

AdaBoost 기법을 이용한 차량 이동성 관리 방안

Vehicle Mobility Management Scheme Using AdaBoost Algorithm

한 상 혁*
(Sang-Hyuck Han)

이 혁 준
(Hyukjoon Lee)

최 용 훈**
(Yong-Hoon Choi)

요 약

차량과 같이 넓은 범위를 이동하는 환경에서 무선 인터넷 서비스를 사용할 때, 불필요하게 발생하는 핸드오버는 서비스 품질 저하의 주된 요인이다. 본 논문에서는 차량이 일정한 이동패턴을 갖고 있을 때, 핸드오버 빈도를 줄일 수 있는 방안을 제시한다. 차량의 이동 패턴을 Discrete-Time Markov Chain (DTMC)으로 모델링하고, AdaBoost 기법을 이용하여, 각 셀 내의 체류시간과 평균 신호의 세기를 저장하고 분석하여 핸드오버 시, 적합한 목적지 셀을 정하도록 한다. 제안한 방안의 검증을 위해, 서울 시내버스 노선들을 기반으로 성능 평가를 수행하였으며, 결과로 기존의 핸드오버 기법보다 핸드오버의 빈도를 줄이며, 평균 처리율 (throughput)은 비슷한 레벨로 유지할 수 있었다.

핵심어 : DTMC, AdaBoost, 핸드오버, 통계 데이터, RSSI

ABSTRACT

Redundant handovers cause degraded quality of service to passengers in vehicle. This paper proposes a handover scheme suitable for users traveling in vehicles, which enables continuous learning of the handover process using a discrete-time Markov chain (DTMC). Through AdaBoost machine learning algorithm, the proposed handover scheme avoids unnecessary handover trials when a short dwell time in a target cell is expected or when the target cell is an intermediate cell through which the vehicle quickly passes. Simulation results show that the proposed scheme reduces the number of handover occurrences and maintains adequate throughput.

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

I. 서 론

현재의 무선 인터넷 망에 적용되어 있는 핸드오버 기법은 신호의 세기를 기반으로 핸드오버 가능

한 인접 셀 목록을 관리하며, 서빙 기지국의 신호의 세기가 정해진 임계값 이하로 떨어지면 핸드오버 절차를 수행한다. 이 때, 차량 환경에서는 다음과 같은 요소들이 고려되어야 한다.

† 이 논문은 2012년 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 <실감교류 인체감응솔루션> 글로벌프론티어사업으로 수행된 연구임(2012M3A6A3057162). 이 논문은 2012년도 광운대학교 교내 학술연구비와 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. NRF-2012R1A1A2044107)*.

* 주저자 : 광운대학교 제어계측공학과 석사과정

** 공저자 및 교신저자 : 광운대학교 제어계측공학과 부교수

† 논문접수일 : 2013년 12월 11일

† 논문심사일 : 2014년 01월 08일

† 게재확정일 : 2014년 01월 13일

- 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. 도심의 차량도 특별한 경우를 제외하면 몇 가지의 경로만을 이동하는 특성을 갖게 된다. 따라서 *historical records*를 활용하는 것이 효과적이다.

차량 환경에 적합한 핸드오버 기술들은 크게 거시적인 관점과 미시적인 관점으로 분류할 수 있다. 미시적인 차량의 움직임은 고려한 핸드오버 기술들은 주로, 차량의 속도 [1], 방향 [2], 신호의 세기 [3-7]의 변화들을 관찰하여 이를 도로들의 배치 현황을 고려하여 목적지 셀들을 정하는 방식이다. 이러한 방식들은 차량의 과거 움직임이 크게 변화하지 않는 교외나 고속도로 환경에 적합하지만, 교차로나 신호등이 많은 도시 환경에는 적합하지 않다. 반면, 거시적인 접근 방법 [8-10]은 차량의 이동 패턴을 지속적으로 관찰한 후, 데이터마이닝 기술을 활용하여 적절한 목적지 셀을 정한다. 이 기술은 방대한 양의 트레이스 데이터가 필요하며, 이들을 분석할 수 있는 분석 기술이 필요하여 계산 복잡도가 매우 높아질 수 있는 단점이 있다.

본 논문에서는 차량의 이동 경로를 지속적으로 학습하여 Mobility Behavior Profile (MBP)을 작성하고, 이를 토대로 차량의 핸드오버 과정을 Discrete-Time Markov Chain (DTMC)으로 모델링한다. 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 확인하

기 위하여, 기계학습 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. 차량 이동성 관리 기술

제안 기술은 차량 환경에서 핸드오버 발생시 셀 천이과정에 대한 데이터를 학습하여 차량별로 MBP를 생성하고, 이를 토대로 핸드오버 과정을 DTMC로 모델링한다. 이후, AdaBoost 기법을 통해, DTMC 모델에 의해 선택된 셀이 충분한 체류시간과 신호의 세기를 보장할 수 있는지 검증한다.

1. MBP 생성

초기에는 Training data가 존재하지 않기 때문에 기존 핸드오버 기법으로 핸드오버를 수행하면서 핸드오버 정보들을 학습하여 MBP를 생성한다. 알고리즘 1은 기존 핸드오버 기법으로 핸드오버를 수행하면서 MBP를 생성하고, Training data를 수집하는 과정을 나타낸다.

알고리즘 1. 학습을 통한 MBP 생성

```

1 : /* initialization */
2 :  $Q = [q_{ij}]$ ;  $i, j \in S$  /* a set all cells */
3 :  $i \leftarrow$  current location of the vehicle
4 :  $ai(t) \leftarrow$  signal strength from cell  $i$  at time  $t$ 
5 :  $HTM \leftarrow$  handover threshold
6 :  $HM \leftarrow$  handover hysteresis margin
7 :
8 : if  $ai(t) \leq HTM$  then
9 : /* typical handover target decision process */
10 : Find  $j = \arg \max_{j \in S} q_{ij}$ , where  $q_{ij} - ai(t) \geq HM$ 
11 : end if
12 :
13 : Perform handover to cell  $j$ .
14 : Update Training Data Group,  $Q$ .

```

차량과 현재 체류중인 셀 i 간의 현재 신호의 세기 $ai(t)$ 가 핸드오버 임계치 이하로 값을 가질 경우, 기존 핸드오버 기법을 이용하여 목적지 셀을 결정

하여 핸드오버를 수행한다. 이 때, 이웃 셀들 중 가장 큰 신호의 세기를 갖는 cell j 를 목적지 셀로 결정한다. 이 단계에서는 차량이 기존 핸드오버 방식으로 핸드오버를 수행하면서 핸드오버 기록을 Handover Records Matrix (HRM) Q 에 저장한다.

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

Q 가 존재하지 않는 경우 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.

2. DTMC를 이용한 핸드오버 모델링

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

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

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

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

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

세 번째 단계는, 1차천이 확률 행렬 P 와 2차천이 확률 행렬 P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 단계이다. 핸드오버 수행은 제안한 알고리즘 2를 따른다. 차량과 현재 셀 i 간의 신호의 세기 $\alpha_i(t)$ 가 핸드

오버 임계치 이하로 떨어지는 경우, P^2 을 이용하여 목적지 셀을 결정한다. 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.

알고리즘 2. 제안한 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  $P^2$ */
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  $Q, P, P^2$ 

```

우선적으로 P^2 을 이용하여 Target cell을 결정하는 이유는 다음과 같다. 도심에서는 차량의 이동 궤적에 따라서 최적의 목적지 셀이 존재함에도 불구하고, 신호의 세기가 큰 셀로 핸드오버를 수행하여 목

적지 셀에 짧은 시간만 체류하고 다시 최적의 셀로 핸드오버를 수행하는 경우가 발생한다. 이러한 경우에는 불필요한 핸드오버의 수행 횟수가 증가한다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 핸드오버가 불필요한 셀을 건너 뛰어 직접 그 다음에 위치한 셀로 핸드오버를 수행한다.

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 $a_j(t)$ 가 임계치보다 크고, 선택된 셀 j 와 현재 셀 i 간의 신호의 차이가 히스테리시스 마진보다 크다면 셀 j 를 목적지 셀로 결정한다.

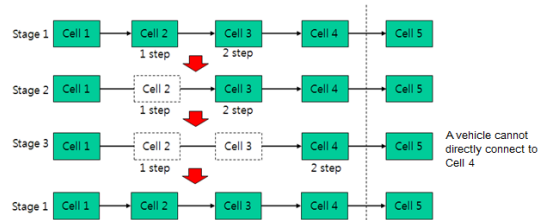
만약 P 를 이용하여도 목적지 셀을 결정하지 못한 경우는 기존 핸드오버 기법을 이용하여 목적지 셀을 결정하고, 그 과정은 24~29줄과 같다. 인접 셀들 중 가장 큰 신호의 세기를 갖는 셀 j 를 목적지 셀로 결정한다. P 을 이용하여 목적지 셀을 결정하지 못했다는 것은 차량이 평소의 이동궤적이 아닌 새로운 이동궤적으로 이동을 하고 있다는 의미다. 이런 경우에는 새로운 이동궤적을 이동할 때의 핸드오버 정보들의 학습이 필요하기 때문에, 기존 핸드오버 기법을 이용하여 Target cell을 결정한다. 차량이 핸드오버를 수행하면, 행렬 Q,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

3. 핸드오버 오실레이션

P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 경우, 그림 1과 같이 Stage 1, 2, 3가 계속 반복되는 오실레이션 현상이 발생할 수 있다. Stage 1처럼 기존 핸드오버 방법으로 cell 1에서 cell 5까지 핸드오버를 수행하며 학습을 수행하게 되면 cell 1에서 핸드오버를 수행하게 될 때, cell 2가 가장 높은 1-step 천이확률을 갖고, cell 3가 가장 높은 2-step 천이확률을 갖게 된다. 이 때, cell 1에서 cell 3로 직접 핸드오버가 가능하다면 Stage 2처럼 P^2 을 이용한 핸드오버를 통해 cell 3로 핸드오버를 수행하게 된다. 계속 Stage 2처럼 핸드오버를 수행하며 학습하게 되면 cell 3의 1-step 천이확률과 cell 4의 2-step 천이확률이 점점 높아지게 된다. 이 때, 2-step 천이확률이 가장 높은 셀만 cell 4로 변경되게 되면 Stage 3처럼 cell 1에서 cell 4로 핸드오버를 수행하려 하지만, cell 4로 직접

핸드오버가 불가능하기 때문에 P 를 이용하여 cell 2로 핸드오버를 수행하게 된다.

이와 같은 오실레이션 현상을 해결하기 위해 직전 라운드에 발생한 P^2 을 이용한 핸드오버 정보들을 학습한다. P^2 을 이용한 핸드오버를 수행할 때 별도의 어트리뷰트들로 구성된 회귀 인스턴스를 생성한다.



(Fig 1). Oscillation phenomenon in a transition period of DTMC learning
(그림 1). DTMC 학습 과도기 상황에서 오실레이션 현상

만일, Stage 3와 같은 문제가 발생하게 되면, Stage 2로 회귀시키기 위해 직전 라운드에 생성된 회귀 인스턴스와의 비교를 통해 Stage 2에 해당하는 회귀 인스턴스를 찾는다. 만약, 회귀 인스턴스가 존재한다면 저장된 목적지 셀 (cell 3)로 핸드오버를 수행한다. Cell 3가 가장 높은 1-step 천이확률을 갖게 될 때까지 Stage 3를 Stage 2로 회귀시켜줌으로써 오실레이션 현상을 제거한다.

4. P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성 검증

P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 경우, 핸드오버 수행횟수를 감소시키면서 서비스 품질을 향상시킬 수 있다. 하지만 오히려 핸드오버 수행횟수를 증가시키거나, 서비스 품질을 저하시키는 결과를 초래할 가능성도 존재한다.

차량은 P^2 을 이용하여 셀 1에서 2로 핸드오버를 수행한다. 하지만 곧 차량이 셀 2의 커버리지는 벗어나 다시 셀 3로 핸드오버를 수행하게 된다. 이처럼 P^2 을 이용하여 핸드오버를 수행하는 경우, 핸드오버를 수행한 셀의 중간에 벗어나 셀 체류 시간이 짧거나, 평균 신호의 세기가 P 나 기존 핸드오버 기법으로 선택된 셀보다 낮은 경우가 존재할 수 있다.

이와 같은 성능을 저하시키는 P^2 을 이용한 핸드

오버를 방지하기 위하여 기계학습 기법의 일종인 AdaBoost 기법을 이용하여 P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증한다. 이 과정은 데이터마이닝을 통하여, 레코드의 클래스를 구분하고, AdaBoost를 이용한 P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증하는 2가지의 단계로 수행된다.

첫 번째 단계에서는, 데이터마이닝을 이용하여 클래스 별로 트레이닝 데이터들을 구분한다. 트레이닝 데이터 그룹에는 다양한 위치와 환경에서 핸드오버를 수행 정보를 담은 인스턴스들이 존재한다. P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증하기 위해서는 비슷한 위치와 환경에서 핸드오버를 수행한 인스턴스들 간의 비교가 필요하다. 그렇기 때문에 비슷한 위치와 환경에서 핸드오버를 수행한 인스턴스들을 분류하는 작업이 필요하다. 본 논문에서는 Unsupervised Clustering 기법을 이용하여 유사한 인스턴스들을 클래스 단위로 분류를 한다. 이 때, 비슷한 위치와 환경이 유사한 인스턴스들을 분류해야 하므로 어트리뷰트들 중 Previous cell, Current cell, Neighbor cell 1~3, Target cell을 입력 어트리뷰트로 설정한다. 자세한 어트리뷰트의 설명은 지면 관계상 생략한다.

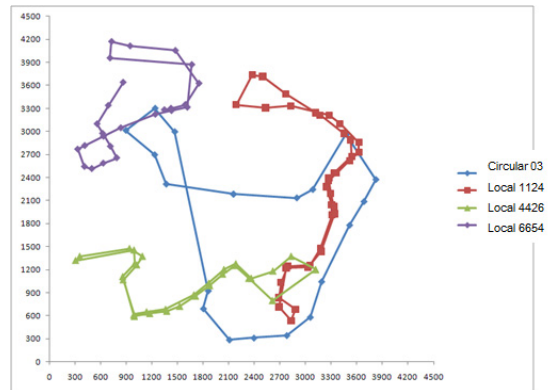
두 번째 단계에서는, AdaBoost를 이용하여 Class 내의 P^2 을 이용한 핸드오버의 타당성을 검증한다. 첫 번째 단계에서 분류된 클래스별로 AdaBoost를 수행한다. 이 때, 클래스에 P^2 을 이용한 핸드오버를 수행한 인스턴스들과 그 외의 기법을 이용하여 핸드오버를 수행한 인스턴스가 둘 다 존재할 경우에만 AdaBoost를 수행한다.

AdaBoost 기법을 이용하여 P^2 을 이용한 핸드오버가 그 외의 핸드오버보다 목적지 셀에서 더 좋은 품질의 서비스를 공급 받았는지 검사한다.

III. 시뮬레이션

실험에서는 그림 2와 같이, 순환버스 03, 지선버스 1124, 4426, 6654, 총 4개의 버스노선이 이용된다. 신호의 세기 (RSSI) 값은 Cost 231 Hata propagation model을 이용하여 추출하였다. 그림 2의 점들은 버스 정류장을 의미하고, 차량은 각 정류장 사이를 9-45km/h의 속도로 이동한다.

그림 3은 단말이 버스노선을 따라 이동하는 동안에 발생한 핸드오버 횟수를 나타내고, 그림 4는 단말이 버스노선을 따라 이동하는 동안의 평균 처리율 (throughput)을 나타낸다. 예를 들어, 순환버스 03번 실험에서 기존 핸드오버 기법은 평균 28회의 핸드오버가 발생하였으며, 13.148 Mbps의 평균 처리율을 보여줬다. 제안하는 핸드오버 기법은 평균 15.1회의 핸드오버가 발생하였으며, 14.592 Mbps의 평균 처리율을 보여줬다.



〈그림 2〉 실험에 사용된 4개의 서울 시내버스 경로
(Figure 2) Four Seoul City Bus Lines

그림 3, 4에서 보듯이, 순환버스 03번 실험에서 기존 핸드오버 기법은 평균 26.3회의 핸드오버가 발생하였으며, 13.141 Mbps의 평균 처리율을 보여줬다. 제안하는 핸드오버 기법은 평균 15.6회의 핸드오버가 발생하였으며, 14.377 Mbps의 평균 처리율을 보여줬다. 제안하는 핸드오버 기법에서 40.6%의 핸드오버 횟수 감소와 9.4%의 평균 처리율 향상이 관측 되었다.

IV. 결 론

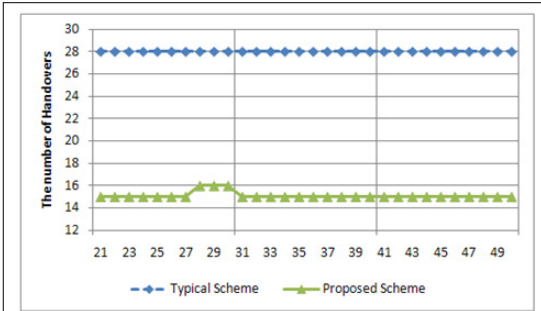
본 논문에서는 무선 인터넷 서비스 성능의 향상을 위해 MN의 핸드오버를 학습하여 생성된 DTMC의 1-step 또는 2-step 천이확률 행렬을 이용하여 핸드오버를 수행하는 기법을 제안하였다. 실험에서는 MN가 순환버스 03, 지선버스 1124, 4426, 6654의 버스노선을 따라 이동을 하는 모든 경우와, 경로를 100%, 75% 준수하는 모든 경우에서 제안하는 핸드

오버 기법이 핸드오버의 횟수를 감소시켜주고, 평균 처리율을 향상시키는 결과를 확인하였다. AdaBoost의 이용할 경우 이용하지 않을 경우보다 핸드오버의 횟수는 증가하지만 평균 처리율이 향상되는 결과도 확인하였다.

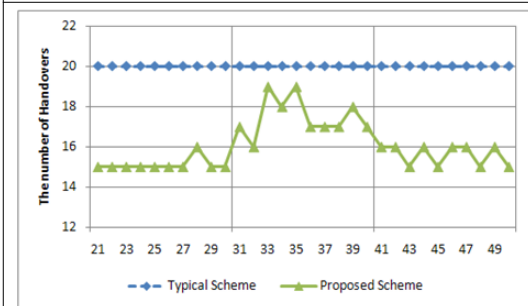
이를 통하여 제안하는 핸드오버 기법이 어느 정도의 방향성을 갖거나, 일정한 경로를 이동하는 MN에게 향상된 무선 인터넷 서비스를 제공할 수 있다는 사실을 확인하였다.

참 고 문 헌

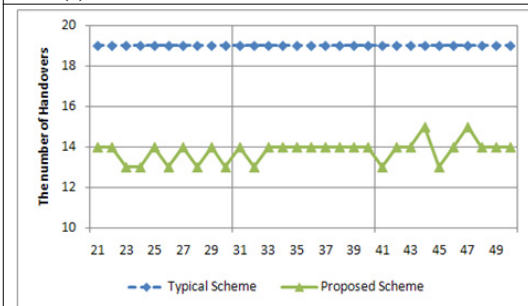
- [1] Emmelmann Marc., "Influence of velocity on the handover delay associated with a radio signal measurement-based handover decision," *In Proceedings of the IEEE vehicular technology conference, 2005*, September 2005. pp.2282 - 6
- [2] Kim Tae-Hyong, Yang Qiping, Lee Jae-Hyoung, Park Soon-Gi, Shin Yeon-Seung, "A mobility management technique with simple handover prediction for 3G LTE systems," *In Proceedings of the IEEE vehicular technology conference, 2007*, September 2007. pp.259 - 63.
- [3] Choi Yong-Hoon, Park Jaesung, Chung Young-uk, Lee Hyukjoon, "Cross-layer handover optimization using linear regression model," *In Proceedings of the ICOIN 2008*, January 2008. pp.1 - 4.
- [4] Kim Sung Kyung, Kang Chung Gu, Kim Kyung Soo, "An adaptive handover decision algorithm based on the estimating mobility from signal strength measurements," *In Proceedings of the IEEE vehicular technology conference, 2004*, September 2004. pp.1004 - 8.
- [5] Mohanty S, Akyildiz I, "A cross-layer (layer 2 + 3) handoff management protocol for next-generation wireless systems," *IEEE Trans Mobile Comput* 2006;5(10):1347 - 60.
- [6] Yan X, Mani N, Cekericioglu Y, "A traveling distance prediction based method to minimize unnecessary handovers from cellular networks to WLANs," *IEEE Commun Lett* 2008;12(1):14 - 6.
- [7] Chien SF, Liu Huaiyu, Low Andy, Maciocco Christian, Ho YL, "Smart predictive trigger for effective handover in wireless networks," *In Proceedings of the IEEE ICC '08*, May 2008. pp.2175 - 81.
- [8] Akyildiz I, Wang W, "The predictive user mobility profile framework for wireless multimedia networks," *IEEE/ACM Trans Network* 2004;12(6):1021 - 35.
- [9] Liu George Y, Maguire Jr., Gerald Q, "A predictive mobility management algorithm for wireless mobile computing and communications," *In Proceedings of the IEEE universal personal communications*, November 1995. pp.268 - 72.
- [10] Natalizio Enrico, Alois Gianluca, "Exploiting recurrent paths of vehicular users in a third generation cellular system urban scenario," *In Proceedings of the IEEE PIMRC'06*, September 2006. pp.1 - 5



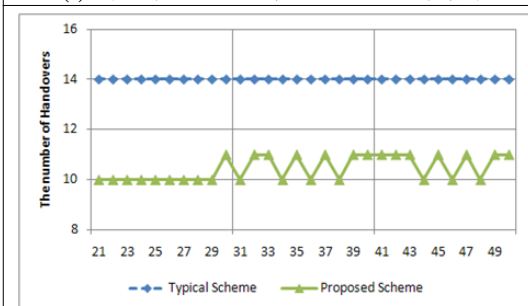
(a) 순환버스 03번의 평균 핸드오버 횟수



(b) 지선버스 1124번의 평균 핸드오버 횟수

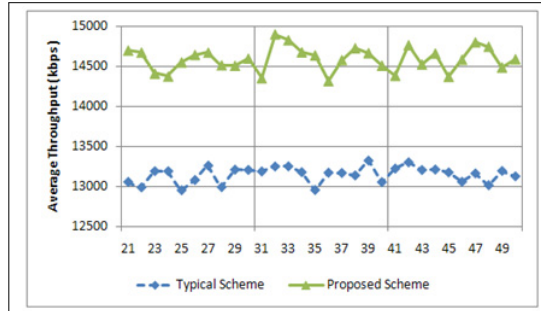


(c) 지선버스 4426번의 평균 핸드오버 횟수

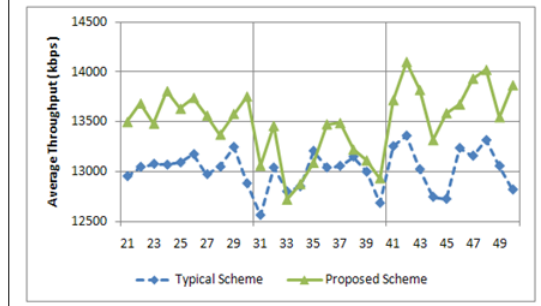


(d) 지선버스 6654번의 평균 핸드오버 횟수

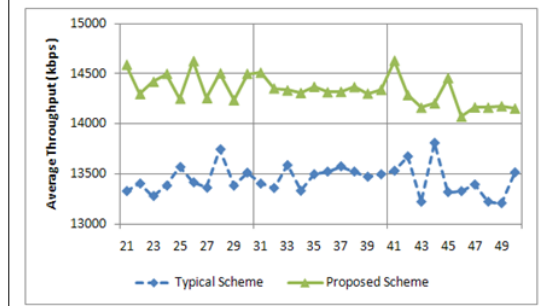
〈그림 3〉 운영 회수에 따른 핸드오버 횟수
 〈Figure 3〉 Average number of handovers versus each round



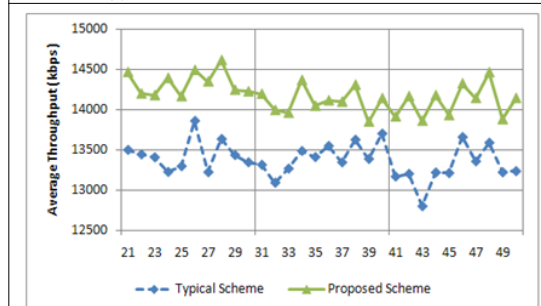
(a) 순환버스 03번의 평균 처리율



(b) 지선버스 1124번의 평균 처리율



(c) 지선버스 4426번의 평균 처리율



(d) 지선버스 6654번의 평균 처리율

〈그림 4〉 운영 회수에 따른 평균 처리율
 〈Figure 4〉 Average throughput versus each round

저자소개



한 상 혁 (Han, Sang-Hyuck)

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



이 혁 준 (Lee, Hyukjoon)

1985년 9월 ~ 1987년 8월 University of Michigan, Ann Arbor (학사)
1987년 9월 ~ 1989년 6월 시라큐스대학교 전산학 석사
1990년 1월 ~ 1993년 12월 시라큐스대학교 전산학 박사
1994년 3월 ~ 1996년 2월 (주) 삼성전자 멀티미디어연구소 선임연구원
1996년 3월 ~ 현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수



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 ~ 현재 광운대학교 제어계측공학과 (로봇학부) 부교수
e-mail : yhchoi@kw.ac.kr
연락처 : 02-940-5590