

■ 論 文 ■

SP 패널데이터의 Bias를 고려한 동적모델

Dynamic Model Considering the Biases in SP Panel data

남궁 문

(원광대학교 건축·도시·토목환경공학부 부교수)

성수련

(서남대학교 토목공학과 조교수)

최기주

(아주대학교 환경·도시공학부 교통공학전공 부교수)

이백진

(IDEC, Hiroshima University, Japan)

— 목 차 —

- | | |
|--------------|------------------|
| I. 서론 | 1. 조사의 개요 |
| II. 기본이론의 고찰 | 2. 횡단면모델 |
| 1. 횡단면모델 | 3. 동적모델 |
| 2. 동적모델 | IV. 결론 및 향후 연구과제 |
| III. 경로선택모델 | 참고문헌 |

Key Words : Attrition Bias, State Dependence, Cross-sectional Model, Dynamic Model, Panel

— 요 약 —

SP 데이터는 데이터 수집의 효율이 RP 데이터 보다 높고 장래의 교통 시스템의 조건이나 속성에 대한 응답자들의 태도를 조사 할 수 있다는 점에서 많이 사용되고 있으나 SP 데이터는 주요하게 두 가지 편위를 가지고 있는데 SP 설문조사시에 발생하는 응답편위와 SP 패널조사시에 발생하는 누락편위이다. 이러한 SP 데이터의 편위가 수정되지 않으면 장래의 잘못된 교통수요예측을 유발할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 SP 모델의 편위와 상태존도를 고려한 모델을 구축하기 위하여 6개의 횡단면 모델과 동적모델을 제안하였다. 횡단면 모델 중 RP데이터의 선택결과를 고려한 모델을 이용하여 SP모델의 편위를 보완할 수 있는 모델을 구축할 수 있었으며 동적모델의 경우에 패널데이터의 상태존도를 지수함수로 가정하여 상태존도를 고려한 동적모델을 구축하였다. 또한 패널조사시에 필연적으로 발생하는 누락데이터에 의한 누락편위를 모델에 고려하기 위하여 WESML방법을 적용하여 모델을 구축하였으며 그 결과 상태존도를 보다 세밀하게 제어함으로써 모델의 설명력을 개선시키고 향후 SP 패널데이터를 이용한 동적모델의 적용성을 높일 수 있음을 알 수 있었다. 본 연구에서는 모델의 유용성을 검토하기 위하여 전주시의 외각 지역인 호남제일문 방향에서 도심으로 접근하는 3개의 주경로(천변로, 기린로, 팔달로)에 대한 패널조사 자료를 바탕으로 모델을 구축하였다.

1. 서론

1980년 중반까지 교통수요예측모형은 선택된 결과나 의사결정후의 정보를 바탕으로한 데이터(Revealed Preference Data:이하 RP 데이터)를 근간으로 이루어 졌다. 그러나 이러한 접근방법은 실제적인 적용에 있어서 조사비용이나 조사하기 어려운 속성(질적 자료-편리성, 안전성 등)들 때문에 적용의 한계성을 드러내었으며 현재 존재하지 않거나 새로운 시스템의 도입에 따른 수요예측의 한계를 가지고 있었기 때문에 이러한 문제점을 해결하기 위하여 선호의식 데이터(Stated Preference Data:이하 SP 데이터)를 이용한 연구가 교통분야에 새로이 도입되어 현재까지 많은 개선을 이루며 널리 이용되고 있다(Ortúzar & Willumsen, 1994).

가상적으로 설정된 상황에서 사람이 표명한 선호 데이터를 SP 데이터라고 한다. 이 데이터는 가상적인 상황을 제시해서 한 개인으로부터 얻는 다중회답 자료이기 때문에 RP 데이터를 수집하는 경우보다 조사비용이 저렴하다는 장점을 가지고 있다(Morikawa, 1989). 또한 SP 데이터는 현 교통시스템 뿐만 아니라 현재 존재하지 않은 시스템의 조건이나 속성에 대한 응답자들의 태도를 조사할 수 있다는 점에서 많은 교통분석가들에게 그 사용의 타당성을 인정받고 있다(Hensher, 1994).

그러나 이러한 SP 데이터의 장점에도 불구하고 SP 모델은 두 가지 면에서 중요한 문제점을 가지고 있는데 첫째는 가상적인 상황에서 응답한 응답자가 가상적인 상황과 같은 실제적인 상황에 직면했을 때 설문에 응답한 내용대로 행동할 것인가 하는 문제이다. 둘째는 어떤 한 개인의 선호경향은 시간에 변할 수 있다는 것이다(Fujiwara et al, 1998). 즉, 개인의 통행행태 속성변화 또는 사회적 위치의 변화(조사될 수 있는 요인)나 정부의 교통정책에 대한 시민들의 태도(조사되지 않은 요인)등에 의하여 개인의 선호경향이 시간에 따라 변할 수 있다는 것이다.

SP 모델의 이 두 가지 문제는 새로운 교통시스템의 도입에 따른 교통계획에 있어서 잘못된 수요예측을 유발할 수 있는 원인이 될 수 있으며 또한 각 조사시점에 따른 교통수요가 조사시점에 따라 매년 다르게 측정되는 문제를 야기 할 수 있다.

먼저, 위에서 언급한 첫 번째 SP 모델의 문제를

보완하기 위하여 본 연구에서는 SP 모델에 RP 선택 데이터를 추가한 모델이 제안되었으며 또한 Ben-Akiva 와 Morikawa에 의하여 발전된 RP 모델과 SP 모델을 혼합하여 고려한 모델(RP\SP Combined Model)을 구축하였다(Ben-Akiva & Morikawa, 1990). 두 번째 SP 모델에서 발생하는 문제의 대안으로서 현재 주목을 받고 있으며 적용이 시도되고 있는 것은 패널 데이터(Panel Data)를 이용한 동적모델(Dynamic Model)이다(Kitamura, 1990).

패널 데이터는 어떤 새로운 시스템이나 정책이 시행되기 전이나 후에 개인에 따른 통행행태의 변화를 측정할 수 있다는 장점이 있으며 이러한 패널데이터를 이용한 모델은 어느 시점의 행동이 일시적 이상의 전 행동결과에 영향을 받는 상태의존(State Dependence)과 다시점 모델에서 오차항간의 상관에 관한 계열상관(山田菊子, 1991)등을 효과적으로 다룰 수 있다(Heckman, 1981; Daganzo & Sheffi, 1982)는 것은 지금까지의 연구에서(남궁 문·성 수련, 1999) 밝혀져 오고 있으며 본 연구에서는 문제의 단순성을 위하여 패널 데이터의 상태의존에 관하여만 논의하기로 한다.

일반적으로 패널 데이터는 일정한 시점들에서 반복적으로 조사되기 때문에 질적으로 우수한 데이터를 얻을 수 있음에 반하여 각 패널 조사시점에서 비응답(누락)된 표본의 수가 상당히 많게 된다. 따라서 이러한 패널데이터가 초기에 조사된 표본전체를 대표할 수 있는가 하는 문제가 중요시되고 있다(Willumsen & Ortúzar, 1994). 즉, 패널조사(Panel Survey)가 진행되는 각 시점에 연속적으로 빠지지 않고 참가한 응답자들과 누락된 응답자들은 통행행태에 있어서 다른 성향을 가지고 있기 때문에 이러한 누락편위(Attrition Bias)를 수정하지 않으면 장래의 잘못된 수요예측이 유도될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 누락편위(Attrition Bias)를 고려한 모델을 구축하는 것을 중요한 목표로 하여 모델을 구축할 것이며 분석을 위하여 현재 경제학분야에서 모델의 구축 및 평가를 위하여 많이 사용되고 있는 TSP 프로그램을 사용하였다.

본 연구에서는 아래와 같은 6개의 모델을 제안하였으며 각 모델에 대한 간략한 설명은 다음과 같다.

① 횡단면모델(Cross-Sectional Model) - 모델 I ~

모델Ⅲ : 횡단면 모델은 데이터가 조사된 한 시점만을 기준으로 모델을 구축하는 것으로 본 연구에서는 위에서 언급한 SP 모델의 첫 번째 문제를 보완하기 위하여 제안되었고, 각 패널 시점(wave)에서 조사된 SP데이터를 이용하여 모델을 구축하며 실제의 선택 데이터인 RP 데이터와의 혼합된 모델이 제안된다.

- ② 동적모델(Dynamic Model) - 모델Ⅳ~모델Ⅴ : 본 연구에서는 동적모델의 상태의존을 고려한 모델을 구축하기 위하여, 첫 번째 동적모델(모델Ⅳ)에서는 각 시점(wave t)에서 조사된 응답자들의 선택에 대하여 바로 전시점(wave $t-1$)에서의 선택결과가 모델에 고려되며 두 번째 동적모델(모델Ⅴ)에서는 패널데이터 조사기간동안 모든 시점에서의 전선택결과가 고려된다.
- ③ 누락편위를 고려한 동적모델 - 모델Ⅵ : 패널데이터의 조사기간동안에 필연적으로 발생하는 누락데이터에 의한 누락편위(Attrition Bias)를 고려한 모델을 구축한다. 이 모델을 구축하기 위하여 본 연구에서는 WESML(Weighted Exogenous Sampling Maximum Likelihood)방법(Ben-Akiva, 1985)을 동적모델에 확장하여 적용한다.

II. 기본 이론의 고찰

본 연구에서의 개별행태모형(Disaggregate Behavior Model)은 횡단면모델(Cross-Sectional Model)과 동적모델(Dynamic Model)로 대별하여 모형의 형태를 설정한다.

1. 횡단면모델(Cross-Sectional Model)

N 을 응답자의 총수라 하고 집합 C_n 을 개인 n 이 선택할 수 있는 모든 대안의 집합이라 가정하면 대안 i 에 대한 개인 n 의 효용함수(Utility function)를 $U_{in} = V_{in} + \epsilon_{in}$ 라 할 때 (여기에서, U_{in} =대안 i 에 대한 개인 n 의 효용도(Utility), V_{in} =관측 가능 효용(Systematic component), ϵ_{in} =비관측 효용(Random component)), 본 연구에서 고려되는 각 시점의 SP 데이터에 대한 개별행태모형의 효용함수는 다음과 같다.

$$U_{in,t}^{SP} = V_{in,t}^{SP} + \epsilon_{in,t}^{SP} \quad (1)$$

여기에서, $V_{in,t}^{SP} = \beta_t \cdot x_{in,t}^{SP}$ 이다.

또한 t 시점(wave)에서 개인 n 이 대안 i 를 선택할 확률은 식(2)과 같으며 모형정산을 위한 최대우도 함수식은 식(3)이며 계산의 편의를 위하여 로그(ln) 함수를 취한 식은 식(4)이다.

$$P_{in,t}^{SP}(i) = \frac{\exp(V_{in,t}^{SP})}{\sum_{j \in C_n} \exp(V_{in,t}^{SP}(j))}, \quad \text{all } i \neq j \quad (2)$$

$$L^* = \prod_{n=1}^N \prod_{i \in C_n} [P_{in,t}^{SP}(i)]^{\delta_{in,t}^{SP}} \quad (3)$$

여기에서

$\delta_{in,t}^{SP} = \begin{cases} 1 & \text{만약, 개인 } n \text{이 대안 } i \text{를 선택한다면} \\ 0 & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$ 이다.

$$L = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in C_n} \delta_{in,t}^{SP} [\beta_t x_{in,t}^{SP} - \ln \sum_{j \in C_n} \exp(\beta_t x_{in,t}^{SP}(j))] \quad (4)$$

횡단면모델의 경우에 본 연구에서는 SP 모델을 다음과 같은 3가지 모델형태로 설정한다.

1) 모델 I

모델 I에서는 SP 데이터에 대한 편위(Bias)가 수정되지 않은 모델로서 식(1)의 $V_{in,t}^{SP}$ 항은 식(5)과 같이 가정되며, 여기에서 $x_{in,t}^{SP}$ 은 각 개인에 대한 속성벡터이고 β_t 는 각 속성에 대한 계수벡터이다.

$$V_{in,t}^{SP} = \beta_t x_{in,t}^{SP} \quad (5)$$

2) 모델 II

SP데이터의 설문조사시 응답자의 응답이 자신의 실제 통행행태와 동일시하여 응답한 경우, 즉 SP 조사에서 제시된 가상적상황을 무시하고 자신이 실제 이용하고 있는 대안을 선택하는 경우에 데이터에 편위(Justification Bias)가 발생하게 되는데(山田菊子, 1991), 예를 들면 수단선택에 대한 SP조사의 경우 승용차 이용자는 제시된 각 수단들에 대한 시간·비용 등의 조건에 상관없이 다른 교통수단보다는 승

용차를 선택하려는 경향을 가지는 것이다(Morikawa, 1994).

따라서 본 연구에서는 이러한 RP 자료와 상태의존을 고려하기 위하여 식(1)의 $V_{in,t}^{SP}$ 항을 식(6)과 같이 정의한다. 식(6)에서 우변 항($\alpha_t w_{in,t}^{RP}$)은 현재의 RP 선택대안자료를 SP 모델과 함께 고려하기 위하여 추가된 항이며 본 연구에서는 RP선택의 결과가 모델구축에 사용되었다.

$$V_{in,t}^{SP} = \beta_t x_{in,t}^{SP} + \alpha_t w_{in,t}^{RP} \quad (6)$$

여기에서는

$w_{in,t}^{RP} = \begin{cases} 1 & t \text{ 시점에서 만약 개인 } n \text{ 이 대안 } i \text{ 를 선택한다면} \\ 0 & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$ 는 α_t 는 계수벡터이다.

3) 모델 III

RP\SP 데이터의 혼합된 모델(RP\SP Combined Model)을 구축하기 위하여 본 연구에서는 Ben-Akiva와 Morikawa에 의해서 발전된 척도계수(Scale factor- μ)를 이용한 접근방법을 이용한다(Ben-Akiva & Morikawa, 1990). 이 RP\SP 데이터를 혼합하여 모델을 구축하는 접근방식은 SP 데이터와 RP 데이터의 상호 문제점을 보완할 수 있다는 점에서 의의가 있으며 다음과 같은 과정을 거친다.

RP\SP의 혼합모델을 구축하기 위하여 먼저, 각 데이터의 오차 항은 조사되지 않는 요인들(Unobserved factors)에 의한 영향으로 인하여 동일한 분포를 갖는다고 가정할 수 없으므로 RP와 SP의 오차항의 표준편차의 비를 나타내는 척도계수 μ 를 사용함으로써 식(9)과 같이 오차 항을 표시할 수 있으며 이러한 가정 하에 RP와 SP데이터는 동일한 분포를 갖는다고 할 수 있다(Morikawa 1994). 따라서 RP 데이터를 이용한 모델의 효용함수를 $U_{in,t}^{RP}$ 라고 하고 SP 데이터에 의한 효용함수를 $U_{in,t}^{SP}$ 라고 할 때 두 효용함수의 관계는 척도계수 μ_t 를 이용하여 $U_{in,t}^{RP} = \mu_t(U_{in,t}^{SP})$ 와 같이 나타낼 수 있으므로, 각 RP와 SP 모델의 효용함수는 식(7), 식(8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$U_{in,t}^{RP} = V_{in,t}^{RP} + \epsilon_{in,t}^{RP} = (\beta_t x_{in,t}^{RP} + \gamma_t \theta_{in,t}^{RP}) + \epsilon_{in,t}^{RP} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mu_t(U_{in,t}^{SP}) &= \mu_t(V_{in,t}^{SP} + \epsilon_{in,t}^{SP}) \\ &= \mu_t\{(\beta_t x_{in,t}^{SP} + \alpha_t z_{in,t}^{SP}) + \epsilon_{in,t}^{SP}\} \quad (8) \end{aligned}$$

$$Var(\epsilon_{in,t}^{RP}) = \mu_t^2 Var(\epsilon_{in,t}^{SP}) \quad (9)$$

여기에서 $\beta_t, \alpha_t, \gamma_t$ 는 계수벡터, $x_{in,t}^{SP}, x_{in,t}^{RP}$ 는 RP와 SP에 공통으로 쓰이는 공통변수벡터이고 $z_{in,t}^{SP}$ 은 RP에 사용되지 않고 SP에만 사용되는 SP고유변수벡터, $\theta_{in,t}^{RP}$ 은 SP에 사용되지 않고 RP에만 사용되는 RP고유변수벡터이다.

만약, 식(7)과 식(8)에서 두개의 확률 오차 항이 평균은 0이고 분산만 다른 감벨분포(Gumbel Distribution)를 한다면 RP 모델의 선택확률식은 식(10)과 같이 쓸 수 있으며 척도계수 μ_t 를 이용하여 식(10)은 식(11)과 같이 SP 모델의 선택확률식을 이용하여 쓸 수 있다(Morikawa 등, 1992).

$$P_{in,t}^{RP}(i) = \frac{\exp(\beta_t x_{in,t}^{RP} + \gamma_t \theta_{in,t}^{RP})}{\sum_{j \in C_n} \exp(\beta_t x_{jn,t}^{RP} + \gamma_t \theta_{jn,t}^{RP})} \quad (10)$$

$$P_{in,t}^{RP}(i) = \frac{\exp[\mu_t(\beta_t x_{in,t}^{SP} + \alpha_t z_{in,t}^{SP})]}{\sum_{j \in C_n} \exp[\mu_t(\beta_t x_{jn,t}^{SP} + \alpha_t z_{jn,t}^{SP})]} \quad (11)$$

본 연구에서 사용된 RP\SP 데이터의 혼합모델에 대한 최대우도함수식은 각 패널시점(wave t)에 대하여 식(12)과 식(13)과 같이 쓸 수 있다.

$$L^* = \prod_{n=1}^{N^{SP}} \prod_{i \in C_n} [P_{in,t}^{SP}(i)]^{\delta_{in,t}^{SP}} \times \prod_{n=1}^{N^{RP}} \prod_{i \in C_n} [P_{in,t}^{RP}(i)]^{\delta_{in,t}^{RP}} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} L &= \sum_{n=1}^{N^{SP}} \sum_{i \in C_n} \delta_{in,t}^{SP} [\ln P_{in,t}^{SP}(i)] \\ &+ \sum_{n=1}^{N^{RP}} \sum_{i \in C_n} \delta_{in,t}^{RP} [\ln P_{in,t}^{RP}(i)] \quad (13) \end{aligned}$$

여기에서 N^{SP} 와 N^{RP} 는 SP와 RP데이터 각각의 표본수이다.

일반적으로 식(9)의 척도계수 μ 는 RP 데이터와 SP 데이터 사이의 효용함수의 오차항의 차이를 조정해주는 역할을 하며(즉, $\mu = \frac{Std(\epsilon_{in,t}^{RP})}{Std(\epsilon_{in,t}^{SP})}$), 일반적으로

SP데이터가 RP데이터에 비하여 오차의 정도가 더 크다고 생각됨으로 $\mu < 1$ 으로 기대되며 반대의 경우에는 RP 데이터가 SP 데이터에 비하여 더 오차가 많은 것으로 판단된다(Ortúzar & Willumsen, 1994). 또한 Morikawa(1994)은 이 모델이 SP 데이터의 편위를 세밀하게 고려 할 수 있음을 보여 주었다.

2. 동적모델(Dynamic Model)

패널데이터를 이용한 동적모델은 서론에서 언급한 바와 같이 SP 모델의 편위를 고려할 수 있다는 점에서 상당히 유용하다고 할 수 있으며, 본 연구에서는 모델 내에 존재하는 상태의존(State Dependence)에 대하여만 논의한다.

SP 데이터를 이용한 동적모델에 대한 식은 다음과 같으며 각 패널시점(wave t)에서 조사된 데이터와 그 전 시점(wave $t-1$)에서 조사된 데이터가 동적모델에서 함께 고려된다.

개인 n 이 패널 조사시간(T_n)동안의 선택에 대한 결합확률($P(C_{in}^{SP})$)은 식(14)와 같다.

$$P(C_{in}^{SP}) = \prod_{t=1}^{T_n} [P_{in,t}^{SP}(i)]$$

$$= \prod_{t=1}^{T_n} \frac{\exp(V_{in,t}^{SP})}{\sum_{j \in C_n} \exp(V_{j,t}^{SP})} \quad (14)$$

여기에서 $C_{in}^{SP} = \{\delta_{in,t}^{SP} | \delta_{in,t}^{SP} = (0, 1); i = 1, \dots, J_n^{SP}; t = 1, \dots, T_n^{SP}\}$ 이며 $\delta_{in,t}^{SP}$ 는 각 wave t 시점에서 대안 i 의 선택결과이다.

1) 모델 IV

본 연구에서는 기본적인 동적선택모델을 구축하기 위하여 식(15)에 나타난 바와 같이 현재(wave t)의 SP 선택이 전 시점(wave $t-1$)의 RP 선택에 영향을 받는다고 가정되며 모델 IV는 식(6)에서 보여진 횡단면모델(Cross-Sectional Model) II와 비슷한 개념으로 볼 수 있다.

$$V_{in,t}^{SP} = \beta x_{in,t}^{SP} + \lambda \delta_{in,t-1}^{RP} \quad (15)$$

여기에서

$$\delta_{in,t-1}^{RP} = \begin{cases} 1 & t-1 \text{시점에서 만약 개인 } n \text{이 대안 } i \text{를 선택하면} \\ 0 & \text{그렇지 않으면} \end{cases}$$

이다.

식(15)을 식(14)에 대입하여 풀어보면 식(16)과 같이 되며 최대우도함수식은 식(17)과 같다.

$$P(C_{in}^{SP}) = \prod_{t=1}^{T_n} \frac{\exp(V_{in,t}^{SP})}{\sum_{j \in C_n} \exp(V_{j,t}^{SP})}$$

$$= \prod_{t=1}^{T_n} \frac{\exp(\beta x_{in,t}^{SP} + \lambda \delta_{in,t-1}^{RP})}{\sum_{j \in C_n} \exp(\beta x_{j,t}^{SP} + \lambda \delta_{j,t-1}^{RP})} \quad (16)$$

$$L = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \sum_{i \in C_n} \delta_{in,t}^{SP} \cdot [(\beta x_{in,t}^{SP} + \lambda \delta_{in,t-1}^{RP}) - \ln \sum_{j \in C_n} \exp(\beta x_{j,t}^{SP} + \lambda \delta_{j,t-1}^{RP})] \quad (17)$$

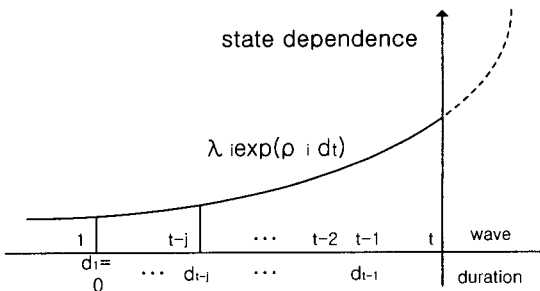
모델 IV는 상태의존의 영향이 시간에 따라 일정하며 초기 패널 조사시점에서부터 경과된 시간의 길이와는 무관하다고 가정되며, 오차 항에 의한 계열상관은 본 논문의 서론에서도 언급한 바와 같이 문제의 단순성을 위하여 고려하지 않으며 또한, 모델 구축시 최초의 패널조사시점(wave 1)에 대한 전 선택은 고려되지 않는다는 점에 주의하여야 한다.

2) 모델 V

상태의존의 시간에 따른 정도를 알아보기 위하여 본 연구에서는 다음과 같이 패널 조사가 이루어진 전체 기간에 대한 응답자의 선택을 고려한 모델을 구축하기 위하여 식(18)과 같이 $V_{in,t}^{SP}$ 를 정의하며 식의 우변 항이 t 시점까지 누적상태의존(Cumulated State Dependence)을 고려한 항이다.

$$V_{in,t}^{SP} = \beta x_{in,t}^{SP} + \lambda_i \sum_{d=1}^{t-1} [\delta_{in,t-d}^{RP} \exp(\rho_i d)] \quad (18)$$

여기에서 d_i (duration)은 패널의 첫 번째 시점(wave 1)에서 t 시점까지의 기간이다. 그리고 ρ_i 과 λ_i 은 <그림 1>에서 나타난 바와 같이 상태의존의 영향을 나타내는 지수함수의 척도계수(Scale Parameters)이며 i 은 각 대안을 의미한다. 모델 V에서는 개인의 SP 선택(t)이 바로 전 RP선택($t-1$)뿐만 아니라 패널 조사가 시행되는 동안의 전체 RP선택에 의해서



〈그림 1〉 누적상태의존 효과의 시간에 따른 변화

〈표 1〉 3시점인 경우의 누적상태의존을 고려한 예

패널조사 시점	d_t	$V_{m,t}^{SP}$
wave1	1	$\beta x_{m,1}^{SP}$
wave2	2	$\beta x_{m,2}^{SP} + \lambda_i \delta_{m,1}^{RP}$ ($d_1=0$)
wave3	3	$\beta x_{m,3}^{SP} + \lambda_i [\delta_{m,1}^{RP} + \delta_{m,2}^{RP} \exp(\rho_i)]$ ($d_2=1$)

도 영향을 받으며 이 관계는 가까운 과거의 선택일 수록 현재의 선택에 더 많은 영향을 미치는 것으로 가정하여 〈그림 1〉과 같은 척도계수(ρ_i, λ_i)를 가지는 지수함수의 형식으로 상태의존함수를 표시한다. 여기에서 ρ_i 는 가까운 과거의 선택일수록 현재의 선택에 더 많은 영향을 미치는 것을 의미하므로 0보다 커야 하며 λ_i 도 상태의존도의 증가를 나타내므로 0보다 커야 한다.

본 연구의 경우에 대하여 예를 들면 각 시점(wave)에서의 $V_{m,t}^{SP}$ 는 〈표 1〉과 같다. 여기에서 주의해야 할 점은 모델 IV에서와 마찬가지로 첫 번째 시점(wave 1)에 대한 전 선택은 존재하지 않으므로 전 선택에 대하여 고려하지 않는다.

3) 모델 VI

본 논문의 서론에서도 언급한 바와 같이 패널조사의 기간동안 꾸준히 설문에 응답한 응답자와 그렇지 못한 응답자 사이에는 선호도, 즉 어떤 대안(예를 들면, 신교통시스템)에 대한 선호의 차이가 존재할 것으로 판단된다. 따라서 이러한 응답자들의 누락에 의한 편위(Attrition Bias)를 고려한 동적모델을 구축하기 위하여 본 연구에서는 각 누락형태에 따라서 층화샘플링방법을 사용하여 3가지 그룹으로 구분하였으며

각 그룹에 따른 가중치를 적용한 최대우도함수를 구하기 위하여 WESML(Weighted Exogenous Sampling Maximum Likelihood) 방법을 사용하였다(Ben-Akiva, 1985).

먼저, 표본이 무작위추출에 의하고 응답자 n 이 설문에 계속적으로 응답할 확률($A_{n,t}$)은 그 개인의 사회적 속성에 따른 함수로 표시할 수 있고 식(19)와 같이 쓸 수 있다.

$$A_{n,t} = f(\theta, S_{n,t}) \tag{19}$$

여기에서 θ 는 누락여부에 따른 계수벡터이고 $S_{n,t}$ 는 사회적 속성변수이다.

함수 $f(\theta, S_{n,t})$ 은 모집단 S_n 에서 θ 를 선택할 확률이므로 $f(\theta, S_{n,t}) = P(\theta|S_{n,t}) \cdot P(S_{n,t})$ 으로 쓸 수 있다. 실제 조건부확률 $P(\theta|S_{n,t})$ 은 이 함수식을 개인에 대한 대안선택의 조건부 확률로 확장하여 생각하는 것이 좀 더 명확하다고 할 수 있으며 $P(\theta|S_{n,t}) = P(i \setminus x_{n,t}, \beta)$, 여기에서 $x_{n,t}$ 은 속성변수, i 은 선택 대안, β 는 계수벡터이다. 과 같이 쓸 수 있으므로 식(19)은 다음과 같은 식(20)으로 바꿔 쓸 수 있다.

$$A_{n,t} = f(\theta, S_{n,t}) = P(\theta|S_{n,t}) \cdot P(S_{n,t}) = P(i \setminus x_{n,t}, \beta) \cdot P(x_{n,t}) \tag{20}$$

따라서 β 를 추정하기 위하여 최대우도함수식을 전개하면 식(22)과 같다.

$$L^* = \prod_{n=1}^N \prod_{i \in C_n} f(\theta, S_{n,t})^{\delta_{m,t}} = \prod_{n=1}^N \prod_{i \in C_n} P(i \setminus x_{n,t}, \beta)^{\delta_{m,t}} \cdot P(x_{n,t}) \tag{21}$$

$$L = L^* = \sum_{n=1}^N \sum_{i \in C_n} \delta_{m,t} \ln P(i \setminus x_{n,t}, \beta) + \sum_{n=1}^N \ln P(x_{n,t}) \tag{22}$$

식(22)의 우변 항은 최대우도값을 구하는 β 값을 구하는데 아무런 영향을 주지 못하므로 무시되며 실제 추정시 식(22)의 좌변항만을 이용하여 β 값을 추정한다. 본 연구에서는 좌변항의 확률식이 $P(i \setminus x_{n,t}, \beta) =$

$P(C_{in}^{SP})$ 이고, 식(22)의 최대우도함수식은 표본이 무작위 추출된 것을 가정하여 추정한 식이며 본 논문에서 사용된 층화추출법에 대한 최대우도함수식은 각 그룹(k) 대한 누락확률의 역수가 포함된 식(23)과 같이 된다. 예를 들어 표본이 선택에 근거한다고 가정하고, 표본 중 대중교통의 선택율이 실제 대중교통의 선택율에 비하여 2배가 많다고 가정하면 이에 따른 영향을 추정하는 변수에 고려하기 위하여 식(22)의 우도함수에 $1/2$ (식(23)의 $(1/A_{kn,t})$)을 곱하여 표본에 의하여 추가되는 영향을 $1/2$ 만큼 줄여주는 것이 타당하며 이러한 개념에 의하여 식(23)과 같은 가중치를 적용한 최대우도함수를 도출하였다(Ben-Akiva et al, 1985).

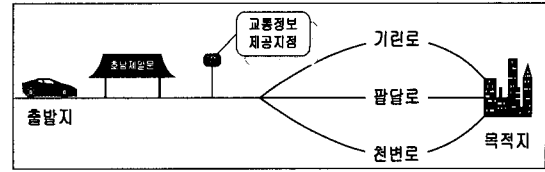
$$L = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_n} \delta_{in,t} (1/A_{kn,t}) \ln P(C_{in}^{SP}) \quad (23)$$

III. 경로선택모델

본 장에서는 모델의 유효성을 검토하기 위해 실제 전주시로 군산 및 익산 등지에서 접근하는 도로를 대상으로 한 패널자료를 이용하여 경로선택모델을 구축하며 서론에서 언급한 바와 같이 각 경로선택모델의 비교분석을 위하여 3개의 횡단면 모델(모델 I~III)과 2개의 동적모델(모델 IV~V), 마지막으로 누락편위를 고려한 동적모델(모델 VI)을 구축한다. 특히 동적모델의 경우에 모델 IV는 각 시점(wave t)에서 조사된 응답자들의 선택에 대하여 바로 전 시점(wave $t-1$)의 선택이 고려되며 모델 V와 모델 VI의 경우에는 패널기간 동안 모든 시점의 전 선택이 고려된다.

1. 조사의 개요

본 연구대상지역의 개념도는 <그림 2>와 같다. 전주시의 외곽 지역인 호남제일문 방향에서 도심으로 접근하는 3개의 주경로에 대하여 도심까지의 통행시간을 측정하였으며 이를 바탕으로 하여 각 경로에 대한 통행시간 정보의 수준을 결정하였다. 본 연구의 세 대상 도로는 팔달로가 기린로와 천변로에 비하여 노선길이가 짧지만 차선 폭이 좁고, 차량 지체가 가장 심하여 첨두시 평균 여행시간이 많이 소요되는 것으로 조사되었다. 따라서 운전자들은 팔달로의 혼잡



<그림 2> 조사대상 지역의 개념도

<표 2> 선택경로별 통행시간 정보의 수준

경로	수준	1수준	2수준	3수준
기린로		10분	20분	30분
팔달로		15분	25분	35분
천변로		10분	20분	30분

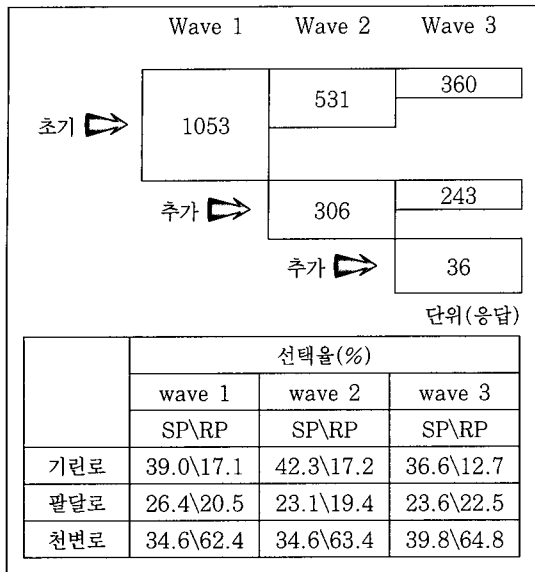
상황을 피하기 위하여 기린로와 천변로의 이용을 고려할 것이며 본 연구에서는 이 세 도로가 서로 선택 대안이 될 수 있는 도로로 판단하여 연구의 대상도로로 선정하였다."

SP 설문조사는 호남제일문 방향에서 전주시 도심 방향으로 출근하는 경우 도심으로 접근하는 기린로, 팔달로, 천변로에 대한 통행 시간정보를 제공하는 상태에 대해 수행되었다.

통행시간에 대한 정보는 각 선택경로에 대하여 3수준의 통행시간 정보가 제공되었고 각 패널조사시점에서 수준 값의 변화 없이 동일한 수준의 통행시간 정보를 제공하여 반복 조사를 실시하였다. 제공된 통행시간 정보의 수준은 <표 2>와 같고 1인의 응답자에게 각 선택경로별 통행시간정보에 대해 9종류의 카드가 제시되는 SP조사가 실시되었다. 기타 조사 항목은 개인에 대한 속성, 평상시 선호경로, 주당 경로별 이용 회수, 평상시 통행시간등으로 이루어졌고, 여기에서 평상시 통행시간은 응답자들이 3가지 대안경로(천변로, 팔달로, 기린로)에 대한 평상시의 통행시간에 대하여 응답하였으며 RP모델의 통행시간데이터로 사용되었다. 또한 평상시 선호경로는 본 연구에서 RP선택경로로 사용되었다.

본 연구에서는 통행시간과 이용경험에 대한 변수를 모델의 주요 변수로 주로 사용하였기 때문에 다른 지역으로의 적용가능성이 높을 것으로 판단된다.

본 연구의 패널조사는 총 3회에 걸쳐 시행되었으며 1996년 2월 12일부터 2월 23일까지 1차 조사를 실시하였으며 2차 조사는 4월 12일부터 4월 22일까지, 그리고 3차 조사는 6월 17일부터 7월 1일 까지



〈그림 3〉 각 패널시점의 SP데이터 구성과 대안 경로별 선택율

약 2개월 단위로 시행되었다. 각 패널 조사시점에 따른 SP응답수와 대안경로별 선택율은 〈그림 3〉과 같다.

2. 횡단면모델(Cross-sectional Model)

1) 모델 I

〈표 3〉은 각 패널 시점에 따른 SP 데이터와 RP 데이터를 이용하여 모델을 각각 추정한 결과를 나타낸 것이다. 각 변수들에서 모두 타당한 부호 조건을 나타내고 있는데 시간에 대한 변수의 경우 SP와 RP모델에서 모두 음(-)의 부호를, 경험변수의 경우 모두 양(+)의 부호조건을 나타내고 있으며 RP모델의 경우에 기린로, 팔달로 상수가 음의 부호를 나타낸 반면에 SP 모델의 경우에는 각 패널시점(wave)에서 양의 부호조건을 나타내며 증가한 것은 통행시간 정보를 제공하기 전, 즉 RP 선택의 경우 천변로를 선택한 이용자가 많은 반면 통행시간 정보를 제공한 후의 즉, SP 선택의 경우에는 기린로와 팔달로를 선택하는 이용자가 상대적으로 증가하는 것을 나타내고 있으며 〈그림 3〉에서 선택율의 변화를 참조하여 볼 때 타당한 모델이 구축되었음을 알 수 있다. 또한 통행시간정보를 제공한 후, 즉 SP선택에

서 천변로의 선택율이 RP 선택율에 비하여 감소되어 기린로의 선택율과 비슷하게 된 것은 〈표 2〉에서 제공한 시간정보의 영향으로 판단되며 따라서 응답자들은 통행시간에 의하여 영향을 받았다고 할 수 있다.

2) 모델 II : RP 선택을 고려한 모델

앞의 제 II장에서 언급한 바와 같이 모델 II의 경우는 설문에 답한 응답자들이 SP질문에 대한 응답시에 발생할 수 있는 Justification 편위를 수정한 모델을 구축하기 위하여 조사된 패널시점에 대한 RP 경로선택을 고려하여 모델이 구축 되었으며 그 결과는 〈표 4〉와 같다. 추정된 각 시점에서의 모델의 적합도($\bar{\rho}^2$)가 모델 I에 비하여 크게 높지는 않으나 모든 패널시점에서 높게 나타나 SP 데이터의 편위를 현재의 RP 선택결과를 이용한 모델로 수정할 수 있음을 알 수 있으며 wave 2, wave 3에서 팔달로에 대한 RP 변수는 본 연구에서는 유효하지 않았기 때문에 모델의 변수에서 제외하였다.

3) 모델 III : RP\SP의 혼합모델

RP\SP 데이터의 혼합된 모델(RP\SP Combined Model)을 구축한 결과는 〈표 5〉와 같다. 본 연구에서는 모델 II을 기본 SP모델로 설정하고 RP모델과 혼합된 모델을 구축하였다.

각 패널시점에서 모든 변수의 부호 조건은 타당하게 나타났으며 적합도 또한 유의한 것으로 나타나고 있다. 척도계수(μ)의 경우 wave 1과 wave 2에서는 1보다 큰 값으로 추정되어 RP 데이터가 SP 데이터에 비하여 오차가 더 많은 것으로 나타났으며 wave 3에서의 척도계수(μ)는 0.971로 1보다 적은 값으로 추정되어 wave 3에서는 RP데이터가 더 신뢰할 수 있는 것으로 나타났다. 〈표 5〉에서 알 수 있는 바와 같이 모델의 척도계수가 각 패널시점(wave)에서 크게 변하고 있으며 이는 모델의 추정치들이 시간에 따라 안정되지 않다는 것을 보여주고 있으며 이는 모델 내에 상태의존이 존재함을 보여주고 있다. 또한 각 패널시점에서 적합도가 모델 II에 비하여 떨어지고 있으므로 차후 SP데이터의 편위를 제거하기 위한 동적모델을 구축하기 위해 모델 II를 이용하기로 한다.

〈표 3〉 모델 I : 각 패널시점의 SP, RP모델

SP 데이터 : $V_{in,t}^{SP} = \beta_t x_{in,t}^{SP}$			RP 데이터 : $V_{in,t}^{RP} = \beta_t x_{in,t}^{RP}$		
wave 1					
변수명	추정계수	t 값	변수명	추정계수	t 값
기린로 상수	0.460	1.757	기린로 상수	-1.259	-4.923
팔달로 상수	0.590	2.019	팔달로 상수	-0.863	-3.418
통행 시간	-0.140	-21.801	통행 시간	-0.065	-2.514
기린로 경험	0.424	2.305			
팔달로 경험	0.372	1.626			
천변로 경험	0.628	2.622			
$-2[(L(0) - L(\beta))$	736.370		$-2[(L(0) - L(\beta))$	48.301	
ρ^2	0.318		ρ^2	0.189	
$\overline{\rho^2}$	0.313		$\overline{\rho^2}$	0.165	
Num. of Sample	1053		Num. of Sample	117	
wave 2					
변수명	추정계수	t 값	변수명	추정계수	t 값
기린로 상수	0.527	1.992	기린로 상수	-1.148	-3.890
팔달로 상수	0.316	0.982	팔달로 상수	-0.741	-2.482
통행 시간	-0.148	-19.621	통행 시간	-0.121	-3.503
기린로 경험	0.504	2.782			
팔달로 경험	0.410	1.586			
천변로 경험	0.551	2.117			
$-2[(L(0) - L(\beta))$	647.190		$-2[(L(0) - L(\beta))$	49.880	
ρ^2	0.352		ρ^2	0.244	
$\overline{\rho^2}$	0.345		$\overline{\rho^2}$	0.215	
Num. of Sample	837		Num. of Sample	93	
wave 3					
변수명	추정계수	t 값	변수명	추정계수	t 값
기린로 상수	0.456	1.226	기린로 상수	-1.495	-3.864
팔달로 상수	0.306	0.727	팔달로 상수	-0.460	-1.367
통행 시간	-0.178	-17.828	통행 시간	-0.178	-3.519
기린로 경험	0.446	1.762			
팔달로 경험	0.743	2.263			
천변로 경험	0.983	2.746			
$-2[(L(0) - L(\beta))$	610.980		$-2[(L(0) - L(\beta))$	78.001	
ρ^2	0.435		ρ^2	0.295	
$\overline{\rho^2}$	0.427		$\overline{\rho^2}$	0.256	
Num. of Sample	639		Num. of Sample	71	

3. 동적모델(Dynamic Model)

본 장에서는 앞장에서 언급한 바와 같이 3가지의 동적모델이 구축되며 각 모델들은 횡단면 모델 II을 기본으로 구축되었다. 특히 모델 VI, 즉 누락편위를

고려한 모델을 구축하기 위하여 〈그림 3〉을 참고로 각 그룹을 패널조사의 각 시점에 대하여 참가-누락, 참가-참가-누락, 참가-누락-누락의 총 3개의 그룹으로 나누었으며 모델구축시 사용된 누락확률을 〈표 6〉에 나타내었다.

〈표 4〉 모델 II : 각 시점의 RP 선택을 고려한 모델

변수명	$V_{in,t}^{SP} = \beta_t x_{in,t}^{SP} + \alpha_t w_{in,t}^{RP}$					
	wave 1		wave 2		wave 3	
	추정계수	t 값	추정계수	t 값	추정계수	t 값
기린로 상수	0.442	1.674	0.503	1.891	0.521	1.382
팔달로 상수	0.567	1.931	0.290	0.898	0.358	0.834
통행 시간	-0.138	-20.837	-0.147	-18.883	-0.173	-16.893
기린로 선택	0.997	2.147	1.034	1.993	1.978	2.831
팔달로 선택	0.759	1.557				
천변로 선택	0.731	2.297	0.355	1.067	2.414	2.351
기린로 경험	0.395	2.135	0.466	2.553	0.385	1.496
팔달로 경험	0.343	1.495	0.402	1.550	0.716	2.173
천변로 경험	0.552	2.287	0.496	1.896	0.947	2.586
$-2[(L(0) - L(\beta))]$	749.734		652.532		631.648	
ρ^2	0.324		0.355		0.450	
$\bar{\rho}^2$	0.316		0.346		0.438	
Num. of Sample	1053		837		639	

〈표 5〉 RP\SP 혼합모델 (Combined Model)

변수명	$L = \sum_{n=1}^{N^{SP}} \sum_{i=1}^{RP} \delta_{in,t}^{SP} [\ln \Pr_{in,t}^{SP}(i)] + \sum_{n=1}^{N^{RP}} \sum_{i=1}^{RP} \delta_{in,t}^{RP} [\ln \Pr_{in,t}^{RP}(i)]$					
	wave 1		wave 2		wave 3	
	추정계수	t 값	추정계수	t 값	추정계수	t 값
기린로 상수	0.210	1.395	0.415	1.667	0.537	1.290
팔달로 상수	0.270	0.154	0.239	0.872	0.369	0.817
통행 시간	-0.066	-2.517	-0.121	-3.506	-0.178	-3.519
기린로 선택	0.474	1.638	0.854	1.738	2.039	2.218
팔달로 선택	0.361	1.330				
천변로 선택	0.348	1.670	0.293	1.007	2.487	1.921
기린로 경험	0.188	1.629	0.384	2.067	0.397	1.380
팔달로 경험	0.163	1.286	0.332	1.420	0.738	1.857
천변로 경험	0.262	1.695	0.409	1.672	0.976	2.101
기린로 RP상수	-1.260	-4.923	-1.148	-3.890	-1.495	-3.864
팔달로 RP상수	-0.863	-3.419	-0.741	-2.482	-0.460	-1.367
μ	2.102	2.499	1.212	3.447	0.971	3.445
$-2[(L(0) - L(\beta))]$	798.036		702.408		677.632	
ρ^2	0.311		0.347		0.434	
$\bar{\rho}^2$	0.301		0.333		0.420	
Num. of Sample	1170		930		710	

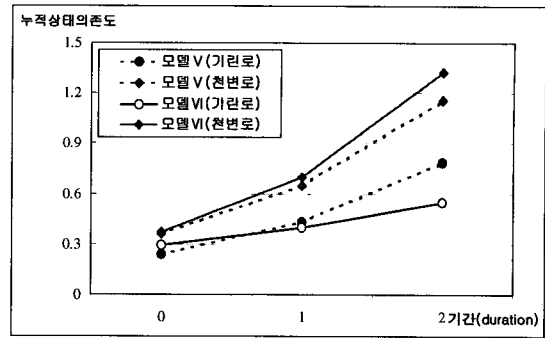
각 동적모델의 추정결과는 〈표 7〉과 같다. 모델 IV의 경우 모든 변수에서 타당한 부호조건을 나타내고 있으며 이 모델의 경우는 동적모델의 상태의존을 고려하지 않은 기본 모델이 된다. 시간에 따른 상태의

준을 고려한 모델 V의 경우 먼저 상태의존의 정도를 나타내는 계수인 λ 와 ρ 의 경우는 전 장에서 예상한 바와 같이 0보다 큰 값으로 타당한 부호조건을 나타내고 있으며 적합도도 0.357로 분석되었다. 각 경로

〈표 6〉 누락확률(Attrition Probability)

그룹	응답수	참가자	누락자	누락확률
참가 - 누락	1359	(1053+306) =1359	(1053-531) + (306-243) =585	(585/1359)×100 =43.0%
참가 - 참가 - 누락	531	531	(531-360) =171	(171/531)×100 =32.2%
참가 - 누락 - 누락	522	(1053-531) =522	(1053-531) =522	(522/522)×100 =100%

에 대한 상태의존의 계수를 비교하여 보면 천변로 ($\lambda_c=0.360$)를 선호하는 이용자의 경우가 기린로 ($\lambda_k=0.239$)를 선호하는 이용자의 경우보다도 상태의존의 정도가 더 높다는 것을 알 수 있다. 즉, 천변로에 대한 천변로 이용자의 선호도가 기린로에 대한 기린로 이용자의 선호도에 비하여 높다고 할 수 있을 것이다. 또한 모델 IV의 적합도($\bar{\rho}^2=0.355$)보다 모델 V의 적합도($\bar{\rho}^2=0.357$)로 높게 나타나고 있어 패널데이터의 상태의존을 고려함으로써 더 정밀한 모델을 구축할 수 있었으며 본 연구의 경우에는 패널 조사기간이 짧았기 때문에 누적된 상태의존의



〈그림 4〉 각 경로에 따른 누적상태의존도

정도가 작고 적합도 개선의 정도가 낮게 나타나고 있으나 패널 조사시점이 계속된다면 상태의존을 고려함으로써 더 높은 모델의 개선효과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

누락편위를 고려한 모델 VI의 경우 모든 부호조건은 타당한 것으로 판단되며 〈그림 4〉에서 나타난 바와 같이 상태의존계수의 경우 모델 V의 천변로와 기린로에 대한 상태의존계수를 모델 VI에서 기린로에 대하여는 더 낮게(0.594→0.316), 천변로에 대하여는 더 높게(0.584→0.638) 재조정하여 데이터의 누락에 따른 모델의 편위를 고려하여 줌으로써 상태의존의 효과를 더 세밀하게 조절할 수 있음을 알 수 있다.

〈표 7〉 동적모델

변수명	모델 IV		모델 V		모델 VI	
	추정계수	t 값	추정계수	t 값	추정계수	t 값
기린로 상수	0.587	3.517	0.650	3.776	0.711	5.201
팔달로 상수	0.493	2.561	0.580	2.599	0.585	3.727
통행 시간	-0.151	-34.441	-0.152	-34.376	-0.156	-44.950
기린로 경험	0.376	3.301	0.366	3.190	0.324	3.633
팔달로 경험	0.493	2.561	0.472	3.113	0.545	4.512
천변로 경험	0.654	4.138	0.633	3.980	0.658	5.313
전 RP 선택 λ	0.373	4.500				
λ_k			0.239	1.064	0.292	2.022
ρ_k			0.594	0.489	0.316	0.452
λ_c			0.360	2.704	0.369	4.095
ρ_c			0.584	1.200	0.638	2.094
$-2[L(0) - L(\beta)]$	1986.011		2005.394		3538.711	
ρ^2	0.357		0.361		0.375	
$\bar{\rho}^2$	0.355		0.357		0.373	
Num. of Sample	2529		2529		2529	

〈표 8〉 각 모델의 적합도 비교

비교 그룹	모델 쌍	χ^2
A	모델 V : 모델 IV	19.38
B	모델 VI : 모델 V	1533.32
C	모델 VI : 모델 IV	1552.70

따라서 설문에 지속적으로 참가한 응답자들은 기린로에 비하여 천변로를 더 선호하며 상태의존의 정도는 천변로의 선호자들이 더 높은 것으로 분석된다. 모델 VI의 모형의 적합도도 0.373으로 상당히 개선되었음을 알 수 있다.

모델 IV~VI의 비교를 위하여 적합도검정을 수행하면 〈표 8〉과 같다. 검정 방법으로는 적합도의 지표인 χ^2 값의 각 모델간의 차에 대하여 각 모델의 자유도의 차를 자유도로 하는 χ^2 분포를 따른다고 가정하여 실시되었다(성수련 등, 1999).

〈표 8〉에서 χ^2 값은 모델 쌍 $i: j$ 일 때 다음 식(24)와 같이 구할 수 있다.

$$\chi^2 = \chi^2(\text{모델 } i) - \chi^2(\text{모델 } j) \quad (24)$$

상태의존을 고려한 모델(모델 V, VI)이 고려하지 않은 모델(모델 IV)에 비하여 유의하게 적합도가 높게 나타났으며(비교그룹 A, C), 또 누락확률을 고려한 모델이 그렇지 않은 모델보다 더 유의하게 적합도가 높은 것(비교그룹 B)으로 분석되었다. 이러한 각 모델의 적합도 비교 결과는 상태의존과 누락편위의 모델에의 도입 타당성을 나타냄을 알 수 있다.

IV. 결론 및 향후 연구과제

본 연구는 SP데이터를 이용함에 따라 모델 내에 존재하는 편위를 고려한 모델을 구축하기 위하여 전주시를 대상으로 패널조사를 실시하였으며 다음과 같은 6개의 모델을 구축하였다.

먼저, 횡단면모델(Cross-sectional Model) 중 RP의 선택결과를 고려한 모델 II를 이용하여 SP데이터의 Justification 편위를 수정한 모델을 구축할 수 있음을 알 수 있었으며 또한 SP와 RP 데이터의 혼합모델의 경우에서도 타당한 모델을 구축할 수 있었으며 적합도의 개선은 모델 II의 경우에서 더 높았다.

동적모델의 경우 모델 V에서 응답자들의 상태의존(State dependence)도를 지수함수로 가정하여 모델을 구축한 결과 패널데이터의 상태의존을 고려한 모델을 구축할 수 있음을 알 수 있었으며 본 연구대상지의 경우에는 천변로를 선호하는 이용자들이 기린로를 이용하는 이용자들에 비하여 높은 상태의존을 가지고 있는 것으로 분석되었다.

마지막으로, 패널데이터의 누락편위를 고려한 모델을 구축한 결과 모델 V에서 추정된 상태의존계수들과 각 변수의 계수들을 누락편위의 효과를 고려하여 재조정하여 줌으로서 패널조사에 따른 동적모델 시에 상태의존의 정도를 세밀하게 재조정 할 수 있는 모델을 구축할 수 있음을 알 수 있었다.

향후의 연구과제로는 설문조사시에 필연적으로 발생할 수밖에 없는 미 응답데이터의 보정방법에 대한 연구가 필요한 것으로 판단된다. 이러한 미 응답데이터의 효과적인 보정은 설문비용의 감소와 모델의 정확도를 높일 수 있는데 기여할 것이다.

참고문헌

1. 남궁문·성수련, 선호의식 Panel Data를 이용한 동적경로선택행동분석, 대한교통학회지, 대한교통학회, 제17권 제3호(통권44호), pp.47~60, 1999.
2. 남궁문의3명, 공분산구조모델에 의한 경로선택행태 모델, 대한토목학회지, 대한토목학회, 제18권 제 III-6호, pp.791~801, 1998.
3. 서승환, 다경로 여행시간정보 제공에 대한 운전자의 동적경로선택행동 모델, 석사학위논문, 원광대학교, 1997.
4. 山田菊子, 系列相關を持つRPデータとSPデータを同時に用いる交通行動モデルの推定法, 碩士學位論文, 京都大學, 1991.
5. Ben-Akiva, M. and Lerman, S., Discrete Choice Analysis : Theory and Application to Travel Demand, The MIT Press, pp.217~244, 1985.
6. Ben-Akiva, M., and Morikawa, T., Estimation of travel demand models from multiple data sources, Proceedings 11th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, Japan, 1990.

7. Daganzo, C. and Sheffi, Y., Multinomial probit with time-series data : unifying state dependence and serial correlation models, *Environment and Planning A* 14, pp.1377~1388, 1982.
8. Heckman, J., Statistical models for discrete panel data, In C. Manski and D. McFadden(eds), *Structural Analysis of Discrete Data with Econometrics Applications*, The MIT press, pp.114~178, 1981.
9. Hensher, D., Stated preference analysis of travel choices : The state of practice, *Transportation* 21(2), pp.107~133, 1994.
10. Kitamura, R. and Bovy, P., Analysis of attrition biases and trip reporting errors for panel data, *Transportation Research* 21A(4/5), pp.287~302, 1987.
11. Kitamura, R., Panel analysis in transportation planning : An overview, *Transportation Research* 24A(6), pp.401~415, 1990.
12. Morikawa, T., Correcting state dependence and serial correlation in the RP/SP combined estimation method, *Transportation* 21(2), pp.153~165, 1994.
13. Ortúzar, J. de D. and Willumsen, L.G., *Modelling Transport*, JOHN WILEY & SONS, pp.22~23, 1994.
14. Sugie, Y., Zhang, J. and Fujiwara, A., Dynamic discrete choice models considering unobserved heterogeneity with mass point approach, *Infrastructure Planning Review* 13, JSCE, pp.623~632, 1996.

✉ 주 작 성 자 : 남궁 문

✉ 논문투고일 : 2000. 6. 9

논문심사일 : 2000. 7. 5 (1차)

2000. 8. 18 (2차)

2000. 10. 26 (3차)

2000. 12. 1 (4차)

심사관정일 : 2000. 12. 1