

회귀불연속설계(Regression Discontinuity Design)를 활용한 정책의 효과성 평가 방법

손호성

중앙대학교 • 공공인재학부

2022년 10월 18일

고려대학교 정부학연구소 방법론 연구센터 콜로키움 특강 자료

Table of Contents

- 1 서론
- 2 회귀불연속설계
- 3 정책평가 응용사례
- 4 분석결과

양적 연구에 있어서 갖춰야 할 네 가지 타당성

● 좋은 양적(quantitative) 연구의 네 가지 조건:

① 구성타당성(construction validity)

⇒ e.g.) 건강상태: 주관적 인식 vs. 혈압 수치

② 결론타당성(conclusion validity)

⇒ e.g.) 효과 추정값: 통계적 유의성 vs. 실질적 유의성

③ 외적타당성(external validity)

⇒ e.g.) 백신효과: 노령층 vs. 젊은층

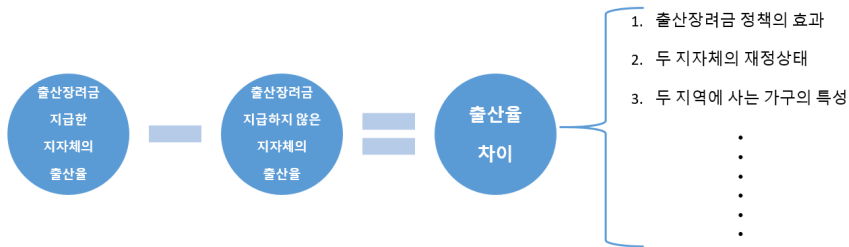
④ 내적타당성(internal validity)

⇒ e.g.) 상관관계 vs. 인과관계

⇒ 양적 연구에서 최근 많이 강조되는 것이 연구의 **내적타당성!**

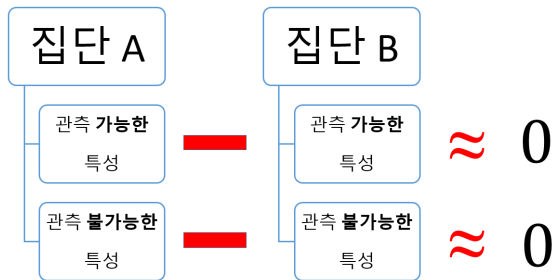
내적타당성 확보를 위한 방안

- 내적타당성이 확보된 연구는 두 변수 X 와 Y 간의 상관관계가 아닌 “인과관계”를 식별한 연구!
- 사례: 출산장려금(X)을 적극적으로 지급한 지자체와 그렇지 않은 지자체 간에 출산율(Y)에 큰 차이가 있다고 할 때 이 차이를 토대로 출산장려금 정책이 출산율을 제고하는 데 효과가 있다고 결론내릴 수 있을까?



내적타당성 확보를 위한 방안

- 어떤 두 집단 간에 관측된 결과변수 Y 의 차이가 **오로지** 설명변수 X 에 의해 발생했다고 주장하기 위해 필요한 전제조건:



⇒ 두 집단 간에 존재하는 “유일한” 차이는 변수 X !

- 예: 아동수당이 출산율에 미치는 인과효과 분석을 위해 필요한 조건

Power of Randomization

- 어떻게 두 집단을 **모든** 측면에서 유사하게 만들 수 있을까?

⇒ 두 집단을 모든 측면에서 유사하게 만들 수 있는 현존 가장 강력한 방법은 실험설계, 즉 **“무작위배정(random assignment)”**. 내적타당성이 가장 높은 연구결과는 무작위통제실험을 통해 도출된 연구결과!

- 인과관계를 식별하는 데 있어서 가장 강력한 방법은 실험설계! 하지만 모든 사회과학 연구를 실험설계를 활용해서 수행할 수가 없음

⇒ e.g.) 실업수당, 근로장려금, 출산장려금 정책

- 그럼 사회과학 연구와 관련해서 내적타당성을 확보할 수 없는 것인가?

⇒ No! 준실험 설계(quasi-experimental research design)를 활용해서 가능!

- 준실험설계의 대표적인 예:

① Difference-in-differences design, synthetic control method

② Regression discontinuity design, regression kink design, bunching analysis

실험·준실험 설계

- 통계방법론의 대가들은 최근 사회과학에서 수행되고 있는 양적 연구에서 이러한 실험·준실험 설계가 적극적으로 활용되고 있는 현상을 토대로 양적 연구에 “신뢰성 혁명(credibility revolution)”이 일어나고 있다고까지 주장

- ★ The Credibility Revolution in Empirical Economics: How Better Research Design is Taking the Con Out of Econometrics (Angrist & Pischke, 2010)

- ★ The State of Applied Econometrics: Causality and Policy Evaluation (Athey & Imbens, 2017)

⇒ 2021년 노벨경제학상 수상자(Card, Angrist, Imbens): 준실험연구설계의 개척자

- 더 바람직한 현상은 이러한 실험·준실험 설계를 연구자들이 활용할 수 있도록 하기 위해 방법론의 대가들이 통계코드를 개발하고 유포하고 있음

- ★ The *STATA Journal*

- ★ The *R Journal*

회귀불연속설계: 이론적 배경

- 오늘 주제: 회귀불연속설계(regression discontinuity design, RDD)
- RDD가 처음 사용된 분야는 교육정책(Thistlethwaite & Campbell, 1960). 하지만 RDD가 양적연구에서 광범위하게 사용되기 시작한 것은 최근의 일 (경제학자들에 의해 많은 발전이 이루어짐)
- 많은 평가 전문가들이 어떤 연구에 있어서 이 RDD가 “잘 활용되었으면” 그 연구의 내적타당성이 매우 높다고 판단하는데 그 이유는:
 - ① 처리변수의 인과효과 값을 추정하기 위해 사용하는 어떤 변이가 매우 외생적임(exogenous)
⇒ RDD로 도출된 결과 RCT로 도출된 결과만큼 내적타당성 높다고 간주됨
 - ② RDD를 활용한 연구는 연구의 투명성 혹은 신뢰성이 매우 높음
⇒ RDD를 활용한 연구에선 자신이 사용하는 data를 투명하게 공개하게 됨

회귀불연속설계: 이론적 배경

- RDD는 두 가지 종류가 있음: Sharp RDD(오늘 주제) & fuzzy RDD
- Sharp RDD 세팅:
 - ① 처리변수 D_i 와 어떤 변수 X_i 간에 결정적인 관계(deterministic relationship)가 있음: $D_i = \mathbb{1}(X_i \geq c)$
 - ⇒ X_i 를 배정변수라고 함(assignment variable, running variable, forcing variable). c 는 컷오프
 - ⇒ 다시 말해, 어떤 사람의 배정변수 X_i 값이 c 보다 같거나 크면 그 사람의 처리변수의 값은 1을 갖고(처리집단) 어떤 사람의 X_i 값이 c 보다 작으면 그 사람의 처리변수의 값은 0을 갖음(통제집단)
 - ② 처리변수 D_i 가 결과변수 Y_i 에 미친 인과효과 값(τ_{SRD})을 추정하기 위해서는 컷오프 c 를 기준으로 양 옆으로 결과변수의 평균 차이를 구하면 됨. 수학적으로는:

$$\tau_{\text{SRD}} = \lim_{x \downarrow c} E[Y_i(1)|X_i = x] - \lim_{x \uparrow c} E[Y_i(0)|X_i = x]$$

회귀불연속설계: 이론적 배경

- 왜 컷오프 지점에서 관측된 결과변수의 평균 차이(불연속 정도)가 처리변수의 인과효과 값을 나타낼까?
 - ★ RDD 세팅에서, 어떤 사람의 배정변수 X_i 의 값이 컷오프 c 바로 밑에 위치한 사람과 컷오프 c 바로 위에 위치한 사람은 여러 특성 측면에서 매우 유사할 확률이 높음!
 - ★ 이렇게 컷오프 근방에 위치한 사람들은 여러 측면에서 유사함에도 불구하고 이 두 집단 간에 결과변수 값의 차이가 있다고 한다면 그 차이는 바로 처리변수의 차이에 기인한다는 논리
- Examples: RDD 상황은 대개 행정적인 상황에서 주로 발생
 - ☆ 정책 대상자 여부를 결정할 때 대개 가구소득(X_i) 변수를 활용하고 대개 대상자 여부를 결정할 때 컷오프가 있는 경우가 많음(e.g., 재난지원금)
 - ☆ 합격이나 입학 등을 결정할 때 주로 사용되는 시험 성적이나 학점과 관련해서도 당락을 결정짓는 어떤 컷오프가 있음(e.g., 장학금)

회귀불연속설계: 이론적 배경

- 연구목적: 양육수당(D_i)이 출산(Y_i)에 미친 인과효과 분석

⇒ 단순히 양육수당을 받은 가구와 받지 않는 가구의 출산아 수를 비교하는 회귀모형을 돌려서 도출되는 효과값은 인과효과가 아님. Why?

- D_i 가 다음과 같이 결정된다고 하겠음:

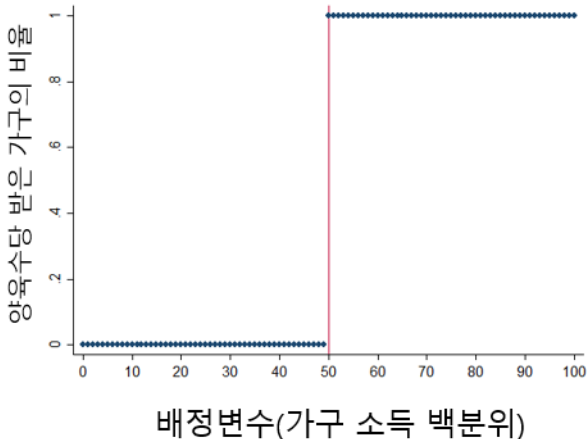
$$D_i = \mathbf{1}(X_i \geq 50)$$

여기서 X_i 는 가구소득 백분위

- 결과변수 Y_i 는 가구 i 의 총 출산아 수

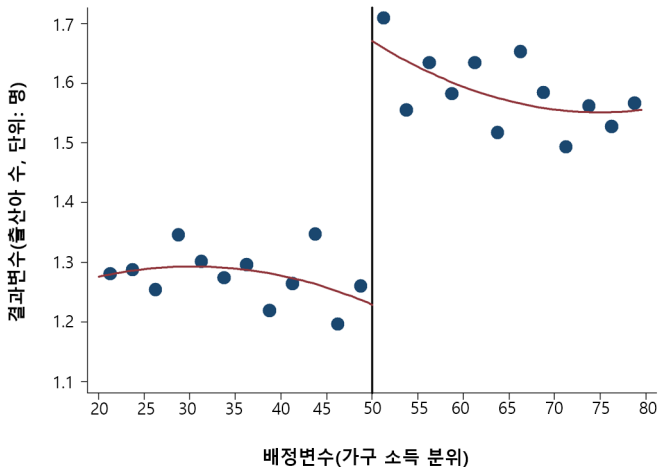
이론적 배경

- D_i 와 X_i 간의 관계를 시각적으로 나타내면:



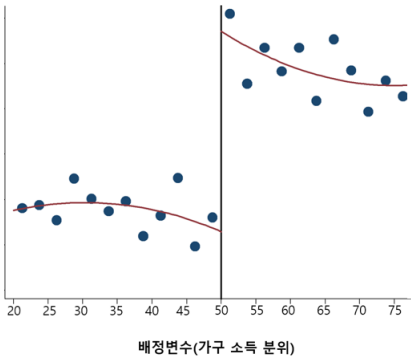
이론적 배경

- RDD 하에서의 처리변수의 효과값이 있으면 다음과 같이 도출됨:

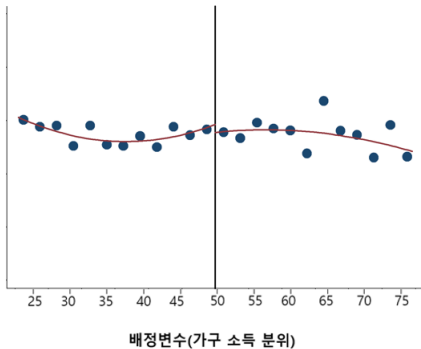


이론적 배경

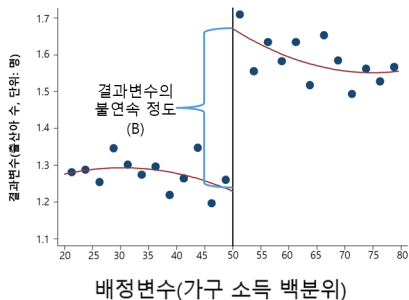
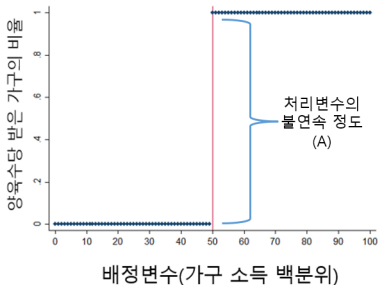
패널 A: 효과가 있는 경우



패널 A: 효과가 없는 경우



이론적 배경



- RDD의 논리:

⇒ 결과변수의 불연속 정도(B)가 처리변수의 불연속 정도(A)에 의해 발생!

- 위 논리 타당한가? 이 논리가 타당하기 위해 필요한 전제조건?

⇒ Answer: 두 집단의 특성(관측 가능 + 관측 불가능)이 컷오프 근방에서 유사!

이론적 배경

- RDD 세팅에서 두 집단($X_i < c$ vs. $X_i \geq c$)이 유사할 확률이 높은 두 가지 이유:
 - ① 어떤 처리변수의 결정이 오로지 배정변수 X_i 에 의해서만 결정되고 다른 변수는 그 결정과 관련해서 영향을 끼치지 않음
 - ⇒ 따라서 이 배정변수만을 통제하면 처리변수의 결정과 관련한 선택 편향(selection bias)이 제거됨
 - ② 또한, RDD 세팅에서는 컷오프를 주변으로 X_i 범위를 좁혀서 두 집단을 비교하게 됨. 이러한 비교 전략이 설득력 있는 이유는 컷오프 **바로 왼쪽과 바로 오른쪽에** 위치한 표본들은 특성이 좀 더 유사할 확률이 크기 때문
 - ⇒ 달리 표현하면 어떤 컷오프 **근방**에 있는 표본들이 컷오프 왼쪽에 위치하게 될지 혹은 오른쪽에 위치하게 될지가 상당히 **무작위적**이라는 것
- ⇒ 이런 측면에서 RDD를 “국지적(locally)인” RCT라고도 함

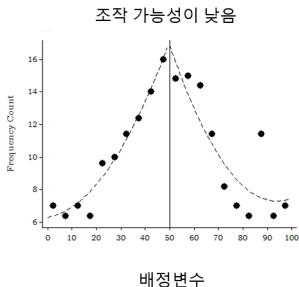
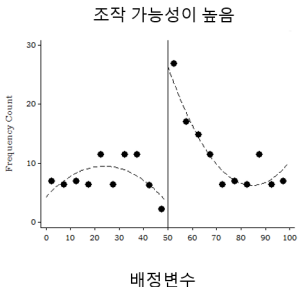
식별 가정 1: 배정변수를 “정확하게” 통제할 수 없음

- RDD가 사용하는 논리는 간단하게 얘기해서 어떤 사람이 처리집단에 배정될지 통제집단에 배정될지가 **컷오프 지점에서 무작위적**이라는 것
 - ⇒ 이 무작위적이라는 가정이 성립한다고 주장하기 위해 필요한 첫 번째 조건은 사람들이 자신들의 배정변수 값을 **정확하게** 통제할 수 없다는 사실
- 달리 표현하면 사람들이 처리집단 혹은 통제집단에 속하기 위해 자신들의 배정변수 값을 **정확하게** 조작할 수 없어야 한다는 사실
 - ⇒ 이 가정은 명백하게 필요한 가정. 왜냐하면 배정변수 값을 조작할 수 있으면 선택편향이 발생할 수 밖에 없음!
- Question: 배정변수를 **정확하게** 통제할 수 없다는 것의 의미?
 - ① 생년월일
 - ② 처리집단 여부가 어떻게 결정되는지 알지 못하는 상태에서 치르는 시험의 성적
 - ③ 처리집단 여부가 어떻게 결정되는지 알고 난 후 치르는 시험의 성적

식별 가정 1: 배정변수를 “정확하게” 통제할 수 없음

- Question: 이 가정을 어떻게 test?
⇒ Density test(McCrary, 2008)!

- 그림으로 보는 density test:



- ⇒ 만약 배정변수를 정확하게 통제할 수 없다는 가정이 타당하다면 컷오프 지점에서의 배정변수의 밀도(density)에 유의미한 불연속이 관측되지 않을 것임

식별 가정 2: 두 집단의 특성이 컷오프 지점에서 연속적

- 처리변수의 변이가 배정변수 컷오프 지점에서 상당히 무작위적이라고 한다면, 이 컷오프 지점에서 여러 가지 특성 변수들에 어떤 불연속 정도가 관측되지 않을 것임

⇒ RCT에서 두 집단의 동질성 여부를 검증하는 것과 유사

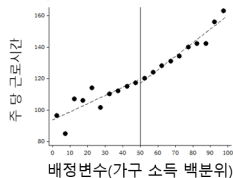
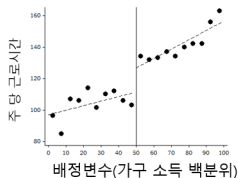
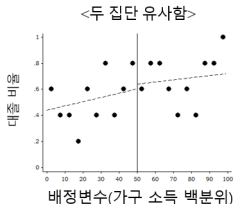
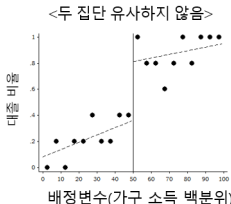
- 컷오프 지점으로 양쪽으로 두 집단의 특성이 불연속적이라면 컷오프 지점에서 관측된 결과변수 값의 차이가 처리변수에 기인한다는 주장 타당성 떨어짐!

- 컷오프 지점에서 처리변수의 불연속도 있고 교육수준 변수의 불연속도 관측된다고 한다면 컷오프 지점에서 결과변수의 불연속이 관측된 이유는:

- ① 처리변수 차이?
- ② 교육수준 변수 차이?
- ③ 처리변수 차이 + 교육수준 변수 차이?
- ④ 처리변수 차이 + 교육수준 변수 차이 + 기타 요인 차이?

⇒ 이중 어떤 것 때문인지 알 수 없음!

식별 가정 2: 두 집단의 특성이 컷오프 지점에서 연속적



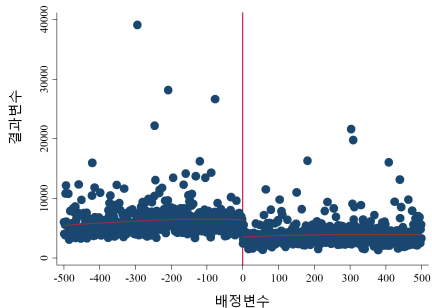
⇒ 컷오프 지점에서 특성변수 값의 불연속 정도가 통계적으로 그리고 실질적으로 유의하지 않아야 함!

시각적인 분석을 해야 하는 이유

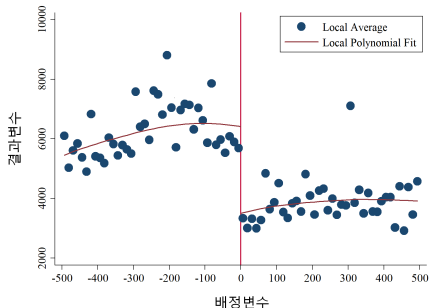
- RDD를 활용한 연구에서 반드시 위와 같이 시각적으로 자료를 보여줘야 함
 - ⇒ RDD의 방법론 측면에서의 강점은 컷오프 지점에서 처리변수의 변이에 유의미한 불연속 정도가 크게 존재한다는 데 있음
- 시각적으로 컷오프 지점에서 처리변수의 어떤 불연속의 정도가 유의미하게 관측되지 않으면 실제 결과변수에 대한 회귀분석 결과가 아무리 통계적으로 유의미하게 나와도 그 결과를 토대로 그 효과가 처리변수에 기인한다는 주장 신뢰성 떨어짐
- 반면 만약 처리변수와 결과변수 모두 컷오프 지점에서 시각적으로 매우 뚜렷하게 불연속 정도가 관측되면 거의 항상 통계적으로 유의미한 결과가 도출될 것임
 - ⇒ 따라서 RDD를 활용한 연구의 통계적 분석 결과의 타당성과 신뢰성은 시각적인 분석에 달려 있다고 해도 과언이 아님
- 시각적인 분석을 하면 기본적으로 연구자가 사용하는 자료를 공개하는 것이기 때문에 연구의 투명성과 신뢰성 제고 측면에서도 매우 큰 도움이 됨!

히스토그램 형태로 자료를 제시

- 시각적인 분석을 할 때 히스토그램 형태로 자료를 제시해야 함:



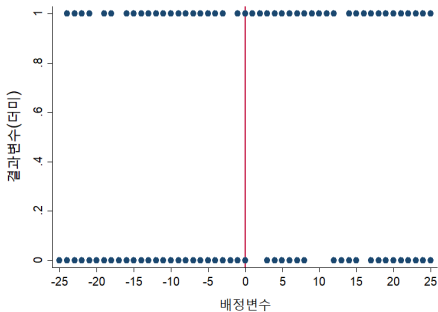
A. Raw Data



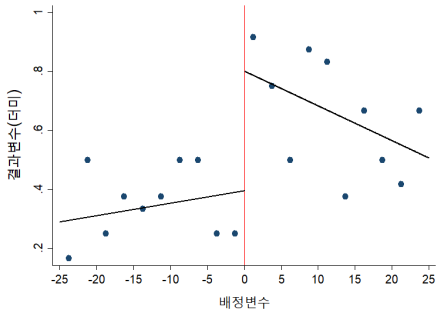
B. Binned Data

히스토그램 형태로 자료를 제시

- 결과변수가 이항변수인 경우:



A. Raw Data



B. Binned Data

추정(Estimation)

- 시각적으로 컷오프 지점에서 처리변수와 결과변수의 변이에 큰 차이가 관측되고 특성변수와 배정변수의 밀도와 관련해서는 변이가 나타나지 않는다고 한다면 RD 추정량을 사용해 엄밀하게 컷오프 지점에서의 불연속 정도를 추정하고 추정값에 대한 통계적 추론을 하면 됨
- RDD 세팅에서 컷오프 지점에서의 불연속 정도를 통계적으로 추정하는 두 가지 방법:
 - ① Global polynomial nonparametric regression
 - ② Local polynomial nonparametric regression
- ⇒ 이들 추정량을 이해하기 위해서는 고급 nonparametric regression에 대한 지식이 있어야 하기 때문에 생략. 단 논리는 기본적인 회귀분석의 논리와 같음
- RDD 세팅에서 사용해야 할 여러 추정량과 관련해서 많은 쟁점과 논의가 있지만 현재 대부분의 학자들이 local polynomial regression을 사용할 것을 권장

추정(Estimation)

- Nonparametric regression 모형에서 연구자가 선택해야 하는 parameter?

$$E[Y|X] = \int y \hat{f}_h(y|x) dy = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) y_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right)}$$

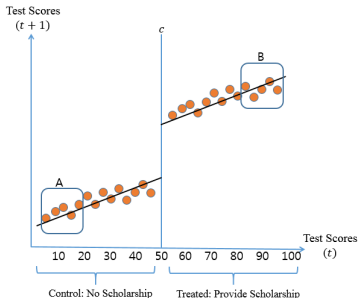
- 세 요소에 대한 결정을 해야 함:

- ① Kernel 함수($K(\cdot)$)
- ② Bandwidth(h)
- ③ 다항식의 차수(degree of polynomials)(p)

⇒ 커널 함수는 추정값에 큰 영향을 끼치지 않음. 하지만 bandwidth와 다항식의 차수는 상당히 추정값에 영향을 끼치는 요인

추정(Estimation)

- Bandwidth h 의 선택:

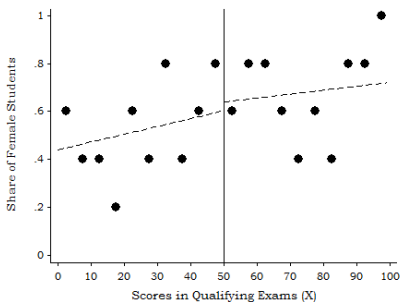


- Question: A 지점에 위치한 학생과 B 지점에 위치한 학생 유사할까?
⇒ 이와 같이 RDD 세팅에서는 bandwidth 선택 문제가 매우 중요
- 기본적으로 두 집단이 유사한 상황이 유지되는 수준으로 bandwidth를 선택해야 함. 그리고 효과 추정값의 bandwidth에 따른 민감도 분석을 해야 함!

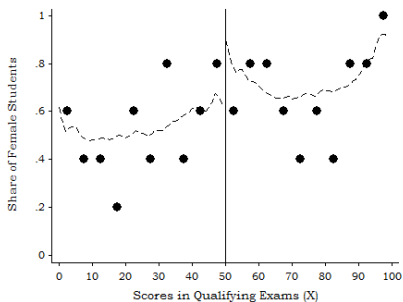
추정(Estimation)

- h 의 변화에 따른 결과:

Bandwidth = 50

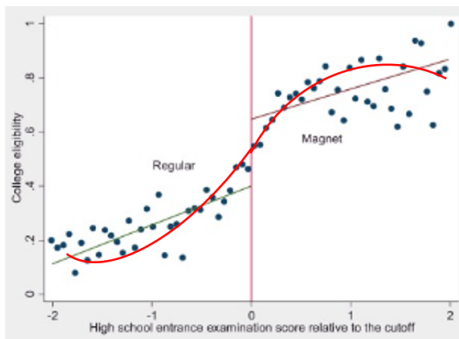


Bandwidth = 10



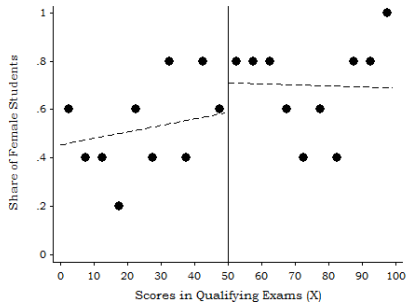
추정(Estimation)

- 동일한 bandwidth 하의 다항식의 차수 p :

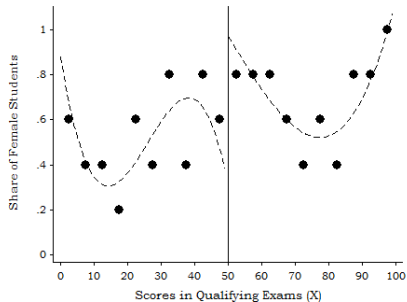


추정(Estimation)

1차 함수

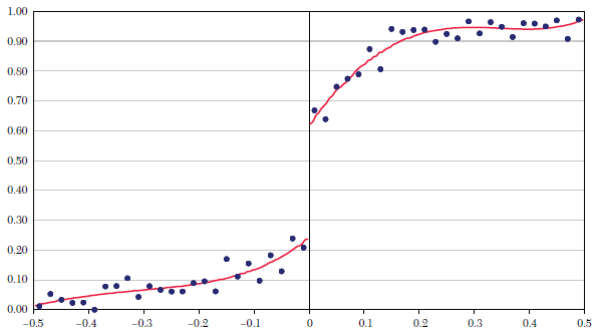


3차 함수



추정(Estimation)

- 위 그림들을 통해 알 수 있는 바와 같이 RDD의 타당성은 컷오프 지점에서 시각적으로 명확하게 불연속 정도가 관측되는지 여부에 달려 있음
- 표본 자료가 다음과 같은 패턴을 보인다면 bandwidth나 다항식의 차수를 어떻게 선택하든지 항상 유사한 불연속 추정값이 도출될 것임:



유의사항

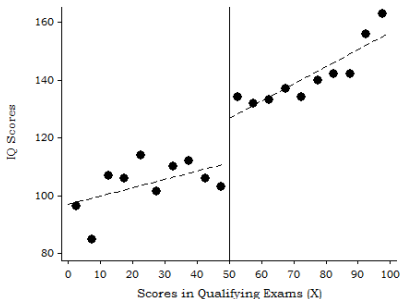
- RDD를 활용한 연구에서 그래프를 제시하는 것이 필수적인 이유 몇 가지:
 - ① Raw data를 보여줌으로써 연구 결과의 신뢰성과 투명성 제고
 - ② 자료에 존재하는 특이값 식별하는데 도움이 됨
 - ③ 불연속 정도를 추정할 때 어떤 함수(다항식의 차수) 모양으로 추정하는 것이 좋을지 판단할 때 유용함
 - ④ 컷오프 지점에서 불연속 정도를 살펴보고 나서 배정변수 값 다른 지점에서 혹시 컷오프 지점에서의 불연속 정도와 유사한 혹은 더 큰 불연속 정도가 있는지 살펴볼 수 있음. 이를 통해 반증 검증(falsification test) 할 수 있음

유의사항

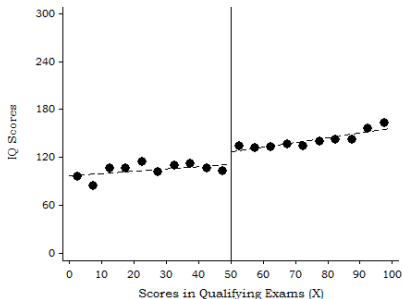
- RDD에 있어서 시각적인 분석이 Main이 되면 곤란

⇒ 연구자가 시각적으로 유의미하게 보이게끔 혹은 유의미하게 보이지 않게끔 얼마든지 조작(?)할 수 있기 때문!

바람직한 행태

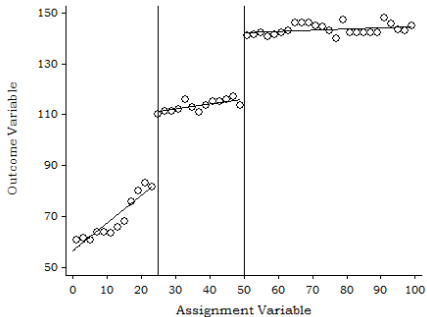


바람직하지 않은 행태

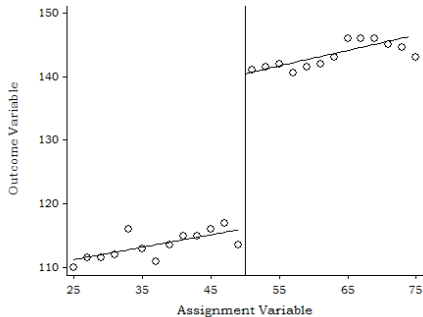


유의사항

바람직한 형태



바람직하지 않은 형태



서론

- 건강보험제도 하에서 의료서비스 이용과 관련해서 채택하고 있는 본인부담금제도의 목적:

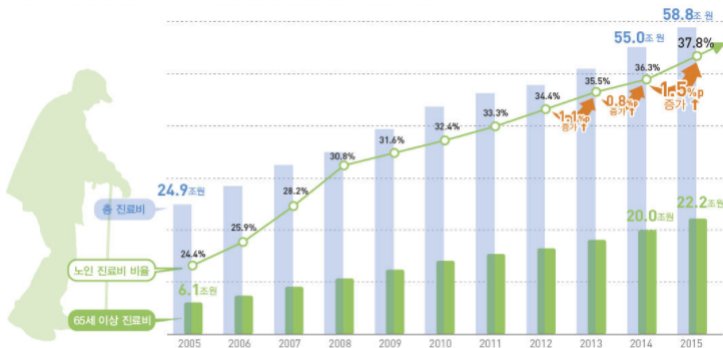
⇒ 의료의 불필요한 이용을 줄이고 의료비의 급격한 증가를 막기 위함

- 본인부담금제도의 방식:

- ① 공제(deductible)
- ② 정률(deductible)
- ③ 정액(deductible)
- ④ 혼용(hybrid)

서론

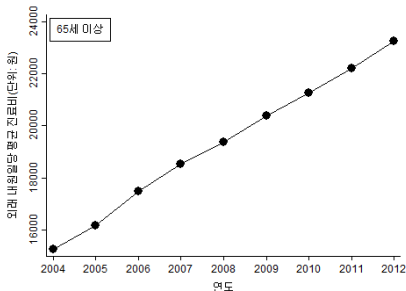
- 65세 이상 인구의 1인당 월평균 진료비 추이:



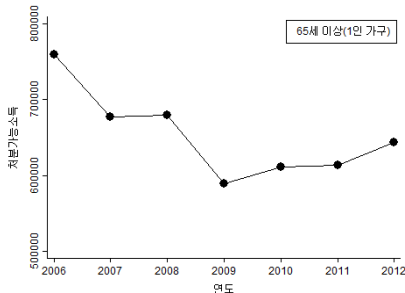
⇒ 총 진료비에서 65세 이상 인구의 진료비 비중이 꾸준히 상승하고 있고, 전체 진료비에서 40%에 가까운 비중을 차지하고 있음!

서론

● 65세 이상 인구의 외래내원 일당 평균 진료비 vs. 처분가능소득:



A. 출처: 김계현 외, 2014



B. 출처: 가계동향조사

⇒ 외래 진료비는 계속 상승하고 있으나 가처분소득은 감소 추세에 있음!

서론

- 본인부담금 제도는 의료서비스의 과잉이용 유인을 감소시키는 동시에 보험재정을 확충하기 위한 정책도구로 매우 유용
- 하지만 앞선 그래프에서 알 수 있듯이 본인부담금 제도는 노년층(특히 경제적 능력이 취약한 계층)에게는 의료서비스에 대한 접근성을 저하시킬 수 있음
 - ⇒ 1995년부터 70세 이상 노인에 대한 본인부담 경감제도 시행
- 우리나라의 본인부담 경감제도 변천사
 - ① 2000년 7월: 노인 본인부담 경감 해당 연령 기준 만 65세로 낮춤
 - ② 2001년 1월: 정액 구간 12,000원 → 15,000원
 - ③ 2007년 8월: 65세 미만 환자에 대하여 의원급 외래 본인부담이 정액제에서 30% 정률제로 전환, 그러나 65세 이상 노인에 대해서는 정액제 유지

서론

- 현 본인부담금 경감제도의 문제점(김계현 외, 2013):
 - ❖ 정액제 상한액이 2001년 이후 변동 없으나, 그 사이 수가 인상 등으로 노인환자들의 진료비가 정액제 상한액인 15,000원 넘기는 경우가 빈번히 발생
 - ❖ 노인환자의 야간시간대의 진료, 통상의 진료에 약간의 처치만 더하여도 정액구간을 넘기는 경우가 많아 제도를 정확히 이해하기 힘든 노인 환자들의 경우 의료기관에 항의하는 등 의료현장에서 불필요한 갈등 발생
- 제도 개선 요구가 반영되어, 2018년 1월부터 개선안이 적용되었음:

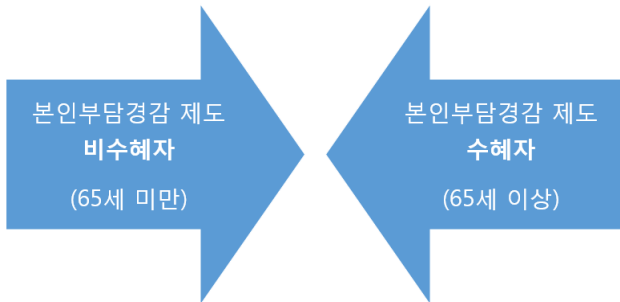
금액 구간	본인부담	
	현행	개선안
15,000 원 이하	1,500 원	1,500 원
15,000 원 초과 ~ 20,000 원 이하		10%
20,000 원 초과 ~ 25,000 원 이하	30%	20%
25,000 원 초과		30%

연구의 목적

- 제도 개선에 앞서 실제로 이러한 본인부담경감 제도가 노인환자의 의료이용 접근성과 의료이용 행태에 긍정적인 영향을 끼치는지를 엄밀하게 분석할 필요가 있음
 - ★ 예) 본인부담금이 줄면 의료이용 접근성이 증가하는지?
 - ★ 예) 저소득 노인 환자의 의료이용 접근성 증가하는지?
- ⇒ 만약 이러한 제도가 의료이용 행태에 긍정적인 영향이 없다면 굳이 보험재정 측면에서 부담이 되는 이 제도를 유지하거나 개선할 필요성이 없음
- 연구의 목적:
 - ⇒ 본인부담금 경감 제도의 목적인 “노인의 의료비 부담 경감에 따른 의료이용 접근성 보장”의 달성 여부 평가(김계현, 2014; 나영균, 2016)

연구설계

- 두 집단 간 비교:



- 두 집단 단순 비교 전략의 한계: 두 집단 간에 의료이용 행태에 차이가 발생한 것이
 - ① 본인부담경감 제도의 효과?
 - ② 두 집단 간에 존재하는 관측 불가능한 특성의 효과?

설계: 회귀불연속설계(Regression Discontinuity Design)

● RDD의 논리:

- ➔ 의료이용 시점에 **나이가 비슷한 두 집단**을 비교하면 의료이용행태에 영향을 미치는 다른 여러 요인이 두 집단 간에 비슷할 확률이 크고
- ➔ 만약 그러한 상태에서도 종속변수 값에 차이가 존재한다면 그 차이는 정책에 의한 효과를 반영하고 있을 확률이 큼

● 어떤 두 집단 비교?



RDD 설정

- 배정변수(assignment variable): $X_{it} \implies$ 의료이용 시점에 만 65세가 되는 날로부터 얼마나 떨어져 있는지를 나타내는 거리(distance)

- 예

- ✧ 생년월일: 1947년 7월 1일

- ✧ 만 65세가 되는 시점: 2012년 7월 1일

- ✧ 의료이용시점: 2012년 8월 1일

$$\implies X_{it} = 2012\text{년 } 8\text{월 } 1\text{일} - 2012\text{년 } 7\text{월 } 1\text{일} = 31$$

\implies 이 사람은 본인부담경감 제도 수혜자!

- 처리변수:

$$T_i = \begin{cases} 1, & \text{만약 } X_{it} \geq 0 \\ 0, & \text{만약 } X_{it} < 0 \end{cases}$$

자료와 분석 표본

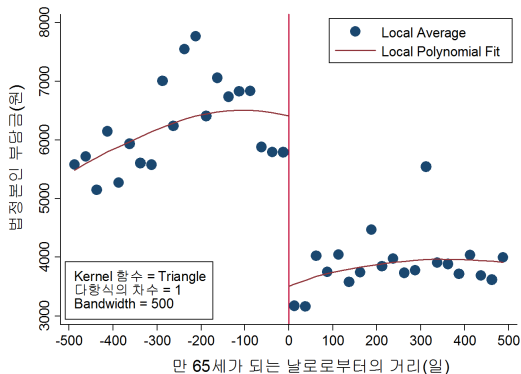
- RDD 활용을 위해서는 의료서비스 이용자의 생년월일과 의료이용시점에 대한 정보 필요

⇒ 한국의료패널이 유일!

- 자료: 한국의료패널 2012년 및 2013년 자료
- 분석 표본: 외래의료 이용을 한 사람 중에서 건강보험 가입자 대상자이고 외래 본인부담정액제가 적용되는 의원, 한의원, 그리고 보건의료원 이용자
- 분석 변수
 - ① 처리변수: 건당 법정본인부담금
 - ② 공변량: 건보 종류, 교육수준, 경제활동 여부, 결혼 상태, 성별
 - ③ 결과변수: 의료이용건수

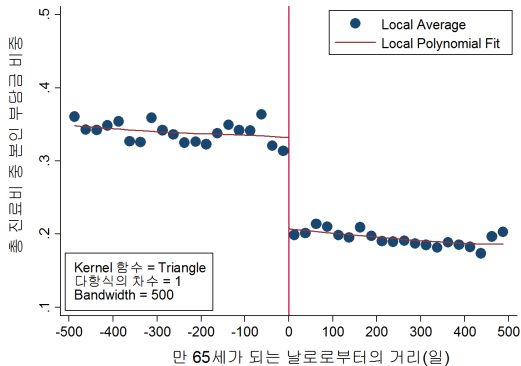
그래프를 이용한 분석 결과: 처리변수의 불연속 정도 1

- 배정변수(X_{it})가 외래본인부담 정책제 수혜 대상자를 결정짓고 또 그에 따라 실제로 본인부담금의 경감이 이루어짐을 보일 필요가 있음:



A. 법정본인 부담금(원)

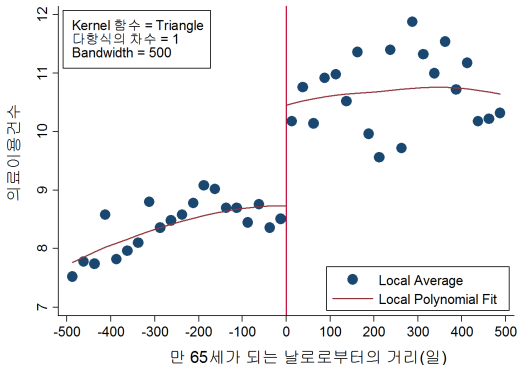
그래프를 이용한 분석 결과: 처리변수의 불연속 정도 2



B. 총 진료비 중 본인 부담금 비율

그래프를 이용한 결과변수 분석 결과(의료이용건수)

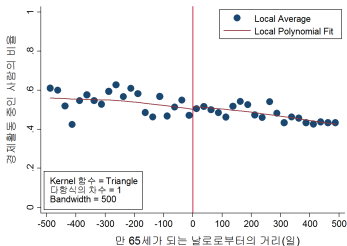
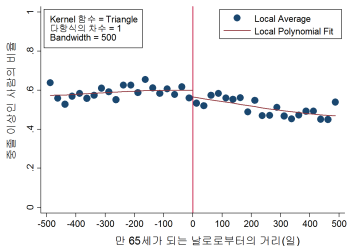
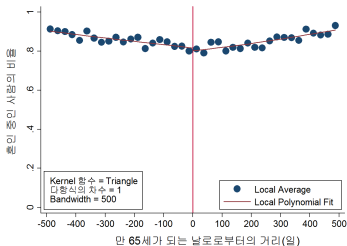
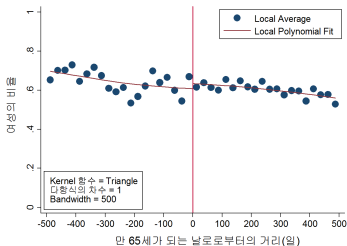
- 배정변수(X_{it})가 외래본인부담 정책제 수혜 대상자를 결정짓고 또 그에 따라 실제로 본인부담금의 경감이 이루어졌기 때문에 이와 같은 상황 하에서 결과변수의 차이가 존재하는지 검증:



그래프를 이용한 분석 결과(공변량 동질성 검증)

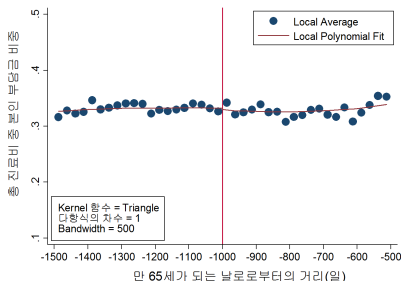
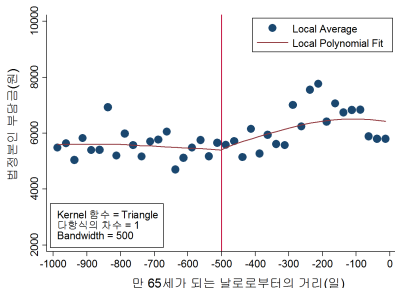
- 외래본인부담 정책제가 의료이용건수를 20% 상승시켰다는 위 분석결과가 타당하다고 하기 위해 만족해야 할 조건:
 - ⇒ 만 65세 이전과 이후로 나눈 두 집단이 **관찰 가능한** 그리고 **관찰 불가능한** 특성 면에서 비슷하다는 가정이 만족을 해야 함
- RDD 하에서 이 가정의 유효성을 검증하기 위해서 해야 할 일은 정책 수혜 여부가 결정되기 이전에 형성된 특성이 두 집단 간에 비슷한지를 검증
 - ⇒ 배정변수 컷오프 지점에서 유의미한 불연속 정도가 관측되지 않아야 함!

그래프를 이용한 분석 결과(공변량 동질성 검증)



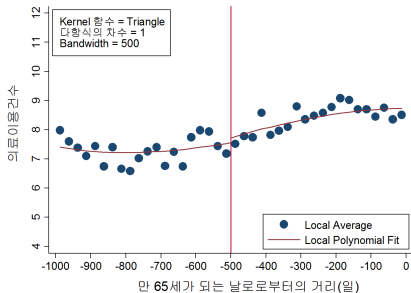
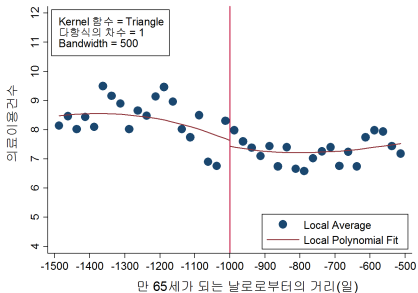
반증 검증(Falsification Test)

- 아이디어: 만약 만 65세 시점에 관측된 결과변수의 불연속 정도가 실제로 정책의 효과를 반영한 것이라면 정책의 수혜 여부를 결정짓지 않는 지점(예를 들어 60세)에서는 불연속 정도가 관측되지 않을 것이라는 논리



반증 검증(Falsification Test)

- 정책의 수혜 여부를 결정짓지 않는 지점에서의 결과변수 차이 검증:



결론과 정책적 함의

- 본인부담금 경감 제도의 효과:
 - ☆ 일일 의료이용건수 약 20% 정도 상승시킴
 - ☆ 대부분 저소득층의 의료이용건수가 상승함
 - ☆ 총 진료비, 약제값, 비급여 등에는 영향 없었으므로 정책으로 인해 의료 서비스 내용에 어떤 질적인 측면에서 큰 변화가 생기지는 않은 것으로 판단됨
- 많은 연구에서 조기진단이 건강 관련 결과에 긍정적인 영향을 끼친다고 조사됨
 - ⇒ 이 제도로 인한 저소득층의 의료이용 접근성 확대로 인해 조기진단을 할 수 있는 확률 올라간다고 한다면 제도 확대가 바람직!
- 중장기적으로 현행방식의 노인외래정액제를 폐지하고, 외래 진료에 대한 본인부담률을 낮추고자 하는 정부의 정책 방향 바람직하다고 판단됨

통계 패키지

- RDD를 잘 활용하기 힘들:

- ① 자료를 binned 형태로 제시해야 함(e.g., binwidth)
- ② 효과값 추정시 여러 모수(parameter)에 대해서 설정해야 함(e.g., bandwidth, 다항식의 차수, 커널 함수 모양 등)

⇒ 수학적으로도 복잡하고 통계 code로 구현하기 상당히 힘들기 때문에 수학이나 컴퓨터에 익숙하지 않는 사람은 실수할 가능성이 매우 높음

- 다행히 최근에는 계량경제학자들이 이러한 방법론을 활용할 때 연구자들이 잘 구현할 수 있도록 통계 패키지를 개발해서 공개하는 추세임. RDD의 경우 최근에 프린스턴 대학의 계량학자(Matias Cattaneo)가 RDD를 올바르게 활용할 수 있도록 다음과 같은 *STATA* 코드 개발해서 배포

- ① RD-type 그림 만들 때: `rdplot`
- ② RD 효과 추정값 도출 시: `rdrobust`

통계 패키지

- STATA에 설치하는 법:

```
⇒ net install rdrobust,  
from(https://raw.githubusercontent.com/rdpackages/rdrobust/master/stata)  
replace
```

- rdplot 명령어:

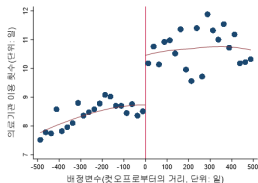
```
⇒ rdplot depvar indepvar, c(#) nbins(# #) p(#) h(# #) kernel(name)
```

↑ 결과변수 or 통제변수 ↑ 배정변수 ↑ 컷오프 ↑ Bin 개수 ↑ 다항식 차수 ↑ Bandwidth 설정 ↑ 커널함수 설정

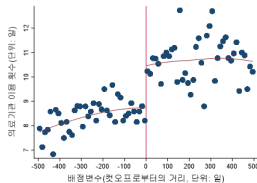
통계 패키지

● rddplot 사례

☆ nbins(# #):

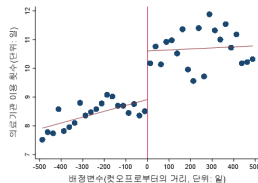


Panel A: Bin 개수(20개-20개)

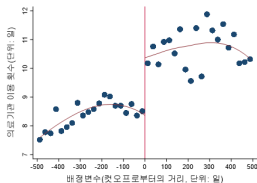


Panel B: Bin 개수(40개-40개)

☆ p(#):



Panel A: 다항식 차수(1차 함수)

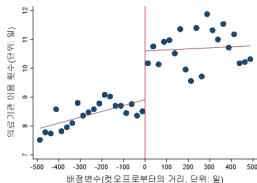


Panel B: 다항식 차수(2차 함수)

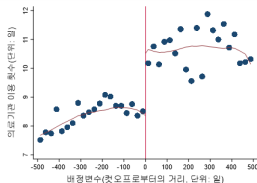
통계 패키지

● rddplot 사례, continued

☆ bandwidth(# #):

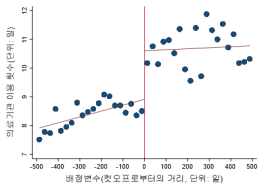


Panel A: Bandwidth 설정(500일)

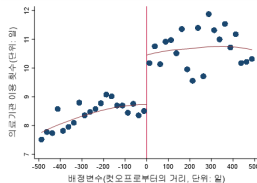


Panel B: Bandwidth 설정(200일)

☆ kernel(name):



Panel A: Kernel 함수(Uniform)

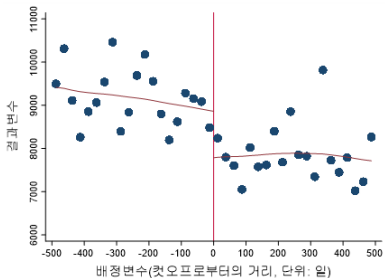


Panel B: Kernel 함수(Triangular)

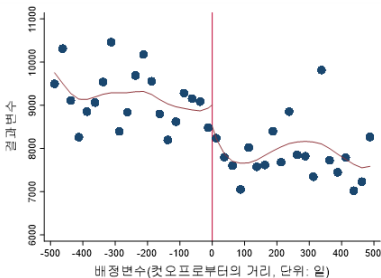
통계 패키지

● rdpplot 사례:

⇒ Data point에 변이(variation)가 많은 경우 parameter 설정에 따라 추정값이 많이 달라짐



Panel A: Bandwidth 설정(500일)



Panel B: Bandwidth 설정(250일)

통계 패키지

- rdrobust 명령어:

⇒ `rdrobust depvar indepvar, c(#) deriv(#) p(#) h(##) kernel(name)`

결과변수
or
통제변수

배정변수

컷오프

1: RDD
2: RKD

다항식
차수

Bandwidth
설정

커널함수
설정

통계 패키지

● rdrobust 사례:

```
. rdrobust used distance, c(0) p(1) h(300) kernel(triangular) covs(fe female married high employed graduate insurance)
```

Covariate-adjusted sharp RD estimates using local polynomial regression.

Cutoff c = 0	Left of c	Right of c	Number of obs =	1998
			BW type =	Manual
Number of obs	998	1000	Kernel =	Triangular
Eff. Number of obs	596	600	VCE method =	NN
Order est. (p)	1	1		
Order bias (q)	2	2		
BW est. (h)	300.000	300.000		
BW bias (b)	300.000	300.000		
rho (h/b)	1.000	1.000		

Outcome: used. Running variable: distance.

Method	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Conventional	1.9605	.36923	5.3096	0.000	1.23679	2.68413
Robust	-	-	3.4350	0.001	.792275	2.89772

Covariate-adjusted estimates. Additional covariates included: 7