 예측 이동 셀은 $P_{i,j,k}$ 값을 가장 크게 하는 셀이 되는 것이다.

P_{ij} , $P_{i,j,k}$ 는 셀 간의 이동확률들로 이루어진 행렬이며, MU의 과거 이력 자료를 이용해 구할 수 있다. 이런 전이행렬을 P 행렬로 정의하며, k_1 의 값에 따라 확장이 가능하다. 따라서 k_1 값에 따른 일반적인 정의는 $P_{i_1, \dots, i_{k_1}, j}$ 가 된다.

일반적으로 k_1 값이 클수록 MU의 향후 이동 경로를 보다 정확히 예측할 가능성이 높아진다.

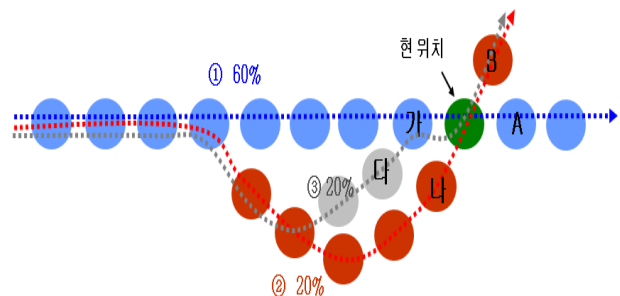


Figure 1. Predictive path for k_1

가령, 특정 MU가 <Figure 1>과 같이 이동한다고 가정했을 때 ① 경로 60%, ② 경로 20%, ③ 경로 20%), k_1 에 따른 향후 이동 경로 예측은 <Table 2>와 같다.

Table 2. Accuracy of predictive path according to k_1

k_1	이동경로	예측이동경로	예측의 정확성
1	①	A	정확
	②	A	부정확
	③	A	부정확
2	①	A	정확
	②	B	정확
	③	A	부정확
3	①	A	정확
	②	B	정확
	③	B	정확

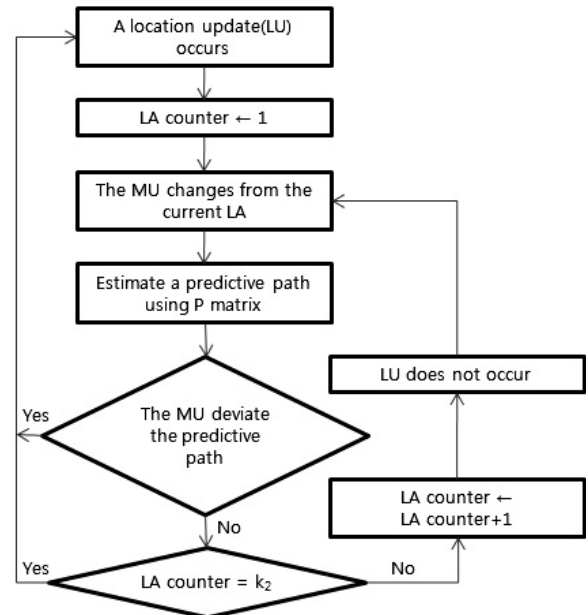
k_1 이 1일 경우, 현재 위치해 있는 셀 정보만을 이용하여 향후 이동 경로를 예측하게 되는데, A로 갈 경우 60%, B로 갈 경우 40%이므로 이동 경로에 상관없이 향후 이동 경로를 A로 예측하게 된다. 이 경우 ①번 경로로 이동 시에는 올바른 예측이 되지만 ②, ③으로 이동했을 시에는 예측이 틀리게 된다. k_1 이 2일 경우 (가)에서 왔는지 (나)에서 왔는지를 추적하여 향후 이동 경로를 예측하게 되므로 ②번 경로로 이동 했을 시, B로 갈 것임을 예측할 수 있지만 ③의 경우 여전히 예측은 부정확하게 된다. 하지만 k_1 이 3일 경우, (가) 이전에 (다)에서 왔다는 것을 추적하여 ③이동경로로 이동 했을 시에도 향후 B로 갈 것임을 예측할 수 있다. 즉, k_1 이 커질수록 이전 이동 경로를 더 많이 추적하게 됨으로 인해 향후 이동 경로를 보다 정확히 예측할 수 있다.

Akyildiz and Wang (2004)와 Ma and Fang (2002)에서는 MU가 예측된 이동경로로 이동 시 위치등록을 수행하지 않았다. 하지만 MU가 위치등록을 수행하지 않은 채 많은 LA를 지나 가게 되면 오히려 페이징 비용이 더 커질 수 있다. 이러한 위치등록과 페이징의 상쇄관계로 인해 대부분의 연구들은 예측 영역에 대해 제한을 두고 있다. 그러므로 예측된 이동경로로 이동하더라도 줄어드는 위치등록 비용보다 페이징 비용이 더 크지 않도록 본 연구에서도 제한을 두기로 하며, 이를 위해 k_2 를 도입하기로 한다.

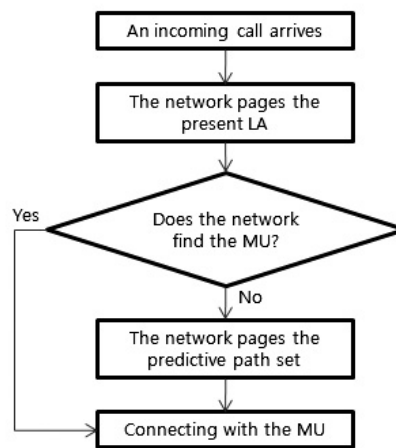
현 위치관리 시스템에서 위치등록은 MU가 현 LA를 벗어날 때 발생한다. 이와 마찬가지로, 본 연구에서 PLUS는 MU가 현 LA를 벗어날 때 적용된다. 이 때, P 행렬을 이용하여 위치등록

수행여부를 결정하게 되는데, MU가 예측된 이동경로로 이동 시, 위치등록을 수행하지 않도록 한다. 하지만 예측 이동경로로 계속 이동하며 LA를 지나가더라도 k_2 값만큼 LA를 이동했을 시, 다음 LA로 이동할 때에는 예측된 이동경로로 이동했는지의 여부와 상관없이 자동적으로 위치등록을 수행한다. 물론 예측된 이동경로가 아닌 다른 셀로 이동하며 현재 LA를 벗어날 때에는 위치등록을 수행하며, 페이징 작업은 호 발생 시 최근 위치한 LA부터 순차적으로 수행하고 페이징 지연은 없다고 가정한다.

PLUS의 목적은 총 위치관리 비용을 최소화 하는 최적의 k_1 , k_2 를 도출하는 것이며, 최적해가 도출되었을 때, 위치등록과 페이징은 <Figure 2>와 같은 알고리즘에 의해 수행된다.



(a) Location update algorithm



(b) Paging algorithm

Figure 2. The proposed location update and paging algorithms

2.2 비용 모형

본 연구에서는 k_1 값이 커질수록 더욱 많은 정보를 다루어야 하기 때문에 기존의 연구에서는 고려되지 않았던 데이터 처리 비용의 분석이 필요하다. 이에 최적의 k_1, k_2 를 찾기 위한 총 비용 모형을 다음과 같이 제안한다.

$$\begin{aligned} \text{Min}_{k_1, k_2} C_T &= C_U(k_1, k_2, P_{i_1, \dots, i_{k_1}, j}, \xi_u) \\ &\quad + C_P(k_2, \xi_p, \lambda_c) + C_D(k_1, \xi_d) \\ \text{s.t. } C_D(k_1) &\leq \epsilon \end{aligned}$$

- C_T : Total Location Management Cost \neq
- C_U : Location Update Cost
- C_P : Paging Cost
- C_D : Data Handling Cost
- λ_c : Call Arrival Rate
- ξ_u : Unit Location Update Cost
- ξ_p : Unit Paging Cost
- ξ_d : Unit Data Handling Cost
- ϵ : Constant Value

위치등록 비용인 $C_U(\cdot)$ 의 경우, k_1 이 커질수록 예측의 정확도가 증가하여 위치등록 횟수가 줄어들고, k_2 가 커질수록 많은 LA를 위치등록을 수행하지 않은 채 지나가기 때문에 또한 위치등록 횟수가 줄어들게 된다. 위치등록 비용은 위치등록 횟수와 단위위치등록 비용의 곱으로 나타내지므로 위치등록 횟수의 감소는 위치등록 비용의 감소로 이어진다. 위치등록의 수행 여부는 P 행렬을 참조하기 때문에 위치등록 비용은 P 행렬과도 관련이 있다. 즉, 예측 이동 셀이 아닌 다른 셀로 이동하며 현재 LA를 벗어날 때 위치등록을 수행하게 되는데, 이런 예측 이동 셀은 P 행렬을 통해 알 수 있는 것이다.

페이징 비용인 $C_P(\cdot)$ 의 경우, k_2 가 커질수록 MU의 위치를 찾기 위해 더 많은 LA에 페이징을 실시해야 하며, 호 도착률이 클수록 더 자주 페이징을 실시해야 하므로 페이징 비용이 증가하게 된다.

데이터 처리 비용인 $C_D(\cdot)$ 의 경우, k_1 이 클수록 더 많은 이력 자료를 참고해야 하므로 처리해야 하는 데이터의 양이 증가하고 이는 데이터 처리 비용의 증가로 이어진다. 데이터 처리 비용은 저장해야 되는 정보량과 CPU 시간으로 나타내기로 하며 지나치게 큰 데이터 처리 비용은 네트워크의 과부하를 가져오므로 특정 값을 넘지 않는 범위내에서 최적해를 찾도록 하는 제약식으로 비용 모형에 포함시키기로 한다.

3. 시뮬레이션 설계

2.2절의 비용 모형에 포함된 모수들 중, P 행렬을 구하기 위해서는 MU의 이력자료가 필요하다. 이에 MU의 실제 이력 자료를 활용하는 것이 가장 정확한 분석이 되겠지만, 사생활 정보 침해의 이유로 인해 실제 이력 자료의 수집은 가능하지 않다. 또한 MU의 다양한 이동특성의 수식적 모델링이 어렵고 k_1 이 커짐에 따른 모형 복잡도의 증가로 인해 본 연구에서는 이력 자료의 생성 및 활용, 총 위치관리 비용 도출에 시뮬레이션을 이용하기로 한다. 총 위치관리 비용 도출에 시뮬레이션이 더 적합한 모델임은 3.2절에서 자세히 논하기로 한다.

시뮬레이션 분석 절차는 <Figure 3>와 같이 2단계로 이루어진다.

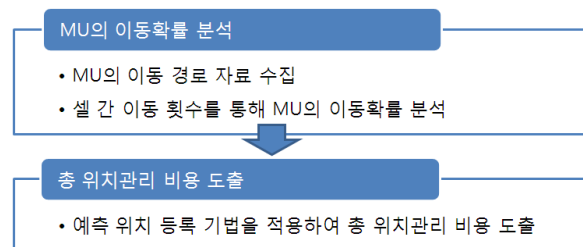


Figure 3. Procedure of simulation analysis

3.1 MU의 이동확률 분석

MU의 이동확률 분석을 위한 입·출력 변수는 <Figure 4>와 같다.

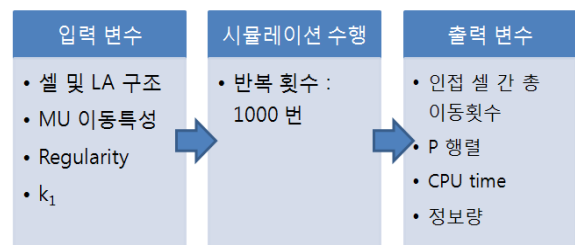


Figure 4. Input/output variables for MU's movement probability analysis

3.1.1 셀 및 LA 구조

<Figure 5>는 서울시의 지리적 특성을 반영하여 시뮬레이션을 수행하기 위해 활용된 셀 및 LA 구조도를 보여주고 있다. 대상영역은 2~3개의 동을 하나의 셀에 포함시켜 총 81개의 셀로 나누었으며, 다시 3~7개의 셀을 하나로 묶어 총 17개의 LA를 구성하기로 한다.

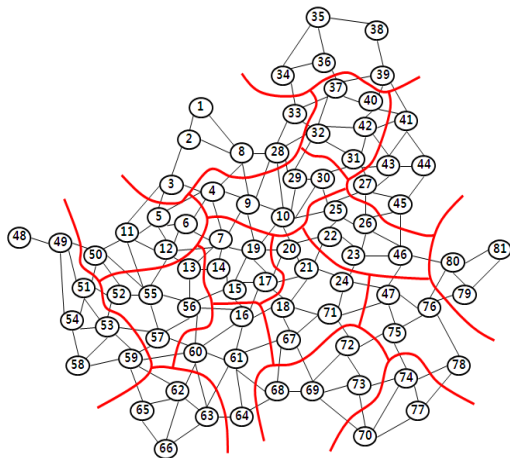


Figure 5. Graphical representation for cells and LAs

3.1.2 MU 이동특성

이력 자료의 생성에 시뮬레이션을 사용한 기존 논문들에서는 한 가지 이동특성만을 사용하였으며 대부분의 경우, 랜덤한 이동성을 가정한다. 이에 본 연구에서는 실제 MU의 이동특

성을 현실적으로 반영하기 위해, Jang and Hong(2005)에서 정의한 4가지 이동특성을 활용하기로 한다. 단, 4가지 이동특성에 명칭을 부여하였으며, 셀 체류시간과 호 발생량 모수를 단순화하여 이동특성을 정의하였다. <Table 3>은 MU의 이동특성 4가지와 이와 관련된 모수들을 보여주는 것이다.

MU의 거주지를 81개의 셀 중 무작위로 설정한 후 목적지를 Gravity 모델 (Duffus et al., 1987)을 이용해 발생시키며, 거주지에서 목적지까지의 경로는 최단거리(Shortest Distance Method) (Jang and Hong, 2005)를 따르는 것으로 가정한다.

A. 고정목적지 이동특성

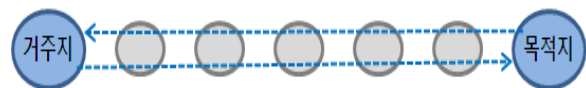


Figure 6. Example of fixed destination

<Figure 6>은 목적지가 특정 셀에 고정되어 있는 이동특성의 예시이다. 거주지를 출발하여 목적지에서 많은 시간을 보

Table 3. MU's movement patterns and parameters

명칭	특징	모수	
		셀 체류 시간	호 도착률
고정 목적지 (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.	<ul style="list-style-type: none"> 거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6, 9]시에 출발 거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류 시간은 일양분포를 따르는 [0, 1]시간 목적지 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [7, 9]시간 	(0.5, 0.12)의 정규분포를 따름
랜덤 목적지 (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.	<ul style="list-style-type: none"> 거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6, 9]시에 출발 거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류 시간은 일양분포를 따르는 [0, 1]시간 목적지 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0.5, 1.5]시간 	(0.5, 0.12)의 정규분포를 따름
랜덤 이동 (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.	<ul style="list-style-type: none"> 거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6, 9]시에 출발 거주지가 아닌 셀에서의 체류시간은 일양분포를 따르는 [0, 3]시간 	(0.5, 0.12)의 정규분포를 따름
근거리 이동 (Short distance movement)	거주지 셀과 목적지 셀까지의 거리가 매우 가까운 경우. 주부, 초, 중, 고등학생이 이와 같은 이동특성을 나타낸다.	<ul style="list-style-type: none"> 거주지 셀에서 일양분포를 따르는 [6, 9]시에 출발 거주지와 목적지가 아닌 셀에서의 체류 시간은 일양분포를 따르는 [0, 1]시간 목적지 셀에서의 체류시간은 [7, 9]시간 	(0.5, 0.12)의 정규분포를 따름

낸 다음 다시 거주지로 돌아오는 이동특성을 보인다.

B. 랜덤 목적지 이동특성

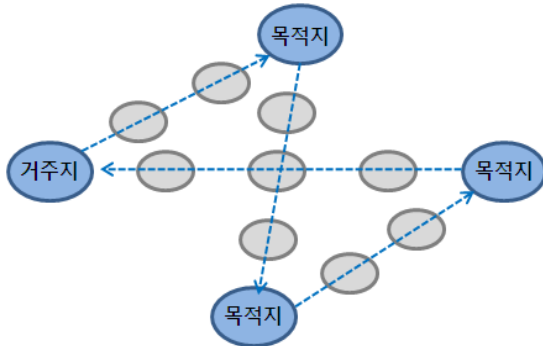


Figure 7. Example of random destination

<Figure 7>은 목적지가 랜덤하게 정해지는 이동특성의 예시이다. 거주지에서 특정 목적지를 정해 최소경로로 이동한다. 목적지에 도착하면 다음 목적지를 정해서 다시 최소경로로 이동하며 최종적으로는 다시 거주지로 돌아오는 이동특성을 보인다.

C. 랜덤 이동 이동특성

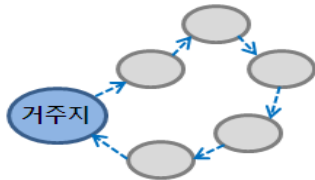


Figure 8. Example of random movement

<Figure 8>은 랜덤으로 이동하는 이동특성의 예시이다. 거주지에서 인접셀로 랜덤하게 움직이는 이동특성을 보인다.

D. 근거리 이동 이동특성



Figure 9. Example of short distance movement

<Figure 9>는 거주지와 목적지가 매우 가까워 근거리를 왕복 이동하는 이동특성의 예시이다.

본 연구에서는 위의 4가지 이동특성을 조합하여 MU의 이동모형을 <Table 4>와 같이 분류하기로 한다.

일반적으로 MU가 특정한 하나의 이동패턴만을 따르는 경우는 매우 드물다고 할 수 있다. 평일과 주말, 오전과 오후에 각기 다른 이동패턴을 나타낼 수 있으며, 이에 본 연구에서는

MU의 이동모형을 두 가지 이동패턴의 조합으로 표현하여 MU의 이동특성을 조금 더 현실적으로 보여주기로 한다. 가령, M₁의 경우 고정 목적지와 랜덤 목적지의 이동특성을 모두 나타내는 것을 의미한다.

Table 4. MU's 4 mobility models

MU 이동모형	조합
M ₁	패턴 1 : 고정 목적지 패턴 2 : 랜덤 목적지
M ₂	패턴 1 : 고정 목적지 패턴 2 : 랜덤 이동
M ₃	패턴 1 : 랜덤 목적지 패턴 2 : 랜덤 이동
M ₄	패턴 1 : 단거리 이동 패턴 2 : 랜덤 이동

또한 이동모형이 같더라도 특정패턴을 따를 확률에 따라 MU의 이동경로는 달라질 수 있다. 이에 본 연구에서는 Cayirci and Akyildiz (2002)에서 정의한 Regularity를 활용하기로 한다. Cayirci and Akyildiz (2002)에서는 Regularity를 특정 이동패턴을 계속해서 따를 확률로 정의하였다. 본 연구에서는 <Table 4>에서 패턴 1의 이동패턴을 MU가 가지는 주된 이동패턴이라 가정하며, 이에 Regularity를 패턴 1을 따를 확률로 정의한다. Regularity는 High(H), Low(L)의 두 경우로 나누어 고려하기로 하며, Regularity가 H인 경우에는 0.8, Regularity가 L인 경우에는 0.5로 가정한다.

즉, 조합된 이동모형과 Regularity를 이용하여 MU의 다양한 현실적 이동특성을 반영할 수 있을 것으로 기대한다.

4가지의 MU 이동모형과 2가지의 Regularity가 결합하여 MU는 총 8가지의 이동그룹으로 나뉠 수 있다. 이동그룹은 각기 다른 이동성을 나타내며 결국 8가지의 서로 다른 이력 자료가 수집된다.

본 연구에서는 Regularity를 2가지로 분류하였지만 Regularity의 구체적 분류에 의해 MU의 이동그룹은 더욱 세분화될 수 있다.

3.1.3 인접 셀 간 총 이동 횟수와 P 행렬

시뮬레이션에서 인접 셀 간 총 이동 횟수를 구할 수 있으며, 이를 이용하여 MU가 특정 셀에서 각 인접셀로 이동할 확률을 구할 수 있다. 이를 정리한 것이 바로 P 행렬이다. P 행렬은 2.1 절에서 언급한 바와 같이 k_1 의 값에 따라 확장이 가능하며, 따라서 일반적인 정의는 $P_{i_1, \dots, i_h, j}$ 가 된다.

본 연구에서는 총 8가지의 각 이동그룹별 P 행렬을 구할 수 있다. 또한 MU의 이동패턴이 변하게 되어 P 행렬을 갱신하게 될 때는 다음의 두 가지 경우로 나누어 볼 수 있다.

- (1) 기존 확률의 갱신
- (2) 새로운 노드의 추가 및 기존 노드의 제거

첫 번째 사항은 일정 기간을 주기로 하여 데이터를 수집하고 이에 따라 이동 확률을 갱신하는 방식으로 수행된다. 가령, $P_{ij,k}$ 의 경우, MU가 i 노드와 j 노드를 거쳐 간 경우가 총 100번이라 하고 이 중 MU가 k 노드로 간 경우가 60번이면 $P_{ij,k}$ 는 0.6이 된다. 결국, P 행렬의 갱신은 이러한 이동 경로 자료를 주기적으로 수집하여 P 행렬의 요소값을 다시 계산하여 바꾸어주는 방식으로 수행된다. 두 번째 사항은 새로운 노드가 추가되었을 때 이를 잠정적인 노드 리스트에 추가하고 방문 횟수에 대한 역치(threshold)를 넘으면 기존 P 행렬에 추가한다. 반대로 기존 노드의 방문 횟수를 주기적으로 체크하여 일정 기준 이하이면 이 노드를 제거한다.

3.1.4 CPU 시간과 정보량

k_1 값이 커짐에 따라 보다 정확한 이동경로 예측이 가능해지지만, P 행렬이 포함하는 정보 또한 많아지게 된다. 이에 이전 연구들에서는 고려하지 않았던 데이터 처리 비용의 분석을 위해 본 연구에서는 CPU 시간과 정보량을 이용한다. CPU 시간은 시뮬레이션에 소요되는 시간을 측정하여 구할 수 있으며, 정보량은 P 행렬의 크기(행렬의 셀 개수)를 이용하여 구할 수 있다.

입력변수들을 활용하여 P 행렬의 생성을 위한 시뮬레이션 절차는 <Figure 10>과 같다.

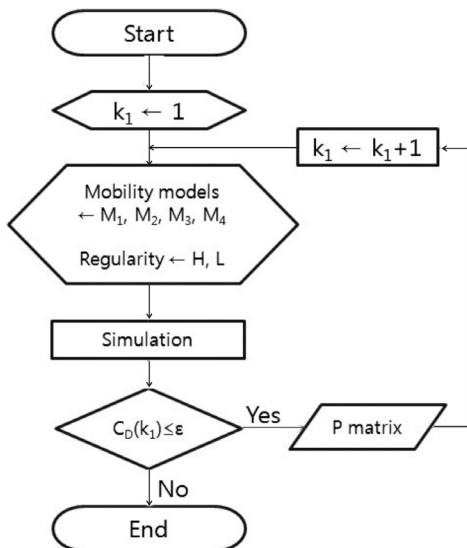


Figure 10. Procedure of P matrix generation

3.2 총 위치관리 비용

3.2.1 총 위치관리 비용 도출을 위한 시뮬레이션

Bhattacharya and Das (1999)에서는 MU의 이력 자료를 LA 기반으로 구성하여 위치등록 정책에 활용하고 있다. 하지만 LA 기반은 다수의 셀이 하나의 LA로 표현됨으로써, 셀 기반보다 MU의 이동경로를 정확히 표현하지 못하며, 구체적인 이력 자료의 수집이 어렵다는 단점이 있다. Cayirci and Akyildiz (2002)에서는 이력 자료를 셀 기반으로 구성하지만 위치등록 또한 셀 기반으로 이루어져, LA 기반으로 위치관리가 수행되는 현실과는 거리가 있다. 이에 본 연구에서는 2.1절에서 언급한 바와 같이 k_1 을 셀 기반, k_2 를 LA 기반으로 정의하여 이력 자료는 셀 기반으로 구성하고 위치등록은 LA 기반으로 수행하기로 한다.

Chang et al. (2008)에서는 PLUS와 유사하지만 훨씬 더 단순한 형태의 위치등록 기법을 제안하였다. Chang et al. (2008)에서 제안하는 기법은 PLUS에서 k_1 을 LA 기반으로 간주하고 그 값이 2인 경우만을 고려하고 있다. 그러므로 PLUS에 비해 구체적인 이력자료의 수집이 어렵고 MU 이동경로의 예측력이 떨어진다고 할 수 있다. 또한, 시뮬레이션에 사용하는 MU의 이동모형이 단순하며, 데이터 처리 비용을 고려하지 못하고 있다. 하지만, Chang et al. (2008)에서 제안하는 기법은 k_2 를 고려했다는 측면에서 PLUS와 가장 유사한 기법이라 생각되어 Chang et al. (2008)에서 구한 비용 모형을 참고하기로 한다.

총 위치관리 비용을 구하기 위해 Chang et al. (2008)에서는 각 LA에 위치할 안정상태확률을 이용하며, 그 수식적 모형은 다음과 같다.

$$C_U = \left(\sum_{s=0}^{k_2-1} \sum_{k, k \neq k^*} \sum_{\forall (i,j)} \pi_{(i,j,s)} \cdot P_{ij,k} + \sum_{\forall k} \sum_{\forall (i,j)} \pi_{(i,j,k_2)} \cdot P_{ij,k} \right) \cdot \xi_u \tag{1}$$

$$C_P = \left(\sum_{\forall (i,j)} \pi_{(i,j,0)} \cdot \lambda_c \cdot N(j) + \sum_{s=1}^{k_2} \sum_{\forall (i,j)} \pi_{(i,j,s)} \cdot \lambda_c \cdot \sum_{v_i \in PP_{(i,j)}(k_2), r=1}^s N(v_r) \right) \cdot \xi_p \tag{2}$$

$$C_T = C_U + C_P$$

$\pi_{(i,j,s)}$ 는 LA i에서 이동하여 현재 LA j에 위치해 있을 안정상태 확률을 뜻하며 이전 이동 경로 중 s번째 전의 LA에서 위치등록을 수행하였음을 뜻한다. k^* 는 예측 이동 LA를 뜻하며 $Max_k P_{ij,k}$ 가 된다. $N(i)$ 는 LA i의 총 셀 개수를 뜻한다. $PP_{(i,j)}(k_2)$ 은 k_2 개의 LA로 구성된 연속된 예측 이동 경로 중, LA i에서 LA j로 이동했을 시, 다음 예측 이동 경로를 뜻하며, v_r 은 $PP_{(i,j)}(k_2)$

의 r 번째 예측 이동 경로를 뜻한다.

위치등록이 발생하는 경우는 두 가지가 있다. <Figure 2>의 (a)에서 MU가 예측된 이동경로가 아닌 다른 이동경로로 이동함으로 인해 위치등록이 발생하는 경우와, 이와는 상관없이 LA counter값이 k_2 와 같아짐으로 인해 위치등록이 발생하는 경우이다. 식 (1)의 첫 번째 항은 전자, 두 번째 항은 후자의 경우에 해당한다.

마찬가지로 식 (2)의 첫 번째 항은 현재 위치한 LA에서 위치등록이 발생한 후에 호가 발생한 경우이며, 두 번째 항은 예측된 LA로 이동한 후에 호가 발생한 경우를 의미한다.

위 비용 모형에서 P 행렬은 LA 기반으로 이루어지며, 본 연구에의 적용을 위해서는 이를 셀 기반으로 구성할 필요가 있다. <Figure 5>와 같이 총 17개의 LA와 81개의 셀로 구성된 구조도에서 k_1 에 따라 고려해야 할 P 행렬 상태의 수는 LA 기반일 때 최대 ${}_{17}C_{k_1}$ (Combination), 셀 기반일 때 최대 ${}_{81}C_{k_1}$ 이 된다. 가령, k_1 이 1, 2, 3일 때 안정상태 확률을 구하기 위한 마코비안 분석상의 상태 수는 LA 기반에서 각각 17, 136, 680개가 되며 셀 기반에서는 각각 81, 3240, 85320개가 된다.

이와 같이 셀 기반에서 k_1 이 커짐에 따른 모형 복잡도의 증가와, MU의 다양한 이동모형의 수식적 모델링이 어려운 관계로 인해 본 연구에서는 총 위치관리 비용 도출에 시뮬레이션을 이용하기로 한다.

본 연구에서 총 위치관리 비용은 위치등록 비용, 페이징 비용, 데이터 처리 비용의 합으로 표현되며, 데이터 처리 비용은 다시 DHL(Data Handling Load)과 단위 데이터 처리 비용인 ξ_d 의 곱으로 구할 수 있다. DHL 값은 3.1절에서 구한 정보량 또는 CPU 시간을 이용하기로 한다.

3.2.2 최적해 도출을 위한 시뮬레이션

생성된 P 행렬과 PLUS를 적용시킨 시뮬레이션을 통해 총 위치관리 비용을 구할 수 있으며 이를 위한 입·출력 변수는 <Figure 11>과 같다.

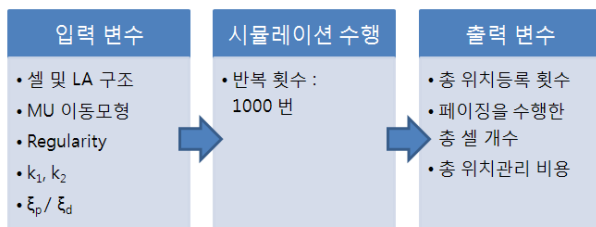


Figure 11. Input/output variables for total LMC(Location Management Cost) analysis

입력 변수 중 셀 및 LA 구조, MU 이동모형, Regularity는 3.1절과 동일하다.

각 k_1 값에 따라 k_2 를 1에서 하나씩 증가시키며 시뮬레이션을 수행하며, 그 결과로 도출된 총 위치등록 횟수와 페이징을 수행한 총 셀 개수를 이용해 위치등록 비용과 페이징 비용을 구할 수 있다.

이를 통해 최적해를 도출하는 과정은 <Figure 12>와 같다.

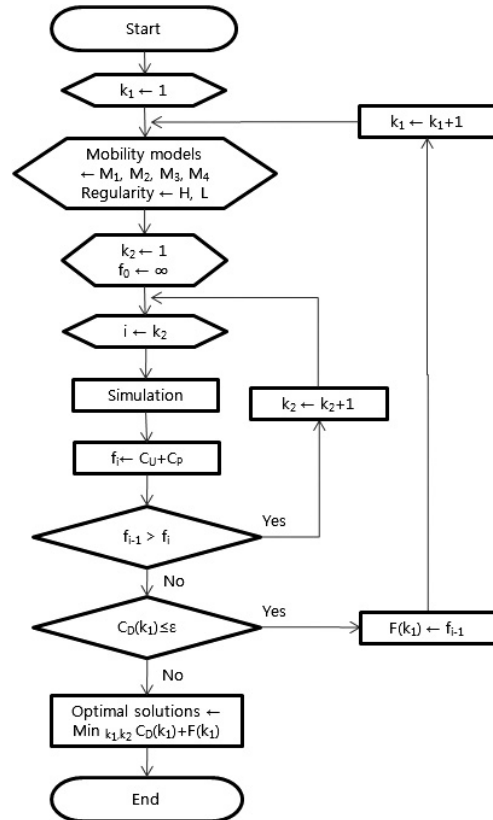


Figure 12. Procedure of searching optimal solution

$F(k_1)$ 는 데이터 처리 비용을 고려하지 않았을 때, 주어진 k_1 값에 따라 k_2 값을 1부터 하나씩 증가시키면서 시뮬레이션을 수행하여 구한 위치관리 비용 중 최소값을 뜻한다. 총 위치관리 비용은 k_1 에 따른 데이터 처리 비용과 $F(k_1)$ 의 합으로 구할 수 있으며, 결국 총 위치관리 비용을 최소로 하는 k_1, k_2 가 최적해가 된다.

4. 시뮬레이션 결과

4.1 데이터 처리 비용 분석

k_1 값이 클수록 보다 정확한 예측이 가능하지만 k_1 값이 커짐에 따라 이전 이동경로를 더 많이 추적해야 하며, 이는 P 행렬의 고용량화를 초래한다. 그러므로 P 행렬 생성에 소요되는 비용까지 고려하여 적절한 k_1 값을 적용시킬 필요가 있다. 이에 k_1

값을 시뮬레이션에 적용시키기 위해 필요한 P 행렬 생성에 필요한 정보량과 소요되는 CPU 시간을 구하였다.

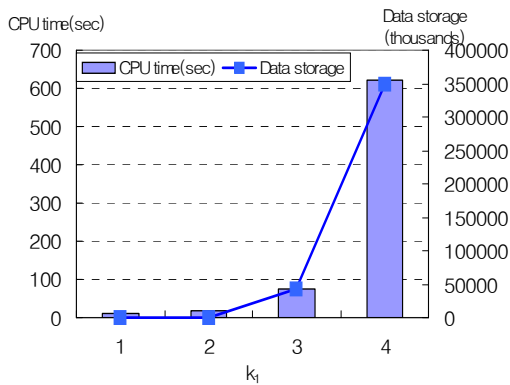


Figure 13. CPU times and data storages for k_1

Table 5. CPU times and data storages for k_1

k_1	CPU 시간(sec)	정보량(thousands)
1	12.5	6
2	16.7	531
3	75.5	43046
4	620 이상	348678

<Figure 13>과 <Table 5>에서 CPU 시간과 정보량은 거의 같은 결과를 나타내고 있다. 즉, k_1 이 증가함에 따라 CPU 시간과 정보량은 기하급수적으로 증가함을 확인할 수 있다. 이는 k_1 이 증가함에 따라 데이터 처리 비용이 급격히 증가함을 의미한다고 할 수 있으며, ϵ 을 특정 상수값으로 지정하지 않더라도 k_1 이 4이상인 경우는 오버플로우가 발생하며 기하급수적으로 증가하는 정보량으로 인해 데이터 처리 비용이 적절한 수준을 벗어났다고 생각되어 위치관리 비용 분석 대상에서 제외시키기로 한다.

4.2 이동모형별 비용 분석

4.2.1 F(k_1) 분석

MU의 이동모형별 F(k_1)을 분석해 보았다. 이 비용은 데이터 처리 비용을 제외한 위치등록 비용과 페이징 비용만을 고려한 값이다. 또한 Regularity는 H일 때의 값이며, $\xi_w / \xi_p = 10$ 일 때의 결과를 도출하였다(Cayirci and Akyildiz, 2002). 결과값은 단위시간동안 발생한 평균 값이다.

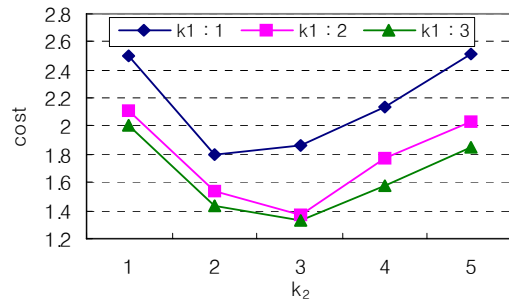


Figure 14. M_1 's LMC for k_1, k_2

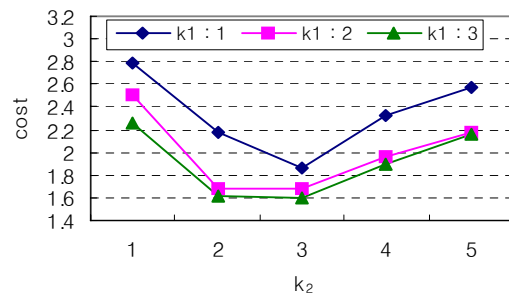


Figure 15. M_2 's LMC for k_1, k_2

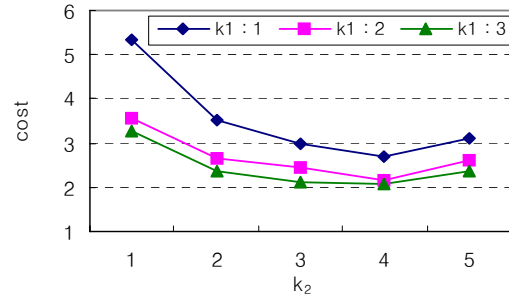


Figure 16. M_3 's LMC for k_1, k_2

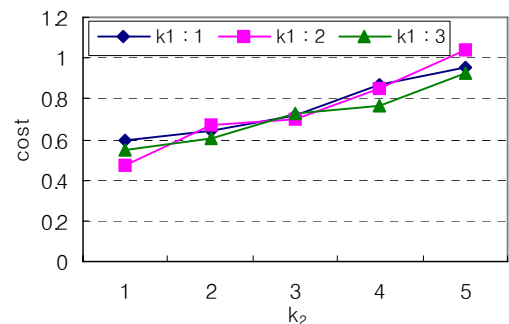


Figure 17. M_4 's LMC for k_1, k_2

<Figure 14> ~ <Figure 17>에서, 이동모형 M₁, M₂, M₃의 경우, k₁값이 커질수록 비용이 줄어들음을 확인할 수 있다. 이는 이전 이동경로를 많이 추적할수록 향후 이동 경로의 보다 정확한 예측이 가능해짐으로 인해 위치등록 비용이 줄어들기 때문이다. 하지만 비용감소 효과는 k₁이 커질수록 줄어들었다. 이동모형 M₄의 경우, 짧은 거리를 왕복하는 이동특성으로 인해 k₁에 의한 비용 감소 효과가 없으며, 오히려 증가함을 알 수 있다.

이동모형별 F(k₁)를 정리하면 <Table 6>과 같다.

Table 6. F(k₁) for each mobility model

이동모형	k ₁ 에 따른 최적의 k ₂ {k ₁ ,k ₂ }	F(k ₁)
M ₁	{1, 2}	1.79
	{2, 3}	1.37
	{3, 3}	1.33
M ₂	{1, 3}	1.86
	{2, 3}	1.67
	{3, 3}	1.59
M ₃	{1, 4}	2.68
	{2, 4}	2.14
	{3, 4}	2.09
M ₄	{1, 1}	0.59
	{2, 1}	0.48
	{3, 1}	0.55

4.2.2 총 위치관리 비용 분석

<Table 6>의 결과를 활용하여 MU의 이동모형별 총 위치관리 비용을 분석해 보았다. 이 비용은 데이터 처리 비용과 F(k₁)을 합한 값이며, ξ_p/ξ_d 는 10³, 10⁴, 10⁶일 때의 결과값을 각각 도출하였다. 데이터 처리 비용 분석에서, CPU 시간은 PC의 성능에 따라 결과에 차이가 있을 것으로 생각되어 DHL은 정보량을 사용하기로 한다.

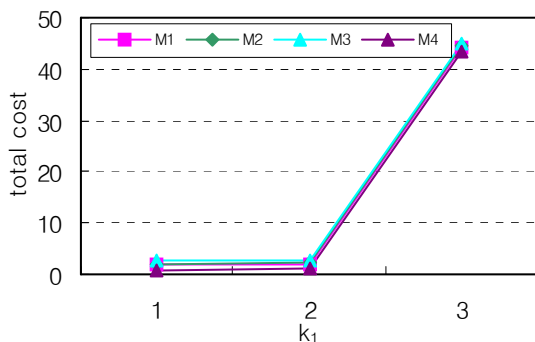


Figure 18. Total LMC for k₁ and each mobility model($\xi_p/\xi_d = 10^3$)

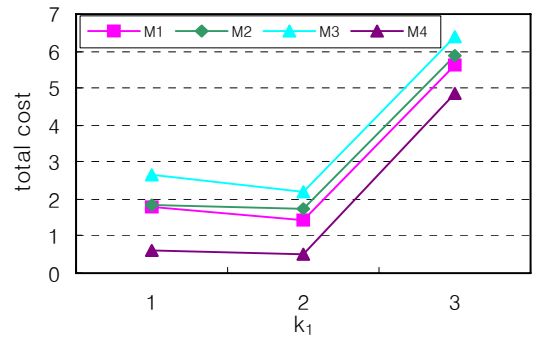


Figure 19. Total LMC for k₁ and each mobility model ($\xi_p/\xi_d = 10^4$)

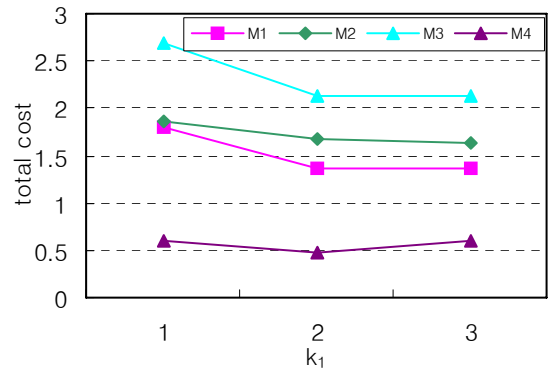


Figure 20. Total LMC for k₁ and each mobility model ($\xi_p/\xi_d = 10^6$)

<Figure 18>에서 M₃를 제외한 모든 이동모형에서 k₁이 1일 때 최적해가 나왔다. 하지만 k₁이 2일 때와의 차이는 미세하였다. 반면, k₁이 3일 때 데이터 처리 비용의 급격한 증가로 인해 총 위치관리 비용이 크게 증가함을 알 수 있다. <Figure 19>에서는 4가지 이동모형 모두 k₁이 2일 때 최적임을 알 수 있으며, <Figure 20>에서는 M₂의 경우, k₁이 3일 때 최적해가 도출되었다.

ξ_p/ξ_d 의 값에 따라 최적해가 달라짐을 알 수 있으며, 단위 데이터 처리 비용에 대한 정확한 추정이 추후 연구 보완되어야 할 것이다.

총 위치관리 비용 분석을 통한 ξ_p/ξ_d 값과 이동모형에 따른 최적해는 <Table 7>과 같다.

ξ_p/ξ_d 값과 이동모형에 따라 최적해가 다르게 나옴을 알 수 있다. 그러므로 MU의 이동특성과 데이터 처리 비용을 고려하여 서로 다른 위치등록 정책을 적용시킬 필요가 있음을 확인할 수 있다.

MU가 LA를 벗어날 때마다 위치등록을 수행하는 현재 위치관리 기법과 PLUS를 각각 적용시켰을 때의 총 위치관리 비용을 <Table 8>에 정리하였다.

Table 7. Optimal solutions for each ξ_p/ξ_d and mobility model

ξ_p/ξ_d	이동모형	최적해 $\{k_1, k_2\}$	총 위치관리 비용
10^3	M ₁	{1, 2}	1.80
	M ₂	{1, 3}	1.87
	M ₃	{2, 4}	2.67
	M ₄	{1, 1}	0.60
10^4	M ₁	{2, 3}	1.42
	M ₂	{2, 3}	1.72
	M ₃	{2, 4}	2.19
	M ₄	{2, 1}	0.53
10^6	M ₁	{2, 3}	1.37
	M ₂	{3, 3}	1.63
	M ₃	{2, 4}	2.14
	M ₄	{2, 1}	0.48

Table 8. Total LMC by current location management system and PLUS

이동 모형	현 위치관리 시스템에서의 총 비용	PLUS	
		ξ_p/ξ_d	총 비용
M ₁	3.87	10^3	1.80
		10^4	1.42
		10^6	1.37
M ₂	3.85	10^3	1.87
		10^4	1.72
		10^6	1.63
M ₃	7.80	10^3	2.67
		10^4	2.19
		10^6	2.14
M ₄	0.61	10^3	0.60
		10^4	0.53
		10^6	0.48

모든 이동모형에서 PLUS를 적용시킴으로 인해 총 위치관리 비용을 줄일 수 있음을 확인할 수 있다. 장거리를 이동하는 M₃의 경우 PLUS를 통한 비용 감소 효과가 큼을 알 수 있으며, 근거리를 이동하는 M₄의 경우 그 효과가 작게 나타난다.

4.3 Regularity에 따른 비용 분석

MU 이동모형은 비교적 장거리를 이동하는 M₃를 대상으로 하였다. 비용은 $\xi_w/\xi_p = 10$ 일 때의 결과이며(Cayirci and Akyildiz, 2002), 단위 시간 동안 발생한 평균값이다.

시뮬레이션 결과, Regularity에 따른 F(k₁)값을 구할 수 있으며 이는 <Table 9>와 같다.

Table 9. F(k₁) for regularity

Regularity	k ₁ 에 따른 최적의 k ₂ {k ₁ , k ₂ }	F(k ₁)
H	{1, 4}	2.68
	{2, 4}	2.14
	{3, 4}	2.09
L	{1, 3}	2.42
	{2, 3}	2.19
	{3, 3}	2.07

<Table 9>의 결과를 활용하여 총 위치관리 비용 분석을 통해 최적해를 구한 결과를 <Table 10>에 정리하였다.

Table 10. Optimal solutions for each ξ_p/ξ_d and regularity

ξ_p/ξ_d	Regularity	최적해 {k ₁ , k ₂ }	총 위치관리 비용
10^3	H	{2, 4}	2.67
	L	{1, 3}	2.43
10^4	H	{2, 4}	2.19
	L	{2, 3}	2.24
10^6	H	{2, 4}	2.14
	L	{3, 3}	2.11

Regularity가 H일 때, ξ_p/ξ_d 값에 관계없이 동일한 최적해가 나왔지만 Regularity가 L인 경우, ξ_p/ξ_d 값이 커질수록 최적의 k₁ 또한 증가하고 있다. 이는 데이터 처리 비용의 감소로 인해, k₁을 크게하여 랜덤 이동 경향이 강해진 MU의 이동경로 예측력을 높여 위치등록 비용을 줄일 수 있기 때문이다.

한편, Regularity가 H인 경우 Regularity가 L인 경우에 비해 k₂가 상대적으로 큰 값을 보여주고 있다. 이는 Regularity가 H인 경우에 MU의 이동패턴을 예측하기가 용이하기 때문이다.

이를 통해, MU의 이동패턴이 비슷하더라도 데이터 처리 비용과 MU가 특정 패턴을 따를 확률을 고려하여 각기 다른 위치등록 정책의 적용이 필요함을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서 MU의 이동패턴을 고려하기 위하여 MU의 이전 이동경로를 추적하는 방법을 제안하였다. 특정 MU가 어디에서 왔는지 파악하여, MU의 과거이력과 비교하여 향후 어디로 갈지 예측하는 것이다. 이전 이동경로를 많이 추적할수록, P행렬에 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 생성 및 저장해야 하므로 비용이 증가하게 된다. 본 논문에서는 P행렬 생성에 발생하는 비용을 데이터 처리 비용이라 정의하고 이를 저장해야 하는 정보량으로 구하였다. 그 결과 이전 이동경로를 4개 이상 추적하는 경우, 정보량이 지수적으로 증가하여, CPU에 걸리는 부하가 급격히 커짐을 확인할 수 있었다. 이에 비해 이전 이동경로를 더 많이 추적함으로써 얻을 수 있는 위치등록 비용과 페이징 비용의 감소효과는 점점 감소하는 것을 확인할 수 있었다.

마지막으로, MU의 이동모형을 4가지로 분류하여 각 이동모형별로 최적해를 얻을 수 있었다. 위치등록 비용과 페이징 비용, 데이터 처리 비용의 상쇄관계를 고려하여 구한 결과, 각 이동모형별로 최적해 값이 다르게 나왔다. 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 있을 것으로 기대한다.

본 연구에서는 데이터 처리 비용과 기존 위치관리 비용에 포함되는 위치등록 비용, 페이징 비용과의 척도가 다른 관계로 단위 데이터 처리 비용을 임의로 설정하여 분석에 사용하였다. 이에 실제 네트워크 관리에 발생하는 데이터 처리 비용에 대한실증적인 분석을 통해 합리적인 단위 데이터 처리 비용 값을 찾아내기 위한 연구가 추후 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

- Akyildiz, I. F., Ho, J. S. M., and Lin, Y-B. (1996), Movement-Based Location Update and Selective Paging for PCS Network, *IEEE/ACM Trans. Networking*, **4**, 629-638.
- Akyildiz, I. F. and Wang, W. (2004), The predictive user mobility profile framework for wireless multimedia networks, *IEEE/ACM Transactions on Networking (TON)*, **12**(6), 1021-1035.
- Bar-Noy, A., Kessler, I. and Sidi, M. (1995), Mobile Users : To Update or not to Update, *ACM/Baltzer J. Wireless Networks*, **1**(2), 175-186.
- Bhattacharya, A., and Das, S.K. (1999), LeZi-Update : An Information-Theoretic Approach to Track Mobile Users in PCS Networks, *Proc. ACM/IEEE MobiCom 1999*, 1-12.
- Cayirci, E. and I. Akyildiz, F.(2002), User Mobility Pattern Scheme for Location Update and Paging in Wireless Systems, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **1**(3), 236-247.
- Chang, I. K., Hong, J. S., Kim, J. P., and Lie, C. H. (2008), Predictive Location Management Strategy Using Two Directional Consecutive LAs in a Cellular Network, *accepted by Korean Operations and Management Sciences Society*.
- Duffus, L. E., Attahiru, A. S., and Afiifi, A.H. (1997), The Reliability of Using Gravity Model for Forecasting Trip Distribution, *Transp.*, **14**,175-192.
- Ho, J. S. M., and Akyildiz, I. F. (1995), Mobile User Location Update and Paging under Delay Constraints, *ACM/Baltzer J. Wireless Networks*, **1**(4), 413-425.
- Hong, J. S., Chang, I. K., Lee, J. S., and Lie, C. H. (2003), A New Mobility Modeling and Comparisons of Various Mobility Models in Zone-based Cellular Networks, *IE Interfaces, Special Edition*, **16**, 21-27.
- Jang, J. S., and Hong, J. S. (2005), Location Area Design of a Cellular Network with Time dependent Mobile Flow and Call Arrival Rate, *Korean Operations and Management Sciences Society*, **30**(3), 119-135.
- Kim, D. H., and Baek, J. H. (2003), Modeling and Performance Analysis of Zone-Based Registration for Next Generation Mobile Communication Network, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **29**(4), 292-303
- Li, J., Kameda, H., and Li, K. (2000), Optimal Dynamic Mobility Management for PCS Networks, *IEEE/ACM Trans. Networking*, **8**, 319-327.
- Ma, W., and Fang, Y. (2002), A New Location Management Strategy Based on User Mobility Pattern for Wireless Networks, *IEEE Computer Networks*, 451-457.
- Madhow, U., Honig, M., and Steiglitz, K. (1995), Optimization of Wireless Resources for Personal Communications Mobility Tracking, *IEEE/ACM Trans. Networking*, **3**, 698-707.
- Pollini, G. P., and Chih-Lin, I. (1997), A Profile-Based Location Strategy and Its Performance, *IEEE JSAC*, **15**(8), 1415-1424.
- Rose, C. (1996), Minimizing the Average Cost of Paging and Registration : A Timer-Based Method, *ACM/Baltzer J. Wireless Networks*, **2**(2), 109-116/
- Wong, V.W.-S., and Leung, V. C. M. (2001), An Adaptive Distance-Based Location Update Algorithm for Next-Generation PCS Networks, *IEEE J. Selected Areas in Comm. (JSAC)*, **19**(10), 1942-1952