

파티클군집최적화 방법을 적용한 위치관리시스템 최적 설계

변지환* · †김성수* · 장시환** · 김연수***

Optimal Design of Location Management Using Particle Swarm Optimization

Ji-Hwan Byeon* · †Sung-Soo Kim* · Si-Hwan Jang** · YeonSoo Kim***

■ Abstract ■

Location area planning (LAP) problem is to partition the cellular/mobile network into location areas with the objective of minimizing the total cost in location management. The minimum cost has two components namely location update cost and searching cost. Location update cost is incurred when the user changes itself from one location area to another in the network. The searching cost incurred when a call arrives, the search is done only in the location area to find the user. Hence, it is important to find a compromise between the location update and paging operations such that the cost of mobile terminal location tracking cost is a minimum. The complete mobile network is divided into location areas. Each location area consists of a group of cells. This partitioning problem is a difficult combinatorial optimization problem. In this paper, we use particle swarm optimization (PSO) to obtain the best/optimal group of cells for 16, 36, 49, and 64 cells network. Experimental studies illustrate that PSO is more efficient and surpasses those of precious studies for these benchmarking problems.

Keywords : Location Area Planning(LAP), Particle Swarm Optimization(PSO), Location Management

논문접수일 : 2011년 08월 29일 논문수정일(1차 : 2011년 12월 19일, 2차 : 2012년 01월 30일)

논문게재확정일 : 2012년 02월 03일

* 강원대학교 산업공학과

** 고려대학교 정보보호대학원

*** KT 네트워크기술지원본부, 기술평가담당

† 교신저자

1. 연구의 배경과 목적

무선통신 네트워크에서는 사용자의 이동으로 인한 핸드오프 요청으로 로밍(Roaming) 이동체를 찾게 되며 사용자의 위치 관리를 위하여 현재 위치의 모바일 터미널을 찾게 된다. 이러한 사용자가 무선통신 네트워크 서비스 이용 시 이동체 위치관리는 매우 중요한 문제가 된다. 또한 이런 과정에서 발생하는 관련된 비용도 중요하게 다뤄야 할 문제가 된다. 이런 이유로 위치관리의 부하를 줄이려는 연구가 다양하게 진행되고 있고 또한, 고객 위치 정보의 효율적인 관리에 대한 필요성이 제기되고 있다.

최근 이동통신 사용자가 기하급수적으로 증가하면서 2세대 무선통신망에서는 기지국 제어장치(Base Station Controller, BSC) 혹은 3세대 무선통신망에서는 무선네트워크 제어기(Radio Network Controller, RNC) 단위로 분할하거나 심지어는 모바일 교환기(Mobile Switching Controller, MSC) 단위로 분할하여 위치관리 및 페이징이 이루어진다. 그 이유는 BSC와 MSC의 호(call) 처리 수용량과 한정된 채널 등의 자원의 한계가 있기 때문이다. 특히, 인구가 과밀한 지역은 Toril et al.[14]과 같이 BSC 혹은 RNC에 base station(BS)을 할당하거나 또는 Merchant et al.[7]의 논문과 같이 더 높은 계층인 MSC에 BS를 할당하고 분할하여 위치관리와 페이징하는 것이 적절하다. 그러나 상대적으로 이동통신 사용자가 적은 지역은 Location area 계층에서 위치관리와 페이징 해도 호(call)처리 수용량과 채널 자원내에서 충분히 이동통신서비스가 가능하여 BSC 혹은 RNC 계층에서 분할 관리하는 것보다 상대적으로 경제적이다. 또한, Toril et al.[15]에 따르면 기존에는 Location area planning(LAP)이 같은 MSC 상에서만 실행되었으나 최근 무선통신네트워크의 장비의 발달로 인하여 최소한의 노력과 투자로 다른 MSC 경계 사이에서의 LAP도 가능해지고 LA 계층에서의 클러스터링 문제가 매우 중요하게 대두 되고 있다. Almeida-Luz et al.[13]에서도 이동위치관리 방법인 리포팅셀 방식과 LAP

방식의 중요성을 강조하고 Differential evolution (DE) 방법을 적용하여 최적화 하였다. 따라서 본 논문에서는 이와 같이 LAP 연구의 필요성을 확인하고 효율적인 LAP 위치관리시스템을 통하여 이동통신네트워크의 효율성을 높이고자 한다.

LAP 방식에서 무선통신네트워크의 셀들을 location area(LA)로 그룹핑(grouping)하는 문제는 NP-complete로 알려져 있고 최적해 또는 가장 좋은 해를 탐색해 내기 위한 다양한 휴리스틱 알고리즘에 적용되어 왔다[5, 12]. Bhattacharjee et al.[4]은 셀의 할당 문제를 2단계 최적화 방법을 적용하였다. 1단계에서는 각 LA 당 최적 셀의 수를 결정하는 것이고, 2단계에서는 총비용을 최소화하기 위해 셀들의 LA 할당을 결정하는 것이다. Demirkol et al.[6]은 LAP 문제를 simulated annealing(SA) 방법으로, Menon and Gupta[8]는 일반적인 선형계획법에 SA 방법을 접목시킨 혼합 휴리스틱 방법으로 가장 좋은 해를 탐색하고자 했다. Pierre and Houeto [9]는 타부서치를, Quintero and Pierre[11]은 유전자알고리즘을, 김성수 외[1]은 개미군최적화 방법을 적용하였다.

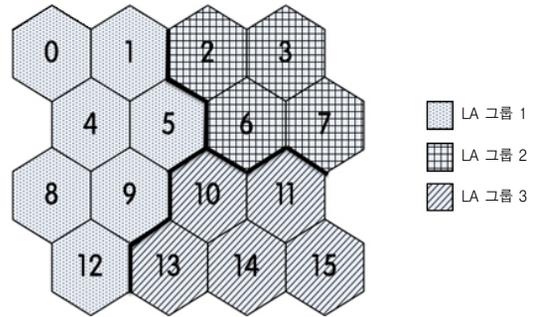
본 논문의 목적은 LAP 그룹핑 문제에서 이동체의 위치를 갱신하여 등록하는 업데이트 비용과 이동체를 탐색하는 페이징 비용의 평가함수를 최소화할 수 있는 location area(LA) 방식의 위치정보관리시스템을 파티클군집최적화(particle swarm optimization, PSO)를 적용하여 최적 설계하는 것이다[2]. 특히, PSO를 적용하여 LAP 최적화 방법을 개발하여 제안하고 기존에 연구된 개미군최적화(ant colony optimization, ACO) 방법[1]과 DE 방법[13]을 적용한 벤치마킹 문제와 비교 실험을 통하여 LAP 그룹핑 문제에 대한 PSO 방법의 성능을 평가 분석하였다.

2. Location Area Planning 그룹핑 문제

LAP 위치관리방식은 무선 통신 네트워크 서버

스가 도달 가능한 범위를 LA의 그룹으로 분할한다. 각각의 LA는 연속된 셀들로 구성되어 있고 각 셀의 기지국은 각 셀이 어느 LA에 속하는지를 식별한다. 그러므로 이동체가 새로운 LA에 속하는 셀로 이동할 때에 그 위치를 갱신하여 등록하는 업데이트를 한다. 사용자로부터 특정한 이동체로 통화요청이 들어오면 무선 통신 시스템은 LA안에 있는 모든 셀을 탐색하여 이동체가 마지막으로 위치를 갱신하기 위해 업데이트된 위치정보를 보고한다. LAP 위치관리방식의 핵심 문제는 총 위치관리 비용이 최소화 되는 LA 그룹핑을 어떻게 할 것인가이다.

<그림 1>과 같이 그룹화 된 LA 구성 해를 평가하기 위한 비용 계산 과정은 다음과 같다. 업데이트 비용은 서로 다른 LA들 간의 경계면에서 발생하므로 모든 경계면들의 핸드오프 트래픽양을 계산하면 된다. LA 그룹 1과 LA 그룹 2 사이에는 셀 1과 2간의 핸드오프 트래픽, 셀 2와 5간의 핸드오프 트래픽, 셀 5와 6간의 핸드오프 트래픽양이 발생하게 되고 이 두 지역 사이에는 그만큼의 업데이트 비용이 발생한다. 특정한 LA의 어느 한 셀에서 통화를 요구하게 되면 그 셀이 포함되어 있는 LA의 모든 셀에 페이징을 하여 각 LA 별로 페이징 비용을 계산하게 된다. Hac and Zhou[5]의 논문에서 언급한 것과 같이 페이징 비용은 각 지역에 속해 있는 셀들의 수와 그 지역에 속해 있는 셀들의 통화요구량의 총합을 곱하여 구한다. 즉, 셀 i 의 탐색 비용은 셀 i 의 통화요구량에 탐색공간(그 LA에 속한 셀의 수)을 곱하여 계산한다고 설명하였다. 즉, LA 그룹 1의 셀 0에서 통화요구량만큼 통화요구를 할 경우, LA 그룹 1에 할당되어 있는 모든 셀 0, 1, 4, 5, 8, 9, 12에 통화요구량만큼의 페이징 신호를 보내게 된다. 따라서 셀 0의 통화요구량에 대한 페이징 비용은 셀의 수 7과 셀 0에서의 통화요구량을 곱하여 얻게 된다. 셀 1, 4, 5, 8, 9, 12도 같은 방법으로 계산한다. 추가적으로 LA 그룹 2와 3도 각각의 페이징 비용을 계산할 수 있다.



<그림 1> 3개의 LA 그룹, 16개 셀의 예제

<그림 1>의 예제의 셀 j 의 통화요구량 w_{cj} 와 셀 j 로 들어오는 핸드오프 트래픽 양 w_{mj} 의 실험 데이터 값은 Subrata and Zomaya[12]가 사용한 <표 1>과 같고 이 데이터 값을 이용하여 업데이트 비용, 페이징 비용 및 목적함수의 값인 총 비용과 콜(call) 당 비용을 다음과 같이 구할 수 있다.

<표 1> <그림 1>의 예제 실험 데이터

Cell	w_{cj}	w_{mj}	Cell	w_{cj}	w_{mj}
0	517	518	8	251	445
1	573	774	9	224	2149
2	155	153	10	841	1658
3	307	1696	11	600	952
4	642	1617	12	25	307
5	951	472	13	540	385
6	526	650	14	695	1346
7	509	269	15	225	572

업데이트 비용은 <그림 1>과 같이 LA 그룹이 3개로 나누어져서 경계면을 이루는 셀 1, 2, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13에서 발생된다. 먼저 LA 그룹 1과 2의 경계면에서 트래픽량의 합을 계산하면 $h(1, 2) + h(2, 1) + h(2, 5) + h(5, 2) + h(5, 6) + h(6, 5) = 38.25 + 193.5 + 78.667 + 38.25 + 108.333 + 78.667 = 535.667$ 이다. LA 그룹 2와 3의 경계면에서 트래픽량의 합은 $h(6, 10) + h(10, 6) + h(6, 11) + h(11, 6) + h(7, 11) + h(11, 7) = 276.333 + 108.333 + 190.4 + 89.667 = 963.466$ 이다. 또, LA 그룹 1과 3의 경계면에서 트래픽량의 합은

$h(5, 10)+h(10, 5)+h(9, 10)+h(10, 9)+h(9, 13)+h(13, 9)+h(12, 13)+h(13, 12) = 276.333+78.667+276.333+358.167+96.25+102.333 = 1642.5$ 가 된다. 따라서 업데이트 비용은 Taheri[3]가 사용한 것과 같이 업데이트 비용 가중치를 10으로 했을 때 $10 \times (545.667+963.466+1642.5) = 31416.3$ 으로 산출할 수 있다.

페이징 비용은 LA 그룹별로 각 셀의 통화요구량의 합을 구한 다음 해당 LA 그룹의 셀 수를 곱한 다음 각 LA 그룹의 비용을 모두 합하여 계산한다. LA 그룹 1에 대해서는 $(517+573+642+951+251+224+25) \times 7 = 22281$ 이고, LA 그룹 2에 대해서는 $(155+307+526+509) \times 4 = 5988$ 이며, LA 그룹 3에 대해서는 $(841+600+540+695+225) \times 5 = 14505$ 로 계산된다. 페이징 비용은 각 그룹별로 계산된 값을 합하여 $(22281+5988+14505) = 42774$ 로 산출된다. 따라서 총 비용은 업데이트 비용과 페이징 비용의 합인 74190.3으로 계산되고 통화 call 당 비용은 총비용을 전체 콜(call)의 합으로 나누어 준 비용으로 계산된다. 따라서 콜(call) 당 비용은 총비용 74190.3을 4×4 예제의 전체 통화요구량 7581로 나눈 9.786이 된다.

위와 같이 설명한 LAP 그룹핑 문제를 수리적 모델화하고 체계화하면 다음과 같다. 본 논문의 목적은 총비용함수를 최소화하기 위해서 n 개의 셀을 m 개의 LA에 할당하는 의사결정을 하는 것이다. Merchant and Sengupta[7] 등 기존 논문의 공식화 내용을 기본으로, 식 (1)과 같이 총비용을 평가함수로 하는 LAP 정수계획모형으로 공식화할 수 있다.

목적식 : Minimize

$$\begin{aligned} \text{Total Cost} = C \cdot \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (1-y_{ij}) \cdot h(i, j) \\ + \sum_{j=1}^n w_{cj} \cdot u_j \end{aligned} \quad (1)$$

목적식 (1)은 이동체의 위치갱신 핸드오프 비용(다른 LA에 할당되어 있는 두 셀간의 핸드오프 트래픽 비용)과 이동체를 탐색하는 페이징 비용(특정 통화요구에 대한 이동체를 탐색하기 위한 탐색 비용을 고려한 총비용 함수이다. y_{ij} 는 셀 i 와 셀 j

가 같은 LA에 할당되면 1의 값을 갖고 그 외의 경우에는 0값을 갖는 이진변수로 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다. $h(i, j)$ 는 셀 i 에서 셀 j 로 이동하는 트래픽양(사용자가 이동하는 수)을 w_{cj} 는 셀 j 의 통화요구량(사용자가 이동체로 통화 요청하는 수)을 나타낸다. u_j 는 셀 j 가 속하여 있는 Location Area의 셀의 수를 나타낸다. C 는 위치 등록 업데이트 상수이다.

$$\sum_{k=1}^m x_{ik} = 1, \quad 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

제약식 (2)에서 x_{ik} 는 셀 i 가 LA k 에 할당되었을 경우는 1, 그렇지 않을 경우는 0으로 하는 이진변수이다. 제약식 (2)는 모든 셀은 하나의 LA에만 할당될 수 있음을 나타낸다.

$$z_{ijk} = x_{ik} \cdot x_{jk}, \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq n, \quad 1 \leq k \leq m \quad (3)$$

$$y_{ij} = \sum_{k=1}^m z_{ijk}, \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq n \quad (4)$$

제약식 (3)에서 z_{ijk} 는 셀 i 와 셀 j 가 같은 LA k 에 할당되었을 경우 1의 값을 갖고 그 외의 경우에는 0 값을 갖는 이진변수이다.

$$\sum_{j=1}^n w_{cj} \cdot x_{jk} \leq M_k, \quad 1 \leq k \leq m \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{jk} \leq N_k, \quad 1 \leq k \leq m \quad (6)$$

식 (5)는 각 LA의 수용할 수 있는 통화요구량에 관한 식이며 M_k 는 LA k 에서 수용할 수 있는 통화요구 최대 용량을 나타낸다. 식 (6)은 각 LA에 포함될 수 있는 최대 셀의 수에 관한 식이며 N_k 는 LA k 에 포함될 수 있는 최대 셀의 수를 나타낸다.

3. PSO를 적용한 LAP 그룹핑 최적화 방법

Kennedy가 제안한 PSO[10]는 탐색을 진행하면

서 각각의 particle들이 현재까지의 탐색 중 가장 좋은 평가값의 위치를 $pbest$ 에 기억하고 있으며, 한 세대 즉, i 제 세대 전체의 particle들 중 가장 좋은 평가값을 갖는 particle의 위치를 $gbest$ 에 기억시킨다. 각 particle의 이동은 탐색과정 중 현재까지의 $pbest$ 와 $gbest$ 에 저장된 결과값과 현재 위치 X_j^i 와 변화 v_j^i 를 이용하여 새로운 변화 v_j^{i+1} 은 식 (7)으로 나타낸다. 즉, X_j^i 가 $pbest_j^i$ 를 참조하려는 정도 $[pbest_j^i - X_j^i]$, X_j^i 가 $gbest^i$ 를 참조하려는 정도 $[gbest^i - X_j^i]$ 와 현재의 변화 v_j^i 의 가중치 조합으로 새로운 변화 v_j^{i+1} 를 생성한다. 그리고 위치의 수정 X_j^{i+1} 은 현재의 위치 X_j^i 와 수정된 속도 v_j^{i+1} 을 이용해서 식 (8)으로 결과를 도출한다. X_j^i 는 i 시점(세대)의 particle j 의 위치, X_j^{i+1} 은 $t+1$ 시점(세대)의 particle j 의 위치를 나타낸다.

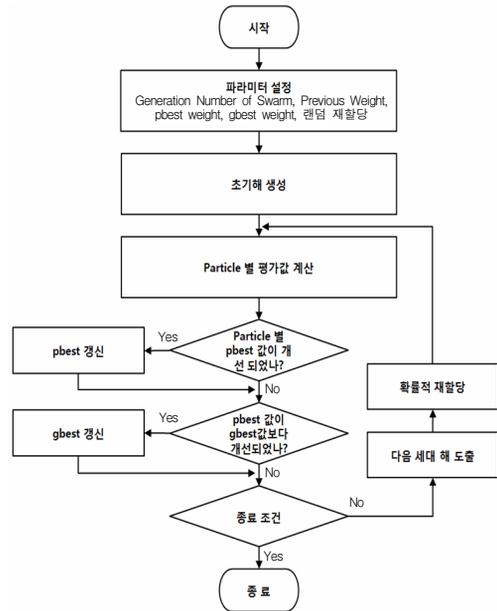
$$v_j^{i+1} = wv_j^i + c_1 \cdot r_1 \cdot [pbest_j^i - X_j^i] + c_2 \cdot r_2 \cdot [gbest^i - X_j^i] \quad (7)$$

$$X_j^{i+1} = X_j^i + v_j^{i+1} \quad (8)$$

이와 같은 과정을 반복하여 최적해를 탐색하면서 종료조건이 만족할 때까지 DPSO 알고리즘이 진행된다. c_1 과 c_2 는 각 particle이 $pbest_j^i$ 와 $gbest^i$ 로 향하는 확률적 가속의 가중치이다. r_1 과 r_2 는 $[0, 1]$ 내의 랜덤 상수이다. w 는 타성가중치(inertia weight)라 하는데 현재의 속도에 대한 기존 속도의 영향을 조절하기 위한 제어 파라미터로써 탐색과정 초기에는 전역탐색의 강화를 위해 w 값을 크게 설정하고, 탐색 후반부에는 지역탐색을 위해 w 를 감소시킨다.

PSO를 LAP 그룹핑 문제에 적용하게 되면 <그림 2>의 순서도와 같이 적용되게 된다. PSO 알고리즘의 w, c_1, c_2, r_1, r_2 와 같은 각각의 파라미터 값을 설정한다. 초기해를 생성하기 위하여 군집(swarm)당 설정된 수만큼의 particle의 해를 X_j^i (i 세대에서 만들어진 j 번째 해) 임의적으로 생성하고 식 (7)과 (8)을 통하여 평가값을 계산 particle의 해를 평가

한다. 다음 세대는 이전의 해 X_j^i 와 $pbest_j^i, gbest^i$ 가 고루 적용될 수 있도록 각 해의 확률을 적용시켜 다음 세대에 반영하여 새로운 해 X_j^{i+1} 를 생성하고 $pbest_j^{i+1}, gbest^{i+1}$ 를 갱신하여 최적해에 수렴하게 된다. 지역해에 빠짐을 방지하기 위해 다음 세대를 진행하기 전에 확률적으로 재할당 한다.



<그림 2> PSO를 적용한 LAP 그룹핑 최적화

일반적으로 해의 표현을 이진(binary)형 데이터를 사용할 경우는 0과 1로써 그룹화를 판단하지만, 실제 할당 받는 LA의 수는 한정되어 있기 때문에, 이진형의 자료구조는 비효율적이다[2]. <그림 3>은 <그림 1>의 3개의 LA 그룹 1, 2, 3으로 구성되어 있는 1차원의 해로 표현한 것이다. 즉, LA 그룹 1(셀 번호 0, 1, 4, 5, 8, 9, 12), LA 그룹 2(셀 번호 2, 3, 6, 7), LA 그룹 3(셀 번호 10, 11, 13, 14, 15)으로 표현된다. <그림 3>에서 볼 수 있듯이 정수(integer)형 자료구조를 선택하였기 때문에 비효율적인 할당을 최소화 시켰다. 또한 LA 그룹의 구조를 명확히 판단하여 비교 및 분석이 용이할 뿐만 아니라, 계산 과정을 간소화 시켰기 때문에 효율적인 프로그램 운영이 가능하다.

LA Number	Cell number															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	3	3	1	3	3	3

〈그림 3〉 개선된 PSO의 해 표현방법

PSO 방법으로 초기해를 생성하는 방법은 우선 전체 셀을 <그림 3>과 같이 셀의 수만큼 1차원 배열로 표현한다. LA 그룹 수 1~16만큼의 그룹 번호를 정수형으로 각 셀 마다 1~16까지의 난수로 발생시켜 할당하여 해를 생성한다.

해 X_j^i 는 i 세대에서 만들어진 j 번째 해로 <그림 4>와 같이 표현될 수 있으며, 해 X_j^i 의 평가값을 $f(X_j^i)$ 로 한다. PSO 알고리즘이 세대를 거듭하여 진행되면서 이전의 탐색 했던 해의 평가값을 개선시키는데 한 세대가 진행 될 때 particle별로 해의 평가값이 지속적으로 개선되면서 particle j 중 i 세대까지 가장

좋은 평가값을 가지는 해가 $pbest_j^i$ 에 저장되고, 여러 세대를 거쳐 $pbest_j^i$ 또한 개선 되면서 가장 좋은 $pbest_j^i$ 해의 평가값을 가지는 해가 $gbest^i$ 에 저장된다.

X_1^2 는 X_1^1 과 $pbest_1^1$, $gbest^1$ 를 식 (7)과 식 (8)에 적용하여 계산한다. 평가함수 $f(X_1^1)$ 과 $f(X_1^2)$ 를 비교하여 더 좋은 값을 $pbest_1^2$ 에 저장한다. 이와 같이 particle별로 계속 진행하면서 각 $pbest_j^i$ 를 $pbest_2^2$, $pbest_3^2$, ..., $pbest_j^2$ 를 구하고 이 값들 중에서 2세대까지의 해들 중에 가장 좋은 값을 $gbest^2$ 에 저장한다. 다시 X_1^3 은 X_1^2 , $pbest_1^2$, $gbest^2$ 를 식 (7)과 식 (8)에 적용하여

		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Cost(minimize)
Generation 1	Particle 1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	14.203
	Particle 2	1	1	1	2	1	1	2	2	3	3	2	2	3	4	4	4	12.606
	Particle 3	1	1	2	2	1	2	2	2	1	1	3	4	3	3	4	4	12.107
	Particle 4	1	1	1	2	3	2	2	2	3	3	4	4	3	3	4	4	11.755
Generation 2	Particle 1	1	1	2	2	1	2	2	2	3	3	3	2	3	3	4	4	12.167
	Particle 2	1	1	2	2	3	3	2	2	3	3	4	4	3	3	4	4	10.561
	Particle 3	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	11.836
	Particle 4	1	1	2	2	1	2	2	2	3	3	3	2	3	3	4	4	12.167
Generation 3	Particle 1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	11.836
	Particle 2	1	1	1	2	1	1	2	2	3	3	2	2	3	4	4	4	12.606
	Particle 3	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	3	3	1	3	3	3	9.786
	Particle 4	1	1	2	2	1	2	2	2	1	1	3	4	3	3	4	4	12.107
pbest	Particle 1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	11.836
	Particle 2	1	1	2	2	3	3	2	2	3	3	4	4	3	3	4	4	10.561
	Particle 3	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	3	3	1	3	3	3	9.786
	Particle 4	1	1	1	2	3	2	2	2	3	3	4	4	3	3	4	4	11.755
gbest	Particle 3	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	3	3	1	3	3	3	9.786

〈그림 4〉 16개 셀의 예제에 대한 세대 3까지 진행된 예제의 각 세대별 해들과 $pbest$ 와 $gbest$

생성한다. 이와 같이 세대를 계속 반복하여 종료조건이 될 때까지 진행하여 최적해를 구한다.

<그림 1>의 16개의 셀로 구성된 예제로 LAP 문제에 적용되는 PSO 방법을 설명하도록 한다. <그림 4>에서와 같이 16개의 셀에 대한 한 세대당 4개의 particle로 진행된다고 가정한다면 세대 1, 세대 2, 세대 3과 같이 표현된다. 현재 세대 1까지 진행되었을 경우 <그림 4>의 세대 1에서와 같이 $pbest_1^1$ 의 평가값은 14.203, $pbest_2^1$ 의 평가값은 12.606, $pbest_3^1$ 의 평가값은 12.107, $pbest_4^1$ 의 평가값은 11.755가 되며 세대 1에서의 $gbest^1$ 은 세대 1의 particle 중에서 가장 좋은 값 11.755를 가지는 해 $pbest_4^1$ 가 저장된다. 마찬가지로 세대 3까지 진행되었다고 하면 $pbest_1^3$ 의 평가값은 11.836, $pbest_2^3$ 의 평가값은 12.606, $pbest_3^3$ 의 평가값은 9.786, $pbest_4^3$ 의 평가값은 11.755가 저장되고 현재 세대 3까지 진행되었던 particle 해들 중에서 더 좋은 평가값을 가지는 해들 $pbest_j^3$ 중에서 가장 좋은 평가값 9.786을 가지는 해 $pbest_3^3$ 이 <그림 4>와 같이 $gbest^3$ 에 선택된다.

다음 세대로 진행하기 위하여 현재 $X_1^3, pbest_1^3, gbest^3$ 를 식 (7)과 식 (8)에 적용하여 계산하게 된다. 이때, 새로운 해 X_4^1 를 생성해 낸다고 가정한다면 $X_4^3, pbest_4^3, gbest^3$ 를 식 (7)과 식 (8)로 계산하게 된다. 새로운 해를 생성하는 방법을 보이기 위하여 X_4^1 의 셀 번호 4인 셀 대하여 세대 4에서의 LA 그룹 번호를 생성

하도록 한다. <그림 5>에서와 같이 현재 X_4^3 의 셀 번호 4번의 LA 그룹 번호 1과 $pbest_4^3$ 의 셀 번호 4인 셀의 LA 그룹 번호 3과 $gbest^3$ 의 셀 번호 4인 셀의 LA 그룹 번호 1을 식 (7)과 식 (8)에 적용하여 확률적으로 계산하기 위하여 각각의 해에 대한 평가값을 계산하여 X_4^1 해의 셀 번호 4의 LA 그룹 번호를 생성한다.

$f(X_4^3) = 12.107, f(pbest_4^3) = 11.755, f(gbest^3) = 9.786$ 이라면 X_4^1 를 생성할 때 식 (7)과 식 (8)을 적용하여, $X_4^3, pbest_4^3, gbest^3$ 의 유전인자를 받아와야 한다. 각각의 유전인자에 대하여 식 (7)에서와 같이 가중치를 곱해주어야 하는데 PSO 알고리즘에서는 $X_4^3, pbest_4^3, gbest^3$ 에 대한 여러 가중치들의 조합 실험을 통하여 가장 좋은 조합의 값을 선택 하였다. <표 2>의 가중치 값 $w, c_1 \cdot r_1, c_2 \cdot r_2$, 각각에 대해 2.5, 3.3 그리고 0.2를 사용하였다. 유전자를 받아오는 확률은 각각의 평가값에 따라 다음과 같이 각각 계산된다.

$$\frac{\frac{1}{12.107} \times 2.5}{\frac{1}{12.107} \times 2.5 + \frac{1}{11.755} \times 3.3 + \frac{1}{9.786} \times 0.2} = 0.4068$$

$$\frac{\frac{1}{11.755} \times 3.3}{\frac{1}{12.107} \times 2.5 + \frac{1}{11.755} \times 3.3 + \frac{1}{9.786} \times 0.2} = 0.5529$$

		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Cost(minimize)
Generation 3	Particle 4	1	1	2	3	1	2	2	2	1	1	3	4	3	3	4	4	12.107
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Cost(minimize)
pbest	Particle 4	1	1	1	2	3	2	2	2	3	3	4	4	3	3	4	4	11.755
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Cost(minimize)
gbest	Particle 3	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	3	3	1	3	3	3	9.786

<그림 5> 16개 셀의 예제에 대한 세대수 3까지의 $X_4^3, pbest_4^3, gbest^3$

		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	Cost(minimize)
Generation 4	Particle 4																	

<그림 6> 16개 셀의 예제에 대한 세대 4의 X_4^1

$$\frac{\frac{1}{9.786} \times 3.3}{\frac{1}{12.107} \times 2.5 + \frac{1}{11.755} \times 3.3 + \frac{1}{9.786} \times 0.2} = 0.0403$$

즉, 각 해의 유전 인자를 확률적으로 받아들이는 것을 확률의 합으로 계산 되어 지고 식 (7)의 $v_i(t+1)$ 이 계산된다. 따라서 <그림 6>과 같이 세대 4에서 particle 4의 셀 4번에서 LA 그룹 1이 선택될 확률은 40.68%가 되며, LA 그룹 3이 선택될 확률은 55.29%가 된다. 또한, LA 그룹 1이 선택될 확률은 4.03%이다. 추가로 해의 다양성을 유지하고 지역해에 빠지는 것을 방지하기 위해 위의 확률로 선택된 셀에 대하여 일정한 확률로 랜덤하게 LA 그룹을 재할당 하도록 한다.

이러한 과정을 통하여 particle 4의 해 $x_4^2, x_4^3, \dots, x_4^i$ 가 생성되어 i 세대까지 중 가장 좋은 평가값을 가진 $pbest_4^i$ 가 갱신된다. 이처럼 j 개 각각의 particle에 대한 i 세대까지에 $pbest_j^i$ 가 갱신되면 $pbest_j^i$ 중에서 가장 좋은 평가값이 $gbest^i$ 로 결정된다.

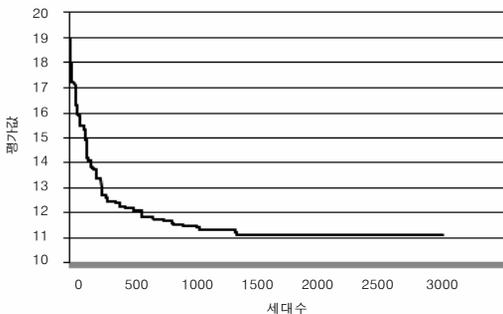
4. 실험결과 및 분석

본 장에서는 LAP 그룹핑 문제에 PSO 기법을 적용시킨 시뮬레이션 실험에 대해 분석하였다. 실험은 4×4, 6×6, 8×8 네트워크[12]와 7×7 네트워크 [3, 13] 벤치마킹문제의 데이터를 사용하였다. 본 논문에서 개발하고 제안한 PSO 실험결과와 ACO[1]와 DE

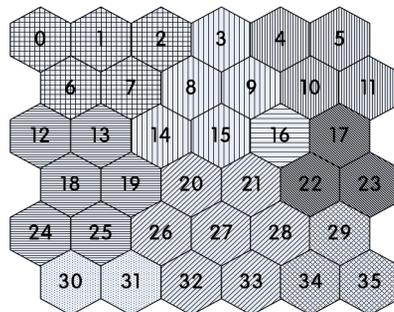
[13] 방법의 실험결과와의 비교 분석을 통하여 PSO의 상대적인 우월성과 효율성을 검증하였다.

PSO를 적용하기 위한 파라미터를 설정하는데 세대수는 3000으로 세대가 모두 진행되면 종료되도록 하였다. 한 세대당 군집(swarm)의 개수는 30으로 설정하고 이전의 해에 대한 가중치를 2.5, $pbest$ 가중치를 3.3, $gbest$ 가중치를 0.2로 설정하였다. 한 세대가 종료되고 다음 세대의 해를 도출 할 때 더 나은 해를 생성하기 위하여 랜덤 재할당을 0.01로 적용하여 1%의 확률로 랜덤하게 LA 그룹을 재할당 하도록 한다. 본 실험에서의 이와 같은 파라미터들은 다수의 반복적인 실험을 통해 가장 효율적이라고 판단되는 수치를 적용하여 실험하였다.

<그림 7>과 <그림 8>은 6×6(36개의 셀)과 8×8(64개의 셀)의 예제[1]를 PSO로 실험한 결과를 나타낸 것이다. <그림 7>(a)와 <그림 8>(a)의 그래프는 PSO 알고리즘을 적용했을 때 세대가 진행됨에 따라 최적해가 수렴되는 경향을 보여주고 있다. <그림 7>과 <그림 8>의 실험 결과를 보면 6×6과 8×8 네트워크의 경우 각각 총 9개와 15개의 LA 그룹으로 최적해가 도출되었으며 가장 좋은 콜(call)당 평가값은 11.094와 12.501이다. <표 2>와 같이 기존 ACO를 적용한 벤치마킹 문제 100회 실험결과[1]와 PSO 결과를 비교 하면 4×4의 작은 네트워크일 경우 차이가 없었다. 그러나 6×6과 8×8 네트워크로 문제의 복잡도가 커질수록 PSO의 최소값과 평균값이 더 좋아지고 최적해의 편차가 축소되었다. 특히, 8×8 네트워크의 경우 PSO가 ACO에 비

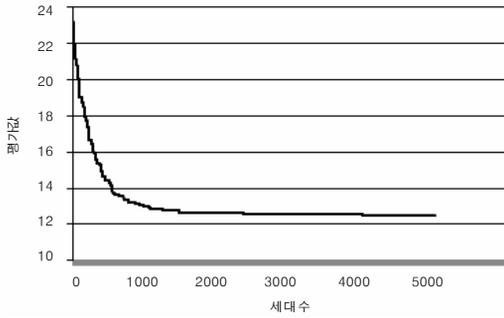


(a) PSO 알고리즘을 이용한 평가값 변화 그래프

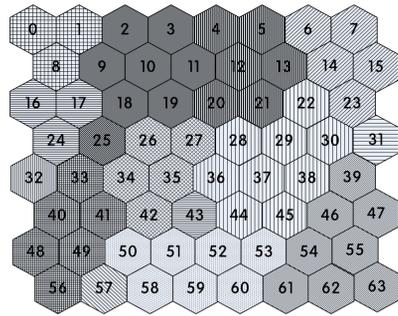


(b) PSO 알고리즘을 이용한 최적해 (콜당 평가값 : 11.094)

<그림 7> 6×6(36개) 셀 네트워크에서의 최적해 및 세대수에 따른 평가값 변화

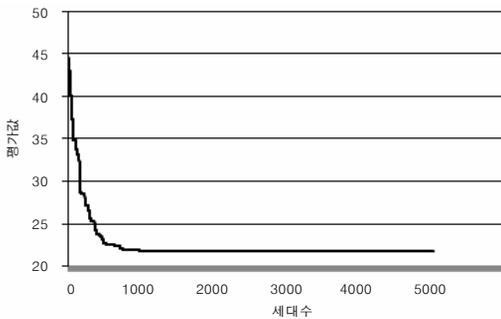


(a) PSO 알고리즘을 이용한 평가값 변화 그래프

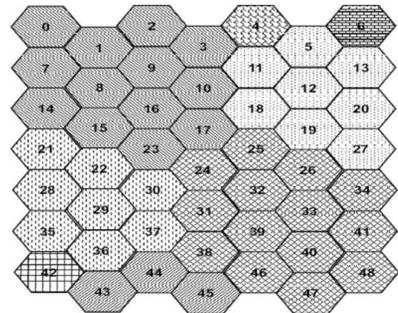


(b) PSO 알고리즘을 이용한 최적해
(콜당 평가값 : 12.501)

<그림 8> 8X8(64개) 셀 네트워크에서의 최적해 및 세대수에 따른 평가값 변화



(a) PSO 알고리즘을 이용한 평가값 변화 그래프



(b) PSO 알고리즘을 이용한 최적해
(콜당 평가값 : 21.848)

<그림 9> 7X7(49개) 셀 네트워크에서의 최적해 및 세대수에 따른 평가값 변화

하여 최소값은 4.46%, 평균값은 5.64% 개선된 것으로 분석되었다.

<그림 9>는 7×7(49개의 셀)의 예제[13]에 본 논

<표 2> ACO[1]와 PSO의 결과 비교

네트워크 (셀의 수)		ACO	PSO	개선율
4×4 (16개)	최소값	9.786	9.786	0.00%
	평균값	9.786	9.786	0.00%
	편차	0	0	0.00%
6×6 (36개)	최소값	11.197	11.094	0.92%
	평균값	11.318	11.124	1.71%
	편차	0.088	0.061	30.68%
8×8 (64개)	최소값	13.085	12.501	4.46%
	평균값	13.361	12.608	5.64%
	편차	0.12	0.08	33.33%

문에서 제안하는 PSO를 적용하여 수렴 경향과 가장 좋은 해를 나타낸 것이다. 49개 셀의 가장 좋은 해는 8개 LA그룹으로 이루어져 있는데 해의 총비용값은 60,606이고 콜당 비용은 21.848로 계산 된다. 이 결과는 Almeida-Luz의 3인의 2011년 논문에서 DE를 적용하여 제시한 해의 총비용값 61,037, 콜당 비용 22.003보다 우수한 것을 검증할 수 있다.

5. 결 론

기존 LAP 그룹핑 문제 관련 연구에 따르면 NP-complete 문제의 최적해를 찾기 위해서 다양한 휴리스틱 방법을 사용하였다. 본 논문에서는 LAP 그룹핑 문제의 총비용을 최소화 할 수 있는 PSO 방법을 개발하고 최적해를 찾아내는 구체적인 방법

론을 제시하였다. 또한, 제안된 PSO 방법을 사용한 LAP 그룹핑 문제 최적화 방법에 대한 효율성 및 우수성을 검증하기 위하여 기존 벤치마킹 문제 연구결과와 비교 분석하였다. 벤치마킹 LAP 그룹핑 문제 분석 결과에 따르면 상대적으로 문제의 복잡도가 작을 때에는 최적화 방법간의 성능차이가 없었다. 그러나 문제의 복잡도가 커질수록 본 논문에서 개발하고 제안한 PSO 방법의 성능이 상대적으로 우수한 것으로 분석되었다.

참 고 문 헌

- [1] 김성수, 김형준, 김기동, "개미군 최적화 방법을 이용한 Location Area Planning", 『경영과학』, 제25권, 제2호(2008), pp.73-80.
- [2] 장시환, 김성수, 김형중, "Particle Swarm Optimization(PSO)의 개선된 해 표현방법을 이용한 Location Area Planning", 전자공학 학술대회, 2010.
- [3] Taheri, J. and A.Y. Zomaya, "A Simulated Annealing approach for mobile location management," *Computer Communications*, Vol. 30(2007), pp.714-730.
- [4] Bhattacharjee, P.S., D. Saha, and A. Mukherjee, "An Approach for Location Area Planning in a Personal Communication Services Network," *IEEE Trans. On Wireless Communications*, Vol.3, No.4(2004), pp.1176-1187.
- [5] Hac, A. and S. Zhou, "Locating strategies for personal communication networks : A novel tracking strategy," *IEEE J. Selected Areas in Comm.*, Vol.15(1997), pp.1425-1436.
- [6] Demirkol, I., C. Ersoy, M.U. Caglayan, and H. Delic, "Location Area Planning and cell-to-switch assignment in cellular networks," *IEEE Trans. On wireless communications*, Vol.3, No.3(2004), pp.880-890.
- [7] Merchant, A. and B. Sengupta, "Assignment of Cells to Switches in PCS Networks," *IEEE/ACM Trans. On Networking*, Vol.3, No.5(1995), pp.521-526.
- [8] Menon, S. and R. Gupta, "Assigning Cells to Switches in Cellular Networks by Incorporating a Pricing Mechanism Into Simulated Annealing," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part B : Cybernetics*, Vol.34, No.1(2004). pp.558-565.
- [9] Pierre, S. and Houéto, "Assigning Cells to Switches in Cellular Mobile Networks Using Taboo Search," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part B : Cybernetics*, Vol.32, No.3(2002), pp.351-356.
- [10] Kennedy and Eberhart, "A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Computational Cybernetics and Simulation, 1997.
- [11] Quintero, A. and S. Pierre, "Evolutionary approach to optimize the assignment of cells to switches in personal communication networks," *Computer Communications*, Vol.26(2003), pp.927-938.
- [12] Subrata, R. and A.Y. Zomaya, "A comparison of three artificial life techniques for reporting cell planning in Mobile Computing," *IEEE Trans. Parallel and Distributed Systems*, Vol.14, No.2(2003), pp.142-153.
- [13] Almeida-Luz, S.M., M.A. Vega-Rodriguez, J.A. Gomez-Pulido, and J.M. Sanchez-Perez, "Differential evolution for solving the mobile location management," *Applied Soft Computing*, Vol.11, No.1(2011), pp.410-427.
- [14] Toril, M. and M. Wille, "Optimization of the assignment of base stations to base stations controllers in GERAN," *IEEE Communications Letters*, Vol.12, No.6(2008), pp.477-479.
- [15] Toril, M., M. Wille, S. Luna-Ramirez, and K. Jarvinen, "Network performance model for location area re-planning in GERAN," *Computer Networks*, Vol.55(2011), pp.2791-2802.