

반복 경로를 운행하는 차량의 이동성 관리 기법

Mobility Management Scheme for Vehicles Moving Repeated Path

최 규 연*
(Gyu-Yeon Choi)

한 상 혁*
(Sang-Hyuck Han)

이 중 길*
(Jung-Girl Lee)

최 용 훈**
(Yong-Hoon Choi)

요 약

차량 이동환경에서 빈번하게 발생하는 핸드오버는 서비스 품질 저하의 주된 원인이다. 본 논문에서는 규칙적인 이동 경로를 갖는 차량의 이동 패턴을 학습하여 핸드오버 제어를 수행함으로써 핸드오버 빈도를 줄이고, 체류 시간이 매우 짧거나 이동 가능성이 낮은 셀로의 핸드오버를 방지하는 연구를 수행하였다. 이를 위해, 차량의 이동 패턴을 Markov Chain으로 모델링하였으며, 각 셀에서의 체류시간과 평균 신호의 세기를 관찰하여 핸드오버 제어에 이용하였다. 제안한 이동성 관리 기법의 검증을 위해 4개의 서울 시내버스 노선에 대해 적용하였으며, 실험 결과 제안 기법이 기존의 핸드오버 기법보다 핸드오버 빈도를 줄일 수 있으며, 버스 왕복 구간 동안의 평균 처리율이 더 높음을 확인할 수 있었다.

Abstract

It is advantageous to avoid the handover to cell whose dwell time is short or can be ignored in terms of service continuity and average throughput. This paper proposes the handover scheme that is suitable for vehicle in order to improve the wireless Internet service quality. In the proposed scheme, the handover process continues to be learned before being modeled to Discrete-Time Markov Chain (DTMC). This modeling reduces the handover frequency by preventing the handover to cell that could provide service sufficiently to passenger even when vehicle passed through the cell but there was no need to perform handover. In order to verify the proposed scheme, we observed the average number of handovers, the average RSSI and the average throughput on various moving paths that vehicle moved in the given urban environment.

Key words : DTMC, handover, historical data, RSSI, throughput

I. 서 론

최근 스마트폰과 태블릿 PC가 널리 보급되면서, 차량, 버스, 전철, 기차 등 이동하는 모든 환경에서 무선 인터넷 서비스를 제공받는 것이 가능해졌다. 무선 인터넷 사업자들은 도심에서의 서비스 품질을

향상시키기 위해 cell 크기를 줄이는 한편, cell을 중첩하여 배치하는 경향을 보인다. 그로 인하여 다수의 hot spot, microcell 등이 도심에 설치되어 있으며, 전철이나 기차와 같은 대형 운송수단에는 이동 릴레이 (Mobile Relay Station)를 설치하기도 한다. 이와 같이 작고 중첩된 cell 환경에서는 핸드오버가

† 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업원천기술개발사업(정보통신)10041788, 향상된 상황인지 기반 스마트 홈 서비스 기술 개발]과 2011년 교내학술연구비 지원으로 수행하였음.

* 주저자 : 광운대학교 제어계측공학과 석사과정

** 공저자 및 교신저자 : 광운대학교 제어계측공학과 부교수

† 논문접수일 : 2012년 7월 12일

† 논문심사일 : 2012년 8월 17일

† 게재확정일 : 2012년 8월 21일

빈번하게 발생하여 서비스 품질이 저하된다. 특히, 고속으로 이동하거나, cell 크기가 작은 도심 환경을 이동하는 차량 환경에서는 cell 체류시간 (cell dwell time)이 수 초에 불과하여 만족스런 서비스를 이용자에게 제공하기 어렵다.

현재의 무선 인터넷 망에 적용되어 있는 핸드오버 기법은 신호의 세기를 기반으로 핸드오버가 가능한 인접 셀 목록을 관리하며, 서빙 기지국의 신호의 세기가 정해진 임계값 이하로 떨어지면 핸드오버 절차를 수행한다. 이 때, 차량 환경에서는 다음과 같은 요소들이 고려되어야 한다.

- 체류시간이 짧은 cell로의 핸드오버는 불필요하다. 예를 들어, cell 1, cell 2, cell 3로 순차인 핸드오버가 발생하는 경우, 만일 cell 1에서 cell 3로 직접 핸드오버를 수행하여도 충분한 품질의 서비스의 제공이 가능하다면, cell 2로의 핸드오버는 불필요하다.
- 차량은 도로위로만 주행이 가능하므로, 차량이 접근할 수 없는 영역을 주로 서비스하는 cell로의 핸드오버는 피하는 것이 좋다. 이는 차량의 이동 패턴을 관찰함으로써 가능하다.
- 버스와 전철, 기차는 일정한 경로를 반복하여 이동한다. 도시의 차량도 특별한 경우를 제외하면 몇 가지의 경로만을 이동하는 특성을 갖게 된다. 따라서 historical records를 활용하는 것이 효과적이다.

핸드오버는 서비스 품질 저하와 시그널링 오버헤드를 유발하므로, 핸드오버 빈도를 줄이는 것이 중요하다. 핸드오버 시그널링 오버헤드를 줄이기 위해, 기존의 위치추정 기법을 핸드오버에 적용하는 연구들이 수행되었다[1-4]. 관련연구 [1]에서는 MN (Mobile Node)의 이동궤적을 이용하여 목적지 cell을 예측하여 핸드오버를 수행한다. 관련연구 [2]에서는 MN의 순간적인 궤도 추적과 cell geometry, 그리고 MN의 전체적인 이동패턴을 이용하는 HLP(Hierarchical location prediction) 알고리즘을 이용하여 목적지 기지국을 예측하고 핸드오버를 수행한다. 이로 인하여 MN에서 끊임없는 서비스를 제공할 수 있는 확률을 높여줄 수 있다. 관련연구 [3]에서는 MCAS(Motion classification assisted strategy)를 이용하여 MN의 지

리적 위치와 이동속도를 구해낸다. 이를 이용하여 MN의 이동 시나리오를 예측하고 목적지 셀을 결정한 뒤 핸드오버를 수행한다. 이로 인하여 핸드오버 지연시간과 패킷 손실을 줄일 수 있다. 관련연구 [4]에서는 셀 마다 이동 단말의 과거 셀과 목적지 셀의 위치를 수집하여 Mobility Pattern Table을 생성한다. 향후 다른 MN가 핸드오버를 위한 스캐닝을 수행할 때 cell에서 생성된 Mobility Pattern Table을 이용하여 인접셀들 중에서 선별적인 스캐닝을 수행한다. 이로 인하여 핸드오버를 위한 스캐닝 시간을 단축시킬 수 있고, 패킷 손실을 줄여줄 수 있다. 이 연구들을 이용하면, 인접 기지국으로의 스캐닝을 줄일 수 있으며, 예측 결과가 타당한 경우, Target cell로 정확히 핸드오버 할 수 있는 장점이 있다. 하지만 예측을 위한 계산량이 많거나, 알고리즘이 복잡하여 실제로 적용하는데 어려움이 있다.

최근 historical data를 핸드오버에 활용하는 연구가 진행되었다[5-6]. 관련연구 [5]에서는 계산 오버헤드를 줄이기 위하여 이동방향에 따른 MN의 미래 위치를 구분하는 zone 개념을 도입하였다. L차 Markov predictor를 이용하여 MN의 서비스 요구성을 예측하고, historical records, 차량의 경로정보와 이동 방향 및 속도, cell의 체류 시간을 이용하여 MN가 핸드오버를 수행할 cell을 예측한다. 관련연구 [6]에서는 MN가 출발지점의 cell에서 도착지점의 cell까지 이동하는 동안의 총 가중치가 최대가 되도록 하는 cell들로 핸드오버를 수행하는 Maximum Total Weight (MTW) 방법과, 단계적인 가중치가 최대인 cell로 핸드오버를 수행하는 Step-by-Step Maximum Weight (SSMW) 방법을 제안하였다. 미시적인 관점에서는 차량의 이동 속도와 방향, 그리고 GIS 정보를 이용하여 예상되는 목적지 셀로 핸드오버를 결정하며, 거시적인 관점에서는 차량의 이동 속성을 지속적으로 학습하여, 학습 결과를 토대로 목적지 셀을 예측하게 된다. 미시적인 이동만을 고려한 방식은 시 외곽지역에는 잘 적용될 수 있지만, 교차로가 많은 도심에는 적용하기 어렵다. 거시적인 관점은 방대한 양의 trace data들로부터 이동하는 차량의 목적지 기지국을 예측하며, 지속적으로 학습데이터를 업데이트한다. 후자는 계산량이 많거나, 알고리즘이 복잡하여 차량 환경에 적용하기 어려운 단점이 있다. 참

고문헌 [7]에서는 trace data들로부터 통계적인 이동 모델을 생성 연구를 수행하였다.

본 논문에서는 차량의 이동 경로를 지속적으로 학습하여 Mobility Behavior Profile (MBP)을 작성하고, 이를 토대로 차량의 핸드오버 과정을 Discrete-Time Markov Chain (DTMC)으로 모델링 한다. DTMC 모델을 기반으로 셀 경계에서 이동 가능성이 높은 목적지 셀로 핸드오버를 수행함으로써, 불필요한 인접 cell 스캐닝 절차나 핸드오버 절차를 제거할 수 있다. 아울러 MBP에 의해 결정된 목적지 셀이 충분한 수준의 신호의 세기를 제공하는지와 지나치게 짧게 체류하는 셀이 아닌지를 확인하기 위하여, 인공지능 기법인 AdaBoost 기법을 도입하였다. 본 논문에서는 차량 별로 MBP를 유지한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 핸드오버 기법에 대해서 설명을 하고 3장에서는 실험을 통한 성능분석을 수행하고, 4장에서는 결론을 맺는다.

II. 제안하는 핸드오버 기법

본 논문에서는 핸드오버 발생시 셀 천이과정에 대한 데이터를 학습하여 차량별로 MBP를 생성하고, 이를 토대로 핸드오버 과정을 DTMC로 모델링 한다. DTMC에 기반하여, 핸드오버를 생략하고 직접 다음 단계의 셀로 접속이 가능한지 확인하며, 생략이 불가능한 경우, DTMC 이동 패턴 모델에 기반하여 핸드오버를 수행한다.

1. 제안하는 핸드오버 기법

본 논문에서 제안하는 핸드오버 기법은 크게 세 단계로 나누어 볼 수 있다. 첫 번째 단계는, MBP를 생성하는 단계이다. 이 단계에서는 차량이 기존 핸드오버 방식으로 핸드오버를 수행하면서 핸드오버 기록을 Handover Records Matrix (HRM) \mathbf{Q} 에 저장한다.

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{11} & \cdots & q_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{1n} & \cdots & q_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

\mathbf{Q} 가 존재하지 않는 경우 \mathbf{Q} 의 모든 인자는 0으로 설정하여 생성하고, 차량이 현재 셀 i 에서 목적지

셀 j 로 핸드오버를 수행하면 q_{ij} 값을 1 증가시킨다. 아울러, 핸드오버를 수행할 때, 차량이 이전 셀에서의 체류시간과 평균 신호의 세기를 MBP에 어트리뷰트로 저장한다. 본 논문에서는 어트리뷰트들에 대한 설명은 생략한다.

두 번째 단계는, DTMC의 천이확률 행렬을 생성하는 단계이다. 이전 단계에서 얻어낸 \mathbf{Q} 를 이용하여 DTMC의 1차천이 확률 행렬 \mathbf{P} 와 2차천이 확률 행렬 \mathbf{P}^2 을 생성한다. \mathbf{P} 는 식 (2)로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1n} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 각 행의 합은 1이어야 하며, p_{ij} 는 셀 i 에서 셀 j 로 핸드오버할 확률이므로 아래를 만족시킨다.

$$\sum_j p_{ij} = 1, 0 \leq p_{ij} \leq 1, p_{ij} = \frac{q_{ij}}{\sum_j q_{ij}} \quad (3)$$

2차 천이확률 \mathbf{P}^2 은 차량이 셀 i 에서 2차례 핸드오버를 수행했을 때 차량이 위치할 셀의 확률을 나타내며, $\mathbf{P}^2 = \mathbf{P} \cdot \mathbf{P}$ 으로 쉽게 얻어낼 수 있다. \mathbf{P}^2 은 식 (4)로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{P}^2 = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1n} & \cdots & r_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

마찬가지로, $\sum_j r_{ij} = 1, 0 \leq r_{ij} \leq 1$ 을 만족시킨다.

세 번째 단계는, 1차천이 확률 행렬 \mathbf{P} 와 2차천이 확률 행렬 \mathbf{P}^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 단계이다. 핸드오버 수행은 제안한 알고리즘 1을 따른다. 차량과 현재 셀 i 간의 신호의 세기 $\alpha_i(t)$ 가 핸드오버 임계치 이하로 떨어지는 경우, \mathbf{P}^2 을 이용하여 목적지 셀을 결정한다. \mathbf{P}^2 을 이용하여 목적지 셀을 결정하는 과정은 10~14줄과 같다. 인접 셀 중 r_{ij} 가 가장 큰 cell j 를 선택한다. 선택된 cell j 의 신호의 세기 $\alpha_j(t)$ 가 임계치보다 크고, 선택된 cell j 와 현재 셀 i 간의 신호 세기 차이가 히스테리시스 마진보다 크다면 셀 j 를 목적지 셀로 결정한다.

우선적으로 \mathbf{P}^2 을 이용하여 Target cell을 결정하는 이유는 다음과 같다. 기존 핸드오버 기법은 MN의 이동은 전혀 고려하지 않고, 오직 신호의 세기만을

이용하여 목적지 셀을 선택하게 된다. 시 외곽 지역의 경우에는 큰 문제가 없겠지만, 도심에서는 차량의 이동궤적에 따라서 최적의 목적지 셀이 존재함에도 불구하고, 신호의 세기가 큰 셀로 핸드오버를 수행하여 목적지 셀에 짧은 시간만 체류하고 다시 최적의 셀로 핸드오버를 수행하는 경우가 발생한다. 이러한 경우에는 불필요하게 핸드오버의 수행횟수가 증가하고, 서비스의 품질을 저하되는 문제점이 발생한다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 핸드오버가 불필요한 셀을 건너 뛰어 직접 그 다음에 위치할 셀로 핸드오버를 수행한다.

알고리즘 1. 제한한 핸드오버 기법

```

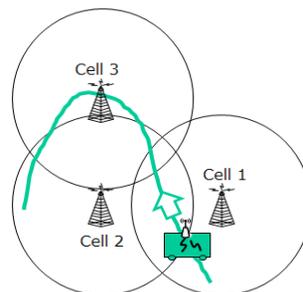
1 : /* initialization */
2 :  $Q=[q_{ij}]$ ,  $P=[p_{ij}]$ ,  $P^2=[r_{ij}]$ ;  $i,j \in S$  /* a set all cells */
3 :  $i \leftarrow$  current location of the vehicle
4 :  $\alpha_i(t) \leftarrow$  signal strength from cell  $i$  at time  $t$ 
5 :  $H_{TM} \leftarrow$  handover threshold
6 :  $H_M \leftarrow$  handover hysteresis margin
7 :  $T \leftarrow \{\}$  /* handover target decision using  $P^2$ */
8 :
9 : if  $\alpha_i(t) \leq H_{TM}$  then
10 : /* handover target decision using  $P^2$ */
11 : Find  $j = \arg \max_{j \in S} r_{ij}$ ,
12 : if  $\alpha_j(t) \geq H_{TM}$  and  $\alpha_j(t) - \alpha_i(t) \geq H_M$  then
13 :  $j \in T$ 
14 : perform Algorithm 2
15 : end if
16 :
17 : /* handover target decision using  $P$ */
18 : if  $T = \{\}$  then
19 : Find  $j = \arg \max_{j \in S} p_{ij}$ ,
20 : if  $\alpha_j(t) \geq H_{TM}$  and  $\alpha_j(t) - \alpha_i(t) \geq H_M$  then
21 :  $j \in T$ 
22 : end if
23 : end if
24 :
25 : /* typical handover target decision process */
26 : if  $T = \{\}$  then
27 : Find  $j = \arg \max_{j \in S} \alpha_j(t)$ , where  $\alpha_j(t) - \alpha_i(t) \geq H_M$ 
28 :  $j \in T$ 
29 : end if
30 : end if
31 :
32 : Perform handover to cell  $j$ .
33 : Update  $Q, P, P^2$ 
    
```

만약 P^2 을 이용하여 목적지 셀을 결정하지 못한 경우는 P 를 이용하여 목적지 셀을 결정하고, 그 과정은 17~22줄과 같다. 인접 셀들 중 p_{ij} 가 가장 큰 셀 j 를 선택한다. 선택된 셀 j 의 신호의 세기 $\alpha_j(t)$ 가 임계치보다 크고, 선택된 셀 j 와 현재 셀 i 간의 신호의 차이가 히스테리시스 마진보다 크다면 셀 j 를 목적지 셀로 결정한다.

만약 P 를 이용하여도 목적지 셀을 결정하지 못한 경우는 기존 핸드오버 기법을 이용하여 목적지 셀을 결정하고, 그 과정은 24~29줄과 같다. 인접 셀들 중 가장 큰 신호의 세기를 갖는 셀 j 를 목적지 셀로 결정한다. P 을 이용하여 목적지 셀을 결정하지 못했다는 것은 차량이 평소의 이동궤적이 아닌 새로운 이동궤적으로 이동을 하고 있다는 의미이다. 이런 경우에는 새로운 이동궤적을 이동할 때의 핸드오버 정보들의 학습이 필요하기 때문에, 기존 핸드오버 기법을 이용하여 Target cell을 결정한다. 차량이 핸드오버를 수행하면, 행렬 Q, P, P^2 을 갱신한다.

2. P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성 검증

P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 경우, 핸드오버 수행횟수를 감소시키면서 서비스 품질을 향상시킬 수 있다. 하지만 <그림 1>과 같은 경우처럼 오히려 핸드오버 수행횟수를 증가시키거나, 서비스 품질을 저하시키는 결과를 초래할 가능성도 존재한다.



<그림 1> P^2 을 이용하여 핸드오버 시 성능 저하가 발생하는 경우

<Fig. 1> Performance degradation case (when matrix P^2 is applied).

차량은 P^2 을 이용하여 셀 1에서 2로 핸드오버를 수행한다. 하지만 곧 차량이 셀 2의 커버리지는 벗어나 다시 셀 3로 핸드오버를 수행하게 된다. 이처럼

럼 P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 경우, 핸드 오버를 수행한 셀의 중간에 벗어나 셀 체류 시간이 짧거나, 평균 신호의 세기가 P 나 기존 핸드오버 기 반으로 선택된 셀보다 낮은 경우가 존재할 수 있다. 이와 같은 성능을 저하시키는 P^2 을 이용한 핸드오 버를 방지하기 위하여 AI 기법의 일종인 AdaBoost 기법을 이용하여 P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증한다. 이 과정은 데이터 마이닝을 통하여, 레코 드의 클래스를 구분하고, AdaBoost를 이용한 P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증하는 2가지의 단 계로 수행된다. 본 논문에서는 분량의 제한으로 인 해 구체적인 설명은 생략하며, AdaBoost 기법에 대 해서만 간략히 서술한다.

알고리즘 2. AdaBoost를 이용한 검증

```

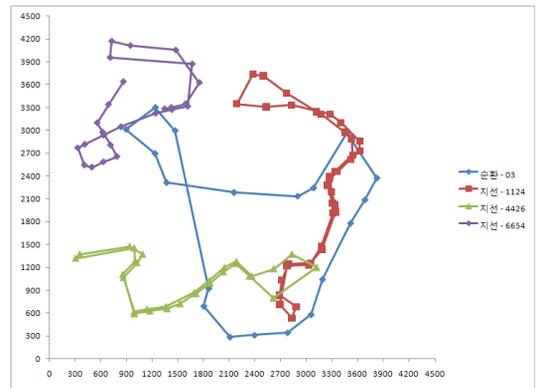
Given  $(x_1, y_1, z_1), \dots, (x_m, y_m, z_m)$ ;  $x_i \in X, y_i \in Y, z_i \in \{-1, +1\}$ 
1: /* initialization */
2:  $D_1(i) \leftarrow 1/m$ 
3:  $\beta_1 \leftarrow 0$ 
4: /* Perform Adaboost */
5: for  $\tau = 1$  to  $T$  do
6:   Find  $h_\tau = \arg \min_{h_j \in H} \epsilon_j$ ,
7:   where  $\epsilon_j = \sum_{i=1}^m D_\tau(i) [z_i \neq h_j(x_i, y_i)]$ 
8:   if  $\epsilon_\tau \geq 1/2$  then
9:     break
10:  else
11:     $\beta_\tau \leftarrow 0.5 \log\left(\frac{1 - \epsilon_\tau}{\epsilon_\tau}\right)$ 
12:     $D_{\tau+1}(i) \leftarrow \frac{D_\tau(i) \exp(-\beta_\tau z_i h(x_i, y_i))}{N_\tau}$ ,
13:    where  $N_\tau$  is a normalization factor
14:  end if
15: end for
16:  $H(x, y) = \text{sign}\left(\sum_{\tau=1}^T \beta_\tau h_\tau(x, y)\right)$ 
    
```

AdaBoost 기법을 이용하여 P^2 을 이용한 핸드오버 가 그 외의 핸드오버보다 목적지 셀에서 더 좋은 품질의 서비스를 공급 받았는지 검사한다. 알고리즘 2를 수행하면, Final classifier가 생성이 되고, vertical line, horizontal line 성분을 모두 갖고 있는 경우에는

P^2 을 이용한 핸드오버가 충분한 체류시간과 평균 신호의 세기가 다른 방식의 핸드오버보다 우수함을 알 수 있다.

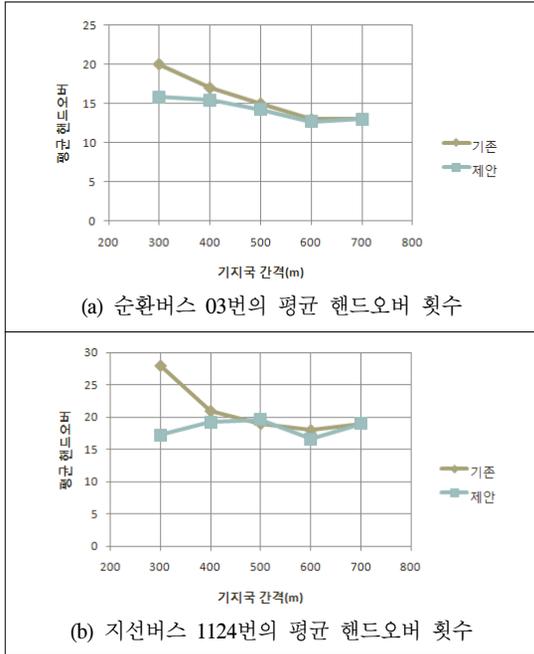
III. 실험 및 성능분석

차량을 실제 서울 버스노선과 동일하게 이동하는 경우를 가정하여, 이동성 관리 기법의 성능을 비교 한다. <그림 2>에와 같이, 순환버스 03, 지선버스 1124, 4426, 6654, 총 4개의 버스노선이 이용된다. 신호의 세기 (RSSI) 값은 Cost 231 Hata propagation model을 이용하여 추출하였다.

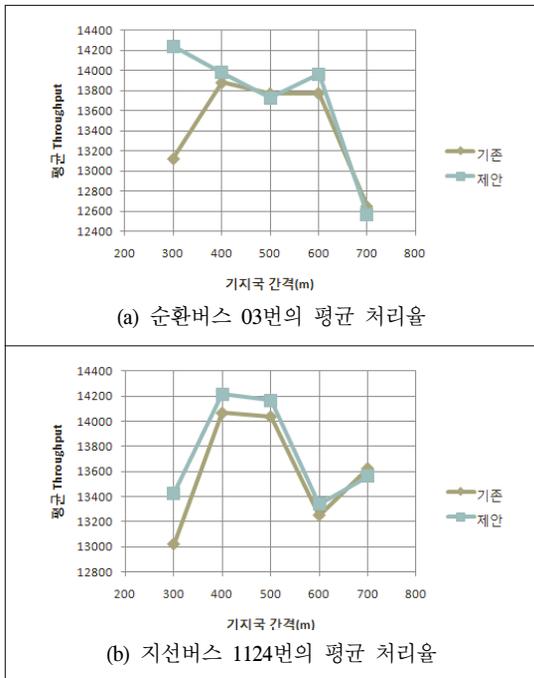


<그림 2> 실험에 사용된 4개의 서울 시내버스 경로
<Fig. 2> Four Seoul City Bus Lines

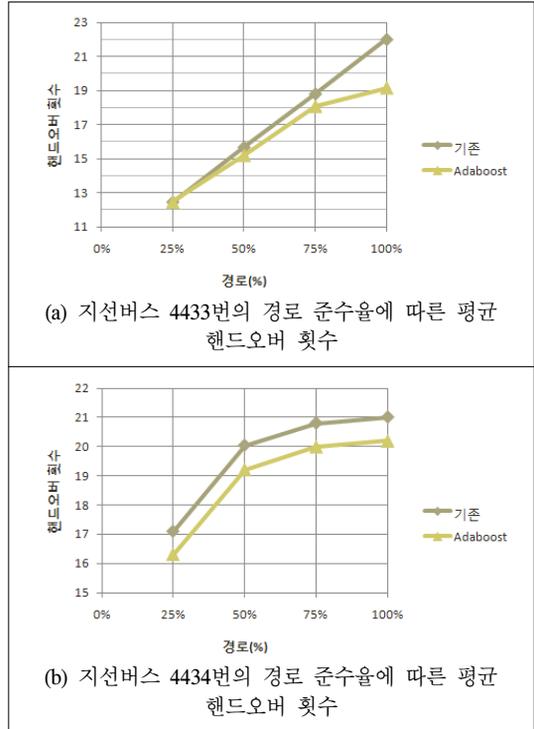
<그림 2>의 점들은 버스 정류장을 의미하고, 차량 은 각 정류장 사이를 9-45km/h의 속도로 이동한다. 성능 분석을 위해 기지국 간격을 300m-700m로 변 경해 가면서 총 핸드오버 발생 횟수와 평균 처리율 을 관찰하였다. <그림 3, 4>에 기지국 간격에 따른 평균 핸드오버의 횟수와 처리율이 나타나 있다. 실험에서는 기지국의 송신 전력은 기지국 간격과 무 관하게 일정하다고 가정하였다. 기지국 간격이 멀어 질수록 셀들의 숫자가 줄어들며, 따라서 핸드오버의 빈도도 감소하는 것을 확인할 수 있다. 또한 중첩된 셀 영역이 줄어들어 간격이 700미터에서는 기존 방 식과 제안 방식의 성능이 동일함을 확인할 수 있었 다. 기지국 간격이 짧아질수록 인접 기지국의 숫자 가 늘어나며, P^2 을 이용한 핸드오버를 통한 성능 향 상이 가능하다. 따라서 제안한 방식은 셀들이 서로 중첩되어 있는 도심환경에 적합함을 알 수 있다.



<그림 3> 기지국 간격에 따른 핸드오버 횟수
<Fig. 2> Average number of handovers versus BS-to-BS distance



<그림 4> 기지국 간격에 따른 평균 처리율
<Fig. 4> Average throughput versus BS-to-BS distance



<그림 5> 경로 준수율에 따른 평균 핸드오버 횟수
<Fig. 5> Average number of handovers versus route compliance ratio

평균 처리율의 경우, 기지국 간격이 좁아질수록 제안 방식이 높음을 확인할 수 있으며, 이는 자주가는 경로에 적합한 기지국으로 핸드오버를 하여, 평균 신호의 세기가 높았기 때문이다.

<그림 5>와 같이 경로 준수율을 변화시켜가며 평균 핸드오버의 횟수를 관찰하였다. 경로 준수율은 정류장의 정차 여부로 측정하였으며, 10개의 정류장 중 1개의 정류장을 패스하면 90%의 경로준수율로 가정하였다. <그림 5>에서 보듯이 경로 준수율이 높을수록 제안 방식의 성능 향상이 높음을 확인할 수 있었으며, 이는 학습한 대로 움직였을 때, 가장 성능 향상이 두드러짐을 보여주는 것이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 규칙적인 이동 경로를 갖는 차량의 이동 패턴을 학습하여 핸드오버 제어를 수행함

으로서 핸드오버 빈도를 줄이고, 체류 시간이 매우 짧거나 이동 가능성이 낮은 셀로의 핸드오버를 방지하는 연구를 수행하였다. 이를 위해, 차량의 이동 패턴을 Markov Chain으로 모델링하였으며, 각 셀에서의 체류시간과 평균 신호의 세기를 관찰하여 핸드오버 제어에 이용하였다. 제안한 이동성 관리 기법의 검증을 위해 4개의 서울 시내버스 노선에 대해 적용하였으며, 실험 결과 제안 기법이 기존의 핸드오버 기법보다 핸드오버 빈도를 줄일 수 있으며, 버스 왕복 구간 동안의 평균 처리율이 더 높음을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] A. Aljadhaj and T. F. Znati, "Predictive mobility support for QoS, provisioning in mobile wireless environments," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. 19, pp.1915-1931, Oct., 2001.
- [2] T. Liu, P. Bahl, and I. Chlamtac, "Mobility modeling, location tracking, and trajectory prediction in wireless ATM networks," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol. 16, pp.922-936, Aug., 1998.
- [3] Gu Chen, Song Mei and Zhang Young, "Position-prediction-based Motion Classification Assisted Strategy in Mobility Management," *ICICS 2009.*, pp.1-5, Dec., 2009.
- [4] Zhenxia Zhang et al., "Reducing Handoff Latency for WiMAX Networks using Mobility Patterns," *WCNC 2010 IEEE.*, pp.1-6, Apr., 2010.
- [5] I. Akyildiz and W. Wang, "The Predictive User Mobility Profile Framework for Wireless Multimedia Networks," *IEEE/ACM Trans. on Networking*, Vol. 12, No. 6, pp.1021-1035, Dec., 2004.
- [6] E. Natalizio and G. Aloï, "Exploiting Recurrent Paths of Vehicular Users in a Third Generation Cellular System Urban Scenario," in *Proc .IEEE PIMRC'06*, pp.1-5, Sep., 2006.
- [7] J. Yoon et al., "Building Realistic Mobility Models from Coarse-Grained Traces," in *Proc. ACM MobiSys 2006*, Jun., 2006.

저자소개



최 규 연 (Choi, Gyu-Yeon)

2011년 8월 : 광운대학교 정보제어공학과 학사
2011년 9월 ~ 현 재 : 광운대학교 제어계측공학과 석사과정



한 상 혁 (Han, Sang-Hyuck)

2010년 2월 : 광운대학교 정보제어공학과 학사
2010년 3월 ~ 2012년 2월 : 광운대학교 제어계측공학과 석사
2012년 1월 ~ 현 재 : (주)한미반도체 연구원



이 중 걸 (Lee, Jung-Girl)

2012년 2월 : 광운대학교 정보제어공학과 학사
2012년 3월 ~ 현 재 : 광운대학교 제어계측공학과 석사과정



최 용 훈 (Choi, Yong-Hoon)

1991년 3월 ~ 1995년 2월 : 연세대학교 전자공학 학사
1995년 3월 ~ 1997년 2월 : 연세대학교 전자공학 석사
1997년 1월 ~ 2001년 2월 : 연세대학교 전기전자공학 박사
2001년 4월 ~ 2002년 3월 : University of Maryland, Postdoctoral Research Associate
2002년 6월 ~ 2005년 8월 : LG전자 책임연구원
2005년 9월 ~ 현 재 : 광운대학교 제어계측공학과 (로봇학부) 교수