

Charlson 동반질환의 ICD-10 알고리즘 예측력 비교연구

김경훈

건강보험심사평가원 심사평가정책연구소

Comparative Study on Three Algorithms of the ICD-10 Charlson Comorbidity Index with Myocardial Infarction Patients

Kyung Hoon Kim

Review & Assessment Policy Institute, Health Insurance Review & Assessment Service

Objectives: To compare the performance of three International Statistical Classification of Diseases, 10th Revision translations of the Charlson comorbidities when predicting in-hospital among patients with myocardial infarction (MI).

Methods: MI patients ≥ 20 years of age with the first admission during 2006 were identified ($n=20,280$). Charlson comorbidities were drawn from Health Insurance Claims Data managed by Health Insurance Review and Assessment Service in Korea. Comparisons for various conditions included (a) three algorithms (Halfon, Sundararajan, and Quan algorithms), (b) lookback periods (1-, 3- and 5-years), (c) data range (admission data, admission and ambulatory data), and (d) diagnosis range (primary diagnosis and first secondary diagnoses, all diagnoses). The performance of each procedure was measured with the c-statistic derived from multiple logistic regression adjusted for age, sex, admission type and Charlson comorbidity index. A bootstrapping procedure was done to determine the approximate 95% confidence interval.

Results: Among the 20,280 patients, the mean age was 63.3 years, 67.8% were men and 7.1% died while hospitalized. The Quan and Sundararajan algorithms produced higher prevalences than the Halfon algorithm. The c-statistic of the Quan algorithm was slightly higher, but not significantly different, than that of other two algorithms under all conditions. There was no evidence that on longer lookback periods, additional data, and diagnoses improved the predictive ability.

Conclusions: In health services study of MI patients using Health Insurance Claims Data, the present results suggest that the Quan Algorithm using a 1-year lookback involving primary diagnosis and the first secondary diagnosis is adequate in predicting in-hospital mortality.

Key words: Charlson comorbidity index, ICD-10, Myocardial infarction, Administrative data
J Prev Med Public Health 2010;43(1):42-49

서론

건강보험청구자료를 사용한 결과연구에서 환자의 건강 상태, 질환의 중증도 보정은 중요한 부분을 차지한다. 그러나 건강보험청구자료에는 환자의 임상관련 정보가 포함되어 있지 않아 질환의 중증도를 알 수 없지만, 과거 진료내역을 통하여 건강상태와 관련된 환자의 동반질환을 추적관찰할 수 있다. 그 동안 여러 연구들 [1,2]에 의해 건강보험청구자료와 같은 행정자료에 적용할 수 있는 동반질환 보정방

법들이 개발되었으며, 또한 관찰기간 [3-5]과 자료의 범위 결정 [6] 등 동반질환 보정방법론에 대한 연구가 이루어져 왔다.

Charlson 동반질환지수는 동반질환 보정방법 중에서 가장 널리 사용되는 방법으로 의무기록조사를 통하여 정의된 19개의 질환에 대하여 1~6점까지 일정한 가중치를 부여한 뒤 이 가중치의 합을 보정하는 방법이다. Charlson 동반질환지수는 동반질환과 질환의 중증도를 반영했다는 점에서 질환을 이분형 형태로 사용하는 Elixhauser 동반질환과 구분되며, 다른 동반질환 보정방법과의 비교연구를 통하여

Table 1. ICD-10 codes included among 3 ICD-10 coding algorithms

	Additional codes			
	Common codes	Halfon's codes	Sundararajan's codes	Quan's codes
AIDS/HIV	B20.x-B22.x		B23.x, B24.x	B24.x
Cerebrovascular disease	I69.x		G45.0-G45.2, G45.4, G45.8, G45.9, I60.x-I66.x, I67.0-I67.2, I67.4-I67.9, I68.1, I68.2, I68.8	G45.x, G46.x, H34.0, I60.x-I68.x
Congestive heart failure	I50.x	I11.0, I13.0, I13.2, I42.x, I43.x, I51.7		I09.9, I11.0, I13.0, I13.2, I25.5, I42.0, I42.5-I42.9, I43.x, P29.0
Chronic pulmonary disease	J41.x-J47.x, J60.x-J66.x	I27.8, I27.9, J68.4, J70.1, J70.3	J40.x, J67.x	I27.8, I27.9, J40.x, J67.x, J68.4, J70.1, J70.3
Dementia	F00.x-F02.x	F03.x, G30.x, G31.0, G31.1	F05.1	F03.x, F05.1, G30.x, G31.1
Diabetes without chronic complication	E10.1, E10.9, E11.1 E11.9, E13.1, E13.9, E14.1, E14.9	E10.0, E10.8, E11.0, E11.8, E12.0, E12.1, E12.8, E12.9, E13.0, E13.8, E14.0, E14.8	E10.5, E11.5, E13.5, E14.5	E10.0, E10.6, E10.8, E11.0, E11.6, E11.8, E12.0, E12.1, E12.6, E12.8, E12.9, E13.0, E13.6, E13.8, E14.0, E14.6, E14.8
Diabetes with chronic complication	E10.2-E10.4, E11.2-E11.4, E13.2-E13.4, E14.2-E14.4	E10.5-E10.7, E11.5-E11.7, E12.2-E12.7, E13.5-E13.7, E14.5-E14.7		E10.5, E10.7, E11.5, E11.7, E12.2-E12.5, E12.7, E13.5, E13.7, E14.5, E14.7
Hemiplegia or paraplegia	G81.x, G82.0-G82.2	G82.3-G82.5	G04.1	G04.1, G11.4, G80.1, G80.2, G82.3-G82.5, G83.0-G83.4, G83.9
Mild liver disease	K70.3, K71.7, K73.x, K74.3-K74.6	K71.3-K71.5, K71.8, K76.1, B18.x	K70.2, K74.0, K74.2	B18.x, K70.0-K70.2, K70.9, K71.3-K71.5, K74.0-K74.2, K76.0, K76.2-K76.4, K76.8, K76.9, Z94.4
Moderate or severe liver disease	K72.1, K72.9, K76.6, K76.7	I85.0, I85.9, K70.4, K71.1, K76.5		I85.0, I85.9, I86.4, I98.2, K70.4, K71.1, K76.5
Any malignancy, including leukemia and lymphoma	C00.x-C26.x, C30.x-C34.x, C37.x-C41.x, C45.x-C58.x, C60.x-C76.x, C81.x-C85.x, C88.3, C88.7, C88.9, C90.0, C90.1, C91.x-C93.x, C94.0-C94.3, C94.5, C94.7, C95.x, C96.x	C80.x, C88.0-C88.2, C90.2, C94.4, C97.x, Z85.x	C43.x	C43.x, C88.0-C88.2, C90.2, C94.4, C97.x
Metastatic solid tumor	C77.x-C79.x		C80.x	C80.x
Myocardial infection	I25.2		I21.x, I22.x	I21.x, I22.x
Peripheral vascular disease	I71.x, I73.9, Z95.8, Z95.9	I70.0, I70.2, I70.8, I70.9, I73.1, I77.1, Z95.1, Z95.5	I70.0, R02.x	I70.x, I73.1, I73.8, I77.1, I79.0, I79.2, K55.1, K55.8, K55.9
Peptic ulcer disease	K25.4-K25.7, K26.4-K26.7, K27.4-K27.7, K28.4-K28.7		K25.0-K25.3, K25.9, K26.0- K26.3, K26.9, K27.0-K27.3, K27.9, K28.0-K28.3, K28.9	K25.0-K25.3, K25.9, K26.0- K26.3, K26.9, K27.0-K27.3, K27.9, K28.0-K28.3, K28.9
Rheumatologic disease	M05.x, M06.0, M32.x, M33.2, M34.x, M35.3	M31.5	M06.3, M06.9	M06.0-M06.4, M06.8, M06.9, M31.5, M33.0, M33.1, M33.9, M35.1, M36.0
Renal disease	N18.x	Z49.0-Z49.2, Z99.2	N03.x, N05.2-N05.6, N07.2- N07.4, N01.x, N19.x, N25.x	I12.0, I13.1, N03.2-N03.7, N05.2-N05.7, N19.x, N25.0, Z49.0-Z49.2, Z94.0, Z99.2

Adapted from Sundararajan et al. [10]

예측력이 증명되었다 [7-9]. 그러나 Charlson 동반질환은 의 무기록 자료를 토대로 개발되어 진단명이 ICD-9-CM (International Classification of Disease, 9th Revision, Clinical Modification) 혹은 ICD-10(International Statistical Classification of Disease, 10th Revision)으로 분류된 행정자료에 적용되기 위해서는 진단코드의 정의가 필요하다.

Charlson 동반질환은 질환에 대한 임상적 판단 혹은 자동화(mapping) 방법으로 ICD-9-CM [11-13], ICD-10 [14-16]으로 전환되었다 (Table 1). Halfon 등 [14]은 Charlson 동반질환을 ICD-9-CM 코드로 전환한 Deyo의 알고리즘 [11]을 기초로 질환의 임상적 판단으로 알고리즘 개발하였고, Sundararajan 등 [15]은 자동화 시스템을 사용하여 Deyo의 ICD-9-CM을 ICD-10으로 변환한 후 임상적 검토를 통하여 코드를 보완하였다. Quan 등 [16]은 두 알고리즘의 장점을 결합한 것으로 전문가의 합의과정을 통하여 체계적 개발되었다. 전환 알고리즘 중에서 Halfon 알고리즘은 동반질환을 엄격하게 해석하는 경향이 있어 비교적 진단코드가 적게 포함되어 있는 반면에 Quan 알고리즘은 다른 알고리즘에 비해 많은 진단코드를 가지고 있다. Sundararajan 등 [10]은 캐나다, 호주, 스위스, 일본의 행정자료를 사용하여 전환 알고리즘을 비교한 결과, 다른 알고리즘에 비해 Quan 알고리즘의 예측력이 약간 높다고 보고하였다. 국내 건강보험 청구자료를 사용한 결과연구 [17-20]에서는 Sundarajan 등 [10]의 연구결과를 토대로 Quan 등이 제시한 ICD-10 코드를 사용하여 위암, 폐암, 고관절치환술 환자의 사망 그리고 우울증 환자의 재발/재삽화 등의 결과를 설명하는 보정변수로 사용하였다. 그러나 행정자료에 기록된 진단명은 나라마다 서로 다른 진단명 청구관행 등의 이유로 변이가 발생하므로 국외 행정자료를 사용하여 비교한 연구결과를 근거로 국내 연구에 적용하기에는 제한이 따른다. 따라서 Charlson 동반질환을 건강보험청구자료를 사용하는 연구에 적용하기 위해서는 ICD-10 전환 알고리즘 비교연구의 필요성이 제기된다.

환자의 동반질환 보정에 있어 자료의 범위와 관찰기간 설정 또한 중요하다. 건강보험청구자료는 환자의 주진단 그리고 제1부진단명으로 구성된 자료와 환자의 모든 진단명이 기록된 자료가 별도로 구축되어 있고, 또한 입원과 외래자료로 구분된다. 건강보험청구자료를 사용한 연구에서는 타당한 자료의 범위를 제시하지 않고, 자료의 접근 범위 내에서 사용하였고, 동반질환 관찰기간 또한 연구자의 임상적 판단, 자료의 접근성을 고려하여 비교적 짧은 기간을 설정하였다. 따라서 효율성 측면에서 적절한 자료의 범위와 관찰기간 설정 또한 관심사항이 아닐 수 없다.

이 연구에서는 건강보험청구자료를 사용하여 심근경색

환자를 대상으로 Charlson 동반질환의 ICD-10알고리즘을 비교하고자 한다. 그리고 동반질환 보정에서 제기되는 동반질환 관찰기간, 자료와 진단명의 범위에 따른 결과예측력 비교를 통하여 적절한 동반질환 보정방법에 대한 가이드라인을 제시하고자 한다.

대상 및 방법

1. 연구대상

이 연구는 2006년에 급성 또는 속발성 심근경색으로 입원한 20세 이상 환자를 대상으로 하였다. 심근경색 환자는 건강보험청구자료에서 주·부진단명이 급성 심근경색(ICD-10 코드: I21,x), 속발성 심근경색(ICD-10 코드: I22,x)인 환자로 정의하였다. 그리고 자료에 청구된 진단명만으로 질환의 중증도를 구분할 수 없어 동일한 연구대상 선정을 위해 입원시점을 기준으로 이전에 입원한 경험이 있는 환자는 제외하였고, 중증도의 대리변수로 입원경로를 사용하였다. 심근경색 환자의 결과는 병원내 사망을 고려하였다. 병원내 사망은 건강보험 자격상실자료와 결합하여 입원일자과 사망으로 인하여 건강보험 자격이 상실되는 일자의 차이가 입원일수와 동일한 경우로 정의하였다.

2. 관찰기간과 자료의 범위

대부분의 연구들은 자료의 접근성과 임상적 판단을 근거로 비교적 짧은 기간의 동반질환 관찰기간을 선정하였다 [21]. 그러나 동반질환을 장기간 관찰한 경우 동반질환을 관찰할 기회는 증가되지만 효율적이지 않다. 이 연구에서는 병원내 사망을 예측함에 있어 적절한 동반질환 관찰기간을 제시하기 위해 입원시점을 기준으로 이전 1년, 3년, 5년 동안 동반질환을 관찰하였다. 건강보험청구자료는 의료기관을 방문한 환자의 모든 입원, 외래 진료내역을 포함하고 있고, 환자의 주진단명과 제1부진단명이 기록된 자료 외에 모든 진단명이 기록된 자료가 별도로 구성되어 있어 동반질환을 관찰하기 위한 자료의 범위 결정이 필요하다. 따라서 입원자료와 입원·외래자료에 대하여 주·부진단명을 사용한 경우와 모든 진단명을 사용한 경우로 구분하여 결과 예측력을 비교하였다.

3. 통계분석

이 연구에서는 심근경색 환자를 대상으로 Charlson 동반

Table 2. General characteristics of myocardial infarction patients

Variable	Category	n(%)
Total		20,280 (100.0)
Age		61.3±11.6*
	20 - 39	2,855 (14.1)
	40 - 49	840 (4.1)
	50 - 59	4,503 (22.2)
	60 - 69	6,120 (30.2)
	≥70	5,962 (29.4)
Gender	Male	13,746 (67.8)
	Female	6,534 (32.2)
Admission type	Outpatient	7,161 (35.3)
	Emergency	13,119 (64.7)
In hospital mortality		1,447 (7.1)

* Mean±Standard deviation

질환 알고리즘, 관찰기간, 그리고 자료와 진단명 범위에 따른 동반질환 분포를 살펴보고, 각 상황에서 병원내 사망에 대한 예측력을 비교하였다. 결과예측모형은 성별, 연령, 입원경로, Charlson 동반질환을 보정한 다중 로지스틱모형 (multiple logistic regression)을 사용하였고, Charlson 동반질환은 0점, 1점, 2점, 3점 이상으로 구분하여 범주형 변수로 사용하였다. 결과예측력은 결과를 설명하는 정도를 나타내며, 이 연구에서는 예측력 비교기준으로 C-통계량을 사용하였다. C-통계량은 ROC (Receiver Operating Characteristic) 곡선 아래의 면적으로 0.5에서 1사이의 값을 갖고, 1에 가까울수록 결과를 잘 설명한다고 할 수 있다. C-통계량의 95% 신뢰구간은 붓스트랩 방법으로 산출하였고, 신뢰구간이 겹치는 경우 예측력이 유의한 차이가 없는 것으로 간주하였다. 자료구축과 통계분석은 SAS version 9.13 (SAS Inc., Cary, NC, USA)을 사용하였다.

결 과

1. 일반적 특성

연구기간 동안 심근경색으로 입원한 환자는 24,668명이었 (Table 2). 이 중에서 이전에 입원한 경험이 있는 환자 4,388명을 제외한 20,280명을 대상으로 하였다. 심근경색 환자의 평균 연령은 61.3세였고, 남성은 67.8%였다. 입원환자 중에서 13,119명(64.7%)은 응급실을 통하여 입원을 하였고, 병원내에서 사망한 환자는 1,447명(7.1%)이었다.

2. 동반질환 분포

입원자료의 주진단명과 제1부진단명을 사용하여 ICD-10

알고리즘과 동반질환 관찰기간에 따른 Charlson 동반질환 유병률을 살펴보았다 (Table 3). 1년 동안 Charlson 동반질환을 관찰한 경우 울혈성 심부전과 만성 합병증을 동반한 당뇨의 유병률이 가장 높았고, Halfon 알고리즘을 사용한 경우 울혈성 심부전의 유병률은 3.2%, Sundararajan 알고리즘 2.0%, Quan 알고리즘 3.4%였다. 전환 알고리즘들은 동반질환 유병률이 비슷하였으나, 뇌혈관 질환의 경우 Halfon 알고리즘은 0.5%인 반면에 Sundararajan 알고리즘 3.7%, Quan 알고리즘 3.8%로 비교적 큰 차이를 보였다. 동반질환을 1년 동안 관찰한 경우 Charlson 동반질환지수가 0점인 환자는 Halfon 알고리즘 86.8%, Sundararajan 알고리즘 86.5%, Quan 알고리즘 84.1%로 대부분의 환자들이 Charlson 동반질환지수가 낮았고, 3점 이상에 해당되는 환자는 각각 2.7%, 2.8%, 3.7%였다. 알고리즘에 따른 Charlson 동반질환 유병률 비교결과 Quan 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 동반질환 유병률이 높았다. Quan 알고리즘을 기준으로 동반질환을 1년 동안 관찰한 경우 뇌혈관계 질환의 유병률은 3.8%, 3년 6.9%, 5년 8.6%로 관찰기간이 증가할수록 동반질환 유병률이 증가하였고, 다른 질환에서도 관찰기간이 증가함에 따라 유병률이 증가하였다.

3. 병원내 사망 예측력 비교결과

Charlson 동반질환의 ICD-10 알고리즘, 관찰기간, 그리고 자료와 진단명의 범위에 따른 병원내 사망의 예측력을 비교하였다. 자료의 범위에 따른 예측력 비교결과, 환자의 주진단명과 제1 부진단명을 사용하여 1년 동안 동반질환을 관찰한 Quan 알고리즘은 입원자료만을 대상으로 한 예측모형의 C-통계량은 0.701 (95% CI=0.671-0.739)로 입원과 외래 자료를 모두 사용한 모형 0.684 (95% CI= 0.655-0.722)보다 예측력이 높으나, 유의한 차이를 보이지 않았다 (Table 4). 그리고 Sundararajan 알고리즘과 Halfon 알고리즘은 입원자료만 사용한 경우와 입원과 외래자료를 모두 사용한 모형 간에는 결과예측력의 차이는 없었다.

진단명의 범위에 따른 예측력 비교결과, 입원자료만을 사용하여 1년간 동반질환을 관찰한 Sundararajan 알고리즘은 모든 진단명을 사용한 경우 C-통계량은 0.699 (95% CI=0.671-0.736)로 주진단명과 제1부진단명만을 대상으로 한 모형 0.698 (95% CI=0.669-0.735)과 예측력의 차이는 없었다. 그리고 입원자료를 대상으로 한 Quan과 Halfon 알고리즘도 모든 진단명을 사용한 모형과 주진단명과 제1부진단명을 사용한 모형간에는 예측력의 차이가 없었다.

관찰기간에 따른 예측력 비교결과, Halfon알고리즘을 대상으로 입원자료 그리고 주진단명과 제1 부진단명만을 사

Table 3. Prevalence of Charlson comorbidities by version of ICD-10 codes and lookback periods using primary diagnosis and first secondary diagnosis in admission data

	Halfon's codes			Sundararajan's codes			Quan's codes		
	1-yr	3-yr	5-yr	1-yr	3-yr	5-yr	1-yr	3-yr	5-yr
Cerebrovascular disease	108(0.5)	177(0.9)	209(1.0)	759(3.7)	1,385(6.8)	1,730(8.5)	767(3.8)	1,401(6.9)	1,752(8.6)
Congestive heart failure	656(3.2)	1,033(5.1)	1,210(6.0)	414(2.0)	659(3.3)	781(3.9)	692(3.4)	1,068(5.3)	1,253(6.2)
Chronic pulmonary disease	363(1.8)	648(3.2)	760(3.8)	400(2.0)	718(3.5)	847(4.2)	401(2.0)	720(3.6)	849(4.2)
Dementia	111(0.6)	154(0.8)	173(0.9)	62(0.3)	83(0.4)	93(0.5)	101(0.5)	131(0.7)	148(0.7)
Diabetes without chronic complication	540(2.7)	1,015(5.0)	1,267(6.3)	561(2.8)	1,060(5.2)	1,325(6.5)	560(2.8)	1,047(5.2)	1,308(6.5)
Diabetes with chronic complication	666(3.3)	1,156(5.7)	1,362(6.7)	402(2.0)	745(3.7)	902(4.5)	649(3.2)	1,130(5.6)	1,329(6.6)
Hemiplegia or paraplegia	101(0.5)	192(1.0)	241(1.2)	91(0.5)	179(0.9)	225(1.1)	104(0.5)	198(1.0)	249(1.2)
Mild liver disease	76(0.4)	173(0.9)	229(1.1)	56(0.3)	129(0.6)	166(0.8)	160(0.8)	350(1.7)	450(2.2)
Moderate or severe liver disease	11(0.1)	25(0.1)	29(0.1)	8(0.0)	14(0.1)	15(0.1)	11(0.1)	26(0.1)	31(0.2)
Any malignancy, including leukemia and lymphoma	283(1.4)	478(2.4)	578(2.9)	284(1.4)	478(2.4)	579(2.9)	284(1.4)	478(2.4)	579(2.9)
Metastatic solid tumor	71(0.4)	104(0.5)	119(0.6)	71(0.4)	104(0.5)	119(0.6)	71(0.4)	104(0.5)	119(0.6)
Peripheral vascular disease	162(0.8)	273(1.4)	327(1.6)	53(0.3)	100(0.5)	125(0.6)	159(0.8)	276(1.4)	336(1.7)
Peptic ulcer disease	46(0.2)	110(0.5)	163(0.8)	222(1.1)	458(2.3)	629(3.1)	222(1.1)	458(2.3)	629(3.1)
Rheumatologic disease	27(0.1)	68(0.3)	92(0.5)	27(0.1)	68(0.3)	92(0.5)	27(0.1)	69(0.3)	93(0.5)
Renal disease	302(1.5)	409(2.0)	438(2.2)	314(1.6)	425(2.1)	459(2.3)	348(1.7)	471(2.3)	506(2.5)
AIDS/HIV	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)	0(0.0)
Charlson comorbidity index									
0	17,610(86.8)	16,112(79.5)	15,460(76.2)	17,535(86.5)	15,823(78.0)	15,062(74.3)	17,056(84.1)	15,207(75.0)	14,385(70.9)
1	1,285(6.3)	1,879(9.3)	2,115(10.4)	1,500(7.4)	2,324(11.5)	2,626(13.0)	1,652(8.2)	2,424(12.0)	2,739(13.5)
2	841(4.2)	1,204(5.9)	1,390(6.9)	686(3.4)	1,027(5.1)	1,200(5.9)	823(4.1)	1,224(6.0)	1,407(6.9)
≥3	544(2.7)	1,085(5.4)	1,315(6.5)	559(2.8)	1,106(5.5)	1,392(6.9)	749(3.7)	1,425(7.0)	1,749(8.6)

Table 4. Performance in predicting in-hospital mortality by version of ICD-10 codes, lookback periods, data range and diagnosis range

Algorithm	Data range	Diagnoses range	Lookback periods		
			1-yr	3-yr	5-yr
Quan's codes [16]	Admission	Primary + first secondary diagnosis	0.701(0.671-0.739)*	0.703(0.675-0.739)	0.704(0.677-0.739)
		All diagnoses	0.699(0.671-0.737)	0.700(0.673-0.737)	0.701(0.674-0.738)
	Admission+ Ambulatory	Primary + first secondary diagnosis	0.684(0.655-0.722)	0.682(0.673-0.737)	0.701(0.674-0.738)
		All diagnoses	0.685(0.656-0.723)	0.681(0.652-0.718)	0.679(0.653-0.718)
Sundararajan's codes [15]	Admission	Primary + first secondary diagnosis	0.698(0.669-0.735)	0.701(0.674-0.738)	0.701(0.674-0.738)
		All diagnoses	0.699(0.671-0.736)	0.699(0.672-0.737)	0.702(0.676-0.739)
	Admission+ Ambulatory	Primary + first secondary diagnosis	0.685(0.658-0.723)	0.682(0.656-0.719)	0.685(0.658-0.722)
		All diagnoses	0.689(0.661-0.726)	0.685(0.657-0.723)	0.685(0.656-0.723)
Halfon's codes [14]	Admission	Primary + first secondary diagnosis	0.698(0.669-0.737)	0.701(0.673-0.738)	0.703(0.676-0.739)
		All diagnoses	0.698(0.670-0.735)	0.699(0.672-0.737)	0.702(0.675-0.740)
	Admission+ Ambulatory	Primary + first secondary diagnosis	0.683(0.656-0.721)	0.683(0.655-0.721)	0.686(0.661-0.724)
		All diagnoses	0.685(0.658-0.724)	0.683(0.655-0.722)	0.684(0.657-0.722)

* The predictability was expressed as the c-statistics and its 95% Confidence Interval derived from multiple logistic regression adjusted for age, sex, admission type and Charlson comorbidity index.

용한 모형은 1년 동안 동반질환을 관찰한 경우 예측력은 0.698 (95% CI=0.669-0.737), 3년 0.701 (95% CI=0.673-0.738), 5년 0.703 (95% CI=0.676-0.739)로 관찰기간이 길어

질수록 예측력은 높아지지만, 유의한 차이는 없었다. 그리고 Quan과 Sundararajan 알고리즘도 관찰기간이 증가할수록 모형들간에 예측력의 유의한 차이는 없었다.

Charlson 동반질환의 ICD-10 알고리즘을 비교한 결과, 입원자료 그리고 주진단명과 제1부진단명을 대상으로 1년 동안 동반질환을 관찰한 모형을 기준으로 Quan 알고리즘의 예측력은 0.701 (95% CI=0.671-0.739)로 Sundararajan 알고리즘, 0.698 (95% CI=0.669-0.735), Halfon 알고리즘 0.698 (95% CI=0.669-0.737)보다 약간 높지만, 알고리즘간 예측력의 유의한 차이는 없었다.

고 찰

이 연구는 심근경색 환자를 대상으로 행정자료에서 동반질환 보정방법으로 널리 사용되는 Charlson 동반질환을 ICD-10으로 전환한 알고리즘의 예측력을 비교하고, 동반질환 보정에서 제기되는 관찰기간, 그리고 자료와 진단명의 범위를 고려하여 여러 상황에서 결과 예측력을 비교하였다. 관찰기간, 자료범위 그리고 진단명 범위에 따른 예측력 비교결과 입원자료의 주진단명과 제1부진단명을 사용하여 입원시점을 기준으로 이전 1년 동안 동반질환을 관찰하는 것이 결과예측력 측면에서 효율적이었고, 모든 상황에서 Quan 등이 제시한 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 결과 예측력이 조금 높았지만 유의한 차이는 없었다.

ICD-10 알고리즘에 따라 Charlson 동반질환 유병률은 비슷하였으나, 뇌혈관계 질환은 다른 질환에 비해 알고리즘에 따른 유병률 차이가 컸다. Halfon 등은 뇌혈관질환을 뇌혈관 질환의 후유증(I69.x)만으로 정의한 반면, Sundararajan과 Quan 등은 뇌혈관 질환의 후유증(I69.x) 이외에 기타 뇌혈관 질환(I67.x), 달리 분류된 질환에서의 뇌혈관 장애(I68.x)등을 추가로 정의하였다. Sundararajan 등 [10]은 캐나다, 스위스, 오스트레일리아, 일본의 행정자료에서 동반질환 유병률을 확인한 결과 뇌혈관계질환에서 Halfon 알고리즘의 유병률이 낮았고, 이는 Halfon 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 엄격하게 해석하는 경향이 있어 유병률 차이가 발생한다고 보고하였다.

Charlson 동반질환의 ICD-10 알고리즘을 비교한 결과, 입원자료의 주진단명과 제1부진단명을 사용하여 1년 동안 관찰한 경우 Quan 알고리즘의 예측력은 0.701 (95% CI=0.671-0.739)로 Sundararajan 알고리즘 0.698 (95% CI=0.669-0.735), Halfon 알고리즘 0.698 (95% CI=0.669-0.737)보다 조금 높지만 예측력의 유의한 차이가 없었다. Sundararajan 등 [10]은 입원한 환자를 대상으로 Charlson 동반질환의 ICD-10 알고리즘을 비교한 결과, Quan 알고리즘이 다른 알고리즘이 병원내 사망의 예측력이 조금 높았다고 보고하였고, 이는 본 연구결과와 일치하였다. 세 알고리즘들은 연구자의

서로 다른 임상적 판단 등을 토대로 정의되어 그 차이가 발생하며, Halfon 알고리즘은 Charlson 동반질환을 엄격하게 해석하는 경향이 있어 다른 알고리즘에 비해 코드가 적다. 그러나 Quan 알고리즘은 다른 알고리즘에 비해 많은 코드가 정의되어 동반질환을 관찰할 기회가 증가되고, 따라서 결과를 설명하는 정도가 높아지는 것으로 사료된다.

동반질환 관찰기간에 따른 예측력 비교결과, 입원자료의 주진단명과 제1부진단명을 사용한 Quan 알고리즘은 입원시점을 기준으로 이전 1년 동안 동반질환을 관찰한 경우 예측력은 0.701 (95% CI=0.671-0.739)로 3년 0.703 (95% CI=0.675-0.739), 5년 0.704 (95% CI=0.677-0.739)로 장기간 동반질환을 관찰한 모형과 비교하여 예측력의 유의한 차이는 없었다. 급성심근경색 환자를 대상으로 관찰기간을 비교한 연구 [6]에서는 입원시점에 기록된 동반질환만을 고려하기보다는 그 이전에 기록된 동반질환을 포함하는 경우 예측력이 높다고 보고하였다. Kim과 Ahn [5]은 건강보험청구자료를 사용하여 경피적 관상동맥중재술을 받은 환자를 대상으로 동반질환 관찰기간에 따른 예측력을 비교한 연구에서 적절한 관찰기간으로 1년을 제시하였고, Preen 등 [4]은 병원행정자료를 사용하여 동반질환 관찰기간에 따른 재입원과 사망의 예측력을 비교연구를 통하여 사망에 있어서는 1년 동안 동반질환을 관찰하는 것이 적절하고, 재입원에 있어서는 장기간 동반질환을 관찰하는 것이 적절하다고 제시하였다. 그리고 Zhang 등 [3]은 관찰기간과 자료의 범위에 따른 1년 사망을 예측력을 비교한 결과, 2년간 입원자료, 1년의 외래자료 그리고 보조청구자료를 사용한 경우 유의하게 예측력이 높다고 보고하였다. 이 연구에서는 입원자료만 사용한 모형과 입원과 외래자료를 모두 사용한 모형을 비교한 결과, Sundararajan 알고리즘으로 모든 진단명을 1년 동안 관찰한 경우 입원자료에서의 예측력은 0.699 (95% CI=0.671-0.736)로 입원과 외래자료 0.689 (95% CI=0.661-0.726)보다 조금 높지만 유의한 차이가 없었다. 그리고 진단명의 범위에 따른 예측력의 유의한 차이가 없었고, 따라서 모든 진단명을 고려하기보다는 주진단명과 제1부진단명을 사용하는 것이 효율적이라 할 수 있다.

이 연구는 동반질환 보정에 있어 제기되는 여러 상황에서 예측력을 비교하였지만 몇가지 제한점이 존재한다. 첫째, 건강보험청구자료는 환자의 모든 진료내역이 포함되어 있다는 장점이 있으나, 진료비 심사를 목적으로 구축된 자료이므로 진단명의 부정확성이 문제된다. 건강보험청구자료를 사용한 기존 연구들 [17-20,22]은 경험적인 접근 방법으로 동반질환을 정의하였으나, 부정확성에 대한 문제는 여전히 존재할 수 있다. 이 연구에서는 진단명에 대한 제약 을 두지 않고, 청구된 진단명을 그대로 사용하여 동반질환

유병률이 과대추정될 가능성을 배제할 수 없을 것이다. 또한 자료에 청구된 진단명은 시간적 관계를 알 수 없어 동반 질환과 합병증을 정확히 구분할 수 없으나, 조작적으로 입원시점에 청구된 진단명을 제외하여 합병증을 분리하였다. 둘째, 심근경색 환자만을 대상으로 전환 알고리즘과 관찰 기간, 그리고 자료와 진단명의 범위에 따른 병원내 사망의 예측력을 비교하였다. 따라서 이 연구결과를 토대로 다른 질환 혹은 수술환자에 적용하기에는 제한이 따른다. 그러나 심근경색환자를 대상으로 많은 보건의료 연구가 이뤄지고 있다는 점에서 연구결과 활용도가 높을 것으로 기대된다. 셋째, 결과예측모형은 성별, 연령, 입원경로 그리고 동반질환만을 모형에 포함하였고, 환자의 예후와 관련된 질환의 중증도와 임상적 특성을 반영하지 못하였다는 제한점이 있다.

심근경색 환자를 대상으로 Charlson 동반질환의 ICD-10 전환 알고리즘, 관찰기간 그리고 자료와 진단명의 범위에 따른 결과예측력을 비교한 결과, 입원자료의 주진단명과 제 1부진단명을 사용하여 이전 1년 동안 동반질환을 관찰하는 Quan 알고리즘이 가장 적절하였다. 비록 다른 질환과 수술환자를 대상으로 하는 보건의료연구에 적용되기에는 제한점이 있지만, 심근경색 환자를 대상으로 하는 연구에서 동반질환 보정방법에 대한 가이드라인이 될 것으로 기대된다. 그리고 이 연구를 기초로 다양한 질환과 수술환자를 대상으로 단기사망, 장기사망, 재입원 그리고 진료비 등과 같은 결과에 있어 동반질환 보정과 관련된 방법론적 연구가 필요할 것으로 사료된다.

감사의 글

이 연구는 건강보험 심사평가원의 연구지원으로 이루어졌음.

참고문헌

- Charlson ME, Pompei P, Ales KL, MacKenzie CR. A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: Development and validation. *J Chronic Dis* 1987; 40(5): 373-383.
- Elixhauser A, Steiner C, Harris DR, Coffey RM. Comorbidity measures for use with administrative data. *Med Care* 1998; 36(1): 8-27.
- Zhang JX, Iwashyna TJ, Christakis NA. The performance of different lookback periods and sources of information for Charlson comorbidity adjustment in Medicare claims. *Med Care* 1999; 37(11): 1128-1139.
- Preen DB, Holman CD, Spilsbury K, Semmens JB, Brameld KJ. Length of comorbidity lookback period affected regression model performance of administrative health data. *J Clin Epidemiol* 2006; 59(9): 940-946.
- Kim KH, Ahn LS. A comparative study on comorbidity measurements with lookback period using health insurance database: Focused on patients who underwent percutaneous coronary intervention. *J Prev Med Public Health* 2009; 42(2): 267-273. (Korean)
- Stukenborg GJ, Wagner DP, Connors AF Jr. Comparison of the performance of two comorbidity measures, with and without information from prior hospitalization. *Med Care* 2001; 39(7): 727-739.
- Schneeweiss S, Wang PS, Avorn J, Glynn RJ. Improved comorbidity adjustment for predicting mortality in Medicare populations. *Health Serv Res* 2003; 38(4): 1103-1120.
- Birim O, Maat AP, Kappetein AP, van Meerbeeck JP, Damhuis RA, Bogers AJ. Validation of the Charlson comorbidity index in patients with operated primary non-small cell lung cancer. *Eur J Cardiothorac Surg* 2003; 23(1): 30-34.
- Birim O, Kappetein AP, Bogers AJ. Charlson comorbidity index as a predictor of long-term outcome after surgery for non-small cell lung cancer. *Eur J Cardiothorac Surg* 2005; 28(5): 759-762.
- Sundararajan V, Quan H, Halfon P, Fushimi K, Luthi JC, Burnand B, et al. Cross-national comparative performance of three versions of the ICD-10 Charlson index. *Med Care* 2007; 45(12): 1210-1215.
- Deyo RA, Cherkin DC, Ciol MA. Adapting a clinical comorbidity index for use with ICD-9-CM administrative databases. *J Clin Epidemiol* 1992; 45(6): 613-619.
- Romano PS, Roos LL, Jollis JG. Adapting a clinical comorbidity index for use with ICD-9-CM administrative data: Differing perspectives. *J Clin Epidemiol* 1993; 46(10): 1075-1079.
- D'Hoore W, Sicotte C, Tilquin C. Risk adjustment in outcome assessment: The Charlson comorbidity index. *Methods Inf Med* 1993; 32(5): 382-387.
- Halfon P, Eggerli Y, van Melle G, Chevalier J, Wasserfallen JB, Burnand B. Measuring potentially avoidable hospital readmissions. *J Clin Epidemiol* 2002; 55(6): 573-587.
- Sundararajan V, Henderson T, Perry C, Muggivan A, Quan H, Ghali WA. New ICD-10 version of the Charlson comorbidity index predicted in-hospital mortality. *J Clin Epidemiol* 2004; 57(12): 1288-1294.
- Quan H, Sundararajan V, Halfon P, Fong A, Burnand B, Luthi JC, et al. Coding algorithms for defining comorbidities in ICD-9-CM and ICD-10 administrative data. *Med Care* 2005; 43(11): 1130-1139.

17. Kyung MH, Yoon SJ, Ahn HS, Hwang SM, Seo HJ, Kim KH, et al. Prognostic impact of Charlson comorbidity index obtained from medical records and claims data on 1-year mortality and length of stay in gastric cancer patients. *J Prev Med Public Health* 2009; 42(2): 117-122. (Korean)
18. Choi WH, Yoon SJ, Ahn HS, Kyung MH, Kim KH, Kim KU. The prediction of health care outcome of total hip replacement arthroplasty patients using Charlson comorbidity index. *Korean J Hospital Manage* 2009; 14(1): 23-35. (Korean)
19. Kim NS. *The Effect of Adherence to Antidepressant Treatment on Relapse and Recurrence of Depression* [dissertation]. Seoul: Seoul University; 2008. (Korean)
20. Seo HJ. *Prediction of Health Outcome using Charlson Comorbidity Index in Resected lung Cancer Patients: A Comparison of Medical Records Data and Administrative Data* [dissertation]. Seoul: Korea University; 2008. (Korean)
21. Zhang JX, Iwashyna TJ, Christakis NA. The performance of different lookback periods and sources of information for Charlson comorbidity adjustment in Medicare claims. *Med Care* 1999; 37(11): 1128-1139.
22. Kim JY, Kim HY, Im JH. *Development of Risk Adjustment and Prediction Methods for Care Episodes using National Health Insurance Database*. Seoul; Health Insurance Review & Assessment Service; 2007. (Korean)