Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 20, No. 4 pp. 435-447, 2019

https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.4.435
ISSN 1975-4701 / eISSN 2288-4688

재입원 예측 모형 개발에 관한 연구

조윤정[1], 김유미[2], 함승우[3], 최준영[4], 백설경[5], 강성홍[6*]
[1]경희대학교 대학원 생체의과학과, [2]상지대학교 의료경영학과, [3]원자력병원, [4]원광보건대학교 의무행정과,
[5]아주대학교병원, [6]인제대학교 보건행정학과

A Study on the Development of Readmission Predictive Model

Yun-Jung Cho[1], Yoo-Mi Kim[2], Seung-Woo Han[3], Jun-Yeong Choe[4], Seol-Gyeong Baek[5], Sung-Hong Kang[6*]

[1]Dept. of Biomedical Science Graduate School, Kyung Hee University
[2]Dept. of Health Policy & Management, Sangji University
[3]Korea Cancer Center Hospital
[4]Dept. of Health Information Management, Wonkwang Health Science University
[5]Ajou University Hospital [6]Dept. of Health Policy & Management, Inje University

요 약 불필요한 재입원을 예방하기 위해서는 재입원 확률이 높은 집단을 집중적으로 관리할 필요가 있다. 이를 위해서는 재입원 예측모형의 개발이 필요하다. 재원예측 모형을 개발하기 위해 1개 대학병원의 2016년에서 2017년의 2년간의 퇴원요약환자 데이터를 수집하였다. 이때 재입원 환자는 연구 기간 내에 2번 이상 퇴원한 환자라 정의 하였다. 재입원환자의 특성을 파악하기 위해 기술통계와 교착분석을 실시하였다. 재입원 예측 모형개발은 데이터마이닝 기법인 로지스틱회귀모형, 신경망, 의사결정모형을 이용하였다. 모형평가는 AUC(Area Under Curve)를 이용하였다. 로지스틱회귀모형이 AUC가 0.81로 가장 우수하게 나옴에 따라 본 연구에서는 로지스틱 회귀모형을 최종 재입원 예측 모형으로 선정을 하였다. 로지스틱회귀모형에서 선정된 재입원에 영향을 끼치는 주요한 변수는 성별, 연령, 지역, 주진단군, Charlson 동반질환지수, 퇴원과, 응급실 경유 여부, 수술여부, 재원일수, 총비용, 보험종류 등이었다. 본 연구에서 개발한 모형은 1개병원의 2년치 자료이므로 일반화하기에는 제한점이 있다. 추후에 여러 병원 장기간의 데이터를 수집하여 일반화 할 수 있는 모형을 개발하는 것이 필요하다. 더 나아가 계획에 없던 재입원 까지 예측을 할 수 있는 모형을 개발하는 것이 필요하다.

Abstract In order to prevent unnecessary re-admission, it is necessary to intensively manage the groups with high probability of re-admission. For this, it is necessary to develop a re-admission prediction model. Two - year discharge summary data of one university hospital were collected from 2016 to 2017 to develop a predictive model of re-admission. In this case, the re-admitted patients were defined as those who were discharged more than once during the study period. We conducted descriptive statistics and crosstab analysis to identify the characteristics of rehospitalized patients. The re-admission prediction model was developed using logistic regression, neural network, and decision tree. AUC (Area Under Curve) was used for model evaluation. The logistic regression model was selected as the final re-admission predictive model because the AUC was the best at 0.81. The main variables affecting the selected rehospitalization in the logistic regression model were Residental regions, Age, CCS, Charlson Index Score, Discharge Dept., Via ER, LOS, Operation, Sex, Total payment, and Insurance. The model developed in this study was limited to generalization because it was two years data of one hospital. It is necessary to develop a model that can collect and generalize long-term data from various hospitals in the future. Furthermore, it is necessary to develop a model that can predict the re-admission that was not planned.

Keywords : Readmission, Predictive Modeling, Data Mining, Quality Improvement

본 논문은 2017년도 인제대학교 학술연구조성비 보조에 의한 것임.
*Corresponding Author : Sung-Hong Kang(Inje Univ.)
Tel: +82-10-5522-3287 email: hcmkang@hanmail.net
Received January 23, 2019 Revised March 5, 2019
Accepted April 5, 2019 Published April 30, 2019

1. 서론

의료의 질관리 측면에서 재입원과 재입원율 관리는 우리나라 뿐 아니라 선진 외국에서도 의료의 질을 평가하는 중요한 지표로 활용되고 있다[1-3]. 병원의 재입원은 환자진료의 부정적인 결과를 의미하며, 의료비 증가의 주요 요인이 된다. 즉 재입원은 의료의 질과 효율성을 반영하는 지표로서 의료인뿐만 아니라 의료자원의 효율적 활용을 위해 국가적 차원에서 관심을 가지는 영역이다. 즉 비효율적 서비스로 인한 불필요한 재입원을 감소시킴으로써 비용 절감 및 효율성 증진시킬 수 있다.

미국에서 메디케어 환자의 퇴원 후 30일 이내 재입원 환자는 20%이며, 계획에 없는 재입원 환자에게 174억 달러가 소요되는 것으로 추정된다[4]. 또한 Medicare Payment Advisory Committee (MedPAC)은 재입원의 75%는 피할 수 있고, 피해야 한다고 보고하고 있다[5]. 왜냐하면 재입원은 이전 입원의 감염증, 기타 합병증, 부적절한 후속 치료 계획, 퇴원 지시의 부적절한 의사소통, 약물 조정 및 조정 실패 등이 원인이 되어 나타나기 때문이다.

2012년 미국에서는 Hospital Readmissions Reduction Program에 따라 심부전, 급성심근경색, 폐렴 환자 중 30일 이내 재입원율이 높은 병원에 대하여 범칙금을 부과하기 시작했다. 여기에는 총 메디케어 예산의 1%에 해당하는 약 2억8천만 달러의 기금이 미국 전체 2,213개 병원에 부과되었다. 또한 2014년, 2015년에 만성폐질환과 관상동맥우회이식 등 4가지를 추가 적용하여 각각 2%와 3%까지 범칙금이 증가하게 되었다. 이러한 결과를 기반으로 정책 입안자와 의료기관은 재입원을 줄이고 진료의 질과 접근성을 향상시키기 위해 여러 프로그램을 제안하게 되었다[6].

2015년 건강보험심사평가원에서는 요양급여 적정성 평가를 보완하기 위해 상급종합 및 500병상 이상 종합병원을 대상으로 중증도 보정 사망비와 중증도 보정 재입원율 등의 지표를 사용하였다[3]. 이후 중증도 보정 재입원율은 위험도 표준화 재입원비(Risk-Standardized Readmission Ratio; RSRR)로 변경되었는데 퇴원 후 30일 이내에 동일 또는 타 기관에 모든 원인(all-cause)으로 재입원한 계획되지 않은 입원을 의미하는 것으로, 실제 재입원수와 환자의 중증도를 고려한 기대 재입원수를 비로 나타낸 것이다. 병원별 재입원율은 국가 전체 평균 재입원율을 기준으로 수치가 낮을수록 질적 수준이 양호한 것으로 판단하게 된다. 즉 적절한 퇴원 유도 및 불필요한 입원을 감소시킴으로써 의료의 질과 비용 절감 및 효율성을 증진한다는 목적이다. 현재까지 2015년(2014년 진료분)과 2018년(2017년 진료분) 두 차례에 걸쳐 결과가 발표되었으며, 재입원율은 2015년 6.5%, 2018년 6.1%였고, 위험도 표준화 재입원비는 2018년 상급종합 88.4, 종합병원 103.9로 종합병원이 상급종합병원보다 높았다[7,8].

이와 같이 재입원과 관련한 여러 가지 정책적 개입이 국내외에서 시행되고 있지만 그 정책의 효과 및 지속 가능성은 재입원 위험이 높은 환자를 얼마나 잘 파악할 수 있는지에 달려 있다[4]. Canadian Institute for Health Information(CIHI)는 예방 가능한 계획에 없는 재입원에 대한 명확하고 측정가능한 정의가 필요하며 예방 가능한 재입원에 대한 보편적 정의는 연구자간, 지역사회, 국가간에 재설정이 필요하다고 하였다[9].

재입원율은 질 지표 측면, 방법론적인 측면, 평가지표 활용 측면에서의 고려해야 할 사항들은 일반 질 지표로서의 재입원율의 타당성에 영향을 줄 가능성이 있다. 따라서 타당성을 높이기 위해 건강보험 청구명세서의 상병 및 시술코드의 정확한 코딩, POA와 HAC의 구분을 추가하는 방법이 있을 수 있다고 하였다.[10]

병원 재입원을 줄이는 정책으로 의료 시스템에 인센티브를 제공하여 병원을 떠나는 환자의 진료조정 및 퇴원과정에 더 많은 노력을 기울이도록 하는 유익한 것으로 나타났다.[11]

또한 일부 연구에서는 동일한 환자가 병원 시설의 차이에 따라 입원 후 재입원 위험이 유의하게 높게 나왔는데 이것은 병원의 질이 환자요인에 관계없이 재입원율에 부분적으로 기여하는 것으로 나타나기도 했다.[12]

건강보험심사평가원에서는 미국 Center for Medicare and Medicaid Service(CMS)에서 제시한 Agency for Healthcare Research and Quality(AHRQ)의 Clinical Classification System(CCS) 기준에 따라 계획된 처치 및 수술목록을 이용하여 계획된 재입원을 정의하였다. 그러나 계획된 재입원과 계획되지 않은 재입원은 실제 명확하게 구분하기는 어려우며, 이를 위해서는 의무기록 자료를 이용하여 재입원에 대한 CMS 분류기준의 정확성을 검증해야 한다[13].

이와 같이 우리나라에서는 현재 이러한 재입원 예측

모형에 대한 연구는 미흡한 실정이다. 모형을 구축하기 위해서는 코호트가 구축되어 있어야 하나 현재 건강보험 청구자료를 기반으로 한 재입원 예측 모형은 진단명 자료의 정확성이 떨어지는 제한점이 있다[13]. 따라서 의료기관의 퇴원요약 코호트 자료를 활용하여 우선적으로 재입원의 현황 및 특성을 파악하고, 재입원을 예측할 수 있는 모형의 개발이 필요가 있다. 특히 기존의 로지스틱 회귀모형과 같은 전통적 통계 모형[14] 이외에 최근에 각광 받고 있는 받고 있는 기계학습 기법인 신경망모형, 의사결정기법 등을 이용하여 모형을 개발할 필요가 있다. 최근 기계학습을 이용한 재입원 예측 모델링이 시도되고 있으며[15,16], 이를 위해 본 연구는 일개 대학병원을 대상으로 기계학습 및 전통적 통계 모형을 포함한 데이터마이닝을 이용하여 재입원 예측 모형을 개발하여 재입원의 특성과 현황을 살펴보고자 한다.

2. 연구방법

2.1 자료수집

서울 소재 일개 병원의 2016~2017년까지 2년간 퇴원요약 환자 데이터 59,619건을 수집하였다. 이 중 사망 및 임종퇴원을 제외한 58,702건을 이용하여 분석을 하였다. 퇴원요약은 입원에서 퇴원까지 생성된 모든 정보를 수집한 것으로 일반적인 환자정보, 진단정보, 진료특성 정보 등 환자와 관련된 모든 정보가 코드화 되어 수집된다. 이 데이터는 병원의 연보자료, 경영, 통계 분석, 원가자료 분석 등 내부 자료로 사용되며 각종 병원평가 및 퇴원손상심층조사, 암등록 조사사업 및 심정지 조사사업 등 국가 조사 사업에 중요한 기초자료로 활용된다. 본 연구에서 퇴원요약환자 데이터를 재입원 연구에 사용한 이유는 퇴원환자의 입원 횟수에 따라 환자의 특성을 파악 할 수 있는 코호트 자료로서 주진단 및 동반상병이라는 진단 데이터를 활용하여 입원 기간의 각종 변수에 따라 달라지는 재입원 특성을 분석, 연구하는데 유용하고 적합한 자료이기 때문이다.

2.2 자료의 정제 및 변환

본 연구를 위하여 전산실에서 엑셀형태로 데이터를 다운로드 받아서 정제작업을 거쳤다. 재입원과 관련이 없는 사망 및 임종퇴원은 변수에서 제외하고, 지역은 우편번호를 기준으로 서울, 경기/인천, 지방 및 기타로 지역을 구분하였고, 보험유형은 건강보험, 보호, 기타(외국인, 일반, 산재 등) 유형으로 구분하여 변수를 변환하였다. 재원일수는 단입법을 사용하였으며, 중환자실은 내, 외과계 중환자실을 이용 여부로 변수를 정의하였다. 주진단 및 기타진단을 AHRQ-CCS 코드로 변환하여 처리하였다. 환자의 동반상병 지표를 측정하기 위한 Charlson 동반질환 지수(Charlson Comorbidity Index, CCI)를 계산하기 위해서도 CCS 코드를 이용하였다.

2.3 변수정의

본 연구에서 종속변수는 재입원 여부, 독립변수는 연령, 성, 입원경로, 중환자실 입원여부, 응급실 경유여부, 지역, 보험유형, 치료결과, 퇴원형태, 수술여부, 주진단코드 및 부가진단코드 와 Charlson 동반질환 지수 등이다[Table 1]. 종속변수인 재입원 여부는 2016년-2017년 사이에 입원횟수가 2회 이상이면 재입원환자, 1회만 입원환자는 재입원을 하지 않은 환자로 정의하였다.

Table 1. Classification and definition of independent variablesPEter

Variables	Definition
Sex	Male, Female
Age	0-9, 10-19, 20-29, 30-39, 40-49, 50-59, 60-69, 70+
Admission route	Emergency room or ambulatory
ICU admission	Yes, No
Via ER	Yes, No
Residential regions	Seoul, Gyeonggi/Incheon, the provinces, others
Insurance	National Health Insurance, Medical Aid, Others
Treatment Result	Recovered, Improved, Not Improved, Not Treated, For Dx. Only, Others
Discharge Status	Dr's Approval, Against, Transfer, Others
Operation	Yes, No
Principal diagnosis code	The diagnosis established after study to be chiefly responsible for occasioning the patient's episode of care in hospital (or attendance at the health care facility[11])
Additional diagnosis code	A condition or complaint either coexisting with the principal diagnosis or arising during the episode of care or attendance at a health care facility[11]
Charlson comorbidity index	Correction of comorbidities is important in the correction of severity, which is a tool for correcting comorbidities.

2.4 동반질환 보정

동반질환(comorbidity)이란 일차적인 관심의 대상이 되는 질병과 함께 그 밖의 다른 질환들이 존재하는 상태를 말한다. 중증도 보정에서 동반질환의 보정이 중요한데 동반 질환을 보정하는 위한 도구로 대표적인 것이 Charlson Comorbidity Index(CCI)다[14]. Charlson 동반질환 지수는 재원일수, 합병증 발생률, 장단기 사망률 및 질병부담 등을 예측하는 도구로서 결과평가 영역에서 활용도를 점차 넓혀 가고 있으며, 의무기록뿐만 아니라 행정자료를 통해서도 점수를 산출하는 것이 가능하여 행정자료를 사용한 다수의 연구에서 동반상병의 수준을 평가하기 위한 유용한 지표로 사용되고 있다[14-17]. Charlson 동반질환 지수는 19개 질환에 대하여 1년 이내 사망률의 상대위험도를 근거로 가중치를 부여한 뒤, 이 가중치들의 합을 산출한다.

2.5 분석방법

퇴원환자의 재입원 및 재입원 여부에 따른 특성을 분석하기 위하여 일개 대학병원의 2016~2017년의 2년간의 퇴원요약 데이터를 분석하였다. 대상자의 일반적 특성, 진료적 특성, 주진단 분포, Charlson 동반질환 지수 분포, 동반상병 분포에 대해서는 빈도분석을 실시하였다. 제 특성에 따른 재입원 여부에 대해서는 교차분석을 실시하였다.

재입원 예측 모형을 위한 독립변수로는 성, 연령, 재원일수, 퇴원과, 총진료비, 입원경로, ICU 입원 여부, 응급실경유 여부, 거주지, 보험유형, 주진단, 치료결과, 퇴원형태, 수술 여부, Charlson 동반질환 지수를 사용하였다. 모형개발은 전통적 통계기법인 로지스틱회귀모형과 머신러닝 기법인 신경망과 의사결정모형을 이용하였다. 모형개발을 위한 데이터는 훈련용 60%, 검증용 40%로 분할하였다. 이때 로직스틱 회귀분형은 단계적 선택방법을 이용하여 모형을 개발하였다. 신경망모형은 AutoNeural 기법을 이용하였고, 의사결정기법은 Gini지수를 이용하였다. 모형 평가는 AUC(Area Under Curve), 오분류율(Misclassification Rate), Root ASE(Averaged Squated Error)를 이용하였다. 분석 도구는 기술통계 분석은 SAS STAT, 데이터 마이닝 분석은 SAS Enterprise Miner 6.1을 이용하였다.

3. 연구결과

3.1 분석대상자의 특성

3.1.1 분석대상자의 일반적 특성

본 연구의 총 대상인원은 58,702명이었고 연구대상의 일반적 특성은 [Table 2]와 같으며 성별은 여성이 50.2%로 남성 49.8%에 비해 조금 더 많았으며, 연령분포는 70세 이상이 24.3%로 가장 높았고, 0-9세도 13.0%로 높은 분포를 보였다. 지역별로 서울이 74.8%로 가장 높았다. 지불유형별로는 의료보험이 90.1%로 가장 높았으며 진료과별로는 외과가 13.6%로 가장 높았고, 소아청소년과 11.8%, 혈액종양내과 10.9%순이었다[Table 2].

Table 2. Sociodemographic characteristics of subjects (N=58,702)

		N	%
Sex	Male	29,210	49.8
	Female	29,492	50.2
Age(yr)	0-9	7,619	13.0
	10-19	2,083	3.6
	20-29	4,346	7.4
	30-39	4,876	8.3
	40-49	5,625	9.6
	50-59	9,219	15.7
	60-69	10,672	18.2
	70+	14,262	24.3
Residential region	Seoul	43,900	74.8
	Gyeonggi/Incheon	8,465	14.4
	the provinces	5,739	9.8
	Others	598	1.0
Insurance	Medical insurance	52,912	90.1
	Medical aid	2,927	5.0
	Others	2,863	4.9
Medical Department	Anesthesiology	91	0.2
	Cardiology	3,151	5.4
	Chest Surgery	682	1.2
	Dentistry	1,100	1.9
	Dermatology	160	0.3
	EarNoseThroat	2,728	4.7
	Emergency Dept.	49	0.1
	Endocrinology	911	1.6
	Family Dept.	129	0.2
	Gastroenterology	3,908	6.7
	General Surgery	7,953	13.6
	HematoOncology	6,417	10.9
	Infecious Dept.	795	1.4
	Intervention Center	16	0.0
	Nephrology	1,317	2.2
	Neurology	1,706	2.9
	NeuroPsychiatry	985	1.7
	NeuroSurgery	1,24	3.3
	Newborn Dept.	367	0.6
	Obstetrics&Gyneco	3,364	5.7
	Ophthalmology	2,228	3.8
	OsteoSurgery	4,701	8.0
	Pediatrics	6,898	11.8
	Plastic Surgery	677	1.2
	Pulmonology	2,482	4.2
	Rehabilitation	845	1.4
	Rheumatology	251	0.4
	Urology	2,867	4.9

3.1.2 분석대상자의 진료특성

분석 대상자의 진료 특성별로 살펴보면 중환자실 입원한 경우가 6.8%, 입원하지 않은 경우가 93.2% 이었으며, 응급실을 통해 입원한 경우가 24%였다. 치료결과는 호전이 96.2%로 가장 많았고, 진단만 받고 퇴원한 경우가 2.3%, 치료받지 않은 경우가 0.7%, 완쾌가 0.3% 였다. 퇴원 시 상태로는 의사 지시에 의한 퇴원이 97.3%로 가장 높았고, 타병원으로 전원이 2.0%, 자의퇴원이 0.7% 순이었다. 입원 중 39.5%가 수술을 시행하였고, 35.9%가 재입원을 한 것으로 나타났다.[Table 3]

Table 3. Clinical characteristics of subjects (N=58,702)

Characteristics		N	%
ICU admission	Yes	3,966	6.8
	No	54,736	93.2
Via ER	Yes	14,060	24.0
	No	44,642	76.0
Treatment Result	Recovered	157	0.3
	Improved	56,463	96.2
	Not Improved	261	0.4
	Not Treated	427	0.7
	For Dx. Only	1,357	2.3
	Others	37	0.1
Discharge Status	Dr's Approval	57,115	97.3
	Against	383	0.7
	Transfer	1,192	2.0
	Others	12	0.0
Operation	Yes	23,174	39.5
	No	35,528	60.5
Readmission	Yes	21,090	35.9
	No	37,612	64.1

3.1.3 분석대상자의 의료이용

대상자의 의료이용을 살펴보면 재원일수는 평균 8.4일이였으며, 표준편차는 14.5일이였다. 총 진료비는 평균 4,340,093원이였으며 표준편차는 7,277,562원이였고, 지난 6개월간 응급실을 방문한 횟수는 평균 8.2회였으며, 표준편차는 11.5회였으며, 지난 1년간 병원에 입원한 횟수는 평균 1.7회였으며 표준편차는 4.0회로 나타났다.[Table 4]

Table 4. Hospital Utilization of subjects

Characteristics	N	Mean	Std Dev
Length of stay	58,702	8.4	14.5
Total Cost	58,698	4,340,093	7,277,562
Number of ER visits in last 6 months	58,702	8.2	11.5
Number of admissions in the last year	58,702	1.7	4.0

3.2 분석대상자의 주진단 및 동반상병 분포

3.2.1 분석대상자의 주진단 분포

분석대상자의 주진단 분포를 CCS(Clinical classification software) 진단군 기준으로 변환하여 분석한 결과를 살펴보면 [Table 5]와 같다.

1순위 상병은 항암 및 방사선치료(Maintenance chemotherapy- radiotherapy)를 받으러 온 경우가 12.6%를 가장 많았고, 폐렴(결핵 또는 성병에 의한 원인 제외)(Pneumonia (except that caused by tuberculosis or sexually transmitted disease))이 4.8%로 2순위, 기타 및 양성신생물(Other and unspecified benign neoplasm)이 2.3% 3순위, 장 감염질환(Intestinal infection)이 2.2%로 4순위, 담도질환(Biliary tract disease)이 2.0%로 5순위, 기타 추적치료(Other aftercare)가 1.9%로 6순위, 관상동맥질환 및 심장질환(Coronary atherosclerosis and other heart disease)이 1.8%로 7순위, 척추분리증-추간판장애-기타 등병증(Spondylosis- intervertebral disc disorders-other back problems)이 1.8%로 8순위, 급성 뇌혈관 질환이 1.7%로 9순위, 충수염 및 기타 충수질환(Appendicitis and other appendiceal conditions)이 1.5%로 10순위로 나타났다.[Table 5]

Table 5. Primary Diagnosis by CCS category (N=58,702)

CCS category	N	%
Maintenance chemotherapy Radiotherapy	7,405	12.6
Pneumonia (except that caused by tuberculosis or sexually transmitted disease)	2,841	4.8
Other and unspecified benign neoplasm	1,342	2.3
Intestinal infection	1,277	2.2
Biliary tract disease	1,159	2.0
Other aftercare	1,116	1.9
Coronary atherosclerosis and other heart disease	1,067	1.8
Spondylosis- intervertebral disc disorders- other back problems	1,067	1.8
Acute cerebrovascular disease	1,022	1.7
Appendicitis and other appendiceal conditions	897	1.5
Others	39,509	67.4

3.2.2 분석대상자의 Charlson Comorbidity Index 분포

분석대상자의 Charlson Comorbidity Index(CCI) 기준 동반상병 지수 분포를 파악한 결과 0점이 68.1%로

가장 높았으며, 3점, 1점, 2점 순으로 높은 것으로 나타났다.[Table 6]

Table 6. Distribution of Charlson comorbidity index

CCI	N	%
0	39,594	68.1
1	7,015	12.0
2	4,614	7.9
3+	7,119	12.1
All	58,702	100.0

3.2.3 분석대상자의 CCS 동반상병 분포

분석대상자의 동반상병 여부를 CCS(Clinical classification software) 진단군으로 분석한 결과 상위 20위의 분포는 [Table 7]과 같았다. 동반상병 중 본태성 고혈압(Essential hypertension)이 39,594건, 68.1%로 가장 많은 분포를 차지하여 많은 환자가 고혈압을 동반하고 있는 것으로 나타났다. 2번째로 많은 동반상병은 합병증이 없는 당뇨(Diabetes mellitus without complication)를 7,015건, 12.0%가 동반하고 있는 것으로 분석되었다. 3번째는 의심되는 질환에 대한 스크리닝(Other screening for suspected conditions (not mental disorders or infectious disease))이 13.6%가 동반하고 있는 것으로 나타났고, 항암 및 방사선치료가(Maintenance chemotherapy- radiotherapy) 13.0%로 4번째로 높은 동반상병으로 나타났으며, 이차성 신생물(Secondary malignancies)이 9.3%로 높은 동반상병으로 분석되었다.[Table 7]

3.3 제 특성에 따른 재입원여부

3.3.1 분석대상자의 일반적 특성에 따른 재입원여부

분석 대상자의 일반적 특성에 따라 살펴보면 여자보다는 남자의 재입원이 높게 나타났고, 연령별로는 0-9세가 25.6%로 높은 편이고, 대부분 연령이 증가함에 따라 재입원율이 높게 나타나는 것으로 분석되었다. 거주지별로는 경기/인천의 재입원율이 38.5%로 서울 35.1%, 지방 36.5%보다 높게 나타났으며 기타는 외국인이 포함되어 41.2%로 높게 나타난 것으로 생각된다. 진료과별로는 암환자 비중이 높은 혈액종양내과의 재입원율이 88.7%로 가장 높았고, 외과 46.5%, 류마티스내과 43.8% 순으로 나타났다. 보험유형별로는 의료보호가 50.7%로 의료보험 35.8%보다 상당히 높은 것으로 분석되었다.[Table 8]

Table 7. Distribution of Comorbidity by CCS

Comorbidity by CCS	N	%
Essential hypertension	17,561	29.9
Diabetes mellitus without complication	8,452	14.4
Other screening for suspected conditions (not mental disorders or infectious disease)	8,000	13.6
Maintenance chemotherapy- radiotherapy	7,601	13.0
Secondary malignancies	5,429	9.3
Residual codes- unclassified	3,946	6.7
Pneumonia (except that caused by tuberculosis or sexually transmitted disease)	3,714	6.3
Bacterial infection- unspecified site	2,346	4.0
Cancer of breast	2,191	3.7
Cardiac dysrhythmias	2,058	3.5
Other and unspecified benign neoplasm	1,983	3.4
Chronic renal failure	1,976	3.4
Urinary tract infections	1,966	3.4
Intestinal infection	1,939	3.3
Disorders of lipid metabolism	1,683	2.9
Other nervous system disorders	1,651	2.8
Coronary atherosclerosis and other heart disease	1,641	2.8
Spondylosis- intervertebral disc disorders- other back problems	1,633	2.8
Diabetes mellitus with complications	1,590	2.7
Cancer of colon	1,494	2.6

Table 8. Difference in readmission according to sociodemographic characteristics in subjects

characteristics		Readmission						P
		No		Yes		TOT		
		N	%	N	%	N	%	
Sex	M	18,271	62.6	10,939	37.4	29,210	100.0	<.0001
	F	19,341	65.6	10,151	34.4	29,492	100.0	
Age (yr)	0-9	5,668	74.4	1,951	25.6	7,619	100.0	<.0001
	10-19	1,712	82.2	371	17.8	2,083	100.0	
	20-29	3,719	85.6	627	14.4	4,346	100.0	
	30-39	3,754	77.0	1,122	23.0	4,876	100.0	
	40-49	3,743	66.5	1,882	33.5	5,625	100.0	
	50-59	5,365	58.2	3,854	41.8	9,219	100.0	
	60-69	5,904	55.3	4,768	44.7	10,672	100.0	
	70+	7,747	54.3	6,515	45.7	14,262	100.0	
Residential regions	Seoul	28,478	64.9	15,422	35.1	43,900	100.0	<.0001
	Gyeonggi/Incheon	5,207	61.5	3,258	38.5	8,465	100.0	
	the provinces	3,644	63.5	2,095	36.5	5,739	100.0	
	Others	283	58.8	315	41.2	598	100.0	
Medical Department	Anesthesiology	75	82.4	16	17.6	91	100.0	<.0001
	Cardiology	2308	73.3	843	26.8	3,151	100.0	
	Chest Surgery	481	70.5	201	29.5	682	100.0	
	Dentistry	1019	92.6	81	7.4	1,100	100.0	
	Dermatology	120	75.0	40	25.0	160	100.0	
	EarNoseThroat	2310	84.7	418	15.3	2,728	100.0	
	Emergency Dept.	44	89.8	5	10.2	49	100.0	
	Endocrinology	667	73.2	244	26.8	911	100.0	
	Family Dept.	114	88.4	15	11.6	129	100.0	
	Gastroenterology	2462	63.0	1.446	37.0	3,908	100.0	
	General Surgery	4259	53.6	3,694	46.5	7,953	100.0	
	HematoOncology	725	11.3	5,692	88.7	6,417	100.0	

	Infecious Dept.	595	74.8	200	25.2	795	100.0	
	Intervention Center	11	68.8	5	31.3	16	100.0	
	Nephrology	801	60.8	516	39.2	1,317	100.0	
	Neurology	1260	73.9	446	26.1	1,706	100.0	
	NeuroPsychiatry	689	70.0	296	30.1	985	100.0	
	NeuroSurgery	1470	76.4	454	23.6	1,924	100.0	
	Newborn Dept.	311	84.7	56	15.3	367	100.0	
	Obstetrics&Gynecology	2413	71.7	951	28.3	3,364	100.0	
	Ophthalmology	1646	73.9	582	26.1	2,228	100.0	
	OsteoSurgery	3898	82.9	803	17.1	4,701	100.0	
	Pediatrics	4952	71.8	1,946	28.2	6,898	100.0	
	Plastic Surgery	597	88.2	80	11.8	677	100.0	
	Pulmonology	1656	66.7	826	33.3	2,482	100.0	
	Rehabilitation	584	69.1	261	30.9	845	100.0	
	Rheumatology	141	56.2	110	43.8	251	100.0	
	Urology	2004	69.9	863	30.1	2,867	100.0	
Insurance	Medical Insurance	33,953	64.2	18,959	35.8	52,912	100.0	<.0001
	Medical aid	1,442	49.3	1,485	50.7	2,927	100.0	
	Others	2,217	77.4	646	22.6	2,863	100.0	

3.3.2 분석대상자의 진료특성에 따른 재입원여부

분석 대상자의 진료특성에 따른 재입원을 살펴보면 중환자실 입원을 한 경우보다는 안한 경우가 36.3%로 높았고, 응급실을 경유한 경우보다는 경유하지 않은 경우가 38.6%로 높았다. 치료결과 별로는 호전되어 퇴원한 경우가 36.3%로 재입원율이 가장 높았다. 퇴원 시 상태로 분석한 결과 의사 지시 후 퇴원한 경우가 36.2%로 재입원율이 가장 높았고, 수술여부는 수술을 하지 않은 경우가 44.7%로 높게 나타났다. 이러한 결과는 전반적으로 암환자의 치료를 위한 재입원율이 높은 것과 연관이 있는 것으로 추론된다.[Table 9]

Table 9. Difference in readmission according to clinical characteristics in subjects

characteristics		Readmission						P
		No		Yes		TOT		
		N	%	N	%	N	%	
ICU admission	Yes	2,753	69.4	1,213	30.6	3,966	100.0	<.0001
	No	34,859	63.7	19,877	36.3	54,736	100.0	
Via ER	Yes	10,188	72,5	3,872	27.5	14,060	100.0	<.0001
	No	27,424	61.4	17,218	38.6	44,642	100.0	
Treatment Result	Recovered	117	74.5	40	25.5	157	100.0	<.0001
	Improved	35,995	63.8	20,468	36.3	56,463	100.0	
	Not Improved	189	72.4	72	27.6	261	100.0	
	Not Treated	328	76.8	99	23.2	427	100.0	
	For Dx. Only	960	70.7	397	29.3	1,357	100.0	
	Others	23	62.2	14	37.8	37	100.0	
Discharge Status	Dr's Approval	36,432	63.8	20,683	36.2	57,115	100.0	<.0001
	Against	293	76.5	90	23.5	383	100.0	
	Transfer	881	73.9	311	26.1	1,192	100.0	
	Others	6	50.0	6	50.0	12	100.0	
Operation	Yes	17,949	77.5	5,225	22.6	23,174	100.0	<.0001
	No	19,663	55.4	15,865	44.7	35,528	100.0	

3.3.3 분석대상자의 의료특성에 따른 재입원 여부

분석대상자의 의료특성에 따른 재입원 여부를 분석해 보면 재입원을 하는 경우의 평균 재원일수는 9.26일이고 재입원을 하지 않는 경우의 평균 재원일수는 7.96일에 비해 높았다. 총 진료비는 재입원을 하는 경우는 평균진료비가 4,464,036원이고 재입원을 하지 않는 경우 4,270,593원으로 재입원을 하는 경우의 평균진료비가 높게 나타났다. 지난 6개월간 응급실방문 횟수는 재입원한 경우가 13.87회이고 재입원을 하지 않은 경우가 5.01회로 재입원환자들이 응급실을 더 많이 방문한 것으로 나타났다. 지난 1년간 병원 입원 횟수는 재입원을 한 경우가 3.85회, 재입원을 하지 않은 경우가 0.49회로 재입원을 한 경우가 재입원을 하지 않은 경우의 병원 입원 횟수보다 월등히 높은 것으로 분석되었다.[Table 10]

Table 10. Difference in medical use according to readmission

characteristic	Readmission						P
	No			Yes			
	N	Mean	Std. Dev	N	Mean	Std Dev	
Length of Stay	37,612	7.96	12.63	21,090	9.26	17.29	<.0001
Total Payment	37,609	4,270,593	6,404,258	21,089	4,464,036	8,616,846	<.0001
ER Visits in last 6 months	37,612	5.01	7.75	21,090	13.87	14.56	<.0001
Hospital admissions in the last year	37,612	0.49	1.67	21,090	3.86	5.60	<.0001

3.3.4 분석대상자의 주진단에 따른 재입원여부

분석 대상자를 CCS(Clinical classification software) 진단군 기준으로 주진단에 따른 의료이용을 분석한 결과를 살펴보면 [Table 12]와 같다. 주진단 중 건수가 10건 이하인 주진단을 제외하고 상위 20위에 해당하는 진단은 모두 악성신생물에 해당하는 상병으로 분석되었다. 가장 높은 재입원을 보인 상병은 유지관리를 위한 항암화학요법 및 방사선 치료(Maintenance chemotherapy-radiotherapy)로 88.8%의 재입원율을 보였고, 다음으로

항암화학요법의 부작용에 의한 호중구 감소 등의 백혈구 관련 질환(Diseases of white blood cells)이 87.4% 재입원 하는 것으로 분석되었다.[Table 11]

Table 11. Medical use according to primary diagnosis by CCS

Primary Diagnosis by CCS	Readmission						P
	No		Yes		TOT		
	N	%	N	%	N	%	
Maintenance chemotherapy-radiotherapy	832	11.2	6,573	88.8	7,405	100.0	<.0001
Diseases of white blood cells	12	12.6	83	87.4	95	100.0	<.0001
Non-Hodgkin`s lymphoma	58	15.1	325	84.9	383	100.0	<.0001
Leukemias	60	16.4	306	83.6	366	100.0	<.0001
Malignant neoplasm without specification of site	10	20.8	38	79.2	48	100.0	<.0001
Multiple myeloma	36	21.7	130	78.3	166	100.0	<.0001
Cancer of ovary	30	22.9	101	77.1	131	100.0	<.0001
Cancer of rectum and anus	61	23.6	197	76.4	258	100.0	<.0001
Cancer of breast	102	24.9	307	75.1	409	100.0	<.0001
Cancer of bone and connective tissue	11	26.8	30	73.2	41	100.0	<.0001
Cancer of liver and intrahepatic bile duct	197	27.4	523	72.6	720	100.0	<.0001
Hodgkin`s disease	6	28.6	15	71.4	21	100.0	<.0001
Cancer of other female genital organs	7	29.2	17	70.8	24	100.0	<.0001
Cancer of pancreas	44	31.4	96	68.6	140	100.0	<.0001
Secondary malignancies	54	32.3	113	67.7	167	100.0	<.0001
Cancer of bronchus-lung	158	33.1	320	67.0	478	100.0	<.0001
Cancer of esophagus	15	35.7	27	64.3	42	100.0	<.0001
Cancer of head and neck	41	36.6	71	63.4	112	100.0	<.0001
Cancer of colon	98	36.7	169	63.3	267	100.0	<.0001
Cancer of brain and nervous system	21	38.2	34	61.8	55	100.0	<.0001
Others	35,759	73.7	11,615	26.3	47,375	100.0	<.0001
ALL	37,612	100.0	21,090	100.0	58,702		<.0001

3.3.5 CCI 분포에 따른 재입원 유무

환자의 동반상병을 측정하기 위한 지표 중 하나인 CCI(Charlson Comorbidity index)는 19개 질환에 대하여 1년 이내 사망률의 상대위험도를 근거로 가중치를 부여한 뒤 이 가중치들의 합으로 환자의 동반상병 중증도를 반영하는데 중증도 보정 CCI로 재입원 여부를 분석한 결과 CCI 점수가 3점이상인 군의 재입원율이 76.6%로 가장 높게 분석되었으며 2점이 61.7%로 높게 분석되어 CCI 중증도 보정지수가 높을수록 재입원율이 높게 나타나는 것으로 분석되었다.[Table 12]

Table 12. Readmission by CCI

CCI	Readmission						P
	No		Yes		TOT		
	N	%	N	%	N	%	
0	29,684	74.3	10,270	25.7	39,954	100.0	<.0001
1	4,490	64.0	2,525	36.0	7,015	100.0	
2	1,769	38.3	2,845	61.7	4,614	100.0	
3+	1,669	23.4	5,450	76.6	7,119	100.0	

3.4 재입원 예측 모형 개발 및 평가

로지스틱회귀모형, 자동신경망, 의사결정나무 기법을 이용하여 재입원 예측모형을 개발하고 모형의 성능을 비교 하였다. 모형 성능의 평가지표로는 AUC(Area Under Curve), 오분류율(Misclassification Rate), Root ASE (Averaged Squared Error)를 이용하였다. 신경망기법과 로지스틱 회귀기법의 AUC와 오분류율은 각기 0.81과 0.21로 같게 나타났다. 즉, 신경망기법과 로지스틱 회귀모형의 성능을 비슷하나 의사결정모형은 성능이 좋지 않았다.[Table 13]

Table 13. Assessment of Model

Model	AUC	Misclassification rate	Root ASE
Neural Network	0.81	0.21	0.39
Logistic Regression	0.81	0.21	0.40
Decision Tree	0.78	0.22	0.40

3.5 재입원 예측모형

3.5.1 재입원 예측의 유의한 변수

로지스틱 회귀모형이 신경망기법과 성능이 비슷하지만 모형의 특성을 살펴 볼 수 있다는 장점이 있어서 본 연구에서는 로지스틱 회귀모형을 재입원 예측의 최종 모형으로 선정을 하였다.

로지스틱회귀 분석결과 성, 연령, 재원일수, 퇴원과, 총진료비, 입원경로, ICU유무, 응급실경유유무, 거주지, 보험유형, 주진단, 치료결과, 퇴원형태, 수술유무, Charosn지수 변수 중 재입원에 영향을 끼치는 유의한 변수는 지역, 연령, CCS 주진단, Charlson 지수점수, 퇴원과, 퇴원형태, 응급실경유유무, 재원일수, 수술여부, 성, 총진료비, 지불유형으로 나타났다.[Table 14]

Table 14. Characteristics affecting Readmission(Logistic regression analysis)

Characteristics	P
Residential regions	0.0464
Age	< 0.0001
CCS(Primary Diagnosis)	< 0.0001
Charosn Index score	< 0.0001
Discharge Dept.	< 0.0001
Discharge status	< 0.0001
Via ER	0.0433
Length of stay	< 0.0001
Operation	< 0.0001
Sex	< 0.0001
Total payment	0.0256
Insurance	< 0.0001

3.5.2 재입원 예측의 유의한 변수들의 교차비

재입원 여부에 영향을 끼치는 유의한 변수에서 변수값의 상대적인 중요성을 보기 위해서 로지스틱 회귀분석의 교차비(Odd Ratio) 값을 살펴보았다. 교차비는 기준변수값에 비해 종속변수의 발생에 몇 배로 중요한지를 나타내는 수치이다.

주진단의 재입원여부에 대한 교차비를 살펴보았다. 주진단의 유형이 너무 많음에 따라 교차비가 높은 상위 10개와 교차비가 낮은 상위 10개의 질환의 교차비 만을 살펴보았다. 이때 기준이 되는 주진단은 상세불명의 잔여코드였다. 상세불명의 잔여코드 환자에 비해 백혈구 질환의 재입원 확률은 3.3배 높았다. 비호지킨 림프종과 유지 항암 방사선 요법은 2.1배, 뇌 및 신경계 종양은 1.7배, 백혈병 및 직장 및 항문 종양은 1.6배, 다발성 경화증은 1.5배, 유방암과 뼈 및 결합조직의 암은 1.4배, 난소암은 1.2배로 높게 나타났다. 이에 비해 하지 정맥류는 0.009배, 기타 남성 생식기계 장애가 0.029배로 나타났다. 즉, 이를 통해서 재입원이 높은 상위 10개 주진단은 악성 암과 그와 관련된 질환이고, 재입원 확률이 낮은 상위 10개 질환은 하지정맥류, 남녀 생식기계의 단순질환 및 정산 산모 및 신생아 황달과 실신 등 일시적으로 나타나는 증상이라는 것을 알 수 있었다. [Table 15]

Table 15. Odds Ratio for Readmission

Rank	Upper		Lower	
	CCS Dx (vs 259)	OR	CCS Dx (vs 259)	OR
1	63 Diseases of white blood cells	3.268	119 Varicose veins of lower extremity	0.009
2	38 Non-Hodgkin`s lymphoma	2.113	166 Other male genital disorders	0.029
3	45 Maintenance chemotherapy-radiotherapy	2.081	245 Syncope	0.05
4	35 Cancer of brain and nervous system	1.679	219 Short gestation- low birth weight- and fetal growth retardation	0.055
5	39 Leukemias	1.624	172 Ovarian cyst	0.067
6	15 Cancer of rectum and anus	1.607	187 Malposition-malpresentation	0.073
7	80 Multiple sclerosis	1.456	235 Open wounds of head-neck- and trunk	0.078
8	24 Cancer of breast	1.389	102 Nonspecific chest pain	0.079
9	21 Cancer of bone and connective tissue	1.348	222 Hemolytic jaundice and perinatal jaundice	0.083
10	27 Cancer of ovary	1.208	196 Normal pregnancy and/or delivery	0.088

퇴원과의 재입원여부에 대한 교차 비를 분석한 결과 비뇨의학과 대비 재입원할 확률이 혈액종양내과 환자는 2.17배, 신생아과 1.51배, 외과 및 소아청소년과 1.3배, 산부인과 1.18배로 나타났으며 내분비내과는 비뇨의학과 대비 재입원할 확률이 0.17배로 가장 낮았고, 가정의학과 0.26배, 치과 및 인터벤션센터 0.31배, 성형외과 0.53배로 나타났다.[Table 16]

Table 16. Odds Ratio for Readmission to discharge dept.

Discharge Dept. (vs Urology)	OR	Discharge Dept. (vs Urology)	OR
HematoOncology	2.17	NeuroSurgery	0.74
Newborn Dept.	1.51	Pulmonology	0.74
General Surgery	1.3	Ophthalmology	0.72
Pediatrics	1.3	Rehabilitation	0.69
Obstetrics&Gynecology	1.18	Neurology	0.68
Dermatology	1.16	EarNoseThroat	0.66
Rheumatology	1.13	Emergency Dept.	0.65
Chest Surgery	1.02	OsteoSurgery	0.59
Gastroenterology	0.92	Plastic Surgery	0.53
NeuroPsychiatry	0.92	Intervention Center	0.31
Nephrology	0.84	Dentistry	0.31
Cardiology	0.77	Family Dept.	0.26
Anesthesiology	0.74	Endocrinology	0.17
Infecious Dept.	0.74		

기타 변수의 재입원에 대한 교차비를 분석한 결과 거주지별로는 기타 지역 대비 경기/인천이 2.57배로 가장 높았으며, 외국인 2.51배, 서울 2.44배, 지방 2.32배 순이었다. 연령별로는 9세 이하에 비하여 연령이 높을수록

교차비가 높게 나와 70세 이상의 재입원이 가장 높고, 10대의 재입원이 낮은 것으로 분석되었다. 퇴원 시 상태로는 탈원에 비해 의사의 지시에 의한 퇴원이 0.66배로 가장 높았고, 자의퇴원 0.46배, 전원 0.26배로 분석되었다. 응급실 내원 여부에서는 응급실은 내원한 것 대비 내원하지 않은 경우의 교차비가 1.08배로 높게 나타났고, 재원일수는 1.02배로 나타났다. 성별로는 여성보다는 남성의 재입원 교차비가 1.14배로 높게 나타났으며 수술을 한 경우보다 하지 않은 경우의 교차비가 1.71배로 높게 분석되었다. 총 진료비는 1.00으로 분석되었으며 보험유형으로 살펴본 결과 기타 유형보다는 보호가 1.52배로 높게 나타났고 보험은 기타에 비해 1.07배로 분석되었다.[Table 17]

Table 17. Odds Ratio for other characteristics

Other characteristics		OR
Residential regions(vs Others)	Seoul	2.44
	Gyeonggi/Incheon	2.57
	Foreign country	2.51
	the provinces	2.32
Age(vs -9)	10-19	0.75
	20-29	0.73
	30-39	0.88
	40-49	1.14
	50-59	1.32
	60-69	1.36
	70+	1.56
Discharge status(vs Escape)	Dr's Approval	0.66
	Against	0.46
	Transfer	0.26
ER visit(vs Yes)	No	1.08
Length of stay		1.02
Sex(vs Female)	Male	1.14
Operation(vs Yes)	No	1.71
Total payment		1.00
Insurance(vs Others)	Medical Insurance	1.07
	Medical aid	1.52

4. 고찰

병원의 재입원은 환자진료의 부정적인 결과를 의미하며 의료비 증가의 주요 요인이 된다. 본 연구는 일개 대학병원의 2016~2017년 퇴원환자 59,619명을 대상으로 데이터마이닝을 이용하여 재입원 예측 모형을 개발하고 재입원의 특성과 현황을 살펴보고자 하였다. 퇴원환자 요약 데이터의 주요항목은 퇴원환자의 성, 연령, 내원경위, 입원경로, 중환자실 재실여부, 치료결과 및 퇴원형태, 수술여부, 합병증, 감염 여부, 주진단, 부진단, 수술 및 처치코드 등이다. 본 연구에서 퇴원환자 요약 데이터를 재입원 연구 모형개발에 사용한 이유는 퇴원환자의 입원 횟수에 따라 환자의 특성을 파악 할 수 있는 코호트 자료로서 주진단 및 동반상병이라는 데이터를 활용하여 입원 기간의 각종 변수에 따라 달라지는 재입원 특성을 분석, 연구하는데 유용하고 적합한 자료이기 때문이다.

대상자의 일반적 특성, 진료적 특성, 주진단 분포, CCI 분포, 동반상병 분포에 대해서는 빈도분석을 실시하였다. 제 특성에 따른 재입원 여부에 대해서는 교차분석을 실시하였다.

데이터 마이닝을 이용한 재입원 예측 모형 중 로지스틱 회귀모형이 신경망 기법과 성능이 비슷하지만 모형의 특성을 살펴 볼 수 있다는 장점이 있어 본 연구에서는 로지스틱 회귀모형을 재입원 예측의 최종 모형으로 선정을 하였다. 로지스틱회귀 분석결과 재입원에 영향을 끼치는 유의한 변수는 성별, 연령, 지역, CCS 주진단군, Charlson 동반질환지수, 퇴원과, 퇴원형태, 응급실경유 여부, 재원일수, 수술 여부, 성, 총진료비, 지불유형으로 나타났다.

재입원 여부에 영향을 끼치는 유의한 변수에서 변수값의 상대적인 중요성을 확인하기 위해 로지스틱 회귀분석의 교차비(odd ratio) 값을 살펴보았다.

재입원 확률이 높은 주진단군은 상세불명의 잔여코드에 비해 백혈구 질환(3.3배), 비호지킨 림프종(2.1배), 유지 항암 방사선 요법(2.1배), 뇌 및 신경계 종양(1.7배), 백혈병(1.6배), 직장 및 항문 종양(1.6배), 다발성 경화증(1.5배), 유방암(1.4배), 뼈 및 결합조직의 암(1.4배), 난소암(1.2배) 순으로 나타났다. 다발성 경화증 외에는 모두 신생물 질환이었다. 즉, 이를 통해서 재입원이 높은 상위 10개 주진단은 악성 암과 그와 관련된 질환이고, 재입원 확률이 낮은 상위 10개 질환은 하지정맥류, 남녀생식기계의 단순 질환 및 정산 산모 및 신생아 황달과 실신 등 일시적으로 나타나는 질병이라는 것을 알 수 있었다.

퇴원과별로는 비뇨기과 대비 혈액종양내과 2.17배, 신생아과 1.51배, 외과 및 소아청소년과 1.3배, 산부인과 1.18배로 나타났으며 내분비내과는 비뇨의학과 대비 재입원할 확률이 0.17배로 가장 낮았고, 가정의학과 0.26배, 치과 및 인터벤션센터 0.31배, 성형외과 0.53배로 나타났다.

기타 변수의 재입원에 대한 교차비는 거주지별로는 기타 지역 대비 경기/인천이 2.57배로 가장 높았으며, 외국인 2.51배, 서울 2.44배, 지방 2.32배순이었다. 연령별로는 9세 이하에 비하여 연령이 높을수록 교차비가 높게 나와 70세 이상의 재입원이 가장 높고, 10대의 재입원이 낮은 것으로 분석되었다. 퇴원 시 상태로는 탈원에 비해 의사의 지시에 의한 퇴원이 0.66배로 가장 높았고, 자의퇴원 0.46배, 전원 0.26배로 분석되었다. 응급실 내원 여부에서는 응급실은 내원한 것 대비 내원하지 않은 경우의 교차비가 1.08로 높게 나타났고, 재원일수는 1.02배로 분석되었다. 성별로는 여성보다는 남성의 재입원 교차비가 1.14배로 높게 나타났으며 수술을 한 경우보다 하지 않은 경우의 교차비가 1.71배로 높게 분석되었다. 총 진료비는 1.00으로 분석되었으며 보험유형으로 살펴본 결과 기타 유형보다는 보호가 1.52배로 높게 나타났고 보험은 1.07배로 나타났다.

MedPAC는 예방 가능한 재입원이 75%라고 하여 25%가 계획되지 않은 재입원으로 볼 수 있다[4]. 이를 본 연구에 적용하면 재입원율 35.9% 중 9.0%가 계획에 없던 재입원이라고 추정할 수 있다. 또한 일반질 평가(건강보험심사평가원)에서는 위험도 표준화 재입원비의 제외 기준으로 암질환, 정신질환, 재활, 산과, 전원, 사망 등을 제시하고 있어, 본 연구 결과 주진단군이 암환자, 산과 환자 등이 재입원 확률이 높게 나타난 결과와 맥락을 같이 한다고 할 수 있다.

일반질 평가에서 사용하는 재입원 위험도 보정 모형은 외과계, 내과계, 심혈관계, 심호흡계, 신경계 5개 진료군으로 분류하여 성, 연령, 보험자, 주진단군, Charlson Comorbidity Index 동반질환을 사용한 모형을 적용하였다[8]. 동반질환 보정을 위한 최초 모형은 CMS에서 임상 전문가패널을 통해 개발한 동반질환 목록인 CC(condition category)을 사용하였으나[21], 2015년(1차평가)에서는 Elixhauser Comorbidity Index 동반질환으로 변경했다가[7], 최종적으로 캐나다의 CIHI와 같이 Charlson Comorbidity Index를 사용하게 되었다[8]. 또한 Choi 등(2016)은 동반질환 중 입원 시 상병(present on admission, POA)과 입원기간 중 발생한 합병증(hospital-acquired condition, HAC)을 구분하는 것이 중요하다고 하며 청구자료를 이용한 모형의 한계점을 지적하였다[13]. Tabak YP 등(2017)의 연구에서는 조기 재입원 위험 예측 모델 개발을 위해 임상적 중증도, 90일 동안 퇴원횟수 합산척도, 급성 실험실 위험도에 주진단 및 기타진단 변수를 추가하여 예측모델을 개발하여 예측도를 높이기도 하였으나[22] 본 연구는 의무기록을 기반으로 한 퇴원환자 요약 자료를 이용한 장점이 있다.

CIHI는 환자요인 및 병원요인 이외에도 재입원을 예방하는 지역사회 자원활용 가용성 등 지역사회 요인 등을 적용하였다[9]. 본 연구는 입원경로, 퇴원경로 등 의료시스템의 구조와 관련된 요인도 포함하였다.

Choi 등(2016)은 Kansagara 등(2011)의 재입원에 대한 체계적 문헌고찰 결과를 근거로 청구자료와 같은 행정자료의 성별, 연령, 진단명 또는 동반질환 등을 위험보정 변수로 포함하여 개발한 위험도 보정 모형들의 대부분에서 C-통계량이 0.70보다 낮게 나타났고[14], 우리나라도 마찬가지로[21] C-통계량이 낮았다고 지적하였다[13]. 직접적인 비교는 어렵지만 본 연구 결과 기계학습 모형인 신경망(0.81), 로지스틱회귀(0.81), 의사결정트리(0.78) 모두 0.70보다 높게 나타났다. 본 연구가 계획된 입원과 계획되지 않은 입원을 모두 포함하였음에도 불구하고 모형의 설명력이 높은 것은 모형 구축에 사용한 변수, 기계학습의 성능의 영향이라고 유추할 수 있다. 향후 이에 대해서는 보다 정교한 모형 구축을 통해 검증할 필요가 있다.

본 연구는 기존 청구자료 기반이 아닌 의무기록을 기반으로 한 자료를 이용하였다는 점 이외에 보정변수로서 고려한 점, 특히 기계학습을 이용하여 예측력을 높였다는 점에서 의의가 있다고 할 수 있다. 다만 지역사회 변수 등이 제외되었다는 제한점 등이 있으나 이는 모형의 목적을 어디에 둘 것인가의 문제인데 일개 병원의 질향상 목적이라고 본다면 유용한 모형으로 평가할 수 있다.

5. 결론

계획에 없는 재입원은 의료서비스의 질적 수준을 나타내는 지표임과 동시에 비효율적 서비스로 인한 불필요한 재입원을 감소시킴으로써 비용절감 및 효율성을 증진시킬 수 있다. 재입원 환자를 효율적으로 관리하기 위해서는 신뢰할 수 있는 재입원 예측 모형을 개발하여 재입원 확률이 높은 환자를 중점적으로 관리하는 것이 필요하다. 본 연구는 일개 대학병원의 퇴원환자 요약 자료를 이용하여 재입원 예측 모형을 개발하고 재입원 환자의

특성을 파악하였다. 그러나 일개 병원의 자료임에 따라 일반화하기에는 제한점이 있다. 따라서 후속 연구에서는 여러 병원의 자료를 수집하여 대표성 있는 재입원 예측 모형을 개발하는 것이 필요하다. 또한 본 연구는 계획된 재입원과 계획되지 않은 재입원을 분류하지 않았다. 따라서 향후 연구에서는 계획되지 않은 불필요한 재입원을 예측할 수 있는 모형 개발이 필요하다. 즉 대표성 있는 여러 병원의 퇴원환자 데이터를 수집하여 계획에 없는 재입원을 예측할 수 있는 모형을 개발하는 것이 필요하다.

References

[1] M.R. Chassin, J.M. Loeb, S.P. Schmaltz, R.M. Wachter, “Accountability measures using measurement to promote quality improvement,” New England Journal of Medicine, vol. 363, no. 7, pp. 683-688, 2010.
DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMsb1002320

[2] I. Shams, S. Ajorlou, K. Yang, “A predictive analytics approach to reducing 30-day avoidable readmissions among patients with heart failure, acute myocardial infarction, pneumonia, or COPD,” Health Care Manag Sci., vol. 18, no. 1, pp. 19-34, Mar. 2015.
DOI: https://doi.org/10.1007/s10729-014-9278-y

[3] Health Insurance Review & Assessment Service, “Evaluation of Hospital-Wide All-Cause Quality Measures,” July. 2015.

[4] S.F. Jencks, M.V. Williams, E.A. Coleman, “Rehospitalizations among patients in the Medicare fee-for-service program,” New England Journal of Medicine, vol. 360, no. 14, pp. 1418-1428, 2009.
DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMsa0803563

[5] Medicare Payment Advisory Commission (MedPAC), “Promoting Greater Efficiency in Medicare,” pp. 103-20, 2007.

[6] R.B. Zuckerman, S.H. Sheingold, E.J. Orav, J. Ruhter, A.M. Epstein, “Readmissions, observation, and the hospital readmissions reduction program,” New England Journal of Medicine, vol. 374, no. 16, pp. 1543-1551, 2016.
DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMsa1513024

[7] Health Insurance Review & Assessment Service, “Results for Risk-Standardized Readmission Ratio in 2015(First),” Nov. 2016.

[8] Health Insurance Review & Assessment Service, “Results of Appropriateness for Risk-Standardized Readmission Ratio in 2017(Second),” Dec. 2018,

[9] Canadian Institute for Health Information, “All-Cause Readmission to Acute Care and Return to the Emergency Department,” Canadian Institute for Health Information, 2012. ISBN: 978-1-77109-040-7

[10] Eun Youmg Choi, Minsu Osk, Sang0il Lee, " Is the Risk-Standardized Readmission Rate Appropriate for a Generic Quality Indicator of Hospital Care?," Health Policy and Management, vol.26, N0.2, 148-152, 2016.

[11] Amber K. Sabbatini, M.D., M.P.H., and Brad Wright, Ph.D. Excluding Observation Stays from Readmission Rates – What Quality Measures Are Missing, N Engl J Med 2018; 378:2062-2065
DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMp1800732

[12] Harlan M. Krumholz, M.D., Kun Wang, Ph.D., Hospital-Readmission Risk – Isolating Hospital Effects from Patient Effects, N Engl J Med 2017; 377:1055-1064
DOI: https://doi.org/10.1056/NEJMsa1702321

[13] E.Y. Choi, M.S. Ock, S.I. Lee, “Is the Risk-Standardized Readmission Rate Appropriate for a Generic Quality Indicator of Hospital Care?” Health Policy and Management, vol. 26, no.2, pp. 148-152, 2016.
DOI: https://doi.org/10.4332/KJHPA.2016.26.2.148

[14] D. Kansagara, H. Englander, A. Salanitro, D. Kagen, C. Theobald, M. Freeman, S. Kripalani, “Risk prediction models for hospital readmission: a systematic review,” J. Am. Med. Assoc., vol. 306, pp. 1688–1698, 2011
DOI: https://doi.org/10.1001/jama.2011.1515

[15] J. Futoma, J. Morris, J. Lucas, “A comparison of models for predicting early hospital readmissions,” Journal of Biomedical Informatics, vol. 56, pp. 229-238, 2015.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.jbi.2015.05.016

[16] K. Shameer, K.W. Johnson, A. Yahi, R. Miotto, L.I. Li, D. Ricks, et al., “Predictive modeling of hospital readmission rates using electronic medical record-wide machine learning: A case-study using mount sinai heart failure cohort,” Pac Symp Biocomput., vol. 22, pp. 276-287, 2017.
DOI: https://doi.org/10.1142/9789813207813_0027

[17] M. Charlson, P. Pompei, K. Ales, C. MacKenzie, “A new method of classifying prognostic comorbidity in longitudinal studies: development and validation”, J Chronic Dis, 40, pp. 373-383, 1987.

[18] V. Sundararajan, T. Henderson, C. Perry, A. Muggivan, H. Quan, V.A. Ghali, “New ICD-10 version of the Charlson comorbidity index predicted in-hospital mortality,” J Clin Epidemiol, vol. 57, pp. 1288-94, 2004.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2004.03.012

[19] C.Y. Wang, Y.S. Lin, C. Tzao, H.C. Lee, M.H. Huang, W.H. Hsu, H.S. Hsu, “Comparison of Charlson comorbidity index and Kaplan–Feinstein index in patients with stage I lung cancer after surgical resection”, European Journal of ardio-Thoracic Surgery, vol. 32, no. 1 pp. 877-881, Dec. 2007.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.ejcts.2007.09.008

[20] C.N. Klabunde, J.M. Legler, J.L. Warren, L.M. Baldwin, D. Schrg, “A refined comorbidity measurement algorithm for claims-based studies of breast, prostate, colorectal, and lung cancer patients,” Ann Epidemiol, vol. 17, pp. 584-90, 2007.
DOI: https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2007.03.011

[21] M. Kim, H. Kim, S.H. Hwang, “Developing a Hospital-Wide All-Cause Risk-Standardized Readmission Measure Using Administrative Claims Data in Korea: Methodological Explorations and Implications,” Health Policy and Management, vol. 25, no. 3, pp. 197-206, 2015.
DOI: https://doi.org/10.4332/KJHPA.2015.25.3.197

[22] Tabak YP1, Sun X, Nunez CM, Gupta V, Johannes RS., Predicting Readmission at Early Hospitalization Using Electronic Clinical Data: An Early Readmission Risk Score., 2017 Mar;55(3):267-275.
DOI: https://doi.org/10.1097/MLR.0000000000000654

조 윤 정(Yun-Jung Cho) [정회원]

- 2001년 8월 :서울대학교 보건대학원 보건학과 보건학 석사
- 2012년 8월 : 경희대학교 의과대학 생체의과학 박사과정 수료
- 1992년 8월 ~ 현재 : 중앙대학교 병원 의무기록팀 팀장

<관심분야>
보건의료정보, 의무기록

김 유 미(Yoo-Mi Kim) [정회원]

- 2000년 2월 : 인제대학교 보건대학원 보건학과(보건학석사)
- 2008년 2월 : 인제대학교 일반대학원 보건학과(보건학박사)
- 1995년 ~ 2004년 : 인제대학교부산백병원
- 2004년 ~ 2010년 : 한국보건산업진흥원
- 2010년 ~ 현재 : 상지대학교 의료경영학과 부교수

<관심분야>
보건정보, 의무기록, 의료질관리

함 승 우(Ham Seung Woo) [정회원]

- 2000년 2월 : 단국대학교 행정대학원(보건학 석사)
- 2006년 8월 : 성균관대학교 경영대학원(경영학 석사)
- 2013년 8월 : 인제대학교 보건대학원(보건학 박사)
- 1989년 4월 ~ 현재 : 한국원자력의학원 원자력병원 의무기록과

<관심분야>
보건의료정보,의무기록,데이터마이닝,스마트헬스케어

최 준 영(Joon-Young Choi) [정회원]

- 2007년 8월 : 원광대학교 정보관리학과 (경영학석사)
- 2009년 8월 : 원광대학교 보건행정학과 (보건행정학박사)
- 2012년 9월 ~ 현재 : 원광보건대학교 의무행정과 조교수

<관심분야>
보건의료정보관리

백 설 경(Seol-Kyung Baek) [정회원]

- 200년 2월 : 아주대학교 공공정책대학원 정책학과 보건의료전공
- 2009년 2월 : 아주대학교 의과대학 의료정보학과 박사과정 수료
- 1993년 11월 ~ 현재 : 아주대학교 병원 의무기록팀 팀장

<관심분야>
보건의료정보

강 성 홍(Sung-Hong Kang) [정회원]

- 1990년 2월 : 서울대학교 보건대학원 보건관리학과 (보건학석사)
- 1997년 2월 : 인제대학교 일반대학원 보건학과 (보건학박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 인제대학교 보건행정학과 교수

<관심분야>
보건정보, 의무기록, 데이터마이닝, 건강증진