

# Shifting-Level Process에 기반한 영상트래픽 모델(2부: SL/D/1/K 대기체계 분석 방법)

정회원 안희준\*, 김재균\*

## A Video Traffic Model based on the Shifting-Level Process (Part II: An Efficient Analysis Method for SL/D/1/K Queueing System)

Heejune Ahn\*, Jaekyoon Kim\* *Regular Members*

### 요약

본 논문에서는 [1]에서 제안된 shifting-level (SL) process를 입력으로 하는 대기체계인 SL/D/1/K에 대한 분석 방법을 제시한다. SL/D/1/K 대기체계의 분석은, 상태전이 시점사이가 exponential 분포를 따르지 않고, 시스템의 크기가 연속적인 값을 취하기 때문에, 정확한 분석이 매우 어렵다. '양자화 축소 방식' (quantization reduction method)은, 입력의 상태전이 시점에서 시스템상태를 양자화하는 방식으로 셀손실과, 대기지연시간 등의 시스템 성능에 대한 근사치를 제시한다. 더우기, 제안되는 방식에서는 단지 시스템성능의 근사치를 제공하는 것에 그치지 않고 상한치와 하한치를 함께 제공함으로써, 양자화에 따르는 오차의 정도를 예측할 수 있게 하였다. 실험결과, 데이터 양이 많고 상관도가 높은 영상 트래픽에 적용하였을 때, 1% 내외의 정확도를 유지하면서도, 계산에 필요한 행렬의 크기를 1/100이하로 줄일 수 있었다.

### Abstract

In this paper, we offer an analysis method for SL/D/1/K queueing system, where the shifting-level (SL) process proposed in the part I of this study[1]. Since an exact analysis of SL/D/1/K queueing system is very difficult, we propose an approximation method, where the queue sizes at input state transition epoches is quantized and thus the name 'quantization reduction method'. We provide the upper and lower bounds of the approximation for the system size distribution also, In addition, since the continuous version of well-known DAR(1) model is a kind of SL process with exponential correlation term only, the proposed method can be directly applied to the analysis of DAR(1)/D/1/K queueing system as well.

### I. 서론

영상 트래픽의 long-range dependence (LRD)를 반영하기 위한 트래픽 모델로 shifting-level (SL) process<sup>[1]</sup>가 제안되었다. SL process는, 두 개의 i.i.d. process  $S_n$  과  $T_n$ 에 따라, 발생하는 데이터량 ( $S_n$ )과 상태 지속시간( $T_n$ )이 정해지는 유체입력모델이다. SL

process는 입력분포와 자기상관함수가 독립적으로 매칭될 수 있기 때문에 대기체계에서의 성능에 미치는 각각의 영향을 이해하는데 매우 효과적인 모델이다. 연구 [1]에서는 입력분포에 관해서는 negative binomial 분포를 가정하고, 상관도가 대기체계에 미치는 영향에 관해서 중점적으로 연구하였다.

한편, 영상 트래픽모델로서 가장 널리 사용되고 있는 DAR(1) 모델은 Markov 연쇄에 기초하고 있는

\* 한국과학기술원, 전기및전자공학과, 영상통신 연구실 (cityboy@viscom.kaist.ac.kr)

논문번호 98551-1228, 접수일자 :1998년 12월 28일

# 이 연구는 부분적으로 한국과학재단(KOSEF:98-0101-02-01-3)의 지원을 받았다.

SRD 모델이다. 즉 매 전이시점마다, 이전 상태와 상관없이 정상상태 분포에 따라 다음 상태가 정해지게 된다. 이는 SL process에서의 경우와 동일한 성질이다. 따라서, DAR(1) 모델의 연속시간 버전인 C-DAR(1) 모델<sup>[8]</sup>은 exponential 형태( $\rho = e^{-\lambda/\tau}$ ,  $\Delta t = \text{one frame time}$ )의 상관함수만을 갖는 SLCC process 과 수학적으로 동일하다<sup>[8]</sup>.

입력모델에 있어서, 그 입력모델을 사용한 대기체계분석이 가능 한가 하는 것은 매우 중요하다. 일반적으로 대기 체계해석에서 중요한 의미를 갖는 측정치는 대기 지연 분포와 셀손실율인데, 그러나, 시물레이션에 의해서는 유용한 범위의 확률을 구하는데 있어서 매우 긴 시간이 필요하며, 경우에 따라 산출된 값의 신뢰도에 문제가 있을 수 있다. 때문에, 종종 트래픽모델은 시물레이션모델과 분석모델로 분류되어지곤 한다.

SL process가 입력모델로 사용되는 SL/D/1/K 대기체계는 시스템 사이즈가 연속적인 값을 취하고 각 SL process의 상태전이시간이 지수분포가 아니기 때문에, 수학적 분석이 매우 어렵다. 한편 DAR(1) 모델은 Markov연쇄 모델이기 때문에 이론적으로는 수학적 대기분석이 가능하다. 그러나, 버퍼크기가 커지면 버퍼크기의 제공에 비례하여 복잡도(계산하여야 되는 행렬의 크기)가 증가한다. 또한 C-DAR(1) 입력에 의한 대기체계의 분석은 입력상태의 크기와 일치하는 행렬의 고유치문제를 해결하여야 하기 때문에, 입력상태의 수를 크게할 경우 계산이 어려울 뿐 아니라, 수치계산상의 안정도에 문제가 생기곤한다. 따라서 지금까지의 연구에서 DAR(1) 모델은 시물레이션 모델로만 사용되고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여, SL/D/1/K 대기체계 분석을 위한 '양자화 상태 축소 방법' (quantization state reduction method)을 제안한다. 즉, SL process의 매 상태전이 시점마다, 시스템 크기를 일정한 양자화 값으로 근사화한다. 더욱이 이 연구에서는 시스템상태의 근사치만을 제공하는 것이 아니라, 상한치와, 하한치도 구할 수 있다. 따라서 연구자는 양자화 정도를 조절하여, 자기가 필요한 만큼의 정확도를 유지하면서 계산에 사용할 행렬의 크기 (즉, 메모리크기와 계산시간)를 결정할 수 있다.

특히, SL process입력에 있어서, 입력상태의 크기가 전이확률에 상관없이 없기 때문에, 입력상태의 크기에 제한을 둘 필요가 없다. 이 사실은, 일반적인 트래픽 모델들이 계산상의 문제로 인하여 상태수를 줄

이는 별도의 연구가 필요<sup>[3,17]</sup>한 것과 비교할 때, SL process의 매우 좋은 특성이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 제II장에서 SL process 와 DAR(1)모델의 정의와 관계에 대해 기술한다. 제III장에서는 SL/D/1/K 대기체계의 분석방법으로 양자화 상태 축소 방식을 제안한다. 제IV장에서는 양자화 방식을 사용한 SLCC/D/1/K 분석 방법의 효율성에 대하여 수치적인 결과를 제시하고 이를 분석한다. 제V장에서는 이 분석 방식에 대한 종합적인 결론을 기술한다.

## II. Shifting-Level 모델과 DAR(1) 모델

영상트래픽의 long-range dependence를 고려한 모델로 shifting-level (SL) process가<sup>[1,9]</sup> 제안되었다. 이 SL process 는 Mandelbrot<sup>[15]</sup>가 경제분석을 위하여 처음 제안하였으며, Grasse<sup>[9]</sup> 등에 의하여 영상트래픽에 응용된 바 있다. SL process의 수학적 정의는 다음과 같다.

우선 두 i.i.d. 확률과정  $T_n = t_n - t_{n-1} \in R^+$ ,  $n=1,2,\dots$ 과  $S_n \in \{0,1,2,\dots,i,\dots,M\}$ ,  $n=0,1,2,\dots$ 를 생각하자. 그러면 정의에 따라  $N(t) = \max\{n: t_n < t\}$ 는 갱신 시점  $t_0(=0) < t_1 < t_2 < \dots$ 을 갖는 갱신과정 (renewal process)이 된다. 여기서 첫 번째 갱신시간  $t_1$ 이 일반적인 갱신시간 확률변수  $T$ 의 잔여시간 분포를 따른다고 가정하면, shifting-level process  $X(t)$ 는 입력율이  $S_{N(t)} = i$ 으로 주어지는 유체입력모델 (fluid input model)이고 식(1)로 표시할 수 있다.

$$X(t) \equiv S_{N(t)} = \sum_{n=0}^{\infty} S_n 1_{(t_n \leq t < t_{n+1})} \quad (1)$$

이때  $X(t)$ 는 평균  $E[X(t)] = E[S]$ , 분산  $Var[X(t)] = Var[S]$ 을 갖는 stationary 확률과정이 됨을 보일 수 있다. 또한,  $F_{T(\cdot)}, f_T(\cdot), \mu_T$ 이 자기 확률변수  $T$ 의 확률분포, 확률밀도함수, 평균을 나타내고,  $f_S(\cdot)$ 이 확률변수  $S$ 의 이산확률분포를 나타낸다고 하자.

한편, 영상 트래픽모델로서 가장 널리 사용되고 있는 DAR(1) 모델은 Markov 연쇄에 기초하고 있는 SRD 모델이다. DAR(1)모델은 다음과 같은 전이행렬을 갖는 Markov연쇄 모델이다.

$$P = \rho I + (1 - \rho) Q, \quad (2)$$

여기서  $\rho$ 는 상관계수이고  $Q$ 는 각 행이 각 상태의 정상상태 확률을 따르는 특수한 형태의 전이 행렬이다. 즉 매 전이시점마다, 이전상태와 상관없이 정상상태 분포에 따라 다음 상태가 정해지게 된다. 이는 SL process에서의 경우와 동일한 성질이다. 따라서, DAR(1) 모델의 연속시간 버전인 C-DAR(1) 모델<sup>[18]</sup>은 exponential 형태( $\rho = e^{-\Delta t/\tau}$ ,  $\Delta t = \text{one frame time}$ )의 상관함수만을 갖는 SLCC process 과 수학적으로 동일하다. C-DAR(1) 모델에 대한 보다 구체적인 연구는<sup>[18]</sup>에 나와 있다.

### III. 효과적인 SL/D/1/K 대기체계 해석 방법 : 양자화 상태 축소 방법

이 장에서는 영상트래픽에 대하여 SL/D/1/K 대기 체계에 관하여 효과적인 양자화 축소 방법을 소개한다. 우선, 전송능력 C (cells/frame)의 FIFO 단일서버를 갖고 시스템 크기 K인 유체 대기 체계(fluid queueing system)를 생각하자. SL process  $X(t) = i$  일 때, 입력은  $i$  (cells/frame)의 도착율을 갖고,  $L(t)$  (cells)은 시간  $t$ 에서의 시스템상태라고 하자. 이 대기체계에서 우리의 주 관심은 시스템의 상태 변화를 기술하는 확률과정인  $\{X(t), L(t), t \geq 0\}$ 에 있다.

여기서 SL process의 상태전이 시점  $t_n$ 을 생각하자. 그러면,  $(X_n, L_n) \equiv (X(t_n^+), L(t_n^+))$ 은 이산시간 Markov 연쇄가 된다. 그러나 이 확률과정은 시스템 상태  $L_n$ 가  $[0, K]$ 의 범위에서 연속적인 값을 취하고 상태전이 시간분포가 exponential 분포를 따르지 않기 때문에, 정확한 분석은 매우 어렵게 된다. 그 대신 본 논문에서는 각 전이시점에서 시스템 크기를 양자화하는 근사적인 해법을 제안한다. 즉, 시스템 상태를  $L_n$ 를 연속적인 값을 갖는  $[0, K]$ 에서  $D+1$ 개의 유한한 값만을 취하는  $\{0, h, 2h, \dots, Dh = K\}$ 로 양자화하는 것이다. 따라서 이 방법을 양자화 상태 축소 방식 (quantization reduction method)라고 부르기로 한다.

이제 구체적으로 양자화 상태 축소 방식을 설명하면 다음과 같다. 우선,  $h = K/D$ 를 양자화 크기,  $\{0, h, 2h, \dots, Dh = K\}$ 를 양자화 값의 집합이라고 하자. 시스템상태  $L(t)$ 에 대해 3개의 보조 확률과정  $L^u(t), L^a(t), L^l(t)$ 는 매 전이시점  $t_n$ 마다, 시스템의 상태가 각기 양자화 함수에 따라  $L^u(t^+) =$

$F^u(L^u(t^-)), L^a(t^+) = F^a(L^a(t^-)), L^l(t^+) = F^l(L^l(t^-))$ 과 같이 양자화되는 확률과정으로 정의한다. 여기서 윗첨자  $u, a, l$ 는 각기 상한, 근사, 하한 (upper-bound, approximation, lower-bound)을 의미한다. 각 양자화 함수  $F^a, F^u, F^l$ 는 식(3) (4) (5)에 의하여 정의되고 있다. 그림 1은 이 함수들의 관계를 나타낸다.

$$F^a := \begin{cases} \left[0, \frac{h}{2}\right) & \rightarrow 0, \quad l=0 \\ \left[lh - \frac{h}{2}, lh + \frac{h}{2}\right) & \rightarrow lh, \quad l=1, \dots, D-1 \\ \left[Dh - \frac{h}{2}, K\right] & \rightarrow Dh \quad l=D. \end{cases} \quad (3)$$

$$F^u := \begin{cases} 0 & \rightarrow 0, \quad l=0, \\ ((l-1)h, lh] & \rightarrow lh, \quad l=1, \dots, D. \end{cases} \quad (4)$$

$$F^l := \begin{cases} [lh, (l+1)h) & \rightarrow lh, \quad l=0, 1, 2, \dots, D-1 \\ \left[Dh - \frac{h}{2}, K\right] & \rightarrow Dh \quad l=D. \end{cases} \quad (5)$$

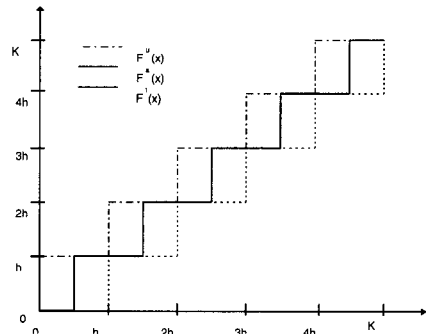


그림 1. 양자화 함수:  $F^a, F^u, F^l$

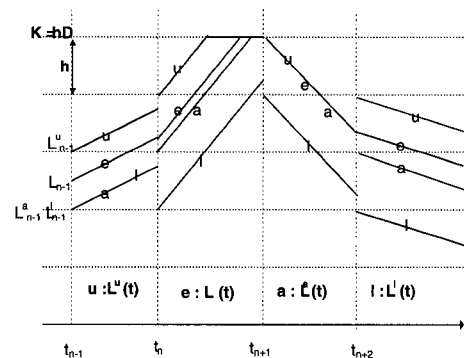


그림 2. 시스템상태  $L(t)$ 와 보조 시스템 상태  $L^a(t), L^u(t), L^l(t)$ 의 예.

또한 각 전이시점에서의 시스템상태를  $L_n^u \equiv L^u(t_n^+)$ ,  $L_n^a \equiv L^a(t_n^+)$ ,  $L_n^l \equiv L^l(t_n^+)$  정의하자. 그러면 각  $L(t)$ ,  $L^u(t)$ ,  $L^a(t)$ ,  $L^l(t)$  과  $L_n, L_n^u, L_n^a, L_n^l$ 의 관계는 그림 2에서와 같다. 여기서, 고려되는 4개의 시스템에서  $L_0^l \leq L_0^a \sim L_0 \leq L_0^u$ 이 성립하고 동일한 입력과 출력을 가정하므로,

$$L_n^l \leq L_n^a \sim L_n \leq L_n^u, \quad i=1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

임은 쉽게 증명될 수 있고, 마찬가지로

$$L^l(t) \leq L^a(t) \sim L(t) \leq L^u(t) \quad (7)$$

도 보일 수 있다. 이제 확률과정  $\{X_n, L_n^a\}$ ,  $\{X_n, L_n^u\}$ ,  $\{X_n, L_n^l\}$ 을 생각하면 모두 전이시간  $t_n$ 에서 비격자 양적재귀 Markov 과정 (irreducible, positive recurrent) 이므로, 시스템분석은 이 시점에서의 전이확률 행렬에 의하여 구해질 수 있다.  $\{(X_n, L_n^a)\}$ ,  $\{(X_n, L_n^u)\}$ ,  $\{(X_n, L_n^l)\}$ 에 대한 전이행렬  $P^a, P^u, P^l$ 의 원소들은 다음과 같이 정의된다.

$$p_{(i, \delta), (j, k)}^c \equiv \Pr \left\{ \begin{aligned} (X_{n+1}, L_{n+1}^c) &= (j, k) \\ (X_n, L_n^c) &= (i, \delta), \\ c &= u, a, l. \end{aligned} \right. \quad (8)$$

SL process는 두 전이시점  $[t_n, t_{n+1})$  사이에서는 입력률이  $i$  cells/frame으로 일정하므로, 각 전이행렬의 원소는 다음과 같이 얻어진다.

$$p_{(i, \delta), (j, k)}^c = \begin{cases} 0, & \text{for } i \geq C, \delta > k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(k-l+1/2)h}{(i-C)} \right) - F_T \left( \frac{(k-l-1/2)h}{(i-C)} \right) \right)^+, & \text{for } i \geq C, \delta \leq k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(l-k+1/2)h}{(C-i)} \right) - F_T \left( \frac{(h-k-1/2)h}{(C-i)} \right) \right)^+, & \text{for } i > C, \delta \leq k, \\ 0, & \text{for } i < C, \delta > k. \end{cases} \quad (9)$$

$$p_{(i, \delta), (j, k)}^c = \begin{cases} 0, & \text{for } i \geq C, \delta \geq k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(k-\delta)h}{(i-C)} \right) - F_T \left( \frac{(k-l-1)h}{(i-C)} \right) \right)^+, & \text{for } i \geq C, \delta < k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(l-k+1)h}{(C-i)} \right) - F_T \left( \frac{(h-k)h}{(C-i)} \right) \right)^+, & \text{for } i > C, \delta \geq k, \\ 0, & \text{for } i < C, \delta > k. \end{cases} \quad (10)$$

$$p_{(i, \delta), (j, k)}^c = \begin{cases} 0, & \text{for } i \geq C, \delta > k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(k-l+1)h}{(i-C)} \right) - F_T \left( \frac{(k-\delta)h}{(i-C)} \right) \right)^+, & \text{for } i \geq C, \delta \leq k, \\ f_S(j) \left( F_T \left( \frac{(l-k)h}{(C-i)} \right) - F_T \left( \frac{(h-k-1)h}{(C-i)} \right) \right)^+, & \text{for } i > C, \delta \leq k, \\ 0, & \text{for } i < C, \delta \geq k. \end{cases} \quad (11)$$

이제 극한확률분포  $\pi_{i, \delta}^c = \lim_{n \rightarrow \infty} \Pr[(X_n^c = i, L_n^c = \delta)]$ ,

$c = u, a, l$ 를 정의하면, 극한확률 벡터  $\pi^c = (\pi_{0,0}^c, \pi_{0,1}^c, \dots, \pi_{0,D}^c, \pi_{1,0}^c, \dots, \pi_{M,D}^c)$ 는 다음 연립방정식으로 유일하게 얻어진다

$$\pi^c P^c = \pi^c \quad \text{그리고} \quad \pi^c \cdot e^T = 1, \quad c = u, a, l, \quad (12)$$

여기서  $e$ 는 모든 원소가 1인 크기  $(D+1)(M+1)$ 의 행벡터이다.

이 연립방정식의 해는 일반적인 연립방정식의 해법으로 구할 수는 있으나, SL process에서의 갱신 특성을 이용하면, 계산에 필요한 행렬의 크기를  $(D+1)(M+1)$ 에서  $(D+1)$ 로 줄일 수 있다. 우선, 원래의 전이행렬  $P^c$ 의 원소를 합하여, 새로운 전이행렬  $\widehat{P}^c, c = u, a, l$  ( $\widehat{p}_{i,k}^c = \sum_{\delta} p_{(i, \delta), (j, k)}^c$ )를 정의한다. 그리고, 이 연립방정식을 풀면

$$\widehat{\pi}^c \widehat{P}^c = \widehat{\pi}^c \quad \text{and} \quad \widehat{\pi}^c \cdot e^T = 1, \quad c = u, a, l, \quad (13)$$

여기서,  $e$ 는 크기가 모두 1의 원고를 갖는 크기  $(D+1)$ 의 행벡터이다. 끝으로 이 연립방정식의 해로부터, 극한 확률  $\pi^c$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\pi_{i,r}^c = f_S(i) \cdot \widehat{\pi}_i^c, \quad c = u, a, l. \quad (14)$$

이제 극한확률이 구해졌으므로, 대기연시간 분포와 셀손실 확률 등을 구할 수 있다. 우선

$$L^l(t) \leq L^a(t) \sim L(t) \leq L^u(t) \text{이므로,}$$

$$\begin{aligned} \Pr[L^l(t) < x] &\leq \Pr[L^a(t) > x] \sim \Pr[L(t) > x] \\ &\leq \Pr[L^u(t) > x] \quad \text{for } x \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

이고,

$$CLP^l \leq CLP^a \sim CLP \leq CLP^u \quad (16)$$

임은 쉽게 증명할 수 있다.

생존분포 (survival function)  $\Pr[L(t) > x]$ 은 시스템

상태  $L(t)$ 이  $x$  이상에 머무른 상태이므로

$$\Pr[L^c(t) > x] = \frac{\sum_s \sum_l \pi_{i,l}^c \cdot E(T > x | (i, l))}{E(T)} \quad (17)$$

과 같이 정의되고, 여기서 조건확률은 (18)으로 구해진다.

$$E(T > x | (i, l)) = \begin{cases} \frac{E(T)}{i-C} & \text{for } i \geq C, l \geq x \\ E((T - \frac{x-l}{i-C})^+ | (i, l)) & \text{for } i \geq C, l < x \\ E((\frac{l-x}{C-i} - T)^+ | (i, l)) & \text{for } i < C, l > x \\ 0 & \text{for } i < C, l \leq x \end{cases} \quad (18)$$

또한 셀손실율  $CLP^c$ ,  $c = u, a, i$ 은 전체 도착 중에 과부하 상태에서만 일어나게 되며, (19)에 의하여 구해진다.

$$CLP^c \equiv \frac{\sum_{i \geq C} \sum_l \pi_{i,l}^c (i-C) E((T - \frac{K-l}{C-i})^+ | (i, l))}{E(T)E(S)}, \quad (19)$$

$c = u, a, i.$

이로써 대기 시간분포와 셀손실율에 대한 계산식을 모두 설명하였다.

#### IV. Quantization Reduction Method의 효율성

이제 제한한 양자화 상태 축소 방식 해법의 정확도와 효율성에 대하여 살펴보고자 한다. 일반적으로 양자화방식은 그 입력의 특성에 따라 그 정확도가 차이가 날 수 있다. 정성적으로 기술하면, 평균 상태 지속시간과 평균도착율의 곱이 커지게 되면, 두 전이 시점 사이에 변화하는 폭이 커지게 되고, 이럴 경우에 양자화에 의한 영향은 상대적으로 작아지게 되므로, 정확도는 상대적으로 높아지게 된다. 따라서, 영상트래픽과 같이 한 상태에 머무르는 시간이 크고 (다시 말해, 상관도가 높고), 발생 데이터량이 큰 경우에 있어서는 양자화 상태 축소 방식이 정확한 결과를 예측할 수 있다. 이러한 가설을 검증하기 위하여 몇 가지 실험을 하였다.

여기서 사용한 모델의 변수는 'Star Wars' 트래픽을 대상으로 추출하였으며, [1]에서 사용한 것과 동일한 값을 사용하였다. 즉, SLCC process의 변수는 다음과 같다.  $F_T$ 에 대하여  $\tau = 82.83$  frames,  $\beta = 0.39$ ,  $t_0 = 30.13$ frames,  $t_1 = 3.0$ frames, 그리고  $c_0 = 2.82$ 을 얻었다.  $f_S$ 에 대해서는  $E[X(t)] = 578.9$  cells /

frame,  $\sqrt{Var[X(t)]} = 130.2$ ,  $M = 1,634$ cells를 얻었고, 따라서 매개변수로  $p = 0.0341$ 과  $r = 20.44 \sim 20$ 을 사용하였다.

우선 시스템 크기가  $K = 50,000$ 이고, 부하도가 각각  $U = 0.8$ (heavy load),  $U = 0.6$ (moderate load),  $U = 0.4$ (light load)인 경우에 대하여, 양자화 스텝을  $h_1 = 5000$ cells와  $h_2 = 500$ cells로 변화시키면서 시스템상태 확률  $\Pr[L^u(t) > x]$ ,  $\Pr[L^a(t) > x]$ ,  $\Pr[L^i(t) > x]$ 을 비교하였다. 여기서, 실제 시스템의 상태확률은  $\Pr[L^i(t) < x] \leq \Pr[L^a(t) > x] \sim \Pr[L(t) > x] \leq \Pr[L^u(t) > x]$  for  $x \geq 0$ 의 관계가 있다는 것에 다시 주목하면, 양자화에 따른 최대허용오차치는  $\epsilon = \Pr[L^u(t) > x] - \Pr[L^i(t) < x]$ 임을 알 수 있다. 표 1, 2, 3은 이에 대한 실험의 결과를 정리한 것이다. 부하 정도에 상관없이 최대 허용오차가  $h_1$ 의 경우 1% 미만이고,  $h_2$ 의 경우에도 10% 미만임을 보여 준다. 더욱이, 상대적으로 오차정도가 시스템상태가 큰 범위에서 작아지고 있음을 알 수 있다.

또한, 표 4, 5, 6에서는 앞서와 같은 조건에서 셀손실율을 계산한 것이다. 앞서와 마찬가지로  $CLP^i \leq CLP^a \sim CLP \leq CLP^u$ 임에 주목하면, 역시 최대 허용오차는  $\epsilon = CLP^u - CLP^i$ 이다. 시스템상태에서의 경우와 비교할 때, 셀손실율에 대한 오차정도가 더 작은 것을 알 수 있다. 이는 앞서 관측한 것처럼, 시스템 상태가 큰 범위에서의 오차율이 더 작아지는 현상으로 예측 가능한 것이다. 또한 C-DAR(1) 모델도 앞서 언급한바와 같이 SL process의 일종이기 때문에 동일한 분석이 가능하고, 그 분석결과, 표 1, 2에서 보인 현상과 동일한 결과를 얻었기 때문에 이 논문에서는 데이터의 제시는 생략하였다.

대기해석에서 embedded점을 이용한 방법은 트래픽 연구에 있어서 매우 유용한 방식이다. 그러나 일반적으로 이 방법은 계산에 사용되는 행렬의 사이즈에 의하여 제한 받는다. 즉 그 계산의 복잡도는 일반적으로  $O((MK)^2)$ 이다. 여기서  $M$ 은 입력의 상태수이고,  $K$ 는 시스템의 크기를 의미한다. 따라서 이를 해결하는 방안으로 두 종류의 방안이 연구되었다. 하나는 matrix geometric approach<sup>[7]</sup>나 quasi-birth death (QBD) approach<sup>[5]</sup>처럼 행렬의 특성을 이용하는 거시고, 다른 한가지는 시스템을 상태를 분류하여 입력 상태 수를 줄이는 것이다<sup>[2]</sup>.

첫 번째 방법은 일반적으로 계산 양을 줄이지만, 여전히 실제 사용하기에는 계산 양이 많은 것이 사

실이다. 두 번째 방법은 시스템에 대한 심오한 이해를 필요로 할 뿐 아니라, 결과가 시스템에 따라 크게 차이가 날 수 있는 문제점을 갖고 있다<sup>[2]</sup>. 따라서 이 두 가지 방식 모두 큰 버퍼를 갖는 시스템에서의 분석에는 문제점을 갖고 있다.

이러한 문제점은 영상 트래픽이 상관도가 높고, 데이터양이 많은 경우에 더욱 심각한 현상을 초래한다. 이러한 이유대문에 DAR(1)모델이나 Markov renewal process 모델들의 분석이 이론적으로는 수학적 분석이 가능하면서도 시뮬레이션에만 사용되었다.

반면, 본 연구에서 제안된 양자화방식은 앞서 보인 바와 같이, 영상트래픽에서 양자화 스텝을 100, 1000 으로 축소하여도 1%, 10% 범위에서 오차만을 가져오는 것을 알 수 있었다. 특히 이 방식은 근사 방법임에도 불구하고, 측정치의 하한치와 상한치를 함께 제공하고 있기 때문에, 양자화정도를 조절하여 필요한 정확도와 계산상의 복잡도를 제어할 수 있는 융통성 있는 방식이다.

특히 여기서 고려한 SL process와 DAR(1) 모델은 모두 각 상태전이시 이전 상태와 무관하게 다음상태를 정하는 특성으로 인하여, 입력분포에 의해 계산의 복잡도가 거의 영향을 받지 않기 때문에 영상트래픽의 입력분포를 충분히 정확히 모델할 수 있다는 장점을 갖고 있다.

표 1. 시스템 상태 확률  $L^u(t), L^a(t), L^l(t)$

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	2.90E-1	2.09E-1	1.97E-1	2.03E-1	1.72E-1	2.03E-1
10	1.14E-1	7.30E-2	7.18E-2	7.12E-2	6.12E-2	7.12E-2
20	6.68E-2	4.96E-2	4.91E-2	4.88E-2	4.40E-2	4.88E-2
30	4.75E-2	3.85E-2	3.82E-2	3.80E-2	3.55E-2	3.80E-2
40	3.59E-2	3.16E-2	3.15E-2	3.14E-2	3.01E-2	3.14E-2
50	2.78E-2	2.66E-2	2.66E-2	2.65E-2	2.62E-2	2.65E-2

(a) U = 0.8

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	1.06E-	9.35E-	9.29E-	9.25E-	8.56E-	9.14E-
10	3.05E-	3.31E-	3.29E-	3.30E-	3.16E-	3.28E-
20	2.47E-	2.39E-	2.38E-	2.38E-	2.33E-	2.38E-
30	1.99E-	1.95E-	1.95E-	1.95E-	1.92E-	1.95E-
40	1.69E-	1.68E-	1.68E-	1.68E-	1.67E-	1.68E-
50	1.49E-	1.49E-	1.49E-	1.49E-	1.49E-	1.49E-

(b) U = 0.6

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	7.64E-	7.29E-	7.24E-	7.26E-	6.98E-	7.23E-
10	2.97E-	2.92E-	2.91E-	2.91E-	2.87E-	2.91E-
20	2.17E-	2.39E-	2.15E-	2.15E-	2.14E-	2.15E-
30	1.78E-	1.77E-	1.78E-	1.77E-	1.77E-	1.77E-
40	1.54E-	1.54E-	1.54E-	1.54E-	1.54E-	1.54E-
50	1.98E-	1.38E-	1.38E-	1.38E-	1.38E-	1.38E-

(c) U = 0.4

표 2. 셀손실 확률  $L^u(t), L^a(t), L^l(t)$

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	1.92E-	1.92E-	1.92E-	1.92E-	1.92E-	1.92E-
10	1.04E-	9.29E-	9.29E-	9.02E-	9.02E-	9.20E-
20	7.68E-	7.06E-	7.05E-	6.90E-	6.90E-	7.01E-
30	6.36E-	5.98E-	5.97E-	5.88E-	5.88E-	5.95E-
40	5.57E-	5.31E-	5.31E-	5.24E-	5.24E-	5.29E-
50	5.04E-	4.85E-	4.84E-	4.79E-	4.79E-	4.83E-

(a) U = 0.8

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	1.36E-	1.31E-	1.31E-	1.31E-	1.31E-	1.31E-
10	6.63E-	6.62E-	6.61E-	6.61E-	6.61E-	6.61E-
20	5.09E-	5.09E-	5.09E-	5.09E-	5.08E-	5.09E-
30	4.35E-	4.34E-	4.34E-	4.34E-	4.34E-	4.34E-
40	3.88E-	3.88E-	3.88E-	3.88E-	3.88E-	3.88E-
50	3.55E-	3.55E-	3.55E-	3.55E-	3.55E-	3.55E-

(b) U = 0.6

x (Kcells)	상한치		근사값		하한치	
	h1	h2	h1	h2	h1	h2
0	1.17E-	1.17E-	1.17E-	1.17E-	1.17E-	1.17E-
10	5.06E-	5.06E-	5.06E-	5.06E-	5.06E-	5.06E-
20	3.86E-	3.86E-	3.86E-	3.86E-	3.86E-	3.86E-
30	3.29E-	3.29E-	3.29E-	3.29E-	3.29E-	3.29E-
40	2.94E-	2.94E-	2.94E-	2.94E-	2.94E-	2.94E-
50	2.69E-	2.69E-	2.69E-	2.69E-	2.69E-	2.69E-

(c) U = 0.4

### V. 결론

본 연구에서는 SL/D/1/K 대기체계 분석을 하기 위

