hpm 보건행정학회지 2017;27(2):149–156 | ISSN 1225-4266
Health Policy and Management Vol.27 No.2, 149-156
https://doi.org/10.4332/KJHPA.2017.27.2.149

ORIGINAL ARTICLE

위계적 질환군 위험조정모델 기반 의료비용 예측

한기명[1] · 유미경[2] · 전기홍[1]

[1]아주대학교 의과대학 예방의학과, [2]경기대학교 체육대학 사회체육학과

Prediction of Health Care Cost Using the Hierarchical Condition Category Risk Adjustment Model

Ki Myoung Han[1], Mi Kyung Ryu[2], Ki Hong Chun[1]

[1]Department of Preventive Medicine and Public Health, Ajou University School of Medicine, Suwon; [2]Department of Sport and Leisure Studies, Kyonggi University College of Physical Education, Suwon, Korea

Background: This study was conducted to evaluate the performance of the Hierarchical Condition Category (HCC) model, identify potentially high-cost patients, and examine the effects of adding prior utilization to the risk model using Korean claims data.
Methods: We incorporated 2 years of data from the National Health Insurance Services-National Sample Cohort. Five risk models were used to predict health expenditures: model 1 (age/sex groups), model 2 (the Center for Medicare and Medicaid Services-HCC with age/sex groups), model 3 (selected 54 HCCs with age/sex groups), model 4 (bed-days of care plus model 3), and model 5 (medication-days plus model 3). We evaluated model performance using R^2 at individual level, predictive positive value (PPV) of the top 5% of high-cost patients, and predictive ratio (PR) within subgroups.
Results: The suitability of the model, including prior use, bed-days, and medication-days, was better than other models. R^2 values were 8%, 39%, 37%, 43%, and 57% with model 1, 2, 3, 4, and 5, respectively. After being removed the extreme values, the corresponding R^2 values were slightly improved in all models. PPVs were 16.4%, 25.2%, 25.1%, 33.8%, and 53.8%. Total expenditure was underpredicted for the highest expenditure group and overpredicted for the four other groups. PR had a tendency to decrease from younger group to older group in both female and male.
Conclusion: The risk adjustment models are important in plan payment, reimbursement, profiling, and research. Combined prior use and diagnostic data are more powerful to predict health costs and to identify high-cost patients.

Keywords: Risk adjustment; Risk equalization; Medicare; Health expenditures; Health care utilization

서 론

일부 선진국들은 의료서비스 질과 접근성 향상을 이루면서 동시에 의료비용을 조절할 수 있는 개혁방안을 도입하기 위해 이미 오래 전부터 노력하고 있다. 한국은 광범위한 의료서비스 제공과 질 향상을 이루었으나 과도하게 증가하는 의료비 지출이 문제되고 있으며, 지금부터라도 의료서비스 질 향상과 비용절감을 함께 이룰 수 있는 건강보험 개혁이 필요하다.

많은 국가들이 의료비용을 통제하기 위해 국가 주도의 다양한 규제정책을 실시하였다. 하지만 정부가 주도하는 규제정책은 한계가 있었고, 시장 실패를 깨달은 국가는 경쟁을 통해 효율성을 높이는 방향으로 보건의료체계 개혁을 이끄는 것이 세계적인 추세가 되고 있다. 경제협력개발기구(Organization for Economic Cooperation and Development) 국가들은 보건의료 개혁에서 전 국민에 대한 급여와 평등한 의료접근성의 보장을 전제로, 인센티브와 경쟁을 통한 효율성을 기반으로 서비스 공급을 조절함으로써 비용을 통제하는 것이 필요함을 역설하였다[1].

이러한 개혁에서 의료공급자들, 특히 의사들이 최선의 의료서비

Correspondence to: Ki Hong Chun
Department of Preventive Medicine and Public Health, Ajou University Hospital, Ajou University School of Medicine, 164 World cup-ro, Yeongtong-gu, Suwon 16499, Korea
Tel: +82-31-219-5082, Fax: +82-31-219-5084, E-mail: kihongchun@gmail.com
Received: February 9, 2017 / Revised: March 6, 2017 / Accepted after revision: March 31, 2017

© Korean Academy of Health Policy and Management
This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

스를 효율적으로 제공하려는 노력이 중요하다[2]. 하지만 제공된 의료행위 건별로 사후에 보상이 이루어지는 행위별수가제(fee-for-service)하에서 의사들은 예방서비스나 교육과 같은 낮은 수익률의 서비스를 통해 환자의 건강 향상과 비용-효과적 자원 사용을 할 인센티브가 없다[3]. 가입자의 수에 따라 사전에 지급되는 인두제 지불방식(capitated payment)은 의사들이 비용-효과적인 의료서비스를 제공하여 의료비용을 통제하도록 유도할 수 있다. 반면에 인두제 방식은 의사들이 위험선택(risk selection)과 환자에 대한 서비스를 줄임으로써 비용을 통제하고 환자의 건강위험을 증가시킬 수 있는 문제가 있다. 따라서 선불제 인두제 방식이 성공하기 위한 필수조건 중 하나가 위험조정(risk adjustment)이다[2,4,5]. 여기서 위험은 환자의 임상적 상태, 즉 건강상태를 기반으로 건강한 사람보다 더 많은 지불이 필요한 의료비용이라고 할 수 있고, 위험조정 또는 위험균등화(risk equalization)는 다양한 위험수준을 반영하는 보정된 지불제도를 의미한다.

미국, 네덜란드를 비롯한 독일, 스위스, 캐나다, 칠레 등의 국가들은 총액계약제, 인두제, 포괄수가제 등 다양한 지불제도를 운용하면서 보험자와 공급자들에게 위험에 대한 공정한 보상을 하기 위해 위험조정/위험균등화를 적용하고 있다. 위험조정에 이용되는 위험요인은 크게 나이/성별을 기본으로 거주지역, 사회경제상태, 소득수준, 고용상태 등을 포함하는 인구학적 요인(demographic factor)과 질병상태, 투약, 사망 등을 포함하는 건강상태요인(health status factor)으로 나눌 수 있다.

특히 미국과 네덜란드는 진단기반의 의료비용 예측 위험조정모델을 적극적으로 적용하고 있는 대표적인 국가들이다. 네덜란드는 위험균등화모델에 진단적 비용집단(diagnostic cost groups)을 적용하고 있고[6], 미국의 Centers for Medicare and Medicaid Services (CMS)는 진단적 비용집단을 바탕으로 개발된 입원 및 외래 진단자료를 이용하는 위계적 질환군(Hierarchical Condition Category, HCC) 위험조정모델(risk adjustment model)을 메디케어 가입자들을 대상으로 적용하고 있다.

미국, 네덜란드, 독일 등은 의료서비스의 질과 효율성을 위해 경쟁과 위험조정의 개념을 건강보험 개혁모델에 적극적으로 활용하면서 의료비용 예측을 위한 위험조정모델의 개선과 타당성 및 효과에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다[7,8]. 반면에 국내에서는 관련 연구도 거의 없을 뿐만 아니라 단일보험자의 독과점 상황에서 위험조정모델의 개념조차 제대로 논의되고 있지 않다. 위험조정모델의 개념은 경쟁적 환경 속에서 보험자나 공급자에게 지불할 위험을 최대한 정확하게 평가하고 예측함으로써 공정하게 상환하고자 하는 것이다. 전 세계적으로 보건의료시장에서 경쟁을 유발하면서 형평성을 개선하고 비용을 억제하기 위해 공급자의 위험선택을 줄일 수 있는 위험조정의 중요성이 커지고 있다[9].

의료비용 예측을 위한 위험조정모델을 한국의 건강보험에 응용하기 위해서는 한국의 보건의료 특성을 반영한 외국과 구별되는 초기 위험조정모델이 필요하다. CMS의 HCC 모델은 메디케어 가입자들 중 인두제 방식의 지불을 적용하고 있는 대상자들에 대한 병원 입원서비스와 외래서비스를 제공하는 공급자들에게 보상을 하기 위한 가장 기본이 되면서 발전된 형태의 위험조정모델이다. 그러므로 HCC 모델을 바탕으로 한국의 질병상태를 적용한 설계와 평가에 대한 연구가 필요하다고 판단하였다.

이 연구의 목적은 건강보험 청구자료를 대표하는 건강보험공단 표본코호트(National Health Insurance Service-National Sample Cohort, NHIS-NSC) 자료를 활용하여 우리나라의 초기 위험조정모델을 구축 평가하여 적용 타당성을 검토하고자 한다.

방 법

1. 연구에 사용된 자료

연구는 건강보험공단의 국민건강정보 database (DB)를 이용하여 구축한 표본코호트 DB를 사용하였다. 2011년에 국민건강보험공단은 2002년부터 2010년까지 건강보험 및 의료급여권자 전체에 대한 진료명세서와 진료내역, 상병내역, 처방전 내역 등을 기존 청구일 중심에서 진료개시일 중심으로 자료구조를 조정한 '국민건강정보 DB'를 구축하였다. 이렇게 구축된 DB에서 2002년 자격 DB로부터 건강보험 가입자를 대표하는 표본을 추출하고, 각 가입자의 진료 DB, 요양기관 DB, 건강검진 DB들을 연결하여 표본코호트 DB를 구축하였다.

미국 CMS는 2009년 메디케어 가입자 중 5%를 선택하여 인구학적 요인과 건강상태 요인별 회귀계수를 계산하고, 요인별 회귀계수를 이용하여 연도별로 보정된 계수를 산출하여 발표하였다. 이 회귀계수를 적용한 CMS-HCC 위험조정모델을 이용하여 기준연도 2010년의 자료를 바탕으로 2011년도의 의료비용을 예측한다. 이 연구에서는 표본코호트 DB 중 2008년 자료로 회귀계수를 산출하였고, 기준연도 2009년 자료를 바탕으로 2010년 의료비용을 예측하였다. 먼저 2008년 자료를 이용하여 5개 회귀모델을 구축하였고, 극단값의 영향을 줄이기 위해 의료비용 상위 0.5%를 연구대상에서 제외하여 분석하였다. 회귀모델을 사용하여 2009년의 연령, 질병상태, 의료이용 자료를 바탕으로 2010년 개인의 의료비용을 예측하고, 2010년 실제 의료비용과 비교하여 모델의 적합성을 평가하였다. 연구대상 중에서 2009년과 2010년 중 1개년 자료만 있는 경우인 자격 상실자는 제외하였다. 자격 상실자에는 이민 또는 역이민, 해외 장기체류 등이 포함된다. 최종 연구대상은 2008년 949,107명과 극단값을 제외한 944,361명, 그리고 극단값을 제외한 2009년과 2010년의 950,832명이다. 이 연구는 아주대학교병원 임상시험심사위원회(institutional review board) 승인을 받았으며 승인번호는 AJIRB-SBR-EXP-14-352다.

2. 용어의 정의

위험조정은 의료보험 가입자들의 건강상태를 반영하여 의료보험지불계획, 공급자들에 대한 지불계획, 그리고 가입자 개인 또는 집단의 보험료를 조정하는 과정이라고 할 수 있다[10]. 좁은 의미로 개인의 자료를 이용하여 일정 기간 예상 의료비용을 계산하는 것으로 정의한다[4].

위험조정모델은 건강보험 가입자들의 상대적인 건강상태를 기반으로 의료비용을 예측하기 위한 도구이다. 전통적으로 나이, 성별, 거주지역 같은 쉽게 얻을 수 있는 인구학적 요인을 기반으로 의료비용을 예측했다. 하지만 좀 더 정확한 의료비용 예측을 위해 진단기반 위험조정모델이 개발되었다.

HCC는 동일한 질병군은 아니지만, 임상적·비용적으로 관련된 비슷한 질병들의 넓은 집합이다. 관련 질병들 중에서 중증도와 비용에서 더 높은 수준의 질병만을 개인에게 코딩하는 것이다[11].

3. Centers for Medicare and Medicaid Services의 위계적 질환군과 조정된 위계적 질환군

이 연구는 미국 CMS가 메디케어 가입자 개인의 연간 의료비용을 예측하기 위해 진단자료를 바탕으로 하는 HCC 모델, 즉 CMS-HCC를 기반으로 하였다. CMS-HCC는 기준 연도의 인구학적 정보와 주요 임상정보를 이용하여 이후의 연간 의료비용을 예측하는 위험조정모델이다. HCC 시스템은 15,000개 이상의 International Classification of Diseases (ICD)-9-CM 진단코드를 189개의 HCC로 배치시킨다. CMS가 HCC를 기반으로 70개 HCC를 포함하는 위험조정모델인 CMS-HCC를 구축하였다.

한국의 NHIS-NSC는 세계보건기구(World Health Organization)의 ICD-10을 적용한 한국표준질병사인분류(Korean Standard Classification of Diseases, KCD) 중 KCD-6을 적용하기 때문에 CMS-HCC의 질환군과 매치하기 위해 ICD-10 코드를 ICD-9-CM 코드로 변환시키는 과정을 수행하였다. 먼저 65,536개의 ICD 코드 변환표(ICD-10 to ICD-9-CM conversion table)를 이용하여 표본코호트 자료의 질병코드를 ICD-9-CM으로 변환하였다. 이 과정에서 표본코호트 자료에 포함된 질병코드 16,402개에서 HCCs에 포함되지 않는 코드, 오류코드, ICD-10 코드와 연결되지 않는 코드 12,439개를 제외하였다. 이 자료를 바탕으로 2008년 건강보험공단 표본코호트 DB 진단명에 근거하여 CMS-HCC가 적용한 70개 HCC와 연결하였고, 개인별 HCC 여부를 판단하였다.

이 과정에서 우리나라 국민의 질병 빈도(frequency), 만성화(chronicity), 심각성(severity)을 고려하고 모형을 단순화하기 위해 CMS–HCC를 기본으로 우리나라에 적합한 질환군을 선택하였다. 우선 질병에 이환된 환자의 수가 적은 5개 질환군(HCC1: human immunodeficiency virus infection and acquired immune deficiency syndrome, HCC107: cystic fibrosis, HCC130: dialysis status, HCC154: severe head injury, HCC177: amputation status, lower limb/amputation complications)을 제외하였다. 질병의 만성화를 기준으로 폐렴과 같은 하기도 감염과 감염성질환은 대부분 단기 치료로 완치가 가능하기 때문에 5개 질환군(HCC2: septicemia/shock, HCC5: opportunistic infection, HCC33: inflammatory bowel disease, HCC111: aspiration and specified bacterial pneumonias, HCC112: pneumococcal pneumonia, empyema, lung abscess)을 모델에서 제외하였다. 또한 수술 또는 시술에 의해 치료가 가능한 합병증을 동반하지 않은 골절과 같은 질환군 역시 제외하였다(HCC31: intestinal obstruction/perforation, HCC157: vertebral fracture without spinal cord injury, HCC161: traumatic amputation). 마지막으로 질병의 상호작용(disease interactions) 영향을 고려하는 항인 4개 변수 D_HCC5, D_HCC107, RF_CHF, RF-CHF_DM는 앞서 제외된 질환군을 포함한 변수이거나 음의 회귀계수인 변수들로서 모델에서 제외하였다.

CMS-HCC의 70개 HCC에서 위 기준을 적용한 후 최종적으로 54개 HCC를 선택하였고, 우리나라 초기 위험조정모델로 분석에 포함하였다. 개인별로 54개의 HCC와 인구학적 특성에 따라 연간 총 의료비용을 예측하는 선형회귀모델을 만들었다[12]. 극단값의 영향을 줄이기 위해 기준연도 의료비용 상위 0.5%에 속하는 환자들의 자료를 제외한 후 각 위험모델의 결과값을 산출하였다.

4. 연구모델

이 연구는 관련 위험요인들을 바탕으로 아래의 위험조정모델을 평가하였다.

Model 1: age/sex groups
Model 2: CMS-HCCs with age/sex groups
Model 3: selected 54 HCCs with demographics
Model 4: medication-days plus model 3
Model 5: bed-days plus model 3

R^2는 위험조정모델에 의해 설명되는 개인 환자 의료비용의 변화를 측정한다[13]. 한 집단의 실제 의료비용 대비 예상 의료비용의 비율인 predictive ratio (PR)은 전체 집단 또는 소집단의 평균 의료비용을 예측함으로써 위험조정모델의 정확성을 측정한다[11]. PR이 1.0에 가까울수록 정확한 것으로 1.0보다 작으면 과소 예측된 것이고, 1.0보다 크면 과대 예측된 것으로 판단한다. PR 계산에 이용된 소집단에는 총 의료비용 5분위 그룹, 만성질환 그룹, 10 age/sex 그룹이다. 만성질환 그룹은 diabetes mellitus, cardiovascular disease, chronic obstructive pulmonary disease, congestive heart failure, depression이다[14,15]. 우울증은 만성화에 대한 다양한 견해가 있지만, 처음 진단받은 우울증(depression) 환자들에서 60%가 재발

하고, 재발한 환자들 중 70%가 세 번째 진단을 받고, 이 환자들 중 90%가 만성화된다[16]. 양성 예측도(positive predictive value, PPV)는 예측된 고 의료비용 환자들(high-cost cases) 중 실제로 고 의료비용 환자인 비율이다. 고 의료비용 환자는 의료비용 상위 5% 집단으로 정의하였다.

총 의료비용은 치과진료와 한방진료 비용을 제외한 청구 요양급여비이다. 독립변수는 기준연도 2010년의 자료를 바탕으로 한 인구학적 요인(10 age/sex groups), 70개/54개 HCC, 이전 의료이용(prior utilization)을 대표하는 입원일수(bed-days of care)와 투약일수(medication-days)를 변수로 포함하였다. 입원일수는 수술과 같은 급성기 입원과 장기입원을 모두 포함하는 총 일수로 정의하였고[17], 0일, 1–10일, 11–30일, 31–92일, 94–183일, 184일 이상의 5그룹으로 범주화하였다. 투약일수는 의사에 의한 약 처방 총 일수로 정의하였고[18], 0–30일, 31–92일, 93–183일, 184일 이상의 4그룹으로 범주화하였다.

결 과

Table 1은 각 모델의 R^2값을 보여준다. Model 1에서 R^2값은 8%이다. 극단값 절단 후 관련 분석결과는 19%이다. Model 2에서 R^2값은 39%이고, 극단값 절단 후 관련 분석결과는 42%다. Model 3의 R^2값은 37%이고, 극단값 절단 후 분석결과는 41%다. 이전 의료이용인 투약일수와 입원일수가 포함된 model 4와 model 5의 R^2 값은 각각 43%와 57%이다. 극단값 절단 후 관련 분석결과는 48%와 63%이다.

Table 2는 기준이 되는 2009년의 위험요인들과 모델별로 2010년의 예측되는 고 의료비용 간의 연관성을 보여준다. 나이/성별 그룹, 이전 의료이용(bed-days)과 HCC에서 비슷한 추세가 관찰되었다. 나이가 많거나, 이전 의료이용이 많거나 혹은 해당하는 HCC의 수가 많을수록 고 의료비용을 유발할 가능성이 높았다. 예상한대로 이전 의료이용은 미래 의료이용 또는 의료비용과 강한 연관성을 보여주었다. 2009년에 93–183일 및 184일 이상 입원한 환자들 중 97%, 98%가 고 의료비용 환자였다. 2010년의 예측되는 고 의료비용 환자의 비율은 model 1을 제외한 4개 모델에서 93–183일 입원 환자들 중 약 73%–76%였고, 184일 이상 입원한 환자들 중 고 의료비용 환자의 비율을 model 4와 model 5에서 약 92%, 94%로 예측하였다. 3개 미만의 HCC에 해당하는 환자들의 경우 2010년에 예측되는 고 의료비용 환자의 비율이 model 1을 제외하고 10%–12% 수준이었다. 반면에 이 비율은 10–11개와 12개 이상의 HCC에 해당하는 환자의 경우 100%까지 증가하였다.

Table 3은 각 모델에 적용된 소집단의 2010년 예상 의료비용을 실제 의료비용으로 나눈 PR 값을 보여준다. 일반적으로 종합적인 모델이 단순한 모델보다 모델의 적합도가 더 높아 의료비용을 좀 더 잘 예측할 수 있는 경향이 있다. 나이/성별 그룹에서 모든 모델이 의료비용을 과소 예측했고, 남녀 모두 젊은 그룹에서 고령그룹으로 갈수록 PR 값이 낮아지는 경향이 있었다. 최상위 비용그룹에서 비용이 과소 예측되었고, 4개의 낮은 비용 그룹에서는 과대 예측되었다. 가장 낮은 비용그룹에서 가장 큰 과대 예측이 발생했다. 5개 만성질환에서 인구학적 모델을 제외한 4개 모델에서 PR 값은 약 0.8-0.9였다.

Table 4는 의료비용 기준 상위 5%에서의 PPV를 보여준다. 더 복합적인 모델에서 단순한 모델보다 PPV 값이 높게 관찰되었다. Model 1에서 PPV 값은 16.4%였고, model 2와 model 3에서 PPV 값은 약 25%로 증가했다. Model 4에서 PPV 값이 33.8%로 증가했고, model 5에서는 PPV 값이 53.8%로 두 배 가까이 증가했다.

고 찰

이 연구는 한국의 국민건강보험공단의 표본코호트 DB를 이용하여 메디케어의 진단기반 위험조정모델인 CMS의 HCC 위험조정모델을 바탕으로 한국의 초기 위험조정모델을 구축하고 의료비용 예측의 적합성을 보고자 하였다. 진단기반 위험조정모델의 도입을 위한 전제조건은 개인의 진단정보가 완벽하고 이용 가능해야 한다[19]. 한국의 건강보험은 정부가 운영하는 단일 보험으로 전 국민은 법적으로 자동 가입하도록 되어있고, 의료공급자들은 모두 건강보험 요양기관으로서 의료서비스를 제공해야 한다. 의료공급자들의 진료비 청구자료를 통해 건강보험공단은 모든 국민에 대한 건강보험 급여 진료서비스 정보를 보유하고 있으므로 위험조정모델을 적용하기 적합한 여건이다. 연구에서 이용된 표본코호트 DB는 전 국민 대상의 진료비 청구자료를 바탕으로 무작위 추출을 통해 구축되었기 때문에 연구결과가 전체 국민들을 대표할 것이라고 기대할

Table 1. Coefficients of determination (R^2) for the risk models (2008)

	No. of observations	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Raw expenditure (R^2)	949,107	0.08	0.39	0.37	0.43	0.57
Expenditure truncated* at top 0.5% (truncated R^2)	944,361	0.19	0.42	0.41	0.48	0.63

Model 1: age/sex groups; model 2: Centers for Medicare and Medicaid Services-HCCs with age/sex groups; model 3: selected 54 HCCs with age/sex groups; model 4: medication-days plus model 3; model 5: bed-days plus model 3.
HCC, Hierarchical Condition Category.
*To eliminate data from patients with extreme out-lying costs, actual costs >0.5%.

Table 2. Actual high-cost cases in 2009 and prediction of high-cost cases in 2010 according to risk factors

Risk factors in 2009	Actual high-cost cases in 2009 (n=46,698)		Actual high-cost cases in 2010 (n=47,592)		Predicted high-cost cases in 2010									
					Model 1 (n=108,045)		Model 2 (n=46,563)		Model 3 (n=47,546)		Model 4 (n=47,382)		Model 5 (n=47,393)	
	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value	No. (%)	*p*-value
Full sample		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001
Male	20,830 (4.4)		21,505 (4.5)		44,714 (9.4)		21,082 (4.4)		21,466 (4.5)		21,622 (4.6)		22,107 (4.7)	
Female	25,868 (5.4)		26,087 (5.5)		63,331 (13.3)		25,481 (5.4)		26,080 (5.5)		25,760 (5.4)		25,286 (5.3)	
Age/sex groups														
Male (yr)		<0.001		<0.001				<0.001		<0.001		<0.001		<0.001
0–19	1,994 (1.7)		1,928 (1.6)		0		824 (0.7)		882 (0.8)		1,068 (0.9)		1,159 (1.0)	
20–34	1,855 (1.8)		1,877 (1.8)		0		1,073 (1.0)		1,081 (1.1)		1,206 (1.2)		1,435 (1.4)	
35–49	3,838 (3.0)		3,970 (3.1)		0		3,529 (2.7)		3,550 (2.7)		3,668 (2.8)		3.837 (3.0)	
50–64	5,850 (6.8)		5,726 (7.2)		0		6,670 (8.3)		6,862 (8.6)		6,235 (7.8)		6,438 (8.1)	
≥65	7,518 (15.9)		8,004 (17.9)		44,714 (100.0)		8,986 (20.1)		9,091 (20.3)		9,445 (21.1)		9,238 (20.7)	
Female (yr)		<0.001		<0.001				<0.001		<0.001		<0.001		<0.001
0–19	1,260 (1.2)		1,228 (1.2)		0		518 (0.5)		554 (0.5)		594 (0.6)		765 (0.7)	
20–34	2,223 (2.3)		2,294 (2.3)		0		1,272 (1.3)		1,518 (1.5)		1,448 (1.5)		1,575 (1.6)	
35–49	4,720 (3.8)		4,845 (3.9)		0		3,204 (2.6)		3,346 (2.7)		3,607 (2.9)		4,063 (3.3)	
50–64	6,718 (8.1)		6,974 (8.4)		0		7,134 (8.6)		7,235 (8.7)		6,941 (8.4)		7,555 (9.1)	
≥65	10,947 (17.3)		10,746 (17.5)		63,331 (100.0)		13,353 (21.1)		13,427 (21.2)		13,170 (21.4)		11,328 (18.4)	
Bed–days of care		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001
0	5,878 (0.7)		31,848 (3.7)		85,721 (10.0)		24,922 (2.9)		25,506 (3.0)		28,078 (3.3)		26,654 (3.1)	
1–10	16,493 (25.8)		6,530 (10.3)		11,481 (18.0)		8,966 (14.0)		8,879 (14.0)		7,771 (12.3)		8,370 (13.2)	
11–30	13,968 (70.8)		4,268 (22.2)		5,681 (28.8)		6,494 (32.4)		6,310 (32.0)		5,467 (28.4)		6,084 (31.6)	
31–92	7,201 (84.1)		2,739 (34.3)		3,283 (38.3)		4,742 (53.3)		4,491 (52.5)		3,625 (45.4)		3,802 (47.6)	
93–183	1,530 (97.0)		865 (63.9)		735 (46.6)		1,236 (73.2)		1,156 (73.3)		1,023 (75.6)		1,028 (75.9)	
≥184	1,628 (98.0)		1,342 (86.8)		1,144 (68.9)		1,248 (72.5)		1,204 (72.5)		1,418 (91.7)		1,455 (94.1)	
No. of HCCs		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001		<0.001
None	10,507 (1.4)		18,198 (2.5)		40,566 (5.5)		0		0		4,922 (0.7)		7,157 (1.0)	
1–2	19,728 (11.1)		18,055 (10.2)		46,268 (26.0)		19,268 (10.8)		19,715 (11.1)		21,370 (12.1)		18,323 (10.4)	
3–4	10,639 (34.4)		7,735 (25.6)		15,728 (50.8)		19,499 (62.2)		19,426 (62.8)		14,257 (47.2)		14,707 (48.6)	
5–6	4,096 (61.9)		2,574 (41.4)		4,136 (62.5)		6,707 (97.7)		6,472 (97.8)		5,154 (82.9)		5,514 (88.7)	
7–9	1,533 (88.4)		903 (58.8)		1,204 (69.4)		1,905 (100.0)		1,735 (100.0)		1,514 (98.5)		1,527 (99.4)	
10–11	143 (98.0)		96 (78.0)		107 (73.3)		168 (100.0)		146 (100.0)		123 (100.0)		123 (100.0)	
≥12	52 (100.0)		31 (73.8)		36 (69.2)		61 (100.0)		52 (100.0)		42 (100.0)		42 (100.0)	
High-cost cases	46,698 (100.0)		15,570 (34.5)		18,193 (39.0)		20,667 (43.4)		20,088 (43.0)		19,650 (43.5)		18,451 (40.9)	

All *p*-value was calculated using the chi-square test for independence. Model 1: age/sex groups; model 2: Centers for Medicare and Medicaid Services-HCCs with age/sex groups; model 3: selected 54 HCCs with age/sex groups; model 4: medication-days plus model 3; model 5: bed-days plus model 3. High-cost cases means the top 5% high-cost group. Total does not equal 100% because percent represents the percentage of people in the category who were in the top 5% of our sample in 2010 in terms of days of care.
HCC, Hierarchical Condition Category.

Table 3. Predictive ratios of 4 risk adjustment models in age-sex, expenditure, and chronic condition (2010)

Group	No. of observations	Actual mean expenditure	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Age–sex group							
Male (yr)							
0–19	117,350	289,686	0.82	0.83	0.83	0.85	0.84
20–34	103,016	216,788	0.80	0.82	0.82	0.83	0.84
35–49	129,151	349,553	0.74	0.75	0.75	0.79	0.79
50–64	79,588	725,386	0.69	0.69	0.69	0.76	0.73
≥65	43,800	1,528,273	0.68	0.64	0.64	0.70	0.73
Female (yr)							
0–19	106,027	248,419	0.79	0.81	0.81	0.86	0.83
20–34	98,396	347,903	0.79	0.81	0.81	0.84	0.83
35–49	124,345	426,218	0.77	0.78	0.78	0.76	0.82
50–64	82,743	813,020	0.74	0.75	0.75	0.69	0.79
≥65	61,911	1,461,824	0.67	0.70	0.70	0.66	0.79
Expenditure group by quintiles (prior classification)							
0–20 th	189,304	4,702	70.86	55.01	55.23	33.53	42.76
20–40 th	189,289	52,218	5.82	4.55	4.55	3.36	3.72
40–60 th	189,364	137,830	2.50	2.14	2.14	1.85	1.75
60–80 th	189,411	316,872	1.29	1.28	1.28	1.32	1.05
80–100 th	186,213	2,135,063	0.25	0.34	0.34	0.45	0.52
Chronic condition group							
DM	55,996	1,519,185	0.45	0.82	0.81	0.79	0.85
CVD	73,653	1,492,901	0.47	0.88	0.86	0.85	0.90
COPD	38,753	1,294,384	0.47	0.86	0.85	0.83	0.88
CHF	11,308	1,944,466	0.41	0.82	0.81	0.78	0.86
Depression	28,106	1,513,042	0.39	0.90	0.89	0.84	0.90

Model 1: age/sex groups; model 2: Centers for Medicare and Medicaid Services-HCCs with age/sex groups; model 3: selected 54 HCCs with age/sex groups; model 4: medication-days plus model 3; model 5: bed-days plus model 3. DM is defined as HCC 15, 16, 17, 18, and 19. CVD is defined HCC 79, 81, 82, 83, 92, 95, 96, 100, 101, 104, and 105. COPD is defined HCC 108. CHF is defined HCC 80. Depression is defined HCC 55.
DM, diabetes mellitus; CVD, cardiovascular disease; COPD, chronic obstructive pulmonary disease; CHF, congestive heart failure; HCC, Hierarchical Condition Category.

Table 4. Positive predictive value by risk adjustment models

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Top 5% predicted group					
% identified	10.91	4.69	4.76	4.80	4.72
Positive predictive value*	0.164	0.252	0.251	0.338	0.538

Outcome indicates 2010 top 5% user. Model 1: age/sex groups; model 2: Centers for Medicare and Medicaid Services-HCCs with age/sex groups; model 3: selected 54 HCCs with age/sex groups; model 4: medication-days plus model 3; model 5: bed-days plus model 3. High-cost cases mean the top 5% high-cost group.
HCC, Hierarchical Condition Category.
*Proportion of all predicted high-cost cases that were actually high-cost cases in the following year.

수 있다.

이 연구는 한국의 건강보험 청구자료를 이용하여 위험조정모델을 평가한 최초의 연구다. 연구결과는 다른 모델들을 이용한 이전 연구들과 비슷하다. 총 의료비용의 R^2값이 model 1에서 8%, model 2에서 39%, model 3에서 37%, model 4에서 43%, model 5에서 57%였다. 예상한 대로 의료비용 상위 0.5% 극단값을 절단한 후 모든 위험모델의 R^2값이 19%에서 63%까지 개선되었다. CMS에서 이용하고 있는 70개 HCC를 포함하는 model 2와 우리나라의 환경을 고려해 질환군을 조정한 후 선택된 54개 HCC를 포함하는 model 3을 비교했을 때 R^2값의 큰 차이가 없음을 확인할 수 있었다. 반면에 이전 의료이용으로 투약일수와 입원일수를 각각 포함하는 model 4와 model 5를 비교하면 43%와 57%로 상당한 차이가 관찰되었다. 고 의료비용 환자에 대한 PPV 결과 역시 다른 모델보다 입원일수가 포함된 model 5의 결과가 53.8%로 가장 높았다.

예상 의료비용과 실제 의료비용을 비교한 PR 값은 특정집단에 대한 모델의 평균 예측력을 평가한다. 전체적으로 종합적인 모델이

단순한 모델보다 모델의 예측력이 더 높았고, 의료비용 상위 집단에서 과소 예측의 경향이 있었다[14,19,20]. 이러한 경향에 대해 선행연구에서는 다른 변수와 달리 기준연도의 의료비용을 바탕으로 분류한 경우 계통적 오차(systemic errors)가 발생한다고 설명하였다. 의료비용이 높은 그룹에서는 진단받은 복수의 질병 중에서 질병 분류시스템에 의해서 배제되거나 비슷한 군으로 묶이는 경우가 발생하기 때문에 실제 발생한 의료비용보다 예상 의료비용이 더 낮게 산출될 것으로 해석한다. 의료비용이 낮은 그룹에서 의료비용이 과대 예측되는 이유는 다음과 같다. 분석모델에서 각 변수들의 계수는 2008년 연구대상 전체를 바탕으로 산출되므로 전체 인구집단의 특성을 반영하지만 의료비용이 낮은 그룹에 속한 개인의 경우는 본인의 특성보다 평균적으로 더 나쁜 건강상태를 나타내는 인구집단에 대한 계수를 이용하여 의료비용을 예측하게 되므로 실제 발생하는 의료비용보다 더 많은 의료비용이 예측되기 때문으로 판단된다.

위험조정은 고 의료비용 환자의 분포가 평균보다 적거나 많은 의료공급자들에 대해 비용 지급을 조정하는 기전을 함으로써 이해당사자들로 하여금 위험선택을 하도록 하는 시장 불균형을 조절하는 시장 뒤 메커니즘을 제공한다[21]. 위험조정 메커니즘은 보험자들에게 위험에 따라 공평하게 보상하고, 공급자의 위험선택의 영향을 줄이고, 재정건전성을 보호하는 데 도움을 줄 수 있다. 의료공급자들이 위험선택보다 의료서비스의 질과 효율성에 집중할 수 있는 시장환경을 제공하는 것이 중요하다.

위험조정모델은 가입자들의 상대위험에 기반해 의료비용을 예측하는 데 이용될 뿐만 아니라 다음과 같이 다양하게 적용된다. 개인과 집단의 보험료율 갱신, 인두제에서 위험기반 비용 상환, 메디케어와 메디케이드 건강보험 비용 지급, 고 의료비용 환자를 결정하는 케이스 관리, 소비자들이 보험상품을 정확히 비교하도록 도와주는 작업 등이다[10].

위험조정모델을 실행할 때 단계별로 다음과 같은 점을 고려해야 한다. 첫째, 어떤 모델을 이용하고 어떤 형태의 자료를 이용할 것이지를 결정해야 한다. 둘째, 어느 인구집단을 대상으로 위험조정을 할 것인지 결정해야 한다. 셋째, 얼마의 기간 후에 위험조정모델의 위험가중치를 재조정할 것인지를 결정할 필요가 있다. 이상적으로는 코딩의 차이, 지역 간 차이와 의료이용행태, 이해당사자들이 처한 환경을 반영하는 변경된 위험가중치가 필요하다.

위험조정시스템은 1980년 처음 개발되었고 현재는 다양한 위험조정방식이 널리 이용되고 있다. 메디케어 어드벤티지(Medicare Advantage) 프로그램에서는 CMS-HCC 모델을, 메디케이드 프로그램은 주별로 CDPS (Chronic Illness and Disability Payment System), ACG (Adjusted Clinical Groups), DxCG, CRxG를 이용하고, 여러 유럽 국가들은 위험균등모델을 이용하고 있다. 1세대 모델의 나이와 성별의 인구학적 요인에 더하여 임상적 요인이 위험조정모델의 핵심요소가 되었다. 더 나아가 건강정보기술의 발달로 접근하기 어려웠던 진료 가이드라인, 환자의 치료순응 정도, 생활습관 등과 같은 위험요인의 새로운 자료를 얻을 수 있고, 이러한 정보는 인구집단의 건강상태를 더 잘 설명하고 모델의 예측력을 향상시킬 수 있다[22].

미래에 많은 의료이용을 할 가능성을 결정할 때는 이전 의료이용이 좋은 위험요인으로 작용한다[23]. 위험모델이 고 의료비용을 발생시킬 위험이 높은 가입자를 스크리닝함으로써 건강보험에서 대상 가입자들의 효율적인 관리가 가능할 수도 있다. 예를 들어 고 의료비용 환자로 예측되는 집단에 대한 질병관리 또는 환자 교육 프로그램 등의 중재(target intervention)를 통해 건강상태와 의료이용을 개선하고 조절할 수 있다[15,24].

본 연구의 제한점과 미래 연구방향은 다음과 같다. CMS-HCC 위험조정모델은 메디케어 인두제 지불에 대한 위험조정을 위해 개발되었다. 미국과 한국의 의료시스템과 진료행태, 의료이용행태의 차이 때문에 메디케어 위험조정모델이 한국의 건강보험에 잘 적용될 수 있을지 확신할 수 없다. 이전 연도에 등록된 진단자료가 위험모델에 적용된다는 것은 의사들에 의한 업코딩 또는 코딩 오류가 간과될 수도 있음을 의미한다. 하지만 연구결과는 다른 나라들에서 수행된 연구결과와 비슷했다. 더구나 건강보험 청구자료는 전 국민의 모든 급여대상 진료서비스가 포함되는 대용량의 자료이므로 일부의 의도적인 코딩오류 등이 크게 영향을 미치지 않을 것으로 판단된다.

이 연구에서는 의료급여와 건강보험 가입자를 구분하여 HCC 위험조정모델을 분석하지 않았다. 미국 CMS는 메디케어의 운영을 담당하고 있고, 저소득층을 위한 메디케이드 프로그램은 각 주별로 다른 의료비용 예측 위험조정모델을 적용하고 있다. 게다가 우리나라의 의료급여 비중은 약 2% 정도로 100만 명 표본코호트 자료에서 분리하여 분석하기에는 대상의 크기가 작기 때문에 의료급여와 건강보험 가입자를 구분하지 않았다. 이후에는 의료급여와 건강보험 가입자, 외래와 입원 및 요양기관에 대해 개별적으로 위험조정모델을 적용하는 연구가 필요하다.

진단정보는 단면적인 자료이기 때문에 개인의 건강상태에 대한 역사적 배경을 포함하지 못한다. 향후에 종단적 청구자료에 기반한 개인의 진단정보가 위험조정모델에 어떤 영향을 줄지에 대해 연구가 필요하다. 위험조정모델의 핵심은 ICD 등의 진단코드를 일관성 있는 진단 카테고리로 조직화하는 임상적 분류시스템이다[25]. 오랜 기간 다양한 형태의 건강보험 플랜, 많은 보험자, 뚜렷하게 다른 자료원을 통해 수정된 분류시스템(revised clinical classification)이 개선되어 왔다. 향후 연구는 이를 기반으로 한국 보건의료환경에 적합한 위험조정모델이 무엇인지를 결정하고 지속적으로 개선하는 것이다.

REFERENCES

1. Cutler DM. Equality, efficiency, and market fundamentals: the dynamics of international medical-care reform. J Econ Lit 2002;40(3):881-906. DOI: https://doi.org/10.1257/002205102760273814.
2. Goodson JD, Bierman AS, Fein O, Rask K, Rich EC, Selker HP. The future of capitation: the physician role in managing change in practice. J Gen Intern Med 2001;16(4):250-256. DOI: https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016004250.x.
3. Steinbrook R. The end of fee-for-service medicine?: proposals for payment reform in Massachusetts. N Engl J Med 2009;361(11):1036-1038. DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMp0906556.
4. Van de Ven WP, Ellis RP. Risk adjustment in competitive health plan markets. Handb Health Econ 2000;1(A):755-845. DOI: https://doi.org/10.1016/S1574-0064(00)80173-0.
5. Goni MG. Risk sharing and risk adjustment strategies to deal with health plan selection and efficiency [dissertation]. Boston (MA): Boston University; 2004.
6. Van Kleef RC, van Vliet RC, van de Ven WP. Risk equalization in The Netherlands: an empirical evaluation. Expert Rev Pharmacoecon Outcomes Res 2013;13(6):829-839. DOI: https://doi.org/10.1586/14737167.2013.842127.
7. Van Kleef RC, van Vliet RC, van Rooijen EM. Diagnoses-based cost groups in the Dutch risk-equalization model: the effects of including outpatient diagnoses. Health Policy 2014;115(1):52-59. DOI: https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2013.07.005.
8. Buchner F, Goepffarth D, Wasem J. The new risk adjustment formula in Germany: implementation and first experiences. Health Policy 2013;109(3):253-262. DOI: https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2012.12.001.
9. Ellis RP, Fernandez JG. Risk selection, risk adjustment and choice: concepts and lessons from the Americas. Int J Environ Res Public Health 2013;10(11):5299-5332. DOI: https://doi.org/10.3390/ijerph10115299.
10. Winkelman R, Mehmud S. A comparative analysis of claims-based tools for health risk assessment. Schaumburg (IL): Society of Actuaries; 2007.
11. Evans MA, Pope GC, Kautter J, Ingber MJ, Freeman S, Sekar R, et al. Evaluation of the CMS-HCC risk adjustment model. Baltimore (MD): Centers for Medicare & Medicaid Services; 2011.
12. McGuire TG, Glazer J, Newhouse JP, Normand SL, Shi J, Sinaiko AD, et al. Integrating risk adjustment and enrollee premiums in health plan payment. J Health Econ 2013;32(6):1263-1277. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jhealeco.2013.05.002.
13. Yarger S, Rascati K, Lawson K, Barner J, Leslie R. Analysis of predictive value of four risk models in Medicaid recipients with chronic obstructive pulmonary disease in Texas. Clin Ther 2008;30 Spec No:1051-1057. DOI: https://doi.org/10.1016/j.clinthera.2008.06.001.
14. Frogner BK, Anderson GF, Cohen RA, Abrams C. Incorporating new research into Medicare risk adjustment. Med Care 2011;49(3):295-300. DOI: https://doi.org/10.1097/MLR.0b013e318202839f.
15. Chang HY, Lee WC, Weiner JP. Comparison of alternative risk adjustment measures for predictive modeling: high risk patient case finding using Taiwan's National Health Insurance claims. BMC Health Serv Res 2010;10:343. DOI: https://doi.org/10.1186/1472-6963-10-343.
16. Monroe SM, Harkness KL. Is depression a chronic mental illness? Psychol Med 2012;42(5):899-902. DOI: https://doi.org/10.1017/S0033291711002066.
17. Liu CF, Sales AE, Sharp ND, Fishman P, Sloan KL, Todd-Stenberg J, et al. Case-mix adjusting performance measures in a veteran population: pharmacy- and diagnosis-based approaches. Health Serv Res 2003;38(5):1319-1337. DOI: https://doi.org/10.1111/1475-6773.00179.
18. Taitel M, Fensterheim L, Kirkham H, Sekula R, Duncan I. Medication days' supply, adherence, wastage, and cost among chronic patients in Medicaid. Medicare Medicaid Res Rev 2012;2(3):mmrr.002.03.a04. DOI: https://doi.org/10.5600/mmrr.002.03.a04.
19. Chang HY, Weiner JP. An in-depth assessment of a diagnosis-based risk adjustment model based on national health insurance claims: the application of the Johns Hopkins Adjusted Clinical Group case-mix system in Taiwan. BMC Med 2010;8:7. DOI: https://doi.org/10.1186/1741-7015-8-7.
20. Hackbarth GM, Chernew M, Miller ME. Improving risk adjustment in the medicare program. In: Hackbarth GM, Chernew M, Miller ME, editors. Report to the congress: medicare and the health care delivery system. Washington (DC): Medpac; 2014. pp. 21-32.
21. Hall MA. Risk adjustment under the Affordable Care Act: a guide for federal and state regulators. Issue Brief (Commonw Fund) 2011;7:1-12.
22. Orueta JF, Nuno-Solinis R, Mateos M, Vergara I, Grandes G, Esnaola S. Predictive risk modelling in the Spanish population: a cross-sectional study. BMC Health Serv Res 2013;13:269. DOI: https://doi.org/10.1186/1472-6963-13-269.
23. Ash AS, Zhao Y, Ellis RP, Schlein Kramer M. Finding future high-cost cases: comparing prior cost versus diagnosis-based methods. Health Serv Res 2001;36(6 Pt 2):194-206.
24. Rakovski CC, Rosen AK, Wang F, Berlowitz DR. Predicting elderly at risk of increased future healthcare use: How much does diagnostic information add to prior utilization? Health Serv Outcomes Res Methodol 2002;3(3):267-277.
25. Kautter J, Pope GC, Keenan P. Affordable Care Act risk adjustment: overview, context, and challenges. Medicare Medicaid Res Rev 2014;4(3):mmrr2014-004-03-a02. DOI: https://doi.org/10.5600/mmrr.004.03.a02.