

MDP 기반 팬데믹 상황에서의 병원 별 환자 배정 계획 수립

목차

01 연구 배경 및 목표

02 선행연구

03 문제 정의 및 MDP 모델링

04 시뮬레이션

05 결론

코로나-19가 우리에게 남긴 것은 무엇인가?



2020년 2월, 코로나 확진 70대 여성이 입원 치료를 받지 못해 사망한 사례가 발생하는 등 다각적인 피해가 발생^[1]. 이후 코로나 시기 전반에 **병상 부족 문제가 크게 부상**^[2]
팬데믹 초기 공공보건체계의 '환자 이송체계와 병상 전환 체계의 미비' 상황은 의료시스템에 더 큰 부담으로 작용.

코로나 19 이전에도 메르스(중동호흡기증후군), 신종 플루, SARS(중증급성호흡기증후군) 등 많은 전염병이 존재. 미래에도 이러한 전염병들이 나타날 수 있으며 같은 어려움을 겪을 수 있음.
팬데믹 상황에서의 효율적인 대응 방안 연구는 지금도 유효하며 선제적인 방안 마련이 필요.

다양한 분류의 병원 간 협조를 도울 수 있는 **적절한 정책과 기존 병상의 효율적 활용이 중요.**

- 국가별 코로나19 대응을 위한 병상 확보 방안 (김정림 외 3명, 2022)^[3]



팬데믹 초기 의료 자원 과부하 및 의료 체계 붕괴에 대비할 수 있는
병원 간 의료자원 역량을 고려한 MDP 기반 모델링을 통해 환자 할당 문제 해결

Markov decision process applied to the control of hospital elective admissions

- Nunes, L. G. N., de Carvalho, S. V., & Rodrigues, R. D. C. M. (2009).^[4]

- 여러 종류의 환자들에 대해 의사결정 주기마다 병원 자원의 사용률을 고려하여 어떤 환자들을 병원에 입원시킬지 선정하는 의사결정 모델을 제시
- Markov decision process를 통해 얻어낸 입원 정책이 효율적임을 확인

분석 결과 및 연구 방향 설정

- 어떤 환자를 입원시킬지 병원에서 정하는 scheduling 문제는 MDP 기반으로 연구된 반면, **MDP 기반으로 환자들을 병원에 최적 할당하는 문제는 연구된 바 없음.**
- 할당 문제를 통한 효율적 의료자원 사용이 가능하므로, 본 연구의 가능성과 타당성이 충분하다고 판단.

연구 프로세스

Goal: 최적의 환자 배정 방법 도출



지역사회에서 발생한 코로나바이러스감염증-19 환자의 중증도 분류에 따른 역학적 및 임상적 특성

- 환자의 위중도에 따른 입원 기간, 퇴원 유형, 기타 의학적 지표에 관한 데이터를 확인

- 장동성, 윤한솔, 이석환(2021)^[5]

SARS-CoV-2 변이 유행에 따른 국내 코로나19 중증도 추이

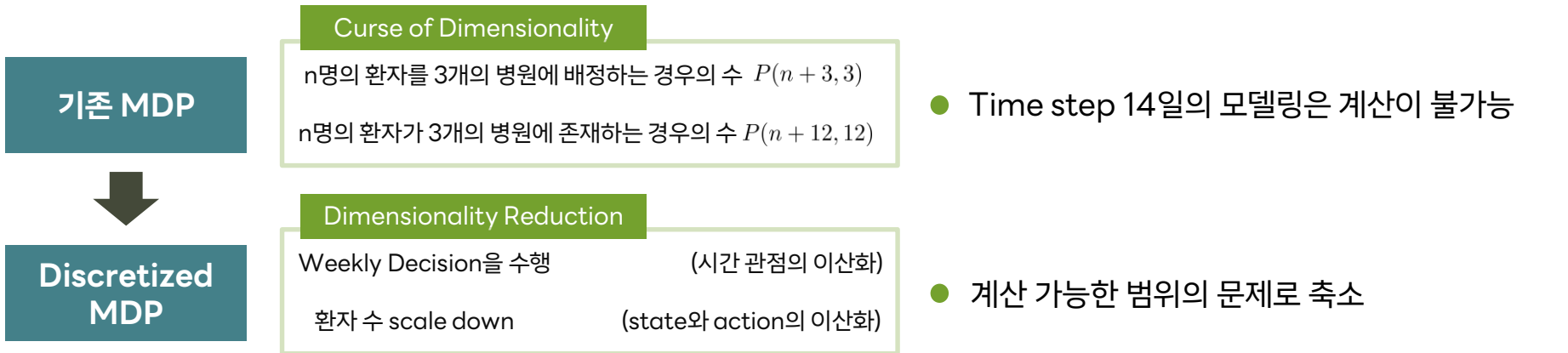
- 변이 유행 시기와 환자의 인구통계학적 특성에 따른 중증화율, 치명율, 접종률 등을 확인

- 류보영, 신은정, 김나영, 김동휘, 이현주, 김아라, 박신영, 안선희, 장진화, 김성순, 권동혁 (2022)^[6]

포스트 코로나시대의 보건의료체계 : 대구·경북 파견 경험과 전략적 보건의료계획 수립의 필요성

- 확실한 보건 계획과 정책의 부재로 야기된 혼란이 이미 존재하는 의료자원의 효율적인 사용 마저도 방해

- 김형갑(2021)^[7]



각 병원의 중증도 별 환자 수를 State로, 발생한 환자의 배정을 Action으로 갖는 MDP 모델로 최적의 환자 배정 방법을 도출

병원 및 자원 현황

메르스 이후 지정된 **국가지정격리병상**, 코로나 19 시기에 지정된 **감염병 전담병원**, 그리고 **서울 시내 주요 대학병원**의 세 가지 분류로 병원을 선정. 순서대로 전염병 치료 능력이 더욱 좋을 것이라 판단하여 병원 별 전이확률에 반영.
해당 병원들의 23-3분기 간호사 및 의사 수, 격리 병상, 인공호흡기, ECMO의 자원 **현황**^[9]을 건강보험심사평가원에서 참고하여 사용.

환자 발생 시나리오

코로나 19 초기의 서울시 실제 환자 발생 데이터^[10]를 토대로 **SEIR 모델**의 파라미터를 도출.
이후 SEIR 모델에서 해당 파라미터로 생성된 예측치를 MDP 모델의 입력 값으로 사용.

전이 확률 도출

매 의사결정 시점마다 환자의 상태 전이 확률은 기존 연구를 참고하여 시뮬레이션을 통해 역산.
경증 환자의 경우 평균 20.7일, 중증 환자의 경우 평균 32.3일, 그리고 위중증 환자의 경우 평균 35.6일 입원^[5]
팬데믹 초기 코로나19 바이러스의 중증화율은 2.7%^[6], ECMO를 사용하는 환자의 비율은 중증 환자의 10%로 설정^[11]

MDP 모델링 : $T, X, A(x_t), P(.|x_t, a), R(x_t, a)$

병원의 종류를 d , 환자의 상태를 i , 의료 자원의 종류를 j 로 정의함

Notation & Value

의료 자원 : $L_j, j \in \{1, 2, 3\}$

j : 격리 병상, 인공호흡기, ECMO

상태 별 환자 수 : $E_i, i \in \{1, 2, 3, 4\}$

i : 경증, 중증, 위중증, 퇴원

자원 소모량은 병원에 관계없이 일정함.

환자 상태 별 자원 소모량 : L_{ij}

$$L_{i1} = 1, i \in \{1, 2, 3\}$$

$$L_{i2} = 1, i \in \{2, 3\}, L_{12} = 0$$

$$L_{33} = 1, L_{i3} = 0, i \in \{1, 2\}$$

병원 별 자원 한도 : $\max L_j^d$

Decision Epochs : T

decision epoch은 discrete하고 finite하다고 가정.

Finite Horizon Discrete Time MDP

$$T = \{1, 2, \dots, N\}$$

State : X

의사결정 시점인 t 시점의 각 병원/상태 별 환자 수를 정의.

시점에 따른 병원 및 상태 별 환자 수 : $E_{i,t}^d$

시점 t 에서 모델이 가질 수 있는 상태 :

$$x_t = \{E_{1,t}^1, E_{2,t}^1, E_{3,t}^1, E_{1,t}^2, \dots, E_{1,t}^3, E_{2,t}^3, E_{3,t}^3\}$$

또한 모델의 최초 시점에서 각 병원에 있는 환자의 수는 0이라고 가정.

Action : A

전염병 초기의 특성상 역학조사가 전수조사에 가깝게 이루어지므로 환자들은 모두 경증으로 입원한다고 가정.

격리 병상 필요량이 사용 가능 용량을 초과한다면 해당 action은 선택이 불가능함. 따라서 action은 state에 종속됨.

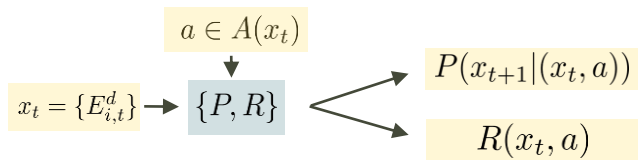


그림 : MDP 도식표

Transition probability : P

병원 d에서 환자의 상태가 i에서 j로 전이할 확률 p_{ij}^d 에 대해,

$$M_d = \begin{pmatrix} p_{11}^d & p_{12}^d & p_{13}^d & p_{14}^d \\ p_{21}^d & p_{22}^d & p_{23}^d & p_{24}^d \\ p_{31}^d & p_{32}^d & p_{33}^d & p_{34}^d \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

그림 : 병원 d의 환자 전이 확률 행렬

x_{ij} : t 시점 E_i 에서 t+1 시점 E_j 으로 전환되는 환자의 수

t 시점의 state x_t 에서 action a를 취했을 때 t+1 시점의 state x_{t+1} 로 전이될 확률을 다항분포로 계산한 결과는 우측과 같음.

$P(\{E_{1,t+1}^d, \dots, E_{4,t+1}^d\} | (x_t, a))$ 은 병원 d의 t+1 시점에서 각 상태 별 환자 수에 대한 확률이고, 다시 여기서 계산한 $P(x_{t+1} | (x_t, a))$ 이 최종적으로 state x_{t+1} 로 전이할 확률을 나타냄.

$$\begin{aligned} P(\{E_{1,t+1}^d, \dots, E_{4,t+1}^d\} | (x_t, a)) = & \sum_{x_{11}=\max(0; E_{1,t}^d - (E_{2,t}^d + E_{3,t}^d))}^{\min(E_{1,t}^d; E_{1,t+1}^d)} \sum_{x_{21}=\max(0; E_{1,t+1}^d - (E_{3,t}^d + x_{11}))}^{\min(E_{2,t}^d; E_{1,t+1}^d - x_{11})} \\ & \sum_{x_{12}=\max(0; E_{2,t}^d - x_{11})}^{\min(E_{1,t}^d - x_{11}; E_{2,t+1}^d)} \sum_{x_{22}=\max(0; E_{2,t+1}^d - (E_{3,t}^d - x_{31} + x_{12}))}^{\min(E_{2,t}^d - x_{21}; E_{2,t+1}^d - x_{12})} \\ & \sum_{x_{13}=\max(0; E_{3,t}^d - x_{11} - x_{12})}^{\min(E_{1,t}^d - x_{11} - x_{12}; E_{3,t+1}^d)} \sum_{x_{23}=\max(0; E_{3,t+1}^d - x_{31} - x_{32} + x_{13})}^{\min(E_{2,t}^d - x_{21} - x_{22}; E_{3,t+1}^d - x_{13})} \\ & \sum_{x_{14}=\max(0; E_{4,t}^d - x_{11} - x_{12} - x_{13})}^{\min(E_{1,t}^d - x_{11} - x_{12} - x_{13}; E_{4,t+1}^d)} \sum_{x_{24}=\max(0; E_{4,t+1}^d - (E_{3,t}^d + x_{14}))}^{\min(E_{2,t}^d - x_{21} - x_{22} - x_{23}; E_{4,t+1}^d - x_{14})} \\ & \frac{(E_{1,t}^d + S_1^d)!}{x_{11}!x_{12}!x_{13}!x_{14}!} (p_{11}^d)^{x_{11}} (p_{12}^d)^{x_{12}} (p_{13}^d)^{x_{13}} (p_{14}^d)^{x_{14}} \\ & \frac{(E_{2,t}^d + S_2^d)!}{x_{21}!x_{22}!x_{23}!x_{24}!} (p_{21}^d)^{x_{21}} (p_{22}^d)^{x_{22}} (p_{23}^d)^{x_{23}} (p_{24}^d)^{x_{24}} \\ & \frac{(E_{3,t}^d + S_3^d)!}{(E_{1,t+1}^d - x_{11} - x_{21})! (E_{2,t+1}^d - x_{12} - x_{22})! (E_{3,t+1}^d - x_{13} - x_{23})! (E_{4,t+1}^d - x_{14} - x_{24})!} \\ & (p_{31}^d)^{E_{1,t+1}^d - x_{11} - x_{21}} (p_{32}^d)^{E_{2,t+1}^d - x_{12} - x_{22}} (p_{33}^d)^{E_{3,t+1}^d - x_{13} - x_{23}} (p_{34}^d)^{E_{4,t+1}^d - x_{14} - x_{24}} \} \\ x_{3i} = & E_{i,t+1}^d - x_{1i} - x_{2i} \\ P(x_{t+1} | (x_t, a)) = & \prod_{d=1}^3 P(\{E_{1,t+1}^d, \dots, E_{4,t+1}^d\} | (x_t, a)) \end{aligned}$$

그림 : MDP의 시작 state, action, 도착 state에 대한 전이 확률

Cost function : R

현 문제에서 MDP는 매 의사결정 시점 t 에서 아래의 식과 같이 정의된 비용 함수를 최소화하는 행동들을 선택. 비용 함수는 크게 **인적 자원을 포함한 의료 자원의 소모에 대한 비용**과 **병원 가동률 간 균형에 따른 비용**으로 구성되어 있으며 각 수식의 세부적인 의미는 다음과 같음.

$$\begin{aligned}
 R(x_t, a) = & \sum_{x_{t+1} \in X} P(x_{t+1} | (x_t, a)) \cdot \\
 & \sum_{d=1}^3 \{ \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^3 C_j^d L_{ij} E_{i, t+1}^d + G^d S(E)_{t+1}^d \\
 & + I(0.5 < \frac{S(E)_{t+1}^d}{\max L_1^d} \leq 0.8) H_1^d \{ S(E)_{t+1}^d - \frac{\max L_1^d}{2} \} \\
 & + I(0.8 < \frac{S(E)_{t+1}^d}{\max L_1^d}) \{ H_2^d \{ S(E)_{t+1}^d - \frac{4 \cdot \max L_1^d}{5} \} + H_1^d \frac{3 \cdot \max L_1^d}{10} \} \\
 & + I(\max L_3^d - E_{3, t+1}^d \leq 1) T + V(\sum_{h=1}^3 \frac{S(E)_{t+1}^h}{\max L_1^h \cdot 3} - \frac{S(E)_{t+1}^d}{\max L_1^d})^2 \}
 \end{aligned}$$

그림 : MDP에서 정의한 비용 함수

인적 자원에 대한 비용 : H_k^d

$$H_1^2 = H_1^3 = 1 < H_1^1 = 2$$

$$H_2^2 = H_2^3 = 3 < H_2^1 = 5$$

인적 자원은 여타 자원들과 다르게 소모 또는 점유의 개념이 아니기에 점유율이 0.5~0.8 혹은 0.8 이상인 경우 비용을 부과. 특히 **국가지정격리병상**은 나머지 두 종류의 병원보다 인적 자원이 적기에 더욱 큰 비용을 책정.

가동률 분산에 대한 비용 : $V = 500$

$\frac{S(E)_{t+1}^d}{\max L_1^d}$ 는 $t+1$ 시점 d 병원의 격리 병상의

가동률을, $\sum_{h=1}^3 \frac{S(E)_{t+1}^h}{\max L_1^h \cdot 3}$ 는 세 병원의

가동률의 평균을 의미. 환자가 특정 병원에 편향되지 않도록 분산을 비용에 포함.

병원 d 의 자원 j 사용에 대한 비용 : C_j^d

$$C_1^d = 0$$

$$C_2^1 = C_2^2 = 5 < C_2^3 = 7$$

$$C_3^1 = C_3^2 = 10 < C_3^3 = 15$$

인공호흡기와 ECMO는 전염병 환자만 사용하는 것이 아니기에 사용 시 비용이 발생함. 일반 환자의 치료도 담당하는 **대학병원**에서의 비용을 더욱 높게 책정.

의사결정 시점의 다음 시점인 $t+1$ 시점 병원 d 에 존재하는 환자 수: $S(E)_{t+1}^d = \sum_{i=1}^3 E_{i, t+1}^d$

대학병원에 대한 비용 : G^d

$$G^3 = 1, G^d = 0, d \in \{1, 2\}$$

대학병원은 일반환자 치료에 제한이 생기는 것에 대한 추가적인 비용을 부과.

ECMO 부족에 대한 비용 : $T = 30$

ECMO는 매우 위중한 상태의 환자들이 사용하는 의료기기인 만큼 여유분을 확보하는 것이 중요. 가용량이 일정 기준 이하로 내려가는 상황에 대해 비용을 추가로 부과.

시뮬레이션 - 검증 모델

구축된 시뮬레이션 모델은 환자 상태의 전이 확률, 병원 자원, 환자 발생 시나리오, 그리고 테스트하고자 하는 정책을 기반으로 환자들의 입원 및 감염병의 진행을 구현. 지정한 time frame까지 iteration을 반복하며 각 시나리오 별로 제시된 정책을 평가.

입력 변수

- Real / Extreme
- 시나리오 1, 2, 3
- MDP Optimal policy



Daily
Simulation

5000 iterations
평균 값 사용



평가 지표

- Cost 합계
- 병원 별 퇴원 환자 수
- 병원 별 퇴원 환자 LoS (Length of Stay)
- 최대 중증도 별 평균 환자 수
- 병원 별 자원 사용률을 50% / 80% 초과한 날짜 비율

Real : 현실 반영 전이 확률 행렬

Extreme : Real 대비 중증화율이 높은 전이 확률 행렬

시뮬레이션 정책

- Random 환자를 무작위로 병원에 배정
- MDP based utility 자원 사용률의 분산을 최소화할 수 있는 병원에 우선 배정
- MDP based cure 일간 환자 배정은 치료 효율이 가장 좋은 병원에 우선 배정
- MDP based greedy 다음 시점의 비용을 최소화할 수 있는 병원에 우선 배정

MDP의 결과를
할당 상한선으로 사용



시나리오 1: 실제 코로나 19 데이터 기반 SEIR 모델 생성 데이터

- 코로나 19 초기 서울시의 환자 발생 데이터를 토대로 SEIR 모델의 파라미터를 추정한 뒤, 해당 모델로 생성한 데이터

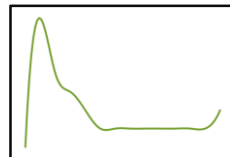


그림 :
시나리오 1 분포

N = 5000	시나리오 1							
	Real				Extreme			
	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy
[병원 별 퇴원 환자] / 전체합	[3.773 4.97 4.246] 12.989	[2.982 5.662 4.01] 12.654	[1.828 7.065 3.821] 12.714	[3.002 5.761 4.031] 12.794	[3.764 5.189 4.638] 13.591	[3.016 5.969 4.441] 13.426	[1.795 7.527 4.261] 13.583	[3.053 5.955 4.417] 13.425
병원 별 퇴원 환자 LoS	5.458, 5.029, 5.312	5.277, 5.241, 5.307	3.518, 5.738, 5.168	5.3, 5.233, 5.324	5.433, 4.942, 5.205	5.257, 5.206, 5.209	3.453, 5.667, 5.081	5.321, 5.132, 5.222
최대 중증도 별 평균 환자 수	0.069, 0.015	0.072, 0.015	0.066, 0.015	0.076, 0.02	4.553, 1.806	4.478, 1.811	4.356, 1.779	4.43, 1.767
병원 별 [50% 80%] 날짜 비율	[0.202 0.701]	[0.409 0.371]	[0.237 0.17]	[0.424 0.361]	[0.207 0.69]	[0.411 0.369]	[0.233 0.16]	[0.426 0.366]
	[0.481 0.114]	[0.588 0.169]	[0.702 0.298]	[0.565 0.17]	[0.482 0.099]	[0.605 0.142]	[0.733 0.266]	[0.573 0.148]
	[0.354 0.414]	[0.479 0.29]	[0.473 0.279]	[0.498 0.282]	[0.371 0.384]	[0.51 0.247]	[0.492 0.245]	[0.521 0.246]
cost 합	1031.63915	838.6374593	1440.102494	886.8971626	1589.565751	1367.40981	1959.507376	1428.603288



두 전이 확률 상황에서 모두 MDP util과 MDP greedy가 Random보다 좋은 효율을 보임.
즉, MDP를 통해 생성한 중장기 계획이 유효함을 의미.

시나리오 2 - 일간 환자 발생 수를 변동한 데이터

- 시나리오 1과 주간 발생 환자 수는 같으나, 주 내에서의 일간 환자 발생 수에 조금씩 변화를 준 데이터

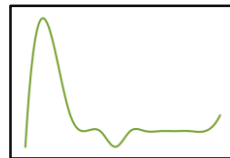


그림 :
시나리오 2 분포

N = 5000	시나리오 2							
	Real				Extreme			
	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy
[병원 별 퇴원 환자] / 전체합	[3.804 5.078 4.309] 13.191	[3.061 5.823 4.102] 12.986	[1.859 7.207 3.888] 12.954	[3.041 5.803 4.079] 12.923	[3.865 5.202 4.733] 13.8	[3.089 6.102 4.549] 13.74	[1.891 7.567 4.284] 13.742	[3.064 6.083 4.503] 13.65
병원 별 퇴원 환자 LoS	5.669, 5.116, 5.411	5.411, 5.309, 5.408	3.716, 5.778, 5.287	5.418, 5.308, 5.393	5.55, 5.097, 5.323	5.448, 5.28, 5.335	3.699, 5.73, 5.258	5.408, 5.228, 5.336
최대 중증도 별 평균 환자 수	0.074, 0.018	0.069, 0.017	0.076, 0.018	0.074, 0.014	4.456, 1.802	4.429, 1.733	4.388, 1.756	4.431, 1.782
병원 별 [50% 80%] 날짜 비율	[0.198 0.726]	[0.438 0.371]	[0.247 0.171]	[0.443 0.37]	[0.21 0.712]	[0.448 0.362]	[0.247 0.157]	[0.454 0.36]
	[0.502 0.105]	[0.642 0.152]	[0.718 0.281]	[0.605 0.164]	[0.501 0.089]	[0.663 0.126]	[0.739 0.261]	[0.615 0.14]
	[0.377 0.427]	[0.521 0.289]	[0.524 0.273]	[0.529 0.285]	[0.399 0.393]	[0.55 0.238]	[0.546 0.237]	[0.553 0.249]
cost 합	1053.141406	851.421474	1426.814354	934.7727821	1623.515373	1402.048055	1961.758275	1476.221552



시나리오 1과 마찬가지로 두 전이 확률 상황에서 모두 MDP util과 MDP greedy가 Random보다 좋은 효율을 보임.
즉, 중장기 계획 내에서 일간 환자 수에 변동이 발생하더라도 기존의 계획이 유효하게 작용.

시나리오 3 - 정반대의 환자 발생 추이 데이터

- 시나리오 1의 환자 분포와 정반대의 추이로 환자가 발생하는 극단적인 변동을 가한 데이터이다.

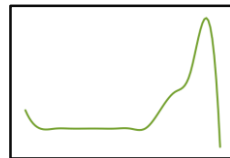


그림 :
시나리오 3 분포

N = 5000	시나리오 3							
	Real				Extreme			
	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy	Random	MDP util.	MDP cure	MDP greedy
[병원 별 퇴원 환자] / 전체합	[2.991 3.811 3.154] 9.956	[2.785 3.95 3.087] 9.822	[3.486 4.584 1.75] 9.82	[2.721 3.993 3.177] 9.891	[3.053 3.964 3.528] 10.545	[2.81 4.161 3.41] 10.381	[3.541 4.838 1.958] 10.337	[2.677 4.207 3.521] 10.405
병원 별 퇴원 환자 LoS	4.726, 4.18, 4.535	4.837, 4.145, 4.74	5.883, 4.616, 2.122	4.744, 4.1, 4.838	4.748, 4.139, 4.49	4.778, 4.078, 4.65	5.912, 4.577, 2.136	4.855, 4.035, 4.7
최대 중증도 별 평균 환자 수	0.084, 0.021	0.08, 0.015	0.075, 0.015	0.076, 0.016	4.901, 1.903	4.738, 1.858	4.498, 1.82	4.713, 1.881
병원 별 [50% 80%] 날짜 비율	[0.228 0.454]	[0.338 0.329]	[0.801 0.198]	[0.35 0.299]	[0.231 0.444]	[0.336 0.323]	[0.808 0.192]	[0.355 0.298]
	[0.155 0.19]	[0.25 0.166]	[0.55 0.068]	[0.25 0.168]	[0.16 0.181]	[0.251 0.159]	[0.552 0.064]	[0.257 0.155]
	[0.201 0.283]	[0.258 0.208]	[0.057 0.274]	[0.262 0.213]	[0.203 0.27]	[0.255 0.199]	[0.058 0.27]	[0.253 0.207]
cost 합	915.2537501	711.7878561	1708.458975	645.5713007	1308.747641	1093.516641	2048.732752	1044.785207



마찬가지로 두 전이 확률 상황에서 모두 MDP util과 MDP greedy가 Random보다 좋은 효율을 보임.
이는 확진자 발생의 양상에 극단적인 변화가 있더라도 MDP를 통해 생성한 중장기 계획이 유효함을 의미.

결론

- 시나리오 1과 2에서의 결과 양상이 유사함. 일간 환자수의 변동 하에서도 일관된 결과는 본 MDP 모델의 강건성을 증명하며 중장기 계획 수립이 타당함을 보여줌.
- 전체적으로 MDP util이 병원 간 균형을 적절히 유지하며 최고의 치료 효율을 나타냈으며, 반면 MDP cure는 성능이 가장 좋지 않은 것으로 나타남. 이는 cure 정책이 치료 효율이 제일 좋은 국가지정격리병상에 우선적으로 할당하기 때문에 야기되는 인적 자원 부하의 비용인 H_k^d 와 병상 가동률의 분산 비용 V 의 영향으로 사료됨.

한계점

- 정보의 한계로, 공개 데이터를 기반으로 계수를 설정하고 시뮬레이션을 진행하였기 때문에 불가피한 오차 및 가정이 존재.
- 계산 능력의 한계로, 불가피하게 현실 문제보다 작은 크기로 문제를 해결함. 중장기 계획 역시 충분히 유의미하지만 더 좋은 컴퓨팅 환경이 주어진다면 보다 현실에 가까운 모델을 구현할 수 있을 것으로 기대.

기대 효과

- 팬데믹 초기 의료 자원 과부하 및 의료 체계 붕괴에 대비 가능.
- 다양한 분류의 병원 간 협조를 도울 수 있는 적절한 정책 수립과 기존 병상의 효율적 활용이 가능.
- 중장기 계획을 통해 단기간에 준비가 어려운 인적자원 문제에 대비할 수 있을 것으로 기대.

후행 연구 방향

- 더 다양한 확진자 분포, 자원, 그리고 정책에 대한 민감도 분석의 관점에서 연구가 이루어질 수 있음.
- 결정론적 시나리오를 반영하는 모델을 넘어서, 확률론적 시나리오를 반영하여 최적 배정 정책을 계산하는 모델에 대한 연구가 이루어질 수 있음.

- (1) 강주리. 대구서 입원대기 확진자 또 숨져...치료받던 환자도 사망 19·20번째 [Internet]. 서울신문. 2020 [cited 2023 Oct 02]. Available from: <https://www.seoul.co.kr/news/newsView.php?id=20200301500114>
- (2) 고한석. 반복되는 병상 부족...목적지 없는 구급차 [Internet]. YTN. 2022 [cited 2023 Oct 02]. Available from: <https://science.ytn.co.kr/program/view.php?mcd=0082&key=202201271152454020>
- (3) 김정림, 조가영, 박민정, 최윤정. 국가별 코로나19 대응을 위한 병상 확보 방안. HIRA Research. 2022 Nov;2(2):174-182.
- (4) Nunes LGN, de Carvalho SV, Rodrigues R de CM. Markov decision process applied to the control of hospital elective admissions. Artificial intelligence in medicine. 2009 Oct;47(2):159-171.
- (5) 장동성, 윤한솔, 이석. 지역사회에서 발생한 코로나바이러스감염증-19 환자의 중증도 분류에 따른 역학적 및 임상적 특성. Korean Journal of Family Practice (KJFP). 2021 Nov;11(5):365-371.
- (6) 류보영, 신은정, 김나영, 김동휘, 이현주, 김아라, et al. SARS-CoV-2 변이 유행에 따른 국내 코로나19 중증도 추이. Public Health Weekly Report. 2021 Nov;15(47):2873-2895.
- (7) 김형갑. 포스트 코로나시대의 보건의료체계 : 대구·경북 파견 경험과 전략적 보건의료계획 수립의 필요성. 의료정책포럼. 2020 Jun;18(2): 23-29.
- (8) Hiller FS, Liberman GJ. Introduction to Operations Research. 9th ed. McGraw-Hill Higher Education; 2009.
- (9) 건강보험심사평가원. 병원평가 [Internet]. 건강보험심사평가원. 2023 [cited 2023 Oct 2]. Available from: <https://www.hira.or.kr/ra/eval/getDiagEvlView.do?pgmid=HIRAA030004000100>
- (10) 서울특별시. 서울시 코로나19 확진자 발생동향 (2023.05.31.이전) [Internet]. 서울 열린데이터 광장. 2023 [cited 2023 Oct 2]. Available from: <https://data.seoul.go.kr/dataList/OA-20461/S/1/datasetView.do>
- (11) 신대현. “코로나19 에크모 환자 역대 최대폭, 의료공백 우려” [Internet]. 메디포뉴. 2021 [cited 2023 Oct 2]. Available from: <https://www.medifonews.com/news/article.html?no=164152>