

---

# 탐색 트리를 이용한 건물 내 사용자의 위치 예측 방법

오세창

세종사이버대학교

## User Location Prediction Within a Building Using Search Tree

Se-Chang Oh

Sejong Cyber University

E-mail : scoh713@gmail.com

### 요 약

건물 내에서 특정 사용자의 현 위치를 예측하는 문제는 방문자의 안내 등 다양하게 응용될 수 있다. 이 문제를 풀기 위해 기존 방법들은 사용자가 과거에 이동한 패턴을 한정된 길이만큼만 고려하여 예측한다. 이는 복잡한 이동 패턴을 모델링 할 수 없고, 단순한 이동 패턴은 필요 이상으로 상세히 모델링함으로써 시스템의 효율을 떨어뜨림은 물론이고, 예측 오류를 야기한다.

본 논문에서는 기존의 방법들과는 달리 최근 이동 경로의 길이에 제한을 두지 않고 이동 패턴을 구분하는데 필요한 만큼만 고려하여 예측 결과를 도출하고자 한다. 이를 위해 탐색 트리를 사용하는 데, 이 탐색 트리는 위치 예측에 필요한 만큼만 장소를 비교하도록 구성된다. 이 탐색 트리는 효율적이고 정확한 예측을 가능하게 해준다.

### ABSTRACT

The prediction of user location within a building can be applied to many areas like visitor guiding. The existing methods for solving this problem consider limited number of locations a user visited in the past to predict the current location. It cannot model the complex movement patterns, and makes the system inefficient by modeling simple ones too detail. Also it causes prediction errors.

In this paper, there is no restriction on the length of past movement patterns to consider for current location prediction. For this purpose, a modified search tree is used. The search tree is constructed to make exact matching as needed for location prediction. The search tree makes the efficient and accurate prediction possible.

### 키워드

위치 예측, 탐색 트리, 문맥 고려, 패턴인식

### 1. 서 론

상황인지 시스템은 개인의 상황을 확인하고 이에 맞게 반응한다. 이러한 시스템은 사용자를 장치나 컴퓨터 또는 다른 사용자와 상호작용할 수 있도록 돕고, 이러한 상호작용을 매개한다. 사실 상황인지 기술에 대한 응용은 근접 선택, 상황에 따른 시스템의 자동적인 재구성, 상황에 따른 행동 등 다양한 분야가 포함된다[1]. 이 중 LBS

(Location-Based Service)는 상황인지 기술의 대표적이고 중요한 응용분야이다.

LBS를 구현하는데 있어서 위치 정보의 획득은 가장 기본적이고 필수적이다. 이러한 위치 정보 획득의 문제는 크게 위치 추적과 위치 예측이라는 두 가지 문제로 나눌 수 있다.

이 중 위치 추적은 주어진 LBS를 유지하기 위해서 움직이는 물체나 사람이 현재의 위치에서 다음에 어디로 이동하는지를 추적하는 문제이다

[2]. 이 문제는 GPS 수신기나 액티브 배지 등의 위치 측정 장치를 사용해서 주기적으로 위치 정보를 얻는 방법과 [3] 위치가 급격히 변하지 않는다는 가정 하에 이전 위치에서 이동 방향의 연장선 상에서 현재 위치를 계산에 의해 추정하려는 방법이 [4] 사용된다. 이러한 연구는 주로 무선 네트워크 상에서 이동 전화의 연결 상태를 유지하면서 통신 서비스를 제공하는 문제에서 많이 다루어져 왔다 [5].

반면에 위치 예측 문제는 단지 과거에 사용자가 이동한 패턴을 근거로 현재의 위치를 예측하는 문제이다 [6]. 이 문제를 풀기 위해서 분기 예측이라는 방법이 사용되어 왔는데 [7], 이는 CPU에서 분기 명령을 예측함으로써 CPU의 성능을 최대한으로 끌어올리기 위한 목적으로 개발되었던 아주 단순한 예측 방법이다 [8]. 그러나 최근에는 마코비언 접근법이나 베이지언 네트워크 등 복잡한 모델을 사용해서 보다 정교한 예측 결과를 얻고자 하는 연구가 진행되고 있다 [9, 10].

그러나 이러한 방법들은 최근에 방문한 장소를 한정된 개수만큼만 고려하여 예측하는데, 이 개수를 분기 예측에서는 차수로 표현한다. 이 예측 모델의 차수는 보통 실험적으로 결정하는데, 예측 성능을 극대화하기 위해서 차수의 최대치를 설정해 놓고 이 최대치의 범위 내에서 유동적으로 길이를 조정하면서 정합하는 PPM (Prediction by Partial Matching) 방법이 자료 압축 분야에서 개발되었다 [11]. 그러나 이 방법도 길이의 최대치를 넘는 이동 패턴에 대해서는 예측을 할 수 없고, 최대치가 커질수록 계산 량이 급격히 증가한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 길이에 제한이 없으면서 임의의 길이를 갖는 사용자의 이동 패턴을 모두 수용할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 이를 위해 일종의 변형된 형태의 탐색 트리를 제안하고, 이를 사용자의 행동에 따라 학습하는 방법과, 학습된 탐색 트리를 사용해서 예측하기 위한 방법을 제안한다.

## II. 제안하는 방법

본 논문에서 제안하는 탐색 트리는 일반적으로 사용되는 이진 탐색 트리가 아니다. 이 트리의 차수는 사용자가 방문할 수 있는 장소의 수이다. 이 트리는 사용자가 과거에 방문한 장소를 나타내는 노드들로 구성되는데, 루트 노드에서 결정 노드까지의 경로는 사용자가 방문한 장소를 반대 순서로 나열한 것과 같다. 이때 결정 노드는 사용자의 현재 위치에 대한 예측치를 제공한다.

### 2.1 위치 예측 과정

사용자의 현재 위치에 대한 예측은 사용자가 최근 방문한 장소들을 근거로 이 탐색 트리에서 탐색하는 과정으로 이루어진다. 결정 노드는 그림

1에서 회색으로 표시되어 있는데, 사용자가 다음에 어느 장소로 갈지에 대한 예측 정보가 화살표 오른쪽에 표시되어 있다. 이 트리에서 모든 말단 노드는 결정 노드이다. 즉 탐색 과정에서 말단 노드에 도달하면 무조건 예측 결과를 반환하게 된다. 예를 들어 그림 1의 탐색 트리를 사용해서 예측을 할 때, 사용자가 장소 4, 11, 1을 차례로 방문했다고 가정하면, 탐색은 루트 노드에서 시작해서 1번 노드를 거쳐 11번 노드를 지나 4번 노드에 도달한다. 이 때 4번 노드는 결정 노드고 이 노드에 들어있는 예측 값이 2이므로, 사용자의 현재 위치는 2일 것이라는 예측 결과를 도출한다. 마찬가지로 사용자가 장소 0, 11, 1을 차례로 방문했다면 현재의 위치는 11이라고 예측할 수 있다.

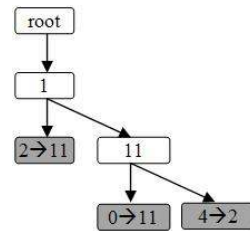


그림 1. 위치 예측을 위한 탐색 트리

또한 말단 노드가 아닌 노드 중에도 결정 노드가 있는데, 이는 훈련 과정에서 같은 경로에 대해 다른 예측치가 나오는 충돌에 대응할 수 있도록 중복되게 결정 노드를 생성하기 때문이다. 따라서 실제로 예측을 위한 탐색 과정에서는 말단 노드가 아니라 첫 번째로 만나는 결정 노드에서 예측치를 결정한다.

### 2.2 탐색 트리의 훈련

이 탐색 트리를 훈련시키는 과정은 점진적으로 이루어진다. 최초에 탐색 트리는 루트 노드만으로 구성되어 있다. 이 상태에서 하나의 훈련 샘플에 의해서 몇 개의 노드가 추가 된다. 예를 들어 "2, 1 → 11"이라는 훈련 샘플이 있다고 가정하자. 이것은 장소 2와 1을 차례로 방문했고 다음에 장소 11을 방문한다는 것을 의미한다. 이 훈련 샘플 의해서 루트 노드 아래에 노드 1이 생성되고, 노드 1 아래에 노드 2가 생성된다. 즉 이 훈련 샘플에 대한 경로가 탐색 트리에 추가 된다. 이 때 새로 생성된 노드는 결정 노드로 초기화 된다. 따라서 노드 1과 노드 2는 그림 2의 (a)와 같이 모두 결정 노드가 된다. 여기에서 결정 노드 밑에 추가적으로 다른 결정 노드를 두는데, 이러한 중복성은 결정 노드가 추가 학습에 의해서 일반 노드로 바뀌는 것에 대한 대비책이다.

이번에는 추가 학습에 의해 검색 트리가 어떻게 변경되는지 살펴보자. 예를 들어 그림 2의 (b)는 "0, 11, 1 → 11"이라는 샘플을 추가적으로 훈련시킨 결과이다. 훈련 과정은 루트 노드에서 시

작하여 노드 1로 온다. 여기에서 노드 1의 예측 값은 11로 훈련 샘플에 표시된 최종 위치와 동일하므로 노드 1은 그대로 결정 노드로 남는다. 그리고 다음에 가야 할 노드가 11인데 아직 존재하지 않으므로 노드 1 밑에 노드 11을 추가하고, 결정 노드로 초기화 된다. 같은 방법으로 노드 11 밑에 노드 0이 추가되고, 결정 노드로 초기화 된다.

결정 노드는 훈련 과정에서 일반 노드로 바뀔 수 있다. 이것은 새로운 훈련 샘플에 대한 경로가 추가될 때 이 경로 상에 있는 기존의 결정 노드가 이 훈련 샘플에 표시된 최종 위치와 다른 예측 값을 갖는 경우 발생한다. 이 경우 두 정보가 서로 충돌이 일어나므로 해당 결정 노드에서 예측 값을 결정할 수 없고, 따라서 일반 노드로 변경되어야 한다. 예를 들어 그림 2의 (c)는 “4, 11, 1 → 2”이라는 훈련 샘플을 추가적으로 훈련시킨 결과이다. 첫 번째로 고려해야 할 위치가 1이므로, 노드 1부터 시작한다. 이 때 노드 1의 예측 값 11은 훈련 샘플의 최종 위치 2와 충돌이 일어나므로 노드 1에서는 예측 값을 결정할 수 없게 된다. 따라서 노드 1은 일반 노드로 바뀌게 된다. 다음으로 노드 11로 이동한다. 노드 11에서도 예측 값과 훈련 샘플의 최종 위치가 다르므로 노드 11은 일반 노드로 바뀌게 된다. 다음으로 노드 4가 없으므로 노드 11 아래에 추가되며, 예측 값이 2인 새로운 결정 노드가 된다.

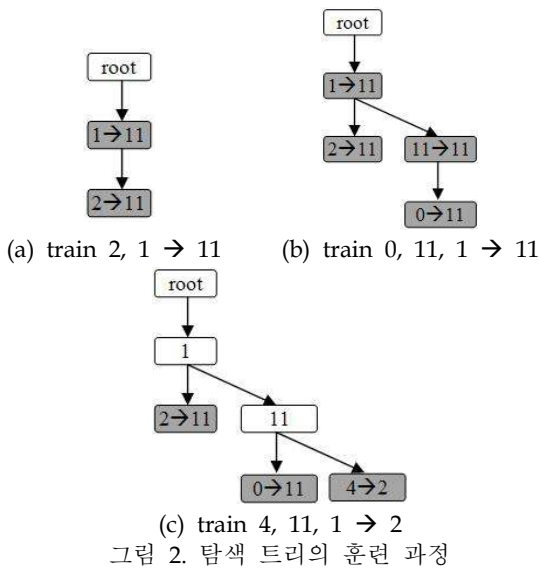


그림 2. 탐색 트리의 훈련 과정

### III. 실험결과

본 실험에서는 Augsburg University에서 제공하는 Indoor Location Tracking Benchmarks (AILTB)의 데이터를 사용하였다. 이 벤치마크는 A, B, C, D 등 4명의 연구원을 대상으로 수집한 데이터이다. 실험에 참여한 연구원들은 위치를 변

경할 때마다 PDA에 변경된 위치를 기록하였다. 이렇게 해서 수집된 사용자 ID와 방문한 위치 정보를 실험 데이터로 사용하였다. 그림 3은 실험 환경으로 사용된 사무실 평면도를 나타낸다.

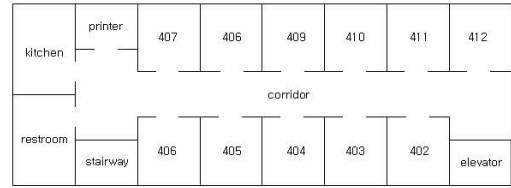


그림 3. 벤치마크에서 사용된 사무실 평면도

실험에서는 그림 3의 stairway와 elevator를 제외한 15개 장소와 사용자가 외출했음을 의미하는 away를 포함하여 모두 16개의 장소를 감안하였다. 실험에서는 표 1과 같이 4명의 연구원에 대해서 각각 여름과 가을에 수집한 데이터를 사용한다.

표 1. 실험 데이터

Person	Period	Time Period	Number of Entries
A	Summer	1 week	101
	Fall	4 weeks	432
B	Summer	2 weeks	448
	Fall	5 weeks	982
C	Summer	2 weeks	351
	Fall	4 weeks	911
D	Summer	2 weeks	158
	Fall	7 weeks	848

위치 예측 모듈은 각 연구원에 대해 하나씩 만들어진다. 이를 훈련하기 위해 여름에 수집한 데이터를 사용하였고, 가을에 수집한 데이터는 훈련된 예측 모듈의 성능을 평가하기 위해서 사용되었다. 실험 결과 4명의 사용자에게 대해서 평균적으로 80.67%의 정확도를 얻을 수 있었다.

### IV. 결 론

본 논문에서는 사용자의 과거에 이동한 패턴을 근거로 현재 위치를 예측하기 위한 방법을 제안하였다. 이와 관련된 이전 연구들이 사용자가 방문한 장소를 정해진 한도 내에서 살펴보고 예측을 하는 반면, 본 연구에서는 장소의 개수에 제한을 두지 않고 이동 패턴을 구분하는데 필요한 만큼만 고려하여 예측 결과를 도출한다.

이를 위해 본 논문에서는 변형된 탐색 트리를 사용하였다. 이 탐색 트리는 결정 노드를 포함하고 있어서 이 노드에 도달하면 예측 결과를 도출하게 된다. 이 탐색 트리는 사용자의 이동 패턴을

순차적으로 추가 학습하는 과정에서 만들어진다. 이 과정에서 기존에 학습된 내용과 충돌이 발견되면 이를 해결하기 위해 더 많은 장소를 고려하도록 유연성 있게 탐색 트리가 수정된다. 이러한 방법으로 탐색 트리는 위치 예측에 꼭 필요한 만큼만 장소를 고려하여 매치하도록 훈련된다.

본 논문에서 제한한 방법은 기본적으로 추가 학습이 사용된다. 또한 추가 학습에 의해서 과거의 이동 패턴을 전혀 잊지 않으면서 새로운 패턴과의 차이를 구별해 낸다. 이는 분명히 큰 장점이다. 그러나 사용자의 부서 이동 등으로 기본적인 이동 패턴 자체가 바뀔 경우에도 과거에 학습한 불필요한 패턴을 버리지 못하고 그대로 유지한다. 그리고 이들이 새로운 이동 패턴과 충돌을 일으킬 수 있어서 단점이 되기도 한다. 따라서 현재는 의미 없는 오래 전에 학습한 패턴을 가려내어 제거하기 위한 방법에 대한 연구가 필요하다.

### 참고문헌

- [1] Schilti, B., Adams, N., Want, R., "Context-Aware Computing Applications," Proceedings of the 1st International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, 1994, pp. 85-90.
- [2] Yan Shen, "Location Prediction for Tracking Moving Objects," IEEE Global Congress on Intelligent Systems, vol. 1, pp. 362-366, 2009.
- [3] R. Want, A. Hopper, V. Falco, and J. Gibbons, "The Active Badge location system," ACM Transactions on Information Systems, pp. 91-102, January 1992.
- [4] Lei Mu, Geng-Sheng Kuo, Ningning Tao, "A Novel Location Algorithm Based on Dynamic Compensation Using Linear Location Prediction in NLOS Situations," IEEE 63rd Vehicular Technology Conference, vol. 2, pp. 594-598, 2006.
- [5] Yao Yuan, Yucheng Zhang, Yi Huang, Xin Jin, XiaoFei Zheng, Jinglin Shi, "An Adaptive Wireless Paging Scheme Using Bayesian Network Location Prediction Model," IEEE 70th Vehicular Technology Conference, pp. 1-5, 2009.
- [6] Jan Petzold, "Augsburg Indoor Location Tracking Benchmarks," Technical Report 2004-09, Institute of Computer Science, University of Augsburg, Germany, April 2004. [www.informatik.uni-augsburg.de/skripts/techreports](http://www.informatik.uni-augsburg.de/skripts/techreports).
- [7] Jan Petzold, et al., "Context Prediction Based on Branch Prediction Methods," Technical Report 2003-14, Institute of Computer Science, University of Augsburg, Germany, July 2003. [www.informatik.uni-augsburg.de/skripts/techreports](http://www.informatik.uni-augsburg.de/skripts/techreports).
- [8] J.B. Chen, M.D. Smith, C. Young, N. Gloy, "An Analysis of Dynamic Branch Prediction Schemes on System Workloads," 23rd Annual International Symposium on Computer Architecture, pp. 12-20, 1996.
- [9] P. Fulop, S. Szabo, T. Szalka, "Location Prediction Methods with Markovian Approach and Extended Random Walk Model," IEEE CISIM (Computer Information Systems and Industrial Management Applications), pp. 53-58, 2007.
- [10] Yucheng Zhang, et. al., "Location Prediction Model Based on Bayesian Network Theory," IEEE GLOBECOM (Global Telecommunications Conference), pp. 1-6, 2009.
- [11] I-Cheng K. Chen, John T. Coffey, and Trevor N. Mudge, "Analysis of Branch Prediction via Data Compression," In ASPLOS VII, pp. 128-137, October 1996.