

허브와 스포크의 입지선정과 차량경로가 통합된 hub-and-spoke 네트워크 설계: 공생진화알고리즘 기반의 접근법에 의해

A design of hub-and-spoke networks to integrate hub-spoke location and vehicle routing:
symbiotic evolutionary algorithm based approach

신경석*, 김여근**

* 전남대학교 산업공학과(woodam89@naver.com)

** 전남대학교 산업공학과(kimy@chonnam.ac.kr)

Abstract

본 연구에서는 허브와 스포크의 입지선정과 차량 경로가 통합된 hub-and-spoke 네트워크 설계문제를 다룬다. Hub-and-spoke 네트워크는 대량화와 공동화를 통해 물류효율화를 실현하기 위한 대표적인 구조로 물류시스템에서 흔히 사용되고 있다. 이러한 물류시스템에서 물류비용의 절감과 고객서비스 향상을 위한 효율적인 수송네트워크 설계는 매우 중요하다. 전통적인 hub-and-spoke 네트워크 설계문제에서 각 스포크의 위치와 화물량이 미리 주어진 상황에서 허브의 입지를 결정하였다. 하지만 스포크 역시 스포크가 담당하는 고객들의 위치와 담당 영역에 따라 그 위치와 수, 그리고 화물량이 변할 수 있다. 또한 정확한 비용산출을 위해서는 스포크에서 고객으로의 수집과 배달을 위한 차량경로가 함께 고려되어야 한다. 다루는 수송망 설계문제는 상호 관련성 있는 여러 부분문제가 결합된 통합문제로서 이를 해결하는 방법으로 기존의 발견적 방법에 의한 순차적 기법은 한계가 있다. 본 연구에서는 공생 진화알고리즘 기반의 방법론을 채용하여 다루는 수송망 설계문제를 동시에 통합적으로 해결할 수 있는 알고리즘을 개발한다. 실험을 통해 개발한 알고리즘의 우수성과 그 적용성을 보인다.

1. 서론

Hub-and-spoke(H&S) 네트워크는 몇 개의 허브(hub)들과 이들 허브에 연결된 스포크(spoke)들로 구성되며, 대부분의 화물량이 기점에서, 기점과 연결된 허브를 통해, 종점과 연결된 허브를 경유하여 종점으로 가는 수송 경로를 갖는다. 이 구조는 규모의 경제와 함께 운영의 집중화(centralization of operations)를 이룰 수 있다는 장점으로 인해 항공수송에서 사용되기 시작하여, 점차 항만물류, 우편 및 택배 시스템, 통신 시스템, 에너지 시스템 등에서 널리 사용되고 있다(Ebery *et al.*, 2000).

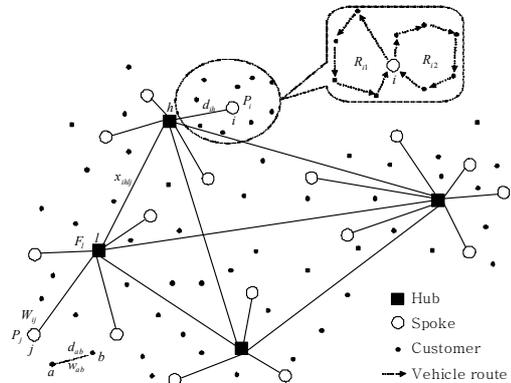
H&S 네트워크 설계에 관한 연구는 주로 허브의 입지선정 문제(Hub Location Problem; HLP)를 다루고 있다. HLP는 허브 입지선정과 함께 남아있는 지점들을 허브에 할당하는 문제이다(Aykin, 1994; Dilek and Laura, 1999). 여기서 허브가 아닌 지점들

은 스포크가 된다. 그리고 허브 수가 고정되지 않는 경우는 허브의 입지선정과 함께 허브의 수도 결정하는 문제가 된다.

본 연구에서는 HLP에 스포크 입지선정과 함께 스포크에서의 차량경로를 함께 고려하는 확장된 hub-and-spoke 수송네트워크 설계문제를 정의하고 이를 해결하기 위한 공생 진화알고리즘(symbiotic evolutionary algorithm)을 제안한다.

2. 문제 정의

본 연구에서는 전통적인 hub-and-spoke 수송네트워크 설계와는 달리 스포크의 위치와 수도 결정변수로 간주한다. 또한 물류비용에서 스포크가 담당하는 지역에 있는 화물의 수집과 배달을 위한 차량의 운영비용을 산정하기 위해 차량경로문제(vehicle routing problem; VRP)를 함께 고려한다. 본 연구에서는 수송네트워크 설계의 관점에서 보기 때문에 시간별 차량일정계획은 다루지 않고 차량경로계획만을 다룬다. 본 연구에서 다루는 문제를 기존 문제와 구별하기 위해 EHSNP(Extended Hub-and-Spoke transportation Network Problem)의 약자로 표기하기로 한다. [그림 1]은 EHSNP의 구조를 보여주고 있다.



[그림 1] EHSNP의 네트워크 구조

본 연구에서 정의한 hub-and-spoke 수송네트워크 설계문제는, (1) 스포크 수와 위치선정 문제, (2)

스포크에 고객의 할당 문제, (3) 허브 수와 위치 선정 문제, (4) 허브에 스포크의 할당 문제, (5) 각 스포크에 할당된 고객들의 차량경로 문제의 5개의 상호관련된 부분문제로 구성된다. 따라서 이 문제는 부분이 아닌 전체의 관점에서 통합적으로 해결되어야 한다.

EHSNP의 목적함수는 네트워크 설계시 고려하는 총비용의 최소화로 둔다. 관련 비용요소로는 크게 설치비용, 수송비용, 그리고 스포크에서 차량 운영비용으로 나눌 수 있다. 설치비용은 허브와 스포크를 설치하는데 필요한 비용이며, 수송비용은 허브-허브, 허브-스포크, 스포크-허브 간 수송비용이 있다. 이들 각 구간의 수송비는 화물의 크기와 거리에 비례한다. 스포크에서 차량운영과 관련된 비용으로는 필요한 차량의 고정비와 수집과 배달을 위한 운송비용이다. 목적함수 표현을 위한 기호와 목적함수 z 는 다음과 같다.

기호정의

d_{fg} : 지점(고객위치, 허브 후보지) f 와 g 간 거리.

w_{fg} : 지점(고객위치, 허브 후보지) f 에서 지점 g 로의 화물량

P_i : 고객위치 i 에서 스포크 설치비용.

F_h : 허브 후보지 h 에서 허브 설치비용.

S : 설치된 스포크 집합.

H : 설치된 허브 집합.

W_{ij} : 스포크 i 에서 스포크 j 로의 화물량, $i, j \in S$.

R_{jq} : 스포크 j 에 생성된 q 번째 경로, $j \in S$.

$x_{iklj} = \begin{cases} 1, & \text{스포크 } i \text{ 에서 허브 } k \text{와 } l \text{ 을 경유하여 스포크 } j \text{ 로 수송되면} \\ 0, & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$

, $i, j \in S, k, l \in H$.

$$\begin{aligned} \text{Min. } z = & \sum_{i \in S} \sum_{k \in H} \sum_{l \in H} \sum_{j \in S, j \neq i} W_{ij} (\alpha d_{ik} + \beta d_{kl} + \gamma d_{lj}) x_{iklj} \\ & + \sum_{i \in S} \sum_q c(R_{iq}) + \sum_{i \in S} P_i + \sum_{h \in H} F_h \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 첫째 항은 화물량과 거리에 따른 수송비용을 의미한다. α 는 스포크에서 허브까지 수송비용 계수이고, β 는 허브 간 수송비용 계수, 그리고 γ 는 허브에서 스포크까지의 수송비용 계수이다. 둘째 항은 설치된 스포크에서 각 고객에 대해 수집과 배달을 위한 차량 운영비용이다. 여기서 차량운영비용 $c(R_{iq})$ 는 차량 고정비와 운송비의 합으로 주어진다. 따라서 스포크에서의 차량 운영비용은 각 스포크에 생성된 차량경로에 필요한 비용들의 합이다. 셋째와 넷째 항은 스포크와 허브의 설치비용을

각각 나타낸다.

본 연구에서 다루는 제약과 가정은 다음과 같다.

- 1) 모든 고객의 위치는 스포크의 후보지가 된다.
- 2) 허브의 후보지는 고객의 위치와는 상관없이 별도로 주어진다.
- 3) 허브의 용량제약과 직접수송은 고려하지 않는다.
- 4) 스포크에서 차량은 그 종류가 모두 동일하며, 수집과 배달이 별도로 이루어진다고 본다.
- 5) 차량 용량은 한계가 있으며, 또한 차량 서비스 시간(이동시간 + 수집/배달 시간)은 제한이 있다.

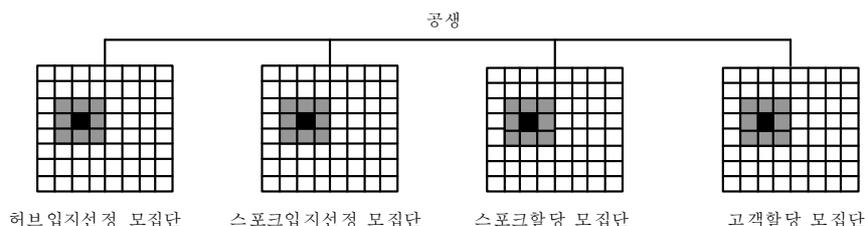
3. EHSNP를 위한 공생 진화알고리즘

3.1 알고리즘의 특징과 구조

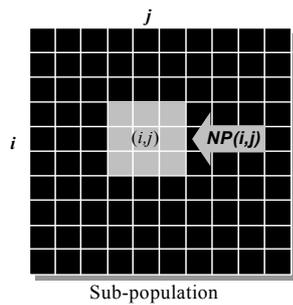
공생 진화알고리즘은 생물계에서 협조적인 공생(symbiosis) 관계를 갖는 서로 다른 종들이 상호작용하고 상호적응하며 공진화하는 과정을 모방한 진화알고리즘이다. 전통적인 진화알고리즘은 전체 해(entire solution)를 하나의 개체로 표현하여 하나의 모집단을 운영하는 반면, 공생 진화알고리즘은 각 부분문제를 각각의 종으로 보고 이들 각 부분문제의 해, 즉 부분해(partial solution)를 개체로 표현하여 부분문제를 위한 모집단을 형성하고, 이들 모집단을 복수개 운영하면서 해를 탐색하는 기법이다. 공생 진화알고리즘에서 각 모집단의 개체는 상대 모집단의 개체들과 결합하여 적응도가 평가되고, 적응도에 따라 선택과 유전연산을 통해 자손을 생산한다.

본 연구에서는 [그림 2]와 같이 4개의 모집단을 운영한다. 그리고 스포크에서의 차량경로는 계산의 복잡도를 줄이기 위해 발견적 기법(heuristic)에 의해 구하였다.

본 연구에서 각 부분모집단은 토러스(torus)형태의 2차원 격자구조로 구성된다. 그리고 진화전략은 모집단 단위가 아닌 이웃진화를 사용한다. 이웃진화는 다양한 우수 개체들이 적소(niche)를 형성하도록 하여, 해의 조기수렴을 방지할 뿐만 아니라 해 공간의 효율적 탐색을 가능하게 한다(Kim et al., 2000). 또한, 진화 형태는 안정상태 유전알고리즘(steady-state genetic algorithm)을 따른다. 안정상태 유전알고리즘은 높은 적응도를 갖는 개체가 생산되는 즉시 재생산에 참여하는 방법으로, 우수한 자손 개체가 갖는 유전정보의 이용을 높일 수 있다(Kim et al., 2003). [그림 3]은 한 모집단의 위치 (i, j) 에서 (3×3) 크기의 이웃 $NP(i, j)$ 를 보여준다.



[그림 2] EHSNP를 위한 공생 진화알고리즘의 구조



[그림 3] 이웃 정의

3.2 공생 진화알고리즘의 절차

EHSNP를 위한 공생 진화알고리즘의 구체적인 절차는 다음과 같다.

단계 1 (초기화)

각 부분문제 모집단 $P[q]$ ($q=1,2,\dots,n$)를 각 부분문제의 초기해 생성방법에 의해 초기해를 생성, 2차원 격자구조의 초기모집단을 생성한다.

단계 2 (초기 적응도 평가)

각 부분모집단 $P[q]$ ($q=1,2,\dots,n$)의 개체들을 상대모집단의 같은 위치에 있는 개체와 짝지어 초기적응도를 평가한다. 이 때 가장 좋은 적응도와 해당 개체결합을 각각 f_{best} 와 Ind_{best} 로 둔다.

단계 3 (이웃 설정)

임의 위치 (i,j) 를 선택하여 이웃 $NP_q(i,j)$ ($q=1,2,\dots,n$)를 정의한다.

단계 4 (이웃 $NP_q(i,j)$ 의 진화)

단계 4.1 $q=1$ 로 둔다.

단계 4.2 이웃 $NP_q(i,j)$ 에서 적응도를 기준으로 두 부모개체를 선택하여 교차한 후 두 자손개체를 생산한다.

단계 4.3 이웃 $NP_q(i,j)$ 에서 가장 낮은 적응도를 갖는 두 개체를 선택하여 단계 4.2에서 생산된 자손개체와 대체한다.

단계 4.4 돌연변이율에 의해 이웃 $NP_q(i,j)$ 의 개체들을 돌연변이시킨다.

단계 4.5 이웃 $NP_q(i,j)$ 의 개체들의 적응도를 평가한다. 이때 공생자는 이웃 $NP_q(i,j)$ ($p=1,2,\dots,n, p \neq q$)에서 임의로 선택한다. 만약 $NP_q(i,j)$ 의 가장 좋은 적응도가 f_{best} 보다 좋으면, f_{best} 와 Ind_{best} 를 갱신한다.

단계 4.6 이웃진화 종료조건을 만족하지 않으면 단계 4.2로 간다. 그렇지 않고(이웃진화 종료조건을 만족하고) $q=n$ 이면 단계 5로, $q < n$ 이면 $q \leftarrow q+1$ 로 두고 단계 4.2로 간다.

단계 5 (종료조건)

알고리즘 종료조건을 만족하면 끝내고 그렇지 않으면 단계 3으로 간다.

4. 진화 요소

4.1 표현과 초기모집단

(1) 허브입지선정 부분문제의 표현

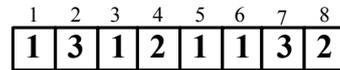
허브의 위치와 수를 결정하는 부분문제 개체는 이진 표현을 사용한다. 인자의 위치는 설치 가능한 허브 후보의 번호이고 인자 값은 해당 허브 후보의 설치여부를 나타내는 이진 값으로 1이면 허브로 선정됐음을, 0이면 선정되지 않았음을 의미한다. 초기모집단은 허브의 화물량과 허브설치비용의 정보를 이용하여 구성한다(Shin and Kim, 2006).

(2) 스포크입지선정 부분문제의 표현

스포츠입지선정은 고객 위치 중에서 일부가 스포크로 선정되므로, 허브의 입지선정에서와 유사하게 이진표현을 사용한다. 초기모집단 역시 허브입지선정 모집단의 초기화 과정과 유사하게 고객의 화물량과 스포크설치비용을 고려하여 구성한다.

(3) 스포크할당 부분문제의 표현

EHSNP에서 스포크는 고객들 중 일부가 선정되고, 선정된 스포크는 다시 선정된 허브에 할당되어야 한다. 본 연구에서는 허브 위치에 상관없이 어느 허브 입지선정 개체와 결합되더라도 해석이 자연스럽게 이루어질 수 있도록 할당규칙에 의한 표현방법을 새로이 제안한다. [그림 4]는 스포크의 허브할당 표현의 예를 보여준다.



[그림 4] 스포크할당 모집단의 개체표현

여기서 인자의 위치는 고객 번호이고 인자값은 해당 고객의 위치가 스포크인 경우, 이 스포크가 어느 허브에 할당될 것인지를 결정하는 규칙번호이다. 할당규칙은 규칙 1, 2, 3의 세 규칙을 사용한다. 규칙 1을 갖는 스포크는 가장 가까운 허브에 할당된다. 규칙 2, 3은 거리 외에 허브를 통과하는 화물량을 함께 고려하여 할당하는 규칙이다. 만약 거리가 비슷하다면 자신과 많은 화물이 교환되는 스포크들이 할당된 허브에 자신이 할당되는 것이 허브간 수송비용을 절감할 수 있으므로 비용면에서 더 유리할 것이다. 이 규칙에 관해서는 Shin and Kim(2006)을 참조할 수 있다. 초기모집단은 할당규칙 1, 2, 3을 각각 1/2, 1/3, 1/6의 비율로 생성하여 각 개체를 구성한다.

(4) 고객할당 부분문제의 표현

고객의 스포크할당 표현 역시 스포크의 허브할당 표현과 유사하게 세 가지의 할당규칙에 의해 표현한다. 즉, 인자의 위치는 고객의 번호를, 인자값은 해당고객이 어느 스포크에서 서비스를 받을지를 결정하기 위한 규칙번호이다. 규칙 1을 적용받는 고객은 선정된 스포크 중에서 가장 가까운 스포크에 할당된다. 규칙 2는 차량의 경로를 고려한 할당규칙으로, 이 할당규칙을 갖는 고객은 이미 할당된 고객 중 가장 가까운 고객이 할당된 스포크에 할당된다. 규칙 3은 고객 i 와 스포크간 거리, 그리고 고객 i 와 이미 할당된 고객과의 거리를 고려한 할당규칙이다. 고객할당을 위한 초기 모집단도 고객 할당규칙 1, 2, 3에 대해 각각 1/2, 1/3, 1/6의 비율로 인자 값을 생성하여 초기화한다. 규칙에 관한 자세한 내용은 Shin and Kim(2006)을 참조할 수 있다.

4.2 적응도 평가

EHSNP를 위한 각 부분문제의 유전표현은 항상 가능해를 유도하므로 별도의 제약을 고려할 필요가

없다. 따라서 EHSNP의 적응도는 해당 개체가 상대 모집단의 공생자와 결합한 후 해석된 목적함수 값을 사용한다. 즉, 적응도 평가함수로써 식 (1)을 사용하고 이 값은 비용이므로 적을수록 높은 적응도를 갖는 것으로 본다.

결합개체를 해석하는 절차는 다음과 같다.

- 단계 1. 스포크입지선정 개체에서 인자값이 1인 고객 위치는 스포크로 선정된다.
- 단계 2. 고객을 선정된 스포크에 할당한다. 할당 순서는 할당규칙 번호가 낮은 고객부터 선정된 스포크에 할당한다.
- 단계 3. 허브입지선정 모집단 개체에서 인자값이 1인 허브 후보는 허브로 선정된다.
- 단계 4. 스포크할당 개체의 할당규칙 번호가 낮은 스포크부터 선정된 허브에 할당한다.
- 단계 5. 각 스포크에 대해 할당된 고객의 수집(pickup), 배달(delivery)을 위한 차량경로를 구하고 비용을 계산한다.
- 단계 6. 전체 네트워크 비용, 즉 허브 및 스포크 설치비용, 수송비용, 차량의 수배송 비용 등을 계산한다.

단계 5에서 스포크에 할당된 고객들의 차량경로 생성은 Clarke and Wright(1964)의 휴리스틱 방법을 응용한다. 이 방법은 지점간 경로의 절약값(savings)을 구하고, 이 값을 이용하여 제약이 허용하는 한 최대로 절약을 많이 할 수 있는 경로를 만들어가는 방법으로 간단하면서 제약의 추가와 삭제가 용이하고, 비교적 좋은 결과를 유도하여 다양한 차량경로 문제에 응용되고 있다. 본 연구에서 고려하는 제약은 차량의 용량과 차량서비스시간이다. 따라서 절약이 큰 경로들을 추가하면서 차량의 용량과 서비스시간(이동시간 + 수집/배달 시간)을 확인하면 된다.

4.3 유전연산

본 연구에서 사용된 각 부분문제에 대한 표현은 유전연산에서 자연스럽게 가능해를 유지할 수 있다. 모든 모집단에 있는 개체의 교차는 모두 일점 교차를 사용한다. 유전인자간의 임의 교차점을 잡아, 한 부모(P1)에서 교차점의 앞 부분 인자들을 상속하고 다른 부모(P2)에서 교차점의 뒷부분의 인자를 상속하여 자손 O1을 생산한다. 그리고 자손 O2는 부모 P1과 P2의 역할을 바꾸어 생산한다.

돌연변이는 부모로부터 유전된 개체의 형질을 변화시킴으로써 부모와 다른 형질을 갖게 하여 다양한 해공간의 탐색을 가능하게 하고, 또한 국부최적(local optimal)으로 수렴하는 것을 방지하는 역할을 한다. 먼저 허브입지선정과 스포크입지선정 모집단 개체의 돌연변이의 경우 다음 3가지 방법 중 하나를 임의로 선택하여 사용한다.

- 1) 교환: 기존 허브(스포크)인 지점 중 하나를 비허브(비스포크)로 만들고 비허브(비스포크)인 지점 중 하나를 허브(스포크)로 만든다.
- 2) 생성: 비허브(비스포크)인 지점 중 하나를 허브(스포크)로 만든다.
- 3) 제거: 허브(스포크)인 지점 중 하나를 비허브(비스포크)로 만든다.

5. 실험과 결과분석

5.1 실험설계

실험문제는 hub-and-spoke 입지선정문제에 흔히 사용되는 AP 자료(Ernst and Krishnamoorthy, 1996)를 기초로 생성하였다. AP 자료는 Australia Post의 실제 허브 입지선정문제에 관한 것으로 200개의 지점들로 구성되어 있다. AP 자료에서 각 지점을 고객의 위치로 두고 실험문제를 설정한다. 각 허브 후보지와 스포크에서의 설치비용은 [허브설치비용의 평균]/[스포크 설치비용의 평균]의 값이 각각 2와 4가 되는 범위를 정하여 임의로 생성하여 구성하였다. <표 1>은 본 연구에서 사용된 실험문제를 보여준다. 이 때 각 실험문제에 대한 허브 간 수송 비용계수(β), 스포크에서 허브로의 수송비용 계수(α), 그리고 허브에서 스포크로의 수송비용 계수(γ)는 각각 0.75, 3.0, 2.0으로 AP 자료에서와 동일하다. 이 외에 차량고정비, 단위거리당 차량운송비, 고객의 서비스시간, 거리당 차량운행시간, 차량의 용량, 차량의 운행한계시간 등은 모든 문제에서 동일하게 주었다. 실험문제의 구체적인 사항은 Shin(2006)을 참조할 수 있다.

<표 1> 실험문제

문제	고객 수	허브 후보수	허브/스포크 설치비용비율
Prob. 1	50	10	2
Prob. 2	50	10	4
Prob. 3	50	20	2
Prob. 4	50	20	4
Prob. 5	100	10	2
Prob. 6	100	10	4
Prob. 7	100	20	2
Prob. 8	100	20	4
Prob. 9	150	10	2
Prob. 10	150	10	4
Prob. 11	150	20	2
Prob. 12	150	20	4
Prob. 13	200	10	2
Prob. 14	200	10	4
Prob. 15	200	20	2
Prob. 16	200	20	4

<표 1>의 실험문제에 대해 제안한 알고리즘의 성능을 평가하였다. EHSNP를 위한 다른 알고리즘에 관한 연구가 존재하지 않으므로 제안한 알고리즘의 성능을 전통적인 진화알고리즘(Traditional Evolutionary Algorithm; TEA)과 비교하였다. TEA는 하나의 개체에 모든 전체문제를 표현하여 이들로 구성된 단일 모집단을 운영하는 알고리즘이다.

알고리즘은 JAVA언어로 구현되었으며, 3.4GHz Pentium CPU를 장착한 IBM-PC에서 수행되었다. 유전 파라미터는 예비실험을 통해 결정하였다. 먼저 모집단의 크기는 100(10×10의 격자구조)으로 하였고 이웃은 3×3의 9개의 크기를 갖도록 하였다. 돌연변이는 인자단위가 아닌 개체단위로 이루어지고 그 확률은 0.3으로 두었다. 따라서 한번의 이웃진화는 9개의 이웃에서 평균 2.7개의 개체가 돌연변이 된다. 이웃진화는 0.5의 확률로 2회 또는 3회 반복하였다. 전체 알고리즘의 종료조건은 재생산 개수로 하여 2,500개의 개체가 생산되면 종료되도록 하였

다.

5.2 결과분석

EHSNP를 위한 제안한 공생 진화알고리즘(Symbiotic EA)의 성능을 평가하기 위해 전통적인 진화알고리즘(TEA)과 성능을 비교하였다. Symbiotic EA와 TEA 모두 선행 실험결과를 기초로 발견적 정보에 의해 초기모집단을 생성하였고, 돌연변이는 여러 돌연변이 기법 중 임의로 하나를 선택하는 방법을 사용하였다. <표 2>는 그 결과를 보인 것이다. 표에서 'Best', 'Mean', 'Sec.'은 각 실험문제당 15회 반복실험을 수행하여 얻은 결과에 대한 가장 좋은 값, 평균값, 그리고 계산시간(초)을 각각 의미한다. 개선율은 TEA에 비해 제안한 알고리즘의 성능향상 정도를 보인 것으로 $\{(TEA의\ 평균\ Symbiotic\ EA\ 의\ 평균)/TEA의\ 평균\} \times 100(\%)$ 이다. *표는 각 문제에서 평균값을 기준으로 좋은 성능을 보인 결과를 표시한 것이다.

계산시간이 소요되었다. 이는 TEA에서 한 모집단의 개체가 해석되는 것과는 달리 Symbiotic EA에서는 각각의 모집단 개체가 상대모집단 개체와 결합하여 해석되어야 하기 때문이다. 몇 개의 문제에서 문제의 규모가 작은 문제가 규모가 큰 문제에 비해 더 많은 계산시간이 소요되었는데, 이는 개체 해석 과정에서 차량경로를 결정하기 때문인 것으로 보인다. 즉 문제의 규모가 작더라도 스포크에 할당된 고객의 수가 많은 경우 차량경로를 결정하는 데 필요한 계산량이 증가하기 때문이다.

6. 요약 및 결론

본 연구에서는 기존의 모형을 확장한 새로운 hub-and-spoke 수송네트워크 설계문제 정의하고, 이를 해결하기 위해 공생 진화알고리즘에 기반한 방법론을 개발하였다. 본 연구에서 정의한 hub-and-spoke 수송네트워크 설계문제는 허브의 입

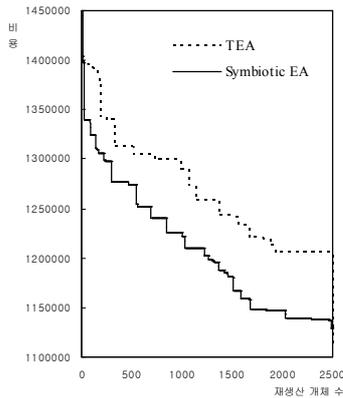
<표 2> 제안한 알고리즘의 성능 비교

문제	TEA			Symbiotic EA			Improved Rate (%)
	Best	Mean	Sec.	Best	Mean	Sec.	
Prob. 1	755,744.4	774,722.0	9.6	739,339.3	751,775.9*	29.1	3.0
Prob. 2	792,246.0	816,845.8	5.6	755,693.1	770,555.3*	37.3	5.7
Prob. 3	756,932.1	769,319.9	5.6	739,756.4	749,015.9*	40.1	2.6
Prob. 4	799,607.5	818,732.6	5.8	755,338.3	776,490.5*	31.9	5.2
Prob. 5	1,111,533.7	1,165,959.3	26.0	1,093,873.1	1,110,862.5*	259.2	4.7
Prob. 6	1,206,109.8	1,244,753.6	18.1	1,128,485.5	1,149,453.3*	99.9	7.7
Prob. 7	1,114,684.7	1,145,250.4	28.9	1,066,855.5	1,091,327.4*	228.4	4.7
Prob. 8	1,188,998.5	1,225,089.2	19.1	1,103,201.2	1,138,668.3*	137.5	7.1
Prob. 9	1,479,878.8	1,523,366.8	89.1	1,382,616.0	1,420,546.8*	490.3	6.7
Prob. 10	1,555,441.6	1,610,169.1	50.0	1,427,976.5	1,464,279.6*	365.5	9.1
Prob. 11	1,474,734.4	1,524,004.1	61.5	1,353,269.1	1,399,726.4*	583.4	8.2
Prob. 12	1,530,732.7	1,582,451.9	47.2	1,445,618.4	1,471,932.9*	290.8	7.0
Prob. 13	1,853,177.2	1,918,502.9	57.5	1,759,213.6	1,808,140.9*	232.1	5.8
Prob. 14	1,904,184.6	2,038,259.0	50.6	1,791,218.0	1,837,127.5*	190.0	9.9
Prob. 15	1,832,492.1	1,888,815.1	67.4	1,683,515.3	1,747,345.3*	317.5	7.5
Prob. 16	1,945,676.1	2,021,296.9	47.4	1,794,990.9	1,838,024.5*	213.7	9.1

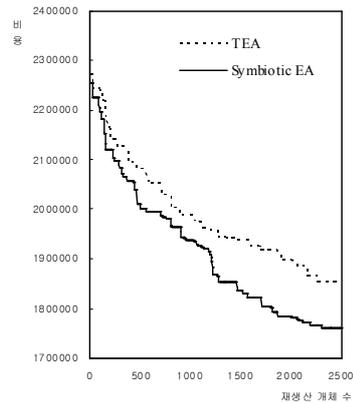
<표 2>에서 알 수 있듯이 모든 실험문제에 대해 평균값은 물론 가장 좋은 해의 비교에서도 Symbiotic EA가 TEA보다 좋은 결과를 보였다. Symbiotic EA에서는 EHSNP를 구성하는 여러 부분 문제들을 표현한 별도의 모집단을 운영한다. 이 때 부분문제 모집단은 상대모집단과 다양한 환경에서 결합함으로써, 즉 공생하면서 상호작용 및 상호작용을 통해 복잡한 해공간을 더 효율적으로 탐색할 수 있다. 실험 결과는 하나의 전체문제 개체를 통한 단일모집단을 운영하는 경우보다 여러 부분문제의 모집단을 운영하는 병렬적 탐색이 부분문제로 이루어진 통합문제에 보다 효율적임을 의미한다. 이는 기존 공생 진화알고리즘의 여러 연구 결과(Kim et al., 2000 Kim et al., 2003; Potter, 1997)와 부합되는 측면이다. [그림 5]는 Prob. 6과 Prob. 13에 대해 두 알고리즘의 수렴속도를 비교한 것으로, Symbiotic EA가 TEA에 비해 빠른 수렴속도를 보여준다.

계산시간은 Symbiotic EA가 TEA보다 다소 많은

지선정 외에 스포크의 입지선정과 스포크에서의 차량경로결정문제를 포함하는 통합문제이다. 이러한 상호관련성이 높은 부분문제가 결합된 통합문제를 효과적으로 해결하기 위해 공생 진화알고리즘 기반의 방법론을 제안하였다. 본 연구에서는 다루는 문제를 분석하여 전체 알고리즘의 구조를 설계하고, 이에 필요한 유전요소들을 개발하였다. 특히 공생 진화알고리즘에서 개체해석은 부분문제 개체의 상호결합에 의해 이루어지므로 부분문제 개체가 결합되었을 때 자연스럽게 해석될 수 있는 개체표현을 새롭게 개발하고 이에 대한 유전연산자를 제안하였다. 다양한 실험문제으로써 제안한 알고리즘의 성능을 분석한 결과 기존 알고리즘에 비해 우수한 성능을 보였다.



(a) Prob. 6



(b) Prob. 13

[그림 5] 수렴속도 비교

참고문헌

- Aykin, T. (1994), "Lagrangian relaxation based approaches to capacitated hub-and-spoke network designproblem", *European Journal of Operational Research*, 79, 501-523.
- Clark, G. and Wright, J. (1964), "Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points", *Operations Research*, 12, 568-581.
- Dilek, T. and Laura, I.B. (1999), "A two-phase tabu search approach to the location routing problem", *European Journal of Operational Research*, 116, 87-99.
- Ebery, J., Krishnamoorthy, M., Ernst, A. and Boland, N. (2000), "The capacitated multiple allocation hub location problem: formulations and algorithms", *European Journal of Operational Research*, 120, 614-631.
- Ernst, A.T. and Krishnamoorthy, M. (1996), "Efficient algorithms for the uncapacitated single allocation p-hub median problem", *Location Science*, 4, 139-154
- Kim, Y.K., Kim, J.Y. and Kim, Y. (2000), "A coevolutionary algorithm for balancing and sequencing in mixed model assembly lines", *Applied Intelligence*, 13, 247-258.
- Kim, Y.K., Park, K. and Ko, J. (2003), "A symbiotic evolutionary algorithm for the integration of process planning and job shop scheduling", *Computers & Operations Research*, 30, 1151-1171.
- Potter, M.A. (1997), "The design and analysis of a computational model of cooperative coevolution", Ph.D. dissertation, George Mason University.
- Shin, K.S. (2006), "A set of data for Extended hub-and-spoke transportation networks design using a symbiotic evolutionary algorithm", available at <http://syslab.chonnam.ac.kr/links/EHSNPdata.zip>.
- Shin, K.S. and Kim, Y.K. (2006), "Extended hub-and-spoke transportation networks design using a symbiotic evolutionary algorithm" submitted to *Journal of the Korean OR and MS Society*.