creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

공학석사학위논문

응급의료센터 패스트 트랙 전략 도입 자원 할당 시뮬레이션 연구

A study on a simulation-based resource allocation for fast track strategy in emergency department

2022 년 8 월

서울대학교 대학원
산업공학과

장 윤 혜

응급의료센터 패스트 트랙 전략 도입 자원 할당 시뮬레이션 연구

A study on a simulation-based resource allocation for fast track strategy in emergency department

지도교수 홍 유 석

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

2022 년 7 월

서울대학교 대학원

산업공학과

장 윤 혜

장윤혜의 공학석사 학위논문을 인준함

2022 년 7 월

위 원 장 _____이 덕 주_____(인)

부위원장 _____홍 유 석_____(인)

위 원 _____장 우 진_____(인)

초록

응급의료센터의 과밀화 현상은 고질적인 문제이며 과밀화 현상으로 인한 긴 대기 시간은 응급실 이용자들의 주요한 불만 요인이다. 이러한 과밀화 현상을 유발하는 환자의 대부분은 비 중증 환자들이 차지한다. 응급의료센터는 중증환자들을 우선적으로 진료하기에 경증환자들의 진료가 지체되고 이는 곧 환자들의 과다한 대기 시간을 초래하여 응급의료센터의 과밀화는 더욱 가중되고 있다.

경증환자들의 대기시간을 줄이기 위한 패스트 트랙(fast track) 전략이 연구되고 있다. 패스트 트랙이란 응급의료센터의 내원하는 환자들을 중등도에 따라 중증 환자와 비중증 환자로 나누어 진료를 분리하는 전략으로 환자를 분리하여 진료를 보기 때문에 그에 맞는 적절한 의료 자원의 분배도 필요하다.

따라서 본 연구는 패스트 트랙 시행에 있어 어떤 환자에게 얼마만큼의 의료 자원을 적용할 수 있는지에 대한 의사결정을 제안한다. 응급의료센터의 프로세스를 고려하여 자원 배분 범위를 정함으로써 환자들의 대기 시간을 줄이는 것을 목표로 한다.

패스트 트랙 도입으로 인해 환자들의 대기 시간과 체류 시간이 어떻게 바뀌는지 시뮬레이션을 통해 분석하고 어떤 효과가 나타나는지 확인한다.

주요어: 패스트 트랙, 자원 할당, 응급실 과밀화

학번: 2020-23253

목차

초록 i

목차 ii

표 목차 iv

그림 목차 v

제 1 장 서론 1

1.1 연구의 배경 1

1.2 논문의 구성 3

제 2 장 선행연구 4

2.1 응급의료센터 과밀화와 의료 자원 4

2.2 패스트 트랙 전략 연구 5

2.3 이산 사건 시뮬레이션을 활용한 응급의료체계 분석 연구 6

제 3 장 시뮬레이션기반 자원 할당 의사 결정 9

3.1 응급의료센터 프로세스 9

3.2 라틴 정방 계획을 활용한 실험 계획법 11

제 4 장 사례 연구 15

4.1 자료 수집 15

4.2 자료 처리 방법 ····· 16
4.3 시뮬레이션 모델링 ····· 22
4.4 라틴 정방 계획법을 통한 시뮬레이션 범위 설정 ····· 23
4.5 실험 결과 ····· 24

제 5 장 결론 28

5.1 결론 ····· 28
5.2 향후 연구 방향 ····· 28

참고문헌 30

Abstract 37

표 목차

표 3.1 라틴 정방 계획 실험 배치 방법 ····· 12
표 3.2 라틴 정방 계획 실험 번호 ····· 12
표 3.3 분산분석표 ····· 13
표 4.1 환자 치료 절차 데이터 예시 ····· 15
표 4.2 시간별 평균 내원 환자 수 ····· 17
표 4.3 한국형 응급환자 분류도구 표 ····· 18
표 4.4 dstribution fit test 결과 ····· 19
표 4.5 환자 중증도별 의사 치료 시간 분포 ····· 20
표 4.6 환자 중증도별 간호사 치료 시간 분포 ····· 20
표 4.7 실험 1 결과 ····· 24
표 4.8 실험 2 결과 ····· 24
표 4.9 실험 3 결과 ····· 24
표 4.10 시뮬레이션 결과 값 비교 1 ····· 25
표 4.11 시뮬레이션 결과 값 비교 2 ····· 25

그림 목차

그림 1.1 병원 기본 모델과 패스트 트랙 모델 예시 ····· 2
그림 3.1 응급의료센터 프로세스 예시 ····· 11
그림 4.1 KTAS 1 환자의 간호사 치료 시간 분포 비교 ····· 21
그림 4.2 KTAS 1 환자의 간호사 치료 시간 분포 결과 ····· 21
그림 4.3 평균 대기 시간 비교 1 ····· 27
그림 4.4 평균 대기 시간 비교 2 ····· 27

제 1 장 서론

1.1 연구의 배경

응급의료센터의 만성적인 수요 초과로 인한 과밀화 현상은 대표적인 의료시설의 문제이다. 응급의료센터는 환자를 선택적으로 수용이 불가능하므로 과밀화 현상이 발생하고 이는 긴 대기 시간을 초래한다. Boyle et al.(2012)에 따르면 긴 대기 시간은 환자들의 불만족 뿐만 아니라 의료의 질적 저하를 야기하는 문제점이 있다. 또한 환자들은 긴 대기 시간으로 인해 적절한 치료를 받지 못하고 응급실을 떠나고(Nash et al., 2007) 대기 환자들로 인한 병상 부족으로 응급환자들이 병상을 찾다 골든 타임을 놓치는 문제가 대두되고 있다(Guttmann et al., 2011).

이러한 과밀화 현상을 유발하는 대부분의 환자는 비중증 환자들이 차지한다(Bruballa et al., 2015). 서울 소재 한 병원의 2017년 내원 환자들 가운데 중증 환자는 전체 환자의 11%를 차지하고 나머지 89% 환자는 비중증 환자인 것을 확인하였다. 또한 환자가 응급실에 내원하게 되면 중증도 분류(Triage)과정을 거친 후 응급한 순서에 따라 치료를 하므로 응급실 정체 현상은 더욱 가중된다. 이러한 과밀화 현상과 긴 대기 시간을 개선하고 효율적인 응급의료센터의 운영을 위한 방안으로 여러 연구들 중 패스트 트랙에 대한 연구가 제시되었다. 패스트 트랙은 응급실 내 단일 대기열을 중증환자와 비중증 환자로 두개로 나누는 것으로 비교적 간단한 치료 절차로 의료 자원을 짧게 사용하지만 우선순위에 밀려 긴 시간을 대기하는 비중증 환자들을 위한 전략이다. 따라서 경증 환자들을 빠르게 치료함으로써 응급의료센터의 과밀화 현상을 줄일 수 있다. 그림 1.1은 현재 병원과 패스트 트랙 모델의 예시를 보여준다.

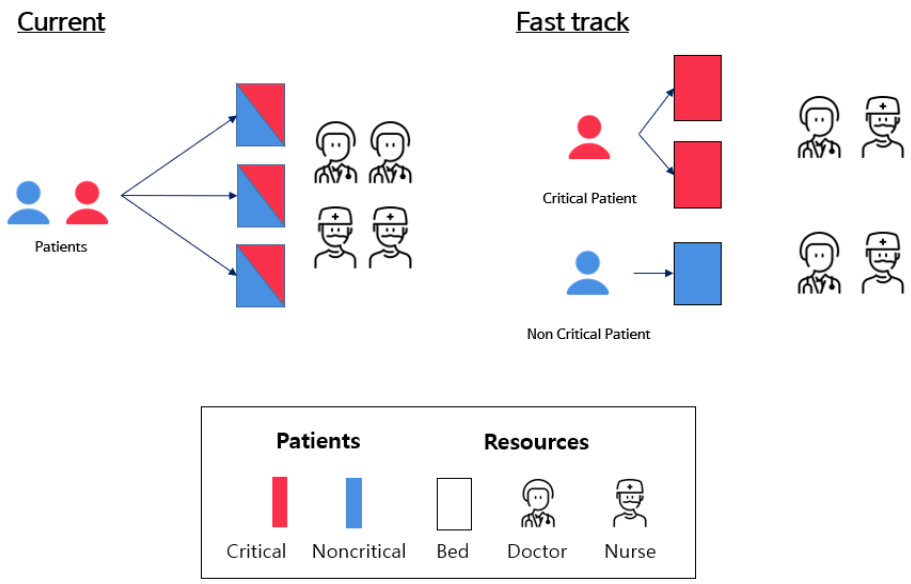

Figure 1.1: 병원 기본 모델과 패스트 트랙 모델 예시

패스트 트랙 도입 시 환자들의 분리에 따라 의료 자원의 분배도 이루어져야 한다. 많은 환자들의 수요와 의료 자원의 불일치로 환자들이 긴 대기 시간을 보낸다(Peck et al., 2012). 이러한 현상은 응급실의 물적 자원과 인적자원을 많이 필요로 하지만 의료 자원은 항상 한정되어 있으며 이 자원들을 조정의 필요성이 강조되고 있다(Kadri et al., 2014). 따라서 의료자원 분배 의사결정을 내리는 것이 중요하며 패스트 트랙 의료 자원 분배 방안이 개발될 필요가 있다.

이와 같은 맥락에서 본 연구는 응급의료센터의 과밀화 현상과 환자들의 대기 시간을 줄이기 위하여 응급의료센터의 패스트 트랙 도입 시 의료 자원 할당에 대한 의사결정 모형을 개발하고자 한다.

1.2 논문의 구성

눈문의 구성은 다음과 같다. 본 논문은 총 5장으로 구성되며 제 2장에서는 관련 연구로써 응급의료센터의 의료자원, 패스트 트랙과 이산 사건 시뮬레이션과 관련한 논문들에 대하여 서술하고자 한다. 제 3장에서는 본 논문을 중심으로 다루는 시뮬레이션 기반 자원 할당 의사 결정에 대해 서술하고자 한다. 응급의료센터 프로세스와 시뮬레이션의 모델에 대한 설명과 실험계획법에 대해 서술한다. 제 4장에서는 사례 연구로, 제시된 프레임워크를 실제 한 병원의 사례에 적용하여 데이터의 전처리 및 데이터 분석과 시뮬레이션에 대한 결과와 평가를 진행한다. 제 5장 사례 적용을 바탕으로 본 연구의 결론과 향후 연구 방향에 대하여 논의한다.

제 2 장 선행연구

2.1 응급의료센터 과밀화와 의료 자원

응급의료센터의 과밀화 현상은 일반적으로 다루기 힘든 많은 문제들을 동반한다. 과도한 환자 수의 증가, 구급차 이동, 긴 대기 시간과 불만족, 환자들이 치료를 받지 못하고 떠나고, 환자들의 현재 서비스 과정을 방해하는 것뿐만 아니라 환자의 생명을 위태롭게 하고 응급의료센터의 퍼포먼스를 감소시키는 문제들을 야기시킨다 (Horwitz et al., 2010, Sprivulis et al., 2006).

응급의료센터는 환자를 선택적으로 수용이 불가능 하여 환자들의 과도한 수요와 의료 자원의 불일치로 대기 시간이 길어지고 있다. Kadri et al.(2014)은 이러한 현상으로 의료 자원의 수요는 높지만 현실적으로 한정되어 있는 자원들의 조정이 중요하다고 밝혔다. 또한 Amaral & Costa(2014)는 응급의료센터의 의료 자원에 대한 의사결정은 응급의료센터의 퍼포먼스에 상당한 영향을 미치는 중요한 결정이라 하였다. 이처럼 의료 자원의 중요성은 많은 연구에서 대두되고 있으며 의료자원에 대한 잘못된 결정은 병원 서비스에 심각한 결과를 초래할 수 있다. 따라서 의사결정자는 의료 시스템을 분석하고 효율적으로 병원 자원을 할당해야 한다. Zeinali et el.(2015)는 응급의료센터는 확률적이고 주로 환자들의 도착률 (arrival rate)과 서비스율(service rate) 변동과 같은 시간에 의존하기 때문에 응급의료센터 분석은 간단한 분석이 아니라 밝혔다. 따라서 응급의료센터의 상태와 변화를 관찰하며 전략적으로 자원에 대한 계획이 필요하다.

2.2 패스트 트랙 전략 연구

패스트 트랙은 낮은 중증도의 환자를 더 빨리 치료하기 위하여 사용된다. 응급실 내원 환자의 약 80%는 비중증 환자이며 패스트 트랙은 비중증 환자를 치료하고 응급실의 과밀화 현상을 줄이는데 효과적이며(Williams, 2006), 환자들의 체류 시간을 줄이고 응급실 만족도를 증가시킨다(Rodi and Orsini, 2006).

패스트 트랙 개념에 대한 연구가 많이 제안되어 왔는데, Ieraci et al.(2008)은 패스트 트랙의 주요 기능인 환자를 분리하는 것에 기초하여 중증도가 아닌 복잡성에 따라 환자를 나누는 방법론을 제안하였다. 또한 Arya et al.(2013)은 환자 처리 인원 증가와 환자들의 체류 시간 감소를 위해 환자들의 변동성에 따라 환자들을 분리하였으며, Asha & Ajami(2013)은 패스트 트랙 컨셉에 기반을 둔 early senior medical assessment and streaming 모델을 개발하여 환자들의 체류 시간을 감소시켰다. Davies(2007)은 접수 담당자가 중증도 분류 담당 간호사를 대신하여 도착 환자들을 적절한 대기열로 지시하는 업무를 수행하고 임상 간호사와 의사들이 간단한 처치가 필요한 환자들을 치료하는 see and treat라는 패스트 트랙 방법론을 제시하여 환자들의 대기 시간을 개선하였다.

또한 패스트 트랙 도입시 사용되는 도구에 대한 연구도 진행되어 왔다. Roche and Cochran(2007)은 응급실 패스트 트랙 전략 도입시 환자들의 대기 시간과 LWBS(치료를 받지 못하고 병원을 떠나는것)을 줄이기 위하여 큐잉 네트워크을 사용하였다. Connelly and Blair(2004)는 패스트 트랙의 효과성을 평가하기 위하여 시뮬레이션과 acuity ratio triage(ART)를 사용하였다. 그들은 ART가 중증 환자들의 평균 치료시간을 줄이는데 도움이 되지만, 비중증 환자들의 치료시간과의 trade off 관계임을 서술하였다. Kausha et al. (2015)는 응급실의 패스트 트랙 전략을 평가를

위하여 에이전트 기반 시뮬레이션을 사용하여 환자들의 대기 시간 감소를 보였다. Fitzgerald and Reznek(2017)는 큐 기반 몬테 카를로 시뮬레이션을 통하여 패스트 트랙의 환자 대기 시간과 간호 자원 수요효과에 대해 연구하였다.

패스트 트랙을 평가하는 다양한 방법 또한 연구되었는데, 중증 비율에 따른 중증도 분류 방법을 통한 패스트 트랙 평가(Connelly & Bair, 2004), 의료진들의 치료 시간 변동에 대한 평가가 연구되었다(McCarthy et al., 2012). 패스트 트랙 효과에 대한 평가는 다양한 기준으로 평가되는데, 환자들의 대기 시간, 체류 시간, 의료 자원의 가동률 그리고 LWBS으로 평가된다(Mahdavi et al., 2013, Wang and Ross 2012, Pines 2006).

2.3 이산 사건 시뮬레이션을 활용한 응급의료체계 분석 연구

응급의료센터는 복잡한 시스템이고 분석적인 방법으로 모델링을 하기 어렵기 때문에 이러한 시스템을 모델링을 하는 방법으로 컴퓨터 시뮬레이션이 널리 사용되어오고 있다(Sinreich & Marmor, 2005). 시뮬레이션은 운영 연구에서 가장 많이 쓰이는 도구 중에 하나로, 의료 시스템을 개선 방안을 확인하는데 사용되어 왔다(Aboueljinane et al., 2013). 의료 관리자들이 의료 시스템의 향상을 평가하기 위한 도구로도 사용되었다(Niu et al., 2013). 또한 Barrick(2008)은 시뮬레이션은 최적의 자원 할당과 가동률뿐만 아니라 현재 시스템과 제안된 시스템을 예상 가능하게 한다 하였다.

이산 사건 시뮬레이션(discrete event simulation)은 응급의료센터 모델링

방식으로 주로 사용되었다(chung, 2003) 응급의료센터의 성능을 평가하고 운영 방식 변화의 효과성을 환자들의 평균 대기 시간과 체류시간 그리고 자원 가동률을 통하여 검증하는데 사용되어 왔으며(Abo-Hamad and Arisha 2013), Zeng et al. (2012) 또한 시뮬레이션을 통하여 환자들의 대기 시간과 체류 시간을 평가했다.

이산 사건 시뮬레이션 모델은 이산 단위의 개체들(entities)의 시스템 상에서의 이동을 도식화한 것으로(Brailsford, 2001), 각 개체들은 다른 스테이션에서 동시적으로 처리된다. 또한 이산 사건 시뮬레이션은 응급의료센터의 병목 현상을 확인하는데 사용되기도 한다. Wang et al, (2009)는 이산 사건 시뮬레이션을 통한 환자 방문 과정을 모델링으로 병목 현상을 찾고 자원들을 조정이 가능하다 하였으며 이를 통해 환자들의 대기 시간 감소 효과를 보였다.

시뮬레이션은 환자들의 도착률과 다양한 서비스 분포 시간과 응급실 환자들의 흐름 속에서 발생할 수 있는 randomness를 통합할 수 있어, 조건 변화 속에서 달라지는 결과를 검증하는 'what if' 시나리오를 평가하기 쉽다는 장점이 있다(Kuo et al., 2016). 또한 Davies and Davies(1994)는 시뮬레이션은 자원의 이용가능성이 중요한 병원 시스템은 시뮬레이션을 사용하기 적합하다 밝혔으며, 특히 응급실의 의료인 부족은 더욱 시뮬레이션의 적합성을 강조하였다. 병원 관련 시뮬레이션 연구는 의료 자원에 대한 연구가 많이 진행되었는데, Ahmed and Alkhamis(2009)는 시뮬레이션 최적화를 사용하여 환자들의 대기시간을 줄이고 환자들의 처리 인원을 최대화하는 최적의 의료진 수를 결정하였다. Lane et al.(2016)은 응급실의 다양한 침상 가동률과 수요 패턴 시나리오를 분석하는데 시뮬레이션을 사용하였다.

병원 접수, 의사 치료 시간, 수술에 걸리는 시간과 같은 서비스

시간은 확률 변수이며 이들의 확률 분포는 모델링 되어야 한다(Bhattacharjee and Ray 2014). Babes and Sarma(1991)은 Weibull, Gamma, and exponential 분포를 사용하여 병원의 서비스 시간 분포를 예측하였다. Spangler et al.(2004)는 Lognormal 분포를 사용하여 의사들의 수술 시간을 예측하는 연구를 하였다. 또한 Cayirli ae al.(2006)은 환자들의 예약 시스템을 분석하기 위하여 환자들의 상담 시간을 Lognormal 분포를 사용하였다.

패스트 트랙 도입 시 의료진의 추가는 환자들의 체류 시간과 대기 행렬을 감소시키는 가장 효과적인 방법(La & Jewkes, 2013)이지만, 이는 기존의 제약과 제한적인 예산으로 대부분의 응급의료센터에서 적용이 불가능하다(Kadri et al., 2015). Wiler et al.(2010)은 응급의료센터 운영 최적화에 대한 연구에서 기존 패스트 트랙 서비스 라인의 구현은 적용성에 한계가 있다 밝히며 최적의 패스트 트랙 적용 조건을 결정하는 도구는 부족함을 서술하였다.

따라서 패스트 트랙 적용시 기존의 응급의료시스템 내의 적용성을 고려하는 것이 필요하다. 본 연구는 이러한 점에서 착안하여 응급의료센터의 과밀화와 대기 시간을 향상시키는 동시에 기존 응급의료센터의 의료 자원을 분배하여 패스트 트랙 도입의 실현 가능성을 제고하기 위한 연구를 제안한다. 나아가 시뮬레이션을 이행하기 위한 프로세스를 구체화하며 그에 의한 효과를 분석하고자 한다.

제 3 장 시뮬레이션 기반 자원 할당 의사 결정

본 연구에서는 시뮬레이션 모델을 기반으로 응급의료센터의 패스트 트랙 도입 시 자원 할당 의사결정을 내리고자 한다. 응급의료센터 내 프로세스를 바탕으로 환자들의 내원 시간, 치료 시간, 퇴원 시간 정보와 의료 인적 자원인 의사, 간호사의 치료 시간 및 치료 정보 그리고 의료 물적 자원인 침상 구성 정보를 바탕으로 시뮬레이션 모델을 기반으로 자원 할당 의사 결정을 내리고 환자들의 평균 대기 시간, 체류 시간 그리고 자원들의 utilization을 평가한다. 시뮬레이션을 구현하기 위하여 병원 내 응급의료센터 프로세스 정보를 분석하는 것이 필요하다. 3.1절에서는 응급의료센터의 프로세스에 대한 내용을 소개하며 시뮬레이션 실험을 어떻게 진행할 지에 대한 내용을 3.2절에서 실험계획법을 서술한다.

3.1 응급의료센터 프로세스

응급의료센터의 프로세스는 행위자인 환자가 병원에 도착한 후 여러 일련의 사건들이 확률 분포에 따라 발생하는 모델로 표현이 된다. 시뮬레이션을 통하여 실 시스템에 대한 추론을 유추할 수 있으며, 이를 통하여 실 시스템에 대한 실질적인 구축 없이 시뮬레이션을 활용하여 평가가 가능하다. 따라서 본 연구의 시뮬레이션은 이산 사건 시뮬레이션 환경에서 적용 가능하다. 이산 사건 시뮬레이션을 구현하기 위해서 각 사건의 행위자(agent)와 사건에 대한 정의하고자 한다.

본 시뮬레이션의 행위자는 응급의료센터에 내원하는 환자이다. 응급의료센터에 내원한 환자들은 모두 도착 후 중증도 분류 과정을 거치게 된다. 중증도 과정을 통해 중증환자와 비중증 환자로 분리된다.

중증도 분류 기준은 4장에서 서술한다.

환자들이 응급의료센터에 내원하고 퇴원할 때까지의 프로세스는 그림 3.1로 표현된다. 프로세스안에서의 행위자가 거치는 일련의 사건은 다음과 같다. 환자가 병원에 도착하고 중증도 분류 과정을 거쳐 중증환자와 비중증 환자로 나눠지게 된다. 중증환자는 물적 자원인 침상을 배정받는다. 그 후 중증도에 따라 각기 다른 치료 시간을 갖는다. 환자들의 중증도에 따라 상이한 의료진의 치료 시간을 거치게 되며 치료 시간에 해당하는 인적 자원인 의료진을 배정받아 치료를 받고 치료가 끝나면 퇴원을 하게 된다. 비중증 환자들 중 긴 대기 시간 또는 증세가 호전되는 여러 이유들로 치료를 받지 않고 병원을 떠나는 경우가 존재한다. 따라서 물적 자원인 침상을 배정받는 여부에 따라 침상을 배정받고 치료 여부에 따라 의료진을 배정받아 치료 시간을 보내고 퇴원하는 과정을 거치게 된다. 치료를 받지 않는 경우는 의료진을 배정받지 않고 중증도에 따라 응급의료센터에 일정 시간 머무르다 퇴원하게 된다.

의료 자원 중 물적 자원인 침상은 환자가 배정을 받은 후 퇴원할 때까지 점유를 하게 되며 퇴원 시 점유한 침상을 놓아주는 것으로 모델링을 하였다, 인적 자원인 의사와 간호사는 환자 당 해당하는 치료 시간에 한 명의 의료진이 치료 시작 시간에 배정되며 해당 치료가 끝나면 의료진 할당이 끝나는 것으로 가정하였다.

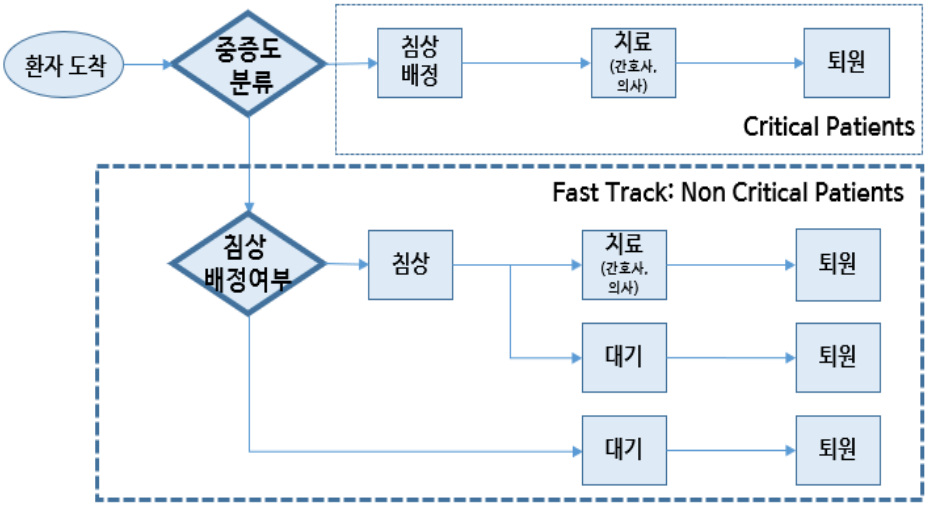

Figure 3.1: 응급의료센터 프로세스 예시

3.2 라틴 정방 계획을 활용한 실험 계획법

시뮬레이션 실험에 앞서 실험 진행 방향에 대한 실험 계획법에 대해 서술하고자 한다. 실험은 일정한 조건들을 설정하여 어떠한 결과값이 나오는지 확인한다. 따라서 실험 계획법은 주어진 자원을 통하여 실험 방법과 실험의 결과 분석을 통하여 최대한의 정보를 얻도록 실험 계획을 세우는 것이다. 본 연구는 침상, 의사, 간호사 세가지의 의료 자원 할당 의사결정을 위한 것으로 세가지의 입력 변수를 가진다. 따라서 위 실험은 다요인 실험 계획법 실시가 필요하다. 다수의 입력 변수인 인자를 수준별로 반응 검출하는 다요인 실험 계획법을 실행하고자 한다. 이를 통하여 반응 개선 방향을 탐색하여 최소의 실험 회수로 최대의 정보를 얻어 반응 최적화로 진행한다. 다요인 실험 계획법 중 라틴 정방 계획은 주효과를 분석하기 위한 실험 계획법으로 적은 실험횟수로 측정치 분석이

가능한 특징이 있다. 인자의 수가 k개 일 때, 인자의 수준 수가 동일 해야 하며, 이때 k^k 번의 실험 수를 k^{k-1} 로 감소 효과가 있다. 본 연구에서 인자는 의료자원인 침상, 간호사, 의사이며 인자의 수준은 패스트 트랙과 중증환자들에게 배정되는 의료자원의 수이다. 이때 효과 값은 환자들의 평균 대기 시간으로 정의하였다.

실험 배치 방법은 행과 열에 비교하고자 하는 처리가 단 한번씩만 나타나도록 배치한다. 표 3.1은 인자가 세가지 일 때 실험을 배치하는 방법을 나타낸다. A, B, C 세가지의 인자 존재하고 인자의 수준 수가 인자의 개수와 세가지로 동일 할 때, 모든 실험을 진행한다면 3x3x3=27번의 실험을 진행하여야 한다. 하지만 라틴 정방 계획을 사용하여 실험 배치를 통하여 9번의 실험으로 효과 분석이 가능하다(표 3.2).

Table 3.1: 라틴 정방 계획 실험 배치 방법

	A_1	A_2	A_3
B_1	C_1	C_2	C_3
B_2	C_2	C_3	C_1
B_3	C_3	C_1	C_2

Table 3.2: 라틴 정방 계획 실험 번호

실험번호	1	2	3	4	5
실험조건	$A_1B_1C_1$	$A_1B_2C_2$	$A_1B_3C_3$	$A_2B_1C_2$	$A_2B_2C_3$
실험번호	6	7	8	9	
실험조건	$A_2B_3C_1$	$A_3B_1C_3$	$A_3B_2C_1$	$A_3B_3C_2$	

실험의 효과 분석은 다음과 같다. 실험의 효과 반응 값은 다음의 통계적 모형을 따른다.

y_{ijk} = i번째 행 블록, j번째 열 블록, k번째 처리에서의 반응 값

$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \tau_k + \varepsilon_{ijk}$, $\varepsilon_{ijk} \sim iid\, N(0, \sigma^2)$

μ: 전체 모평균, α_i:번째 행블록의 효과, β_j: j번째 열블록의 효과, τ_k: k번째 처리의 효과

위의 통계적 모형은 ANOVA(Analysis of variance, 분산분석)에 따라 표 3.3의 분산분석표를 따른다.

Table 3.3: 분산분석표

변인	Df (자유도)	SS (제곱 합)	MS (평균제곱)	F	P (유의확률)
처리	t−1	SS_t	MS_t	F_1	P_1
행	t−1	SS_r	MS_r	F_2	P_2
열	t−1	SS_c	MS_C	F_3	P_3
오차	(t−2)(t−1)	SS_e	MS_e		
전체	t^2−1	TTS			

분산 분석은 실험으로 얻어진 실험값의 분산을 분석하는 방법으로 어떤 요인에 의해 영향을 받는지 확인이 가능하다. 본 연구에서는 요인이 세가지 이므로 다원 분산 분석에 따른다. 다원 배치 분산 분석을 통하여

각 변인 값들이 주 효과 값에 영향을 주는지 검증이 가능하다. p값인 유의확률이 0.05보다 작으면 통계적으로 유의미한 결과를 갖는다. 해당 인자의 수준간 차이가 존재한다는 의미를 나타낸다. 이는 수준간 차이가 효과 값에 영향을 주는 것이다. 따라서 수준 간의 차이가 나타나지 않는 인자의 수준 범위까지 시뮬레이션의 범위 설정이 가능하다. 이를 통하여 시뮬레이션의 실험 방향을 설정하고 좁혀진 실험 범위 내에서 시뮬레이션의 실험을 수행하여 효율적인 실험을 진행하는데 도움이 된다. 라틴 정방 계획을 통한 실험 계획법으로 시뮬레이션의 실험의 범위를 설정하고 설정된 범위 내에서 시뮬레이션을 수행하여 최적화 과정을 거쳐 최종 결과 값을 도출해낼 수 있다.

제 4 장 사례 연구

4.1 자료 수집

실험 데이터 자료원은 National Emergency Department Information System(NEDIS; 국가 응급 진료 정보망)로 수집된 환자들의 진료 절차(Treatment procedure)정보를 활용하였다. 치료 절차 데이터 중 활용한 데이터는 표 4.1에서 확인할 수 있다. 표4.1을 살펴보면 각 환자들의 환자 교유 번호인 환자번호(IDNO), 내원 날짜와 시간(INDT, INTM), 진료 시작 날짜와 시간(TRDT, TRTM), 퇴원 날짜와 시간(OTDT, OTTM)을 확인할 수 있다. 진료 행위 코드(TRCD)를 통하여 어떤 진료를 받았는지 파악할 수 있다. 진료 행위 코드의 첫 알파벳 B,C,E,F,G,H,K는 간호사가 처치하는 진료이며, A,L,M,N,O,Q,R,S,T,U,V는 의사가 진료하는 코드이다. 진료 시간은 진료 시작시간부터 다음 진료 시작 시간 전까지의 차이로 보았으며, 마지막 진료인 경우에는 진료 시작 시간부터 퇴실시간 까지를 진료 시간으로 계산하였다.

Table 4.1: 환자 치료 절차 데이터 예시

IDNO	INDT	INTM	TRCD	TRDT	TRTM	OTDT	OTTM
1097888	20170101	12	G1801	20170101	140	20170101	144
1097888	20170101	12	GB021	20170101	140	20170101	144
1455363	20170101	20	B2570	20170101	108	20170101	348
1455363	20170101	20	B2580	20170101	108	20170101	348
1455363	20170101	20	B2602	20170101	108	20170101	348

4.2 자료 처리 방법

실험 대상 병원은 서울 소재의 한 병원으로 3차 의료기관으로서 전공의 수련기관인 대학병원이며 지역응급의료센터로 40개의 병상을 운영하고 있다. 평균 전담 인력은 전담 전문의 수는 6명, 전담 간호사 수는 40명이었다.

4.2.1 내원 환자 특성

실험 대상 병원의 응급실에 2017년 1월1일에서 2017년 12월 31일까지의 기간동안 내원한 환자의 총수는 56,069명이였으며, 일 평균 내원환자 수는 153.61명이였다. 시간별로 내원하는 평균 내원 환자 수는 오전 10시에서 11시 사이로 8.83명으로 가장 많았으며, 오전 5시에서 6시사이는 2.91명으로 가장 적었다. 또한 오후 20시를 기점으로 오전 6시까지 평균 내원 환자 수는 점점 줄어드는 양상을 보였다(표 4.2).

중증도 분류는 KTAS(Korean triage and acuity scale; 한국형 응급환자 분류도구)에 따라 5가지로 분류된다(표 4.3). 즉각적인 치료를 필요로 하는 KTAS 1,2에 해당하는 환자는 중증환자로, 나머지 KTAS 3,4,5로 분류된 환자는 비중증 환자인 패스트 트랙 환자로 설정하였다.

사용한 데이터의 중증도 분류(KTAS)에 따른 환자들의 분포를 살펴보면 KTAS1에 해당하는 환자는 589명으로 전체의 0.0105%를 차지했고, KTAS2의 환자는 5360명(0.0956%), KTAS3의 환자는 19583명(0.3493%), KTAS4의 환자는 25479명(0.4544%)으로 가장 많은 환자가 내원했으며, KTAS5에 해당하는 환자는 5058명(0.0902%)이 내원하였다.

Table 4.2: 시간별 평균 내원 환자 수

시간	평균 내원 환자 수
00시 – 01시	5.78
01시 – 02시	4.59
02시 – 03시	3.82
03시 – 04시	3.42
04시 – 05시	2.97
05시 – 06시	2.91
06시 – 07시	3.38
07시 – 08시	3.94
08시 – 09시	5.02
09시 – 10시	7.34
10시 – 11시	8.83
11시 – 12시	8.76
12시 – 13시	7.52
13시 – 14시	7.43
14시 – 15시	7.78
15시 – 16시	7.65
16시 – 17시	7.48
17시 – 18시	7.65
18시 – 19시	7.26
19시 – 20시	8.43
20시 – 21시	8.72
21시 – 22시	8.69
22시 – 23시	7.76
23시 – 24시	6.74

Table 4.3: 한국형 응급환자 분류도구 표

단계	단계별 정의	치료 우선 순위
KTAS 1	즉각적인 처치가 필요하며 생명이나 사지를 위협하는 (또는 악화 가능성이 높은) 상태	최우선
KTAS 2	생명 혹은 사지, 신체기능에 잠재적인 위협이 있으며 이에 대한 빠른 치료가 필요한 경우	2순위
KTAS 3	치료가 필요한 상태로 진행할 수도 있는 잠재적 가능성을 고려해야 하는 경우	3순위
KTAS 4	환자의 나이, 통증이나 악화/합병증에 대한 가능성을 고려할 때 1~2시간 안에 처치나 재평가를 시행하면 되는 상태	4순위
KTAS 5	긴급하지만 응급은 아닌 상태, 만성적인 문제로 인한 것이거나, 악화의 가능성이 낮은 상태	5순위

4.2.2 진료 관련 특성

2017년 1월 1일부터 2017년 12월 31일 까지 1년 동안 응급의료센터에 내원한 56,096명의 환자들의 진료 절차(Treatment procedure)는 총 1,384,829개였다. 이 진료 절차 데이터를 distribution fit test를 통하여 치료 시간의 분포를 추정하고 검증을 하였다. 분포 추정은 normal, exponential, pareto, dweibull, t, genextreme, gamma, lognormal, beta, uniform, loggamma 총 11개의 분포에 얼마나 적합한지 추가제곱합 원리를 사용하여 RSS(Residual sum of squares; 잔차제곱합)값을 비교하였다. RSS값이 작을수록 해당 분포에 더 적합함을 나타낸다. 표 4-3은 KTAS 1 해당 환자의 간호사 치료 시간에

대한 분포 테스트 결과를 나타낸다. lognormal 분포가 가장 작은 RSS값을 가져 해당 치료 시간에 대한 분포는 lognormal 분포를 따름을 확인하였다(표 4.4, 그림 4.1, 그림 4.2). 이처럼 치료 시간은 의료진(의사, 간호사)과 중증도 분류에 따라 각각의 분포를 구하였다(표4.5, 표4.6).

Table 4.4: distribution fit test 결과

분포	RSS
lognormal	0.0000013
genextreme	0.0000018
gamma	0.0000041
exponential	0.0000101
pareto	0.0000102
t	0.0000107
dweibull	0.0000109
beta	0.0000143
normal	0.0000320
loggamma	0.0000321
uniform	0.0000373

Table 4.5: 환자 중증도별 의사 치료시간 분포

중증도 분류	치료시간(의사)
KTAS1	lognormal(4.9775753, 1.5273174, 0)
KTAS2	lognormal(5.8216295, 1.1114478, 0)
KTAS3	lognormal(5.219849, 1.1211231, 0)
KTAS4	lognormal(4.619521, 1.2689439, 0)
KTAS5	lognormal(4.466939, 1.2506821, 0)

Table 4.6: 환자 중증도별 간호사 치료시간 분포

중증도 분류	치료시간(간호사)
KTAS1	lognormal(2.8608065, 1.5328845, 0)
KTAS2	lognormal(3.4152007, 1.6730403, 0)
KTAS3	lognormal(3.5549688, 1.5758312, 0)
KTAS4	lognormal(3.1034572, 1.6144936, 0)
KTAS5	lognormal(2.9198418, 1.6554089, 0)

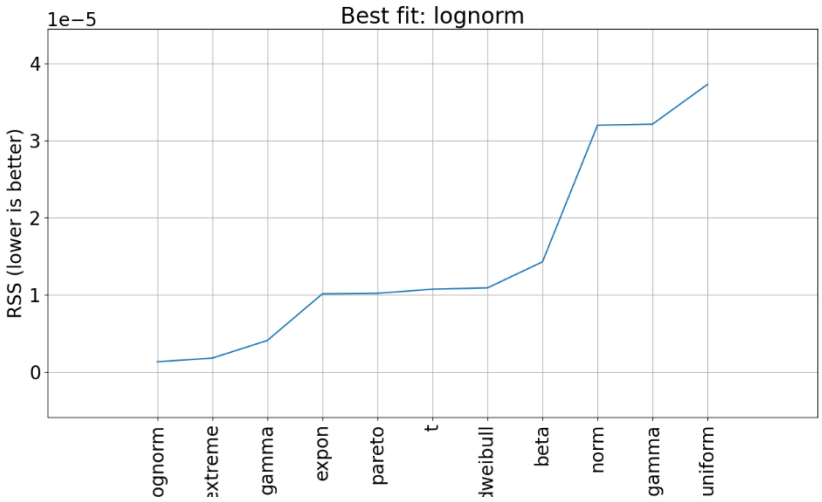

Figure 4.1: KTAS 1 환자의 간호사 치료시간 분포 비교

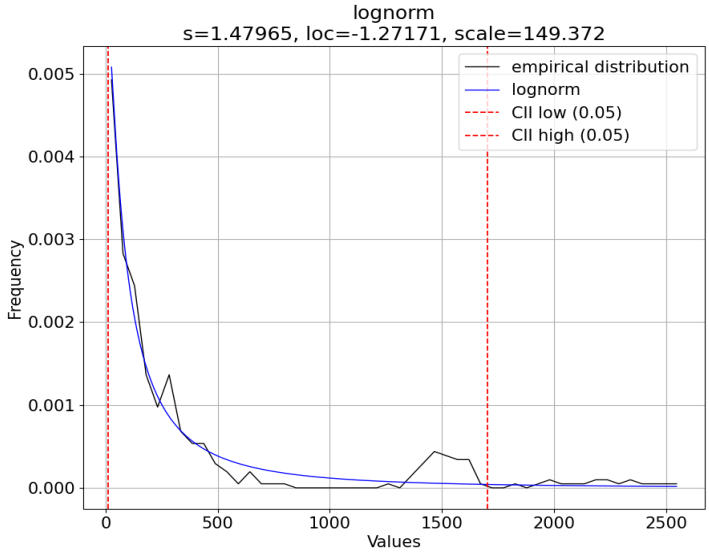

Figure 4.2: KTAS 1 환자의 간호사 치료시간 분포 결과

4.3 시뮬레이션 모델링

다음으로 응급의료센터 프로세스를 구상한 내용을 바탕으로 이를 anylogic상의 시스템에 모델을 구축하는 과정을 서술하고자 한다.

시뮬레이션 모델은 anylogic 8.7.11을 이용하여 구축하였다. 시뮬레이션의 행위자(agent)는 환자로 도착 확률에 따라 시스템상에서 확률적으로 생성된다. 이때 환자들의 중증도는 일정 비율에 따라 결정된다. 생성된 행위자들은 시뮬레이션 모델안에서 일련의 사건들을 거치게 된다. 의료 자원들은 ResourcePool로 생성되며 각 필요한 사건에 service block을 이용하여 seize, delay, release과정을 거치게 된다. 자원 할당 시 자원이 seize되며 일정 기간의 service time인 delay과정을 거치고 service time이 끝나면 자원은 release된다. Service time은 각 환자들의 의료진에게 치료를 받는 시간으로 중증도와 의료진 별 상이한 시간 분포를 따르게 된다. 따라서 시뮬레이션 모델의 입력 값(input)으로는 환자의 중증도 비율, 시간별 도착 확률, 환자들의 치료 시간 분포와 빈도 수이다.

출력 값(output)으로는 환자들의 평균 대기 시간, 체류 시간과 각 자원들의 효율성을 갖게 된다. 대기 시간은 내원한 후 의료진에게 처음 치료 치료를 받은 시간의 차이를 계산한 것이며 체류 시간은 내원 후 퇴원까지의 시간의 차이를 계산한 것이다. TimeMeasureStart block을 사용하여 각 행위자들의 대기 시간, 체류 시간에 대한 시작 시간을 수집하고 프로세스 종료 시점과의 시간 차이를 계산하여 모든 행위자들의 데이터를 취합하여 평균 대기 시간과 체류 시간에 대한 정보를 계산한다. 각 자원들의 평균 utilization은 ResourcePool에서 확인이 가능하다.

이를 통하여 행위자인 환자들이 응급의료센터에 내원하여 의료 자원이 할당되고 치료를 받고 퇴원하는 응급의료센터의 프로세스 과정을 반영하였다. 출력 값들은 추후 응급의료센터의 과밀도 평가를 가능하게

하였다.

4.4 라틴 정방 계획법을 통한 시뮬레이션 범위 설정

의료 자원인 침상 40개와 의료진(담당 전문의 6명, 담당 간호사 40명)을 대상으로 중증환자와 비중증 환자를 위한 패스트 트랙에 의료 자원을 배분하기 위하여 시뮬레이션 실험을 실행하고자 하였을 때, 최소 7,605번의 다른 환경으로 실험을 진행하여야 한다. 따라서 효율적인 실험을 위하여 다요인 실험 계획법인 라틴 정방 계획법을 적용하였다. 첫번째 실험의 인자의 수준은 동일하게 3등분하여 진행을 하였다. 침상 수의 인자는 중증환자에게 10,20,30개일 때, 비중증 환자에게 30,20,10개이고, 의사 수와 간호사 수는 중증 환자에게 1,3,5명과 10,20,30명, 그리고 비중증 환자에게 5,3,1명과 30,20,10명의 수준으로 나누었다. 각각의 인자에 대한 유의 확률인 P값은 침상의 경우 0.1570, 의사 0.3013, 간호사 0.1695로 모두 0.05보다 높게 나왔다. 이는 세가지의 인자 모두 범위 설정이 잘 못되어 의미 있는 결과를 도출하지 못했으므로, 두번째 실험은 첫번째 실험의 인자들의 첫번째와 두번째 사이의 수준을 3등분하여 진행하였다. 이 실험의 결과는 침상의 유의 확률은 0.0299, 의사 0.4842, 간호사 0.0314로 0.05보다 낮은 P값을 얻었다. 그에 따라 3번째 실험은 의사의 범위는 그대로 유지하고 침상과 간호사 수의 범위를 달리하여 침상과 간호사의 수를 10/30, 13/27, 15/25로 배분하여 진행하였다. 실험의 결과 모두 0.05보다 높은 결과값을 얻어 이 값들을 시뮬레이션의 범위로 설정하였다(표 4.7, 표 4.8, 표 4.9).

Table 4.7: 실험 1 결과

	수준1	수준2	수준3	P(유의확률)
Bed	10/30	20/20	30/10	0.1570
Doctor	1/5	3/3	5/1	0.3013
Nurse	10/30	20/20	3010	0.1695

Table 4.8: 실험 2 결과

	수준1	수준2	수준3	P(유의확률)
Bed	10/30	15/25	20/20	0.0299
Doctor	1/5	2/4	3/3	0.4842
Nurse	10/30	15/25	20/20	0.0314

Table 4.9: 실험 3 결과

	수준1	수준2	수준3	P(유의확률)
Bed	10/30	13/27	15/25	0.6239
Doctor	1/5	2/4	3/3	0.1378
Nurse	10/30	13/27	13/27	0.5883

4.5 실험 결과

다음은 실험 결과에 대해 서술한다. 실험 계획법인 라틴 정방 계획을 통하여 시뮬레이션을 진행하였고 그 결과로 다음의 두가지 대안을 도출하였다. 표 4.10과 표 4.11은 시뮬레이션의 두가지 결과 값을 비교한 것으로 표 4.10은 두가지 대안에 대해서 각각의 의료 자원들이 중증환자와 비중증환자에게 배정되어야 하는 수를 나타낸다. 표 4-11은 대안1과 대안2

그리고 패스트 트랙을 도입하지 않았을 경우의 각 자원들의 utilization값과 평균 대기 시간과 체류 시간 값을 나타낸 것이다.

Table 4.10: 시뮬레이션 결과 값 비교 1

	대안 1		대안 2	
	중증환자	비중증환자	중증환자	비중증환자
담당 침상	12	28	10	30
담당 의사	2	4	2	4
담당 간호사	13	27	11	29

Table 4.11: 시뮬레이션 결과 값 비교 2

	대안 1	대안 2	현재
Utilization 침상/의사/간호사 (중증환자)	54/30/50	57/29/51	69/77/66
Utilization 침상/의사/간호사 (비중증환자)	72/56/72	70/58/70	69/77/66
평균 대기 시간(분)	29.76	29.21	48.01
평균 체류 시간(시간)	5.15	5.10	6.33

대안들의 결과값을 살펴 보면 대안 1과 2의 평균 대기 시간은 각 29.76분과 29.21분으로 소요되어 패스트 트랙을 도입하지 않은 현재의 결과 값인 48.01분보다 약 38% 감소했으며, 대안 1의 환자들의 평균 체류 시간은 5.15시간이고 대안 2의 평균 체류시간은 5.1시간으로 현재 체류시간인 6.33시간 보다 1시간 이상 감소하는 효과를 보였다(표 4.11).

대안 1과 대안 2의 Utilization과 평균 대기 시간은 유의한 차이가 없었으며, 평균 체류 시간은 대안 2가 30분 가량 덜 소요된 결과가 나왔다. 그림 4.3은 중증도에 따른 대안 1의 환자들의 평균 대기 시간과 현재를 비교했으며 그림 4.4는 대안 2와 현재의 평균 대기 시간을 나타낸다. 중증도에 따른 환자들의 평균 대기 시간을 살펴보면 대안1의 중증 환자인 KTAS1에 해당하는 환자들의 평균 대기 시간은 24.98분, KTAS2 환자들의 대기 시간은 29.68분이였으며 대안 2의 KTAS1과 KTAS2 환자들의 대기시간은 34.08분과 37.51분으로 나타났다.

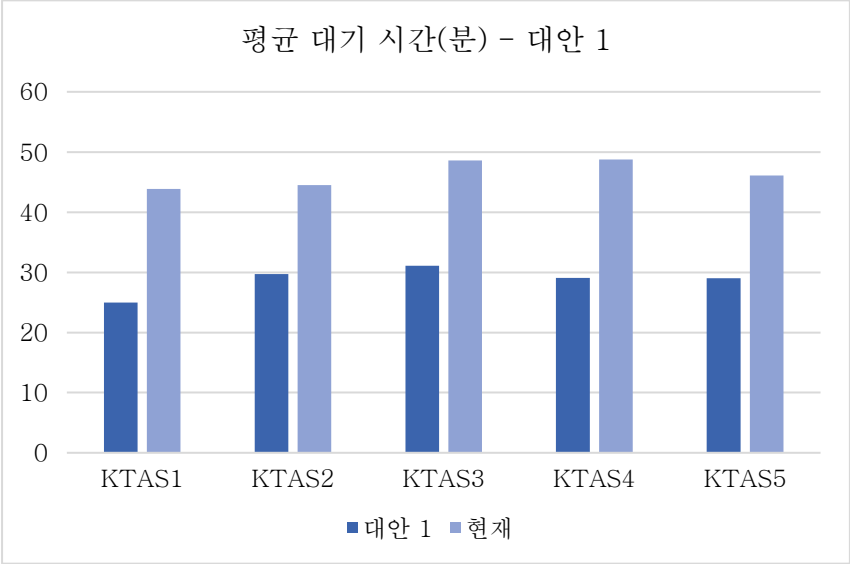

Figure 4.3: 평균 대기 시간 비교 1

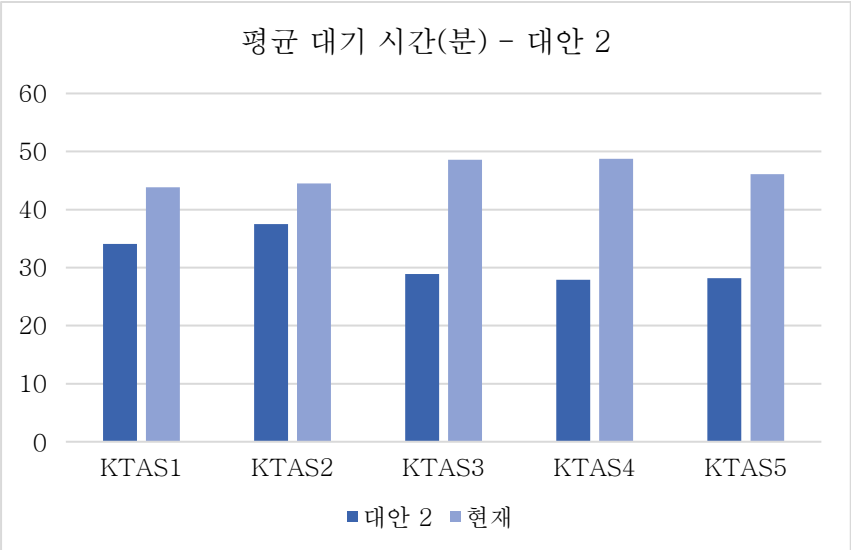

Figure 4.4: 평균 대기 시간 비교 2

제 5 장 결론

5.1 결론

의료서비스의 여러 문제들 중 응급의료센터의 과밀화 현상은 공통적으로 나타나는 문제이다(Asplin & Magid, 2007). 이러한 과밀화 현상의 주요한 원인은 직접적으로 불규칙적인 응급 의료 수요로 연계된다(Flottemesch & Jones, 2007). 본 연구에서 이러한 과밀화 현상을 해소하고 응급의료센터 운영의 효율성을 높이는 방안으로 패스트 트랙 적용시 의료 자원 할당 의사결정에 대한 시뮬레이션 모델을 제안하였다. 의료 데이터 분석을 통하여 시뮬레이션을 구축하고 효율적인 시뮬레이션을 위한 실험계획법을 수행하는 프레임워크을 제안하였다. 제안된 프레임워크를 통하여 패스트 트랙 도입시 최적의 의료 자원 배분을 도출하였다. 중증환자와 비중증환자의 비율을 살펴 보았을 때, 비중증환자는 간호사와 침상 수에 비해 적은 비율의 의사가 배정되어야 하며 간호사와 침상 수는 거의 동등한 수의 배정이 필요하다.

3.1 향후 연구 방향

본 연구에서 고려되지 않았지만 추가적으로 고려할 요소들이 존재한다. 응급의료센터 내 의료 자원으로 의료진과 침상을 고려 하였지만 이는 의료 자원의 일부분이다. 여러 의료 기기와 구급차 배치와 같은 여러 의료 자원이 존재하며 의료진들의 근무 일정에 따른 배치가 고려에 대한 추가적인 연구의 진행이 필요하다. 또한, 본 연구에서 참고한 사례 연구의

환자들의 치료 시작 시간에 대한 정보만 존재하여 치료 종료 시간은 도출할 수 없어 치료 시간을 치료 시작 시간과 다음 치료 시간의 차이로 가정하여 치료 시간 사이의 대기 시간을 도출하기에 부족하다는 한계점을 가진다. 위의 사항을 고려하여 추가적인 연구를 진행하면 더 현실적이고 정교한 결과를 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

참고 문헌

[1] Abo-Hamad, W., & Arisha, A. (2013). Simulation-based framework to improve patient experience in an emergency department. European Journal of Operational Research, 224(1), 154-166.

[2] Aboueljinane, L., Sahin, E., & Jemai, Z. (2013). A review on simulation models applied to emergency medical service operations. Computers & Industrial Engineering, 66(4), 734-750.

[3] Ahmed, M. A., & Alkhamis, T. M. (2009). Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. European journal of operational research, 198(3), 936-942.

[4] Amaral, T. M., & Costa, A. P. (2014). Improving decision-making and management of hospital resources: An application of the PROMETHEE II method in an Emergency Department. Operations Research for Health Care, 3(1), 1-6.

[5] Asha, S. E., & Ajami, A. (2013). Improvement in emergency department length of stay using an early senior medical assessment and streaming model of care: a cohort study. Emergency Medicine Australasia, 25(5), 445-451.

[6] Asplin, B. R., & Magid, D. J. (2007). If you want to fix crowding, start by fixing your hospital. Annals of emergency medicine, 49(3), 273-274.

[7] Arya, R., Wei, G., McCoy, J. V., Crane, J., Ohman-Strickland, P., & Eisenstein, R.

M. (2013). Decreasing length of stay in the emergency department with a split emergency severity index 3 patient flow model. Academic Emergency Medicine, 20(11), 1171-1179.

[8] Barrick, I. J. (2008). Transforming Health Care Management: Integrating Technology Strategies: Integrating Technology Strategies. Jones & Bartlett Publishers.

[9] Bhattacharjee, P., & Ray, P. K. (2014). Patient flow modelling and performance analysis of healthcare delivery processes in hospitals: A review and reflections. Computers & Industrial Engineering, 78, 299-312.

[10] Boyle, A., Beniuk, K., Higginson, I., & Atkinson, P. (2012). Emergency department crowding: time for interventions and policy evaluations. Emergency medicine international, 2012.

[11] Brailsford, S. C., & Hilton, N. A. (2001). A comparison of discrete event simulation and system dynamics for modelling health care systems.

[12] Bruballa, E., Taboada, M., Wong, A., Rexachs, D., & Luque, E. (2015). An analytical model to evaluate the response capacity of emergency departments in extreme situations. In The Seven International Conference on Advances in System Simulation (Simul 2015) (pp. 12-16).

[13] Chung, C. A. (2003). Simulation modeling handbook: a practical approach. CRC press.

[14] Connelly, L. G., & Bair, A. E. (2004). Discrete event simulation of emergency department activity: A platform for system-level operations research. Academic

Emergency Medicine, 11(11), 1177-1185.

[15] Davies, R. (2007, December). “See and Treat” or “See” and “Treat” in an emergency department. In 2007 Winter simulation conference (pp. 1519-1522). IEEE.

[16] Davies, R. H. T. O., & Davies, H. T. O. (1994). Modelling patient flows and resource provision in health systems. Omega, 22(2), 123-131.

[17] Fitzgerald, K., Pelletier, L., & Reznek, M. A. (2017). A queue-based Monte Carlo analysis to support decision making for implementation of an emergency department fast track. Journal of healthcare engineering, 2017.

[18] Flottemesch, T. J., Gordon, B. D., & Jones, S. S. (2007). Advanced statistics: developing a formal model of emergency department census and defining operational efficiency. Academic Emergency Medicine, 14(9), 799-809.

[19] Guttmann, A., Schull, M. J., Vermeulen, M. J., & Stukel, T. A. (2011). Association between waiting times and short term mortality and hospital admission after departure from emergency department: population based cohort study from Ontario, Canada. Bmj, 342.

[20] Horwitz, L. I., Green, J., & Bradley, E. H. (2010). US emergency department performance on wait time and length of visit. Annals of emergency medicine, 55(2), 133-141.

[21] Ieraci, S., Digiusto, E., Sonntag, P., Dann, L., & Fox, D. (2008). Streaming by case complexity: evaluation of a model for emergency department fast track. Emergency Medicine Australasia, 20(3), 241-249.

[22] Kadri, Farid, Sondès Chaabane, & Christian Tahon. (2014). A simulation-based decision support system to prevent and predict strain situations in emergency department systems. Simulation Modelling Practice and Theory, 42, 32-52.

[23] Kaushal, A., Zhao, Y., Peng, Q., Strome, T., Weldon, E., Zhang, M., & Chochinov, A. (2015). Evaluation of fast track strategies using agent-based simulation modeling to reduce waiting time in a hospital emergency department. Socio-Economic Planning Sciences, 50, 18-31.

[24] Kuo, Y. H., Rado, O., Lupia, B., Leung, J. M., & Graham, C. A. (2016). Improving the efficiency of a hospital emergency department: a simulation study with indirectly imputed service-time distributions. Flexible Services and Manufacturing Journal, 28(1), 120-147.

[25] La, J., & Jewkes, E. M. (2013). Defining an optimal ED fast track strategy using simulation. Journal of Enterprise Information Management.

[26] Lane, D. C., Monefeldt, C., & Rosenhead, J. V. (2016). Looking in the wrong place for healthcare improvements: A system dynamics study of an accident and emergency department. In Operational Research for Emergency Planning in Healthcare: Volume 2 (pp. 92-121). Palgrave Macmillan, London.

[27] Mahdavi, M., Malmström, T., van de Klundert, J., Elkhuizen, S., & Vissers, J. (2013). Generic operational models in health service operations management: a systematic review. Socio-Economic Planning Sciences, 47(4), 271-280.

[28] May, J. H., Strum, D. P., & Vargas, L. G. (2000). Fitting the lognormal distribution to surgical procedure times. Decision Sciences, 31(1), 129-148.

[29] McCarthy, M. L., Ding, R., Pines, J. M., Terwiesch, C., Sattarian, M., Hilton, J. A., ... & Zeger, S. L. (2012). Provider variation in fast track treatment time. Medical care, 43-49.

[30] Nash, K., Zachariah, B., Nitschmann, J., & Psencik, B. (2007). Evaluation of the fast track unit of a university emergency department. Journal of Emergency Nursing, 33(1), 14-20.

[31] Niu, Q., Peng, Q., & ElMekkawy, T. Y. (2013). Improvement in the operating room efficiency using Tabu search in simulation. Business Process Management Journal.

[32] Pines, J. M. (2006). The left-without-being-seen rate: an imperfect measure of emergency department crowding. Academic Emergency Medicine, 13(7), 807-807.

[33] Peck, J. S., Benneyan, J. C., Nightingale, D. J., & Gaehde, S. A. (2012). Predicting emerge Niu ncy department inpatient admissions to improve same-day patient flow. Academic Emergency Medicine, 19(9), E1045-E1054.

[34] Rodi, S. W., Grau, M. V., & Orsini, C. M. (2006). Evaluation of a fast track unit: alignment of resources and demand results in improved satisfaction and decreased length of stay for emergency department patients. Quality Management in Healthcare, 15(3), 163-170.

[35] Sinreich, D., & Marmor, Y. (2005). Emergency department operations: the basis for developing a simulation tool. IIE transactions, 37(3), 233-245.

[36] Spangler, W. E., Strum, D. P., Vargas, L. G., & May, J. H. (2004). Estimating

procedure times for surgeries by determining location parameters for the lognormal model. Health care management science, 7(2), 97-104.

[37] Sprivulis, P. C., Da Silva, J. A., Jacobs, I. G., Jelinek, G. A., & Frazer, A. R. (2006). The association between hospital overcrowding and mortality among patients admitted via Western Australian emergency departments. Medical Journal of Australia, 184(5), 208-212.

[38] Wang, J., Li, J., Tussey, K., & Ross, K. (2012). Reducing length of stay in emergency department: A simulation study at a community hospital. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 42(6), 1314-1322.

[39] Wang, T., Guinet, A., Belaidi, A., & Besombes, B. (2009). Modelling and simulation of emergency services with ARIS and Arena. Case study: the emergency department of Saint Joseph and Saint Luc Hospital. Production Planning and Control, 20(6), 484-495.

[40] Wiler, J. L., Gentle, C., Halfpenny, J. M., Heins, A., Mehrotra, A., Mikhail, M. G., & Fite, D. (2010). Optimizing emergency department front-end operations. Annals of emergency medicine, 55(2), 142-160.

[41] Williams, M. (2006). Hospitals and clinical facilities, processes and design for patient flow. In Patient Flow: Reducing Delay in Healthcare Delivery (pp. 45-77). Springer, Boston, MA.

[42] Zeinali, F., Mahootchi, M., & Sepehri, M. M. (2015). Resource planning in the emergency departments: A simulation-based metamodeling approach. Simulation

modelling practice and theory, 53, 123-138.

[43] Zeng, Z., Ma, X., Hu, Y., Li, J., & Bryant, D. (2012). A simulation study to improve quality of care in the emergency department of a community hospital. Journal of emergency Nursing, 38(4), 322-328.

Abstract

A study on a simulation-based resource allocation for fast track strategy in emergency department.

Yoonhye Jang
Department of Industrial Engineering
The Graduate School
Seoul National University

The overcrowding of hospital emergency medical centers is a chronic problem, and the long waiting time due to overcrowding is a major cause of dissatisfaction for emergency department patients. Most of the patients who cause this overcrowding phenomenon are non-critical patients. Emergency medical centers delay the treatment of non-critical patients and treat critical patients first because they prioritize patients' severity, which leads to excessive waiting time for non-critical patients, further increasing the overcrowding of emergency medical centers.

Fast track strategies for non-critical patients are being studied to reduce waiting time in emergency medical centers. Fast track is a strategy to separate treatment by dividing patients into critical and non-critical patients according to triage level, so it is necessary to distribute appropriate medical resources accordingly as well.

Therefore, this study proposes a decision support on how much medical resources can be applied to which patients in fast-track implementation. It aims to reduce patient waiting times by determining the scope of resource allocation in emergency medical centers. This study analyzes and identify the effect of patients' waiting time and length

of stay.

Keywords: Fast track, Resource Allocation, Emergency Medical Center Overcrowding
Student Number: 2020-23253