HIRA RESEARCH 2022;2(2):183-201 | pISSN 2765-6764 eISSN 2765-7353
https://doi.org/10.52937/hira.22.2.2. e10

Original Article

코로나19 대유행 시기의 공공 및 민간의료기관의 입원의료이용 변화

김동환, 유태경, 이윤예, 안미라, 안성은, 백상주
건강보험심사평가원 급여정보분석실

Changes of Inpatient Health Care Utilization in Public and Private Hospitals during the COVID-19 Pandemic

Donghwan Kim, Tae Kyung Yoo, Yoonye Lee, Mira An, Sung Eun An, Sang Ju Baek
Benefits Information Analysis Department, Health Insurance Review & Assessment Service, Wonju, Korea

Correspondence to:
Donghwan Kim
Benefits Information Analysis Department, Health Insurance Review & Assessment Service, 60 Hyeoksin-ro, Wonju 26465, Korea
Tel: +82-33-739-2120
Fax: +82-33-811-7470
E-mail: raphakim@hira.or.kr

Received: October 12, 2022
Revised: November 9, 2022
Accepted after revision: November 10, 2022
Published online: November 24, 2022

© 2022 by Health Insurance Review & Assessment Service
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Background: This study aimed to compare the difference in healthcare utilization public and private hospitals (by hospital ownership) during Coronavirus disease (COVID-19) pandemic in Republic of Korea.

Methods: The study analyzed the national health insurance claim data from January 1, 2019 to December 31, 2021. We performed a panel regression with a fixed effects model using balanced panel data (n=406, time=36). The response variables are the number of inpatients per bed and the proportion of COVID-19 inpatients. The uncertainty was measured by volatility (calculating standard deviation) of daily confirmed cases of COVID-19. An interaction term between volatility and public hospital was included as an explanatory variable. In addition, region population, geospatial accessibility, the number of beds, the ratio of negative pressure isolation beds, and COVID-19 severity were included as control variables.

Results: As a result of panel regression analysis, for aggregation of data, (1) the volatility of daily confirmed cases of COVID-19 was not directly related to the number of inpatients per bed. For public hospitals, an increase in the number of inpatients per bed was observed with increasing volatility of daily confirmed cases of COVID-19. (2) For the log-transformed value of the number of inpatients per bed, the time effect of the first wave was –0.488, which was lower than those of the second (-0.328), third (-0.468), and fourth (-0.276) waves. (3) The interaction of volatility and public hospitals was positively associated with the ratio of COVID-19 inpatients.

Conclusion: In this study, quantification of uncertainty is proposed to reduce uncertainty of new infectious diseases. Therefore, it is expected to contribute to the policies on health resources.

Keywords: COVID-19; Pandemic; Inpatients; Uncertainty; Volatility

서 론

코로나바이러스감염증-19(코로나19, coronavirus disease 2019)는 우리나라에 2020년 1월 20일에 처음 유입되어 2월에 대유행(pandemic)이 시작되었다[1]. 정부는 감염확산 방지를 위해 일상생활 전반에 걸친 강도 높은 사회적 감염예방정책으로 대응하였지만, 코로나19 대유행은 지속적인 변이바이러스(알파, 베타, 감마, 델타, 오미크론 등)의 출현으로 인해 반복되고 있으며[1,2], 국민의 의료이용과 감염병 치료를 위한 병상이용에 영향을 미치고 있다[3].

의료이용의 변화는 코로나19 발생 전후(2019년 대비 2020년) 내원일수 감소(입원 5.4% 감소, 외래 13.4%)로 확인되었는데[4], 코로나19로 인한 의료이용 감소는 2015년 메르스(Middle East respiratory syndrome, MERS) 시기(2014년 대비 2015년 입원 2.91% 증가, 외래 0.38% 감소)와 비교하면[5] 매우 급격한 감소로 파악된다[6,7]. 코로나19로 인한 전반적인 의료이용 감소에도 불구하고[4,8], 코로나19 치료병상 부족 문제는 지속적으로 제기되었다[1]. 정부는 병상부족 문제를 해결하기 위해 생활치료센터를 개소하거나 위탁 운영하고[1,9], 재택치료를 시행함으로써 코로나19 경증 및 무증상 입원수요를 분산시키는 정책을 시행하였다[1]. 더불어 코로나19 위중증 환자 치료를 위해 민간의료기관 병상확보 행정명령이 시행되었지만, 민간의료기관에서 감염병 진료 등 공공의료 기능을 수행하도록 하는 데는 한계가 있었다[10]. 새로운 감염병의 출현은 입원의료이용 및 병상이용에 큰 영향을 미친다. 그러나 입원의료이용 영향요인에는 65세 이상 노인인구, 인구 중 입원 및 중증 환자 비율, 지역의 병상 공급규모 및 분포, 지역의 진료과목의 개수 및 분포, 지역 환경(오픈스페이스 접근성) 및 주변 지역과의 접근성(지리공간 특성) 등[11]과, 의료기관 특성(병상규모, 의사 수, 고가의료장비 등) 등이 고려되지만[12], 감염병 출현 가능성은 고려대상에 포함되지 않았다.

새로운 바이러스의 발생(outbreak)은 치료제나 백신에 대한 근거가 마련되어있지 않아 공중보건의료의 위기상황으로 받아들여지게 되고, 의사결정자는 이러한 불확실성 안에서 신속하게 결정해야 할 상황에 직면하게 된다[13]. 코로나19는 발열이나 기침 같은 일반적인 임상증상이 나타나지만 이미 알려진 전염병과 달리 빠른 확산, 광범위한 잠복기, 다량의 무증상 및 문서화되지 않은 감염, 그리고 변이 특성을 가진다[14,15]. 인구집단을 통해 전염되는 감염병은 본질적으로 복잡한 특성을 가지며 직접 관찰하기가 어렵기 때문에[16], 사회는 코로나19 대유행으로 인해 의료시스템이 갖춰야 할 구조와 대응방안에 대한 불확실성에 직면하게 된다[17]. 구조적 불확실성은 치료, 의료장비 및 소모품 등의 물리적 환경과 관련되며, 코로나19 유행의 정점 예상에 대한 불확실성은 의료자원의 배분에 혼란을 일으키기도 한다[15]. 코로나19 발생과 유행이 지속되는 상황 속에서 불확실성은 불가피한 것으로 받아들여지고 있고[18], 의료자원의 배분 및 병상 확보 등의 의사결정이 필요한 시기이다[8,10]. 코로나19 유행 초기, 우리나라의 코로나19 감염병 치료와 관리를 공공의료자원에 우선 배분하였다[10]. 따라서 이 연구는 코로나19 확진자 발생 변동성 측정을 통해 유행시기별 코로나19의 불확실성을 정량화하고, 코로나19 불확실성의 변화와 병상자원 배분정책에 따른 공공의료기관과 민간의료기관의 입원의료이용 변화 차이를 검토하고자 하였다.

방법

1. 분석자료

이 연구는 2019년 1월부터 2021년 12월까지의 코로나19 확진자 정보 및 건강보험청구자료와 의료기관 신고자료를 이용하여 의료기관별 의료이용 및 공급자 특성 자료를 분석하였다. 지역별 진료권 특성은 통계청 국가통계 데이터베이스(database, DB)와 국가교통 DB의 도로망 지리정보시스템(geographic information system, GIS) DB를 이용한 전국 250개 시, 군, 구 행정구역단위의 지역별 지리공간정보를 분석하였다. 지리공간정보는 도로이용 30분 범위 진료권 자료와 지역별 대도시로의 접근성 지표 등을 활용하였다[19]. 진료권 설정은 Quantum Geographic Information System (QGIS; https://qgis.org/en/site/)를 이용하여 시, 군, 구 행정구역별 지방자치단체(시청, 군청, 구청) 간 도로를 이용한 최단 이동시간을 산출하고, 개별 지역으로부터 30분 이내 도달 가능한 행정구역을 진료권 공간범위로 적용하였다.

분석대상 기간은 코로나19 발생 직전 1년(2019년 1월부터 12월까지)과 코로나19 발생 이후 2년(2020년 1월부터 2021년 12월까지) 등 총 3개년(총 36개월)이었다. 분석대상 의료기관은 분석대상 기간(36개월)에 지속적으로 운영하고 코로나19 환자의 입원치료를 1명 이상 시행한 총 406개소(공공의료기관 76개, 민간의료기관 330개)이다. 분석자료는 406개 의료기관을 대상으로 36개월 균형패널자료(balanced panel)로 구축하였다.

코로나19 대유행 시기는 제1기 해외유입 및 대구, 경북, 수도권 유행기(2020. 1. 20.–2020. 8. 11.), 제2기 수도권 확산기(2020. 8. 12.–2020. 11. 12.), 제3기 전국적 확산기(2020. 11. 13.–2021. 7. 6.), 제4기 델타형 변이 확산기(2021. 7. 7.–2022. 1. 29.), 제5기 오미크론 변이 확산기(2022. 1. 30.–2022. 4. 24.) 등으로 구분하고 있다[20]. 대유행 기간은 1차 대유행(2020년 2월 초–5월 초), 2차 대유행(2020년 8월 중순–11월 중순), 3차 대유행(2020년 11월 중순–21년 1월 말), 4차 대유행(2021년 7월 중순–22년 1월 말) 등으로 구분한다[20]. 이 연구에서는 월 단위 분석을 위해 분석대상 기간에 1차 대유행을 2020년 2–4월, 2차 대유행을 2020년 8–10월, 3차 대유행을 2020년 11월–2021년 1월, 4차 대유행을 2021년 7–12월로 구분하였다.

2. 변수설명

1) 반응변수(response variable)

이 연구는 코로나19 발생 및 유행의 불확실성에 따른 의료기관 입원의료이용의 변화를 파악하기 위해 다음 두 지표를 주요 반응변수로 활용하였다. 첫째, 병상당 입원환자 수이다. 의료기관의 병상규모를 고려한 평균 입원환자 수이며, 의료기관 병상의 입원 생산성(utilization)을 나타낸다. 둘째, 코로나19 입원환자의 오즈(odds)이다. 코로나19 입원환자의 오즈는 1–코로나19 입원환자 비율(비코로나19 입원환자 비율) 대비 코로나19 입원환자 비율로 계산되며, 코로나19 입원환자 비율이 비코로나19 입원환자 비율의 몇 배인지를 나타내는 지표이다. 이들 두 지표는 다음과 같이 산출하였다(수식1).

수식 1

$$IB = \frac{\text{입원환자 수}}{beds},\ CR = \frac{covidpat\,R}{1-covidpat\,R}$$

where beds=허가 병상 수, $covidpat\,R$=입원환자 중 코로나19 환자 비율
IB=병상당 환자 수, CR=코로나19 입원환자의 오즈

병상당 입원환자 수는 입원의료이용의 시간에 따른 입원환자의 양적 변화를 나타내고, 코로나19 입원환자의 오즈는 시간에 따른 병상당 입원환자의 구성 변화를 나타낸다.

2) 설명변수(explanatory variable)

(1) 의료기관 소재 지역 진료권의 코로나19 확진자 발생 변동성(volatility)

코로나19 최초 발생 시점 및 유행 시기별 일일발생 확진자 수는 국가적 또는 지역적으로 불확실성을 가지고 있다. 또한 코로나19 확진자가 발생하지 않더라도 지리공간적 인접성이 가지는 감염전파의 불확실성도 존재한다. 이에 이 연구는 코로나19의 불확실성을 다음 두 가지 측면에서 고려하였다. 하나는 코로나19 일일발생 변동성을 코로나19 발생 및 유행의 불확실성으로 적용하였다. 코로나19 일일발생 변동성은 의료기관 소재 지역의 코로나19 의료수요 발생의 불확실성을 나타낸다. 코로나19 의료수요에는 해당 지역의 의료기관 입원 및 외래, 생활치료센터 및 재택치료 등을 받은 모든 코로나19 확진자를 포함하였다. 다른 하나는 코로나19 일일발생 변동성 산출 단위를 진료권으로 설정하였다. 감염병 확산의 효과적인 차단을 위해서는 환자의 이동거리를 최소화하는 차원에서 진료의 지역완결성 보장이 중요하다[21]. 진료권 설정은 의료기관이 소재한 지역을 기준으로 도로를 이용하여 30분 이내 이동 가능한 공간범위를 적용하였다[19].

코로나19 일일확진자 변동성은 일일확진자 발생자료를 이용하였으며, 월 단위의 일일변동성은 연간 변동성으로 환산하여 분석에 적용하였다. 변동성은 일정기간의 과거 일일증감률의 표준편차로 측정되며, 연환산 인자를 이용하여 연간 일일변동성으로 추정된다. 분석에 사용된 월 단위 코로나19 일일확진자 변동성의 추정식은 수식 2와 같다.

코로나19 일일확진자 변동성은 코로나19 발생의 불확실성을 포함하기 때문에 초기 발생시기에는 변동성이 높게 측정될 것으로 예상되며, 코로나19 대유행 시기에는 일일확진자 발생규모의 단기예측 가능성이 높아짐에 따라 변동성이 낮아질 것으로 예상된다. 코로나19 일일확진자 변동성은 코로나19 발생 초기에 확진자가 0명에서 1명으로 늘어나는 변동성과 코로나19 대유행 시기에 1,000명에서 1,001명으로 늘어나는 변동성의 차이를 정량적으로 나타낸다. 이러한 차이는 전국 250개 시, 군, 구 행정구역별 진료권 단위로 산출되며, 지역별 코로나19 최초 발생 여부를 반영하게 된다. 즉 코로나19 일일확진자 변동성과 입원의료이용변수 간의 관련성(탄력성)은 지역별 코로나19 초기 환자 발생 및 유행 시기별 급증에 따른 공공의료기관과 민간의료기관의 코로나19 입원치료 정도를 나타내는 지표로 적절할 것이다.

수식 2

$$CoVol = AF\sqrt{\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(u_i-\overline{u})^2}$$

$u_i = \ln\left(\frac{C_i}{C_{i-1}}\right)$ for $i = 1, 2, \ldots, n$

$\overline{u}$ = 월별 일일확진자 수 증감률의 평균

C_i = i 번째 날의 코로나19 확진자 수

AF = 연환산 인자(annualization factor), 365의 제곱근 적용

(2) 공공의료기관 여부

코로나19 확진자를 입원치료한 의료기관을 대상으로 공공데이터포털에 공개된 국립중앙의료원의 공공의료기관 목록 포함 여부(2020년 12월 31일 기준)를 통해 공공 및 민간의료기관을 구분하였다[22]. 공공의료기관은 설립주체(소유형태)를 기준으로 분류되었으며, 국립병원과 특수법인병원(국립중앙의료원 및 지방의료원, 적십자병원, 산재의료원, 보훈병원, 국립대학교병원, 원자력병원, 국민건강보험공단 일산병원 등), 시 · 도립병원이 포함된다.

(3) 지역의 지리공간적 특성

감염병은 시간이 지남에 따라 한 지역에서 다른 지

역으로 조직적으로 전파되는 공간적 확산(spatial diffusion)의 특성이 있다[23]. 코로나19의 경우, 큰 도시에서 발생했을 때 중간규모의 도시를 거쳐 소규모로 전파되는 위계적 확산방식으로 나타나며, 특히 도심과 주요 도시와의 거리, 인구규모 등은 감염병의 공간적 전파에 영향을 미치는 것으로 나타나고 있다[20]. 이탈리아의 경우, 발전된 의료시스템이 구축된 가장 부유하고 산업화된 지역들에서 코로나19 감염이 집중되는 현상을 보였으며, 특히 인구 밀집도가 높고 국제적 비즈니스가 활발하며 관광지로 유명한 곳이 감염에 취약한 지역으로 나타났다[24]. 이에 이 연구는 지역별 지리공간적 특성을 고려하기 위해 다음 두 변수를 모형에 포함하였다.

첫째, 개별지역 진료권의 인구규모이다. 진료권 안에서는 이동비용이 발생하지 않는 것으로 가정하며, 진료권의 인구규모는 의료환경을 포함한 공간단위 도시의 발전 정도를 반영한다[19]. 이 연구는 지역별로 도로를 이용한 30분 이내 이동 가능한 공간범위를 진료권으로 보았다. 둘째, 개별지역이 가지는 대도시와의 지리공간적 접근성 지표이다. 이 지표는 인구규모가 큰 지역이 기준지역과 가까운 거리에 위치하는 경우에 높고, 먼 거리에 위치하면 낮아지는 특성을 가진다. 지리공간적 접근성 지표는 매년 전국 평균 접근성 대비 해당 지역의 접근성이 상대적으로 높은 정도와 낮은 정도로 산출된다[19].

(4) 의료공급자 특성

이 연구는 다음 네 가지를 의료공급자 특성으로 고려하였다. 첫째, 병상규모이다. 의료기관은 병상규모에 따라 역할 및 성격이 달라지고, 운영을 위한 시설, 인력, 장비 등의 의료자원에서 차이가 있다[25]. 병상규모의 분류는 300병상 미만, 300병상 이상 500병상 미만, 500병상 이상 1,000병상 미만, 1,000병상 이상 등 4개 범주로 구분하고 3개의 가변수로 분석모형에 적용하였다. 둘째, 음압격리병상 설치비율이다. 2015년 MERS 유행 이후, 새로운 감염병 유행에 대비하기 위한 음압격리병실 설치가 2017년 2월 3일 의료기관의 격리 및 입원실과 중환자실의 시설기준 관련 의료법 시행규칙 개정을 통해 구체화되었다[26]. 음압격리병실은 호흡기질환의 전파 차단에 효과적이며, 특히 전파경로가 불분명한 신종 감염병과 비말 전파 질환에 효과적으로 이용되는 의료시설이다[26]. 이 연구는 의료기관 허가병상 중 음압격리병상 수의 비율을 고려하였다. 분석모형에는 1−음압격리병상비율(비음압격리병상비율) 대비 음압격리병상비율로 계산된 음압격리병상 오즈를 로그변환하여 적용하였다. 셋째, 병상이용률(bed occupancy rates)이다. 병상이용률은 일정 기간 환자를 수용할 수 있는 의료기관의 병상이 환자에 의해 점유된 비율이며, 의료기관의 인력과 시설 및 장비의 활용도를 간접적으로 나타낸다. 또한 병상이용률은 병원의 질(hospital quality)과도 긍정적인 관련성을 가지며[27], 대학병원 및 지방의료원의 수익성에 영향을 주는 요인이기도 하다[28,29]. 병상이용률은 월 총 재원일수를 월 가용병상 수(병상 수×월 일수)로 나눈 산출 값이며, 분석모형에는 1−병상이용률(병상미이용률) 대비 음압격리병상비율로 계산된 병상이용률 오즈를 로그변환하여 적용하였다. 넷째, 코로나19 입원환자 오즈 및 코로나19 위중증환자 오즈이다. 코로나19 입원환자 오즈는 반응변수로 고려되는 변수이면서, 병상당 입원환자 수에 영향을 미치는 통제변수이다. 신규발생한 코로나19 입원환자와 비코로나19 입원환자 간 1:1 대체가 어려울 것으로 예상되며, 두 변수 간에는 음(−)의 관련성이 예상된다. 코로나19 중증도는 무증상, 경증, 중등증, 위중증, 사망 등으로 분류하고 있다[1]. 이 연구는 코로나19 입원환자 중 위중증(사망포함) 비율(COVID−19 critical ratio, CCR)을 코로나19 위중도 변수로 고려하였으며, 분석모형에는 코로나19 위중증환자 오즈로 적용하였다(수식3).

수식 3

$$CCR = \frac{cricovidpat\,R}{1-cricovidpat\,R}$$

where $cricovidpat\,R$=코로나19 입원환자 중 코로나19 위중증(사망 포함) 환자 비율

(5) 코로나19 유행과 공공의료기관 간 상호작용

이 연구는 코로나19 대유행 기간에 공공의료기관의 상대적 반응 정도를 확인하기 위해 다음 두 상호작용을 고려한다. 첫째, 지역(진료권) 일일확진자의 발생 변동성과 공공의료기관의 상호작용이며, 둘째, 코로나19 유행기간과 공공기관의 상호작용이다.

3. 분석모형

이 연구는 코로나19 환자를 치료한 의료기관을 대상으로 코로나19 대유행 시기별 공공의료기관과 민간의료기관의 병상당 입원환자 수와 코로나19 입원환자 오즈 변화를 파악한다. 분석모형은 다음과 같이 도식화된다(그림 1).

지역 진료권의 일일확진자 발생 변동성과 코로나19 유행기간은 코로나19 감염확산의 불확실성을 고려하기 위해 분석모형에 포함되었다. 공공의료기관과 코로나19 확진자 발생 변동성 간 상호작용효과와 공공의료기관과 코로나19 유행기간(2020년 1월–2021년 12월) 간 상호작용효과는 공공의료기관의 코로나19 유행에 대한 상대적 반응 정도를 확인하기 위해 포함되었다. 의료기관 입원의료이용에 영향을 주는 통제변수는 의료기관 소재 지역 진료권 특성(진료권 내 인구규모, 지역의 지리공간적 접근성)과 의료기관(공급자) 특성이 포함되었다. 지역 진료권 특성은 의료기관 소재지의 도시규모 외 감염병의 공간적 확산 영향을 파악하는 변수로 고려되었다.

분석모형은 2019년 1월부터 2021년 12월까지 3년간 36개월의 월 단위 균형패널자료를 이용한 패널고정효과모형을 분석하였다. 패널모형은 패널자료를 이용하여 시계열 분석과 횡단면 분석을 동시에 실시하는 모형이다. 패널자료는 일정 시점에서 여러 개체로부터 수집한 횡단면 자료 특성과 시간의 흐름에 따라 수집한

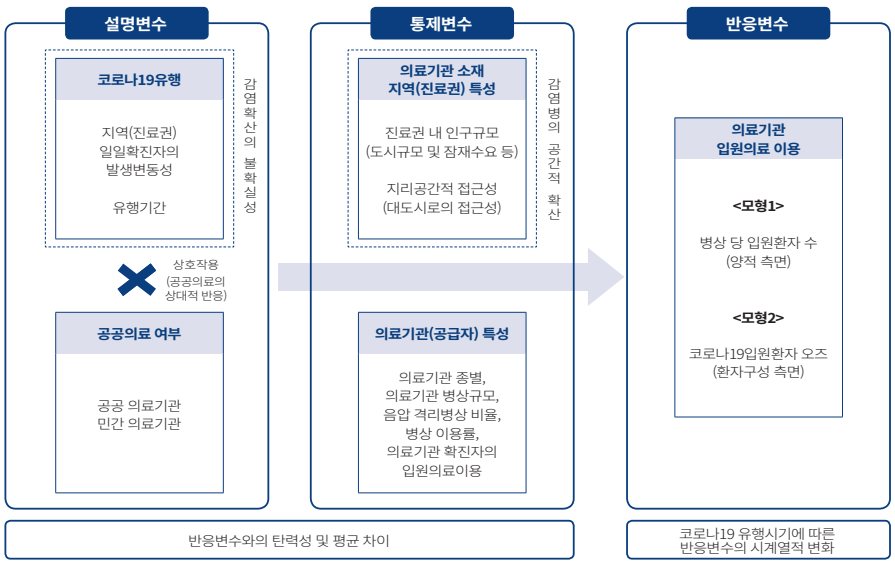

그림 1. 분석모형.

시계열 자료 특성을 모두 가진다. 따라서 개체단위에서 발생하는 추정오차와 시계열 과정에서 발생하는 추정오차를 통제할 수 있다는 장점이 있다[30]. 동일한 개체를 대상으로 다시점 반복측정된 자료를 균형패널(balanced panel)이라 부른다. 패널자료는 개체를 반복측정하여 시간 정보와 여러 변수를 함께 고려하는 다변량 분석모형에 적합하며, 일반 최소제곱법(ordinary least squares) 모형과 달리, 자료의 횡단 및 시간에 대한 이분산성 고려가 가능하다. 또한 시간에 따라 변하지 않고 관측되지 않은 개체의 고유 특성을 통제하여 내생성이 제거된 불편향 계수를 추정한다. 내생성은 측정하지 못했거나 측정의 어려움으로 인해 모형에 포함되지 않았지만 두 변수에 영향을 줄 수 있는 제3의 변수가 가진 효과를 의미한다. 패널자료는 표본의 크기와 자유도를 확보할 수 있다는 장점이 있다[30]. 이 연구에서는 패널고정효과모형을 사용하였다. 개인이 아닌 국가나 지역 단위를 개체로 간주하여 반복 측정한 자료분석은 고정효과모형을 사용하는 것이 적절한 것으로 알려져 있다[31]. 분석모형을 수식으로 표현하면 다음과 같다. 상호작용항의 경우, 주 효과가 통계적으로 유의미한 결과를 보일 때 추가 분석하였다.

<모형1>

$$\ln(IB_{i,t})=\beta_0+\beta_1\ln(CoVol_{i,t})+\beta_2 PubD_i+\beta_3 Pop_{i,t}+\beta_4\ln(GA_{i,t})+\beta_5 BS_{i,t}+\beta_6\ln(NPB_{i,t})+\beta_7\ln(BO_{i,t})+\beta_8\ln(CR_{i,t})+\beta_9\ln(PubD_i\times CoVol_{i,t})+\beta_{10}(PubD_i\times CPT_t)+\varepsilon_{i,t}$$

<모형2>

$$\ln(CR_{i,t})=\beta_0+\beta_1\ln(CoVol_{i,t})+\beta_2 PubD_i+\beta_3 Pop_{i,t}+\beta_4\ln(GA_{i,t})+\beta_5 BS_{i,t}+\beta_6\ln(NPB_{i,t})+\beta_7\ln(BO_{i,t})+\beta_8\ln(CCR)_{i,t}+\beta_9\ln(PubD_i\times CoVol_{i,t})+\beta_{10}(PubD_i\times CPT_t)+\varepsilon_{i,t}$$

$$\varepsilon_{i,t}=\mu_i+\lambda_t+v_{i,t}$$

i : 의료기관(1, 2, 3, … , N), t : 월(1, 2, 3, … , 36)

μ_i : 관찰되지 않은 개체효과(unobservable individual effect)

λ_t : 관찰되지 않은 시간효과(unobservable time effect)

$v_{i,t}$: 확률적 교란항(remainder stochastic disturbance term)

$IB_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 병상당 환자 수

$CR_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 코로나19 입원환자 오즈

$CoVol_{i,t}$: i번째 의료기관 소재 지역 진료권의 t월 코로나19 확진자 발생 변동성

$PubD_{i,t}$: i번째 의료기관의 공공의료기관 여부 가변수(공공: 1, 민간: 0)

$Pop_{i,t}$: i번째 의료기관 소재 지역 진료권의 t월 인구규모 가변수(20만 명 미만, 20만 명 이상 80만 명 미만, 80만 명 이상 230만 명 미만, 230만 명 이상 640만 명 미만, 640만 명 이상 등)

$GA_{i,t}$: i번째 의료기관의 소재 지역의 t월 지리공간적 접근성

$BS_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 병상규모 가변수(300병상 이하, 300병상 초과 500병상 이하, 500병상 초과 1,000병상 이하, 1,000병상 초과 등)

$NPB_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 음압격리병상 오즈

$BO_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 병상이용률 오즈

$CCR_{i,t}$: i번째 의료기관의 t월 코로나19 위중증이상환자(사망 포함) 오즈

$PubD_{i,t}\times CoVol_{i,t}$: 공공의료기관 여부와 진료권 내 코로나19 확진자 발생 변동성의 상호작용항

$PubD_{i,t}\times CPT_t$: 공공의료기관 여부와 코로나19 대유행 기간(2020년 1월부터 2021년 12월까지 24개월)의 월별 상호작용항

4. 분석방법

코로나19 환자 일일발생 변동성의 월별 분포 변화는 전국 250개 시, 군, 구 행정구역을 중심점으로 하는 지역 진료권 단위에서 제시하였다. 코로나19 유행기간별 공공 및 민간의료기관 간 입원의료이용의 차이는 t-test를 통해 확인하였으며, 코로나19 대유행 및 코로나19 환자 일일발생 변동성에 따른 공공의료기관과 민간의료기관의 코로나19 입원의료이용 차이는 패널회귀분석으로 분석하였다. 지리공간정보 분석은 지역별 공간범위 설정을 위해 QGIS를 이용하여 수행하였으며, 자료 구축과 통계분석은 SAS EG ver. 7.1 (SAS Institute Inc., Cary, NC,

USA)을 통해 수행하였다. 이 연구는 건강보험심사평가원의 기관생명윤리위원회(institutional review board, IRB) 심의면제를 받았다(IRB 승인번호: 2022-067-001).

결 과

1. 지역 진료권의 코로나19 일일발생 변동성

전국 250개 시, 군, 구 행정구역 진료권별로 측정된 코로나19 확진자 일일발생 변동성은 해외 유입시기(2020년 1월)에 이상값(outlier) 범위에서 관찰되었다. 코로나19 일일발생 변동성은 1차 대유행 시작 시기에 급증한 것으로 확인되었다. 중위수(median) 지역 기준의 경우, 코로나19 일일발생 변동성은 1차 대유행 이후 감소하였으나 2차 대유행 시기(2020년 8월)에 일시적인 증가를 보인 후 감소하였다. Q3(75분위수) 지역 기준의 경우, 코로나19 일일발생 변동성은 1-2차 대유행 기간에 높은 수준의 변동성이 유지되었으며, 3차 대유행 시기인 2020년 12월에 감소 후 다시 증가했다. 3차 대유행 이후에는 변동성이 작아지는 추세를 보였으며, 4차 대유행 시기에는 2021년 10월의 반등을 제외하고 대체로 변동성이 낮은 수준이었으나, 이상값 범위에서 관찰되는 지역도 다수 나타났다(그림 2).

2. 코로나19 대유행 시기별 입원의료이용 변화

코로나19 대유행 시기별 공공 및 민간의료기관 간 입원의료이용의 t-test 분석결과는 표 1에 제시하였다. 코로나19 확진자 일일발생 변동성은 코로나19 1-3차 대유행 시기까지 공공기관이 소재한 지역에서 높게 나타났다. 동일 시기에 민간의료기관이 소재한 지역의 변동성은 증가 후 감소, 그리고 다시 증가하는 전반적인 증가세를 보였으며, 3차 대유행 시기에는 공공의료기관 소재 지역의 변동성과 유사한 수준으로 높아졌다. 코로나19 확진자 일일발생 변동성은 4차 대유행 시기에 들어 감소하였으며, 공공의료기관 소재 지역의 변동성은

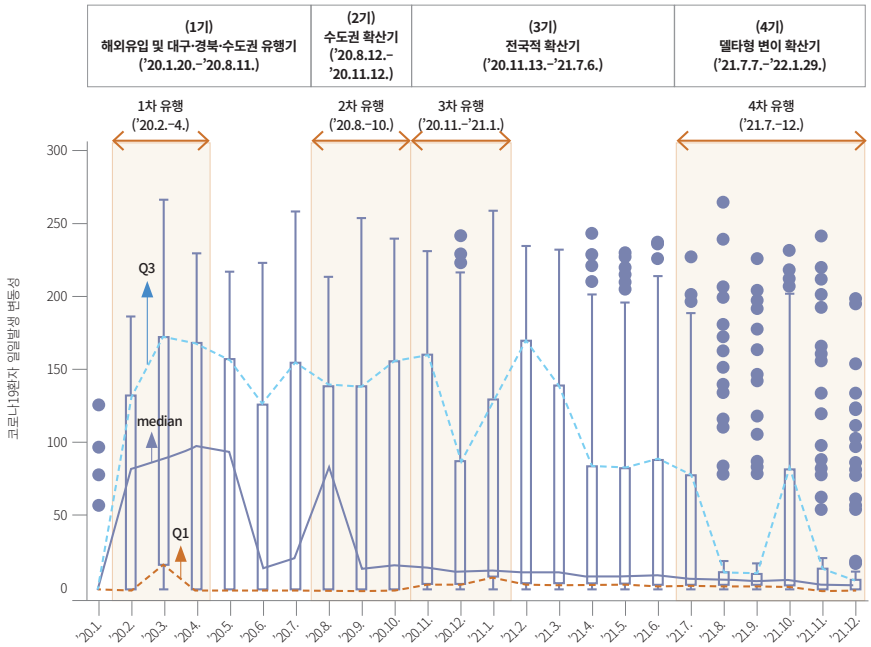

그림 2. 지역 진료권의 코로나19 확진자 일일발생 변동성의 월별 분포.

표 1. 코로나19 대유행 시기별 공공 및 민간의료기관의 입원의료이용 변화

변수	코로나19 발생 직전 1년 ('19.1.–'19.12.)			제1기: 해외유입 및 대구·경북, 수도권 유행기 ('20.1.20.–'20.8.11.)									2기: 수도권 확산기 ('20.8.12.–'20.11.12.)			3기: 전국적 확산기 ('20.11.13.–'21.7.6.)						4기: 델타형 변이 확산기 ('21.7.7.–'22.1.29.)		
				코로나19 발생 ('20.1.)			1차 대유행 ('20.2.–'20.4.)			1차 대유행 이후 ('20.5.–'20.7.)			2차 대유행 ('20.8.–'20.10.)			3차 대유행 ('20.11.–'21.1.)			3차 대유행 이후 ('21.2.–'21.6.)			4차 유행 ('21.7.–'21.12.)		
	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*	M±SD	*t*	*p*
1. 코로나19 일일 변동성																								
공공				4±17	0.99	0.326	114±73	6.72	<0.001	91±83	4.93	<0.001	114±81	4.4	<0.001	114±81	1.61	0.108	103±81	1.82	0.069	57±73	-2.59	0.010
민간				2±13			77±75			63±77			87±81			105±80			95±79			67±77		
2. 병상당 입원환자 수(명)																								
공공	2.37 1.54	-6.74	<0.001	2.56±1.71	-2.69	0.008	1.58±1.41	-5.67	<0.001	1.83±1.47	-5.84	<0.001	1.78±1.31	-5.22	<0.001	1.97±1.49	-3.39	0.001	1.86±.145	-5.88	<0.001	2.41±2.00	-1.54	0.124
민간	2.75±1.63			3.21±1.96			2.15±1.22			2.45±1.43			2.29±1.32			2.32±1.39			2.35±1.47			2.56±1.64		
3. 코로나19 입원환자비율																								
공공				0.000±0.000	0.96	0.341	0.195±0.343	8.31	<0.001	0.048±0.167	4.19	<0.001	0.085±0.198	6.19	<0.001	0.223±0.320	9.85	<0.001	0.223±0.302	12.3	<0.001	0.289±0.334	15.15	<0.001
민간				0.000±0.000			0.005±0.051			0.002±0.014			0.004±0.030			0.013±0.077			0.027±0.139			0.046±0.163		
4. 코로나19 위중증환자비율																								
공공							0.035±0.091	3.55	0.000	0.038±0.141	2.5	0.013	0.070±0.179	1.94	0.053	0.069±0.128	0.85	0.393	0.072±0.159	-0.52	0.606	0.088±0.162	-1.3	0.195
민간							0.011±0.081			0.014±0.094			0.045±0.174			0.060±0.176			0.077±0.218			0.100±0.220		
5. 병상이용률																								
공공	0.719±0.280	-10.84	<0.001	0.734±0.294	-4.4	<0.001	0.513±0.344	-9.79	<0.001	0.571±0.318	-9.56	<0.001	0.567±0.283	-9.23	<0.001	0.603±0.291	-6.86	<0.001	0.572±0.319	-10.89	<0.001	0.674±0.288	-6.83	<0.001
민간	0.824±0.163			0.886±0.153			0.743±0.189			0.780±0.180			0.748±0.181			0.742±0.202			0.759±0.210			0.771±0.200		
N×기간																								
공공	76개소×12개월			76개소×1개월			76개소×3개월			76개소×3개월			76개소×3개월			76개소×3개월			76개소×5개월			76개소×6개월		
민간	330개소×12개월			330개소×1개월			330개소×3개월			330개소×3개월			330개소×3개월			330개소×3개월			330개소×5개월			330개소×6개월		

M, mean; SD, standard deviation; *t*, *t*–value; *p*, *p*–value.

민간의료기관 소재 지역의 변동성보다 낮아졌다.

병상당 입원환자 수는 코로나19 대유행으로 인해 공공 및 민간의료기관 모두 감소하였으며, 4차 대유행 시기가 되어서야 공공의료기관의 병상당 입원환자 수가 코로나19 이전 수준으로 회복된 것으로 나타났다. 코로나19 발생 이전부터 공공의료기관의 병상당 입원환자 수는 민간의료기관에 비해 낮은 수준이었지만, 4차 대유행 시기에는 공공과 민간의료기관의 병상당 입원환자 수가 비슷해졌다.

입원환자 중 코로나19 입원환자의 비율은 코로나19 1-4차 대유행 기간에 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 높은 수준인 것으로 나타났다. 1차 대유행 시기에는 공공 19.5%, 민간 0.5%였으며, 2차 대유행 시기에는 공공 8.5%, 민간 0.4%, 3차 대유행 시기에는 공공 22.3%, 민간 1.3%, 4차 대유행 시기에는 공공 28.9%, 민간 4.6%로 확인되었다.

코로나19 입원환자 중 위중증 환자(사망자 포함)의 비율은 1차 대유행 이후까지는 공공의료기관이 민간의료기관보다 높게 나타났다. 2-3차 대유행 시기에도 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 높았지만, 통계적인 차이는 없었다. 3차 대유행 이후부터는 공공과 민간의료기관 간에 통계적인 차이가 없었으나, 공공의료기관에 비해 민간의료기관의 위중증 환자(사망자 포함) 비율이 점차 높아지는 경향을 보였다.

의료기관의 병상이용률은 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 낮은 수준을 보였다. 코로나19 발생 시기(2020년 1월)에 공공 73.4%, 민간 88.6%로 민간이 공공에 비해 15.2%p 높았다. 코로나19 1차 대유행 시기에 공공의료기관은 51.3%로 22.1%p 감소, 민간의료기관은 74.3%로 14.3%p 감소하였다. 이후 공공의료기관은 병상이용률이 가장 낮았던 1차 대유행 시기보다 16.1%p 증가하였지만, 민간의료기관은 병상이용률이 가장 낮았던 1차 대유행 시기보다 2.8%p의 증가만 보였다.

3. 공공의료기관 유무에 따른 입원의료이용 변화 차이

이 연구는 회귀분석에 앞서 설명변수들 간 다중공선성(multicollinearity)을 분산팽창지수(variance inflation factor, VIF)로 진단하였다. 전체모형에서 설명변수들의 VIF 최대값은 1.96이었으며(일반적으로 VIF 값이 10보다 큰 경우 다중공선성 상태로 평가), 공공 및 민간을 구분한 모형의 설명변수들의 VIF 값은 공공모형 최대 2.30, 민간모형 최대 1.99로 다중공선성 문제는 없는 것으로 진단되었다. 분석결과는 병상당 입원환자 수를 반응변수로 하는 모형1의 분석결과(표 2)와 코로나19 입원환자 오즈를 반응변수로 하는 모형2의 분석결과(표 3)를 제시하되, 모형1과 모형2의 시간효과 및 시간효과와 코로나19 유행기간 간 상호작용 분석결과는 표 4에 별도 분리하여 기술하였다.

1) 병상당 입원환자 수의 영향

모형1(전체)은 병상당 입원환자 수의 영향요인을 설명하며, 모형의 설명력은 33.2%이었다(표 2). 병상당 입원환자 수는 공공의료기관이 민간의료기관의 59.2%(지수변환 값 적용) 수준이었다. 병상당 입원환자 수는 지역의 코로나19 확진자 일일발생 변동성과 통계적 유의미한 관련성을 보이지 않았으나, 의료기관 코로나19 입원환자 오즈는 음(-)의 관련성(β=-0.01)을 보였다. 병상당 입원환자 수는 지역 진료권의 인구규모에 따라 차이를 보였으나, 선형관계는 없었다. 병상당 환자 수는 의료기관 소재 지역이 대도시와의 지리적 접근성과 양(+)의 관련성(β=0.211)을 보였다. 의료기관 특성변수에서 병상당 입원환자 수는 의료기관 병상규모 300병상 이하를 기준으로 300병상 초과 500병상 이하는 5.2% 낮았으며, 500병상 초과 1,000병상 이하는 17.9%, 1,000병상 초과는 30.2% 높은 수준을 보였다

표 2. 코로나19 대유행 시기의 입원의료이용 영향: 양적 측면

변수	모형1(전체)			모형1a(공공)			모형1b(민간)		
	ln(병상당 입원환자 수)			ln(병상당 입원환자 수)			ln(병상당 입원환자 수)		
	β	SE	*p*	*β*	SE	*p*	*β*	SE	*p*
1. 공공의료기관 여부									
민간의료기관	Ref								
공공의료기관	-0.524	0.022	<0.001						
2. 코로나19 유행									
ln(진료권 코로나19 발생변동성)	-0.001	0.001	0.518	0.007	0.004	0.048	-0.001	0.001	0.326
ln(코로나19 입원환자 오즈)	-0.010	0.001	<0.001	-0.006	0.004	0.088	-0.008	0.002	<0.001
3. 지역진료권 인구규모									
20만 명 미만	Ref			Ref			Ref		
20만 명 이상 80만 명 미만	-0.033	0.039	0.399	-0.320	0.079	<0.001	0.089	0.046	0.050
80만 명 이상 230만 명 미만	-0.228	0.036	<0.001	-1.025	0.076	<0.001	0.048	0.042	0.248
230만 명 이상 640만 명 미만	-0.067	0.035	0.059	-0.538	0.083	<0.001	0.118	0.040	0.004
640만 명 이상	-0.249	0.039	<0.001	-0.917	0.094	<0.001	-0.049	0.043	0.256
4. 지리공간적 접근성	0.211	0.101	0.036	0.037	0.284	0.897	0.419	0.103	<0.001
5. 의료기관의 병상규모									
300병상 이하	Ref			Ref			Ref		
300병상 초과 500병상 이하	-0.053	0.023	0.022	-0.045	0.061	0.463	-0.017	0.025	0.487
500병상 초과 1,000병상 이하	0.165	0.024	<0.001	0.643	0.062	<0.001	0.068	0.026	0.008
1,000병상 초과	0.264	0.042	<0.001	0.719	0.083	<0.001	0.030	0.051	0.557
6. ln(음압격리병상 오즈)	0.048	0.001	<0.001	0.037	0.004	<0.001	0.053	0.002	<0.001
7. ln(병상이용률 오즈)	0.064	0.001	<0.001	0.093	0.004	<0.001	0.053	0.002	<0.001
8. 상수항	1.231	0.065	<0.001	1.216	0.153	<0.001	1.163	0.072	<0.001
모형1+상호작용*: 의료기관 공공 여부 ×ln(진료권 코로나19발생 변동성)	0.006	0.003	0.054						
No. of medical institutions	406			76			330		
Time series length	36			36			36		
R^2	0.332			0.441			0.319		
F-test for no fixed effects (*F*-value)	4.92		<0.001	3.65		<0.001	2.78		<0.001

패널회귀분석(일원시간고정효과)의 35개 시간효과 분석결과는 표 4에 별도 표기함.

SE, standard error; *p*, *p*–value; Ref, reference.

*모형2에 상호작용항 포함할 경우, R^2 값이 0.337로 0.005 증가함.

(지수변환 값 적용). 음압격리병상 오즈(β=0.048)와 병상이용률 오즈(β=0.064)는 병상당 입원환자수와 양(+)의 관련성을 보였다.

공공의료기관과 민간의료기관을 각각 분석한 결과, 모형1a(공공)의 설명력은 44.1%이었으며, 모형1b(민간)의 설명력은 31.9%이었다(표 2). 코로나19 유행 변수에서 공공의료기관의 병상당 입원환자 수는 지역의 코로나19 확진자 일일발생 변동성과 양(+)의 관련성(β=0.007)을 보였으나, 코로나19 입원환자 오즈와는 통계적 유의미한 관련성을 보이지 않았다. 반면 민간의료기관의 병상당 입원환자 수는 지역의 코로나19 확진자 일일발생 변동성과 통계적으로 유의미한 관련성이 없었으며, 코로나19 입원환자 오즈와는 음(−)의 관련성(β=−0.008)을 보였다.

지리공간적 접근성은 공공의료기관의 병상당 입원환자 수와 통계적 유의미한 관련성이 없었으나, 민간의료기관의 병상당 입원환자 수와 양(+)의 관련성(β=0.419)을 보였다. 의료기관 특성에서는 공공 및 민간의료기관의 병상당 입원환자 수가 모두 음압격리병상 오즈(공공: β=0.037, 민간: β=0.053) 및 병상이용률 오즈(공공: β=0.093, 민간 β=0.053)와 양(+)의 관련성을 보였다.

2) 코로나19 입원환자 오즈의 영향

모형2(전체)는 코로나19 입원환자 오즈에 영향을 미치는 요인을 설명하며, 모형의 설명력은 64.9%이었다(표 3). 코로나19 입원환자 오즈는 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 높은 수준이었다(β=2.321). 코로나19 입원환자 오즈는 코로나19 특성 변수인 지역 진료권 코로나19 확진자 일일발생 변동성(β=0.131) 및 의료기관의 코로나19 위중증환자 오즈(β=0.66)와 양(+)의 관련성을 보였다. 지역 진료권 인구규모가 커질수록 코로나19 입원환자 오즈가 작아졌으며, 의료기관 소재 지역의 지리공간적 접근성은 코로나19 입원환자 오즈와 양(+)의 관련성(β=0.9)을 보였다. 의료기관 병상규모는 병상규모가 커질수록 코로나19 입원환자 오즈는 작아지는 경향을 보였다. 코로나19 입원환자 오즈는 음압격리병상 오즈와 양(+)의 관련성(β=0.115)을 보였으며, 병상이용률 오즈와 음(−)의 관련성(β=−0.021)을 보였다. 그리고 모형2(전체)에서 코로나19 확진자 일일발생 변동성과 공공의료기관 유무 간 상호작용효과는 양(+)의 관련성(β=0.259)을 보였다.

모형2에서 공공의료기관과 민간의료기관으로 각각 분석한 결과, 모형2a(공공)의 설명력은 70.4%였으며, 모형2b(민간)의 설명력은 62.4%였다(표 3). 코로나19 입원환자 오즈는 코로나19 확진자 일일발생 변동성(공공: β=0.375, 민간: β=0.086)과 코로나19 위중증환자 오즈(공공: β=0.504, 민간: β=0.632)와 모두 양(+)의 관련성을 보였다. 의료기관 소재 지역의 지리공간적 접근성은 공공의료기관에서 관련성이 없었으며, 민간의료기관에서는 양(+)의 관련성(β=1.168)을 보였다. 코로나19 입원환자 오즈와 음압격리병상 오즈는 공공(β=0.219) 및 민간(β=0.073) 모두 양(+)의 관련성을 보였다. 반면, 코로나19 입원환자 오즈와 병상이용률 오즈는 공공의료기관에서 통계적으로 유의미한 관련성을 보이지 않았지만, 민간의료기관에서는 음(−)의 관련성(β=−3.459)을 보였다.

3) 시간효과와 공공의료기관의 상호작용

표 4는 모형1과 모형2의 코로나19 대유행 시기별 시간효과 및 시간효과와 코로나19 유행기간 간 상호작용 분석결과이다. 모형1의 병상당 입원환자 수의 시간효과는 코로나19 1차 대유행 시 '19년 12월 기준 대비 '20년 3월 66.0%, 4월 61.4% 수준으로 급감하였다(지수변환 값 적용). 이후 급감했던 병상당 입원환자 수가

표 3. 코로나19 대유행 시기의 입원의료이용 영향: 환자구성 측면

변수	모형2(전체)			모형2a(공공)			모형2b(민간)		
	ln(코로나19 입원환자 오즈)			ln(코로나19 입원환자 오즈)			ln(코로나19 입원환자 오즈)		
	β	SE	*p*	*β*	SE	*p*	*β*	SE	*p*
1. 공공의료기관 여부									
민간의료기관	Ref								
공공의료기관	2.321	0.093	<0.001						
2. 코로나19 특성									
ln(진료권 코로나19발생 변동성)	0.131	0.005	<0.001	0.375	0.017	<0.001	0.086	0.004	<0.001
ln(코로나19 위중증환자 오즈)	0.660	0.007	<0.001	0.504	0.019	<0.001	0.632	0.007	<0.001
3. 지역진료권 인구규모									
20만 명 미만	Ref			Ref			Ref		
20만 명 이상 80만 명 미만	-0.387	0.173	0.025	0.846	0.386	0.028	-1.034	0.184	<0.001
80만 명 이상 230만 명 미만	-0.833	0.160	<0.001	-0.773	0.374	0.039	-0.786	0.169	<0.001
230만 명 이상 640만 명 미만	-0.937	0.157	<0.001	-0.959	0.408	0.019	-0.817	0.163	<0.001
640만 명 이상	-1.065	0.170	<0.001	-1.008	0.459	0.028	-0.903	0.174	<0.001
4. 지리공간적 접근성	0.900	0.444	0.043	-0.628	1.392	0.652	1.168	0.415	0.005
5. 의료기관의 병상규모									
300병상 이하	Ref			Ref			Ref		
300병상 초과 500병상 이하	-0.551	0.102	<0.001	-1.401	0.297	<0.001	-0.159	0.099	0.109
500병상 초과 1,000병상 이하	-0.903	0.107	<0.001	-2.657	0.305	<0.001	-0.013	0.104	0.897
1,000병상 초과	-2.159	0.190	<0.001	-3.544	0.411	<0.001	-0.794	0.209	0.000
6. ln(음압격리병상 오즈)	0.115	0.006	<0.001	0.219	0.019	<0.001	0.073	0.006	<0.001
7. ln(병상이용률 오즈)	-0.021	0.006	0.001	-0.041	0.018	0.023	-0.003	0.006	0.677
8. 상수항	-1.776	0.302	<0.001	1.431	0.801	0.074	-3.459	0.300	<0.001
모형2+상호작용*:의료기관공공여부 ×ln(진료권 코로나19발생 변동성)	0.259	0.013	<0.001						
No. of medical institutions	406			76			330		
Time series length	36			36			36		
R^2	0.649			0.704			0.624		
F-test for no fixed effects (*F*-value)	21.61		<0.001	3.04		<0.001	27.52		<0.001

패널회귀분석(일원시간고정효과)의 35개 시간효과의 분석결과는 표 4에 별도 표기함.

SE, standard error; *p*, *p*–value; Ref, reference.

*모형2에 상호작용항 포함할 경우, R^2 값이 0.675로 0.026 증가함.

표 4. 시간효과 및 공공의료기관의 상호작용 분석결과

기간분류	모형1(전체)						모형2(전체)					
	ln(병상당 입원환자 수)						ln(코로나19 입원환자 오즈)					
	시간효과			공공의료기관 여부×코로나19 유행기간(상호작용)			시간효과			공공의료기관 여부×코로나19 유행기간(상호작용)		
	β	SE	*p*	*β*	SE	*p*	*β*	SE	*p*	*β*	SE	*p*
코로나19발생 이전 (2019.1.–12.)												
2019. 1.	-0.417	0.063	<0.001				0.172	0.280	0.540			
2019. 2.	-0.241	0.063	0.000				0.057	0.277	0.836			
2019. 3.	-0.207	0.063	0.001				0.063	0.277	0.820			
2019. 4.	-0.205	0.063	0.001				0.090	0.278	0.747			
2019. 5.	-0.162	0.063	0.010				0.079	0.278	0.775			
2019. 6.	-0.194	0.063	0.002				0.058	0.277	0.836			
2019. 7.	-0.178	0.063	0.005				0.071	0.278	0.798			
2019. 8.	-0.165	0.063	0.009				0.046	0.278	0.870			
2019. 9.	-0.161	0.063	0.010				0.039	0.277	0.889			
2019. 10.	-0.140	0.063	0.026				0.028	0.277	0.919			
2019. 11.	-0.148	0.063	0.018				0.030	0.277	0.914			
2019. 12.	Ref (2019. 12.)			Ref (2019. 1.–12.)			Ref (2019. 12.)			Ref (2019.1.–12.)		
코로나19 최초유입												
2020. 1.	-0.314	0.063	<0.001	0.034	0.118	0.773	0.124	0.280	0.658	0.128	0.508	0.802
1차 유행 (2020.2.–4.)												
2020. 2.	-0.213	0.065	0.001	-0.210	0.118	0.076	0.129	0.285	0.651	3.928	0.508	<0.001
2020. 3.	-0.415	0.065	<0.001	-0.509	0.119	<0.001	0.901	0.286	0.002	6.751	0.510	<0.001
2020. 4.	-0.488	0.064	<0.001	-0.817	0.119	<0.001	0.853	0.284	0.003	8.216	0.508	<0.001
1차 유행 이후 (2020.5.–7.)												
2020. 5.	-0.327	0.064	<0.001	-0.350	0.118	0.003	0.247	0.282	0.381	4.140	0.508	<0.001
2020. 6.	-0.250	0.064	<0.001	-0.173	0.118	0.144	-0.278	0.282	0.323	2.889	0.508	<0.001
2020. 7.	-0.267	0.064	<0.001	-0.108	0.118	0.361	-0.109	0.282	0.699	3.021	0.508	<0.001
2차 유행 (2020.8.–10.)												
2020. 8.	-0.229	0.065	0.000	-0.039	0.118	0.742	-0.435	0.286	0.128	3.146	0.509	<0.001
2020. 9.	-0.328	0.065	<0.001	-0.308	0.119	0.009	-0.605	0.286	0.035	4.257	0.509	<0.001
2020. 10.	-0.307	0.064	<0.001	-0.137	0.118	0.245	-0.208	0.284	0.464	3.490	0.508	<0.001
3차 유행 (2020. 11.–2021. 1.)												
2020. 11.	-0.258	0.065	<0.001	-0.083	0.119	0.485	-0.192	0.287	0.503	3.804	0.509	<0.001
2020. 12.	-0.155	0.066	0.018	0.115	0.119	0.336	0.026	0.291	0.930	5.566	0.510	<0.001
2021. 1.	-0.444	0.067	<0.001	-0.012	0.119	0.923	0.730	0.294	0.013	6.718	0.509	<0.001
3차 유행 이후 (2021. 2.–6.)												
2021. 2.	-0.468	0.065	<0.001	-0.451	0.119	0.000	0.674	0.289	0.020	5.351	0.510	<0.001
2021. 3.	-0.305	0.066	<0.001	-0.169	0.119	0.156	0.952	0.292	0.001	5.841	0.509	<0.001
2021. 4.	-0.315	0.066	<0.001	-0.110	0.119	0.354	0.762	0.291	0.009	5.560	0.509	<0.001
2021. 5.	-0.268	0.065	<0.001	-0.109	0.119	0.358	0.183	0.290	0.527	4.997	0.509	<0.001
2021. 6.	-0.344	0.066	<0.001	-0.022	0.119	0.850	0.421	0.290	0.146	4.330	0.510	<0.001
4차 유행 (2021. 7.–2021. 12.)												
2021. 7.	-0.238	0.066	0.000	0.045	0.119	0.706	-0.051	0.292	0.863	4.944	0.510	<0.001
2021. 8.	-0.221	0.066	0.001	0.129	0.119	0.279	0.410	0.293	0.161	4.982	0.511	<0.001
2021. 9.	-0.218	0.066	0.001	0.106	0.119	0.373	0.933	0.293	0.002	5.007	0.510	<0.001
2021. 10.	-0.276	0.066	<0.001	0.029	0.119	0.806	1.184	0.293	<0.001	5.211	0.509	<0.001
2021. 11.	-0.233	0.067	0.001	0.076	0.119	0.524	2.580	0.295	<0.001	3.218	0.509	<0.001
2021. 12.	-0.144	0.067	0.032	0.122	0.118	0.303	4.310	0.296	<0.001	0.856	0.509	0.092

모형에 공공 여부와 코로나19 유행기간 간 상호작용항을 포함할 경우, R^2 값이 모형1은 0.337로 0.005 증가, 모형2는 0.670으로 0.21 증가함.

SE, standard error; *p*, *p*–value; Ref, reference.

점차 증가경향을 보였으나, 코로나19 2차 대유행으로 '20년 9월 72.0% 수준으로 감소하며 2차 저점을 보였다. 이후 다시 증가하여 코로나19 3차 대유행 시기인 '21년 1월 64.1%, 2월 62.6%로 급감하며 3차 저점을 보였으며, 이는 2차 저점보다 낮았으며 1차 저점 수준에 가까웠다. 이후 증감을 반복하며 4차 대유행인 '21년 12월에는 '19년 12월 기준 대비 86.6% 수준까지 증가한 것으로 나타났다(지수변환 값 적용). 코로나19 유행기간과 공공의료기관의 상호작용 분석결과, 1차 대유행 시기인 '20년 3-5월에 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 병상당 입원환자 수가 더 많이 감소하였으며, 이러한 현상은 2차 대유행 시기인 '20년 9월과 3차 대유행 시기인 '21년 2월에도 나타났다.

모형2의 코로나19 입원환자 오즈의 시간효과는 '19년 12월 이전 기준 대비 코로나19 1차 대유행 시 '20년 3월 및 4월에 급증, 3차 대유행 시기인 '21년 1월, 3월, 4월에 급증, 그리고 4차 대유행 시기인 '21년 9월부터 12월까지 나타난 급증은 분석기간 중 가장 컸다. 코로나19 유행기간과 공공의료기관의 상호작용 분석결과, 코로나19 발생 월인 '20년 1월과 분석대상 기간의 마지막 월인 4차 대유행 시기의 '21년 12월을 제외하고 공공의료기관이 민간의료기관에 비해 코로나19 입원환자 오즈가 높았다. 특히 1차 대유행 시기인 '20년 3월 및 4월에 가장 큰 상호작용을 보였으며, 3차 대유행 시기인 '21년 1월이 그 다음으로 높은 상호작용 영향을 보였다. '21년 12월에는 공공의료기관과 코로나19 유행 시기 간 상호작용 영향이 없어진 것으로 나타났다.

고 찰

이 연구는 코로나19 발생이 가지는 불확실성을 고려하여 병상 우선 배분정책에 따른 공공의료기관과 민간의료기관 간 입원의료이용 변화의 차이를 파악하였다. 연구결과, 두 가지 측면에서 의의가 있는데, 첫째, 코로나19 확진자 발생 변동성 측정을 통해 코로나19의 불확실성을 정량화한 것이다. 새로운 바이러스의 발생 초기 불확실성은 규모 및 확산 범위의 예측이 매우 어려워 순수한 불확실성에 가깝다. 이러한 불확실성은 감염병 유행이 진행되어 예측에 필요한 자료의 축적으로 확률적 측정이 가능한 불확실성에 가까워진다. 순수한 불확실성과 확률적 측정이 가능한 불확실성의 명확한 구분은 어려우며, 이 두 개념은 혼용되거나 주로 확률적 측정이 가능한 불확실성으로 다뤄지고 있다[32]. 따라서 이 연구에서는 코로나19 발생 및 유행의 불확실성 정도를 코로나19 일일 확진자 수의 표준편차로 계산된 변동성으로 측정을 시도하였다. 둘째, 의료기관 관점에서 코로나19 불확실성에 대한 공공 및 민간의료기관의 입원의료이용 차이를 비교한 것이다. 이 연구에서는 코로나19 치료에 공공의료기관을 우선 배분하는 정책 아래에서 코로나19 유행 시기별 불확실성에 따른 공공의료기관과 민간의료기관의 의료이용 변화를 확인했다는 데 차별성을 가진다. 코로나19 입원의료이용은 환자의 선택보다는 방역정책에 따라 결정되며, 코로나19 입원치료는 민간의료기관에 비해 공공의료기관이 우선한다. 이 연구에서는 공공의료기관의 입원치료에 대한 상대적인 기여를 정량적으로 확인하였으며, 이러한 결과는 코로나19 대응을 위한 가용병상 현황을 파악하는데 기여할 것이다.

코로나19 1-4차 대유행 기간에 입원의료이용의 변화는 다음 두 가지 측면에서 요약될 수 있다. 하나의 측면은 코로나19 일일발생 변동성(불확실성)과 의료기관의 병상당 입원환자 수, 그리고 코로나19 입원환자 오즈 간의 관계로부터 공공의료기관과 민간의료기관의 차이를 추정할 수 있었다. (1) 코로나19 일일발생 변동성의 증가는 코로나19 입원환자 오즈 증가에 영향을 미치며, 특히 민간의료기관보다 공공의료기관의 코로나

19 입원환자 비율을 더 빨리 증가시킨 것으로 추정되었다. 이는 모형 2의 코로나19 일일발생 변동성과 코로나19 입원환자 오즈 간의 상호작용 결과로 확인되며, 코로나19 일일발생 변동성과 코로나19 입원환자 오즈 간의 탄력성은 공공의료기관(β=0.375)이 민간의료기관(β=0.086)에 비해 4.36배 높았다. (2) 코로나19 일일발생 변동성의 증가는 민간의료기관 병상당 입원환자 수와는 관련성이 없었으나, 공공의료기관의 병상당 입원환자 수의 증가에 영향을 미친 것으로 나타났다. 이는 코로나19 확진자가 공공의료기관에 우선적으로 입원한 영향으로 보인다. (3) 코로나19 입원환자 오즈의 증가로 인한 민간의료기관의 병상당 입원환자 수는 감소하였으나, 공공의료기관의 병상당 입원환자 수의 감소는 확인되지 않았다. 감염위험이 높은 코로나19 입원환자는 1인 음압격리병상에 입원하는 것이 권고되며 일반병상에 입원할 경우, 공간 격리를 위해 더 많은 일반병상이 비워질 필요가 있다. 의료기관 내에서 코로나19 입원환자의 증가는 전체 입원의료이용을 감소시킬 수 있으며, 병상이용률도 낮아질 개연성이 있다. 그러나 이 연구에서 공공의료기관의 경우, 코로나19 입원환자 오즈 증가에 따른 병상당 입원환자 수 감소가 확인되지 않았는데, 이는 공공의료기관에 코로나19 확진자가 우선적으로 입원함으로써 증가한 의료이용과 코로나19로 인한 의료이용 감소가 상쇄된 결과로 추정된다.

다른 하나의 측면은 코로나19 대유행 기간에 민간의료기관에 대한 공공의료기관의 상대적 입원의료이용 변화를 확인할 수 있었다. (1) 코로나19 1–3차 대유행 시 전체 의료기관의 병상당 입원환자 수의 감소보다 공공의료기관의 병상당 입원환자 수의 감소가 더 많았던 이유는 코로나19 치료 대응을 위한 공공의료기관 우선 배분정책의 영향으로 추정된다. 해당 유행 시기에 공공의료기관의 코로나19 입원환자 오즈가 급증한 분석결과가 이를 지지한다. 또한 민간의료기관의 의료이용 감소는 코로나19 감염 우려로 인한 심리적 위축 영향으로 설명될 수 있을 것으로 보인다[3,33]. (2) 코로나19 치료를 위해 우선 배분되었던 공공의료기관 병상이 모두 이용되고 있는 것으로 추정된다. 코로나19 1차 대유행 시, 공공의료기관과 민간의료기관 모두 병상당 입원환자 수가 감소하였으나, 공공의료기관의 병상당 입원환자 수는 코로나19 1–4차 대유행을 지나며 코로나19 대유행 이전 수준으로 회복되었다. 2009H1N1 인플루엔자 대유행 시, 대유행이 상대적으로 길어질수록 입원환자 수의 증가가 보고된 바 있다[34].

이 연구는 새로운 감염병이 가지는 불확실성의 정량화를 통해 감염병 초기 발생 및 유행 시기별 불확실성의 변화를 파악하여 제시하고, 코로나19 유행 시기별 불확실성에 대한 공공 및 민간의료기관의 코로나19 대응 정도를 파악했다. 특히 코로나19 대응으로 늘어난 공공의료기관의 의료이용과 코로나19로 인해 위축된 민간의료기관의 의료이용을 구분하여 제시한 것은 선행연구의 결과들을 더 구체화하는 데 기여했다는 데 큰 의미가 있을 것이다. 그러나 연구모형 설계 측면과 관련하여 다음 세 가지 제한점이 있다. 첫째, 생활치료센터 및 재택으로부터 의료기관에 전원이 발생할 수 있는데, 이 연구에서는 이를 고려하지 못하였다. 추후 연구에서는 생활치료센터 및 재택으로부터 발생하는 입원의료수요가 고려될 필요가 있다. 둘째, 코로나19 입원치료에는 비코로나19 입원치료에 비해 더 많고 다양한 의료자원이 필요하지만, 이 연구에서는 의료기관 종별 및 규모, 음압격리병상 비율 등으로 통제하였다. 추후 연구에서는 코로나19 대응에 따른 의료자원의 구성 변화가 고려될 필요가 있다. 셋째, 코로나19 발생 지역 및 확산 범위, 그리고 의료기관별 진료권 설정은 연구결과에 중요한 영향을 미칠 수 있다. 이 연구에서는 전국 250개 개별 행정구역(시, 군, 구)의 중심지를 대상으로 GIS분석을 통해 중심지 간 이동시간 및 이동

거리를 산출하여 개별 중심지별로 공간단위별 행정구역 포함 여부를 판단했다[19]. 이러한 조치를 통해 행정구역 단위의 집계 값이 가질 수 있는 시간 및 공간 단위의 불일치로 인한 집계편향(aggregation bias) 문제를 일부 해소하고자 하였다. 그러나 면적 단위로 집계한 시공간자료는 집계편향이 발생할 수 있다[35]. 향후 연구에서는 읍, 면, 동 단위의 공간분석을 통해 공간범위를 설정하는 것이 시도될 필요가 있다.

새로운 감염병이 발생하게 되면, 병상정책 의사결정자는 유행규모의 불확실성 안에서 대규모 병상 이용 가능성에 대비해야 한다. 이 연구는 새로운 감염병의 불확실성은 의료이용 감소와 대규모 의료이용의 가능성에 영향을 미치며, 코로나19 일일확진자의 발생 변동성 증가는 직접적으로 병상 수요를 증가시키지 않지만, 코로나19 입원환자 비율 증가를 통해 간접적인 병상 수요 증가와 관련 있음을 보였다. 새로운 감염병의 불확실성 감소는 병상 배분정책 관련 의사결정에 도움이 될 것이다. 이를 위해 새로운 감염병의 불확실성에 대한 정량화 및 활용성에 대한 논의가 필요할 것이다.

이해상충

이 연구에 영향을 미칠 수 있는 기관이나 이해당사자로부터 재정적, 인적 지원을 포함한 일체의 지원을 받은 바 없으며, 연구윤리와 관련된 제반 이해상충이 없음을 선언한다.

ORCID

Donghwan Kim: https://orcid.org/0000-0003-3083-4228
Tae Kyung Yoo: https://orcid.org/0000-0002-5039-7611
Yoonye Lee: https://orcid.org/0000-0001-9752-2865
Mira An: https://orcid.org/0000-0002-6356-8184
Sung Eun An: https://orcid.org/0000-0002-3718-7345
Sang Ju Baek: https://orcid.org/0000-0002-4258-9541

참고문헌

1. Ministry of Health and Welfare. Coronavirus disease-19, Republic of Korea [Internet]. Sejong: Ministry of Health and Welfare; 2020 [cited 2022 Sep 1]. Available form: http://ncov.mohw.go.kr.
2. Kim IH, Park AK, Lee H, Kim HM, Kim JY, Kim JA, et al. Status and characteristics of the SARS-CoV-2 variant outbreak in the Republic of Korea in January 2021. Public Health Wkly Rep. 2022;15(8):497-510.
3. Park EJ, Song E, Choi SK. Medical service use and medication use during COVID-19 pandemic: focused on unmet need [Internet]. Sejong: Korea Institute for Health and Social Affairs; 2021 [cited 2022 Sep 1]. Available form: https://www.kihasa.re.kr/en/publish/paper/research/view?seq=42917.
4. Health Insurance Review and Assessment Service. Medical expense statistical indicators in 2020: based on the date of treatment. Wonju: Health Insurance Review and Assessment Service; 2021.
5. Health Insurance Review and Assessment Service. Medical expense statistical indicatiors in 2015: based on the date of treatment. Wonju: Health Insurance Review and Assessment Service; 2016.
6. Oh JY, Cho SJ, Choi JS. Changes in health care utilization during the COVID-19 pandemic. Health Policy Manag. 2021;31(4):508-17. DOI: https://doi.org/10.4332/KJHPA.2021.31.4.508.
7. Shin MS, Lee PH, Jang WM. Exploratory research into the impact of COVID-19 epidemic on deaths and

utilization of health care. Wonju: Health Insurance Review and Assessment Service; 2021.

8. Kim JI. Changes in health insurance medical expenses before and after COVID-19 and their implications. NABO Focus. 2020;(26):1-4.
9. Kim TS, Yim I, Kim CH. Status and improvement of the management of patients with mild symptoms of COVID-19 in regional outbreak: focused on community treatment center. Korean J Med. 2021;96(6):443-9. DOI: https://doi.org/10.3904/kjm.2021.96.6.443.
10. Kim JK. Expanding public hospitals to close the regional healthcare gap. Issues Perspect. 2020;(1930):1-4.
11. Kim DH, Kim YJ, Seo EW, Im JH, Dong JY. Estimation of necessary beds by region considering inpatient health care utilization. Wonju: Health Insurance Review and Assessment Service; 2018.
12. Park YH. The characteristics and utilization factors of tertiary hospital inpatients: evidence from Korea Health Panel (2008-2011). Korean J Health Serv Manag. 2014;8(3):13-25.
13. Craig C. How does government listen to scientists? Cham: Palgrave Macmillan; 2019. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-96086-9.
14. Liu Q, Cao L. Modeling time evolving COVID-19 uncertainties with density dependent asymptomatic infections and social reinforcement. Sci Rep. 2022;12(1):5891. DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-022-09879-2.
15. Koffman J, Gross J, Etkind SN, Selman L. Uncertainty and COVID-19: how are we to respond? J R Soc Med. 2020;113(6):211-6. DOI: https://doi.org/10.1177/0141076820930665.
16. Abbasi K. COVID-19: fail to prepare, prepare to fail. J R Soc Med. 2020;113(4):131. DOI: https://doi.org/10.1177/0141076820918796.
17. McCabe R, Kont MD, Schmit N, Whittaker C, Lochen A, Walker PG, et al. Communicating uncertainty in epidemic models. Epidemics. 2021;37:100520. DOI: https://doi.org/10.1016/j.epidem.2021.100520.
18. World Health Organization. Communicating and managing uncertainty in the COVID-19 pandemic: a quick guide [Internet]. Geneva: World Health Organization; 2020 [cited 2022 Sep 1]. Available from: https://www.who.int/docs/default-source/searo/whe/coronavirus19/manging-uncertainty-in-covid-19-a-quick-quide.pdf.
19. Kim DH, Joo JH, Kim SM, Heo YJ. Analysis of healthcare supply and health use in relocation to public institutions. Wonju: Health Insurance Review and Assessment Service; 2020.
20. An S, Jang J, Park SY, Ryu B, Lee SY, Shin E, et al. Outbreak report of COVID-19 during designation of class 1 infectious disease in the Republic of Korea (January 20, 2020 and April 24, 2022). Public Health Wkly Rep. 2022;15(25):1768-72.
21. Jones RC. The spatial diffusion of COVID-19 in Texas. Soc Sci J. 2021 May 17 [Epub]. DOI: https://doi.org/10.1080/03623319.2021.1926148.
22. National Medical Center. Status of public medical institutions [Internet]. Seoul: National Medical Center; 2021 [cited 2022 Sep 1]. Available from: https://www.data.go.kr/data/15096111/fileData.do.
23. Lee JH, Park MS, Lee S. Spatiotemporal evolution and the diffusion pattern of COVID-19 in South Korea in three waves. Korea Spat Plan Rev. 2021;110:43-62. DOI: https://doi.org/10.15793/kspr.2021.110.003.

24. Sanfelici M. The Italian response to the COVID-19 crisis: lessons learned and future direction in social development. Int J Community Soc Dev. 2020;2(2):191-210. DOI: https://doi.org/10.1177/2516602620936037.

25. Cho J, Yang N. Analysis of medical resources according to number of beds in Korean general hospitals. J Korea Inst Healthc Archit. 2017;23(2):27-35.

26. Kim DH. Supply status of negative pressure isolation rooms: focused on the neighborhood unit. HIRA Policy Brief. 2020;14(2):29-42.

27. Bosque-Mercader L, Siciliani L. The association between bed occupancy rates and hospital quality in the English National Health Service. Eur J Health Econ. 2022 May 17 [Epub]. DOI: https://doi.org/10.1007/s10198-022-01464-8.

28. Yang JH, Chang DM, Suh CJ. The determinants of the profitability of university hospitals in Korea. Korea J Hosp Manag. 2010;15(4):43-62.

29. Lee JW, Kim YJ, Kim YH, Kim KH. A study on decisive factors impacting business profits of regional medical centers. J Digit Converg. 2014;12(7):315-25. DOI: https://doi.org/10.14400/JDC.2014.12.7.315.

30. Baltagi BH. Economic analysis of panel data. 3rd ed. Chichester: John Wiley & Sons; 2005.

31. Min IS, Choi PS. Panel data analysis. Seoul: The Korean Association of STATA; 2009.

32. Lee GH, Cho JH, Jo JG. New economic policy uncertainty indexes for South Korea. Korean J Appl Stat. 2020;33(5):639-53. DOI: https://doi.org/10.5351/KJAS.2020.33.5.639.

33. Kim J, You M, Shon C. Impact of the COVID-19 pandemic on unmet healthcare needs in Seoul, South Korea: a cross-sectional study. BMJ Open. 2021;11(8):e045845. DOI: https://doi.org/10.1136/bmjopen-2020-045845.

34. Nah SY, Hong JT, Im JH, Lee JH, Durey A, Kim M, et al. Variations in number of hospitalized patients with cardiopulmonary diseases associated with 2009 H1N1 pandemic influenza in a tertiary teaching hospital: comparison with seasonal influenza. Infect Chemother. 2011;43(5):390-5. DOI: https://doi.org/10.3947/ic.2011.43.5.390.

35. Yun SD, Gramig BM. Agro-climatic data by county: a spatially and temporally consistent US dataset for agricultural yields, weather and soils. Data. 2019;4(2):66. DOI: https://doi.org/10.3390/data4020066.