

실내 위치 인식 및 네트워크 성능 향상을 고려한 무선 랜 토폴로지 구성 방안에 관한 연구

김태훈[†], 탁성우^{**}

요 약

본 논문에서는 실내 위치 인식 및 네트워크 성능 향상을 고려한 무선 랜 토폴로지의 구성 방안을 제안하였다. 먼저 위치 인식 및 네트워크 성능 향상을 고려하여 최적화된 무선 랜 토폴로지를 생성하는데 사용되는 4개의 목적 함수들을 설계하였다. 그리고 주어진 목적 함수로부터 근사 최적해를 생성하는 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색 및 유전자 알고리즘 기반 메타 휴리스틱 알고리즘을 구현하였다. 마지막으로, 목적 함수와 메타 휴리스틱 알고리즘을 사용하여 제안한 무선 랜 토폴로지의 구성 방안에 대한 성능 분석을 수행하였다.

A Study on Wireless LAN Topology Configuration for Enhancing Indoor Location-awareness and Network Performance

Taehoon Kim[†], Sungwoo Tak^{**}

ABSTRACT

This paper proposes a wireless LAN topology configuration method for enhancing indoor location-awareness and improving network performance simultaneously. We first develop four objective functions that yield objective goals significant to the optimal design of a wireless LAN topology in terms of location-awareness accuracy and network performance factors. Then, we develop metaheuristic algorithms such as simulated annealing, tabu search, and genetic algorithm that examine the proposed objective functions and generate a near-optimal solution for a given objective function. Finally, four objective functions and metaheuristic algorithms developed in this paper are exploited to evaluate and measure the performance of the proposed wireless LAN topology configuration method.

Key words: Wireless LAN topology configuration (무선 랜 토폴로지 구성), Location-awareness (위치 인식), Combinatorial optimization (조합 최적화)

1. 서 론

실내 공간은 실외 개방 공간과 달리 사용 목적과 편의에 따라 벽과 장애물이 존재한다. 벽과 장애물에 의해 분리된 물리 공간은 사용 목적에 따라 새로운 의미 공간 (Semantic Space)으로 형성된다. 예를 들

어, 대학 건물은 사용 목적에 따라 벽과 문으로 구분된 강의실과 연구실로 구성된다. 따라서 실내 공간에서는 이동 노드의 정확한 위치 좌표 계산보다는 이동 노드가 머무르고 있는 의미 공간에 대한 파악이 더 중요하다. 의미 공간으로 구성되는 실내 공간에서는 정밀 측위 센서의 설치를 요구하는 측위 기법보다는

※ 교신저자(Corresponding Author) : 탁성우, 주소 : 부산광역시 금정구 장전동 산 30 부산대학교 정보컴퓨터공학부 (607-735), 전화 : 051-510-2387, FAX : 051-515-2208, E-mail : swtak@pusan.ac.kr
접수일 : 2012년 11월 30일, 수정일 : 2013년 1월 20일
완료일 : 2013년 1월 31일

[†] 준회원, 부산대학교 정보컴퓨터공학부
(E-mail : ninkth@hotmail.com)

^{**} 종신회원, 부산대학교 정보컴퓨터공학부

※ 본 연구는 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

무선 랜 토폴로지를 구성하는 AP (Access Point)의 무선 신호를 이용하는 측위 기법을 활용할 수 있다. 무선 랜 토폴로지 기반 위치 인식 기법에서는 AP의 무선 신호 세기를 이용하는 핑거프린팅(Fingerprinting) 방식을 주로 사용하고 있다[1]. 참조논문 [2]는 베이시안 추론 (Bayesian Inference) 기법을 사용하여 측정된 AP의 무선 신호 세기 정보로부터 이동 노드의 위치를 예측하였다. 그러나 이 기법은 복잡한 수학적 처리 과정 및 계산 복잡도를 요구하는 단점이 발생한다. 참조 논문 [3]은 휴리스틱 기법을 사용하여 무선 네트워크 성능을 최대화할 수 있는 최소 AP 수를 계산한 후 배치하였다. 참조 논문 [4]에서는 신호 대비 잡음 및 간섭 (SNR: Signal-to-Noise) 상황을 최소화할 수 있는 AP 배치 방안을 제안하였다. 참조 논문 [5]에서는 AP 배치 비용을 최소화함과 동시에 무선 통신 영역을 최대화하는 휴리스틱 알고리즘을 제안하였다. 한편, 현재 네트워크 성능 및 위치 인식률의 향상을 고려한 연구는 미흡한 실정이다. 위치 인식률을 향상만을 고려한 기존 연구를 살펴보면 다음과 같다. 참조 논문 [6]에서는 애드혹 방식의 AP 설치 방식과 기하학적인 공간 구성 방식간의 측위 성능을 분석한 결과, 육각형 형태로 구성된 기하학적인 공간이 가장 좋은 성능을 보여주었다. 참조 논문 [7]에서는 무선 랜 토폴로지 지역을 다이아몬드 형태의 기하학적 공간으로 분할한 후, 모든 영역에서 위치 인식을 제공할 수 있는 근사 최적 AP 배치 기법을 제안하였다. 지금까지 살펴본 측위 관련 연구에서는 이동 노드가 3개 이상의 AP와 통신이 가능함을 전제로 하고 있으며, AP 배치를 임의로 하였다. 무선 랜 토폴로지 구성에 대한 고려 없이 임의로 AP를 배치하는 경우, 작은 수의 AP가 설치된 무선 랜 토폴로지에서는 다수의 참조지점에서 AP의 무선 신호를 측정할 수 없기 때문에 위치 인식이 저하되는 현상이 발생한다. 그리고 AP의 수를 증가시키는 경우, 인식률이 저하되는 현상을 해결할 수 있다. 그러나 AP 설치 및 유지에 많은 비용이 요구되며, AP간의 간섭으로 인해 네트워크 성능이 저하되는 현상을 초래한다. 이에 본 논문에서는 네트워크 성능 및 위치인식 향상을 고려한 무선 랜 토폴로지의 구성 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 네트워크 성능과 위치 인식을 동시에 고려하여 향상된 네트워크 성능 및 위치 인식률을 제공할 수 있는 무선

랜 토폴로지를 생성한다.

2. 무선 랜 토폴로지의 모델링

그림 1은 제안한 무선 랜 토폴로지 구성 기법의 전체 동작 과정을 보여준다. 그림 1에서 보는 바와 같이 무선 랜 토폴로지의 구성 방안은 4개의 목적 함수와 주어진 목적 함수로부터 근사 최적 해를 생성하는 시뮬레이티드 어닐링과 타부 탐색 및 유전자 알고리즘 기반 메타 휴리스틱 알고리즘으로 구성된다. 그리고 목적 함수와 메타 휴리스틱 알고리즘을 통해 생성된 결과를 기반으로 하여 성능분석을 수행하였다.

먼저 목적 함수 설계에 사용되는 변수들은 다음과 같다.

- I : 이동 가능한 물리 공간에서의 노드 위치 ($i \in I$ and $I = \{1, 2, 3, i, \dots, n\}$)
- j : 설치 가능한 물리 공간에서의 AP 후보 위치 ($j \in J$ and $J = \{1, 2, 3, j, \dots, m\}$)
- a_j : 후보 위치 j 에 AP가 설치되면 1, 설치되지 않으면 0으로 설정되는 결정 변수
- I_j : 위치 j 에 설치된 AP의 비콘 신호를 수신할 수 있는 이동 노드들로 구성된 집합 ($I_j \subset I$)
- c_{ij} : 위치 i 로 이동한 노드가 위치 j 에 설치된 AP의 비콘 신호를 수신할 수 있으면 1, 수신할 수 없으면 0으로 설정되는 결정 변수

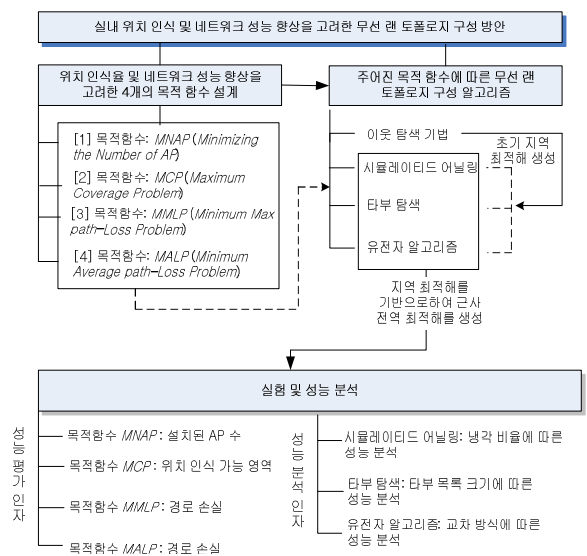


그림 1. 무선 랜 토폴로지 구성 기법의 전체 동작 과정

- r_{ij} : 위치 i 가 위치 j 에 설치된 AP의 통신 가능 지역에 속하면 1, 그렇지 않은 경우에는 0으로 설정되는 결정 변수
- l_i : 위치 i 에서 노드의 위치 인식이 가능하면 1, 불가능하면 0으로 설정되는 결정 변수
- $d(i, j)$: 위치 j 에 설치된 AP와 위치 i 로 이동한 노드간의 거리
- $pl(i, j)$: 위치 j 에 설치된 AP와 위치 i 로 이동한 노드간의 무선 신호 손실 값
- pl_{max} : 최대 허용 가능한 무선 신호 손실 값
- w_i : 영역의 중요성 인자
- MN : 이동 노드의 전체 개수
- WAF : 벽에 의한 신호감쇠 인자
- $b(i, j)$: AP에서 전송하는 비콘 신호가 이동 단말까지 도달하기 전까지 가시선 방향으로 통과해야 하는 벽의 개수
- DN_i : 위치 i 로 이동 노드가 자신의 위치를 측정하는데 필요한 최소 AP 수 ($DN_i \geq 3$)

목적 함수 $MNAP$ (*Minimizing the Number of AP*)는 위치 i 로 이동한 노드가 자신의 위치를 측정하는데 필요한 최소 AP 수를 보장함과 동시에 배치되는 AP 수를 최소화한다. 목적 함수 MCP (*Maximum Coverage Problem*)는 제한된 AP 개수 내에서 무선 랜 토폴로지의 위치 인식 영역을 최대화한다. 목적 함수 $MMLP$ (*Minimum Max path-Loss Problem*)는 무선 랜 토폴로지 영역의 각 지점에서 이동 노드와 AP간 발생할 수 있는 무선 신호의 최대 손실값을 최소화한다. 마지막으로 목적 함수 $MALP$ (*Minimum Average path-Loss Problem*)는 무선 랜 토폴로지에서 발생할 수 있는 경로 손실에 대한 평균값을 최소화한다. 먼저 목적 함수 $MNAP$ 에 대하여 자세히 살펴보면 다음과 같다.

$$\min \sum_{j \in J} a_j \tag{1}$$

$$r_{ij} \leq a_j \tag{2}$$

$$pl(i, j) r_{ij} \leq pl_{max} \tag{3}$$

$$\sum_{j \in J} r_{ij} \geq DN_i \tag{4}$$

$$pl(i, j)[dB] = pl(d_0)[dB] - 10n \log_{10} \left(\frac{d(i, j)}{d_0} \right) - \tag{5}$$

$$WAF * b(i, j), \text{ where } [b(i, j) \geq 0] \wedge$$

$$[if b(i, j) \geq Max Walls, \text{ then } b(i, j) = Max Walls]$$

수식 (1)에서 기술한 목적 함수 $MNAP$ 는 노드가 이동 가능한 각 지점의 위치에서 요구되는 최소 AP의 수를 만족하면서 무선 랜 토폴로지의 구성에 사용되는 전체 AP의 수를 최소화 한다. 수식 (2)는 위치 i 로 이동한 노드가 후보 위치 j 에 설치된 AP와 연결 가능 여부를 결정한다. 수식 (3)은 후보 위치 j 에 설치된 AP와 위치 i 로 이동한 노드간의 무선 신호의 손실 값 ($pl(i, j)$)이 허용 가능한 신호 손실 값 pl_{max} 보다 작아야 함을 나타낸다. 수식 (5)는 거리에 따른 경로 손실을 포함하는 WAF 감쇠 모델을 나타낸다. 4개의 목적 함수에서는 실내의 경로 손실에서 가장 큰 부분을 차지하는 벽을 고려한 WAF (*Wall Attenuation Factor*) 감쇠 모델을 사용하였다[1]. 이 모델에서 무선 신호는 최소 단위 거리를 나타내는 d_0 가 1m를 나타내며, 1m 거리에서 측정된 AP의 무선 신호 세기 ($pl(d_0)$)는 60dbm이다. 무선 신호의 손실은 두 지점간의 거리 $d(i, j)$ 에 대한 로그 형태로 증가한다. 그리고 두 지점 사이의 벽 개수 $b(i, j)$ 와 벽에 의한 신호 감쇠 인자 WAF 에 비례하여 경로 손실이 발생한다. WAF 값은 실험적으로 측정된 3.1dbm으로 설정하였다. 그리고 벽의 개수가 4개 이상인 경우에, 무선 신호의 손실 값에 대한 변화가 미묘하여 최대 벽의 수를 나타내는 $Maxwalls$ 는 4로 설정하였다. 수식 (4)는 위치 i 로 이동한 노드가 위치 인식을 수행하기 위해 요구하는 최소 AP 개수 (DN_i)를 나타낸다. 4개의 목적 함수에서는 측위에 필요한 최소 AP 개수를 3개로 가정하였다.

$$r_{ij}^* \leq a_j \tag{6}$$

$$\sum_{j \in J} r_{ij}^* \geq DN_i \tag{7}$$

비선형으로 구성된 수식 (2)부터 (4)까지는 선형으로 구성된 수식 (6)과 (7)로 변환할 수 있다. 수식 (6)과 (7)에서는 수식 (2)와 (3)에 포함된 비선형 수식 $pl(i, j)$ 를 제거하고 위치 i 로 이동한 노드와 위치 j 에 설치된 AP간의 통신 가능 여부를 r_{ij}^* 로 표현하였다. 통신 가능하면 r_{ij}^* 는 1로 설정되고, 그렇지 않은 경우는 r_{ij}^* 는 0으로 설정된다.

$$\max \sum_{i \in I} w_i l_i \tag{8}$$

$$\sum_{j \in J} r_{ij} \geq DN_i l_i \tag{9}$$

$$r_{ij} \leq a_j \tag{10}$$

$$pl(i, j) r_{ij} \leq pl_{max} \tag{11}$$

$$\sum_{j \in J} a_j \leq CN \tag{12}$$

수식 (8)은 목적 함수 *MCP*를 기술하였다. 목적 함수 *MCP*는 각 지점 *i*에서의 위치 인식 가능성 여부를 결정하는 변수 *l_i*와 지점 *i*의 중요도를 나타내는 *w_i*의 곱을 최대화한다. 수식 (9)는 결정 변수 *l_i* 값이 1로 설정된 지점 위치 *i*에서 요구되는 최소 AP 수를 나타낸다. 그리고 수식 (10)와 (11)은 수식 (2)와 (3)이 나타내는 제한 조건과 동일하다. 수식 (12)의 마지막 조건은 배치 가능한 AP의 수가 *CN*개로 제한된 무선 랜 토폴로지 영역에서 위치 인식 가능한 영역을 설정한다. 그리고 비선형으로 구성된 수식 (11)은 선형으로 구성된 수식 (6)으로 변환할 수 있다.

$$\min \beta \tag{13}$$

$$\sum_{j \in J} c_{ij} = 1 \tag{14}$$

$$pl(i, j) r_{ij} \leq pl_{max} \tag{15}$$

$$\beta \geq pl(i, j) c_{ij} \tag{16}$$

$$r_{ij} \leq a_j \tag{17}$$

$$pl(i, j) c_{ij} \leq pl(i, j') r_{ij'} \tag{18}$$

$$\sum_{j \in J} a_j \leq CN \tag{19}$$

수식 (13)에서는 최대의 경로손실 β 를 최소화하는 목적 함수 *MMLP*를 기술하였다. 수식(14)에서는 위치 *i*로 이동한 노드는 1개의 AP와 통신이 가능해야 한다. 수식 (15)에서는 위치 *i*가 위치 *j*에 설치된 AP의 통신 가능 지역에 속하는 경우, *i*와 *j*간의 무선 신호 경로 손실값은 최대 허용 가능한 무선 신호 손실값 (pl_{max})보다 작아야 한다. 수식 (16)에서는 최대 경로 손실 값 β 가 위치 *i*와 *j*간의 무선 경로 손실 값보다 커야 한다. 수식 (17)은 수식 (2)가 나타내는 제한 조건과 동일하다. 위치 *i*로 이동한 노드는 무선 신호 세기가 가장 좋은 AP *j*와 통신한다. 이에 수식 (18)에서 보는 바와 같이, 위치 *i*로 이동한 노드와 연결된 AP *j*간의 무선 경로 손실값은 나머지 AP들간의 무선 신호 경로 손실값 보다 작거나 같다. 수식 (19)는 수식 (12)가 나타내는 제한 조건과 동일하다.

$$\beta \geq PL_{ij} c_{ij} \tag{20}$$

$$r_{ij}^* \leq a_j \tag{21}$$

$$c_{ij} \leq r_{ij}^* \tag{22}$$

비선형 제한 조건을 포함하고 있는 목적 함수 *MMLP*에서 수식 (16)부터 (18)까지에 포함된 비선형 제한 조건을 제거하여 수식 (20)부터 수식 (22)까지의 선형화된 수식으로 나타낼 수 있다. 수식 (16)에 포함된 비선형 수식 $pl(i, j)$ 는 고정된 상수 값 PL_{ij} 로 대체할 수 있다. 지금까지 기술한 목적 함수 *MMLP*는 무선 랜 토폴로지 영역 내에 발생할 수 있는 최대 경로 손실 값을 최소화한다. 수식 (23)은 목적 함수 *MALP*를 기술하였다. 수식 (23)은 위치 *i*로 이동한 노드와 AP *j*간에 발생하는 무선 경로 손실의 평균값을 최소화한다. 무선 경로 손실의 평균값은 각 이동 노드와 AP간의 경로손실 $pl(i, j)$ 를 모두 합해서 단말기의 수 $|I|$ 로 나누어 구한다. 목적 함수 *MALP*의 제한조건은 목적 함수 *MMLP*의 제한 조건과 동일하다.

$$\min \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} pl(i, j) c_{ij}}{MN} \tag{23}$$

본 논문에서 고려하고 있는 무선 랜 토폴로지 구성 방안은 실내 위치 인식 및 네트워크 성능 향상을 고려하고 있지만, 에너지 효율성 관점에 대해서는 고려하고 있지 않다. 그러나 에너지 효율성을 고려할 수 있는 AP 배치 방안을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 배터리 기반의 제한된 전력 공급원을 사용하는 시스템 플랫폼 측면에서 에너지 효율성을 고려할 수 있다. 시스템 플랫폼 측면에서는 프로세서의 기본 구성 요소인 CMOS의 개별 전력 소비와 프로세서의 전체 동작에 따른 전력 소비를 고려할 수 있다[8,9]. 시스템 소프트웨어 측면에서는 프로세서에 입력되는 시스템 부하가 시간에 따라 변하기 때문에 프로세서에 입력되는 작업 부하에 따라 프로세서 및 통신 모듈에 공급되는 전압과 동작 주파수를 동적으로 조절하여 무선 단말의 전력 소비를 줄이면서 위치 인식에 필요한 데이터 및 이벤트를 처리할 수 있다[10]. 시스템 플랫폼 측면과 관련된 참조 논문 [11]에서는 AP의 전력 공급원이 태양 및 바람과 같은 재생 에너지로 재충전이 가능한 조건 하에서 사용자 무선 랜 토폴로지 구성에 필요한 AP수를 최소화하였다. 그리고 시스템 소프트웨어 측면에서는 AP에서 재생 가능한 전력량을 기반으로 하여 무선 단말간 교환되는 패킷을 동적으로 스케줄링 하였다. 참조 논문 [12]에서는 무선 단말과 AP가 서로 저전력 패킷 스케줄링을 사

용하여 전력 소비를 감소시키고자 하였다. 한편, 무선 토폴로지의 구성 측면에서 에너지 효율성을 고려한 참조 논문 [13]에서는 무선 단말과 AP간 평균 거리가 최소화 되는 지점에 AP를 배치하여 전체 무선 네트워크의 전력 소비를 최대 50% 이하로 감소시켰다. 그러나 이러한 방식은 무선 토폴로지 구성에 필요한 AP 수가 급격히 증가하는 문제점이 발생한다. 향후, 지금까지 살펴본 에너지 효율성 방안들을 본 논문에서 제안한 AP 배치 기법에 접목시키고자 한다.

3. 무선 랜 토폴로지의 최적 구성 기법

2장에서 기술한 4개의 목적 함수는 이산변수를 가지고 있는 조합 최적화 문제로 분류된다. 4개의 목적 함수에서는 탐색 공간이 매우 크기 때문에, 전수 탐색 (Exhaustive Search) 알고리즘과 결정론적 알고리즘 (Deterministic Algorithm)을 사용하지 않고 메타 휴리스틱 기법을 사용하여 최적 해를 찾는다. 사용한 메타 휴리스틱 기법은 시뮬레이티드 어닐링 (Simulated Annealing), 타부 탐색 (Tabu Search), 그리고 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm)을 사용하였다[14]. 조합 최적화 문제를 메타 휴리스틱으로 풀기 위해 가장 먼저 고려해야 할 사항은 먼저 해를 명확하게 표기하는 것이다. 2장에서 기술한 결정 변수 a_i 는 그림 2와 같은 이진 문자열로 나타낼 수 있다. 이진 문자열은 n 비트의 크기를 가지며, n 값은 설치 가능한 후보 AP 개수인 J 로 설정된다. 4개의 목적 함수에서는 그림 2에서 기술한 후보 해의 비트 값을 반전시켜 이웃 탐색에 의해 생성된 해집합을 생성한다.

3장에서 기술한 메타 휴리스틱 기법은 기본적으로 표 1에서 기술한 이웃 탐색 기법을 통해 지역 최적 해를 먼저 생성한 후, 이를 개선할 수 있는 고유의 기법들을 사용한다. 표 1의 이웃 탐색 기법에서 S 는 해집합을 나타내며, 결정 변수 a_j 로 구성된다 (실행 과정 [1]). 주어진 현재 해집합 S 로부터 탐색한 이웃 해 x 값은 목적 함수 $func(x)$ 를 통해 생성된다 (실행

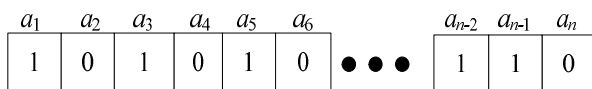


그림 2. 후보 해의 표기 예

표 1. 이웃 탐색 기법

```

Let:
     $func(S)$  = Cost evaluation of solution S
Step 1. Initialization:
[1]  $S :=$  An initial solution randomly selected
    among  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 
[2]  $C_{old} := func(S)$ 
Step 2. Search:
[3] while TRUE loop
[4] Evaluate all  $func(x)$  such that
     $x \in N(S)$  is feasible
[5]  $C_{new} :=$  best  $x$ 
[6] if  $C_{new}$  is better than  $C_{old}$  then
     $C_{old} := C_{new}$ 
     $S := x$ 
[7] else
    break
end-while
output  $S$ 
    
```

과정 [4]). C_{old} 와 C_{new} 는 이전 지역 최적해의 비용 값 및 현재 이웃 탐색을 통해 선택된 지역 최적해 x 값을 저장한다 (실행 과정 [4]부터 실행과정 [6]까지). 새로 생성된 C_{new} 값이 C_{old} 값보다 우수한 경우, 이웃 탐색 기법은 계속 수행된다.

표 2에서 기술한 시뮬레이티드 어닐링 기법은 확률적 결정 방식을 이용하여 지역 최적 해에서 빠져 나와 전역 최적 지점으로 이동한다. 시뮬레이티드 어

표 2. 시뮬레이티드 어닐링 기법

```

Step 1. Initialization:
[1]  $S :=$  An initial solution randomly selected
    among  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 
[2]  $C_{old} := func(S)$ 
[3]  $T :=$  initial temperature
Step 2. Search:
[4] while TRUE loop
[5] Choose random  $x$  such that
     $x \in N(S)$  is feasible
[6] if  $func(x)$  is better than  $func(S)$ 
    then  $S = x$ 
    else
[7]  $\Delta func(x) := |func(x) - func(S)|$ 
[8] if (random[0,1) <  $e^{-\Delta func(x)/T}$ )
    then accept  $x$  and  $S = x$ 
[9] cooling  $T$ 
[10] if  $T = 0$  then break;
end-while
output  $S$ 
    
```

널링은 이전 실행 과정에서 선택한 해 S 의 이웃해 집합 $N(S)$ 중에서 하나의 해 x 를 선택한다. 이때 x 는 랜덤하게 선택한다. x 의 비용이 S 보다 좋다면, 무조건 x 를 다음 해로 선택하게 된다 (실행 과정 [5]와 [6]). x 의 비용이 S 보다 나쁘다면, 실행 과정 [7]과 [8]을 사용하여 x 에 대한 수락 여부를 결정한다. 실행 과정 [7]에서 $\Delta func(x)$ 는 현재 이웃 탐색을 통해 선택한 지역 최적해 x 와 이전 실행 단계에서 선택한 S 의 비용 차이를 의미한다. 온도 T 는 현재의 에너지를 표현한다 (실행 과정 [3]). 수식 (22)의 수락 조건에서 온도 T 가 높은 경우, 나쁜 해를 선택할 확률이 높아지고 해는 활발한 움직임을 보이며 탐색영역이 넓어지게 된다. 그리고 x 와 S 의 비용 차가 작은 경우 수락 확률은 높아지며, 지역 최적 해에 빠질 확률은 줄어들게 된다. 점차적으로 T 를 감소시키면, 이동 확률이 줄어들고 탐색영역을 좁혀 해를 선택한다. 온도 T 의 냉각 단계 (실행 과정 [9])를 거쳐 T 가 0에 가까워지면, 수락조건 확률이 0이 되고 표 2의 실행 과정은 종료된다 (실행 과정 [10]).

표 3에서 기술한 타부 탐색 기법은 타부 목록 (TL)과 타부 목록의 크기 (ST)를 유지하여 (실행 과정

표 3. 타부 탐색 기법

```

Tabu Search
Let:
    TL = Tabu List
    ST = Size of the Tabu list
Step1. Initialization:
[1]  $S :=$  An initial solution randomly
    selected among  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 
[2]  $C_{old} := func(S)$ 
[3]  $TL := \emptyset$ 
Step2. Search:
    while TRUE loop
         $k:=1$ 
[4] Evaluate all  $func(x)$ 
        such that  $x \in N(S)$  is feasible
[5]  $C_{new} :=$  best  $x$ 
[6] if  $a_x \notin TL$  then
[7]  $S=x$ 
[8] add  $x$  to  $TL$ 
        else
[9]  $N(S):=N(S) - x$ 
         $k= k+1$ 
[10] if  $k$  is too big then break
[11] if  $|TL| > ST$  then remove
        the oldest member of  $TL$ 
    end-while
    output  $S$ 
    
```

[11]), 해를 찾는 과정이 계속해서 순환되는 것을 방지한다 (실행 과정 [6]부터 [8]까지). 타부 탐색은 지역 이웃 탐색을 기반으로 하여 가장 좋은 이웃 해를 선택한다 (실행 과정 [4]와 [5]). 타부 탐색은 이전에 방문했던 해를 타부 목록에 저장하며, 타부 목록에 있는 해는 선택 과정에서 제외된다 (실행 과정 [9]). 이러한 실행 과정을 통해 해의 순환이 발생하지 않게 하여, 타부 탐색이 지역 최적해에 빠지는 것을 벗어날 수 있게 한다.

유전자 알고리즘의 초기 염색체 (Chromosome) 개체군을 랜덤하게 생성한 후, 한 세대에서 다음 세대로 전해지는 후보 해의 선택 방법은 표 4에서 기술한 기하학적 교차 방식을 사용한다. 기하학적 교차

표 4. 기하학적 교차 방식

```

Crossover operator
Let :
    LM = Set of left most APs
    RM = Set of right most APs
    TM = Set of top most APs
    BM = Set of bottom most APs
Step1. Initialization:
 $LM_1 :=$  Sort  $P_1$  by coordinate  $x$  in the physical space,
and select first  $|J|/2$ 
 $RM_1 :=$  Sort  $P_1$  by coordinate  $x$  in the physical space,
and select last  $|J|/2$ 
 $LM_2 :=$  Sort  $P_2$  by coordinate  $x$  in the physical space,
and select first  $|J|/2$ 
 $RM_2 :=$  Sort  $P_2$  by coordinate  $x$  in the physical space,
and select last  $|J|/2$ 
 $TM_1 :=$  Sort  $P_1$  by coordinate  $y$  in the physical space,
and select first  $|J|/2$ 
 $BM_1 :=$  Sort  $P_1$  by coordinate  $y$  in the physical space,
and select last  $|J|/2$ 
 $TM_2 :=$  Sort  $P_2$  by coordinate  $y$  in the physical space,
and select first  $|J|/2$ 
 $BM_2 :=$  Sort  $P_2$  by coordinate  $y$  in the physical space,
and select last  $|J|/2$ 
Step2. Crossover:
for  $k \leq |J|$  loop
     $k:= k + 1$ 
    if  $(a_k \in LM_1$  and  $a_k \in TM_1)$ 
    or  $(a_k \in RM_1$  and  $a_k \in BM_1)$  then
         $C_1[a_k] := P_1[a_k]$ 
    else
         $C_1[a_k] := P_2[a_k]$ 
    if  $(a_k \in LM_2$  and  $a_k \in TM_2)$  or
     $(a_k \in RM_2$  and  $a_k \in BM_2)$  then
         $C_2[a_k] := P_2[a_k]$ 
    else
         $C_2[a_k] := P_1[a_k]$ 
end-loop
output  $C_1, C_2$ 
    
```

방식을 위하여 AP가 설치 가능한 지역을 4개의 구역으로 나누었다. LM 은 설치 가능한 AP 지역의 위치 중에서 왼쪽 영역으로 편향되는 AP 위치들을 나타낸다. 이와 유사하게 RM 은 오른쪽 영역으로 편향되는 AP 위치들을 나타낸다. 그리고 TM 과 RM 은 위쪽과 아래쪽 방향으로 설치 가능한 AP들의 위치를 나타낸다. 기하학적 교차 방식에 사용되는 부모를 선별하는 방식은 수식 (24)에서 보는 바와 같이 확률 기반 적합성 비례 선별 방식을 사용하였다. p_k 는 부모 k 가 선별될 확률을 나타낸다. f_k 는 부모 k 의 적합성 값을 나타낸다. S_k 는 부모 k 에 의해 표현되는 해를 나타낸다.

$$p_k = \frac{1/f_k}{\sum_{k=1}^N 1/f_k} \text{ for } MNAP, MMLP, \text{ and } MALP \quad (24)$$

$$p_k = \frac{f_k}{\sum_{k=1}^N f_k} \text{ for } MCP \quad (25)$$

$$f_k = \text{func}(S_k) \quad (26)$$

최소화 문제를 고려하는 목적 함수 $MNAP$, $MMLP$, 그리고 $MALP$ 는 수식 (24)에서 기술한 확률 수식을 사용한다. 그리고 최대화 문제를 고려하는 MCP 는 수식 (25)에서 기술한 확률 수식을 사용한다. 수식 (26)에서 보는 바와 같이, 부모 k 의 적합성 값은 목적 함수를 통해 생성된 결과 값이다. 적합성 값의 비교를 통해 적합성 값이 우수한 해의 일부를 부모로 선택하며, 선택한 부모를 교차시킨다.

유전자 알고리즘에서 전통적으로 많이 사용하는 1점 교차 방식은 다음과 같이 정의할 수 있다. 교차점 k ($0 < k < |J|$)를 랜덤하게 생성한 다음 부모해 P_1 과 P_2 를 이용하여 수식 (27)과 같이 자식해 C_1 과 C_2 를 생성시킨다.

$$\begin{aligned} C_1 &:= P_1[a_1], \dots, P_1[a_k], P_2[a_{k+1}], \dots, P_2[a_n] \\ C_2 &:= P_2[a_1], \dots, P_2[a_k], P_1[a_{k+1}], \dots, P_1[a_n] \end{aligned} \quad (27)$$

1점 교차 방식은 이진 문자열에 저장된 순서에 의해 AP를 교차시키기 때문에 무작위적 교차가 발생한다. 그러나 물리 공간의 전 구역에 위치 및 통신 서비스를 원활히 제공하기 위해서는 AP가 전 지역에 고르게 배치되어 특정 지역에 AP가 편중되는 것을 막아야 한다. 이에 2장에서 기술한 목적 함수의 기하학적 특성을 이용하여 표 4에서 보여준 기하학

적 교차 방식을 사용하였다.

4. 실험 및 성능 분석

실험에 사용한 실내 공간 시뮬레이션 환경은 랜덤으로 50개를 생성하였다. 실내 환경은 $200\text{m} \times 200\text{m}$ 의 면적을 가지며, 10에서 20개의 사무실을 생성하였다. 그리고 실험 환경은 300개의 AP 설치 지역과 300개의 사용자 요구 지점을 가진다. 메타 휴리스틱의 성능 비교에서는 해의 결과뿐만 아니라 수렴 속도도 중요하다. 수렴 속도를 비교하기 위해 사용된 컴퓨팅 환경은 2.8GHz의 인텔 코어 i5 프로세서와 4GB 메모리를 사용하였으며, 모든 알고리즘은 C++로 구현하였다.

먼저 시뮬레이티드 어닐링 기법에서 가장 중요한 실험인자는 냉각 과정에서 사용되는 냉각 비율이다 (표 2의 실행 과정 [9]). 실험에서 사용한 기하급수 스케줄링으로 $T_{new} := \alpha T_{old}$ 를 사용하였다. 그림 3부터 그림 6까지는 목적 함수별 냉각 비율 α 에 따른 수렴 속도를 보여준다. 그림 3과 그림 5에서 보는 바와 같이, 목적 함수 $MNAP$ 와 $MMLP$ 에서는 냉각 비율 α 가 작을수록 수렴 속도가 빨라지며, α 가 커질수록 수렴이 느려진다. $MNAP$ 와 $MMLP$ 에서는 이웃해 중에 목적 함수의 값이 우수한 해가 많이 존재하여, 냉각 비율 α 의 값과 상관없이 그래프의 기울기가 가파르게 낮아지는 것을 확인하였다.

그림 3에서 냉각 비율 α 가 0.95이하인 경우, 지나치게 빠른 냉각으로 인하여 최적 해를 구하지 못하는 것을 보여준다. 그림 4와 6에서 보는 바와 같이, 목적 함수 MCP 와 $MALP$ 에서는 냉각 비율 α 가 근사 최적해에 수렴하는 속도에 큰 영향을 미치지 않는다. 이는 목적 함수 MCP 와 $MALP$ 가 생성하는 이웃해 간의 비용 값 분포가 많이 차이 나기 때문에, 비교적 우수한 해를 쉽게 탐색하면서 근사 최적해를 구한다. 그러나 목적 함수 MCP 에서 냉각 비율 α 가 지나치게 작거나 높은 경우에는, 다음과 같은 성능 저하가 발생하였다. 목적 함수 MCP 에서 α 가 0.994인 경우가 가장 우수한 해를 생성하였다. 그리고 α 가 0.95와 0.996인 경우에는 α 가 0.994인 경우에 생성된 결과보다 1.33% 정도의 성능 저하가 발생하였다. α 가 0.998인 경우에는 11.33% 정도의 성능 저하가 발생하였다.

그림 7부터 그림 10까지는 타부 탐색을 실행한 결

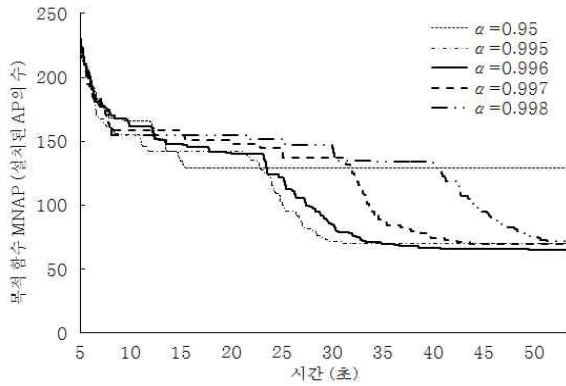


그림 3. 시뮬레이티드 어닐링(MNAP)

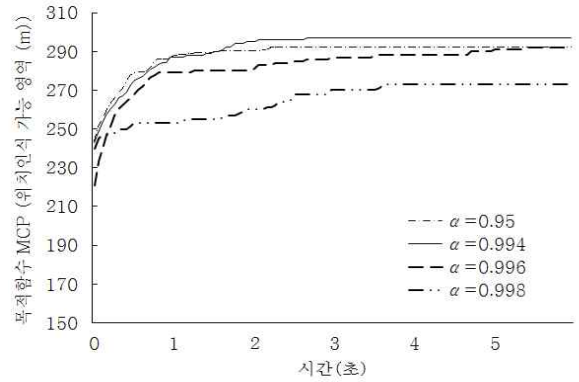


그림 4. 시뮬레이티드 어닐링(MCP)

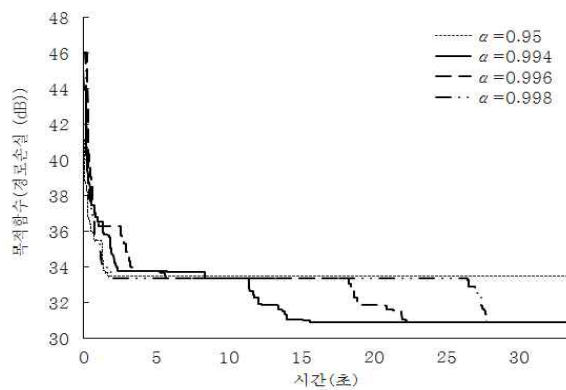


그림 5. 시뮬레이티드 어닐링(MMLP)

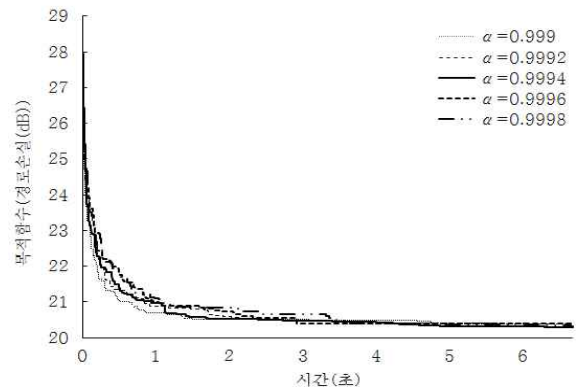


그림 6. 시뮬레이티드 어닐링(MALP)

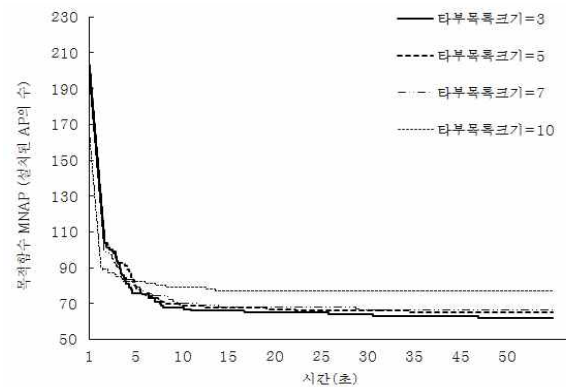


그림 7. 타부 탐색(MNAP)

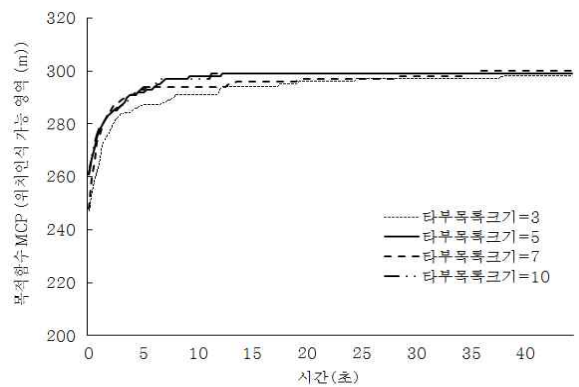


그림 8. 타부 탐색(MCP)

과이다. 타부 탐색은 지역 최적 해를 만나기 전까지는 이웃 탐색을 통해 생성된 이웃해 중에서 가장 좋은 비용 값을 생성하는 해를 선택하기 때문에, 그림 7부터 그림 10에서 보여주는 그래프의 기울기가 급격하게 증가하거나 감소한다. 타부 목록의 크기에 따른 결과 값을 분석하면 다음과 같다. 목적 함수 MNAP에서 타부 목록의 크기가 3인 경우 가장 좋은 결과를 생성하였다. 그리고 타부 목록의 크기가 5와

7, 그리고 10인 경우에는 타부 목록의 크기가 3인 경우에 생성된 결과보다 4.6%, 6%, 그리고 19.5% 정도의 성능 저하가 발생하였다. 목적 함수 MCP에서 타부 목록의 크기가 5와 10인 경우 가장 좋은 결과를 생성하였다. 그리고 타부 목록의 크기가 3과 7인 경우에 최적 결과보다 1%와 1.33% 정도의 성능 저하가 발생하였다. 목적 함수 MMLP에서 타부 목록의 크기가 7인 경우 가장 좋은 결과를 생성하였다. 타부

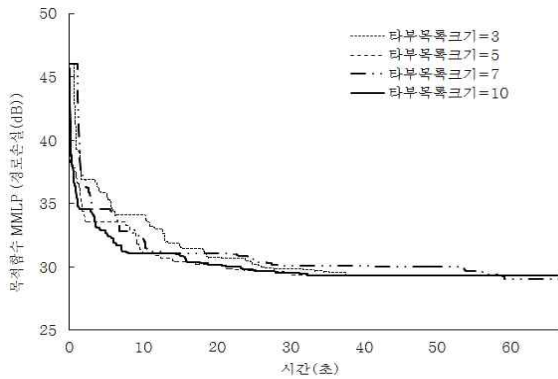


그림 9. 타부 탐색(MMLP)

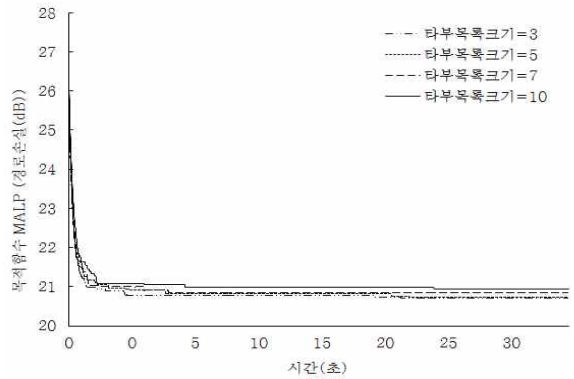


그림 10. 타부 탐색(MALP)

목록의 크기가 3과 5, 그리고 10인 경우에 모두 최적 결과보다 0.82%정도의 성능 저하가 발생하였다. 마지막으로, 목적 함수 MALP에서 타부 목록의 크기가 3인 경우 가장 좋은 결과를 생성하였다. 그리고 타부 목록의 크기가 5와 7, 그리고 10인 경우에는 타부 목록의 크기가 3인 경우에 생성된 결과보다 0.11%, 0.59%, 그리고 0.96% 정도의 성능 저하가 발생하였다. 이러한 결과와 유사하게, 타부 탐색 기반의 TSP 문제를 다룬 논문 [15]에서 분석한 바와 같

이, 타부 탐색의 조건이 매우 제한적인 경우에는 타부 목록의 크기를 작게 하는 것이 오히려 최적 해에 가까운 해를 생성할 수 있다. 2장에서 제안한 목적 함수에서 사용되는 엄격한 제한 조건들은 타부 탐색의 조건으로 사용된다. 따라서 타부 탐색의 조건도 매우 제한적으로 설정되기 때문에, 타부 목록의 크기를 작게 유지하여 해를 찾는 과정이 우수한 해를 생성할 수 있었다.

그림 11부터 14까지는 유전자 알고리즘의 결과를

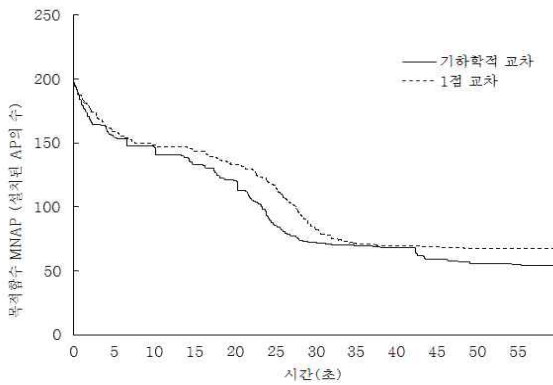


그림 11. 유전자 알고리즘(MALP)

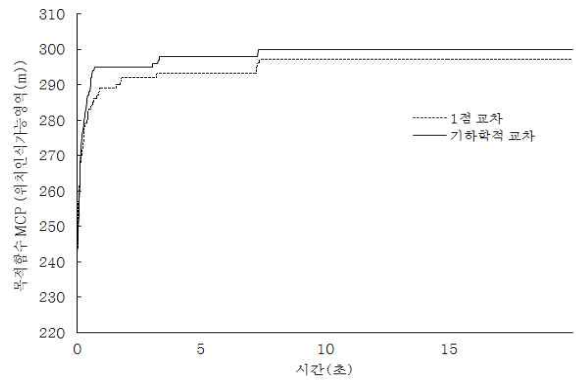


그림 12. 유전자 알고리즘(MCP)

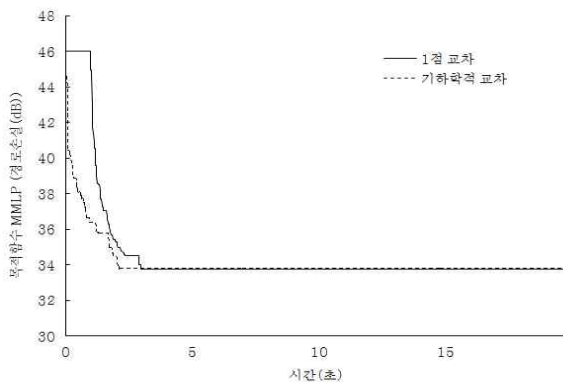


그림 13. 유전자 알고리즘(MMLP)

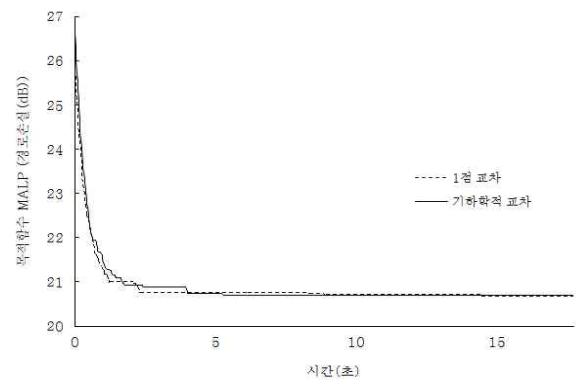


그림 14. 유전자 알고리즘(MALP)

보여준다. 유전자 알고리즘은 교차 연산자 방식에 상관없이 비슷한 수렴 속도를 보여주고 있다. 이는 기하학적인 교차 연산자 방식은 세대별 수렴속도가 빠른 반면에 세대 간에 공간 좌표를 정렬하는 연산이 필요하기 때문에 1점 교차와 비교하여 시간에 따른 수렴 속도에서 큰 차이는 없었다. 그리고 기하학적 교차 연산 방식은 1점 교차 연산 방식에 비하여 목적 함수 *MNAP*, *MCP*, 그리고 *MALP*에서 더 좋은 결과를 보여주었다. 기하학적 교차 방식을 적용한 목적 함수 *MNAP*인 경우, 1점 교차를 적용한 경우 보다 25% 정도의 성능 향상을 보여 주었다. 기하학적 교차 방식을 적용한 목적 함수 *MCP*인 경우, 1점 교차와 비교하여 1% 정도의 성능 향상을 보여 주었다. 마지막으로 기하학적 교차 방식을 적용한 목적 함수 *MALP*인 경우, 1점 교차와 비교하여 0.25% 정도의 성능 향상을 보여 주었다. 1점 교차 방식은 이진 문자열에 저장된 순서에 의해 AP를 교차시키기 때문에 무작위적 교차가 발생하여 특정 지역에 AP가 배치될 수 있다. 그러나 제안한 기하학적 교차 방식을 사용하는 경우, AP가 전 지역에 고르게 배치되어 1점 교차 방식보다 좋은 결과를 생성하였다.

주어진 목적 함수에 따른 무선 랜 토폴로지 구성 기법의 성능을 정리하면 다음과 같다. 타부 탐색과 유전자 알고리즘은 주어진 4개의 목적 함수에 대하여 유사한 성능을 보여주었다. 반면에 시뮬레이티드 어닐링은 목적 함수에 따라 큰 성능 차이를 보여주었다. 시뮬레이티드 어닐링이 낮은 성능을 보여주는 목적 함수 *MNAP*와 *MMLP*의 경우에는, 비용 값이 동일한 이웃해가 많이 존재한다. 따라서 시뮬레이티드 어닐링에서는 비용 값이 동일한 이웃해들의 수락 확률이 비슷하여, 여러 지역을 랜덤하게 이동하며 계속 탐색을 한다. 이로 인해 최적해에 수렴하지 못하는 결과를 보여주었다. 목적 함수 *MCP*와 *MALP*인 경우에는, 이웃해에서 생성되는 큰 비용 값의 차이로 인해 시뮬레이티드 어닐링은 최적해에 수렴할 수 있는 영역으로 빠르게 수렴하여 타부 탐색과 유전자 알고리즘의 결과 유사한 성능을 보여 주었다.

5. 결 론

본 논문에서는 위치 인식 및 네트워크 성능 향상을 고려한 무선 랜 토폴로지의 구성 문제를 모델링하

였다. 무선 랜 토폴로지의 구성 문제의 모델링에서는 위치 인식을 고려하고 네트워크 성능을 최대화하는 4개의 목적 함수를 설계하였다. 그리고 주어진 목적 함수로부터 최적해를 생성할 수 있는 메타 휴리스틱 기법을 구현하였다. 성능 평가를 수행한 결과, 향상된 네트워크의 성능 및 위치 인식률을 제공하는 무선 랜 토폴로지를 생성하였다. 생성된 결과는 참조 논문 [16, 17]의 기술을 사용하여 실내 공간에서 위치 인식 및 네트워크 성능을 고려하는 무선 랜 토폴로지를 구축을 하는데 요구되는 최저 비용 한계값으로 제공될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: An In-Building RF-Based user Location and Tracking System," *IEEE International Conference on Computer Communications*, pp. 775-784, 2000.
- [2] J. Prieto, S. Mazuelas, A. Bahillo, P. Fernandez, R. Lorenzo, and E. Abril, "Adaptive Data Fusion for Wireless Localization in Harsh Environments," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 60, No. 4, pp. 1585-1596, 2012.
- [3] A. Farsi, N. Achir, and K. Boussetta, "Heuristic Approaches for Access Points Deployment and Frequency Assignment in WLANs," *Global Information Infrastructure Symposium*, pp. 1-7, 2011.
- [4] C. Chen, V. Ngyuyen, and L. Thomas, "On Small Cell Network Deployment: A Comparative Study of Random and Grid Topologies," *Vehicular Technology Conference*, pp. 1-5, 2012.
- [5] T. Wang and W. Jia, "Exploiting Statistical Mobility Models for Efficient Wi-Fi Deployment," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 62, No. 1, pp. 360-373, 2013.
- [6] L. Liao, W. Chen, C. Zhang, L. Zhang, and D. Xuan, "Two Birds with one Stone: Wireless Access Point Deployment for Both Coverage

and Localization,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 6, No. 2, pp. 2239-2252, 2011.

[7] S. Fang and T-N. Lin, “A Novel Access Point Placement Approach for WLAN-Based Location Systems,” *Wireless Communications and Networking Conference*, pp. 1-4, 2010.

[8] R. Jejurikar, C. Pereira, and R. Gupta, “Leakage Aware Dynamic Voltage Scaling for Real-Time Embedded Systems,” *ACM/IEEE Design Automation Conference*, pp. 275-280, 2004.

[9] S. Martin, K. Flautner, T. Mudge, and D. Blaauw, “Combined Dynamic Voltage Scaling and Adaptive Body Biasing for Lower Power Microprocessor Under Dynamic Workloads,” *International Conference on Computer-Aided Design*, pp. 721-725, 2002.

[10] M. Qiu, L. Yang, Z. Shao, and E. Sha, “Dynamic and Leakage Energy Minimization with Soft Real-Time Loop Scheduling and Voltage Assignment,” *IEEE Transactions on VLSI Systems*, Vol. 18, No. 3, pp. 501-504, 2010.

[11] Z. Zheng, L. Cai, M. Dong, X. Shen, and H. Poor, “Constrained Energy-Aware AP Placement with Rate Adaptation in WLAN Mesh Networks,” *Global Telecommunications Conference*, pp. 1-5, 2011.

[12] G. Miao, N. Himayat, Y. Li, and D. Bormann, “Energy-Efficient Design in Wireless OFDMA,” *International Conference on Communications*, pp. 3307-3012, 2008.

[13] T. Zhang, C. Zhang, L. Cuthbert, and Y. Chen, “Energy Efficient Antenna Deployment Design Scheme in Distributed Antenna Systems,” *Vehicular Technology Conference*, pp. 1-5, 2010.

[14] Z. Michalewicz and D. Fogel, *How to Solve It: Modern Heuristics*, Springer, Berlin Germany, 2004.

[15] S. Tsubakitani and J. Evans, “Optimizing Tabu List Size for the Traveling Salesman Problem,” *Computers and Operations Research*, Vol. 25, No. 2, pp. 91-97, 1998.

[16] 김병국, 홍원길, “센서네트워크를 위한 K-NN 기반의 위치 추정 시스템,” 멀티미디어학회논문지, 제15권, 제9호, pp. 1112-1125, 2012.

[17] 임철우, 김영락, 강병욱, “센서 네트워크의 노드 위치 추정 시스템 설계,” 멀티미디어학회논문지, 제12권, 제10호, pp. 1436-1449, 2009.



김 태 훈

2006년 2월 부산대학교 정보컴퓨터공학부 공학사
 2008년 2월 부산대학교 컴퓨터공학과 공학석사
 2008년 3월~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야 : 무선 네트워크, P2P, 위치인식



탁 성 우

2003년 12월 미국 미주리주립대 Computer Science박사
 2004년 South Dakota State Univ. 부교수
 2004년~현재 부산대학교 정보컴퓨터공학부 부교수

2004년~현재 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 겸임 연구원
 관심분야 : 유무선 네트워크, SoC설계, 실시간 시스템, 위치인식