

MIN의 최적경로 배정을 위한 신경회로망 알고리즘의 비교

Comparison of neural network algorithms for the optimal routing in a Multistage Interconnection Network

김 성수^{*}, 공 성근
 숭실대학교 전기공학과

Abstract: This paper compares the simulated annealing and the Hopfield neural network method for an optimal routing in a multistage interconnection network(MIN). The MIN provides a multiple number of paths for ATM cells to avoid cell conflict. Exhaustive search always finds the optimal path, but with heavy computation. Although greedy method sets up a path quickly, the path found need not be optimal. The simulated annealing can find an sub optimal path in time comparable with the greedy method.

1. 서론

광대역 종합정보통신망(B-ISDN)의 실현에는 우선적으로 광통신망과 비동기 전송방식(Asynchronous Transfer Mode; ATM)이 실현되어야 한다.[6] ATM망의 정보 전달을 위해서 연속적이고 대역폭이 다양한 신호들을 전송 기본단위인 ATM 셀(cell)을 사용하여 전송시켜 주기 때문에 ATM 셀들의 전송을 위한 신뢰성 있는 고속의 교환기가 필수적이며 이를 위해서 스위치 네트워크가 필요하다. 다단 상호접속망은 원래 프로세서와 메모리간이나 프로세서나 메모리 상호간의 데이터전송을 위한 상호 접속망으로 연구가 이루어져 왔으며, 최근 ATM망의 데이터 전송을 위한 스위치 네트워크로 네트워크의 충돌이나 동적인 경로 배정을 위해 다양하게 응용, 연구되고 있다.

본 논문에서는 다단 상호접속망에서 임의의 입출력에 대해 셀들의 충돌을 피할 수 있는 경로를 배정하는데 이용되고 있는 신경회로망 방법의 일종인 홉필드 네트워크에 대해서 고찰해보았으며, 최적화 문제를 확실적인 방법을 이용하여 해결할 수 있는 시뮬레이티드 어닐링 방법과 비교하여 보았다.

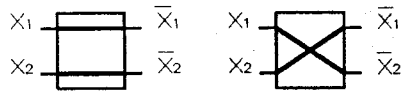
홉필드 네트워크는 비계층적인 구조를 가지는 신경회로망으로 연상기억이나 최적화 문제를 해결하는데 많이 이용되어지고 있는 방법이다. 다단 상호접속망의 최적 경로배정을 위해서 여러 상호 접속망의 대상으로 이미 많은 연구가 진행 되어져 있다. 스위치 네트워크의 최적 경로배정을 위해서는 스위치의 규모가 커짐에 따라 빠른 시간내에 문제를 해결할 수 있는 능력이 필요하며 이를 위해서 홉필드 네트워크의 하드웨어 구현 등을 통한 해결 방법이 제안 되어지고 있다.

이에 비해 시뮬레이티드 어닐링[1] 방법은 상태의 이동에 확률적인 요소를 도입함으로써 초기값에 큰 구속을 받지 않으면서 근사적인 최적해를 구할 수 있는 방법이다. 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용한 경로배정 방법의 유용성을 증명하기 위해서 다양한 구조를 가지는 다단 상호접속망들 중에서 임의의 입출력에 대해 다수개의 경로를 가지는 베네스(Benes)형 다단 상호접속망 네트워크를 대상으로 실험하였다. 실험 결과의 비교를 위해서 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용한 최적경로배정의 성능을 완전탐색(exhaustive search) 및 경사탐색(greedy search) 알고리즘과 비교하였으며, 제안된 방법을 이용하여 최적경로 배정시의 수를 조사하였다. 완전탐색 알고리즘은 언제나 최적의 경로를 배정할 수 있지만 많은 계산량이 필요하므로 빠른 시간 내에 경로 배정을 마쳐야 하는 실제 경우에는 사용되기 어렵다. 반면에 경사탐색 알고리즘은 비교적 짧은 시간내에 경로배정이 가능하지만 경우에 따라서는 최적의 경로를 찾아내지 못하는 단점을 보여준다. 시뮬레이티드 어닐링 방법을 경사탐색 알고리즘과 완전탐색 알고리즘과 비교해 본 결과 시뮬레이티드 어닐링 방법은 경사탐색 알고리즘과 비슷한 결과를 보여주면서 최적의 경로를 배정할 수 있었다. 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘을 이용하여 스위치 네

트워크에 N개의 호를 인가하고 그 수율을 조사한 결과는 특별한 제어 알고리즘을 사용하지 않고도 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

2. 다단 상호접속망

다단 상호접속망은 원래 프로세서와 메모리간이나 프로세서나 메모리 상호간의 데이터전송을 위한 상호 접속망으로 연구가 이루어져 왔다. 다단 상호접속망은 최근 ATM망의 데이터 전송을 위한 스위치 네트워크로 다양하게 응용되어지고 있다.[7] 다단 상호접속망의 기본구조는 그림 1과 같은 2x2의 입출력을 가지는 이진 스위치로 구성되어지며, 이진 스위치는 병렬연결과 대각연결의 두가지 접속 상태를 가진다. 다단 상호접속망은 다수개의 이진 스위치를 계층적으로 연결하여 구성된 스위치 네트워크로서 다양한 구조들이 제안되어져 있다. 대표적인 다단 상호접속망의 구조로는 크로스바(Crossbar), 반얀(Banyan), 플로스(Clos) 네트워크 등으로 나눌 수 있다.



(a) 병렬 연결 (b) 대각 연결
 그림 1: 2x2 이진 스위치의 스위칭 상태

크로스바 네트워크는 내부경로상의 충돌이 발생하지 않는 구조를 가지기 때문에 입출력 제어가 매우 간단하나 스위치 네트워크를 구성하는데 필요한 이진 스위치의 수가 N²개 필요하므로 스위치의 이용효율이 떨어지는 단점이 있다. 반얀 네트워크는 크로스바 네트워크에 비해 네트워크를 구성하는데 필요한 전체 스위치의 수는 적으나 내부경로가 충돌을 일으키는 문제가 발생한다. 이러한 내부충돌을 배제하기 위해서는 제어 알고리즘이 필요하며 만일 이를 하드웨어로 구현하기 위해서는 2배의 스위치소자가 필요하다. 이에 비해 플로스형 네트워크의 일종인 베네스 네트워크는 하나의 입출력간에 다수개의 경로가 존재하므로 스위치의 재배치를 통해 충돌을 제거할 수 있는 스위치 네트워크이다.

베네스 네트워크는 2x2의 이진 스위치를 기본으로 구성되어진다. 크기가 NxN인 베네스 네트워크는 두개의 N/2xN/2 베네스 네트워크와 N개의 이진 스위치를 이용하여 그림 2와 같은 재귀적인 형태로 확장되어진다. 즉 가장 작은 스위치 네트워크는 이진 스위치이며 아래의 규칙에 따라 네트워크를 확장시켜 나간다. 그림 2에서 A_k와 B_k는 k=0, 1, ..., N/2-1인 N/2의 크기를 갖는 베네스망의 입력단자들의 번호이고, A_k와 B_k는 각각 N/2크기의 베네스 네트워크의 단자들의 번호이다.

베네스 네트워크의 연결 규칙

- 1) 그림 2와 같이 2개의 N/2xN/2 베네스 네트워크와 N/2개의 2x2 이진 스위치를 대칭으로 배열시킨다.
- 2) 입력단의 2x2 이진 스위치의 출력 단자 I_{2k}와 N/2xN/2 네트워크의 입력단자 A_k, B_k와 I_{2k+1}를 연결한다. (k=0, 1, ..., ((N/2)-1))
- 3) N/2xN/2 베네스 네트워크의 출력단자와 출력단의 이진 스위치의 입력단자들을 그림 2와 같이 좌우 대칭으로 연결한다.

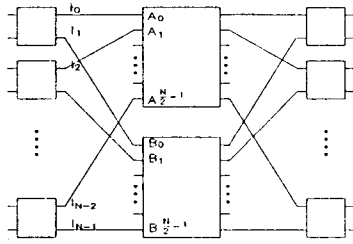


그림 2: 2개의 $N/2 \times N/2$ 베네스 네트워크를 $N \times N$ 의 네트워크로 확장시키는 연결 방법

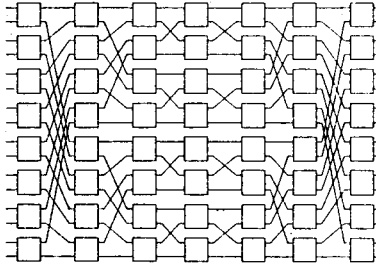


그림 3: 16×16 베네스 네트워크의 연결 예

이상과 같은 규칙에 따라서 구성되어진 $N \times N$ 의 베네스 네트워크는 좌우대칭의 형태로 $(2\log N) - 1$ 개의 단(stage)과 $(N\log N) - (N/2)$ 개의 이진 스위치로 이루어진다.(본문에서 사용되는 log는 모두 베이스를 2로 사용한다.) 베네스 네트워크에서 임의의 입출력간에 배정이 가능한 경로의 수는 2×2 의 이진 스위치를 기본 소자로 이용하는 경우 $N/2$ 개의 서로 다른 경로가 존재한다. 배정이 가능한 경로의 수는 경로배정 요구에 의해 경로가 배정됨에 따라서 점차 줄어들게 되어 충돌이 발생할 수 있으며 베네스 네트워크는 이를 위해 망을 전체적으로 감소하고 재어할 수 있는 제어기를 필요로 한다. 이러한 이유로 베네스 네트워크는 망의 제배치를 통한 충돌없는 네트워크로 분류되기도 한다. 그림 3은 16×16 베네스 네트워크의 연결 구조의 예다. 네트워크의 크기는 $N=16$ 이므로 $7(=2\log 16 - 1)$ 개의 단과 $56(=16\log 16 - 16/2)$ 개의 이진 스위치로 구성되어 있으며, 임의의 1쌍의 입출력 요구에 대해 서로 다른 경로가 $8(=16/2)$ 개 존재한다.

3. 최적경로 배정을 위한 신경회로망 모델

3-1. 홉필드 네트워크

홉필드 네트워크는 자기 자신을 제외한 다른 뉴런들과 상호 연결되어 있는 비계층적 구조를 가지는 신경회로망이다. 홉필드 네트워크는 에너지 함수가 전역 최소점보다는 지역최소점에 수렴할 가능성이 높으며 프로그램의 구현이 매우 복잡한 문제가 존재하는 등의 문제가 있다. 따라서 이러한 문제의 해결을 위해서는 하드웨어로의 구현이 필수적이다.

홉필드 네트워크는 에너지 함수와 각각의 뉴런들의 동작 방정식에 의해 특징지어질 수 있다. 홉필드 네트워크의 에너지 함수 E 는 다음의 식으로 표현된다. 여기서, V_i 는 i 번째 뉴런의 출력값, T_{ij} 는 i 번째 뉴런과 j 번째 뉴런의 연결세기, I_i 는 바이어스된 입력을 의미한다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i \quad 0 \leq V_i, V_j \leq 1$$

홉필드 네트워크는 다음 두 식의 반복 수행으로 에너지가 최소가 되는 최적점에 수렴되도록 출력을 갱신한다. i 번째 뉴런의 입력은 u_i 이며 입력 바이어스 전류는 I_i 이다. 뉴런의 입력 u_i 는 시그모이드 함수 $g(x)$ 에 의해서 출력 V_i 로 전환된다. 뉴런 i 는 T_{ij} 로 표현되는 i 뉴런과 j 뉴런과의 관계에 의해 영향을 받는다. 홉필드

네트워크의 에너지함수 E 를 최소화시키기 위한 각각의 뉴런들의 상태 동작 방정식은 다음과 같으며 각각의 뉴런들은 홉필드 네트워크의 에너지 함수 E 를 최소화하는 방향으로 동작한다. 단, $\tau = RC$ 이며, $g(x)$ 는 입력을 u_i 로 V_i 를 출력하는 시그모이드 함수이다.

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau} + \sum_j T_{ij} V_j + I_i$$

$$V_i = g(u_i)$$

홉필드 네트워크는 이상과 같은 뉴런의 동작 방정식에 따라 에너지함수를 최소화하는 방향으로 동작을하여 주어진 문제에 대해 에너지 함수를 최소로 하는 해를 출력하게 된다.

3-2. 시뮬레이티드 어닐링

시뮬레이티드 어닐링은 상태의 이동에 확률적인 요소를 도입함으로써 초기값에 큰 구속을 받지 않으면서 근사적인 최적해를 구할 수 있는 방법이다. 시뮬레이티드 어닐링 방법은 온도를 서서히 낮추어 지역최소점이 생기지 않도록 하는 물리적인 어닐링 과정을 최적해를 구하는 방법에 적용시킨 방법으로 메트로폴리스 알고리즘에 기초한 상태의 전이를 확률적으로 행하는 알고리즘과, 온도 변수 $T(t)$ 를 0로 낮추어 주는 어닐링 계획으로 구성된다. 어닐링 계획이란 온도변수 T 를 T_0 에서 전체 상태를 평형으로 만들기 위해 시도되는 횟수와 감소되는 온도 $T(t)$ 를 제어하기 위한 계획을 말한다. 온도변수 $T(t)$ 를 변화시키는 방법에 따라서 수렴속도에 큰 영향을 미칠 수 있으며, $T(t)$ 의 변화를 위해 지수 함수적으로 감소시키는 방법이 비교적 적당하다고 알려져 있다. 새로운 상태로의 이동을 위한 랜덤 노이즈로는 일반적으로 가우시안 분포를 사용하나, 빠른 수렴시간을 위해서 코쉬 분포를 사용한다.[2]

시뮬레이티드 어닐링 알고리즘은 임의탐색법과 경사탐색법을 결합한 방법으로 생각할 수 있다. 즉 온도 변수 $T \rightarrow \infty$ 일때는 임의탐색이 추가 되며 $T \rightarrow 0$ 일때는 경사탐색법이 추가 된다. 즉 온도 변수를 이용해서 해가 지역최소점에 빠지는 문제를 해결할 수 있는 방법으로 적절한 어닐링 계획에 따라 다른 방법에 비해서 최적해를 쉽게 구할 수 있는 장점을 가지고 있다.

시뮬레이티드 어닐링 알고리즘

- 1) 초기 상태 X_0 와 초기 온도 T_0 를 정하고 이때의 에너지 E_0 를 계산한다.
- 2) 코쉬분포를 가지는 노이즈 ΔX_k 를 발생시켜 새로운 상태 $X_{k+1} = X_k + \Delta X_k$ 를 얻고, 이때의 에너지 변화량 $\Delta E = E_{k+1} - E_k$ 를 계산한다.
- 3) 에너지 변화량 $\Delta E \leq 0$ 이면 무조건 X_{k+1} 을 선택하고, $\Delta E > 0$ 이면 $P(\Delta E) = \exp(-\frac{\Delta E}{T_k})$ 의 확률로 X_{k+1} 을 선택한다.
- 4) 상태 변수 T 를 어닐링계획에 따라 감소시킨다.
$$T_k = \frac{T_0}{1+k}$$
- 5) 에너지 E_k 가 0이 되거나 상태 변수 T_k 가 0이 될 때까지 2) - 4)를 반복한다.

4. 다단 상호접속망의 최적경로배정

홉필드 네트워크는 크로스바 네트워크, 반안 네트워크, 플로스 네트워크와 베네스 네트워크 등의 다양한 다단 접속망들에 적용되어졌다.[3-6] 홉필드 네트워크를 이용한 경로 배정방법은 우선 충돌이 발생하지 않는 경로를 구하기 위한 출력 요구 조건에 맞게 제약조건을 설정해 주어야한다. 조건에 맞는 제약 조건들은 각각의 제약 조건에 따라 주어진 에너지 함수를 설정한다. 구해진 에너지 함수를 홉필드 네트워크에 대입하여 연결 강도와 바이어스 전류를 계산한다. 계산된 바이어스전류와 연결강도를 이용해서 에너지가 커지면 바이어스 전류를 감소시키고 에너지가 감

소하면 증가시키는 등의 방법으로 스위치들 조작하여 적절한 경로를 배정 할 수 있다.

Goudreau와 Giles[4]의 연구는 임의의 단단 상호접속망을 대상으로 신경회로망을 이용한 경로배정 알고리즘의 유용성을 연구하였다. 신경회로망을 이용한 경로배정 알고리즘의 유용성을 조사하기 위하여 완전탐색과 경사탐색 알고리즘의 경로배정 결과들 신경회로망을 이용한 결과와 비교하였다. 평가 방법으로는 모든 메시지들이 경로배정에 성공한 확률과 주어진 메시지들이 하나라도 연결된 경우의 확률로 나누어서 각각 완전탐색, 경사탐색, 신경회로망을 이용한 탐색의 결과를 비교하였다. 신경회로망을 이용한 경로배정 결과는 다른 방법과 비교해 볼 때 거의 비슷한 결과를 보이고 있으며 부분적으로는 다른 방법의 결과 보다 좋은 결과를 보여주고 있다. 따라서 신경회로망을 이용한 경로배정 방법이 다른 경로배정 방법들과 비교해 볼 때 상당히 유용한 결과를 보여준다는 사실을 확인할 수 있다.

시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용하여 베네스 네트워크의 최적 경로를 배정을 실험하였다. 시뮬레이티드 어닐링 방법의 성능을 비교 검토하기 위하여 크게 두가지 관점에서 실험을 실시 하였다. 첫째, 완전탐색 알고리즘과 경사탐색 알고리즘에 의한 결과들 비교 평가하였다. 각 알고리즘을 이용한 모의 실험 결과는 각각의 실험을 2000회 반복 실행한 평균값을 측정하였다. 실험의 조건은 충돌이 일어나지 않는 경로의 에너지 값은 0으로 하고 만일 어떤 경로가 사용되고 있다면 사용중인 경로(노드)에 가중치를 추가하는 방법을 사용하여 선택이 되지 않도록 하였다. 완전탐색 알고리즘은 가능한 모든 경로의 비용을 계산한 뒤 최소의 비용을 가지는 경로를 선택한다. 이에 비해 경사탐색 알고리즘과 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘을 사용한 경로 배정 방법은 충돌이 일어나지 않는 경로가 발견되면 무조건 탐색을 마쳐도록 설정하였다. 시뮬레이티드 어닐링 탐색은 새로운 상태변수를 발생시키기 위해 코쉬 분포를 가지는 임의의 수를 사용하는 고속 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용하였으며 어닐링 계획을 위해서 필요한 상수 T_0 는 망의 크기를 나타내는 N 값의 $1/2$ 을 사용하였다.

각 알고리즘을 비교 평가하기 위해서 다음과 같은 실험을 행하였다. 그림 4는 크기가 N 인 네트워크에 대해 N 값을 1부터 $N/2$ 개 까지 경로를 순차적으로 배정하는 경우 하나의 경로 배정시 필요한 평균 실행 횟수를 비교한 결과이다. 완전탐색 알고리즘을 사용한 경로 배정 결과는 네트워크의 크기가 커짐에 따라서 지수함수적으로 증가하는 형태를 보이고 있으나 제안된 방법과 경사탐색 방법은 비교적 완만한 형태의 경사를 그리면서 증가하고 있다. 그림 5는 네트워크의 크기 N 을 32로 고정시킨 후 경로배정 요구를 1에서 N 까지 증가시킬 때 각각의 경로배정에 필요한 평균 실행횟수를 비교한 결과이다.

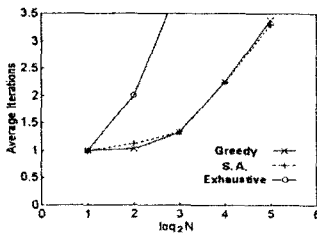


그림 4: 크기가 N 인 베네스 네트워크에 순차적으로 1부터 $N/2$ 개의 경로를 배정하는 경우 하나의 경로배정시 평균 실행 횟수

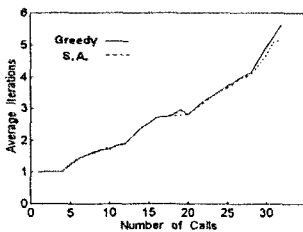


그림 5: $N=32$ 인 베네스 네트워크에서 경로배정 요구를 1에서 N 까지 증가시킬 경우 1개의 경로배정에 걸리는 평균 실행횟수

두번째 실험으로 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용한 최적 경로배정 알고리즘이 어느정도의 정확도를 가지고 최적의 경로를 배정할 수 있는가를 측정하기 위한 실험이다. 입출력이 각각 16×16 인 베네스 네트워크를 대상으로 호의 개수를 1부터 차례로 증가시켜 16개의 경로를 배정할 때 지속적으로 최적의 경로를 찾아 충돌이 없는 경로를 배정할 수 있는지를 실험하였다. 경로의 배정을 위해 호의 충돌이 없는 경로의 배정이 가능한 16개의 호의 집합을 임의로 배열하여 사용하였다. 실험 결과 호의 개수가 증가함에 따라 성능의 떨어짐을 볼 수 있으나 특별한 경로배정 알고리즘이 존재하지 않는 경우 적절히 이용될 수 있을 것이다. 그림 6은 제안된 방법을 사용하여 호를 배정한 경우 호의 수에 따라서 기대되는지는 출력개수이다.

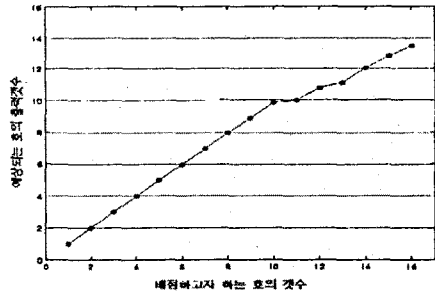


그림 6: 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용하여 $N=16$ 인 베네스 네트워크에 1에서 16개의 호를 배정할 때 예상되는 출력개수.

5. 결론

본 논문에서는 휴필드 네트워크를 이용한 다단상호 접속망의 경로배정 문제를 고찰해 보고 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 다단 상호접속망의 최적 경로배정의 성능을 실험해 보았다.

휴필드 네트워크를 이용한 결과들은 병렬연산에 의한 고속계산을 장점으로 하고 있으나 지역최소점에 빠질수 있는 문제와 차후 하드웨어의 구현이 가장 큰 문제이며, 현재 이의 극복을 위한 연구가 진행되고 있다. 이에 비해 시뮬레이티드 어닐링방법을 이용한 경로배정 방법은 최적의 해를 찾을 수 있는 확률이 비교적 높다고 할 수 있으나 알고리즘을 이용하였기 때문에 어느정도 시간의 지연이 있다는 문제를 가지고 있다. 그러나 일정한 경로 배정 알고리즘이 존재하지 않는 경우 등에 적절히 이용될 수 있다.

시뮬레이티드 어닐링 방법을 조합최적화 문제와 유사한 스위치 네트워크의 최적경로 배정에 적용한 결과, 시뮬레이티드 어닐링 방법을 이용한 최적 경로배정 방법은 경사탐색 알고리즘에 의한 결과와 비슷한 결과를 보여주었으나 노드수가 증가함에 따라 제안된 방법이 경사탐색 알고리즘에 비해 더 나은 결과를 보여준다.

References

- [1] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr., and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, Vol. 220, No. 4598, pp. 671-680, Sep. 1983.
- [2] H. Szu and R. Hartley, "Fast simulated annealing," *Physics Letters A* Vol. 122, No. 3-4, pp. 157-162, 1987.
- [3] N. Z. Hakim and H. E. Meadows, "A neural network approach to set up the benes switch," *The Conference on Computer Communications Proceedings of the 10th Annual Joint Conference of the IEEE Computer & Communications Society (INFOCOM'90)* Vol. 2, pp. 397-402, 1990.
- [4] M. W. Goudreau and C. Lee Giles, "Routing in random multistage interconnection Networks: Comparing exhaustive search, greedy and neural network approaches," *International Journal of Neural Systems*, Vol. 3, No. 2, pp. 125-142, 1992.
- [5] T. P. Troudet and S. M. Walters, "Neural network architecture for crossbar switch control," *IEEE Transactions on Circuit and Systems*, Vol. 38, No. 1, 42-56, Jan. 1991.
- [6] T. X. Brown and K.-H. Liu, "Neural network design of a banyan network controller," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 8, No. 8, pp. 1428-1438, Oct. 1990.
- [7] F. A. Tobagi, "Fast packet switch architectures for broadband integrated services digital networks," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 1, pp. 133-167, Jan. 1990.