
해양 센서 네트워크에서 네트워크 클러스터링을 위한 유전 알고리즘

장길웅*

A Genetic Algorithm for Network Clustering in Underwater Acoustic Sensor Networks

Kil-woong Jang*

요 약

해양 센서 네트워크에서 클러스터링 문제는 네트워크 수명 및 확장성을 향상시키기 위한 문제 중 하나이다. 본 논문은 모든 노드가 클러스터 헤더를 통하여 싱크 노드로 데이터를 전송하는데 사용되는 전송 에너지를 최소화할 수 있는 클러스터링 문제의 최적 결과를 찾는 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 네트워크에서 노드의 수가 증가하면 적절한 클러스터 구성을 위한 계산량은 급격히 늘어나게 된다. 본 논문에서는 적절한 시간 내에 최적의 클러스터 구성을 위한 유전 알고리즘을 제안하며, 효율적인 검색을 위해 유전 알고리즘의 효과적인 이웃해 생성 동작을 제안한다. 제안된 알고리즘은 전송 에너지와 실행시간 관점에서 성능을 평가하며, 평가 결과에서 제안된 알고리즘이 해양 센서 네트워크에서 클러스터를 효과적으로 구성함을 보인다.

ABSTRACT

A Clustering problem is one of the organizational problems to improve network lifetime and scalability in underwater acoustic sensor networks. This paper propose an algorithm to obtain an optimal clustering solution to be able to minimize a total transmission power for all deployed nodes to transmit data to the sink node through its clusterhead. In general, as the number of nodes increases, the amount of calculation for finding the solution would be too much increased. To obtain the optimal solution within a reasonable computation time, we propose a genetic algorithm to obtain the optimal solution of the cluster configuration. In order to make a search more efficient, we propose some efficient neighborhood generating operations of the genetic algorithm. We evaluate those performances through some experiments in terms of the total transmission power of nodes and the execution time of the proposed algorithm. The evaluation results show that the proposed algorithm is efficient for the cluster configuration in underwater acoustic sensor networks.

키워드

해양 센서 네트워크, 유전 알고리즘, 클러스터링 문제

Key word

underwater acoustic sensor networks, genetic algorithm, clustering problem

* 정회원 : 한국해양대학교 (교신저자, jangkw@hhu.ac.kr)

접수일자 : 2011. 06. 20

심사완료일자 : 2011. 07. 18

I. 서 론

최근 무선 센서 네트워크는 유비쿼터스 서비스를 지원하기 위한 한 가지 방법으로 여러 분야에서 연구되고 있으며, 특히 산업, 과학, 군사 분야에서 온도, 습도, 압력과 같은 지상 환경을 감시하는 목적으로 연구가 진행되고 있다. 반면에 해양환경에서 재해 방지, 오염 측정을 위한 해양 센서 네트워크 기술은 초기 연구단계에 머무르고 있다[1].

해양 센서 네트워크는 지상의 무선 네트워크에 비해 다음과 같은 다른 특성을 가진다. 해양 센서 네트워크에서 사용되는 전송매체는 제한된 무선 대역폭, 높은 전송 에너지 비용, 긴 전파 지연을 가진다[2]. 이러한 특성으로 인하여 노드의 에너지에 민감한 센서 네트워크에 지대한 영향을 미치며, 노드의 에너지 소모를 효율적으로 처리할 수 있는 방법이 요구된다. 이를 해결하기 위한 방법으로 센서 네트워크를 클러스터로 구성하는 것이다. 각 클러스터에는 클러스터 헤드를 설정하며, 모든 노드는 하나의 클러스터에 소속이 되고, 클러스터 헤드를 통하여 데이터를 전송함으로써 데이터 전송에 드는 전송 에너지를 줄임으로써 전체 네트워크의 수명을 늘일 수 있다. 특히, 해양 센서 네트워크에서 클러스터링 문제는 노드의 에너지 소모와 직접적인 관계가 있다. 한 번 배치된 노드는 배터리의 에너지가 모두 소모되고 나면 새로 충전하거나 교환하기가 쉽지 않다. 따라서 네트워크의 클러스터 구성은 노드의 배터리 수명과 관련이 있는 동시에 네트워크 수명과도 관련이 깊다.

일반적으로 센서 네트워크에서는 많은 수의 노드가 사용된다. 노드의 수가 많을 경우 클러스터링 문제는 전형적인 조합 최적 문제가 된다. 이전 연구에서 클러스터링 문제의 계산량은 네트워크의 노드 수에 비례하여 지수분포로 증가하는 NP-hard 문제임이 증명되었다[2]. NP-hard 문제에 대하여 모든 가능한 경우를 모두 검색하는 Branch and bound 방식이 하나의 해결방식이 될 수 있다. 하지만 이 방식은 모든 경우를 검색함으로써 가장 좋은 결과를 얻을 수 있지만 결과를 얻기 위한 계산량이 너무 방대하여 계산시간이 너무 오래 걸리는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 적절한 계산시간 내에 최적의 결과를 구할 수 있는 메타휴리스틱 방식이 많이 적용되고 있

다. 비록 메타휴리스틱 방식이 가장 좋은 결과를 구할 수 있다는 보장은 없지만, 적절한 시간 내에 수용할 수 있는 결과를 얻을 수 있는 장점을 가진다.

본 논문에서는 해양 센서 네트워크에서 최소한의 시간 내에 노드의 전송 에너지가 최소화될 수 있는 클러스터 구성을 위한 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 대표적인 메타휴리스틱 알고리즘인 유전 알고리즘을 적용하며, 보다 효율적인 검색을 위해 효과적인 이웃해 생성 방식을 적용한다. 또한, 제안된 알고리즘을 평가하기 위해 다양한 조건하에서 전체 노드의 전송 에너지와 실행 시간 관점에서 성능을 평가한다.

II. 관련연구

무선 애드혹 네트워크에서 클러스터링 문제는 크게 분산(distributed) 방식과 중앙집중식(central) 방식에 의해 해결된다. 분산방식[3-6]은 각 노드가 제한된 네트워크의 정보를 이용하여 클러스터를 구성한다. 이 방식은 GPS 장비 또는 노드 간 메시지 교환 없이 다른 노드의 정보를 수집하지만 최적의 클러스터 구성은 어렵다는 단점을 가진다. Heinzelman et al.은 대표적인 분산방식인 LEACH(low energy adaptive clustering hierarchy) 알고리즘을 제안하였다[3]. 이 방식은 위치 정보와 노드의 에너지 레벨을 이용하여 클러스터 헤드를 선택하며 각 라운드마다 순서대로 클러스터 헤드를 교체한다.

중앙집중식방식[7-9]은 기지국과 같은 특정 노드가 네트워크의 정보를 이용하여 네트워크를 분할하는 방식이다. 이 방식을 수행하기 위해서는 네트워크의 많은 정보가 기지국으로 전송되어야 하지만 최적의 클러스터링을 구성할 수 있다는 장점을 가진다. 특히 해양 센서 네트워크와 같이 노드의 배터리를 교환하기 불가능한 조건에서는 최적의 클러스터링 구조를 이루는 것이 필요하다. Basagni et al.은 peer-to-peer 네트워크에서 일반적인 클러스터 알고리즘을 제안하였다[7]. 이 알고리즘에서는 peer-to-peer 네트워크의 일반적인 모델을 정의하고 가중치를 가진 각 노드와 연관하여 최적의 해를 찾는 방법을 제시하였다. 하지만 이 방식은 작은 크기를 가진 무선 네트워크를 대상으로 해결책을 제시하는

데 그쳤다. T. Kanugo et al.은 유클리드 공간에서 각 점들 간에 클러스터링 문제를 다루는 k-means 클러스터링 문제를 해결하기 위하여 local search 방식을 제안하였다[8]. 이 방식에서는 클러스터링 문제를 해결하기 위하여 휴리스틱 방식과 Lloyd 알고리즘과 병행하여 적용하였다.

III. 문제의 정식화

클러스터링 문제를 정식화하기 위해 제안된 알고리즘에서 사용되는 기호를 우선 정의한다.

Notations

N	the total number of nodes
n_i	the identification of node i
l_{ij}	the direct link from node i to node j
V	the set of nodes = $\{n_1, n_2, \dots, n_N\}$
E	the set of links = $\{l_{12}, l_{13}, \dots, l_{L-1}, l_L\}$
χ	the number of cluster in a network
C_i	i th cluster
P_{ij}	transmission power required for node i to node j
H_i	indication variable with a binary value for a head node in C_i
M_{ij}	indication variable with a binary value for a member node i of H_j
x_i	x coordinate of node i
y_i	y coordinate of node i
a	channel loss exponent
$w(i)$	the weight of node i
ϵ_m	the maximum energy of a node
ϵ_c	the consumed energy of a node
s	sink node

해양 센서 네트워크에서 클러스터링 문제를 해결하기 위한 네트워크 모델은 그림 1과 같은 2차원 구조를 가진다. 네트워크 토폴로지는 비방향성 그래프인 $G = (V, E)$ 로 나타낼 수 있으며, V 는 N 개의 노드로 이루어진 집합을 의미하며, E 는 노드 간의 링크 집합을 의미한다. 하

나의 네트워크는 다수의 클러스터로 구성되며, 각 클러스터에는 하나의 클러스터 헤드와 멤버 노드로 구성된다. 각 클러스터에서 모든 멤버 노드는 클러스터 헤드로 직접적으로 데이터를 전송한다. 각 노드는 전송범위 내에 이웃한 노드를 가지며, 이웃한 노드의 수가 그 노드의 차수(degree)가 된다.

또한 모든 노드의 차수 중에서 가장 큰 차수가 그 네트워크의 차수가 된다. 제안된 네트워크 모델에서는 모든 노드가 유일한 아이디와 가중치를 가진다. 그림 1에서 알파벳은 그 노드의 아이디를 나타내며, 숫자는 가중치를 의미한다. 각 노드의 가중치는 남은 에너지의 양으로 결정된다. 노드 n_i 의 가중치 $w(n_i)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$w(n_i) = \epsilon_m - \epsilon_c \quad (1)$$

여기서 ϵ_m 는 노드의 최대 에너지양이며, ϵ_c 는 사용한 에너지양을 나타낸다. 즉, 남은 에너지의 양이 많으면 높은 가중치를 받는다.

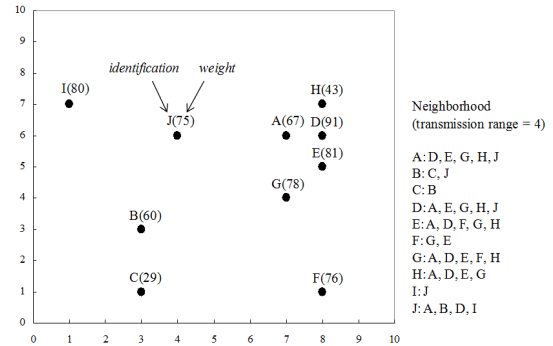


그림 1. 네트워크 모델
Fig. 1 Network model

제안된 네트워크 모델에서 다음과 같은 가정을 둔다. 모든 노드는 같은 데이터 처리 능력과 전송 범위를 가진다. 각 클러스터의 노드에서 수집된 데이터는 각 클러스터 헤드로 전송되며, 각 클러스터는 네트워크의 싱크 노드로 전송된다. 데이터를 클러스터 헤드나 싱크 노드로 전송하기 위해 소스 노드에서 목적지 노드로 전송하는

전송 에너지는 그 노드 간의 전송거리에 비례하여 결정된다. 각 노드의 위치는 최초 노드 배치 시에 고정되며 이동성을 가지지 않는다. 각 노드의 에너지 소모 정보는 데이터 전송 시 함께 전송한다.

본 논문에서는 해양 센서 네트워크에서 각 클러스터의 멤버 노드에서 클러스터 헤드로 데이터를 전송하는 전송 에너지와 클러스터 헤드에서 싱크 노드로 데이터를 전송하는 전송 에너지를 합한 전체 전송 에너지를 최소화할 수 있는 방법에 중점을 둔다. 따라서 이러한 클러스터링 문제는 다음과 같은 목적 함수를 최소화하는 조합 최적화 문제로 정식화할 수 있다.

minimize

$$\sum_{j=1}^X \left(\sum_{i=1}^N P_{ij} M_{ij} + P_{js} H_j \right), \text{ for } i, j \in V \quad (2)$$

subject to

$$P_{ij} = [(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2]^{\alpha/2} \quad (3)$$

$$M_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{노드 } i \text{가 클러스터 헤드 } j \text{의 멤버 노드일 경우} \\ 0, & \text{그렇지 않을 경우} \end{cases} \quad (4)$$

$$H_i = \begin{cases} 1, & \text{노드 } i \text{가 클러스터 헤드일 경우} \\ 0, & \text{그렇지 않을 경우} \end{cases} \quad (5)$$

식 (2)는 네트워크의 모든 노드가 데이터를 전송하는데 소모되는 에너지의 총합을 최소화하는 목적함수를 나타낸다. 식 (3)은 노드 i 가 노드 j 로 데이터를 전송하는데 요구되는 전송 에너지는 α 승을 가진 유클리드 거리를 이용하여 계산됨을 나타낸다. 이때 α 는 일반적으로 채널에 따라 달라지며 통상적으로 2에서 4사이의 값을 가진다. 식 (4)는 노드 i 가 클러스터 헤드 j 의 멤버 노드일 경우에는 1일 가지며, 그렇지 않을 경우에는 0을 가지는 제약식이다. 식 (5)는 노드 i 가 클러스터 헤드일 경우에는 1을, 그렇지 않을 경우에는 0을 가지는 제약식이다.

IV. 네트워크 클러스터링을 위한 유전 알고리즘

네트워크 클러스터링을 위한 유전 알고리즘은 다음과 같은 순서로 진행된다.

- 단계 1. 염색체 인코딩
- 단계 2. 초기 개체군 생성
- 단계 3. 부모 개체군을 이용한 다음 세대 생성
 - 3-1. 교배
 - 3-2. 돌연변이
 - 3-3. 우수한 유전자 선택
- 단계 4. 정지 기준을 만날 때까지 단계 3을 반복

다음 각 절에서 제안된 알고리즘에서 적용된 염색체 인코딩과 초기 개체군 생성, 교배, 돌연변이, 복구 함수, 정지 기준에 대하여 자세히 기술한다.

4.1 염색체 인코딩

일반적으로 염색체 인코딩은 이진 스트링으로 구현된다[10, 11]. 하지만 정수 값을 이용한 인코딩 방식이 조합 최적화를 위해 더 효과적일 수 있다[12]. 제안된 알고리즘에서도 정수를 가진 인코딩 방식을 적용한다. 본 논문에서는 염색체를 인코딩하기 위해 3개의 테이블이 필요하다. 즉, 하나의 노드에서 인접한 노드로 데이터를 전송하기 위해 필요한 전송 에너지를 나타내는 전송 에너지 테이블과 소모된 에너지로부터 생성된 모든 노드의 가중치 테이블, 마지막으로 각 노드의 전송범위 내에 존재하는 인접 노드의 식별자를 나타내는 인접 노드 테이블이 요구된다.

Cluster#	Clusterhead	Member nodes			
C_1	H_1	n_{11}	n_{12}	...	n_{1m}
C_2	H_2	n_{21}	n_{22}	...	n_{2m}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
C_{X-1}	H_{X-1}	n_{X-11}	n_{X-12}	...	n_{X-1m}
C_X	H_{Xn}	n_{Xn1}	n_{Xn2}	...	n_{Xnm}

그림 2. 염색체 인코딩
Fig. 2 Chromosome encoding

3가지 테이블을 이용하여 그림 2와 같이 하나의 클러스터 헤드와 멤버 노드로 구성된 리스트가 하나의 염색체를 구성한다.

4.2 초기 개체군 생성

제안된 염색체 인코딩 방식을 이용하여 유전 알고리즘에 적용할 초기 개체군을 생성한다. 클러스터 기반의 네트워크는 하나의 네트워크에 존재하는 모든 노드에 대해서 클러스터를 형성하고 각 노드는 클러스터 헤드가 되거나 멤버노드가 된다. 제안된 알고리즘의 초기 개체군 생성은 다음과 같은 절차로 동작한다.

- 단계 1. 클러스터를 형성하기 위해 무작위로 하나의 노드를 클러스터 헤드 선택
- 단계 2. 선택된 클러스터 헤드의 전송 범위 내에 존재하는 인접 노드를 멤버 노드로 선택
- 단계 3. 하나의 클러스터가 생성된 후 네트워크의 안전성을 높이기 위해 가중치가 높은 노드를 클러스터 헤드로 교환
- 단계 4. 남은 노드에 대해서 단계 1에서 단계 3까지 반복
- 단계 5. 클러스터 구성이 끝나면 생성된 유전자에 대해 적합도 검사

가중치가 높은 노드를 클러스터 헤드로 변경 시에 인접 노드가 아닌 노드가 멤버 노드가 될 수 있다. 즉 이것은 클러스터 형성이 제대로 되지 않은 것이며, 유전자로써 적합하지 않은 경우이다. 따라서 이러한 경우에는 복구 함수를 이용하여 적합한 유전자로 복구한다.

4.3 교배

제안된 유전 알고리즘의 교배는 확률 p 에 따라 두 개의 염색체간에 발생한다. 제안된 알고리즘의 교배는 다음과 같이 동작한다.

- 단계 1. 전체 개체군의 염색체를 두 개씩 쌍으로 구성
- 단계 2. 무작위로 교배점(crossover point)을 선택하고, 쌍을 이룬 염색체에서 같은 교배점에 위치한 유전자를 교환
- 단계 3. 새로 생성된 염색체에 대하여 적합도 검사. 만약 부적합할 경우 복구 함수를 이용한 적합 염색체로 구성
- 단계 4. $N \times p$ 번만큼 단계 1을 반복

그림 3은 제안된 유전 알고리즘의 교배를 그림 1의 네트워크 모델을 이용하여 나타낸 예이다. 전체 개체군

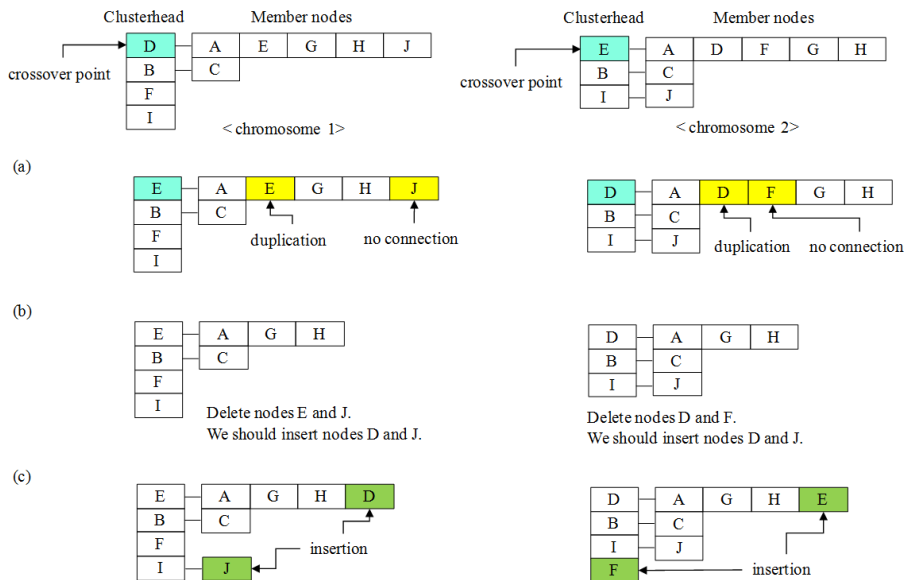


그림 3. 교배의 예
Fig. 3 An example of the crossover

에서 무작위로 2개의 염색체를 선택하고, 교배점을 하나 선택한다. 만약 첫 번째 클러스터의 클러스터 헤더가 선택되었다면 각 염색체의 같은 위치의 유전자를 교환한다. 새로 생성된 염색체들은 그림 3(a)처럼 부적합한 염색체로 생성된다. 이를 해결하기 위해 복구 함수를 적용하여 그림 3(b)와 (c) 단계를 거쳐 적합한 염색체로 바꾼다.

4.4 돌연변이

제안된 유전 알고리즘에서 돌연변이는 확률 q 에 따라 염색체의 유전자에 적용된다. 일반적으로 돌연변이는 지역 영역에 빠지지 않도록 하기 위해 유전자의 염색체를 교환하거나 뒤집는 동작을 한다. 제안된 알고리즘에서는 염색체 특성 상 일단 제거를 한 후에 적절한 곳에 다시 삽입하는 방식을 적용한다. 제안된 알고리즘의 돌연변이 절차는 다음과 같다.

- 단계 1. 염색체 개체군 중 하나의 염색체와 그 염색체의 유전자 중 하나를 무작위로 선택
- 단계 2. 선택된 염색체의 유전자 삭제
- 단계 3. 만약 삭제된 유전자가 클러스터 헤드이면, 그 염색체 중 다른 유전자를 새로운 클러스터 헤드로 선택하고 삭제된 유전자를 적합 조건에 만족하는 위치에 삽입
- 단계 4. 새로운 염색체 적합도 검사. 만약 부적합할 경우 복구 함수를 이용한 적합 염색체로 구성
- 단계 5. $N*q$ 번만큼 단계 1을 반복

그림 4는 제안된 유전 알고리즘의 돌연변이를 그림 1의 네트워크 모델을 적용하여 나타낸 예이다. 염색체에서 유전자 D가 돌연변이로 선택되었다면, 그림 4(b)처럼 유전자 D를 삭제한다. 삭제된 유전자가 클러스터 헤디므로 그 클러스터의 멤버 중 가중치가 가장 큰 유전자 E가 새로운 클러스터 헤드로 선택된다. 삭제되었던 유전자 D는 적합 염색체로 구성하기 위해 유전자 D와 인접한 클러스터 헤드 E의 멤버 노드가 된다.

4.5 복구 함수

메타휴리스틱 알고리즘은 최적의 해를 찾기 위해 다양한 이웃해 탐색을 한다. 예를 들어, 유전 알고리즘

에서는 교배와 돌연변이를 발생시킴으로써 새로운 염색체를 생성한다. 새로 생성된 염색체는 크게 적합 또는 부적합 염색체로 구분된다. 기존의 많은 연구에서는 부적합 염색체에 대하여 벌칙 함수(penalty function)를 적용하거나 삭제하는 방식을 많이 사용하였다. 하지만 제안된 알고리즘에서는 부적합 염색체에 대하여 복구 함수를 적용함으로써 적합 염색체로 바꾸어 사용한다.

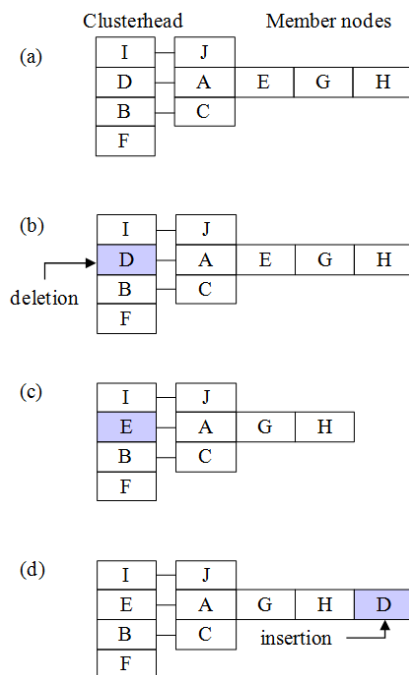


그림 4. 돌연변이의 예
Fig. 4 An example of the mutation

클러스터링 문제에서 발생하는 부적합 염색체는 클러스터 헤더와 멤버 노드 간에 연결이 이루어지지 않는 경우에 발생한다. 그림 1의 네트워크 모델에서 그림 5와 같이 첫 번째 클러스터의 클러스터 헤더인 유전자 D가 돌연변이가 되어 삭제되었을 경우 유전자 E가 새로운 클러스터 헤더가 된다.

이때 멤버 노드인 유전자 J는 유전자 E의 인접 노드가 아니기 때문에 부적합 상태가 된다. 따라서 유전자 J는 인접 노드인 유전자 B가 클러스터 헤더인 클러스터로 자리를 옮긴다.

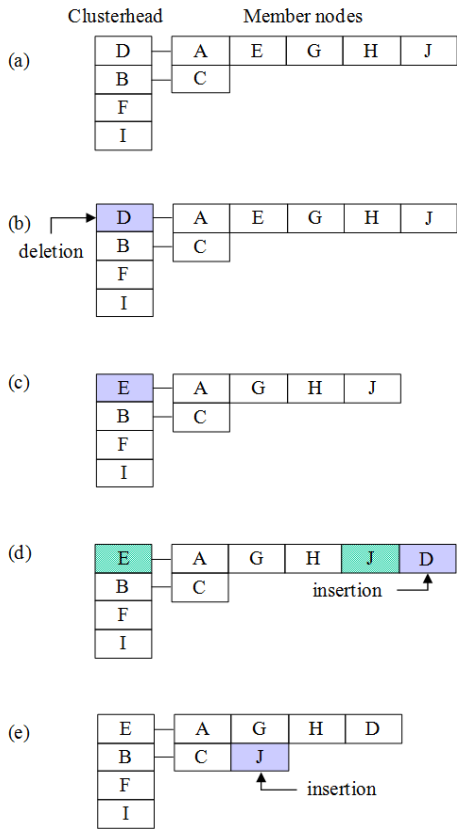


그림 5. 복구 함수의 예
Fig. 5 An example of the repair function

4.6 정지 기준

제안된 유전 알고리즘의 정지 기준은 미리 정해진 세대 진행 회수에 의해 결정된다. 즉 기존 개체군에 대하여 교배와 돌연변이를 진행한 후 새로운 세대를 발생시킨 회수가 정해진 회수만큼 진행되면 알고리즘을 멈춘다.

V. 성능평가

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 전송에너지와 실행시간 관점에서 기존에 제안된 local search 방식 [8]과 random 방식을 제안된 알고리즘과 비교 평가하였다. 모든 실험은 Windows OS 기반의 2GB 메모리와 1.8

GHz Pentium 4로 구성된 PC상에서 수행되었으며, 각 알고리즘은 C++ 언어를 이용하여 구현되었다.

성능평가는 $100 \times 100m^2$ 의 네트워크에서 $N = 50, 100, 150, 200$ 개인 노드를 무작위로 배치한 4가지 토폴로지에 대해서 각각 수행되었다. 노드의 전송 범위는 30m로 가정하였으며, 식 (3)에서 사용되는 a 는 2로 설정하였다. 유전 알고리즘에 사용되는 개체군의 수는 100으로 설정하였으며, 교배 확률인 p 는 1, 돌연변이 확률인 q 는 0.5와 0.25, 0.05로 설정하였다. 각 알고리즘은 10번씩 시도하여 최소값, 평균값, 표준편차를 구하였다.

그림 6은 4개의 네트워크 토폴로지에 대하여 돌연변이 확률 q 값을 다르게 적용했을 때 제안된 알고리즘에 대한 최소 전송 에너지를 나타낸 것이다. 결과에서 노드의 수가 증가할수록 전송에너지의 양이 증가함을 알 수 있으며, 돌연변이 확률이 변하더라도 결과 값이 크게 변하지 않음을 볼 수 있다. 이 결과에서 제안된 알고리즘에 돌연변이 동작이 알고리즘에 크게 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 그림 7은 제안된 알고리즘에서 10번 시도한 것에 대한 전송 에너지의 평균값과 표준편차를 나타낸 것이다. 그림에서 막대그래프는 평균값을 나타내며, 에러바는 표준편차를 의미한다. 그림 6과 비슷하게 q 값에 영향을 미치지 않음을 알 수 있다. 그림 8은 제안된 알고리즘의 실행시간을 비교한 것이다. q 값이 작아지면 연산수가 적어짐으로 인하여 전체 실행시간은 조금 낮아짐을 볼 수 있다. 또한 노드의 수가 증가함에 따라 연산의 수가 증가하고, 실행시간이 급격히 증가함을 볼 수 있다.

그림 9와 10은 제안된 알고리즘과 기존의 알고리즘인 local search 방식과 random 방식에 대하여 전송 에너지 관점에서 최소값, 평균값, 표준편차를 비교한 것이다. 결과에서 제안된 알고리즘이 4개의 네트워크 토폴로지에서 모두 우수함을 볼 수 있다. 이것은 효과적인 이웃 탐색방법을 수행함으로써 좋은 결과를 얻을 수 있기 때문이다. 그림 11은 실행시간 관점에서 3가지 알고리즘을 비교한 것이다. 위의 결과에서 제안된 알고리즘이 기존의 다른 알고리즘과 비교해서 비슷한 실행시간 내에서 더 좋은 결과를 찾고 있음을 알 수 있다. 결론적으로 성능평가 결과에서 제안된 알고리즘이 NP-hard 문제인 네트워크 클러스터링 문제를 적정한 실행시간 내에 좋은 결과로써 클러스터링 문제를 해결할 수 있음을 알 수 있었다.

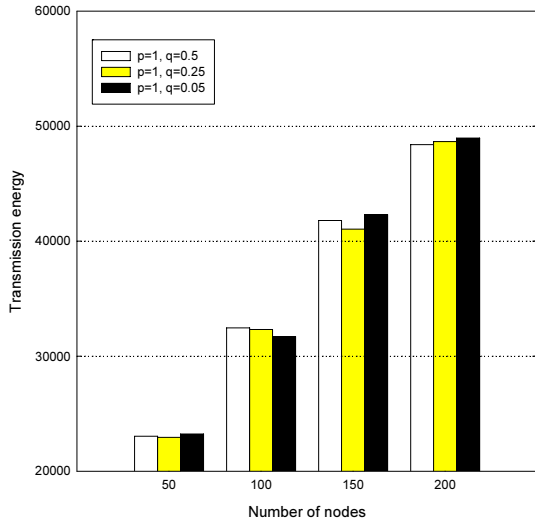


그림 6. 제안된 알고리즘의 최소전송에너지 비교
Fig. 6 Comparison of the minimum transmission energy of the proposed algorithm

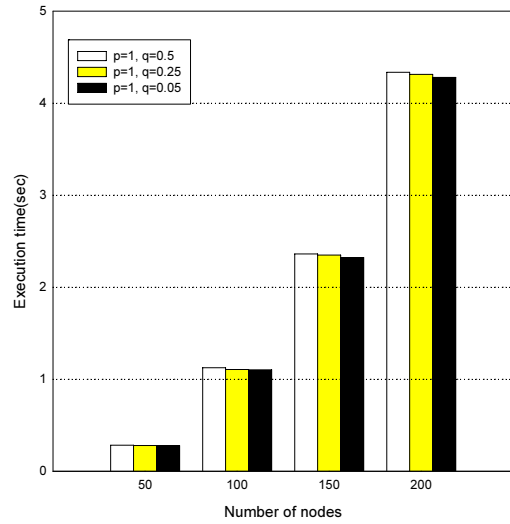


그림 8. 제안된 알고리즘의 실행시간 비교
Fig. 8 Comparison of the execution time of the proposed algorithm

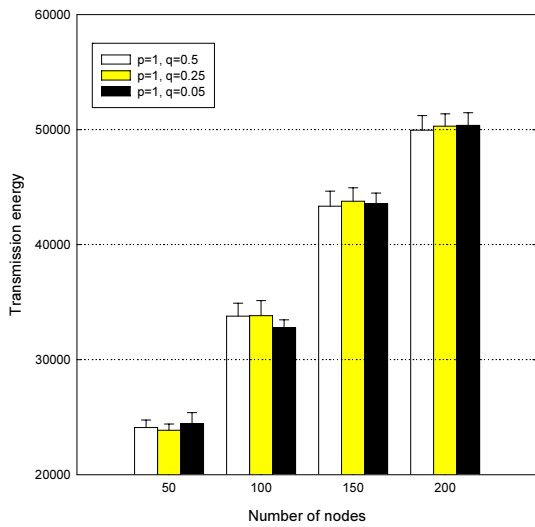


그림 7. 제안된 알고리즘의 평균전송에너지 비교
Fig. 7 Comparison of the average transmission energy of the proposed algorithm

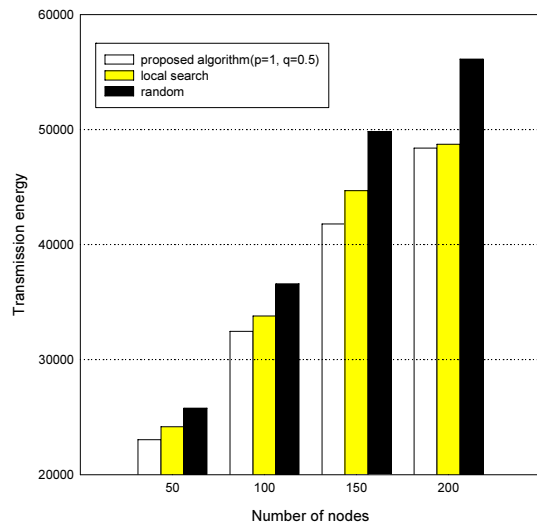


그림 9. 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘의 최소전송에너지 비교
Fig. 9 Comparison of the minimum transmission energy of the proposed algorithm vs previous algorithms

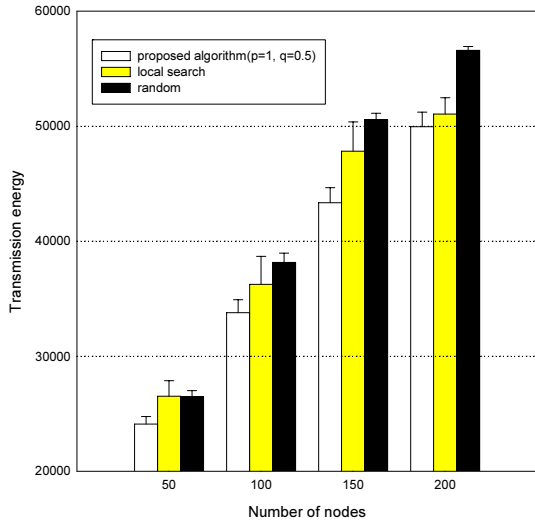


그림 10. 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘의 평균전송에너지 비교

Fig. 10 Comparison of the average transmission energy of the proposed algorithm vs previous algorithms

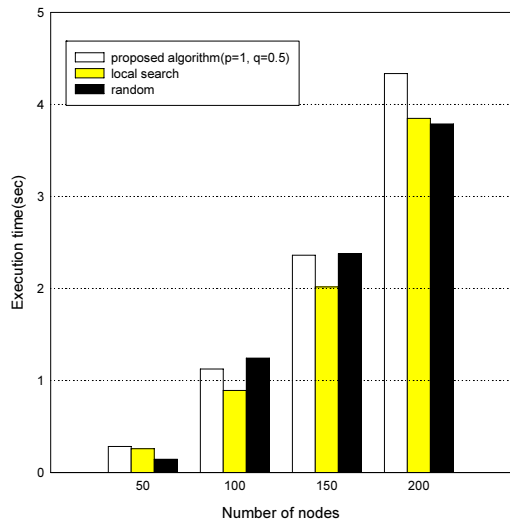


그림 11. 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘의 실행시간 비교

Fig. 11 Comparison of the execution time of the proposed algorithm vs previous algorithms

VI. 결 론

본 논문은 해양 센서 네트워크에서 네트워크 클러스터링을 위하여 빠른 실행 시간 내에 노드의 전송 에너지를 최소화할 수 있는 유전 알고리즘을 제안하였다. 효과적인 알고리즘을 설계하기 위해 클러스터링 문제에 적합한 염색체 인코딩과 초기 개체군 생성, 교배 및 돌연변이, 복구 함수를 제안하였다. 제안된 알고리즘을 평가하기 위해 전송 에너지와 실행시간 관점에서 기존의 방식과 비교 평가하였다. 비교결과에서 제안된 알고리즘이 기존의 방식보다 더 우수함을 볼 수 있었으며, 또한 에너지 효율이 중요한 해양 센서 네트워크에서 클러스터링 문제를 효과적으로 해결할 수 있음을 볼 수 있었다.

참고문헌

- [1] K. Akkaya, M. Younis. A survey on routing protocols for wireless sensor networks, *Ad hoc networks*, 3 2005;325-349.
- [2] H. Karl, A. Willig, *Protocols and architectures for wireless sensor networks*. Wiley Press, 2005.
- [3] W. Heinzelman, A. Chandrakasan, H. Balakrishnan, An Application Specific Protocol Architecture for Wireless Microsensor Networks, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 1 2002;660-670.
- [4] O. Moussaoui, A. Ksentini, M. Naimi, M. Gueroui, A Novel Clustering Algorithm for Efficient Energy Saving in Wireless Sensor Networks, *Proceedings of the 7th International Symposium on Computer Networks*, 2006; 66-72.
- [5] S. Raghuvanshi, A. Mishra, A Self-Adaptive Clustering Based Algorithm for Increased Energy-Efficiency and Scalability in Wireless Sensor Networks, *Proceedings of IEEE 58th Vehicular Technology Conference*, 5 2003;2921-2925.
- [6] O. Younis, S. Fahmy, Distributed Clustering in Ad-hoc Sensor Networks: A Hybrid, Energy-Efficient Approach, *Proceedings of IEEE INFOCOM 2004*,

- 2004;29-640.
- [7] S. Basagni, Chlamtac, A. Farago, A generalized clustering algorithm for peer-to-peer networks. *Proceedings of the Workshop on Algorithmic Aspects of Communication*, 1997
 - [8] T. Kanugo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko, R. Silverman, A. Y. Wu., A Local Search Approximation Algorithm for k-Means Clustering, *Proceedings of the 18th Annual ACM Symp. on Computational Geometry*, 2002;10-18.
 - [9] S. Ghiasi , A. Srivastava , X. Yang, M. Sarrafzadeh, Optimal Energy Aware Clustering in Sensor Networks, *Sensors*, 2002;258-269.
 - [10] J. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Univ.of Michigan Press, 1975.
 - [11] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*. Addison Wesley, 1989.
 - [12] J. Antonisse. A new interpretation of schema notation that overturns the binary encoding constraint. *Proceedings of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms* 1989;86-91.

저자소개



장길웅(Kil-Woong Jang)

1997년 경북대학교 컴퓨터공학과
(공학사)

1999년 경북대학교
컴퓨터공학과(공학석사)

2002년 경북대학교 컴퓨터공학과(공학박사)

2003년 - 현재 한국해양대학교 데이터정보학과
(부교수)

※관심분야: 네트워크 프로토콜, 유비쿼터스 네트워킹