論文2002-39CI-4-2

이중구속 통신망 설계를 위한 다목적 유전 알고리즘

(Multiobjective Genetic Algorithm for Design of an Bicriteria Network Topology)

金 東 一 *, 權 奇 浩 **

(Dong Il Kim and Key Ho Kwon)

요 약

통신망 설계는 다양한 설계 인자들이 고려되는 다목적 함수 문제이다. 특히 망의 구성 비용, 메시지 지연 그리고 신뢰도는 망의 최대 효율을 얻는데 중요한 설계 인자이다. 최근 들어 유전자 알고리즘은 조합최적화 문제, 통신망 설계문제와 같은 현실적 문제를 위한 최적화 기법으로 널리 활용되어 지고 있다. 본 논문은 망의 구성비용과 메시지 지연시간을 최소화 하는 통신망 설계를 위한 다목적 유전 알고리즘을 제시한다. 본 알고리즘은 다목적 함수의 최적화에서 일반적으로 어려운 목적 함수간의 최적화를 위해 파레토를 이용하였다. 부호화 방법으로 프뤼퍼 숫자와 클러스터링 문자를 사용했고, 적합도 배분방법으로 파레토 순위할당 제거방법과 생태적 적소형태(niche-formation)방법을 사용하였으며, 조기수렴을 방지위해 변형된 엘리트 기법을 사용했다. 시뮬레이션을 통해 제안하는 알고리즘이 망구성의 후보해를 효과적으로 찾음을 보여준다.

Abstract

Network topology design is a multiobjective problem with various design components. The components such as cost, message delay and reliability are important to gain the best performance. Recently, Genetic Algorithms(GAs) have been widely used as an optimization method for real-world problems such as combinatorial optimization, network topology design, and so on. This paper proposed a method of Multi-objective GA for Design of the network topology which is to minimize connection cost and message delay time. A common difficulty in multiobjective optimization is the existence of an objective conflict. We used the prüfer number and cluster string for encoding, parato elimination method and niche-formation method for the fitness sharing method, and reformation elitism for the prevention of pre-convergence. From the simulation, the proposed method shows that the better candidates of network architecture can be found.

Key Words : 다목적 함수, 유전자 알고리즘, 파레토, 적합도 배분방법, 엘리트 기법 응용

Ⅰ. 서 론

광대역 통신을 위한 통신망 설계는 통신망의 크기가 더욱 커짐에 따라 통신망 설계자와 분석가 그리고 관리자들에게 많은 연구대상이 되어왔다. 특히 컴퓨터망과 통신망 설계는 비용, 메시지 지연, 망에 대한 신뢰도 그리고 링크의 최대 용량과 같은 다양한 설계 인자들로부터 영향을 받는다. 따라서 이러한 인자들을 최적화 함으로써 효율적인 시스템을 얻을 수 있다.

최근들어 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms: GA)은 많은 현실적 문제와 통신망 설계문제를 해결하기 위한 최적화 기법으로서 많은 연구가 되어지고 있으

* 正會員, ** 終身會員, 成均館大學校 電氣電子 및 컴퓨터 工學部
(Department of Electrical and computer engineering Sungkyunkwan University)
接受日字:2001年12月11日, 수정완료일:2002年6月20日

며,[1,2] 전송문제,[3] 최소 생성 트리(spanning tree)문제,[4] 생산 공정 계획 문제[5]등과 같은 다목적 함수를 다루는 많은 응용부분에 대해 적용되고 있다. 최적의 통신망 설계 문제는 매우 복잡한 조합 최적화 문제로서, NP-hard 문제로 분류되어진다. 기존의 방법을 사용하여 통신망 설계문제를 해결하기에는 지수적으로 급증하는 망 크기 문제로 인하여 다루기 어렵다는 문제점이 있다. 따라서 GA를 이용한 최적 통신망 설계기법이 고안되기 시작했다.

최적 통신망 설계를 위한 기존연구를 살펴보면, Dengiz, Altiparmak 그리고 Smith는 GA를 사용하여 신뢰도를 고려한 거대한 백본 구조의 통신 네트워크 설계에 중점을 두었고, n개의 노드를 가진 네트워크 설계를 위한 후보해로 나타내기 위한 $n\times(n-1)/2$의 크기로 표현되는 염색체 표현방법으로 에지기반(edge-based)방법을 사용했다.[6,7] 즉 노드에 연결 행렬에서 대각은 채우지 않고 상삼각 행렬을 사용했다. Gen, Ida 그리고 Kim은 염색체 표현방법으로 프뤼퍼 숫자(prüfer number) 방식을 사용하여, 네트워크 연결비용과 메시지 지연을 고려한 이중구속(Bicriteria) 통신망 설계 최적화를 위한 가중치(weighted-sum) 방식 GA를 제안했다.[8]

본 논문에서는 일정한 신뢰도를 기준으로 비용과 메시지 지연을 최소화하기 위한 이중구속 통신망 설계를 위한 최적화 알고리즘으로서, 각 목적함수를 하나의 목적함수로 통합시키는 가중치 방법(weighted-sum)이 아닌 파레토(parato)를 기준으로 하는 다목적 유전알고리즘을 (Parato-Based Multiobjective Genetic Algorithms: PBMGA)제안한다. PBMGA는 부호화 방법으로 프뤼퍼 숫자와 클러스터링 문자를 사용했고, 개체의 다양성 유지를 위한 적합도 배분방법으로 파레토 순위할당 제거방법과 생태적 적소형태(niche-formation)방법을 사용하였으며, 조기수렴을 방지한 변형된 엘리트 기법을 사용한 최적해의 보존기법을 사용했다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 이중구속 통신망 설계에 대한 해석과 각 목적함수 계산에 대한 기본이론을 고찰하였고, 3장에서는 PBMGA의 구성과 특징을 설명하였으며, 4장 에서는 시뮬레이션의 결과 분석과 향후 연구방향을 기술하였다.

II. 이중구속(BICRITERIA)통신망

이중구속 통신망을 설명하기 위해 백본 구조로 하고 n개의 센터와 생성 트리 구조로 m명의 사용자들이 구성된 통신망을 생각하자. 사용자간 트래픽 수요를 사용자 트래픽 행렬 m×m 행렬 $\underline{U}$라 하자. $\underline{U}$의 원소 u_{ij}는 사용자 i에서 사용자 j로의 트래픽이고, 트래픽 특성은 알고 있다고 가정한다. 또한 센터의 연결 형태를 나타내는 n×n 센터 행렬 $\underline{X_1}$은 다음과 같다고 가정한다.

행렬 $\underline{X_1}$에 원소 x_{1ij}는

$$x_{1ij}=\begin{cases}1, \text{if } \textit{the centers } i \text{ and } j \textit{ are connected,}\\ 0, \textit{otherwise}\end{cases}$$

로 표현된다. 또한 통신망은 n개의 센터로 분할되고, 사용자들은 그 센터들에 분산되고, X_2에 원소 x_{2ij}는

$$x_{2ij}=\begin{cases}1, \text{if } \textit{user } j \textit{ belongsto center } i,\\ 0, \textit{otherwise}\end{cases}$$

로 표현된다고 가정한다. 여기서, 사용자들은 센터 한 곳에만 속할 수 있다.

즉 $\forall j=1,2,\ldots,m \quad \sum_{i=1}^{n} x_{2ij}=1$. 생성 트리 행렬 n×(n+m) 행렬은 ([$\underline{X_1}$, $\underline{X_2}$])로 정의 되고, n×n 행렬 T를 센터 트래픽 행렬로 정의한다. 행렬 T에 원소 t_{ij}는 센터 i내의 사용자들로 부터 센터 j내의 사용자들로 향하는 트래픽을 나타내면, $\underline{T}=\underline{X_2^T\ U\ X_2}$ 이다. 각 센터의 성능은 알고 있다고 가정한다. 각 센터에 대한 통신방식은 토큰링(token-king), 이더넷(Ethernet) 또는 다른 유사구조를 가질 수 있다. 각 센터는 동작이나 성능은 서로 틀리지만, 평균 지연은 부하가 증가해도 같은 특성방식으로 반응한다. 부하가 커지면 평균지연은 증가하고, 부하가 센터의 처리성능의 한계점까지 도달하게 되면 지연시간은 무한대가 된다.

위의 정의를 바탕으로 이중구속 통신망 설계에 사용될 기호들을 정의하면 아래와 같다.

$$a_{ij}^{k}(\underline{X})=1, \text{if } \textit{traffic} \text{ from } \textit{center } i \text{ to } \textit{center } j \textit{ through center } k \text{ exists};\ 0, \textit{otherwise}$$

$$b_{ij}^{k,l}(\underline{X})=1, \text{if } \textit{traffic} \text{ from } \textit{center } i \text{ to } \textit{center } j \textit{ passes through an} \text{ existing } \textit{link};\ 0, \textit{otherwise}$$

β_{ij} the delay per bit due to the link between center i and j

C_i the traffic capacity of center i

g_i the maximum number of users capable of connecting to center i

센터 동작을 기술하는 대는 M/M/1[10]모델을 사용한다. 이때 이중구속 통신망의 목적함수는 다음과 같이 표현된다.

$$\min \ \frac{1}{T}\left[\sum_{i}^{n}\frac{F_i(X)}{C_i-F_i(X)}+\sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=1}^{n}\beta_{ij}\cdot f_{ij}(X)\right] \quad (1)$$

$$\min \ \sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i+1}^{n}\omega_{1ij}\cdot x_{1ij}+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\omega_{2ij}\cdot x_{2ij} \quad (2)$$

s.t. $R(x) > R_{\min}$

$$\sum_{j=1}^{m}x_{2ij}\le g_i,\ i=1,2,\cdots,n$$

$$\sum_{j=1}^{n}x_{2ij}=1,\ j=1,2,\cdots,m$$

$$F_i(X) < C_i,\ i=1,2,\cdots,n$$

여기서 $R(X)$는 통신망 신뢰도, ω_{1ij}는 센터 i와 j 사이 링크의 비용, ω_{2ij}는 센터 i와 센터 j사이 링크의 비용, 그리고 g_i는 사용자 i에 연결될 수 있는 최대 사용자 수를 나타낸다. 망전체에 대한 트래픽 T는 식 (3)으로 표현되고,

$$T=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}t_{ij} \quad (3)$$

센터 k에서 전체 트래픽, $F_k(X)$는 식 (4)로

$$F_k(X)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}t_{ij}\cdot a_{ij}^{k}(X),\ k=1,\cdots,n \quad (4)$$

그리고 링크 (k, l)에서의 전체 트래픽 $f_{kl}(X)$는 식(5)로 표현된다.

$$f_{kl}(X)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}t_{ij}\cdot b_{ij}^{(k,l)}(X),\ k=1,\cdots,n\ \ l=1,\cdots,n \quad (5)$$

III. 이중구속(Biriteria)통신망 설계를 위한 PBMGA

1. 다목적 함수의 최적해 정의

한 개의 목적함수에 대한 최적화 문제는 대부분 아래식으로 표현된다.

$$\begin{aligned}&\max \quad z=f(x) \\ &s.t. \quad g_i(x)\le 0,\quad i=1,2,\cdots,m\end{aligned} \quad (6)$$

x는 n차원 실수벡터($x\in R^n$), $f(x)$는 목적함수이고, 실계수 부등식으로서 m개의 부등호 제약조건을 갖는다. 아래의 집합 S는 변수 공간에서의 적합해 부분을 나타낸다.

$$S=\{x\in R^n | g_i(x)\le 0,\ \ i=1,2,\cdots,m,\ x\ge 0\} \quad (7)$$

위의 조건을 전제로 다목적 함수 문제는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}&\max \quad \{z_1=f_1(x),\ z_2=f_2(x),\cdots,\ z_q=f_q(x)\} \\ &s.t. \quad g_i(x)\le 0.\ \ i=1,2,\cdots,m\end{aligned} \quad (8)$$

다목적 함수 문제는 항상 변수공간과 함수공간으로 도시화될 수 있다. S는 변수공간에서 그리고 Z는 함수공간에서 적합해 공간을 나타낸다.

$$\begin{aligned}Z=\{z\in R^q | z_1=f_1(x),\ z_2=f_2(x),\cdots,\\ z_q=f_q(x),\ x\in S\}\end{aligned} \quad (9)$$

여기서 z 는 $q\times 1$의 목적함수 벡터이다. 다시 말해 Z는 S에 모든점들로 이루어지는 집합이다.

이 때, $v=F(\underline{X_v})=[v_1,\cdots,v_n]$가 $u=F(\underline{X_u})=[u_1,\cdots,u_n]$를 지배화하는 $\underline{X_v}\in R^n$ 벡터가 없으면, 변수벡터 $\underline{X_u}\in R^n$를 최적 파레토(Parato)라 한다.

2. 제안하는 알고리즘

PBMGA은 부호화 방법으로 프뤼퍼 숫자와 클러스터링 문자를 사용했고, 개체의 다양성 유지를 위한 적합도 배분방법으로 파레토를 기준으로 한 순위할당 방법에 따른 제거방법과 생태적 적소형태(niche-formation)

```
t=0
 초기화 P(t);            ====>A. 부호화
 Do{
  평가 P(t)
                         ====>B. 적합도 분배
  선택 P(t)
  엘리트선택 P(t)        ====>C. 우수해 보존
 }while(condition)
```

그림 1. 알고리즘의 개략도
Fig. 1. Outline of Algorithms.

방법 그리고 조기수렴을 방지한 변형된 엘리트 기법을 사용했다. 알고리즘의 개략도 다음과 같다.

A. 부호화

본 논문에서는 염색체 표현을 위한 부호화 방식으로 프뤼퍼 숫자와 클러스터링 문자를 사용한다. 통신망에 대한 도시적 표현의 기존 이론 중에 k 개의 노드를 가진 통신망에 $k^{(k-2)}$로 다르게 구분된 트리 구조를 가진 Calyley의 이론이 있다. 그 후 프뤼퍼는 트리 형태로 구성된 망을 k-2개의 디지트로 나타냄으로써, Calyley의 이론에 구조적인 증거를 제공했다.[4] 이 때 k-2개의 디지트 구성으로 트리를 표현할 수 있으며. 각 디지트는 1과 k 사이의 정수로 나타내며, 이것을 프뤼퍼 숫자라고 한다.[4] 프뤼퍼 숫자의 구성하는 방법은 아래와 같다.

Procedure: 프뤼퍼 숫자의 부호화

Step 1: 라벨로 나타낸 부여한 트리 T 에서 가장 작은 라벨을 가진 노드를 노드 *i*라 하자.

Step 2: 노드 *i*에 노드 *j*가 연결되어 있으면, *j*는 첫 번째 디지트가 된다.

Step 3: 노드 *i*와 (*i*, *j*)링크를 제거한다. 좌측에서 우측으로 이와같은 부호화 작업을 진행한다.

Step 4: 하나의 링크만이 남을 때까지 반복한다.

Procedure: 프뤼퍼 숫자의 복호화

Step 1: 프뤼퍼 숫자를 P라 하고, P에 포함되지 않은 모든 노드 집합을 P'라 하자. P'는 트리 생성시 제거된 노드 집합이다.

Step 2: P'에서 가장 작은 라벨 노드를 *i*라 하고, P의 가장 좌측 디지트를 *j*라고 하자. 트리내에 *i* 부터 *j*까지 링크를 연결고, P'로부터 *i*를 P로부터 *j*를 제거한다. 그러나 만일 P 내에 *j*가 존재 하지 않으면 P'에 *j*를 넣는다. P에 남아있는 디지트가 없을 때 까지 이 과정을 반복한다.

Step 3: P에 디지트가 남아 있지 않으면, P'에는 정확하게 두 개의 노드(r과 s)가 남아있게 되고, r 부터 s까지 링크를 추가하면 k-1개의 링크를 가진 트리가 완성된다.

B. 적합도 분배

본 논문에서 사용한 이중구속 통신망 설계에 대한 최적해를 구하기 위한 적합도 분배방식은 해공간에서 파레토를 기준으로 한 순위할당방법과 함수공간에서 생태걱 적소형태방법을 사용한다.

적합도 분배 과정을 수행하기 위한 첫 번째 단계로 파레토를 기준으로 하는 순위할당방법을 위해 개체의 순위를 결정해야 한다. 파레토 정의를 만족하여 발견된 최적의 파레토 집합에 대한 순위할당과정은 제거법칙(elimination rule)으로 구성된다. 이 법칙은 그림 2에 나타낸 알고리즘과 같이 모든 개체가 고려되고 가장 처음 나타난 파레토 개체군에 1순위가 할당되고, 그 할당된 개체군은 전체 개체군에서 제거된다. 두 번째 나타난 파레토 개체군에는 2순위가 할당되고, 다른 나머지 개체군들도 같은 세대에서 단계적으로 순위가 할당되어진다.

```
k=1
P'(k)=P(t);
Do{
      Find G(k)from P'(k)
             Calculate Φ(P'(k)∈G(k))
      Share P'(k)∈G(k)
      If k=1
         Assign P'(k)∈G(k) storing set
      Eliminate G(k) from P'(k)
      k++
 }while(P'(k)!=0);
```

그림 2. 평가 과정
Fig. 2. The process of evaluation.

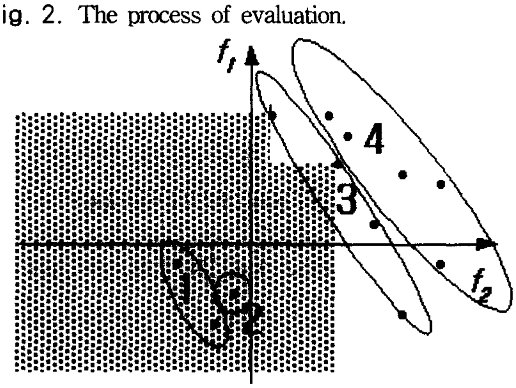


그림 3. 개체들의 순위집합
Fig. 3. Ranks of individuals.

파레토 개체군에 할당된 순위를 k라 할 때 $G(k)$는 다음과 같이 정의된다.

$$G(k)=\{P_i|rank(P_i)=k,\ \forall_i\in\{1,\cdots,n\}\} \quad (10)$$

여기서 n은 전체 개체군을 나타낸다.

순위가 부여된 점들을 위의 그림 3에 나타냈다.

그림 4는 각 개체의 적합도를 나타낸다. 평가 과정은 전체 개체군을 나타낸 그림 4에서 가장 나쁜 값과 좋은 값을 찾는 것으로 시작한다.

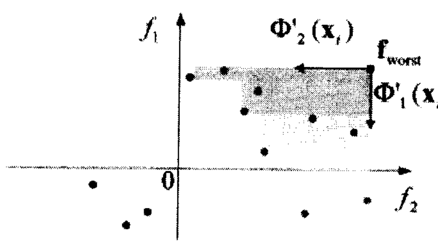


그림 4. 개체들의 적합도
Fig. 4. The fitness of individuals.

$$f_{best\,j}=\min\{f_j(P_i)|\forall_i\in\{1,\cdots,\lambda\}\} \quad (11)$$

$$f_{worst\,j}=\max\{f_j(P_i)|\forall_i\in\{1,\cdots,\lambda\}\} \quad (12)$$

여기서 j는 목적함수의 수를 나타낸다.

다음 식을 이용하여 각 개체의 적합도를 정규화 시킨다.

$$\Phi_j(P_i)=\frac{f_{worst\,j}-f_i(P_i)}{f_{worst\,j}-f_{best\,j}} \quad P_i\in G(k), 0\le\Phi_j\le 1 \quad (13)$$

각 목적함수에 대한 파레토 개체군의 적합도를 정규화 하였으므로, 각 함수의 적합도는 해공간에서 목적함수간의 관련 있는 위치의 값이 되었다. 따라서 각 목적함수에 대한 파레토 개체군의 적합도는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\Phi_j(P_i)\equiv\Phi_j^{G(k)}(P_i)=\max\{\Phi_j(P_i)|P_i\in G(k)\} \quad (14)$$

결론적으로 각 파레토 개체군의 적합도는 아래식으로 계산되어진다.

$$\Phi^{G(k)}=\sum_{j=1}^{m}\Phi_j(P_i) \quad 0\le\Phi\le m \quad (15)$$

여기서 m은 목적함수의 총 개수이다.

위와 같은 순위설정과정은 같은 순위의 그룹에 있는 모든 개체는 같은 적합도가 할당되어지게 된다.

적합도 분배 과정을 위한 두 번째 단계인 생태적 적소 형태 방법은 다음과 같다. 다양한 후보해를 위해 같은 순위그룹에 개체들은 이제 적합도 설정과정(sharing process)을 통해 적합도가 할당 되어진다. 여기서 적용한 적합도 분배 방법은 함수 공간에서 각 개체들 사이의 비례적인 관계에 의해 개인의 적합도를 나누는 방법이다. 이 방법을 통해 파레토 개체군 안에서 여러 함수간에 다중 최적점이 공존 할 수 있게 된다. 이 방법을 자세히 설명하면 다음과 같다. 적합도 Φ_k을 가지고 있는 k번째 파레토 개체군에 해집합 n_k가 주어져 있고, 그 해집합 n_k에 대한 적합도 분배 과정은 함수공간에서 처음 각각의 해 $i=1,2,\cdots,n_k$에 대하여 다른 해 j와의 규격화된 유클리디안 거리(normalized Euclidean distance)를 계산한다.

$$d_{ij}=\sqrt{\sum_{p=1}^{m}\left(\frac{f_p^{G(k)}(p_i)-f_p^{G(k)}(p_j)}{f_{p,worst}^{G(k)}-f_{p,best}^{G(k)}}\right)^2} \quad (16)$$

여기서 m은 목적함수의 개수이다. 변수 $f_{p,worst}^{G(k)}$와 $f_{p,best}^{G(k)}$는 함수공간에서 k번째 파레토 개체군에 가장 큰값과 작은 값이다. 거리 d_{ij}를 이용한 적합도 분배함수 값은 다음과 같이 계산된다.

$$Sh(d_{ij})=\begin{Bmatrix} 1-\left(\frac{d_{ij}}{0.5}\right)^2 & \text{if } d_{ij}\le 0.5 \\ 0 & otherwise \end{Bmatrix} \quad (17)$$

$Sh(d_{ij})$는 j가 n_k와 같을 때까지 계산되어지고 i번째 해에 대한 적소계수(niche count)는 다음식으로 계산된다.

$$m_i=\sum_{j=1}^{n_k}Sh(d_{ij}) \quad (18)$$

적합도 분배의 첫 단계에서 계산된 적합도 $\Phi^{G(k)}$로 할당된 k번째 파레토 개체군은 다음식에 의해 계산된 분배 적합도 $\Phi_i^{\star}$로 파레토 개체군내의 각 개체에 대해 적합도를 할당하게 된다.

$$\Phi_i^{\star}=\frac{\Phi^{G(k)}}{m_i} \quad (19)$$

이 과정은 $i=1,2,\cdots,n_k$까지 계속된다. 각 순위

별로 재할당된 적합도는 해 공간과 변수공간 모두를 고려하였으므로 개체의 다양성유지를 위한 선택과정에서 매우 효율적이라고 할 수 있다.

C. 우수해 보존

이 부분은 해의 빠른 수렴과 개체의 다양성 유지를 위해, 이전세대의 최적 파레토 개체군과 현 세대의 최적 파레토 개체군과의 비교하여 재생산시키는 방법을 고안하였다. 현 세대에서 생태적 적소형태 과정에서의 최적 파레토 개체군은 현재 세대까지 발견된 최적 파레토 개체군과 함께 mating pool에서 섞인 후에 다시 위의 방법을 이용하여 최적 파레토 개체군을 재 구성하게 된다. 엘리트 기법은 최적해가 아닌 곳으로 미리 수렴해 버리는 단점이 있지만, 고안한 방식은 단지 좋은 기존해와 비교하여 좋은 해만을 고려한 것이 아니라, 위의 평가 부분에서의 방법과 같이 함수공간에서의 거리를 고려하였기에 역시 개체의 다양성을 유지하며 최적 파레토를 잃지 않으면서 조기수렴을 방지 할 수 있다.

본 논문에서는 이중구속 통신망 설계의 최적화를 위한 알고리즘으로 위의 3가지 중요 부분으로 구성된 통신망의 효율적인 표현과 개체의 다양성유지, 빠른수렴을 목적으로 하는 PBMGA을 제안한다.

Ⅳ. 시뮬레이션 및 결론

1. 시뮬레이션

본 논문에서 제시한 이중구속 통신망 설계를 위한 최적화 알고리즘을 평가하기 위해 두 개의 통신망에 대해 시뮬레이션 하였고, 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위해 기존의 가중치방법[8]과 비교평가 및 개체군의 수 증가 그리고 돌연변이율 감소로 인한 최적 파레토의 다양성유지를 확인하였다.

(1) 시뮬레이션(1)

이중구속 통신망 설계에 대한 파라미터는 기존방법[8]과 비교하기 위해 같은 값을 사용하였다.

여기서 사용자별 트래픽(U)는 참고문헌[8]을 사용하였다.

유전자알고리즘에 대한 파라미터 역시 기존방법[8]과 같은 값을 사용하였다.

표 1. 통신망에 대한 파라미터
Table 1. Parameters of network.

파라미터	값
센터(n)	4
사용자(m)	8
센터별 최대 사용자 할당수(k)	3
센터별 설치 비용(a_{ij})	[100,250]
센터와 사용자간 연결비용(w_{ij})	[1,100]
센터별 최대 메시지 처리용량(C)	50
제한 신뢰도(R_{min})	0.9

표 2. 유전자 알고리즘에 대한 파라미터
Table 2. Parameter of Genetic algorithms.

파라미터	집단크기	염색체크기		교배확률	돌연변이확률	최대세대수
		센터	사용자			
값	20	2개	8개	0.7	0.3	500

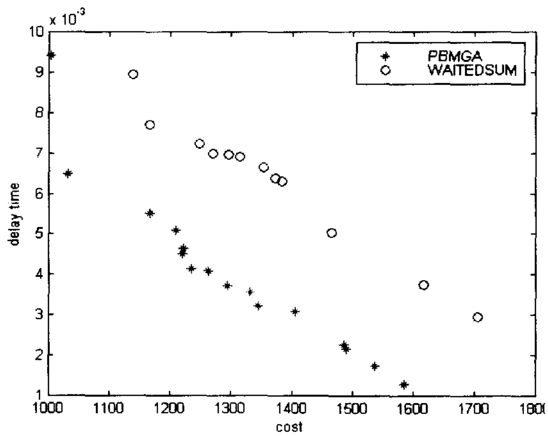


그림 5. s=4,m=8인 최적 파레토
Fig. 5. optimal parato of s=4, m=8.

표 3. 알고리즘에 대한 비교
Table 3. Comparison of algorithms.

	최저 비용	최저 지연시간	최적 파레토
기존방법	1138	0.002962	12
PBMGA	1004	0.001283	16

위의 파라미터를 사용하여 시뮬레이션 한 결과를 그림 5에 나타내었으며, 여기서 우리는 제안하는 알고리즘이 기존 방법[8]보다 좋은 값을 찾을 수 있고, 개체군이 최적 파레토로 수렴함을 보여주고 명확히 알 수 있

다. 표 3은 기존방법과의 비교표이고, 그 중 최적 파레토는 알고리즘을 최대세대수까지 반복한 후 개체들 중 파레토의 개수를 파악한 것이다.

(2) 시뮬레이션(2)

각 파라미터들은 시뮬레이션 (1)과 같고 센터수를 6개, 사용자수를 30, Ci=300,그리고 gi=10 으로 하고 다른 파라미터는 시뮬레이션(1)과 동일하게 하여 실행하였다.

시뮬레이션 결과는 그림 6과 같고 시뮬레이션(1)에서와 같이 PBMGA의 우수성을 명확히 알 수 있다. 시뮬레이션(2)의 결과에서 비용과 지연시간에 대한 최소값을 가지는 통신망을 구성하면 그림 7과 같다.

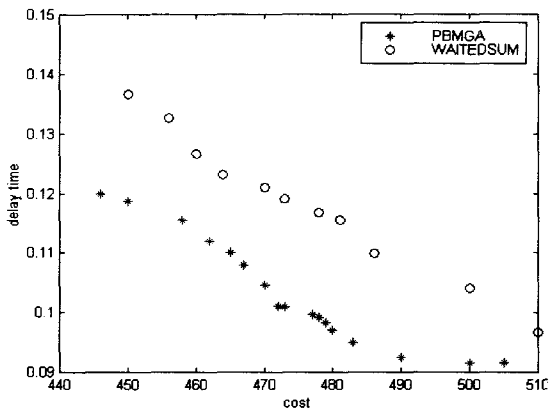


그림 6. s=6, m=30인 최적 파레토
Fig. 6. optimal parato of s=6, m=30.

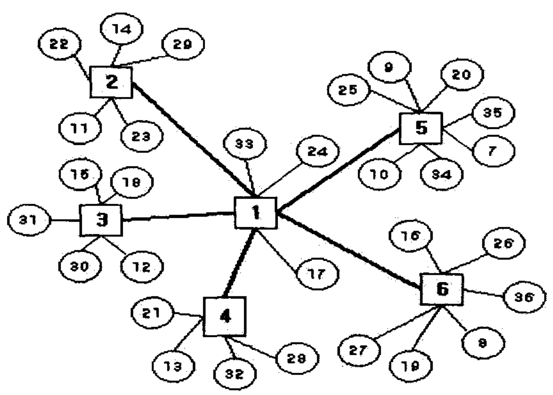


그림 7. 최적의 파레토로 구성된 통신망
Fig. 7. Network for Parato-optimal Solution.

(3) 시뮬레이션(3)

개체수 증가에 따른 다양성의 변화를 살펴보기 위해 이번에는 개체수를 20개에서 50개로 늘려 시뮬레이션 하였다.

그림 8의 결과에 나타난 것과 같이 개체수 증가에 따라 기존 결과의 최적 파레토를 포함한 다양성 확대를 알 수 있다.

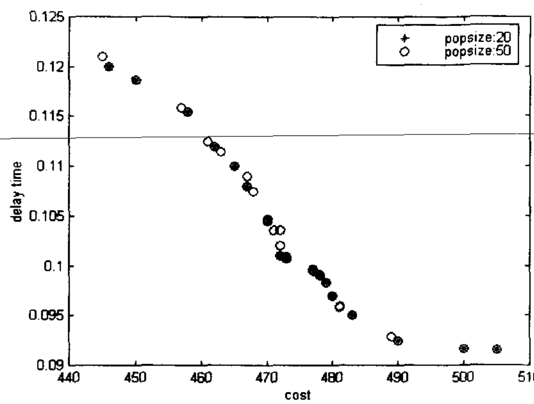


그림 8. 개체수 변화에 대한 비교
Fig. 8. Comparison for popsize change.

(4) 시뮬레이션(4)

기존방법과 비교하기위해 사용했던 돌연변이율을 0.2로 낮추어, 돌연변이 율에 의해서가 아닌 제안한 알고리즘 자체의 다양성유지를 확인하였다. 기존방법의 경우 돌연변이율을 낮추었을 때 다양성이 감소하는 것을 볼 수 있는 반면에, PBMGA에서는 큰 영향을 받지 않는다는 사실을 그림 9와 그림 10을 통해 볼 수 있다.

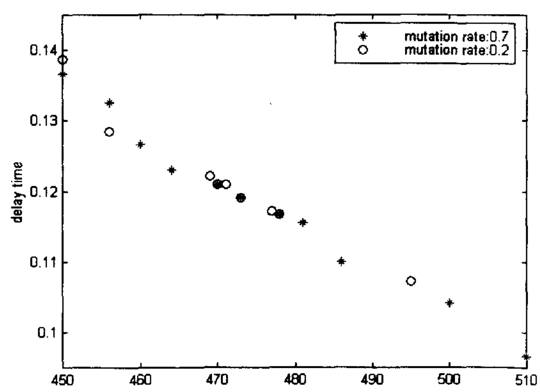


그림 9. 돌연변이율 변화에 대한 비교(가중치방법)
Fig. 9. Comparison for mutation rate change (weightedsum).

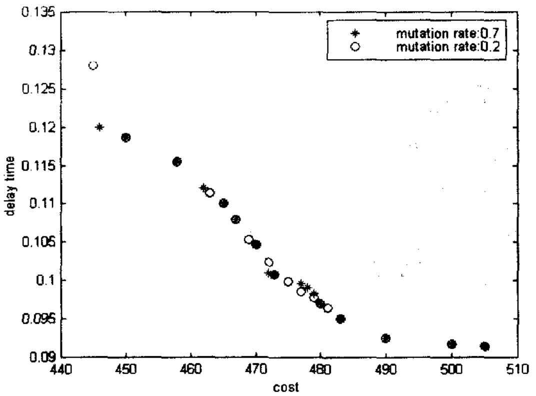


그림 10. 돌연변이율 변화에 대한 비교(PBMGA)
Fig. 10. Comparison for mutation rate change (PBMGA).

2. 결 론

본 논문에서는 이중구속 통신망 설계를 위한 다목적 함수를 위한 최적화 방법으로 PBMGA를 제안하였다. 다목적 함수 문제를 풀기 위해 하나의 목적함수로 만드는 기존 방법에서의 단점을 해결하였으며, 파레토의 다양성 유지에 대한 방법을 보완하였다. 시뮬레이션 결과, 기존방법에 비해 최적 파레토의 수렴도와 다양성 유지에서 우수함을 명확하게 보여 주었다. 또한 알고리즘 자체의 성능평가를 위해 개체수 증가와 돌연변이율의 변화에 따른 성능평가를 실험하였으나 큰 변화를 나타내지 않았으므로, 다양한 네트워크 모델링에 적용 가능함을 보여준다.

향후 연구과제로는 다양한 네트워크 모델에 대한 적용과 성능 평가가 요구되며, 트래픽 변화와 네트워크의 상황변화가 있는 시스템에 대한 연구가 필요하고, 좀더 효과적인 파레토의 적합도 배분방법이 연구되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Michalewicz, Z., Genetic Algorithms + Data Structures=Evolution Programs, Springer-Verlag, 1994..

[2] Gen, M. and R. Cheng, Genetic Algorithms and Engineering Design, John Wiley & Sons, New York, 1997.

[3] Gen, M. and Y. Z. Li, "Spanning tree-based genetic algorithm for bicriteria transportation problem", Proceedings of Japan-China Joint International Workshops on Information Systems, pp. 123~134, 1997.

[4] Zhou, G., and M. Gen, "Approach to degree-constrained minimum spanning tree problem using genetic algorithm", Engineering Design & Automation, Vol. 3, No. 2, pp. 157~165, 1997.

[5] Zhou, G., and M. Gen, "Evolutionary computation on multicriteria production process planning problem", Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation pp. 419~424, 1997.

[6] Dengiz, B., F. Altiparmak, and A. E. Smith, "A genetic algorithm approach to optimal topology design of all terminal networks", Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Network, Vol. 5, pp. 405~410, 1995.

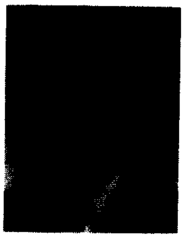
[7] Dengiz, B., F. Altiparmak, and A. E. Smith, "Efficient optimization of all-terminal reliable networks using evolutionary approach", IEEE Transaction on Reliability, Vol. 46, No. 1, pp. 18~26, 1997.

[8] J. R. Kim, and Gen, M., "Genetic Algorithm for Solving Bicriteria Network Topology Design Problem", Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on, 1999 -2279 Vol. 3

[9] Skiena, S., "Implementing Discrete Mathematics Combinatorics and Graph Theory with Mathematica", Addison-Wesley, MA, 1990.

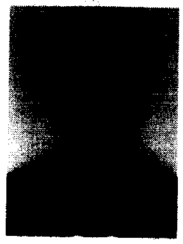
[10] Bertsekas, D. and R. Gallanger, Data Network, 2nd ed., Prentice-Hall, New Jersey, 1992

저 자 소 개



金 東 一(學生會員)

1998년 8월 성균관대학교 생물기전공학과 졸업(공학사). 2000년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 석사과정. <주관심분야 : 퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등>



權 奇 浩(終身會員)

1975년 2월 성균관대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1978년 8월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1978년 1월 ~ 1980년 2월 ETRI 연구원. 1988년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학박사). 1996년 1월 ~ 1996년 12월 Texas A&M 교환교수. 1989년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 교수. <주관심분야 : 카오스, 퍼지, 신경회로망, 유전자 알고리즘 등>