creative commons
COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

보건학석사 학위논문

민간의료보험 가입이 의료비와 의료이용에 미치는 영향

The effect of private health insurance on medical expenditure and healthcare utilization

2022년 8월

서울대학교 대학원

보건학과 보건정책관리학 전공

권 남 희

민간의료보험 가입이 의료비와 의료이용에 미치는 영향

The effect of private health insurance on medical expenditure and healthcare utilization

지도 교수 정 완 교

이 논문을 보건학석사 학위논문으로 제출함
2022년 5월

서울대학교 보건대학원
보건학과 보건정책관리학전공
권 남 희

권남희의 보건학석사 학위논문을 인준함
2022년 6월

위 원 장 _____ 이 태 진 _____ (인)

부위원장 _____ 조 원 광 _____ (인)

위 원 _____ 정 완 교 _____ (인)

초 록

본 연구는 국민들의 민간의료보험 가입에 대한 관심이 증가함에 따라 민간의료보험 가입이 의료비 지출과 의료이용 횟수의 분포에 따라 미치는 영향을 파악하는 데 주 목적이 있다. 의료비와 의료이용 자료는 상대적으로 0이 많고 오른쪽으로 꼬리가 긴 자료 특성을 가지며, 이에 따라 설명변수의 영향은 종속변수 분포의 위치에 따라 상이할 것으로 예상된다. 그러나 이를 고려한 국내 선행연구는 부족하였다. 본 연구에서는 종속변수의 분포에 따른 영향을 파악하여 연구 대상자에 대한 풍부한 해석이 가능한 분위수 회귀분석을 사용하였다. 한국의료패널 2016년-2018년 3개 년도 자료를 활용해 만 19세 이상 성인을 대상으로 총 38,074개의 관측치를 포함하는 불균형 패널자료를 구축하였다. 민간의료보험 가입에 존재하는 내생성을 다루고자 성향점수매칭(Propensity score matching) 방법 중 하나인 최근접 이웃 매칭(Nearest-neighbor matching)을 사용하여 처치군과 비교군을 매칭한 뒤, 의료비에는 분위수 회귀분석(Quantile regression)을 의료이용에는 가산 자료를 위한 분위수 회귀분석(Quantile count regression)을 시행하였다.

연구결과에 따르면 민간의료보험 가입률은 2016년 74.0%, 2017년 75.3%, 2018년 76.4%로 3년 연속 꾸준한 증가세를 보였다. 민간의료보험 가입자의 경우 비가입자에 비해 저연령, 높은 교육수준, 고소득 등의 특성을 지녔다. 가입자의 주관적 건강상태가 더 좋았고, 만성질환의 개수가 적었으며, 찰슨동반질환지수가 더 낮은 것으로 나타났다. 매칭 후를 기준으로, 민간의료보험 가입은 외래의료비 지출 분포에 따라 통계적으로 유의한 영향을 미쳤다. 낮은 분위로 갈수록 계수 크기가 커졌으며, 이는 의료비 지출이 적을 때 민간의료보험의 영향이 더 크게 작용함을 의미한다. 이 결과는 민간의료보험이 외래의료비를 증가시킨다고 밝히는 다수의 선행연구에 더해 외래의료비 중에서도 경증질환 치료를 위한 의료비에 더 큰 영향을 미치는 것을 밝혔다는 점에서 의의가 있다.

민간의료보험 가입은 외래이용횟수도 유의하게 증가시켰다. 또한, 입원의료비의 분포에 따라 통계적으로 유의하지는 않으나 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 입원일수와 입원횟수 분포의 모든 분위에서 통계적으로 유의한 보험 효과가 확인되었으며, 상위 분위로 갈수록 한계 효과의 계수 크기가 커짐에 따라 외래의료비와는 반대로 상위 분위에서 민간의료보험 가입의 영향이 더 큰 것으로 나타났다. 즉, 입원이용을 더 많이 할수록 민간의료보험 가입의 영향이 큰 것으로 나타났는데, 이는 필수적으로 의료이용을 해야 하는 중증 질환일 가능성도 있지만, 입원일당 보험료를 지급하는 민간의료보험의 특성에 따라 불필요한 의료이용을 증가시킬 수 있는 유인도 존재한다.

종합하여, 민간의료보험 가입은 외래의료비 지출이 낮을수록, 입원의료이용이 많을수록 유의하게 정적인 영향을 미치는 것으로 나타나 해당 부분에서의 도덕적 해이가 존재할 수 있음을 시사하였다. 따라서 이에 대한 정책적 대응이 필요하다. 또한, 의료 취약계층이 필수적인 의료에 대한 수요가 있음에도 불구하고 공적건강보험의 혜택을 받고 있지 못한지에 대한 면밀한 조사가 필요하다. 민간의료보험 가입자의 외래의료비 지출과 입원 이용이 더 많으나 비가입자의 건강상태가 더 나쁜 것으로 나타나, 민간의료보험 가입 여력이 없을 경우 공적건강보험의 사각지대에 놓여 있을 가능성이 높을 것으로 생각된다. 형평적인 의료 접근도를 보장하고 취약계층의 필수적인 의료 이용을 장려하기 위해 건강보험 보장의 지속적 강화가 제고되어야 한다.

주요어 : 민간의료보험, 의료비, 의료이용, 도덕적 해이, 분위수 회귀분석
학 번 : 2020-23937

목 차

제 1 장 서론 1
제 1 절 연구 배경 및 필요성 1
제 2 절 연구 목적 및 가설 6

제 2 장 이론적 배경 및 선행 연구 고찰 7
제 1 절 민간의료보험과 도덕적 해이 7
제 2 절 민간의료보험과 역선택 9
제 3 절 민간의료보험의 내생성 11
제 4 절 분위수 회귀분석 16

제 3 장 연구 방법 21
제 1 절 자료원 및 연구 대상자 21
제 2 절 변수 정의 23
1. 종속 변수 23
2. 독립 변수 23
3. 통제 변수 24
제 3 절 연구 모형 및 분석 방법 28
1. Propensity Score Matching 29
2. Quantile Regression 32
3. Quantile Count Regression 33

제 4 장 연구 결과 34
제 1 절 민간의료보험 매칭 전후 특성 비교 34
제 2 절 민간의료보험 가입이 의료비 분포에 미치는 영향 40
제 3 절 민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향 45

제 5 장 고찰 및 결론 53
제 1 절 연구 결론 53
제 2 절 정책적 함의 56
제 3 절 연구 의의 및 한계점 58

참고문헌 60
부록 67
Abstract 78

표 목차

[표 1] 건강보험 보장률 및 민간의료보험 가입률 추이 2
[표 2] 주요 선행연구 정리 12
[표 3] 한국의료패널 진단코드를 활용한 찰슨동반질환지수 26
[표 4] 주요 분석에 사용한 변수 정의 27
[표 5] 성향점수매칭에 사용한 변수 정의 31
[표 6] 성향점수매칭 전후 연구 대상자의 일반적 특성 36
[표 7] 성향점수매칭 전후 연구 대상자의 의료비 지출 41
[표 8] 민간의료보험 가입이 의료비 분포에 미치는 영향 44
[표 9] 성향점수매칭 전 연구 대상자의 의료이용 횟수 46
[표 10] 성향점수매칭 후 연구 대상자의 의료이용 횟수 47
[표 11] 민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향 49
[표 12] 민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향 52
[부표 1] OECD 국가들의 재원에 따른 의료비 비율(2018년) 67
[부표 2] 성향점수매칭 균형성 검증 결과 68
[부표 3] 민간보험이 외래의료비 분포에 미치는 영향 69
[부표 4] 민간보험이 입원의료비 분포에 미치는 영향 70
[부표 5] 민간보험이 총의료비 분포에 미치는 영향 71
[부표 6] 민간보험이 외래이용횟수 분포에 미치는 영향 72
[부표 7] 민간보험이 외래이용횟수 분포에 미치는 영향(한계효과) ..73
[부표 8] 민간보험이 입원일수 분포에 미치는 영향 74
[부표 9] 민간보험이 입원일수 분포에 미치는 영향(한계효과) 75
[부표 10] 민간보험이 입원횟수 분포에 미치는 영향 76
[부표 11] 민간보험이 입원횟수 분포에 미치는 영향(한계효과) 77

그림 목차

[그림 1] 연구 모형 28
[그림 2] 매칭 전 처치군과 비교군의 성향점수 분포 39
[그림 3] 매칭 후 처치군과 비교군의 성향점수 분포 39

제 1 장 서 론

제 1 절 연구 배경 및 필요성

한국은 1977년 국민건강보험 도입 이후 12년 만인 1989년 전 국민을 대상으로 하는 의료보장체계를 구축하며 국민들의 의료접근성과 형평성을 크게 향상시켰다. 이는 프랑스, 독일, 일본 등이 공적건강보험 혜택을 제공하는 체계로 전환한 속도에 비해 세계적으로 가장 빠른 시일 내에 달성한 사례로 평가된다(김대환 & 이봉주, 2013). 하지만 지난 20년간 정부의 지속적인 관심에도 불구하고 한국의 건강보험 보장률은 2012년 62.5%에서 2020년 65.3%로 2.8%가 증가하며 크게 개선되지 못하고 있는 실정이다(보건복지부, 2020; [표 1] 참고). 대부분의 OECD 국가들은 조세와 공적건강보험에 의한 보장률이 평균 73.8%에 달하며, 급증하는 의료비를 관리하기 위한 보조적인 수단으로 민간의료보험 가입을 권고하고 있다(OECD, 2022; [부표 1] 참고). 이에 비해 한국은 낮은 보장률로 인해 질병으로 인한 의료비를 부담하고자 민간의료보험에 가입하는 경우가 많다(신현웅 & 임재우, 2018). 이와 더불어 급속한 고령화와 만성질환의 증가, 소득 수준 향상, 현대 의료기술의 발전 등으로 민간의료보험에 대한 국민들의 관심이 증가하고 있으며(박성복 & 정기호, 2011; 이현복 & 남상욱, 2013), 민간의료보험의 가구 당 가입률은 2012년 69.8%에서 2019년 78.0%로 빠르게 증가하고 있는 추세다(통계청, 2021; [표 1] 참고).

이에 따라 민간의료보험이 필요 이상의 의료이용을 증가시키고 건강보험 재정에 부정적인 영향을 미칠 것이라는 우려의 목소리가 커지고 있다. OECD 보고서에 따르면 보편적 건강보장(Universal Health Coverage)을 달성하기 위해 보건의료 재원 중 정부 지출 혹은 의무보

험 비율을 증가시킨 국가들에서 본인부담 의료비와 민간의료보험[①] 비율이 상당히 감소하였다(OECD, 2021). 이에 비해, 한국의 보건의료 재원 중 민간의료보험이 차지하는 비율은 2005년 1.9%에서 2019년 7.6%로 증가하였으며[②] 민간의료보험이 미치는 영향을 다각도로 살펴볼 필요성이 커지고 있다.

[표 1] 건강보험 보장률 및 민간의료보험 가입률 추이

(%)	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
건강보험 보장률	62.5	62.0	63.2	63.4	62.6	62.7	63.8	64.2	65.3
민간보험 가입률	69.8	70.1	72.2	72.0	74.0	75.4	78.2	78.0	-
(일반)	84.6	85.9	87.7	87.5	88.7	89.9	91.2	91.3	-
(저소득)	32.0	30.8	31.8	31.7	34.6	35.4	39.0	40.8	-

자료원: 보건복지부(국민건강보험공단 자료), 한국보건사회연구원(한국복지패널조사)

주 1) 현재까지 보고된 가장 최근 민간의료보험 가입률은 2021년 9월에 발표된 2019년까지의 자료임.

[①] 한국에서 민간의료보험(private health insurance)에 대한 명확한 정의는 없으나 「보험업법」상 제3보험에 해당하는 보험을 의미하여, 제3보험은 상해보험, 질병보험, 간병보험 등의 종목을 포함한다(최기춘 & 이현복, 2017). OECD(2021)는 'voluntary private insurance'라 표현하였으며, 김창엽(2009)은 경제적 안정을 자발적으로 추구하는 특성 때문에 '민간보험'이라는 단어보다 '임의(자발적, voluntary)보험'이라는 표현이 더 정확하다고 평가한 바 있다. 그러나 일반적으로 '민간의료보험'이라는 용어가 통용됨에 따라 본 연구에서는 해당 용어를 일관되게 사용하고자 한다.

[②] 한국에서 전체 보건의료 재원 중 민간의료보험이 차지하는 비율은 2005년 1.9%, 2007년 2.3%, 2009년 4.0%, 2011년 5.0%, 2013년 5.7%, 2015년 6.4%, 207년 6.8%, 2019년 7.6%로 꾸준히 증가하였으며, OECD 26개국 평균이 2005년 5.6%에서 2019년 5.1%로 변화한 방향과 반대되는 흐름을 보인다(OECD, 2021).

한국의 민간의료보험은 1979년 상해보험과 질병보험상품 판매가 시작된 이후 1980년대 암 보험이 도입되며 본격적으로 판매되기 시작하였다. 초기에는 소득 손실 보전을 주요 목적으로 하는 정액형 보험 위주로 발전해 왔는데, 정액형은 공적의료보장의 영역에서 지급하지 않는 비급여 항목에 대한 혜택을 제공하는 보험으로 국민건강보험의 보장 영역과 중복되지 않아 의료적 성격보다는 금융 상품의 성격이 강했다(최기춘 & 이현복, 2017). 이후 1980년대 중증질환과 관련된 보험 판매가 크게 증가하는 시기를 거쳐, 2000년대에는 중대질병보험과 실손형 보험이 급속히 증가하였다. 실손형 보험은 건강보험이 보장하는 영역에 대해서 본인부담금 일부를 보장하며, 실제 발생한 의료비에 대해 공적보험과 민간보험이 분담하는 구조이기 때문에 보건의료 관점에 입각한 민간의료보험 관리의 필요성이 커지고 있다(유창훈 외, 2014).

보건의료체계 내에서는 민간의료보험이 공적건강보험과 맺는 관계에 주목하는 것이 더 중요하며, 민간의료보험의 역할은 공적 체계가 갖추어지기 전후에 따라 달라질 수 있다(김창엽, 2009). 일반적으로 공적 건강보장체계가 갖춰진 경우 민간의료보험은 보완적 · 보조적 역할을 수행하며 공적 체계에서 제공하지 않는 의료에 대해 지원한다. 공적 보장체계에서 소외된 자영업자 혹은 비임금노동자가 가입하는 대체형 민간보험이나, 공적 건강보장체계로부터 혜택을 받고 있으나 더 양질의 의료 서비스에 대한 니즈를 충족하기 위해 가입하는 중복형 민간보험도 존재한다. 최근 건강보험 재정과 지출이 급증하며 민간보험의 역할과 기능은 뜨거운 감자로 논의되고 있다.

하지만 민간의료보험이 의료보장체계에 미치는 영향에 대해서 완전히 일치하는 의견은 없으며, 민간의료보험은 체계 내에서 복잡하게 작용한다. 전술한 바와 같이 민간의료보험은 주로 공적의료보험을 보완하거나 긴 진료 대기시간 등 공적보험으로는 충족할 수 없는 욕구를 만족시키는 수단이다. 이외의 긍정적인 측면으로는 국민들의 선택의 다양성을 보장하고, 비급여 의료비로 인한 위험을 분산해주며, 추가적인 자원을 의료

체계 내로 유입하는 효과가 있다(윤희숙, 2008). 반면, 제도 설계에 따라 의료 수요자와 의료 공급자의 도덕적 해이로 인한 과잉의료가 발생할 수 있다는 우려가 있으며, 공적보험의 재정적 부담을 늘리고, 민간의료보험 가입이 경제력이 있는 계층에서만 일어날 경우 형평성에 부정적인 영향을 미칠 수 있다는 주장이 존재한다(전보영 외, 2011; Jones et al., 2006). 한국의 낮은 건강보험 보장률로 국민들의 민간의료보험 의존도는 높은 상황이며 건강보험과 민간보험 간 연계가 강하다고 할 수 있다(이유진 & 이진형, 2018). 민간의료보험의 역할을 정립하기 위해 민간의료보험의 영향에 대한 실증적인 관찰 결과 누적이 중요하다(윤희숙, 2008). 한국의 의료비가 가파르게 증가함에 따라 민간의료보험이 의료비와 의료이용에 미치는 영향에 주목한 연구가 대다수이며, 다양한 계량경제학적 방법론을 사용한 연구가 보고되었다. 민간의료보험 가입은 주로 외래와 입원 서비스의 의료비 혹은 의료이용에 영향을 미칠 수 있으며 일반적인 주요 결과를 요약하면 다음과 같다. 민간의료보험 가입은 외래 의료비를 유의하게 증가시키며(유창훈 외, 2014; 이현복 & 남상욱, 2013; 최성은, 2016; Jeon & Kwon, 2013), 입원 의료비에는 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(유창훈 외, 2014; 최성은, 2016). 또한, 외래이용횟수는 유의하게 증가시키나(김재호, 2011; 백미라 & 민인식, 2019; 윤성주, 2019; 이광훈, 2020; 이유진 & 이진형, 2018; 이현복 & 남상욱, 2013; 최성은, 2016), 입원일수 혹은 입원횟수는 성별, 민간의료보험 최초가입 여부 혹은 가입 유형 등에 따라 제한적으로 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 보고되었다(윤성주, 2019; 이광훈, 2020; 이유진 & 이진형, 2018). 즉, 민간의료보험은 주로 경증질환을 치료할 것으로 예상되는 외래의료비와 외래이용에 유의한 양의 영향을 미친 것으로 밝혀졌다. 이에 더 나아가 본 연구에서는 외래 및 입원의 의료비 지출 혹은 의료이용 횟수의 분포에서 낮은 분위, 즉, 의료비 지출이 적고, 의료이용이 적은 위치에서 민간의료보험 가입의 영향이 더 크게 나타날 것으로 예상하였다.

대부분의 선행연구들은 종속변수인 의료비와 의료이용의 평균값을 기준으로 분석을 진행하였으나, 의료비와 의료이용 자료의 경우 여느 변수와는 다른 특성을 가지고 있기 때문에 이를 분석에 적절히 반영하는 것이 필요하다. 의료비와 의료이용 자료는 오른쪽으로 꼬리가 긴 양의 왜도를 가지며 0의 비중이 상대적으로 높다는 특징이 있다(Deb & Norton, 2018). 따라서 이러한 자료 특성을 반영한 연구 모형을 구축하는 것이 중요하다. 또한, 의료비 지출 혹은 의료이용 횟수의 분포 상 위치에 따라 관심변수가 미치는 영향의 크기와 정도가 상이할 것으로 예상되나, 이에 대한 관심과 해석은 국내에서는 부족하다. 의료비 지출은 연령, 성별, 소득수준 등 개인 특성에 따라 격차가 크고 그 양상에도 차이가 존재하며(구여정, 2019), 민간의료보험 가입이 의료비 지출과 의료이용 횟수의 분포 상 어떤 위치에서 더 유의한 영향을 미치는지에 대한 실증분석을 시행할 경우 민간의료보험의 영향에 대해 보다 더 풍부한 해석을 더할 수 있을 것으로 기대하는 바이다.

이에 더해 본 연구에서는 민간의료보험 가입자와 비가입자 간 특성에 어떠한 차이가 있는지도 살펴보고자 한다. 한국은 공적건강보험이 다루지 못하는 영역의 의료혜택을 받기 위해 민간의료보험에 가입하는 경우가 많으며(김수연 외, 2020), 의무적으로 가입하게 되는 공적건강보험과 달리 민간의료보험 가입은 개인의 경제적 역량과 선택으로 남게 된다. 2019년 기준 일반 가구의 민간의료보험 가입률은 91.3%에 달하는 반면, 저소득 가구의 가입률은 그의 절반 수준에도 미치지 못하는 40.8%로 나타나(표 1 참고), 소득 수준에 따른 민간의료보험 가입에 큰 격차가 존재함을 알 수 있다. 이는 의료 접근성과 형평성에 문제를 야기할 수 있으며, 민간의료보험 가입 여부가 사회경제적 취약계층을 파악할 수 있도록 하는 또 하나의 지표가 될 수 있음을 시사한다. 민간의료보험 가입군과 비가입군의 특성이 가입 여부에 따라 어떤 다른 양상을 띄고 있는지에 대한 이해가 함께 이루어져야 민간의료보험의 영향을 보다 더 적절하게 해석할 수 있을 것이다.

제 2 절 연구 목적 및 가설

1. 연구 목적

본 연구에서는 민간의료보험 가입이 의료비 지출 분포와 의료이용 횟수 분포에 따라 미치는 영향을 실증적으로 분석하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 종속변수의 분포에 따른 분석과 결과 해석이 가능한 분위수 회귀분석(Quantile Regression)을 사용하여 의료비 지출과 의료이용 횟수의 평균(Mean) 뿐만이 아닌 중위수(Median)를 포함한 여러 분위수에서의 민간의료보험의 영향을 세부적으로 파악하고자 한다. 본 연구를 통해 민간의료보험과 공적건강보험 정책 수립에 있어 시사점을 제시하고자 한다.

2. 연구 가설

가설 1. 민간의료보험 가입자와 비가입자 간 개인 특성에 차이가 있을 것이다.

가설 2. 민간의료보험 가입은 의료비 지출 분포의 낮은 분위수에서 더 큰 영향을 미칠 것이다.

가설 3. 민간의료보험 가입은 의료이용 횟수 분포의 낮은 분위수에서 더 큰 영향을 미칠 것이다.

제 2 장 이론적 배경 및 선행연구 고찰

제 1 절 민간의료보험과 도덕적 해이

민간의료보험 가입으로 인한 의료비와 의료이용의 증가는 흔히 의료 수요자와 의료 공급자의 도덕적 해이(Moral hazard)와 역선택(Adverse selection)으로 설명된다. Pauly(1968)는 보험 가입 이후 개인이 부담해야 하는 한계 비용이 낮아지기 때문에 의료이용을 늘리는 것을 도덕적 해이라 정의하였으며, 이러한 행위는 개인이 도덕적으로 타락한 것(moral perfidy)이 아닌 합리적인 경제 행동이라고 설명하였다. 즉, 개인이 추가적으로 소모하는 의료 비용에 대한 위험이 보험에 가입한 다른 자들에 의해 분산되기 때문에 의료이용을 억제할 동기가 없어지는 것이라 덧붙였다. 여기서 더 나아가 Zweifel & Manning(2000)은 도덕적 해이를 사전(ex-ante)과 사후(ex-post)로 구분하였는데, 전자는 보험 가입 후 예방적인 생활방식을 채택하지 않기 때문에 질병 발생확률이 높아지는 것을 의미하고, 후자는 보험 가입 이후 보험에 가입하지 않았을 때와 비교해 더 적은 의료비를 지불하게 되는 경제적 인센티브를 통해 의료 소비를 증가시키는 것을 의미한다. 일반적으로 이해되는 도덕적 해이는 사후적 도덕적 해이를 의미한다(이용우, 2016; 이유진 & 이진형, 2018).

국내 연구에서 민간의료보험이 도덕적 해이를 유발하는지에 대한 실증분석은 꾸준히 누적되고 있다. 국민건강보험 청구자료와 민영건강보험 가입자료를 사용한 정기택 외(2006)는 보험 가입으로 인해 외래방문횟수와 외래비용이 유의하게 증가한 반면, 입원일수와 입원비용은 유의한 영향을 받지 않는 것으로 밝히며 외래 수요에 있어서의 도덕적 해이를 증명하였다. 이현복 & 남상욱(2013)도 유사한 결과를 보고하였는데, 성향점수매칭 방법으로 내생성을 통제하여 자료를 새롭게 구성한 후, 횡단면 다중회귀분석과 패널회귀분석을 시행한 후 결과를 비교하였다. 그 결

과, 가입자들의 외래의료 수요(외래이용횟수, 총 외래비)에 도덕적 해이가 존재하였으나, 입원수요(입원일수, 총 입원비, 일당 입원비 지출액)는 민간의료보험의 가입 유형과 가입 건수에 영향을 받지 않는 것으로 나타났다. 이 밖에도 민간의료보험 가입으로 인해 외래수요가 증가하였으나, 입원수요에 있어서는 제한적인 영향을 확인한 연구들이 주로 보고되었다(김관옥 & 신영전, 2017; 백미라 & 민인식, 2019; 윤성주, 2019; 유창훈 외, 2014; 이유진 & 이진형, 2019; Jeon & Kwon, 2013). 한편, 민간의료보험이 입원비용에는 유의한 영향을 미치지 않았으나 입원일수나 입원횟수는 유의하게 증가시켰다고 밝힌 연구도 존재한다(백인립 외, 2012; 이광훈, 2020; 최성은, 2016). 또한, 민간의료보험 가입자의 특성을 고려하여 소득 분위별로 민간보험의 영향을 살펴보았을 때, 소득이 가장 높은 분위에서 도덕적 해이로 인한 의료수요 증가를 확인한 연구도 존재한다(김재호, 2011). 이유진 & 이진형(2018)은 민간의료보험의 영향을 도덕적 해이와 역선택으로 분리하여 분석하고자 3단계 계층 모델과 투파트 모델을 적용하였으며 그 결과, 보험 가입 이후 재방문에 따른 비용보다 첫 방문에 따른 비용의 계수가 1.7배 높은 것으로 나타나 도덕적 해이보다는 역선택으로 인한 영향이 더 큰 것으로 해석하였다.

제 2 절 민간의료보험과 역선택

도덕적 해이와 마찬가지로 역선택도 민간의료보험 연구에서 중요하게 논의되고 있는 이론 중 하나이다. 의료보험에서의 역선택은 젊거나 건강한 사람들이 보험 가입을 꺼리는 반면, 노인이나 질병 보유자 등 비용 지출 가능성이 높은 자들이 주로 보험에 가입하는 현상을 의미한다. 역선택 개념과는 반대로 순선택(favorable selection; advantageous selection; propitious selection[③])은 좋은 건강을 유지하기 위해 예방적 노력을 더 많이 하는 자가 보험을 더 많이 구입하는 현상을 의미하는데, 실증 분석 결과는 역선택과 순선택이 혼재되어 있는 것으로 나타났다(김경선 & 석승훈, 2020). 강성욱 외(2010)는 역선택이 존재하는 경우 보험 가입의 영향에 대한 추정치는 도덕적 해이로 인한 의료이용 증가분이 더해지며 과대추계 될 가능성이 있는 반면, 순선택이 존재하는 경우 의료이용을 적게 하는 가입자의 성향으로 인해 추정치가 과소추계 될 가능성에 대해 논의한 바 있다.

국내 연구들은 민간의료보험 가입이 의료비 혹은 의료이용에 미치는 영향에 대해 역선택과 순선택 개념을 도입하여 해석하고자 시도하고 있다. 신세라(2020)는 65세 이상 고령자를 대상으로 민간의료보험 가입 여부와 가입 개수에 미치는 영향을 분석하였으며, 만성질환의 수가 적고 주관적 건강상태가 좋지 않은 경우 가입률과 가입 개수가 높게 나타남에 따라 고령자를 대상으로 하는 민간의료보험 시장에서 가입자 선별 행위와 역선택이 함께 발생하고 있음을 시사하였다. 김대환 & 이봉주(2013)는 60대 이상이거나 만성질환 혹은 장애를 보유할수록 실손의료

③ Propitious selection에 대한 이론은 Hemenway(1992)에 의해 처음 소개되었다. 이 이론은 위험 회피 성향을 가진 개인은 신체적 예방활동을 수행하는 동시에 재정적 안정을 확보하기 위해 보험을 구입한다고 설명한다(Hemenway, 1992). Hemenway(1992)는 자동차 보험 사례를 이론의 근거로 제시하며, 자동차 보험에 가입한 사람은 다른 사람에 비해 음주운전을 할 가능성이 낮고, 건강에 이득이 있는(health-beneficial) 위험 회피적인 행동을 할 가능성이 높다고 하였다.

보험 가입이 이루어지지 않았고, 의료수요가 높을수록 보험에 더 가입하는 역선택이 존재함을 확인하였다. 박성복 & 정기호(2011)는 저소득층, 노인, 장애인 등 사회적 취약계층의 민간의료보험 가입 확률이 낮은 것으로 보고하였으며, 건강이 좋지 못할수록 의료이용이 높아지는 역선택 현상을 발견하였으나, 노인층 및 의료급여 등 고위험군을 가입에서 배제하는 가입자 선별 행위에 대한 가능성도 설명한 바 있다. 이에 더해, 순선택의 영향은 역선택의 영향을 넘어설 수 있는데, 이는 개인의 의료이용에 대한 선호 혹은 위험 회피도 등과 같이 관측 불가능한 요인에 의한 것이라 평가하였다. 가입자 선별이 존재한다면 순선택의 가능성도 존재할 수 있다(윤희숙, 2008). 윤희숙(2008)은 건강보험공단, 민간보험사, 행정자치부 주민등록정보 등을 종합하여 민간의료보험의 영향을 투파트 모형을 통해 분석하였다. 그 결과, 입원과 외래 모두에 대해 민간의료보험 가입의 영향이 부(−)적으로 작용하였으며, 이를 순선택 현상으로 추측하였다.

요약하자면, 역선택은 민간의료보험을 가입하고자 하는 개인이 건강정보를 민간 보험사에게 충분히 공유하지 않는 정보의 비대칭으로 인해 발생한다. 즉, 젊거나 건강한 사람보다 나이가 많거나 질병을 보유하고 있어 의료 수요가 높은 사람이 민간의료보험에 가입하고자 하는 동기가 크다. 이러한 정보의 비대칭은 민간의료보험을 제공하는 공급자인 민간보험사에게도 존재하는데, 보험사는 비용 지출 가능성이 적은 개인을 골라서 위험집단을 구성하려 하며, 이를 가입자 선별(cream−skimming) 또는 위험선택(risk selection)이라 한다(김원중, 2004; 김창엽, 2009).

제 3 절 민간의료보험의 내생성

일반적인 회귀모형에서 설명변수가 종속변수에 미치는 영향을 편의(bias) 없이 분석하기 위해서는 모형 내 설명변수와 오차항 간 상관관계가 없어야 한다. 설명변수와 오차항 간 상관관계가 있는 경우, 즉 설명변수에 내생성(endogeneity)이 존재하면, 그 영향에는 편의가 발생하여 정확한 인과관계 추론이 어려워진다. 한국의 경우 민간의료보험 가입을 결정하는 것은 철저히 자기 선택의 문제이며, 이는 각 개인의 건강에 대한 관심, 의료이용에 대한 선호, 위험에 대한 태도 등에 따라 달라질 수 있다. 이처럼 관찰되지 않는 개인의 이질성(heterogeneity) 외에도 민간보험사의 가입자 선별이나 위험 선택도 보험 가입에 영향을 미칠 수 있으며, 이러한 모든 요인들은 내생성의 원인으로 지적되고 있다. 따라서 민간의료보험의 영향을 올바르게 분석하기 위해서는 내생성을 통제하는 것이 가장 중요한 이슈 중 하나인데, 많은 선행연구에서 다양한 방법을 채택하여 이를 다루고자 시도하였다. 도구 변수 활용(강성욱 외, 2010; 유창훈 외, 2018; 최성은, 2016), 패널모형(유창훈 & 권영대, 2020; 윤성주, 2019; 이광훈, 2020), 성향점수매칭(김재호, 2011; 이현복 & 남상욱, 2013; Jeon & Kwon, 2013; Kiil, 2012; Thuong, 2020), 이단계 추정법(이유진 & 이진형, 2018) 등이 그 예이며, 그 밖에 내생성을 고려하지 않고 연구 결과를 보고하거나(김대환 & 이봉주, 2013; 신세라, 2020), 추가 고용보험 가입이 의무인 국가 제도의 특성을 고려하여 민간의료보험 가입을 외생적이라 가정한 연구도 존재한다(Moreira & Barros, 2010). 내생성을 다룰 수 있는 주요 방법에 따라 선행 연구들을 정리하면 [표 2]와 같다.

[표 2] 주요 선행연구 정리

내생성 완화 방법	저자	주요 분석방법	주요 연구 결과	
			의료비	의료이용
도구변수				
자녀 수, 사적이전	강성욱 외 (2010)	음이항 회귀모형	–	외래횟수(n/s) 입원횟수(n/s)
거주지 내 보험설계사 수, 금융업 종사 여부	유창훈 외 (2014)	2단계 최소자승법	외래진료비(+) 입원진료비(n/s)	외래횟수(n/s) 입원횟수(n/s)
개인연금 가입여부, 동거 가구원 수	유창훈 외 (2018)	2단계 최소자승법	–	외래횟수(+) 입원횟수(+)
가구주 여부, 혼인상태, 교육정도	최성은 (2016)	2단계 최소자승법	외래비(+) 입원비(n/s)	외래횟수(+) 입원횟수(+)
패널모형				
	유창훈 & 권영대 (2020)	패널 로짓모형	외래 당 진료비 (여: n/s, 남: +) 입원 당 진료비 (여: +, 남: n/s)	–
	윤성주 (2019)	조건부 상관 임의효과 모형	–	외래횟수(+) 입원횟수(n/s) 입원일수(n/s)
	이광훈 (2020)	패널 포아송 모형	–	검진 횟수(+) 외래 횟수(+) 입원횟수(+) 입원일수(+)

주 1) (+) 유의하게 증가; (−) 유의하게 감소; (n/s) 유의한 영향 없음.

내생성 완화 방법	저자	주요 분석방법	주요 연구 결과	
			의료비	의료이용
성향점수매칭				
Nearest-neighbor	김재호 (2011)	조건부 평균 처치효과	-	외래횟수(+) 입원횟수(+) 입원일수(+)
Caliper	이현복 & 남상욱 (2013)	패널 회귀모형	총 외래비(+) 방문당 외래비(+) 총입원비(n/s) 일당 입원비(n/s)	외래횟수(+) 입원일수(n/s)
Nearest-neighbor	Jeon & Kwon (2013)	투파트 모형	외래의료비(+) 입원의료비(n/s)	외래횟수(n/s) 입원일수(n/s)
Kernel	Kiil (2012)	조건부 평균 처치효과	-	물리치료사 방문 (n/s) 전문의 방문 (n/s) 척추지압사 방문 (n/s)
Nearest-neighbor, Kernel, Radius caliper	Thuong (2020)	조건부 평균 처치효과	-	외래횟수(+) 입원횟수(+) 병원방문(+)

주 1) (+) 유의하게 증가; (-) 유의하게 감소; (n/s) 유의한 영향 없음.

1. 도구변수

도구변수는 역인과(reverse causality)뿐만 아니라 누락변수로 인한 편의(omitted variable bias)와 측정 오차(measurement bias) 문제를 해결할 수 있다는 장점이 있으나(유창훈 외, 2018), 도구변수가 적절하게 활용되기 위해서는 종속변수에 어떠한 영향을 주지 않으면서도 설명변수에 강한 영향을 미쳐야 한다는 조건으로 인해 적절한 도구변수를 탐색하는 것이 어렵다. 그럼에도 불구하고 국내 민간의료보험 연구에서 도구변수를 활용하는 방법이 꾸준히 시도되어 오고 있다. 강성욱 외(2010)는 자녀 수와 사적이전을 도구변수로, 유창훈 외(2014)는 거주지역 내 보험설계사 수와 금융업 종사 여부를 도구변수로 사용하였다. 또한, 유창훈 외(2018)는 개인연금 가입 여부와 동거 가구원 수를 활용한 바 있으며, 이에 대한 근거로 개인연금과 민간보험 가입 간 높은 상관성과 동거 가구원 수에 따른 경제적 및 간병 부담을 제시하였다. 최성은(2016)은 가구주 여부, 혼인상태, 교육수준을 도구변수로 사용하였다. 하지만 선행연구에서 사용한 도구변수들이 의료비 혹은 의료이용과 연관성이 존재하지 않는다고 단언하기는 어려우며, 내생적인 설명변수의 수보다 도구변수가 많은 경우 발생하는 과다식별(over-identification) 등의 제한점도 검토해보아야 할 문제이다.

2. 패널모형

횡단 자료는 특정 시점에서의 정보만을 제공해 주기 때문에 변수 간의 정적(static)인 관계만을 추정할 수 있다는 한계점이 있으나(유창훈 외, 2014), 패널 모형은 개인, 지역 등 시간 불변 관찰되지 않는 특성을 통제해야 하는 경우 가장 유용하게 사용될 수 있다(Wooldridge, 2020). 한국의료패널은 2010년부터 조사 대상자의 민간의료보험 가입에 대한 조사를 시행해 오고 있으며, 2000년대 초기 민간의료보험 관련 연구들

은 자료원의 한계로 패널 분석방법을 적용하기 어려웠으나, 약 10여년 이상의 패널 자료가 구축된 최근 연구에서는 패널회귀모형, 조건부 상관 임의효과 모형, 패널 포아송 모형 등 여러 패널 모형을 적용하여 보험 가입과 관련된 내생성 통제를 시도하고 있다(유창훈 & 권영대, 2020; 윤성주, 2019; 이광훈, 2020).

3. 성향점수매칭

성향점수매칭은 관찰 자료를 무작위 배정 임상시험과 유사하게 만드는 것을 목적으로 하며, 선택 편의가 존재하는 두 집단의 비교 가능성을 높이기 위해 사용하는 방법이다(이현옥, 2018; Rosenbaum & Rubin, 1983). 성향점수매칭은 크게 성향점수 추정, 매칭기법 선택, 매칭의 질 평가까지 세 단계로 이루어지며, 이 때 성향점수란 연구 대상자가 특정 공변량에 의해 처치군에 포함될 확률을 의미한다. 성향점수 추정 이후 처치군과 비교군의 성향점수 분포의 겹치는 정도를 참고하여 적절한 매칭 기법을 선택할 수 있다(이동규, 2016; Heinrich et al., 2010). 최근 소개된 다양한 매칭 기법들 중 최근접 이웃 매칭(Nearest-neighbor matching)이 가장 많이 활용되며, 이는 처치군과 비교군에 포함된 모든 연구 대상자들의 성향 점수 차이의 절대값이 가장 작은 순서대로 매칭을 하는 방법이다. 성향점수매칭을 사용한 민간의료보험 연구도 꾸준히 보고되고 있다(김재호, 2011; 박진관, 2016; 이현복 & 남상욱, 2013; Kiil, 2012; Thuong, 2020). 해당 연구들은 연구 설계에 따라 성향점수매칭을 통해 새롭게 자료를 구성한 뒤 분석에 사용하거나, 조건부 평균처치효과(Average Treatment Effect on the Treated, ATT) 혹은 이중차이분석(Difference-in-differences)과 결합하여 분석을 시행하였다.

제 4 절 분위수 회귀분석

1. 분위수 회귀분석

분위수 회귀분석은 종속변수의 조건부 분위수(quantile) 값을 추정하는 방법으로 종속변수가 정규분포를 따르지 않거나, 이상치(outlier)가 존재하는 경우 이를 극복하기 위한 방법으로 주목받고 있다(구여정, 2019). 분위수 회귀분석은 1978년 Koenker & Basset이 이분산을 다루기 위한 방법으로 처음 소개하였으며 중위값 이상 혹은 이하 분위수에 대한 계수 추정이 가능하기 때문에 기존 회귀분석에 비해 이상치에 더 강건하다(Cameron & Trivedi, 2009). 또한, 종속변수의 분포 상 모든 위치에 따른 설명변수의 영향을 추정할 수 있으므로 자료에 대해 보다 더 세부적인 해석이 가능하며, 회귀 잔차의 모수에 대한 분포 가정을 하지 않으므로 비모수적인 접근이 가능하다. 이러한 장점들로 인해 이분산이 존재하는 자료에서 특히 더 유용하게 쓰일 수 있다. 한편, 국외에서는 여러 설명 변수에 분위수 회귀분석을 활발히 적용하고 있을 뿐만 아니라(Chen et al., 2014; Ko, 2020; Zhao et al., 2021), 이를 토대로 도구변수를 활용한 분위수 회귀분석(Kowalski, 2016), 패널자료를 위한 분위수 회귀분석(Abrevaya & Dahl, 2008), 가산 자료를 활용한 분위수 회귀분석(Moreira & Barros, 2010; Congdon, 2017; Liu, 2007; Winkelmann, 2004; Winkelmann, 2006) 등 계량경제학적 방법론들을 적용한 연구들이 다수 소개되고 있다.

분위수 회귀분석의 계수는 식 (1)과 같이 표현할 수 있다. 모형의 잔차를 e_i라고 할 경우, 최소자승법은 잔차의 부호와는 상관없이 $\sum_i {e_i}^2$을 줄이는 계수 β를 추정하나, 분위수 회귀분석은 음의 잔차의 절대값에 $(1-\mathrm{q})$를 곱하고 양의 잔차의 절대값에 q를 곱한 값들의 합을 줄이는 계수 β_q를 선형 계획법(linear programming)으로 추정한다(정완교, 2012; Cameron & Trivedi, 2009).

(1) $Q(\beta_q) = \sum_{i:y_i \geq x'_i\beta}^{N} q|y_i - x'_i\beta_q| + \sum_{i:y_i < x'_i\beta}^{N}(1-q)|y_i - x'_i\beta_q|$

분위수 회귀모형의 모형은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다. 이 때 τ는 0과 1 사이의 분위 수준(quantile level)을 의미한다. 선행 연구를 참고하여 종속변수의 분위수를 0.2, 0.4, 0.6, 0.8로 사용할 수도 있으며, 중위값을 포함한 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9를 사용하기도 한다.

(2) $Q_\tau(y_i) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_{i1} + \cdots + \beta_p(\tau)x_{ip}, \mathrm{i} = 1, \ldots, \mathrm{n}$

2. 가산 자료를 위한 분위수 회귀분석

종속변수가 0 이상의 정수 값을 갖는 가산(count) 유형일 경우 일반적으로 포아송 모형(Poisson model) 또는 음이항 모형(Negative binomial model)을 활용한다. 포아송 모형은 포아송 분포의 가정에 의해 종속변수의 평균과 분산이 동일한 자료에 사용할 수 있으나, 실증 자료의 대부분에서 분산이 평균보다 큰 과대산포(over-dispersion)가 관측되기 때문에 포아송 분포의 가정이 위배될 가능성이 크다. 과대산포를 무시하고 얻어진 회귀계수 추정치의 표준오차는 과소 추정될 수 있으며, 이에 따라 과대산포가 존재하는 경우 음이항 모형을 사용하는 것이 권장된다(이우주 외, 2019; Khan et al., 2011). 의료이용 자료의 경우 대상자가 의료이용을 하지 않은 경우에 영(0, zero count)으로 응답한다. 이처럼 가산 유형의 종속변수가 취할 수 있는 하한 값인 0이 과다하게 많은 경우에는 영 과잉 음이항 회귀모형(Zero-inflated negative binomial regression)을 사용한다. 영 과잉 자료에 일반적인 음이항 회귀모형을 적용할 경우, 영 과잉 부분에서 과소추정이 발생한다(장미희 & 박창기, 2012). 즉, 의료이용을 할 확률이 과대측정됨에 따라 자료의 이질성이 생겨 모형의 신뢰성을 떨어뜨릴 수 있다. 음이항 모형 혹은 영 과잉 음이항 모형에 대한 모형 계수의 적합성 검정은 우도비 검정(Likelihood-ratio test)으로 확인할 수 있다(장미희 & 박창기, 2012).

이 때, 영 과잉 음이항 회귀모형은 전체 연구 대상자를 두 개의 군으로 구분하여 추정하며, 따라서 두 종류의 결과를 보고한다. 즉, p 확률로 항상 0이 나타나는 확률모형에 대해서는 로지스틱 분포가 적용되고, $(1-p)$ 확률로 1 이상의 값을 갖는 확률모형에 대해서는 음이항 분포를 취하는 혼합 모형(finite mixture model)으로 이해할 수 있다(민인식 & 최필선, 2021; 장미희 & 박창기, 2012). 우선, 0으로 응답한 집단에서 의료이용을 하지 않을 확률(무발생확률, probability of zero)을 추정한다. 이에 대한 해석은 주의할 필요가 있는데 현재는 의료이용을 하지 않았지만 향후 의료이용을 하는 군에 포함될 가능성으로 해석하여 논의할 수 있다. 다음으로 0으로 응답하지 않은 집단, 즉, 가산형 종속변수에 대해 1 이상으로 응답한 집단에서는 설명변수가 가산 종속변수에 미치는 영향에 대한 분석으로, 본 연구 모형의 계수 값은 의료이용 횟수의 증가와 관련된 요인에 대한 추정을 의미한다.

한편, 기존에 가산 자료를 다루기 위해 주로 사용되는 방법론들은 종속변수의 분포에 대한 가정이 있다는 제약이 있으며, 평균에 대한 정보만을 제공한다는 제한점이 있는 반면, Quantile count regression은 종속변수의 분포에 대해 어떠한 가정을 하지 않으며 조건부 분위별로 종속변수에 대한 세부적인 정보를 파악할 수 있는 장점이 있다(Liu, 2007; Machado & Silva, 2005; Wu et al., 2014). 일반적인 분위수 회귀분석은 추정된 조건부 분위와 관측치 간에 대칭적으로 가중치가 부여된 편차 절대값의 목적함수를 최소화하여 조건부 분위를 추정하였다. 이 때 모형의 최적화 문제를 해결하기 위해서 종속변수는 연속형이어야 하는 제한점이 있다. Machado & Silva(2005)는 가산 자료와 같이 불연속적인 종속변수에 대해 jittering procedure를 적용함으로써 Quantile count regression을 개발하였다. 그 이후, Quantile count regression을 가산 종속변수에 적용하여 분석한 연구들이 소개되며 해당 방법론이 실증 자료에서 활용 가능함이 증명되었다(Liu, 2007; Moreira & Barros, 2010; Winkelmann, 2004; Winkelmann, 2006; Wu et al., 2014).

Machado & Silva(2005)는 종속변수를 평활화(smoothing) 하기 위한 jittering procedure를 통해 분위수 회귀분석을 가산 종속변수에 적용할 수 있도록 하였다. Y는 가산확률변수, X는 공변량의 벡터라고 가정할 때 Y의 α 분위수는 다음 식 (3)과 같이 정의할 수 있다(Wu et al., 2014).

$$(3)\quad Q_Y(\alpha) = \min(\eta | P(Y \le \eta) \ge \alpha \qquad where\ 0 < \alpha < 1$$

Y는 이산분포를 따르기 때문에 $Q_Y(\alpha|X)$는 관심 모수의 연속함수가 될 수 없으며, 이러한 한계점을 극복하기 위해 Machado & Silva(2005)는 연속확률변수 Z를 생성하는 아이디어를 제시하였다. Z는 Y와 균일확률변수(uniform random variable) U의 합으로, U는 Y와 X에 대해 독립적이다. 이러한 연속확률변수 Z를 구성한 다음, Machado & Silva(2005)는 Z의 α-분위수를 식 (4)과 같이 모형화하기를 권고한다.

$$(4)\quad Q_z(\alpha|x) = \alpha + \exp[x'\gamma(\alpha)]$$

이 때, 식 (4)의 우변에 α를 더하는 이유는 $Q_z(\alpha|x)$에 α만큼의 하한을 부과하기 위함이다. 그리고 전통적인 가산 모형과 일치할 수 있도록 지수함수를 도입하였다. 이후, Z를 식 (5)과 같이 변형시킨다. 이 때 ξ는 $0 < \xi < \alpha$에 해당하는 작은 양수이며, 공변량 $\gamma(\alpha)$의 모수는 비대칭적으로 가중화된 절대편차의 합을 최소화함으로써 추정할 수 있다.

$$(5)\quad Q_{T(z;\alpha)}(\alpha|x) = x'\gamma(\alpha)\ \ where\ T(z;\alpha) = \begin{cases} \log(z-\alpha) & for\ z > \alpha \\ \log(\xi) & for\ z \le \alpha \end{cases}$$

Machado & Silva(2005)는 이 추정치가 일관적이고 점근적으로 정규분포를 따른다는 것을 증명하였으며, 따라서 기존에 사용하는 검정법인 Wald 검정 혹은 t 검정을 사용할 수 있다고 설명하였다(Wu et al., 2014). 한편, 대부분의 실증 분석에서는 공변량이 $Q_z(\alpha|x)$에 미치는 영향보다 $Q_y(\alpha|x)$에 미치는 영향에 관심을 둔다. 다른 모든 공변량이 동일

할 때, y의 조건부 분위에 대한 공변량의 변화의 영향은 바닥함수를 통해 구할 수 있다. 하지만 반대로 $Q_y(\alpha|x)$에서 $Q_z(\alpha|x)$를 구하는 것은 불가능하기 때문에 결과의 계수에 대한 해석에는 주의가 필요하다. 기존 선행연구들은 종속변수에 대한 공변량의 영향을 설명하기 위해 결과 계수에 더해 탄력성 혹은 한계효과를 함께 보고한다(Moreira & Barros, 2010; Wu et al., 2014). 이러한 한계효과는 연속변수를 평균에 설정하고 더미변수를 0에 설정하여 계산할 수 있다.

제 3 장 연구 방법

제 1 절 자료원 및 연구 대상자

1. 자료원

본 연구는 한국보건사회연구원과 국민건강보험공단이 컨소시엄을 구성하여 공동으로 조사하는 한국의료패널(Korea Health Panel Survey, KHPS)의 연간 데이터를 사용하였다. 한국의료패널은 한국의 소득수준 향상, 만성질환 증가, 다양한 진료행위 및 의료기술 발전, 민간보험 활성화 등으로 인해 급속하게 변화하는 사회적 현상과 더불어 의료비의 가파른 증가에 따라 의료이용과 의료비 지출에 대한 정책 기초 자료를 생산하는 데 주 목적을 둔다. 한국의료패널 1기는 2008년부터 2018년까지 구성되는 자료로 2005년 인구주택총조사 90% 전수자료를 원표본으로 하며, 2010년 인구주택총조사 90% 전수자료로부터 추가표본을 확률비례 2단 층화집락 방식으로 추출하였다.

조사 내용은 가구와 가구원 단위를 대상으로 응급, 외래, 입원 등 보건의료서비스 이용과 의료비 지출 수준, 사회경제적 특성과 건강수준 및 건강행태 등을 포괄적으로 조사한다. 또한, 만성질환, 비급여 진료비, 의약품 지출, 민간의료보험 가입 내용에 대한 자세한 내용을 조사하므로 타 자료원과 비교하여[④] 본 연구의 목적을 파악하기 위해 가장 적절한 자료원으로 판단된다. 본 연구에서는 한국의료패널 1기 자료 중 가장 최근 3개 년도 자료인 2016년(제11차), 2017년(제12차), 2018년(제13차)을 대상으로 연간데이터 $\beta - \text{version } 1.7$ 자료를 분석에 사용하였다.

[④] 건강보험 청구자료는 본인부담금과 건강보험부담금을 포함한 총의료비에 대한 정보를 제공하지만 개인의 사회경제적 상태나 인식과 관련된 내용을 확인하기 어려우며, 한국복지패널은 사회경제적 상태 관련 변수를 포함하지만, 만성질환의 종류와 같은 상세한 건강상태를 파악하기 어렵다는 한계점이 존재한다.

2. 연구 대상자

본 연구는 만 19세 이상의 성인을 연구 대상자로 한다. 미성년자의 경우 민간의료보험 가입과 의료이용에 대한 결정이 부모에 의해 결정되는 경우가 많을 것으로 판단하여 분석 대상자에서 제외하였다. 그리고 의료보장형태에 대한 질문에 '국가유공자 특례(건강보험 미가입)', '미가입(외국국적)', '건강보험체납(급여정지)'에 해당하는 대상자는 응답자 수가 적어 분석에서 제외하였다. 주관적 건강상태와 더불어 외래 및 입원 건보부담금, 법정본인부담금, 비급여 항목에 '해당 없음' 혹은 '응답거절'이라고 대답한 응답자를 제외하였다. 따라서 최종 분석대상은 2016년 12,701명, 2017년 12,692명, 2018년 12,681명으로, 총 38,074개의 관측치를 포함하는 불균형 패널자료(unbalanced panel data)를 구축하여 분석에 사용하였다.

제 2 절 변수 정의

1. 종속 변수

종속변수는 의료비와 의료이용으로 구분하여 분석하였다. 의료비에 사용한 변수는 건보부담금, 법정본인부담금, 비급여 비용을 합친 외래의료비와 입원의료비, 이 두 변수를 합친 총의료비이다. 세 가지 의료비 변수는 로그 변환하여 분석에 사용하였으며, 의료비 지출을 하지 않은 0의 자료는 제외하고 의료비 지출을 한 자를 대상으로 분석하였다. 의료이용에 사용한 변수는 외래이용횟수, 입원일수, 입원횟수이다. 의료이용의 경우 가산 자료에 해당되며 0의 자료를 포함하고 분석하였다.

2. 독립 변수

본 연구의 주요 관심사는 민간의료보험 가입이 의료비 지출 분포와 의료이용 횟수 분포에 미치는 영향을 종속변수의 분위수에 따라 확인하는 것이다. 따라서 민간의료보험 가입 여부를 독립변수로 사용하였다. 분석 단위는 가구원으로, 민간의료보험에 1건 이상 가입한 경우 '1', 민간의료보험에 가입하지 않은 경우는 '0'으로 설정하였다. 한국의료패널에서는 민간의료보험을 가입 유형별로 정액형, 실손형, 혼합형으로 구분하여 조사하나, 본 연구에서는 전체 민간의료보험의 가입 여부를 관심변수로 하였다. 2017년 한국의료패널 심층분석보고서에 따르면 민간의료보험 상품을 유형화하여 분류하는 것에는 다소 어려움이 있으며, 이는 조사 대상자가 가입한 상품이 혼합형 보험임에도 불구하고 정액형 혹은 실손형 보험으로 인지하고 있을 가능성이 있기 때문으로 보았다. 따라서 보험 유형별로의 수치보다 전체 가입 현황에 대한 정보를 확인하는 것이 보다 더 유용한 결과라 설명한 바 있다.

3. 통제 변수

본 연구에서는 의료이용의 결정요인을 설명하는 모형으로 자주 활용되는 안데르센의 모형(Andersen healthcare utilization model)과 선행연구를 참고하여 통제 변수를 선정하였다. 안데르센의 모형은 사회경제적 요인, 인구 특성, 건강 관련 요인을 의료이용의 결정요인으로 하여 이를 소인 요인(Predisposing factors), 가능 요인(Enabling factors), 질병 요인(Illness factors)으로 범주화 하였다(Andersen & Newman, 1973).

소인 요인은 연령, 성별, 인종 등 의료에 대한 욕구가 발생하기 이전에 개인의 의지와 상관없이 이미 가지고 있는 특성으로 본 연구에서는 성별, 연령, 교육수준, 혼인상태를 사용하였다. 연령은 연속형으로 사용하였으며, 교육수준은 초등학교 졸업 이하, 중학교 졸업 이하, 고등학교 졸업 이하, 전문대학교 졸업 이상으로 구분하였다. 혼인상태는 기혼과 별거·사별·이혼·미혼으로 구분하였다.

가능 요인은 가족 지원과 의료 접근성 등 의료 서비스를 이용할 수 있도록 하는 수단과 능력에 관한 요인으로 소득 수준이나 가족 자원 등 사회경제적 요인을 의미한다. 본 연구에서는 거주지, 의료보장 형태, 경제활동 여부, 소득 수준을 사용하였다. 거주지는 수도권(서울, 인천 및 경기도)과 기타 지역으로 구분하였다. 의료보장형태는 직장 및 지역 가입자를 건강보험 가입자로 포괄하고, 의료급여 1급 및 2급 수급권자를 의료급여 수급자로 구분하였다. 경제활동 여부는 경제활동 중과 경제활동 중이 아님으로 나누었다. 가구원 연간 소득은 가구 내 총 근로 소득과 총 자산 소득의 합인 가구 총 소득을 루트 가구원 수로 나누어 가구원 수 보정 소득을 이용하였으며 로그화하여 분석에 사용하였다.

질병 요인은 의료 서비스를 이용하는 데 직접적인 원인이 되는 요인으로 개인의 장애나 질병 수준과 관련된 생리학적 및 심리적 요인을 포함한다. 본 연구에서는 주관적 건강상태, 만성질환의 개수, 찰슨동반질환

지수(Charlson's comorbidity index)를 사용하였다. 주관적 건강상태의 경우 "귀하께서는 현재 본인의 건강상태가 어떠하다고 생각하십니까?"라는 질문에 매우 좋지 않음, 좋지 않음, 보통이라고 응답하였을 때 '나쁨'으로 분류하였으며, 좋음과 매우 좋음으로 응답한 경우 '좋음'으로 분류하였다. 만성질환의 개수는 의사 진단을 받았다고 응답한 만성질환의 개수를 연속형으로 사용하였다. 찰슨동반질환지수는 국제질병사인분류(International Classification of Diseases, ICD) 진단명을 기준으로 동반질환의 중증도를 측정한 지수로 총 17개 질환에 부여된 1점부터 6점까지의 가중치를 합산하여 계산된다(Charlson et al., 1987). 동반질환은 주 진단과는 관련이 없으나 합병증 및 사망, 입원일수와 진료비 등을 증가시킨다는 점에서 중요한 보정 변수로 국내 연구에서 자주 사용된다(김경훈, 2016). 한국의료패널에서 사용하는 진단코드는 한국표준질병사인분류(Korean Classification of Disease) 6^{th} revision(KCD-6)으로, 이는 ICD-10에 바탕을 두었기 때문에 찰슨동반질환지수의 계산이 가능하다. 기존 선행연구(강청 외, 2018; 김경훈, 2016)를 참고하여 찰슨동반질환지수를 계산하였으며, 계산된 지수를 연속형으로 사용하였다(표 3). 한국의료패널의 한계로 합병증이 있는 당뇨(Diabetes with chronic complication)와 중증 이상의 간 질환(Moderate or severe liver disease)은 점수 계산에 사용하지 않았으며, 국내에서 과다진단 논란이 있는 갑상선 암(C73)은 계산에서 제외하였다(강청 외, 2018). 분석에 사용한 종속변수와 독립변수, 통제변수를 요약 정리하면 [표 4]와 같다.

[표 3] 한국의료패널 진단코드를 활용한 찰슨동반질환지수

No.	Diseases	KHPS KCD-6 codes	CCI scores
1	Myocardial infarction	I21, I22, I25	1
2	Congestive heart failure	I50	1
3	Peripheral vascular disease	I70-I79	1
4	Cerebrovascular disease	I60-I69	1
5	Dementia	F03, G30	1
6	Chronic pulmonary disease	J41-J45, J47, J64	1
7	Rheumatologic disease	M30-M36, M06	1
8	Peptic ulcer disease	K25, K26	1
9	Mild liver disease	B18, B19, K70-K77	1
10	Diabetes without chronic complication	E10-E14	1
11	Diabetes with chronic complication	None	2
12	Hemiplegia or paraplegia	G80, G81, G82	2
13	Renal disease	N17-N19	2
14	Any malignancy including leukemia and lymphoma	C00-C41, C43, C45-C72, C74, C75, C81-C96	2
15	Moderate or severe liver disease	None	3
16	Metastatic solid tumor	C76-C80	6
17	HIV/AIDS	B20-B24	6

[표 4] 주요 분석에 사용한 변수 정의

구분	변수		정의
독립변수	**민간의료보험 가입여부**		가입, 비가입
종속변수	**의료비**	**외래의료비**	건보부담금, 법정본인부담금, 비급여 수납금액의 합
		입원의료비	건보부담금, 법정본인부담금, 비급여 수납금액의 합
		총의료비	외래의료비, 입원의료비의 합
	의료이용	**외래이용횟수**	병의원의 외래이용횟수
		입원일수	입원일수
		입원횟수	입원이용횟수
통제변수	**소인요인**	**성별**	여성, 남성
		연령	연속형
		교육수준	초졸이하, 중졸이하, 고졸이하, 전문대 졸 이상
		혼인상태	기혼, 별거·사별·이혼·미혼
	가능요인	**거주지**	수도권(서울, 인천 및 경기도), 기타 지역
		의료보장 형태	건강보험(직장 및 지역 가입자), 의료급여(1급 및 2급 수급권자)
		경제활동 여부	경제활동 중, 경제활동 중이 아님
		가구원 연간 소득	연속형
	질병요인	**주관적 건강상태**	나쁨(매우 좋지 않음, 좋지 않음, 보통), 좋음(좋음, 매우 좋음)
		만성질환의 개수	연속형
		찰슨동반질환지수	연속형

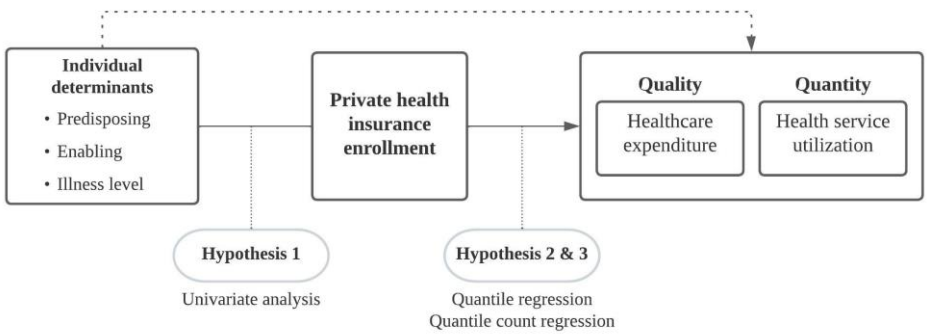
주 1) 의료비와 소득 변수는 로그화하여 분석에 사용함.

제 3 절 연구 모형 및 분석 방법

본 연구의 연구 가설은 민간의료보험 가입자와 비가입자 간 개인 특성에 차이가 존재할 것이라는 점과 민간의료보험 가입이 의료비 지출과 의료이용 횟수의 분포에 따라 상이한 영향을 미칠 것이며, 특히 낮은 분위수에서 더 큰 영향을 미칠 것이라는 점이다. 본 연구의 연구 모형은 <그림 1>과 같다.

첫 번째 가설을 검정하기 위해 민간의료보험 가입에 대한 관측치 28,645개와 비가입에 대한 관측치 9,429개를 대상으로 카이제곱 검정을 수행하여 두 집단 간 차이가 존재하는지 확인하였다. 그 다음 두 번째 가설과 세 번째 가설을 검정하기 위해 성향점수매칭 중 최근접 이웃 매칭 방법으로 처치군과 대조군을 매칭하였으며, 매칭 결과 선정된 민간의료보험 가입에 대한 관측치 5,053개와 비가입에 대한 관측치 5,053개를 주요 분석에 활용하였다. 의료비 지출 분포에 대해서는 분위수 회귀 분석(Quantile regression)을 수행하였으며, 의료이용 횟수 분포에 대해서는 가산 자료를 위한 분위수 회귀 분석(Quantile count regression)를 사용하였다.

<그림 1> 연구 모형



1. Propensity Score Matching(성향점수매칭)

한국에서는 의무적으로 가입해야 하는 국민건강보험과는 별개로 민간의료보험은 개인의 선택에 따라 가입하는 보험이다. 민간의료보험에 가입하는 사람과 가입하지 않은 사람 간 존재하는 이질성으로 인해 추정치에 편의(bias)가 발생할 수 있다. 이러한 선택 편의(selection bias)를 해결하기 위해 민간의료보험에 가입하지 않은 사람들 중에서 가입한 사람들과 가장 유사한 특성을 지닌 사람들을 비교군으로 선정하여 의료 수요를 비교할 수 있다(김재호, 2011). 민간의료보험 가입에 영향을 미치는 요인에는 연령, 소득, 만성질환 등 관찰 가능한 요인들이 있으며, 건강 위험에 대한 인식, 의료이용 선호 등 관찰되지 않는 요인들 또한 다차원적으로 영향을 미칠 수 있으나, 모든 결정 요인들에 대한 처치군과 비교군의 매칭은 불가능하다. 따라서 민간의료보험에 가입할 확률을 나타내는 성향점수(propensity score)를 프로빗(Probit)으로 추정한 뒤 성향점수가 유사한 대상들만을 본 분석에 사용하였다.

본 연구에서의 처치군은 민간의료보험 가입자, 비교군은 비가입자이며 성향점수매칭에 사용한 변수는 <표 5>와 같다. 성향 점수 추정을 위해 프로빗을 사용하였고 이를 모형화하면 다음 식 (6)과 같다.

$$(6)\quad \Pr(Y_i = PHI) = \beta_0 + \beta_1 Z_i + \beta_2 H_i + \phi_i$$

Z_i는 사회경제적 특성으로 성별, 연령, 교육수준, 혼인상태, 거주지, 의료보장 형태, 경제활동 여부, 가구원 연간 소득 분위이며, 건강상태를 나타내는 H_i에는 주관적 건강상태, 만성질환 개수, 찰슨동반질환지수를 포함하고 있다. 이 때 ϕ_i는 Y_i에 영향을 미치지만 측정되지 않은 영향에 해당하는 표준정규오차항(standard normal error term)으로 다른 설명변수와 관계가 없다고 가정한다.

성향점수매칭이 잘 이루어지기 위해서는 조건부 독립성 가정(Conditional independence assumption; Unconfoundedness;

Selection on observables)과 공통의 지원 조건(Common support condition; Overlap condition)을 충족해야 한다(Heinrich et al., 2010). 조건부 독립성 가정은 관찰 가능한 공변량들을 통제한 이후 처치 여부는 성과 변수와 독립적이어야 한다는 것을 의미하며, 공통의 지원 조건은 공변량들의 값에 대해 처치를 받거나 받지 않을 확률이 모두 존재한다는 것을 의미한다. 위 두가지 조건이 충족된 경우, 처치 여부는 "strongly ignorable"하다고 할 수 있다(Heinrich et al., 2010; Rosenbaum & Rubin, 1983). 마지막으로 매칭의 질을 평가하기 위해 균형성 검증(balancing test)을 수행하여 표준화 평균차이(standardized difference)[⑤] 값을 산출하거나 카이제곱 검정을 시행하고, 매칭 전후 처치군과 비교군의 성향점수 분포를 시각적으로 비교할 수 있다(Heinrich et al., 2010).

본 연구에서는 최근접 이웃 매칭을 사용하였으며 매칭 시 중복을 허용하지 않았고, 캘리퍼(caliper)[⑥] 0.00001 이내의 이웃 간 1:1 매칭이 이루어지도록 설정하였다. 분석에는 STATA 17.0 SE를 사용하였으며 STATA 명령어 *psmatch2*를 이용하였다.

---

⑤ Heinrich et al(2010)은 Rosenbaum & Rubin(1985)에 따라 표준화 평균차이가 20이 넘는 경우 매칭이 적절하지 못한 것으로 평가한다고 설명하였다.

⑥ 캘리퍼(caliper)는 매칭에 필요한 유효거리로 캘리퍼를 엄격하게 설정할수록 매칭의 정확성이 높아지는 것으로 알려져 있다(Dehejia & Wahba, 2002).

[표 5] 성향점수매칭에 사용한 변수

구분	변수		정의
종속변수	**민간의료보험 가입여부**		가입, 비가입
독립변수	**소인요인**	**성별**	여성, 남성
		연령	20-29세, 30-44세, 45-59세, 60-74세, 75세 이상
		교육수준	초졸이하, 중졸이하, 고졸이하, 전문대 졸 이상
		혼인상태	기혼, 별거·사별·이혼·미혼
	가능요인	**거주지**	수도권(서울, 인천 및 경기도), 기타 지역
		의료보장 형태	건강보험(직장 및 지역가입자), 의료급여(1급 및 2급 수급권자)
		경제활동 여부	경제활동 중, 경제활동 중이 아님
		가구원 연간 소득	1분위(최하위), 2분위, 3분위, 4분위(최상위)
	질병요인	**주관적 건강상태**	나쁨(매우 좋지 않음, 좋지 않음, 보통), 좋음(좋음, 매우 좋음)
		만성질환의 개수	0개, 1개, 2개 이상
		찰슨동반질환지수	0점, 1점, 2점 이상

주 1) 연령, 가구원 연간 소득, 만성질환의 개수, 찰슨동반질환지수 변수를 범주화하여 매칭을 시행하였으며, 주요 분석에서는 해석의 용이성을 위해 연속형으로 사용하여 통제하였음.

2. Quantile regression(분위수 회귀)

의료비 지출 변수는 분위수 회귀분석(Quantile regression)을 통해 분석하였으며, 최소자승 회귀분석(Ordinary least squares regression)의 결과와 비교하여 연구 결과에 제시하였다. 전통적인 회귀분석 중 하나인 최소자승법은 잔차제곱합을 최소화하여 설명변수에 따른 종속변수의 조건부 평균을 추정하며, OLS의 기본 가정[⑦]을 모두 충족할 때에만 유용한 모형으로 사용할 수 있다. 하지만 현실에서 이러한 가정을 모두 충족하기 어려우며, 이분산성(heteroskedasticity)이 존재하는 경우 모형에 편의가 발생할 수 있다. 또한 기존 회귀분석으로는 종속변수의 평균에 대해서만 설명변수의 영향을 이해할 수 있다는 제한점이 존재한다.

본 연구에서는 OLS regression의 계수와 Quantile regression의 0.10, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90 분위수에서의 계수를 함께 제시하여 비교하였다. 분석에는 STATA 17.0 SE를 사용하였으며, STATA 명령어 *qreq*를 이용하였다. 통제 변수를 포함한 분석 결과는 성향점수매칭 후의 결과에 한해 [부표 3]부터 [부표 5]에 제시하였다.

⑦ 모집단에서 독립변수와 종속변수의 관계는 선형적임(Linear in parameter), 표본은 모집단에서 임의추출됨(Random sampling), 독립변수들 간 선형관계가 없음(No perfect collinearity), 독립변수는 관찰되지 않은 요인의 평균에 대한 정보를 담고 있지 않음(Zero-conditional mean), 독립변수는 관찰되지 않은 요인의 분산에 대한 정보를 담고 있지 않음, 즉 동분산성을 만족함 (Homoskedasticity) (Wooldridge, 2020).

3. Quantile count regression(가산 자료를 위한 분위수 회귀)

의료이용 변수는 Quantile count regression를 통해 분석하였으며, 음이항 회귀모형(Negative binomial regression, NBR) 혹은 영 과잉 음이항 회귀모형(Zero-inflated negative binomial regression, ZINBR)의 결과와 비교하여 연구 결과에 제시하였다. 본 연구의 의료이용 관련 종속변수는 외래이용횟수, 입원일수 및 입원횟수로 모두 평균보다 분산이 큰 것으로 확인하여 음이항 회귀모형을 채택하였다. 외래이용횟수에 대해 0으로 응답한 관측치는 18.5%, 입원일수 및 입원횟수에 대해 0으로 응답한 관측치는 87.3%로 확인됨에 따라 외래이용횟수에는 음이항 회귀모형을 적용하였으며 입원일수 및 입원횟수에는 영 과잉 음이항 회귀모형을 사용하였다.

본 연구에서는 NB regression 혹은 ZINB regression의 계수와 Quantile count regression의 0.25, 0.50, 0.60, 0.70, 0.80, 0.90 분위수에서의 계수를 함께 제시하여 비교하였으며, 이에 더해 한계효과를 보고하였다. 분석에는 STATA 17.0 SE를 사용하였으며, STATA 명령어 *nbreg, zinb, qcount*를 사용하였다. 통제 변수를 포함한 분석 결과는 성향점수매칭 후의 결과에 한해 [부표 6]부터 [부표 11]에 제시하였다.

제 4 장 연구 결과

제 1 절 민간의료보험 매칭 전후 특성 비교

본 연구에서는 민간의료보험 가입 여부가 의료비 지출과 의료이용 횟수에 미치는 영향을 종속변수의 분포에 따라 확인하고자 하였다. 이를 위해 한국의료패널 2016년-2018년 3개 년도 자료에서 만 19세 이상 성인으로 구성된 표본 집단을 구성하였다. 표본 집단은 2016년 12,701명, 2017년 12,692명, 2018년 12,681명으로 총 38,074개의 관측치로 구성된다. 민간의료보험 가입에 존재하는 내생성을 완화시키기 위해 성향점수매칭 방법을 사용하였으며, 그 결과 처치군인 민간의료보험 가입자 5,053명과 유사한 특성을 가진 비교군 민간의료보험 비가입자 5,053명이 선정되었다. 이를 연도별로 살펴보면 2016년 3,685명, 2017년 3,332명, 2018년 3,089명으로 총 10,106개의 관측치로 구성된다. 매칭 전 자료에 따르면 한국 만 19세 이상 성인의 민간의료보험 가입률은 2016년 74.0%, 2017년 75.3%, 2018년 76.4%로 3년 연속 증가하고 있는 것으로 확인되었다.

성향점수매칭 전후 처치군과 비교군의 일반적인 특성과 카이제곱 검정 결과는 [표 6]에 제시하였다. 매칭 전 연구 대상자의 일반적인 특성을 살펴보면 성별을 제외한 다른 모든 변수들에서 두 집단 간 차이가 통계적으로 유의하게 존재하였다. 매칭 전 처치군은 여성 55.1%, 남성 44.9%로 나타났고, 비교군은 여성 54.3%, 남성 45.7%로 두 군에서 모두 여성 비율이 높았다. 연령은 처치군의 경우 45-59세가 34.9%로 가장 많은 비율을 차지하였으나, 비교군의 경우 75세 이상이 44.2%를 차지하였다. 반면, 75세 이상에 해당하는 처치군은 4.6%였다. 처치군의 교육수준은 전문대학 졸업 이상([표 6]에서 '대졸 이상'으로 표기)이 43.7%로 가장 많은 비율을 차지하였으나, 비교군에서는 초등학교 졸업 이하가 44.2%로 가장 많은 비율을 차지하여 두 군 간의 교육수준 차이

가 큰 것으로 보였다. 혼인상태를 살펴보면 처치군의 기혼 비율은 73.0%로 기타 혼인상태 27.0%보다 높았으며, 비교군의 기혼 비율은 56.1%였다. 처치군과 비교군의 수도권 거주 비율은 각각 39.3%, 31.9%로 두 군 모두 기타 지역에 거주하는 비율이 더 높았다. 건강보험에 가입한 처치군의 비율은 98.6%로 매우 높았으며, 비교군의 91.0%가 건강보험에 가입한 것으로 나타났다. 경제활동 중인 처치군은 68.2%로 경제활동을 하지 않는 경우인 31.8%보다 높았으나, 비교군에서는 경제활동을 하지 않는 경우가 60.3%로 더 높았다. 가구원 연간 소득을 1분위(최하위)부터 4분위(최상위)까지 구분하였을 때, 처치군의 29.6%가 4분위에 해당되어 가장 많은 비율을 차지하였고, 비교군은 50.0%가 1분위로 가장 많았다. 주관적 건강상태에 좋다고 응답한 비율은 처치군은 88.7%였으며, 비교군의 경우는 70.3%였다. 만성질환의 개수와 관련하여 2개 이상의 만성질환에 진단받은 비율은 처치군과 비교군이 각각 40.5%, 69.6%로 확인되었다. 마지막으로 찰슨동반질환지수로 질환의 중증도를 보정한 객관적인 건강상태를 확인하였을 때 처치군은 0점 82.1%, 1점 12.1%, 2점 이상이 5.7%로 0점이 차지하는 비율이 가장 컸다. 비교군에서는 0점 60.6%, 1점 23.9%, 2점 이상이 15.6%로 나타나 처치군과 마찬가지로 0점에 해당하는 비율이 가장 높았으나, 1점 이상의 비율이 처치군의 비율보다 높았다[⑧].

이를 요약하면, 처치군은 비교군과 비교하여 저연령, 높은 교육수준, 기혼, 건강보험 가입, 경제활동 중, 고소득, 좋은 주관적 건강상태, 적은 만성질환 개수, 낮은 찰슨동반질환지수 등 통계적으로 유의하게 다른 사회경제적 특성을 가진다. 그러나 매칭 이후에는 처치군과 비교군 간 통제 변수들의 유의한 차이가 사라졌다.

---

⑧ 만성질환의 개수와 찰슨동반질환지수를 연속형 변수로 하여 확인하였을 때, 처치군이 보유한 평균 만성질환의 개수는 1.7개, 평균 찰슨동반질환지수는 0.3점이었으며, 비교군의 경우 각각 3.4개, 0.6점으로 처치군에 비해 좋지 않은 건강상태를 가진 것으로 나타났다.

[표 6] 성향점수매칭 전후 연구 대상자의 일반적 특성

Variables	Before matching (n=38,074)				*p*	After matching (n=10,106)				*p*
	PHI (n=28,645)		Non-PHI (n=9,429)			PHI (n=5,053)		Non-PHI (n=5,053)		
성별					0.147					0.720
여성	15794	(55.1)	5118	(54.3)		2695	(53.5)	2713	(53.7)	
남성	12851	(44.9)	4311	(45.7)		2358	(46.7)	2340	(46.3)	
연령					<0.001					0.892
20-29세	3341	(11.7)	601	(6.4)		538	(10.7)	548	(10.9)	
30-44세	6906	(24.1)	882	(9.4)		725	(14.4)	728	(14.4)	
45-59세	9984	(34.9)	1095	(11.6)		800	(15.8)	763	(15.1)	
60-74세	7097	(24.8)	2685	(28.5)		2005	(39.7)	2029	(40.2)	
75세 이상	1317	(4.6)	4166	(44.2)		985	(19.5)	985	(19.5)	
교육수준					<0.001					0.996
초졸 이하	3605	(12.6)	4166	(44.2)		1642	(32.5)	1651	(32.7)	
중졸 이하	2957	(10.3)	1214	(12.9)		630	(12.5)	626	(12.4)	
고졸 이하	9577	(33.4)	2133	(22.6)		1298	(25.7)	1291	(25.6)	
대졸 이상	12506	(43.7)	1916	(20.3)		1483	(29.4)	1485	(29.4)	
혼인상태					<0.001					0.967
기혼	20919	(73.0)	5293	(56.1)		3136	(62.1)	3134	(62.0)	
기타	7726	(27.0)	4136	(43.9)		1917	(37.9)	1919	(38.0)	
거주지역					<0.001					0.496
수도권	11265	(39.3)	3009	(31.9)		1610	(31.9)	1642	(32.5)	
기타 지역	17380	(60.7)	6420	(68.1)		3443	(68.1)	3411	(67.5)	
의료보장 형태					<0.001					0.497
건강보험	28232	(98.6)	8582	(91.0)		4913	(97.2)	4924	(97.5)	
의료급여	413	(1.4)	847	(9.0)		140	(2.8)	129	(2.6)	
경제활동 여부					<0.001					0.826
경활	19528	(68.2)	3741	(39.7)		2691	(53.3)	2702	(53.5)	
경활 아님	9117	(31.8)	5688	(60.3)		2362	(46.7)	2351	(46.5)	
가구원 연간 소득					<0.001					0.397
1분위(최하위)	4816	(16.8)	4711	(50.0)		1856	(36.7)	1843	(36.5)	
2분위	7226	(25.2)	2284	(24.2)		1401	(27.7)	1437	(28.4)	
3분위	8121	(28.4)	1398	(14.8)		940	(18.6)	973	(19.3)	
4분위(최상위)	8482	(29.6)	1036	(11.0)		856	(16.9)	800	(15.8)	
주관적 건강					<0.001					0.474
나쁨	3232	(11.3)	2797	(30.0)		955	(18.9)	927	(18.4)	
좋음	25413	(88.7)	6632	(70.3)		4098	(81.1)	4126	(81.7)	

주 1) 괄호 안의 수치는 비율(%)이며, χ^2 검정에 대한 p−value를 제시함.

Variables	Before matching (n=38,074)				*p*	After matching (n=10,106)				*p*
	PHI (n=28,645)		Non-PHI (n=9,429)			PHI (n=5,053)		Non-PHI (n=5,053)		
만성질환의 개수					<0.001					0.862
0개	11205	(39.1)	1739	(18.4)		1493	(29.6)	1479	(29.3)	
1개	5836	(20.4)	1127	(12.0)		630	(12.5)	618	(12.2)	
2개 이상	11604	(40.5)	6563	(69.6)		2930	(58.0)	2956	(58.5)	
찰슨동반질환 지수					<0.001					0.897
0점	23527	(82.1)	5713	(60.6)		3548	(70.2)	3569	(70.6)	
1점	3476	(12.1)	2449	(23.9)		958	(19.0)	947	(18.7)	
2점 이상	1642	(5.7)	1467	(15.6)		547	(10.8)	537	(10.6)	

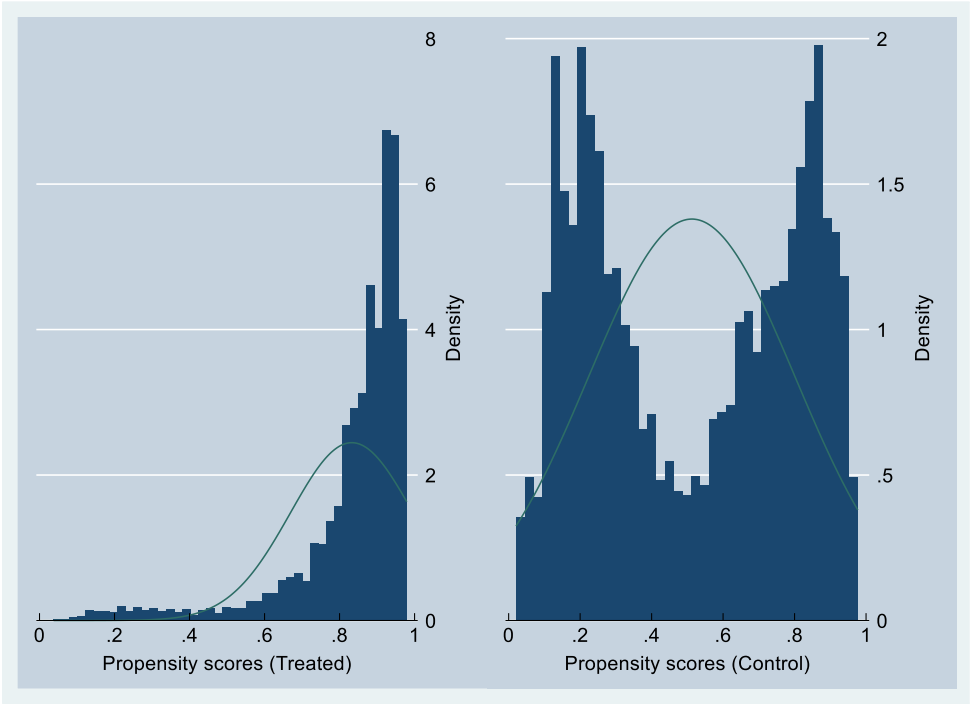
주 1) 괄호 안의 수치는 비율(%)이며, χ^2 검정에 대한 p-value를 제시함.

매칭이 얼마나 잘 이루어졌는지에 대한 매칭의 질은 균형성 검증과 공동 영역 조건을 확인하여 평가할 수 있다. 균형성 검증은 매칭 전후 표준화된 차이를 확인하거나[⑨], 매칭 전후 공변량들에 대한 카이제곱 검정을 시행하여 유의함을 확인하는 것이며, 공동 영역 조건에 대해서는 매칭 전후 성향점수 분포의 변화를 히스토그램 혹은 밀도분포 그래프를 통해 시각적으로 확인하는 방법이 있다(Heinrich et al., 2010; Normand et al., 2001).

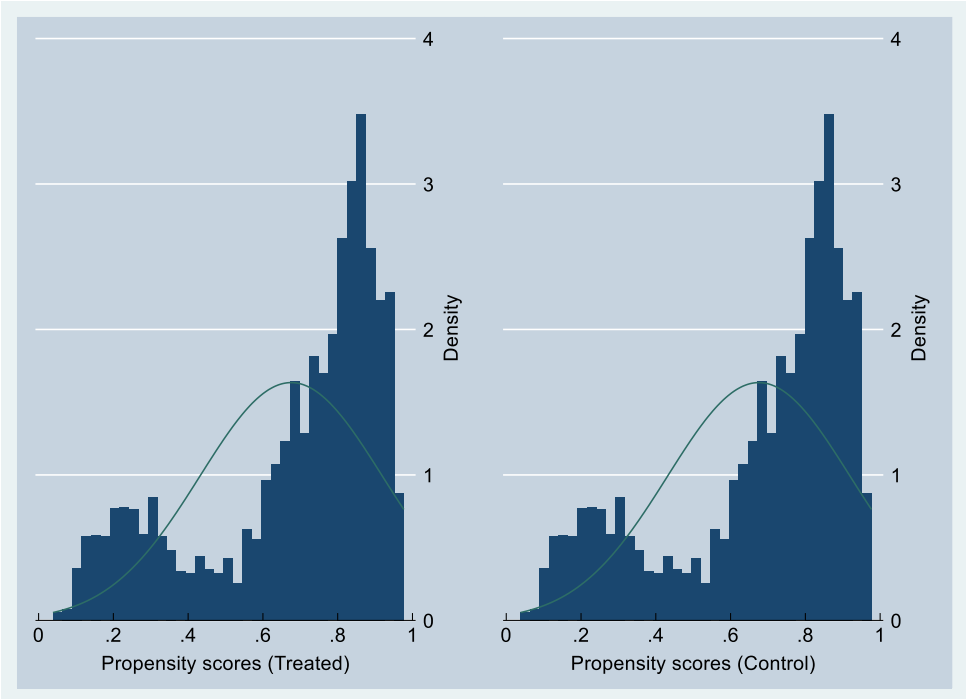
본 연구에서는 매칭의 질을 평가하기 위해 카이제곱 검정을 시행하고, 성향점수 분포의 변화를 밀도분포 그래프를 통해 확인하였다. 분석에서 고려한 공변량들에 대해 매칭 전 처치군과 비교군 간 존재하던 유의한 차이는 매칭 후 카이제곱 검정을 실시한 결과 존재하지 않았다([표 6] 참고). 다음으로, 매칭 전후 성향점수 분포의 변화를 밀도분포 그래프를 통해 확인하였다. [그림 2]는 매칭 전 처치군과 비교군의 성향점수 분포 그래프이며 두 군의 분포에 상당한 차이가 있는 것으로 보이나, 매칭 후 처치군과 비교군의 성향점수 분포 그래프를 나타낸 [그림 3]을 살펴보면 두 군의 성향점수 분포가 거의 유사한 것으로 확인할 수 있다. 따라서 본 연구의 처치군과 비교군 간의 매칭이 잘 이루어진 것으로 평가할 수 있다.

[⑨] 해당 검증 결과는 지면의 한계로 [부표 2]에 제시하였다. 매칭 전 표준화된 차이는 39.3이었으나 매칭 후 0.8로 감소하여 20 이하의 값을 보였으므로 매칭이 적절하게 이루어졌음을 확인하였다.

[그림 2] 매칭 전 처치군과 비교군의 성향점수 분포



[그림 3] 매칭 후 처치군과 비교군의 성향점수 분포



제 2 절 민간의료보험이 의료비 분포에 미치는 영향

민간의료보험 가입자와 비가입자가 지출한 의료비에 대한 기술통계량은 [표 7]에 제시하였다. 의료비 지출이 없는 경우 의료비 자료는 0에 해당되며, 0을 포함했을 때와 포함하지 않았을 때의 의료비 지출 규모를 함께 살펴보았다. 0을 포함하는 경우, 매칭 전 민간의료보험 가입자의 외래의료비는 평균 69.3만원, 최대 4,577.5만원이며, 입원의료비는 평균 51.6만원, 최대 1억 2,292만원이다. 총 의료비는 외래의료비와 입원의료비의 합으로 평균 121.0만원, 최대 1억 3,537만원으로 나타났다. 비가입자의 외래의료비, 입원의료비, 총의료비는 모두 가입자의 평균보다 높았다. 외래의료비는 평균 94.1만원, 최대 3,015.6만원이며, 입원의료비는 평균 94.9만원, 최대 1억 5,099만원이다. 그리고 총의료비는 평균 189.0만원, 최대 1억 5,485만원이다.

실제 의료비 지출을 한 대상자만을 보았을 때, 즉, 0을 제외하였을 때, 두 군 모두에서 평균 의료비 지출이 크게 증가하였다. 특히 입원의료비가 크게 증가하였는데, 매칭 전 가입자의 평균 입원의료비는 0을 포함했을 때 51.6만원이었으나, 0을 제외하였을 때 449.0만원으로 약 8.7배 증가하였다. 비가입자의 경우에도 0을 포함했을 때 평균 입원의료비는 94.9만원이었으나, 0을 제외했을 때 580.5만원으로 6.1배 증가하였다.

[표 7] 성향점수매칭 전후 연구 대상자의 의료비 지출

의료비 (만원)	PHI				Non-PHI			
	Mean	S.D.	Min	Max	Mean	S.D.	Min	Max
0 포함								
매칭 전								
외래	69.3	149.3	0	4577.5	94.1	172.0	0	3015.6
입원	51.6	279.7	0	12291.6	94.9	402.3	0	15098.8
총	121.0	351.5	0	13537.4	189.0	464.5	0	15485.3
매칭 후								
외래	89.7	179.3	0	4525.1	84.1	176.3	0	3015.6
입원	81.6	377.8	0	9443.9	97.8	317.4	0	6364.9
총	171.4	458.0	0	10549.3	151.9	391.0	0	7107.8
0 제외								
매칭 전								
외래	85.9	161.9	0.1	4577.5	111.9	182.2	0.1	3015.6
입원	449.0	708.4	1.0	12291.6	580.5	841.8	12.0	15098.8
총	149.5	385.3	0.1	13537.4	224.0	497.9	0.1	15485.3
매칭 후								
외래	107.1	191.1	0.4	4525.1	107.4	192.9	0.1	3015.6
입원	553.8	823.1	2.1	9443.9	539.7	740.2	21.9	6364.9
총	204.4	493.3	0.4	10549.3	193.4	432.1	0.1	7107.8

민간의료보험 가입이 의료비 지출 분포에 미치는 영향을 살펴보기 위해 Quantile regression을 시행하였으며 그 결과를 OLS regression의 결과와 비교하였다. 본 연구의 설명 변수들에 대해 의료비 지출의 분위별 영향요인에는 차이가 있는 것으로 나타났으며, 이에 대한 세부적인 결과는 매칭 후의 결과에 한해 [부표 3]부터 [부표 5]에 제시하였다. 매칭 전 OLS regression 결과, 민간의료보험 가입은 외래의료비와 총의료비에 각각 유의한 영향을 미쳤으나, 입원의료비에는 유의한 영향을 미치지 않았다. 민간의료보험 가입에 존재하는 내생성을 완화하기 위해 성향점수매칭을 시행한 이후에도 마찬가지로 외래의료비와 총의료비에만 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. OLS regression 결과와 Quantile regression 결과를 비교하였을 때, 의료비 지출 분포에 따라 계수의 크기와 통계적 유의함이 달랐으며, 이를 [표 8]에 정리하였다.

외래의료비와 관련된 결과는 다음과 같다. 매칭 전 OLS regression 계수(0.129)는 외래의료비 지출 분포의 25분위 계수(0.197)와 50분위 계수(0.114) 사이에 위치하며 양(+)의 영향을 미친다. 이는 유의수준 0.001에서 통계적으로 유의하다. Quantile regression의 결과를 보면, 모든 분위수에서 민간의료보험 가입이 외래의료비를 통계적으로 유의하게 증가시켰다. 이 때 90분위에서만 유의수준 0.05에서 유의하였으며, 나머지 분위수에서는 유의수준 0.001에서 유의하였다. 분위수가 증가함에 따라 민간의료보험 가입 계수가 감소하는데, 이러한 추이는 의료비 지출 분포가 점점 퍼져 나가는 것을, 즉, 이분산(heteroskedastic errors)이 존재함을 뜻한다(정완교, 2012; Angrist & Pischke, 2009). 매칭 후 OLS regression 계수는 유의수준 0.01에서 통계적으로 유의하였으나 계수 크기는 매칭 전에 비해 감소하였다. 마찬가지로 Quantile regression의 결과, 모든 분위수에서 계수 크기가 감소하였다. 또한, 매칭 전과 다르게 낮은 분위수(10분위, 25분위, 50분위)에서만 민간의료보험 가입에 대한 영향이 통계적으로 유의하였다. 위 결과를 요약하면, 내생성을 다루었을 때 민간의료보험 가입은 외래의료비를 적게 지출한 경

우에만 외래의료비를 통계적으로 유의하게 증가시키는 것으로 해석할 수 있다.

입원의료비에서는 매칭 전과 후에 OLS regression과 Quantile regression 결과가 모두 통계적으로 유의하지 않았다. 매칭 전 Quantile regression 결과에서 부호의 방향을 살펴보면, 90분위를 제외하고 모든 분위에서 민간의료보험 가입자가 비가입자에 비해 입원의료비를 적게 이용하는 것으로, 즉, 민간의료보험 가입이 입원의료비에 부(−)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 [표 6]에서 확인한 바와 같이 민간의료보험 가입자의 관찰되는 특성을 통제하기 전에 가입자의 주관적 건강상태가 더 좋고, 만성질환의 개수가 더 적으며, 찰슨동반질환지수 점수가 더 낮았음에 기인하는 것으로 보인다. 매칭을 통해 관찰되는 특성을 통제한 이후에는, 통계적으로 유의하지 않았으나 민간의료보험 가입이 입원의료비의 분포에 따라 입원의료비를 증가시키는 것으로 나타났다.

마지막으로 민간의료보험 가입이 총의료비에 미치는 영향을 살펴보면, 매칭 전 OLS regression 계수(0.144)는 의료비 지출 분포의 25분위 계수(0.195)와 50분위 계수(0.135) 사이에 위치하며 통계적으로 유의한 양의 영향(p <0.001)을 미친다. Quantile regression의 결과, 모든 분위에서 민간의료보험 가입이 총의료비를 통계적으로 유의하게 증가시켰으며, 매칭 후에도 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 총의료비에서도 외래의료비와 마찬가지로 매칭 전후 모두 낮은 분위에서의 계수 크기가 높은 분위에서의 계수 크기보다 높은 것으로 나타났으며, 이는 민간의료보험 가입이 총의료비 지출이 높을 때보다 적을 때 더 큰 영향을 미치는 것을 의미한다. 매칭 후 총의료비의 계수는 총의료비 지출의 분포를 따라 10분위에서 50분위까지 감소하다가, 90분위로 갈수록 증가하는 양상을 보인다.

[표 8] 민간의료보험 가입이 의료비 지출 분포에 미치는 영향

Estimation results	OLS regression	Quantile regression				
		0.10	0.25	0.50	0.75	0.90
외래의료비						
매칭 전	0.129***	0.202***	0.197***	0.114***	0.080***	0.065*
	(0.019)	(0.036)	(0.026)	(0.023)	(0.023)	(0.028)
매칭 후	0.080**	0.157***	0.132***	0.066*	0.052	0.045
	(0.027)	(0.046)	(0.035)	(0.031)	(0.031)	(0.038)
입원의료비						
매칭 전	-0.051	-0.012	-0.058	-0.029	-0.004	0.013
	(0.039)	(0.041)	(0.047)	(0.043)	(0.056)	(0.056)
매칭 후	-0.029	0.009	0.045	0.019	-0.033	0.046
	(0.057)	(0.048)	(0.072)	(0.063)	(0.062)	(0.083)
총의료비						
매칭 전	0.144***	0.210***	0.195***	0.135***	0.101**	0.095**
	(0.022)	(0.036)	(0.029)	(0.026)	(0.031)	(0.036)
매칭 후	0.123***	0.186***	0.135***	0.090*	0.100*	0.146**
	(0.031)	(0.047)	(0.039)	(0.037)	(0.040)	(0.053)

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.

주 2) * p <0.05, ** p <0.01, *** p < 0.001

주 3) 통제 변수로는 선행요인(성별, 연령, 혼인상태, 교육수준), 가능요인(경제활동 여부, 거주지, 가구원 연간 소득), 질병요인(주관적 건강상태, 만성질환의 개수, 찰슨동반질환지수)을 포함하였으며, 세부적인 분석 결과는 [부표 3]에서 [부표 5]까지 정리하여 제시하였음.

제 3 절 민간의료보험이 의료이용 분포에 미치는 영향

민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향을 보기 위해서 Quantile count regression을 시행하였다. 본 연구에서 사용한 의료이용 변수는 외래이용횟수, 입원일수 및 입원횟수로 성향점수매칭 전후 기술통계량은 [표 9]와 [표 10]과 같다. 세 종속변수 모두 평균과 분산의 차이가 매우 큰 것으로 확인되어 포아송 회귀모형보다 음이항 회귀모형이 적절한 것으로 판단되었다. 또한, 전체 자료에서 0이 차지하는 비율은 외래이용횟수 18.5%, 입원일수 및 입원횟수 87.3%임에 따라 외래이용횟수에는 음이항 회귀모형(Negative binomial regression, NBR)을, 입원일수 및 입원횟수의 경우 0에 치우친 데이터 구조를 가지므로 영과잉 음이항 회귀모형(Zero-inflated negative binomial regression, ZINBR)을 적용한 후, 각각의 결과를 Quantile count regression(이후 QCR)의 결과와 비교하였다. 그 결과, 본 연구에서 선정한 설명 변수들이 의료이용에 미치는 영향은 분위별로 차이가 있는 것으로 나타났으며, 이에 대한 세부적인 분석 결과는 매칭 후 결과에 한해 [부표 6]부터 [부표 11]에 제시하였다.

[표 9] 성향점수매칭 전 연구 대상자의 의료이용 횟수

	외래이용횟수			입원일수			입원횟수		
	Freq.	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**	**Freq.**	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**	**Freq.**	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**
0	7038	18.5	18.5	33238	87.3	87.3	33238	87.3	87.3
1-9	9895	26.0	44.5	2942	7.7	95.0	4584	12.0	99.3
10-19	8471	22.3	66.7	983	2.6	97.6	103	0.3	99.6
20-29	4829	12.7	79.4	379	1.0	98.6	54	0.1	99.8
30-39	2708	7.1	86.5	189	0.5	99.1	32	0.1	99.8
40-49	1614	4.2	90.8	93	0.2	99.3	20	0.1	99.9
50-59	1039	2.7	93.5	59	0.2	99.5	1	0.0	99.9
60-69	715	1.9	95.4	43	0.1	99.6	8	0.0	99.9
70-79	442	1.2	96.5	33	0.1	99.7	0	0.0	99.9
80-89	309	0.8	97.3	20	0.1	99.8	8	0.0	99.9
90-99	228	0.6	97.9	20	0.1	99.8	2	0.0	99.9
100-199	689	1.8	99.8	64	0.2	100.0	17	0.0	100.0
200-299	85	0.2	100.0	10	0.0	100.0	4	0.0	100.0
300-361	12	0.0	100.0						
300-304				1	0.00	100.0			
300-361							3	0.01	100.0
Obs.	38074			38074			38074		
Mean	19.6			1.8			0.5		
Variance	727.9			95.5			30.8		

주 1) 최대 외래이용횟수 361회, 최대 입원일수 304일, 최대 입원횟수 361회.
주 2) Freq.: Frequency, 빈도; Prop.: Proportion, 비율; Cum.: Cumulative proportion, 누적 비율.

[표 10] 성향점수매칭 후 연구 대상자의 의료이용 횟수

	외래이용횟수			입원일수			입원횟수		
	Freq.	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**	**Freq.**	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**	**Freq.**	**Prop. (%)**	**Cum . (%)**
0	1917	19.0	19.0	8698	86.1	86.1	8698	86.1	86.1
1-9	2024	20.0	39.0	802	7.9	94.0	1337	13.2	99.3
10-19	2005	19.8	58.8	287	2.8	96.8	26	0.3	99.6
20-29	1423	14.1	72.9	137	1.4	98.2	15	0.2	99.7
30-39	875	8.7	81.6	57	0.6	98.8	15	0.2	99.9
40-49	541	5.4	86.9	36	0.4	99.1	3	0.0	99.9
50-59	384	3.8	90.7	18	0.2	99.3	0	0.0	99.9
60-69	269	2.7	93.4	14	0.1	99.4	1	0.0	99.9
70-79	165	1.6	95.0	17	0.2	99.6	0	0.0	99.9
80-89	123	1.2	96.2	6	0.1	99.7	5	0.1	99.9
90-99	94	0.9	97.2	4	0.0	99.7	0	0.0	99.9
100-199	255	2.5	99.7	29	0.3	100.0	4	0.0	100.0
200-299	26	0.3	100.0	1	0.0	100.0	1	0.0	100.0
300-345	5	0.1	100.0						
300-361							1	0.0	100.0
Obs.	10106			10106			10106		
Mean	23.5			2.2			0.6		
Variance	911.8			114.5			34.5		

주 1) 최대 외래이용횟수 345회, 최대 입원일수 213일, 최대 입원횟수 361회.
주 2) Freq.: Frequency, 빈도; Prop.: Proportion, 비율; Cum.: Cumulative proportion, 누적 비율.

민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 따라 미치는 영향의 통계적 유의성은 [표 11]에 정리하였다. 외래이용횟수의 경우 매칭 전 음이항 회귀모형의 결과와 QCR에서 고려한 모든 분위(25분위, 50분위, 60분위, 70분위, 80분위, 90분위)에서의 결과는 통계적으로 유의한 양의 효과를 나타냈다. 하지만 매칭 후 상위 분위에 해당하는 70분위와 80분위에서 통계적 유의성이 감소하였으며, 90분위는 더 이상 유의하지 않았다. 입원일수와 관련하여 매칭 전 영 과잉 음이항 회귀분석의 결과, 민간의료보험 가입은 입원일수에 통계적으로 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 매칭 후에는 더 이상 유의한 영향을 미치지 않았다. QCR의 매칭 전 결과, 모든 분위에서 통계적으로 유의하게 양의 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 매칭 후에도 마찬가지로 모든 분위에서의 영향이 통계적으로 유의하였다. 마지막으로 입원횟수에 대해 영 과잉 음이항 회귀분석의 결과는 매칭 전후 모두 통계적으로 유의한 양의 영향을 확인하였다. QCR도 마찬가지로 매칭 전후 모든 분위에서 통계적으로 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

[표 11] 민간의료보험 가입이 의료이용 횟수 분포에 미치는 영향

Estimation results	NBR or ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
외래이용횟수							
매칭 전	0.122***	0.428***	0.251***	0.162***	0.126***	0.089***	0.053**
	(0.016)	(0.026)	(0.019)	(0.019)	(0.019)	(0.017)	(0.019)
매칭 후	0.087***	0.264***	0.221***	0.136***	0.082**	0.066**	0.017
	(0.024)	(0.035)	(0.028)	(0.026)	(0.028)	(0.024)	(0.043)
입원일수							
매칭 전	0.139*	0.216***	0.220***	0.231***	0.270***	0.303***	0.637***
	(0.054)	(0.045)	(0.045)	(0.049)	(0.065)	(0.082)	(0.105)
매칭 후	0.114	0.290***	0.293***	0.305***	0.370***	0.456***	0.664***
	(0.081)	(0.066)	(0.065)	(0.071)	(0.096)	(0.129)	(0.171)
입원횟수							
매칭 전	0.284***	0.216***	0.219***	0.223***	0.238***	0.254***	0.353***
	(0.055)	(0.045)	(0.044)	(0.046)	(0.050)	(0.058)	(0.090)
매칭 후	0.204**	0.289***	0.291***	0.293***	0.309***	0.343***	0.460***
	(0.077)	(0.066)	(0.064)	(0.065)	(0.071)	(0.084)	(0.123)

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.

주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

주 3) 외래이용횟수에는 음이항 회귀모형(Negative binomial regression, NBR)을 적용했으며, 입원일수 및 입원회수에는 영 과잉 음이항 회귀모형(Zero-inflated binomial regression, ZINBR)을 적용함.

주 4) 통제변수로는 선행요인(성별, 연령, 혼인상태, 교육수준), 가능요인(경제활동 여부, 거주지, 가구원 연간 소득), 질병요인(주관적 건강상태, 만성질환의 개수, 찰슨동반질환지수)을 포함하였으며, 세부적인 분석 결과는 [부표 6], [부표 8], [부표 10]에 정리하여 제시하였음.

한편, [표 11]의 추정치는 민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향에 대한 통계적 유의성은 명확하게 보여주지만, 해당 계수들을 직접적으로 해석하기는 어렵다. 식 (4)의 $\gamma(\alpha)$는 $Q_z(\alpha|x)$ 혹은 $Q_y(\alpha|x)$가 아닌 $Q_{T(z;\alpha)}(\alpha|x)$의 선형 부분 효과(linear partial effects)이기 때문이다(Wu et al., 2014). 따라서 민간의료보험 가입이 의료이용 분포에 미치는 영향을 보다 더 완전하게 이해하기 위해서는 보험 가입이 평균에서 $Q_z(\alpha|x)$에 미치는 한계 효과(marginal effects)를 살펴볼 수 있으며, 이를 [표 12]에 제시하였다.

우선, 외래이용횟수에 대해 매칭 전 QCR의 결과를 살펴보면, 90분위 계수를 제외한 모든 분위에서 민간의료보험 가입의 영향이 유의수준 0.001에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 90분위 계수는 유의수준 0.01에서 유의하였으나 매칭 후에는 유의하지 않은 것으로 나타났다. 매칭 전 QCR의 결과, 50분위에서의 계수 크기가 가장 컸으며(2.033, $p < 0.001$), 계수 크기는 상위 분위로 갈수록 감소하는 추이를 보였다. 하지만 매칭 후 결과에서는 일정한 감소 혹은 증가 추세가 관찰되지 않았다.

입원일수와 관련하여 매칭 전 QCR의 결과, 모든 분위에서 민간의료보험 가입의 영향이 유의한 것으로 나타났으며, 이는 매칭 후에도 유의하였다. 매칭 후 QCR 결과, 보험 가입에 대한 계수는 분위가 증가할수록 일관되게 증가하였다. 25분위(0.009, $p < 0.001$)부터 50분위(0.018, $p < 0.001$), 60분위(0.023, $p < 0.001$), 70분위(0.035, $p < 0.001$), 80분위(0.073, $p < 0.001$), 90분위(0.492, $p < 0.001$)까지 상위 분위로 갈수록 민간의료보험 가입의 계수 크기가 증가하는 것으로 나타났다. 이는 민간의료보험 가입은 입원일수가 길수록 더 큰 영향을 미치는 것으로 해석할 수 있다.

마지막으로 입원횟수에 대해 매칭 전과 후의 QCR의 결과, 모든 분위에서 보험 가입의 영향이 통계적으로 유의하였다. 입원일수와

마찬가지로 매칭 후 보험 가입에 대한 한계 효과의 계수는 분위가 상승함에 따라 증가하였다. 25분위(0.009, $p < 0.001$)와 50분위(0.018, $p < 0.001$)는 입원일수의 계수 크기와 유사하였으나, 60분위(0.022, $p < 0.001$), 70분위(0.028, $p < 0.001$), 80분위(0.040, $p < 0.001$), 90분위(0.113, $p < 0.001$)를 포함한 중상위 분위에서는 입원횟수의 계수 크기가 더 작았다. 입원과 관련하여 요약하면, 민간의료보험 가입은 입원일수가 더 길고, 입원횟수가 더 많을수록 큰 영향을 미치며, 보험 가입은 입원횟수보다 입원일수에 더 큰 영향을 미치는 것으로 해석할 수 있다.

[표 12] 민간의료보험 가입이 의료이용 횟수 분포에 미치는 영향

Marginal effects	NBR or ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
외래이용횟수							
매칭 전	2.611***	1.180***	2.203***	1.966***	2.031***	1.938***	1.659**
	(0.346)	(0.068)	(0.155)	(0.215)	(0.297)	(0.369)	(0.592)
매칭 후	2.187***	0.931***	2.033***	1.797***	1.469***	1.614***	0.598
	(0.595)	(0.122)	(0.249)	(0.332)	(0.501)	(0.592)	(1.554)
입원일수							
매칭 전	0.207*	0.006***	0.012***	0.016***	0.022***	0.039***	0.275***
	(0.081)	(0.001)	(0.002)	(0.003)	(0.005)	(0.010)	(0.042)
매칭 후	0.209	0.009***	0.018***	0.023***	0.035***	0.073***	0.492***
	(0.150)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.009)	(0.021)	(0.136)
입원횟수							
매칭 전	0.164***	0.006***	0.013***	0.015***	0.019***	0.026***	0.066***
	(0.032)	(0.001)	(0.002)	(0.003)	(0.004)	(0.006)	(0.016)
매칭 후	0.129	0.009***	0.018***	0.022***	0.028***	0.040***	0.113***
	(1.037)	(0.002)	(0.003)	(0.004)	(0.006)	(0.009)	(0.031)

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.

주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

주 3) 외래이용횟수에는 음이항 회귀모형(Negative binomial regression, NBR)을 적용했으며, 입원일수 및 입원회수에는 영 과잉 음이항 회귀모형(Zero-inflated binomial regression, ZINBR)을 적용함.

주 4) 통제변수로는 선행요인(성별, 연령, 혼인상태, 교육수준), 가능요인(경제활동 여부, 거주지, 가구원 연간 소득), 질병요인(주관적 건강상태, 만성질환의 개수, 찰슨동반질환지수)을 포함하였으며, 세부적인 분석 결과는 [부표 7], [부표 9], [부표 11]에 정리하여 제시하였음.

제 5 장 결론 및 고찰

제 1 절 연구 결론

본 연구는 한국의료패널 2016년-2018년 3개 년도 자료를 활용하여 민간의료보험 가입이 의료비 지출과 의료이용의 분포에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고자 했다. 민간의료보험 가입에 존재하는 내생성을 완화하고자 성향점수매칭 방법을 사용하였으며, 매칭 전후 결과를 비교하였다. 의료비는 외래의료비, 입원의료비, 총의료비로 의료비 지출 분포에 따른 영향은 Quantile regression을, 의료이용은 외래이용횟수, 입원일수, 입원횟수로 의료이용 분포에 따른 영향은 Quantile count regression을 사용하여 분석하였다.

매칭 후 외래 의료와 관련된 결과를 요약하면 다음과 같다. 민간의료보험 가입은 외래의료비의 낮은 분위수(10분위, 25분위, 50분위)에서 유의한 양의 영향을 미쳤으며, 상위 분위로 갈수록 통계적으로 유의하지 않으나 계수의 크기가 감소하였다. 낮은 분위수의 의료비는 의료비 지출이 적음을 의미하며, 일반적으로 경증 질환을 진단 혹은 치료하거나, 예방의료를 위한 경우에 해당한다. 민간의료보험 가입으로 의한 도덕적 해이는 상위 분위보다 낮은 분위에서 발견될 가능성이 더 높은 것으로 볼 수 있다. 이처럼 민간의료보험이 외래의료비 증가에 미친 영향은 다수의 선행연구에서도 확인되었다(유창훈 외, 2014; 최성은, 2016; 이현복 & 남상욱, 2013; Jeon & Kwon, 2013). 입원에 비해 외래의료비는 의료수요자의 지불 능력과 결정이 의료비 지출에 영향을 미칠 수 있으며, 이에 따라 보험 가입자에게 보험 효과가 더 크게 작용했을 가능성이 크다.

매칭 후 외래이용횟수의 분포에서는 중위 분위수(50분위)에서의 계수 크기가 가장 컸으며(2.033, $p < 0.001$), 민간의료보험 가입은 가장 높은 분위수(90분위)를 제외한 모든 분위에서 통계적으로 유의하게 외래이용횟수를 증가시켰다. 이와 같은 결과는 여러 선행연구 결과와 일치

하나(유창훈 외, 2018; 최성은, 2016; 윤성주, 2019; 이광훈, 2020; 이현복 & 남상욱, 2013; Thuong, 2020), 상반된 결과를 보고하는 연구도 존재한다(강성욱 외, 2010; 유창훈 외, 2014; Jeon & Kwon, 2013). 윤성주(2019)는 외래이용횟수가 60회 미만인 군과 이상인 군으로 구분하여 분석하였으며, 60회 미만인 군에서만 민간의료보험 보유 여부가 외래서비스 이용에 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. 이를 경증질환으로 병원을 방문하는 가입자의 행동 변화는 비교적 쉽게 일어날 수 있는 반면, 중증질환으로 연 60회 이상 병원을 방문해야 하는 경우에는 민간의료보험의 영향이 낮은 것으로 해석하였다. 따라서 의료이용 변수의 분포에 따라 민간의료보험 가입의 영향을 파악하는 것이 민간의료보험으로 인한 영향을 보다 더 정확하게 해석하는 데 있어 매우 중요함을 알 수 있다. Ko(2020) 또한 민간의료보험이 일차 의료에서 치료될 수 있는 경증질환의 의료이용을 유의하게 증가시킨다고 보고하였는데 상기도 감염, 위장관 감염, 혹은 근골격 통증[10]을 보유한 보험 가입자의 의원 방문횟수가 통계적으로 유의하지 않았으나 증가하였고, 병원 방문횟수는 통계적으로 유의하게 증가하는 것으로 밝혔다.

다음으로 매칭 후 입원 의료와 관련된 결과를 정리하면 다음과 같다. 민간의료보험 가입은 입원의료비 지출의 모든 분위에서 유의한 영향을 미치지 않았으며, 외래의료비에 비해 계수 크기가 작았다. 또한, 통계적으로 유의하지 않았으나, 75분위를 제외한 모든 분위(10분위, 25분위, 50분위, 90분위)에서 양적인 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 이는 민간의료보험 가입이 입원의료비를 증가시킴을 밝힌 선행연구의 결과 (유창훈 & 권영대, 2020; 이현복 & 남상욱, 2013)와 유사하다. 민간의료

[10] Ko(2020)는 일차 의료에서 치료 가능한 경증 질환의 예시로 상기도 감염(Acute respiratory tract infection) 질환에는 급성인두염, 급성편도선염, 약한 감기, 급성기관지염을 포함시켰으며, 위장관 감염 질환(Upper gastrointestinal tract infection)에는 소화불량, 위 식도 역류 질환, 급성위염, 급성십이지장염, 위궤양을, 그리고 근골격 통증 질환(Musculoskeletal pains)에는 류마티스성 관절염, 골관절염, 상세불명의 요통, 척추관 협착증, 탈출척추원반, 인대 손상을 포함하였다.

보험 가입에 존재하는 내생성을 다루기 전에 민간의료보험 가입은 유의하지는 않으나 입원의료비를 감소시키는 것으로 나타났다. 이는 본 연구의 분석 대상자의 일반적 특성을 살펴보았을 때, 보험 가입자가 보유한 만성질환의 개수가 더 적고, 주관적 건강상태가 좋았으며, 진단받은 만성질환에 대한 찰슨동반질환지수의 점수가 더 낮은 양상을 보임에 따라 민간의료보험 가입에 역선택이 존재한다고 볼 수 있다. 이에 더해, 보험사와 보험 가입자 간 존재하는 정보의 비대칭 하에서 예방 활동을 더 많이 하는 개인이 보험을 더 많이 가입하는 순선택의 영향도 존재하는 것으로도 해석할 수 있다. 그러나 성향점수매칭을 통해 연구 대상자의 관찰되는 특성을 통제한 이후에는 민간의료보험 가입이 유의하지는 않으나 입원 의료비를 증가시키는 것으로 나타났다. 본 연구의 [부표 4]에 따르면 주관적 건강이 나쁘고, 찰슨동반질환지수가 높을수록, 입원의료비가 분포의 25분위, 50분위, 75분위, 90분위 위치에서 유의하게 증가하는 것으로 나타났다. 외래와는 달리 입원의 경우 입원의료비 지출에 있어 환자의 질환 중증도와 의사의 결정권이 더 크게 작용했을 것으로 생각된다.

마지막으로 매칭 후 입원일수와 입원횟수에 대한 영향은 모든 분위에서 통계적으로 유의하였으며, 상위 분위로 갈수록 계수 크기가 증가하였다. 즉, 입원일수와 입원횟수가 많은 경우, 민간의료보험 가입의 영향이 큰 것으로 보인다. 본 연구의 [부표 9]와 [부표 11]을 보면, 주관적 건강상태가 나쁠수록, 만성질환의 개수가 많을수록, 찰슨동반질환지수가 높을수록 입원일수와 입원횟수가 증가하는 것으로 나타났다. 이는 Quantile count regression을 활용한 Liu(2007)의 연구 결과와 유사하다. Liu(2007)는 주관적 건강상태, 건강효용지표, 만성질환의 개수를 건강자본(health capital)으로 정의하였으며, 낮은 분위보다 높은 분위에서 일반의 의료이용이 증가함을 확인하였다.

제 2 절 정책적 함의

한국은 전 국민 의료보험제도를 실시하고 있음에도 불구하고 지난 10년간 민간의료보험 가입률이 지속적으로 증가하여, 2019년 기준 일반 가구의 민간의료보험 가입률이 90%를 넘어섰다. 민간의료보험에 대해 공적건강보험이 보장하지 않는 부분을 보충하여 의료 보장성을 높일 수 있다는 주장이 있는 반면, 공적건강보험의 재정 부담을 늘리고 추가적인 보험 가입 여력이 있는 군만 가입할 수 있기 사회적 불평등을 심화할 수 있다는 상반된 주장이 존재한다. 이처럼 공적건강보험과 민간의료보험 간 역할이 확실히 정립되지 않은 현 상황에서 민간의료보험과 관련된 정책을 이해하는 것의 중요성이 어느 때보다도 커지고 있다. 본 연구의 분석 결과에 따라 민간의료보험 관리에 있어 다음과 같은 정책적 시사점을 제공하고자 한다.

민간의료보험 가입자의 의료비 지출과 의료이용에서 도덕적 해이가 존재하는 것으로 관찰되는 지점에 대한 정책적 대응이 필요하다. 본 연구의 분석 결과, 낮은 분위에 위치한 외래의료비와 높은 분위에 위치한 입원일수 및 입원횟수에서 도덕적 해이가 존재할 가능성이 발견되었다. 즉, 외래의료비 지출이 적을수록, 입원일수와 입원횟수가 많을수록 민간의료보험가입의 영향이 있는 것으로 나타났다. 2021년 7월 금융위원회는 민간의료보험 가입으로 발생할 수 있는 과다 의료이용과 도덕적 해이를 방지하기 위해 4세대 실손보험 개정안을 발표하였으며, 자기부담률 상향과 의료이용량에 따른 보험료 할증 적용 등의 방안을 발표한 바 있다. 주요 내용은 급여와 비급여로 계약을 분리하되, 불임 관련 질환과 선천성 뇌 질환 등에 대한 보장은 확대하고, 도수치료 및 영양제 등 과잉 의료이용이 예상되는 부분에 대해서는 보장을 제한하는 것이다. 본 연구의 결과에 따라 급여 여부에 따른 개정에 더해 외래와 입원의 특성을 반영한 정책적 대응 또한 필요할 것으로 생각된다. 적은 외래의료비는 경증 질환의 진단·검사·치료와 관련되거나, 도수치료 혹은 영양 수액 등 비필수적인 의료일 가능성이 높다. 입원의 경우 필수적으로 치료해야

하는 중증 질환일 가능성이 높긴 하나, 입원일당 보험금액을 지불하는 민간의료보험의 특성에 따라 입원이 필요하지 않은 경우에도 입원하여 입원일수를 증가시킬 요인도 존재한다. Ko(2020)의 연구는 민간의료보험 가입으로 인해 수술 목적의 입원과 더불어 수술 목적이 아닌 입원(예를 들어, 진단 목적, 경증 외상 혹은 치료 목적)도 크게 증가하였고, 공적건강보험에서 보장하지 않았던 6인 미만 상급병실 입원 또한 증가한 것으로 확인하였다. 그러므로 외래와 입원의 특성을 고려하여 정책적 대응이 이루어져야 과도한 의료이용을 방지할 수 있을 것으로 기대된다.

다음으로, 사회적 취약계층에 대한 건강보험 보장 영역의 확대가 필요하다. 본 연구에 따르면 민간의료보험 가입자에 비해 비가입자의 입원 의료비가 더 높았으나, 입원이용은 더 적게 하는 것으로 나타났다. 민간의료보험 비가입자는 가입자에 비해 연령이 더 높고, 교육수준이 낮으며, 소득 수준 또한 낮은 특성을 지녔다. 이에 더해 주관적 건강상태는 더 나쁘고, 의사에게 진단받은 만성질환의 개수가 더 많았으며, 찰슨동반질환지수가 더 높아 민간의료보험 가입자에 비해 사회적 취약계층일 가능성이 높고, 건강상태가 확연히 나쁜 것으로 나타났다. 질환의 중증도가 높고 필수 의료적 성격을 띄는 입원 의료의 경우, 취약계층은 의료 수요가 있음에도 불구하고 해당 의료가 공적건강보험이 보장하지 못하는 영역에 속한다면 의료 접근도에 제약이 있을 가능성이 크다. 또한, 최근 현대 의학기술이 빠르게 발전하며 신약 혹은 신의료기술이 다수 소개되고 있으나, 이에 대한 정부의 건강보험 급여화 속도보다 기술 발전의 속도가 빨라 오히려 비급여 품목이 증가하는 양상을 보이는 추이가 문제점으로 제기되는 상황에서 취약계층은 의료 사각지대로 몰릴 가능성이 더 커질 수 있다. 이들에 대한 공적건강보험의 보장 영역을 확대할 필요성이 있음이 시사되며, 민간의료보험을 가입하고 싶어도 소득이나 질환 등으로 인해 가입하지 못하는 취약계층을 대상으로 공적건강보험 보장 영역을 확대하는 근본적인 대책이 필요하다.

제 3 절 연구 의의 및 한계점

본 연구에서는 민간의료보험 가입이 의료비와 의료이용에 미치는 영향을 종속변수의 분포에 따라 살펴보았다는 점에서 가장 큰 의의가 있다. 기존 선행연구는 종속변수의 평균값을 고려하여 민간의료보험의 영향을 해석하였으나, 의료비와 의료이용 자료의 특성을 고려한 분석 모형을 구축하는 것이 필요하다. 민간의료보험이 외래의료비를 증가시킬 수 있으나 외래의료비는 변수의 분포 상 위치에 따라 다른 특성을 지닌다. 즉, 낮은 분위에 해당할수록 경증 질환일 가능성이 크며, 높은 분위에 해당하는 지출일수록 중증 질환일 가능성이 높다. 따라서 민간의료보험 가입이 종속변수의 분포 상 위치에 따라 미치는 영향은 상이할 것이라 생각되며, 본 연구는 분위수 회귀분석 방법론을 활용하여 민간의료보험의 영향에 대해 보다 더 적절한 해석을 더하고자 시도하였다. 이에 더해, 동기간의 자료를 활용하여 민간의료보험 가입의 영향을 살펴보았다는 점에서 의의가 있다. 의료비는 주로 의료의 질을 의미하고, 의료이용은 의료의 양을 의미하며 이를 분석에서 모두 고려함으로써 민간의료보험 가입이 미치는 영향을 다방면으로 풍부하게 해석하고자 하였다.

본 연구의 제한점은 다음 두 가지이다. 첫째, 내생성을 충분히 통제하기 위해 사용한 방법론의 한계이다. 본 연구에서는 민간의료보험 가입에 존재하는 내생성을 완화시키고자 성향점수매칭 방법론을 채택했으나, 위험 회피 성향, 의료이용 선호도 등 관찰되지 않는 개인의 이질성을 다루지 못한다는 제한점이 있다. 계량경제학에서 내생성을 다루기 위해 흔히 사용되는 도구변수의 경우 적절한 도구변수 설정이 어렵고, 패널회귀모형의 경우 관찰되는 개인의 특성에 대한 설명을 하지 못하는 한계점이 존재하기 때문에 성향점수매칭 방법을 사용하였다. 이를 통해 민간의료보험 가입에 영향을 미치는 것으로 밝혀진 성별, 연령, 학력수준 등 관찰 가능한 특성을 통제하여 처치군과 비교군을 최대한 동질적으로 매칭하고자 시도하였다.

둘째, 민간의료보험 유형에 따른 영향을 분석하지 않았다. 한국의료패널은 타 자료원에 비해 민간의료보험 가입 내용, 납입금액, 가입 유형 등을 세부적으로 조사한다는 장점이 있다. 그러나 2017년 한국의료패널 심층분석 보고서에 따르면 민간의료보험 유형에 대한 패널 조사 대상자의 응답은 대상자의 인지에 따라 잘못된 응답일 가능성이 있으며, 따라서 전체 가입현황에 대한 정보를 활용하는 것이 유용할 것이라 설명한 바 있다. 하지만 금융위원회의 보도자료에 따르면 2020년 기준 실손보험 가입비중은 78.4%(1세대 24.4%, 2세대 53.7%, 3세대 20.3%)로 전 국민의 약 75% 이상이 실손형 의료보험에 가입한 것으로 나타나, 향후 이에 대한 영향에 대한 연구가 상당히 중요해질 것으로 예상된다.

참고문헌

강청, 이재호, 김대균, & 오지혜. (2018). 국내 성인 고혈압 환자의 상용치료원 보유 현황과 그 관련 요인. *가정의학*, *8*(4), 607-615.

강성욱, 유창훈, 오은환, & 권영대. (2010). 민간의료보험이 과연 의료이용을 증가시키는가: 내생성 통제를 이용한 검정. *보건경제와 정책연구*, *16*(1), 139-159.

구여정. (2019). Quantile Regression 을 이용한 의료비 분위별 영향요인 차이 분석. 석사학위논문, 연세대학교, 서울.

김대환, & 이봉주. (2013). 실손의료보험의 역선택 분석. *보험학회지*, (96), 25-50.

김경선, & 석승훈. (2020). 순선택과 위험회피성향에 대한 재고찰. *보험학회지*, (122), 63-100.

김경훈. (2016). 건강보험청구자료에서 동반질환 보정방법. *보건행정학회지*, 26(1), 71-78.

김관옥, & 신영전. (2017). 민간의료보험 가입이 의료비에 미친 영향: 실손의료보험을 중심으로. *비판사회정책*, (54), 305-334.

김수연, 손민성, 김귀현, & 최만규. (2020). 노인 만성질환자의 민간의료보험 가입 여부가 의료이용에 미치는 영향. *보건사회연구*, 40(30, 152-177.

김원중. (2004). 민간의료보험 도입 필요성과 과제. *대한병원협회지*. 33(1). 66-74

김재호. (2011). 민간보험가입자의 소득계층별 의료수요의 도덕적 해이 추정. *보험학회지*, (89), 95-126.

김창엽. (2009). *건강 보장의 이론*. 한울 아카데미.

민인식, & 최필선. (2021). STATA 고급통계분석 Version16-17. 지필미디어.

박성복, & 정기호. (2011). 민간의료보험의 가입 결정요인 및 민간의료보험이 의료이용에 미치는 영향 연구. *보험학회지*, (88), 23-49.

박진관. (2016). 민간의료보험이 상급종합병원 외래본인부담률 인상정책 전후 의료이용의 변화에 미치는 영향. 석사학위논문, 서울대학교, 서울.

보건복지부. (2020). 건강보험 보장률. https://www.index.go.kr/potal/main/EachDtlPageDetail.do?idx_cd=2763

백미라, & 민인식. (2019). 민간의료보험 보유개수가 외래이용횟수와 의료비에 미치는 처리효과-다중처리효과 (multivalued treatment effects) 추정. *의료경영학연구*, *13*(1), 39-47.

백인립, 박현수, & 변성수. (2012). 민간의료보험의 가입요인과 의료이용행태. *한국콘텐츠학회논문지, 12*(7), 295-305.

신세라. (2020). 고령소비자의 민간의료보험 가입 영향요인에 관한 연구. *소비자정책교육연구*, *16*(2), 57-81.

신현웅, & 임재우. (2018). OECD 국가들의 민간보험 관리 동향- 공적보험과 민간보험의 관계 설정을 중심으로.

유창훈, 강성욱, 최지헌, 오은환, & 권영대. (2014). 민간의료보험이 의료 이용에 미치는 영향: 한국의료패널 (2008-2010)을 이용한 Two-Stage 분석. *The Korean Journal of Health Service Management, 8*(2), 101-113.

유창훈, 권영대, 최지헌, & 강성욱. (2018). 실손형 민간의료보험이 의료 이용에 미치는 영향: 도구변수를 활용한 분석. *한국콘텐츠학회논문지*, *18*(1), 268-276.

유창훈, 강성욱, 하호수, & 권영대. (2019). 65-75 세 노인의 실손형 민간의료보험 가입 영향요인. *한국병원경영학회지*, *24*(1), 48-56.

유창훈, & 권영대. (2020). 실손형 민간의료보험 가입의 영향요인과 실손형 민간의료보험이 의료이용에 미치는 영향에서 성별 차이: 한국의료패널 (2010-2016). *한국콘텐츠학회논문지*, *20*(3), 92-105.

윤성주. (2019). 민영의료보험 보유자의 의료서비스 이용행태 분석. *재정학연구*, *12*(2), 65-91.

윤희숙. (2008). 민간의료보험 가입이 의료이용에 미치는 영향.

이광훈. (2020). 민간의료보험 가입이 의료서비스 이용량에 미치는 영향: 패널 포아송 회귀모형 분석. *보건경제와 정책연구*, *26*(2), 127-147.

이동규. (2016). Propensity score matching method 의 소개. *Anesth Pain Med*, *11*(2), 130-148.

이용우. (2016). 민영의료보험가입과 사전적 도덕적 해이. *시장경제연구*, *45*(3), 1-33.

이유진, & 이진형. (2018). 민간 의료 보험 가입이 의료 이용에 미치는 영향. *한국병원경영학회지*, *23*(2), 42-53.

이현복, & 남상욱. (2013). 민영의료보험과 의료소비에 관한 실증연구. *보험학회지*, (95), 1-24.

이현옥. (2018). 4 대 중증질환 보장성 정책이 환자의 의료이용과 재난적 의료비에 미친 영향: 성향점수매칭과 이중차이분석을 활용하여. *한국사회복지학*, *70*(1), 89-116.

장미희, & 박창기. (2012). 영과잉 가산자료 (Zero-inflated Count Data) 분석 방법을 이용한 지역사회 거주 노인의 노인학대 발생과 심각성에 미치는 위험요인 분석. *Journal of Korean Academy of Nursing*, *42*(6), 819-832.

전보영, 강태욱, 권순만. (2011). 민간의료보험 가입과 의료비 지출의 관련성. 한국행정학회 동계학술발표논문집, 2011(0), 1-20.

정기택, 신은규, & 곽창환. (2006). 민영건강보험과 도덕적 해이에 관한 실증연구. *보험학회지*, (75), 1-26.

정완교. (2012). 노인의료비 지출의 결정요인. *보건경제와 정책연구, 18*(4), 149-168.

최기춘, & 이현복. (2017). 국민건강보험과 민간의료보험의 역할 정립을 위한 쟁점. *보건복지포럼, 2017*(6), 30-42.

최성은. (2016). 민간의료보험의 역할과 의료서비스 이용에 관한 연구. *응용경제, 18*(4), 79-97.

한국보건사회연구원. (2021). 민간의료보험 가입(가구 기준). https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=331&tblId=DT_33109_D011&conn_path=I2

Abrevaya, J., & Dahl, C. M. (2008). The effects of birth inputs on birthweight: evidence from quantile estimation on panel data. *Journal of Business & Economic Statistics*, *26*(4), 379-397.

Andersen, R., & Newman, J. F. (1973). Societal and individual determinants of medical care utilization in the United States. *The Milbank Memorial Fund Quarterly. Health and Society*, 95-124.

Angrist, J. D., & Pischke, J. S. (2009). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton university press.

Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2009). Microeconometrics Using Stata STATA Press. *College Station, Texas*.

Charlson, M. E., Pompei, P., Ales, K. L., & MacKenzie, C. R. (1987). A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation. *Journal of chronic diseases*, *40*(5), 373-383.

Chen, J., Vargas-Bustamante, A., Mortensen, K., & Thomas, S. B. (2014). Using quantile regression to examine health care expenditures during the Great Recession. *Health services research, 49*(2), 705-730.

Congdon, P. (2017). Quantile regression for overdispersed count data: A hierarchical method. *Journal of Statistical Distributions and Applications*, *4*(1), 1-19.

Deb, P., & Norton, E. C. (2018). Modeling health care expenditures and use. *Annual review of public health*, *39*, 489-505.

Dehejia, R. H., & Wahba, S. (2002). Propensity score-matching methods for nonexperimental causal studies. *Review of Economics and statistics*, *84*(1), 151-161.

Hemenway, D. (1992). Propitious selection in insurance. *Journal of Risk and Uncertainty*, *5*(3), 247-251.

Heinrich, C., Maffioli, A., & Vazquez, G. (2010). A primer for applying propensity-score matching. *Inter-American Development Bank*.

Jeon, B., & Kwon, S. (2013). Effect of private health insurance on health care utilization in a universal public insurance system: a case of South Korea. *Health policy*, *113*(1-2), 69-76.

Jones, A. M., Koolman, X., & Van Doorslaer, E. (2006). The impact of having supplementary private health insurance on the use of specialists. *Annales d'Economie et de Statistique*, 251-275.

Khan, A., Ullah, S., & Nitz, J. (2011). Statistical modelling of falls count data with excess zeros. *Injury prevention*, *17*(4), 266-270.

Kiil, A. (2012). Does employment-based private health insurance increase the use of covered health care services? A matching estimator approach. *International journal of health care finance and economics*, *12*(1), 1-38.

Ko, H. (2020). Moral hazard effects of supplemental private health insurance in Korea. *Social Science & Medicine*, *265*, 113325.

Kowalski, A. (2016). Censored quantile instrumental variable estimates of the price elasticity of expenditure on medical care. *Journal of Business & Economic Statistics*, *34*(1), 107-117.

Liu, C. (2007). Utilization of general practitioners' services in canada and the united states: A quantile regression for counts analysis. *University of Guelph. Working Paper*.

Machado, J. A. F., & Silva, J. S. (2005). Quantiles for counts. *Journal of the American Statistical Association*, *100*(472), 1226-1237.

Moreira, S., & Barros, P. P. (2010). Double health insurance coverage and health care utilisation: evidence from quantile regression. *Health economics*, *19*(9), 1075-1092.

Normand, S. L. T., Landrum, M. B., Guadagnoli, E., Ayanian, J. Z., Ryan, T. J., Cleary, P. D., & McNeil, B. J. (2001). Validating recommendations for coronary angiography following acute myocardial infarction in the elderly: a matched analysis using propensity scores. *Journal of clinical epidemiology*, *54*(4), 387-398.

OECD (2021), *Health at a Glance 2021: OECD Indicators*, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/ae3016b9-en.

OECD (2022). Health spending (indicator). doi: 10.1787/8643de7e-en (Accessed on 25 June 2022).

Pauly, M. V. (1968). The economics of moral hazard: comment. *The american economic review*, *58*(3), 531-537.

Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, *70*(1), 41-55.

Thuong, N. T. T. (2020). Impact of health insurance on healthcare utilisation patterns in Vietnam: a survey-based analysis with propensity score matching method. *BMJ open*, *10*(10), e040062.

Winkelmann, R. (2004). Health care reform and the number of doctor visits—an econometric analysis. *Journal of Applied Econometrics*, *19*(4), 455-472.

Winkelmann, R. (2006). Reforming health care: Evidence from quantile regressions for counts. *Journal of Health Economics*, *25*(1), 131-145.

Wooldridge, J. (2020). *Introductory Econometrics: A Modern Approach / Jeffrey M. Wooldridge.*

Wu, H., Gao, L., & Zhang, Z. (2014). Analysis of crash data using quantile regression for counts. *Journal of transportation engineering*, *140*(4), 04013025.

Zweifel, P., & Manning, W. G. (2000). Moral hazard and consumer incentives in health care. In *Handbook of health economics* (Vol. 1, pp. 409-459). Elsevier.

부 록

[부표 1] 2018년 OECD 국가들의 재원에 따른 의료비(%)

Country	Government /Compulsory insurance	Voluntary healthcare payment	Household out-of-pocket payment
노르웨이	85.7	0.3	14.0
스웨덴	84.8	1.3	14.0
독일	84.5	2.8	12.7
룩셈부르크	84.1	4.1	10.4
덴마크	83.9	2.4	13.8
일본	83.8	3.2	13.0
프랑스	83.5	7.2	9.3
체코	83.0	2.8	14.2
미국	82.8	5.9	11.3
아이슬란드	82.5	1.7	15.9
네덜란드	82.1	7.1	10.8
슬로바키아	80.1	1.0	18.9
뉴질랜드	79.2	7.9	12.9
영국	78.5	5.6	15.9
터키	77.4	5.1	17.5
콜롬비아	77.3	7.6	15.1
핀란드	77.0	4.7	18.4
벨기에	76.9	4.9	18.2
오스트리아	74.8	7.0	18.2
아일랜드	74.1	13.9	12.0
이탈리아	73.8	2.6	23.6
OECD 38개국 평균	73.8	6.0	20.1
코스타리카	73.8	3.8	22.4
에스토니아	73.7	1.8	24.5
슬로베니아	72.8	15.2	12.0
폴란드	71.5	8.1	20.4
스페인	70.3	7.5	22.3
캐나다	70.2	14.8	15.0
헝가리	69.9	3.7	26.4
리투아니아	67.2	1.3	31.5
호주	66.6	15.6	17.8
스위스	65.7	7.8	26.5
이스라엘	64.6	12.0	21.4
포르투갈	61.2	8.9	29.9
칠레	60.3	6.4	33.2
한국	60.1	7.7	32.2
라트비아	59.9	0.9	39.2
그리스	58.4	4.7	36.8
멕시코	49.7	8.1	42.3

자료원: OECD(2022)

[부표 2] 성향점수매칭 균형성 검증 결과

Variable	Before Matching (N =38,074)					After Matching (N=10,106)				
	Treated (N=28,303)	Control (N=9,771)	% bias	t	*p*	Treated (N=5,053)	Control (N=5,053)	% bias	t	*p*
Female	0.551	0.543	1.7	1.45	0.147	0.533	0.537	-0.7	-0.36	0.720
Age 20-29	0.117	0.064	18.5	14.66	0.000	0.106	0.108	-0.7	-0.32	0.748
Age 30-44	0.241	0.094	40.3	31.20	0.000	0.143	0.144	-0.2	-0.09	0.932
Age 45-59	0.349	0.116	57.2	44.19	0.000	0.158	0.151	1.8	1.02	0.309
Age 60-74	0.248	0.285	-8.4	-7.14	0.000	0.397	0.402	-1.1	-0.49	0.626
Age 75 +	0.046	0.442	-103.9	-108.70	0.000	0.195	0.195	0.0	0.00	1.000
Married	0.730	0.561	35.9	31.11	0.000	0.621	0.620	0.1	0.04	0.967
Primary	0.126	0.442	-74.8	-70.17	0.000	0.325	0.327	-0.4	-0.19	0.849
Middle	0.103	0.129	-8.0	-6.89	0.000	0.125	0.124	0.2	0.12	0.904
High	0.334	0.226	24.2	19.83	0.000	0.257	0.255	0.3	0.16	0.873
Univ +	0.437	0.203	51.7	41.42	0.000	0.293	0.294	-0.1	-0.04	0.965
NHI	0.986	0.910	34.4	36.11	0.000	0.972	0.974	-1.0	-0.68	0.497
Econ. active	0.682	0.397	59.7	50.88	0.000	0.533	0.535	-0.5	-0.22	0.826
Bad SRH	0.113	0.297	-46.8	-43.44	0.000	0.189	0.183	1.4	0.72	0.474
Residence	0.393	0.319	15.5	12.93	0.000	0.319	0.325	-1.3	-0.68	0.496
Income(Q1)	0.168	0.500	-75.1	-68.29	0.000	0.367	0.365	0.6	0.27	0.788
Income(Q2)	0.252	0.242	2.3	1.95	0.051	0.277	0.284	-1.7	-0.80	0.426
Income(Q3)	0.283	0.148	33.3	26.55	0.000	0.186	0.193	-1.6	-0.84	0.402
Income(Q4)	0.296	0.110	47.6	36.86	0.000	0.169	0.158	2.8	1.50	0.132
Disease 0	0.391	0.184	46.9	37.43	0.000	0.295	0.293	0.6	0.31	0.760
Disease 1	0.204	0.120	23.0	18.43	0.000	0.125	0.122	0.6	0.36	0.717
Disease 2 +	0.405	0.696	-61.2	-50.69	0.000	0.580	0.585	-1.1	-0.52	0.600
CCI 0	0.821	0.606	49.1	44.07	0.000	0.702	0.706	-0.9	-0.46	0.647
CCI 1	0.121	0.239	-30.9	-27.89	0.000	0.190	0.187	0.6	0.28	0.780
CCI 2 +	0.057	0.156	-32.3	-30.59	0.000	0.108	0.106	0.6	0.32	0.748
Mean bias	39.3					0.8				
Pseudo R^2	0.273					0.001				

[부표 3] 매칭 후 민간의료보험이 외래의료비 분포에 미치는 영향

Estimation results	OLS regression	Quantile regression				
		0.10	0.25	0.50	0.75	0.90
PHI	0.080**	0.157***	0.132***	0.066*	0.052	0.045
	(0.027)	(0.046)	(0.035)	(0.031)	(0.031)	(0.038)
2016(ref)						
2017	0.041	0.051	0.003	0.012	0.039	0.036
	(0.032)	(0.055)	(0.042)	(0.037)	(0.038)	(0.045)
2018	0.084*	0.098	0.052	0.070	0.092*	0.138**
	(0.033)	(0.060)	(0.041)	(0.037)	(0.041)	(0.046)
Female	0.177***	0.223***	0.236***	0.229***	0.099**	0.065
	(0.032)	(0.054)	(0.042)	(0.038)	(0.038)	(0.046)
Age	0.011***	0.017***	0.016***	0.013***	0.009***	0.006**
	(0.001)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Primary(ref)						
Middle	0.108**	0.106	0.082	0.183***	0.064	0.131*
	(0.041)	(0.066)	(0.052)	(0.048)	(0.043)	(0.053)
High	-0.056	-0.072	-0.053	-0.023	-0.089	-0.091
	(0.042)	(0.069)	(0.055)	(0.048)	(0.049)	(0.059)
Univ	-0.094	-0.208*	-0.135	-0.070	-0.090	-0.177*
	(0.055)	(0.093)	(0.077)	(0.065)	(0.063)	(0.078)
Marry	0.167***	0.089	0.195***	0.232***	0.223***	0.121**
	(0.031)	(0.049)	(0.037)	(0.036)	(0.037)	(0.047)
Residence	-0.038	-0.095	-0.060	-0.023	-0.006	-0.056
	(0.031)	(0.054)	(0.040)	(0.037)	(0.035)	(0.047)
NHI	0.274**	0.780***	0.403***	0.190	-0.042	-0.169*
	(0.094)	(0.231)	(0.112)	(0.117)	(0.088)	(0.085)
Econ. active	0.097***	0.189***	0.080*	0.143***	0.033	0.004
	(0.029)	(0.051)	(0.038)	(0.034)	(0.035)	(0.042)
ln(income)	0.088***	0.030	0.074*	0.121***	0.161***	0.139***
	(0.026)	(0.032)	(0.033)	(0.030)	(0.029)	(0.037)
Bad SRH	0.266***	0.239***	0.233***	0.301***	0.257***	0.214***
	(0.033)	(0.057)	(0.043)	(0.037)	(0.037)	(0.046)
Disease count	0.174***	0.235***	0.207***	0.172***	0.143***	0.084***
	(0.007)	(0.012)	(0.009)	(0.007)	(0.007)	(0.007)
CCI	0.083***	-0.001	0.058**	0.074***	0.055**	0.116***
	(0.018)	(0.028)	(0.021)	(0.015)	(0.018)	(0.028)
Constant	1.264***	-0.844*	0.092	0.938***	2.201***	3.625***
	(0.213)	(0.344)	(0.267)	(0.261)	(0.240)	(0.299)
N	8189	8189	8189	8189	8189	8189

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 4] 매칭 후 민간의료보험이 입원의료비 분포에 미치는 영향

Estimation results	OLS regression	Quantile regression				
		0.10	0.25	0.50	0.75	0.90
PHI	-0.029	0.009	0.045	0.019	-0.033	0.046
	(0.057)	(0.048)	(0.072)	(0.063)	(0.062)	(0.083)
2016(ref)						
2017	-0.050	-0.076	0.055	-0.042	-0.122	0.038
	(0.071)	(0.066)	(0.090)	(0.082)	(0.092)	(0.090)
2018	0.021	0.082	0.131	0.002	-0.127	-0.071
	(0.068)	(0.058)	(0.081)	(0.074)	(0.083)	(0.071)
Female	-0.025	0.135	0.022	-0.038	-0.106	-0.002
	(0.068)	(0.075)	(0.081)	(0.073)	(0.066)	(0.087)
Age	0.005	0.003	0.001	0.004	0.007*	0.013**
	(0.003)	(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.003)	(0.004)
Primary(ref)						
Middle	-0.028	0.086	0.000	0.025	0.089	0.085
	(0.086)	(0.074)	(0.089)	(0.121)	(0.096)	(0.071)
High	0.075	0.072	0.092	0.074	0.055	0.170
	(0.095)	(0.073)	(0.120)	(0.089)	(0.124)	(0.180)
Univ	-0.036	0.180	0.056	0.036	-0.126	-0.244
	(0.111)	(0.110)	(0.137)	(0.128)	(0.133)	(0.176)
Marry	0.089	0.146*	0.034	0.082	0.057	0.078
	(0.066)	(0.073)	(0.084)	(0.068)	(0.069)	(0.072)
Residence	0.014	0.059	-0.007	0.043	0.036	0.001
	(0.069)	(0.063)	(0.082)	(0.089)	(0.075)	(0.070)
NHI	0.121	0.129	0.096	-0.063	0.028	0.209
	(0.148)	(0.271)	(0.178)	(0.180)	(0.120)	(0.122)
Econ. active	-0.135*	-0.192**	-0.159*	-0.131	-0.080	-0.033
	(0.065)	(0.063)	(0.081)	(0.068)	(0.068)	(0.071)
ln(income)	0.023	0.035	-0.023	0.004	0.044	-0.023
	(0.060)	(0.053)	(0.074)	(0.065)	(0.067)	(0.073)
Bad SRH	0.230**	0.096	0.160*	0.286***	0.435***	0.272***
	(0.070)	(0.057)	(0.080)	(0.084)	(0.082)	(0.069)
Disease count	-0.007	-0.015	-0.004	-0.032*	0.014	-0.014
	(0.014)	(0.012)	(0.017)	(0.015)	(0.017)	(0.013)
CCI	0.118***	0.076**	0.077**	0.151***	0.097*	0.191***
	(0.031)	(0.028)	(0.026)	(0.041)	(0.042)	(0.031)
Constant	4.965***	3.649***	4.765***	5.293***	5.492***	5.900***
	(0.470)	(0.620)	(0.570)	(0.478)	(0.440)	(0.615)
N	1408	1408	1408	1408	1408	1408

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 5] 매칭 후 민간의료보험이 총의료비 분포에 미치는 영향

Estimation results	OLS regression	Quantile regression				
		0.10	0.25	0.50	0.75	0.90
PHI	0.123***	0.186***	0.135***	0.090*	0.100*	0.146**
	(0.031)	(0.047)	(0.039)	(0.037)	(0.040)	(0.053)
2016(ref)						
2017	0.027	0.089	-0.023	-0.001	0.009	0.036
	(0.038)	(0.061)	(0.047)	(0.044)	(0.046)	(0.062)
2018	0.062	0.139*	0.049	0.072	0.056	0.019
	(0.038)	(0.061)	(0.048)	(0.046)	(0.052)	(0.069)
Female	0.137***	0.193***	0.227***	0.170***	0.020	-0.054
	(0.037)	(0.055)	(0.044)	(0.044)	(0.050)	(0.059)
Age	0.014***	0.016***	0.017***	0.015***	0.012***	0.007**
	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.003)
Primary(ref)						
Middle	0.109*	0.089	0.089	0.176***	0.164*	0.011
	(0.049)	(0.064)	(0.063)	(0.053)	(0.072)	(0.074)
High	-0.117*	-0.110	-0.082	-0.090	-0.177**	-0.208*
	(0.049)	(0.072)	(0.059)	(0.057)	(0.060)	(0.088)
Univ	-0.108	-0.250*	-0.142	-0.095	-0.103	-0.148
	(0.064)	(0.100)	(0.078)	(0.079)	(0.083)	(0.113)
Marry	0.189***	0.076	0.197***	0.243***	0.235***	0.202***
	(0.037)	(0.050)	(0.043)	(0.043)	(0.047)	(0.060)
Residence	-0.107**	-0.135*	-0.107*	-0.094*	-0.114**	-0.100
	(0.035)	(0.055)	(0.042)	(0.042)	(0.040)	(0.061)
NHI	0.122	0.498***	0.346**	-0.084	-0.135	-0.005
	(0.105)	(0.146)	(0.128)	(0.166)	(0.127)	(0.169)
Econ. active	0.068*	0.149**	0.090*	0.066	-0.018	-0.058
	(0.034)	(0.052)	(0.042)	(0.041)	(0.046)	(0.058)
ln(income)	0.109***	0.043	0.115**	0.149***	0.145***	0.160**
	(0.030)	(0.041)	(0.037)	(0.036)	(0.039)	(0.052)
Bad SRH	0.432***	0.266***	0.334***	0.440***	0.474***	0.587***
	(0.041)	(0.058)	(0.052)	(0.047)	(0.047)	(0.076)
Disease count	0.162***	0.238***	0.212***	0.166***	0.111***	0.072***
	(0.008)	(0.012)	(0.010)	(0.009)	(0.006)	(0.014)
CCI	0.153***	0.041	0.095***	0.139***	0.176***	0.247***
	(0.021)	(0.036)	(0.023)	(0.023)	(0.024)	(0.037)
Constant	1.406***	-0.590	-0.164	1.130***	2.660***	3.827***
	(0.242)	(0.345)	(0.297)	(0.314)	(0.316)	(0.407)
N	8204	8204	8204	8204	8204	8204

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 6] 매칭 후 민간의료보험이 외래이용횟수 분포에 미치는 영향

Estimation results	NBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	0.087***	0.264***	0.221***	0.136***	0.082**	0.066**	0.017
	(0.024)	(0.035)	(0.028)	(0.026)	(0.028)	(0.024)	(0.043)
2016(ref)							
2017	0.001	-0.094*	-0.028	-0.003	0.015	-0.005	0.002
	(0.028)	(0.043)	(0.034)	(0.028)	(0.032)	(0.033)	(0.050)
2018	0.010	-0.080	-0.046	-0.004	0.012	0.013	0.000
	(0.029)	(0.043)	(0.032)	(0.028)	(0.035)	(0.034)	(0.056)
Female	0.234***	0.466***	0.391***	0.280***	0.232***	0.201***	0.162**
	(0.027)	(0.049)	(0.038)	(0.029)	(0.032)	(0.031)	(0.052)
Age	0.020***	0.047***	0.038***	0.030***	0.023***	0.018***	0.014***
	(0.001)	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
Primary(ref)							
Middle	0.069*	0.118	0.145***	0.093**	0.076*	0.070	0.075
	(0.033)	(0.062)	(0.033)	(0.030)	(0.036)	(0.043)	(0.090)
High	-0.094**	-0.145*	0.015	-0.044	-0.084*	-0.068	-0.114
	(0.033)	(0.058)	(0.035)	(0.037)	(0.034)	(0.044)	(0.059)
Univ	-0.206***	-0.528***	-0.326***	-0.235***	-0.230***	-0.176***	-0.166*
	(0.044)	(0.085)	(0.061)	(0.047)	(0.059)	(0.043)	(0.070)
Marry	0.274***	0.665***	0.538***	0.402***	0.320***	0.286***	0.206***
	(0.028)	(0.044)	(0.041)	(0.030)	(0.031)	(0.031)	(0.045)
Residence	-0.110***	-0.189***	-0.126***	-0.092**	-0.076*	-0.067*	-0.077
	(0.026)	(0.041)	(0.029)	(0.029)	(0.032)	(0.028)	(0.044)
NHI	-0.201**	-0.104	-0.289**	-0.346**	-0.289**	-0.219***	-0.244
	(0.066)	(0.140)	(0.095)	(0.108)	(0.098)	(0.045)	(0.178)
Econ. active	-0.018	-0.141***	-0.008	-0.015	-0.010	-0.012	-0.000
	(0.026)	(0.037)	(0.029)	(0.027)	(0.029)	(0.033)	(0.048)
ln(income)	0.035	0.051	0.074*	0.055*	0.063*	0.023	0.012
	(0.023)	(0.036)	(0.031)	(0.026)	(0.027)	(0.026)	(0.052)
Bad SRH	0.224***	0.075	0.164***	0.193***	0.215***	0.239***	0.310***
	(0.028)	(0.041)	(0.034)	(0.027)	(0.036)	(0.031)	(0.074)
Disease count	0.193***	0.240***	0.190***	0.181***	0.176***	0.172***	0.168***
	(0.006)	(0.010)	(0.007)	(0.007)	(0.007)	(0.008)	(0.012)
CCI	-0.027*	-0.022	-0.013	-0.031**	-0.026	-0.029	-0.046
	(0.013)	(0.023)	(0.012)	(0.010)	(0.014)	(0.016)	(0.028)
Constant	0.776***	-2.838***	-1.296***	-0.072	0.634**	1.460***	2.289***
	(0.183)	(0.315)	(0.322)	(0.246)	(0.232)	(0.204)	(0.415)
N	10106	10106	10106	10106	10106	10106	10106

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 7] 매칭 후 민간의료보험이 외래이용횟수 분포에 미치는 영향

Marginal effects	NBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	2.187***	0.931***	2.033***	1.797***	1.469***	1.614***	0.598
	(0.595)	(0.122)	(0.249)	(0.332)	(0.501)	(0.592)	(1.554)
2016(ref)							
2017	0.013	-0.323*	-0.260	-0.044	0.270	-0.129	0.063
	(0.701)	(0.146)	(0.311)	(0.368)	(0.583)	(0.814)	(1.806)
2018	0.240	-0.277	-0.417	-0.056	0.222	0.316	0.018
	(0.729)	(0.147)	(0.288)	(0.364)	(0.637)	(0.828)	(2.038)
Female	5.899***	1.624***	3.559***	3.667***	4.132***	4.885***	5.831**
	(0.694)	(0.168)	(0.306)	(0.367)	(0.557)	(0.742)	(1.892)
Age	0.510***	0.166***	0.348***	0.390***	0.405***	0.444***	0.516***
	(0.029)	(0.008)	(0.015)	(0.018)	(0.024)	(0.027)	(0.063)
Primary(ref)							
Middle	1.846*	0.435	1.406***	1.271**	1.395*	1.766	2.802
	(0.885)	(0.240)	(0.342)	(0.421)	(0.673)	(1.123)	(3.479)
High	-2.333**	-0.490**	0.141	-0.575	-1.472*	-1.634	-4.006*
	(0.808)	(0.186)	(0.324)	(0.475)	(0.594)	(1.050)	(2.003)
Univ	-4.830***	-1.683***	-2.806***	-2.962***	-3.932***	-4.163***	-5.811*
	(0.982)	(0.249)	(0.471)	(0.565)	(0.952)	(0.986)	(2.363)
Marry	6.918***	2.195***	4.674***	5.086***	5.537***	6.791***	7.296***
	(0.706)	(0.147)	(0.285)	(0.356)	(0.521)	(0.735)	(1.586)
Residence	-2.776***	-0.641***	-1.128***	-1.188**	-1.341*	-1.610*	-2.765
	(0.659)	(0.134)	(0.259)	(0.373)	(0.554)	(0.674)	(1.568)
NHI	-5.078**	-0.383	-3.046**	-5.396**	-5.947**	-5.968***	-9.927
	(1.668)	(0.544)	(1.136)	(2.001)	(2.305)	(1.352)	(8.142)
Econ. active	-0.450	-0.497***	-0.073	-0.196	-0.177	-0.297	-0.012
	(0.645)	(0.132)	(0.264)	(0.358)	(0.515)	(0.806)	(1.721)
ln(income)	0.877	0.178	0.678*	0.727*	1.122*	0.559	0.417
	(0.591)	(0.127)	(0.274)	(0.345)	(0.483)	(0.628)	(1.885)
Bad SRH	5.645***	0.270	1.585***	2.701***	4.132***	6.332***	12.414***
	(0.729)	(0.153)	(0.356)	(0.403)	(0.746)	(0.888)	(3.249)
Disease count	4.862***	0.844***	1.737***	2.385***	3.156***	4.205***	6.085***
	(0.193)	(0.036)	(0.087)	(0.102)	(0.128)	(0.203)	(0.418)
CCI	-0.691*	-0.077	-0.123	-0.407**	-0.473	-0.702	-1.655
	(0.337)	(0.079)	(0.106)	(0.139)	(0.243)	(0.402)	(1.028)
N	10106						

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 8] 매칭 후 민간의료보험이 입원일수 분포에 미치는 영향

Estimation results	ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	0.114	0.290***	0.293***	0.305***	0.370***	0.456***	0.664***
	(0.081)	(0.066)	(0.065)	(0.071)	(0.096)	(0.129)	(0.171)
2016(ref)							
2017	-0.075	-0.070	-0.078	-0.077	-0.100	-0.072	-0.122
	(0.094)	(0.078)	(0.078)	(0.084)	(0.111)	(0.148)	(0.198)
2018	-0.264**	-0.138	-0.144	-0.143	-0.171	-0.109	-0.208
	(0.097)	(0.082)	(0.080)	(0.087)	(0.116)	(0.159)	(0.186)
Female	-0.049	0.017	0.025	0.019	0.005	-0.041	0.169
	(0.088)	(0.077)	(0.076)	(0.082)	(0.108)	(0.145)	(0.192)
Age	0.015***	0.017***	0.015***	0.014***	0.010*	0.015*	0.053***
	(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.008)
Primary(ref)							
Middle	-0.057	0.127	0.131	0.150	0.157	0.171	0.311
	(0.120)	(0.101)	(0.100)	(0.112)	(0.154)	(0.245)	(0.241)
High	-0.227	-0.287*	-0.289**	-0.299**	-0.363*	-0.519*	-0.931*
	(0.125)	(0.121)	(0.106)	(0.112)	(0.146)	(0.211)	(0.374)
Univ	-0.326*	-0.135	-0.095	-0.074	-0.057	-0.087	-0.634
	(0.149)	(0.167)	(0.135)	(0.140)	(0.173)	(0.246)	(0.436)
Marry	0.063	0.318***	0.317***	0.345***	0.407***	0.401**	0.701***
	(0.091)	(0.081)	(0.078)	(0.085)	(0.115)	(0.156)	(0.207)
Residence	-0.478***	-0.319***	-0.337***	-0.354***	-0.458***	-0.561***	-0.921***
	(0.091)	(0.080)	(0.078)	(0.082)	(0.106)	(0.148)	(0.226)
NHI	-0.279	-0.069	-0.156	-0.257	-0.473	-0.408	-0.479
	(0.227)	(0.461)	(0.210)	(0.259)	(0.356)	(0.498)	(0.805)
Econ. active	-0.110	-0.000	0.006	0.000	-0.027	-0.067	-0.352
	(0.088)	(0.075)	(0.074)	(0.078)	(0.103)	(0.148)	(0.184)
ln(income)	-0.092	0.116	0.123*	0.138*	0.155	0.119	0.269
	(0.081)	(0.061)	(0.061)	(0.065)	(0.087)	(0.118)	(0.182)
Bad SRH	0.734***	0.599***	0.618***	0.666***	1.050***	2.214***	1.472***
	(0.099)	(0.077)	(0.076)	(0.086)	(0.162)	(0.396)	(0.190)
Disease count	0.029	0.072***	0.076***	0.085***	0.120***	0.160***	0.175***
	(0.020)	(0.017)	(0.018)	(0.021)	(0.029)	(0.045)	(0.048)
CCI	0.178***	0.210***	0.247***	0.301***	0.523***	0.633***	0.486***
	(0.046)	(0.040)	(0.046)	(0.062)	(0.081)	(0.146)	(0.111)
Constant	1.901**	-5.707***	-4.937***	-4.740***	-4.465***	-4.357***	-5.708***
	(0.612)	(0.683)	(0.515)	(0.551)	(0.688)	(0.933)	(1.419)
N	10106	10106	10106	10106	10106	10106	10106

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 9] 매칭 후 민간의료보험이 입원일수 분포에 미치는 영향

Marginal effects	ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	0.209	0.009***	0.018***	0.023***	0.035***	0.073***	0.492***
	(0.150)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.009)	(0.021)	(0.136)
2016(ref)							
2017	-0.139	-0.002	-0.005	-0.006	-0.009	-0.011	-0.087
	(0.175)	(0.002)	(0.004)	(0.006)	(0.010)	(0.023)	(0.137)
2018	-0.486**	-0.004	-0.009	-0.010	-0.015	-0.017	-0.145
	(0.182)	(0.002)	(0.004)	(0.006)	(0.010)	(0.024)	(0.124)
Female	-0.091	0.001	0.002	0.001	0.000	-0.007	0.122
	(0.163)	(0.002)	(0.004)	(0.006)	(0.010)	(0.023)	(0.140)
Age	0.028***	0.001***	0.001***	0.001***	0.001*	0.002*	0.039***
	(0.007)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)	(0.007)
Primary(ref)							
Middle	-0.113	0.004	0.008	0.012	0.016	0.029	0.255
	(0.234)	(0.003)	(0.006)	(0.009)	(0.016)	(0.044)	(0.223)
High	-0.411	-0.008*	-0.017**	-0.021**	-0.031**	-0.074**	-0.559**
	(0.221)	(0.003)	(0.005)	(0.007)	(0.011)	(0.027)	(0.185)
Univ	-0.563*	-0.004	-0.006	-0.005	-0.005	-0.014	-0.412
	(0.244)	(0.004)	(0.007)	(0.010)	(0.015)	(0.038)	(0.253)
Marry	0.117	0.009***	0.019***	0.025***	0.036***	0.062**	0.478**
	(0.168)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.009)	(0.023)	(0.148)
Residence	-0.882***	-0.009***	-0.019***	-0.025***	-0.040***	-0.082***	-0.589***
	(0.179)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.008)	(0.020)	(0.135)
NHI	-0.514	-0.002	-0.010	-0.022	-0.056	-0.080	-0.442
	(0.424)	(0.015)	(0.014)	(0.024)	(0.052)	(0.117)	(0.932)
Econ. active	-0.202	0.000	0.000	0.000	-0.003	-0.011	-0.260
	(0.163)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.009)	(0.023)	(0.139)
ln(income)	-0.169	0.004	0.008*	0.010*	0.014	0.019	0.195
	(0.149)	(0.001)	(0.003)	(0.004)	(0.008)	(0.018)	(0.134)
Bad SRH	1.352***	0.022***	0.047***	0.062***	0.142***	0.863*	1.856***
	(0.211)	(0.003)	(0.007)	(0.010)	(0.033)	(0.337)	(0.388)
Disease count	0.053	0.002***	0.005***	0.006***	0.011***	0.026***	0.127***
	(0.038)	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.007)	(0.036)
CCI	0.329***	0.006***	0.015***	0.022***	0.049***	0.101***	0.354***
	(0.088)	(0.001)	(0.002)	(0.004)	(0.008)	(0.024)	(0.086)
N	10106						

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 10] 매칭 후 민간의료보험이 입원횟수 분포에 미치는 영향

Estimation results	ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	0.204**	0.289***	0.291***	0.293***	0.309***	0.343***	0.460***
	(0.077)	(0.066)	(0.064)	(0.065)	(0.071)	(0.084)	(0.123)
2016(ref)							
2017	-0.075	-0.069	-0.074	-0.068	-0.069	-0.093	-0.166
	(0.090)	(0.078)	(0.076)	(0.077)	(0.084)	(0.100)	(0.139)
2018	0.022	-0.138	-0.141	-0.133	-0.133	-0.154	-0.178
	(0.092)	(0.082)	(0.079)	(0.080)	(0.088)	(0.103)	(0.149)
Female	-0.051	0.017	0.027	0.025	0.031	0.051	0.115
	(0.084)	(0.077)	(0.075)	(0.076)	(0.083)	(0.098)	(0.146)
Age	0.016***	0.017***	0.016***	0.015***	0.015***	0.016***	0.031***
	(0.004)	(0.004)	(0.003)	(0.003)	(0.004)	(0.004)	(0.006)
Primary(ref)							
Middle	0.298*	0.127	0.125	0.126	0.105	0.028	-0.071
	(0.119)	(0.101)	(0.097)	(0.099)	(0.106)	(0.131)	(0.207)
High	-0.138	-0.287*	-0.287**	-0.288**	-0.292*	-0.387**	-0.773***
	(0.113)	(0.121)	(0.105)	(0.106)	(0.114)	(0.135)	(0.210)
Univ	-0.144	-0.135	-0.099	-0.081	-0.057	-0.067	-0.384
	(0.144)	(0.168)	(0.134)	(0.133)	(0.143)	(0.171)	(0.255)
Marry	0.297***	0.318***	0.315***	0.334***	0.355***	0.434***	0.666***
	(0.085)	(0.081)	(0.077)	(0.079)	(0.086)	(0.101)	(0.139)
Residence	-0.431***	-0.319***	-0.332***	-0.330***	-0.353***	-0.428***	-0.649***
	(0.086)	(0.080)	(0.076)	(0.077)	(0.082)	(0.095)	(0.135)
NHI	-0.008	-0.069	-0.138	-0.174	-0.228	-0.295	-0.179
	(0.236)	(0.461)	(0.193)	(0.201)	(0.221)	(0.307)	(0.470)
Econ. active	-0.095	-0.000	0.005	-0.000	-0.012	-0.065	-0.260
	(0.083)	(0.075)	(0.073)	(0.074)	(0.079)	(0.092)	(0.139)
ln(income)	-0.060	0.116	0.120*	0.129*	0.133*	0.125	0.218
	(0.077)	(0.061)	(0.060)	(0.061)	(0.066)	(0.077)	(0.112)
Bad SRH	1.012***	0.599***	0.613***	0.631***	0.731***	1.066***	1.061***
	(0.099)	(0.077)	(0.075)	(0.077)	(0.090)	(0.121)	(0.165)
Disease count	0.067***	0.072***	0.074***	0.078***	0.082***	0.085***	0.084**
	(0.020)	(0.017)	(0.017)	(0.017)	(0.019)	(0.023)	(0.032)
CCI	0.507***	0.210***	0.240***	0.264***	0.330***	0.466***	0.510***
	(0.049)	(0.039)	(0.042)	(0.044)	(0.055)	(0.063)	(0.076)
Constant	-2.338***	-5.705***	-4.937***	-4.777***	-4.647***	-4.451***	-5.156***
	(0.597)	(0.682)	(0.504)	(0.509)	(0.530)	(0.633)	(0.942)
N	10106	10106	10106	10106	10106	10106	10106

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

[부표 11] 매칭 후 민간의료보험이 입원횟수 분포에 미치는 영향

Marginal effects	ZINBR	Quantile count regression					
		0.25	0.50	0.60	0.70	0.80	0.90
PHI	0.129	0.009***	0.018***	0.022***	0.028***	0.040***	0.113***
	(1.037)	(0.002)	(0.003)	(0.004)	(0.006)	(0.009)	(0.031)
2016(ref)							
2017	-0.048	-0.002	-0.005	-0.005	-0.006	-0.010	-0.039
	(0.387)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.011)	(0.032)
2018	0.014	-0.004	-0.008	-0.010	-0.012	-0.017	-0.042
	(0.126)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.011)	(0.033)
Female	-0.033	0.001	0.002	0.002	0.003	0.006	0.028
	(0.266)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.011)	(0.035)
Age	0.010	0.001***	0.001***	0.001***	0.001***	0.002***	0.007***
	(0.080)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.001)
Primary(ref)							
Middle	0.217*	0.004	0.008	0.010	0.010	0.003	-0.017
	(0.094)	(0.003)	(0.006)	(0.008)	(0.010)	(0.015)	(0.048)
High	-0.081	-0.008*	-0.016**	-0.020**	-0.024**	-0.041**	-0.160***
	(0.066)	(0.003)	(0.005)	(0.006)	(0.008)	(0.013)	(0.038)
Univ	-0.084	-0.004	-0.006	-0.006	-0.005	-0.008	-0.087
	(0.081)	(0.004)	(0.007)	(0.009)	(0.012)	(0.019)	(0.054)
Marry	0.188	0.009***	0.019***	0.024***	0.030***	0.048***	0.153***
	(1.507)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.010)	(0.032)
Residence	-0.273	-0.009***	-0.019***	-0.023***	-0.030***	-0.046***	-0.144***
	(2.187)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.006)	(0.009)	(0.028)
NHI	-0.005	-0.002	-0.009	-0.014	-0.023	-0.039	-0.048
	(0.155)	(0.015)	(0.013)	(0.017)	(0.024)	(0.046)	(0.136)
Econ. active	-0.060	0.000	0.000	0.000	-0.001	-0.007	-0.064
	(0.484)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.007)	(0.010)	(0.035)
ln(income)	-0.038	0.004	0.007*	0.010*	0.012*	0.014	0.053
	(0.307)	(0.001)	(0.003)	(0.004)	(0.005)	(0.008)	(0.027)
Bad SRH	0.642	0.022***	0.046***	0.058***	0.084***	0.179***	0.379***
	(5.136)	(0.003)	(0.007)	(0.008)	(0.013)	(0.030)	(0.087)
Disease count	0.043	0.002***	0.005***	0.006***	0.007***	0.010***	0.021**
	(0.341)	(0.000)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.007)
CCI	0.321	0.006***	0.015***	0.020***	0.029***	0.054***	0.125***
	(2.573)	(0.001)	(0.002)	(0.003)	(0.004)	(0.007)	(0.020)
N	10106						

주 1) 괄호 안의 수치는 강건한 표준 오차(robust standard errors)를 나타냄.
주 2) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Abstract

The Effects of private health insurance on medical expenditure and healthcare utilization

Namhee Kwon

Department of Health Care Management and Policy

Graduate School of Public Health

Seoul National University

Over the last decade in South Korea, the dramatic development of modern medical technology, changes in health awareness, and rapid aging have been reported in various studies. Furthermore, private health insurance has gained continuous popularity despite mandatory public health insurance system. While the expansion of the private health insurance market has positive effects of guaranteeing the diversity of the patient choices and further dispersion of the risk of out-of-pocket medical expenses, it also incurs excessive medical use on both the patients and the suppliers which ultimately threaten the finance of the national health insurance. This study aims to investigate the effect of private health insurance on medical expenditure and healthcare utilization in South Korea.

The samples were 38,074 observations from nationally representative data of 2016-2018 Korea Health Panel Survey. Propensity score matching was applied for controlling endogeneity issue embedded in private health insurance enrollment. Then, quantile regression for medical expenditure and quantile count

regression for healthcare utilization was performed to analyze the effect of private health insurance enrollment.

The descriptive statistics showed that the enrollment rate of private health insurance steadily increased for 3 years with over 75% of the sampled population enrolled in 2018. The enrollees have socio-economic characteristics such as lower age, higher education level, and high-income status compared to non-enrollees. Moreover, the enrollees have better self-rated health status, fewer number of chronic diseases and lower CCI scores.

After matching, the private insurance has showed statistically significant effect on the lower quantiles of outpatient medical costs. The effects on the number of outpatient visits were statistically significant across all quantiles except 90^{th} quantile. Regarding inpatient case, the insurance did not have significant effect on the inpatient costs while significant effects across all quantiles were found in both the number of inpatient days and inpatient visits. The significance and marginal effect size were higher to the higher quantiles.

This study found an evidence of moral hazard effect on lower quantiles of outpatient medical expenditures and higher quantiles of inpatient days and inpatient visits. The appropriate policy measures are necessary to deal with excessive healthcare use.

Keywords : Private health insurance, medical expenditure, healthcare utilization, moral hazard, quantile regression.

Student Number : 2020-23937