

유전자 알고리즘을 이용한 비균일 트래픽 환경에서의 셀 최적화 알고리즘

정희원 박병성*, 한진규*, 최용석**, 조민경**, 박한규*

Radio Network Optimization in the Inhomogeneous Traffic Distribution Using Genetic Algorithm

Byoung-Seong Park*, Jin-Kyu Han*, Yong-Seouk Choi**, Min-Kyoung Cho**, Han-Kyu Park*

Regular Members

요약

본 논문에서는 유전자 알고리즘의 진화 연산을 이용하여 기지국의 위치와 송신전력을 최적화하는 알고리즘을 구현하였다. 기지국의 위치와 송신 전력을 실수형 파라미터로 정의하며 관련된 유전 연산자를 설계하였다. 최적화의 방향은 커버리지, 송신 전력, 경제성 효율이 고려되도록 다중 목적함수를 제안하였다. 본 논문에서 구현한 알고리즘을 최적 해를 직관적으로 알 수 있는 상황에 적용하여 검증하였으며 비균일 트래픽 분포를 가정한 상황에 대해 목적함수의 가중치에 따라 최적화를 수행하였다.

ABSTRACT

In this paper, we optimize the base station placement and transmission power using genetic approach. A new representation describing base station placement and transmit power with real number is proposed, and new genetic operators are introduced. This new representation can describe the locations, powers, and number of base stations. Considering coverage, power and economy efficiency, we also suggest a weighted objective function. Our algorithm is applied to an obvious optimization problem, and then it is verified. Moreover, our approach is tried in inhomogeneous traffic distribution. Simulation result proves that the algorithm enables to find near optimal solution according to the weighted objective function.

I. 서론

이동 통신 기술의 급속한 발전은 가입자의 폭발적 증가와 함께 다양한 서비스를 요구하고 있다. 이러한 추세에 부응하기 위해 3세대 이동통신 서비스 기술이 상용화 단계에 있으며, 다양한 지역에서의 다양한 서비스 요구는 2세대 서비스와는 다른 운용 기법을 요구하고 있다. 향후 전개될 3G 시스템에서는 폭발적으로 증가하는 가입자수에 대비하고 다양한 서비스 요구를 만족시키기 위해 3G 시스템의 운

용 전에 효율적인 셀 설계 방안이 모색되어야 한다. 기존 셀 설계는 비균일한 트래픽 분포를 고려하지 않고 기지국 위치의 최적화 방법 또한 운영자의 경험에 따른 수동적인 방법에 의존하고 있다. 따라서 전파 손실에 따라 기지국의 서비스 영역을 결정하는 방법과는 달리 기지국의 허용 용량과 지역 의존적인 트래픽 분포, 다양한 데이터 서비스에 대한 모델링 기법이 요구된다.

셀 최적화의 목적은 최소의 기지국으로 최대의 용량을 얻는데 있다. 셀을 최적화하는 방법으로 유전자 알고리즘이 주로 적용되어져 왔다^{[1][3]}. 유전자

* 연세대학교 전기전자공학과 전파통신연구실 (bspark@yonsei.ac.kr)
논문번호 : 010255-0921 , 접수일자 : 2001년 9월 21일

** 한국전자통신연구원 이동통신연구소 (mkcho@etri.re.kr)

알고리즘은 그 개념과 이론이 단순하고, 해의 탐색 성능이 우수하여 공학, 자연과학뿐만 아니라 경영학 및 사회과학등의 여러분야의 최적화 또는 의사결정 문제에 다양하게 적용 가능하다. 특히 유전자 알고리즘은 복잡한 해 공간의 탐색 성능이 우수하여 변수와 제약이 많은 대형 수리문제를 푸는데 적합한 기법이고, 또한 모형에 대한 유연성이 높아 제약 첨가나 목적함수의 변경이 용이하다는 장점을 갖는다. 이러한 다양한 조건을 만족시키면서 기지국 위치를 최적화하기위해 이진 표현형^[2]이나 계층구조 표현형^[3]이 유전자 알고리즘에 적용되고 있으나, 표현의 한계로 알고리즘의 효율성이 떨어진다. 따라서 다양한 이동통신 환경에 대한 효율적인 표현법이 적용된 셀 최적화 알고리즘에 대한 연구가 요구된다.

본 논문에서는 비균일한 트래픽 환경에서 기지국의 위치를 최적화할 수 있는 실수 표현형을 갖는 유전자 알고리즘을 구현한다. 셀 최적화에 요구되는 기지국의 위치 및 기지국 송신 전력을 실수 형태로 표현하며 기지국의 허용 용량을 고려함으로써 비균일 트래픽 환경에서 기지국의 위치 및 송신 전력에 따른 셀 영역이 최적화할 수 있도록 고안하였다.

II. 유전자 알고리즘 개요

진화 알고리즘은 자연세계의 진화과정을 컴퓨터 상에서 시뮬레이션 함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 계산 모델이다. 진화 알고리즘은 구조가 간단하고 방법이 일반적이어서 응용범위가 매우 넓으며, 특히 적응적 탐색과 학습 및 최적화를 통한 공학적인 문제의 해결에 많이 이용되고 있다.

유전자 알고리즘에서는 생물학의 용어가 자주 사용된다. 문제의 잠재 해를 표현하는 개체는 염색체(chromosome)라 부르며, 각 개체를 이루는 단위를 유전자라 부른다. 어떤 형질을 갖는 유전자가 놓이는 위치를 염색체좌(ocus)라 하고, 각 유전자는 형질을 특징지우는 여러 상태를 가질 수 있는데 이를 대립유전자(allele)라 부른다. 유전자로 이루어진 염색체의 표현을 유전자형(genotype)이라 하고, 염색체가 의미하는 생물의 체질을 표현형(phenotype)이라 부른다^[4].

기본적인 단순 유전 알고리즘(Simple Genetic Algorithm : SGA) 및 흐름도는 그림 1과 같다. 유전자 알고리즘은 문제의 잠재 해를 표현한 개체들로 이루어진 모집단을 가지고 시작한다. 모집단은

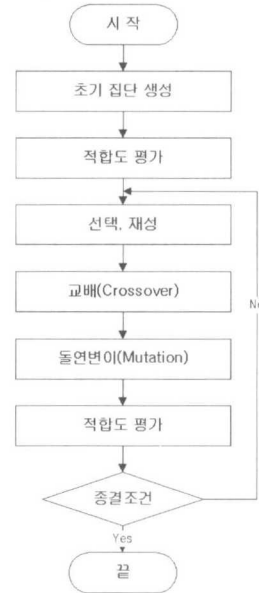


그림 1. 단순 유전 알고리즘 흐름도

매 세대마다 일정수의 개체를 유지하고 매 세대에서 각 개체의 적응도(fitness)를 평가하여 이에 따라 다음 세대에 생존할 개체들을 확률적으로 선별한다. 선별된 개체들 중 일부의 개체들이 임의로 짝을 지어 교배하여 자손을 생성한다. 이 때, 교배(crossover)에 의해 부모의 유전자가 자손에게 상속되고 돌연변이(mutation)가 일어날 수 있다. 자손은 부모로부터 좋은 유전형질을 상속 받는다고 가정함으로써 다음 세대의 잠재 해들은 평균적으로 전 세대보다 좋아진다고 본다.

III. 셀 최적화 알고리즘

유전자 알고리즘의 이론은 스키마 정리(schema theorem)에 기초한다^[5]. 스키마는 개체들간의 유사성을 나타내는 전형(template)으로 John Holland의 스키마 이론과 빌딩 블록 가설은 유전자 알고리즘에서 선별, 교차, 돌연변이 등의 유전자 연산을 통해 개체들에 존재하는 유사한 인자들이 어떻게 다른 개체로 전파 또는 소멸되면서 좋은 해를 찾아가는가를 보여준다.

본 논문에서 구현한 셀 최적화 알고리즘이 Holland의 스키마 정리와 빌딩 블록 가설을 충족할 수 있도록 유전자 표현 및 연산자를 정의하였다. 셀 최적화 방법은 2차원의 지도상에서 구현되므로 유

전자 표현(기지국 위치와 개수)을 이진 스트링으로 표현할 경우 근접한 개체의 표현형과 유전형을 유사하게 나타내기가 어렵고, 정밀한 위치를 표현하려면 개체의 길이가 길어지는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 단점을 극복하기 위해 실수형 표현형을 갖는 진화전략(evolution strategy)을 이용하여 셀 최적화 알고리즘을 구현하였다. 몇 가지 경험적인 비교 결과에 의하면 이진 표현형(binary representation)보다 실수 표현형 결과가 더 좋은 성능을 보이고 있다¹⁶⁾⁷⁾.

1. 유전자 표현 (Representation)

기지국 위치 및 송신전력에 대한 유전자 개체 표현법은 그림 2와 같다. 가능한 후보 해를 의미하는 하나의 개체(genome)는 하나의 벡터 $g=(c_1, \dots, c_k)$ 로 표현하며, 여기서 $c_k=(x_k, y_k, pwr_k)$ 는 k 번째 실수형 기지국의 위치와 송신 전력을 표현하는 염색체(chromosome)이다. K 는 가능한 최대 기지국 개수로 원점을 중심으로 X 축 범위 $[-XRange, XRange]$ 와 Y 축 범위 $[-YRange, YRange]$ 내에 위치한다. 이 경우 K 개보다 적은 수의 기지국으로 최적화가 되어 정의되지 않은 l 번째 기지국에 대해서는 배열 내 기지국의 위치를 NULL로 설정함으로써 K 개 이내의 기지국 개수를 표현하도록 한다.

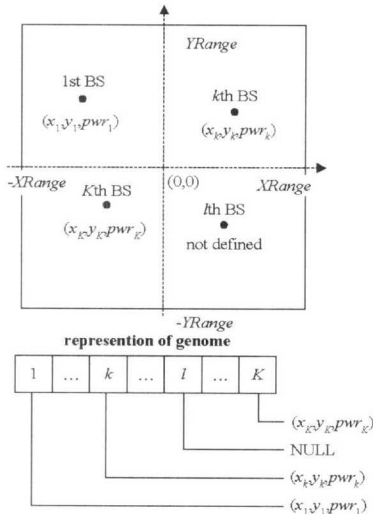


그림 2. 기지국 위치 및 송신 전력을 고려한 유전자 표현형

2. 교배 연산 (Crossover)

본 논문에서는 이전 세대의 부모 개체로부터 하나의 자손을 생성시키는 단자손(one-child) 교배 연

산을 이용한다. 즉, 하나의 자손 c_k^{child} 는 두 부모 개체인 c_k^{dad} 와 c_k^{mom} 로부터 발생시킨다. 그림 3은 단자손 교배 연산 과정을 나타낸다. 이때, 교배 연산 시 부모의 한쪽이 NULL일 경우 NULL이 아닌 쪽의 속성을 물려받으며, 부모 양쪽 모두 교배가 일어나는 원소가 NULL일 경우는 자손에 대해서도 NULL을 물려받는다. 부모 양쪽 모두 NULL이 아닌 기지국의 위치를 갖고 교배 연산을 수행하는 경우 식 (1)의 규칙으로 자손을 생성한다.

$$\begin{aligned}
 x_k^{child} &= \frac{x_k^{dad} + x_k^{mom}}{2} \\
 y_k^{child} &= \frac{y_k^{dad} + y_k^{mom}}{2} \\
 pwr_k^{child} &= \frac{pwr_k^{dad} + pwr_k^{mom}}{2}
 \end{aligned} \tag{1}$$

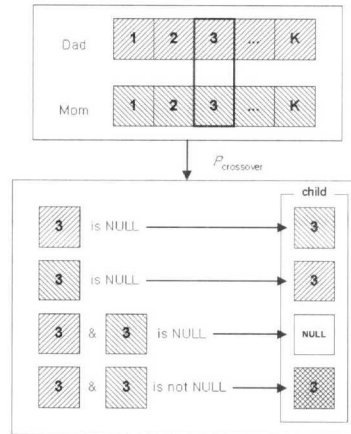


그림 3. 단자손 교배 연산

3. 돌연변이 연산 (Mutation)

본 논문에서 사용한 돌연변이 연산은 $P_{mutation}$ 의 돌연변이 확률에 따라 염색체 단위로 그림 4와 같이 수행한다. m 번째 개체내 k 번째 염색체 c_{mk} 에 돌연변이가 일어났을 때, $c_{mk} = NULL$ 이면, P_n 의 확률(NULL-to-NULL probability)로 다시 $c_{mk} = NULL$ 이 되거나, $1 - P_n$ 의 확률로 영역내 임의의 위치 $c_{mk} = (x', y', pwr')$ 로 정의한다. $c_{mk} \neq NULL$ 이면 P_v (EXISTENCE-to-EXISTENCE probability)의 확률로 $c_{mk} = (x_{mk} + \chi_x, y_{mk} + \chi_y, pwr_{mk} + \chi_{pwr})$ 이 되거나 $1 - P_v$ 의 확률로 $c_{mk} = NULL$ 이 된다. 여기서 $\chi_x, \chi_y, \chi_{pwr}$ 는 평균이 0이고 설정된 분산값을 갖는 정규분포의 랜덤 변수이다.

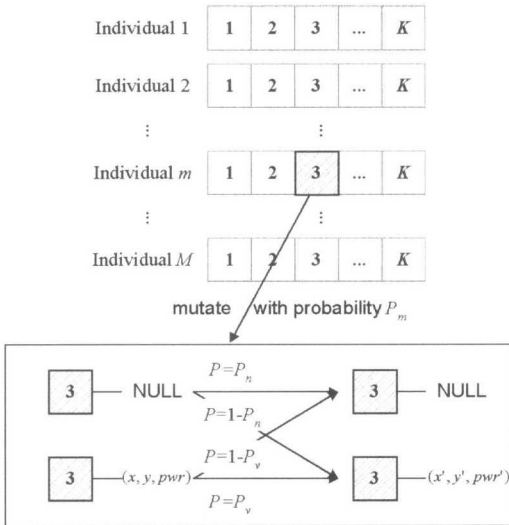


그림 4. 돌연변이 연산

4. 적합도 평가 (Fitness Evaluation)

진화 알고리즘은 모집단내의 개체중 우수한 성질의 개체가 번식되도록 하는 방법이기 때문에 각 개체가 환경에 잘 적응하여 이후 세대에도 번식할 수 있도록 세대마다 적합도를 평가한다. 본 논문에서는 주어진 영역내의 트래픽의 수용정도(coverage fitness), 기지국 송신 전력(power fitness)과 사용된 기지국수(economic fitness)로부터 적합도함수를 구성한다. 적합도를 평가하기 위한 목적함수는 그림 5와 같이 구현한다. 지도정보와 전파모델로부터 기지국 영역을 계산하고, 이를 주어진 트래픽 지도에 적용하여 트래픽 영역 비율을 구하며, 기지국 송신 전력 및 기지국수와 함께 목적함수를 구성한다.

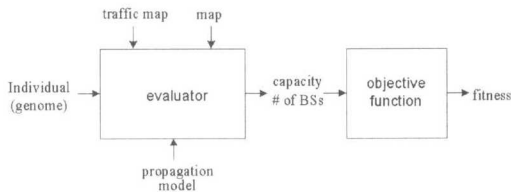


그림 5. 목적함수의 구성

적합도를 평가하기 위한 목적함수는 식 (2)과 같이 다중 목적함수에 의한 최적화 문제로 가정한다^[8].

$$f(G) = \omega_t \cdot f_t(G) + \omega_p \cdot f_p(G) + \omega_e \cdot f_e(G) \quad (2)$$

여기서 G 는 모집단내의 각각의 개체를 나타내며,

$f_t(G)$, $f_p(G)$, $f_e(G)$ 는 트래픽 영역밀도와 기지국 송신 전력, 기지국 개수에 따른 경제성 정도이며 각각 식 (3), (4), (5)로 정의한다.

$$f_t(G) = \frac{\text{covered traffic}}{\text{total traffic}} \quad (3)$$

$$f_p(G) = \frac{\max \text{ BS pwr} - \text{used BS pwr}}{\max \text{ BS pwr}} \quad (4)$$

$$f_e(G) = \frac{\max \text{ BSs} - \text{used BSs}}{\max \text{ BSs}} \quad (5)$$

또한 ω_t , ω_p , ω_e 는 $f_t(G)$, $f_p(G)$, $f_e(G)$ 의 비중을 나타내는 가중치로서 $\omega_t + \omega_p + \omega_e = 1$, $0 \leq \omega_t, \omega_p, \omega_e \leq 1$ 내에서 정의한다. $f_t(G)$ 은 트래픽 영역 밀도를 많이 차지할수록 값이 커지게 되며, $f_p(G)$, $f_e(G)$ 는 각각 기지국 송신 전력과, 설계된 기지국 개수가 작을수록 큰 값을 갖게 된다. 따라서 본 논문에서의 최적화 방향은 주어진 가중치에 따라 최소의 기지국과 최소의 송신 전력으로 최대의 영역을 차지하도록 고안하였다.

본 논문에서 적용한 유전자 표현형 및 관련 연산자는 셀 설계를 위한 2차원 좌표상에서의 기지국의 위치와 개수에 대해 정의되므로, 셀 설계 시 실제 상황에서 고려될 수 있는 간섭이나 핸드오버, PN offset 등의 요소는 목적함수의 설계 방법에 따라 고려될 수 있다.

IV. 선택 전략 (Selection)

선택 연산자는 잘 적응한 해들은 살아 남고 잘 적응하지 못한 해들은 도태되도록 유도함으로써 자연 선택 현상을 모델링 한다. 선택의 기반이 되는 것은 식 (2)로 정의된 적합도 함수이며 여러 가지 선택 방법들이 존재하지만 그 기본 원리는 더 좋은 개체들에게 특권을 부여한다는 것에 있어서 공통적이다. 일반적으로 널리 사용되는 선택 방법으로는 각 개체의 적응도에 비례한 확률로 자손을 남기는 룰렛 모델(Roulette wheel selection)이라 불리는 '적응도 비례선택', 적응도에 따라서 각 개체의 순위를 매기고, 사전에 각 순위에 대해서 결정된 확률로 자손을 남기는 '순위선택(Rank selection)', 집단으로부터 결정된 수의 개체를 무작위로 선택하여 그 중에서 가장 적응도가 높은 개체를 다음 세대로 남기는 '토너먼트 선택(Tournament selection)'과 적응도에 따른 선택 확률을 균일하게 하는 '균일 선택

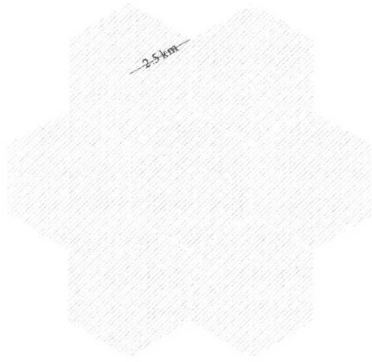


그림 6. 검증을 위해 사용된 트래픽 밀도 분포

(Uniform selection)’ 등이 있으며, 집단 중에서 가장 적응도가 높은 개체를 그대로 다음 세대로 남기는 ‘엘리트 보존 전략’과 함께 사용되기도 한다⁴¹⁾.

본 논문에서는 셀 최적화 알고리즘을 검증하고 실수형 파라미터에 대한 적절한 선택 전략을 선정하기 위해 최적 해를 직관적으로 판단할 수 있는 상황에 대해 적용한다. 그림 6과 같이 육각형 모양의 1 tier 셀 내에 일정한 트래픽 분포를 갖고 이외의 지역에서는 전혀 트래픽이 분포하지 않는 것으로 가정하여 트래픽 밀도 bin 단위 지도 지도를 작성한다. 즉 그림 6에서 빗금 친 부분에만 일정한 양의 트래픽이 존재하며 예측 영역은 중심에 위치한 육각형의 중심점을 원점으로 하여 좌우상하 7.5km의 영역으로 설정하였다 ($XRange = YRange = 7.5km$).

경로 손실을 예측하는 전파 모델은 기지국과 이동국 사이의 거리에 의해서만 결정되도록 식 (6)과 같은 간단한 경로 손실 모델을 이용한다.

$$L(dB) = L_0(dB) \times \left(\frac{d}{d_0}\right)^{-n} \quad (6)$$

단, $L_0(dB)$ 는 d_0 에서의 기준 경로 손실이고 n 은 경로손실 기울기이며 3.5로 설정하였다. 식 (6)의 전파 모델을 이용할 경우 셀의 모양은 원형이 된다. 각 육각형 중심에 기지국이 위치하여 총 7개의 기지국이 설치되었을 경우를 최적의 상황으로 가정하기 위해, 육각형의 반경에 해당하는 2.5km를 셀 반경으로 설정하였다. 커버리지 영역 내 최대 경로 손실을 140dB로 가정하면 식 (6)의 전파 모델에서 $L_0 = 140dB$ 이고 $d_0 = 2.5km$ 가 된다. 이러한 상황에서 진화 알고리즘의 수렴 정도와 최적해 산출 유무를 판단할 수 있다.

그림 6의 트래픽 분포에서 식 (6)의 전파 모델을

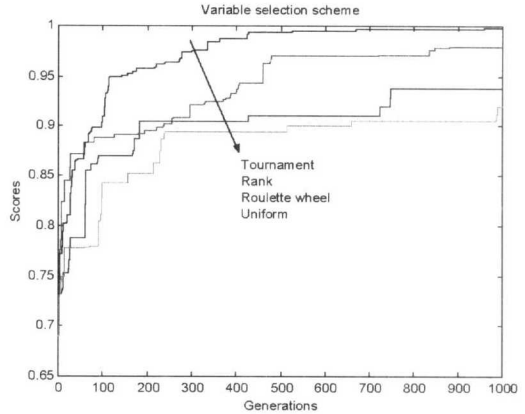


그림 7. 선택 방법에 따른 적응도 변화

적용했을 때, 선택 방법에 따른 적응도 변화는 그림 7과 같다. 그림에서 보듯이 토너먼트 선택, 순위선택, 적응도 비례 선택, 균일 선택 순서로 높은 적응도를 보인다. 선택 전략에 따라 적응도의 차이를 보이고 있으므로 진화 전략 및 트래픽 지도에 따라 적절한 선택 방법을 적용할 필요가 있다.

그림 8은 그림 6의 트래픽 지도에 대한 ‘토너먼트 선택’ 전략에 따른 기지국 위치 최적화 과정의 결과이다. 임의로 결정한 초기 기지국의 배치는 5개의 기지국으로 51.84%의 트래픽 영역을 차지하고 있다. 1세대 진행 후에는 6개의 기지국으로 63.15%, 100세대 진행 후에는 7개의 기지국으로 94.98%의 트래픽 영역을 차지한다. 세대가 진행할수록 차지하는 트래픽 영역이 증가하다가 1000세대 진행 후에는 99.80%로 최적에 가까운 결과를 보이고 있다.

V. 시뮬레이션 결과

앞에서 정의한 실수형 기지국의 위치 및 송신 전력으로 표현된 유전자형과 이와 관련된 연산의 결과를 살펴보기 위한 시뮬레이션 환경으로 그림 9의 서울 강남지역을 모델링 하였다. 설정한 지역은 산악지역과 상가 및 주거 지역에 평지 및 강이 존재하는 전형적인 한국의 도심지 환경이다. 그림 10은 전파 모델을 위해 산출한 고도 데이터이며 시뮬레이션에 사용된 전파 모델은 Hata 모델⁹⁾이다. 시뮬레이션 영역은 12km×12km이며 각 bin의 크기는 120m×120m로서 가로, 세로에 각각 100개의 bin이 할당되도록 하였다. 고도 지도의 경우 각 bin에 대해 고도 값이 입력되어 있으며 기지국과 이동국 안

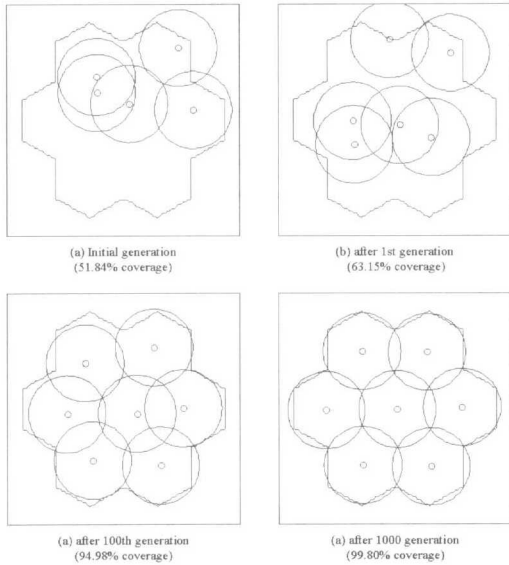


그림 8. 세대에 따른 기지국 배치

테나 높이 정보로부터 송신단과 수신단 사이의 경로 손실을 계산한다. 설정된 모든 기지국과 bin 사이의 경로 손실을 계산하며 수신단 감도(receiver sensitivity)와 비교하여 각 기지국의 커버리지를 결정한다. 그림 11은 그림 9의 지도로부터 상가지역, 아파트지역, 녹지 등의 특성을 고려하여 비균일한 트래픽 분포를 가정한 트래픽 지도이다. 각 bin에서의 트래픽 밀도는 erlang 단위로 주어지며 지역 특성을 고려하여 트래픽 지도를 구성하였다. 시뮬레이션을 위한 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. 시뮬레이션 파라미터

최대 기지국 개수	25
모집단 크기	30
돌연변이 확률	0.1
돌연변이 표준편차	3062.2
초기 Null-to-Null 확률	0.2
초기 Pos-to-Pos 확률	0.95
Null-to-Null 확률	0.5
Pos-to-Pos 확률	0.5
최소 기지국 송신 전력	20 dBm
최대 기지국 송신 전력	40 dBm
수신단 감도	-110 dBm
기지국 허용 용량	50 Erlang
선택 기법	토너먼트 선택
종료 조건	세대 제한
엘리트 보존 전략	사용
전파 모델	Hata 모델(DU)

그림 12와 그림 13은 그림 11의 트래픽 지도에 대한 각각 목적함수 가중치 $(\omega_t, \omega_p, \omega_e) = (1.0, 0.0, 0.0)$ 와 $(\omega_t, \omega_p, \omega_e) = (0.8, 0.0, 0.2)$ 일 때, 5000세대 진행후 기지국 배치 및 송신전력을 나타낸다. 본 논문에서 구현한 유전자 알고리즘은 셀 설계와 같은 복잡한 조합적 수리 문제에 대해 세대가 진행되면서 최적해에 가까워지는 점근적인 해를 제시한다. 본 논문에서는 시뮬레이션 종결 조건으로 세대 수를 제한하였기 때문에 본 논문의 결과는 5000세대까지 진행된 근사화 된 최적 값이다. 그림 12의 시뮬레이션 결과 25개의 기지국으로 97.25%의 커버리지를 보이고 있다. 설정한 목적함수 가중치에 따라 25개의 최대 기지국수로 최대의 커버리지를 얻는 방향으로 최적화가 수행되었다. 그림 13의 시뮬레이션 결과, 이때의 커버리지는 93.04%이며 19개의 기지국이 사용되었다. 경제성 적합도 가중치를 부여하였기 때문에 커버리지는 작아졌지만 적은 수의 기지국이 사용되도록 최적화가 진행되었다. 각각의 기지국의 허용 트래픽 용량을 제한

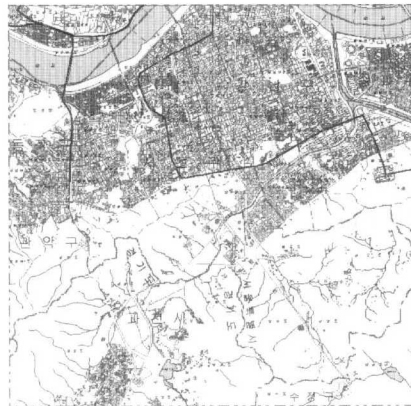


그림 9. 서울 강남 지역 지도

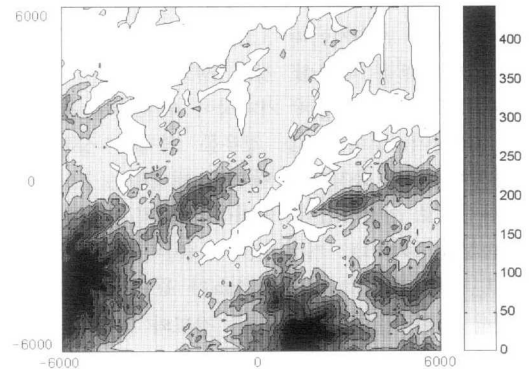


그림 10. 고도 데이터 (meter)

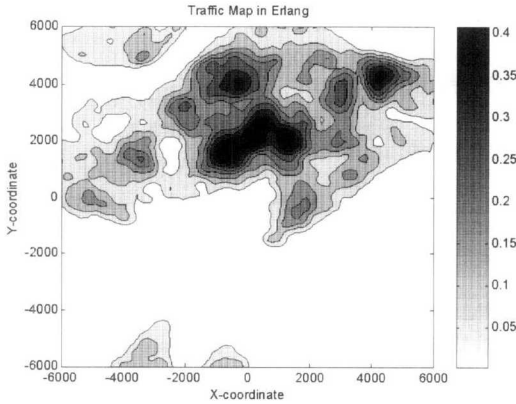


그림 11. 트래픽 밀도 지도 (erlang/bin)

하였기 때문에 밀한 트래픽 분포를 갖는 지역은 소한 지역에 비해 셀 영역이 작아지도록 기지국 송신 전력이 조절되었다.

VI. 결론

본 논문에서는 비균일한 트래픽 정보와 전파 예측용 지도가 주어진 환경에서 기지국 위치와 기지국 송신 전력 및 기지국 개수를 최적화 할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

복잡한 해 공간에서 탐색 성능이 우수한 유전자 알고리즘을 비균일한 이동통신 환경에서의 기지국 최적화에 적용하기 위해 기지국 위치 및 기지국 송신 전력을 실수형으로 표현하는 진화전략을 고안하였으며 이를 바탕으로 교배, 돌연변이등의 진화 연산 방법 및 목적함수를 정의하였다. 목적함수는 세대가 진행하면서 우수한 해가 존재하도록 적합도

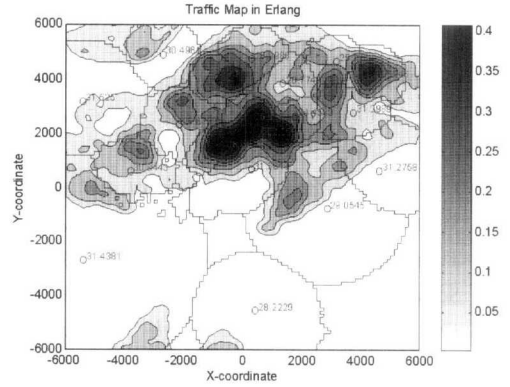


그림 13. 5000세대 진행후 기지국 배치, $(\omega_l, \omega_p, \omega_e) = (0.8, 0.0, 0.2)$

평가에 이용하는 것으로서 본 논문에서는 가능한 많은 트래픽을 포함하도록 하는 커버리지 적응도와 기지국 송신 전력과 기지국 개수에 따른 송신전력 적응도 및 경제성 적응도를 사용하였다. 셀 설계 시 실제 상황에서 고려될 수 있는 간섭이나 핸드오버, PN offset등의 요소들은 목적함수의 설계 방법에 따라 고려될 수 있다.

본 논문에서 육각형 1-tier 트래픽 지도를 이용하여 검증한 결과 토너먼트 선택법을 적용할 경우 1000세대 진행후 99.80%의 트래픽을 포함하는 최적해에 가까운 결과를 얻을 수 있었다. 또한 목적함수내 적응도의 가중치에 따라 트래픽을 차지하는 영역을 넓히고 기지국 송신 전력을 감소하며, 기지국의 개수는 최소화하도록 비균일 이동통신 환경에서 셀 설계를 수행할 수 있었다.

참고 문헌

- [1] Jin-Kyu Han, Byoung-Seong Park, Yong-Seok Choi, and Han-Kyu Park, "Genetic Approach with a New Representation for Base Station Placement in Mobile Communications", *Proc. IEEE VTC 2001 fall*, pp.2703-2707, 2001.
- [2] Calegari P., Guidic F., Kuonen P., Wagner D., "Genetic Approach to Radio Network Optimization for Mobile Systems", *IEEE Vehicular Technology Conference*, pp.755-759, May, 1997.
- [3] Xuemin Huang, Ulrich Behr, Werner Wiesbeck, "Automatic Base Station Placement and Dimensioning for Mobile Network

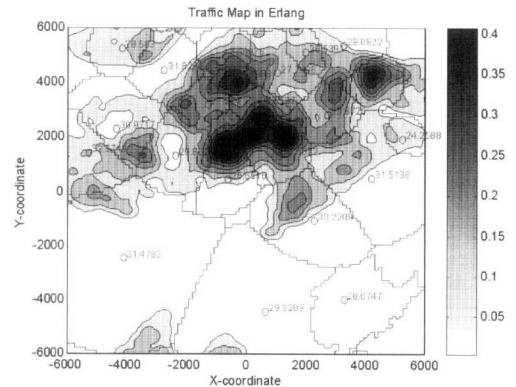


그림 12. 5000세대 진행후 기지국 배치, $(\omega_l, \omega_p, \omega_e) = (1.0, 0.0, 0.0)$

