

■ 論 文 ■

# Error Component 방법을 이용한 RP · SP 결합모형 개발

Development of the RP and SP Combined using Error Component Method

**김 강 수**

(교통개발연구원 책임연구원)

**조 혜 진**

(한국건설기술연구원 선임연구원)

## 목 차

- |                                       |                      |
|---------------------------------------|----------------------|
| I. 서론                                 | IV. 분석 RP · SP 자료 생성 |
| II. 기존 RP · SP 자료 결합방법 고찰             | V. 모형 추정 결과 및 분석     |
| 1. 순차적(Sequential) 방법                 | 1. 파라메타 비교           |
| 2. 동시적(Simultaneous) 방법               | 2. 시간가치 비교           |
| III. Error Component 방법을 이용한 결합 모형 구축 | VI. 결론               |
|                                       | 참고문헌                 |

Key Words : RP, SP, Combined, Logit, Error Component, Parameters

## 요 약

SP 자료는 현재 존재하지 않는 교통정책 및 계획의 평가를 위해 광범위하게 이용되어 왔으나 현시선호와의 연계가 단점으로 지적되어 왔다. 이를 극복하는 방법의 하나로서 현시선호자료, 즉 RP 자료와의 결합이 제시되어 왔으며 RP · SP 결합방법론이 개발되었다.

본 논문의 목적은 Error Component 방법을 이용하여 새로운 RP · SP 결합방법을 제시하고 그 유용성을 입증하는 것이다. Error Component 방법은 SP 자료 또는 RP 자료의 상대적인 분산을 구하기 위해 각 자료의 오차를 분할하고 이에 대한 파라메타와 효용의 파라메타를 동시에 추정하는 것이다.

이를 위한 분석자료는 시뮬레이션을 통해서 인위적인 RP 자료와 SP 자료를 생성하여서 사용하였고 생성된 자료로 Error Component 방법을 이용한 결합모형과 기존의 결합방법의 결과를 파라메타 및 시간가치를 척도로 비교 · 분석하였다.

연구 결과 본 연구에서 제시한 방법론이 자료의 규모에 관계없이 일관되게 기존 RP · SP 결합방법에 의해 추정된 모형보다 가정된 파라메타 값에 일치함을 보여줘 Error Component 방법이 유용함을 증명하였다. 또한 파라메타의 비로 표현한 시간가치도 Error Component 방법의 적용값이 기존방법론의 적용값보다 가정된 값과 유사한 값을 보여 줘 본 연구가 제시한 방법의 우월성을 입증하였다. 또한 기존 결합모형인 동시적 모형과 순차적 모형이 모두 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있음을 보여주었으나 동시적방법이 보다 순차적방법보다 효율적인 방법으로 분석되었다.

## I. 서론

계획 및 분석을 위한 선택모형은 일반적으로 선택된 결과를 바탕으로 구축된다. 그러나 이러한 현시자료(Revealed Preference : 이하 RP자료)를 이용한 모형의 추정은 조사비용 뿐만 아니라 조사하기가 어려운 속성변수들 때문에 한계가 있다. 특히 새로운 교통수단의 도입 등 시행된 적이 없는 교통정책 및 계획의 분석에 사용할 수 없는 한계를 지니고 있다.

이에 대한 대안으로서 응답자에게 가상적인 상황을 제시하고 선호를 추정하는 선호의식(Stated Preference : 이하 SP) 조사 혹은 기법이 교통분야에 광범위하게 적용되어 왔다.

그러나 이러한 SP 자료를 이용하는데 따르는 문제점 중의 하나는 응답자에게 가상적인 상황을 제시하여 획득되는 SP 자료가 정책적 편의,<sup>1)</sup> 다수의 질문으로 인한 편의 등 가상적인 상황에 기인하는 각종 편의가 발생할 수 있다는 점이다.

이러한 SP의 단점 및 편의를 극복하기 위하여 실제 선호를 나타내는 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법이 제시되어 왔다. 즉, RP자료가 갖고 있는 장점과 SP자료가 갖고 있는 장점들을 결합하고 서로의 단점을 극복하는 방법으로서 RP자료와 SP자료의 다양한 결합 방법이 제시되어왔다.

본 논문의 목적은 RP와 SP자료의 새로운 결합방법인 Error Component 방법을 제시하고 그 유용성을 입증하는 것이다. Error Component 방법은 SP자료 또는 RP 자료의 상대적인 분산을 구하기 위해 각 자료의 오차를 분할하고 이에 대한 파라메타와 효용의 파라메타를 동시에 추정하는 방법이다.

한편, 분석자료인 경우 국내의 경우 한 가지 교통사업에 대해서 RP와 SP자료가 동시에 존재하는 경우가 없고 본 연구에서 제시하는 결합방법에 대한 유용성을 검증해야 하기 때문에 인위적인 시뮬레이션을 통해 RP와 SP자료를 생성하여 분석에 활용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서는 기존 결합방법론의 이론적 측면을 살펴본다. III절에서는 본

연구에서 제시하는 Error Component방법을 이용한 결합모형을 구축하고 IV절에서는 본 연구 분석에 활용되어지는 RP/SP자료를 시뮬레이션 방법을 통해서 생성한다. V절에서는 IV절에서 생성된 자료와 II, III절에서 제시한 결합방법을 이용하여 모형을 추정하고 이를 비교한다. 마지막으로 결론부분에서는 연구의 요약 및 내용을 종합한다.

## II. 기존 RP · SP 자료 결합방법 고찰

본 단원에서는 기존의 RP · SP 자료의 결합방법인 순차적 방법(Kroes et al. 1987)과 동시적 방법(Morikawa 1989)에 대한 이론적 측면을 고찰한다. 일반적으로 RP · SP 자료의 결합방법론은 분산이 다른 자료들을 결합하는 통계학적인 방법과 유사하나 단지 자료의 특성에 있어서 선택자료의 특성만이 강조된다. 즉, 분산이 다른 두 종류의 자료를 결합하기 위해서 각 자료의 분산이 동일하게끔 어느 한 자료를 다른 자료와 상대적으로 일정 숫자를 곱하는(스케일) 방법을 사용한다.

예를 들어, RP자료로 이루어진 대안  $i$ 의 효용을  $U_i^{RP}$ , SP 자료로 이루어진 대안  $i$ 의 효용을  $U_i^{SP}$ 라고 하면 각 자료의 효용은 관측효용  $V_i^{RP}$ ,  $V_i^{SP}$ 와 비관측효용(오차)  $\epsilon_i^{RP}$ ,  $\epsilon_i^{SP}$ 으로 표현된다.<sup>2)</sup>

$$U_i^{RP} = \Omega_{RP} V_i^{RP} + \epsilon_i^{RP} \quad (1)$$

$$U_i^{SP} = \Omega_{SP} V_i^{SP} + \epsilon_i^{SP} \quad (2)$$

여기서  $\Omega_{RP}$ 와  $\Omega_{SP}$ 는 분산모수로서 각 자료의 분산( $\delta^2$ )과 식(3), 식(4)와 같은 관계가 성립한다(Ben-Akiva et al. 1985)

$$\Omega_{RP} = \frac{\pi^2}{6 \delta_{RP}^2} \quad (3)$$

$$\Omega_{SP} = \frac{\pi^2}{6 \delta_{SP}^2} \quad (4)$$

1) 예를 들면 새로운 교통수단이나 교통시설을 도입하고자 SP 조사를 실시했을 때 그 교통수단이나 시설에 대한 선호와 무관하게 이들의 도입을 지원하기 위해 새로운 교통수단을 선택하는 정책편의를 보일 수 있다.

2) 각 자료의 관측효용은 설명변수( $X, Y, Z$ )와 파라메타( $\theta, \alpha, \gamma$ )의 함으로 표현될 수 있다

$$V_i^{RP} = \theta \cdot X_i^{RP} + \alpha \cdot Y_i^{RP} \quad V_i^{SP} = \theta \cdot X_i^{SP} + \gamma \cdot Z_i^{SP}$$

$X^{RP}$ 와  $X^{SP}$ 는 RP와 SP자료에 모두 있는 변수이며,  $Y^{RP}$ 와  $Z^{SP}$ 는 각각 RP와 SP자료에만 속하는 변수이다.

이제 식(1, 2)의  $\epsilon_i^{RP}$ 와  $\epsilon_i^{SP}$ 의 확률분포가 IID Gumbel 분포를 한다고 가정하는 경우 어떤 대안  $i$ 를 선택할 확률은 각 자료에 대해서 식(5)와 식(6)같이 주어진다.

$$P_i^{RP} = \frac{\exp(\Omega_{RP} V_i^{RP})}{\sum_j \exp(\Omega_{RP} V_j^{RP})} \quad (5)$$

$$P_i^{SP} = \frac{\exp(\Omega_{RD} V_i^{SP})}{\sum_j \exp(\Omega_{RD} V_j^{SP})} \quad (6)$$

만약 RP자료가 SP자료보다 분산이 작다면<sup>3)</sup> 오차는 각 자료의 분산규모모수에 반영되며  $\delta_{SP}^2 \geq \delta_{RP}^2$ 로 표현된다. 즉, RP자료의 분산은 SP자료의 분산에 일정한 규모인자(scale factor)를 곱함으로써 표현될 수 있다.

$$\delta_{RP}^2 = \mu^2 \delta_{SP}^2 \quad (7)$$

식(3), 식(4)와 식(7)을 이용하여 SP자료의 분산 규모모수를 나타내면 식(8)과 같다.

$$\Omega_{SP}^2 = \frac{\pi^2}{6} \times \frac{\mu^2}{\delta_{RP}^2} = \Omega_{RP}^2 \cdot \mu^2$$

$$\therefore \Omega_{SP} = \Omega_{RP} \cdot \mu \quad (8)$$

이렇게 표현된 SP의 분산모수를 식(1), 식(2)에 대입하고 분산모수를  $\Omega_{RP} = 1$ 로 가정하면(Ben-Akiva et al. 1985)<sup>4)</sup> RP 및 SP 효용은 식(9), 식(10)과 같이 표현된다.

$$U_i^{RP} = V_i^{RP} + \epsilon_i^{RP} \quad (9)$$

$$U_i^{SP} = \mu V_i^{SP} + \epsilon_i^{SP} \quad (10)$$

여기서 파라메타  $\mu$ 는 SP자료와 RP자료의 분산 차

이를 설명하는 규모인자가 된다. SP자료의 관측효용 변수에다가 규모인자  $\mu$ 를 곱해줌으로써 RP자료와 동일한 분산이 되고 이에 따라 RP자료와 SP자료의 결합이 가능하다.

다음에서 소개되는 기존 RP·SP 결합모형은 RP자료와 SP자료의 오차를 나타내는 규모인자  $\mu$ 의 정산 방법에 따라 순차적 및 동시적 모형으로 구별할 수 있다.

### 1. 순차적(Sequential) 방법

순차적 방법은 Kroes et al(1987)에 제시된 방법으로 기존 선택모형 소프트웨어를 이용하여 추정할 수 있다. 순차적 방법에서 규모인자는 RP자료와 SP자료를 이용한 모형을 개별적으로 추정한 후 추정된다. Kroes et al(1987)는 규모인자와 결합모형을 추정하는 과정을 다음과 같이 설명하고 있다. 첫째, RP자료와 SP자료를 각각 개별적으로 이용하여 로짓모형을 구축한 후 파라메터를 정산한다.<sup>5)</sup> 둘째, SP자료를 이용해 추정된 공통된 독립변수의 파라메터 값을 RP자료의 공통된 독립변수에다가 곱한다. RP자료에만 속하는 변수의 파라메타인 경우는 RP변수에 곱하여 대안별로 새로운 관측효용값을 계산한다. 셋째, RP선택자료를 이용하여 로짓모형을 추정하는데 설명변수는 앞에서 계산된 관측효용값을 이용하고 이때 추정되는 파라메타가 규모인자 값이다. 이 경우 규모인자의 값은  $\mu = \frac{\delta_{SP}}{\delta_{RP}}$  이다. 마지막으로 추정된 분산규모인자의 값을 SP자료에 곱하면 RP자료와 SP자료가 동일한 분산을 갖는 자료가 되며, 두 자료를 단순 결합하여 추정한다.

순차적 방법은 기존의 범용 선택모형 프로그램을 이용할 수 있는 장점이 있다. 그러나 파라메타 추정에 있어서 비효율적이고(Morikawa(1989)), 최종 결합모형을 추정하기 위해서는 추정되는 규모인자를 RP(SP)자료에 곱하여 결합모형을 추정해야 하는 번거로움이 있다. ALOGIT를 이용한 자세한 추정방법은 김강수(2002)에 실제 예제와 함께 제시되어 있다.

3) SP자료에 의한 효용함수의 확률변수의 분산 이 RP자료에 의한 효용함수의 확률변수의 분산보다 큰 값을 가질 것으로 예상된다. 이는 앞에서 서술하였듯이 SP조사자료에서는 가상적인 환경에 의한 가상적인 선택행태를 조사한 것이기 때문에 편이가 많아 결정적 효용부분(deterministic component)에 의해 설명되는 기대값 주변에서의 확률변수 분포가 RP자료보다 넓게 분산되어 있을 것으로 예측되기 때문이다.

4)  $\Omega$ 는 파라메타와 구별하여 추정될 수 없으므로 일반적으로 "1"로 가정한다.

5) 정산된 독립변수의 파라메타는 RP, SP자료에 공통된 독립변수의 파라메타와 RP, SP자료에만 각각 속하는 변수의 파라메타로 구별할 수가 있다.

## 2. 동시적(Simultaneous) 방법

Morikawa(1989)는 규모인자와 결합효용함수 독립변수의 파라메타를 동시에 구하는 방법을 제시하였다. Morikawa(1989)는 미지의 파라메타  $\theta, \alpha, \gamma, \mu$ 를 동시에 추정하기 위해서 다음과 같은 목적함수, 로그우도함수(joint log-linkelihood function)를 제시하였다.

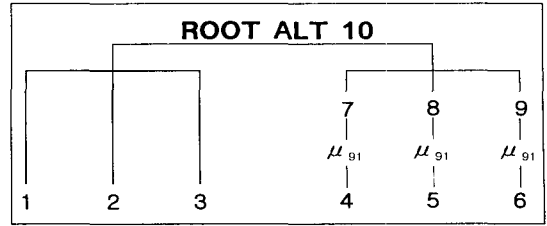
$$L(\theta, \alpha, \gamma, \mu) = \sum_{n=1}^{N^{RP}} d_n^{RP} \log[F(\theta X_n^{RP} + \alpha Y_n^{RP})] + \sum_{n=1}^{N^{SP}} d_n^{SP} \log[F(\mu(\theta X_n^{SP} + \gamma Z_n^{SP}))] \quad (11)$$

여기에서  $d_n^{RP}$ 는 개인 n의 RP자료 선택을 나타내는 지표로서 만약  $U_n^{RP} \geq 0$ 이면 1이고, 그렇지 않으면 0이다. 또한,  $N^{RP}$ 와  $N^{SP}$ 는 RP와 SP자료의 수(No. of observations)이고, F는 확률함의 누적밀도함수(Cumulative Density Function)이다

식(11)에서 보는 바와 같이 동시적 방법에서는 규모인자  $\mu$ 가 포함되어 범용의 로짓모형 추정 프로그램을 이용해 로그우도함수를 최대화하는 정산이 불가능하다. Morikawa(1989)는 비선형 최적화 모듈이 내재된 GAUSS 프로그램을 이용하여 로그우도 함수를 최대화시키는 규모인자와 효용함수 파라메타를 동시에 추정하였다.

한편, Bradley & Daly(1994)는 Morikawa(1989)의 동시적 방법을 일반적인 로짓모형 소프트웨어에 의해 수행할 수 있는 방법을 제시하였다. 이 방법은 TREE 로짓모형을 이용하는 것으로서 RP, SP모형의 각 변수를 구분하여 실제로 존재하는 것의 두 배가 되는 변수를 갖는 인위적 TREE 구조를 구성한 후 규모인자  $\mu$ 와 각 설명변수별 파라미터들을 동시에 산출하는 방법이다. Kim(1998)은 Morikawa(1989)가 제시한 방법의 결과와 위의 TREE 구조를 이용한 방법의 결과가 정확하게 일치한다는 것을 실증적으로 보여 주었다.

본 연구에서는 동시적 결합방법을 위해 TREE 구조를 이용한 방법론을 이용한다. 즉, <그림 1>과 같이 세 가지 대안으로 각각 구성된 RP자료와 SP자료가 있는 경우, 다음과 같은 TREE 구조를 구성하여 동시적 방법으로 결합모형을 구축한다. TREE 구조를



<그림 1> 동시적 방법으로 추정하기 위한 TREE 구조

이용한 동시적 결합방법의 자세한 추정방법과 절차, 결과의 해석은 김강수(2002)에 제시되어 있다.

## III. Error Component 방법을 이용한 결합 모형 구축

기존 제시된 RP·SP 자료의 결합방법의 주요내용은 SP자료(또는 RP자료)와 RP 자료(또는 SP자료)와의 상대적인 분산을 나타내는 규모모수를 구하는데 있었다. 규모모수와 효용의 파라메타를 순차적으로 구하는지, 동시적으로 구하는지에 따라 기존 방법론이 구별되었다.

Error Component 방법을 이용한 결합모형 방법은 SP 자료 또는 RP 자료의 오차를 분할하여 상대적인 오차 차이를 나타내는 파라메타와 효용의 파라메타를 동시에 구하는 방법이다. Error Component 방법을 이용한 결합모형의 이론적 배경은 다음과 같다.

SP 자료로 이루어진 대안 i의 효용을  $U_i^{SP}$ 라고 하면 효용은 식(12)과 같이 표현된다.

$$U_i^{SP} = \theta \cdot X_i^{SP} + \epsilon_i^{SP} \quad (12)$$

만약,  $U_i^{SP}$ 의 오차부분  $\epsilon_i^{SP}$ 을 세부적인 오차부분으로 분할하면, 즉  $\epsilon_i^{SP} = \alpha \cdot \xi_i^{SP} X_i^{SP} - \epsilon_i^{\prime SP}$ 과 같이 분할한다면  $U_i^{SP}$ 는 식(13)과 같이 표현 할 수 있다.

$$U_i^{SP} = \theta \cdot X_i^{SP} + \alpha \cdot \xi_i^{SP} X_i^{SP} + \epsilon_i^{\prime SP} \quad (13)$$

여기서,  $\xi_i^{SP}$ 는 밀도함수가  $f(\xi_i^{SP})$  이고 평균이 0인 확률변수이며  $\alpha$ 는 추정되어야 할 파라메타이다. 즉,  $\xi_i^{SP}$ 는 SP 자료와 RP 자료의 상대적인 오차차이를 표현하기 위해 사용되어지는 확률변수이며  $\alpha$ 는 SP 자료와 RP 자료의 상대적인 오차차이를 나타낸다.  $X_i^{\prime SP}$ 는

RP자료와 비교시 SP 자료를 나타내는 더미변수이다. 이때,  $U_i^{SP}$ 의 분산  $Var(U_i^{SP})$ 은 식(14)과 같이 계산되어 진다.

$$Var(U_i^{SP}) = Var(a \cdot \xi_i^{SP} X_i^{SP}) + Var(\epsilon_i^{SP}) = a^2 + Var(\epsilon_i^{SP}) \quad (14)$$

따라서  $a^2$ 가 SP 자료와 RP자료의 상대적인 분산 규모를 나타내는 값이 되며 만약 0보다 통계적으로 크다면 SP자료가 RP자료보다 오차가 많음을 나타낸다. RP 자료인 경우 그 파라메타의 크기는 0이다.

한편, 식(13)과 같이  $U_i^{SP}$ 가 새로운 확률변수가 포함되어진 효용으로 표현되어 짐으로 인해 대안  $i$ 의 선택확률(비조건 확률)  $Pr_{(i)}^{SP}$ 는 식(15)와 같이 표현될 수 있다. 이때 적분의 갯수(dimension)는 SP 자료의 대안 수이다.

$$Pr_{(i)}^{SP} = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\exp(\theta X_i^{SP} + a \cdot \xi_i^{SP} X_i^{SP})}{\sum_{j \in A(p)} \exp(\theta X_j^{SP} + a \cdot \xi_j^{SP} X_j^{SP})} f(\xi_i^{SP}) d\xi_i^{SP}}{\quad} \quad (15)$$

Error Component방법을 이용하여 효용의 파라메타  $\theta$ 와 상대적인 오차차를 나타내는 파라메타  $a$ 를 동시에 구하기 위한 로그우도함수는 모든 개인  $p$ 를 고려한 식(16)과 같다.

$$L(\theta, a) = \sum_{p=1}^P \ln \left[ \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\exp(\theta X_i^{SP} + a \cdot \xi_i^{SP} X_i^{SP})}{\sum_{j \in A(p)} \exp(\theta X_j^{SP} + a \cdot \xi_j^{SP} X_j^{SP})} f(\xi_i^{SP}) d\xi_i^{SP} \right] \quad (16)$$

식(16)에서 보는바와 같이 Error Component방법의 로그우도 함수값을 계산하여 최대화하기 위해서는 무한대의 다중적분식을 계산해야 한다.

무한대의 다중적분식을 계산하는 방법은 Kim(1998)에서 제시한 바와 같이 수학적인 방법과 시물레이션 방법을 이용한 방법으로 구별된다. 본 연구에서는 시

물레이션 방법을 이용하여 무한대의 다중 적분식을 계산한다. 즉,  $f(\xi_i^{SP})$ 으로부터 임의의 난수  $\xi_i^{SP}$ 를 발생하고 이 값을 이용하여 대안  $i$ 의 선택확률(조건 확률)  $Pr^{SP}(i | \xi_i^{SP})$ 를 계산하고 이러한 절차를 계속적으로 반복 수행하여 조건부 확률의 평균,  $APr_{(i)}^{SP}$ 를 식(15)의 확률값으로 사용한다. 보다 자세한 시물레이션 과정은 Kim(1998,2002)에 제시되어 있다. 본 연구에서는  $f(\xi_i^{SP})$ 를 정규분포로 가정하였고 임의의 난수를 500회 반복 발생하였다.

#### IV. 분석 RP · SP 자료생성

본 연구에서는 RP/SP 결합모형의 분석을 위해서 시물레이션을 통해 RP/SP 자료를 생성한다. 자료를 인위적으로 생성하여 분석하는 목적은 사전에 RP/SP 결합시 추정되어야 할 파라메타 설정이 가능하므로 제시되는 결합방법에 대한 유용성 분석이 가능하다는 점이다. RP, SP 자료를 생성하기 위한 과정은 크게 효용함수( $U_i$ ) 구축, 관측효용( $V_i$ ) 및 비관측효용( $\epsilon_i$ ) 계산, 선택자료의 생성 등으로 크게 구분된다.

어떤 한 개인이 출근시 승용차, 버스, 지하철 중 한 가지 수단을 선택하여 통행한다고 가정하자. 이때 각 수단의 관측효용을 구성하는 설명변수는 유류비(OIL), 주차비(PARK), 통행시간(INTIME), 요금(FARE), 차외시간(OUTTIME)이고 효용에 대한 각 설명변수의 가중치인 파라메타 값 ( $\theta_1 \sim \theta_5$ )이 <표 1>과 같이 주어졌다고 가정한다.

주어진 설명변수와 파라메타를 이용하여 세 가지 교통수단에 대한 효용( $U_{승용차}$ ,  $U_{버스}$ ,  $U_{지하철}$ )을 다음과 같이 표현할 수 있다<sup>6)</sup>.

<표 1> 가정된 효용설명변수 및 파라메타

구분	X <sub>1</sub> 유류비 ( $\theta_1$ )	X <sub>2</sub> 주차비 ( $\theta_2$ )	X <sub>3</sub> 통행시간 ( $\theta_3$ )	X <sub>4</sub> 요금 ( $\theta_4$ )	X <sub>5</sub> 차외시간 ( $\theta_5$ )
승용차	-0.005	-0.001	-0.02	-	-
버스	-	-	-0.02	-0.006	-0.05
지하철	-	-	-0.02	-0.006	-0.05

출처 : 이상용, 이선혜, 선호도 조사를 이용한 교통수요 전환율 산정 연구, 교통개발연구원, 2000.

6) 효용함수식에서 편의상 개인을 나타내는 첨자는 생략한다.

$$U_{\text{승용차}} = V_{\text{승용차}} + \epsilon_{\text{승용차}} \\ = \theta_1 X_1 + \theta_2 X_2 + \theta_3 X_3 + \epsilon_{\text{승용차}} \quad (17)$$

$$U_{\text{버스}} = V_{\text{버스}} + \epsilon_{\text{버스}} \\ = \theta_3 X_3 + \theta_4 X_4 + \theta_5 X_5 + \epsilon_{\text{버스}} \quad (18)$$

$$U_{\text{지하철}} = V_{\text{지하철}} + \epsilon_{\text{지하철}} \\ = \theta_3 X_3 + \theta_4 X_4 + \theta_5 X_5 + \epsilon_{\text{지하철}} \quad (19)$$

먼저 효용 중 관측효용  $V_i$ 을 계산하기 위해서는 각 수단의 설명변수에 대한 관측값이 필요하다. 이러한 설명변수의 관측값은 실험계획법의 직교표를 통해 얻어진다. 즉, 각 설명변수의 관측값의 수준을 3수준으로 정하고 실험계획법의  $L_{27}(3^{13})$ 를 이용하면 설명변수간에 독립적인 설명변수 자료를 만들 수가 있다. <표 2>는 설명변수의 수준값과 수준을 나타내고 있다.

이제 수단의 총효용은 비관측효용을 고려함으로써 계산할 수 있다. 확률변수인 비관측효용의 값은 비관측효용의 확률분포를 고려하여 계산이 가능하다. 즉, 로짓모형에서 비관측효용의 확률분포( $F(\epsilon)$ )는 다음과 같은 IID Gumbel 분포를 따른다.

$$F(\epsilon) = e^{-e^{-\eta(\epsilon - \mu)}} \quad (20)$$

여기서 파라메타  $\eta$ 는 위치 파라미터로 임의의 숫자를 가정해도 어떤 대안의 선택확률은 변하지 않으며 편의상 0을 가정한다 (Ben-Akiva et al. 1985).

임의의  $\epsilon$ 를 생성하기 위해 누적확률분포함수가 필요하며 식(21)과 같이 계산할 수 있다.

$$F(\epsilon)^{-1} = e^{-e^{-\Omega\epsilon}} \\ \ln F(\epsilon)^{-1} = e^{-\Omega\epsilon} \\ -\Omega\epsilon = \ln(\ln F(\epsilon)^{-1}) \\ \epsilon = \frac{-\ln(-\ln F(\epsilon))}{\Omega} \quad (\Omega = \frac{\pi^2}{6\delta^2}) \quad (21)$$

<표 2> 설명변수별 수준수 및 수준값

수준	승용차			버스			지하철		
	유류비	주차비	통행시간	요금	차내시간	차외시간	요금	차내시간	차외시간
0	1,000	1,200	10	500	30	5	800	20	5
1	1,300	1,500	15	600	35	7	900	25	7
2	1,700	2,000	20	750	45	10	1,100	30	10

식(21)에서 보는 바와 같이  $\epsilon$ 는  $\delta$ 와  $F(\epsilon)$ 의 함수로 표현되고  $\delta$ 와  $F(\epsilon)$  값을 가정함으로써  $\epsilon$ 가 결정된다.  $F(\epsilon)$ 의 값은 확률값이므로 0과 1사이에 있는 난수를 발생시키며, 임의의 값  $\delta$ 를 가정함으로써  $\Omega$ 를 통해 확률변수  $\epsilon$ 가 발생된다. 이때  $\delta$ 는 각 대안에 대해 동일한 값을 가정함으로써 발생하는  $\epsilon$ 의 IID 특성을 반영토록 한다.

SP와 RP자료의 특성은  $\delta$ 를 이용해 고려할 수 있다. 본 연구에서는 SP자료가 RP자료보다 오차가 크다고 가정하므로  $\frac{\sigma_{RP}}{\sigma_{SP}} = 0.5$ 으로 설정한 다음, 식(21)를 이용하여 각각  $\epsilon^{RP}$ ,  $\epsilon^{SP}$ 를 생성한다. 즉, RP/SP 결합 방법에서의 RP와 SP의 오차 차이를 설명하는 규모인자( $\mu$ )가 0.5가 되는 것을 의미한다.

가정된 파라미터값과 설명변수 및 관측치, 그리고 자료별로 상이한 오차의 표준편차를 가정함으로써 RP, SP자료별로 각 대안의 관측효용과 비관측효용을 산출할 수 있다. 즉, RP 자료의 각 대안의 관측효용은 <표 1>에서 주어지는 설명변수와 파라메타값, <표 2>를 이용한 관측치의 값으로 계산할 수 있고, 비관측효용은 가정된  $\delta_{RP}$ 으로 계산되는 값으로 산정된다. SP 자료의 각 대안의 총효용은 동일한 과정을 거쳐 계산되는데 단지 RP자료와의 오차 차이를 고려하여  $\frac{\sigma_{RP}}{\sigma_{SP}} = 0.5$ 을 가정한다.

선택대안은 효용극대화 이론에 따라 한 개인은 효용이 가장 큰 대안을 선택한다고 가정하고 계산된 RP, SP 자료별로 각 대안의 총효용의 크기를 비교함으로써 선택자료를 생성한다.

## V. 모형 추정 결과 및 분석

### 1. 파라메타 비교

본 단원에서는 앞에서 제시된 기존 결합모형과 Error Component을 이용한 결합방법을 이용하여 결합모

형을 추정하고 분석한다. 먼저 가정된 값을 이용하여 RP·SP 결합모형 1을 추정한다.

모형 1은 가정된 파라메타 값과 규모인자 값을 이용한 추정치이며, 그 결과는 참값이라고 할 수 있다. 즉 모형 1의 파라메타 값은 가정된 규모인자인 0.5를 SP자료에 곱한 다음 이 SP자료를 RP자료와 결합하여 추정된 파라메타 값이다.

기존 순차적 방법, TREE 구조를 이용한 동시적 방법, Error Component 방법의 결합방법이 정당화 되기 위해서는 그 모형 추정결과가 모형 1에서 추정되는 결과와 동일하거나 통계적으로 차이가 없어야 한다.

모형 2는 2장에서 검토했던 순차적 방법을 이용한 결과이고 모형 3은 동시적 방법을 이용하여 추정한 결과이다. 모형 4는 본 연구에서 새로이 제시된 Error Component 방법을 이용한 추정결과이다. 한편, 모형 5는 단순 결합방법으로서 SP자료의 스케일 없이 RP 자료와 결합시킨 모형의 결과값이다.

모형 1의 파라메타 가정값과 각 결합방법론을 이용하여 추정된 파라메타의 동일성을 검증 하기 위해 식(22)의 정규분포 검정통계량 값을 사용한다.  $N_s$  값의 1.96보다 크다면 95% 신뢰도에서 모형1과 비교하는 모형의 파라메타 값은 통계적으로 유의적인 차이가 있음을 의미한다.

$$N_s = \frac{\theta_k^1 - \theta_k^n}{\sqrt{Var(\theta_k^1) + Var(\theta_k^n)}} \quad (22)$$

여기서  $\theta_k^1$ 는 모형 1에서 k 설명변수의 파라메타 추정치이며  $\theta_k^n$ 는 모형 n에서 k 설명변수의 파라메타 추정치이다.

한편, 자료수에 따른 변화를 보기 위해 생성되는 RP/SP 자료수에 따라 모형을 추정하였다. <표 3>, <표 4>는 RP, SP 자료를 각각 300 선택자료씩 생성한 경우의 총 600자료의 모형 추정치이다. <표 5>, <표 6>은 RP, SP 자료를 각각 1,000 선택자료씩 총 2,000자료를 생성하여 추정한 모형 결과이고, <표 7>, <표 8>은 RP, SP 자료를 각각 1,620자료, 즉 총 3,240 선택자료를 이용하여 결합모형을 추정한 결과이다.

<표 3>의 추정결과 모형 2(순차적방법)와 모형 3(동시적방법)에서는 모형1의 가정된 파라메타와 통계적으로 모두 동일하다는 결과를 보여주고 있다. 따라서 모형2의 순차적 방법과 모형 3의 동시적 방법은 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있다. 모형3에 사용된 동시적방법이 모형2의 순차적방법보다 상대적으로 모형1의 파라메타 값과 유사한 결과를 보여주고 있다. 또한 규모모수인 경우에도 가정된 값인 0.5에 동시적방법이 0.53으로서 순차적 방법인 0.55보다 가정된 값에 근사함을 보여주고 있다.

<표 3> 추정결과(총 600 자료) : 모형1, 2, 3

구분		모형 1 (가정치)	모형 2(순차적방법)		모형 3(동시적방법)	
			모형 추정결과	검정통계량 $N_s$	모형 추정결과	검정통계량 $N_s$
OIL	파라메타	-0.002307	-0.002219	0.126579	-0.002258	0.067522
	t-값	-4.6	-4.6		-4.3	
PARK	파라메타	-0.0009341	-0.0009267	0.013493	-0.0009305	0.00642
	t-값	-2.4	-2.5		-2.4	
FARE	파라메타	-0.002954	-0.002885	0.108532	-0.002917	0.056377
	t-값	-6.5	-6.5		-6.2	
INTIME	파라메타	-0.01875	-0.01800	0.049328	-0.01834	0.02672
	t-값	-1.7	-1.7		-1.7	
OUTTIME	파라메타	-0.05547	-0.05355	0.036299	-0.05442	0.019694
	t-값	-1.5	-1.4		-1.4	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.547(1.828)		0.5258	
	t-값	-	9.8		5.3	
$L^*(\theta)$		-565.1179	-565.1051			-565.0824
No. of obs		600	600			600

〈표 4〉 추정결과(총 600 자료) : 모형1, 4, 5

구분		모형 1 (가정치)	모형 4(Error Component)		모형 5(naive)	
			모형 추정결과	검정통계량 Ns	모형 추정결과	검정통계량 Ns
OIL	파라메타	-0.002307	-0.002316	0.011857	-0.001560	1.217709
	t-값	-4.6	-4.3		-4.4	
PARK	파라메타	-0.0009341	-0.0009353	0.002426	-0.0007653	0.351119
	t-값	-2.4	2.5		-2.7	
FARE	파라메타	-0.002954	-0.002962	0.012309	-0.002208	1.307394
	t-값	-6.5	-5.8		-6.4	
INTIME	파라메타	-0.01875	-0.01883	0.005036	-0.01289	0.427537
	t-값	-1.7	-1.6		-1.5	
OUTTIME	파라메타	-0.05547	-0.05563	0.002968	-0.03808	0.363609
	t-값	-1.5	-1.5		-1.3	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.173		1.0	
	t-값	-	0.15			
$L^*(\theta)$		-565.1179	-565.0816		-571.8031	
No. of obs		600	600		600	

〈표 5〉 추정결과(총 2,000 자료) : 모형1, 2, 3

구분		모형1 (가정치)	모형 2(순차적방법)		모형 3(동시적방법)	
			모형 추정결과	검정 통계량 Ns	모형 추정결과	검정 통계량 Ns
OIL	파라메타	-0.002312	-0.002301	-0.02935	-0.002351	0.099852
	t-값	-8.7	-8.7		-8.2	
PARK	파라메타	-0.0007927	-0.0007915	-0.00416	-0.0007968	0.014073
	t-값	-3.9	-3.9		-3.8	
FARE	파라메타	-0.003003	-0.002993	-0.02834	-0.003037	0.09314
	t-값	-12.0	-12.0		-11.4	
INTIME	파라메타	-0.02068	-0.02058	-0.01194	-0.02106	0.044818
	t-값	-3.5	-3.5		-3.5	
OUTTIME	파라메타	-0.03305	-0.03289	-0.00549	-0.03364	0.020105
	t-값	-1.6	-1.6		-1.6	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.506(1.976)		0.4783	
	t-값	-	17.8		9.2	
$L^*(\theta)$		-1904.7036	-1904.7563		-1904.6184	
No. of obs		2000	2000		2000	

한편, Error Component 방법(모형4)의 결과를 모형1의 가정치와 비교한 결과 검정통계량 값이 모든 변수에 대해서 0에 가까워 Error Component 방법의 신뢰성을 보여주고 있다. 특히, Error Component 방법을 기존 RP·SP 결합방법인 순차적방법과 동시적방법과 비교한 결과 모형1의 가정치와 더욱 유사한 결과를 보여주어 Error Component방법의 우월성을 보여주고 있다. RP자료와 SP자료의 상대적인 오차차

이를 나타내는  $\alpha$ 의 크기가 0.17로서 0보다는 커 SP자료가 상대적으로 많은 오차를 가지고 있음을 보여주고 있다.

각 자료의 오차에 대한 고려없이 단순 혼합하여 추정된 모형5인 경우 자료수가 비교적 적은 600 자료인 경우 가정된 모형1의 파라메타 결과와는 통계적으로 다르지는 않으나 기존 방법론 및 Error Component 방법과 비교시 상대적으로 큰 차이를 보여주어 단순



〈표 6〉 추정결과(총 2,000 자료) : 모형1, 4, 5

구분		모형1 (가정치)	모형 4(Error Component방법)		모형 5(naive)	
			모형 추정결과	검정통계량 Ns	모형 추정결과	검정통계량 Ns
OIL	파라메타	-0.002312	-0.002313	0.001996	-0.001590	2.21656
	t-값	-8.7	-8.3		-8.4	
PARK	파라메타	-0.0007927	-0.0007928	0.000415	-0.0006174	0.69393
	t-값	-3.9	-3.9		-4.1	
FARE	파라메타	-0.003003	-0.003003	0.001044	-0.002194	2.59129
	t-값	-12.0	-11.3		-11.7	
INTIME	파라메타	-0.02068	-0.02070	0.001549	-0.01424	0.8623
	t-값	-3.5	-3.4		-3.1	
OUTTIME	파라메타	-0.03305	-0.03305	0.00012	-0.02244	0.40677
	t-값	-1.6	-1.6		-1.4	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.0595		1.0	
	t-값	-	0.07			
L* ( $\theta$ )		-1904.7036	-1904.7015		-1932.0485	
No. of obs		2000	2000		2000	

혼합방법을 적용할 때 수요추정에 있어 편의를 발생시킬 수 있음을 보여 주고 있다. 모형5인 경우 단순 혼합방법이므로 규모모수  $\mu$ 의 값은 1이다.

자료수를 600자료에서 2,000자료로 증가하여 기존의 방법론을 모형1의 결과와 비교한 결과 기존 순차적방법과 동시적방법이 모두 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있음을 보여 주고 있다. 그러나, 600자료와는 달리 상대적으로 순

차적방법이 보다 동시적방법보다 모형1의 파라메타 값과 규모모수 값과 유사한 결과를 보여주고 있다.

그러나 Error Component방법을 이용한 모형4의 추정결과는 자료수가 600자료에서 2000자료로 증가하여도 기존의 방법론보다 모형1의 가정치와 비슷한 결과를 보여주고 있어 자료수의 증감에 관계없이 Error Component 방법의 우월성을 보여준다.

자료수를 증가시켜 분석한 결과는 〈표 7〉, 〈표 8〉과

〈표 7〉 추정결과 (총 3,240 자료) : 모형1, 2, 3

구분		모형 1 (가정치)	모형 2(순차적방법)		모형 3(동시적방법)	
			모형 추정결과	검정통계량 Ns	모형 추정결과	검정통계량 Ns
OIL	파라메타	-0.00229	-0.002368	0.263	-0.002342	0.171
	t-값	-11.1	-11.1		-10.5	
PARK	파라메타	-0.0006957	-0.0007032	0.033	-0.000701	0.023
	t-값	-4.4	-4.3		-4.3	
FARE	파라메타	-0.002939	-0.003008	0.247	-0.002985	0.161
	t-값	-15.1	-15		-14.3	
INTIME	파라메타	-0.0184	-0.01911	0.107	-0.01886	0.070
	t-값	-4	-4		-4	
OUTTIME	파라메타	-0.02749	-0.02861	0.048	-0.02823	0.032
	t-값	-1.7	-1.7		-1.7	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.4557	-	0.4707	-
	t-값	-	22.1		11.5	
L* ( $\theta$ )		-3101.964	-3101.785		-3101.717	
No. of obs		3240	3240		3240	

〈표 8〉 추정결과(총 3,240 자료) : 모형1, 4, 5

구분		모형 1 (가정치)	모형 4(Error Component방법)		모형 5(naive)	
			모형 추정결과	검정통계량 Ns	모형 추정결과	검정통계량 Ns
OIL	파라메타	-0.00229	-0.002303	0.041499	-0.001588	2.780
	t-값	-11.1	-10.2		-10.9	
PARK	파라메타	-0.0006957	-0.0006966	0.003293	-0.000533	0.830
	t-값	-4.4	-4.3		-4.6	
FARE	파라메타	-0.002939	-0.002951	0.040132	-0.002141	3.275
	t-값	-15.1	-13.8		-14.6	
INTIME	파라메타	-0.0184	-0.0185	0.013034	-0.0126	0.993
	t-값	-4	-3.8		-3.5	
OUTTIME	파라메타	-0.02749	-0.02756	0.003212	-0.01803	0.458
	t-값	-1.7	-1.7		-1.4	
$\mu, \alpha$	파라메타	0.5	0.2131		1.0	-
	t-값	-	0.45		-	
L*( $\theta$ )		-3101.964	-3101.903		-3146.815	
No. of obs		3240	3240		3240	

같다. 〈표 7〉, 〈표 8〉은 RP 자료와 SP 자료를 각각 1,620개씩 생성한 자료의 모형추정 결과이다.

추정결과, 기존 순차적방법과 동시적방법이 모두 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있음을 보여주고 있으나 600자료와 같이 상대적으로 동시적방법이 보다 순차적방법보다 모형1의 파라메타 값과 규모모수 값과 유사한 결과를 보여주고 있다. 종합해 볼 때 동시적방법과 순차적방법은 자료의 대소에 관계없이 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 모두 유용하나 모형 추정의 효율성을 고려해볼 때 동시적방법이 보다 효율적이라고 판단된다.

〈표 8〉의 결과는 또한 자료수에 관계없이 본 연구에서 제시한 모형4인 Error Component 방법(모형 4)의 신빙성을 보여주고 있다. 600, 2,000자료인 경우와 동일하게 모형1과의 파라메타를 비교한 검정통계량 값이 모든 변수에 대해서 0에 가까워 Error Component방법의 신뢰성을 보여주고 있다. 특히, 기존 RP·SP 결합방법인 순차적방법과 동시적방법과 비교시 모형1의 결과와 비슷한 결과를 보여주고 있다.

한편, 모형5인 경우 OIL, FARE 파라메타의 검정통계량 값이 2를 넘어 모형1의 가정치와 통계적으로 유의적으로 차이가 존재함을 보여줘 RP·SP 결합방법인 단순혼합방법인 경우 그 추정에 있어 편의가 내재할 수 있음을 보여주고 있다.

## 2. 시간가치 비교

각 결합방법별 모형추정치의 단순 파라메타를 비교하는 것과 더불어서 본 절에서는 추정된 각 모형의 시간가치를 비교하였다. 〈표 9〉는 RP/SP 자료가 각각 300 선택자료로 생성된 총 600자료의 경우의 시간가치를 비교한 결과이며(총 600자료), 〈표 10〉은 각각 1,000 선택자료(총 2,000 자료), 〈표 11〉은 각각 1,620 선택자료의 시간가치를 비교한 결과이다. 이때 승용차 시간가치는 INTIME 파라메타를 OIL 파라메타로 나눈 값이며 대중교통의 차내시간가치는 INTIME 파라메타를 FARE 파라메타로, 차외시간가치는 OUTTIME 파라메타를 FARE 파라메타로 나눈 값이다.

〈표 9〉 결합모형 시간가치 비교(총 600 자료)

구분	모형 1	모형 2	모형 3	모형 4	모형 5	
승용차 시간가치	487.6	486.7	487.3	487.9	495.8	
대중교통 시간가치	차내시간	380.8	374.4	377.2	381.4	350.3
	차외시간	1126.7	1113.7	1119.4	1126.7	1034.8

〈표 10〉 결합모형 시간가치 비교(총 2,000 자료)

구분	모형 1	모형 2	모형 3	모형 4	모형 5	
승용차 시간가치	536.7	536.6	537.5	536.8	537.4	
대중교통 시간가치	차내시간	413.2	412.6	416.1	413.4	389.4
	차외시간	660.3	659.3	664.6	660.2	613.7

<표 11> 결합모형 시간가치 비교(총 3,240 자료)

구분	모형 1	모형 2	모형 3	모형 4	모형 5	
승용차 시간가치	482.1	484.2	483.2	481.7	476.1	
대중교통 시간가치	차내시간	375.6	381.2	379.1	375.9	353.1
	차외시간	561.2	570.7	567.4	560.5	505.3

분석결과, 승용차의 시간가치는 순차적, 동시적 결합방법의 모형 2와 모형 3의 경우 기준값인 모형 1의 값과 유사하게 나타났으나 순차적보다는 동시적 모형이 참값에 근사하게 나타나고 있다. 그러나 단순 파라메타를 비교 분석한 것처럼 Error Component을 이용한 모형 4의 결과가 기존 결합모형의 결과보다 모형1의 결과와 더욱 유사함을 보여주고 있다. 단순 결합방법인 모형 5의 경우 단순 파라메타를 비교한 경우보다 그 차이는 상대적으로 감소하였으나 모형2, 3, 4의 경우보다 모형1과 큰 차이가 있는 결과를 보여주고 있다.

대중교통의 시간가치도 승용차의 시간가치 추정결과와 비슷한 양상을 보여준다. Error Component을 이용한 모형 4의 결과가 기존 결합모형의 결과보다 훨씬 모형1의 결과와 유사함을 보여주고 있으며 동시적방법이 순차적방법보다는 비교적 모형1의 결과와 유사한 것으로 분석되었다.

## VI. 결론

SP 자료는 현재 존재하지 않는 교통정책 및 계획의 평가를 위해 광범위하게 이용되어 왔으나 현시선호와의 연계가 그 단점으로 지적되어 왔다. 이를 극복하는 방법의 하나로서 현시선호자료 즉 RP 자료와의 결합이 제시되어 왔으며 RP·SP 결합방법론이 개발되었다.

본 논문의 목적은 Error Component 방법을 이용하여 새로운 RP·SP 결합방법론을 제시하고 그 유용성을 입증하는 것이다. Error Component 방법은 SP 자료 또는 RP 자료의 상대적인 분산을 구하기 위해 각 자료의 오차를 분할하고 이에 대한 파라메타와 효용의 파라메타를 동시에 추정하는 것이다.

이를 위한 분석자료는 시뮬레이션을 통해서 인위적인 RP 자료와 SP 자료를 생성하여서 사용하였고 생성된 자료로 Error Component 방법을 이용한 결합모형과 기존의 결합모형을 적용한 결과를 파라메타

및 시간가치를 척도로 비교·분석하였다.

연구 결과 본 연구에서 제시한 방법론이 자료의 규모에 관계없이 일관되게 기존 RP·SP 결합방법에 의해 추정된 모형보다 가정된 파라메타 값에 일치함을 보여줘 Error Component 방법이 유용함을 증명하였다. 이와 더불어서 파라메타의 비로 표현한 시간가치도 Error Component 방법의 적용값이 기존방법론의 적용값보다 가정된 값과 더욱 유사한 값을 보여 주어 본 연구가 제시한 방법론의 우월성을 입증하였다. 또한 기존 결합모형인 동시적 모형과 순차적 모형이 모두 RP자료와 SP자료를 결합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있음을 보여주었으나 동시적방법이 보다 순차적방법보다 효율적인 방법으로 판단되었다.

한편, 단순결합방법인 경우 자료수가 증가하는 경우 파라메타 추정시 편이가 발생할 수 있음을 보여줘 결합모형을 사용하여 탄력성이나 예측을 수행하는 경우 편이가 발생할 수 있음을 보여주었다.

## 참고문헌

1. 김강수(2001), "Stated Preference 조사설계 및 분석방법론에 대한 연구(1단계)", 교통개발연구원.
2. 김강수(2002), "Stated Preference 조사설계 및 분석방법론에 대한 연구(2단계)", 교통개발연구원.
3. 이상용·이선혜(2000), "선호도 조사를 이용한 교통수요 전환을 산정연구 -인천광역시 도시철도 1호선을 사례로-", 교통개발연구원.
4. Aptech Systems(1994), "GAUSS User's Manuals, Aptech Systems", Inc, Kent.
5. Ben-Akiva, M. and Lerman, D.(1985), "Discrete Choice Analysis: Theory and Application to Travel Demand", MIT Press, Cambridge.
6. Bradley, M. A. and Daly, A. J.(1994), "Uses of the Logit Scaling Approach in Stated Preference Analysis", Transportation 21, pp.167~184.
7. Daly, A. J.(1992), "ALOGIT 3.2 User's Guide", Hague Consulting Group, The Hague.
8. Kim, K. S.(1998), "A Behavioural Approach to Freight Transport Model Choice", Institute for Transport Studies, University of Leeds.
9. Kim, K. S.(2002), "Inherent Random Hetero-

- geneity Logit Model for Stated Preference Freight Modal Choice”, 대한교통학회지, 제 20권 제3호, 대한교통학회, pp.83~92.
10. Koros, E. P., Sheldon, R. and Swanson, J.(1987), “Developing Choice Models Using Stated Preference Research”, Proceedings 15th European Transport Forum(PTRC), University of Bath, England.
11. Morikawa, T.(1989), “Incorporating Stated Preference Data in Travel Demand Analysis”, Ph. d Thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- ✉ 주 작 성 자 : 김강수
- ✉ 논문투고일 : 2003. 2. 10
- 논문심사일 : 2003. 3. 25 (1차)
2003. 3. 28 (2차)
- 심사판정일 : 2003. 3. 28
- ✉ 반론접수기한 : 2003. 8. 31

path enumeration they restrict the number of feasible path set, thereby they can not precisely explain the travel behavior when the travel cost is varied in a network loading step. Another problem of the stochastic assignment models is stemmed from that they use heuristic approach in attaining optimal moving size, due to the difficulty for evaluation of their objective function.

This paper presents a logit-based stochastic assignment model and its solution algorithm to cope with the problems above. We also provide a stochastic user equilibrium condition of the model. The model is based on path where all feasible paths are enumerated in advance. This kind of method needs a more computing demand for running the model compared to the link-based one. However, there are same advantages. It could describe the travel behavior more exactly, and too much computing time does not require than we expect, because we calculate the path set only one time in initial step. Two numerical examples are also given in order to assess the model and to compare it with other methods.

#### Improvement of the HCM Delay Estimation Model for Exclusive Permitted Left Turns

KIM, Jin Tae

Highway Capacity Manual(HCM) provides an analytical delay estimation model to assist the evaluation of traffic at a signalized intersection. The model revised and included in the HCM published in the year 2000 reflects the results of recent studies and is utilized in various fields of transportation studies. For the implementation of the model in the case of permitted left turns, the HCM supplement provides a computational procedure to adjust the saturation flow rate of permitted left turns. The model however, is originally designed for a protected movement and thus underestimates the delay of permitted left turns due to its dif-

ference right-of-way nature.

This document describes (1) a review of the theoretical background of the HCM delay estimation model, (2) problems embedded in the model for the delay estimation of permitted left turns, (3) a proposed model developed in this study to improve the delay estimation for permitted left turns and (4) a set of verification tests. In order to reflect various traffic and control conditions in the test, simulation studies were performed to by using the field data based on 120 different permitted left-turn scenarios. Comparison studies conducted between sets of delays estimated by the HCM and the proposed models against a set of the CORSIM delays and showed that the proposed model improved the estimation of the permitted left-turn delays. The explanatory variable of the relationship between the HCM delay and the simulation delay was 0.47 and the one between the delay estimated by the proposed model and the simulation delay was 0.77.

#### Development of the RP and SP Combined using Error Component Method

KIM, Kang-Soo · CHO, Hye-Jin

SP data have been widely used in assessing new transport policies and transport related plans. However, one of criticisms of using SP is that respondents may show different reaction between hypothetical experiments and real life. In order to overcome the problem, combination of SP and RP data has been suggested and the combined methods have been being developed.

The purpose of this paper is to suggest a new SP and RP combined method using error component method and to verify the method. The error component method decomposes IID extreme value error into non-IID error component(s) and ar. IID error component. The method estimates both of component parameters and utility parameters in order to obtain relative variance of SP data and RP data.

The artificial SP and RP data was created by using simulation and used for the analysis, and the estimation results of the error component method were compared with those of existing SP and RP combined methods.

The results show that regardless of data size, the parameters of the error component method models are similar to those assumed parameters

much more than those of the existing SP and RP combined models, indicating usefulness of the error component method. Also the values of time for error component method are more similar to those assumed values than those of the existing combined models. Therefore, we can conclude that the error component method is useful in combining SP and RP data and more efficient than the existing methods.