

지연과 대역폭이 민감한 망에서의 효율적인 링크 집산화 방법

Efficient Link Aggregation in Delay-Bandwidth Sensitive Networks

권 소 라* 전 창 호**
Sora Kwon Changho Jeon

요 약

본 논문에서는 계층적 QoS 라우팅을 위해 소스 라우팅 방식을 채택하고 있는 전달망에서 집산화된 링크 상태 정보의 정확성을 높이기 위한 서비스경계라인 근사법을 제안한다. 이 방법은 기존 집산화 과정에서 몇몇 경로 가중치들의 소멸로 높아지는 정보 왜곡을 줄이기 위해 주요 경로 가중치를 선정한 후 집산화 정보와 함께 외부망에 전달하는 것으로 지연과 대역폭을 동시에 QoS 파라미터로 갖는 집산화에 유용하다. 본 논문에서는 주요 경로 가중치를 가외치(outlier)로 정의한다. 제안 방법은 링크 당 집산화된 상태 정보를 저장하기 위해서 $2k+5$ 개의 파라미터를 갖는다. k 는 가외치 개수로 가외치 선정 방법에 따라 달라진다. 모의 실험 결과 제안 방법이 가외치 선정이란 특수성 때문에 기존 방법들에 비해 1.5~2배 이상의 저장 공간을 갖지만 저장 공간과 정보 정확성 증가 비율로 고려한다면 제안 방법이 정보 정확성이 높음을 알 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, Service Boundary Line approximation method is proposed to improve the accuracy of aggregated link state information for source routing in transport networks that conduct hierarchical QoS routing. The proposed method is especially useful for aggregating links that have both delay and bandwidth as their QoS parameters. This method selects the main path weight in the network and transports the data to the external networks together with the aggregation information, reducing information distortion caused from the loss of some path weight during aggregation process. In this paper, the main path weight is defined as outlier. Service Boundary Line has $2k+5$ parameters. k is the number of outliers. The number of storage spaces of Service Boundary Line changes according to the number of outliers. Simulation results show that our approximation method requires a storage space that 1.5-2 times larger than those in other known techniques depending on outlier selection method, but its information accuracy of proposed method in the ratio between storage space and information accuracy is higher.

☞ keyword : aggregation; link state information; approximation; hierarchical QoS routing; Service Boundary Line

1. 서 론

계층적 QoS 라우팅을 위해 소스 라우팅 방식을 채택하고 있는 망에서는 적정 경로를 결정하기 위해 외부 망들의 상태 정보가 필요하다. 따라서 같은 계층 상에 있는 망들은 서로의 망 상태 정보를 주고 받으면서 경로 정보를 업데이트 한다. 이것은

망이 커지면서 업데이트 해야 할 상태 정보량 증가로 확장성을 고려해야만 한다. 이에 ATM(Asynchronous Transfer Mode) 포럼에서는 다양한 토폴로지 집산화 방법들을 통해 확장성 문제를 해결하고자 하였다 [1]. 현재 계층망을 권고하면서 QoS 라우팅을 지원하고 있는 ASON(Automatically Switched Optical Network)에서의 토폴로지 집산화 기술은 중요한 부분이 아닐 수 없다[3].

토폴로지 집산화(Topology aggregation)는 망을 구성하고 있는 노드들의 연결 및 링크들의 상태 정보를 추상화 또는 요약화하는 것으로 링크 집산화

* 정 회 원 : 한양대학교 컴퓨터공학과 박사과정
srkwon@hanyang.ac.kr

** 정 회 원 : 한양대학교 전자컴퓨터공학과 교수
chj5139@hanyang.ac.kr

[2011/06/19 투고 - 2011/06/13 심사 - 2011/07/19 심사완료]

와 노드 집산화로 나뉜다 [1, 2]. 노드 집산화는 복잡한 구조의 물리적 토폴로지를 간략한 논리적 토폴로지로 변형하며, 링크 집산화는 다수개의 물리적 경로들의 상태 정보를 하나의 논리 링크 상에 간략하게 나타낸다. 집산화의 궁극적인 목적은 외부에 전달하는 망 내의 상태 정보 크기를 줄이는 것으로 집산화된 정보는 되도록 정확해야 한다. 하지만 정보량과 정확성은 서로 양립할 수 없는 관계다. 즉, 집산화된 정보량이 감소하면 정보 정확성이 떨어진다. 따라서 이 두 격차를 줄이기 위해 Lee는 노드 집산화 후 링크 집축화를 수행하는 방법을 제안하였다 [4]. 이 과정에서 어떤 링크 집축화 방법을 적용하느냐에 따라 집축화된 정보의 정확성이 결정된다 [2].

링크 집축화 방법은 QoS 파라미터 개수와 속성에 따라 최적화 방법, 파라미터 혼합 방법, 기하학 기반 방법 그리고 통계학 방법으로 분류한다 [2]. 첫 번째, 최적화 방법은 QoS 파라미터의 속성에 따라 경로 가중치들 중 최저나 최고치를 링크의 상태 정보로 하며 QoS 파라미터 개수가 단일 할 때 유용하다. 이 방법은 집축화 과정이 간단하고, 집축화된 내용이 다른 방법들에 비해 비교적 정확하지만 여러 개의 QoS 파라미터들을 동시에 요구하는 집축화에는 적합하지 않다. 두 번째, 파라미터 혼합 방법은 최적화 방법을 확장한 것으로 다수개의 QoS 파라미터의 집축화를 위해 제시한 방법이다. 이 방법 역시 처리 과정은 단순하지만 QoS 파라미터들 사이의 연관 관계를 고려하지 않음으로써 높은 정보 왜곡을 갖는다. 세 번째, 통계학적 링크 집축화는 산술적 함수들로 다중 경로들의 경로 가중치들을 단일 가중치로 나타낸다. 이 방법은 경로 별 QoS 파라미터를 정확히 예측할 수 없어 엄격한 의미에서 QoS를 보장한다고 볼 수 없다. 마지막 네 번째 방법인 기하학 기반은 경로의 가중치들을 2차원 좌표상의 교차점으로 나타낸 후 이 점들로 형성된 영역의 근사화로 상태 정보를 집축화한다. 이 방법은 두 개 이상의 QoS 파라미터를 갖는 집축화에 유용하며 정보 정확성도 높다. 하지만 집축화 과정이 복잡하며 주요 상태 정보들의 소멸은 정보

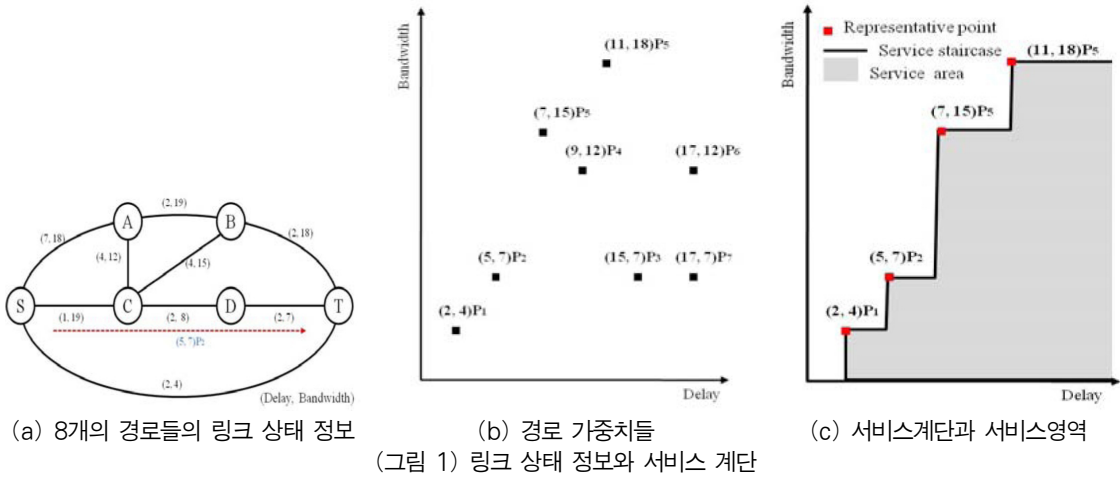
왜곡을 증가시키는 단점을 갖는다 [5].

본 논문에서는 지연과 대역폭이 민감한 망에서 계층적 QoS 라우팅 시 필요로 하는 집축화된 링크 상태 정보의 정확성을 높이기 위해 기하학 기반의 새로운 근사법을 제시한다. 이것은 망의 대형화와 다양한 애플리케이션 등장으로 QoS 요구 사항들이 복잡해지면서 단일 QoS 파라미터의 집축화 한계성과 기존 기하학 기반의 집축화 방법이 갖는 문제점을 해결하기 위한 것이다. 제안한 근사법은 주요 상태 정보들을 집축화된 상태 정보와 함께 외부 망에 전달하는 것으로 본 논문에서는 주요 상태 정보를 가외치(outlier)라 정의한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기하학 기반의 링크 집축화 방법들의 기존 연구들에 대해 살펴보고 3장에서는 본 논문에서 제안하고자 하는 방법에 대해 알아본다. 4장에서는 모의실험으로 제안 방법의 효율성을 보이고 마지막 5장에서 결론을 맺는다.

2. 기하학 기반의 링크 집축화

두 개 이상의 QoS 파라미터들을 집축화하기 위해 일반적으로 사용하는 방법이 기하학 기반의 링크 집축화 방법이다 [2]. 이것은 집축화를 위해 QoS 파라미터를 축으로 하는 데카르트 평면을 사용한다. 예를 들어 데카르트 평면의 X축을 지연, Y축을 대역폭으로 한다. 이렇게 축을 이룬 평면 상에 두 노드 사이에 존재하는 경로들의 가중치들을 교차점으로 나타낸다. 교차점들 중 주요 교차점이 대표점이다 [5]. 대표점들의 연결은 불규칙한 모양의 서비스 계단을 형성한다. 이 계단을 통해 생성된 영역은 두 노드 사이에 존재하는 경로들이 제공하는 QoS 정보를 의미한다. (그림 1) (b)는 (그림 1)(a)의 두 노드 S와 T 사이에 존재하는 8개의 경로 가중치를 x 축은 지연, y 축은 대역폭인 2차 평면상에 나타낸 것이다. 여기서 $(d, w)_i$ 는 i 번째 경로의 가중치인 지연과 대역폭이다. (그림 1) (b)에서 대표점들의 연결은 (그림 1) (c)의 불규칙한 모양의 계단을 형



성한다. 이 계단이 서비스 계단이며 음영 영역이 서비스 영역이다.

기하학 기반의 방법은 서비스 영역에 근접한 영역을 정의함으로써 링크들의 상태 정보를 집산화한다. 따라서 관련 연구들은 불규칙한 계단 형태의 서비스 영역에 근접한 영역을 나타내기 위해 다양한 근사법을 제시하였다. 이 근사법들은 크게 선형 근사법과 곡선 근사법으로 나뉜다. 선형 근사법은 서비스 영역을 선형 영역으로 [5], 곡선 근사법은 2차 곡선이나 다차원 곡선 영역으로 서비스 영역을 나타낸다 [6]. 선형 근사법은 집산화 방법이 간단한 반면 불규칙한 계단 영역을 단순히 선형 영역으로 간략하게 나타냄으로써 영역 왜곡이 심하다. 반면 곡선 근사법은 선형보다는 정보 왜곡이 줄었으나 이산 영역을 곡선 영역으로 나타냄으로써 서비스 영역을 구성하는 주요 상태 정보의 상실로 영역 왜곡을 줄이는데 한계가 발생한다. 기존 근사법들의 문제를 해결하기 위해 제안된 방법이 확장된 선형 근사법인 폴리라인 [6]과 곡선피팅계단 [7]이다. 폴리라인은 서비스 계단의 대표점들 중에서 주요 대표점을 선정 후 이것들의 연결로 서비스 영역에 근사화한다. 주요 대표점 선정은 휴리스틱하다. 곡선 피팅계단은 대표점 유지를 위해 2차 곡선을 형성한 후 지연 중심의 함수로 유사 대표점을 복원하는 방법이다. 이것은 대역폭이 지연 의존적이라는 문

제점과 대표점들의 값의 변화가 불규칙적 일 때는 정보 왜곡이 크다[7].

3. 거리 정보를 이용한 집산화

3.1 용어 정의

본 논문에서는 대표점을 제어점으로 정의한다. 이것은 기존 방법에서의 대표점과 제안 방법에서의 대표점에 기능적 차이를 두기 위해서다. 기존 방법들은 최소 자승법을 기반으로 대표점과 가상점 사이의 최소 거리를 이용하는 반면 제안 기법은 인접한 대표점 사이의 측정 거리를 이용하기 때문이다. 제어점은 블록 제어점과 오목 제어점으로 나뉜다. 블록 제어점은 대표점 또는 계단의 블록점으로 [5]의 대표점 선정 방식을 따른다. 오목 제어점은 계단의 오목점으로 블록 제어점들 사이의 거리 정보로 생성한 가상점이다. 거리 정보는 인접한 제어점 사이의 너비 또는 높이로 정의 1과 같으며, 정의 2는 거리 정보를 이용한 블록 제어점과 오목 제어점을 정의한 것이다

정의 1. 제어점 (d_i, w_i) , (d_{i+1}, w_{i+1}) , $i=1, \dots, n$ 에 대해 i 번째 너비(wd_i)는 $wd_i=d_{i+1}-d_i$ 이며 i 번째 높이(hd_i)는 $hd_i=w_{i+1}-w_i$ 다.

정의 2. i 번째 블록 제어점 (d_i, w_i) 의 오목 제어점은 $(d_i + wd_{i-1}, w_i)$ 며, i 번째 오목 제어점 (d_i, w_i) 의 블록 제어점은 $(d_i, w_i + hd_{i-1})$ 다.

($1 < i \leq n, i$ 는 정수, n 은 블록 제어점 개수)

거리 정보와 제어점은 연관 관계를 갖는다. 예를 들어 hd_2 의 제어점은 블록 제어점 (d_3, w_3) 이며, wd_2 의 제어점은 오목 제어점 $(d_2 + wd_2, w_2)$ 로 그 반대의 경우도 성립된다. 정의 3은 거리 측면에서의 제어점을 정의한 것이다.

정의 3. 거리의 제어점, 두 개의 연속한 제어점 (d_m, w_m) 와 (d_n, w_n) 에 대해

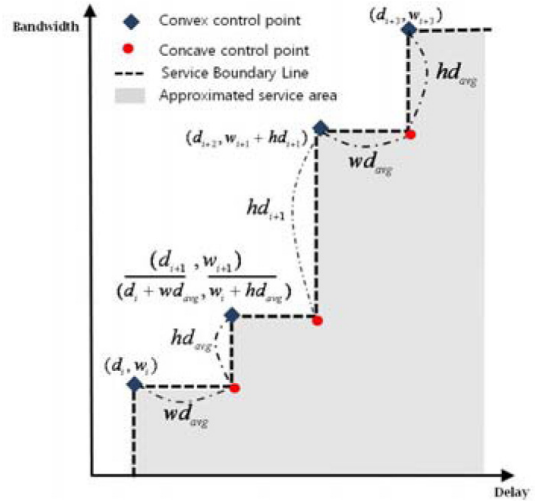
- i) $d_m < d_n$ 이고 $w_m = w_n$ 이면 두 제어점 사이의 거리 값은 $wd_{m,n} = |d_m - d_n|$ 이며 $wd_{m,n}$ 의 제어점은 (d_n, w_n)
- ii) $d_m = d_n$ 이고 $w_m < w_n$ 이면 두 제어점 사이의 거리 값은 $hd_{m,n} = |w_m - w_n|$ 이며 $hd_{m,n}$ 의 제어점은 (d_n, w_n)

3.2 서비스경계라인의 파라미터와 값 산출

서비스경계라인 근사법은 제어점 사이의 거리 정보와 주요 제어점으로 서비스 계단에 근접한 계단을 생성한다. 주요 제어점 선정은 제어점 사이의 거리 특성을 이용한다. 거리 특성은 유사 거리와 예외 거리로 나뉜다. 유사 거리란 지정된 범위에 포함된 너비 또는 높이, 예외 거리는 지정된 범위에 포함되지 않은 너비 또는 높이다. 주요 제어점은 예외 거리의 제어점으로 가외치로 정의한다. 서비스경계라인의 파라미터들은 다음과 같다.

$$((d_1, w_1), (wd_{avg}, hd_{avg}), t_0^{n-1}, n)$$

첫 번째 파라미터 (d_i, w_i) 는 최소 지연과 대역폭을 가진 첫 번째 블록 제어점으로 서비스경계라인의 시작 제어점이다. 두 번째 파라미터 (wd_{avg}, hd_{avg})



(그림 2) 거리 정보를 기반한 서비스경계라인

는 거리 평균으로 wd_{avg} 는 너비들의 평균이며, hd_{avg} 는 높이들의 평균이다. 이것은 유사 거리들의 평균으로 일반화된 거리 값이다. 세 번째 파라미터 t 은 가외치다. 가외치는 다른 제어점들에 비해 상대적으로 작거나 큰 너비나 높이를 가진 제어점이다. 가외치 개수는 예외 거리 범위에 따라 다르므로 최소 0개에서 최대 $n-1$ 개를 갖는다. 다음 절에서 가외치 선정 방법에 대해 자세히 기술한다. 마지막 매개변수인 n 은 전체 블록 제어점 개수로 서비스경계라인의 마지막 제어점을 나타낸다. (그림 2)는 제어점들과 거리 정보로 나타난 서비스경계라인이다. 사각형은 블록 제어점이며 동그라미는 오목 제어점이다. 제어점 사이의 거리 정보는 wd_{avg} 와 hd_{avg} 또는 wd_i 와 hd_i 다. 다음 절에서는 거리 평균과 가외치의 산출 방식에 대해 알아본다.

3.2.1 가외치 산출

예외 거리의 제어점이 가외치다. 따라서 유사 또는 예외 거리를 한정 짓는 범위는 가외치 개수를 결정한다. 가외치가 많을수록 집산화된 정보의 정확성은 높지만 공간 복잡도의 증가로 적절한 범위 지정이 필요하다. 가외치를 위한 예외 거리 범위

지정 방법 3가지는 다음과 같다. 거리 평균 산출 시 너비 평균과 높이 평균의 산출 방법은 동일하다. 따라서 공통 변수들로 중복되는 방법을 간략화한다. 예를 들어 너비와 높이들은 공통 거리 변수, dst 로 제어점 (d_i, w_i) 는 $z_i = d_i$ 또는 $z_i = w_i$ 로 표기한다. 집합 C_d 은 거리들의 집합으로 $\{dst_i \mid dst_i = Z_{i+1} - Z_i, i=1, 2, \dots, n-1\}$ 다. 집합 C_d 의 값들 중 예외 거리에 포함된 값들은 집합 E_d 에 포함한다. 집합 E_d 은 $\{ed_i \mid \forall ed_i \in C_d, 1 \leq i \leq k\}$ 다. k 는 예외 거리의 개수다.

(1) 전체 거리평균을 이용

가장 간단한 방법으로 전체 거리 평균보다 큰 거리 값을 가진 제어점을 가외치로 선정한다 [8]. 범위 지정은 식(1)과 같다. dst_{avg} 는 거리 평균이며 T는 예외 거리 범위를 제어하기 위한 제어변수로 0보다 큰 임의의 정수다. 기본값은 1이다 .

$$(dst_{avg} \times T) \geq dst_i \tag{1}$$

예를 들어 제어점 간의 거리 값들이 $C_d = \{1, 2, 47, 52, 55, 47, 53, 102, 44, 51, 48, 50\}$ 일 때 $dst_{avg} = 46, T = 2$ 이에 대해 상대적으로 큰 거리 값을 가진 102가 예외 거리다. 따라서 $C_d = \{1, 2, 47, 52, 55, 47, 53, 44, 51, 48, 50\}$ 와 $E_d = \{102\}$ 다. 이 때 102의 제어점 (d_9, w_9) 가 가외치로 선정된다.

(2) 유사도 측정변수를 이용

두 번째 범위지정은 유사도 측정변수 df_i 를 이용한 방법으로 식(2)와 같다 [8]. 식(2)에서 df_{avg} 는 df_i 들의 평균이며 df_i 는 $1/(1+|dst_i - dst_{avg}|)$ 다. T는 0과 1사이의 실수 값으로 기본 값은 1이다. df_i 는 0과 1사이의 값을 갖는다. df_i 를 0과 1사이로 제한한 이유는 값들 사이의 유사 관계를 명확하게 나타내기 위해서다. 즉, df_i 가 1에 근사하다면 i 번째 거리 값은 거리 평균에 인접하지만 0에 근사하다면 거리 평균에 인접하지 않은 값을 의미하기 때문이다.

$$(df_{avg} \times T) \geq df_i \tag{2}$$

만일 df_i 가 df_{avg} 보다 작은 경우 이 값은 0에 근사한 값으로 다른 거리 값들과 유사성이 떨어진다고 간주한다. 따라서 df_i 의 제어점 (d_{i+1}, w_{i+1}) 이 가외치로 선정된다. 예를 들어 $C_d = \{1, 2, 47, 52, 55, 47, 53, 102, 44, 51, 48, 50\}$, $df_{avg} = 0.2, T = 1$ 에 대해 식(2)를 만족하는 df_i 는 $E_d = \{1, 2, 102\}$ 다. 따라서 이 때 가외치는 $(d_2, w_2), (d_3, w_3), (d_9, w_9)$ 다.

(3) 거리 기반 군집화 알고리즘 이용

가외치 선정을 위한 마지막 범위 지정은 계층적 군집화 알고리즘을 이용한 방법이다. 이것은 최소 거리의 군집들끼리 지속적인 군집화를 진행하는 방법이다. 최소 거리가 군집 기준이다. 하지만 하나의 군집을 구성하는 거리 개수는 다수 개이므로 최소 거리를 측정하기가 어렵다. 따라서 해당 군집 내의 대표 거리 선정 후 선정된 대표 거리 값들 사이의 최소 거리를 비교 후 군집화를 수행한다. 이것은 식 3과 같다. C_{i_avg} 나 C_{j_avg} 는 i 번째나 j 번째 군집 내의 거리 값들의 평균을 의미한다. 거리 군집화는 특정 군집에 포함된 거리 개수가 전체 거리 개수의 70-80%를 포함하고 있을 때까지만 진행한다. 이것은 가변성이 많은 거리 값들로 군집 내 거리 개수를 고정하기 어렵기 때문이다.

$$C_r = C_i \cup \underset{j=i+1, \dots, n}{MIN} \{D(C_{i_avg}, C_{j_avg})\} \tag{3}$$

예를 들어 $C_d = \{1, 2, 47, 52, 55, 47, 53, 102, 44, 51, 48, 50\}$ 에 대해 초기 군집화 과정이 마친 결과가 $C_1 = \{1, 2\}$, $C_2 = \{42, 47, 48\}$, $C_3 = \{50, 51, 52, 53, 55\}$, $C_4 = \{102\}$ 라면 $C_{1_avg} = 2$, $C_{2_avg} = 46$, $C_{3_avg} = 52$, $C_{4_avg} = 102$ 다. 이 후 또 한번의 군집화는 $C_1 \cup C_2$, $C_2 \cup C_3$, $C_4 \cup C_2$ 다. 이때 $C_1 \cup C_2$ 와 $C_2 \cup C_3$ 의 경우 중복되는 그룹 C_2 에 대해 최소 거리를 가진 군집을 선택한다. 즉, $C_{2_avg} - C_{1_avg}$ 와 $C_{3_avg} - C_{2_avg}$ 중 작은 거리 값을 갖는 그룹 C_2 와 C_3 가 군집이 된다. 따라서 군집 결과는 $C_1 = \{1, 2\}$, $C_2 \cup C_3 = \{42, 47, 48, 50, 51, 52, 53, 55\}$, $C_4 = \{102\}$ 다. 이러한 군집화는 특정 군집의 거리 개수가 전체의 70에서 80%가 될 때 마친다.

3.2.2 거리 평균 산출

이번 절에서는 서비스경계라인의 두 번째 매개 변수인 거리 평균 (wd_{avg}, hd_{avg})의 산출 방법에 대해 알아본다. 블록 제어점 개수가 n 인 경우 제어점 $(d_i, w_i), (d_{i+1}, w_{i+1}), i=1, \dots, n$ 에 대한 거리 평균은 너비 평균과 높이 평균으로 나눠 각각 산출한다. 너비 평균이나 높이 평균은 산출 방식이 동일하다. 따라서 식(4)에서는 공통 거리 평균 변수 d_{avg} 를 사용한다. d_{avg} 는 전체 거리 값들 중에서 가외치의 거리 값들을 뺀 나머지 값들의 평균으로 식(4)와 같다. 이때 m 은 전체 거리 정보의 개수며 k 는 예외 거리의 개수다. 따라서 거리 평균 산출 전에 반드시 가외치 선정이 필요하다.

$$d_{avg} = \frac{1}{m-k} \left(\sum_{i=1}^m dst_i - \sum_{i=1}^k ed_i \right) \quad (4)$$

4. 실험 및 결과 분석

이 장에서는 집산화된 정보의 정확성을 측정하기 위해 집산화된 정보의 왜곡 영역의 넓이를 측정한다. 왜곡 영역은 네거티브 영역과 포지티브 영역으로 나뉜다. 네거티브 영역은 실제 서비스가 가능함에도 서비스 불가능으로 나타나는 영역이며 포지티브 영역은 서비스가 불가능함에도 서비스 가능으로 나타나는 영역이다. 왜곡 영역 측정 방법은 집산화 하기전의 서비스 영역과 근사법을 이용해 집산화된 서비스 영역의 차로 측정한다. 제안 방법과 성능 비교가 될 기존방법들은 라인세그먼트[6], 폴리라인 [7] 그리고 커브피팅계단 [8]이다.

3.2.1절에서는 가외치 선정을 위한 3가지 방법을 제안하였다. 그 중 전체 거리 평균과 유사도 측정 변수를 이용한 방법은 제어 변수 T 값에 따라 가외치 개수를 다르다. 따라서 실험은 크게 두 부분으로 나눠 진행한다. 첫 번째는 망의 크기와 T 값에 따른 가외치 개수와 정보 왜곡을 측정한다. 이것은 공간 복잡도를 증가시키지 않으면서도 정보 정확

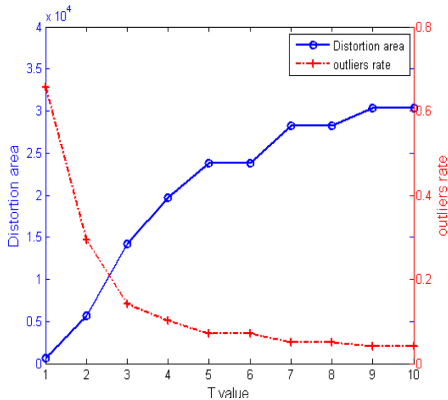
도를 높일 수 있는 적정 T값을 예측하기 위해서다. 두 번째는 제안 방법과 기존 방법들의 집산화된 정보의 정확성을 비교한다. 실험 환경은 다음과 같다. 망을 구성하는 노드 수는 16개부터 50개며 토폴로지는 Waxman 모델 [9]을 따른다. 노드 차수는 평균 4, 망 내의 노드들 중 10%가 경계 노드다. 물리적 링크의 지연과 대역폭은 1에서 100 사이의 지수분포를 따른다.

4.1 T 값에 따른 정보 왜곡

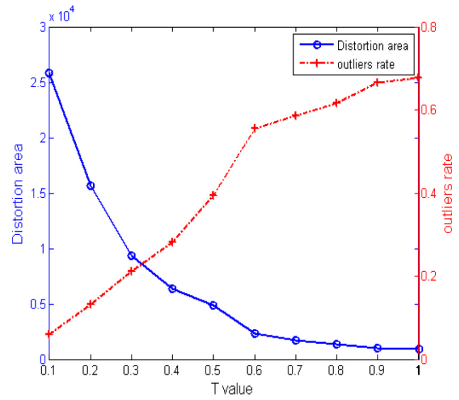
서비스경계라인은 $2k+5$ 개의 파라미터를 갖는다. 5는 파라미터 $(d_i, w_i, wd_{avg}, hd_{avg}, n)$ 의 개수며 k 는 가외치 개수다. 결국 서비스경계라인의 저장 공간은 가외치 개수에 따라 가변적으로 증감한다. 따라서 제안 방법은 저장 공간이 작으면서도 집산화된 정보 정확성을 높일 수 있는 T 값을 찾아야 한다. (그림 3)은 망 크기 별 T 값에 따른 가외치 율과 왜곡 영역을 측정된 결과다. 먼저 그림 3(a)는 전체거리평균을 이용해 가외치 율과 왜곡 영역을 측정된 결과로 T 값이 커질수록 가외치 개수가 감소해 정보 왜곡이 커진다. T값이 2에서 4인 경우 다른 값들에 비해 상대적으로 적은 가외치 율과 작은 왜곡 영역을 가짐을 알 수 있다. (그림 3)(b)는 유사도 측정 변수를 이용해 가외치를 선정한 결과로 T 값이 커질수록 가외치 율은 증가하고 정보 왜곡은 줄어든다. T값이 0.2에서 0.5인 경우 다른 값들에 비해 적은 가외치 율과 적은 왜곡 영역을 가짐을 알 수 있다.

4.2 기법들의 정보 왜곡

이 절에서는 망 크기에 따른 근사법들의 정보 왜곡 영역을 비교한다. (그림 4)(a)는 전체 왜곡 영역 크기, (그림 4)(b)와 (그림 4)(c)는 네거티브 영역 크기와 포지티브 영역 크기를 측정된 결과다. 네거티브와 포지티브 영역을 구분한 까닭은 근사법들의 자원 효율성을 예측하기 위해서다. 제안 방법과 성능을 비교 할 기존 기법들은 라인 세그먼트, 폴리라인, 커브피팅계단이다. 제안 방법은 가외치 선정

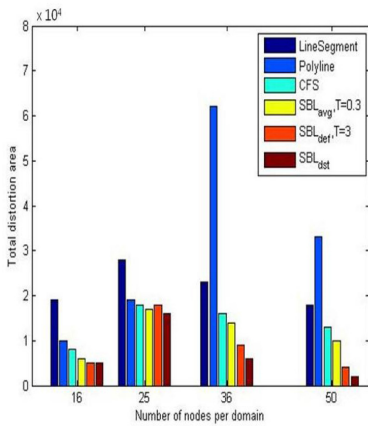


(a) 전체 거리평균을 이용한 서비스경계라인

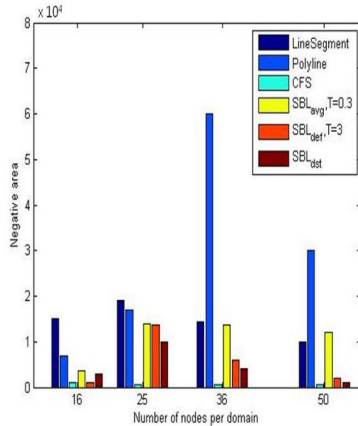


(b) 유사도 측정변수를 이용한 서비스경계라인

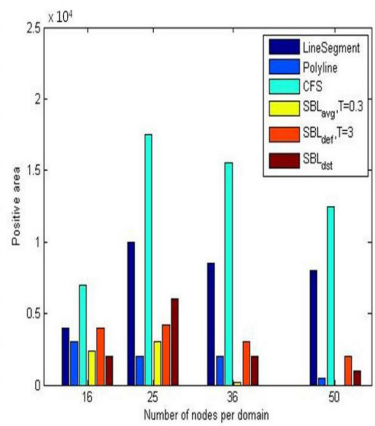
(그림 3) T 값에 따른 정보 왜곡과 가외치율



(a) 전체왜곡영역



(b) 네거티브영역



(c) 포지티브영역

(그림 4) 망 크기에 따른 정보 왜곡

방법에 따라 전체 거리평균을 이용한 방법(SBL_{avg}), 유사도 측정변수를 이용한 방법(SBL_{def}), 거리 기반 군집화 알고리즘을 이용한 방법(SBL_{dst})으로 구분한다. 이 실험에서 SBL_{avg} 와 SBL_{def} 의 T 값을 각각 3과 0.3로 각각 지정한다. 이것은 성능 비교 시 고려해야 할 공간 복잡도의 공정성 때문이다. 기존 방법들은 최소 4개에서 최대 8개의 파라미터를 갖는다. 반면 제안 방법은 적정 T값으로 가외치 개수를 조절한다. 따라서 제안 방법은 기존 방법과 유사한 파라미터 개수를 갖기 위해 T 값을 3과 0.3으로 제안하여 평균 13개의 파라미터를 갖도록 한다. 이로써 제안 방법은 기존 방법들보다 평균 2배의 저장

공간을 갖는다.

(그림 4)는 망 크기에 따른 정보 왜곡 정도를 나타낸 것이다. (그림 4)(a)의 결과 T가 3인 SBL_{avg} 는 망의 크기와는 상관 없이 기존 방법들 보다는 작은 왜곡 영역을 가졌으나 저장 공간 측면에서 고려한다면 기존 방법들과 유사한 정보 왜곡을 갖는다. T가 0.3인 SBL_{def} 은 망의 노드 수가 25개인 경우 기존 방법들과 유사한 성능을 갖지만 저장 공간을 고려 시 성능이 좋다고 할 수 없다. 그러나 그 외의 망에서는 커브피팅계단 기준으로 SBL_{def} 은 최소 2배부터 최대 5배 이상의 정보 정확성을 갖는다. 마지막 SBL_{dst} 는 망의 크기가 커질수록 왜곡 영역이 줄어

들며 다른 방법들에 비해 가장 작은 왜곡 영역을 갖는다. SBL_{dtr} 역시 기존 방법들보다 평균 2배 이상의 저장 공간을 갖는다. 하지만 저장 공간 대비 정보 정확성 측면에서 고려한다면 다른 방법들보다 효율적인 집산화 방법임을 알 수 있다. (그림 4)(b)와 (그림 4)(c)는 왜곡 영역 중 네거티브 영역과 포지티브 영역을 나타낸 것이다. 이 결과에 의하면 폴라라인은 포지티브 영역에 비해 더 많은 네거티브 영역을 가지며, 커브피팅계단은 네거티브 영역보다 상대적으로 많은 포지티브 영역을 가진다. 반면 제안 방법은 특정 영역에 치우치지 않고 고른 왜곡 영역을 가짐을 알 수 있다.

5. 결 론

최근 망의 대형화와 다양한 애플리케이션 등장으로 QoS 요구 사항들이 복잡해지고 있다. 이러한 환경적 변화에도 불구하고 계층적 QoS 라우팅을 수행하고 있는 전달망에서의 단일 QoS 파라미터만을 가진 링크 집산화는 분명 한계가 있다. 이에 본 논문에서는 지연과 대역폭을 동시에 요구하는 QoS 라우팅에서 집산화된 정보의 정확성을 높이기 위해 기하학 링크 집합화를 기반한 서비스경계라인 근사법을 제안한다. 이 방법은 기존 집산화 과정에서 몇몇 경로 가중치 소멸로 발생하는 높은 정보 왜곡을 줄이기 위해 주요 경로 가중치와 집산화 정보를 외부 도메인에 함께 전달한다. 주요 경로 가중치와 집산화 정보는 서비스 계단을 구성하는 제어점 사이의 거리 정보를 통해 얻는다. 즉, 전체 거리 정보에서 가외치를 결정하기 위해 사용된 거리 정보를 제외한 나머지 거리 정보들의 평균이 집산화 정보다. 따라서 가외치 선정 후 집산화 정보가 생성된다. 본 논문에서는 주요 경로 가중치를 가외치로 정의하며 3가지 선정 방법, 전체 거리평균을 이용한 방법, 유사도 측정 변수를 이용한 방법, 거리 기반 집산화 알고리즘을 이용한 방법을 제시한다.

서비스경계라인은 $2k+5$ 개의 파라미터를 갖는다. k 는 가외치 개수다. 결국 제안 방법의 저장 공간은

가외치 선정 방법에 따라 가변적으로 증감한다. 따라서 본 논문에서는 저장 공간과 정보 정확성을 고려한 적정 가외치 개수를 결정하기 위한 T값 결정 실험과 근사법들의 집산화된 정보 왜곡 정도를 측정하였다. 첫 번째 실험 결과 전체 거리 평균 방법의 최적정 T값 범위는 2~4며, 유사도 측정 변수를 이용한 방법에서의 최적정 T 값 범위는 0.2~0.5다. 두 번째 실험에서 전체 거리 평균을 가외치 선정 방법으로 이용한 근사법은 기존 방법들과 유사한 정보 왜곡을 가지며, 유사도 측정 변수를 이용한 방법에서는 특정 망을 제외하고는 높은 정확성을 보였다. 마지막 군집 알고리즘을 가외치 선정 방법으로 이용한 근사법에서는 기존 방법들보다 평균 2배 이상의 저장 공간을 갖지만 저장 공간과 정보 정확성 비율로 고려한다면 다른 방법들보다 가장 효율적인 집산화 방법임을 알 수 있다. 특히 제안 방법은 포지티브나 네거티브에 치우치지 않고 고른 왜곡 영역을 가짐으로 망 자원의 효율적 사용이 가능함을 예측 할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] ATM Forum PNNI subnetworking group, "Private Network-Network Interface Spec. v1.0," afpmni-0055.00, Mar. 1996
- [2] S.Uludag, K.Lui, Nahrstedt and G.Grewster, "Analysis of topology aggregation techniques for QoS routing," ACM Computing Surveys, Vol. 39, No.3, pp.1-31, Aug. 2007.
- [3] Architecture for the Automatically Switched Optical Network, ITU-T Rec. G.8080/Y.1304, Nov. 2001.
- [4] W.C. Lee, "Spanning tree method for link state aggregation in large communication networks," IEEE INFOCOM, pp 297-302, April 1995.
- [5] King-Shan Lui, Nahrstedt, K., Shigang Chen, "IEEE/ACM Transactions, vol. 3, pp.17-29, Feb. 2004.

- [6] Y.Tang, S.Chen, "QoS information approximation for aggregated networks," IEEE ICC, Paris, France, pp.3284-3299, June 2004.
- [7] J.Zhang, Y.Han, L.Wang, "Topology Aggregation Methods Based on Fitting Staircase, ICCEE, pp. 344-348, 2008.
- [8] Sora Kwon, Changho Jeon, "Link state information approximation for hierarchical QoS routing," IEEE ICISA, pp. 205-210, April 2011.
- [9] B.M. Waxman, "Routing of Multipoint Connections", IEEE Journal of selected Area in Communications, pp.1617-1622, December 1988.

◎ 저 자 소 개 ◎

권 소 라



1996년 독학에 의한 학위 취득 전자 계산학과 졸업(학사)
2002년 한양대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사)
2011년 한양대학교 컴퓨터공학과 박사과정
관심분야 : QoS routing, Topology Aggregation, Parallel Computing
E-mail : srkwon@hanyang.ac.kr

전 창 호



1977년 한양대학교 전자공학과 졸업(학사)
1982년 Cornell University 졸업(석사)
1986년 Cornell University 졸업(박사)
2011년 한양대학교 전자컴퓨터공학과 교수
관심분야 : Cloud Computing, Grid Computing, Parallel Computing
E-mail : chj5139@hanyang.ac.kr