

국민건강보험 빅데이터를 활용한 치아보험 요율 차등화에 관한 연구: 치아우식증, 치주질환을 중심으로*

A Study on Differentiation of Dental Insurance Rates Using National Health Insurance Service Big Data: Periodontal Caries and Disease

전 희 주**·최 경 진***

Heuiju Chun·Kyung-jin Choi

최근 보험회사는 국민건강보험 빅데이터를 활용하여 고위험 집단 대상 보험상품 개발 및 신규사업 확대를 모색하고 있다. 이에 본 연구는 치아우식증, 치주질환을 보장하는 치아보험에 대해 국민건강보험 코호트2.0 DB를 이용하여 치주질환 치료의 관찰 기간을 기준년도(2007년) 직전 5년에서 1년으로 완화할 경우 기존 가입대상 집단(무병자A)대비 완화된 기준을 적용한 가입대상 집단(무병자B)의 상대위험도를 산출하였다. 일반화선형모형(GLM)을 이용하여 상대위험도를 산정한 결과 기존집단인 무병자A 대비 고위험 집단인 무병자B의 상대위험도는 치아우식과 치주질환에 대한 충전치료에서는 각각 1.0026과 1.0049로 매우 낮은 반면, 치아우식과 치주질환에 대한 보철치료의 상대위험도는 각각 1.053과 1.103으로 충전치료에 비해 높았다. 결국 치주질환 치료 관찰 기간을 5년에서 1년으로 줄여 치아보험의 가입대상을 확대할 경우 충전치료 보다는 보철치료의 보험료 할증이 높다는 점을 보여준다.

국문 색인어: 국민건강보험, 빅데이터, 상대위험도, 일반화선형모형, 치아보험

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B051603, B051608

* 본 연구는 한국보험계리사회 2021 계리연구지원사업의 지원을 받아 연구되었음

** 동덕여자대학교 정보통계학과 부교수(hjchun@dongduk.ac.kr), 제1저자

*** 성균관대학교 수학과(보험계리전공) 강사/주택금융연구원 연구위원(choikj23@naver.com), 교신저자

논문 투고일: 2022. 2. 24, 논문 최종 수정일: 2022. 7. 22, 논문 게재 확정일: 2022. 8. 18

I. 서론

치아는 인간생존에 필수인 음식 섭취에 직접적으로 관여한다. 치아의 저작기능은 소화 과정의 첫 단계일 뿐만 아니라 위장 건강, 기억력, 면역력 등에도 관여하는 것으로 알려져 있다. 만약, 치아가 부실해 제대로 씹지 못한다면 우리 신체 여러 기능에 문제가 발생할 수 있다.

구강건강을 위협하는 대표적인 질환은 치아우식증¹⁾과 치주질환²⁾으로 생애 전반에 걸쳐 발생하는 다빈도 질병이다. 2020년 치과 외래 다빈도 질병결과를 살펴보면 ‘치은염 및 치주질환’(잇몸질환)이 1,627만 명(31.4%)으로 가장 많으며, ‘치아우식’(충치) 613만 명(11.8%), ‘치수 및 근단주위조직의 질환’(치수염) 389만 명(7.5%)의 순이었다. 또한, 연령대별 다빈도 질병을 살펴보면, 19세 이하에서는 ‘치아우식’(26.3%), ‘치아의 발육 및 맹출장애’(20.0%), 20~50대는 ‘치은염 및 치주질환’(35.0%), ‘치아우식’(9.1%), 60대 이상은 ‘치은염 및 치주질환’(36.1%), ‘치수 및 근단주위조직의 질환’(10.1%)이었다.³⁾

구강질환은 치아 관리에 익숙하지 않은 어린이뿐만 아니라 스트레스로 인한 치주질환을 호소하는 청년 및 중·장년층, 당뇨, 고혈압, 골다공증과 같은 만성질환에 의해 치아상실 위험에 노출되어 있는 고령층에 이르기까지 전 세대에 걸쳐 발생하는 질환임을 알 수 있다. 또한, 구강질환은 만성적이고 누적되는 특성으로 인해 치과진료비는 총 진료비에서 차지하는 비중이 크고 매년 꾸준히 증가하는 추세에 있다. 실제, 2017년 기준 1인당 평균 총 진료비(치과포함)는 69만 원, 치과 총 진료비는 52만 원이며 치과진료비는 2011년부터 2016년까지 약 49%가 증가하였다(치과의료정책연구원 2020).

최근, 건강보험 보장성 확대로 치과진료비에 대한 본인부담금은 낮아지고 있으나 2019년 기준 건강보험 보장률 살펴보면, 전체 보장률은 64.2%인데 비해 치과의원은 36.9%,

-
- 1) 치아우식증은 구강 내 *Streptococcus mutans*, *Streptococcus sobrinus*와 같은 세균에 의해 발생되며(Loesche 1986), 치면세균막 내 세균의 대사산물인 젖산 등의 유기산 생성에 의해 치아의 법랑질과 상아질이 탈회되는 과정으로 치아를 파괴시키며, 구강건강에 대한 인식 부족, 구강관리 습관 등으로 인해 빈번하게 발생한다.
 - 2) 치주질환은 치아표면에 형성되는 치면세균막과 이에 대한 숙주의 반응에 의해 치은 출혈과 치은퇴축, 치주낭 형성 및 치아를 지지하는 결합 조직과 지지골의 치주조직을 파괴하여 치아 상실을 유발하는 만성 염증성 질환으로 성인에서 치아를 상실하는 주된 원인이다(Schatzle et al. 2004).
 - 3) 건강보험심사평가원 보도자료(2021), “건강보험치과 다빈도질병 및 진료행위 분석결과”.

치과병원은 27.4%에 불과하여 치과진료에 대한 의료비 부담은 여전하다.⁴⁾ 따라서 치과진료비에 대한 경제적 부담 완화를 위해 치아보험에 대한 소비자의 관심과 수요는 높은 상황이다. 그러나 최근 실손의료보험의 손해율 및 적자규모 증가로 인해 지난 10년간 12곳의 중소형 보험회사가 실손의료보험 판매를 중단하였다. 가장 최근에 출시된 4세대 실손의료보험⁵⁾을 판매하고 있는 보험회사도 2022년 1월 현재 생보사 5곳, 손보사 15곳에 불과한 상황으로 소비자의 선택권 위축이 우려되고 있다.⁶⁾ 보장성 보험에 해당하는 실손의료보험의 급격한 손해율 상승에도 불구하고 보험회사들은 새로운 국제회계기준(IFRS 17) 도입을 앞두고 있어 금리에 민감하지 않은 보장성 보험 판매 확대의 필요성은 여전히 높은 상황이다. 기존 실손의료보험 상품의 판매를 확대하기는 어렵지만 최근 충치 및 치주환자 증가로 인해 수요가 높고 소액보험 형태로 판매가 가능한 치아보험이 보험사의 새로운 틈새시장으로 부상하고 있다. 수익성 측면에서 치아보험은 언더라이팅 강화, 보험금 감액설계, 보험금 지급에 대한 면책기간 설정 등을 통해 손해율 관리가 가능한 장점이 있다. 실제로 출시 초기시점인 2008년 치아보험의 손해율은 180% 수준이었으나 점차 낮아져 한 때 50~60% 수준까지 하락하기도 하였다.⁷⁾

또한, 장기적으로 보험회사는 저출산 고령화로 인한 보험수요 변화에 대응하기 위해 빅데이터 활용방안을 모색하고 있다. 실제로 국민건강보험 빅데이터와 같은 공공의료 데이터를 이용한 정교한 위험분석을 통해 기존에 보장하지 않았던 질환을 보장하는 신규상품 개발 또는 기존상품의 가입대상 확대를 추진하고 있다. 그러나 공공의료 데이터 제공 시 개인정보 유출 우려 등으로 보험회사들은 신규상품 개발을 위한 데이터 확보에 난항을 겪고 있는 상황이다.

4) 국민건강보험 보도자료(2020), “2019년도 건강보험환자 진료비 실태조사”.

5) 실손의료보험은 판매 시기 및 보장한도 등에 따라 1세대(2009년 10월 이전), 2세대(2009년 10월~2017년 3월), 3세대(2017년 4월~2021년 6월), 4세대(2021년 7월 이후)로 구분하고 있다. 4세대 실손의료보험은 필수치료인 급여(주계약)에 대해서는 보장을 확대하되 환자의 선택사항인비급여(특약)에 대해서는 의료이용에 따라 보험료가 할인·할증 비급여 이용량에 따라 보험료가 상승하는 차등제를 도입한 실손보험을 말한다.

6) 이코노미스트(2021. 12. 18), “10년간 생보사 12곳 실손 판매중단 남은 5곳 “포기못한다””, 기사 참고.

7) 서울경제(2018. 3. 5), “치아보험 경쟁 불붙은 이유는”, 기사 참고.

조선일보(2022. 4. 5), “충치·치주 환자 늘었다....치열해지는 치아보험 시장”, 기사 참고.

이러한 관점에서 본 연구는 국민건강보험공단에서 제공하는 국민건강 코호트2.0 DB 빅데이터를 이용하여 현재 판매되고 있는 치아우식증과 치주질환 관련 보험상품의 기대위험률을 일반화선형모형을 통해 산출하고, 새로운 가입조건을 허용할 경우 기존 가입집단 대비 신규 가입이 가능한 집단의 상대위험도와 보험료 할증 유무를 제안하고자 한다.

II. 이론적 배경 및 선행연구

일반적으로 보험회사는 장래 담보위험의 손실액(보험금)을 예측한 결과를 바탕으로 보험상품의 위험보험료를 산정한다. 만약, 담보위험에 대한 손실 분포를 정확히 알고 있다면 개인별 위험을 반영한 보험료 부과가 가능하지만, 이를 적용하기에는 보험회사가 보유하고 있는 데이터의 제약이 존재할 뿐만 아니라 가입자의 개별위험을 반영한 보험료를 부과하더라도 보험회사 관리측면의 어려움이 존재할 수 있다. 따라서 연령 및 성별 집단으로 구분하여 대수의 법칙에 의한 기대 손실액을 추정하여 표준화된 위험보험료를 적용하는 것이 일반적이다.

그러나 현실적으로 기대손실액은 실제로 발생한 손실액과 다르게 나타난다. 만약, 기대손실액 보다 실제발생 손실액이 커질 경우 보험회사의 손해액(울)이 증가하는 보험리스크가 발생한다. 실제와 기대 손실액의 차이에 대한 공통적 원인은 가입자와 보험회사 간 정보 비대칭에 의한 역선택과 도덕적 해이를 들 수 있다.

먼저, 역선택은 가입자의 개별 위험을 반영한 보험료를 적용하지 않으므로 예상과 달리 고위험군에 속하는 소비자가 보험에 가입하는 현상이다. 반면, 저위험군에 해당하는 소비자는 자신의 담보위험 수준에 비해 부과되는 보험료가 비싸다고 생각하여 가입하지 않게 되는 것이다. 역선택은 단순한 이론에 그치지 않고 국내외 다수 문헌에서도 실증된 바 있다(김대환·이봉주 2013; Akerlof 1970; Rothschild and Stiglitz 1976; Einav and Finkelstein 2011).

다음으로 도덕적 해이는 정보 비대칭으로 인해 보험 가입자 또는 이해관계자가 법적 또는 윤리적으로 최선의 의무를 다하지 않는 행위를 말한다. 실손의료보험에서는 도덕적 해

이를 사전과 사후적 측면에서 구분하고 있다.

사전적 도덕적 해이는 의료보험 가입자가 의료보험을 통한 의료비 보장으로 인해 의료 보험 비가입자에 비해 건강유지 노력을 게을리 하는 행위를 의미한다(Arrow 1963). 반면, 사후적 도덕적 해이는 보험가입자가 보험가입을 통해 부담하는 실질 의료서비스 가격이 하락함으로 인해 의료서비스 이용을 늘리는 행위를 말한다. 즉, 주어진 건강상태에서 의료 서비스 가격 변화에 따른 소비자 수요의 반응이다(Pauly 1968; Cutler and Zeckhauser 2000). 이러한 의미에서 사후적 도덕적 해이는 숨겨진 행동에 대한 일종의 남용이라고 볼 수 있다(Einav and Finkelstein 2018). 실손의료보험의 사후적 도덕적 해이는 가입자의 직접 행위뿐만 아니라 의료기관의 비급여 항목에 대한 과잉진료에도 원인이 있다. 실손의료보험의 사후적 도덕적 해이의 결과는 보험회사의 손해액 상승에 의한 보험료 인상으로 이어졌다. 실제로 지난 4년간(2017~2020년) 실손의료보험의 보험료는 연 평균 13.4% 증가하였으며 보험회사가 적자를 해소하기 위해서는 10년간 연 평균 19.3%의 보험료 인상이 필요한 것으로 나타났다.⁸⁾ 결국, 사후적 도덕적 해이로 인한 보험료 인상은 기존 선풍한 가입자의 이탈과 함께 장기적으로 잠재 수요자의 보험가입 유인을 저하시켜 역선택을 더욱 심화시킬 수 있다. 이처럼 도덕적 해이와 역선택은 정보 비대칭에 의한 현상이라는 공통점뿐만 아니라 상호 연관성도 존재한다.

그 밖에 실손의료보험은 의료제도 변화 및 의료기술 발달에 따른 치료비 증가로 인한 손해를 증가 가능성도 존재하지만(조재린·정성희 2018) 실손의료보험의 지속가능성 확보를 위해서는 근본적으로 역선택 해소가 필요하다.

실손의료보험의 역선택 해소를 위한 방안으로 보험료의 차등화 또는 세분화 적용이 필요하다는 주장이 꾸준히 제기되어왔다(이경아·이항석 2016; 이항석 외 2017; 조재린·정성희 2018). 실손의료보험의 보험료 차등화 또는 세분화를 위한 통계적 모형은 다양하나 대부분의 실손의료보험 상품이 단기 갱신형 위주의 손해보험 상품임을 감안하면, 가장 널리 활용될 수 있는 모형은 일반화선형모형(Generalized Linear Model; GLM)이다.

일반적으로 GLM을 이용한 보험료 산정에는 계약자별 인적 및 계약관련 요인(Factors)

8) 조선일보(2021. 12. 15), “실손보험료, 매년 19.3%씩 올리지 않으면 적자...현 추세면 2031년 누적적자 122조 원”, 기사 참고.

의 선형결합이 체계적 성분에 해당하며 반응변수인 랜덤성분은 사고빈도(Claim Frequency) 또는 사고심도(Claim Severity)이다. 또한, 체계적 성분과 랜덤성분의 연결 함수는 로그함수 또는 지수족 분포가 주로 사용된다. 실무적으로 심도와 빈도는 독립으로 가정할 때, GLM 방식에 의해 추정된 계약자별 빈도와 심도의 곱을 통해 계약자의 특성을 반영한 최종 순 보험료가 도출된다.

해외에서는 이미 GLM을 이용한 보험료 산정방법이 여러 차례 소개되었다(Kaas et al. 2008; De Jong and Heller 2008; Ohlsson and Johansson 2010; Goldburd et al. 2019; Denuit et al. 2019). 우리나라도 이항석 외(2017)와 이항석·백혜연(2018)에 의해 GLM과 Generalized Linear Mixed Model(GLMM)⁹⁾을 이용하여 실손의료보험의 요율 차등화를 위한 실증분석이 이루어져 왔다.

그러나 기존 선행연구는 특정 보험회사의 실적자료에 근거하여 추정하였다는 한계가 존재한다. 또한, 실손의료보험에서 담보하는 질병종류별 발생 및 심도가 다름에도 이를 구분하지 못한 한계도 존재한다. 이에 본 연구는 건강보험 코호트 DB를 이용하여 치아우식에 대한 충전치료, 치주질환에 대한 충전치료, 치아우식에 대한 보철치료, 치주질환에 대한 보철치료 4개의 기존 치아보험 상품군인 표준집단 대비 가입기준 완화 시 가입이 가능한 집단의 상대위험도를 GLM모형을 적용하여 최초로 산정할 수 있음을 보이고자 한다.

III. 연구 방법

1. 연구 데이터

본 연구는 국민건강보험공단에서 제공하는 표본코호트 2.0DB를 사용하였다. 표본코호트 DB는 2006년 기준 1년간 건강보험 가입자 및 의료급여 수급권자 자격을 유지한 전 국민을 대상으로 무작위 추출된 100만 명(모집단의 2%)의 2002년부터 2015년까지의 출생 및 사망, 건강보험 자격유지 및 보험료 납부, 의료이용 현황 정보를 포함하고 있다. 본 연

9) GLMM은 GLM의 확장모형으로 고정효과에 해당하는 GLM 설명변수에 임의효과를 추가한 모형이다.

구는 표본코호트 2.0DB의 정보 중 출생 및 사망, 건강보험 자격유지 및 진료명세서, 치아우식증 또는 치주질환과 같은 구강진료내역 정보를 활용하였다.

분석대상자는 무작위로 추출된 표본 데이터 중 만 30세~79세(2007년 기준)인 자이다. 다만, 추적 관찰의 정확도를 위해 관찰기간(2002년~2005년)동안 사망 등으로 인한 중도탈퇴자와 2002~2005년 진료내역 정보가 존재하지 않는 의료급여 수급권자의 표본은 분석대상에서 제외하였다.

2. 연구설계 및 모형

가. 연구설계

먼저, 치아우식증 또는 치주질환의 치료 이력 확인을 위해 관찰기간(2002년~2015년)은 2007년을 기준으로 사전 관찰기간(2002년~2006년)과 사후 관찰기간(2007년~2015년)으로 구분하였다.

다음으로 분석대상자를 사전 관찰기간 동안 치아우식증 및 치주질환 치료 여부에 따라 유병자와 무병자 집단으로 분류하였다. 세부적으로 유병자와 무병자 집단은 치주질환 치료의 사전 관찰기간에 따라 유병자A와 무병자A, 유병자B와 무병자B로 구분된다. 유병자A와 무병자A는 기존 상품에서 적용되는 분류기준으로서 기준년도(2007년) 직전 1년간 치아우식증 또는 직전 5년간 치주질환 치료가 존재할 경우 유병자A로 분류된다. 반면, 유병자B는 유병자A 분류기준 중 치주질환 치료여부에 대한 사전 관찰기간을 기준연도 직전 5년에서 1년으로 단축한 경우이다. 결국, 무병자B 분류기준은 현재 치아보험 가입대상인 무병자A에 비해 완화된 기준으로 볼 수 있다. 또한, 유병자A 집단과 무병자A 집단의 중복성은 존재하지 않으며 마찬가지로 유병자B 집단과 무병자B 집단 역시 집단 간 중복성은 존재하지 않는다.

- 유병자A: 기준년도(2007년) 직전 1년(2006년)간 치아우식증 치료 또는 기준년도 직전 5년간(2002~2006년) 치주질환 치료가 있는 경우
- 무병자A: 기준년도(2007년) 직전 1년(2006년)간 치아우식증 치료 및 기준년도 직전

5년간(2002~2006년) 치주질환 치료가 없는 경우

- 유병자B: 기준년도(2007년) 직전 1년(2006년)간 치아우식증 또는 치주질환 치료가 있는 경우
- 무병자B: 기준년도(2007년) 직전 1년(2006년)간 치아우식증 및 치주질환 치료가 없는 경우

본 연구는 상기와 같이 설정된 4개 집단에 대해 각각 성별, 5세 연령대별로 구분하고 사후 관찰기간 치아우식증과 치주질환 원인별 충전 및 보철치료(발치술 포함)에 대한 평균 발생빈도 차이를 살펴보기 위한 코호트 분석을 수행하였다.

여기서 발생빈도 산정과 관련하여 보철치료의 경우 보철치료에 해당하는 수가코드 이외에 임플란트, 브릿지, 틀니 치료와 기본적으로 동반되는 발치술(자연치 발치)에 해당하는 수가코드를 포함하였다. 또한, 연 단위 기준질병 또는 행위 종류별 동일 인원이 여러 번 치료받은 경우에는 치료 횟수를 모두 빈도수에 반영하였다. 마지막으로 충전 및 보철치료는 치료 목적을 명확히 구분하기 위해 건강보험 급여 치료에 한정하였다.

나. 통계적 모형

본 연구의 관심대상인 반응변수는 사후 관찰기간(2007년~2015년도) 동안 발생한 치아우식과 치주질환에 대한 충전치료 건수와 치아우식과 치주질환에 대한 보철치료 건수의 총 4가지로 구성된다. 도수자료(count data)인 이들 반응변수를 예측하기 위한 통계적 모형은 GLM의 포아송회귀모형 또는 음이항회귀모형을 이용할 수 있다. 일반적으로 포아송회귀모형은 반응변수가 양(+)의 정수 값을 갖고 평균과 분산이 비슷할 때 적용할 수 있는 모형이다. 포아송회귀모형은 설명변수 벡터 $\mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_k)$ 가 주어질 때, 랜덤성분에 해당하는 발생건수 y_i 의 확률은 식 (2.1)과 같은 포아송분포로부터 구해진다.

$$P(Y_i = y_i | \mathbf{x}_i) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!}, \quad y_i = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

선형예측식 $\mathbf{x}_i'\boldsymbol{\beta}$ 은 식 (2.2)와 같이 평균 모수 $\mu_i = E(y_i|\mathbf{x}_i)$ (i 번째 개체의 조건부 평균)의 로그함수로 표현된다.

$$\log(\mu_i) = \mathbf{x}_i'\boldsymbol{\beta}, \quad (2.2)$$

여기서 $\boldsymbol{\beta}$ 는 $(k+1) \times 1$ 모수 벡터를 나타내고, k 는 설명변수의 수이다.

반응변수에 포아송분포를 적용하기 위해서는 조건부 평균과 조건부 분산이 동일하다는 제약이 존재한다. 그러나 일반적으로 사용되는 도수 데이터는 평균이 증가할 때 분산 또한 증가하는 과대산포(over-dispersion)현상이 존재한다. 이러한 과대산포를 갖는 데이터에 포아송 분포를 적용하면, 포아송회귀모형은 모형 적합의 효율성이 떨어지게 된다(Gumu 1991; 전희주·안철경 2012). 따라서 이러한 포아송분포의 과대산포현상을 해소하기 위한 모형으로 음이항분포(negative binomial distribution)를 사용하게 된다.

음이항분포는 포아송분포와 같이 양(+)의 정수값을 갖는 확률변수의 분포로 이분산성(hetero-skedasticity)을 허용하는 분산함수로 정의되므로 과대산포가 발생하는 경우 사용할 수 있는 대체 수단이 된다. 음이항분포는 임의의 i 번째 개체의 발생 건수에 대한 평균과 분산은 식 (2.3)과 같이 표현될 수 있다.

$$E(y_i | \mathbf{x}_i) = \mu_i, \quad \text{Var}(y_i) = \mu_i + D\mu_i^2, \quad (2.3)$$

상기 식 (2.3)의 i 번째 개체의 발생 건수에 대한 음이항분포의 분산을 살펴보면, 관측되지 않은 비동질(heterogeneity)요소인 산포모수 $D(= \frac{1}{\tau})^{10)}$ 값에 의해 포아송분포의 확장이 되며 과대산포 문제를 해결하게 된다. 만약, 산포모수 D 값이 0보다 커질수록 포아송 분포보다 분산이 더 커지고, D 값이 0에 가까울수록 $\text{Var}(y_i)$ 는 $E(y_i|\mathbf{x}_i)$ 에 가까워지므로 음이항분포는 포아송분포로 수렴하게 된다.

음이항회귀모형 역시 반응변수가 양의 정수를 갖는 음이항분포를 갖고, 선형예측식

10) 여기서 τ 는 GLM모형에서 추정된 산포모수값으로 <Table 4>, <Table 6>, <Table 8>, <Table 10>에서 나타난다.

$x_i'\beta$ 은 식 (2.4)와 같이 로그함수를 통해 연결이 된다.

$$\log(\mu_i) = x_i'\beta \quad (2.4)$$

여기서 β 는 $(k+1) \times 1$ 모수 벡터를 나타내고, k 는 설명변수의 수이다.

따라서 본 연구는 사후 관찰기간에 발생하는 치아우식 및 치주질환별 충전 및 보철치료 건수의 조합인 4개의 반응변수에 대해 현재 보험상품에 적용하고 있는 성별, 연령, 사전 관찰집단의 3가지 설명변수와 오프셋(offset)을 포함한 음이형회귀모형을 이용하여 분석하고자 한다.

IV. 실증분석

1. 관찰대상 집단의 일반적인 특성

〈Table 1〉은 기존 분류기준을 적용한 유병자A와 무병자A 집단의 성별, 연령별 분포를 나타낸 표이다. 유병자A의 비율은 전체 분석대상 인원의 약 27.4%를 차지하고 있다. 남성의 유병자A 비율은 전체남성의 약 30%, 여성의 유병자A 비율은 전체여성의 약 26% 수준이다. 또한, 유병자A 집단 내 성별 비율은 남성 52%, 여성 48%인 반면, 무병자A 집단 내 성별 비중은 남성 48%, 여성 52%이다.

〈Table 1〉 Distribution by gender and age of diseased A and disease-free A in basis year 2007(unit: person, %)

variable		diseased A		disease-free A	
		number	ratio	number	ratio
gender	male	81,077	51.8	198,536	48.0
	female	75,465	48.2	215,296	52.0
age	30~34	16,362	10.5	63,715	15.4
	35~39	18,472	11.8	74,182	17.9
	40~44	19,146	12.2	66,435	16.1
	45~49	22,866	14.6	63,637	15.4
	50~54	22,165	14.2	48,799	11.8
	55~59	17,265	11.0	31,239	7.5
	60~64	14,691	9.4	23,907	5.8
	65~69	13,041	8.3	20,493	5.0
	70~74	8,529	5.4	14,001	3.4
	75~79	4,005	2.6	7,424	1.8
total		156,542	27.4	413,832	72.6

연령대별 인원 수 대비 유병자A의 비율이 가장 높은 연령대는 65~69세(38.9%), 60~64세(38.1%), 70~74세(37.9%), 55~59세(35.6%)의 순으로 나타났다. 반면, 유병자 A 집단 내 비중을 살펴보면, 45~49세(14.6%), 50~54세(14.2%), 40~44세(12.2%), 35~39세(11.8%), 30~34세(10.5%)의 순으로 나타나 60세 미만의 연령대가 전체 유병자 A 집단의 74.3%를 차지하고 있다.

〈Table 2〉는 완화된 분류기준을 적용한 유병자B와 무병자B의 성별, 연령별 분포이다. 전체적으로 유병자B의 비율은 13.5%로 유병자A 대비 약 2배 정도 낮은 비율임을 알 수 있다. 유병자B를 성별 기준으로 살펴보면 남성의 경우 유병자A 남성의 약 47.5%, 여성은 유병자A 여성 대비 50.8% 수준이다.

연령대별로 살펴보면 유병자B는 유병자A 대비 43~51% 수준으로 나타났다. 특히, 40~44세, 45~49세, 50~54세 연령집단은 유병자B 분류기준을 적용할 경우 감소폭이 51%로 다른 연령대에 비해 높게 나타났다.

〈Table 2〉 Distribution by gender and age of diseased B and disease-free B in basis year 2007(unit: person, %)

variable		diseased B		disease-free B	
		number	ratio	number	ratio
gender	male	38,559	50.1	241,054	48.0
	female	38,333	49.9	252,428	52.0
age	30~34	7,682	10.0	72,395	14.7
	35~39	8,976	11.7	83,678	17.0
	40~44	9,695	12.6	75,886	15.4
	45~49	11,738	15.3	74,765	15.2
	50~54	11,206	14.6	59,758	12.1
	55~59	8,513	11.1	39,991	8.1
	60~64	7,150	9.3	31,448	6.4
	65~69	6,179	8.0	27,355	5.5
	70~74	4,021	5.2	18,509	3.8
	75~79	1,732	2.3	9,697	2.0
total		76,892	13.5	493,482	86.5

본 연구의 코호트 분석 대상자는 2007년 기준 570,374명이 2015년까지 경과기간에 따라 매년 위험에 노출된 총 5,133,366명으로 남성 2,516,517명(49.0%), 여성 2,616,849명(51.0%)이고, 성별/연령대별/관찰기간에 따른 병력에 대한 분포는 〈Table 3〉과 같다.

〈Table 3〉 Sample characteristics of subjects exposed to risk each year from 2007 to 2015(unit: person, %)

	age	number	ratio	disease-free A	diseased A	disease-free B	diseased B
male	30~34	119,338	4.7	96,337	23,001	107,948	11,390
	35~39	337,288	13.4	272,372	64,916	305,854	31,434
	40~44	410,821	16.3	326,942	83,879	370,359	40,462
	45~49	394,865	15.7	298,554	96,311	348,368	46,497
	50~54	370,620	14.7	260,011	110,609	318,020	52,600
	55~59	294,339	11.7	190,399	103,940	245,447	48,892
	60~64	210,797	8.4	126,445	84,352	171,400	39,397
	65~69	159,752	6.3	91,261	68,491	127,824	31,928
	70~74	118,646	4.7	67,035	51,611	94,337	24,309
	75~79	100,051	4.0	57,468	42,583	79,929	20,122
	sum	2,516,517	49.0	1,786,824	729,693	2,169,486	347,031

female	30~34	115,299	4.4	89,740	25,559	103,766	11,533
	35~39	324,902	12.4	256,256	68,646	292,854	32,048
	40~44	395,712	15.1	313,530	82,182	354,600	41,112
	45~49	382,489	14.6	298,064	84,425	337,492	44,997
	50~54	366,650	14.0	276,158	90,492	316,765	49,885
	55~59	302,145	11.5	217,508	84,637	255,997	46,148
	60~64	223,028	8.5	152,507	70,521	185,961	37,067
	65~69	182,097	7.0	120,168	61,929	150,938	31,159
	70~74	154,814	5.9	100,632	54,182	128,973	25,841
	75~79	169,713	6.5	113,101	56,612	144,506	25,207
	sum	2,616,849	51.0	1,937,664	679,185	2,271,852	344,997
total		5,133,366	100.0	3,724,488	1,408,878	4,441,338	692,028

2. 분석 결과

앞에서 언급한 데이터 및 분석모형을 바탕으로 2007년~2015년도 사후기간에 발생하는 4개의 반응변수(치아우식에 대한 충전치료 건수, 치주질환에 대한 충전치료 건수, 치아우식에 대한 보철치료 건수, 치주질환에 대한 보철치료 건수)에 대한 분석결과를 제시하고자 한다.

가. 치아우식에 대한 충전치료

성별, 연령, 사전관찰집단을 설명변수로 하여 오프셋을 포함한 음이항회귀모형을 이용한 치아우식에 대한 충전치료 발생 건수를 적합한 결과, 사전관찰집단과 연령변수는 유의한 변수인 반면, 성별은 유의수준 0.05하에서 유의하지 않은 변수임을 알 수 있다(〈Table 4〉 참조).

〈Table 4〉의 결과에서 사전관찰집단 변수를 살펴보면, 유병자B 집단이 평균적으로 치아우식에 대한 충전치료 건수가 가장 많으며 다음으로 유병자A, 무병자B, 무병자A의 순서를 보였다. 유병자B의 치아우식에 대한 충전치료 건수는 유병자A 대비 $\exp(0.2547)=1.2900$ 배 높게 나타나 유병자A 대비 유병자B의 예측 상대위험도는 1.290임을 알 수 있다. 한편, 무병자B의 경우는 무병자A 대비 $\exp(0.0026)=1.0026$ 배 높게 나타났다.

〈Table 4〉 The result of model fitted the number of filling treatments for dental caries

variable		df	estimate	s.e.	P-value	LR χ^2	P-value
intercept		1	-1.1908	0.0336	<.0001	1254.75	<0.0001
gender	female	1	-0.0024	0.0183	0.8973	0.02	0.8971
	male	0	0.0000	0.0000	0.0000		
age	30~34	1	-0.2869	0.0410	<.0001	154.88	<0.0001
	35~39	1	-0.3500	0.0408	<.0001		
	40~44	1	-0.2917	0.0408	<.0001		
	45~49	1	-0.1730	0.0408	<.0001		
	50~54	1	-0.0395	0.0408	0.3284		
	55~59	1	0.0496	0.0408	0.2257		
	60~64	1	0.1438	0.0408	0.0004		
	65~69	1	0.2106	0.0408	<.0001		
	70~74	1	0.1945	0.0408	<.0001		
	75~79	0	0.0000	0.0000	.		
pre-observ ed group	disease-free A	1	-0.6056	0.0258	<.0001	192.51	<0.0001
	diseased A	1	-0.2547	0.0258	<.0001		
	disease-free B	1	-0.6030	0.0258	<.0001		
	diseased B	0	0.0000	0.0000	.		
dispersion(τ)		1	0.0066	0.0010	.		
Deviance			80.01 (df=66)				
Deviance/df			1.2123				
Pearson χ^2			79.35				
Full Log Likelihood			-696.88				
AIC			1423.76				

연령대별 치아우식에 대한 충전치료 건수를 보면, 연령이 높을수록 치아우식에 대한 충전치료 건수가 증가하는 경향을 보이나, 75세 이상 연령대에서는 감소하는 것으로 나타났다. 치아우식에 대한 충전치료 건수가 가장 높은 연령대인 65~69세는 가장 낮은 연령대인 35~39세 대비 $\exp(0.5606)=1.7517$ 배 높았다.

〈Table 5〉 Predicted value and relative risk of the number of filling treatments for dental caries

gender	age	incidence rate of diseased A	incidence rate of diseased B	diseased relative risk (B/A)	incidence rate of disease-free A	incidence rate of disease-free B	disease-free relative risk (B/A)
male	30~34	0.177	0.228	1.2900	0.1244	0.1247	1.0026
	35~39	0.166	0.214		0.1168	0.1171	
	40~44	0.176	0.227		0.1238	0.1241	
	45~49	0.198	0.255		0.1394	0.1397	
	50~54	0.226	0.292		0.1593	0.1597	
	55~59	0.247	0.319		0.1741	0.1746	
	60~64	0.272	0.351		0.1913	0.1918	
	65~69	0.291	0.375		0.2045	0.2051	
	70~74	0.286	0.369		0.2013	0.2018	
	75~79	0.235	0.304		0.1657	0.1662	
female	30~34	0.177	0.228		0.1244	0.1247	
	35~39	0.166	0.214		0.1168	0.1171	
	40~44	0.176	0.227		0.1238	0.1241	
	45~49	0.198	0.255		0.1394	0.1397	
	50~54	0.226	0.292		0.1593	0.1597	
	55~59	0.247	0.319		0.1741	0.1746	
	60~64	0.272	0.351		0.1913	0.1918	
	65~69	0.291	0.375		0.2045	0.2051	
	70~74	0.286	0.369		0.2013	0.2018	
	75~79	0.235	0.304		0.1657	0.1662	

〈Table 5〉는 음이항회귀모형을 이용한 유병자A와 유병자B의 예측된 치아우식에 대한 충전치료 건수를 발생비율로 나타낸 표이며, 유병자A 대비 유병자B의 치아우식 충전치료 건수의 상대위험도는 모두 동일하게 1.2900이며, 무병자A 대비 무병자B의 치아우식 충전치료 건수의 상대위험도는 모두 동일하게 1.0026으로 음이항회귀모형의 회귀계수에서 얻은 사전관찰집단의 상대위험도와 일치한다.

나. 치주질환에 대한 충전치료

〈Table 6〉은 치주질환에 대한 충전치료 건수에 대한 음이항회귀모형 적합 결과 성별, 연령, 사전관찰집단 모두 치주질환에 대한 충전치료건수에 매우 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이들 변수 중 사전관찰집단이 가장 유의한 영향 변수이며, 다음으로 연령 대, 성별 순으로 나타났다.

〈Table 6〉 The result of model fitted the number of filling treatments for periodontal disease

variable		df	estimate	s.e.	P-value	LR χ^2	P-value
intercept		1	-3.5560	0.0353	<.0001		
gender	female	1	-0.0932	0.0187	<.0001	20.84	<0.0001
	male	0	0.0000	0.0000	.		
age	30~34	1	-1.1078	0.0465	<.0001	259.20	<0.0001
	35~39	1	-0.4866	0.0424	<.0001		
	40~44	1	-0.1598	0.0418	<.0001		
	45~49	1	0.1086	0.0416	0.0091		
	50~54	1	0.3143	0.0415	<.0001		
	55~59	1	0.4619	0.0415	<.0001		
	60~64	1	0.4726	0.0416	<.0001		
	65~69	1	0.3768	0.0418	<.0001		
	70~74	1	0.1830	0.0422	<.0001		
	75~79	0	0.0000	0.0000	.		
pre-observ ed group	disease-free A	1	-0.3789	0.0268	0.0001	115.04	<0.0001
	diseased A	1	-0.1616	0.0272	<.0001		
	disease-free B	1	-0.3740	0.0268	<.0001		
	diseased B	0	0.0000	0.0000	.		
dispersion(τ)		1	0.0063	0.0012			.
Deviance			87.67 (df=66)				
Deviance/df			1.3284				
Pearson χ^2			87.97				
Full Log Likelihood			-526.91				
AIC			1083.82				

〈Table 6〉의 사전관찰집단에 대한 적합결과를 살펴보면, 유병자B가 평균적으로 치주질환에 대한 충전치료 건수가 가장 많으며 다음으로 유병자A, 무병자B, 무병자A의 순서로 나

타났다. 유병자B의 치주질환에 대한 충전치료 건수는 유병자A 대비 $\exp(0.1616)=1.1753$ 배 높아 유병자A 대비 유병자B의 예측 상대위험도는 1.1753임을 알 수 있다. 또한, 무병자 B는 무병자A 대비 $\exp(0.0049)=1.0049$ 배 높았다.

연령대별 적합결과를 보면, 연령이 높을수록 치료 건수가 증가하는 현상을 보이며, 50~70세의 치료 건수가 타 연령대에 비해 매우 많으며, 70세 이상에서는 급격히 감소하는 경향을 보인다. 치주질환에 대한 충전치료 건수가 가장 높은 60~64세는 가장 낮은 30~34세 대비 치주질환에 대한 충전치료 건수가 $\exp(1.5804)=4.8569$ 배 높게 나타났다.

성별 결과를 살펴보면, 남성의 치주질환에 대한 충전치료 건수는 여성대비 $\exp(0.0932)=1.0977$ 배 높은 경향을 보인다.

〈Table 7〉 Predicted value and relative risk of the number of filling treatments for periodontal disease

gender	age	incidence rate of diseased A	incidence rate of diseased B	diseased relative risk (B/A)	incidence rate of disease-free A	incidence rate of disease-free B	disease-free relative risk (B/A)
male	30~34	0.008	0.009	1.1753	0.0065	0.0065	1.0049
	35~39	0.015	0.018		0.0120	0.0121	
	40~44	0.021	0.024		0.0167	0.0167	
	45~49	0.027	0.032		0.0218	0.0219	
	50~54	0.033	0.039		0.0268	0.0269	
	55~59	0.039	0.045		0.0310	0.0312	
	60~64	0.039	0.046		0.0314	0.0315	
	65~69	0.035	0.042		0.0285	0.0286	
	70~74	0.029	0.034		0.0235	0.0236	
	75~79	0.024	0.029		0.0195	0.0196	
female	30~34	0.007	0.009		0.0059	0.0059	
	35~39	0.014	0.016		0.0109	0.0110	
	40~44	0.019	0.022		0.0152	0.0153	
	45~49	0.025	0.029		0.0199	0.0199	
	50~54	0.030	0.036		0.0244	0.0245	
	55~59	0.035	0.041		0.0283	0.0284	
	60~64	0.036	0.042		0.0286	0.0287	
	65~69	0.032	0.038		0.0260	0.0261	
	70~74	0.027	0.031		0.0214	0.0215	
	75~79	0.022	0.026		0.0178	0.0179	

〈Table 7〉은 음이항회귀모형을 이용한 유병자A와 유병자B의 예측된 치주질환에 대한 충전치료 건수를 발생비율로 나타낸 표이며, 유병자A 대비 유병자 B의 치주질환에 대한 충전치료 건수 상대위험도는 모두 동일하게 1.1753가 된다. 무병자A 대비 무병자 B의 치주질환 충전치료 건수 상대위험도는 모두 동일하게 1.0049로 음이항회귀모형의 회귀계수에서 얻은 사전관찰집단의 상대위험도와 일치된다.

다. 치아우식에 대한 보철치료

〈Table 8〉은 치아우식에 대한 보철치료 건수 적합을 위한 음이항회귀모형 결과이다. 성별, 연령대, 사전관찰집단 모두 보철 치아우식 치료 건수에 매우 유의한 영향을 미치며, 이 중 성별이 가장 유의한 영향 변수이며, 다음으로 사전관찰집단, 연령대의 순서로 나타났다.

〈Table 8〉의 성별변수를 살펴보면, 남성의 치아우식에 대한 보철치료 건수는 여성대비 $\exp(0.2591)=1.2958$ 배 높은 결과를 보였다.

다음으로 사전관찰집단의 경우, 유병자B가 평균적으로 치아우식에 대한 보철치료 건수가 가장 많으며 다음으로 유병자A, 무병자B, 무병자A의 순서로 나타났다. 유병자B의 치아우식에 대한 보철치료 건수는 유병자A 대비 $\exp(0.0233)=1.0236$ 배, 무병자B의 치아우식에 대한 보철치료 건수는 무병자A 대비 $\exp(0.0516)=1.0530$ 배 많은 것으로 나타났다. 결국, 유병자A 대비 유병자 B의 치아우식에 대한 보철치료 건수의 예측 상대위험도는 1.0236임을 알 수 있다.

〈Table 9〉는 음이항회귀모형을 이용한 유병자A와 유병자B, 무병자와 무병자B의 예측된 치아우식에 대한 보철치료 건수를 발생비율로 나타낸 표이다. 유병자A 대비 유병자 B의 치아우식에 대한 보철치료 건수 상대위험도는 모두 동일하게 1.0236이 된다. 무병자A 대비 무병자 B의 치아우식에 대한 보철치료 건수 상대위험도 또한 모두 동일하게 1.053으로 음이항모형의 회귀계수에서 얻은 사전관찰집단의 상대위험도와 일치한다.

〈Table 8〉 The result of model fitted the number of prosthetic treatments for dental caries

variable		df	estimate	s.e.	P-value	LR χ^2	P-value
intercept		1	-2.8287	0.0229	<.0001		
gender	female	1	-0.2591	0.0121	<.0001	148.67	<0.0001
	male	0	0.0000	0.0000	.		
age	30~34	1	-0.8814	0.0292	<.0001	308.61	<0.0001
	35~39	1	-1.0617	0.0275	<.0001		
	40~44	1	-0.9263	0.0270	<.0001		
	45~49	1	-0.6848	0.0267	<.0001		
	50~54	1	-0.4812	0.0265	<.0001		
	55~59	1	-0.3299	0.0265	<.0001		
	60~64	1	-0.1745	0.0266	<.0001		
	65~69	1	-0.0633	0.0267	0.0175		
	70~74	1	0.0082	0.0268	0.7584		
	75~79	0	0.0000	0.0000	.		
pre-observ ed group	disease- free A	1	-0.2951	0.0177	<.0001	143.74	<0.0001
	diseased A	1	-0.0233	0.0179	0.0222		
	disease- free B	1	-0.2435	0.0175	<.0001		
	diseased B	0	0.0000	0.0000	.		
dispersion(τ)		1	0.0024	0.0005	.		
Deviance			86.65 (df=66)				
Deviance/df			1.3128				
Pearson χ^2			87.79				
Full Log Likelihood			-512.22				
AIC			1054.44				

〈Table 9〉 Predicted value and relative risk of the number of
prosthetic treatments for dental caries

gender	age	incidence rate of diseased A	incidence rate of diseased B	diseased relative risk (B/A)	incidence rate of disease- free A	incidence rate of disease- free B	disease- free relative risk (B/A)
male	30~34	0.024	0.024	1.0236	0.0182	0.0192	1.0530
	35~39	0.020	0.020		0.0152	0.0160	
	40~44	0.023	0.023		0.0174	0.0183	
	45~49	0.029	0.030		0.0222	0.0234	
	50~54	0.036	0.037		0.0272	0.0286	
	55~59	0.042	0.042		0.0316	0.0333	
	60~64	0.048	0.050		0.0369	0.0389	
	65~69	0.054	0.055		0.0413	0.0435	
	70~74	0.058	0.060		0.0444	0.0467	
	75~79	0.058	0.059		0.0440	0.0463	
female	30~34	0.018	0.019		0.0141	0.0148	
	35~39	0.015	0.016		0.0117	0.0124	
	40~44	0.018	0.018		0.0134	0.0142	
	45~49	0.022	0.023		0.0171	0.0180	
	50~54	0.028	0.028		0.0210	0.0221	
	55~59	0.032	0.033		0.0244	0.0257	
	60~64	0.037	0.038		0.0285	0.0300	
	65~69	0.042	0.043		0.0319	0.0336	
	70~74	0.045	0.046		0.0342	0.0360	
	75~79	0.045	0.046		0.0339	0.0357	

라. 치주질환에 대한 보철치료

〈Table 10〉는 치주질환에 대한 보철치료 건수 적합을 위한 음이항회귀모형 결과이다. 성별, 연령, 사전관찰집단 모두 치주질환에 대한 보철치료 건수에 매우 유의한 영향을 주며, 이 중 성별이 가장 유의한 변수이며, 다음으로 사전관찰집단, 연령순으로 나타났다.

〈Table 10〉의 음이항회귀모형 적합결과에서 성별변수는 남성의 치주질환에 대한 보철치료 건수는 여성대비 $\exp(0.4347)=1.5445$ 배 높은 경향을 보인다. 다음으로 사전관찰집단을 살펴보면, 유병자A의 치주질환에 대한 보철치료 건수가 가장 많으며 다음으로 유병

자B, 무병자B, 무병자A의 순서로 나타났다. 유병자B는 유병자A 대비 치주질환에 대한 보철 치료 발생건수는 $\exp(-0.0361)=0.9645$ 배로 상대위험도는 0.9645이나 그 차이에 대한 $p\text{-value}=0.3258$ 로 나타나 통계적으로 유의하지 않았다. 반면, 무병자B는 무병자A 대비 $\exp(0.0978)=1.1027$ 배 많은 것으로 나타났다.

연령대별 치주질환에 대한 보철치료 건수를 보면, 연령이 높을수록 증가하는 현상을 보였는데 치주질환에 대한 보철치료 건수가 가장 높은 75세 이상은 가장 낮은 30~34세 대비 무려 $\exp(1.4430)=4.2334$ 배 높게 나타났다.

〈Table 10〉 The result of model fitted the number of prosthetic treatments for periodontal disease

variable		df	estimate	s.e.	P-value	LR χ^2	P-value
intercept		1	-1.6403	0.0484	<.0001		
gender	female	1	-0.4347	0.0260	<.0001	119.68	<0.0001
	male	0	0.0000	0.0000	-		
age	30~34	1	-1.4430	0.0586	<.0001	237.84	<0.0001
	35~39	1	-1.3784	0.0579	<.0001		
	40~44	1	-1.0219	0.0577	<.0001		
	45~49	1	-0.6290	0.0577	<.0001		
	50~54	1	-0.3773	0.0576	<.0001		
	55~59	1	-0.2323	0.0576	<.0001		
	60~64	1	-0.1408	0.0576	0.0145		
	65~69	1	-0.0767	0.0576	0.1830		
	70~74	1	-0.0505	0.0576	0.3811		
pre-observed group	75~79	0	0.0000	0.0000	-	92.07	<0.0001
	disease-free A	1	-0.3673	0.0367	<.0001		
	diseased A	1	0.0361	0.0367	0.3258		
	disease-free B	1	-0.2695	0.0367	<.0001		
dispersion(τ)		0	0.0000	.0000	-		
Deviance			80.95 (df=66)				
Deviance/df			1.2265				
Pearson χ^2			84.53				
Full Log Likelihood			-650.61				
AIC			1331.21				

〈Table 11〉은 음이항회귀모형을 이용한 유병자A와 유병자B의 예측된 치아우식에 대한 보철치료 건수를 발생비율로 나타낸 표이다. 유병자A 대비 유병자B의 치아우식에 대한 보철치료 건수 상대위험도는 통계적으로 유의하지는 않지만 〈Table 10〉과 동일하게 0.9645로 나타났다. 무병자A 대비 무병자B의 치주질환 보철치료 건수의 상대위험도 또한 모두 동일하게 1.1027로 음이항회귀모형의 회귀계수에서 얻은 사전관찰집단의 상대위험도와 일치한다.

〈Table 11〉 Predicted value and relative risk of the number of prosthetic treatments for periodontal disease

gender	age	incidence rate of diseased A	incidence rate of diseased B	diseased relative risk (B/A)	incidence rate of disease-free A	incidence rate of disease-free B	disease-free relative risk (B/A)
male	30~34	0.047	0.046	0.9645	0.0317	0.0350	1.1027
	35~39	0.051	0.049		0.0338	0.0373	
	40~44	0.072	0.070		0.0483	0.0533	
	45~49	0.107	0.103		0.0716	0.0790	
	50~54	0.138	0.133		0.0921	0.1016	
	55~59	0.159	0.154		0.1065	0.1174	
	60~64	0.175	0.168		0.1167	0.1287	
	65~69	0.186	0.180		0.1244	0.1372	
	70~74	0.191	0.184		0.1277	0.1408	
	75~79	0.201	0.194		0.1343	0.1481	
female	30~34	0.031	0.030		0.0205	0.0227	
	35~39	0.033	0.032		0.0219	0.0242	
	40~44	0.047	0.045		0.0313	0.0345	
	45~49	0.069	0.067		0.0464	0.0511	
	50~54	0.089	0.086		0.0596	0.0658	
	55~59	0.103	0.100		0.0689	0.0760	
	60~64	0.113	0.109		0.0755	0.0833	
	65~69	0.121	0.116		0.0805	0.0888	
	70~74	0.124	0.119		0.0827	0.0912	
	75~79	0.130	0.126		0.0870	0.0959	

결론적으로 치아우식증에 의한 충전치료 건수를 제외하고 사전관찰집단, 연령, 성별변수는 사후 관찰기간 치아우식과 치주질환 원인에 의한 충전 및 보철 치료발생 건수에 모두 유의한 영향을 미치는 요인으로 나타났다.

사전관찰 집단변수의 경우 치주질환에 대한 보철치료를 제외하고 유병자B의 유병자A 대비 상대위험도가 1.024~1.290배 높게 나타난 반면, 가입기준 완화 시 가입대상인 무병자B는 기존 무병자A 대비 충전치료의 상대위험도는 치아우식과 치주질환에서는 각각 1.0026과 1.0049로 거의 크지 않은 반면, 치아우식과 치주질환에 대한 보철치료에서는 각각 1.053과 1.1027로 상대위험도는 크게 증가함을 보여준다.

다음으로 연령대 변수의 경우 충전치료에서 일부 초 고연령대에서 감소하는 현상을 제외하면 연령대가 증가할수록 상대위험도가 높아지는 경향을 보였다. 특히, 치주질환에 대한 보철치료의 경우 75세 이상은 30~34세 대비 무려 $\exp(1.4430)=4.2334$ 배 높게 나타났다.

마지막으로 성별은 치아우식에 대한 충전치료를 제외한 나머지 반응변수에서 남성의 상대위험도가 여성보다 1.0977~1.2958배 정도 높게 나타났다. 상기 결과를 종합해 볼 때, 고연령, 남성, 유병자B 집단의 위험도가 가장 높음을 알 수 있다.

V. 결론 및 시사점

실손의료보험 상품은 매년 손해율 및 손해액이 증가함에 따라 지속가능성이 위협받고 있다. 실손의료보험의 지속가능성 확보를 위해서는 건강보험 빅데이터를 활용한 정교한 위험분석에 기반한 보험료 차등화가 중요하다고 할 수 있다. 이러한 상황에서 본 연구는 국민건강보험 코호트2.0 DB를 이용하여 구강질환에 대한 일반화선형모형을 이용한 상대 위험도를 측정하여 고위험 상품인 치아보험의 시장확대 가능성을 모색하였다.

본 연구는 세부적으로 기준년도(2007년) 이전의 사전 관찰기간 1년 이내의 치아우식증 또는 과거 5년 이내에 적어도 치주질환 치료가 있는 유병자A와 무병자A, 새로운 제안 상품군인 고위험군인 사전 관찰기간 직전 1년 이내의 치아우식증 또는 1년 이내의 치주질환

치료가 있는 유병자B, 무병자B의 4집단으로 구분하였다. 2007년~2015년도 사후기간에 발생하는 4개의 반응변수인 치아우식 충전치료 치료 건수, 치주질환 충전치료 건수, 치아우식 보철치료 치료 건수와 치주질환 보철치료 건수의 4개 반응변수에 대해 오프셋(offset)을 포함한 음이항회귀모형을 적합하여 상대위험도를 산정하였다.

보험상품의 가입대상 확대 시 할증률을 산출하기 위한 대상인 사전관찰집단변수의 무병자A 대비 무병자B의 상대위험도는 치아우식과 치주질환에 대한 충전치료에서는 각각 1.0026과 1.0049로 매우 낮은 반면, 치아우식과 치주질환에 대한 보철치료에서는 각각 1.053과 1.103으로 상대위험도가 크게 증가하였다. 결국 상품가입의 범위를 치주질환 치료에 대한 사전 관찰기간을 5년에서 1년으로 단축함으로써 가입대상을 확대할 경우 충전치료보다는 보철치료에서 보험료 할증 폭이 더욱 크게 증가할 수 있음을 보여준다.

현재 보험업계에서는 상품개발을 할 때 GLM을 이용한 예측값을 사용하기보다 실제 측정된 값을 사용한다. 이는 성별, 연령별에 따라 상대위험도가 모두 일정하게 나오지 않을 수 있어 상품개발에 대한 전체적인 의사결정을 어렵게 한다. 그러나 GLM모형을 이용하게 되면 성별, 연령별 발생률은 다르더라도 사전관찰집단 간의 상대위험도는 성별, 연령별 오차를 반영하여 동일한 값이 제시되므로 통일되고 합리적인 결론을 내릴 수 있는 장점이 될 것이다.

본 연구의 결과를 통해 보험회사 및 가입자, 정부 측면에서의 기대효과 및 시사점은 다음과 같다.

먼저, 보험회사 측면에서 건강보험 빅데이터를 이용하여 질병과 사망에 영향을 미칠 수 있는 요인들을 설명변수로 포함한 일반화선형모형을 활용한다면 연령 및 성별 이외의 다양한 요인을 고려한 위험분석이 가능하므로 더욱 세밀하고 차등적인 보험료 산정이 가능할 것으로 사료된다. 세밀하고 차등적인 보험료 산정은 가입자의 역선택 위험을 감소시켜 보험회사의 재무건전성 향상에도 도움이 될 것이다. 또한, 기존에 가입이 불가능했던 고위험 집단의 보험상품 가입이 가능하므로 시장 확대 효과를 기대할 수 있을 것이다.

다음으로, 가입자 측면에서는 차등적이고 세분화된 보험료 적용을 통해 기존의 가입이 어려웠던 고위험 유병력자도 보험가입의 혜택을 볼 수 있다. 또한, 가입자 간 보험료 부담의 형평성이 제고됨으로써 선량한 가입자에 대한 부당한 보험료 부담 전가가 해소될 수 있을 것이다.

정부 차원에서도 실손의료보험 상품과 국민건강보험과의 효과적인 연계와 협력이 이뤄진다면 국민건강보험 지속가능성 제고에도 도움이 될 것이다.

향후 국민건강보험 빅데이터와 같은 공공의료데이터의 활용이 더욱 활성화된다면 기존 상품의 시장 확대뿐만 아니라 사회적 변화 및 질병패턴 변화에 대응한 보험상품 개발에도 기여 할 수 있다. 특히, 고령화 시대 당뇨, 고혈압, 치매 등 노인성 만성질환을 앓고 있는 고령자·유병력자 대상 보험상품 개발도 가능할 것이다. 또한, 난임 시술 등과 같이 기존에 보장하지 않았던 보장범위의 확대도 기대할 수 있다.

보험회사의 보험상품 시장 확대 노력과 다양한 보험상품 개발이 꾸준히 이뤄진다면, 보험소비자의 다양한 위험에 대한 보장 서비스가 가능한 동시에 보험상품 선택권이 늘어날 수 있을 것이다.

궁극적으로 빅데이터를 활용한 보험상품 개발은 대수의 법칙에 근거한 표준화된 상품에서 개인별 맞춤형 상품으로 탈바꿈하는 계기가 될 것이다. 4차 산업혁명 시대 보험산업의 발전과 소비자 보호 및 권리 증진을 위해서는 보험업계의 노력뿐만 아니라 관련 학계 및 감독당국과의 협력이 필요한 시점이다.

참고문헌

- 김대환·이봉주 (2013), “실손의료보험의 역선택 분석”, **보험학회지**, 제96호, pp. 25-50.
- (Translated In English) Kim, D., and B., Lee (2013). “An Analysis on Adverse Selection in Fee-For-Service Health Insurance”, *KOREAN JOURNAL OF INSURANCE*, (96):25-50.
- 이경아·이항석 (2016), “실손의료보험의 역선택과 보험료 차등화,” **리스크관리연구**, 제 27권 제3호, pp. 93-128.
- (Translated In English) Lee, K., and H., Lee (2016). “Adverse Selection and Rates Differentiation in the Korean Private Health Insurance”, *The Journal of Risk Management*, 27(3):93-128.
- 이항석·이가은·이경아 (2017), “실손의료보험에서 요율산정과 일반화선형모형(GLM)의 활용,” **리스크관리연구**, 제28권 제4호 pp. 37-71.
- (Translated In English) Lee, H., K., Lee and K., Lee (2017). “A Ratemaking of the Korean Private Health Insurance using GLM”, *The Journal of Risk Management*, 28(4):37-71.
- 이항석·백혜연 (2018), “실손의료보험 할인할증제도의 실증분석,” **보험학회지**, 제116호, pp. 33-66.
- (Translated In English) Lee, H., and H., Baek (2018). “An Empirical Analysis of Bonus-Malus System in Private Health Insurance”, *KOREAN JOURNAL OF INSURANCE*, (116):33-66.
- 전희주·안철경 (2012), “음이항회귀모형을 이용한 보험설계사들의 조직성과에 관한 연구”, **보험금융연구**, 제23권 4호, pp. 29-60.
- (Translated In English) Chun, H., and C., Ahn (2012). “A Study on Organizational Outcome of Life Insurance Solicitors Using Negative Binomial Regression Model”, *Journal of Insurance and Finance*,

23(4):29-60.

조재린·정성희 (2018), **계리적 관점에서 본 실손의료보험 개선 방안**, 보험연구원.

(Translated In English) Cho, J., and S., Chung (2018). *A Study on the Improvement of Private Health Insurance from a Actuarial Perspective*, Korea Insurance Research Institute.

치과의료정책연구원 (2020), “우리나라 국민의 외래 치과진료비 지출 경향: 2011-2017 한국의료패널 분석”, 이슈보고서

(Translated In English) Health Policy Institute (2020). “The Trends of Korean Outpatient Dental Expenditure: 2011-2017 Korea Medical Panel Analysis”, Issue Report.

Akerlof, G. (1970). “The Market for ‘Lemons’: Quality Uncertainty and the Market Mechanism”, *Quarterly Journal of Economics*, 84:488-500.

Arrow, K. (1963). “Uncertainty and the Welfare Economics of Medical Care”, *The American Economic Review*, 53(5):941-973.

Cutler, D., and R., Zeckhauser (2000). “The anatomy of health insurance”, *In Handbook of Health Economics*, 1:563-643.

De Jong, P., and G., Heller (2008). *Generalized linear models for insurance data*, Cambridge University Press.

Denuit, M., D., Hainaut and J., Trufin (2019). *Effective statistical learning methods for actuaries I: GLMs and extensions*. Springer Publishing.

Einav, L. and A. Finkelstein (2011). “Selection in Insurance Markets: Theory and Empirics in Pictures.” *Journal of Economic Perspectives*, 25(1):115-138.

(2018). “Moral Hazard in Health Insurance: What We Know and How We Know It”, *Journal of the European Economic Association*, 16(4):957-982.

- Goldburd, M., A., Khare, D., Tevet and D., Gullder (2019). *Generalized linear models for insurance rating*, Casualty Actuarial Society, 2nd edition.
- Gurmu, S. (1991). Tests for Detecting Overdispersion in the Positive Poisson Regression Model, *Journal of Business and Economic Statistics*, 9(2):215-222.
- Loesche W. (1986). "Role of Streptococcus mutans in Human Dental Decay", *Microbiological Review*, 50(4):353-380.
- Kaas, R., M., Goovaerts, J., Dhaene and M., Denuit (2008). *Modern Actuarial Risk Theory Using R*, Springer Publishing, 2nd edition.
- Ohlsson, E. and B., Johansson (2010). *Non-Life Insurance Pricing with Generalized Linear Models*. Springer Publishing.
- Pauly, M. (1968). "The Economics of Moral Hazard: Comment", *American Economic Review*, 58(3):531-537.
- Rothschild, M., and J., Stiglitz (1976). "Equilibrium in Competitive Insurance Markets: An Essay on the Economics of Imperfect Information", *Quarterly Journal of Economics*, 90(4):629-649.
- Schatzle, M., et al. (2004). "The clinical course of chronic periodontitis", *Journal of Clinical Periodontology*, 31(12):1122-1127.

Abstract

The relative risks of disease-free groups with different periodontal disease treatment observation periods - five years and one year before the base year - with the National Health Insurance Cohort 2.0 DB for dental insurance that covers periodontal caries and disease were calculated using GLM. It was shown that the relative risk of the one-year disease-free group to the five-year disease-free group were 1.0026 and 1.0049 for filling treatments for periodontal caries and disease. However, the relative risk of prosthetic treatments for periodontal caries and disease were 1.053 and 1.103, which were higher than filling treatment cases. These results suggest that the additional premium for prosthetic treatment will be higher than that for filling treatment if the observation period for periodontal disease treatment shortens from 5 years to 1 year and the eligible group for dental insurance expands.

※ Key words: big data, dental insurance, generalized linear model, national health insurance, relative risk

