논리연구 22-1(2019) pp. 183-209

인과 도구 변수와 조종자 그리고 인과 이행성의 관계* **

김 준 성

【국문요약】이 글에서 필자는 회귀 분석(regression)에 이용되는 도구 변수(instrumental variables)에 대하여 인과 구조 모형의 관점에서 제시된 새로운 이론을 검토하고 평가한다. 도구 변수는 회귀분석에서 결과로 가정하는 종속 변수에 대해 원인으로 가정하는 독립 변수가 갖는 원인 효과를 올바르게 평가하기 위해 고안된 것이다. 도구 변수는 두 가지 조건을 충족해야 한다. 첫째, 도구 변수는 독립 변수와 상관관계를 가져야 한다. 둘째, 도구 변수는 오차항과 상관관계를 가져서는 안 된다. 라이스(Reiss 2005)는 기존의 두 조건만으로는 도구 변수로 독립 변수의 원인 효과를 온전히 드러낼 수 없다고 본다. 라이스는 도구 변수가 이들 두 조건을 충족하여도 독립 변수가 종속 변수에 원인 효과를 갖지 않는 경우가 가능함을 보여준다. 라이스는 기존의 조건에 인과의 특성에 관한 조건들을 도입하고 이를 토대로 인과 도구변수 조건을 다시 제시한다. 다른 한편으로, 라이스는 도구 변수가 인과에 대한 조종 이론의 조종자(개입, 간섭)와 유사한 역할을 한다고 본다. 라이스는 도구 변수와 조종자(개입, 간섭)의 유사성과 차이성을 제시하고 인과 도구변수의 조건이 조종자의 조건보다 상대적으로 방법론적 수월성을 갖는다고 주장한다. 필자는 라이스의 주장들을 검토하고, 도구 변수를 위한 새로운 인과 조건이 필요한지를, 그리고 방법론적 수월성이 있는지를 평가하겠다. 필자가 고려하는 인과의 이행성을 위한 조건만으로도 인과 도구 변수와 조종자의 조건의 목표를 충족할 수 있는지를 보겠다.

【주요어】간섭, 개입, 도구 변수, 이행성, 인과, 조종, 회귀 분석

투고일: 2019. 1. 23 심사 및 수정 완료일: 2019. 2. 14 게재확정일: 2018. 2. 14
* 이 논문은 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2017S1A5A2A01027407).
** 심사위원들의 세심한 검토 덕분에, 여전히 많이 미흡하지만 이 논문이 개선될 수 있었다.

1. 들어가는 말

통계적 추론의 최근 흐름은 인과에 대한 개념을 적극적으로 수용하는 모습을 보여주고 있다. 통계적 상관관계로부터 인과를 추론하는 방법이나 이론에서 '인과'를 그 방법이나 이론의 접두어로 사용하는 데에 적극적이다. '인과'를 불가해한 것에 비유한 흄(D. Hume)이나 '인과'의 허구성 등에 대해 언급한 럿셀(B. Russell)의 고전적 주장들, 상관과 인과의 간극을 채우기 어렵다는 통계학 교과서의 서문 등은 현 시점에서 고루한 유산처럼 보인다. 오늘날, 구조방정식(structural equation)에 토대한 인과 구조 모형 이론들(causal modelling; structural equation model)에서는 인과 개념의 불가해성을 찾기 어렵다. 오히려 어떠한 주저함도 없이 인과나 인과 구조의 실재성을 전제하고 통계 모형을 설계, 발전시켰다. 인과 구조의 복잡성과 다양성을 해명하기 위한 연구들은 그 어떤 때보다 우리가 인과를 이해 가능한 것으로 파악하게 하고 있다.

인과 구조 모형 이론들에서는 인과에 대한 철학적 이론에서처럼 인과 관계의 구성 요소(상관자causal relata)를 무엇으로 보아야 할 지에서 출발한다. 인과에 대한 철학적 이론에서 인과 관계의 상관자는 일반적으로 요인과 사건으로 구분된다. 집단 수준의 인과는 요인들 (factors) 간의 관계로, 개별자 수준의 인과는 사건들(events) 간의 관계로 해명된다.[1)] 인과 구조 모형에서는 인과의 상관자를 변

---

1) 집단(속성, 요인) 수준의 인과는 예를 들어 '흡연은 폐암의 원인이다'에서 흡연 요인과 폐암 요인의 관계이다. 여기서 흡연은 폐암에 대한 잠재적 원인 효과를 가진다. 개별자 수준(사건)의 인과는 예를 들어 '철수의 흡연은 그의 폐암을 야기했다'에서 철수의 흡연 사건과 그의 폐암 사건의 실제 발생한 인과의 연결 관계이다. 잠재적 인과 성향에 관한 집단 수준의 인과는 실제 인과관계에 관한 개별자 수준의 인과로부터 존재론적으로, 논리적으로(개념적으로) 독립적이다. 예들 들어 이 세상에 담배가 모두 사라져서 흡연이 폐암의 원인이 되는 실제 사례가 없더라도, 흡연 요인의 폐암 요인에 대한 원인 효과는

수(variables)로 보고 그것을 토대로 인과에 대한 이론(모형)을 세운다. 변수는 요인과 사건 모두를 수용하는 중립적인 것으로 해석되며 이산적인 자료(discrete data)뿐 아니라 연속적인 자료(continuous data)도 표현할 수 있는 포괄적인 것으로 해석된다. 또한 변수는 단순히 인과의 상관자를 재현하는 데에 멈추지 않고, 인과 구조를 추론하고 해명하는 데에 방법론적으로 다양한 역할이나 기능을 보여준다. 변수의 역할의 다양성은 인과 구조의 복잡성을 보여주는 방증이며 인과 구조를 보다 엄밀하고 정확하게 해명하고 추론할 수 있다는 방증이기도 하다. 인과 구조 모형과 변수에 대한 이론은 인과에 대한 철학적 이론의 발전에도 기여한다. 물론 역으로 인과에 대한 철학적 이론의 발전은 인과에 대한 통계적 이론들에도 기여하고 있다. 상호 영향을 주는 융합적인 방식으로 진화하고 있다.

이 글에서는 회귀 분석(regression)[2]에 이용되는 도구 변수(instrumental variables)에 대하여 인과 구조 모형의 관점에서 제시된 새로운 이론을 검토하고 또한 평가하고자 한다. 도구 변수는 회귀 분석에서 결과로 가정하는 종속 변수에 대해 원인으로 가정하는 독립 변수가 갖는 원인 효과를 올바르게 평가하기 위해 고안된 것이다. 종속 변수가 독립 변수에 역으로 원인 효과를 갖는 경우가 가능하며, 그 경우에 독립 변수는 (종속 변수에 대한) 오차항과 상

여전히 유효하다. 또한 집단 수준의 인과 진술이 참이라도 개별자 수준의 인과 진술은 얼마든지 거짓이 될 수 있다. 흡연이 폐암의 원인이라도, 만수가 흡연을 하고 폐암에 걸렸어도 만수의 흡연과 그의 폐암에 어떤 인과적 연결도 없을 수 있다.

2) 회귀 분석의 모델은 데이터 Y와 이 Y의 원인이 되는(엄밀히 말해 원인으로 추정되는) X간의 관계를 추정하기 위해 만든 관계식(회귀식) $Y = f(X)$이다. 실제 데이터에는 측정상의 한계나 다른 여러 원인으로 인해 데이터에 잡음이 들어가거나 데이터 손실이 일어난다. 실제로는 수학이나 물리학의 수식들처럼 정확한 등식(equation function)을 만들 수 없다. 따라서 확률 변수 $Y = f(x) + \varepsilon$에서 볼 수 있듯이 오차항 ε을 넣는다.

관관계를 갖게 된다. 따라서 독립 변수의 오차항에 대한 원인 효과는 과장되거나 편향될(biased) 수 있다. 이런 편향성을 극복하고 독립 변수는 원인 효과(추정치estimator)를 가능한 한 정확히 드러내기 위해 도구 변수가 이용된다. 도구 변수는 독립 변수에 영향을 주는 또 다른 독립 변수이지만 회귀식(Y = f(x) + ε)에 나타나지는 않는다. 도구 변수는 회귀식의 오차항(독립 변수 이외에 종속 변수에 영향을 줄 또 다른 변수)과 상관관계를 갖지 않지만, 독립 변수와는 상관관계를 갖는다. 따라서 독립 변수 X에 대한 도구 변수 Z의 원인 효과로 종속 변수 Y에 대한 그 독립 변수의 원인 효과를 추정하게 하는 것이다.

도구 변수는 두 가지 조건을 충족해야 한다. 첫째, 도구 변수는 독립 변수와 상관관계를 가져야 한다. 둘째, 도구 변수는 오차항과 상관관계를 가져서는 안 된다. 두 번째 조건을 만족하는 도구 변수를 찾기는 매우 어렵다. 예를 들어 또 다른 변수들에 의해 도구 변수와 종속 변수가 상관관계를 가질 수 있고, 따라서 도구 변수가 종속 변수의 오차항과 상관관계를 가질 수 있다.

라이스(Reiss 2005)는 기존의 두 조건만으로는 도구 변수로 독립 변수의 원인 효과를 온전히 드러낼 수 없다고 본다. 라이스는 도구 변수가 이들 두 조건을 충족하여도 독립 변수가 종속 변수에 원인 효과를 갖지 않는 경우가 가능함을 보여준다. 라이스는 기존의 조건에 인과의 특성에 관한 조건들을 도입하고 이를 토대로 인과 도구변수와 이것에 대한 조건을 제시한다. 다른 한편으로, 라이스는 도구 변수가 인과에 대한 조종 이론의 조종자(intervener)와 유사한 역할을 한다고 본다. 라이스는 도구 변수와 조종자(개입, 간섭)의 유사성과 차이를 제시하고 인과 도구변수의 조건이 조종자의 조건보다 상대적으로 방법론적 수월성을 갖는다고 주장한다.

필자는 라이스의 주장들을 검토하고, 도구 변수를 위한 새로운

인과 조건이 필요한지, 그리고 방법론적 수월성이 있는지를 평가하겠다. 필자가 고려하는 인과의 이행성(transitivity)을 위한 조건만으로도 인과 도구변수와 조종자의 조건의 목표를 충족할 수 있는지를 보겠다. 이 글의 구조와 흐름은 다음과 같다. 2장에서는 회귀 분석에서 도구 변수의 필요성과 역할에 대해서 소개하겠다. 3장에서는 라이스가 인과성의 조건을 전제로 하여 새롭게 해석한 인과 도구변수의 특성을 검토하겠다. 필자는 그 특성을 더 편하게 이해할 수 있는 방법을 제시하겠다. 4장에서는 우선, 라이스가 제시하는 인과 도구변수 조건과 조종 인과 이론의 조종자 조건에 대한 비교와 차이를 검토하고 평가하겠다. 다음으로, 인과 도구변수와 조종자 모두에 대해 인과의 이행성이 갖는 의미와 필요성을 보여주겠다.

2. 회귀 분석에서 도구 변수의 역할

도구 변수는 통계학의 회귀 분석에서 인과 추론을 위하여 중요하게 활용되는 변수이다. 도구 변수는 통계학의 회귀 분석에서 연립성(simultaneity) 문제를 해결하기 위해 고안된 것이다. 회귀 분석을 위한 기본 등식은 다음과 같다.

$$(1)\ Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$$

위 식에서 X는 독립(independent; 외생exogeneous)변수, Y는 의존(dependent; 내생endogenous)변수이다. β는 X의 공변(coefficient)인데 모수(parameter)로서, β는 X의 Y에 대한 원인 효과의 추정치(estimator)이다. ε는 Y에 대한 오차항(error terms)이다.

위 식에서 X는 오차항 ε와 함께 측정될 수 있고, 이에 따라 측정 오차가 발생할 수 있다. 오차항 ε이 의존 변수 Y와 상관관계(이

후 ‘상관’으로 명명)를 이룰 때 측정 오차가 발생하게 된다. (1)의 관계는 항상 은닉(hidden) 변수와 혼재(confounded)할 수 있다. (1)의 우변에는 이미 알려진 교란 변수(confounder)로서 벡터가 생략되어 있다. 모든 잠재적 교란 변수는 측정할 수 없다. 따라서 X와 ε 사이에는 항상 잔차(residual) 상관이 있게 된다.

(1)에서 X는 화폐량, Y는 소득이라 하자. 물론 여기서 화폐량을 무엇으로 볼지는 문제가 된다. 화폐가 유일한 원인 변수로 나타나지만 사실상 화폐는 여러 원인 변수 중 한 가지에 불과하다. 따라서 소득이 화폐량의 증가를 초래하는 역방향 인과(feedback effect)가 가능하여 쌍방향 인과(simultaneous causation)가 나올 수 있다. (1)에서 좌변의 변수가 우변의 변수에 영향을 줄 때 연립성(simultaneity) 문제가 발생한다. 다시 말해 (결과로 추정된) 종속(외생) 변수 Y가 (원인으로 추정된) 독립(내생) 변수 X에 역으로 영향을 주는 것으로 나타난다. 연립성이 발생하면 종속 변수에 대한 오차항과 독립 변수 간에 상관이 있게 된다. 그렇다면 독립 변수 X와 오차항 ε가 형성하는 상관관계는 β의 추정치를 편향된 것으로 만들 수 있다. 이 상관은 종속 변수 Y에 대한 독립 변수 X의 원인 효과를 과도하게 크게 만들 수 있다. 따라서 회귀 분석에서 최소자승법(OLS: ordinary least squares method)의 추정치들(estimators)은 편의성(biased)을 갖게 된다. 연립성이 있을 때 최소자승법은 적절한 추정 방법이 되지 않게 된다. 이런 편향성을 해결하고자 고안된 방법이 도구 변수(instrumental variables)를 이용한 추정이다. 이후 논의에 대한 이해를 위해 최소자승법에 대해 짧게 살펴보자.

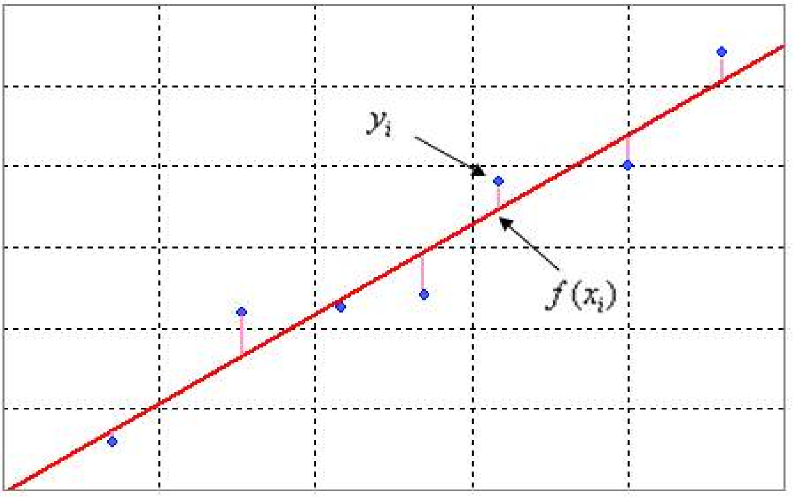
회귀 분석을 위한 실험을 행할 때, 독립 변수 X의 변량 x를 변화시키면서 그에 따른 종속 변수 Y의 실험 값 y을, 순서쌍 (x,y)으로 얻게 된다. 실험을 N회 반복하여 (x_1,y_1), (x_2,y_2), ⋯ (x_n,y_n)의 데이터를 얻는다. 이들 많은 데이터가 일정한 규칙성을 갖지 못한다

면 이 실험은 아무런 의미를 갖지 못하게 된다. 따라서 데이터들의 유용성을 판단하기 위해서는 두 변수 간에 상관이 있는지, 만약 있다면 어떤 상관이 있는지를 우선 찾아야 한다. 상관을 함수로 표현할 수 있다. 최소자승법이란 상관을 나타내는 함수 $y = f(x)$를 찾는 하나의 수단으로 볼 수 있다. 다시 말해 실험에서 나온 데이터를 분석하여 규칙을 찾을 수 있고, 그 규칙에서 하나의 공식을 만들 수 있다.

N회 측정한 측정값 $y_1, y_2, \cdots, y_n$이 어떤 다른 측정값 $x_1, x_2, \cdots, x_n$ 의 함수라고 추정할 수 있을 때, 측정값 y_i와 함수값 $f(x_i)$의 차이를 제곱한 것의 합이 최소가 되도록 하는 함수 $f(x)$를 구하는 것이 최소자승법의 원리이다.

$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - f(x_i))^2$$

이처럼 얻은 함수 $y = f(x)$는 이 측정값들의 관계에 가장 적합한 함수라고 할 수 있다. <그림 1>에서 표시된 각 점들은 측정값 (x_i, y_i)이다. 직선 $(x_i, f(x_i))$은 최소자승법으로 얻은 측정값들의 분포를 가장 잘 나타내는 일차함수이다. 이 함수는 (측정값-함수값)²의 총합(오차의 총합)이 최소가 되는 직선이라고 할 수 있다.



<그림 1>

독립 변수가 종속 변수에 영향을 주지만 그 독립 변수가 추상적이라 여러 의미를 갖고 있다면 종속 변수의 변화량은 클 수 있다. 다시 말해 다양한 독립 변수가 종속 변수에 영향을 줄 수 있다. 이런 영향 때문에 해당 독립 변수와 종속 변수의 상관성은 높아질 것이며, 그에 상응하여 독립 변수와 오차항의 상관성도 높아질 것이다. 위와 같은 독립 변수로 회귀 분석을 하면 종속 변수에 대한 독립 변수의 원인으로서 영향은 과대 추정될 것이다. 따라서 종속 변수에 직접 영향을 주지 않고 해당 독립 변수에 영향을 주어서 그 영향이 종속 변수에 영향을 주게 하는 변수를 고려하게 된다. 그 변수가 도구 변수이다.

도구 변수 추정은 연립성 문제가 내재된 방정식을 추정하기 위해 각 독립 변수에 대리(proxy) 변수를 적용하는 것이다. 여기서 대리 변수를 도구 변수(instrumental variables), 또는 도구라 부른다. 변수 Z를 도구 변수라 하자. 도구 변수는 두 가지 기준을 충족해야

한다. 첫째, 도구 변수는 기존의 독립 변수 X와 상관이 있는 변수이다. 둘째, 도구 변수는 오차항과 상관이 없는 (독립된) 새로운 변수이다. 두 조건의 형식화를 반복하면 다음과 같다.

> 다음 조건을 충족한다면 그리고 그 조건을 충족하는 경우에만 변수 Z는 (X, Y)와 관련하여 도구 변수이다. 그 조건은 다음과 같다.
>
> 조건 1) 도구 변수 Z와 독립 변수 X는 상관관계(COR)이다.
> $\mathrm{COR}(Z, X) \neq 0.$
> 조건 2) 도구 변수 Z와 오차항 ε는 상관관계(COR)가 아니다.
> $\mathrm{COR}(Z, \varepsilon) = 0.$

그런 Z가 발견된다면 다음과 같이 X의 Y에 대한 원인 효과의 추정치(estimator) β^를 얻게 된다.

$$(2)\ \beta\hat{}\ = \mathrm{COR}(Z, Y) \ / \ \mathrm{COR}(Z, X)$$

조건 1)은 문제의 독립 변수를 원인으로 판명하기 위한 조건이다. 도구 변수와 문제의 독립 변수의 상관이 클수록 도구 변수는 그 독립 변수를 더 잘 드러나게 한다. 도구 변수와 독립 변수의 상관계수를 계산하여 상관도를 측정할 수 있다. 또는 독립 변수를 종속 변수로 도구 변수를 독립 변수로 하는 회귀를 추정하여 그 추정 계수가 0.05 유의수준에서 통계적 유의성을 가지면 그 도구 변수는 문제의 독립 변수와 높은 상관을 가진 것으로 판단한다.

조건 1)보다 조건 2)를 충족하기는 더 어렵다. 연립성이 있을 때 독립 변수가 오차항과 상관을 갖게 되면 최소자승법의 가정을

위반하게 된다. 따라서 도구 변수는 오차항과 상관이 없어야 한다. 그렇지 않다면, 종속 변수에 대한 독립 변수의 원인으로서 영향이 과대 추정되는 같은 문제가 다시 발생한다.

적절한 도구 변수는 독립 변수가 아니면서 회귀식의 우측에 있는 독립 변수와 상관을 갖는 변수이다. 그렇게 적절한 도구 변수는 오차항과 상관을 갖지 않을 것이다. 그러나 도구 변수가 오차항과 상관이 있는지를 검정할 방법이 없어서 적절한 도구 변수를 찾기는 쉽지 않다. 도구 변수 추정의 회귀식에서 도구 변수는 독립 변수가 되는 것이 아니다. 따라서 도구 변수는 회귀식에 나타나지 않는다. 도구 변수 추정에서는 독립 변수들의 계수 추정치를 계산하기 위하여 도구 변수를 이용만 한다.

도구 변수 추정으로 편향되지 않은 추정치를 얻을지는 확신할 수 없다. 그러나 표본 크기가 충분하다면 추정치는 (표본의 추정치가 모집단의 추정치에 근접하는) 일치성(consistency)을 갖게 되어 편향되지 않은 추정치에 상당히 접근한다. 연립성이 있을 때 최소자승법은 일치성을 갖지 않으므로 합당한 추정량이 될 수 없다. 그러나 도구 변수가 위 두 기준을 충족한다면 도구 변수의 추정이 최소자승법의 추정보다 연립성 문제를 더 잘 해결할 수 있다.

회귀 모형에서는 오차항이 정규성, 등분산성(iid)[3], 독립성을 가져야 한다는 가정이 있다. 정규성은 오차항의 오차들이 정규 분포를 따라야 한다는 가정이다. 등분산성은 오차항의 각 오차는 동등하고 균등하게 분포되었다는 가정이다. 회귀 모형에서 특별히 주목해야 할 것은 오차항의 독립성이다. 이 독립성은 기댓값 $E(\varepsilon \mid X) = 0$인 데 독립 변수 X의 값이 주어졌을 때 오차항 ε의 기댓값은

---

3) 임의(random) 변수의 계열이나 집합은, 이들 각 변수가 모두 상호 간에 독립적이고 같은 확률 분포를 가지면 독립적이고 동일하게 분포된 것으로 (independent and identically distributed; i.i.d. 또는 iid 또는 IID로 표기) 가정한다.

0이어야 한다는 의미이다. 다시 말해 독립 변수 X와 오차항 ε간에 상관이 없어야 한다. $Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$에서 X와 ε 사이에 상관이 있다고 의심되면 X를 ε와 상관이 있는 부분과 ε와 상관이 없는 부분으로 나눈다. ε와 상관이 없는데 X에 영향을 주는 변수, 다시 말해 도구 변수로 단순 회귀 분석을 하면 β에 대한 추정치를 얻을 수 있다.

그러나 오차항이 어떤 특별한 정보를 담고 있다면 위 가정은 성립하지 않는다. 오차항이 정보를 갖는 이유는 두 가지로 볼 수 있다. 첫째, 모형 설계에 오류가 있는 경우이다. 둘째, 독립 변수와 오차항 간에 상관이 발생하는 경우이다. 이것을 내생성(endogeneity) 문제라 부른다. 첫 번째 경우에는 추가로 적절한 독립 변수를 찾아서 모형을 다시 구성해야 한다. 일반적으로 다중 회귀분석으로 해결한다. 두 번째 경우에는 훨씬 복잡하다. 독립 변수와 오차항 간의 상관은 회귀식에서 피할 수 없는 특성인 데 이 경우에 도구 변수 추정이 필요하다. 도구 변수는 2단계를 통해 추정된다.

1단계: X를 Z에 대해 회귀 분석하여 X의 추정치 X^를 얻는다.
$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon$에서 X가 내생성이 있어서 그 때문에 찾는 도구 변수를 Z라고 하자. 이 도구 변수를 독립 변수로 두고 X를 종속 변수로 두는 1단계 회귀분석을 한다.

$$X\hat{} = \gamma + \delta Z + \varepsilon\hat{}$$

그 결과로 위와 같이 독립 변수 X는 그것의 새로운 추정치 X^을 얻게 된다.
2단계: 내생성이 통제된 이 X^을 처음 독립 변수에 대체하여 회귀 분석으로 β의 추정치 (β^)를 찾는다.

$$Y = \alpha + \beta X\hat{} + \varepsilon$$

결국 2단계의 최소자승법으로 도구 변수의 추정치를 얻는 것과 같다. 이 과정은 이론적으로 간명하지만 실제로 그런 과정을 분석하기는 매우 어렵다. 왜냐하면 도구 변수를 실제로 찾기는 매우 어렵기 때문이다.

3. 도구 변수를 위한 추가 인과 조건들

회귀 분석에서 무차별적, 또는 마구잡이(brute)상관은 인과관계로 설명될 수 없는 상관이다. 그런데 X와 ε의 잔차 상관이 무차별적, 또는 마구잡이(brute) 상관으로 될 가능성이 있다. 라이스(Reiss 2005, 968-973)는 도구 변수의 2가지 조건은 인과 해석을 위해 상당히 느슨하다고 본다. 라이스는 도구 변수를 강화하는 조건을 얻기 위하여 인과에 대한 세 가지 가정을 우선 고려한다.

전제 1: RP(라이헨바흐 원리)
다음 경우에 그리고 그 경우에만 A와 B는 상관이다. 그 경우는 다음과 같다.
A가 B의 원인이거나, B가 A의 원인이거나, C가 A와 B의 공통 원인이다. 또한 이들 3가지의 여러 결합이다.[4)]

전제 2: T(인과의 이행성)
임의의 변수 A, B, C에 대해, A가 B의 원인이고 B가 C의 원인이면 A는 C의 원인이다.[5)]

---

4) Any two variables A and B are correlated if and only if either (a) A causes B, (b) B causes A, (c) a common cause C causes both A and B, or (d) any combination of (a)–(c).

5) For any three variables A, B, and C, if A causes B and B causes C, then A causes C.

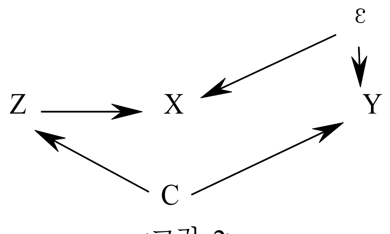
전제 3: FC(구조 방정식의 함수로서 올바름)
다음 경우에 그리고 그 경우에만 구조 방정식 $X_j = f(X_{j1}, X_{j2}, ..., X_{jn}, \varepsilon_j)$는 함수로서 올바르다. 그 경우는 다음과 같다. 구조 방정식은 변수들 간에 참인 함수 (그러나 필연적으로 인과적이지 않은) 관계를 재현한다.

라이스(Reiss 2005, 968-973)는 이들 전제 3개를 가정할 때 도구 변수의 강화를 위한 전제가 필요함을 3단계로 보여준다.

1단계에서는 위 전제 3가지에 다른 전제를 추가하지 않으면 틀린 결론이 도출됨을 보여준다.

$$(3)\ Y = \alpha X + \varepsilon$$
$$(4)\ X = \beta Z + \varepsilon$$

이들 두 식에서 Y와 Z가 상관이면 Z → X → Y를 고려할 수 있고, 따라서 X → Y가 가능하다. 그런데 X와 Y의 상관은 다른 인과에서 나올 가능성이 있다. 아래 <그림 2>는 앞서 3가지 전제에만 근거할 때 나오는 반례이다.



<그림 2>

(3)과 (4)에 함수식 두 개를 얼마든지 다음과 같이 추가할 수 있다.

$$(5)\ Z = rC + \mu$$
$$(6)\ Y = sC + \nu$$

(3), (6)으로부터 $\alpha X + \varepsilon = sC + \nu$이다. 양변을 정리하면, $C = ((\alpha X + \varepsilon) - \nu) / s$.
따라서 $Z = r\{[(\alpha X + \varepsilon) - \nu]/s\} + \varepsilon$. RP 전제가 $\beta > 0$을 논리적으로 함축하면 Z와 X는 상관이 되고 도구 변수의 조건 1)을 충족하게 된다.

위에서 도출한 결론은 사실상 단순한 논리적 관계이다. 각 식에서 계수(공변)와 오차항을 생략하고 독립 변수와 종속 변수의 관계만을 보자.

$$(3)\ Y = X,\ (4)\ X = Z,\ (5)\ Z = C,\ (6)\ Y = C.$$

(4), (5)에 의해 $X = C$, (3), (4), (5)에 의해 $Y = C$이다.
(5), (6)에 의해 $Z = Y$, (3), (5), (6)에 의해 $Z = X$이다. 따라서 Z와 X의 상관이 나온다.

RP 전제가 $r > 0$, $s > 0$을 논리적으로 함축한다고 가정하자. Z와 ε는 상관이 될 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다. 이번에는 (3), (4)에서만 오차항을 포함한 논리적 관계를 보자.

$$(3)\ Y = X + \varepsilon,\ (4)\ X = Y + \varepsilon,\ (5)\ Z = C,\ (6)\ Y = C$$

(6)을 (3)에 대입하면 $C = X + \varepsilon$. 따라서 $X = C - \varepsilon$.
이 식을 (4)에 대입하면 $C - \varepsilon = Z + \varepsilon$. 정리하면 $\varepsilon = (C - Z)/2$.
이 경우에 C의 값과 공변(계수)의 값에 따라 Z와 ε는 상관이 될 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다. 상관이 되지 않는다면 도구 변수의 조건 2)를 충족하게 된다. 그러나 (6)을 (3)에 대입하면 $C = X + \varepsilon$이고, 이 식에서 (4)를 빼면 $C + Z = 2X$이다. Z와 X의 상관은 있지만 ε와의 상관은 사라진다.

이처럼 여러 식이 연립될 때, 하나의 변수로 또 다른 변수를 정리하는 다양한 매개변수화(parameterization) 그리고 공변(계수 coefficient)의 값에 따라 도구 변수의 조건 1), 조건 2)을 충족할 수도 있고 그렇지 않을 수도 있다.

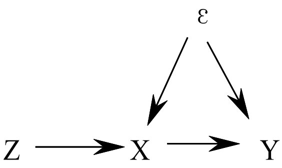
지금까지 라이스는 두 가지를 보여주었다. 첫 번째는 회귀 분석을 위한 여러 방정식이 함께 주어질 때 발생하는 연립성 문제의 특성을 보여주었다. 두 번째는 연립성 문제를 해결하기 위한 도구 변수의 두 조건이 만족되거나 그렇지 않는 것이 여전히 연립성 문제와 관련이(연립성 관계에 달려) 있음을 보여주었다.

라이스는 세 번째로, 도구 변수의 조건이 충족되어도, 인과에 대한 조건이 주어질 때 독립 변수 X와 종속 변수 Y의 인과 연결이 없는 경우를 보여주고자 한다. 매개변수화로 도구 변수 Z가 그것의 조건 1), 조건 2)를 충족하지만 인과에 대한 3가지 전제 하에서 독립 변수 X와 종속 변수 Y가 인과로 연결되지 않는 경우이다. 그 경우는 인과의 세 전제를 가정하였는데 귀결되는 Z와 Y가 상관이 되는 구조이다. 그 상관이 발생하는 이유는, 인과의 세 조건 하에서 오차항 ε가 종속 변수 Y와 상관이 됨으로써 도구 변수 Z가 (Y에 대한) 오차항 ε와 상관되는 경우가 가능하기 때문이다.

라이스는 2단계를 통해 ε가, Y의 X 이외에 다른 모든 원인의 총 결과를 재현하게 한다.(다른 원인들이 이행적인(transitive) 경우는 배제한다.) 라이스는 이 단계에서 Z와 Y가 상관되었으면 조건 RP에 따라 Z와 Y는 인과로 연결되는 모든 경우를 고려한다. 따라서 다음 3가지 가능성이 있다.

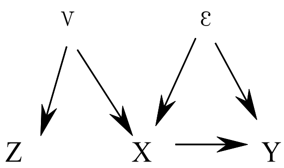
1) Y는 X를 통해 Z를 야기한다.

2) Z는 X를 통해 Y를 야기한다.



Z는 X를 통하여 Y를 야기함으로써, ε를 판명하는 데 적절한 도구 변수
<그림 3-1>

3) 어떤 공통 원인이 X를 통해 Y를 야기한다.



공통 원인이 X를 통하여 Y를 야기함으로써, ε를 판명하는 데 적절한 도구 변수
<그림 3-2>

1)은 처음부터 차단된다. 왜냐하면 도구 변수의 조건 2)에 따르면 Z는 오차항 ε와 상관되어서는 안 되기 때문이다. 오차항은 Y에 대한 오차이므로 Y와 Z는 상관이 될 수 없다.

<그림 3-1>과 <그림 3-2>에서 볼 수 있듯이 2)와 3)에서는 도구 변수가 인과적으로 변수의 기능을 하는 것으로 만들어 준다. 도구 변수의 성공에도 불구하고 라이스는 도구 변수에 대해 주로 제기되는 문제를 강조한다. 도구 변수의 기술(방법)은 조종(조작)이 어렵다(unoperationable)는 문제가 있다. 다시 말해 실제 테스트에서

적절한 도구 변수를 찾기는 어렵다. 그 이유는 오차항 ε를 관찰하는 것이 불가능하기 때문이다. 따라서 Z와 ε의 상관 여부를 통계적으로 테스트하는 것이 불가능하다. 미세한 상관이라도 그 상관이 추정치를 심하게 편향되게 할 가능성이 있다. 도구 변수의 동기는 X와 Y 사이에 관찰 불가능한 공통원인이 있는 데에 있다. 따라서 도구 변수의 조건 1), 조건 2)를 충족하는 도구 변수를 어떻게 발견할지는 알기 어렵다. 만약 변수를 측정하는 것이 불가능하다면 그 변수의 또 다른 변수와의 상관도 측정이 불가능하다.

라이스는 그 문제의 해결로 기존의 도구 변수에서 변형된 인과 도구 변수를 제시한다. **3단계를 통해 기존의 도구 변수에서 변형된 인과 도구 변수 Z를 가정한다.**

다음 경우에 그리고 그 경우에만 Z는 (X, Y)와 관련하여 도구 변수이다. 그 경우는 다음과 같다. RP, T, FC 그리고 **다음 전제(조건)들을 추가로 가정한다.**

인과 도구변수(CIV-1): Z→X (Z는 X의 직접 원인이다.)
인과 도구변수(CIV-2): Z→X→Y (X를 통하는 것이 Z에서 Y로의 유일한 경로이다.)
인과 도구변수(CIV-3): (Z와 X를 통해 Y를 초래하는 경우를 제외하면) Z, Y의 공통 원인은 없다.

만약 Z가 인과 도구변수이고 Z와 Y가 상관이면 그리고 X가 실제로 Y의 원인이면, 이들 추가 전제들은 충분하다.

라이스는 인과 도구 변수의 조건 3개를 조종 인과 이론의 조종자(간섭, 개입)의 조건 4개와 비교하면서 유사성과 차이를 설명한다. 또한 인과 도구 변수가 인과 추론에서 더 큰 수월성을 가질 수

있다고 주장한다. 다음 장에서 그 주장이 설득력을 가질 수 있는지 검토하고 인과 추론에서 라이스의 주장이 갖는 의미와 한계를 보겠다.

4. 인과 도구변수와 조종자의 비교에 대한 평가

인과에 대한 조종 이론의 발전에 큰 기여를 한 연구자 중 한 명은 우드워드(Woodward 2005)이다. 인과에 대한 조종 이론은 3가지 정의로 정리할 수 있다.

첫 번째는 인과를 조종(manipulation, intervention) 개념으로 정의하는 것이다.

다음 경우에 그리고 그 경우에만 X는 Y의 원인이다. 그 경우는 다음과 같다.
배경 조건들이 있는 데 이들 배경 조건에서 X 이외 다른 어떤 변수가 아닌 변수 X의 값을 변화시키는 어떤 조종(개입)이 있었다면 Y의 확률 분포는 변화하였을 것이다.

두 번째는 조종(개입, 간섭)에 대한 정의이다.

다음 경우에 그리고 그 경우에만 어떤 값 I = z_i을 갖는 조종자(개입) I는 Y와 관련하여 X에 대한 개입이다. 그 경우는 다음과 같다.
I는 Y와 관련하여 X에 대한 개입 변수이고 I = z_i는 X가 취하는 값의 실제 원인이다.

세 번째는 조종자(개입자intervener)의 조건에 대한 정의이다.

(I1) I는 X의 유일한 원인이어야 한다. 다시 말해, 개입은 X와 그것의 이전 원인들 간의 인과 관계를 완전히 차단해야 한다. 따라서 X의 값은 I에 의해서만 결정된다.
(I2) I는, X를 초래하는 다른 모든 변수들을 위한 스위치로서 작동한다. (다시 말해, I는 X를 통하지 않는 경로를 통해 Y를 직접 초래해서는 안 된다. I가 어떤 값을 가질 때 X는 X를 초래할 다른 변수의 값에 더 이상 의존하지 않고 I의 값에만 의존한다.)
(I3) I는, X를 통하지 않는 경로를 통해 Y에 영향을 주는 어떠한 원인에 의해서도 초래되어서는 안 된다. (다시 말해, I로부터 Y로 향하는 어떠한 경로이든지 X를 통한다. I는 Y의 직접 원인이 아니고 다음을 제외할 때 X와 구분되는 (Y의) 다른 어떤 원인들의 원인도 아니다. I-X-Y 연결에 위치한 Y의 원인들은 배제된다.)
(I4) I는, Y를 초래하는 데 X를 통하지 않는 경로에 위치한 어떠한 변수 Z로부터 (통계적으로, 확률적으로) 독립적이다.

라이스는 (I2), (I4)에 주목하면서 이들 조건이 인과 도구변수(CIV-3) 조건과 유사하지만 인과 도구변수(CIV-3) 조건이 더 수월성을 가진다고 주장한다. 인과 도구변수(CIV-3) 조건에 따르면, Z와 X를 통해 Y를 초래하는 경우를 제외하면 Z, Y에서 공통 원인은 없다. 라이스는 (I2)를 매우 강한 조건으로 평가한다. 필자는 라이스의 평가에 동의한다. 그러나 조건 (I2)에서처럼 X를 통하지 않는 경로를 통해 Y에 직접 영향을 주지 않는 변수에 대한 가정이 현실적인지 의심스럽다. 그런 I의 후보군을 선별하였을 때 과연 얼마나 많은 원인 변수가 원인으로 해명될 수 있을지 의심스럽다. 다른 이행적 인과 연결을 모두 배제해야 한다는 것인 데 그런 배제

가 설득력을 가질 수 있을 것 같지 않다. 이행성에 대한 해명이 어려운 이유 중 하나는 다중 경로를 통한 이행 관계가 양립하기 때문이다. 그런데 그런 이행 경로의 다중성을 배제하는 것은 세계에 대한 실험이 아니라 실험 그 자체만을 위한 실험일 뿐이다.

라이스는 RP 조건이 (I2)가 의도한 바를 충족시킬 수 있음을 주장한다. 도구 변수 Z가 종속 변수 Y와 상관이라면 Z와 상관된 독립 변수 X의 다른 원인은 있을 수 없다. 그 이유는 다음과 같다. V를 X와 Y의 공통원인으로 가정하자. V가 Z와 상관되었다면 그 사실은 다음을 논리적으로 함축한다. V는 Z의 원인이거나 Z는 V의 원인이거나, 아니면 Z와 V의 공통원인이 있다. 만약 V가 Z의 원인이고 어떤 공통원인이 있다면 인과 도구변수(CIV-3)를 위반하는 것이다. 반면에 Z가 V의 원인이면 인과 도구변수(CIV-2)를 위반하는 것이다.

여기서 라이스는 RP 전제의 역할이 I2보다 CIV-2가 계량경제학과 더 일관될 수 있게 있다고 주장한다. 물론 라이스가 언급하였듯이 RP 전제가 늘 성립하는 것은 아니다. 그러나 라이스는 현실적으로 변수들에 대한 통제성(조작 실험)이 필요한 경우에 CIV-2가 부합한다고 본 것 같다. 앞서 보았듯이 I2가 너무 강하다는 조건을 고려할 때 라이스의 그런 생각은 충분히 따라 나오는 귀결이다.

라이스는 I4와 CIV-3 모두, RP를 가정하면 두 조건은 논리적으로 동치라고 본다. I3에서 RP를 가정하지 않으면 다음이 전제되어야 한다고 본다. I는 I-X-Y 경로에 없는 Y의 다른 원인들로부터 확률적으로 독립적이다. 왜냐하면 그렇지 않는 경우에 I의 X에 대한 조종이 초래할 Y의 변화는 X의 Y에 대한 원인 효과보다는 Y의 다른 원인에서 기인한 것이 되기 때문이다. I4와 CIV-3의 관계에 대한 라이스의 이해는, RP의 역할이 필요함을 인정할 때 I2와 CIV-2의 관계에 대한 이해와 다르지 않다.

라이스의 설명을 이해하거나 동의하는 데에 큰 어려움은 없는 것 같다. 그러나 필자는 세 가지 가능한 쟁점을 고려하여 본다. 첫째, 조종 인과 이론이 부딪히는 순환성 문제가 인과 도구변수에서 반복된다. 조종 인과 이론의 문제 중 하나는 조종 개념으로 원인을 정의하는 데에 인과를 전제해야 한다는 것이다. 그런 순환성은 쉽게 알 수 있다. 원인으로서 변수를 조종하기 위해, 우리는 그 변수에서 값의 변화가 일어나게 변화를 초래(야기)해야 하는 데, 변화나 초래(야기)라는 개념이 명명만 다를 뿐이지 이들은 원인과 같은 개념이다. 순환성 문제는 인과에 대한 여러 이론에서 나타나므로 조종 인과 이론에 특별한 문제가 되지 않을 수도 있다. 그러나 인과에 대한 다른 일부 이론은 인과에 대해 정의를 주기보다는 해명을 준다. 정의(definition)는 쌍 조건문의 양방향 관계이지만 해명(explication)은 그렇지 않다. 따라서 조종 인과 이론보다는 순환성 문제에서 비교적 자유롭다. 라이스는 인과 도구변수의 조건이 조종(개입, 간섭)자의 조건보다 방법론적으로 더 수월성을 가진다고 보았다. 그러나 도구 변수의 역할이 조종자의 역할과 다르지 않다면 마찬가지로 순환성 문제에서 자유롭지 못하다. RP 전제 등 인과 조건을 가정하기 때문에 순환성 문제는 더욱 분명하다. 물론 개념적 분석과 방법론적 응용을 구분한다면 라이스에게 순환성은 특별한 문제가 될 것 같지는 않다.

둘째, 인과 도구변수가 라이스의 주장처럼 차별성을 갖는지 분명하지 않다. 라이스는 인과 조건을 추가하여 도구 변수의 조건을 강화하였지만 사실상 너무 강하다. 일반적으로 도구 변수의 동기나 목적은 라이스가 고려하는 것보다 소박하다. 도구 변수는 상관에 대한 최소한의 조건만을 부여할 뿐 인과 개념을 동반하지 않는다. 원인으로서 영향이나 역할을 추정할 뿐이지 인과 구조를 확정하려는 것이 아니다. 도구 변수 추정에서는 독립 변수와 종속 변수에

영향을 줄 수 있는 변수들이 우리의 의도와 무관하게 주어져 있음을 전제한다. 따라서 도구 변수의 최초 조건들은 (인과 개념을 동반하지 않고) 단순하다. 일반적으로 연구자가 도구 변수를 통해 인과에 대해 주장(주목)하는 바는 (내생성 문제가 동기가 되었듯이) 인과의 일방성(asymmetry)을 확인하려는 것이다. 물론 일방성만으로 인과의 모든 것을 밝힐 수는 없다. 도구 변수를 이용하는 회귀분석에서도 다르지 않다. 다만 원인 영향으로서 (더 정확히 말해 원인 영향의 강도에 대한) 추정치를 말할 뿐이다.

셋째, 조종 이론의 조건 I4에 따르면, I는, I로부터 X를 통해 Y로 향하는 경로에 있는 원인을 제외하고, Y의 다른 어떠한 원인에 대해서도 그것에 주어지는 값은 변화시키지 않고 그대로 둔다. 조건 I4는 조건 I2, I3보다 더 비현실적이다. 인과의 구조를 해명하기 어려운 가장 큰 이유는 수많은 원인 요인들이 결과 요인에 영향을 주는 가운데 바로 그 원인을 판명해야 하는 데에 있다. 그러나 그런 수많은 원인 요인에 대해 그것의 역할을 있는 그대로 유지한다는 것은 설득력을 갖기 어렵다. 그 점에서 인과 도구변수 CIV-3는 더 현실적이고 방법론적으로 수월할 수도 있다.

그런데 CIV-3에 대해 라이스가 주장하듯이, 일반적인 도구 변수의 활용을 위해 방법론적으로 RP 전제가 필요한지는 의문이다. 필자는 조종자의 조건과 인과 도구변수의 조건 모두에 필요한 조건은 인과의 이행성(transitivity)이라고 본다. I1~4와 CIV1~3 조건들에서 공통적이고 핵심으로 의도하는 바는 조종자, 또는 도구 변수의 원인 효과가 X를 통하여 Y까지 연결되는 데에 있다. 다시 말해 I-X-Y 연결의 인과 이행성을 보장하는 것이다. 그런데 I1~4 조건들은 인과 이행성을 암묵적으로 전제하고 시작할 뿐 이행성 보장 여부에 대해서 논의하지는 않는다. CIV1~3 조건들에서는 인과의 이행성이 명시적으로 제시되지만 마찬가지로 이행성 보장 여부에 대

해서 (물론 이행성에 대한 논쟁은 언급하지만) 논의하지 않는다. 물론 라이스는 처음에 인과 이행성을 인과의 세 전제 중 하나로 명시하고 가정하였다. 또한 Z와 Y의 상관 가능성을 논의하면서도 이행성을 전제한다. 라이스는 RP 전제를 조종자나 도구 변수 그리고 인과 도구변수 조건에 차별성을 주는 것으로 또한 방법론적으로 필요한 것으로 파악하였다. 그러나 필자는 인과의 이행성을 RP 전제보다 더 근본적인 전제로 본다. X를 통한 I의 인과 연결을 배제할 때 CIV1~3의 어떤 조건도 의미를 갖기 어렵다. 물론 I2~4에서도 마찬가지이다.

흥미로운 점은 우드워드나 라이스는 X가 I가 아닌 다른 변수에게서 영향을 받아 I-X-Y의 이행성이 끊어지는 경우를 주목하지 않는다. 물론 I1조건과 CIV-1 조건은 그렇게 이행성이 끊어지는 경우를 고려한 조건으로 볼 수 있다. 그러나 라이스가 강조하는 현실에서의 방법론적 유의미성을 고려할 때 이들 첫 번째 조건은 너무 강하다. X에 대해 원인으로서 영향을 줄 변수를 X만으로 제한하는 것이 현실적인 고려라고 보기는 어렵다. 오히려 X에 대해 다양한 방식으로 영향을 줄 변수가 있음을 전제하고 I-X-Y 연결의 항상성(invariance), 또는 단조성(monotonicity)을 논의하는 것이 현실적이다. 정리하면 X와 Y에 실제로 동시에 주어질 다수의 원인이 가질 다양한 원인 효과를 전제하고 인과의 이행성을 보여줄 수 있어야 한다.

따라서 필자는 조종 이론의 조종자 조건이나 라이스의 인과 도구변수 조건 모두, 인과의 이행성 문제로 수렴된다고 본다. (집단[요인, 속성] 인과 수준에서) 조종자의 조건과 인과 도구변수의 조건 모두에 대해 다음과 같이 인과 이행성의 문제를 말할 수 있다. 인과 이행성의 문제는, I가 X의 원인이고 X가 Y의 원인일 때 I가 Y의 원인이 되는 그런 이행성을 어떻게 보장하고 해명할 수 있는

지를 묻는 것이다. 필자의 생각에 I-X-Y 연결에서 현실적으로 설득력이 있는 방법은 다음과 같다. I를 제외한 매개 변수 X의 모든 원인 변수를 배경 조건으로 고정하는 것이다. 이렇게 고정된 배경 조건은 I의 원인 효과가 X의 단계에서 차단되지 않고 Y까지 전달될 기회를 준다. I가 아닌 다른 원인 변수 W가 X를 막는 원인 효과를 갖지 않는다면 I의 원인 효과는 X를 통해 Y에 연결될 것이다. 따라서 이행성이 보장된다. 반면에 I가 아닌 다른 원인 변수 W가 X를 막는 원인 효과를 가진다면 I의 원인 효과는 W를 통해 Y에 연결되지 않을 것이다. 따라서 이행성이 보장되지 않는다.[6] 매개 변수의 역할을 맡는 X의 원인인 W가 스위치, 또는 조종자 역할을 하게 된다. W는 확률 값으로 주어질 수도 있고 극단적인 on/off 값만으로 주어질 수도 있다. 논의의 편의를 위해 on/off 값만 보자. 스위치로서 W의 역할이 매개 변수 X에 미칠 영향이 I-X-Y 연결의 이행성에 대한 현실적인 답을 줄 수 있다.

일상의 사례로 인과의 이행성에 대한 문제와 이에 대한 위 방안을 이해할 수 있다. 철수가 영희에게 전화를 걸었을 때 영희는 자신의 전화기가 벨소리를 낼 때 철수의 전화 연락을 받게 된다. 철수의 전화는 영희의 벨소리를 통해 영희의 응답으로 이행적인 연결이 된다. 그러나 이런 이행성이 항상 유지되지는 않는다. 철수에 앞서 만수가 먼저 영희에게 전화를 걸고 영희가 만수와 통화를 하게 되면 철수의 전화 연락을 받을 수 없게 된다. 철수의 전화에서 영희의 응답으로 향하는 인과의 이행성은 유지되지 않는다. 이행성이 유지되지 않는 다른 경우도 있다. 누구도 영희에게 전화를 하지 않았지만 영희의 전화기가 오작동이 되어 벨소리를 낼 수 있고 영희는 전화기의 수신 통화를 누르게 된다. 그 경우에 철수가 전화를 한다면 마찬가지로 철수의 전화걸기에서 영희의 응답으로의 이행성

6) Eells & Sober(1983), 필자의 졸저(2008)

은 유지되지 않는다.

이들 사례에서 만수의 전화걸기, 영희의 전화기의 오작동 모두, I-X-Y 인과 이행의 연결에서 X에 영향을 주는 W에 해당된다. I-X-Y에서 I(철수의 전화걸기)가 X(영희의 전화벨이 울리기)에 대한 조절 변수(조정자)의 역할을 하는 여부는 W가 X에 영향을 주는 여부에 달려 있다. 이 사례는 매우 단순화된 W에 대한 고려이다. X뿐 아니라 Y에 대해서도 영향을 줄 수 있는 또 다른 W를 고려할 수 있다. 따라서 I-X-Y 인과 이행이 유지되는 여부는 이들 각 변수에 영향을 줄 수 있는 W를 긍정적 또는 부정적으로 고정하는지에 달려있다. W의 on/off 값을 배경 조건으로 고정하는 것이 필요하다. 더 정확히 말하면 W가 on/off 값을 가질 성향을 배경 조건으로 고정하는 것이 필요하다. 이처럼 배경 조건이 고정될 때 I-X-Y의 이행성은 자연스럽게 설명된다. X에 영향을 줄 W의 값이 off일 때 이 값을 배경 조건으로 고정하면 I-X-Y의 이행성은 보존된다. W의 값이 on이면 이행성은 유지되지 않는다. I가 Y와 관련하여 X에 대해 조절 변수, 또는 조종자로서 역할을 하는 여부는 W의 어떤 값을 배경 조건으로 고정하는지에 달려있게 된다.

이처럼 X의 원인 변수 W의 값을 배경 조건으로 고정하는 것은, 인과 조절변수와 조정자의 조건들에서 배제된 변수를 고려하면서도 Y와 관련하여 X에 대한 I의 도구 변수(조종자)를 확인할 수 있게 한다. Y에 대한 X의 원인 영향을 해명하는 데에 Y에 인과적으로 관련된 가능한 한 모든 변수를 고려하는 것은 자연스럽다. 이들 변수 가운데 X를 바로 그 원인으로 해명하고자 도구 변수 I를 도입하였다. 따라서 이행적 인과 관계 I-X-Y의 유지 여부를 밝히는 것은 당연하다. 라이스가 RP와 인과 도구변수를 위한 조건에서 고려한 I-X-Y에 영향을 줄 변수들을 전제하면서도, Y와 관련하여 X에 대한 I의 도구 변수(조종자)를 확인할 수 있게 한다.

5. 나가는 말

라이스의 도구 변수에 대한 인과적 해석 그리고 인과 도구변수와 조종 인과 이론의 조종자의 비교는, 특별히 조종 인과 이론의 특성과 의미를 부각하는 점에서 주목할 만하다. 그러나 라이스의 이론이 조종 인과 이론에 비교하여 현실적인 방법론에서 차별성을 갖는지는 분명하지 않다. 오히려 라이스의 이론과 조종 인과 이론이 주목하여야 하였던 문제를 더 잘 드러내었다고 보인다. 조종 인과 이론이나 도구 변수 문제 모두는, 앞서 보았듯이 인과의 이행성 문제로 수렴될 수 있다.

참고문헌

김우철 외 (2000), 『통계학 개론』, 제 4 개정판, 영지문화사.

김준성 (2008), 『확률과 인과』, 아카넷.

김준성 (2015), “이행적 인과 경로를 통한 원인 효과에 대한 해명: 구조 방정식에 토대한 인과 모형의 원인 효과 개념에 대한 평가와 대안”, 「논리연구」, 18(1), pp. 83-133.

김준성 (2019), “인과에 대한 개입(intervention) 이론의 문제와 최적합 모형”, 「예술인문사회융합멀티미디어논문지」, 9(2), 예정.

Eells, E. (1991), *Probabilistic Causality*, Cambridge University Press.

Eells, E. & Sober, E. (1983), "Probabilistic Causality and the Question of Transitivity", *Philosophy of Science*, 50(1), pp. 35-57.

Mann, P. S. (2007), *Introductory Statistics*, John Wiley & Sons.

McCain, K. (2015), "Interventionism Defended", *Logos & Episteme*, 6(1), pp. 61-73.

Reiss, J. (2005), "Causal Instrumental Variables and Interventions", *Philosophy of Science*, 72(5), pp. 964-976.

Strevens, M. (2007), "Review of Woodward, Making Things Happen", *Philosophy and Phenomenological Research*, 74(1), pp. 233-249.

Woodward, J. (2005), *Making Things Happen: A Theory of Causal Explanation*, Oxford University Press.

명지대학교 철학과
Department of Philosophy, Myongji University
jkim30@mju.ac.kr

Causal Instrumental Variables, Intervention, and Causal Transitivity

Joonsung Kim

In this paper, I first examine Reiss'(2005) arguments for the causal instrumental variable. Second, I argue that the conditions for causal transitivity I consider meet what the causal instrumental variables and the interveners of the manipulation theory of causation are intended to hold. Reiss shows that two conditions for instrumental variables are not sufficient for causal significance of independent variables for dependent variables. Reiss articulates and reformulates the conditions for instrumental variables in terms of the conditions on causality, while naming his instrumental variables as causal instrumental variables. Reiss argues that the causal instrumental variables are similar to the interveners of the manipulation, or intervention theory of causation. He further argues that the causal instrumental variables do a better job the interveners do. I argue that the conditions for causal transitivity I consider meet the goal the conditions for the causal instrumental variables and the conditions for the interveners both are intended to achieve.

Key Words: Causal, Instrumental variables, Intervention, Regression, Transitivity