

# 경영경제데이터분석

## DID

### (Difference in Differences)

최 현 홍  
(hongchoi@khu.ac.kr)

# Contents

- Introduction
- What is DID?
- Conducting DID Analysis
- Comparing DID with Other Methods
- Recap

# **Introduction**

# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

### ■ 서울시 도시재생활성화사업

- 서울시 지역균형발전사업의 일환으로, 지역에 새로운 산업단지, 항만, 공항, 철도, 도로 등을 설치하여 핵심적인 기능을 부여하고 고용 기반을 창출하거나, 생활권 단위의 생활환경 개선, 기초생활 인프라 확충, 공동체 활성화, 골목경제 살리기 등을 추진하는 사업



# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

- 이중차분법에 의한 도시재생사업이 아파트 가격에 미치는 영향 분석
  - 박대근, 김홍순 (2020)
- 분석 대상 인과관계: 도시재생사업 수혜 → 아파트 가격 상승
  - 처치군: 수유 1동
  - 대조군: 수유 2동
- 그런데, 도시재생사업의 시행이라는 처치가 아파트 가격이라는 결과에 영향을 미치는 데에는 시간이 소요됨
  - 처치 이후로 아파트 거래가 일어나야 하기 때문
  - 또한, 아파트 가격이라는 것은 이와 별개로 다양한 외부 요인에 의해 시간의 흐름에 따라 계속 변화하지 않나?
  - 그냥 집값이 오르는 시기라서 아파트 가격이 오른 것인지 도시재생사업으로 인해 아파트 가격이 오른 것인지 어떻게 알 수 있을까?

# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

### ■ 분석 자료

- 수유 1동과 수유 2동의 아파트 실거래가 자료

처치군/대조군이라는 구분 외에  
처치 이전/이후라는 구분이 또 등장

### ■ 분석 기간

- 도시재생사업 **이전** 시점: 2016년 2월 ~ 2017년 1월
- 도시재생사업 선정: **2017년 2월**
- 도시재생사업 **이후** 시점: 2017년 3월 ~ 2018년 2월

### ■ 기타 자료

- 수유 1동과 수유 2동의 인구통계 특성
  - ✓ 인구, 연령대별 인구 비중 (영유아, 청소년, 청년, 중장년, 고령) 등

# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

### ■ 분석 대상 지역 주요 특성 비교

표 3. 수유1동과 수유2동의 인구 구성 비교

구분	강북구 인구수(명)		고령인구(65세 이상) 인구비중(%)		영유아기 비중(%)		청소년기 비중(%)		청년기 비중(%)		중장년기 비중(%)	
	수유1동	수유2동	수유1동	수유2동	수유1동	수유2동	수유1동	수유2동	수유1동	수유2동	수유1동	수유2동
2015	22,927	22,644	15.63	16.95	3.8	3.9	9.9	9.9	22.6	21.2	46.6	46.4
2016	22,844	22,372	16.32	17.59	3.5	3.8	9.3	9.3	22.3	20.4	47.0	46.3
2017	22,471	22,512	17.34	18.26	3.3	3.7	8.8	8.8	21.6	20.5	46.2	46.6
2018	22,309	22,583	17.96	18.88	3.0	3.4	8.5	8.6	21.5	20.5	45.7	46.8

출처: 국가통계포털, <http://kosis.kr/eng>, 2020년. 2월 10일 검색.

### 과거 아파트 가격 변동 추이가 유사

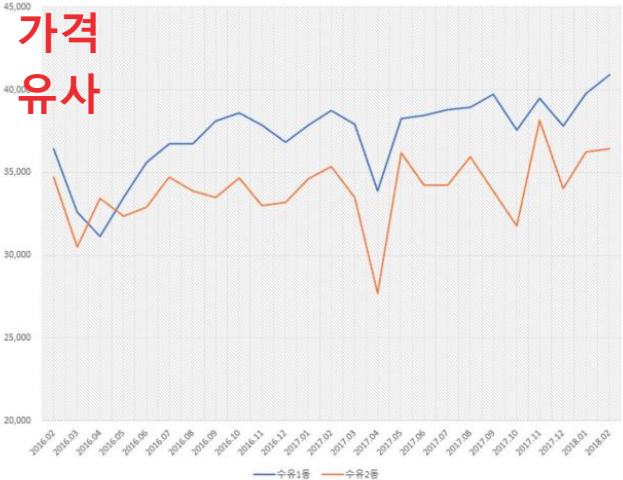
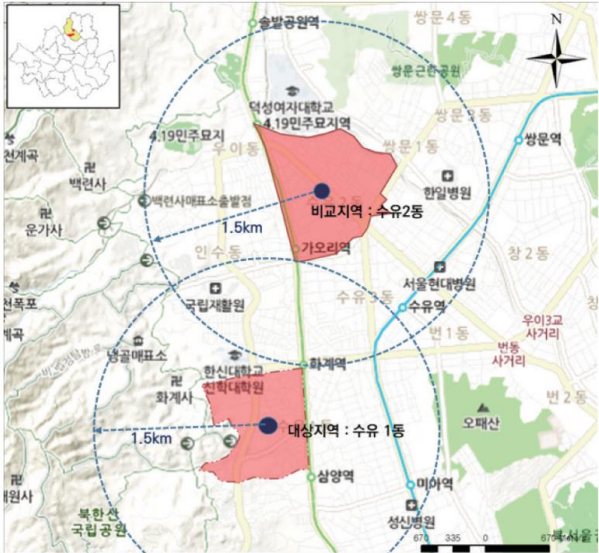


그림 3. 수유1, 수유2동의 아파트 실거래평균가격(단위: 만 원)

출처: 국토교통부 실거래가 홈페이지, <http://rt.molit.go.kr>, 2019년 6월 22일 검색.

### 주요 인구통계 특성이 유사



### 지리적으로 인접

# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

- 처치군과 대조군 그리고 사업 선정 이전과 이후에 대해 평균 아파트 거래가격은 아래와 같았음

구분	처치군	대조군
	사업대상 선정지역	사업대상 미 선정지역
이전시점 (A)	34,410	31,690
이후시점 (B)	36,030	32,800
B-A	1,620 (C) (4.7%p)	1,204 (D) (3.5%p)

도시재생사업이라는 처치로 인한 “처치효과”는 어느 정도일까...?

naïve한 결론) 처치군의 처치 이후 – 처치 이전? ( $36,030 - 34,410 = 1,620$  ?)

그런데 대조군을 보니 대조군도 처치 이후/이전 차이가 많이 나는데...?



# Introduction

## 도시재생사업의 부동산 가격 영향 평가

- 해당 연구에서는 **DID** 분석 프레임워크를 활용, **시간의 변화에 따른 아파트 가격 변화량을 대조군으로부터 도출하고, 처치군의 처치 전/후 변화량로부터 해당 변화량을 제하여 순수한 처치효과를 도출하였음**
  - 이러한 방식을 취하기 위해서는 어떤 가정이 필요할까?
- 분석 결과, 도시재생사업으로 인한 아파트 가격 상승의 **순수 효과는 약 1.1%p 정도인 것으로 나타났음**
  - 해당 분석 기간은 **아파트 가격이 상승하던 기간이었으므로, DID 방법론을 적절히 활용하지 않았다면 도시재생사업의 효과를 과대 평가하게 되었을 것**

# **What is DID?**

# Difference in Differences

## 이중차분법(Difference-in-Differences)이란?

- 시간이 지남에 따라 처리군과 대조군 모두에서 관측되는 결과의 변화를 고려함으로써 처치의 효과를 적절히 추정하는 분석 방법론

처리군의 처치 전후 차이 - 대조군의 처치 전후 차이 = 순수한 처치 효과  
단, 시간의 흐름에 따른 두 그룹의 변화 추이가 동일하다고 가정

- 이중차분이라고 불리는 이유
  - 차분: 두 관측값 사이의 차이를 구하는 것
  - 횡단면(cross-sectional) 차분: 각 시점별 대조군과 처리군의 차이 측정
  - 종단면(longitudinal) 차분: 각 그룹의 시간에 따른 차이 측정
  - “차분의 차분”을 이용해서 순수한 처치 효과를 분리하기 때문에 이중차분이라고 불림

# Difference in Differences

## DID의 주요 가정

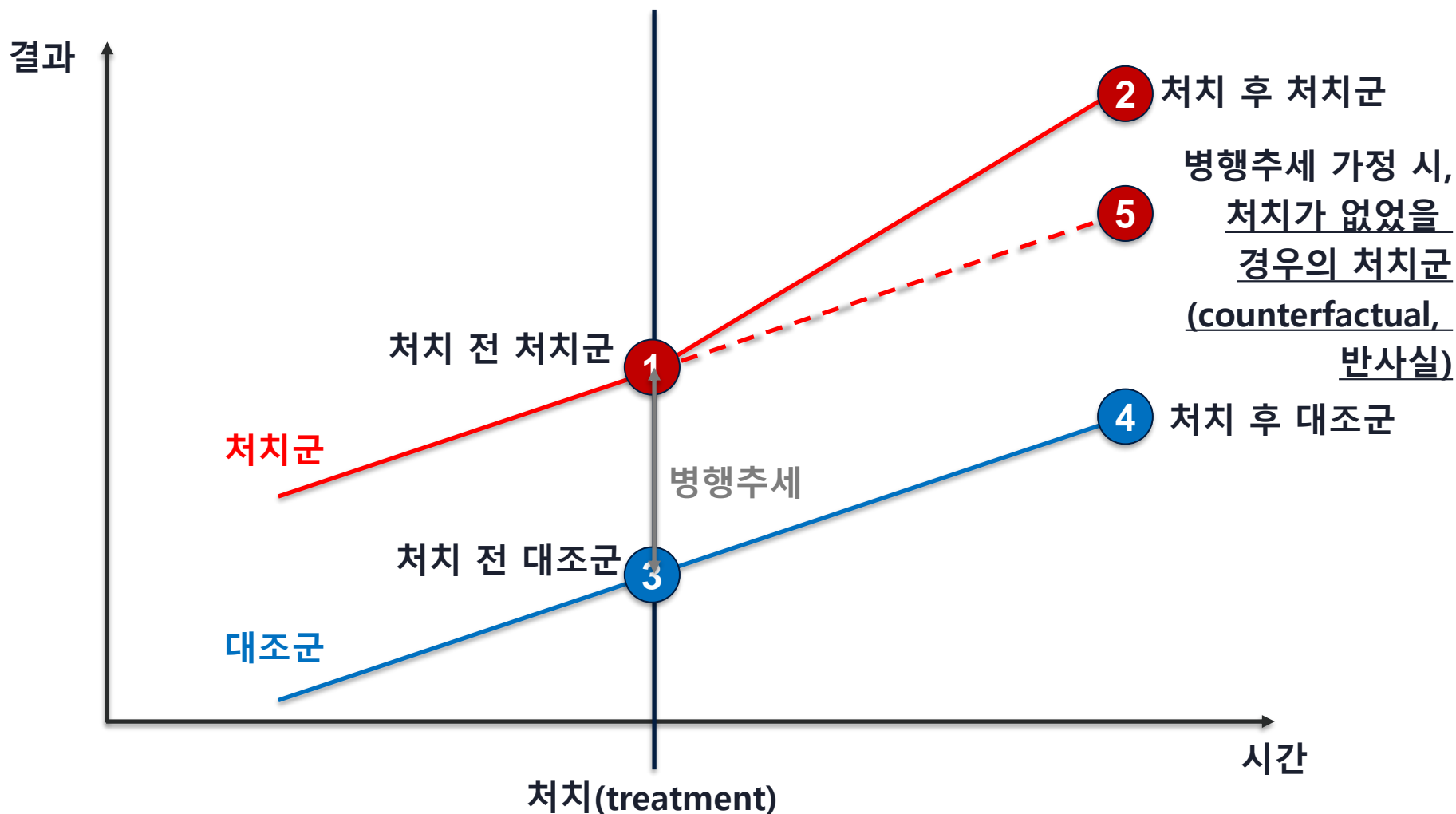


- 병행추세 (parallel trend) – 가장 중요
  - 만약 처치가 이루어지지 않았다면, 처치군과 대조군의 결과변수 값이 처치 전후로 비슷한 추세를 보일 것이라는 가정
  - 합리적인 가정 혹은 처치 전 데이터 추세를 활용하여 검증할 수 있음
- 단일 처치 (single treatment)
  - 분석 기간동안 처치군에 하나의 처치만이 적용되었다는 가정으로, 다른 외부요인이 처치군의 결과에 영향을 주지 않았다는 가정
  - 실제 분석에서 다른 주요 처치(이벤트, 사건)이 없었는지 체크 필요
- 처치군과 대조군의 안정성 (stable treatment and control groups)
  - 처치군과 대조군의 구성이 시간이 지나면서 크게 변화하지 않았으며 일관되었다는 가정
  - 필요 시 처치 전후 그룹의 주요 특성을 비교해볼 수 있음

# Difference in Differences

병행추세 가정의 시각적 표현

순수한 처치 효과를 알기 위해서는  
누구와 누구를 비교해야 하나?



# Difference in Differences

## 반사실 (counterfactual)

- 현실에서 실제로는 일어나지 않았지만, 처치가 다르게 이루어졌다면 발생했을 가상의 결과
  - 만약 ~했다면 어땠을까?
  - 예1) 기업이 A 전략을 시행하지 않았다면?
  - 예2) 국가가 B 정책을 시행하지 않았다면?
- 실제로 관측하기가 어렵기 때문에 DID에서는 병행추세가정을 통해 반사실 결과를 가정함



# Difference in Differences

## 인과성 추론에서 DID의 의의

- 현실(실무)에서 어떠한 전략 및 정책(처치)을 시행했을 때, **적절한 결과 변화가 나타나기까지 시간이 필요한 경우가 많음**
- 그런데, 시간이 흐름에 따라 다양한 요인이 함께 변화하며, 이는 인과 분석 대상이 되는 결과에도 영향을 미침
  - 이러한 요인들은 매우 다양하며 모두 측정하여 모형에 포함하기 어려움
  - 시간에 따른 변화를 통제하는 것은 매우 어려움
- DID는 병행추세 가정을 바탕으로 실험에 준하는 분석 환경을 구축할 수 있도록 해주는 방법론
  - 준실험(quasi-experimental) 방법

# Difference in Differences

## DID 추정량 (DID Estimator)

DID 추정량의 추정에는 선형회귀모형이 주로 활용됨  
(DID는 분석 프레임워크)

- DID 분석에서 핵심은 **DID 추정량**을 구하는 것
- **DID 추정량**이란, 시간에 따른 결과 변화가 존재하는 상황에서 어떠한 처리가 결과에 미친 순수한 효과의 평균적인 수준을 측정한 값
- 시간에 따른 효과를 고려하는 상황에서, 우리는 **처치군과 대조군이라는 두 그룹** 및 **처치 이전과 이후라는 두 시점**에 대해 다음 네가지의 상태를 고려할 수 있음
  - $T_B$ : 처치 이전 (**B**efore) 처치군 (**T**reatment)
  - $T_A$ : 처치 이후 (**A**fter) 처치군 (**T**reatment)
  - $C_B$ : 처치 이전 (**B**efore) 대조군 (**C**ontrol)
  - $C_A$ : 처치 이후 (**A**fter) 대조군 (**C**ontrol)



# Difference in Differences

처치 전후의 처치군과 대조군의 표현 및 DID 추정량

반사실  $T_A'$  은  
어떻게 표현?

	처치 이전 (B)	처치 이후 (A)
처치군 (T)	$T_B$	$T_A$
대조군 (C)	$C_B$	$C_A$

(1) DID 추정량 (DID estimator) =  $(T_A - T_B) - (C_A - C_B)$

$T_A - T_B$ : 처치군의 처치 전/후 변화 어떤 차분?

$C_A - C_B$ : 대조군의 처치 전/후 변화

순수한 처치 효과 = 처치군의 결과 변화 - 대조군의 결과 변화

(2) DID 추정량 (DID estimator) =  $(T_A - C_A) - (T_B - C_B)$

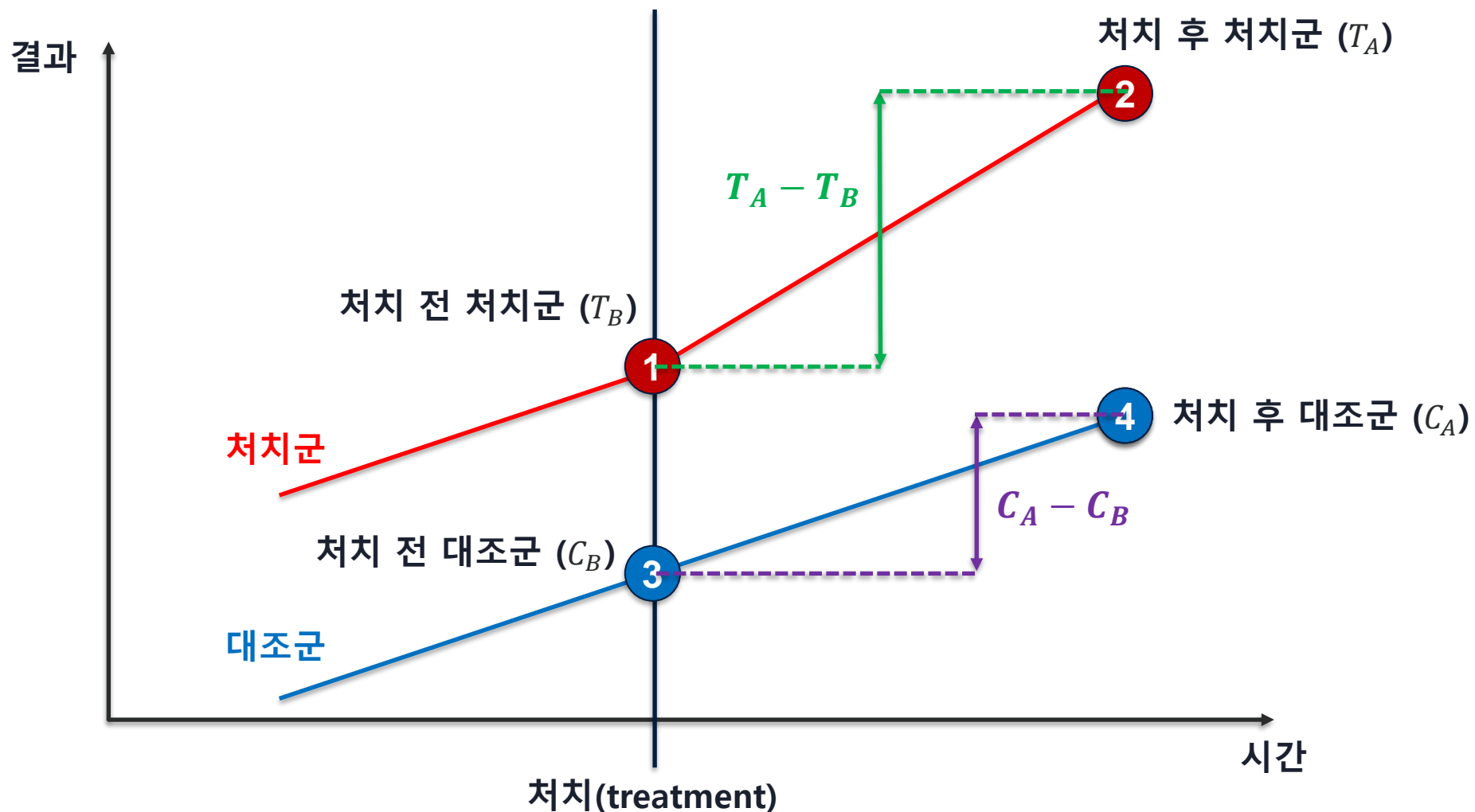
$T_A - C_A$ : 처치 후 처치군과 대조군의 차이

$T_B - C_B$ : 처치 전 처치군과 대조군의 차이

순수한 처치 효과 = 처치 **후** 그룹 차이 - 처치 **전** 그룹 차이

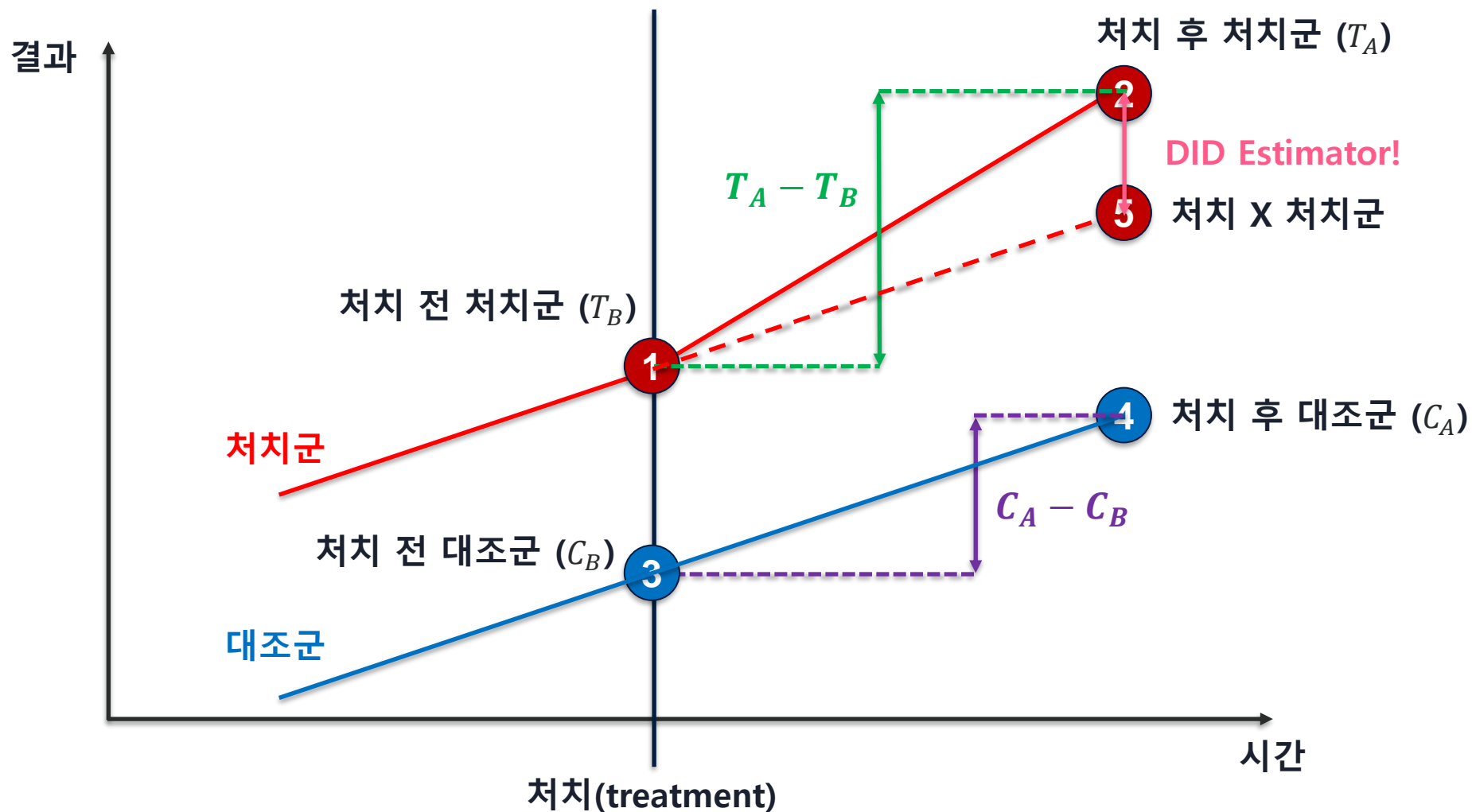
# Difference in Differences

## DID Estimator의 시각적 표현 (식 1 기준) (1)



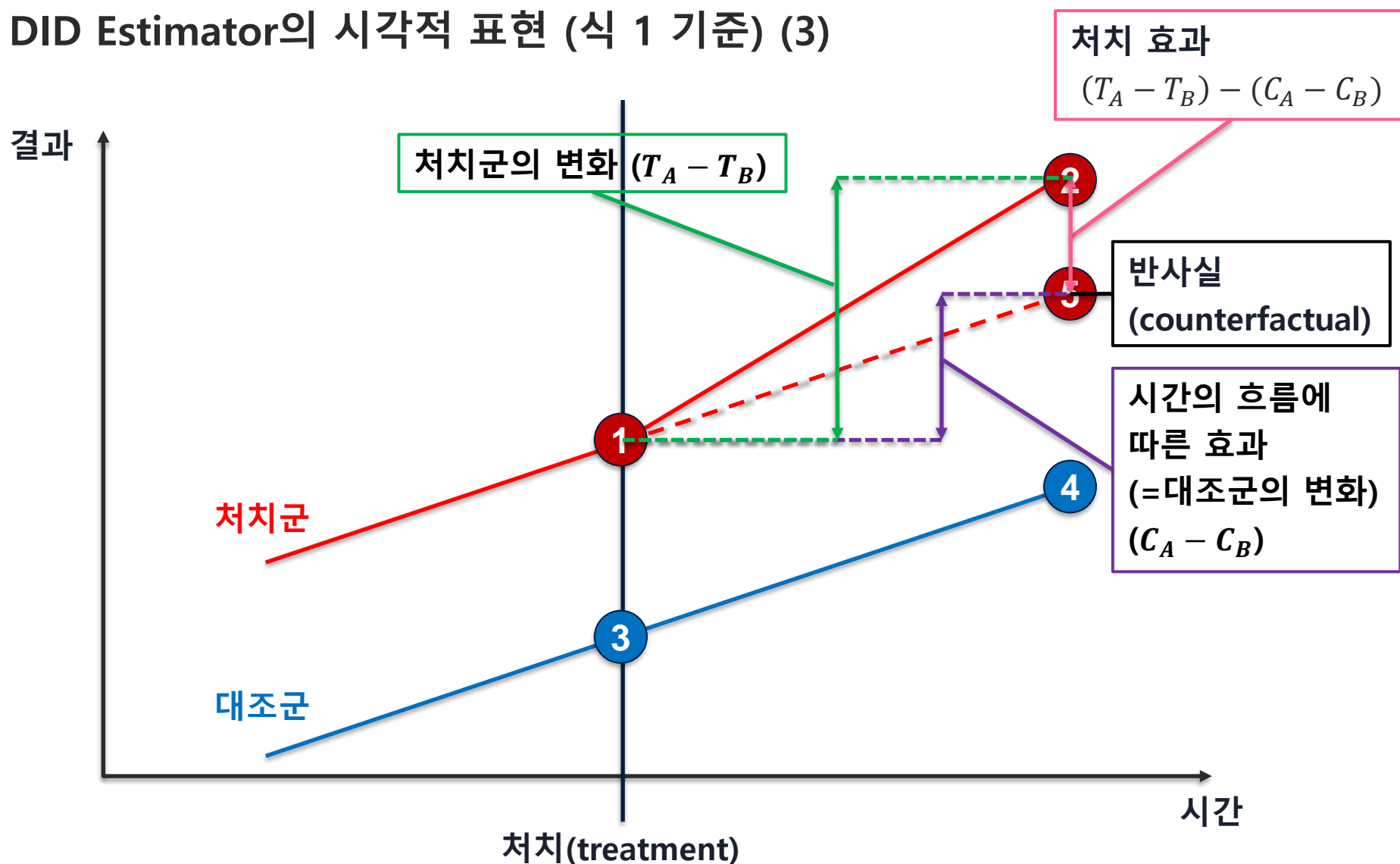
# Difference in Differences

## DID Estimator의 시각적 표현 (식 1 기준) (2)



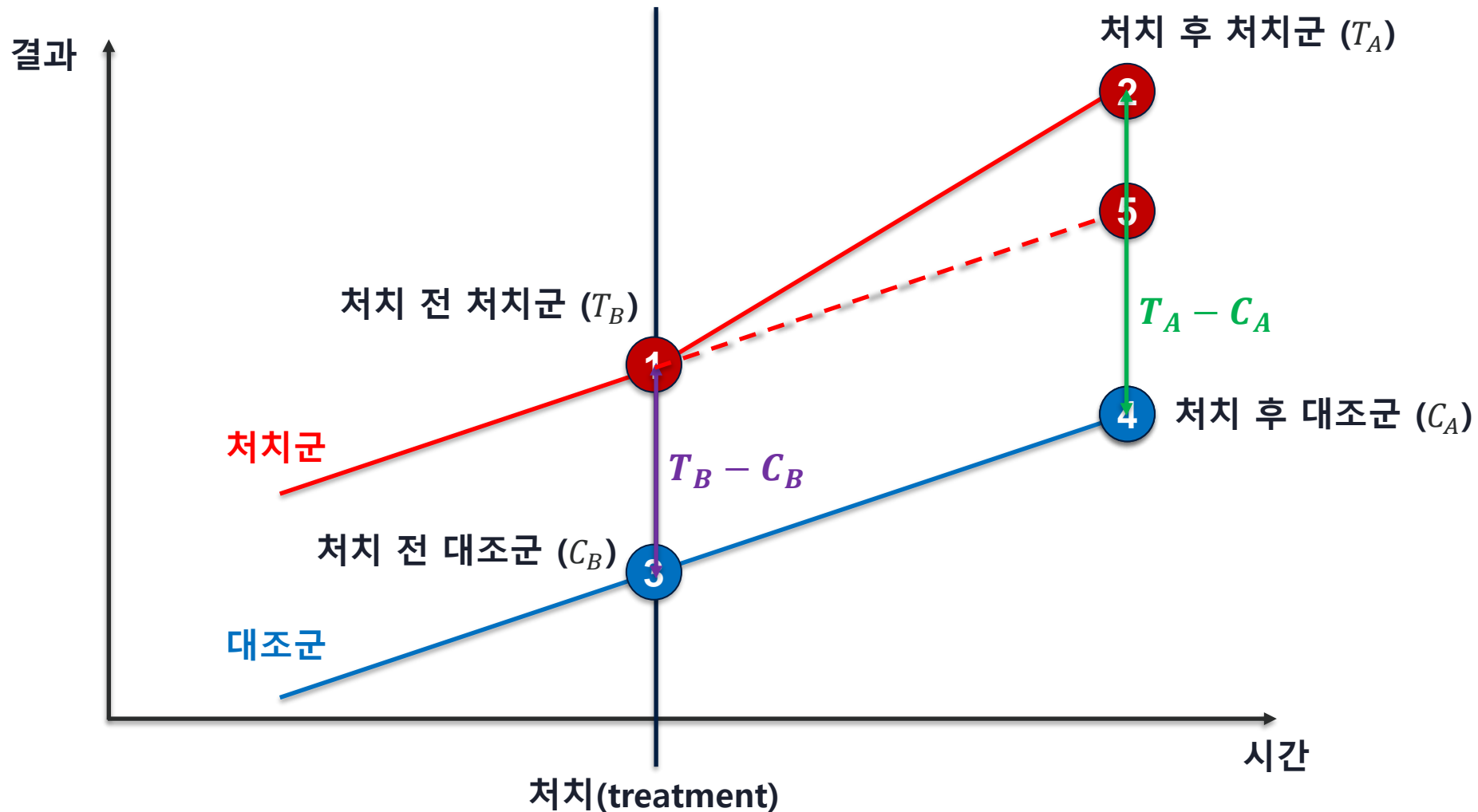
# Difference in Differences

## DID Estimator의 시각적 표현 (식 1 기준) (3)



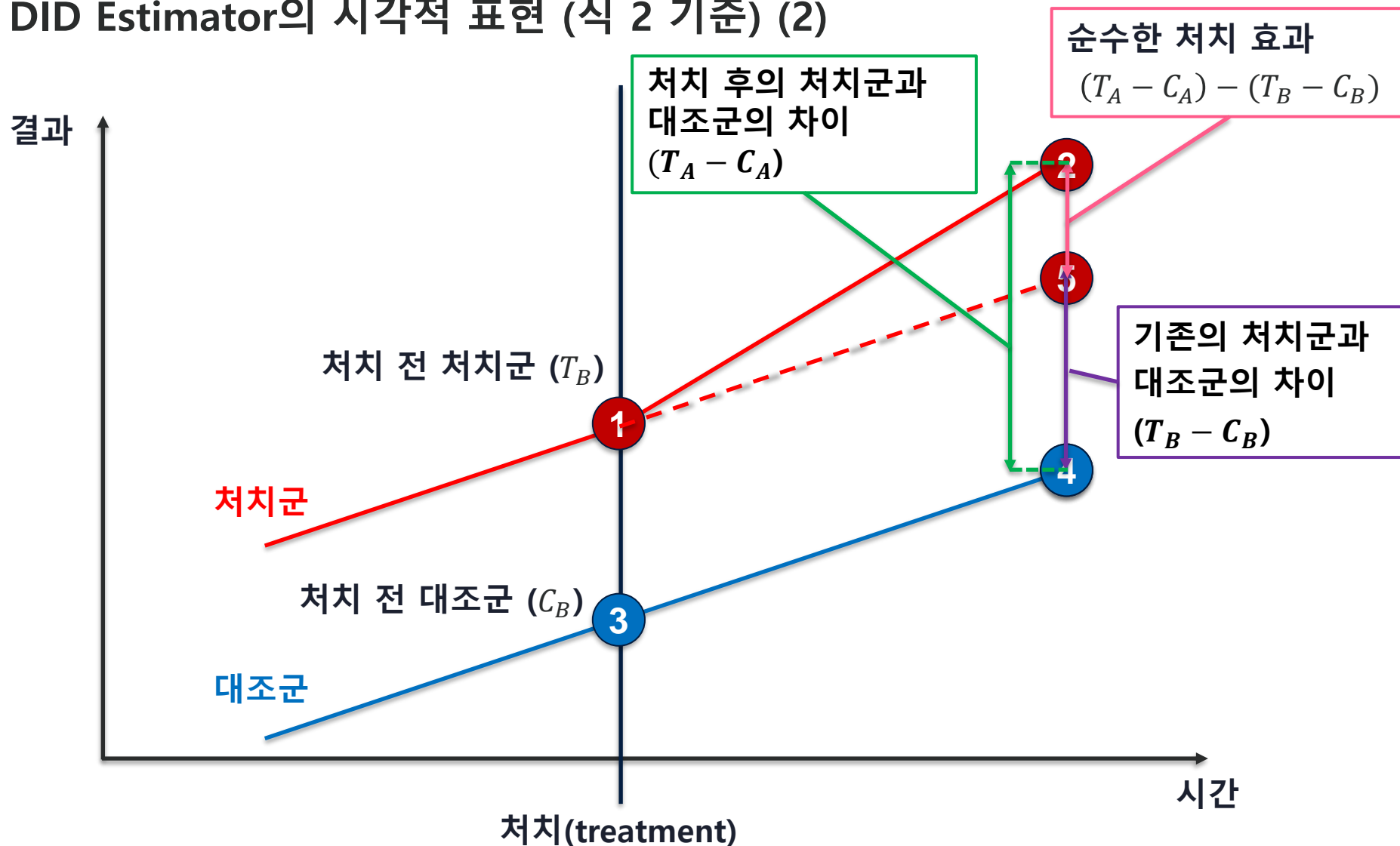
# Difference in Differences

## DID Estimator의 시각적 표현 (식 2 기준) (1)



# Difference in Differences

## DID Estimator의 시각적 표현 (식 2 기준) (2)



# Difference in Differences

## DID를 활용한 연구들 (1) 결과가 나타나기까지 시간이 필요한 경우가 많음

### 정부 R&D 지원 → 경영 성과 변화

정부 R&D 지원이 항공제조기업의 경영성과에 미치는 영향 분석

신복균, 박항식, 이영수 - 한국항공경영학회지, 2017 - kiss.kstudy.com

... 효과, 정부 R&D 지원이 항공 제조기업의 경영 성과에 미치는 영향을 규명한다. 이종차분기법 (difference-in-differences, DID)을 이용하여 정부보조금의 기업 경영성과에 끼치는 영향과 효과 ...

☆ Save Cite Cited by 4 Related articles All 3 versions

### 이종차분법을 이용한 수도권 DTI 규제효과 분석

황관석, 박철성 - 주택연구, 2015 - scholarworks.bwise.kr

... 제5장에서는 분 석자료의 기초통계량과 이종차분모형을 통한 분석결과를 제시한다. 끝으로 제 6... 이종차분법(DID) 본 논문에서는 이종차분법(difference-in-difference, DID)을 이용하여 서울과 ...

☆ Save Cite Cited by 14 Related articles All 5 versions

### 수도권 DTI 규제 → 집값 변화

### 도시재생사업 → 집값 변화

이종차분법에 의한 도시재생사업의 아파트 가격에 미치는 영향 분석-서울시 수유 1 동과 수유 2 동의 비교

박대근, 김홍순 - 국토지리학회지, 2020 - dbpia.co.kr

본 연구는 정책평가방법의 하나인 이종차분법을 이용하여 도시재생사업 선정이 대상 지역과 인근 지역에 위치한 아파트 가격에 미치는 영향을 분석하였다. 연구의 공간적 범위는 2017년 2월...

☆ Save Cite Cited by 6 Related articles All 4 versions

### 재직자 직업훈련의 임금효과 추정: 회귀이종차분모형의 적용: 회귀이종차분모형의 적용

김보배, 고석남 - 사회과학연구, 2017 - dbpia.co.kr

... 모형이 지니고 있는 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 이종차분 모형과 회귀모형을 결합한 회귀이종차분모형(regression DD model)을 이용하고자 한다. 끝으로, 본 연구의 구성은 다음과 ...

☆ Save Cite Cited by 4 Related articles All 2 versions

### 직업훈련 → 임금 변화

# Difference in Differences

## DID를 활용한 연구들 (2) 결과가 나타나기까지 시간이 필요한 경우가 많음

이중차분모형에 의한 에너지바우처 효과성 평가-저소득층 노인가구 중심으로

박명지 - 한국정책학회보, 2022 - kiss.kstudy.com

... 본 논문에서는 한국복지패널 데이터와 이중차분 모형을 사용하여 에너지바우처 시행으로 실제 취약계층의 에너지 지출이 유의미하게 증가하였는지 추정하였다. 분석결과 에너지바우처를 ...

☆ Save Cite Cited by 1 Related articles All 3 versions

에너지 바우처 제공  
→ 에너지 사용량 변화

노동 정책

→ 고용 및 생산성 변화

이중차분법 (Difference-in-differences, DiD) 을 활용한 주 52 시간 상한제 시행의 고용 및 노동생산성 영향 분석

심재선, 김호현 - 생산성연구: 국제융합학술지, 2020 - kiss.kstudy.com

In March 2018, the Korean government introduced the revised Labor Standards Act, with a 52-hour per week cap (hereafter, 52-hour workweek policy) that reduces the maximum ...

☆ Save Cite Cited by 2 Related articles All 6 versions

국내 고속철도의 개통이 관광에 미치는 영향에 관한 연구-이중차분법을 중심으로

송희원, 신지음, 김상혁 - 한국관광학회 국제학술발표대회집, 2021 - papersearch.net

... 따라서 본 연구는 신규 교통수단의 도입으로 인한 순수효과를 파악할 수 있는 이중차분법(Difference-in-Difference, DiD)을 적용하여 최근 개통한 KTX 강릉선 정차 지역의 관광 교통수단 도입 ...

☆ Save Cite Related articles All 3 versions

고속철도 개통  
→ 관광 변화

정부 지원

→ 기업 성과 변화

PSM

미래차 산업에 대한 정부 지원 사업의 성과분석: 성향점수 매칭과 이중차분법 사용

김현용, 이희상 - 기술혁신학회지, 2023 - dbpia.co.kr

... 사업의 순효과 분석을 위해 성향점수매칭-이중차분법 분석 모형을 제시하여 2019년과 2021년 사이의 변화를 분석하였다. 미래차 기업은 일반기업 대비 총자산증가율과 부채비율이 증가하여 ...

☆ Save Cite Related articles



# Difference in Differences

## DID 분석의 한계 (및 이에 따른 주의사항)

- **병행추세 가정의 검증**이 어려운 경우 활용이 어려울 수 있음
  - 통계적 검증, 시각적 자료를 이용한 병행추세 관찰, 기타 정성적 근거 제시 등이 필요
  - 병행추세 가정이 가능한, 적절한 처치군/대조군 설정 필요
- 처치군과 대조군의 **처리 시점이 다르거나 다양할 경우** 활용이 어려울 수 있음
- **관찰되지 못한 혼동 변수**로 인한 편향이 존재할 수 있음
  - 관찰되지 못한 혼동 변수가 결과 변화에 영향을 미쳤을 수 있음

# **Conducting DID Analysis**

# Conducting DID Analysis

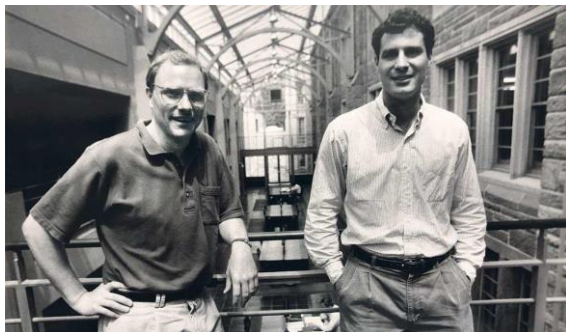
## 이중차분법(Difference-in-Differences)의 단계

- 이중차분법의 주요 분석 단계는 아래와 같이 나타낼 수 있음
  1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증
  2. DID 추정량 추정
  3. 결과 해석

# Conducting DID Analysis

## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 - 개요

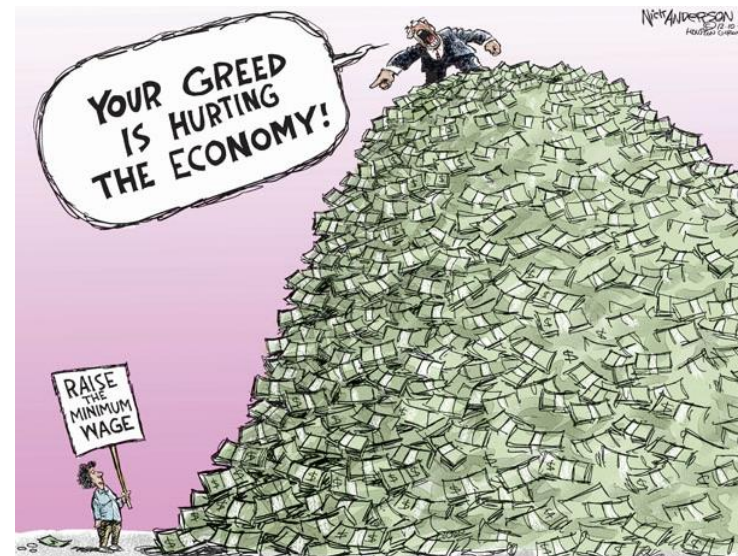
- 본격적인 DID 분석에 앞서 분석 대상 데이터를 살펴보고 DID 분석의 적용이 적절한지 검증하는 단계
  - 적절한 처치군/대조군 구성 여부, 병행추세가정 검증 등
- 본 섹션에서는 **David Card**와 **Alan Krueger**의 아래 연구 관련 데이터를 활용하고자 함
  - **Minimum wages and employment: A case study of the fast food industry in New Jersey and Pennsylvania (1993)**



# Conducting DID Analysis

## 데이터 설명 (Card & Krueger, 1999) – 최저임금 인상과 고용 변화

- 최저임금 인상이 고용을 감소시키는가?
  - 위 주제는 최저임금 인상으로 인한 다양한 경제 파급 효과를 분석하는 데 있어 매우 중요한 주제 중 하나
- 중요한 주제이긴 하지만, 무작위 통제실험이 가능한 주제는 아님
  - 그런데... 1992년 미국 북동부에 실험과 유사한 사건이 발생하였음



# Conducting DID Analysis

## 데이터 설명 (Card & Krueger, 1999) – 뉴저지 주의 최저임금 인상

- 1992년 4월 뉴저지 주의 최저 임금이 시간당 4.25달러에서 5.05달러로 인상됨
  - 반면, 뉴저지 주와 인접한 펜실베이니아 주는 최저 임금이 4.25달러로 그대로였음
- 그런데, 뉴저지 주와 펜실베이니아 주 접경지역은 주민들의 생활권이 겹치며 인구통계적 특성 역시 유사함
- 즉, 뉴저지 주 정부의 최저임금 인상 정책으로 인해 실험과 유사한 환경이 조성됨 (자연 실험)
  - 처치: 최저임금 인상
  - 처치군: 뉴저지
  - 대조군: 펜실베이니아



# Conducting DID Analysis

데이터 설명 (Card & Krueger, 1999) – 데이터 수집 방법

- Card와 Krueger는 뉴저지(NJ)와 펜실베이니아(PA)에 있는 패스트 푸드점을 대상으로 전화 조사를 실시하여 고용 변화를 측정하였음
  - 1992년 2~3월: 최저임금 인상 전 조사 (NJ & PA)
  - 1992년 4월: 최저임금 인상 (NJ)
  - 1992년 11~12월: 최저임금 인상 후 조사 (NJ & PA)
- 왜 하필 패스트 푸드점이었을까?



# Conducting DID Analysis

## 데이터 설명 (Card & Krueger, 1999) – 주요 변수

- Card-Krueger 데이터 변수 목록 총 관측치 수: 840 (일부 결측치 존재)
  - **id**: 관측치 ID (같은 번호라면 같은 패스트푸드점)
  - **treat**: 처치 여부
    - ✓ 1: 뉴저지, 0: 펜실베이니아
  - **after**: 조사 시점
    - ✓ 1: 최저임금 인상 이후, 0: 최저임금 인상 이전
  - **emp**: 고용 인원
    - ✓ 풀타임은 1, 파트타임은 근무시간에 따라 0.5 등으로 하여 합한 값
  - **chain**: 패스트푸드 체인 분류
    - ✓ 4개의 서로 다른 패스트푸드 체인을 1, 2, 3, 4로 표현
- 분석 대상 인과: **treat** → **emp**
  - 시점 정보: **after**



# Conducting DID Analysis

## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 – 기초통계량 분석

#데이터 불러오기

```
mydata <- read.csv("BEDA_3_DID_data_cardkrueger.csv")
```

#처음 몇 줄 보기

```
head(mydata)
```

#기초통계량 보기

```
summary(mydata)
```

```
> head(mydata)
  id treat after  emp chain
1  1     1     0 35.0     1
2  1     1     1 44.0     1
3  2     1     0 16.0     1
4  2     1     1 15.5     1
5  3     1     0 15.5     2
6  3     1     1 10.5     2
```

시점 전:후 비율은 50:50

```
> summary(mydata)
      id      treat      after      emp      chain
Min.   : 1.0   Min.   :0.0000   Min.   :0.0   Min.   : 0.00   Min.   :1.000
1st Qu.:119.0 1st Qu.:1.0000   1st Qu.:0.0   1st Qu.:14.50   1st Qu.:1.000
Median :237.5 Median :1.0000   Median :0.5   Median :20.00   Median :2.000
Mean    :246.5 Mean    :0.8073   Mean    :0.5   Mean    :21.03   Mean    :2.117
3rd Qu.:372.0 3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:1.0   3rd Qu.:25.50   3rd Qu.:3.000
Max.    :522.0 Max.    :1.0000   Max.    :1.0   Max.    :85.00   Max.    :4.000
NA's    :26
```

처치군(NJ)이 80%

emp 결측치가 26개

# Conducting DID Analysis

## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 – 그룹별 고용 비교

- 앞서 연구에서 본 것처럼 처치군/대조군의 처치 전/후 emp 수치를 비교해보자

#관련 패키지 설치 및 불러오기 R 데이터프레임을 다루는 데 유용한 dplyr 패키지 설치

```
install.packages("dplyr")
```

```
library(dplyr)
```

#처치군/대조군 및 처치 이전/이후 기준으로 emp 평균치 계산

```
mydata %>%
```

```
mutate(group = paste0(treat, after)) %>%
```

```
group_by(group) %>%
```

```
summarise(mean_outcome = mean(emp, na.rm = TRUE))
```

treat와 after라는 두 기준으로  
group이라는 새 기준 생성

그룹별로 emp의 평균을  
구하는데, 계산에서 NA 제외

	group	mean_outcome
	<chr>	<dbl>
1	00	23.3
2	01	21.2
3	10	20.4
4	11	21.0

00: 대조군 처치 이전  
01: 대조군 처치 이후 ↓ -2.1  
10: 처치군 처치 이전  
11: 처치군 처치 이후 ↓ +0.6

# Conducting DID Analysis

## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 - 그룹 특성

처치/대조군  
내에서는 동일

- 두 지역의 체인점 유형 구성은?

#그룹별 체인점 유형 수 및 비중

mydata %>%

mutate(group = paste0(treat, after)) %>%

group\_by(group, chain) %>%

summarise(count = n()) %>%

mutate(proportion = count / sum(count))

group 및 chain으로 구분하고,  
빈도 수 및 비중 출력

	group <chr>	chain <int>	count <int>	proportion <dbl>
1	00	1	35	0.443
2	00	2	12	0.152
3	00	3	17	0.215
4	00	4	15	0.190
5	01	1	35	0.443
6	01	2	12	0.152
7	01	3	17	0.215
8	01	4	15	0.190
9	10	1	136	0.411
10	10	2	68	0.205
11	10	3	82	0.248
12	10	4	45	0.136
13	11	1	136	0.411
14	11	2	68	0.205
15	11	3	82	0.248
16	11	4	45	0.136

	유형1	유형2	유형3	유형4
대조군	0.443	0.152	0.215	0.190
처치군	0.411	0.205	0.248	0.136

대략 비슷

# Conducting DID Analysis

## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 – 병행추세 가정 검증 (1)

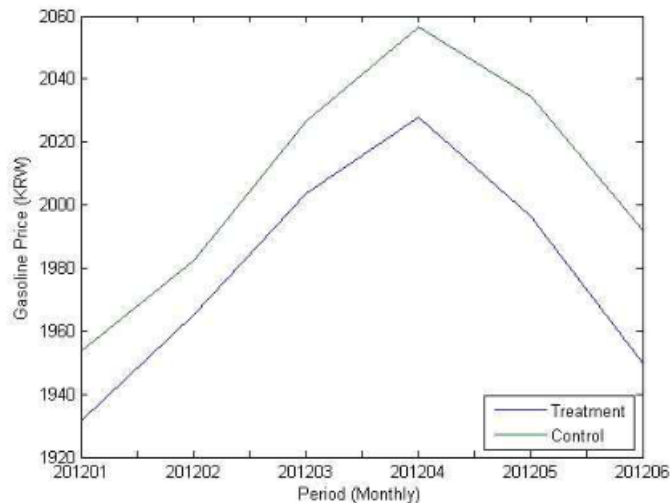
- DID 분석을 합리적으로 수행하기 위해 **병행추세 가정의 검증**이 필요
- 널리 활용되는 접근법 중 하나는 처치 이전 처치군과 대조군의 결과 변수 변화 추이를 시각적으로 비교하는 것 (추세적 유사성 비교)



그림 3. 수유1, 수유2동의 아파트 실거래평균가격(단위: 만 원)

출처: 국토교통부 실거래가 홈페이지, <http://rt.molit.go.kr>, 2019년 6월 22일 검색.

[그림 II-2] 실험군과 대조군 휘발유 가격 추이



# Conducting DID Analysis

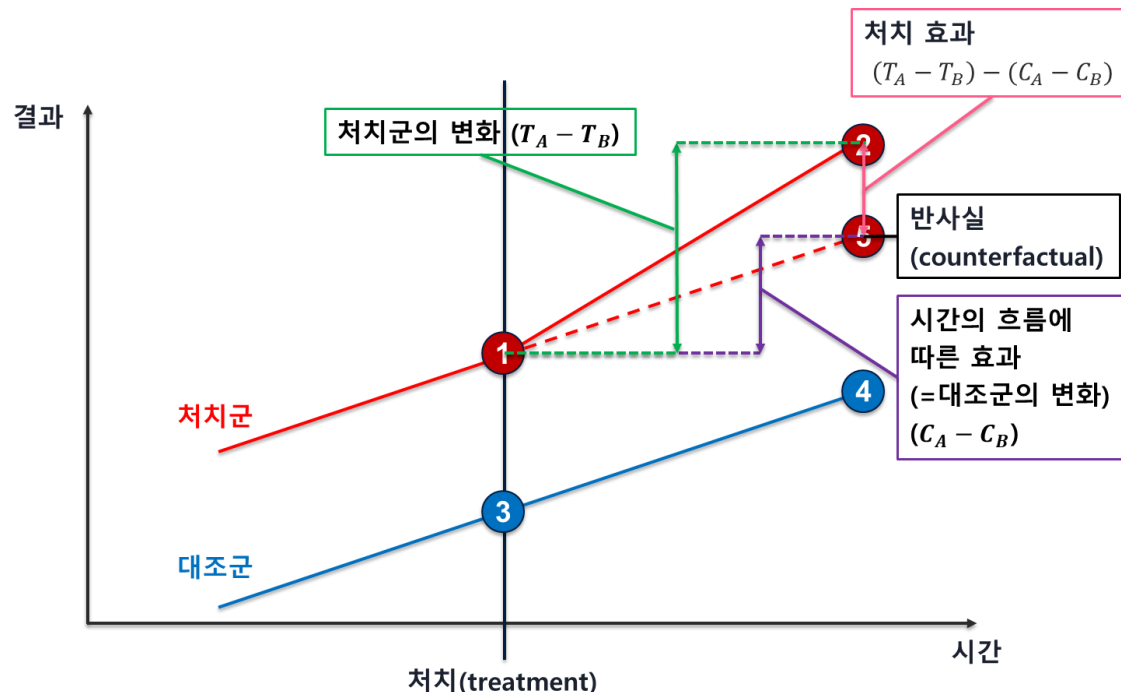
## 1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증 – 병행추세 가정 검증 (2)

- 이러한 검증이 어려운 경우, 다른 방식을 통해 병행추세가정의 타당성을 간접적으로 지지하는 방식이 활용될 수 있음
- 예를 들어, Card-Krueger 데이터에는 처치 전/후 라는 두 시점의 자료만 존재하는데 어떻게 병행추세를 검증할 수 있을까?
  - Card와 Krueger의 경우 처치 전/후의 시차가 짧았고, 두 지역이 지리적으로 인접해 있으며 비슷한 경제적 환경에 있었음
  - 비슷한 집단이 비슷한 외부 영향을 받는다면 비슷한 추세를 보일 것이다! 라는, 병행추세 가정에 대한 간접적 근거 제시
- Q. 만약에 처치군과 대조군 사이에 무시할 수 없을 정도로 큰 특성 차이가 존재한다면 어떻게 하면 좋을까? (후술)

# Conducting DID Analysis

## 2. DID 추정량 추정

- DID 분석의 핵심인 **DID Estimator**, 즉 순수한 **처치효과**를 추정하는 모형을 구축하고 이를 바탕으로 DID Estimator를 추정하는 단계
- 앞서 학습한 주요 개념들을 변수화, 수식화하여 **선형회귀분석** 진행



# Conducting DID Analysis

## 2. DID 추정량 추정 – 회귀식 표현을 위한 변수화

	처치 이전 (B)	처치 이후 (A)
처치군 (T)	$T_B$	$T_A$
대조군 (C)	$C_B$	$C_A$



Treat와 After라는 두 변수로 변환/표현

	$T_B$	$T_A$	$C_B$	$C_A$
Treat	1	1	0	0
After	0	1	0	1

# Conducting DID Analysis

## 2. DID 추정량 추정 – 회귀식 도출

	$T_B$	$T_A$	$C_B$	$C_A$
Treat	1	1	0	0
After	0	1	0	1

- DID의 목적은 **순수한 처치효과(DID Estimator)**를 구하는 것
- 위 변수 표현법을 바탕으로 아래와 같은 선형회귀모형을 통해 **DID Estimator**를 구할 수 있음  
Treat 변수와 After 변수를 곱한,  
교차항 혹은 상호작용항 (interaction term)

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \text{Treat} + \beta_2 \text{After} + \beta_3 \text{Treat} \times \text{After}$$

- 위 회귀식에서  $\beta_3$ 의 추정치가 **DID Estimator**



왜...?



# Conducting DID Analysis

## 2. DID 추정량 추정 – DID 추정량의 도출 배경

	$T_B$	$T_A$	$C_B$	$C_A$
Treat	1	1	0	0
After	0	1	0	1

$$Y = \beta_0 + \beta_1 Treat + \beta_2 After + \beta_3 Treat \times After$$

$$\text{DID 추정량 (DID estimator)} = (T_A - T_B) - (C_A - C_B)$$

위 변수 표현법을 고려하면...

$$T_B = \beta_0 + \beta_1$$

$$T_A = \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$$

$$C_B = \beta_0$$

$$C_A = \beta_0 + \beta_2$$

$$T_A - T_B = \beta_2 + \beta_3$$

$$C_A - C_B = \beta_2$$

$$\text{DID Estimator} = \beta_3$$

# Conducting DID Analysis

## 2. DID 추정량 추정 - R 분석

콜론(:)은 두 변수를 곱한 교차항을 만들어줌

#통제변수를 포함한 이중차분분석

```
mydid2 <- lm (emp ~treat + after + treat:after, data = mydata)
```

```
summary(mydid2)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	23.331	1.072	21.767	<2e-16	***
treat	-2.892	1.194	-2.423	0.0156	*
after	-2.166	1.516	-1.429	0.1535	
treat:after	2.754	1.688	1.631	0.1033	

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

# Conducting DID Analysis

## 3. 결과 해석 – 모수 추정치

- 모수 추정 결과  $Y = \beta_0 + \beta_1 Treat + \beta_2 After + \beta_3 Treat \times After$

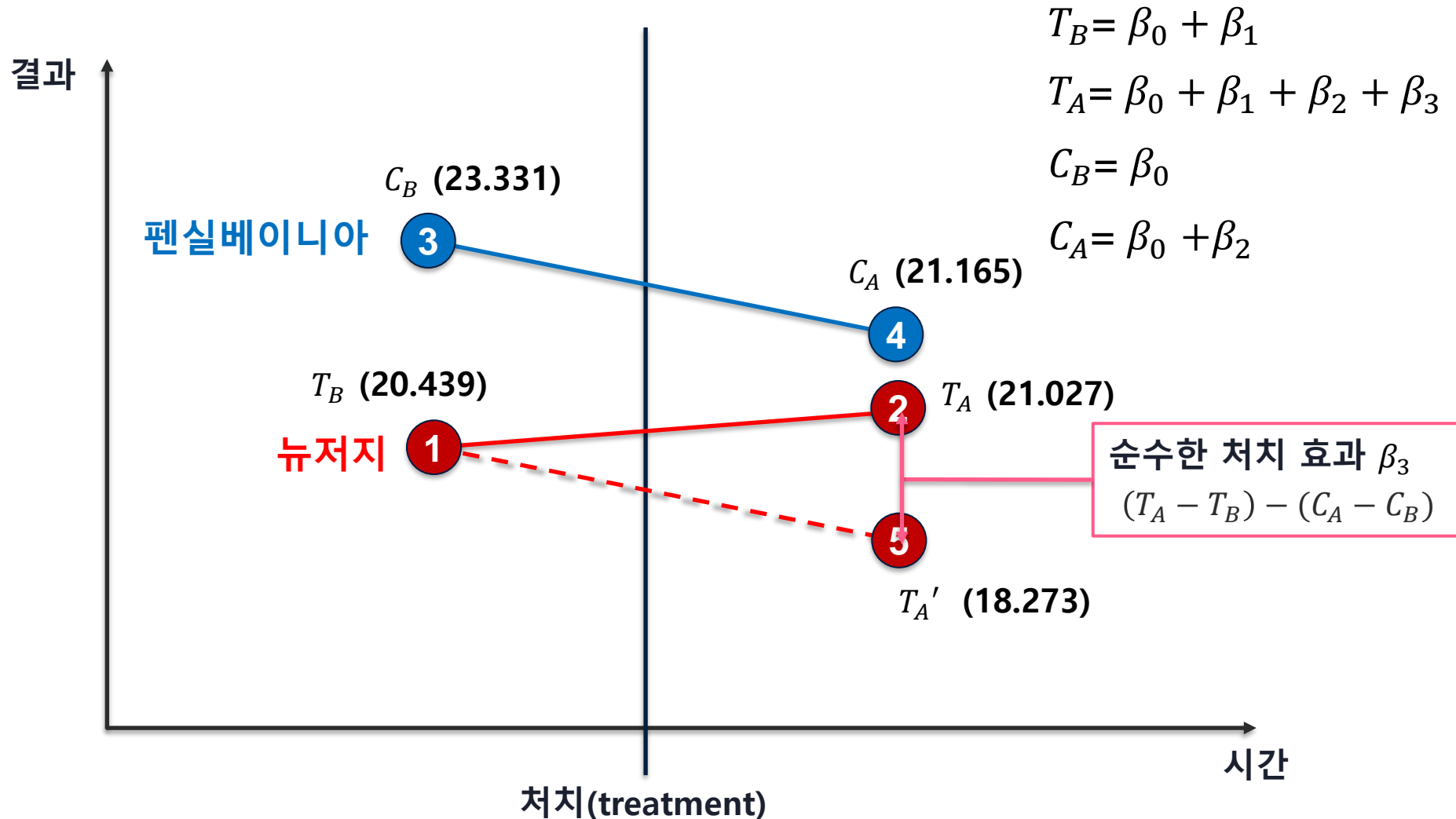
Variables	Coefficient	Std.Error	P-value
Intercept ( $\beta_0$ )	23.331	1.072	0.0000
Treat ( $\beta_1$ )	-2.892	1.194	0.0156
After ( $\beta_2$ )	-2.166	1.516	0.1535
<b>Treat:After (<math>\beta_3</math>)</b>	<b>2.754</b>	<b>1.688</b>	<b>0.1033</b>

5% 유의수준에서 유의  
유의하지 않음  
유의하지 않음

- DID Estimator( $\beta_3$ )의 추정치가 유의하지 않음
  - ✓ 즉, 순수한 처리 효과가 0과 다르다고 할 수 없음
  - ✓ 즉, 뉴저지의 최저임금 인상이 고용 감소를 일으켰다고 말할 수 없음
- 근데 거의 유의한 것 같은데...? (p-value 0.1033)
  - ✓ 그런데,  $\beta_3$ 의 값은 양수임 (?)
- Card와 Krueger는 최저임금 인상이 고용 감소를 발생시키지 않았으며, 심지어 고용을 증가시켰을 수 있다고 주장함

# Conducting DID Analysis

## 3. 결과 해석 - 시각화 결과 (유의도 무관하게 추정치 단순 계산으로 작성)



# Conducting DID Analysis

## 3. 결과 해석 – 왜 이런 결과가...? 데이터 분석을 통해 어떤 결과를 도출한 후, 해당 결과에 대한 합리적 설명을 제시하는 것도 중요함

- Card와 Krueger는 최저임금 인상이 고용에 미치는 중립적인 혹은 긍정적인 영향에 대해 다음과 같은 설명을 제시하였음
  - **주변 지역으로부터의 인력 유입:** 최저임금 인상으로 인해 비교적 임금이 적은 주변지역 노동자들이 해당 지역으로 유입될 수 있음
  - **가격 전가:** 기업들은 최저임금 인상에 따른 비용 증가를 소비자 가격에 전가할 수 있음
  - **효율 임금 이론:** 기업들은 더 높은 임금을 지불하여 근로자들의 동기를 부여하고 생산성을 향상시킬 수 있으며, 이에 따라 고용 감소 없이 임금 인상을 상쇄 가능할 수 있음
  - **경제 활성화 및 인력 수요 증가:** 최저임금 근로자들의 구매력이 증가하여, 지역 경제 내에서 소비가 증가하고, 기업들의 인력 수요가 증가하여, 고용이 증가할 수 있음

# Conducting DID Analysis

## 3. 결과 해석 - 비판

- Card와 Krueger의 연구는 DID를 활용한 가장 유명한 연구 중 하나이고, 많은 후속 연구 및 논의를 촉발시켰지만 많은 **비판**을 받기도 하였음 (Neumark-Wascher Criticism 등)
  - **전화를 통한 설문조사** 방식의 데이터 수집으로 인해 데이터의 질이 낮았을 것이라는 비판
  - **분석 기간**이 정책으로 인한 고용 변화를 포착하기에는 **너무 짧다**는 비판
  - **특정 지역에 국한된 결과**라는 비판
- Card와 Krueger는 이후 이러한 비판에 대응하여 **노동부 고용 데이터**를 활용한 장기 데이터를 활용하여 자신들의 연구를 보완하기도 하였음

# Conducting DID Analysis

## 번외) Card Krueger 연구 관련 연구자들의 디스전 (?)

### Minimum wages and employment: A case study of the fast food industry in New Jersey and Pennsylvania

[D Card, AB Krueger](#) - 1993 - [nber.org](#)

... on establishment-level **employment** outcomes. We analyze the experiences of ... **fast food** restaurants in **New Jersey** and **Pennsylvania** following the increase in **New Jersey's minimum** ...

☆ Save 📄 Cite Cited by 5080 Related articles All 34 versions Web of Science: 1408

최초 연구

다양한 비판

이후 보완 연구

A reanalysis of the effect of the **New Jersey minimum wage** increase on the **fast-food industry** with representative payroll data

[D Card, AB Krueger](#) - 1998 - [nber.org](#)

... **faster employment** growth in **New Jersey** relative to eastern **Pennsylvania** after the rise in **New Jersey's minimum wage**, consistent with the main findings of our earlier **survey**. We also ...

☆ Save 📄 Cite Cited by 109 Related articles All 11 versions

### Minimum wages and employment: A case study of the fast-food industry in New Jersey and Pennsylvania: Comment

[D Neumark, W Wascher](#) - *American Economic Review*, 2000 - [pubs.aeaweb.org](#)

... " test of the prediction that **minimum-wage** increases reduce employment of affected workers.

... the rise in **New Jersey's minimum wage** reduced **employment** at **fast-food** restaurants in the ...

☆ Save 📄 Cite Cited by 683 Related articles All 9 versions Web of Science: 214 🔗

비판을 논문으로  
작성

비판 논문에  
답하는 논문

### Minimum wages and employment: a case study of the fast-food industry in New Jersey and Pennsylvania: reply

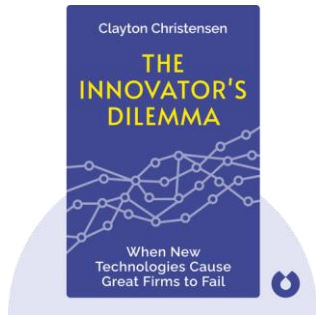
[D Card, AB Krueger](#) - *American Economic Review*, 2000 - [pubs.aeaweb.org](#)

... in the **New Jersey minimum wage** led to no loss of **employment** in the **fast-food industry**. Using ... initially assembled by Richard Berman of the **Employment** Policies Institute (EPI) and later ...

☆ Save 📄 Cite Cited by 1018 Related articles All 11 versions Web of Science: 216 🔗

# Conducting DID Analysis

## 번외2) 연구자들의 디스전 – 와해성 혁신 이론 관련



Clayton Christensen

### 혁신가의 딜레마 (1997) – 와해성 혁신 이론

와해성 혁신이란 도입 초기에는 기존기술보다 일시적으로 열등했던 신규 진입자에 의한 신기술이, 새로운 가치 도입과 함께 low-end 시장으로부터 확산되어 결국엔 시장 주도권을 가져오는 현상입니다~!



이론 대성공 후 개념이 남용되기 시작함 (뭔가 새로운 것이 성공하면 다 와해성 혁신이라고 함)



이론이 현실과 맞지 않는다고 비판을 받기 시작함

특히 2014년 Jill Lepore가 The New Yorker에 The Disruption Machine이라는 글을 기고해 강도높은 비판 (맞는 경우가 없다, 미신적 믿음 수준이다 등...)

<https://www.newyorker.com/magazine/2014/06/23/the-disruption-machine>



2016년 최초로 이론을 제시했던 Clayton Christensen 본인이 Harvard Business Review에 'What is Disruptive Innovation'이라는 글을 기고

<https://hbr.org/2015/12/what-is-disruptive-innovation>



다양한 연구와 논의가 다시금 파생

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9122042>



# Conducting DID Analysis

## 처치군과 대조군의 성격이 다르면...?

- DID 분석을 수행할 때 **처치군과 대조군이 특성이 다를 경우**, 적절한 조치가 필요할 수 있음
  - 단, DID 분석의 경우 PSM이나 무작위통제실험 수준으로 엄밀한 처치군과 대조군 구성에 관심이 있지는 않으며, **병행추세 가정 및 표본 대표성을 만족시키는 것이 더 중요**할 수 있음
  - 다만, 처치군과 대조군의 특성이 유사하고, 같은 외부 영향을 받는다고 가정할 수 있다면 병행추세 가정의 적절한 근거가 될 수 있음
- 다양한 해법이 존재할 수 있지만, 가능한 접근법 중 일부는:
  - 방법 1) **PSM**을 이용해 적절한 처치군과 대조군을 구성한 후 DID 분석 시행
  - 방법 2) 앞서 살펴본 DID 회귀식에 **통제변수**를 추가하여 분석

# Conducting DID Analysis

## 추가 분석) 통제변수의 포함

- 혹시 두 지역의 패스트푸드 체인점 유형 구성이 달라서 이러한 차이가 난 것이 아닐까?

$$Y = \beta_0 + \beta_1 Treat + \beta_2 After + \beta_3 Treat \times After \\ + \beta_4 Chain2 + \beta_5 Chain3 + \beta_6 Chain4$$

- 위 식과 같이 **체인점 유형을 통제변수로 모형에 포함시킬 수 있음**  
✓ 이제 **체인점 차이가 통제된 상황에서의 효과를 관찰**
- 그런데, Chain 변수는 **체인점 유형에 따라 1, 2, 3, 4로 표현되었는데**, 이를 그냥 모형에 반영하면 연속변수와 같이 받아들여지게 됨
  - 따라서, 이를 범주형 변수로 받아들이도록 R 프로그램에 설명해주어야 함

# Conducting DID Analysis

## 추가 분석) 통제변수의 포함 – R 분석 결과

#통제변수를 포함한 이중차분분석

```
mydid2 <- lm (emp ~treat + after + treat:after + factor(chain), data = mydata)
summary(mydid2)
```

Chain이라는 변수 내 값들을 범주형으로  
인식해달라는 함수

```
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    25.7309     1.0305   24.969  < 2e-16 ***
treat          -2.3205     1.0798   -2.149   0.03193 *
after          -2.1946     1.3690   -1.603   0.10932
factor(chain)2 -10.8112     0.8210  -13.168  < 2e-16 ***
factor(chain)3  -2.2518     0.7700   -2.924   0.00355 **
factor(chain)4  -1.1176     0.9295   -1.202   0.22960
treat:after      2.8140     1.5248    1.845   0.06535 .
```

각각 chain 변수값이 1인 관측치 '대비'

변수값이 2, 3, 4인 관측치의 종속변수(emp)의 영향을 나타냄

# Conducting DID Analysis

## 추가 분석) 통제변수의 포함 – 결과 해석

$$Y = \beta_0 + \beta_1 Treat + \beta_2 After + \beta_3 Treat \times After + \beta_4 Chain2 + \beta_5 Chain3 + \beta_6 Chain4$$

### ■ 모수 추정 결과

Variables	Coefficient	Std.Error	P-value
Intercept ( $\beta_0$ )	25.731	1.031	0.0000
Treat ( $\beta_1$ )	-2.321	1.080	0.0319
After ( $\beta_2$ )	-2.195	1.369	0.1093
<b>Treat:After (<math>\beta_3</math>)</b>	<b>2.814</b>	<b>1.525</b>	<b>0.0654</b>
Chain2 ( $\beta_4$ )	-10.811	0.821	0.000
Chain3 ( $\beta_5$ )	-2.252	0.770	0.227
Chain4 ( $\beta_6$ )	-1.118	0.930	0.065

5% 유의수준에서 유의  
유의하지 않음

10% 유의수준에서 유의

- 이번에는  $\beta_3$ 의 값이 양수로 유의했음 (p-value 0.065)
  - ✓ 뉴저지 주의 최저임금 인상이 오히려 고용 증대를 불러왔다?
- 1번 체인점 유형에 비해 2번 및 4번 체인점 유형의 고용 수준이 유의미하게 낮은 것으로 나타났음

# Conducting DID Analysis

보너스) 도입 부문에 살펴봤던 도시재생사업 연구의 분석 결과를 살펴보자

- **기본모형**에서는 도시재생사업 시행으로 인한 아파트 가격 상승 효과가 **1.1%p**
- **독립변수 추가를 통해 주택 규모 및 층수를 통제**한 모형에서는 도시재생사업의 아파트 가격 상승 효과가 **1.4%p**
- 이런 분석을 하지 않고 **단순히 처치군(수유1동)의 선정 이전/이후 가격만 비교**했다면 도시재생사업 시행의 아파트 가격 상승 효과를 **4.7%p**로 오해했을 것

$$\ln(\text{price}) = \beta_0 + \delta_0 * \text{year} + \beta_1 \text{suyu}_i + \delta_1 * (\text{year} \cdot \text{suyu}_i) + X + e$$

표 8. 회귀분석 결과

구분	기본모형	독립변수 추가모형
Treat	0.058*** (0.777)	0.052*** (1.761)
Time	0.049* (0.628)	0.044*** (0.625)
Treat*Time	0.011** (0.137)	0.014** (0.138)
주택규모 (전용 85m <sup>2</sup> 이상)	-	0.051** (1.373)
층수 (4층 이하)	-	0.049** (1.018)

참고)

종속변수에 로그를 취한 모형의 경우

각 X에 대해 추정된 모수  $\beta$ 에 대해,

$\beta * 100$  % 만큼의 영향이 종속변수에 있다고 해석함

# Conducting DID Analysis

DID 분석을 어디에 활용해볼 수 있을지 생각해보자

- 디지털 마케팅 전략의 효과성 분석
  - 광고 노출 등 마케팅 개입에 의한 매출 증대 효과 등  
(제품 판매량이 이미 추세를 가지고 있다면?)
- 정부 정책 개입의 효과성 분석
  - 수도권 DTI 규제, 출산 지원 정책 등  
(부동산 가격/출산율이 이미 오르거나 내려가고 있다면?)
- 웨어러블 기기 보유가 건강 관리에 미친 영향, 친환경 소재가 제품 매출에 미친 영향, 원격 근무가 업무 효율성에 미친 영향 등...
- 여러분의 관심 분야에서는 어떤 분석이 가능할까?

# Conducting DID Analysis

보너스2) 디지털 마케팅 전략의 효과 **우리는 이제 DID 연구의 결과를 해석할 수 있다!**

Wan, Fei, and Fei Ren. "The effect of firm marketing content on product sales: Evidence from a mobile social media platform." *Journal of Electronic Commerce Research* 18.4 (2017): 288-302.

**디지털 광고 노출 vs 미노출 제품 판매량 비교 (처치군: 광고 O, 대조군: 광고 X)**

$$\ln sales_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 Treat_i + \alpha_2 After_{it} + \alpha_3 Treat_i \times After_{it}$$

통제변수 X

통제변수 O  
전체표본

통제변수 O  
화장품

통제변수 O  
문구류

Table 4: DID Results for the Effect of WeiTao Marketing on Product Sales

	No Controls		Full Sample		Cosmetics		Stationery	
Variables	Coefficient	Std. Err.	Coefficient	Std. Err.	Coefficient	Std. Err.	Coefficient	Std. Err.
<i>Treat</i>	-0.075	0.878	0.060	0.069	-0.015	0.071	0.181	0.171
<i>After</i>	0.104	0.878	0.104	0.069	0.071	0.070	0.199	0.170
<i>Treat×After</i>	0.420***	0.124	0.420***	0.098	0.367***	0.100	0.569**	0.236
<i>lnopentime</i>			-8.979	8.403	-1.461	8.986	1.058	22.621
<i>lnprice</i>			-0.198***	0.023	-0.230***	0.026	-0.189***	0.066
<i>delivery</i>			-0.109	0.067	-0.069	0.066	-0.231	0.207
<i>color</i>			-0.149**	0.061	-0.208***	0.066	0.138	0.149
<i>lncollection</i>			0.045*	0.024	0.016	0.025	0.141**	0.063
<i>lncomments</i>			0.494***	0.028	0.579***	0.030	0.288***	0.071
<i>intercept</i>	0.812***	0.099	89.355	83.104	15.153	88.855	-10.014	223.752
N	2104		2104		1564		540	
# of Stores	123		123		102		21	

Note: \*\*\* p < 0.01 \*\* p < 0.05 \* p < 0.1

# **Comparing DID with Other Methods**



# DID vs PSM

## DID vs PSM

- PSM과 DID는 서로 다른 강점을 가진 모형임
- **PSM**은 처치군과 대조군의 적절한 구성 및 이로부터의 인과성 추론 근거 도출에 주요한 관심이 있음
- **DID**는 시간의 변화로 인한 효과를 배제한, 순수한 처치효과 측정에 관심이 있음
- 따라서, 많은 연구들이 **PSM과 DID를 함께 활용**하기도 함
  - PSM으로 적절한 처치군과 대조군을 구성하고, 해당 처치군과 대조군을 활용하여 순수한 처치효과 측정을 위해 DID 활용
  - PSM을 이용한 적절한 처치군 및 대조군 구성은 **병행추세가정 강화**에도 도움이 될 수 있음

# DID vs PSM

## PSM과 DID를 함께 활용한 연구들

처치군과 대조군의 특성 차이가 클 가능성 높음  
+  
처치 이후 성과 창출에 시간 소요

[PDF] 성향점수매칭 (PSM) 과 이중차분법 (DID) 을 활용한 환경기술개발사업의 기업지원 효과 분석

신광근, 김정인 - 환경정책, 2022 - jepa.or.kr

... 핵심주제어: 환경기술개발사업, 경영성과, 처치효과, 성향점수매칭, 이중차분법 Abstract: In this study, a quantitative analysis **was** conducted by using propensity score matching and ...

☆ Save Cite Cited by 2 Related articles All 4 versions

기업 특성 다양  
R&D 성과 창출에 시간 소요

기업 특성 다양  
기업 성과 개선에 시간 소요

AI 중소기업 바우처 지원이 기업성과에 미치는 영향: **PSM-DID** 결합모형을 활용한 정책효과 분석

최석원, 이주연 - 한국산업정보학회논문지, 2023 - dbpia.co.kr

... 이런 이유로 본 연구는 성향점수매칭(PSM)과 이중차분법(DID)을 활용하여 정부 인공지능 솔루션 바우처 지원 사업이 수혜기업의 경제적 성과에 미치는 정책효과를 살펴보고자 하였다. 실증...

☆ Save Cite Related articles All 2 versions

[HTML] Transformation effect of resource-based cities based on **PSM-DID** model: An empirical analysis from China

E Fan, X Zhang - Environmental Impact Assessment Review, 2021 - Elsevier

... This section uses the **PSM-DID** methodology to assess the average treatment effect brought about by the "National Plan", and test whether this implementation has contributed ...

☆ Save Cite Cited by 133 Related articles All 3 versions Web of Science: 113

도시 특성 다양  
도시계획 성과가 나타나는데 시간 소요

국가/지역 특성 다양  
환경 개선에 시간 소요

Does the EU emissions trading system help reduce PM<sub>2.5</sub> damage? A research based on **PSM-DID** method

L Wan, S Wang, J Zang, Q Zheng, W Fang - Environmental Science and ..., 2022 - Springer

... **DID** method based on **PSM** to study the spillover effect of ETS on PM 2.5 damage reduction.

**DID** ... The **DID** method is to estimate the net effect of a policy by comparing the result changes ...

☆ Save Cite Cited by 15 Related articles All 9 versions Web of Science: 12

# DID vs Linear Regression Model

## DID vs 선형회귀모형

- 기본 DID는 선형회귀모형을 이용하여 모수 추정이 이루어짐
  - 순수한 처치효과(DID Estimator)가 통계적으로 유의한지 여부를 선형회귀모형을 활용해 검증
- 즉, **DID는 분석 프레임워크**이고 해당 분석에서 핵심 모수 추정(DID Estimator)을 위해 선형회귀모형이 활용됨
- 혼동변수 통제 및 인과성 논의 강화를 위해 DID 선형회귀모형에 **통제 변수가 추가될** 수도 있음

**Recap**

# Recap

## 이중차분법(Difference-in-Differences)이란?

- 시간이 지남에 따라 처리군과 대조군 모두에서 관측되는 결과의 변화를 고려함으로써 처치의 효과를 적절히 추정하는 분석 방법론

	처치 이전 (B)	처치 이후 (A)
처치군 (T)	$T_B$	$T_A$
대조군 (C)	$C_B$	$C_A$

$$\text{DID 추정량 (DID estimator)} = (T_A - T_B) - (C_A - C_B)$$

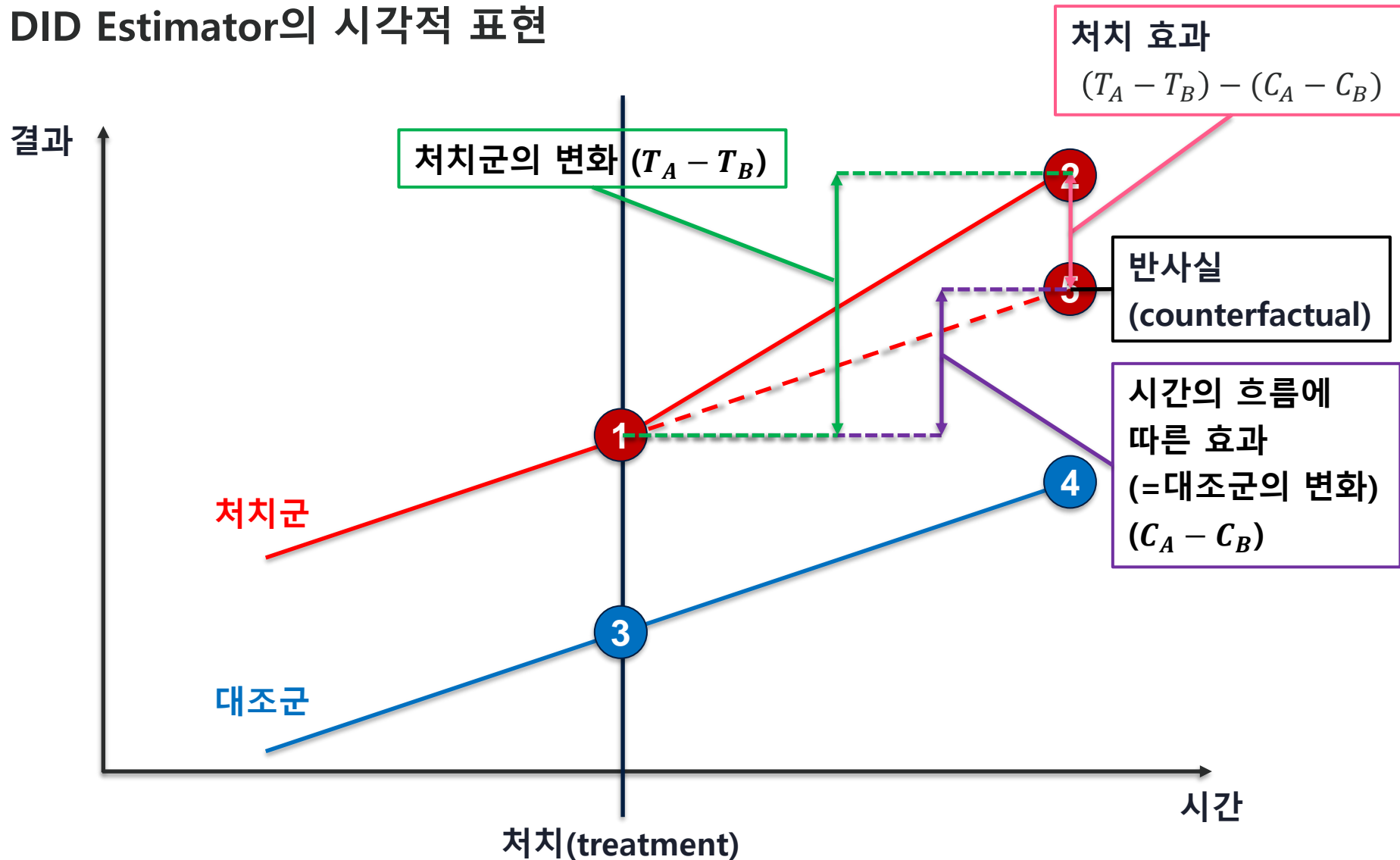
$T_A - T_B$ : 처치군의 처치 전/후 변화

$C_A - C_B$ : 대조군의 처치 전/후 변화

순수한 처치 효과 = 처치군의 결과 변화 - 대조군의 결과 변화

# Recap

## DID Estimator의 시각적 표현



# Recap

## 인과성 추론에서 DID의 의의

- 현실(실무)에서 어떠한 전략 및 정책(처치)을 시행했을 때, **적절한 결과 변화가 나타나기까지 시간이 필요한 경우가 많음**
- 그런데, 시간이 흐름에 따라 다양한 요인이 함께 변화하며, 이는 인과 분석 대상이 되는 결과에도 영향을 미침
  - 이러한 요인들은 매우 다양하며 모두 측정하여 모형에 포함하기 어려움
  - 시간에 따른 변화를 통제하는 것은 매우 어려움
- DID는 병행추세 가정을 바탕으로 실험에 준하는 분석 환경을 구축할 수 있도록 해주는 방법론
  - 준실험(quasi-experimental) 방법

# Recap

## DID 분석의 한계 (및 이에 따른 주의사항)

- **병행추세 가정의 검증**이 어려운 경우 활용이 어려울 수 있음
  - 통계적 검증, 시각적 자료를 이용한 병행추세 관찰, 기타 정성적 근거 제시 등이 필요
  - 병행추세 가정이 가능한, 적절한 처치군/대조군 설정 필요
- 처치군과 대조군의 **처리 시점이 다르거나 다양할 경우** 활용이 어려울 수 있음
- **관찰되지 못한 혼동 변수**로 인한 편향이 존재할 수 있음
  - 관찰되지 못한 혼동 변수가 결과 변화에 영향을 미쳤을 수 있음



# Recap

## 이중차분법(Difference-in-Differences)의 단계

- 이중차분법의 주요 분석 단계는 아래와 같이 나타낼 수 있음
  1. 기초 데이터 분석 및 병행추세 가정 검증
  2. DID 추정량 추정
  3. 결과 해석

# Recap

## PSM vs (DID & 선형회귀모형)

### ▪ DID vs PSM

- PSM과 DID는 서로 다른 강점을 가진 모형으로, **PSM**은 처치군과 대조군의 적절한 구성 및 이로부터의 인과성 추론 근거 도출에 주요한 관심이 있는 반면 **DID**는 시간의 변화로 인한 효과를 배제한, 순수한 처치효과 측정에 관심이 있음
- 따라서, 많은 연구들이 **PSM과 DID**를 함께 활용하기도 함

### ▪ DID vs 선형회귀모형

- **DID Estimator**의 추정치는 선형회귀모형을 통해 이루어짐
  - ✓ DID는 분석 프레임워크라고 볼 수 있음
- 통제변수를 포함하여 혼동변수를 통제하고 인과성 논의를 강화할 수 있음