

유전자 알고리즘을 이용한 퍼지네트워크 성능관리기의 지식베이스 생성

(Formulation of Knowledge Base for Fuzzy Network Performance Manager with Genetic Algorithm)

이 상 호, 김 인 준, 이 경 창, 이 석

부산대 대학원 생산기계공학과, 부산대 공대 기계공학부

ABSTRACT

This paper focuses on automated generation of the knowledge base for a fuzzy network performance manager in order to satisfy delay constraints imposed on time-critical messages while maintaining as much network capacity as possible for non-time-critical messages. Therefore, the knowledge base is formulated to minimize a certain penalty function by using a type of genetic algorithm. The efficacy of the formulation method has been demonstrated by a series of simulation experiments.

1. 서론

독립적인 장비의 운용에 따른 자동화의 섬(island of automation) 들을 공통된 전송매체에 의해 수평적, 수직적으로 통합함으로써 전체 공정을 일관성있게 관리하여 생산성 향상 및 생산공정의 유연성 제공 등의 효과를 극대화시키기 위해 컴퓨터 통합생산(Computer Integrated Manufacturing, CIM)에 많은 관심이 집중되고 있다. 이같은 목적으로 근거리 통신망(Local Area Network, LAN) 이 생산 자동화에 응용되면서 제한된 공간 내에 분산되어 있는 여러 컴퓨터와 생산 장비들을 상위 기구의 도움없이 직접적인 통신을 수행함으로써, 시스템의 점진적인 재구성 및 장비의 효율적인 사용에 의해 전체적인 시스템의 신뢰도를 향상시킬 수 있다.

대규모 생산 시스템에서는 Fig. 1과 같이 다양한 종류의 데이터가 존재한다[1-2]. 즉, 작업장 레벨에서는 여러 생산장비들의 상태를 알리는 센서신호나 제어신호, 고장진단 등과 같은 짧은 메시지들이 일정한 간격으로 빈번히 발생하며, 전송지연(큐에서의 메시지 대기시간과 메시지들의 전송시간의 합, Data Latency)에 대한 제약이 매우 크다. 이에 반해, 상위레벨에서는 제품 설계도나 공정 총괄과 같은 비교적 긴 메시지들이 비 주기적으로 가끔씩 전송되며 전송지연에 대한 제약도 적은 편이다.

따라서, 대규모 통합 생산시스템에 컴퓨터 네트워크를 설계하거나 관리하고자 할 때, 시간에 대한 긴급성을 요구하는 메시지들은 전송지연에 관한 요구조건을 만족하도록 설계하는 것이 중요하다. 또한, 통신규약(protocol)에 있어 조절 가능한 변수들은 실시간으로 변화시켜 네트워크가 동적인 환경에 적절히 대응하여 요구되는 성능을 유지하도록 성능관리기 이 루어져야 한다. 이러한 네트워크 성능관리는 실시간 데이터(real time data)와 비실시간 데이터(non real time data)를 하나의 전송매체를 이용하여 모두 전송해야 하는 근거리 통신망의 경우에 매우 중요하다.

공장 자동화용 표준통신 프로토콜인 MAP(Manufacturing Automation Protocol)에 쓰이는 IEEE802.4 토큰버스 프로토콜에는 네가지의 순차적인 우선순위 도구(Priority Mechanism)를 가지고 있다. 이러한 우선순위 도구는 버스(bus)의 액세스(access)에 대한 우선권을 부여하기 위한 것으로 다양한 종류의 메시지를 각각의

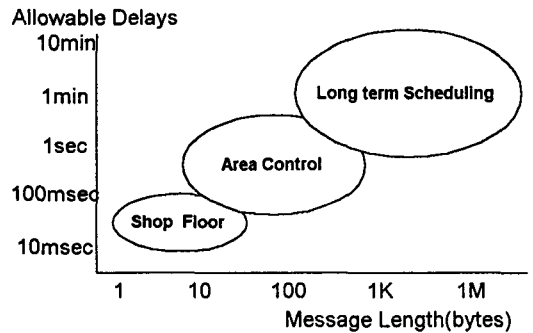


Fig.1 Disparate Data Groups

요구조건에 맞추어 전송하기 위한 것이다.

우선순위 도구의 내가치 변수는 THT(Token Holding Time)와 TRTi(Token Rotation Time, $i=4,2,0$)로 구성되며, 이러한 변수들의 값이 전송지연에 근거해서 성능과 밀접한 관계가 있고, 이 관계가 네트워크의 성능관리를 위한 핵심적인 요소가 된다. 그러나, 이러한 변수들은 관리자의 경험을 바탕으로 수동적으로 조절되어야 하기 때문에 바람직한 결과를 얻지 못하는 경우가 많았으며, 따라서 자동화된 성능관리가 요구된다.

이를 위해, 본 논문의 저자는 이미 다양한 형태의 퍼지 네트워크 성능관리기(Fuzzy Network Performance Manager, FNPM)를 개발하여 효과적인 결과를 도출한 바 있다. 그 중에서 통신 가능시간인 타이머 할당과 메시지의 버퍼인 큐용량(Queue Capacity)을 복합적으로 조절하는 33개의 룰베이스를 가진 QTFNPM(Queue and Timer based FNPM)[3]에 의해 네트워크의 트래픽에 대한 메시지의 전송지연이 관리자가 허용할 수 있는 범위내에서는 물론이고, 허용할 수 없는 범위에 있어서도 유효한 특성을 보임을 알 수 있었다.

그러나, 인간의 관리기능을 모방한 퍼지 논리(Fuzzy Logic)는 본질적으로 지식을 습득할 수 있는 능력을 갖지 않을 뿐만 아니라, 인간의 지식이나 경험을 퍼지 시스템의 지식베이스로 변환하는 체계적인 방법이 존재하지 않는다. 따라서, 퍼지 논리를 최적의 상태로 운영하려면 가변적인 상황에 따라 전문가의 지식과 경험을 토대로 제어규칙을 구성하고 반복적인 실험 또는 시행착오적인 시도 등을 통해 제어규칙이나 소속함수 등의 구성을 설

계해야 한다.

본 연구의 목표는 자연계에서 관찰되는 적자생존의 유전법칙에 바탕을 두고 있는 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용하여 환경에 적합한 QTFNPM의 소속함수를 선정할 수 있는 체계를 확립하는데 있다. 이러한 유전자 알고리즘은 전체의 탐색 공간상에서 여러 개의 염색체(chromosome)를 가지고 동시에 탐색을 수행하기 때문에, 전역 최적 값으로 수렴할 가능성이 크다. 또한, 미분 불가능이나 멀티모달(multi-modal), 비선형과 같은 어려운 문제에도 강인한(robust) 특성을 발휘한다[4].

2. 통신망 시뮬레이션 모델 구축

2-1. IEEE802.4 토큰버스 프로토콜

공장 자동화용 표준 통신 프로토콜인 MAP(Manufacturing Automation Protocol)에서는 매체 접속 제어(Medium Access Control, MAC)의 표준으로 IEEE 802.4 토큰버스 프로토콜을 선정하였다.

토큰 버스 방식은 버스(Bus) 구조상에 부착된 스테이션들이 논리적 링(Logical Ring)을 형성하여 상호 통신하는 방식으로 토큰을 획득한 스테이션은 규정된 시간동안 매체의 제어권을 갖는다. 각 스테이션은 네개의 카운트다운 타이머, 즉 Token Holding Timer(THT), Token Rotation Timer(TRT4, TRT2, TRT0)와 네개의 큐를 갖는다. 이와 같은 것은 Fig. 2와 같이 우선순위6의 메시지가 THT의 시간동안 전송될 수 있는 반면, 세 가지 하위 순위의 메시지는 해당 TRT에서 토큰이 논리적 링을 순환하는데 걸린 시간을 삭감한 시간동안 전송할 수 있다. IEEE802.4 표준에서는 $TRT4 \geq TRT2 \geq TRT0$ 이 만족되는 타이머 설정을 요구한다.[2]

2-2. 네트워크 시뮬레이션 모델

IEEE802.4 토큰버스 프로토콜은 SIMAN을 이용하여 이산 사상 시뮬레이션(Discrete Event Simulation)으로 모델링 되었으며, 메시지 발생 서브모델(Message Generation Submodel)과 프로토콜 서브모델(Protocol Submodel)로 나뉘어진다[2-3]. 메시지 발생 서브모델은 사용자가 정의한 확률분포에 따라 네트워크 트래픽(메시지 발생간격, 메시지 길이)을 발생시키고, 프로토콜 서브모델은 스테이션의 상태에 따라 프로토콜 로직을 실행시킨다.

Table 1은 IEEE802.4 토큰버스 프로토콜 시뮬레이션 모델의 각 우선순위에 대한 파라미터를 보이는 것으로, 최상위 우선순위는 센서신호와 제어신호 등을 주로 전송하는 작업장 레벨을 위한 것으로, 이 레벨에서는 비교적 일정한 간격의 메시지 발생 분포와 대체로 균일한 메시지 길이를 가지는 특성이 있다. 그리고, 나머지 우선순위들은 생산주문이나 텍스트 파일(text file)등을 송수신하는 것으로, 우선순위4는 비교적 일정한 메시지 간격과 길이를 가지는 경우로써, 균일분포로 하였으며, 우선순위2는 메시지 간격과 길이에 있어 불규칙한 특성을 반영하기 위하여 지수 분포로 설정하였다. 그리고, 우선순위0은 장기계획이나 CAD파일, 공정출발 등을 전송하기 위한 것이며, 비교적 긴 메시지 길이와 발생간격을 지수분포에 의해 일어나도록 설정하였다.

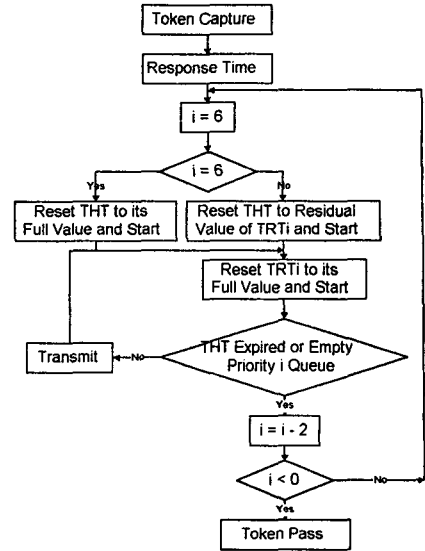


Fig. 2 Flow Chart of Priority Mechanism

Table 1. Simulation Parameter Condition

	THT	TRT4	TRT2	TRT0
Number of Station	10			
Number of Queue per Station	4			
Type of Probability Distribution for Message Generation Interval	uniform	uniform	expon.	expon.
Average Message Generation Interval(usec)	10^4	5×10^4	10^2	5×10^0
Type of Probability Distribution for Message Length	uniform	uniform	expon.	expon.
Average Message Length(bit)	2×10^4	10^4	2×10^4	10^0

3. QTFNPM(Queue and Timer based FNPM)

큐용량과 타이머를 물베이스로 하는 QTFNPM은 33개의 물로 구성되며, 입력변수로는 토큰순환시간(TCT)과 각 우선순위의 전송지연시간(D6,D4,D2,D0), 우선순위0의 throughput(P0)이 고려되었다. 이것은 Fig. 3에서 보이듯이 Large Small(LS), Small(S), Medium(M), Big(B)과 같이 4 단계의 연속적인 언어변수 영역을 가지도록 하였다.

또한, 출력변수로는 각 우선순위의 통신가능시간을 결정짓는 각 우선순위의 타이머 변화량과 우선순위0의 큐용량이다. Fig. 4에 타이머와 큐용량의 변화량에 관한 비퍼지화 영역을 보이는데, Negative Big(NB), Negative Small(NS), Zero(ZR), Positive Small(PS), Positive Big(PB)과 같은 5단계의 연속적인 언어변수 영역을 가진다.[3]

그리고, QTFNPM은 SIMAN에 의해 구축된 토큰버스 네트워크 시뮬레이션 모델을 이용하여 타이머와 큐용량에 대한 네트워크 지연특성을 관찰하여 Table. 2와 같은 물 베이스를 도출하였다.

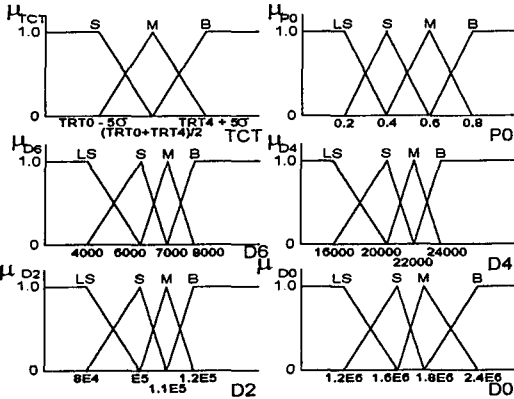


Fig. 3 Primary Fuzzy Sets for Input Variables

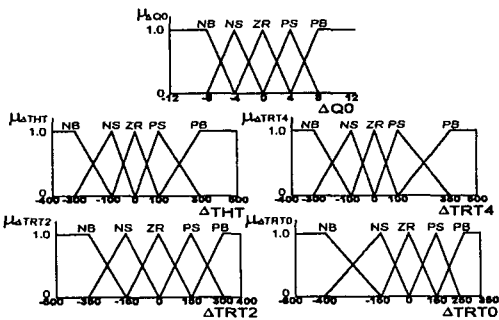


Fig. 4 Primary Fuzzy Sets for Output Variables

Table 2. Fuzzy Rules for Performance Management

	TCT	D6	D4	D2	D0	TRT ₀	P0	ΔTHT	ΔTRT ₄	ΔTRT ₂	ΔTRT ₀	ΔQ0
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	LS	B					NS	PB	NS	NS	
11	M	LS	M					NS	PS	ZR	ZR	
12	M	S	LS	B				ZR	NS	PB	NS	
13	M	S	LS	M				ZR	NS	PS	ZR	
14	M	S	S	LS	B			ZR	ZR	NS	PB	
15	M	S	S	LS	M			ZR	ZR	NS	PS	
16	M	S	S	S	LS			ZR	ZR	ZR	NS	
17	M	S	S	S	S			ZR	ZR	ZR	ZR	
18	M	LS	LS	LS	B			NS	NS	NS	PB	
19	M	LS	LS	LS	M			NS	NS	NS	PS	
20	M	B				121	B					NB
21	M	B				121	M					NS
22	M	B				121	S					NS
23	M	B				121	LS					ZR
24	M	M				121	B					NB
25	M	M				121	M					NS
26	M	M				121	S					ZR
27	M	M				121	LS					ZR
28	M	S				121	B					ZR
29	M	S				121	M					PS
30	M	S				121	S					PB
31	M	S				121	LS					PB
32	L	S						ZR	PB	PB	PB	
33	L	M						PB	ZR	ZR	ZR	

을 위해 유전자 알고리즘의 적용 형태는 Fig. 5와 같다. 먼저, 정의된 랜덤발생기에 의해 초기 타이머 값과 모집단을 생성한다. 여기서 초기 모집단은 퍼지부와 비퍼지부를 의미하는 것으로 이진수의 스트링으로 발생된 염색체(chromosome)를 십진수로 변환하여 Fig. 6과 같이 저장한다.

임의로 발생된 초기 타이머는 토르너스 시뮬레이션 모델의 입력으로서, 각 우선순위의 전송지연과 throughput 등의 QTFNPM의 입력 정보를 추출하여 퍼지 네트워크 성능관리에 들어간다. 퍼지 물을 제외한 QTFNPM의 지식베이스부는 유전자 알고리즘에 의해 발생된 초기 모집단으로서, 각기 다른 퍼지부와 비퍼지부의 적용에 의한 새로운 타이머 값들은 다시 토르너스 시뮬레이션 모델에 적용된다.

토르너스 시뮬레이션 모델을 통해 산출된 각 염색체들은 부합되는 벌칙(penalty)을 갖게되며 각 염색체에 대한 평가(evaluation)를 수행하여 양질의 염색체들을 재생산(reproduction)한다. 그리고, 선택(selection) 모듈에 의해 임의로 선택된 두개의 부모 염색체에서 확률에 따라 교배와 돌연변이를 수행하여 새로운 개체군을 형성함으로써 진화해 간다. 효과적인 네트워크 성능관리를 위해,

4. GA에 의한 QTFNPM의 지식베이스 생성

불연속적이거나 멀티모달(multi-modal), 비선형 등과 같은 복잡한 문제에 있어서 제한된 자원(resource)을 가지고 최적 혹은 준최적의 해를 구하는데는 주로 휴리스틱(heuristic) 알고리즘이 사용된다. 하지만, 대부분의 휴리스틱한 알고리즘들은 주어진 문제나 영역(domain)에 의존하여 그 적용범위가 매우 제한적일 뿐 아니라 국부적인 최적(local optima)에 빠져들어 해의 질이 만족할 만한 수준이 되지 못하는 경우가 많다는 결점을 지니고 있다.

유전자 알고리즘도 휴리스틱 알고리즘의 일종이지만, 자연계에서 관찰되는 적자생존의 유전법칙에 근간을 두고 있어 휴리스틱 알고리즘의 한계를 극복할 수 있는 대안으로 제시된 매우 강인한(robust) 알고리즘이다. 특히, 유전자 알고리즘은 문제에 대한 지식을 얻기 힘든 난이도가 높은 문제일수록 더욱 그 효과를 발휘하는 것으로 알려져 있다[4].

유전자 알고리즘의 연산자(operator)는 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 등을 들 수 있는데, 재생산은 높은 적합도(fitness)를 가진 염색체(chromosome)가 다음 세대에서 더 많은 자손(offspring)을 구성할 수 있도록 하는 것이다. 그리고, 교배는 부모 염색체의 임의의 교배점을 기준으로 스트링(string)을 교차(exchange)시키는 것을 의미하며, 돌연변이는 염색체 내의 임의로 선택된 점을 비트 전환하는 것이다.

IEEE802.4 토르너스 네트워크의 성능관리를 위한 퍼지 네트워크 성능관리기인 QTFNPM의 지식베이스(퍼지부, 비퍼지부) 생성

교배와 돌연변이 연산자는 각 타이머의 영역을 하나의 소 염색체(sub-chromosome)로 하여 각각의 소 염색체에서 교배점과 돌연변이점이 임의로 발생하여 수행되도록 하였다.

이와 같은 유전자 알고리즘을 수행하기 위한 각 파라미터들은 Table 3와 같으며, 모집단에 속하는 염색체의 수는 30개이다. 또한, 교배 확률과 돌연변이 확률은 각각 0.9와 0.01로서, 모집단의 크기가 30개 이하인 경우에 일반적으로 추천되는 값이다[4].

적합도 함수는 IEEE802.4 토큰버스 네트워크에 있어서 전송된 다 메시지의 지연에 근거하여 계산하였으며, 적합도인 성능지수 F 는 다음 식과 같다. 상위 우선순위의 전송지연을 우선적으로 고려할 수 있도록 하기 위하여 가중치를 두어 우선순위에 따른 만듦도를 달리하여 구성하였다. 여기서, $i(6,4,2,0)$ 는 우선순위, d_i 는

우선순위 i 의 평균 전송지연, D_i 는 우선순위 i 의 요구전송지연임을 의미하는 것으로 F 를 최소화하는 것을 목표로 한다.

$$F = 0.6 \cdot \frac{d_6}{D_6} + 0.25 \cdot \frac{d_4}{D_4} + 0.1 \cdot \frac{d_2}{D_2} + 0.05 \cdot \frac{d_0}{D_0}$$

또한, 토큰버스 시뮬레이션으로부터 THT의 변화가 전송지연에 크게 영향을 미치지 않는다고 밝혀졌기 때문에 THT의 상한치를 2048 μ sec로 고정하여 수행하였다.

5. 실험결과와 고찰

본 실험은 IEEE802.4 토큰버스 네트워크의 트래픽 등과 같은 네트워크 환경에 부합하여 유전자 알고리즘이 QTFNPM의 지식베이스부를 어떻게 선정하는가를 보이는 것으로, GA에 의한 지식베이스부와 네트워크 관리자가 선정한 지식베이스부의 비교를 위한 실험이다.

새로운 개체군이 유전자 알고리즘의 연산자에 의해 부모 세대보다 더 나쁜 결과를 초래하는 것을 방지하기 위하여, 부모 세대의 가장 우성의 염색체를 교배나 돌연변이 없이 다음 세대에 재 생산하는 엘리트 모델(Elite Model)을 적용하여 실험을 수행하였다.

5-1. GA에 의한 QTFNPM의 지식베이스부 생성

80%의 트래픽에서 단일 씨드(single seed)를 통한 QTFNPM의 지식베이스부를 생성시키도록 하였다. 단일 씨드로 실험을 수행하는 경우에는 사건(event)이 일어나는 순서와 시간이 매 세대마다 완전히 동일하기 때문에 유전 알고리즘의 효과를 쉽게 알아 볼 수 있다.

Fig. 7은 유전자 알고리즘이 QTFNPM에 적용되어 염색체들을 변화시켜 갈 때의 성능지수 F 를 보이는 것으로 매 세대의 우수 염색체와 그 세대의 전체 염색체의 평균 성능지수 추이는 비슷함을 알 수 있다. 여기서, 유전자 알고리즘은 성능지수 F 가 감소 되도록 염색체를 향상시켜 갈 것이며, 본 실험에서는 초기에 대략 1.38의 성능지수를 염색체의 빠른 향상으로 인하여 12세대 정도에서 1.02로 감소함을 알 수 있다. 또한, 인구수가 그다지 크지 않아 세대의 진전에도 불구하고 더욱 향상된 염색체가 발견되지 않아 더 이상 성능지수가 감소하지 않는 것을 볼 수 있다.

Fig. 8은 우수 염색체에 의한 전송지연을 보이는 것으로, F 에서 가장 큰 가중치를 가지는 우선순위6는 관리자의 요구전송지연인 6500 μ sec에 대하여, 초기의 9000 μ sec의 전송지연이 6900 μ sec까지 계속해서 감소하였다. 그리고 우선순위4도 18000 μ sec에서 요구전송지연인 12000 μ sec 근처까지 감소함을 보인다. 우선순위2는 초기에 요구전송지연을 만족하였으나, 상위우선순위의 전송지연 변화에 따라 자신의 전송지연도 계속해서 타이머를 조정하여 요구전송지연에 근접시킨다. 우선순위0은 초기의 70000 μ sec에서 자신의 타이머를 감소시키기도 하지만, TRT4와 2의 감소로 인해 전송지연은 그다지 증가하지 않다가 8세대에서 자신의 큐용량을 감소시켜 상위우선순위의 전송지연 감소에는 물론이고 자신의 전송지연도 감소시킴을 볼 수 있다.

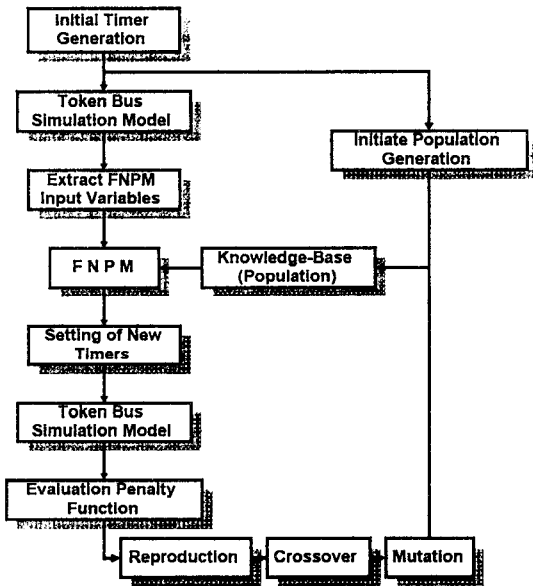


Fig. 5 Configuration of GA based QTFNPM Knowledge-Base operation

6058	6500	7068	7792			
10664	12000	12444	12556			
27619	30000	50343	60982			
388539	50000	867265	1017730			
0.3	0.5	0.7	0.9			
-400	-398	-152	0	244	425	500
-400	-239	-207	0	22	201	500
-500	-178	-9	0	142	163	400
-600	-338	-176	0	201	348	350
-12	-10	-4	0	3	10	12

Fig. 6 Configuration of QTFNPM Knowledge-Base

Table 3. Simulation Parameter Condition

		THT	TRT4	TRT2	TRT0	TP0	Q0
population size		30					
crossover probability		0.9					
mutation probability		0.01					
chromosome length(bit)	fuzzify	36	39	45	57	24	
	defuzzify	32	32	32	32		12
desired data latency		6500	12000	30000	5E5		

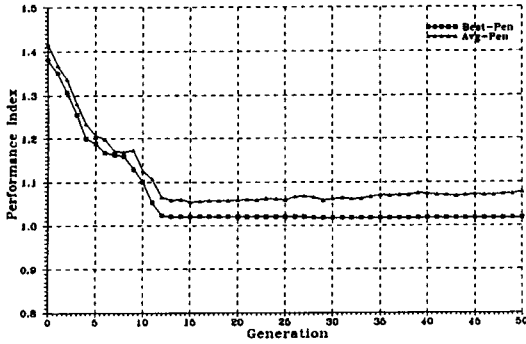


Fig. 7 Performance Index obtained by GA search

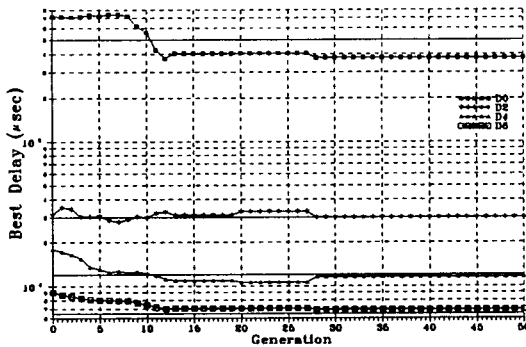


Fig. 8 Data Latencies corresponding to the Best Chromosome

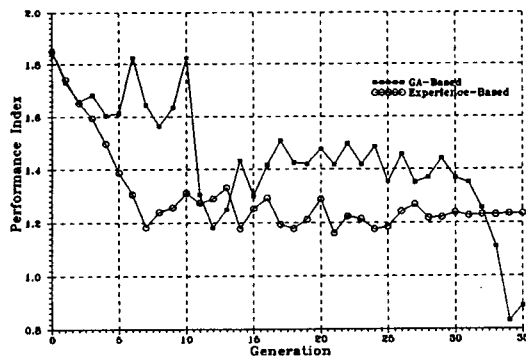


Fig. 9 Performance Indexes of Experience-based & GA-based Knowledge Base

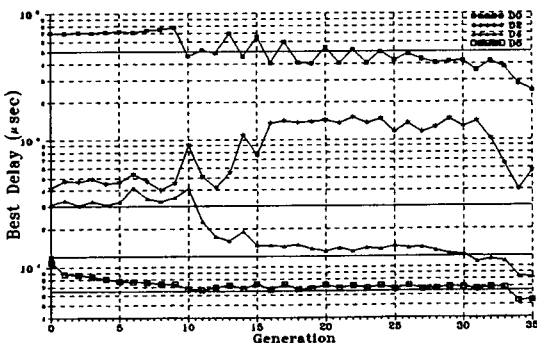


Fig. 10 Data Latencies by GA based Knowledge Base

5-2. 네트워크 관리자의 경험과 GA에 의한 QTFNPM의 지식베이스의 비교

네트워크 관리자의 경험에 의한 지식베이스(퍼지화부, 비퍼지화부)와 유전자 알고리즘에 의해 선정된 지식베이스부를 비교하기 위한 것으로, Fig. 9는 네트워크 관리자의 경험에 의한 지식베이스를 기초로 한 실험결과와 유전자 알고리즘에 의하여 형성된 지식베이스를 기초로 얻어진 결과를 보이고 있다. 여기서, 경험적인 지식베이스는 초기의 1.83에서 성능지수를 대략 1.2까지 줄인 반면 유전자 알고리즘에 의한 결과는 1.0이하로 감소시키는 것을 관찰할 수 있다.

이것은 관리자의 경험에 의한 지식베이스보다 향상된 결과로서 퍼지 네트워크 성능관리기의 지식베이스 구성을 위해 유전자 알고리즘의 적용이 유효하다는 것을 보인다.

Fig. 10은 이때의 전송지연을 나타내는데 우선순위2를 제외한 모든 우선순위들이 요구전송지연을 만족시키고 있음을 보인다. 이것은 TRT0는 물론이고 TRT2까지도 상위우선순위 우선의 정책을 반영한 비퍼지화부에 의한 것으로 우선순위6의 전송지연이 요구전송지연을 만족하지 못할시 하위우선순위들에 대한 규제가 더욱 엄격했음을 알 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 공장자동화용 표준통신 프로토콜인 IEEE 802.4 토큰버스 네트워크의 성능관리기인 QTFNPM의 지식베이스부를 유전자 알고리즘에 기초해서 구성하기 위한 것이다.

1) 경험에 의한 지식베이스와는 달리 유전자 알고리즘에 의한 지식베이스는 네트워크 상황을 적절히 반영함으로써, 요구전송지연을 만족시킬 수 있었다.

2) 네트워크 관리자의 경험에 의한 QTFNPM은 약 33%의 성능지수 감소를 보였지만, GA를 기초로 한 QTFNPM은 약 55%의 감소를 보여 효과적인 지식베이스 구성이 가능하였다.

3) 엘리트 모델을 이용한 유전자 알고리즘은 퍼지 네트워크 성능관리기의 지식베이스를 구성하는데 효과적이었다.

참고문헌

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. 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.
3. 이상호, 손준우, 이석, "생산자동화를 위한 토큰버스 네트워크의 성능관리," 제어·자동화·시스템 공학회, 제2권, 제4호, pp.42-50, 7월, 1996
4. D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms; In Search, Optimization & Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company Inc. 1989