

# C-로짓을 이용한 노선기반 확률 노선배정기법의 개발

## Development of a Path-based Stochastic Network Assignment with C-Logit

조 용 학

김 익 기

(서울시정개발연구원, 도시교통부, 연구원) (한양대학교 교통공학과 교수)

### 목 차

<p>I. 서론</p> <p>II. 기존 확률 노선선택모형의 검토</p> <p>III. C-로짓을 이용한 확률배정모형의 알고리즘 개발</p> <p>IV. 모형분석 및 검증</p> <p style="padding-left: 20px;">1. 로짓모형과 C-로짓모형간의 비교 분석</p>	<p>2. 혼잡정도에 따른 노선배정모형간의 비교 분석</p> <p>3. 단순화된 네트워크에 있어서 알고리즘의 적용 및 분석</p> <p>4. 모형의 검증방법</p> <p>V. 결론 및 추후 연구방향</p> <p>VI. 참고문헌</p>
--	--

## I. 서론

확률노선선택모형의 가장 큰 문제는 어떻게 대안 노선의 선택조합을 정의할 것인가와 통행자 선택행태에 대한 모형을 어떻게 설정할 것인가이다.

본 논문에서는 여러 확률선택모형 중에서 간략한 식에 의해 계산이 용이한 구조를 가진 로짓모형의 이점을 활용하고, 정산시 효율성에 입각하여 일반적으로 접해지는 노선과 관련한 빈도를 이용하여 노선배정과정에 있어서 효율성을 극대화하기 위한 방향으로 발전한 확장된 형태의 C-로짓 모형에 대해서 모형화해 보도록 한다.

최근에 연구되고 있는 동적노선안내체계와 같은 경우 실시간 교통상황하의 노선배정에 있어서 노선이라는 요소가 중요하게 부각되어지고 있다. 예로써 DynaSmart (Mahmassani 등, 1991)나 DynaMIT (Ben Akiva 등, 1997)와 같은 실시간 동적노선배정 프로그램에 사용된 배정방법은 노선기반해법이 요구되어지고, 기존의 링크기반해법으로는 직접적으로 적용가능하지 못하다. 행동학적 측면에서 보면 대부분의 통행자들은 링크에 의한 통행계획을 하기보다는 노선에 의해서 통행계획을 결정한다. 또한 통행자는 가장 빠른 노선을 반드시 선택하지는 않고, 그들 자신의 실제적인 노선선택은 그들의 개인적인 취향에 따라 객관적인 지식을 바탕으로 행동하게된다. 이러한 선택행위를 모형내에 포함하기에는 기존의 링크기반 노선배정방법은 무리가 따름에 따라서 노선기반 알고리즘이나 정형화기법에 대한 연구가 발전되어졌다.

컴퓨터의 빠른 발전으로 인해 계산적인 제약조건

이 어느 정도 완화된 것도 이러한 노선기반 배정기법을 사용하는데 있어서 도움을 주었다.

## II. 기존 확률 노선선택모형의 검토

확률노선선택모형의 기본적인 가정은 개개인의 인지 통행시간이 주어졌을 때, 각 통행자는 출발지에서 목적지까지의 최단통행시간의 노선을 선택한다라는 것이다. 하지만, 통행자는 노선의 통행시간을 서로 다르게 인식할 것이며, 따라서 각 통행자는 서로 다른 노선을 선택할 수가 있게 된다. 이러한 노선의 인지 통행시간이 확률변수이기 때문에, 이것은 특정한 형태의 확률밀도함수로 생각할 수 있다. Burrell은 일항분포로 가정하였고 Daganzo와 Sheffi(6)는 프라빗에 기초한 노선선택모형과 확률계산을 위해 Monte Carlo Simulation 기법을 사용해 유도한 정규분포를 제안했다. Dial(4)은 Path Enumeration을 제거한 노선선택 다항로짓모형을 유도하는 과정을 통한 확률적 다경로 설정법을 제안하였다.

본 연구의 모형으로 사용된 Cascetta(2, 3) 등이 제안한 C-로짓 모형은 다수 링크를 공유하는 노선에 대한 선택가능성이 비현실적이라는 점과 비집합화된 대안에 대해서만 국한된 분석구조로 되어 있어 노선이 정확하게 Enumerate 되었을 때 효율적인 노선을 계산해 낼 수 있다라는 다항로짓모형이 가지는 단점을 극복할 수 있다.

기본적인 생각은 대안노선간에 중복된 구간을 갖는 노선간의 유사성에 대해 추가적인 비용요소를 주는 것이다. Cascetta(2)가 발표한 논문에 기초해서

C-로짓모형을 설명하면 다음과 같다.

C-로짓모형은 기본적으로 다항로짓모형의 간단한 수학적 구조를 유지하면서 체계적인 (비)효용부분만을 다음과 같이 변형한 것이다. 즉,

$$\widehat{V}_k^n = V_k^n - CF_k \quad (1)$$

가 된다. 따라서,

$$p(k/n) = \frac{\exp[V_k^n - CF_k]}{\sum_h \exp[V_h^n - CF_h]} \quad (2)$$

의 확률을 가진다. 여기서  $CF_k$ 는 링크 k의 공통성 계수(Commonality Factor)라고 부른다. 이것은 다른 모든 이용가능한 노선에 있어서 노선 k의 유사부분(중복되는 부분)에 대한 정도를 직접적으로 비율화한 것이다. 이러한 공통성계수가 가지는 역할은 분명하다. 심하게 중복되는 노선은 큰 수의 공통성 계수값을 가질 것이고 이때의 체계적인 효용은 작아지게 된다. 하지만 이러한 노선은 서로 연관되어 반응할 것이고 독립된 노선에 대해서는 이와 같은 현상이 발생하지 않을 것이다. 이러한 공통성 계수를 특성화시키는 방법으로 다음과 같은 것들이 있다.

$$CF_k = \beta_0 \ln \sum_h \left( \frac{L_{hk}}{L_h^{1/2} L_k^{1/2}} \right)^\Gamma \quad (3)$$

여기서  $L_{hk}$ 는 노선 h와 k간의 공유에 의한 공통된 노선구간길이의 총합을 말하고  $L_h, L_k$ 는 각각의 노선 h, k의 총 노선길이를 말한다.  $\Gamma$ 은 양의 값을 갖는 계수이다. 이러한 길이로는 물리적인 길이 혹은 일반화되어진 비용의 링크에 부가적인 부분을 취급한다. 이러한 방법에서 보여진 공통성 계수는 프라빗모형에서 표현된 분산과 공분산과 관련한 인지된 노선 비용의 Correlation Coefficient의 총합과 유사하다.

이러한 공통성 계수를 특성화하는 다른 방법들도 있다.

$$CF_k = \beta_0 \ln \sum_{i \in k} w_{ik} N_i \quad (4)$$

$$CF_k = \beta_0 \sum_{i \in k} w_{ik} N_i \quad (5)$$

여기서 (4), (5)식에서의  $\Sigma$ 부분은 노선 k를 경유하는 모든 링크 i로 확장되고  $w_{ik}$ 는 노선 k에 대한 링크 i의 비중이며,  $N_i$ 는 노선들의 수를 말하는데 이것은 같은 O/D쌍에 연결되어있고 링크 i를 공유한다. 만일 모든 이용 가능한 노선이 포함되게 되면 공통성계수는 큰 값을 가지게 된다. 실제의 경우에 있어서는 현실적인 대안으로써 제공되어지는 노선들만이 선택되어 아래와 같은 선택조합으로써 삽입될 것이다. 본 논문의 알고리즘에 사용될 공통성 계수식은

로는 (5)식을 사용하였다.

### III. C-로짓을 이용한 확률배정모형의 알고리즘 개발

확률배정모형에서는 어떻게 대안노선을 미리 결정하느냐가 큰 문제이다. 본 연구에서는 대안노선을 선택하기 위해서 해당 네트워크 및 O/D를 이용해서 Frank-Wolfe 알고리즘(이하 F-W 알고리즘)을 적용하여 여기서 각 반복시에 생성하는 최단경로조합 Matrix를 균형상태에 기초로 하여 경험적인 분석을 통해 유사한 통행시간을 보이는 최단경로를 그 대안노선으로써 선택하도록 하였다. 이러한 최단경로들이 통행시간을 기준으로 할 때의 통행행태 범위내에 대안노선으로 포함될 것이라고 보고 알고리즘을 수행하였다. 실제로 본 연구에서 이용한 네트워크에 대해서는 통행시간을 통행행태를 대표하는 효용으로 볼 때 본 방법은 어느 정도 타당한 결과를 보여주었다. 또한 대안노선의 수도 최대 F-W의 반복 수보다는 적게 추출되어짐으로 수행가능한 정도의 대안노선을 선택할 수 있었다.

다음으로 이러한 최단경로조합 Matrix를 정확하게 구축하기 위해서는 최단경로 탐색 알고리즘의 정확성 및 효율성이 무엇보다도 중요하다.

따라서, 본 연구에서는 최근에 김익기(1)가 개발한 수정형 덩굴망 최단경로 알고리즘을 사용하였는데 이 알고리즘은 노드표지에 있어서 특정 노드로 유입하는 방향에 따라 노드표지를 별도로 기록하여 교차로에서의 좌회전, 우회전 및 직진을 물론 U-Turn 등의 회전에 있어 추가적인 절차없이 현실적인 최단경로를 탐색하고, 다시 알고리즘 수행시 연계되는 노드표지를 이용하여 최단경로를 역추적하는 방법을 개선하여 비합리적인 최단경로가 추적되는 것을 근본적으로 차단할 수 있는 알고리즘이다.

또한, 본 연구에서는 Powell 과 Sheffi(6)가 제안한 MSA(the Method of Successive Averages)방법을 응용하여 수렴해를 구하였음을 밝혀둔다.

- 단계 1 (대안노선 초기생성 과정) : F-W 알고리즘을 수행하고 매 수행시마다 생성되는 최단노선과 그 때의 통행비용을 One-to-All형식으로 매번 저장한다.
- 단계 2 (대안노선 및 초기통행비용 추출 과정) : F-W 알고리즘을 수행해서 나온 균형교통량 상태에서의 총 O/D통행시간을 기준으로 단계 1에 의해서 생성된 최단노선들 중 경험상의 일정범위(본 연구에서는 15%)내에 허락되는 k개의 최단노선과 노

선의 초기통행비용  $\overline{T}_k(f^{-1})$ 을 추출한다.

- 단계 3 (초기화 과정) :  $n=1$ 이라 놓는다. Link-Path Incidence Matrix  $I(i,k)$ 를 작성하고,  $I(i,k)$ 의 각각의 링크  $i$ 에 대하여 노선  $k$ 의 행렬요소를 합한 합 벡터  $N_i$ 를 구한다.

- 단계 4 (비중 Matrix 생성 과정) : Link-Path Incidence Matrix  $I(i,k)$ 에 통행비용  $\overline{T}_k(f^{n-2})$ 을 곱하여 Link-Path Cost Matrix  $t(i,k)$ 를 생성한 후,  $t(i,k)$ 의 각각의 노선에 대하여 링크  $i$ 의 행렬요소를 합한 합 벡터  $T_k$ 로 나눈 비중 Matrix  $R(i,k)$ 를 생성한다.

$$R(i,k) = t(i,k) / T_k, \forall i, k \quad (6)$$

- 단계 5 (통행비용 산출 과정) : 다음 (7)식을 이용하여 노선 통행비용  $\overline{T}_k$ 를 계산한다.

$$\overline{T}_k(f^{n-1}) = -\alpha \overline{T}_k(f^{n-2}) - \sum_i [R(i,k) \cdot \ln(N_i)] \quad (7)$$

- 단계 6 (대안노선 선택확률 계산 과정) : 각각의 노선에 대한 확률 Matrix  $P_k$ 를 (8)식으로 계산한다.

$$P_k = \frac{\text{EXP}(\overline{T}_k(f^{n-1}))}{\sum_k \text{EXP}(\overline{T}_k(f^{n-1}))} \\ = \frac{\text{EXP}(-\alpha \overline{T}_k(f^{n-2}) - \sum_i [R(i,k) \cdot \ln(N_i)])}{\sum_k \text{EXP}(-\alpha \overline{T}_k(f^{n-2}) - \sum_i [R(i,k) \cdot \ln(N_i)])} \quad (8)$$

- 단계 7 (배정교통량 산출 과정) : 단계 3에서 구한 Link-Path Incidence matrix  $I(i,k)$ 에 각각의 노선을 선택할 확률 Matrix  $P_k$ 를 곱하고 여기에 OD교통량벡터  $d$ 를 곱해서 (9)식과 같이 교통량을 배정한다.

$$\overline{f}^n = I(i,k) \cdot P_k [\overline{T}_k(f^{n-1})] \cdot d \quad (9)$$

- 단계 8 (배정교통량 갱신 과정) : 배정된 교통량에 대한 갱신과정으로써 (10)식 사용하여 새로운 배정교통량을 계산한다.

$$f^n = \left(\frac{1}{n}\right) \overline{f}^n + \left(\frac{n-1}{n}\right) f^{n-1} \quad (10)$$

- 단계 9 (수렴판정 과정) : 만일,  $n>1$ 이고,  $f^n \equiv f^{n-1}$ 이면 모든 단계를 종료하고, 아니면  $n=n+1$ 이라 놓고, 단계 4로 돌아가 계산을 반복한다.

위 과정에서 단계 5에서 사용된 (7)식 즉, 수정된 노선 통행비용식에서 첫 번째 항의  $\alpha$ 의 값은 (11)식에 의해서 계산된다. 이 값은 효용함수의 확률밀도함수식이 Gumbel분포라는 가정에 의해서 도출되었다.

$$(\text{var}(C_{rs}) = \pi^2/6\alpha^2)$$

$$\alpha = \pi / (c_v \cdot C_{rs} \cdot \sqrt{6}) = 10\pi / (C_{rs} \cdot \sqrt{6}) \quad (11)$$

여기서,  $c_v$ 는 비용의 공분산(Coefficient of Variation of Costs)를 말하는데 Cascetta 등(1997년)이 발표한 논문에서 분석결과를 보면  $\beta_0$ 가 1일 경우에  $c_v=0.1$ 일 때 가장 좋은 결과를 보였으므로, 본 논문에서도  $\beta_0=1$ ,  $c_v=0.1$ 로 놓고 알고리즘을 수행하였다.  $C_{rs}$ 는 각 O/D쌍에 대해서 네트워크상에서의 최단노선에 대한 혼잡통행시간( $V/C=1$ 인 상태에서의 통행시간)을 말한다.

수정된 노선비용의 우변의 두 번째 항은 공통성계수를 구하는 식으로써 이 값을 계산하기 위한 식으로 (4)식을 이용하였다.

만일 통행시간만이 아닌 일반적인 통행비용을 사용한다고 하면 단계 5의 통행시간  $T_i$ 대신에 최우 추정법 등으로 추정될 수 있는 일반적인 통행효용함수식을 사용하여 통행비용 매트릭스를 작성한다. 그런 후에 (7)식 대신에 다음 (12)식을 사용하여 계산하면 될 것이다.

$$\overline{T}_k(f^{n-m}) = \sum_{\theta} \beta_{\theta k} X_{\theta k} - \beta_0 \sum_i [R(i,k) \cdot \ln(N_i)] \quad (12)$$

여기서,

$X_{\theta k}$  = 대안노선  $k$ 에 있어서  $\theta$ 번째의 효용

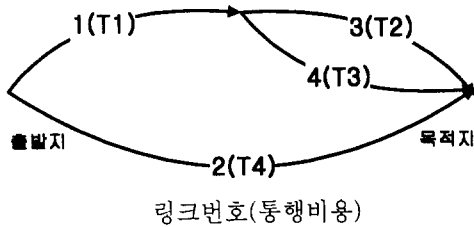
$\beta_{\theta k}$  =  $X_{\theta k}$ 에 대해 추정된 parameter

$\beta_0$  = 공통성계수에 대해 추정된 parameter

본 연구에서 수행한 알고리즘은 노선기반 알고리즘이다. 여기서 이러한 노선기반 알고리즘과 기존의 링크기반 알고리즘 사이에 있어서 계산능력 등이 문제될 수 있는데, Huey-Kuo Chen(5) 등이 발표한 논문에 의하면 보면 실제 적용가능한 네트워크에 있어서 그리 큰 시간차는 보이지 않는다고 보고되어 있다. 또한 기존에 사용하는 결정모형은 대부분이 링크기반 알고리즘을 사용하는데 비해 C-로짓과 같은 노선기반 알고리즘은 해당링크에 배정된 교통량의 출발지와 목적지 및 경유지를 쉽게 찾아낼 수 있다는 장점을 가지고 있다. 실제로 본 알고리즘은 F-W알고리즘과 비교하여 많아 야 F-W 수행에 있어서 총 반복횟수 만큼의 알고리즘 수행을 추가로 함으로써 컴퓨터 계산속도 역시 그리 큰 차이를 보이지 않는다.

## IV. 모형분석 및 검증

### 1. 로짓모형과 C-로짓모형간의 비교 분석



<그림> 로짓모형과 C-로짓모형간의 분석을 위한 가상네트워크

네트워크에 대해서 모든 대안 노선들의 통행행태에 영향을 미치는 변수는 통행시간뿐이라 가정하고, 혼잡하지 않은 교통상태에 있어서 교통량분담 정도를 분석해 보았다.

- Case (1) 세 개의 대안노선이 모두 독립적인 노선인 경우 ( $T_1=0, T_2=10, T_3=10, T_4=10$ )
- Case (2) 하나의 대안노선은 나머지 대안노선에 대해 독립적이고, 나머지 두 대안노선간의 중복구간이 짧을 경우 ( $T_1=1, T_2=9, T_3=9, T_4=10$ )
- Case (3) 하나의 대안노선은 나머지 대안노선에 대해 독립적이고, 나머지 두 대안노선간의 중복구간이 길 경우 ( $T_1=9, T_2=1, T_3=1, T_4=10$ )

<표 1> 로짓모형과 C-로짓모형간의 분담율 분석

대안 노선	통행 시간 (분)	교통량 분담율				
		로짓모형 (공통)	C-로짓모형			
			Case 1	Case 2	Case 3	
A	2	10분	0.333	0.333	0.352	0.483
B	1→3	10분	0.333	0.333	0.324	0.258
C	1→4	10분	0.333	0.333	0.324	0.259

<표 1>의 Case(1)~(3)까지의 결과를 살펴보면 먼저 기존의 로짓모형의 경우는 중복노선간의 유사성들에 대해서 전혀 고려를 하지 못하기 때문에 Case(1)~(3) 모두 세 개의 대안노선 A, B, C간에 같은 분담율(0.333)이 나와 비현실적인 노선선택이 이루어졌음을 알 수 있다.

C-로짓의 경우에 Case(1)과 같이 세 개의 대안노선이 모두 독립적인 노선인 경우에 있어서는 로짓모형과 마찬가지로 동일한 분담율(0.333)을 보인다. 하지만, Case(2)~(3)에서의 경우와 같이 독립적이지 않은 대안노선 B와 C의 경우 두 대안노선의 중복구간이 커지면 커질수록 분담율은 점점  $A \approx B+C \approx 0.5$ 에 가까워져 감을 알 수 있다. 대안노선 A와 대안노선 B+C간에는 서로 독립적인 노선이기 때문에 절반의 분담율을 가지게 되는 것은 비교적 현실적인 노선선택이 이루어졌음을 보여주는 결과이다.

따라서, C-로짓모형은 기존의 다항로짓모형이 가

지는 IIA-Property에 의한 단점을 극복할 수 있는 모형임을 알 수 있다.

## 2. 혼잡정도에 따른 노선배정모형간의 비교 분석

결정모형과 다항로짓모형, 그리고 C-로짓모형의 혼잡정도에 따른 비교분석 해본 결과는 다음과 같다.

### 1) 혼잡하지 않은 네트워크의 노선배정 비교분석

#### (1) 결정모형

관련되지 않은 노선에 대해서는 유사한 비율을 보이지만 중복구간에 대해서는 거의 무시하고있는 경향을 보였다. 추가로 링크기반 노선배정이기 때문에 노선배정에 이용된 대안노선들의 경로를 추적하기 위해 목적지에서부터 다시 역추적을 휴리스틱한 방법으로 실시할 수 밖에 없었다. 만일 One-to-One이 아닌 All-to-All의 노선배정에 있어서는 이러한 대안노선의 경로를 추적하려한다면 많은 어려움을 겪게될 것이다. 또한, 대안노선의 속성에 통행자의 다양한 통행행태를 반영시켜 분석하는 것이 불가능하다.

#### (2) 다항로짓모형

모든 대안노선이 노선 중복에 대해서 설명되지 못하고 노선중복에도 불구하고 모든 대안노선이 동일한 교통량의 분포를 가져 실제적이지 못하다라는 결론을 지었다.

#### (3) C-로짓모형

이것은 타당한 결과를 보인다. 통행시간이 모두 같은 4개의 대안노선 모두가 알고리즘 수행단계에 있어서 선택되었고, 이에 대한 노선배정이 이루어졌다. 특히, 링크 1→3(대안노선 A, B, C의 중복경유링크)과 링크 1→4(대안노선 D의 경유링크)의 교통량은 70%, 30%로 배정되어 중복노선에 따른 교통량의 배정이 이루어졌음을 알 수 있다. 게다가, 대안노선의 속성에 통행자의 다양한 통행행태를 반영시켜 분석하는 것이 가능하다.

### 2) 혼잡한 네트워크의 노선배정 비교분석

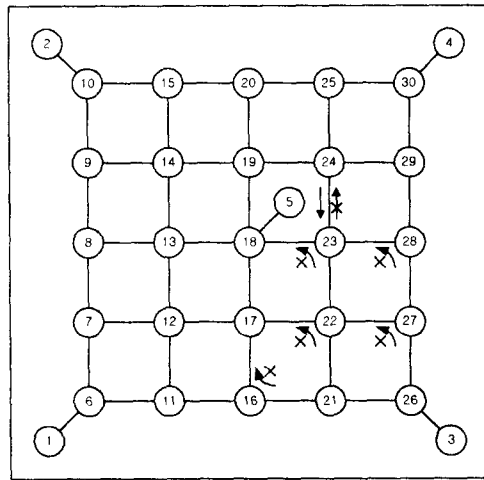
네트워크가 혼잡해지면 혼잡해질수록 3개 모형의 배정결과는 점점 서로 유사한 결과를 보였다. 이것으로 얻을 수 있는 결론은 네트워크가 매우 혼잡하다라고 하면 그때는 용량에 의한 효과가 확률적 요소에 의한 효과보다 더 압도적으로 노선선택행태에 더욱 영향을 주어 노선간의 배분현상이 유사하게

나오는 경향이 있는 것으로 보인다. 즉, 이때는 SUE(확률적 통행자균형상태)가 UE(통행자균형상태)와 유사한 결과를 도출하게 되는 것을 다시 한번 보여주는 예라 할 수 있다.

이처럼 본 연구에서 제안한 모형은 위의 두 경우에 대해서 비교적 타당한 결과가 도출되었다. 따라서 본 모형은 교통량의 변화가 심한 지역이나 교통량 체증이 심한 지역에서도 그러한 혼잡에 따른 노선선택의 영향을 분석하거나 적용해서 좋은 결과를 얻을 수 있으리라 예상된다.

### 3. 단순화된 네트워크에 있어서 알고리즘의 적용 및 분석

#### 1) 가상네트워크 및 OD 교통량 설정



<그림 2> 알고리즘 적용을 위한 가상네트워크

<표 2> 알고리즘 적용을 위한 가상 OD 교통량

O \ D	1	2	3	4	5
1	0	200	160	400	200
2	200	0	400	280	150
3	140	400	0	300	50
4	400	280	300	0	100
5	200	150	50	100	0

<그림 2>에 보면 알 수 있듯이 본 알고리즘을 적용하기 위한 단순화된 교통망은 5개의 존과 25개의 노드, 90개의 링크로 이루어진 정방형 격자형 가로망으로 이루어져 있다. 또한, 일부 구간에 일방통행과 회전금지를 포함하였다. 링크의 수행함수로는 BPR함수를 사용하였고, 기타 링크거리(10Km), 용량(1600대/시), 자유교통류일때의 링크간 통행속도(60km/h) 등의 도로조건은

모두 동일하다고 가정하였다.

여기에 교통량 변화에 따른 노선배정결과를 분석하기 위해서, <표 2>의 OD 교통량을 기준으로 1배에서 5배까지 총 5단계의 교통량 수준을 사용하여 노선배정을 실시하였음을 미리 밝혀둔다.

#### 2) 링크배정교통량 분석

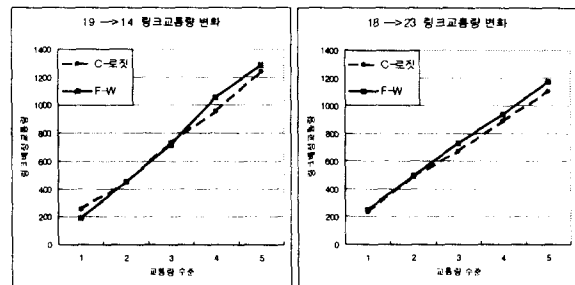
##### (1) 링크배정교통량에 대한 총괄적 분석

C-로짓의 경우, 기타 다른 존들간의 통행에 있어서 대안노선들을 살펴본 결과, 비교적 타당한 대안노선선택이 이루어졌다. 하지만 F-W 모형은 위와 같은 특별한 경우를 제외하곤 대안노선을 찾아내는 것이 곤란하였다.

두 모형간 배정량의 가장 큰 차이를 보이는 링크들은 16→17, 13→8 링크들이다. 이들 링크들의 특성을 살펴보면 모두 존간 대안노선들 간에 있어서 가장 중복되지 않는 링크들임을 알 수 있다. 때문에 C-로짓모형에 의해서 이들 중복되지 않은 노선에 대해서 좀 더 많은 노선교통량 분담율을 배정한 결과로 이러한 차이를 보이는 것으로 분석되었다.

따라서, 이러한 노선배정 교통량을 놓고 볼 때, 본 연구에서 제안한 C-로짓모형에 의한 노선배정은 중복노선을 고려하면서, 비교적 타당한 대안노선을 선정하여 확률통행자균형에 가깝게 노선배정이 이루어졌음을 알 수 있다.

##### (2) 교통량의 변화에 따른 배정모형의 민감도 분석



<그림 3> 특정링크의 교통량수준에 따른 링크교통량의 변화

<그림 3>을 살펴보면 교통량 수준에 따라 C-로짓보다는 F-W 모형의 교통량변화가 심하다는 것(기울기)을 알 수 있다. 나머지 링크에 대해서도 대부분 F-W 모형이 교통량의 변화가 심한 것으로 분석되었다. 이것으로 얻을 수 있는 결론은 통행시간에 대한 노선선택의 민감도는 확률모형의 경우, 효용함수내의 계수값에 의해 조정이 가능하여 결정모형의 일반화

식으로 고려될 수 있으므로 민감 정도를 현실에 맞게 조정이 가능하나, 결정모형의 경우는 이와 같은 조정이 힘들다라는 것이다.

이것은 바람직한 결과인데, 실제로 결정모형에 있어서는 어떤 시설물에 대한 한사람의 자료측정에 있어서 조그마한 오차의 소량 때문에 교통망의 패턴이 전혀 달라지는 결과를 보이는 단점을 보이는 반면, 본 연구에서 제시한 알고리즘을 적용한 C-로짓은 이러한 민감함을 어느 정도 피할 수 있다라는 것을 보여주기 때문이다. 하지만, 미리 정의된 노선을 결정하는 과정이 F-W의 수행과정에 기인하기 때문에, 기존의 확률모형에 비해서 그 민감도는 좀 클 것으로 기대된다. 하지만, 이러한 대안노선이 F-W 수행과정에서 누락만 되지 않는다면, 효용함수에 의해 노선선택확률이 조정되기 때문에 크게 상관이 없을 것으로 보인다.

#### 4. 모형의 검증 방법

이상으로 단순화된 교통망에 대해서 본 연구에서 제시한 C-로짓 모형을 이용한 확률노선배정을 수행하고 이를 분석하였다. 다음으로 이러한 모형이 실제의 현상과 비슷한 결과를 보이는지 검증하기 위한 방법을 알아본다.

노선배정모형의 분석에는 주로 실측교통량과 배정교통량사이의 MSE(Mean Square Error)나 RMSE(Root Mean Square Error) 등의 비교를 사용한다. 측정된 MSE나 RMSE의 값이 적은 모형일수록 실제와 유사한 형태를 보이는 모형이라 할 수 있다.

여기에 추가로 이러한 확률노선배정모형이 실제적인 분석에 있어서 활용되기 위해서는 통행자가 노선을 선택하는 실제적 행태를 가장 잘 설명할 수 있는 효용함수의 변수를 설정하고 이러한 변수에 대해 추정이 이루어져야 한다. 즉, 합리적인 노선선택 행태모형을 설정하기 위해서는 정확하게 현재의 통행행태자료를 수집하고 이를 기초로 모형을 정산하고 검증하는 것이 무엇보다도 중요하다. 수집된 자료를 활용하고 모형에 포함될 변수를 결정한 후에는 최우 추정법과 같은 통계적 방법을 사용하여 이러한 독립변수들과 노선선택모형에 대한 모수를 추정하여 적합한 모형설정이 이루어질 수 있는 정산작업을 실시하면 될 것이다.

#### V. 결론 및 추후 연구방향

본 연구에서는 C-로짓을 이용한 노선기반 확률노선배정 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘은 다항로짓모형이 가지고 있는 단점을 해결할 수 있으면서도 다항프라빗모형과 같이 복잡한 시뮬레이션과정을

거치지 않고도, 우수한 결과를 보였다. 또한 최근에 동적노선배정 등에서 노선이라는 요소가 중요한 요소로 인식되어지고 있기 때문에 본 연구에서 제시한 노선기반 확률노선배정모형이 적용상에 큰 이점을 가지고 있다.

본 연구에서는 효용부분에 대해서 통행시간만을 기준으로 해서 알고리즘을 적용하였다. 만일 보다 정확한 노선선택행태를 반영하기 위한 추가적인 독립변수모형에 추가하고자할 때에는 분석상의 어려움없이 효용함수에 이를 포함하여 분석할 수가 있다. 따라서 본 모형은 실제네트워크에 적용되어 그 우수성을 보장받을 수 있을 것이고, 또한 현재 활발히 연구되고있는 ATIS분야에서의 동적배정모형에 있어서 개인의 행태적 측면을 잘 설명하지 못하는 부분에 대한 보완적인 해결책으로 본 모형을 사용할 수 있을 것이다.

#### VI. 참고 문헌

1. 김익기, "ATIS를 위한 수정형 덩굴망 최단경로 탐색알고리즘의 개발", 대한교통학회지 제 16권 제2호, 1998.
2. Cascetta E. et al. A Modified Logit Route Choice Model Overcoming Path Overlapping Problems. Specification and Some Calibration Result for Interurban Networks, Proceeding of 13th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, 1996.
3. Cascetta E., F. Russo, and A. Vitetta. Stochastic User Equilibrium Assignment with Explicit Path Enumeration: Comparison of Models and Algorithms, Proceedings of the 8th IFAC Symposium on Transportation Systems, ed. M. Papageorgiou and A. Pouliezos, 1997.
4. Dial, R. B. A Probabilistic Multi-Path Traffic Assignment Algorithm Which Obviates Path Enumeration, Transportation Research, 5, 1971.
5. Huey-Kuo Chen, Chia-Wei Chang, Mei-Shiang Chang, Chung-Yung Wang, a Comparison of Link-based versus Route-Based Algorithms with the Dynamic User-optimal Route Choice Problem, 78th TRB Annual Meeting, 1999.
6. Sheffi Y, Urban Transportation Network: Equilibrium Analysis with Mathematical Programming Methods Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985.