

병원 외래환자의 예약부도 요인

No-Show Related Factors for Outpatients at a Hospital

민대기(Daiki Min)*, 구훈영(Hoonyoung Koo)**

초 록

병원 진료의 효율성과 진료 품질의 극대화를 위해 진료예약을 시행하고 있다. 그러나 예약일에 방문하지 않는 예약부도로 인해 의료서비스 자원이 낭비되고 다른 환자의 진료기회를 박탈하는 등 현대 병원 운영에서 주요한 이슈의 하나로 떠오르고 있다. 이러한 예약부도의 원인을 분석하기 위해 미국의 한 보훈병원의 5만 건 진료예약 데이터를 대상으로 예약부도 요인의 중요도와 유의성을 검정하였다. 랜덤 포레스트와 로지스틱 회귀분석 결과, 예약대기시간, 방문율, 내원거리, 예약부도율, 환자 나이, 중증도, 질병의 복잡도, 만성통증, 우울증, 약물의존 등이 주요한 원인으로 파악되었다. 예약대기시간과 방문율, 내원거리, 예약부도율은 SMS 사전 통지를 강화하고 사후 전화 상담을 통해 점진적으로 개선 가능할 것으로 판단되며 기타 요인에 대해서는 환자 그룹별로 차별화된 대응방안을 구성하는 것을 고려해 볼 수 있다.

ABSTRACT

In order to maximize the efficiency and the quality of care in a hospital, hospitals in general operate by appointments. Patient no-shows or missed appointments waste the time of staffs who prepare for appointments, deprive patients of needed care, and increase burden on clinic capacity. The purpose of this study is to examine the importance and significance of factors that affect patient no-shows. The actual data of 50,000 outpatient appointments is compiled and analyzed from a VAMC in the United States with aims to identify the factors that contribute to outpatient no-shows and to draw meaningful implications. Random forest along with logistic regression analysis identify the factors affecting no-shows; appointment leadtime, show-up rate, travel distance, no-show rate in previous period, patient age, severity, complexity of disease, chronic pain, depression, drug dependence. The appointment leadtime, show-up rate, travel distance and previous no-show rate can be improved by enhancing SMS pre-notification and by improving afterwards telephone counseling. For other factors, it needs to study on the service differentiation with the characteristics of each patient group.

키워드 : 예약부도, 예약대기시간, 내원거리, 랜덤 포레스트, 로지스틱 회귀분석

No-Show, Reservation Waiting Time, Distance, Random Forest, Logistic Regression

본 연구는 2015년도 충남대학교 학술연구비의 지원에 의하여 수행되었음.

* First Author, School of Business, Ewha Womans University(dmin@ewha.ac.kr)

** Corresponding Author, School of Business, Chungnam National University(koohy@cnu.ac.kr)

Received: 2017-01-02, Review completed: 2017-01-12, Accepted: 2017-01-16

1. 서 론

현대의 대형 병원에서는 의료서비스 품질을 향상시키고 의료시스템의 낭비를 막아 효율성을 극대화하기 위해 진료예약을 시행하고 있다[4, 12]. 환자가 직접 예약을 함으로써 치료의 연속성과 함께 진료 편의성, 가능성을 최대로 할 수 있는 장점이 있다. 또한 의료진 입장에서 적절히 치료를 적절한 시기에 계획적으로 제공할 수가 있다. 그러나, 예약을 한 후 해당 예약일에 병원에 오지 않는 경우, 적절한 치료를 받지 못할 수 있고, 다른 환자의 예약기회를 박탈하게 되고, 의료서비스 자원도 낭비하게 된다. 이렇게 예약일 이전에 예약변경 또는 취소하지 않고 해당 진료일에 병원에 오지 않는 경우를 예약부도(no-show 또는 missed appointment)라 한다. 이러한 예약부도는 진료예약을 이중으로 받아 손실을 보전하려 하게 하고, 이를 보완하기 위해 백업자원들도 준비해야 한다. 또한 환자들의 대기시간도 늘어나 만족도를 떨어뜨리며 의료진의 만성적인 야근을 유발시키는 문제점이 있다. 미국 의료기관의 예약부도율은 평균 약 5~7%, 국내 대학병원을 대상으로 한 연구에서는 약 5%~18%의 예약부도율을 보이고 있다[8, 9, 12, 22]. 해외 사례 중 25% 이상의 예약부도율을 보인 경우도 있다[4, 6].

예약부도에 대한 국내외 연구는 크게 예약부도의 원인을 조사하는 실증적 연구와 진료예약 데이터에서 예약부도 가능성에 영향을 미치는 요인을 선별해내는 연구로 구분할 수 있다. 예약부도 원인을 조사한 연구는 대부분 예약부도 환자를 대상으로 전화나 방문으로 예약부도의 이유를 조사, 분석한 것이다. 반면에 진료예약

데이터를 활용한 논문은 방대한 진료예약데이터로부터 예약부도에 영향을 미치는 주요한 요인을 선별해내는데 초점이 있다.

예약부도 원인에 대한 연구로 5천 건에서 14만 건의 외래진료 예약 건에 대한 분석결과 11%에서 25%까지의 예약부도율을 보였으며, 예약일 잊음, 일정 충돌 등의 개인사정이 예약부도 원인의 다수를 차지하였다[6, 14, 18]. 예약부도 원인에 대한 또 다른 이유로는 의사소통 문제에 의한 예약오류, 초진 시 긴 대기시간, 증세 호전, 날씨, 교통수단, 통증, 근무 시간 중 방문 문제, 먼 거리와 보험 미가입 등이 추가적인 예약부도 사유로 조사되었다[19, 20, 21]. 개선방안으로는 SMS 발송 회수와 시점, 문구 등을 변경하거나 사후 전화상담의 부도를 감소효과를 보고하였다[10, 14, 18].

진료예약 데이터를 이용한 연구에서는 명목형 종속변수 분석에 사용되는 로지스틱 회귀분석을 통해 예약부도에 영향을 주는 요인을 판별하였다[7]. 3만 건의 외래진료에 대한 로지스틱 회귀분석의 결과 낮은 연령, 미혼, 겨울, 병원 방문회수, 예약대기시간이 2주 이상, 장거리 등이 예약부도율이 유의하게 높은 경우였다[4]. 이 중에서 가장 중요한 요인으로서는 병원 방문회수와 이전의 예약부도율로 파악되었다. 의사결정나무를 이용한 연구 결과에서도 가장 최근 예약의 결과(예약부도, 방문, 취소)에 의해서만 의사결정나무가 구성되었다[15]. 싱가포르 병원의 22,864명의 외래환자를 대상으로 한 연구에서는 예약부도에 영향을 미치는 요인으로 나이, 인종, 예약대기시간, 내원거리, 핸드폰 번호 가용여부 등이 파악되었다[13]. 예약대기시간과 예약부도확률을 직접적으로 모형화한 연구에서는 지수함수의 형태로 예약부도확률

을 제안하였다[11]. 짧은 예약대기시간은 예약부도를 줄임으로써 환자들의 접근성을 높이고 방문 불확실성을 줄일 수 있다고 주장하였다. 인구사회학적 정보와 진료기록을 이용해 예약부도를 예측한 연구에서는 로지스틱 회귀분석과 베이지안 추론을 통해 성별, 나이, 결혼여부, 보험종류, 이전방문기록이 중요한 요인으로 평가되었다[1]. 대장내시경 검사에 대한 예약부도 예측에서는 예약부도를 예측함으로써 질병의 위험성을 낮추고 내시경 의료시스템의 자원 활용을 증가시킬 수 있다고 주장하였으며, 로지스틱 회귀분석을 이용한 결과 성별, 병력, 예약대기시간, 교육수준, 예약취소 회수가 주요요인으로 나타났다[2]. 예약취소를 제외하거나 예약부도와 묶어 생각하던 이전의 논문들과 다르게 진료도착, 예약취소 그리고 예약부도를 구분하여 분석한 연구에서는 로지스틱 회귀분석 결과 예약대기시간, 의료보험 종류, 나이 그리고 과거 방문 기록이 주요 요인으로 나타났다[17]. 한 소아과 진료데이터를 로지스틱 회귀분석 결과에서는 나이가 많을수록 예약부도 비율이 높게 나타났는데 이는 소아과 환자를 대상으로 한 것이므로 어린 소아에 비해 연령이 높은 소아나 청소년의 경우 예약부도 경향이 증가하는 것으로 해석할 수 있다[21]. 서울의 한 대학병원의 외래환자에 대해 조사된 연구로 긴 예약대기시간, 낮은 연령, 곳은 날씨가 예약부도 가능성을 떨어뜨리고 서울에 거주하는 환자에 비해 서울 외에 거주하는 환자의 예약부도 가능성이 낮았다. 예약시간별로는 오후 5시 이후, 요일별로는 토요일의 예약부도율이 높았다[8, 9, 12, 22].

본 연구에서는 관련 연구와의 연속성을 유지하며 예약부도의 원인을 특정하고 향후 예

측 및 정책 수립에 활용할 수 있도록 특정병원의 진료예약데이터 5만여 건을 활용하여 분석하고자 한다. 이를 통해 외래환자의 예약부도 요인을 확인하고 예약부도에 대한 대응방안에 시사점을 제공하고자 한다.

본 연구에서 고려되는 요인은 기존 문헌연구의 요인들을 가능한 한 많이 포함하고자 하였으며 일부 데이터의 한계나 사회적, 환경적 특성차이로 선별하여 사용되었다. 예약부도 원인에 대한 조사 문헌에서 사용된 요인 중에서는 예약일 잊음, 개인 사정 등은 데이터화될 수 없는 사후적인 조사 정보이므로 포함시킬 수 없었으며 통증, 예약 대기시간, 거리를 분석 대상 요인으로 포함하였다.

진료예약 데이터를 이용한 연구에서 사용된 요인들 중 가장 많이 주목받은 나이, 예약 대기시간, 거리, 병원 방문회수, 예약부도율, 성별, 병력, 학력을 포함하였다. 진료비, 진료과, SMS 수신여부, 수납 여부 등은 데이터 확보의 한계로 포함할 수 없었다. 대신 병력에 대한 상세 정보를 포함하여 특정 통증이나 병력에 따른 예약부도 영향을 분석하고자 하였다.

2. 예약부도와 요인

2.1 연구자료

본 연구에서는 미국 인디애나폴리스에 위치한 VAMC(Veterans Administration Medical Center)의 진료예약 자료를 이용하여 예약부도에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. VAMC는 우리나라의 보훈병원과 같이 퇴역군인들을 대상으로 하는 의료기관이다. 퇴역군인을 대상으

로 하는 병원의 특성에 따라서 대부분의 방문환자가 평균나이가 60세 이상의 고령 남성이며, 평균 진료기간이 6년이 넘어 장기간에 걸쳐서 병원을 재방문하는 특성을 갖고 있다.

외래환자의 2년 동안(2003~2004년)의 진료예약 자료 약 75,500건을 취합하였으며, 남성 6,940명, 여성 117명으로 총 7,057명의 외래환자 자료를 대상으로 하였다. 일부 자료 값이 미흡하거나 진료예약 데이터가 명확하지 않은 자료를 제외하고 실제 분석에는 49,995건의 진료예약자료를 본 연구에 사용하였다. 수집한 데이터는 개인을 식별할 수 있는 정보를 제외한 나이, 성별, 거주지, 질병이력, 학력과 같은 환자의 기본 인적사항과 함께 진료예약일자, 실제 내원일자, 재진 여부, 예약부도 여부 등의 진료예약 자료, 그리고 방문당일 담당 의뢰진, 내원시간, 진료시간, 진료내역 등을 포함하고 있다. 수집한 데이터 중에서 본 연구의 목적인 예약부도 요인 분석을 위하여 사전 문헌연구와 검토를 통하여 일부 자료만을 선별하여 활용하였다.

예약부도 요인을 확인하기 위하여 본 연구에서는 정상방문과 예약부도가 발생한 진료예약을 두 그룹으로 구분하고 두 그룹 사이에 요인별 값에 있어 통계적으로 유의미한 차이가 존재하는 지 확인하도록 한다. 문헌연구를 통하여 통계적 유의성 검증에서 검토한 예약부도 요인은 인적특성, 임상특성, 예약특성 등의 세 유형으로 구분하여 고려하였다.

인적특성은 성별, 나이, 거주지로부터 병원까지의 거리, 학력 등을 포함한다. 문헌연구에 의하면 나이가 적을수록 그리고 내원거리가 긴 경우에 예약부도 확률이 높아지는 것으로 알려져 있다[4].

임상특성은 외래환자가 갖고 있는 질병/증상의 유형을 나타내며, 본 연구에서 취합한 데이터에서는 당뇨 등 총 12개의 질병/증상 유형을 제시하고 있다. 환자가 갖고 있는 질병/증상의 특성에 따라서 예약부도와 정상방문이 영향을 받을 수 있음을 예상할 수 있다. 예를 들어, 이동이 불편하거나 보호자가 필요한 환자의 경우와 자유로운 이동과 정상적인 판단이 가능한 환자의 예약이행 행태에는 차이가 존재할 것이다. 기존 연구에서 환자의 질병 또는 증상에 따른 부도예약 효과를 고려한 연구는 매우 미흡한 상황이다.

본 연구에서는 개별 질병/증상에 의한 부도예약 효과와 함께 환자의 전반적인 상태를 나타내기 위하여 질병코드를 사용하였다. 질병코드는 각 질병의 유무를 0과 1의 이진수로 나타내고, 환자별로 12개 질병에 대한 이진수 값을 모두 더한 것을 의미한다. 따라서 질병코드의 값이 클수록 보다 많은 질병 또는 증상을 보유하고 있음을 나타낸다. 질병코드와 함께 환자의 상태를 나타내는 수치로 찰슨동반질환지수(Charlson Index)를 고려하였다[4].

마지막으로는 진료예약 특성으로 예약일자로부터 실제 방문일자까지의 기간을 나타내는 예약대기시간(appointment lead-time), 환자별 과거 예약부도율, 재진료(Follow-up appointment) 또는 초진 여부를 나타내는 재진여부, 일주일 중 방문을 예약한 요일 등을 나타낸다.

2.2 요인별 차이 검증

개별 요인이 예약부도에 미치는 영향을 분석하기 위하여 통계검정을 수행하였다. 내원거리, 예약대기시간 등과 같은 수치자료의 경우

〈Table 1〉 Defference Tests of No-Show Factors

Factors		No-show	Show-up	P-value
		N = 7,036	N = 42959	
Age	Mean	56.52	62.55	< 0.0001
	Standard Deviation	13.69	13.31	
Distance	Mean	55.80	43.25	< 0.0001
	Standard Deviation	218.33	157.21	
Education	Mean	6.60	5.45	< 0.0001
	Standard Deviation	6.33	6.22	
Sex	Male(48,971)	14.0%	86.0%	0.09499
	Female(1,024)	15.9%	84.1%	
Hyperlipidemia	Y(26,214)	10.1	89.9	< 0.0001
	N(23,781)	18.5	81.5	
Diabetes	Y(16,446)	12.2	87.8	< 0.0001
	N(33,549)	15.0	85.0	
Major Depression	Y(12,552)	15.3	84.7	< 0.0001
	N(37,443)	13.7	86.3	
Dementia	Y(791)	11.3	88.7	0.02452
	N(49,204)	14.1	85.9	
COPD	Y(14,856)	12.5	87.5	< 0.0001
	N(35,129)	14.7	85.3	
Chronic Pain	Y(32,547)	13.9	86.1	0.07959
	N(17,448)	14.4	85.6	
Metastatic Solid Tumor	Y(782)	14.1	85.9	1.00000
	N(49,213)	14.1	85.9	
HTN	Y(36,226)	12.3	87.7	< 0.0001
	N(13,769)	18.7	81.3	
CAD	Y(15,455)	10.2	89.8	< 0.0001
	N(34,540)	15.8	84.2	
Drug Dependence Abuse	Y(15,881)	18.5	81.5	< 0.0001
	N(34,114)	12.0	88.0	
Atrial Fibrillation	Y(4,727)	11.4	88.6	< 0.0001
	N(45,268)	14.4	85.6	
Stroke	Y(2,879)	13.7	86.3	0.59330
	N(47,116)	14.1	85.9	
Diagnosis ID	Mean	11.59	15.40	< 0.0001
	Standard Deviation	9.13	9.18	
Charlson Index	Mean	0.871	1.045	< 0.0001
	Standard Deviation	1.462	1.558	
Appointment Waiting Time	Mean	81.53	72.31	< 0.0001
	Standard Deviation	77.98	77.81	
No-show Rate	Mean	13.69	6.31	< 0.0001
	Standard Deviation	18.02	13.00	
Active Rate	Mean	51.57	52.22	0.06907
	Standard Deviation	27.45	29.77	
Follow-up Appointment	Y(32,619)	16.0%	84.0%	< 0.0001
	N(17,376)	10.5%	89.5%	
day of week	Mon(9,744)	14.4%	85.6%	0.30500
	Tue(12,298)	14.4%	85.6%	
	Wed(6,185)	14.4%	85.6%	
	Thu(10,777)	15.6%	84.4%	
	Fri(10,992)	17.8%	82.2%	

Frequencies in parantheses

에는 예약부도 여부를 기준으로 구분된 두 그룹사이의 평균 값 차이에 대한 t검정을 수행하였다. 또한 성별, 질병의 유무 등과 같은 명목 자료에 대해서는 각 그룹에 속하는 진료예약 빈도에 대한 카이제곱 검정을 수행하였다. 개별 요인에 따른 예약부도 수준의 차이가 유의하다면 해당 요인들을 추가적인 분석에 적용하는 것을 고려할 수 있다.

2.2.1 인적특성(Demographic Characteristics)

나이, 거주지로부터 병원까지의 내원거리, 교육년수, 성별 등 환자의 인적사항에 따라서 예약부도 여부에 차이가 있는지를 살펴보았다. <Table 1>에 제시된 통계분석 결과를 살펴보면 예약부도 여부에 따라서 나이, 내원거리, 교육수준의 평균값에 차이가 있는 것을 확인할 수 있었으나, 성별에 따른 차이는 확인되지 않았다.

나이가 상대적으로 젊고, 교육수준이 높은 환자의 경우 예약부도율이 높은 것을 확인할 수 있었다. 내원거리의 경우 병원에서 멀리 떨어진 곳에 거주하는 환자의 경우 예약부도가 빈번하게 발생하였다. 하지만 상세하게 살펴보면 내원거리와 예약부도율 사이에는 단순한 선형적 관계보다는 유(U)자형의 비선형 관계가 존재함을 알 수 있었다. 병원으로부터 거주지의 거리가 아주 작거나 먼 경우에 예약부도율이 상대적으로 증가하며, 중간 거리의 경우 예약부도율이 가장 작아지는 것을 나타내었다.

2.2.2 임상특성(Clinical Characteristics)

환자가 보유하고 있는 질병 또는 증상에 따라서 예약부도 발생에 차이가 있는지 살펴보았다. 본 연구에서 고려한 12개 질병/증상 별

예약부도 발생 빈도와 카이제곱 검정 결과, 고지혈증(Hyperlipidemia), 당뇨(Diabetes), 우울증(Major Depression), 만성폐쇄성폐질환(COPD), 고혈압(HTN), 심장질환(CAD), 약물 의존(Drug Dependence Abuse), 심방세동(Atrial Fibrillation)은 예약부도 발생에 유의미한 영향을 미치는 것을 확인할 수 있었다. 이에 반해 치매(Dementia), 만성통증(Chronic Pain), 전이성고형종양(Metastatic Solid Tumor), 뇌졸중(Stroke)은 유의한 차이를 확인할 수 없었다.

일부 질병 또는 증상에 따라 예약부도 발생에 차이가 있음을 확인하였으나, 질병/증상 특성에 대한 정확한 이해가 없이 예약부도와 의 관계를 설명하는 것은 용이하지 않다. 또한 일부 질병/증상의 유무가 예약부도에 유의미한 영향을 미치지만 12개의 질병/증상을 개별적으로 고려하는 것은 의료현장에서의 활용도 측면에서 적절하지 않은 것으로 판단된다. 따라서 본 연구에서는 개별 환자가 갖고 있는 질병/증상의 수가 예약부도에 미치는 영향을 분석하기 위하여 질병코드를 이용하였다. 예약부도에 따른 질병코드의 평균값 차이를 살펴보면 많은 질병/증상을 보유한 환자일수록 예약부도 발생 가능성이 낮은 것을 알 수 있다.

마지막으로 질병코드와 함께 환자의 전반적인 중증도 상태를 나타내는 지표로 찰슨동반질환지수를 고려하였다. 찰슨동반질환지수의 경우 수치값이 높을수록 환자의 동반질환이 많고 중증도가 높음을 의미한다. 분석결과를 살펴보면 예약부도 환자의 경우 찰슨동반질환지수의 평균값이 낮아 건강상태가 상대적으로 좋은 환자에서 예약부도가 발생함을 알 수 있었다.

2.2.3 예약특성(Appointment Characteristics)

앞서 고려했던 환자의 인적특성과 임상특성은 진료예약 시점과 독립적인 정적특성이었다면, 예약특성은 진료예약의 시점과 관련있는 동적특성을 갖는다. 본 연구는 예약요일, 재진여부, 예약대기시간 등의 예약특성을 고려하였다.

<Table 1>에 제시된 분석결과를 살펴보면 예약요일은 예약부도에 영향이 없으나, 예약대기시간, 동일 환자의 과거 예약부도율, 재진여부는 예약부도에 유의미한 영향을 미치는 것을 확인할 수 있다. 재진인 경우 처음 방문하는 진료예약과 비교하여 예약부도 발생 가능성이 높아졌다. 예약부도가 발생한 환자의 과거 평균 예약부도율은 예약부도가 발생하지 않은 경우에 비하여 2배 이상 높은 것으로 확인되었다. 이는 과거 예약부도가 많이 발생한 환자에게서 다시 예약부도가 발생한 가능성이 높다는 것을 의미한다. 과거 예약부도율과 함께 정상적인 방문율에 따른 차이를 고려하였다. 예약부도 발생여부에 따라 방문율에 다소 차이

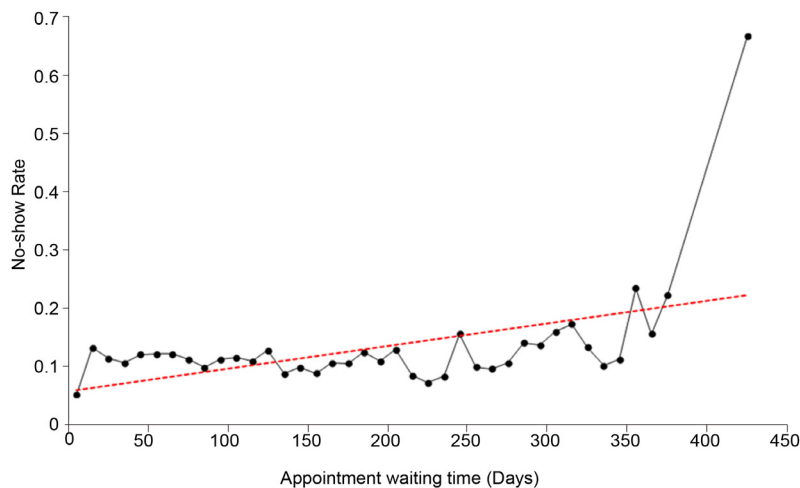
가 발생하였으나, 예약부도율이 보다 많은 영향을 미치는 것을 확인하였다.

예약대기기간의 경우 문헌연구에서도 확인바와 같이 예약대기시간이 길수록 예약부도가 발생하였다(<Figure 1> 참조). 특히 일정 기간(약 360일)이후에는 예약부도율이 급격하게 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 방문예정 시점과 비교하여 오래전에 진료예약을 한 경우 진료예약 일정을 잊거나 잘못 기억하는 경우가 발생하므로 부도예약의 발생 가능성이 증가하는 것은 당연하다 할 수 있다.

3. 요인의 중요도와 효과분석

3.1 요인의 중요도 분석

이진 종속변수에 대한 데이터분석에 있어 분류의 정확도가 높은 방법의 하나로 알려진 랜덤 포레스트(random forest)를 이용하여 해



<Figure 1> Appointment Waiting time by No-Show Rate

당 데이터로부터 추출할 수 있는 예약부도에 대한 주요 요인을 분석하였다[23]. 랜덤 포레스트는 의사결정나무를 배깅(bagging)하는 방식으로 하나의 의사결정나무처럼 분류의 구조를 명확히 보여주지는 못하지만 분류 정확도에 영향을 주는 주요한 요인을 도출하기에 적절한 방법이다.

예약부도 분석에서 영향요인으로 고려된 것은 기존 문헌과의 연속성을 최대한 고려하고 제2장의 통계적 검정을 통해 유의수준 0.1 수준의 유의성을 최소 기준으로 선별하였다. 선별된 요인은 22개로 인적특성 중 나이, 내원거리, 교육년수, 성별, 방문율, 예약부도율, 임상특성 중 12개 질병/증상 여부, 질병코드, 찰슨 동반질환지수, 예약특성 중 예약대기시간, 재진 여부이다.

랜덤 포레스트 적용에 있어 R(v3.2.4)의 Randomforest 함수를 사용하였고 생성시키는 나무의 수를 500개로 하고 나무의 분지에 사용되는 변수의 수 등은 기본 설정을 사용하여 분석하였다(<Table 2> 참조). 랜덤 포레스트 실행 과정에서 의사결정나무의 분지 원리와 동일한 척도를 사용하는 Gini 중요도를 이용하여 각 변수의 중요도를 측정할 수 있다. 목표로하는 분류 값인 예약부도를 판정하는 기준값(cutoff)을 다양하게 적용한 결과에서도 <Table 2>의 결과를 크게 벗어나지 않았다. 중요도가 낮은 질병명의 변경이 주를 이루었으므로 중요도에 영향을 주는 요인은 비교적 신뢰할만하다고 판단된다. 중요도의 상대적 크기로 선별된 변수는 예약대기시간, 방문율, 내원거리, 예약부도율, 나이, 질병코드, 학력, 찰슨동반질환지수, 재진 여부, 만성통증, 우울증, 약물의존으로 22개 중 12개에 해당한다. 이는 각 변수가 목표

변수를 구분하는데 기여도를 의미하는 것으로 통계적인 검정은 어렵지만 실증적으로 예약부도 예측을 위한 분류의 정확도에 기여하는 수준을 측정하는데 도움을 준다. 예약부도를 구별해내는데 기여가 큰 요인들을 1차적으로 선별함으로써 실증적으로 의미있는 요인들에 대해서 범위를 좁혀 통계적 유의성을 검증하고자 하였다.

〈Table 2〉 Gini Importance

Factors	Importance
Appointment Waiting Time	1,488
Distance	907
Active Rate	831
Age	645
No-show Rate	528
Diagnosis ID	453
Education	415
Charlson Index	325
Follow-up Appointment	178
Chronic Pain	155
Major Depression	138
Drug Dependence Abuse	130
COPD	97
Diabetes	94
HTN	83
Hyperlipidemia	82
CAD	71
Atrial Fibrillation	63
Stroke	54
Sex	38
Metastatic Solid Tumor	27
Dementia	23

3.2 이항로지스틱 회귀분석을 통한 요인의 효과 분석

각 변수가 예약부도 여부에 미치는 영향과

〈Table 3〉 Result of Logistic Regression

Factors	Odds Ratio	Estimate	p-value
No-show Rate	11.88	2.475	<2e-16***
Follow-up Appointment	1.93	0.655	<2e-16***
Active Rate	1.33	0.285	2.E-06***
Drug Dependence Abuse	1.26	0.234	2.E-11***
Charlson Index	1.04	0.044	1.E-04***
Education	1.02	0.017	9.E-11***
Appointment Waiting Time	1.00	0.001	6.E-10***
Distance	1.00	0.000	3.E-05***
Age	0.98	-0.024	<2e-16***
Diagnosis ID	0.97	-0.032	<2e-16***
Major Depression	0.92	-0.083	3.E-02*
Chronic Pain	0.87	-0.140	5.E-05***

* 10% significance level.

*** 0.1% significance level.

방향성을 분석하기 위하여 예약부도 여부를 종속변수(no-show = 1, show-up = 0)로 하는 이항로지스틱 회귀분석을 수행하였다(<Table 3> 참조). 분석 결과에 의하면 본 연구에서 고려한 12개의 변수 중에서 우울증을 제외한 모든 변수가 예약부도에 유의미한 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 특히, 교차비를 기준으로 예약부도율이 11.88로 타 요인들에 비해 월등한 우위를 점하였다.

요인들 중에서 예약부도율, 방문율, 교육수준, 예약대기시간, 내원거리, 찰슨동반질환지수, 재진여부, 약물의존은 예약부도와 정(+)의 관계를 보였다. 이는 방문회수가 많고 이전 예약에서 부도비율이 높을수록 예약부도 가능성이 높다는 것이다. 또한, 교육수준이 높으면서 병원에서 먼 곳에 거주하는 인적특성을 갖고 있으며, 중증도(찰슨동반질환지수)가 높은 환자의 경우 예약부도 가능성이 높다고 판단할 수 있다. 초진이 아닌 재진예약이면서 방문일

보다 매우 오래전에 진료예약을 한 경우 예약부도 가능성이 증가하였다.

나이, 질병코드, 만성통증과 우울증은 부(-)의 관계로 나타났다. 즉, 나이가 적으면서 대체적으로 보유하고 있는 질병 또는 증상이 적을수록, 그리고 우울증과 만성통증이 없는 경우에 예약부도의 가능성이 높다고 추정할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 미국의 한 보훈병원의 진료 예약데이터 5만 건을 활용하여 예약부도에 영향을 주는 주요 요인을 분석하였다. 기존 문헌과의 연속성과 데이터의 가용성을 고려하고, 차이검정을 통해 22개의 요인을 1차적으로 선별하였다. 예약부도 여부를 종속변수로 분류의 정확도에 영향을 미치는 요인을 랜덤포레스트의 지니 중요도를 기준으로 12개의 요인을 선

별하였다. 선별된 요인에 대한 통계적 유의성과 인과관계의 방향성을 확인하기 위해 로지스틱 회귀분석을 수행하였다. 유의한 요인 중 가장 큰 영향을 미치는 요인으로 이전 기록의 예약부도율이 압도적이었으며 이는 기존 문헌의 반복된 지적과 동일한 결과이다. 방문율, 예약대기시간, 내원거리, 나이 요인의 영향 역시 기존 연구 결과를 재확인해주었다. 다른 연구에서 다루지 않았던 질병/증상 요인 중에서 약물의존, 우울증, 만성통증의 유의한 영향은 예약부도 관리에 있어 새로운 시사점을 줄 수 있다. 또한 질병코드와 찰슨동반질환지수의 유의한 영향은 질병의 복잡도와 중증도 또한 예약부도에 있어 유의미한 요인임을 확인해주었다. 내원거리의 경우 유의하지만 영향의 크기가 상대적으로 크지 않은 것은 거리와 예약부도의 관계가 선형의 비례관계가 아니라 근거리와 장거리에서 예약부도율이 높은 비선형적 관계에서 기인하는 것으로 추정된다. 학력도 유의한 요인으로 분석되었지만 현실적으로 병원 진료에 있어 학력 정보를 수집하는 것이 어렵다는 한계가 있다.

예약대기시간의 경우, 진료예약일 가까운 시일에 SMS 활용하면 짧은 예약대기시간의 효과를 기대할 수 있을 것이며 이는 기존의 일반적인 대응방안인 SMS 통지의 효과를 재확인해준다. 제한된 자원을 효과적으로 활용하기 위하여 SMS 통지와 전화상담 등의 선별적 대응이 가능할 것이다. 내원거리가 먼 경우, 나이가 적은 환자 등을 중점적으로 SMS 통지나 예약 재확인 등을 진행하는 것이 바람직하다. 또한 만성통증, 우울증 환자보다는 약물의존 증상을 갖고 있거나 질병의 복잡도와 중증도가 높은 환자에 대해 보다 세심한 주의가 요구된

다. 재진의 경우, 초진 후 만족도 조사를 철저히 함으로써 기대 불만족에서 비롯되는 재진시의 예약부도를 줄일 수 있는 방안을 강구할 필요가 있겠다.

이상의 대응에서도 예약부도율이 일정 수준을 넘는 환자의 경우, 예약부도 원인을 개별적으로 파악하여 대응하는 방안도 고려해 볼 수 있다. 방문회수가 늘어날수록 예약부도율도 늘어나므로 방문율과 예약부도율 모두 높은 환자 그룹에 대한 차별적 대응이 필요하다.

본 연구는 60대 이상의 노년층이 환자인 진료예약데이터에 대한 분석이므로 노인 전문병원이나 보훈 병원 등에 대한 예약부도 관리에 고려될 수 있을 것으로 판단된다. 그러나 문화적, 시대적 차이가 존재하므로 적용 시 보수적 접근을 고려하는 것이 바람직하며 일반 대형 병원 등에 일반화하기에는 한계가 있을 수 있다.

References

- [1] Alaeddini, A., Yang, K., Reddy, C. and Yu, S., "A probabilistic model for predicting the probability of no-show in hospital appointments," *Health care management science*, Vol. 14, No. 2, pp. 146-157, 2011.
- [2] Blumenthal, D. M., Singal, G., Mangla, S. S., Macklin, E. A., and Chung, D. C., "Predicting non-adherence with outpatient colonoscopy using a novel electronic tool that measures prior non-adherence," *Journal of general internal medicine*, Vol.

- 30, No. 6, pp. 724-731, 2015.
- [3] Charupanit, W., "Factors Related to Missed Appointments at a Psychiatry Clinic in Songklanagarind Hospital," Korean Nursing Science Society Conference, pp. 126-126, 2009. 10.
- [4] Daggy, J., Lawley, M., Willis, D., Thayer, D., Suelzer, C., DeLaurentis, P. C., and Sands, L., "Using no-show modeling to improve clinic performance," Health Informatics Journal, Vol. 16, No. 4, pp. 246-259, 2010.
- [5] Glowacka, K. J., Henry, R. M., and May, J. H., "A hybrid data mining/simulation approach for modelling outpatient no-shows in clinic scheduling," Journal of the Operational Research Society, Vol. 60, No. 8, pp. 1056-1068, 2009.
- [6] Guzek, L. M., Fadel, W. F., and Golomb, M. R., "A Pilot Study of Reasons and Risk Factors for "No-Shows" in a Pediatric Neurology Clinic," Journal of child neurology, Vol. 30, No. 10, pp. 1295-1299, 2015.
- [7] Hong, J., Park, W., Kim, Y., and Kook, K., "Analysis of Technology Protection Factors of Small and Medium Enterprises by Using Logistic Regression Analysis," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 20, No. 3, pp. 1-10, 2015.
- [8] Kim, E. and Ham, S., "Informally Patients Prediction Model of Admission Patients," Journal of Korea Academia-Industrial Cooperation Society, Vol. 10, No. 11, pp. 3462-3472, 2009.
- [9] Kim, K., Han, S., Kang, H., and Son, B., "No-show analysis of new patients using health information," Journal of the Korean Data Analysis Society, Vol. 6, No. 6, pp. 1817-1827, 2004.
- [10] Kim, M., "Improvement of rescheduling rate through no-show rate reduction activities," Korean Society for Medical Quality Improvement Fall Conference, Vol. 2009 No. 3, 2009.
- [11] Kopach, R., DeLaurentis, P. C., Lawley, M., Muthuraman, K., Ozsen, L., Rardin, R., and Willis, D., "Effects of clinical characteristics on successful open access scheduling," Health care management science, Vol. 10, No. 2, pp. 111-124, 2007.
- [12] Kwon, S., Lee, S., Han, E., and Kim, T., "No-show related factors for outpatients at a university hospital," Korea Health Research Institute (KINSH), Vol. 41, No. 2, pp. 29-46, 2015.
- [13] Lee, V. J., Earnest, A., Chen, M. I., and Krishnan, B., "Predictors of failed attendances in a multi-specialty outpatient centre using electronic databases," BMC health services research Vol. 5, No. 1, p. 1, 2005.
- [14] Lee, W., "Effect analysis and method for no-show rate reduction," Korean Society for Medical Quality Improvement Fall Conference, Vol. 2005 No. 2, 2005.
- [15] Lotfi, V. and Torres, E., "Improving an outpatient clinic utilization using decision analysis-based patient scheduling," Socio-

- Economic Planning Sciences, Vol. 48, No. 2, pp. 115-126, 2014.
- [16] Moon, J., "Reduction of outpatient no-show rate," Korean Society for Medical Quality Improvement Fall Conference, Vol. 2005 No. 1, 2005.
- [17] Norris, J. B., Kumar, C., Chand, S., Moskowitz, H., Shade, S. A., and Willis, D. R., "An empirical investigation into factors affecting patient cancellations and no-shows at outpatient clinics," Decision Support Systems, Vol. 57, pp. 428-443, 2014.
- [18] Oh, Y., "An activity to reduce the no-show rate and reservation rate of patient reservation," Korean Society for Medical Quality Improvement Fall Conference, Vol. 2009 No. 2, 2009.
- [19] Paul, J. and Hanna, J. B., "Applying the marketing concept in health care: the no-show problem," Health marketing quarterly, Vol. 14, No. 3, pp. 3-17, 1997.
- [20] Peeters, F. P. and Bayer, H., "No-show for initial screening at a community mental health centre: rate, reasons and further help-seeking," Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology Vol. 34, No. 6, pp. 323-327, 1999.
- [21] Samuels, R. C., Ward, V. L., Melvin, P., Macht-Greenberg, M., Wenren, L. M., Yi, J., and Cox, J. E., "Missed Appointments Factors Contributing to High No-Show Rates in an Urban Pediatrics Primary Care Clinic," Clinical pediatrics, 2015.
- [22] Shin, D., "Determinants of Hospital Reservation Defaults and Prediction of No-show Probability: The Case of I Hospital," Korea University Master's Thesis, 2005.
- [23] Yoo, J., "Random forest," Educational Evaluation Research, Vol. 28, pp. 427-448, 2015.

저 자 소 개



민대기

1999년

2001년

2010년

2001년~2006년

2010년~현재

관심분야

(E-mail : dmin@ewha.ac.kr)

서울대학교 산업공학과 (학사)

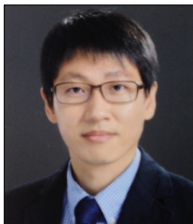
서울대학교 산업공학과 (석사)

퍼듀대학교 산업공학과 (박사)

LG CNS

이화여자대학교 경영학과 부교수

확률계획법, Markov Decision Process, 에너지/기후 경영



구훈영

1995년

1997년

2002년

2002년~2005년

2005년~2011년

2011년~현재

관심분야

(E-mail : koohy@cnu.ac.kr)

서울대학교 산업공학과 (학사)

서울대학교 산업공학과 (석사)

서울대학교 산업공학과 (박사)

LG CNS 과장

한국전자통신연구원 선임연구원

충남대학교 경영학부 부교수

SCM, R&D, 확산모형, 데이터마이닝