

행정학·정책학 연구에서의 이중차분 추정기법의 활용과 쟁점*

손호성**

이재훈***

본 연구의 목적은 두 가지이다. 첫째, 최근 사회과학 실증연구에서 광범위하게 활용되고 있는 준실험 연구설계 기법의 하나인 이중차분 추정기법의 개념과 쟁점을 논의하는 것이다. 둘째, 행정학·정책학 분야에서의 이중차분 추정기법 활용 정도를 분석해서, 이중차분 추정 기법을 활용하는 정책학 연구의 신뢰성과 투명성을 도모하는 것이다. 특히, 본 연구를 통해 이중차분 추정 기법을 올바르게 활용하기 위해서는 이중차분 추정기법의 식별조건인 “평행 추세 가정”을 통계적으로 그리고 실질적으로 검증해야 함을 강조하였다.

주제어: 이중차분, 식별조건, 평행 추세 가정

I. 서론

최근 사회과학 연구에서 인과추론(causal inference)의 중요성이 부각되어 다양한 실험(experimental)과 준실험(quasi-experimental) 연구설계 기법이 개발되었고 또 응용되고 있다(Athey & Imbens, 2017). 혹자는 이러한 연구설계 기법을 사용함으로써 사회과학 실증연구에 신뢰성 혁명(credibility revolution)이 일어났다고 주장하기도 한다(Angrist & Pischke, 2010). 이러한 흐름에 맞춰 본 연구에서 여러 연구설계 기법 중 가장 많이 활용되고 있는 이중차분(difference in differences) 추정기법의 개념과 쟁점에 대해 다루고자 한다. 이중차분 추정기법은 Ashenfelter·Card(1985)에 의해 처음 사용되었고, 이들의 연구 이후 수많은 연구에서 이 기법이 활용되었다. 이중차분

* 이 논문은 2018년도 중앙대학교 연구장학기금 지원에 의한 것임.

** 주저자

*** 공동저자

추정기법을 활용한 대표적인 초기 연구로 Card(1990)의 이민자의 증가가 국내 노동자의 임금과 실업률에 미치는 영향, 그리고 Card·Kruger(1994)의 최저임금제도가 실업률에 미치는 영향을 들 수 있다.

본 연구에서는 이중차분(DiD) 추정기법의 개념과 쟁점을 쉽게 설명하고, 현재 이 DiD 추정기법이 행정학·정책학 분야에서 어느 정도 활용되고 있는지 분석하였다. 전자의 목적을 위해 가상적인 정책의 효과성 평가 사례를 활용하였고 후자의 목적을 위해 행정학·정책학 분야의 주요 학회보(한국행정학보·한국정책학회보·행정논총·현대사회와 행정)에 출판된 논문 중 DiD 추정량을 활용한 논문을 분석하였다.

인과추론에 있어서 가장 중요한 쟁점은 설명(독립)변수의 외생적 변이(exogenous variation)를 확보하는 것이다. 이러한 외생적 변이를 확보하기 위해 여러 실험·준실험 연구설계 기법이 활용되고 있는데, 이러한 외생적 변이가 확보되었다고 주장하기 위해서는 각 연구설계 기법의 식별가정(identification assumption)이 만족하는지를 통계적으로 그리고 실질적으로 검정해야 한다. 하지만 행정학·정책학 분야 학회보에 출판된 논문을 보면 아직 이러한 중요성이 간과되고 있다. 따라서 본 연구에서는 DiD 추정기법의 식별가정이 무엇인지 알아보고, 이를 통계적으로 그리고 실질적으로 검정하는 방법에 대해 논하고자 한다.

DiD 추정기법을 이용해 연구를 수행하고자 하는 연구자에게 본 연구가 가이드라인이 되고 또 DiD 추정기법을 올바르게 응용할 수 있도록 하는데 기여할 것으로 판단된다.

Ⅱ. 이중차분 추정량(Estimator)의 필요성

1. 단순회귀 혹은 다중회귀 분석을 활용한 효과성 평가의 한계

어떤 정책의 효과성을 엄밀하게 평가하기 위해서는 최소한 다음과 같은 “두 집단”에 대한 자료가 요구된다.

- 정책 수혜자: 처리집단(Y_i^1)
- 정책 비수혜자: 통제집단(Y_i^0)

위에서 Y 는 결과변수(종속변수)의 값을 나타내며, i 는 분석 표본 단위(예를 들어 개인, 기업, 도시 등), 그리고 숫자 1과 0은 정책의 수혜 여부를 나타낸다. 즉 1이면 정책의 수혜자이고 0이면 정책의 비수혜자이다. 일반적으로 어떤 정책의 효과($\bar{\tau}$)는 다음과 같은 식에 의해 정의된다.

$$\bar{\tau} = \overline{Y^1} - \overline{Y^0} \quad (1)$$

식 (1)에서 기호 위에 있는 작대기는 평균을 나타낸다. 즉 $\overline{Y^1}$ 는 정책 수혜자 집단의 결과변수의 평균을 나타내고 $\overline{Y^0}$ 는 정책 비수혜자 집단의 결과변수의 평균을 나타낸다. 식 (1)이 의미하는 바는 어떤 정책의 효과는 정책 수혜자 집단의 결과변수의 평균값과 정책 비수혜자 집단의 결과변수의 평균값 간의 차이를 구함으로써 구할 수 있다는 것이다.

정책의 효과를 추정할 때, 정책 수혜자 집단과 비수혜자 집단이 반드시 서로 다른 집단이어야 하는 것은 아니다. 예를 들어, A라는 집단이 정책의 수혜자이고 t 시점부터 정책이 시행됐다고 한다면, 이 A집단의 t 시점 이후가 정책 수혜자 집단이 되고, 같은 A집단의 t 시점 이전이 정책 비수혜자 집단으로 간주될 수 있다. 마찬가지로 두 집단이 반드시 서로 같은 집단일 필요도 없다. A집단이 정책 수혜자, B집단이 정책 비수혜자이고 t 시점부터 정책이 시행됐다고 한다면, 정책의 효과는 A집단과 B집단 간의 t 시점 이후의 결과변수 값의 차이를 계산함으로써 구할 수 있다.

실제 자료를 이용한 실증연구에서 식 (1)과 같은 결과변수 값의 차이를 계산하기 위해서 다음과 같은 모집단 선형 회귀식을 추정하게 된다.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \epsilon_i \quad (2)$$

식 (2)에서 D_i 는 정책의 수혜 여부를 나타내는 다음과 같은 이항변수(dummy variable)이다.

$$D_i = \begin{cases} 1, & \text{정책의 수혜자} \\ 0, & \text{정책의 비수혜자} \end{cases}$$

즉 정책의 효과는 β_1 의 추정값 $\hat{\beta}_1$ 이다. 여기서 한 가지 중요한 질문을 할 수 있는데 과연 식 (2)를 통해 추정된 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 인과적 효과를 반영한다고 주장할 수 있는지 여부이다. 식 (2)를 통해 추정된 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 인과적 효과를 반영한다고 주장할 수 있기 위해서는 다음과 같은 조건이 필요하다.

“정책의 수혜자와 비수혜자, 이 두 집단 간에는
정책의 수혜 여부만이 차이가 날뿐 다른 모든 측면에서는 비슷함”

위 조건에서 “다른 모든 측면에서 비슷하다”는 것의 의미는 다음과 같이 두 가지 측면에서 두 집단이 비슷하다는 것이다.

- 관측이 가능하거나 측정이 가능한 특성(예: 교육수준, 소득)
- 관측이 불가능하거나 측정이 어려운 특성(예: 인내심, 부지런함)

가상적인 정책 사례를 통해서 위 조건에 대해 설명하고자 한다. 서울시에서 t 년도부터 둘째 자녀를 낳은 부부에게 1,000만원을 지급하는 정책을 시행했다고 하겠다. 논의의 편의를 위해 다른 도시에서는 이와 같은 정책이 시행되고 있지 않다고 가정하겠다.

앞서의 논의에서 알 수 있는 바와 같이 서울시의 이러한 출산 장려금 정책의 효과를 엄밀하게 추정하기 위해서는 최소한 두 집단, 즉 정책의 수혜자와 비수혜자에 대한 자료가 필요하다. 이 두 집단과 관련해서 필요한 자료는 우선 정책의 수혜 여부(설명변수)를 나타내는 자료와 정책의 효과(결과변수)를 나타내는 자료이다. 본 사례에서는 서울시에 거주를 하면 1,000만원을 지급 받을 수 있기 때문에 서울시 거주 여부를 나타내는 다음과 같은 이항변수를 설명변수로 활용할 수 있다.

$$D_i = \begin{cases} 1, & \text{서울시 거주} \\ 0, & \text{다른 도시 거주} \end{cases}$$

정책의 효과를 분석하기 위해서는 둘째 자녀 출산 여부를 나타내는 다음과 같은 이항변수를 결과변수로 활용할 수 있다.

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{둘째 자녀를 낳음} \\ 0, & \text{둘째 자녀를 낳지 않음} \end{cases}$$

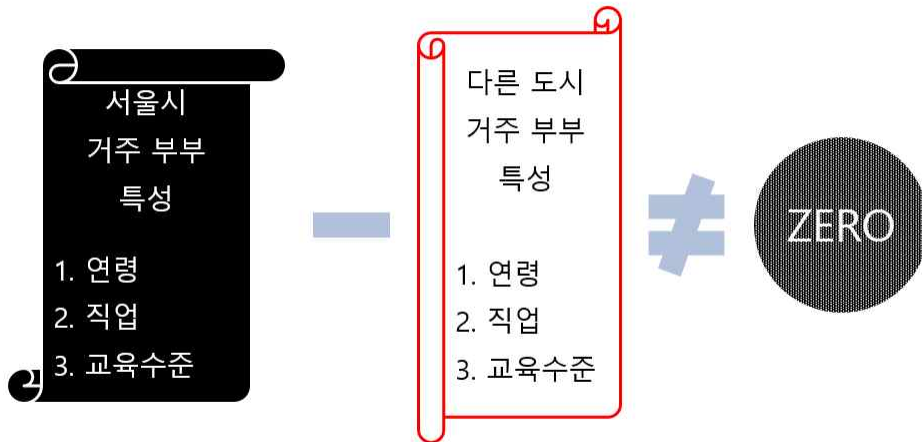
서울시의 출산 장려금이 둘째를 출산할 확률에 영향을 미치는지를 분석하기 위해 전국을 대표하는 첫째 자녀만 낳은 부부를 분석 표본으로 한 다음, 식 (2)와 같은 선형 회귀식을 선형확률모형(linear probability model)을 이용해서 분석한 결과가 다음과 같다고 하겠다.

$$\begin{aligned} Y_i &= \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 D_i \\ &= 0.33 + 0.23 D_i \end{aligned} \tag{3}$$

식 (3)에서 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 효과라고 해석할 수 있는데, 추정값을 좀 더 구체적으로 해석을 하면 다음과 같다. 절편($\hat{\beta}_0$) 추정값이 0.33이므로 이것이 의미하는 바는 다른 도시에 거주하고 있는 첫째를 낳은 부부 중에서 둘째를 낳은 부부의 비율이 33%라는 것이다. 그리고 기울기($\hat{\beta}_1$) 추정값이 0.23이므로 서울시에 거주하고 있는 첫째를 낳은 부부 중에서 둘째를 낳은 부부의 비율은 56%(=0.33+0.23)라는 것을 알 수 있다. 따라서 정책의 효과는 23%p(=56%-33%)임을 알 수 있다. 즉 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 효과 추정값이다.

여기서 과연 식 (3)에서 도출된 정책의 효과 추정값 0.23이 정책의 효과만을 전적으로 반영한다고 할 수 있을까? 다시 말해 0.23이 출산 장려금이 출산 행태에 미치는 인과적 효과라고 주장할 수 있을까? 앞서 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 인과적 효과를 반영한다고 주장하기 위해서는 두 집단이 정책의 수혜 여부를 제외하고는 모든 측면에서 비슷하다는 조건을 만족해야 한다고 하였는데, 이 사례에서 두 집단이 출산 장려금 수혜 자격 여부를 제외하고는 모든 측면에서 비슷하다고 할 수 있을까? 당연히 그렇지 않을 것이다. <그림 1>에 서울시에 거주하고 있는 부부와 다른 도시에 거주하고 있는 부부 간에 어떠한 관측 가능한 특성 차이가 존재할 수 있는지 기술하였다.

〈그림 1〉 서울시 거주 부부 vs. 다른 도시 거주 부부(관측 가능한 특성)



서울시에 거주하고 있는 부부와 다른 도시에 거주하고 있는 부부 간에 관측 가능한 특성 측면에서 차이가 날 수 있는 부분은 여러 가지가 있을 것이다. 우선 서울시에는 젊은 부부가 살고 있을 확률이 좀 더 높다. 따라서 두 집단 간에는 연령이 차이날 것이다. 그리고 서울시에 거주하고 있는 부부의 직업이 다른 도시에 거주하고 있는 부부의 직업에 비해 다양할 것이다. 교육수준도 서울시가 더 높을 것이다. 문제는 이러한 특성이 모두 출산에 영향을 미치는 중요한 변수라는 점이다. 따라서 만약 두 집단 간에 이러한 특성 측면에서 차이가 존재한다면 식 (3)에서 도출된 0.23이라는 추정값이 과연 정책의 효과를 반영하는지 혹은 이러한 특성 차이로 인해 발생한 효과를 반영하는지 연구자가 식별할 수 없다는 문제점이 발생한다. 극단적으로 얘기해서 0.23이라는 추정값이 모두 이러한 특성 차이로 인해 야기되었을 수도 있다. 그렇다고 한다면 실질적으로 정책의 효과는 없는 것이 된다.

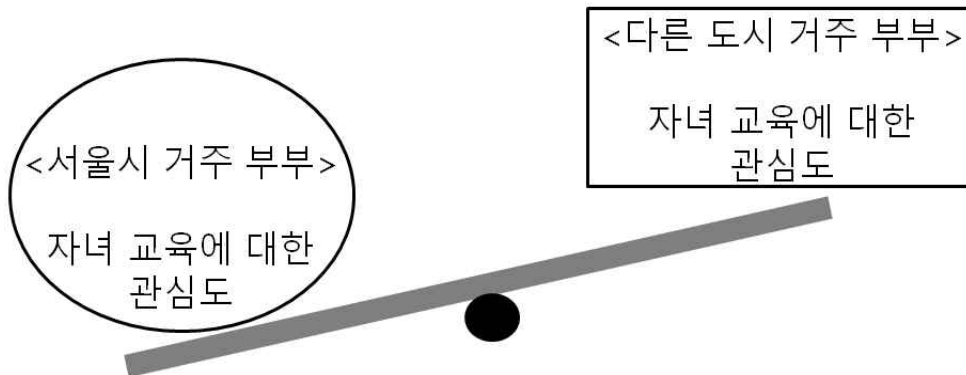
대개 정책 수혜자 집단과 정책 비수혜자 집단 간에는 소위 말하는 선택 편향(selection bias) 때문에 관측 가능한 특성 측면에서 차이가 날 소지가 매우 크다. 결국 식 (2)와 같은 방식으로는 정책의 인과적 효과를 추정하기가 매우 어렵다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 연구자가 할 수 있는 방안은 다음과 같이 관측 가능한 특성(X , Z 등)에 대한 통제를 한 후에 β_1 을 추정하는 것이다.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \beta_2 X_i + \beta_3 Z_i + \dots + e_i \quad (4)$$

그럼 식 (4)를 토대로 추정된 $\hat{\beta}_1$ 은 정책의 효과를 전적으로 반영한다고 할 수 있을까? 비록 식 (4)를 통해 관측이 가능한 특성에 대한 통제가 이루어져도 두 집단 간에는 관측이 불가능한 특성 차이가 존재할 수 있다. 서울시에 거주하고 있는 부부와 다른 도시에 거주하고 있는 부부 간에는 <그림 2>와 같은 관측이 불가능한 특성 측면에서도 차이가 날 소지가 매우 크다.

다른 도시에 거주하고 있는 부부에 비해 서울시에 거주하고 있는 부부는 아무래도 자녀 교육에 대한 관심도가 평균적으로 높을 것이다. 실제로 학군 문제 때문에 서울시에 거주하려는 부부가 많다고 알려져 있다. 그리고 선행 연구나 이론적인 연구에 의하면 자녀 교육에 대한 관심도가 추가 출산 여부에 큰 영향을 미친다고 분석되었다. 물론 자녀 교육에 대한 관심 정도가 추가 출산 여부에 긍정적인 영향을 미치는지 혹은 부정적인 영향을 미치는지에 대해서 실증연구가 명확한 답을 주고 있지는 않지만, 한 가지 확실한 것은 이러한 관심의 정도가 분명히 추가 출산 여부에 유의미한 영향을 미친다는 점이다.

<그림 2> 서울시 거주 부부 vs. 다른 도시 거주 부부(관측 불가능한 특성)



이러한 두 집단 간에 존재하는 관측 불가능한 특성 차이는 관측 가능한 특성을 통제한다고 해서 통제될 소지가 매우 적다. 예를 들어, 자녀 교육에 대한 관심도를 통제하기 위해 부모의 교육수준을 통제한다고 해서 과연 실질적으로 자녀 교육에 대한 관심도가 올바르게 통제되기는 힘들다고 판단된다. 자녀 교육에 대한 관심도는 부모의 교육수준과 매우 높은 인과관계가 있다고 분석한 논문 중에 내적 타당성과 구성 타당성이 매우 높은 연구는 부재하기 때문이다.

〈그림 3〉 $\hat{\beta}_1$ 이 반영하는 효과(관측 가능한 특성 통제 후)

$$\hat{\beta}_1 = 0.23 = \left\{ \begin{array}{l} \text{정책의 효과?} \\ \text{—연령의 차이?—} \\ \text{—직업 관련 차이?—} \\ \text{—소득수준의 차이?—} \\ \text{—교육수준의 차이?—} \\ \text{자녀 교육에 대한 관심 차이?} \\ \text{자녀에 대한 가치관 차이?} \\ \text{결혼관의 차이?} \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{array} \right.$$

〈그림 3〉에서 볼 수 있는 바와 같이 두 집단 간에 관측 불가능한 특성 차이가 존재한다면 식 (4)를 토대로 추정된 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 효과를 반영하는 것인지 혹은 연구자가 관측할 수 없는 두 집단 간의 차이를 반영하고 있는지 식별할 수 없다. 만약 자녀 교육에 대한 관심도가 둘째 자녀 출산 확률에 미치는 영향이 상대적으로 매우 크다고 한다면 실질적으로 정책의 효과는 없을 수도 있다.

따라서 어떤 정책의 인과적 효과를 식별하기 위해서는 이러한 두 집단 간에 존재할 수 있는 관측 불가능한 특성에 대한 통제 또한 이루어져야 한다. 즉 식 (5)에서처럼 연구자가 관측할 수 없는 특성 δ_i 에 대한 통제가 이루어져야 $\hat{\beta}_1$ 이 정책의 효과만을 반영한다고 주장할 수 있다.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 D_i + \beta_2 X_i + \beta_3 Z_i + \dots + \delta_i + \zeta_i \quad (5)$$

문제는 정의 상 δ_i 는 관측이 불가능하기 때문에 회귀식에 이를 통제할 수 없다는 점이다. 그럼 어떻게 이 문제를 해결할 수 있을까? 최근에 사회과학 연구에서 많이 활용되고 있는 여러 준실험 연구설계 기법은 이와 같은 상황을 해결하기 위해 개발되었다고 해도 과언이 아니다. 그 중에 특히 많이 활용되고 있는 것이 DiD 추정기법이다.

2. DiD 추정기법을 활용하기 위해 필요한 자료

DiD 추정기법을 통해 어떤 정책의 효과성을 분석하기 위해서는 다음과 같이 총 네 개 집단에 대한 자료가 필요하다.

- 정책 수혜자(처리) 집단의 정책 시행 이후 자료
- 정책 수혜자(처리) 집단의 정책 시행 이전 자료
- 정책 비수혜자(통제) 집단의 정책 시행 이후 자료
- 정책 비수혜자(통제) 집단의 정책 시행 이전 자료

위에서 살펴본 서울시의 출산 장려금 정책의 효과성을 DiD 추정기법으로 분석하기 위해서는 다음과 같은 자료가 필요하다는 것을 의미한다.

- 서울시에 거주하는 부부의 정책 시행 이후 자료
- 서울시에 거주하는 부부의 정책 시행 이전 자료
- 다른 도시에 거주하는 부부의 정책 시행 이후 자료
- 다른 도시에 거주하는 부부의 정책 시행 이전 자료

분석을 위해서 필요한 정보는 출산 장려금 정책 시행 이전·이후의 거주 주소, 정책 시행 이전에 첫째를 출산했는지 여부, 정책 시행 이후에 둘째를 출산했는지 여부, 그리고 기타 특성 변수에 대한 자료가 필요하다.

3. DiD 추정량의 원리

DiD 추정량을 통해 정책의 인과적 효과가 어떻게 그리고 언제 도출되는지를 간단한 수학적 모델로 살펴보고자 한다. 이를 위해 몇 가지 변수에 대한 정의를 내리면 다음과 같다.

- Y : 둘째 출산 여부
- D : 정책의 효과

- γ : 처리집단의 시간에 의해 변하지 않는 요인
- η : 처리집단의 시간에 의해 변하는 요인
- λ : 통제집단의 시간에 의해 변하지 않는 요인
- θ : 통제집단의 시간에 의해 변하는 요인

위 변수를 이용해 각 시점-집단 별로 결과변수를 분해할 수 있는데 우선 처리집단의 정책 시행 이후의 결과값은 다음과 같이 분해할 수 있을 것이다.

$$\textcircled{1} \text{ 처리집단의 정책 시행 이후: } Y^1 = D + \gamma + \eta^1$$

위 식에서 1은 정책 시행 이후를 나타내는 첨자이다. 위 식을 보면 정책 시행 이후의 결과값은 정책의 효과, 시간에 의해 변하지 않는 처리집단의 특성(γ), 그리고 시간에 의해 변하는 처리집단의 특성(η)으로 분해할 수 있다는 것을 알 수 있다. η 에 첨자 1을 포함한 이유는 시간에 의해 변하는 특성이기 때문에 정책 시행 이후와 이전의 특성이 다를 수 있음을 반영하기 위해서이다. γ 에 첨자를 포함하지 않은 이유는 시간에 의해 변하지 않는 특성이기 때문에 정책 시행 이후와 이전을 구분할 필요가 없기 때문이다.

반면 처리집단의 정책 시행 이전의 결과값은 다음과 같이 분해할 수 있을 것이다.

$$\textcircled{2} \text{ 처리집단의 정책 시행 이전: } Y^0 = \gamma + \eta^0$$

처리집단의 정책 시행 이후와는 달리 정책 시행 이전에는 정책의 효과(D)는 포함되어 있지 않음은 자명하다.

마찬가지로 통제집단의 정책 시행 이후와 이전을 분해하면 다음과 같다.

$$\textcircled{3} \text{ 통제집단의 정책 시행 이후: } Y^1 = \lambda + \theta^1$$

$$\textcircled{4} \text{ 통제집단의 정책 시행 이전: } Y^0 = \lambda + \theta^0$$

이렇게 분해를 한 모델을 통해 DiD 추정량의 개념을 직관적으로 이해할 수 있다. DiD 추정량은 기본적으로 처리집단의 정책 시행 이후 이전 간의 결과변수 값의 차분에서 통제집단의 정책 시행 이후 이전 간의 결과변수 값의 차분을 빼는 것이다. 즉 다

음과 같다.

- 차분 1: ① - ② = $Y^1 - Y^0 = (D + \gamma + \eta^1) - (\gamma + \eta^0) = D + (\eta^1 - \eta^0)$
- 차분 2: ③ - ④ = $Y^1 - Y^0 = (\lambda + \theta^1) - (\lambda + \theta^0) = \theta^1 - \theta^0$

즉 DiD 추정량은 다음과 같다.

$$\text{차분 1} - \text{차분 2} = D + (\eta^1 - \eta^0) - (\theta^1 - \theta^0)$$

결국 DiD 추정량을 통해 정책의 효과(D)만을 식별하기 위해서는 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$\begin{aligned} (\eta^1 - \eta^0) - (\theta^1 - \theta^0) &= 0 \\ (\eta^1 - \eta^0) &= (\theta^1 - \theta^0) \end{aligned}$$

위 조건이 바로 DiD 추정량의 식별조건이라고 하는데 이를 평행 추세(parallel trend) 가정이라고 한다. 이 가정에 대해서는 DiD 추정량의 원리에 대한 논의를 좀 더 한 후에 다루도록 하겠다.

위에서 살펴본 간단한 수학적 모델로 알 수 있는 것은 두 가지이다. 첫째, DiD 추정기법을 통해 두 집단 간에 존재하는 시간에 의해 **변하지 않는** 특성(γ 와 λ)은 제거할 수 있다는 점이다. 둘째, 두 집단 간에 존재하는 시간에 의해 **변하는** 특성(η 와 θ)은 제거되지 않지만 평행 추세 가정을 만족하면 이 또한 제거할 수 있다는 점이다.

Ⅲ. 세 가지 방식으로 바라본 DiD 추정기법의 원리

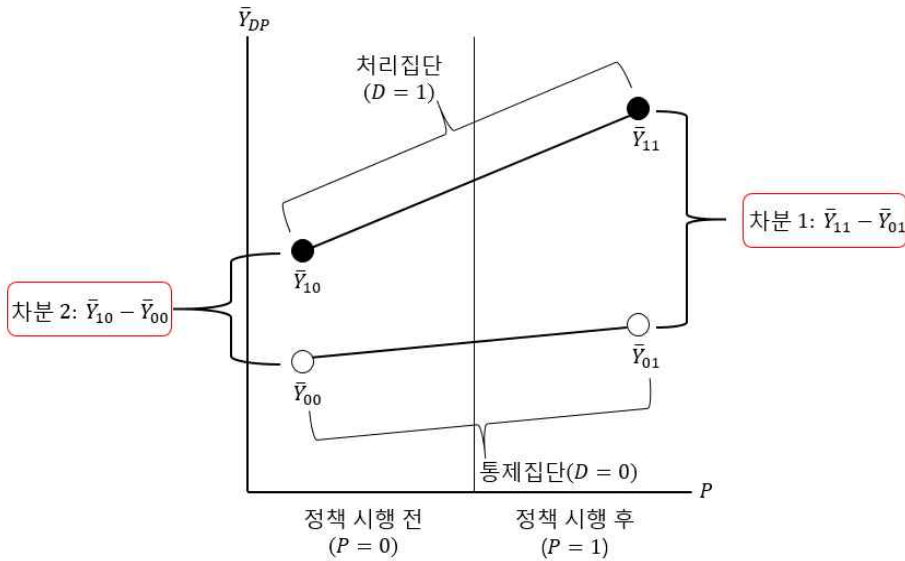
DiD 추정기법의 개념을 명확히 이해하기 위해 세 가지 방식(표·그림·회귀식)으로 그 원리를 설명하고자 한다. 이를 위해 몇 가지 표기에 대한 정의를 내리도록 하겠다. 위에서 언급한 바와 같이 DiD 추정기법 설계 하에서는 총 네 개의 상태가 존재한다. 이 상태를 두 개의 표기로 구분하면 다음과 같다.

$$D = \begin{cases} 1, & \text{정책수혜자(처리집단)} \\ 0, & \text{정책비수혜자(통제집단)} \end{cases} \quad P = \begin{cases} 1, & \text{정책시행이후} \\ 0, & \text{정책시행이전} \end{cases}$$

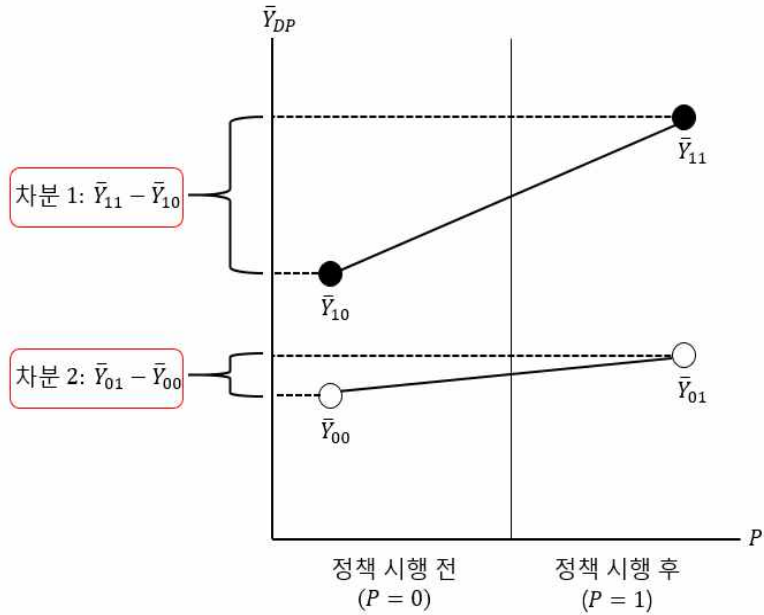
1. 그림을 활용한 설명

그림을 활용하면 DiD 추정량의 원리가 명확해진다. <그림 4>와 <그림 5>를 통해 설명을 하도록 하겠다. <그림 4>에서의 첫 번째 차분은 “차분 1” 즉 정책 수혜자와 정책 비수혜자의 정책 시행 이후의 결과값 차이이다. 두 번째 차분은 “차분 2” 즉 정책 수혜자와 정책 비수혜자의 정책 시행 이전의 결과값 차이이다. DiD 추정기법 하에서의 정책의 효과는 차분 1에서 차분 2를 뺀 값이다.

<그림 4> 그림으로 살펴본 DiD 추정량 1



<그림 5> 그림으로 살펴본 DiD 추정량 2



<그림 4>에서 살펴본 정책의 효과는 <그림 5>에서처럼 다른 방식으로 도출할 수 있다. <그림 5>에서의 첫 번째 차분은 “차분 1” 즉 정책 수혜자의 정책 시행 이후와 이전의 결과값 차이이다. 두 번째 차분은 “차분 2” 즉 정책 비수혜자의 정책 시행 이후와 이전의 결과값 차이이다. 마찬가지로 DiD 추정기법 하에서의 정책의 효과는 차분 1에서 차분 2를 뺀 값이다. 종합하면 DiD 추정값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{DiD 추정값} &= (\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{01}}) - (\overline{Y_{10}} - \overline{Y_{00}}) \\ &= (\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}) - (\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}}) \end{aligned}$$

2. 선형 회귀식을 활용한 설명

두 집단(정책 수혜자와 비수혜자)과 두 시기(정책 시행 전후)에 대한 자료가 있을 때 다음과 같은 선형 회귀식을 활용해서 위에서 살펴본 DiD 추정값을 도출할 수 있다.

$$\hat{Y}_{it} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 P_t + \hat{\beta}_2 D_i + \hat{\beta}_3 (P_t \times D_i) \quad (6)$$

식 (6)에서 P_t 는 정책 시행 전후를 나타내는 이항변수이다. 이 변수는 개인 i 내에서는 그 값이 변하지 않으므로 첨자 i 가 생략되어 있는 것을 알 수 있다. D_i 는 정책 수혜자 혹은 비수혜자를 나타내는 이항변수이다. 이 변수는 시점 t 내에서는 그 값이 변하지 않으므로 첨자 t 가 생략되어 있는 것을 알 수 있다. 그리고 $(P_t \times D_i)$ 는 P_t 와 D_i 변수를 곱해서 생성한 교차항(interaction) 변수이다.

식 (6)을 통해 각각의 상태 별로 다음과 같은 결과값이 도출된다.

- $\overline{Y_{11}}(D=1, P=1) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 1 + \hat{\beta}_2 \times 1 + \hat{\beta}_3 \times 1 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3$
- $\overline{Y_{10}}(D=1, P=0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 0 + \hat{\beta}_2 \times 1 + \hat{\beta}_3 \times 0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2$
- $\overline{Y_{01}}(D=0, P=1) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 1 + \hat{\beta}_2 \times 0 + \hat{\beta}_3 \times 0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1$
- $\overline{Y_{00}}(D=0, P=0) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \times 0 + \hat{\beta}_2 \times 0 + \hat{\beta}_3 \times 0 = \hat{\beta}_0$

따라서 DiD 추정값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{DiD 추정값} &= (\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}) - (\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}}) \\ &= [(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3) - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2)] - [(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1) - (\hat{\beta}_0)] \\ &= (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_3) - (\hat{\beta}_1) \\ &= \hat{\beta}_3 \end{aligned}$$

즉 회귀식 (6)에서 DiD 추정값은 $\hat{\beta}_3$ 인 것을 알 수 있다.

DiD 추정값은 식 (6)을 통해서도 도출할 수 있지만 다음과 같은 고정효과(fixed effects) 모형을 통해서도 도출할 수 있다.

$$\hat{Y}_{it} = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 (P_t \times D_i) + \gamma_i + \delta_t \quad (7)$$

식 (7)에서 γ_i 는 개인 고정효과(individual fixed effects) 그리고 δ_t 는 연도 고정효과

(year fixed effects)를 나타낸다. 다시 말해 개인 별 더미변수를 생성하고 또 연도 별 더미변수를 생성하여 모형에 모두 집어넣고 회귀식을 돌리면 $\hat{\alpha}_1$ 이 DiD 추정값이 된다. 개인 고정효과와 연도 고정효과를 포함하였기 때문에 식 (6)에서의 P_i 와 D_t 의 계수값은 추정되지 않는다. 그 이유는 이 두 개의 변수는 완전 공선성(perfect collinearity)으로 인해 추정 시 누락되기 때문이다.

DiD 모형을 추정할 때는 식 (6)보다는 식 (7)로 추정하는 것이 좀 더 낫다. 그 이유는 후자의 방식을 통해 모형을 추정했을 때 계수의 표준오차가 감소할 확률이 높고 모형의 적합도(fit)가 좀 더 좋아질 확률이 높기 때문이다.

3. 표를 활용한 설명

DiD 회귀식 (6)을 보면 총 세 개의 추정값이 도출되는 것을 알 수 있는데, <표 1>과 <표 2>를 보면 DiD 회귀식 하에 도출되는 추정값이 무엇을 의미하는지 명확히 판단할 수 있다.

<표 1> 표를 활용한 이중차분 추정기법의 개념 설명 1

	정책 비수혜자 집단 ($D=0$)	정책 수혜자 집단 ($D=1$)	차이
정책 시행 이전 ($P=0$)	$\overline{Y_{00}}$	$\overline{Y_{10}}$	$\overline{Y_{10}} - \overline{Y_{00}}$
정책 시행 이후 ($P=1$)	$\overline{Y_{01}}$	$\overline{Y_{11}}$	$\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{01}}$
차이	$\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}}$	$\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}$	$(\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}) - (\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}})$

<표 1>에서 $\overline{Y_{00}}$ 가 나타내는 것은 정책 시행 이전의 정책 비수혜자 집단의 결과변수 값의 평균이고, $\overline{Y_{11}}$ 가 나타내는 것은 정책 시행 이후의 정책 수혜자 집단의 결과변수 값의 평균이다. 마찬가지로 $\overline{Y_{01}}$ 이 나타내는 것은 정책 시행 이후의 정책 비수혜자 집단의 결과변수 값의 평균이고 $\overline{Y_{10}}$ 이 나타내는 것은 정책 시행 이전의 정책 수혜자 집단의 결과변수 값의 평균이다.

<표 1>에 제시되어 있는 각각의 평균값에 회귀식으로 도출되는 추정값을 대입하면

〈표 2〉와 같다.

DiD 추정기법으로 도출되는 정책의 효과값은 다음과 같다.

$$\text{DiD 추정값} = (\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}) - (\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}}) = \hat{\beta}_3$$

〈표 2〉를 보면 DiD 회귀식 (6) 하에 도출되는 다른 추정값이 무엇을 의미하는지 명확히 알 수 있다. 우선 $\hat{\beta}_0$ 은 정책 비수혜자 집단의 정책 시행 이전의 결과변수 값의 평균임을 알 수 있다. $\hat{\beta}_1$ 은 정책 비수혜자 집단의 정책 시행 이전과 이후 간의 결과변수 평균값의 차이를 나타내고 $\hat{\beta}_2$ 은 정책 시행 이전에 정책 수혜자 집단과 정책 비수혜자 집단 간의 결과변수 평균값의 차이를 나타내는 것을 알 수 있다.

〈표 2〉 표를 활용한 이중차분 추정기법의 개념 설명 2

	정책 비수혜자 집단 ($D=0$)	정책 수혜자 집단 ($D=1$)	차이
정책 시행 이전 ($P=0$)	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_2$
정책 시행 이후 ($P=1$)	$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3$
차이	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_3$

IV. DiD 추정량의 식별조건(Identifying Assumption)

DiD 추정기법으로 도출한 정책의 효과값이 전적으로 정책의 효과만을 반영한다고 주장할 수 있기 위해서는 한 가지 가정을 만족해야 한다. 이 가정이 무엇인지 알아보기 위해 다음과 같은 DiD 모집단 회귀식, 즉 오차항을 포함한 회귀식을 살펴보도록 하겠다.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 P_t + \beta_2 D_i + \beta_3 (P_t \times D_i) + u_{it}$$

모집단에서의 이중차분을 통한 효과값을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} (\overline{Y_{11}} - \overline{Y_{10}}) - (\overline{Y_{01}} - \overline{Y_{00}}) &= [(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 + \hat{\beta}_3 + u_{11}) - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_2 + u_{10})] \\ &\quad - [(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 + u_{01}) - (\hat{\beta}_0 + u_{00})] \\ &= (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_3 + u_{11} - u_{10}) - (\hat{\beta}_1 + u_{01} - u_{00}) \\ &= \hat{\beta}_3 + (u_{11} - u_{10}) - (u_{01} - u_{00}) \end{aligned}$$

위에서 네 개의 오차항이 도출되는데 각각이 의미하는 바는 다음과 같다.

- $u_{11} = E(u_{11} | D_i = 1, P_t = 1)$
- $u_{10} = E(u_{10} | D_i = 1, P_t = 0)$
- $u_{01} = E(u_{01} | D_i = 0, P_t = 1)$
- $u_{00} = E(u_{00} | D_i = 0, P_t = 0)$

즉 DiD 추정기법을 통해 추정한 효과값이 정책의 효과만을 반영하기 위해서는 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$\begin{aligned} (u_{11} - u_{10}) - (u_{01} - u_{00}) &= 0 \\ \Rightarrow u_{11} - u_{10} &= u_{01} - u_{00} \end{aligned}$$

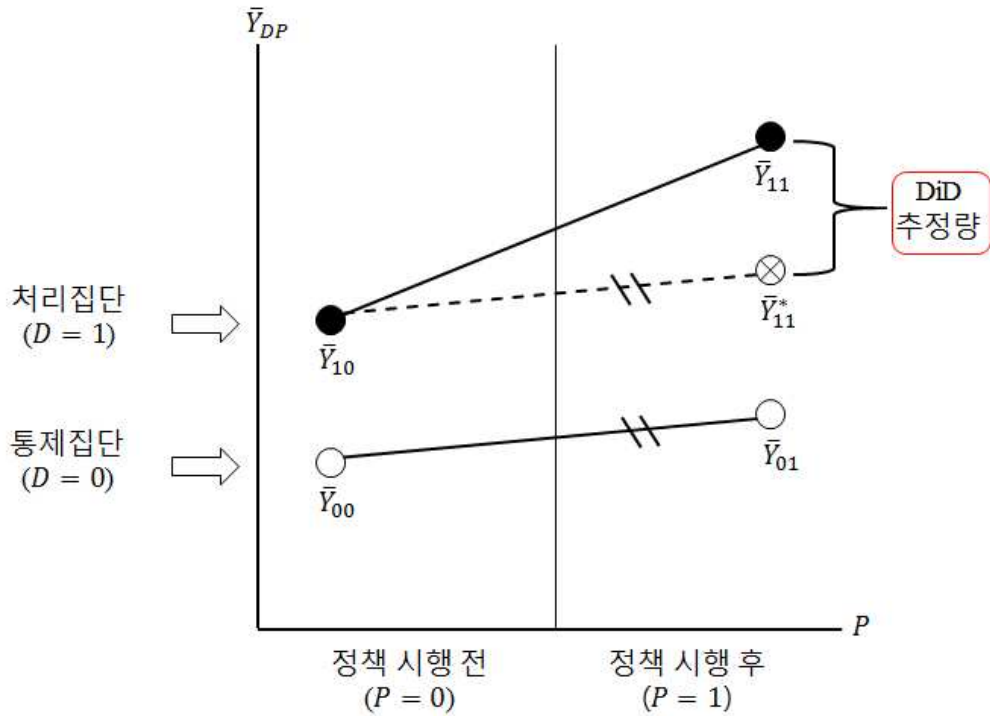
다시 말해 DiD 추정량의 식별조건은 식 (8)인 것을 알 수 있다.

$$u_{11} - u_{10} = u_{01} - u_{00} \tag{8}$$

식 (8)은 제2장에서 살펴본 $\eta^1 - \eta^0 = \theta^1 - \theta^0$ 식과 같은 것을 의미하는데, 즉 평행 추세 가정이란 것이다. 이 평행 추세 가정이 만족해야 DiD 추정량으로 도출한 추정값이 정책의 인과적 효과를 전적으로 반영한다는 것이다. 이 가정이 만족하는지 안하는지를 판단하기 위해서는 우선 이 가정이 무엇을 의미하는지를 알아야 한다. 평행 추세 가정은 “만약 정책이 시행되지 않았다면 정책 수혜자 집단과 정책 비수혜자 집단의 결과변

수의 값이 정책 시행 전후로 비슷한 추세를 보였을 것이다”는 것을 의미한다. <그림 6>을 통해 평행 추세 가정을 좀 더 구체적으로 살펴보도록 하겠다.

<그림 6> 평행 추세 가정의 의미



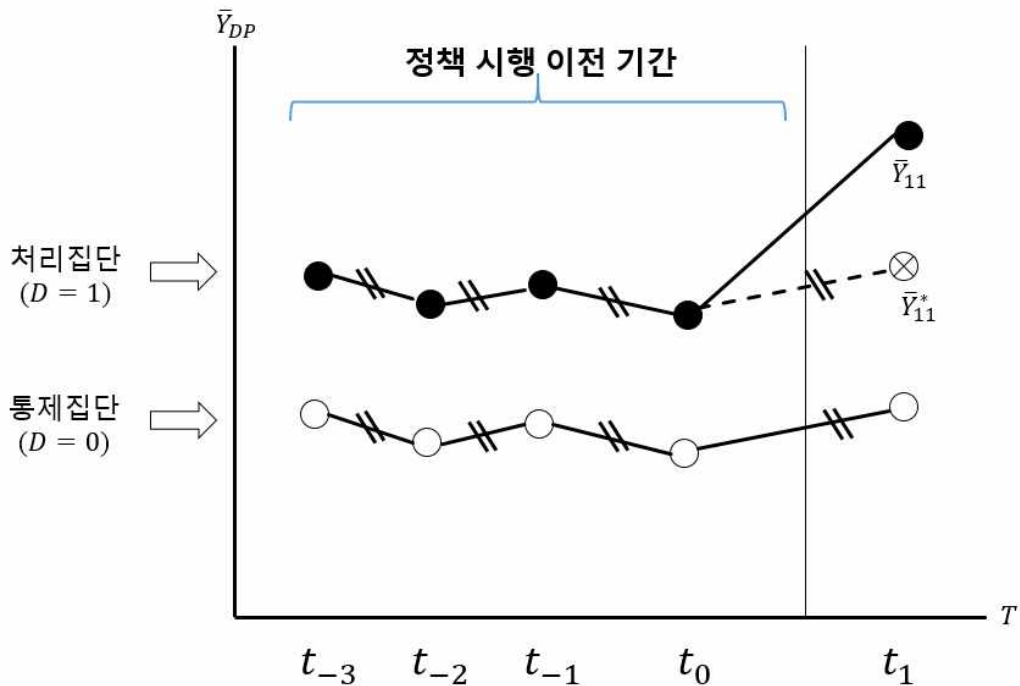
이 가정이 의미하는 바는 만약 정책이 시행되지 않았다면 처리집단의 실제 결과변수 값은 \bar{Y}_{11} 가 아닌 \bar{Y}_{11}^* 로 나타났을 것이라는 것이다. 통제집단을 보면 정책 시행 이전에 비해 정책 시행 이후에 결과변수 값이 조금 상승한 것을 알 수 있는데, 평행 추세 가정은 만약 정책이 시행되지 않았다면 처리집단에서 관측된 결과변수 값의 상승 정도가 통제집단에서 관측된 상승분 정도와 비슷한 수준이었을 것이라는 것을 의미한다.

DiD 설계 하에서 시간에 의해 **변하지 않는** 요인은 제거가 된다. 반면 시간에 의해 **변하는** 요인은 이 설계 하에서 제거가 되지 않지만 만약 시간에 의해 변하는 요인이 정책 수혜자 집단과 정책 비수혜자 집단 간에 비슷하다고 한다면 이 시간에 의한 요인 또한 제거가 된다. 따라서 만약 시간에 의해 변하는 요인이 정책 수혜자 집단과 정책 비수혜자 집단 간에 비슷하다고 한다면 DiD 추정기법으로 정책의 인과적 효과를 식별할

수 있게 된다는 것이다.

따라서 DiD 추정기법으로 정책의 인과적 효과를 추정하기 위해서는 위와 같은 평행 추세 가정이 만족하는지 여부를 통계적으로 검정해야 한다. 문제는 연구자가 이러한 평행 추세 가정을 직접적으로 검정할 수 없다는 데 있다. 그 이유는 정책은 실제로 시행이 되었기 때문이다. 정책이 시행되지 않았다는 상황, 즉 반사실(counterfactual)적인 상황은 관측할 수 없기 때문에 이 평행 추세 가정은 연구자가 직접적으로 검정할 수 없다. 하지만 연구자는 이러한 평행 추세 가정을 “간접적으로” 검정할 수는 있다. 바로 정책 시행 이전에 두 집단의 결과변수 값이 평행한 추세를 보였는지를 확인하는 것이다. <그림 7>을 이용해 이를 설명하도록 하겠다.

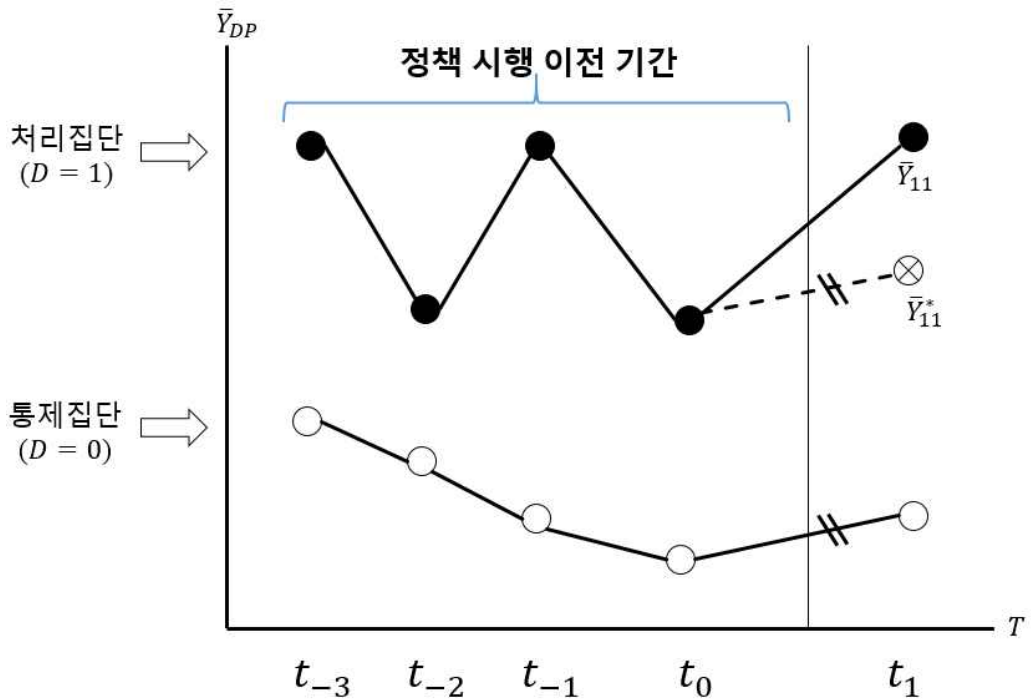
<그림 7> DiD 추정량의 평행 추세 가정이 만족할만한 상황



DiD 설계 하에서 정책이 도입되기 이전의 두 집단의 추세를 살펴봄으로써 평행 추세 가정이 만족하는지 여부를 간접적으로 검정할 수 있다. <그림 7>을 보면 정책은 t_0 이후에 도입이 된 것을 알 수 있다. 즉 t_{-3} , t_{-2} , t_{-1} , 그리고 t_0 은 정책 도입 이전 기간을 나타낸다. 그림을 보면 처리집단과 통제집단의 결과변수 값의 추세가 정책 도입 이

전 기간 동안 매우 유사한 추세를 보이는 것을 알 수 있다. 다시 말해 결과변수 값의 추세가 평행하게 변하고 있는 것을 알 수 있다. 따라서 정책 시행 이전 기간 동안(약 4개년 동안) 두 집단의 결과변수 값의 추세가 꾸준히 평행하게 움직였으므로 만약 정책이 시행되지 않았다면 t_1 시점에도 처리집단의 결과변수 값은 통제집단의 결과변수 값과 비슷한 추세를 보였을 것이다. 즉 \bar{Y}_{11}^* 로 관측되었을 것이라는 주장에 무게가 실리는 것이다.

〈그림 8〉 DiD 추정량의 평행 추세 가정이 만족하지 않을만한 상황



반면 〈그림 8〉을 보면 평행 추세 가정이 만족했을 것이라는 주장에 신빙성이 많이 떨어지는 것을 알 수 있다. 그림을 보면 정책 시행 이전 기간 동안 처리집단의 결과변수 값은 지그재그 식으로 움직이고 있는 것을 알 수 있다. 반면 통제집단의 결과변수 값은 하락하고 있다. 이러한 상황 하에서는 정책이 만약 시행되지 않았다면 t_1 시점에 처리집단의 결과변수 값이 \bar{Y}_{11}^* 로 관측되었을 것이라는 주장은 신뢰성이 떨어진다. 정책시행 이전 기간 동안에 계속 지그재그 식으로 움직였기 때문에 정책이 시행되지 않

았다면 계속 지그재그 식으로 움직였을 확률이 크고 이에 따라 실제 결과변수 값은 $\overline{Y_{11}}$ 로 관측되었을 것이다. 따라서 <그림 8>에서 확인할 수 있는 DiD 추정값은 정책의 효과이기 보다는 단순히 추세변동이 반영되어 나타난 이탈 정도일 확률이 매우 크다.

물론 정책 시행 이전 기간 동안 두 집단 간에 결과변수 값의 추세가 비슷하게 움직였어도 실제로는 평행 추세 가정이 만족하지 않았을 수도 있을 것이다. 하지만 t_1 시점에 정책 수혜자 집단에서 관측된 추세의 이탈 정도가 정책의 효과를 반영하는 것이라는 주장에 <그림 7> 상황이 <그림 8> 상황에 비해 좀 더 신뢰성이 있다는 데에는 대부분 동의할 것이다.

결론적으로, DiD 추정량을 적용해서 정책의 인과적 효과를 식별하기 위해서는 두 집단의 정책 도입 이전 시점에 대한 자료가 필수적이다. 특히 추세의 비슷한 정도를 통계적으로 검정하기 위해서는 약 t_{-3} 정도 즉 정책 시행 4개년 정도 전까지의 자료가 필요하다.¹⁾ 만약 정책 도입 이전의 추세가 두 집단 간에 비슷하다는 것을 통계적으로 검정하지 않은 상태에서 DiD 추정량을 이용해 정책의 효과를 추정하면 그 추정값이 정책의 인과적 효과를 반영한다는 주장의 타당성은 확보되기 어렵다.

DiD 추정량의 평행 추세 가정의 간접적인 통계적 검정은 다음과 같은 회귀분석을 통해 할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 Y_{it} = & \beta_0 + \beta_1 P_t + \beta_2 D_i + \beta_3 (D_i \times Z_{-3}) + \beta_4 (D_i \times Z_{-2}) \\
 & + \beta_5 (D_i \times Z_{-1}) + \beta_6 (D_i \times Z_0) + \beta_7 (D_i \times Z_1) \\
 & + \beta_8 (D_i \times Z_2) + \beta_9 (D_i \times Z_3) + \beta_{10} (D_i \times Z_4) + \xi_{it}
 \end{aligned} \tag{9}$$

위 식에서 P_t 와 D_i 의 정의는 앞서와 같고 Z_t 는 연도별 더미를 나타낸다. 예를 들어 정책이 2010년에 시행이 되었다면 Z_1 은 2010년이면 1 다른 연도이면 0을 갖는 더미변수이다. 마찬가지로 Z_2 는 2011년이면 1 다른 연도이면 0을 갖는 더미변수이다. Z_{-3} , Z_{-2} , Z_{-1} 그리고 Z_0 은 각각 2006년, 2007년, 2008년 그리고 2009년을 나타내는 더미변수이다. 위 식 하에서 정책 시행 이전 기간은 2005년에서 2009년(2005년은 자료의 base 연도인데 2005년 더미변수는 더미변수 trap을 피하기 위해 모형에서 제외하였음)이고 정책 시행 이후 기간은 2010년에서 2013년이다.

식 (9)에서 β_3 , β_4 , β_5 그리고 β_6 에 대한 통계적 검정을 하여 평행 추세 가정이 만족하

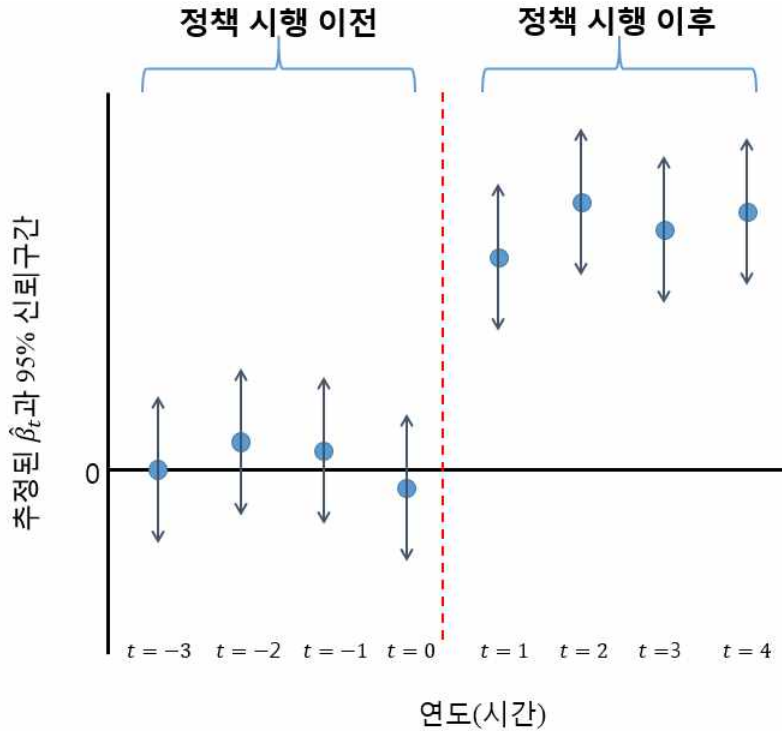
1) 연도별 자료를 가정하였다.

는지 여부를 판단할 수 있다. 식에서 β_3 은 연도 t_{-3} 시점(이 예에서는 2006년)에 처리집단과 통제집단 간에 관측된 결과변수 값의 차이가 연도 t_{-4} 시점(이 예에서는 2005년)에서의 처리집단과 통제집단 간에 관측된 결과변수 값의 차이에 비해 얼마나 차이가 나는지를 나타낸다. 예를 들어 t_{-4} 시점에서의 처리집단과 통제집단 간의 결과변수 값의 차이가 20%라고 하겠다. 앞선 출산 장려금 예를 통해 20%를 해석하면 2005년 정책 비수혜자 집단 중에서 둘째를 출산한 부부의 비율이 40%라고 한다면 2005년 정책 수혜자 집단 중에서 둘째를 출산한 부부의 비율은 60%라는 것을 의미한다. 즉 2005년에 서울시 거주 부부와 다른 도시 거주 부부 간에 둘째를 출산한 부부의 비율이 20%p 차이난다는 것을 의미한다. 이 상태에서 만약 β_3 이 0.3%p로 추정되었다고 한다면 2006년에 서울시 거주 부부와 다른 도시 거주 부부 간에 둘째를 출산한 부부의 비율이 20.3%p 차이난다는 것을 의미한다. 즉 2005년에 비해서 2006년에 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 거의 변하지 않았다는 것을 의미한다(20%p \rightarrow 20.3%p). 즉 두 집단의 결과변수 값이 비슷한 추세를 보였다는 것을 의미한다.

따라서 β_3 , β_4 , β_5 그리고 β_6 의 추정값이 0에 근접하게 추정되고 추정값이 통계적으로 유의미하지 않게 나타나야 평행 추세 가정이 만족했을 것이라는 주장에 신뢰성이 확보된다는 것을 알 수 있다. 실제로 자료를 이용해서 식 (9)와 같은 회귀식을 추정하여 $\hat{\beta}_3$ 에서 $\hat{\beta}_{10}$ 까지 추정하여 이 추정값과 더불어 각 추정값의 95% 신뢰구간을 <그림 9> 혹은 <그림 10>과 같은 그래프로 보여주면 평행 추세 가정의 타당성 여부를 간접적으로 보여줄 수 있다.

<그림 9>를 보면 정책 시행 이전 기간에는 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 base 연도와 비슷한 것을 알 수 있다. 대부분의 계수 추정값이 0에 근접해 있다. 또한 95% 신뢰구간이 0선을 포함하고 있는데, 이 결과는 추정된 차이가 5% 수준에서 통계적으로 유의미하지 않아 $\beta_t = 0$, 즉 차이가 없다는 귀무가설을 기각할 수 없다는 것을 의미한다. 따라서 정책 시행 이전 기간 동안 처리집단과 통제집단의 결과변수 값의 추세가 비슷했다는 것을 알 수 있다. 반면 정책 시행 이후에는 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 base 연도에 비해 훨씬 차이가 나는 것을 알 수 있다. 즉 정책의 효과가 발생했음을 알 수 있다. 95% 신뢰구간도 0선을 포함하고 있지 않으므로 정책의 효과 추정값이 통계적으로 유의미하다는 것을 알 수 있다.

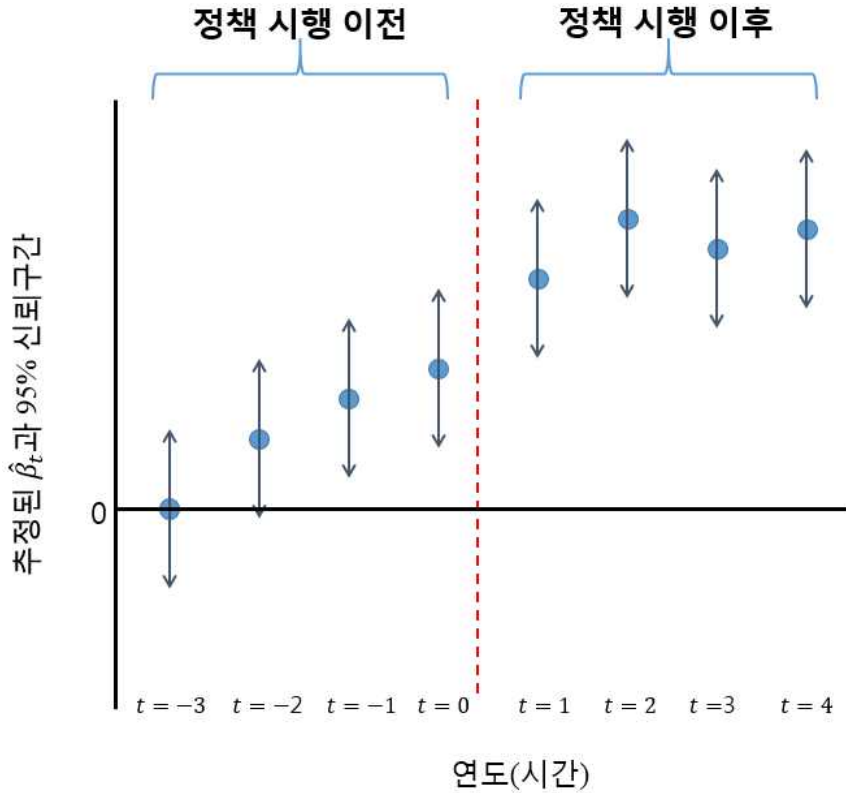
〈그림 9〉 평행 추세 가정을 만족한다고 볼 수 있는 여지가 큰 상황



반면 〈그림 10〉을 보면 정책 시행 이전 기간에 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 base 연도와 전혀 비슷하지 않다는 것을 알 수 있다. 대부분의 계수 추정값이 0선을 벗어나 있고 95% 신뢰구간이 0선을 포함하고 있지 않으므로 추정된 차이가 5% 수준에서 통계적으로 유의미한 것을 알 수 있다. 즉 차이가 없다는 귀무가설을 기각할 수 있게 된다. 이 결과는 정책 시행 이전 기간 동안 처리집단과 통제집단의 결과변수 값의 추세가 비슷하지 않았다는 것을 의미한다. 따라서 이런 상황 하에서는 정책 시행 이후에 관측된 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 정책의 효과라는 주장의 타당성은 상당히 떨어진다고 할 수 있겠다. 오히려 정책 시행 이전부터 계속해서 두 집단 간 결과변수 값의 차이가 관측되었으므로 정책 시행 이후에도 그 차이가 계속해서 관측되었다는 주장에 좀 더 큰 무게가 실리는 것이다.

결론적으로 DiD 추정량을 통해 추정된 정책의 효과값이 전적으로 정책에 의한 효과값이라고 주장할 수 있기 위해서는 〈그림 9〉와 같은 상황이 관측되는지를 연구자가 보여주어야 한다.

<그림 10> 평행 추세 가정을 만족하지 않는다고 볼 수 있는 여지가 큰 상황



V. 적절한 통제집단 선정의 중요성

앞선 논의에서 알 수 있는 바와 같이 DiD 추정량을 통해 정책의 인과적 효과를 추정하기 위해서는 평행 추세 가정을 만족케 하는 적절한 통제집단을 선정하는 것이 매우 중요하다. 그러면 과연 어떤 통제집단을 선정해야 할까? 이에 대한 정답은 없지만 대개 처리집단과 매우 유사한 집단을 선정하면 평행 추세 가정이 만족될 가능성이 매우 높다. 유사하다는 것은 관측이 가능한 측면뿐만 아니라 관측이 불가능한 측면까지도 유사하다는 것을 의미한다. 만약 두 집단이 두 가지 특성 측면에서 유사하다면 두 집단의 결과변수 값의 추세가 비슷하게 변할 가능성이 매우 높다. 문제는 관측 불가능한 특성은 연구자가 고려할 수 없기 때문에 결국 관측이 가능한 특성 측면에서 처리집단과 유사한 집단을 통제집단으로 선정하는 것이 차선책이다. 이러한 통제집단을 선정하고 두

집단 간에 정책 시행 이전의 결과변수 값의 추세가 비슷한지를 살펴봐야 한다.

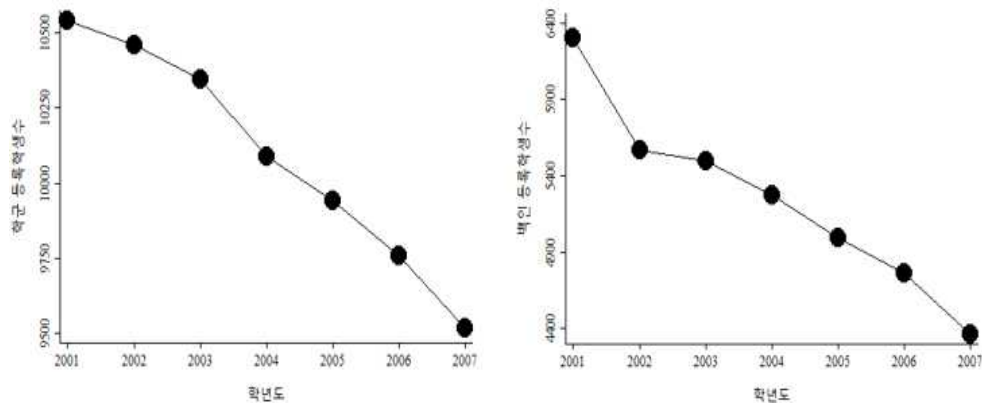
여기서 한 가지 강조할 것은 DiD 추정량의 식별조건이 만족하는 가장 그럴듯한 상황은 정책 수혜 여부와 관련해서 선택편향이 없는 상황이다. 만약 정책 수혜 여부를 어떤 개인 혹은 기업이 “선택”할 수 있다고 한다면 두 집단은 관측 불가능한 특성 측면에서 매우 다를 소지가 높다. 예를 들어, 서울시에서 출산 장려금 정책을 도입할 때 개인들에게 공지를 안 하고 갑자기 도입을 하였다면 개인 입장에서는 이 장려금을 받기 위해 서울시에 이사를 오지 않았을 것이기 때문에 선택편향이 없는 상황이라고 할 수 있겠다. 반면 어떤 정책의 수혜 자격 여부를 개인 혹은 기업이 통제할 수 있다고 한다면 선택편향이 있는 상황이라고 할 수 있다. 예를 들어, 대학에서 장학금을 받기 위해 토익 성적을 활용한다고 하겠다. 만약 800점 이상 받아야 장학금을 받을 수 있다면 학생은 성적이 800점 이상이 나올 때까지 토익을 여러 번 치를 것이다. 이때는 선택편향이 있고 이 상황 하에서는 장학금을 받은 집단과 받지 않은 집단은 관측이 불가능한 특성 측면에서 매우 다를 소지가 클 것이다. 따라서 평행 추세 가정이 만족할 소지가 매우 낮을 것으로 판단된다.

실제 정책 사례를 통해 통제집단 선정과 관련한 논의를 하도록 하겠다. 미국 뉴욕 주에 위치하고 있는 Syracuse 학군에서 2008년부터 Say Yes to Education이라는 정책이 시행되었다. Say Yes to Education 정책의 궁극적인 목표는 교육 인센티브를 제공해서 Syracuse 학군에 다니고 있는 학생의 학업 성취도와 Syracuse시의 경제 활성화를 제고하는 것이다. 정책은 크게 두 가지로 이루어져 있다. 첫째, 방과 후 및 계절학기 프로그램, 보건 및 법률 상담소, 그리고 대학진학 카운슬링 서비스를 지원하는 것이다. 둘째, 대학 4년 동안 학자금을 제공하는 것이다. 대학 학자금을 받기 위해서는 Syracuse 시에 거주해야 하고 Syracuse 학군에 속해 있는 공립학교에 3년 이상 다녀야 한다. 이러한 교육 인센티브를 활용해서 Syracuse시에 인구를 유입시키고 Syracuse 학군 내에 위치하고 있는 공립학교의 학업 분위기를 제고하는 것이 정책의 주요 목적이다.

이러한 정책이 Syracuse 학군에 도입된 이유는 <그림 11>을 보면 알 수 있다. 그림을 보면 2001년부터 2007년까지 Syracuse 학군에 등록된 학생 수가 가파르게 감소하고 있는 것을 알 수 있다. 또한 백인 등록 학생 수도 같은 기간 동안 꾸준히 감소하고 있는 것을 알 수 있다. 위와 같이 도시로부터 인구가 빠져나가면 여러 가지 부작용이 발생한다. 우선 뉴욕 주로부터 제공 받는 학생 지원 금액이 감소하게 된다. 이렇게 되면 재정 수입이 감소하게 된다. 또한 인구가 감소하게 되면 조세 수입이 감소할 것이고 불경기가 초래될 가능성이 높다. 그리고 백인 등록 학생 수가 감소한다는 것은 중산층

과 고소득층 비율이 감소하고 있다는 것을 나타내는데, 이렇게 되면 도시의 범죄율이 상승할 소지가 높다. 따라서 이러한 부정적인 추세를 뒤집기 위해 Say Yes to Education이라는 교육 인센티브 정책을 도입한 것이다.

〈그림 11〉 Syracuse 학군 등록 학생 수 및 백인 학생 수 추이



Say Yes to Education 정책은 2008년부터 도입이 되었는데 이 정책의 효과를 DiD 추정량으로 추정하기 위해서는 Syracuse 학군과 매우 유사한 학군을 통제집단으로 선정해야 한다. Syracuse 시는 뉴욕 주에서 다섯 번째로 큰 도시인데 뉴욕 주에서 Syracuse 시와 비슷한 도시로 대개 Rochester 시를 들 수 있다. 우선 〈표 3〉에서 Syracuse 학군과 Rochester 학군이 관측이 가능한 특성 측면에서 유사한지를 살펴보았다.

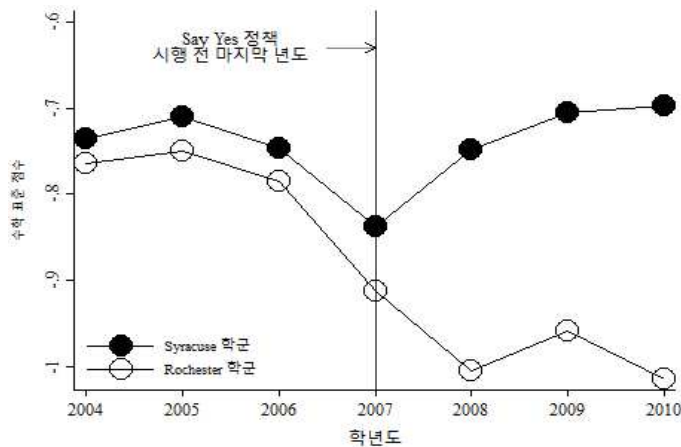
표를 보면 정책 시행 전에 두 학군은 관측 가능한 특성 측면에서 매우 유사하다는 것을 알 수 있다. 예를 들어 저소득층 학생의 비율은 $-3\%p$ 정도 밖에 차이가 나지 않는 것을 알 수 있다. 대부분의 다른 특성변수의 차이도 미미한 것을 알 수 있다. 또한 정책 시행 직후에도 두 학군 간에는 특성 차이가 존재하지 않는 것을 알 수 있다. 정책 시행 직후에도 두 학군 간에 특성 차이가 나지 않는 이유는 Say Yes to Education 정책이 갑자기 집행되었고 Syracuse 시에 2008년 시점까지는 새로운 학생이 유입되지 않았기 때문이다. 확실한 것은 이 정책과 관련해서 선택편향이 존재할 소지가 매우 적기 때문에 두 집단 간에는 특성 차이가 존재할 확률이 적다고 할 수 있다.

〈표 3〉 Syracuse 학군 vs. Rochester 학군 관측 가능한 특성 차이 비교

특성변수	정책 시행 전(2007)		정책 시행 후(2008)	
	Syracuse	Rochester	Syracuse	Rochester
영어 비능통자 학생 비율	11%	12%	11%	11%
저소득층 학생 비율	90%	87%	90%	85%
특별교육 대상자 비율	17%	19%	18%	19%
중식 지원 받는 학생 비율	72%	76%	83%	80%
흑인 학생 비율	53%	51%	62%	61%
남미 학생 비율	16%	17%	24%	25%
아시아 학생 비율	6%	6%	3%	3%
백인 학생 비율	22%	22%	10%	10%

그다음으로 연구자가 확인을 해야 할 사안은 평행 추세 가정 만족 여부를 검토하는 것이다. 이를 위해 학생들의 수학 성적의 평행 추세 가정이 만족하는지 여부를 〈그림 12〉를 통해 살펴보았다.

〈그림 12〉 Syracuse 학군 vs. Rochester 학군 수학 점수 추이



〈그림 12〉를 보면 두 학군의 수학 평균 점수의 추세가 정책 시행 이전 기간 동안 매우 유사하게 움직이고 있는 것을 알 수 있다. 정책 시행 이후부터 Syracuse 학군의 수학 평균 점수는 갑자기 상승하였고 그 이후에도 계속 상승하는 것을 알 수 있다. 반면 Rochester 학군의 수학 평균 점수는 정책 시행 이후에 하락하였고 대체로 그 이후에도 하락하는 추세를 보이고 있다. 〈그림 12〉와 같은 결과가 관측되면 DiD 추정량의 식별 조건인 평행 추세 가정이 만족한다는 주장에 무게가 많이 실린다고 할 수 있겠다. 〈그림 12〉와 같은 추세가 관측되면 앞서 보았던 〈그림 9〉와 같은 상황이 관측될 것이다.

VI. 행정학·정책학 연구에서 DiD 추정량의 활용 정도

이 장에서는 행정학·정책학 연구에서 DiD 추정기법이 어느 정도 활용되었고 또한 위에서 언급한 DiD 추정량의 식별조건과 관련해서 어느 정도 그 타당성 여부가 검증되었는지를 판단하여, 행정학·정책학 연구에서 DiD 추정기법의 올바른 활용을 위한 제언을 하고자 한다. 이러한 목적을 달성하기 위해 행정학·정책학 분야의 주요 학회보인 한국행정학보, 한국정책학회보, 행정논총, 그리고 현대사회와 행정에 2008년에서 2017년(10년 동안)까지 출판된 논문 중 DiD 추정량을 활용한 논문을 조사하였다. <표 4>에 그 결과를 제시하였다.

2008년에서 2017년까지 위 네 개의 학회보에 출판된 논문을 전수 조사한 결과 DiD 관련 추정기법을 활용한 논문은 17건으로 조사되었다. 이 중에 대부분의 논문은 한국정책학회보에 출판된 것을 알 수 있다(12건). 아무래도 정책분석과 관련해서 많이 활용되고 있는 연구설계 기법이어서 이러한 결과가 나온 것으로 판단된다.

17건의 논문을 분석한 결과 두 가지 방식으로 DiD 추정기법이 활용된 것을 알 수 있었다. 첫 번째 방식은 전형적인 DiD 추정량이다. 즉 처리집단과 통제집단을 선정한 후 이 두 집단의 정책 시행 이전과 이후 간의 차분을 비교해서 도출하는 방식이다. 두 번째 방식은 매칭(matching)과 DiD 추정량을 조합해서 도출하는 방식이다. 매칭은 성향점수매칭(propensity score mathing) 혹은 다른 매칭 방법을 활용한 것을 확인할 수 있었다.

<표 4> DiD 추정기법이 활용된 논문²⁾

학회보명	DiD 사용한 논문 수	DiD+Matching 사용한 논문 수
한국행정학보	3	1
한국정책학회보	6	6
행정논총	0	1
현대사회와 행정	0	0
합계	9	8

전형적인 DiD 추정량을 활용해 연구를 수행한 논문은 모두 9건으로 조사되었다. 이

2) <표 4>의 논문은 참고문헌에 제시되어 있다. 본 저자들의 노력에도 불구하고 조사된 학회보에서 DiD 추정량이 활용된 일부 논문이 누락되었을 수도 있음을 밝힌다.

중에 DiD 추정량의 식별조건인 평행 추세 가정을 통계적으로 검정한 논문은 없었다. 모두 정책 시행 이후의 결과변수에 대한 DiD 추정값 만을 도출하였을 뿐 정책 시행 이전에 두 집단의 결과변수 값의 추세가 비슷한지를 분석한 논문은 없었다.

매칭과 DiD 추정량을 조합해서 연구를 수행한 논문은 모두 8건으로 조사되었다. 매칭 방식을 이용해 처리집단과 비슷한 통제집단을 도출하는 방식의 장점은 **관측 가능한** 특성 측면에서 처리집단과 매우 유사한 집단을 선정해 이를 통제집단으로 활용하여 두 집단 간에 존재하는 특성 차이를 줄여준다는 점이다. 물론 매칭을 활용하면 처리집단과 통제집단이 관측 가능한 특성 측면에서 매우 유사할 소지가 크지만, 그렇다고 해서 두 집단이 관측이 불가능한 특성까지 유사해진다는 보장은 없다. 결국 매칭을 이용해서 통제집단을 선정해도 통제집단과 처리집단의 정책 시행 이전의 결과변수 값이 비슷한 추세를 보이는지 확인하여야 한다. 하지만 8건의 논문 중에 평행 추세 가정을 통계적으로 검정하여 그 결과를 제시한 논문은 없었다. 앞서와 마찬가지로 결과변수에 대한 DiD 추정값 만을 도출하였음을 알 수 있었다.

결론적으로 아직 행정학·정책학 연구에서는 DiD 연구설계 기법을 적용할 때 검토해야 할 평행 추세 가정 검정이 이루어지지 않고 있는 것으로 판단된다. 물론 위에서 언급한 연구에서 평행 추세 가정 검정이 이루어지지 않았다고 해서 연구 결과의 타당성이 훼손되는 것은 결코 아니다. 통계적 검정이 이루어지지 않았다고 해서 평행 추세 가정이 만족하지 않는 것은 아니기 때문이다. 하지만 DiD 추정량의 식별조건이 만족하는지를 논문에서 보여주는 것은 연구의 신뢰성과 투명성 확보를 위해서 바람직하다는 것은 논의의 여지가 없을 것이다.

VII. 결론

본 연구에서 최근 실증연구에서 광범위하게 활용되고 있는 DiD 연구설계 기법의 개념과 쟁점에 대해서 다루었다. 실험 및 준실험 연구설계 기법을 활용해서 인과추론을 할 때는 각각의 연구설계 기법의 식별조건이 만족하는지를 통계적으로 그리고 실질적으로 검정하는 것이 매우 중요하다. DiD 추정량의 식별조건은 평행 추세 가정인데 본 연구에서는 이 가정을 연구자가 간접적으로 검정하는 것이 중요하다는 것을 강조하였고 또 그 검정 방안에 대해서 다루었다. 특히 정책 시행 이전 기간 동안 처리집단과 통제집단의 결과변수 값의 추이가 비슷한 추이를 보이는지를 보여야함을 강조하였다.

이러한 식별조건이 만족하는지를 검정하는 것이 중요하지만 기존에 출판된 선행연구 분석을 통해 아직 행정학·정책학 연구에서는 이 중요성이 간과되고 있다는 사실을 밝혔다. 행정학·정책학 분야 연구자가 식별조건 검정의 중요성을 인지하고 행정학·정책학 연구의 신뢰성과 투명성 확보를 제고하는데 본 연구가 기여할 것으로 판단된다.

최근 양적 연구에서 활용되고 있는 여러 준실험 설계 기법은 수학적으로 점점 복잡해지고 있다. 따라서 수학적 지식이 부족한 인문·사회 분야 연구자들은 이러한 설계 기법을 올바르게 이해하고 활용하기가 매우 힘들어지고 있다. 미국의 경우 Journal of Policy Analysis and Management와 Political Analysis와 같은 저명한 저널에서 방법론과 관련해서 연구자들의 이해를 도모하고자 다양한 가이드라인 논문을 실고 있다. 우리나라의 행정학·정책학 분야의 학회보에서도 이러한 연구설계 기법의 개념과 쟁점을 쉽게 다루는 논문을 많이 실어 연구자에게 연구설계 기법과 관련한 실질적인 도움을 줄 수 있는 방안이 제고되기를 희망한다.³⁾

■ 참고문헌

- 강소량. (2016). 고교 평준화가 사교육에 미치는 영향. 「한국정책학회보」. 25(4): 5-29.
- 강소량·김병수. (2016). 노인일자리사업이 고령자의 성공적 노화에 미치는 영향. 「한국행정학보」. 50(1): 167-199.
- 고길곤. (2017). 행정학 분야의 로지스틱 회귀분석 활용 절차와 쟁점. 「현대사회와 행정」. 27(4): 3-33.
- 김을식·최석현. (2014). 사중손실을 이용한 공공부조 프로그램의 효율성 평가 연구. 「한국정책학회보」. 23(3): 329-352.
- 김태일·한경희. (2008). 1990년대 말-2000년대 전반의 공무원과 민간기업 종사자의 직무 만족도 변화 비교. 「한국행정학보」. 42(3): 293-312.
- 김택규·이정욱. (2017). 경영평가제도의 시행이 공기업 경영성과에 미치는 영향에 관한 연구. 「한국정책학회보」. 26(3): 81-104.
- 박상현·김태일. (2011). 국민기초생활보장제도가 노동 공급과 성과에 미치는 영향. 「한국정책학회보」. 20(4): 277-307.
- 박정수. (2016). 반복적 정책지원의 효과에 대한 연구. 「한국정책학회보」. 25(2): 183-215.

3) 연구설계 기법이 아닌 계량기법과 관련해서 연구자에게 도움을 주는 연구의 한 예로 고길곤 (2017)을 들 수 있다.

- 박춘복·김종호·정광호. (2014). 사회서비스 부적정 이용에 대한 감사 효과분석. 「한국정책학회보」, 23(3): 161-198.
- 박혜석·권혁주. (2015). 장애인연금의 정책효과성에 관한 연구. 「한국정책학회보」, 24(1): 111-136.
- 윤미래·김태일. (2017). 준실험설계에 의한 보육지원 정책의 고용효과 분석. 「한국행정학보」, 51(1): 205-231.
- 이대웅·권기현·문상호. (2015). 근로장려세제(EITC)의 정책효과에 관한 연구. 「한국정책학회보」, 24(2): 27-56.
- 이석민. (2012). 노인일자리사업이 노인가구의 소득과 소비에 미치는 영향. 「한국정책학회보」, 21(4): 259-284.
- 이정화·문상호. (2014). 기초연금이 고령자의 소득에 미치는 영향. 「한국정책학회보」, 23(3): 411-440.
- 전대성·정광호. (2011). 정보공개의 효과분석. 「한국정책학회보」, 20(2): 109-142.
- 정수용. (2015). 이종차이분석을 통해 본 대형마트 의무휴업제 시행의 영향평가. 「한국정책학회보」, 24(2): 433-459.
- 정의룡. (2014). 한국 근로연계 복지정책의 효과성 분석. 「한국행정학보」, 48(1): 181-206.
- 정의룡. (2015). 한국 고용보험제도의 효과성 분석. 「행정논총」, 53(1): 103-128.
- Angrist, J. D., & Pischke, J. (2010). The Credibility Revolution in Empirical Economics: How Better Research Design is Taking the Con Out of Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 24(2): 3-30.
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The State of Applied Econometrics: Causality and Policy Evaluation. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2): 3-32.
- Card, D. (1990). The Impact of the Mariel Boatlift on the Miami Labor Market. *Industrial and Labor Relations Review*, 43(2): 245-257.
- Card, D., & Krueger, A. B. (1994). Minimum Wages and Employment: A Case Study of the Fast-Food Industry in New Jersey and Pennsylvania. *American Economic Review*, 84(4): 772-793.

손호성(孫豪成): University of California, Berkeley에서 2013년 정책학 박사학위를 취득하고, 현재 중앙대학교 공공인재학부 조교수로 재직 중이다. 주요 연구분야는 공공재정 관련 정책의 평가이며 주로 실험 및 준실험 연구설계를 활용해서 정책의 인과적 효과를 분석하는 연구를 하고 있다(hsohn@cau.ac.kr).

이재훈(李在薰): 중앙대학교 일반대학원에서 행정학 석사학위(신·재생에너지에 대한 정권별 뉴스 프레임 분석: 언론사의 이념적 성향에 따른 비교를 중심으로, 2017)를 취득하였으며, 동대학원 박사과정에 재학 중이다. 주요 관심분야는 정책평가, 의사결정, 갈등관리 등이다(iscariot_js@naver.com).