

네트워크 성능관리를 위한 퍼지 지식베이스 자동생성 알고리즘

Self-Organization Algorithms of Fuzzy Knowledge Base for Network Performance Manager

김 인 준*, 이 경 창(부산대 대학원), 이 상 호(국방과학연구소), 이 석(부산대 기계공학부)

In-jun Kim, Gyoung-chang Lee(Graduate School, Pusan National Univ.), Sang-ho Lee(ADD),

Suk Lee(Pusan National Univ.)

ABSTRACT

This paper focuses on self-organization of fuzzy rules for performance management of computer communication networks serving manufacturing systems. The performance management aims to improve the network performance in handling various types of messages by on-line adjustment of protocol parameters. The principle of fuzzy logic has been used in representing the knowledge of human expert on the performance management and in deriving management decisions. In this paper, we present applications of genetic algorithm, simulated annealing, and evolution strategies to find a better set of rules for various network conditions. The efficacy of this self-organization is demonstrated by discrete simulation of an IEEE 802.4 network.

1. 서 론

컴퓨터를 이용한 생산은 거의 모든 분야에서 적용되고 있으며, 이제는 생산과정에서 없어서는 안 될 필수적인 요소가 되었다. 그러나, 컴퓨터를 사용한 이와 같은 자동화는 단위 생산공정에 초점을 두고 구성되어, 자동화의 섬(islands of automation)들을 형성하게 되었으며, 생산성의 향상에도 한계가 있었다.

따라서, 이러한 자동화의 섬들을 유기적으로 연결시켜 주기 위한 방안이 검토되었으며, 이것이 컴퓨터 네트워킹이다. 그러나, 공통된 전송매체를 이용하는 네트워킹은 실제 대규모 생산시스템에서 존재하는 다양한 종류의 데이터를 만족스럽게 전송하기에는 여러 가지 어려운 점이 있다. 즉, 시간에 대한 긴급성을 요구하는 데이터들은 전송지연에 관한 요구조건을 만족하도록 설계하는 것이 중요하다. 이것은 대규모 생산 시스템에서는 센서신호나 제어신호, CAD파일이나 문서파일 등이 다양한 길이로 임의의 시간에 발생되며, 메시지의 전송지연에 대한 제약도 여러 부류이다. 따라서, 네트워크의 통신부하와 통신자원도 시간에 따라 달리하며, 이로 인해 네트워크 프로토콜 변수와 성능사이에 일반적인 관계가 알려져 있지 않고, 변수의 조정을 위한 체계적인 접근 방법 역시 부재상태여서 네트워크 전문가가 그의 경험을 바탕으로 프로토콜 변수를 조정하는 것이 일반적이다[1,2].

따라서, 네트워크의 성능관리에 퍼지 논리를 적용하여 효과적인 성능관리를 수행하였으나, 일반적으로 퍼지 논리는 인간의 지식이나 경험을 지식베이스로 변환시키는 체계적인

방법이 없으며, 소속함수를 상황에 따라 자동적으로 튜닝할 수 있는 기능도 가지고 있지 않다.

이점을 극복하기 위해, 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 진화 전략의 세 가지 탐색 알고리즘을 사용하여 퍼지 소속함수와 제어 규칙을 자동 생성시키고 그 결과를 비교하고자 한다.

유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)은 자연의 적자생존에 의한 진화 모델을 본떠 만든 알고리즘으로서 탐색 공간상의 여러 점에서 병렬적으로 탐색을 수행함으로써 전역 최적값에 수렴할 가능성이 크다.

시뮬레이티드 어닐링(Simulated Annealing)은 금속의 담금질 시에 나타나는 열역학적 진화 과정을 사용하여 최소 에너지를 가지는 상태를 탐색하는 알고리즘으로서 탐색이 확률적으로 일어나게 되며 탐색점이 이전의 선택점보다 좋지 않은 결과를 보일 때에도 확률적으로 이를 선택함으로써 국부적인 최적에 빠질 가능성을 줄여준다.

진화 전략(Evolution Strategies)은 개체군을 가지고 여러 점들을 동시에 탐색하며, 확률적으로 탐색이 일어나며, 발생하는 확률을 달리함으로써 탐색이 개체군내에서 다양하게 일어나도록 한다.

2. 통신망 시뮬레이션 모델

공장 자동화용 표준 통신 프로토콜에서는 매체 접속 제어의 표준으로 IEEE802.4 토큰버스 프로토콜을 선정하였다. 여기에는 우선순위도구가 있다. 우선순위도구의 변수는

THT(Token Holding Time)와 TRTi(Token Rotation Time, i=4,2,0) 등의 네 가지 타이머로 구성되며, 이러한 변수는 네트워크 성능과 밀접한 관계가 있다. 이것은 다음과 같은 방법에 의한 것으로, 어떤 스테이션이 토큰을 획득하면 그 스테이션은 최상위 우선순위의 전송을 우선적으로 할당한다. 즉, 우선순위6의 메시지를 할당된 THT의 시간동안 전송되도록 하고, 우선순위4, 2, 0과 같은 하위 우선순위의 메시지는 순차적으로 해당 TRT에서 토큰이 논리적 링을 순환하는데 걸린 시간인 토큰순환시간을 삭감한 시간동안 전송될 수 있다. 이와 같은 TRT들의 우선순위를 만족시키기 위해 IEEE 802.4 표준에서는 $TRT4 \geq TRT2 \geq TRT0$ 을 요구하고 있다[3,4].

3. 퍼지 네트워크 성능관리기(FNPM)

퍼지 네트워크 성능관리기는 Table 1과 같이 19개의 룰로 구성되었는데, 이것은 SIMAN에 의해 구축된 토큰버스 네트워크 시뮬레이션 모델을 이용하여 타이머와 큐용량에 대한 네트워크 지연특성을 관찰하여 구축한 것으로, 각 우선순위마다 요구되는 최대 허용전송지연을 각 우선순위의 전송지연이 초과하지 않도록 타이머들을 관리하는 정책을 가지고 있다.

이를 위한, 입력변수로는 토큰순환시간(TCT)과 각 우선순위의 전송지연이 고려되었으며, 허용전송지연과의 차에 의해 eXtra Small, Small, Medium, Big 등의 4가지 연속적인 언어변수 영역을 가진다. 또한, 출력변수는 각 우선순위의 통신가능시간을 결정짓는 각 우선순위의 타이머 변화량과 우선순위0의 큐용량이다. 이것은 Negative Big, Negative Small, ZeRo, Positive Small, Positive Big의 5단계의 연속적인 언어변수 영역을 가지며, 각 입출력 언어변수 영역을 Fig. 1에서 보인다.

Table 1. Fuzzy rules by Network Manager

	TCT	D6	D4	D2	D0	TRT0	ΔTHT	$\Delta TRT4$	$\Delta TRT2$	$\Delta TRT0$	$\Delta Q0$
1	S						ZR	NB	NB	NB	
2	M	B					PB	NB	NB	NB	
3	M	M					PS	NS	NS	NS	
4	M	S	B				ZR	PB	NS	NS	
5	M	S	M				ZR	PS	ZR	ZR	
6	M	S	S	B			ZR	ZR	PB	NS	
7	M	S	S	M			ZR	ZR	PS	ZR	
8	M	S	S	S	B		ZR	ZR	ZR	PB	
9	M	S	S	S	M		ZR	ZR	ZR	PS	
10	M	XS					NS	PB	NS	NS	
11	M	S	XS				ZR	NS	PB	NS	
12	M	S	S	XS			ZR	ZR	NS	PB	
13	M	S	S	S	S		ZR	ZR	ZR	NS	
14	M	S	S	S	XS		ZR	ZR	NS	PB	
15	M	B				121					NB
16	M	M				121					NB
17	M	S				121					ZR
18	L	S					ZR	PB	PB	PB	
19	L	M					PB	ZR	ZR	ZR	

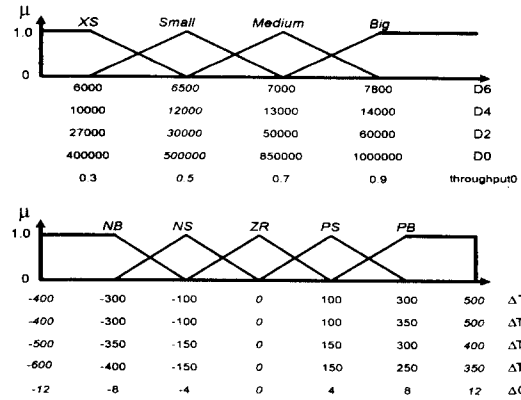


Fig. 1 Membership function value by Network Manager

4. FNPM의 지식베이스 자기 구성을 위한 적용

유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 진화 전략의 세 가지 탐색 알고리즘을 적용하여 퍼지 네트워크 성능관리기의 지식베이스 생성에 관한 실험을 하였다.

4.1 유전자 알고리즘

퍼지 네트워크 성능관리기의 퍼지 지식베이스 생성을 위한 유전자 알고리즘의 적용은 Fig. 2와 같다. 먼저 정의된 랜덤 발생기에 의해 초기 타이머 값과 모집단을 생성한다. 소속함수의 경우에는 이진수의 스트링으로 변환시켜 적용하고, 퍼지 규칙인 경우에는 문자형의 형질들이 스트링을 구성하게 된다.

임의로 발생된 초기 타이머는 토큰버스 시뮬레이션 모델의 입력으로서, 퍼지 네트워크 성능관리기의 입력 변수에 대한 정보를 산출한다. 퍼지 네트워크 성능관리기의 소속함수나 퍼지 룰은 유전자 알고리즘에 의해 발생된 모집단으로서, 각기 임의로 구성된 지식베이스의 적용에 의해 새로운 제어값들이 인구(population) 수만큼 생성되어 다시 토큰버스 시뮬레이션 모델에 적용된다.

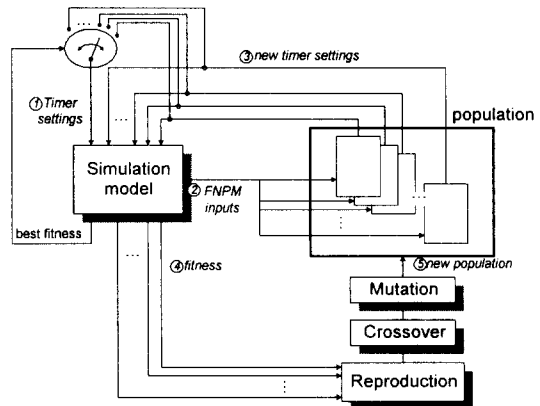


Fig. 2 Configuration for knowledge base search using GA

시뮬레이션 모델을 통해 산출된 각 염색체들은 다음과 같은 적합도 함수 F에 적용되며, 이것을 기준으로 각 염색체에 대한 평가를 수행하여 이를 최소화하는 염색체가 우성의 염색체로 선택되어 재생산하게 된다.

$$F = \alpha \cdot \frac{d_6}{D_6} + \beta \cdot \frac{d_4}{D_4} + \gamma \cdot \frac{d_2}{D_2} + (1 - \alpha - \beta - \gamma) \cdot \frac{d_0}{D_0}$$

여기서 D_i는 요구전송지연을 d_i는 네트워크로부터 나온 각 우선순위의 전송지연을 의미한다. 그리고, 각각의 상수는 유전자 알고리즘이 우선순위에 대한 관심의 정도를 나타낸다고 할 수 있는 가중 인자로서 여기서는 각각 0.6, 0.25, 0.1로 설정하였다.

이와 같이 평가된 각 염색체의 적합도는 선택(selection) 모듈에 의해 임의로 선택된 두개의 부모 염색체에서 확률에 따라 교배와 돌연변이를 수행하여 새로운 개체군을 형성함으로써 진화해 간다. 여기서, 유전자 알고리즘의 효과적인 결과를 얻기 위해 엘리트리스트(elitist) 모델을 적용하였으며, 이것은 부모세대의 가장 우수형질을 자식세대에 그대로 적용하려는 보험(insurance)정책의 일환이라고 할 수 있다.

퍼지 지식베이스의 자기 구성을 위한 유전자 알고리즘의 파라미터 조건은 인구수에 있어서 30개이며, 교배 확률과 돌연변이 확률은 0.9와 0.01로 적용하였다[5].

4.2 시뮬레이티드 어닐링

시뮬레이티드 어닐링을 이용하여 FNPM의 지식베이스를 자기구성하기 위하여 Fig. 3과 같이 적용하였다.

정의된 랜덤 발생기에 의해 초기 타이머 값과 퍼지 지식베이스를 발생시킨다. 소속함수에 대해서는 소속함수값을 그대로 적용하고, 퍼지 룰에 대해서는 각 언어변수를 1에서 5사이의 정수값으로 변환하여 적용한다. 그리고 초기 온도를 적당한 값으로 정한다. 생성된 초기 타이머는 토르너스 시뮬레이션 모델의 입력으로서, 각 우선순위들의 전송 지연과 throughput 등과 같은 정보를 시뮬레이션을 통하여 추출하고, 이를 퍼지네트워크 성능관리기에 입력한다. 퍼지 네트워크 성능관리기에서 퍼지 연산을 통하여 새로운 타이머 값을 생성하고 이를 시뮬레이션 모델의 입력으로 한다. 시뮬레이션의 결과로부터 목적함수를 평가하게 되며, 여기서, 목

적합수는 유전자 알고리즘에서 사용한 성능지수 F와 동일하다. 가우시안 확률 밀도 함수로서 임의의 수를 발생시켜 소속함수값과 퍼지 룰과 같은 지식베이스를 변화시킨다. 변화된 지식베이스가 다음번 퍼지 연산의 지식베이스로 사용된다. 초기 타이머에 의한 시뮬레이션 결과를 변화된 지식베이스에 적용하게 되고 이로서 새로운 타이머를 생성시킨다. 새로 생성된 타이머를 시뮬레이션에 적용하여 이로부터 나온 목적함수값과 이전의 목적함수값을 비교하여 선택 알고리즘에 따라 선택을 하게 된다. 선택된 지식베이스가 정해진 수에 도달하면, 온도를 낮추어 선택 확률을 줄이게 된다.

온도를 얼마나 낮출 것인가를 결정하는 것을 어닐링 스케줄링이라고 하는데, 온도를 많이 낮출수록 좋지 못한 목적함수값을 가지는 경우에 대해서 선택될 확률이 줄어들어 수행 시간을 좀더 단축시킬 수 있는 반면 너무 빨리 낮추어 버리면 탐색영역이 줄어들게 되어서 국소 최적에서 오랫동안 정체될 경우가 생기게 된다. 주로 사용되는 방법인 현재 온도의 일정한 비율로서 온도를 떨어뜨리는 방법을 사용하였으며, 그 비율은 여러 시행착오를 통해서 0.98로 설정을 하였다.

4.2 진화 전략

진화 전략도 유전자 알고리즘과 같이 자연의 진화 과정을 본 떠 만든 이론이기 때문에 유전자 알고리즘과 그 적용에 있어서 유사하다. 그러나 유전자 알고리즘과는 달리 개체군을 변화시키는데 있어서 확률적인 개념이 많이 적용되었으며, 항상 개체군의 수를 동일하게 유지하는 것이 아니라 개체군의 수를 변화시켰다가 우성인 유전자를 원래 개체군의 수만큼 선택하는 과정을 거쳐서 진화해 나가게 된다. 그리고 유전인자를 이진 스트링으로 표현하여 적용하는 것이 아니기 때문에 구조가 좀 더 간단하게 된다.

진화 전략에 의한 퍼지 지식베이스의 자기구성을 위한 과정은 유전자 알고리즘의 경우와 유사하다. 단지 유전자 알고리즘의 경우와 다른 재배열, 돌연변이 연산자를 사용한다.

재배열 연산은 임의의 두 부모 염색체들 사이에서 새로운 자손을 생성시키는 것을 말하는데, 임의로 선택된 두 부모 염색체들의 각 유전 인자들이 임의의 확률로서 다시 선택되어 자손을 생성시키는 방법과 임의로 선택된 두 부모 염색체의 각 유전인자들에 대해서 평균값을 자손에게 물려주는 방법이 주로 많이 쓰이므로 이 두 가지 방법을 모두 적용하였다.

돌연변이 연산은 재배열 연산의 결과로 생성된 자손들을 가우시안 확률로서 변화시키는 것을 말한다. 각 염색체에 있는 유전인자에 대하여 동일한 표준 편차를 사용하여 발생시키는 것이 아니라 각 유전인자마다 다른 표준 편차를 적용하여 서로 독립적인 분포로서 값들이 생성되게 하였다. 이로서 좀더 다양하게 지식베이스를 변화시켜 다양성을 더욱 증가시키게 되고, 이러한 표준 편차를 매번의 수행에서 변화시킴으로써 표준 편차가 반복수행을 통하여 자기 적응 능력을 가질 수 있게 된다. 적합도 함수는 유전자 알고리즘에서 사용한 성능지수 F를 그대로 적용하였다.

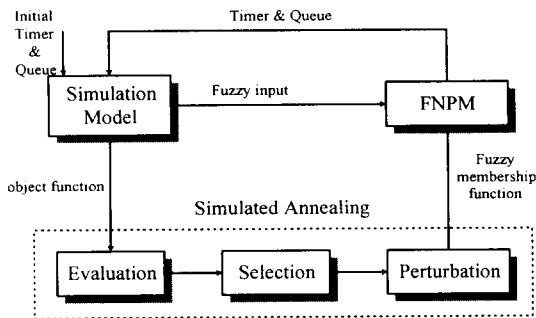


Fig. 3 Configuration for knowledge base search using simulated annealing

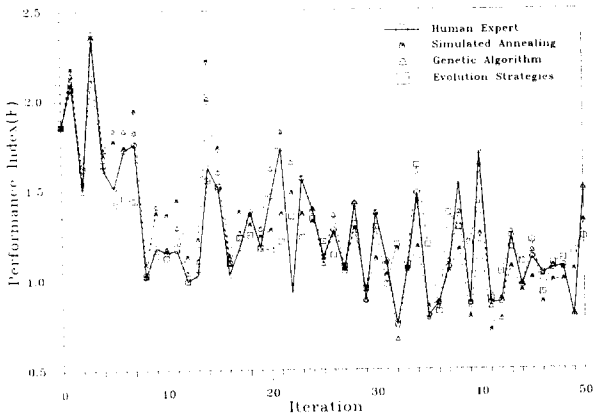


Fig. 4 Performance index of human expert and searched membership function

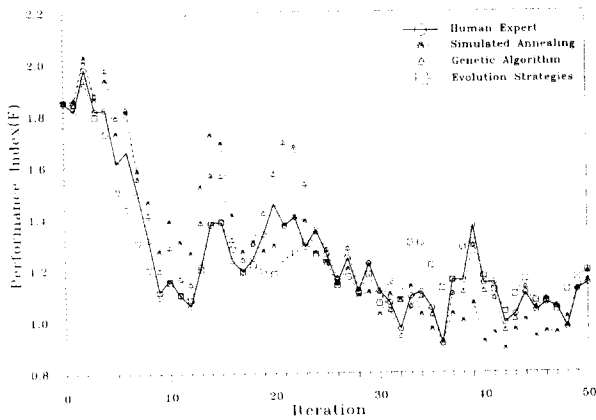


Fig. 5 Three point average of performance index

5. 결과 및 비교

Table 2는 네트워크 관리자가 경험에 의해 구성한 소속 함수와 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 진화 전략을 이용하여 구성한 소속 함수를 나타낸 표이다. Fig. 4는 세 가지 탐색 알고리즘으로 자기 구성한 퍼지 소속 함수와 네트워크 관리자의 경험에 의해 구성된 퍼지 소속 함수와의 비교를 위해서 동일한 조건을 적용함으로써, 얻어진 성능 지수 F에 대

한 결과를 비교한 것이다. 그리고 Fig. 5는 성능 지수의 변화 경향을 좀 더 쉽게 알아보기 위해 3점 평균한 그림이다.

Fig. 5에서 세 가지 탐색 알고리즘에 의해서 탐색된 지식 베이스에 의한 결과는 오랜 실험을 통해 얻어진 경험의 결과와 유사하게 성능 지수를 감소시키는 알 수 있다. 그리고 초기에는 진화 전략이 좀 더 나은 성능을 보이고, 나중에는 시뮬레이티드 어닐링이 성능 지수를 좀 더 적극적으로 감소 시킬 수 있다.

6. 결 론

본 연구에서는 IEEE 802.4 토큰버스 프로토콜의 성능 관리를 위해 퍼지 논리를 적용하였으며, 퍼지의 단점인 자기 구성 능력의 부재를 극복하기 위해 유전자 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링, 진화 전략의 세 가지 탐색 알고리즘을 사용하였다.

세 가지 알고리즘 모두 네트워크 관리자의 경험이나 지식을 필요로 하지 않으면서, 짧은 시간 내에 관리자의 전반적인 경험과 유사한 결과를 얻음으로서 효과적인 퍼지 지식 베이스를 구성하였으며, 특히 퍼지 소속 함수를 자기 구성함에 있어서는 시뮬레이티드 어닐링이 좀 더 나은 결과를 보임을 알 수 있었다.

7. 참고 문헌

1. W.L. Genter, K.S. Vastola, "Performance of the Token Bus for Time Critical Messages in a Manufacturing Environment," American Control Conference, 1989.
2. Valenzano, De Martini & Ciminiera, "MAP & TOP Communications ; standards & Applications", Addison-wesley, 1992.
3. D.M. Thompson, "LAN Management Standards -Architecture and Protocols," IEEE INFOCOM 1986, pp.355-363.
4. Suk Lee and Asok Ray, "Performance Management of Multiple Access Communication Networks", IEEE Jour. on SELECTED AREAS IN COMMUNICATION, Vol.11, No.9, pp.1426-1437, DEC. 1993.
5. 이상호, 김인준, 이경창, 이석, "유전자 알고리즘을 이용한 퍼지 네트워크 성능관리기의 지식베이스 생성", '96 한국 정밀학회 추계학술회의 논문집, pp.514-518, 1996

Table 2. Human expert and searched membership function

	Human Expert				Genetic Algorithm				Simulated Annealing				Evolution Strategies							
	XS	S	M	B	XS	S	M	B	XS	S	M	B	XS	S	M	B				
Input																				
D6	6000	6500	7000	7800	5243	6500	7818	9192	4682	6500	7188	9983	4103	6500	8773	9922				
D4	10000	12000	13000	14000	10541	12000	13547	17203	7453	12000	13467	22393	6772	12000	17056	29739				
D2	27000	30000	50000	70000	27887	30000	61510	62484	26695	30000	58588	65773	15197	30000	81252	89934				
D0	400000	500000	600000	700000	448425	500000	643981	1079152	453397	500000	537096	1489770	456244	500000	727099	1074887				
Output																				
ΔTHT	-300	-100	0	100	300	-385	-243	0	194	339	-397	-343	0	31	497	-383	-3	0	188	290
ΔTRT4	-300	-100	0	100	350	-316	-64	0	200	223	-377	-159	0	332	335	-397	-394	0	314	441
ΔTRT2	-350	-150	0	150	300	-329	-143	0	30	153	-446	-277	0	119	319	-480	-195	0	180	397
ΔTRT0	-400	-150	0	150	250	-147	-102	0	138	204	-381	-190	0	269	272	-597	-594	0	344	347
ΔQ0	-8	-4	0	4	8	-5	-1	0	5	11	-11	-7	0	9	11	-7	-6	0	5	9