

---

# 한국 의료정책 문제분석과 솔루션 제안

: 통계적 관점에서 의대 증원 효과 분석 및 최적화



소속학과	산업공학과
학번	2020147024
이름	김우영

# 목차

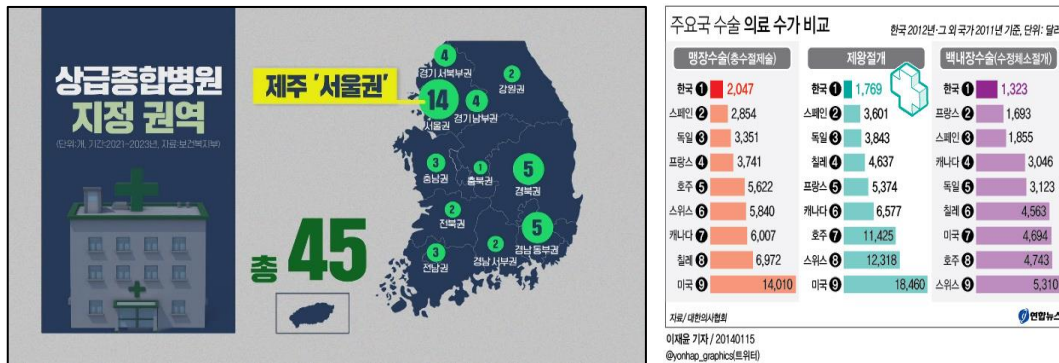
<b>한국 의료 문제 개요</b>	<b>1</b>
한국 의료 시스템 현황	1)
의대 정원 증원 배경	2)
<b>의대 증원 기대 효과 및 리스크</b>	<b>2</b>
필수 의료 인력 충원	1)
의료 불균형 해소	2)
의료비 부담	3)
의료 인력 과잉 공급	4)
<b>의대 증원 예상 결과 분석</b>	<b>3</b>
분석 방법론	1)
통계적 가정 설정	2)
분석 결과	3)
<b>결론 및 제언</b>	<b>4</b>
결론	1)
정책 개선 가능성 제언	2)
한계점 및 개선방안	3)
레퍼런스 및 Appendix	4)

## 1. 한국 의료 문제 개요

### 1) 한국 의료 시스템 현황

한국 의료 시스템의 특징은 건강보험제도 이후로 정립되었다고 볼 수 있다. 건강보험제도는 1989년 7월에 전 국민에게 시행되었고 현재는 국민 모두가 강제 가입되어 차등부와 형식으로 균등수혜를 받고 있다. 하지만 세계적으로 낮은 의료 수가로 인해 소비자가 직접 부담하는 의료비가 서유럽 국가에 비해 낮다. 반면 의료 이용은 2~6배 높은, 소비자에게는 우호적인 가격 정책이 유지되고 있다. 하지만 전반적으로 한국의 의료시설과 의료인력은 지역, 의료기관 유형 간 불균형한 상태를 나타낸다고 평가받는다. (박수경, [건강]수도권과 지방 간의 의료시설 및 의료인력 불균형, 2023/12/20) 특히 수도권과 비수도권 간의 의료 불균형이 심하다는 평가가 있는데 이에 영향을 미치는 주요 요소는 의료시설의 공급량보다는 공급구조일 개연성이 높다고 평가된다.

2022년 기준 한국에 위치한 상급 종합병원은 아래와 같다. 2024년인 지금과도 크게 다르지는 않은 상황이다.



강인희, "아프면 서울로?"..."제주 상급종합병원 필요", 2022년, KBS뉴스

하지만 의료 수가 또한 타국과 비교했을 때 낮은 수준이기 때문에 무작정 병원을 늘리기에 한계가 있고, 인구밀도가 높아서 안정적으로 병원이 유지될 수 있는 수도권에 상급종합병원이 밀집해 있는 상황이다.

### 2) 의대 정원 증원 배경

지난 2024년 대한민국 정부가 발표한 필수의료 정책 패키지의 핵심으로 의료인력 공급 개선이 등장했다. 보건복지부의 의료개혁 4대 과제 중 의료인력 확충 부문에서 인력 양성 혁신의 세부 항목으로 교육 및 수련 혁신, 수련 환경 개선과 함께 언급되었던 항목이다.

의대 정원 증원의 배경으로 정부에서 주장하는 것은 크게 5가지로 다음과 같다.

#### I. 선진국에 비해 낮은 의대 정원 수준

우리나라의 의대 정원은 27년간 묶여 있었으며 영국, 프랑스 등은 인구당 의사가 한국보다 많지만 한국보다 먼저, 더 많이 늘리고 있다.

· 주요국 의대 정원 확대

미국 '00 1.8만 → '21 2.8만 (1만 명↑)

영국 '00 5,700 → '21 1.1만 (5,300명↑)

프랑스 '00 3,850 → '20 1만 (6,150명↑)

일본 '00 7,630 → '20 9,330 (1,700명↑)

(문화체육관광부 국민소통실, 2024.02.20)

II. 예정된 의료 공백에 대비

정부의 주장에 의하면 우리나라의 의사는 2035년이 되면 1.5만 명 부족해질 예정이다. 지금 당장 의대 정원을 증원해도 의료인력 양성 과정에 걸리는 시간으로 인해 2035년까지 1만명을 추가로 배출할 수 있다. 추가로 양성한 이후에도 여전히 OECD 평균에 비하면 8만 명이 부족하다.

III. 절대적인 의사 수의 부족

우리나라의 의사 수는 국민 1,000명 당 2.1명 꼴로 OECD 가입국 중 뒤에서 두 번째 수준의 적은 의사 수를 가지고 있다. 이번 정책으로 증원을 시작해도 겨우 2.3명 꼴로 크게 영향을 미치지 못한다.

IV. 국민 여론조사 결과

지난 2023년 말 국민대상 여론조사 결과, 총 응답자의 80%가 의대 증원에 찬성했으며 이외에 다른 여론조사에서도 대다수 국민이 찬성하고 있다.

V. 의료인력 증원 뿐만 아니라 대규모 의료 시스템 개선 예정

2028년까지 10조원 이상 투입하여 필수의료 수가 정책과 중요도 체계를 개선할 예정이며 의대 정원이 늘어난 만큼 교육의 질이 훼손되지 않도록 5년간 5조원 이상 투입할 예정이다.

2. 의대 증원 기대효과 및 리스크

1) 필수 의료 인력 총원

정부에서 주장하고 있는 가장 중요한 기대효과는 필수 의료인력 총원이다. 코로나 바이러스로 인해 팬데믹을 겪으면서 필수 의료인력의 중요성을 체감했고 초고령화가 빠르게 지속되어 의료 요양이 필요한 고령층이 늘어나고 있기 때문에 의료 공백을 막기 위해서는 지금이라도 빠르게 필수 의료인력을 총원해야 한다는 주장이다.

## 2) 의료 불균형 해소

전체 의사 수를 늘리면 자연스레 필수의료 분야와 지방에서 근무하는 의사도 늘어날 것이라는 '낙수효과'를 정부에서는 기대하고 있다. 하지만 대한의사협회 등 의사단체에서는 의대 정원을 늘려도 낙수효과는 기대하기 힘들고, 성형외과, 피부과 등으로 쏠림현상만 심해질 것이고 소위 말하는 '기피과'에 대해 인력 보강 효과를 기대하기 힘들다는 의견이다. 의료 불균형 해소의 실질적인 목적은 이러한 기피과의 인력 보강을 목적으로 하기 때문에 실질적인 효과에 대한 갑론을박이 이어지고 있다.

(김진디, 의사 수 확대 '낙수효과' 갑론을박..."지원 정책 병행하면 효과"(종합), 2023.10.19, 연합뉴스)

## 3) 의료비 부담

하지만 의사협회 측에서는 이러한 정책에는 큰 리스크가 따른다고 주장한다. 의대 정원이 대폭 증가해 질 낮은 의사가 많이 배출되면 사망률, 재입원율 등 의학적 지표에는 큰 영향이 없어도 의료비 증가 등으로 의료 효율성이 떨어질 것이라는 전망이 존재한다는 것이다.(곽성순, 경제학자가 본 의대 증원 효과, 의료비↑ 효율성↓, 2024.06.21, 청년의사)

그러나 의료비가 의사 수에 100% 연동되는 것이 아니고 실제로는 의료비에 소득 성장, 인구구조, 의료기술 발전 등 다른 변수들이 미치는 영향이 훨씬 크다는 기존 연구 결과들이 있기 때문에 의료비 부담에 관해서도 갑론을박이 이어지고 있다.

(이웅, [팩트체크] 의대 정원 확대하면 의료비가 늘어난다?, 2023.07.18, 연합뉴스)

## 4) 의료 인력 과잉 공급

대한의사협회에서는 정부가 주장하는 의사 수 부족 주장에도 근거가 없다고 주장한다. 의사협회는 단순히 의대 정원을 확대한다고 해서 '응급실 뺑뺑이'와 '소아과 오픈런'을 해결할 수 없을 뿐더러 한국보다 초고령사회에 먼저 진입한 일본과 비교했을 때 의사가 부족한게 아니라 오히려 이대로 유지했을 때 과잉 상태에 진입할 가능성이 높다고 평가하고 있다.

(고정민, "OECD 밀돈다?...의대 정원 유지만 해도 '의사 과잉'", 2023.07.06, 청년의사)

# 3. 의대 증원 예상 결과 분석

## 개요:

앞서 살펴본 것과 같이 의대 정원 증원에 관련해서 많은 쟁점이 부딪히고 있는 가운데 본 프로젝트에서는 통계적 방식으로 정부의 정책이 공급면과 비용면에서 어떠한 효과를 야기할지 추정해보고자 한다. 특히 현재 논쟁에서 가장 중요한 지방 간 의료 불균형과 기피과의 의료 인력 필수 인력 충원에 정부에 정책이 효과가 있을지 분석하고 개선점을 도출하고자 한다.

## 1) 방법론: 몬테카를로 시뮬레이션

정부가 발표한 의대 증원 정책의 기대 효과에 대해서 다양한 쟁점이 제기되고 있는 가운데 간단한 통계적 시뮬레이션 방법론인 몬테카를로 시뮬레이션을 사용하여 의대

증원 결과를 추정해보고자 한다. 몬테카를로 시뮬레이션이란 무작위 난수 생성을 통해 자유도가 높거나 명확한 수리적인 해(solution)가 없는 문제들을 분석하는 방법론이다. 특정하게 정해진 방법론의 형태가 없고 난수 추출을 통해 시뮬레이션 하는 방법을 광범위하게 몬테카를로 시뮬레이션이라고 지칭한다. 몬테카를로 시뮬레이션이 본 분석에 효과적이라고 판단한 이유는 아래와 같다.

I. 통계적 추정을 통한 기준 제시: 한국 정부, 대한의사협회의 보도자료 및 다양한 뉴스를 참고하면 각자가 분석한 의대 증원 정책의 기대 효과가 상이하다. 이는 구체적인 기준과 가정 없이 의료비 혹은 필수 인력 부족 등 특정한 문제에만 치중해서 분석되었기 때문이다. 양측이 명확한 기준 없이 정책의 효과를 판단하고 있기 때문에 통계적인 추정을 통해 정책 성과에 대한 객관적인 지표를 제시하고자 한다.

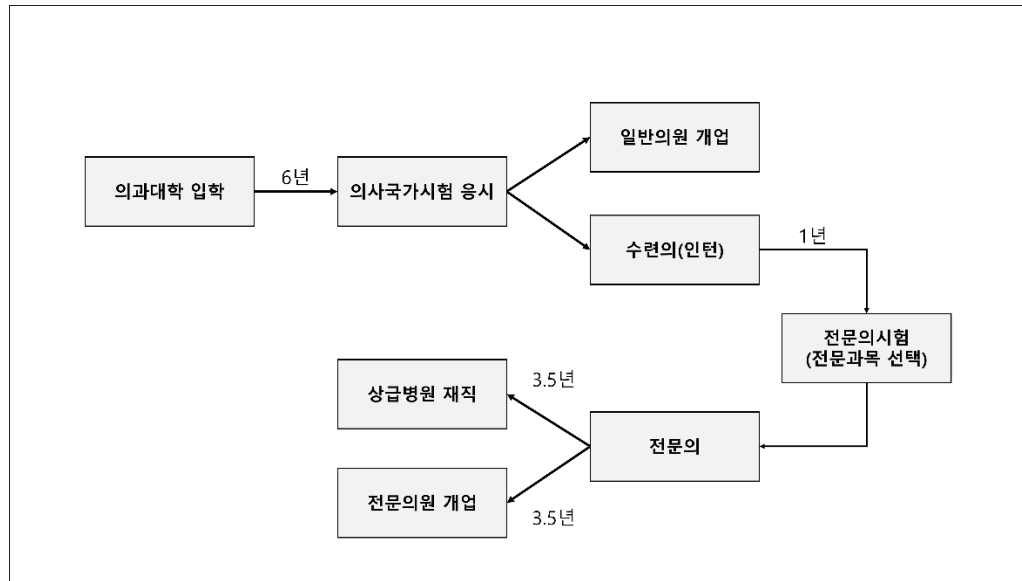
II. 의료 인력 양성 결과의 불확실성: 의료 인력은 의과대학 및 전문대학원에서 양성되어 전공의 시험을 거친 후 전문과목이 확정된다. 확정된 이후에도 대학 병원 재직 및 개업 등 선택의 과정을 거치고 개업하는 지역 또한 불확실하기 때문에 너무나 많은 불확실성이 존재한다. 의료 인력이 양성되는 과정은 이렇게 불확실성이 크기 때문에 단정해서 효과를 추정할 수 없다. 따라서 반복 시뮬레이션을 통해 확률적으로 가능한 결과를 도출해볼 수 있는 몬테카를로 시뮬레이션이 효과적으로 작용할 수 있다.

III. 의대 인력 증원의 최적화 가능성: 정부와 의사 양측이 요구하는 정책의 결과는 Trade-off 관계를 가진다. 현재 한국 의료 인력 양성 과정에 전문과목 기피도가 명확하여 인력난을 겪고 있는 것도 사실이지만 무작정 인력을 증원하기에 비용과 여건이 부족하다. 따라서 몬테카를로 시뮬레이션을 통해 어느 정도의 인력 증원이 양측 모두를 만족시킬 수 있을지 추정해볼 수 있다.

## 2) 통계적 가정 설정

몬테카를로 시뮬레이션의 정확도는 통계적인 가정이 얼마나 정확한지에 따라 크게 영향을 받는다. 따라서 분석에 앞서 보건복지부 및 'HIRA 빅데이터 개방 포털'에서 제공하는 데이터를 사용하여 최대한 가정을 정확하게 설정하고자 하였다.

시뮬레이션을 통해 분석할 변수는 의대증원 이후 '지역별 의사 수', '각 전문과목별 환자 발생 수', '소요되는 비용' 총 3가지다. 기본적으로 본 몬테카를로 시뮬레이션에서는 의료 인력 양성 구조를 '한국의과대학, 의학전문대학원협회'에서 제공하는 의사양성 과정에 따라 아래와 같이 가정했다.



몬테카를로 시뮬레이션은 난수 생성을 통해 상황을 시뮬레이션 한다. 따라서 인력 구조를 이용해 난수를 생성하기 위해서는 추가적으로 통계적인 가정이 필요하다. 확률변수의 모집단은 모두 정규분포로 가정했고 표준편차를 추정할 수 있는 경우는 추정된 값을 사용하였고 그렇지 못한 경우는 특정 값을 가정하였다. 본 분석에서 사용하는 통계적인 확률 변수는 아래와 같이 가정했다.

#### I. 의과대학 증원:

의과대학 정원은 각 지역별로 증원되는 값이 고정된다고 가정한다. 각 지역별 증원되는 값은 지난 3월 20일 교육부에서 발표한 배정결과를 사용하여 다음과 같이 설정한다. (수도권: 361명, 강원: 165명, 경북: 289명, 경남+부산+울산: 361명, 전북: 115명, 전남+광주: 100명, 충남+대전: 338명, 충북: 211명, 제주: 60명)

#### II. 국가시험 및 전문의 시험 합격률:

의사인력을 양성하기 위한 과정에서 치러지는 2개의 국가고시(의사국가시험, 전문의 시험)의 합격률은 년도별로 상이하지만 대부분 98% 이상이기 때문에 합격률은 100%로 가정한다. 전문의 시험을 응시하는 비율은 '평균 전문의 시험 응시자' / '의대 정원'으로 계산하여 88%로 계산한다.

#### III. 상급 종합병원 인력:

필수 의료 인력을 판단하기 위해서는 중증 환자를 치료할 수 있는 상급 종합병원 인력 변화를 추적해야 한다. 24년~26년 보건복지부에서 지정한 상급 종합병원은 47개 소이지만 병원별 의료 인력 비율을 추정할 수 있는 2012년 기준으로 44개소의 병원을 기준으로 가정한다. 또한 병원이 수용가능한 인력은 따로 제한하지 않고 증원에 따른 비용 증가를 측정한다.

#### IV. 병원 등급:

상급종합병원 이외의 병원은 그 통계적 비율을 가정하기에 한계가 있기 때문에 병원 등급은 상급종합병원과 그 이하, 총 두가지로 나누어 분석한다.

#### V. 전문과목 선택 비율 기댓값, 표준편차(추정): 0.001

전공의의 전문과목 선택 과정에는 여러 변수가 있지만 분석에서는 단순히 전문의시험 응시 비율과 전문과목 선택 비율이 같다고 가정한다. 2019년~2023년의 전문의시험 응시 비율을 사용해 계산한 결과 기피과의 응시 비율은 다음과 같다. (산부인과: 0.026, 소아청소년과: 0.0085, 외과: 0.023, 흉부외과: 0.02)

#### VI. 지방별 서울 이동 인력 비율

지방에서 양성된 의사 중 서울로 지역을 이동하는 비율을 가정하기 위해 동아일보 설문조사(김예윤, 수도권 의대 수험생 93% “지방의대 졸업후 상경”, 동아일보)에서 지방에 남을 계획이라고 응답한 지방 출신 의대생의 비율 68%을 이용했다.

#### VII. 연간 전문과목 별 환자 수 및 인구 변화율 기댓값, 환자 수

연간 발생하는 환자 수를 가정하기 위해 HIRA 빅데이터개방포털에서 제공하는 ‘의원 표시과목별 진료인원’을 통해 평균 환자 수를 43,981,000명, 표준편차를 1220000(추정)으로 가정했다. 전체환자 대비 각 전문과목 별 환자의 비율은 2018~2022년 데이터를 단순평균하여 각각 다음과 같이 가정했다. (산부인과: 0.092, 소아청소년과: 0.152, 외과: 0.065, 흉부외과: 0.002) 지역별 환자 수를 가정하기 위해 각 지역별 인구에 비례하여 환자가 발생한다고 가정했다. (수도권: 26,190,000명, 강원: 1,525,000명, 경남+부산+울산: 4,390,000명, 경북+대구: 4,971,000명, 전남+광주: 3,231,000명, 전북: 1,768,000명, 충남+대전: 3,678,000명, 충북: 1,627,000명, 제주: 677,000명) 또한 한국 인구 변화의 추세를 반영하기 위해 한국 전자정부에서 제공하는 ‘총인구, 인구성장률’ 데이터 기반으로 회귀분석한 값을 사용하였다.

#### VIII. 중증환자 비율, 표준편차(추정): 0.57

전체 발생 환자 중 중증환자의 비율을 가정하기 위해 2016년부터 2019년까지 응급실을 방문한 환자 중 중증환자의 비율(더불어민주당 김상희 의원실, 2019년 9월)을 단순평균한 7.4%를 사용했다.

#### VIV. 의사 양성 비용:

의사를 양성하는 비용은 대한의사협회 의료정책연구소의 보고서(의사양성 비용 추계 및 공공 지원 방안 연구, 의료정책연구소, 2020.01)를 기반으로 아래와 같이 가정했다.

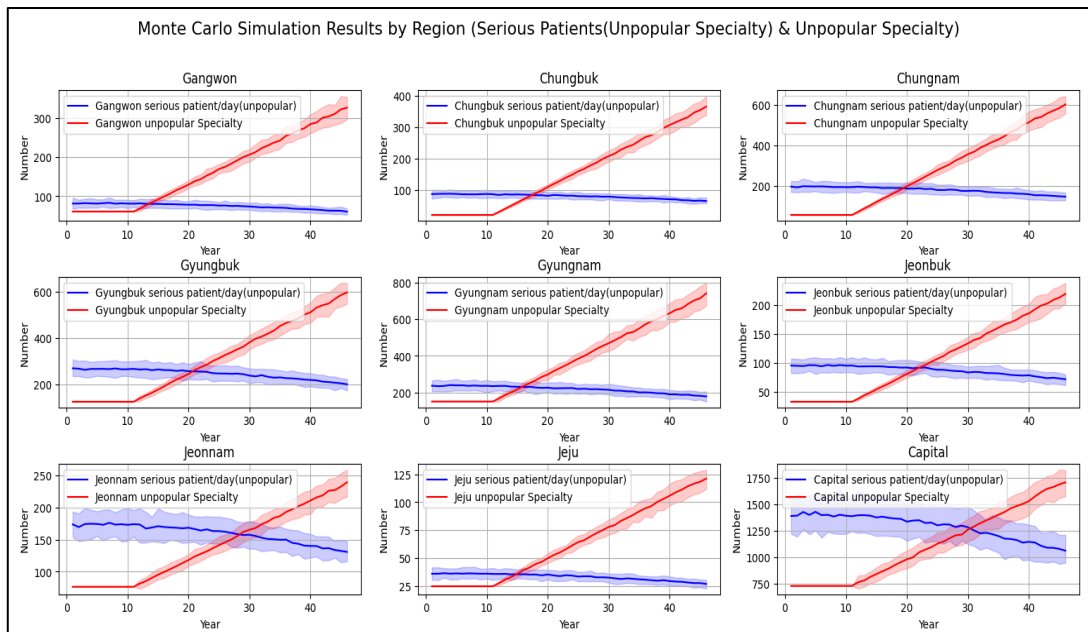


- 일반의(GP)까지 수련하는 경우: 연간 6498만원 (x4년간) = 2억 6천만원
- 전문의까지 수련하는 경우: 일반의, 인턴 수련비용 총합 = 8억 7천만원

본 분석에서는 위의 가정에 따라 전국 자치도별 의사 수 추세를 추정하고 기피과의 환자 수와 전문의 수를 비교하여 필수 인력이 충분한지 확인한다. 인기과의 경우 의료 인력이 충분하여 필수 인력 비교는 진행하지 않았고 인력 양성 비용만 추정했다. 선정한 기피과는 지원율이 낮은 과 중에서 중증 환자의 비율이 높은 산부인과, 소아청소년과, 외과, 흉부외과 총 4개를 선정했다.

### 3) 분석 결과

몬테카를로 시뮬레이션을 위해 파이썬을 이용했고 시뮬레이션을 실행한 기간은 의대 증원이 시작되는 2025년부터 2070년까지이며, 총 46년의 기간동안 지역별로 100번씩 시뮬레이션을 진행했다. 분석 결과를 시각화한 결과는 아래와 같다.



푸른색 선은 하루에 평균적으로 발생하는 비인기과의 중증 환자의 수를 추정한 것이고 붉은 선은 의대 증원 시 증가하는 비인기과의 전문의를 추정한 것이다. 색칠된 영역은 신뢰도 95%의 구간을 표시한 것이다. 붉은색 그래프의 시작이 10년간 일정하게 유지되는 이유는 전문의 양성에 약 11년의 기간이 소요되기 때문이다. 그래프를 하나씩 살펴보면 푸른색 선으로 표시된 환자의 수가 붉은색의 의사 수보다 매우 높은 지역을 확인할 수 있다. 또한 지역마다 의사 수가 환자 수를 따라잡는데 걸리는 시간에 차이가 있음을 확인할 수 있다. 강원, 경남, 제주 지역은 약 15년 뒤, 2040년이 되면 하루에 평균 발생하는 환자 수가 의사 수와 비슷해서 인력의 공급 과잉이 일어난다. 반면 수도권, 전남 지역은 약 30년 뒤, 2055년이 되어야 인력 과잉이 일어나기 시작

한다. 여러가지 가정으로 인한 오차를 배제할 수 없지만 해당 시뮬레이션 결과를 확인하면 인력 과잉과 지역에 따른 증원 수에 조정이 필요하다고 판단된다.

아래는 정의한 의료 인력 양성 비용에 따라서 의대 증원 시 발생하는 추가적인 비용을 추정한 것이다. (단위: 억원)

Gangwon	total cost:	20103.60000000001
Chungbuk	total cost:	25708.24
Chungnam	total cost:	41181.920000000002
Gyungbuk	total cost:	35211.76
Gyungnam	total cost:	43984.239999999999
Jeonbuk	total cost:	14011.600000000001
Jeonnam	total cost:	12183.999999999989
Jeju	total cost:	7310.400000000005
Capital	total cost:	43984.239999999999

순서대로 강원, 충북, 충남, 경북, 경남, 전북, 전남, 제주, 수도권의 46년간 발생하는 추가 비용을 추정한 것이다. 총 약 243,675 억원으로 평균적으로 인력 양성에 연간 총 5297억원이 필요하다. 정부가 5년간 5조원의 투자를 예상하고 있는 만큼 추가적인 비용에 대해서는 충분히 대비가 가능하다고 판단된다.

#### 4. 결론 및 제언

##### 1) 결론

결론적으로 정부가 제안하고 있는 정책에는 아래와 같이 크게 2가지 개선이 필요하다.

##### I. 의료 인력 공급 과잉 문제:

몬테카를로 시뮬레이션의 결과, 지역별로 상이하지만 빠른 지역은 2040년, 느린 지역은 2055년경에 의사가 더 많아지는 인력의 과잉 공급이 나타난다. 지역별로 다른 현상이 나타나는 이유는 지방의 인구 소멸과 정부의 차등 증원 때문일 것으로 판단된다. 수도권보다 지방 인구가 가파르게 소멸되지만 정부의 차등 증원 정책으로 인해 지방에 의료 인력을 훨씬 많이 공급하게 되면서 의료 인력이 환자 수를 앞지르게 되는 것이다.

##### II. 인력 역(逆) 유출 현상

몬테카를로 시뮬레이션 결과 표를 자세히 보면 수도권의 의사 수가 다른 지역에 비해 훨씬 큰 단위로 증가하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 확률적으로 지방의 의료 인력이 수도권으로 유출될 가능성이 있기 때문인 것으로 판단된다. 하지만 수도권으로 많은 의사가 이동함에도 불구하고 수도권에 인력 과잉 공급이 빨리 나타나지는

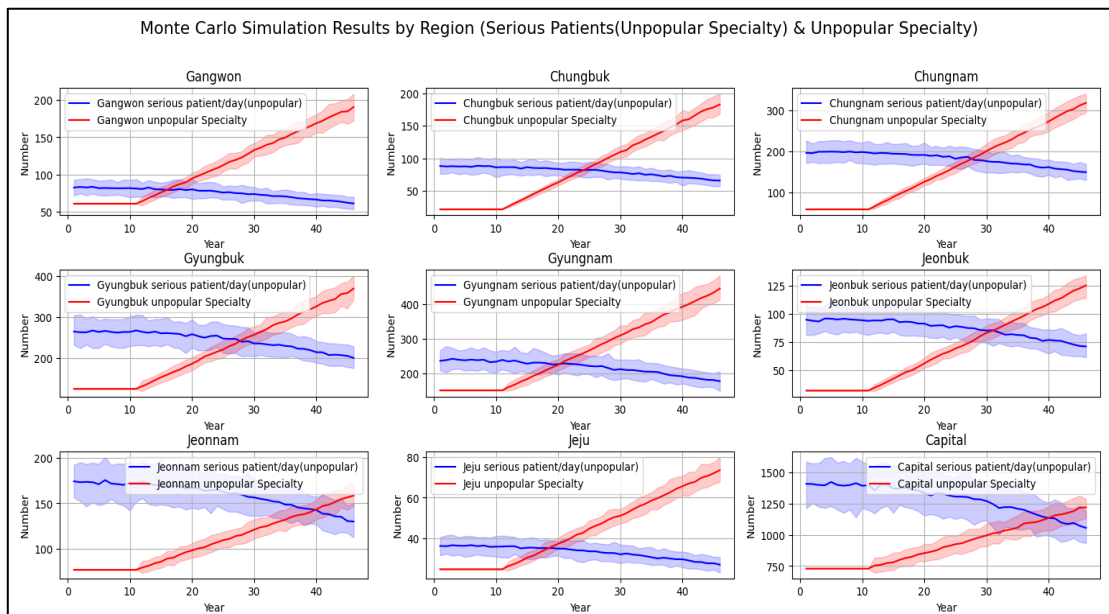
않는다. 그 이유는 수도권에 인구가 다른 지역에 비해 월등히 많기 때문이다. 정부에서는 '낙수효과'라고 표현하여 서울에서 넘치는 공급이 지방으로 이동함을 기대했지만 시뮬레이션 결과는 오히려 역의 관계가 발생했다. 수도권에 인구가 월등히 많아 환자도 많이 발생하기 때문에 지방에서 양성된 인력이 수도권으로 이동할 가능성이 있는 것이다.

두가지 문제점 모두 필수적으로 개선해야 하는 사항이지만 인력이 역으로 유출되는 것은 정부가 의도한 정책의 결과와 완전히 반대의 상황이 발생하는 것이다. 따라서 더욱 정교한 시뮬레이션을 통해 해당 현상이 발생할 가능성을 확인하고 정책을 수정하는 과정이 필요하다고 판단된다.

## 2) 정책 개선 가능성 제언

몬테카를로 시뮬레이션을 통해 확인한 두가지 문제점을 개선하기 위해서는 지역별 증원 인원의 조정과 총 증원 인원의 조정이 불가피하다. 따라서 현재 정부에서는 2000명 증원이 필수적이라고 주장하지만 실제로 꼭 2000명을 증원해야 하는지, 그보다 적게 증원하면 어떤 시뮬레이션 결과가 나오는지 확인해보았다.

아래는 증원 인력을 지역마다 정확히 절반씩 줄여 총 1000명의 정원을 증원한 결과이다.

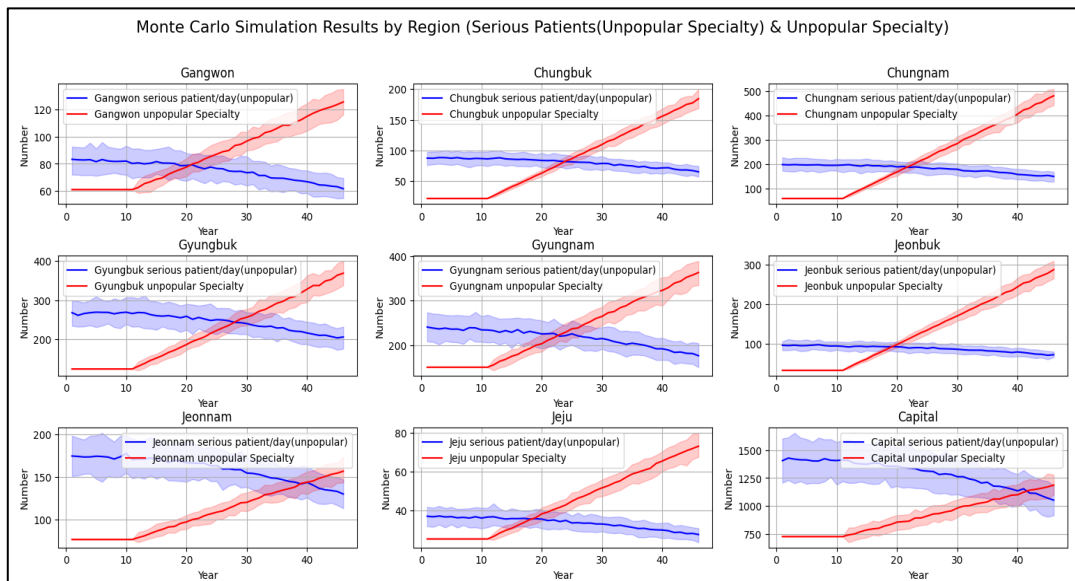


지역간 정원을 조정하지 않았기 때문에 지역마다 인력 과잉 공급이 발생하는 시기는 여전히 다른 것을 확인할 수 있지만 경북, 충북, 충남, 전북 등의 지역에서 과잉 공급되는 시점이 훨씬 늦어진 것을 확인할 수 있다. 하지만 반대로 말하면 의사 1인당 담당해야 하는 환자 수가 커져 부담이 증가한다는 것을 의미한다. OECD 국가의 '의사 1인당 하루 평균 담당하는 환자의 수'는 평균 약 6명 수준(하경대, 한국 의사 연간 진료 환자 수

7000명 OECD 3배 수준...진찰료 원가보전율은 49%, 메디게이트, 2022)으로 전남, 경남 등에서는 적절한 수준이었지만 충북, 충남, 전북의 경우 정책 시행 후 약 15년 정도는 지나야 안정적인 수준으로 접어드는 것을 확인할 수 있다. 물론 인력 양성에 필요한 금액은 아래와 같이 기존의 절반 수준으로 추정되었다.

```
Gangwon total cost: 9747.200000000015
Chungbuk total cost: 12183.999999999989
Chungnam total cost: 19494.400000000003
Gyeongbuk total cost: 18276.000000000001
Gyeongnam total cost: 21931.199999999997
Jeonbuk total cost: 6944.88
Jeonnam total cost: 6091.999999999945
Jeju total cost: 3655.2000000000025
Capital total cost: 21931.199999999997
```

증원 인원을 1000명으로 줄이면서 의료 인력 공급이 안정적으로 유지된 곳이 증가했지만 충북, 충남, 전북의 경우 불안정한 상황이 정책 초반에 나타났기 때문에 이를 해결하기 위해 충북, 충남, 전북에 증원되는 인원을 늘려서 시뮬레이션을 진행해 보았다. 증원 인원은 연간 총 1097명으로 설정했고 결과는 아래와 같다.



그래프를 확인하면 20년 이내로 빠르게 공급 과잉이 일어나는 지역도 없어졌고 의사 1인당 담당하는 환자수가 6명을 넘어가는 경우도 발생하지 않는다. 기존 정책에 비해 증원 인원을 절반 가까이 줄였지만 결과는 오히려 더 개선된 것을 확인할 수 있다. 아래는 추정된 추가 투자 금액이다.

```
Gangwon total cost: 4873.600000000008
Chungbuk total cost: 12183.999999999989
Chungnam total cost: 31678.39999999998
Gyungbuk total cost: 18276.000000000001
Gyungnam total cost: 15839.199999999999
Jeonbuk total cost: 19128.879999999997
Jeonnam total cost: 6091.999999999945
Jeju total cost: 3655.2000000000025
Capital total cost: 21931.199999999997
```

결과적으로 몬테카를로 시뮬레이션으로 분석한 정부 증원 정책의 문제를 개선하려면 지역별 증원 전략을 수정하고 전체 증원 인원을 줄여야 한다는 것이 본 분석의 판단이다. 그리고 본 분석 중 가장 결과가 좋았던 각 지역별 증원 인원은 다음과 같다. (수도권: 180명, 강원: 40명, 충북: 100명, 충남: 260명, 경북: 150명, 경남: 130명, 전북: 157명, 전남: 30명, 제주: 30명, 총: 1097명)

### 3) 한계점 및 개선방안

사실 몬테카를로 시뮬레이션을 통한 분석의 한계점은 명확하다. 바로 가정의 부정확이다. 몬테카를로 시뮬레이션은 확률분포를 가정하고 무작위 난수를 추출하기 때문에 그 확률분포의 가정이 정확할수록 모델의 결과가 정확하다. 본 프로젝트에서는 불가피하게 여러 가정이 설정되었고 엑셀을 활용해 그 확률 분포를 최대한 추정하려고 노력했지만 데이터가 부족하여 오차가 크게 발생할 수밖에 없다. 그리고 현재의 몬테카를로 시뮬레이션에서 추가적으로 개선해야 할 점은 은퇴 의사의 수를 추정하는 것이다. 40년이라는 긴 기간동안 시뮬레이션을 진행하기 때문에 의사의 수를 파악하기 위해서는 은퇴하는 정년층의 의사 수를 파악하는 것이 중요하다. 하지만 관련 자료를 찾기가 매우 어려웠고 어떤 가정을 도입하기에는 부정확해질 수 있었기 때문에 중증 환자를 최전선에서 치료해야 하는 기피과에 한해 몬테카를로 시뮬레이션을 진행하여 최대한 그 오차의 영향을 줄이고자 하였다. 따라서 본 모델을 개선하기 위해서는 더욱 많은 양의 데이터를 통한 정확한 확률분포 추정과 정교한 모델링이 필요할 것으로 판단된다.

#### 4) 레퍼런스 및 Appendix

통계적 가정을 위해 참고한 데이터 ▼

<https://www.medicaltimes.com/Main/News/NewsView.html?ID=1156480>

<https://www.donga.com/news/Society/article/all/20240811/126476995/2>

<https://www.yna.co.kr/view/GYH20231016000900044>

<일반의 비율>

<https://www.hkn24.com/news/articleView.html?idxno=309474>

<https://medigatenews.com/news/2822057527>

<전문과목별 시험 응시 비율>

<https://www.ltn.kr/news/articleView.html?idxno=39092>

<전문과목별 환자수>

<https://opendata.hira.or.kr/op/opc/olapHthInsRvStatInfoTab10.do>

<상급병원 가정>

<https://www.docdocdoc.co.kr/news/articleView.html?idxno=121065>

<의료인력 양성비>

<https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2020020711232853349>

<지역별 증원 비율>

<https://www.chosun.com/national/education/2024/03/20/2IPRGPXYN5DTXCTAS7UOAZUI5M/>

<인구성장률>

[https://www.index.go.kr/unity/potal/main/EachDtlPageDetail.do?idx\\_cd=1009](https://www.index.go.kr/unity/potal/main/EachDtlPageDetail.do?idx_cd=1009)

## Appendix ▼

### <파이썬 코드>

```

else:
    fellow += add*fellow_ratio + go_to_seoul_list[i]

    total_cost = total_cost + add*fellow_ratio*2.6

    unpopular_fellow = fellow * np.random.normal(0.0775, 0.004)

if len(simulated_years) > 5:
    gp += add * (1 - fellow_ratio)
    total_cost = total_cost + add * (1 - fellow_ratio) * 8.7

# 결과 저장
results[region]['serious_patient_simulation'][sim, i] = serious_patient
results[region]['gp_simulation'][sim, i] = gp
results[region]['fellow_simulation'][sim, i] = fellow
results[region]['unpopular_fellow_simulation'][sim, i] = unpopular_fellow
results[region]['total_patient_simulation'][sim, i] = total_patient

simulated_years.append(i + 1)

total_cost_list.append(total_cost)

mean = np.mean(total_cost_list)
print(region, " total cost: ", mean )

# subplot 설정 (2행 5열로 배치)
fig, axes = plt.subplots(nrows=3, ncols=3, figsize=(15, 9)) # 2행 5열로 배치
fig.suptitle('Monte Carlo Simulation Results by Region (Serious Patients(Unpopular Specialty) & Unpopular Specialty)',
fontsize=16)

# 각 지역에 대해 그래프 그리기
for idx, (region, data) in enumerate(results.items()):
    row = idx // 3 # 5개의 그래프씩 나누어서 배치
    col = idx % 3
    ax = axes[row, col]

    # 평균 계산
    average_serious_patient = np.mean(data['serious_patient_simulation'], axis=0)
    average_unpopular_fellow = np.mean(data['unpopular_fellow_simulation'], axis=0)

    # 각 지역에 대한 그래프 그리기
    ax.plot(range(1, years + 1), average_serious_patient, label=f'{region} serious patient/day(unpopular)', color='b')
    ax.plot(range(1, years + 1), average_unpopular_fellow, label=f'{region} unpopular Specialty', color='r')

    # 5~95 백분위 범위 채우기 (중증 환자 수)
    ax.fill_between(range(1, years + 1),
                    np.percentile(data['serious_patient_simulation'], 5, axis=0),
                    np.percentile(data['serious_patient_simulation'], 95, axis=0),
                    color='b', alpha=0.2)

    # 5~95 백분위 범위 채우기 (비인기과 의사 수)
    ax.fill_between(range(1, years + 1),
                    np.percentile(data['unpopular_fellow_simulation'], 5, axis=0),
                    np.percentile(data['unpopular_fellow_simulation'], 95, axis=0),
                    color='r', alpha=0.2)

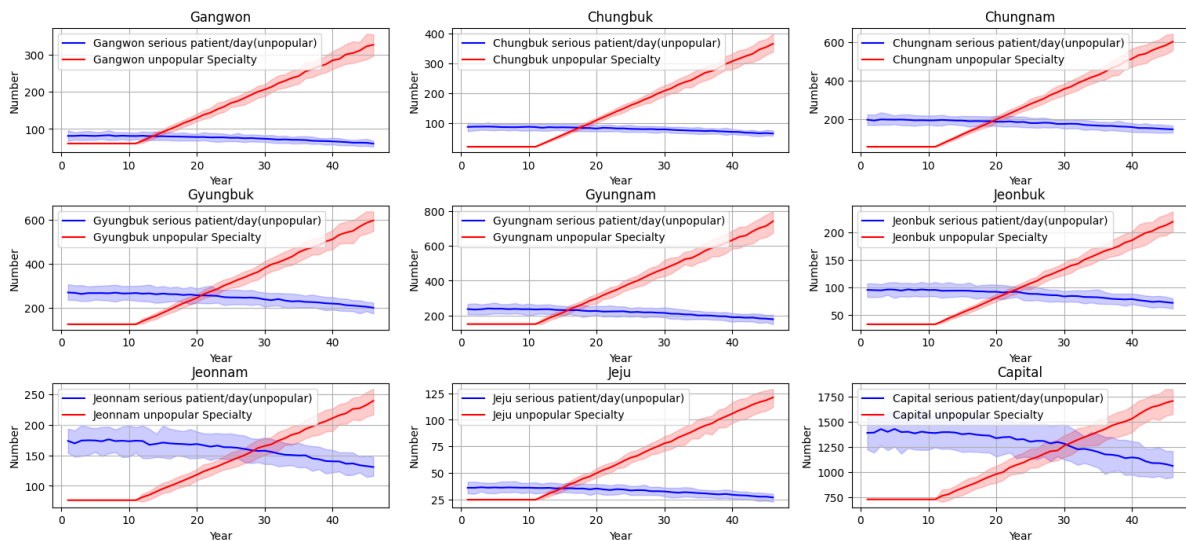
    ax.set_title(f'{region}')
    ax.set_xlabel('Year')
    ax.set_ylabel('Number')
    ax.grid(True)
    ax.legend()

plt.tight_layout(rect=[0, 0, 1, 0.95]) # 제목과 그래프 레이아웃 조정
plt.show()

```

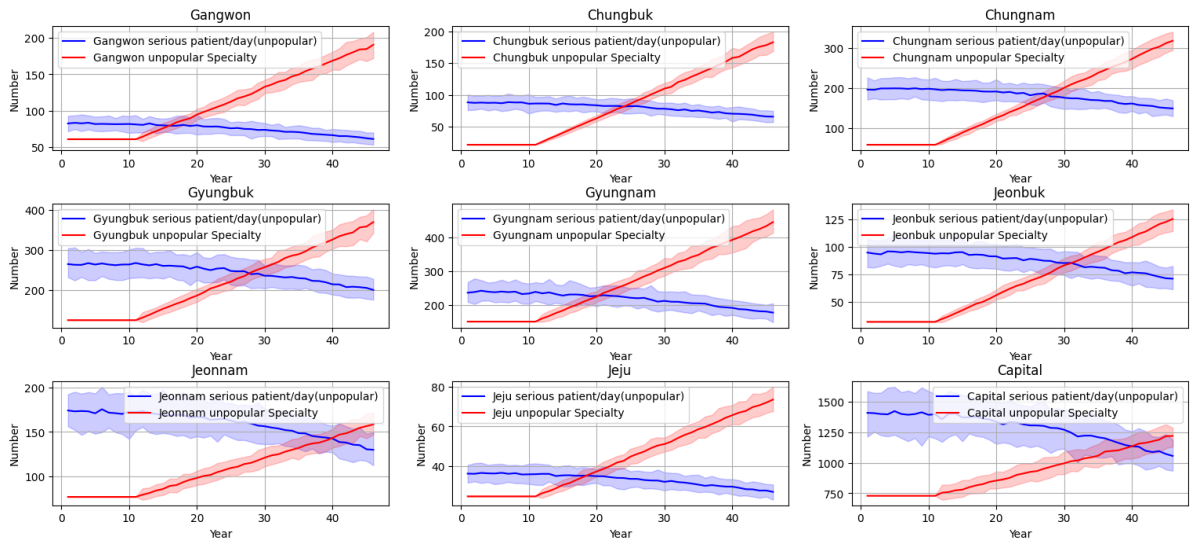
## <그래프>(삽입 순서대로)

Monte Carlo Simulation Results by Region (Serious Patients(Unpopular Specialty) & Unpopular Specialty)





Monte Carlo Simulation Results by Region (Serious Patients(Unpopular Specialty) & Unpopular Specialty)



Monte Carlo Simulation Results by Region (Serious Patients(Unpopular Specialty) & Unpopular Specialty)

