

마코프 재생과정을 이용한 ATM 트래픽 모델링 및 성능분석*

정석윤** · 허 선**

ATM Traffic Modeling with Markov Renewal Process and Performance Analysis*

Seok Yun Jeong** · Sun Hur**

■ Abstract ■

In order to build and manage an ATM network effectively under several types of control methods, it is necessary to estimate the performance of the equipments in various viewpoints, especially of ATM multiplexer. As for the method to model the input stream into the ATM multiplexer, many researches have been done to characterize it by, such as, fluid flow, MMPP(Markov Modulated Poisson Process), or MMDP (Markov Modulated Deterministic Process). We introduce an MRP(Markov Renewal Process) to model the input stream which has proper structure to represent the burst traffic with high correlation.

In this paper, we build a model for aggregated heterogeneous ON-OFF sources of ATM traffic by MRP. We make discrete time MR/D/1/B queueing system, whose input process is the superposed MRP and present a performance analysis by finding CLP(Cell Loss Probability). A simulation is done to validate our algorithm.

1. 서 론

비동기식 전달방식(ATM ; Asynchronous Transfer Mode)은 광대역 종합정보통신망(B-ISDN ;

Broad-band Integrated Services Digital Network) 구현에 매우 중요한 역할을 한다. ATM은 음성, 데이터, 화상 등의 멀티미디어 정보를 통합적으로 전송하기 위해서 새로이 제안된 전송방법

* 본 논문은 '98정보통신기초연구과제에 의해 연구되었음.

** 한양대학교 산업공학과

이다. 각 트래픽이 요구하는 서비스 품질(QOS : Quality Of Service)은 매우 다양하여 화상이나 음성 정보의 경우에는 전달지연에 민감하고, 데이터의 경우에는 손실에 민감하다. BISDN에서는 이와 같이 다양한 서비스 품질에 대한 요구조건을 만족시키기 위하여 ATM 개념이 제안되었고, 이의 실현을 위해서 현재까지 많은 연구가 이루어져 왔다.

ATM 트래픽을 분석하는데 있어서 입력되는 트래픽들을 얼마나 적절하게 표현할 수 있는지가 중요하다. MRP(Markov Renewal Process)는 자동상관관계수를 계산하기가 비교적 용이해서 높은 양의 상관관계를 가지는 버스티한 트래픽을 표현하기에 적절한 구조를 가지고 있다. 또한, 입력 트래픽이 어떠한 분포를 따르든지 표현 가능하다는 장점이 있다. MRP로 도착 과정을 모델링하는 경우 중첩되는 소스의 수에 따라 상태의 수가 급격히 증가하여 계산에 어려움이 따른다는 단점이 있으나, 상태의 수를 줄이는 방법에 대하여 다양한 연구가 병행되고 있다.

Herrmann[6]은 이산시간 SMP/D/1/s 시스템에 대하여 가상대기시간에 의해 손실확률을 구하는 방법을 연구하였고 또한 도착과정이 포함하고 있는 상관관계가 이에 미치는 영향도 제시하였다. 그러나 이 연구를 ATM망에 적용시키기 위해서는, 실제로 여러 소스가 중첩되어 오는 ATM으로의 도착과정을 어떤 방법으로 SMP로 표현할 것인가가 필요한데 이에 대한 내용은 제시되지 않았다. Hasslinger[5]는 동질의 on-off 소스가 중첩된 트래픽을 SMP로 표현하였다. 그리고 Grassman and Jain[4]의 GI/G/1 알고리듬을 확장하여 SMP/G/1/ ∞ 에 적용하였다. 여기서는 도착 트래픽의 자동상관관계를 유지하면서, 상태에 머무는 시간의 평균을 오름차순으로 정렬했을 때 인접한 상태끼리 합쳐나가는 상태축소방법을 제시하였다. 상태 수를 줄임에 따라 도착 트래픽의 자동상관관계가 영향을 받으므로 내재 마코프체인의 전이확률들을 수정하게 된다. 이 논문은 베퍼의 크기를 ∞ 로 두었기 때문에 셀 손실확률을 구하지 않고 셀 지연시간

을 계산하고 있다. Elsayed[3]의 MR/D/1/B 모형은 이질의 on-off 중첩 트래픽을 비교적 간단히 모형화하고 있다. 그러나, 이 모형에서는 각 class간에 셀 발생률의 차이가 없이 매 slot당 발생시키는 셀은 한 개씩으로 일정하게 보고 각 소스의 on \rightarrow on 전이율 또는 off \rightarrow on 전이율에만 차이를 두고 전개하고 있다. 따라서 이질 소스들의 중첩 트래픽이라 하더라도 어느 순간 on 상태의 소스의 개수가 k 개이면 이 때의 셀 도착률은 k 로 나타내는 것이다.

본 연구에서는 Elsayed[3]의 연구결과를 바탕으로 각 class별로 on 기간에서의 셀 발생률도 차이가 있는 것으로 확장하였으며, 이로써 만약 셀 발생률이 A 인 어떤 소스가 on상태인 경우 이 소스는 매 slot당 A 개의 셀을 batch로 발생시킨다고 보았다. 따라서, 입력 트래픽 모델링에 있어서 베스트 수준까지의 변동을 고려하여 분석한 것으로 호가 연결된 상태에서의 이질 트래픽이 겹게 되는 셀 손실률을 구하는 것이다. 이를 MRP로 표현할 때에는 on상태의 소스가 몇 개인지 뿐만 아니라 이를 on 소스의 class 역시 상태로 가지고 있어야 하고 이는 필연적으로 상태의 수를 늘어나게 하여 분석을 어렵게 한다. 이에 대해 Elsayed[3]에서 제시하고 있는 상태 결합 방법을 적용하도록 한다. 또한 일반적으로 on/off 소스의 모델링에서는 on기간, off기간의 길이가 지수분포를 따른다고 가정하지만 본 연구와 같이 입력 트래픽을 MRP로 모델링할 경우에는 on, off 기간의 길이가 일반분포인 경우에 적용 가능하다. 2절에서는 MRP란 무엇인지 알아보고, 3절에서 ATM 트래픽 모델링에 관한 알고리듬을 소개하고, 4절에서는 성능분석을 위해 이산시간 MR/D/1/B 대기 모형을 구축하고, 셀 손실확률을 계산한다. 5절에서는 본 연구에서 제시한 방법에 대하여 시뮬레이션과 비교 검토한다.

2. MRP 개요

MRP(Markov renewal process)란 확률과정(stochastic process) 중에서 어떤 상태에 머무는

시간의 분포가 현재 머물고 있는 상태와 다음에 전 이해 갈 상태 모두에 의해 결정되며, 상태간 전이가 마코프 성질을 가지는 확률과정을 말한다. 이를 수식으로 정의하면 다음과 같다.

확률과정 $(X, T) = \{(X_n, T_n) : n=0, 1, 2, \dots\}$ 이 모든 $t \geq 0$ 과 $n=0, 1, 2, \dots, j \in E$ 에 대해서 다음의 성질을 만족하면 이를 MRP라고 한다.

$$\begin{aligned} & \Pr(X_{n+1}=j, T_{n+1}-T_n \leq t | X_0, \dots, X_n; \\ & \quad T_0, \dots, T_n) \\ &= \Pr(X_{n+1}=j, T_{n+1}-T_n \leq t | X_n) \end{aligned}$$

MRP는 다음의 확률값들에 의해 특징지워진다.

$$\begin{aligned} & \Pr(X_{n+1}=j, T_{n+1}-T_n \leq t | X_n=i) \\ &= Q(i, j, t), \\ & i, j \in E, t \geq 0, n=0, 1, 2, \dots . \end{aligned}$$

이 $Q(t) = \{Q(i, j, t) : i, j \in E, t \geq 0\}$ 을 semi-Markov kernel이라고 한다. $Q(i, j, t)$ 에서 $t \rightarrow \infty$ 를 취하게 되면 MRP가 방문하는 상태들의 전이확률 $\Pr(X_{n+1}=j | X_n=i)$ 을 얻게 된다. 즉, 확률과정 $\{X_n : n=0, 1, 2, \dots\}$ 의 전이행렬은 $P = \lim_{t \rightarrow \infty} Q(t)$ 에 의해 구할 수 있으며, 이 확률과정은 MRP의 정의에 의해 마코프 성질을 가지므로 내재 마코프체인(imbedded Markov chain)이라고 한다. 전이하는 데에 걸리는 시간 $T_{n+1}-T_n$ 은 X_n , 즉 현재 머물고 있는 상태와 X_{n+1} , 즉 다음 전이 할 상태에 따라 결정되는 임의의 분포를 따른다.

MRP는 재생과정과 연속시간 마코프 과정을 보다 일반화시킨 것으로서 다양한 형태의 트래픽을 모형화하는 데에 적용될 수 있다. 특히 on-off 소스와 같이 양의 상관관계를 가지는 트래픽들의 상관관계를 잘 표현할 수 있다[7].

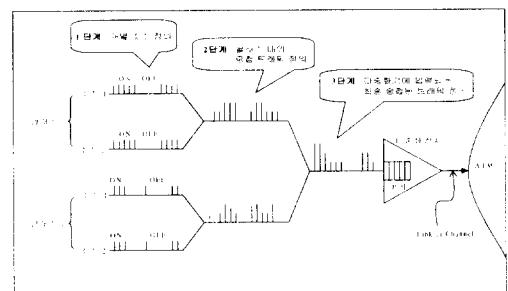
위에서 정의한 MRP는 연속시간의 경우를 가정한 것으로, 이산시간 MRP와 이의 semi-Markov kernel은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \Pr(X_{n+1}=y, T_{n+1}-T_n=k\tau | X_n=x) \\ &= G(x, y, k), \quad k=1, 2, \dots \end{aligned}$$

여기서 τ 는 한 셀의 길이를 나타내는 시간단위로, 편의상 $\tau=1$ 로 두기로 한다.

3. ATM 트래픽 모델링

여기서는 이해를 돋고자 두 개의 이질 트래픽이 있는 경우, 즉 class를 두 개로 하고 각 class에 동질의 on-off 소스 두 개가 있는 것을 중심으로 모형을 설명하며, 일반적인 경우도 제시한다. [그림 1]은 트래픽 모델링 순서를 간략히 표현하고 있다.



[그림 1] ATM에서 입력 트래픽 모델링 순서

class란 동질의 on-off 소스로 구성된 집합 단위를 말한다. 예를 들어 데이터 class의 경우, 하나의 데이터만 입력되는 것이 아니라 여러 개의 데이터들이 입력되는 경우가 발생하며 동일한 셀 흐름을 나타낸다. class 내의 on-off 소스는 동일한 셀 흐름을 나타내는 반면, 각 class 들은 서로 다른 셀 흐름을 가진다.

3.1 개별 트래픽 모형

[그림 1]의 1단계로 개별 on-off 소스를 MRP로 표현한다. on-off 소스에 대하여 상태와 semi-Markov kernel을 정의함으로써 MRP로 표현 가능하다. on-off 소스에서 상태는 on(=1)과 off(=0)로

정의할 수 있으며, semi-Markov kernel은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{F}_i(k) = \begin{bmatrix} 0 & f_i(0, 1, k) \\ f_i(1, 0, k) & 0 \end{bmatrix},$$

$$i=1, 2, k=1, 2, \dots$$

여기서 i 는 각각의 class를 나타내며, $f_i(0, 1, k)$ 과 $f_i(1, 0, k)$ 은 각각 off상태와 on상태에 머무는 시간이 k 일 확률을 나타낸다. 대부분의 연구들은 이 시간의 분포를 지수분포로 가정하나, 본 연구에서는 일반분포로 가정한다.

다음은 class의 트래픽 중첩과정 정의에 앞서 중첩과정에 사용되어야 할 식으로써 재생이론으로부터 얻어지는 식이다. $f(k)$, $0 \leq f(k) \leq 1$, $k \geq 0$ 를 확률밀도함수이고, $\bar{M} = \sum_{k=0}^{\infty} k \cdot f(k)$ 이라 하자. $F(k) = \sum_{l=0}^k f(l)$ 는 k 까지의 분포함수이며, 이 때 잔여수명시간의 확률밀도함수는 다음과 같다[1].

$$\hat{f}(k) = \frac{1 - F(k-1)}{\bar{M}}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (3.1)$$

그리고, $\hat{F}(k) = \sum_{l=0}^k \hat{f}(l)$ 는 k 까지 잔여수명시간의 분포함수이다.

3.2 class 중첩과정

[그림 1]의 2단계로서, 동질 트래픽으로 이루어진 한 class에서 중첩된 트래픽의 형태를 살펴본다. 먼저 중첩된 트래픽의 상태는 전이가 발생한 시점, 즉 두 소스 중 하나의 상태가 변화(on → off 또는 off → on)한 시점에서 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\mathcal{E} = \{ [(x_1, t_1), (x_2, t_2)] :$$

$$x_1, x_2 = 0, 1 \quad t_1, t_2 = 0, 1 \quad t_1 + t_2 \neq 0 \}$$

여기서 i 는 각 소스를 나타내며, x_i 는 전이가 발생한 직후 소스 i 의 상태(on이면 1, off이면 0)이고, t_i 는 그 때 소스 i 의 상태가 바뀌었으면 1, 바뀌지 않았으면 0의 값을 갖는다. 관측시점은 전이가 발생한 직후이므로 $t_1 + t_2 \neq 0$ 이다.

생한 직후이므로 $t_1 + t_2 \neq 0$ 이다.

일반적으로 class 내의 소스 수가 N 개라면, 중첩된 과정의 상태 정의는 다음과 같고, 상태의 수는 $2^N (2^N - 1)$ 개가 된다.

$$\mathcal{E} = \{ [(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_N, t_N)] :$$

$$x_i \in \{0, 1\} \quad t_i \in \{0, 1\} \quad \sum_{i=1}^N t_i \neq 0 \}$$

다음은 중첩된 트래픽의 semi-Markov kernel $\mathbf{G}(k) = [g(u, v, k)]$, $u, v \in \mathcal{E}$, $k = 1, 2, \dots$ 를 개별 소스의 semi-Markov kernel $\mathbf{F}_i(k)$ 를 이용하여 다음과 같이 구한다. $f_i(x_i(u), x_i(v), k)$ 는 앞 절에서 정의한 바와 같이 소스 i 가 시점 u 에서의 상태 $x_i(u)$ 에서 시점 v 에서의 상태 $x_i(v)$ 로 전이하기까지의 시간의 확률밀도함수이며,

$$F_i(x_i(u), k) = \sum_{l=0}^k \sum_{x_i(v)} f_i(x_i(u), x_i(v), l)$$

는 상태 $x_i(u)$ 에 머무는 시간의 분포함수이다.

$\hat{f}_i(x_i(u), x_i(v), k)$ 는 상태 $x_i(u)$ 에서 상태 $x_i(v)$ 로 전이하기까지 남은 잔여수명시간의 확률밀도함수이고, $\hat{F}_i(x_i(u), k)$ 는 잔여수명시간의 분포함수로, 계산방법은 식 (3.1)과 같다. 소스 i 에 대하여 $t_i(u)$, $t_i(v)$ 에 근거하여 다음 네 가지의 경우가 있을 수 있다.

- ① $t_i(u) = t_i(v) = 0$. 이것은 $x_i(u) = x_i(v)$, 즉 소스가 u, v 에서 모두 상태의 변화(on → off 또는 on → off)가 없었음을 뜻한다. 이는 상태 $x_i(u)$ 에 머무는 시간, 즉 잔여수명시간이 k 보다 커야함을 의미하며 다음과 같은 확률값을 가진다.

$$\varphi_i(u, v, k) = 1 - \hat{F}_i(x_i(u), k)$$

- ② $t_i(u) = 0$, $t_i(v) = 1$. 이 경우는 상태 $x_i(u)$ 에서 잔여 수명시간이 k 임을 뜻한다.

$$\varphi_i(u, v, k) = \hat{f}_i(x_i(u), x_i(v), k)$$

- ③ $t_i(u) = 1$, $t_i(v) = 0$. 이 경우는 상태 $x_i(u)$

에서 머무는 시간이 k 보다 커야 합을 뜻한다.

$$\varphi_i(u, v, k) = 1 - F(x_i(u), k)$$

④ $t_i(u) = 1, t_i(v) = 1$. 이 경우는 상태 $x_i(u)$ 에서 $x_i(v)$ 까지의 머무는 시간이 k 임을 뜻한다.

$$\varphi_i(u, v, k) = f(x_i(u), x_i(v), k)$$

소스 1과 소스 2는 서로 독립이므로 다음과 같아 $g(u, v, k)$ 를 구할 수 있다.

$$g(u, v, k) = \prod_{i=1}^2 \varphi_i(u, v, k) \quad (3.2)$$

예로써, $u = [(1,1)(0,0)]$ 에서 $v = [(0,1)(1,1)]$ 로 전이되는 경우의 확률값을 살펴보자. 먼저, 소스 1의 상태변화는 $(1,1) \rightarrow (0,1)$ 이다. 즉, 상태변화가 발생하여 on 상태로 전이가 이루어진 현재 시점((1,1))에서 다음 관측시점(k slot 후)에서 살펴보니 상태변화가 발생하여 off 상태로 전이((0,1))한 것이다. 이것은 on 상태에서 off 상태로 전이하기까지 머무는 시간이 k 임을 나타낸다. 따라서 ④의 경우에 해당되므로

$$\begin{aligned} \varphi_1(u, v, k) &= \varphi_1([(1,1)(0,0)], [(0,1)(1,1)], k) \\ &= f_1(1, 0, k) \end{aligned}$$

이 된다. 다음, 소스 2에서 상태변화는 $(0,0) \rightarrow (1,1)$ 이다. 즉, 상태변화가 발생하지 않아 off 상태가 유지되고 있는 현재 시점((0,0))에서 다음 관측시점(k slot 후)에서 살펴보니 상태변화가 발생하여 on 상태로 전이((1,1))한 것이다. 이것은 잔여수명시간이 k 임을 나타낸다. 따라서 ②의 경우에 해당되므로

$$\begin{aligned} \varphi_2(u, v, k) &= \varphi_2([(1,1)(0,0)], [(0,1)(1,1)], k) \\ &= f_2(0, 1, k) \end{aligned}$$

이 된다. 식 (3.2)에 의하여 $u = [(1,1)(0,0)]$ 에서 $v = [(0,1)(1,1)]$ 로 전이되는 확률값은

$$g(u, v, k) = g([(1,1)(0,0)], [(0,1)(1,1)], k)$$

$$= f_1(1, 0, k) \times f_2(0, 1, k)$$

이다. 이러한 방법으로 class 내 중첩된 과정에 대한 semi-Markov kernel을 구할 수 있다. 일반적으로 소스의 수가 N 개라면, N 개의 곱으로 표현할 수 있다.

semi-Markov kernel $\mathbf{G}(k) = [g(u, v, k)]$ 의 상대공간 E 는 벡터로 이루어진 것이다. 개별 트래픽의 경우에는 on-off 상태변화만 이루어지기에 상태 수가 적은 반면, class 내의 중첩된 트래픽의 경우에는 on-off 상태변화 뿐만 아니라 다른 트래픽들의 상태변화를 관측해야 하므로 소스의 수, class의 수가 늘어남에 따라 상태 수가 기하급수적으로 증가하게 된다. 이는 분석상의 어려움을 초래하므로 상태 수를 줄이는 것이 필수적이다. 상태 수를 줄이는 방법으로 class 내의 소스는 동질 트래픽으로 같은 셀 발생률을 가지고 있기 때문에 on 상태의 수가 같은 상태끼리 결합하는 방법을 쓴다. 즉,

$$Z_i = \left\{ [(x_1, t_1), (x_2, t_2)] : \sum_{n=1}^N x_n = i \right\}$$

에 속하는 상태들을 상태 i 로 결합하여 하나의 상태로 만드는 것이다. 이렇게 되면 상태 수는 상태결합 전의 12개에서 상태결합 후 3개로 줄어든다. 일반적으로 소스의 수가 N 개일 경우에는 $2^N (2^N - 1)$ 개에서 $N+1$ 개로 줄어든다.

결합된 상태들에 의해서 축소된 semi-Markov kernel $\bar{\mathbf{G}}(k) = [\bar{g}(i, j, k)]$ 은 원래 semi-Markov kernel $\mathbf{G}(k) = [g(u, v, k)]$ 과 내재 마코프 체인의 안정상태 확률벡터 $\{\pi_u, u \in E\}$ 를 가지고 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\bar{g}(i, j, k) = \frac{\sum_{u \in Z_i} \sum_{v \in Z_j} \pi_u g(u, v, k)}{\sum_{u \in Z_i} \pi_u}, i, j = 0, 1, 2 \quad (3.3)$$

이 $\bar{\mathbf{G}}(k) = [\bar{g}(i, j, k)]$ 는 한 class 내에서의 중첩과정을 나타내는 MRP의 semi-Markov kernel이 된다. 다른 class의 중첩과정도 마찬가지로 정의할

수 있다.

3.3 통합된 트래픽 모형

[그림 1]의 3단계에 해당되는 것으로, 두 개의 class에서 중첩된 과정을 다시 중첩하는 과정이 된다. 식 (3.3)에서 정의한 각 class별 semi-Markov kernel을 $\bar{G}_j(k) = [\bar{g}_j(y, s, k)]$, $j=1, 2$ (j 는 각 class를 나타냄) 이라 하자. 먼저 중첩과정의 상태를 정의하면 다음과 같다.

$$E = \{ [(y_1, t_1), (y_2, t_2)] : \\ y_j \in \{0, 1, 2\} \quad t_j \in \{0, 1\} \quad t_1 + t_2 \neq 0 \}$$

여기서 y_j 는 전이가 발생한 직후 class j 의 상태(class j 내에서의 on소스 개수)이고, t_j 는 그 때 class j 의 상태가 바뀌었으면 1, 바뀌지 않았으면 0의 값을 갖는다. 관측시점은 전이가 발생한 직후 이므로 $t_1 + t_2 \neq 0$ 이다.

일반적으로 class 수가 M 개이고, class j 내의 소스의 수가 N_j 개라면, 중첩 과정의 상태 정의는 다음과 같고, 상태의 수는 $\prod_{j=1}^M (N_j + 1)(2^M - 1)$ 이 된다.

$$E = \{ [(y_1, t_1), (y_2, t_2), \dots, (y_M, t_M)] : \\ y_j \in \{0, 1, \dots, N_j\}, \quad t_j \in \{0, 1\}, \quad \sum_{j=1}^M t_j \neq 0 \}$$

다음 최종 중첩과정은 3.2절에서 제시한 방법과 동일하게 식 (3.2)에 의해서 semi-Markov kernel $Q(k) = [q(w, z, k)]$ 을 구할 수 있다. 그러나, 최종 중첩과정에서도 상태의 수가 너무 크기 때문에 분석상의 어려움이 있다. 식 (3.3)과 같은 방법으로 새로운 semi-Markov kernel을 정의하는데, class 간에는 셀 발생률이 다르기 때문에 셀 발생률이 동일한 것끼리 결합하는 것이 타당하다. A_j , $j=1, 2$ 를 class j 의 셀 발생률이라고 하자. 즉, 앞 절에서와 마찬가지로

$$Z_l = \left\{ [(y_1, t_1), (y_2, t_2)] : \sum_{n=1}^2 y_n A_n = l \right\}$$

을 상태 l 로 결합하는데, 유의할 점은 class 간에는 셀 발생률이 다르기 때문에 on소스의 수가 한 개 일지도 어느 class에 있는 소스가 on인가에 따라 상태가 구분되어지는 것이다. 식 (3.4)는 새롭게 정의된 통합 트래픽의 semi-Markov kernel $\bar{Q}(k) = [\bar{q}(l, m, k)]$ 을 구하는 방법을 나타낸다.

$$\bar{q}(l, m, k) = \frac{\sum_{w \in Z_l} \sum_{z \in Z_m} \pi_w q(w, z, k)}{\sum_{w \in Z_l} \pi_w}, \\ l, m \in \{0, A_1, 2A_1, A_2, \dots, 2A_1 + 2A_2\} \quad (3.4)$$

일반적으로 class가 M 개, class l 에 N_l 개의 소스가 있는 경우 상태결합 후에는 $\prod_{i=1}^M (N_i + 1)$ 가지 상태가 존재한다.

4. 이산시간 MR/D/1/B 대기모형

최종 통합 트래픽이 유한 버퍼 B 를 가지는 ATM 다중화 장치로 입력되는 경우를 살펴보도록 한다. 다중화 장치의 처리 용량을 $c \geq 1$ 라 하면 처리되고 있는 셀들을 포함하여 다중화 장치에 존재하는 총 셀 수의 최대치는 $B \geq c$ 이고, 따라서 실제 순 버퍼의 크기는 $B - c$ 이다. 여기서 다중화 장치의 대기 공간 내에 n 개의 셀이 존재할 안정상태 확률 π_n , $0 \leq n \leq B - c$ 을 구하면, π_n 으로부터 다중화 장치의 성능지표인 셀 손실확률(Cell Loss Probability)을 구할 수 있다.

대기 시스템의 상태는 입력되는 프로세스(MRP)의 현재 상태를 나타내는 $h \in E$ 와 매 slot 초기에 버퍼 내에 있는 셀의 개수 $0 \leq n \leq B - c$ 로 구성되는 벡터 (n, h) 로 나타낸다. 그런데 입력 프로세스가 마코비안 성질을 가지지 못하기 때문에 매 slot마다의 (n, h) 는 마코프 체인을 형성하지 못한다. 그렇지만 입력 프로세스의 상태가 변화하는 직후

시점에 국한해서 시스템의 상태를 보면 이는 마코프 체인을 형성한다. 그래서 내재점은 h 가 변화하는 시점으로 잡는 내재마코프 체인의 전이확률들을 구하고 이를 토대로 안정상태 확률 $\hat{\pi}(n, h)$ 를 구하며, 이를 다시 임의시점 확률 $\pi(n, h)$ 로 수정한다.

상태 (n, h) 의 전이확률 $p((n, h)(n', h'))$ 를 구하는 과정을 살펴보도록 한다. 입력 프로세스의 상태가 h 로 전이하기 직전 다중화기 내에 셀의 개수가 n_0 개이었는데, k slot 후에 h' 상태로 전이하였다고 하자. 그러면 $r(1 \leq r \leq k)$ slot 후의 버퍼내 셀 수 변화는

$$\begin{aligned} n_r &= \max(0, \min(n_{r-1} + a(h), B) - c), \\ r &= 1, 2, \dots, k \end{aligned} \quad (4.1)$$

에 의해 축차적으로 얻을 수 있다. 여기서 $a(h)$ 는 상태 h 에서의 셀 발생률이다. 이를 가지고 전이 확률을 구하는 기본식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p((n_0, h)(n', h')) = \sum_{\substack{k \text{ such that} \\ n_k = n'}} \bar{q}(h, h', k)$$

이렇게 구성된 전이확률행렬 $P = [p(n, h)(n', h')]$ 로부터 $\hat{\pi} = \hat{\pi} P$ 과 $\sum \hat{\pi}_i = 1$ 을 통해 안정상태 확률벡터 $\hat{\pi}$ 를 구할 수 있다. 여기서 행렬 P 는 전이가 이루어진 직후 시점들을 내재점으로 하는 마코프체인의 전이확률행렬이므로 $\hat{\pi}$ 역시 전이 직후 시점에서의 안정상태확률벡터이다. 임의시점에서 안정상태확률벡터 π 는 다음과 같이 구한다.

전이가 일어난 직후의 상태가 (n_0, h) 이고 전이가 k slot 지나서 발생한다고 하면 그 사이의 상태들은 확률 1로써 $(n_r, h), r = 1, 2, \dots, k-1$ 이 될 것이다. n_r 은 식 (4.1)에 의해서 얻어지는 값이다. 일반적으로 어떤 주어진 상태 (n, h) 는 (n_0, h) 상태에서 0 slot 후에(이 경우는 $n = n_0$), (n_{-1}, h) 상태에서 1 slot 후에, (n_{-2}, h) 상태에서 2 slot 후

에, (n_{-r}, h) 상태에서 r slot 후에 얻어지는 상태 이므로, 임의시점에서 (n, h) 일 안정상태 확률벡터는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \pi(n, h) &= \sum_{all h'} (\hat{\pi}(n_0, h) \cdot \bar{q}(h, h', 1) \\ &\quad + \hat{\pi}(n_{-1}, h) \cdot \bar{q}(h, h', 2) \\ &\quad + \dots + \hat{\pi}(n_{-r}, h) \cdot \bar{q}(h, h', r+1) + \dots) \end{aligned} \quad (4.2)$$

식 (4.2)에서 구한 임의시점 확률벡터 π 로 시스템내 셀 손실률 또는 평균 셀 수와 같은 각종 성능 척도들을 구할 수 있다. 특히 셀 손실확률 P_{Loss} 는 평균 셀 손실률을 평균 도착률로 나누어서 다음과 같이 구한다.

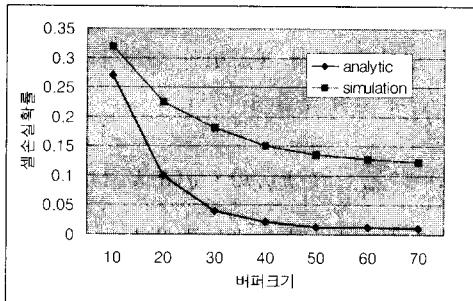
$$P_{Loss} = \frac{\sum_n \sum_h \max(n + a(h) - B, 0) \cdot \pi(n, h)}{\sum_n \sum_h a(h) \cdot \pi(n, h)}$$

5. 실험결과

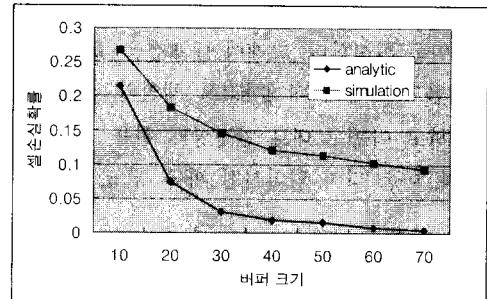
본 연구에서 제시한 방법에 대한 타당성 검토를 위하여 다음과 같은 조건하에 모의실험과 비교 검토하였다.

- class 수 : 2개
- 각 class 내에 있는 소스 수 : 2개
- 셀 발생률 : $A_1 = 2, A_2 = 1$
- 개별 트래픽 분포 : on-off 기간 각각 기하분포
- 처리용량 $c=1$

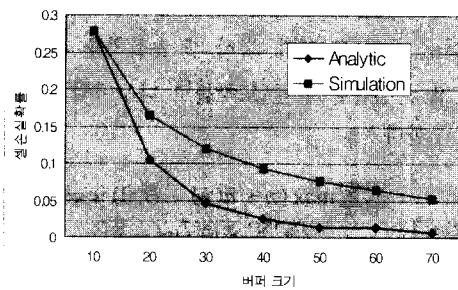
on기간의 평균과 off기간의 평균 비율을 1:2, 1:4, 1:8! 경우로 나누고, 또한 class 간의 on-off기간이 동일한 경우와 셀 발생률이 높은 class의 기간이 긴 경우로 구분하여 버퍼크기 변화에 따라 본 연구에서 제시한 방법과 모의실험과의 차이점을 비교하여 보았다. [그림 2]와 [그림 3]는 on기간의 평균과 off기간의 평균 비율을 1:2로 하고 두 class의 on기간의 길이와 off 기간의 길이가 같은 경우



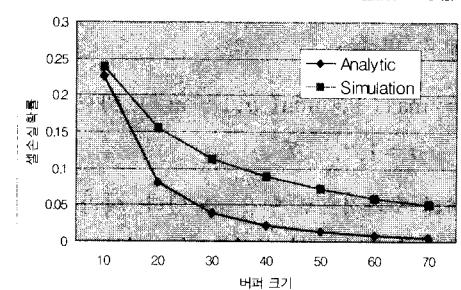
[그림 2] on:off = 1:2, 두 class의 on-off 기간이 동일



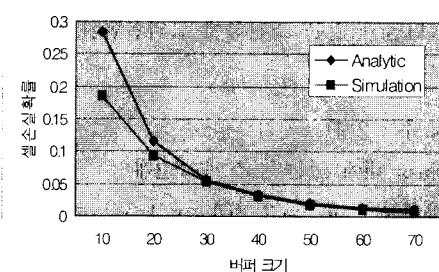
[그림 3] on:off = 1:2, 셀 발생률이 높은 class의 on-off 기간이 긴 경우



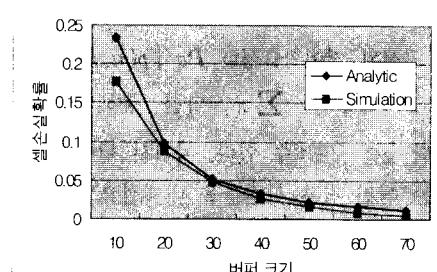
[그림 4] on:off = 1:4, 두 class의 on-off 기간이 동일



[그림 5] on:off = 1:4, 셀 발생률이 높은 class의 on-off 기간이 긴 경우



[그림 6] on:off = 1:8, 두 class의 on-off 기간이 동일



[그림 7] on:off = 1:8, 셀 발생률이 높은 class의 on-off 기간이 긴 경우

와 다른 경우로 나누어 실험한 결과이고, [그림 4]와 [그림 5]는 on기간의 평균과 off기간의 평균 비율을 1:4로, [그림 6]과 [그림 7]는 on기간의 평균과 off기간의 평균 비율을 1:8로하여 두 class의 on기간의 길이와 off기간의 길이가 같은 경우와 다른

경우로 나누어 실험한 결과이다.

음성 트래픽의 경우에는 on-off 기간이 각각 350ms와 650ms로써 1:2의 비율로 발생한다고 알려져 있다[2]. 실험 결과, 본 연구에서 제시한 방법은 음성과 같은 트래픽 도착이 같은 경우보다는 간

혈적으로 도착하는 트래픽(on:off=1:8) 모형에 잘 맞는 것으로 나타났다([그림 2][그림 4]vs.[그림 6], [그림 3][그림 5]vs.[그림 7]). 이러한 결과는 on-off 주기가 짧은 경우(on:off=1:2 또는 on:off=1:4) 모의 실험에서는 셀들을 서비스하는 동안 버퍼 내에 대기하는 셀들은 많아지게 되고 셀 손실률 역시 높아질 수 밖에 없으나, 본 연구에서 제시한 방법은 버스트 수준까지의 변동을 고려하였기 때문에 셀 수준의 변동을 흡수해 버리도록 모형화된 특성에 의해 오차가 나타나는 것이다. 그러나, on기간보다 off 기간이 보다 긴 경우(on:off=1:8), 즉 간헐적으로 도착하는 트래픽들의 경우에는 모의실험에서도 셀 수준의 변동이 상대적으로 작아져서 본 연구에서 제시한 수리모형과 비슷한 결과를 가져오는 것이다.

on-off 기간의 평균 비율은 일정하되 class 간의 on-off 기간의 길이를 달리 하였을 때의 결과는 거의 변화가 없음을 알 수 있는데([그림 2]vs.[그림 3], [그림 4]vs.[그림 5], [그림 6]vs.[그림 7]), 이러한 이유는 실험에 있어서 셀 발생률이 높은 class의 on-off 기간을 셀 발생률이 낮은 class의 on-off 기간의 2배로 하였고, 셀 발생률도 2배로 하여 단위시간당 셀 발생률은 동일하다고 볼 수 있으며 그에 따라 차이가 거의 없는 것으로 나타난 것이다.

따라서, 본 연구 결과는 일반적인 음성 트래픽보다 3배 이상 간헐적인 트래픽에 적용할 경우 좋은 근사값을 제공하며, 중첩된 각 class들의 on-off 기간의 차이는 별로 영향을 미치지 않음을 나타내고 있다.

6. 결 론

본 연구에서는 ATM으로 입력되는 이질 트래픽들을 MRP로 표현하여 다중화기의 성능분석을 위해 셀 손실률을 계산식을 설명하였고, 본 연구에서 제시한 방법에 대한 타당성 검증을 위해 모의실험과 비교 검토하였다. 본 연구의 특징으로는 트래픽

모델링에 있어서 on-off 상태에 있는 기간이 어떠한 분포를 따르든지 표현 가능하다는 것이며, 실험 결과에서 보듯이 off기간의 평균이 on기간의 평균에 비해 긴 경우 즉, 간헐적으로 입력되는 트래픽에 대한 모델링 방법으로 적용할 수 있다. 좀 더 많은 실험을 통하여 비교 검토할 필요가 있으며, 분석에 있어서 입력 소스의 수가 많으면 많을 수록 상태의 수가 많아지므로 계산상의 문제가 문제점으로 남아 있다.

참 고 문 헌

- [1] 이호우, 「대기행렬이론」, 시그마프레스, 1998.
- [2] 임주환, 성단근, 한치문, 김영성, 「ATM 교환」, 홍릉과학출판사, 1997.
- [3] Elsayed, K.M., "Performance analysis of statistical multiplexing and call admission control in high-speed networks," Ph.D. dissertation, North Carolina State Univ., 1995.
- [4] Grassmann, W.K. and Jain, J.L., "Numerical solutions of the waiting time distribution & idletime distribution of the arithmetic GI/G/1queue," *Oper.Res.*37, pp.141-150, 1989.
- [5] Hasslinger, G., "Semi-Markovian modelling and performance analysis of variable rate traffic in ATM networks," *Telecommunication Systems*, Vol.7(1997), pp.281-298.
- [6] Hertmann, C., "Analysis of the discrete-time SMP/D/1/s finite buffer queue with applications in ATM," *IEEE INFOCOM*, San Fransisco, pp.160-167. 1993.
- [7] Szekli, R., Disney, R.L. and Hur, S., "MR/GI/1 queues with positively correlated arrival stream," *J. Appl. Prob.*, Vol.31, pp.497-514. 1994.