

# 군(軍) COVID-19 전파양상 분석과 감염모델에 관한 연구: 구획모델을 중심으로<sup>†</sup>

곽승현\*, 박명현\*\*

- I. 서론
- II. 선행연구
- III. 민간사회와 군 COVID-19 확산 간 인과관계 분석
- IV. 다 집단 구획모델을 적용한 군 COVID-19 전파양상 분석
- V. 결론 및 제언

## Abstract

### A Study of COVID-19 Propagation Analysis in Military and Infection Model based on Compartmental Model

In this paper, we analyzed the spread of SARS-CoV-2(COVID-19) in the military through mathematical modeling. Since the omicron variant became dominant in 2022, the number of confirmed patients in the Korean military has soared, raising the need for mathematical research on the spread of COVID-19 in the military. This study verified the causality of the propagation patterns of civil society and military through Granger causality verification, and numerically analyzed the propagation patterns of military and civil society during a specific period by applying an compartmental model. Through this, it was possible to numerically estimate the characteristics of COVID-19 diffusion in the military.

**Keywords:** military COVID-19, Granger causality, compartmental model

<sup>†</sup> 본고는 육군사관학교 화랑대연구소의 2022년도(22-군학-30) 저술활동지원비를 지원받아 출간되었음.

\* 주저자, 육군사관학교 수학과, 서울대학교 이학석사(수학), rhkrtmdgus0814@gmail.com

\*\* 교신저자, 육군사관학교 수학과, 고려대학교 공학석사(산업공학), park90@korea.ac.kr

## I. 서론

2019년 11월부터 전 세계적으로 전파되기 시작한 코로나바이러스감염증-19(이하 COVID-19)는 높은 치명률과 전파율로 2022년 6월 현재까지 사회적 혼란을 야기하고 있다. 특히 COVID-19는 3년 동안 수차례의 변이를 통해 다양한 전파양상을 보였으며, 각 국가의 방역 당국은 전파양상을 분석하여 변이에 대응 가능한 대책을 구상하였다.

그간 제시된 감염병 모델들은 감염병의 전파양상을 확인하고 향후 확진 규모를 예측하기 위해 연구되었으며 공간의 규모에 따라서 나눌 수 있다. 먼저, 실내 시설물에 대한 확산 시뮬레이션 모델은 실내시설물 내(內) 밀집도와 환경, 재실하는 확진자의 특성 등을 고려하여 시설물 이용자 간 집단감염이 발생하는 과정을 설명한다. Lelieveld J. 등(2020)은 다양한 실내 환경이 주어졌을 때, 에어로졸(aerosol) 전파에 의한 감염확률을 계산하는 모델을 개발하였다. 다음으로, 한정된 실내시설물에 국한되는 것이 아닌 지역(area) 규모의 연구는 확진자의 동선 및 접촉자를 종합하여 지역 일대의 전파양상을 분석·예측할 수 있음을 보여준다. 최근에는 이러한 연구들이 이동통신사(SKTEL, KT 등)의 ICT 기술과 빅데이터·인공지능을 적극적으로 활용하여 진행되었다. 그러나 동선을 활용한 연구의 경우 단기간의 예측에는 도움을 줄 수 있으나, 개인의 동선 공개가 선행되어야 하므로 사회적 논쟁을 유발할 수 있다는 한계가 있다(김홍준·엄정호, 2020).

마지막으로, 국가 단위의 대규모 인원에 대한 감염병 확산 예측 모델에는 수리적 모델 중 하나인 구획모델(Compartmental Model)이 있다. 구획모델은 집단(Group)을 구획(Compartments)으로 나누어 시간에 따라 각 구획에 해당하는 인원수의 변화를 분석하여 감염병의 전파양상을 나타내는 모델이다. 세계보건기구(WHO)의 CovidSIM과 미국 질병통제예방센터(CDC)의 COVID-19 Surge 모델 모두 구획모델을 적용한 것이다. 구획모델은 감염병 확산 연구에 가장 일반적으로 적용되는 모델이며 대규모 인원에 대한 확산예측이 가능하기 때문

에 방역정책 수립에 근거가 될 수 있으므로 본 연구에도 활용하였다.

군(軍)은 사회의 방역지침보다 한층 강화된 방역을 통해 초기 COVID-19 확산을 효과적으로 막을 수 있었고, 확산 초기(2020년) 군 내(內) 전파양상은 사회 전파양상과 다른 패턴을 보였다. 그러나 오미크론 변이가 세계적 우세종으로 확산되기 시작한 2021년 11월, 국민 백신 접종률이 80%를 돌파하였음에도 군의 확진자 수는 급속도로 증가하게 되었다.

기존의 군 내(內) COVID-19 확산 분석은 소규모 감염에 대한 역학조사를 통해 이루어졌으나 군에서도 대규모 확산이 진행되었다. 확산 규모에 대한 예측과 방역정책이 요구되는 가운데, 역학조사를 통한 전파양상 분석이 제한되면서 수리적 구획모델의 필요성이 더욱 대두되었다.

이를 위해 본 연구에서는 민간사회 내 확산과 군 내 확산 간의 인과성을 확인하고, 인과성이 존재한다고 판단되는 방향을 구획모델에 반영하고자 하였다. 따라서 Granger 인과관계 검정을 통해 인과성의 방향을 확인 후, 구획모델을 이용한 모델링(modeling)에 반영하였다. 구획모델 구성은 기존 연구들이 주로 적용해왔던 단일 집단의 구획모델(Single-group Compartmental Model)이 아닌 다 집단 구획모델(Multi-group Compartmental Model)을 적용하여 민간사회와 군의 COVID-19 전파양상을 동시에 분석하였다. 구획모델을 이용하여 COVID-19의 전파양상을 연구한 사례는 있으나, 군과 민간사회 간 전파양상에 관한 연구를 수리모델을 통하여 최초로 수행하였다는 점에서 본 연구의 의의가 있다.

본 논문의 2장에서는 Granger 인과관계와 구획모델을 이용한 감염병 연구의 선행사례를 살펴보았으며, 3장에서는 민간사회의 확산과 군 확산 간 Granger 인과성을 확인하였다. 민간사회와 군의 일일 신규확진자 수의 시계열 데이터(Time Series Data)를 이용하여 Granger 인과관계 검정을 수행하였고, 검정 결과를 분석하였다. 4장에서는 3장에서의 결과를 참고하여 다 집단 구획모델을 구성하고, 추정된 계숫값 값들을 분석하여 군 COVID-19 전파양상의 특성을 확인하였다. 이를 통해 ① 민간사회와 군의 전파위험 정도, ② 군 내 감염자의 규모,

③ 군 감염자의 검사율, ④ 군 확진자(격리자)와 비격리 감염자의 평균적인 예상 완치 기간을 추정하였다. 5장에서는 추정된 군 COVID-19 전파양상을 통해 향후 군의 방역정책에 대하여 제언하였다.

## II. 선행연구

### 1. Granger 인과관계 분석

Granger 인과관계 분석은 한 시계열이 다른 시계열을 유용하게 예측하는지 인과성을 확인하기 위한 전통적인 시계열 분석 방법이다. Granger, C. W. J. 교수가 처음 제안한 이후 주가, 환율, 부동산 정책, 신경공학 등 다양한 분야에서 활발한 연구가 이루어지고 있다(김미정, 2021; 허윤경 외, 2008; Výrost, Lyócsa & Baumöhl, 2015; Stokes & Purdon, 2017).

2020년 COVID-19로 인한 국제적인 팬데믹 상황이 발생하면서 Granger 인과관계를 이용한 감염병 연구가 활발히 진행되었다. Bushman, Pelechris와 Labrinidi(2020)는 미국의 이동성(Mobility) 데이터를 이용하여 거리두기 변수가 COVID-19의 사망자 수에 영향을 주고 있음을 Granger 인과관계를 통해 확인하였다. 특히 감염병 데이터 특성상 시간(일자)에 따른 확진자 수가 각 국가 및 지역사회의 보건당국에 의해 공개되고 있기 때문에, 지역 및 국가 간 COVID-19 확산에 대한 연구도 진행되고 있다. Mastakouri와 Schölkopf(2020)는 독일의 각 지역별 확진자에 대한 시계열 데이터를 이용하여 지역 확산의 인과성을 분석하고자 하였고, Jun, Yoo와 Lee(2021)는 특정 연령대 간 COVID-19 확산을 Granger 인과관계를 통해 분석하였다. 이처럼 단일 집단(또는 지역)이 아닌 두 집단 이상의 집단 간 감염병 확산을 분석하는 틀로 Granger 인과관계 분석이 활용될 수 있다.

그러나 이러한 분석 방법은 COVID-19 확산을 비롯한 다른 시계열 데이터 분석 연구의 정확한 결론을 도출하기에는 제한이 있다. Granger 인과관계 분석

의 특성상 명확한 원인과 결과라는 인과관계 규명이 제한되며, 인과의 방향성 정도를 제시할 수 있는 수준에서 결과를 해석해야 하는 한계가 있다. 따라서 인과성의 유무와 정도를 확인하여 다른 분석의 참고 및 보조자료로 활용되어야 할 것이다.

본 연구에서는 민간사회의 COVID-19 신규확진자 수와 군의 COVID-19 신규 확진자 수 간에 미치는 영향이 있음을 가정하고, Granger 인과관계 분석을 통해 어느 방향으로 인과성을 갖는지 확인하여 구획모델에 적용하고자 하였다.

## 2. 감염병 구획모델

감염병의 확산을 예측하기 위한 전통적인 모델은 단일한 폐쇄 집단(Isolated Group)을 각각의 감염병 진행단계에 대응하는 구획으로 나누어 ODEs(Ordinary Differential Equation system)를 구성한 단일 집단 구획모델이다. 대표적인 단일 집단 구획모델로는 감염될 위험성이 존재하는 구획인 S(Susceptible)와 감염병을 전파시킬 수 있는 구획인 I(Infectious), 완치되어 감염위험성과 전파 위험성이 모두 없는 R(Recovered)로 나누어 구성된 SIR 모델이 있다(Kermack & McKendrick, 1927). 그러나 감염병 진행단계의 특성으로 인해 S, I, R의 세 구획만으로는 시간에 따른 전파양상을 연구하는 것이 제한되었다.

최근 감염병 모델 연구는 감염병 진행단계에 맞춰 구획을 세분화하고 있다. SIR 모델에 잠복기에 있는 구획 E(Exposed)가 추가된 SEIR 모델은 잠복기 감염자들이 진단검사에서 일정 기간 확인되지 않으며, 타인을 감염시키는 능력이 없다는 특성을 통해 감염확산의 시간적 지연을 설명할 수 있다. 치사율이 높은 감염병의 경우 D(Dead) 구획을 추가하여 SEIRD 모델을 주로 사용하고 있으며, COVID-19를 대상으로 한 구획모델의 상당수가 SEIRD 모델을 응용하고 있다(Bae, Kwon & Kim, 2020; Loli & Zama, 2020; Tiwari, Deyal & Bisht, 2020).

기존의 감염모델은 단일 집단 내 전파를 가정하고 외부로부터의 감염원 유입을 배제하였기 때문에, 국가 단위의 집단에서는 국경봉쇄 수준으로 인원 유입을

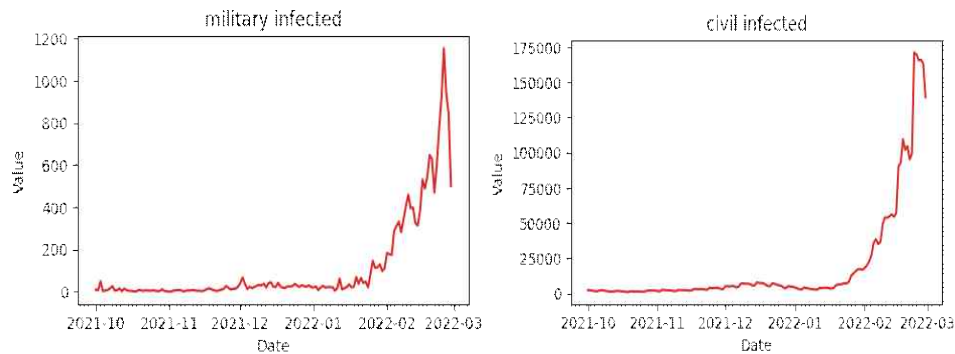
차단했을 경우에 적용 가능하다. 그러나 국가를 시·도 규모의 지역 단위 집단으로 나누어 생각할 경우, 한 지역에서 다른 지역으로의 인구 유입과 유출이 지속적으로 발생하기 때문에 단일 집단 구획모형을 적용하는 것은 제한된다. 특히 단일 집단 내 여러 부분 집단(Sub-Group)을 설정한 감염연구에서 이와 같은 문제가 발생할 수 있다.

다 집단 구획모형은 이러한 한계점을 보완하고 집단 간의 역학을 연구하기 위해 단일 집단 모형을 변형한 모델이다. 다 집단 구획모형은 하나의 부분 집단에서 감염되어 전파 가능한 인원(I)이 다른 부분 집단의 감염 위험 인원(S)을 감염시킨다는 논리가 적용된 모델이다. 이 모델을 이용하여 지역 간 감염 연구(곽승현, 2021) 외에도 각 연령층 간의 감염에 대한 연구(Zhao et al., 2020)가 이루어졌다. 본 논문에서는 민간사회(Civil)와 군(Military), 두 개의 부분 집단으로 구획모형을 구성하여 연구를 진행하였다.

### Ⅲ. 민간사회와 군 COVID-19 확산 간 인과관계 분석

#### 1. 분석 데이터

본 연구를 위해 질병관리청 홈페이지와 육군본부 코로나19 대응 일일 상황평가가 자료에서 2021년 4월 1일부터 2022년 2월 28일까지 군 내 일일 단위 신규확진자 수와 민간의 일일 단위 신규확진자 수 데이터를 수집하였다. 이와 같이 시간에 따라 변화하는 시계열 데이터는, 분석 단계에서 데이터의 정상성(Stationary)을 가정한다. 정상성이란 시계열 데이터의 분산 또는 평균이 시간의 흐름과는 무관하게 일정함을 의미한다. 비정상성 시계열 데이터의 경우 단위근(unit root)이 존재하며, 이 경우 관계가 없는 변수 간에도 유의성이 높아지는 허구적(spurious) 현상이 발생할 수 있다(허윤경 외, 2008).



<그림 1> 군과 민간사회 일일 신규확진자 수

수집한 군과 민간의 신규확진자 수 데이터의 탐색적 분석을 통해 <그림 1>과 같이 두 데이터 모두 추세(Trend)<sup>1)</sup>가 있음을 확인하였고, 2차 차분(Difference)<sup>2)</sup>으로 정상성을 확보하였다. 데이터의 정상성을 확인하는 단위근 검정에는 ADF (Augmented Dickey-Fuller) 검정을 사용하였다.

데이터의 전처리 수행 결과, 정상성을 확보할 수 있는 기간의 데이터는 2021년 10월 1일부터 2022년 2월 28일까지의 데이터로 확인되었다. 2021년 10월 1일부터 2022년 2월 28일까지 5개월간의 군내 및 민간사회의 일일 신규확진자 수 데이터를 2차 차분하여 Granger 인과관계 분석의 입력값으로 사용하였다.

## 2. Granger 인과관계 검정

본 연구에서는 민간사회 확진자와 군 확진자 간 인과관계를 분석하기 위해 확진자 데이터의 정상성을 확보한 후 Granger 인과관계 검정을 수행하였다. Granger 인과관계 검정에 사용되는 식은 다음과 같다.

1) 시간에 따라 증가하거나 감소하는 경향성을 의미한다.

2) 추세(Trend), 계절성(Seasonality) 등 시간에 따른 경향성을 제거하는 방법으로 각 시점에서의 관측치 차이를 이용한다.

$$X_t = \sum_{i=1}^m a_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^m b_i Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (1)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^m c_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^m d_i Y_{t-i} + \eta_t \quad (2)$$

식(1), (2)에서  $X_t$ 와  $Y_t$ 는 각각  $t$ 시점의 시계열 데이터를 의미하며  $a_i, b_i, c_i, d_i$ 는 과거 시점의 회귀계수를,  $\epsilon_t$ 와  $\eta_t$ 는 회귀식의 오차항을 나타낸다.  $X_t$ 가  $Y_t$ 에 영향을 주지 않는다는 귀무가설<sup>3)</sup>을 검정하기 위해  $Y$ 의 과거값과  $X$ 의 과거값을 함께 이용한 회귀식과,  $Y$ 의 과거값만을 이용한 회귀식으로  $Y_t$ 를 추정하여 두 결과를 비교한다.  $Y$ 의 과거값만을 이용하는 것보다  $X$ 의 과거값을 함께 이용하는 것이  $Y$ 의 현재 값 예측에 더 유의미할 때,  $X, Y$ 는 Granger 인과관계가 있으며 ‘ $Y$ 는  $X$ 에 인과한다’고 할 수 있다.

이러한 Granger 인과관계 검정에서 Granger 인과관계가 존재한다 해도 두 변수 간에 실제 원인-결과 관계가 있다고 보기는 어려우며, 먼저 일어난 사건이 나중의 사건에 영향을 주는 것으로 해석하는 것이 적절하다(연지민·김형규, 2021; He & Maekawa, 2001).

전처리를 통해 정상성이 확보된 5개월의 데이터에 대하여, 군의 확진자 증가와 민간의 확진자 증가 간에 Granger 인과관계가 있음을 가정하고 Granger 인과관계 검정을 진행하였다. 검정 간 가정한 귀무가설( $H_0$ )과 대립가설( $H_1$ )<sup>4)</sup>은 다음과 같다.

• **Case 1: 군에서 민간사회로**

$H_0$ : 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가는 군의 일일 신규확진자 수 증가에 인과하지 않는다.

3) 귀무가설이란 각 모집단의 특성 사이에 관계가 없음을 나타내는 가설로, 연구를 통해 증명하려는 가설에 반대되는 명제를 의미한다.

4) 대립가설이란 귀무가설이 거짓일 때 참이 되는 가설로, 연구를 통해 증명하려는 명제를 의미한다.



H1: 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가는 군의 일일 신규확진자 수 증가에  
인과한다.

• **Case 2:** 민간사회에서 군으로

H0: 군의 일일 신규확진자 수 증가는 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가에  
인과하지 않는다.

H1: 군의 일일 신규확진자 수 증가는 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가에  
인과한다.

### 3. Granger 인과관계 검정 결과

본 연구에서는 2021년 10월 1일부터 2022년 2월 28일까지의 군과 민간사회 일일  
신규확진자 데이터를 이용하여 Granger 인과관계 검정을 수행하였다. III.2의 각  
가설을 검증하기 위해 Granger 인과관계 검정을 수행한 결과는 아래 <표 1>과  
같다.

<표 1> 군과 민간사회 일일 신규확진자 간 Granger 인과관계 검정 결과

구분		Case 1 H0 : 군 $\nRightarrow$ 민간사회	Case 2 H0 : 민간사회 $\nRightarrow$ 군
시차(lag)	1	0.2075	0.0008***
	2	0.0000***	0.0090***
	3	0.0000***	0.0000***
	4	0.0000***	0.0000***
	...	0.0000***	0.0000***

\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*\*\*  $p < 0.001$

<표 1>에서 p-value<sup>5)</sup> 값이 0.05 미만이면 귀무가설을 기각하므로 대립가설을  
채택하게 된다. 먼저 Case 1의 Granger 인과관계 검정 결과를 살펴보면, 시차가  
1일 때 p-value의 값이 0.2075로 0.05보다 크기 때문에, 귀무가설인 “민간사회의

5) p-value는 주어진 검정통계량으로부터 귀무가설을 기각하게 하는 최소의 유의수준을 의미한다.

일일 신규확진자 수 증가는 군의 일일 신규확진자 수 증가에 인과 하지 않는다”를 기각할 수 없다. 즉, 군의 일일 신규확진자 수 증가는 1일 후의 민간사회 신규확진자 수를 예측하는 데 영향을 주지 않는다고 해석할 수 있다. 시차가 2 이상일 때 p-value의 값은 0.0000으로 귀무가설을 기각하고, 대립가설인 “민간사회의 일일 신규확진자 수 증가는 군의 일일 신규확진자 수 증가에 인과한다”를 채택한다. 이것은 군의 일일 신규확진자 수의 증가가 2일 후부터의 민간사회 신규확진자 수 증가를 예측하는 데 영향을 주는 것으로 해석할 수 있다.

Case 2의 경우 p-value의 값은 시차가 1일 때 0.0008, 시차가 2일 때 0.0090, 시차 3 이후부터는 0.0000으로 모두 0.05보다 작다. 즉 귀무가설인 “군의 일일 신규확진자 수 증가는 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가에 인과하지 않는다”를 기각하고, 대립가설인 “군의 일일 신규확진자 수 증가는 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가에 인과한다”를 채택한다. 이것은 민간사회의 일일 신규확진자 수 증가는 1일 후부터의 군내 일일 확진자 수 증가에 영향을 미치는 것으로 해석할 수 있다.

두 시계열 데이터의 Granger 인과관계 검정 결과를 통해 1일의 차이를 두고 COVID-19의 전염이 민간사회로부터 군으로, 군으로부터 민간사회로 상호 Granger 인과관계를 갖는 것을 확인할 수 있었다. 그러나 1일의 시차는 그리 크지 않기 때문에 한 방향으로의 명확한 인과관계가 있다고 해석하는 것은 제한된다. 따라서 검증에 대한 분석결과는 민간사회와 군의 COVID-19 확산에 있어 양방향 전파 가능성이 존재하므로, 다 집단 구획모델에서 전파위험도를 모든 방향으로 적용하기 위한 근거로 사용될 수 있다고 보는 것이 타당하다.

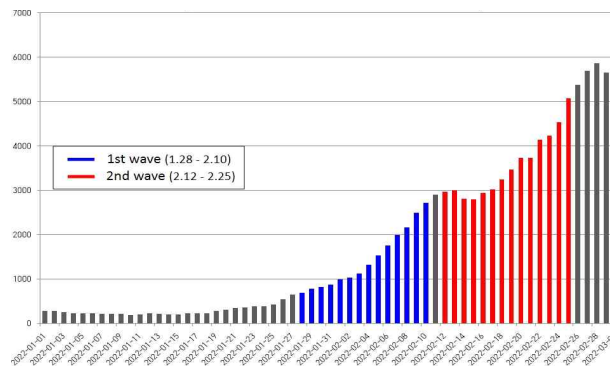
#### IV. 다 집단 구획모델을 적용한 군 COVID-19 전파양상 분석

기존 감염모델은 폐쇄 집단을 대상으로 모델링하여 단일 집단의 감염 특성을 분석하였다. 폐쇄 집단에서의 감염은 외부 감염요인이 없음을 가정하기 때문에 출입국이 없는 한 국가의 감염 경향을 분석하고 예측하는 데 유용하다. 그러나

군에서는 집단 내 감염만 존재하는 것이 아니라 외부집단(민간사회)으로부터의 전파 사례가 존재하기 때문에, 폐쇄 집단과 같은 단일 집단으로는 적용이 어렵다. 따라서 다 집단 구획모델을 적용하여 군 내부와 군-민간 사이의 전파양상을 동시에 분석해야 한다.

## 1. 분석 데이터

오미크론 변이의 우세종 기간은 민간사회와 군의 확진자 규모가 급증했기 때문에, 설계한 감염모델의 적합(fitting) 및 결과분석에 유리하다. 그러나 2022년 3월 이후, 방역 당국의 민간사회 격리환자에 대한 추적이 제한되면서 신규확진자를 제외한 구체적인 격리 인원 및 완치 인원은 파악되지 않았다.



<그림 2> 군에서 격리 중인 환자의 수

본 연구에서 분석한 기간은 2022년 1월 1일부터 2022년 3월 2일까지 61일 중 <그림 2>에 표시된 구간으로, 군에서 격리 중인 환자의 수가 두드러지게 증가하는 기간을 각각 1차 대유행(2022년 1월 28일~2022년 2월 10일)와 2차 대유행(2022년 2월 12일~2022년 2월 25일)으로 나누어 분석하였다. 기간을 두 개의 대유행 기간으로 나누어 2월 10일부 방역정책(재택치료 방식) 변경으로 인한 중간 구간

에서의 과적합(overfitting)을 방지하였다.

각 wave의 기간은 14일이며 군과 민간사회의 일일 확진자 및 완치자 수를 수집하여 시계열 데이터로 사용하였다. 군 데이터는 일일 단위로 격리 중인 확진자( $Q_m$ ) 수와 누적 완치자( $R_{2m}$ ) 수를 종합하여 구성하였으나, 민간사회의 경우 오미크론 변이 확산 이후 격리 중인 확진자와 누적 완치자에 대한 정확한 데이터 수집이 제한되었다. 따라서 민간사회 데이터는 격리 중인 일일 단위 확진자와 누적 완치자에 대한 데이터가 수집된 2021년 10월 31일부터, 격리 중인 확진자와 누적 완치자 및 사망자를 더한 확진 사례(Confirmed Cases) 수에 일일 신규확진자를 더하여 누적 확진 사례( $V_c$ ) 수를 구성하였다. 본 연구에서 활용한 시계열 데이터는 <표 2>와 같다.

<표 2> 다 집단 구획모델에 사용된 시계열 데이터

wave	date	$Q_m$	$R_{2m}$	$V_c$
1st (14 days)	1.28	689	3,722	787,960
	1.29	779	3,761	805,316
	⋮	⋮	⋮	⋮
	2.9	2,499	4,701	1,123,746
	2.10	2,721	4,852	1,177,797
2nd (14 days)	2.12	2,974	5,392	1,286,497
	2.13	2,992	5,700	1,342,809
	⋮	⋮	⋮	⋮
	2.24	4,542	10,460	2,490,499
	2.25	5,079	11,077	2,656,341

## 2. 다 집단 구획모델

### 가. 가정 설정

다 집단 구획모델에서 설정한 가정은 다음과 같다.

가) 발생비율이 매우 낮은 사례는 발생하지 않음을 가정한다.

- ① 모델에서 설정한 기간(각 wave, 2주) 동안 재감염은 일어나지 않는다.
- ② 모델에서 설정한 기간 동안 잠복기 인원에 의한 전파는 일어나지 않는다.
- ③ 모델에서 설정한 기간 동안 군 감염자가 전역하여 민간사회 감염자가 되는 경우는 없다.
- ④ 모델에서 설정한 기간 동안 확진 판정을 받지 않은 감염자가 사망하는 경우는 없다.
- ⑤ 해외 입국자로 인한 전파사례는 무시한다.

나) COVID-19에 대한 일반적인 감염 특성은 방역 당국(이하 질병관리청) 및 선행연구의 결과 범위 이내에 있음을 가정한다.

- ① COVID-19의 잠복기간은 평균 5.54일이며 대부분이 30세 미만인 군인의 잠복기간은 평균 4.95일이다(Tan, Wong, Leo & Toh, 2020).
- ② COVID-19의 확진자의 완치기간<sup>6)</sup>은 경미한 증상은 5일에서 중증인 인원은 20일까지이다(Centers for Disease Control and Prevention).

다) 그 밖의 가정은 다음과 같다.

- ① 진단검사는 rT-PCR test를 의미하며 정확도는 100%를 가정한다.
- ② 감염자 중 잠복기 인원은 진단검사에서 음성이며 잠복기가 끝난 인원이 진단검사서 양성판정을 받을 수 있다.
- ③ 감염자 중 진단검사를 통해 확진 판정을 받는 비율은 군이 민간사회보다 높다.
- ④ 모델에서 설정한 기간 동안 전입과 전역으로 인한 군의 총원 변동은 무시한다.
- ⑤ 민간사회와 군 모두 격리는 1인 또는 코호트 격리를 가정하며, 격리 기간 비격리자와의 접촉은 없다.

---

6) 완치라 함은 증상의 유무가 아닌 전파 가능성에 의해 결정된다. 전파 가능성이 여전히 존재하면 감염자이며 전파 가능성이 더 이상 존재하지 않으면 완치자로 분류한다.

## 나. 구획 및 계수(parameter) 설정

### 1) 구획 설정

모델의 모집단은 대한민국 국민( $T$ )이며, 모집단은 군( $T_m$ )<sup>7)</sup>과 민간사회( $T_c$ )<sup>8)</sup> 두 부분 집단으로 구성된다. 두 부분 집단의 교집단은 존재하지 않는다. 각 부분 집단은 가용 데이터와 방역상황에 따라 다른 구획( $C$ , compartments)으로 구성하였다. 시간에 따라 변화하는 각 구획의 인원수를 시간  $t$ 에 대한 함수로 표현할 수 있으며, 각 구획과 함수에 대한 정의는 <표 3>과 같다.

<표 3> 부분 집단별 구획 및 함수 정의

부분 집단	구획	정의	함수	정의
군 ( $T_m$ )	$S_m$	군 내 감염 가능한 인원	$S_m(t)$	시간 $t$ 에서의 $S_m$ 의 인원수
	$E_m$	군 내 전파력 없는 감염자	$E_m(t)$	시간 $t$ 에서의 $E_m$ 의 인원수
	$I_m$	군 내 전파력 있는 비격리 감염자	$I_m(t)$	시간 $t$ 에서의 $I_m$ 의 인원수
	$Q_m$	군 내 격리 중인 확진자	$Q_m(t)$	시간 $t$ 에서의 $Q_m$ 의 인원수
	$R_{1m}$	군 내 비격리 감염자에서 완치된 인원	$R_{1m}(t)$	시간 $t$ 에서의 $R_{1m}$ 의 인원수
	$R_{2m}$	군 내 격리 확진자에서 완치된 인원	$R_{2m}(t)$	시간 $t$ 에서의 $R_{2m}$ 의 인원수
민간 사회 ( $T_c$ )	$S_c$	민간사회에서 감염 가능한 인원	$S_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $S_c$ 의 인원수
	$E_c$	민간사회에서 전파력 없는 감염자	$E_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $E_c$ 의 인원수
	$I_c$	민간사회에서 전파력 있는 비격리 감염자	$I_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $I_c$ 의 인원수
	$R_{1c}$	민간사회에서 비격리 감염자 중 완치된 인원	$R_{1c}(t)$	시간 $t$ 에서의 $R_{1c}$ 의 인원수
	$R_{2c}$	민간사회에서 격리 감염자 중 완치된 인원	$R_{2c}(t)$	시간 $t$ 에서의 $R_{2c}$ 의 인원수
	$Q_c$	민간사회에서 격리 중인 확진자	$Q_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $Q_c$ 의 인원수
	$D_c$	민간사회에서 사망한 확진자	$D_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $D_c$ 의 인원수
	$V_c$	민간사회에서 확진 판정을 받았던 사례 수 $V_c = R_{2c} + Q_c + D_c$	$V_c(t)$	시간 $t$ 에서의 $V_c$ 의 인원수

7) 육·해·공군 장병 및 군무원, 국방부 산하 기관 근무자들을 모두 포함한다.

8) 전체집단에서 군을 제외한 나머지 집단이다.

$S$ 는 감염될 가능성이 있는 인원으로 구성된 구획이다. 가정 가)-①에서 재감염은 없으므로  $S$ 는 아직 감염 이력이 없는 인원으로 볼 수 있다.  $E$ ,  $I$ ,  $Q$ 는 모두 감염 인원이나,  $E$ 는 잠복기 인원으로 가정 가)-②로 인해 전파력은 없으며, 가정 다)-②에 의해 진단검사에서는 음성으로 판정된다.  $I$ 는  $E$ 에서 잠복기가 끝난 인원으로 증상의 유무와 상관없이 전파력을 지니며 진단검사에서 양성으로 판정된다. 아직 진단검사를 받지 않았으며 격리된 상태도 아니기 때문에 전파를 일으키는 유일한 구획이며 ‘숨은 감염자’로도 불린다.  $Q$ 는 격리확진자로  $I$ 인원 중 진단검사를 통해 양성을 판정받고 격리된 인원이다. 전파력은 갖고 있으나 가정 다)-④에 의해  $Q$ 에 의한 실질적인 전파는 일어나지 않는다. 양성판정을 받은 인원만  $Q$ 가 될 수 있기 때문에  $I$ 인원만이  $Q$ 가 될 수 있으며,  $E$ 에서는  $Q$ 가 될 수 없다.  $R_1$ 은 숨은 감염자  $I$ 에서 자연치유된 인원이다.  $R_2$ 은 격리확진자에서 격리치료로 완치된 인원이다.  $D$ 는 확진된 인원 중 사망한 인원이다. 여기서 완치 및 치유는 증상이 사라진 시점이 아닌 더 이상의 전파위험이 없는 상태를 의미한다. 본 연구에서 군의 각 구획은 아래 첨자  $m$ (military)으로 나타내며 민간사회의 각 구획은 아래 첨자  $c$ (civilian)로 나타냈다.

IV.1의 분석 데이터에 따라 일일 신규확진자 인원을 토대로 감염 이력이 있는 인원(최초 국내 감염전파일로부터 확진 판정을 받은 누적확진 사례)을 하나의 구획  $V_c$ 로 구성하였다. 모든 시간( $t$ )에 대하여 각 구획들의 합은 다음과 같다.

$$Q_c(t) + R_{2c}(t) + D_c(t) = V_c(t) \quad (3)$$

$$S_m(t) + E_m(t) + I_m(t) + Q_m(t) + R_{1m}(t) + R_{2m}(t) = T_m(t) = N_m, \quad (4)$$

$N_m$ : 군의 총 인원 수<sup>9)</sup>

$$S_c(t) + E_c(t) + I_c(t) + R_{1c}(t) + V_c(t) = T_c(t) = N_c, \quad (5)$$

$N_c$ : 민간인 인원 수<sup>10)</sup>

9) 약 585,000명('20년 기준 병력 55.5만여 명과 군무원 3만여 명을 합한 규모).

10) 약 51,244,000명('20년 기준 대한민국 인구 5,182.9만여 명에서 군 58.5만여 명을 제외한 규모).

가정 다)④를 적용하여 시간  $t$ 에 따라 군 복무 인원수와 민간인 인원수는 변하지 않는다. 따라서 식 (4), (5)와 같이 각 부분 집단의 모든 구획의 합은 상수로 일정하다.

## 2) 계수 설정

계수는 단위시간(일 단위) 동안 한 구획에서 다른 구획으로 전환되는 인원의 비율로 정의한다.  $\beta$ 는 부분 집단 간 또는 부분 집단 내 전파위험도를 나타내는 계수로, 한 부분 집단의  $I$ 에 속하는 인원 1명이 단위시간 동안 감염시킬 수 있는 특정 부분 집단 인원의 기댓값이다. 접촉 대상 집단의 일 평균 접촉 인원수( $\delta$ )와 접촉시 감염전파 확률( $P$ )의 곱으로 정의된다.

$$\beta_{AB} = \delta_{AB} \times P_{AB} \quad (6)$$

식 (6)에서  $\beta_{AB}$ 는  $I_A$ 의 한 명이 하루 동안 감염시킬 수 있는  $B$ 집단 인원의 기댓값을 의미하고,  $\delta_{AB}$ 는  $I_A$ 의 한 명이 평균적으로 하루 동안 접촉하는  $B$ 집단의 인원이며,  $P_{AB}$ 는  $I_A$ 인원이  $B$ 집단의 인원과 접촉 시 감염전파 확률이다. 따라서 접촉량의 증감은  $\delta_{AB}$ 의 증감으로 나타내며, 접촉량 중 밀접 접촉량<sup>11)</sup>(비율)의 증감은  $P_{AB}$ 의 증가로 나타난다.

$e$ 는 일일  $E$ 인원 중  $I$ 로 전환되는 비율이며, 잠복기 인원이 하루에 어느 정도의 비율로 전파 가능한 인원이 되는지를 나타낸다.  $i$ 는 일일  $I$ 인원 중  $Q$ 로 전환되는 비율이며, 전파 가능한 인원(진단검사에서 양성인 나오는 인원) 중 하루에 어느 정도의 비율로 확진 판정을 받는지 나타낸다.  $r$ 은 감염자 중 하루에 어느 정도의 비율로 완치가 되는지를 나타내며, 숨은 감염자인  $I$ 에서 자연치유되는 비율인  $r_1$ 과  $Q$ 에서 격리치료로 완치되는 비율인  $r_2$ 로 구분된다. 각 부분 집단별 계수에 대한

11) 감염에 직접적인 영향을 주는 접촉으로 마스크 미착용 상태에서 식사 및 운동 등의 활동을 포함한다. 전체 접촉량 중 밀접 접촉 비율이 증가할수록 상대 집단을 감염시킬 확률이 증가한다.



정의와 계숫값의 범위는 <표 4>와 같다.

<표 4> 계수 정의 및 계숫값 범위

계수	정의	추정 유무	범위 (값)
$\beta_{mm}$	일일 $I_m$ 의 한 명이 평균적으로 감염시키는 $T_m$ 인원수	추정	$0 \leq \beta_{mm} < \infty$
$\beta_{mc}$	일일 $I_m$ 의 한 명이 평균적으로 감염시키는 $T_c$ 인원수	추정	$0 \leq \beta_{mc} < \infty$
$\beta_{cm}$	일일 $I_c$ 의 한 명이 평균적으로 감염시키는 $T_m$ 인원수	추정	$0 \leq \beta_{cm} < \infty$
$\beta_{cc}$	일일 $I_c$ 의 한 명이 평균적으로 감염시키는 $T_c$ 인원수	추정	$0 \leq \beta_{cc} < \infty$
$e_m$	일일 $E_m$ 에 속하는 인원 중 $I_m$ 으로 전환하는 비율 $e_m = \frac{1}{l_m}$ , $l_m$ : $T_m$ 의 평균 잠복기간	고정값	$e_m = 0.2$
$e_c$	일일 $E_c$ 에 속하는 인원 중 $I_c$ 으로 전환하는 비율 $e_c = \frac{1}{l_c}$ , $l_c$ : $T_c$ 의 평균 잠복기간	고정값	$e_c = 0.18$
$i_m$	일일 $I_m$ 에 속하는 인원 중 $Q_m$ 으로 전환하는 비율	추정	$0 \leq i_m \leq 1$
$i_c$	일일 $I_c$ 에 속하는 인원 중 $Q_c$ 으로 전환하는 비율	추정	$0 \leq i_c \leq 1$
$r_{1m}$	일일 $I_m$ 에 속하는 인원 중 $R_{1m}$ 으로 전환하는 비율 $r_{1m} = \frac{1}{p_m}$ , $p_m$ : $I_m$ 의 완치기간(자연치유)	추정	$0.05 \leq r_{1m} \leq 0.2$
$r_{1c}$	일일 $I_c$ 에 속하는 인원 중 $R_{1c}$ 으로 전환하는 비율 $r_{1c} = \frac{1}{p_c}$ , $p_c$ : $I_c$ 의 완치기간(자연치유)	추정	$0.05 \leq r_{1c} \leq 0.2$
$r_{2m}$	일일 $Q_m$ 에 속하는 인원 중 $R_{2m}$ 으로 전환하는 비율 $r_{2m} = \frac{1}{q_m}$ , $q_m$ : $Q_m$ 의 격리치료기간	추정	$0.07 \leq r_{2m} \leq 0.14$

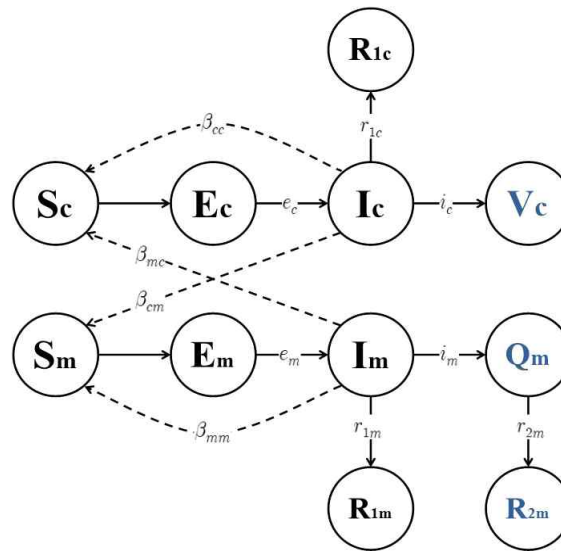
COVID-19의 평균 잠복 기간은 5.54일(95% CI 5.18-5.90)이므로  $l_c = 5.54$ ,  $e_c = 0.18$ 로 설정하였다.  $T_m$ 은 대부분이 20대이므로  $l_m$ 은 30세 미만의 평균 잠복 기간으로 설정하였다. COVID-19의 30세 미만의 평균 잠복 기간은 4.95일(95%

CI 4.31-5.58)이므로  $l_m = 4.95$ ,  $e_m = 0.2$ 로 설정하였다.

COVID-19의 자연치유 기간 범위는 CDC(Centers for Disease Control and Prevention)에서 제시하는 격리 기간을 적용한다. 경증인 인원은 5일, 중증인 인원은 20일까지 격리 조치하며, 이를 토대로  $5 \leq p_c \leq 20$ ,  $0.05 \leq r_{1c} \leq 0.2$ 를 설정하였다. 2022년 2월 군 지침에 따르면 군의 격리치료 기간은 7일 격리+예방적 격리 3일로 총 10일을 격리하나, 경우에 따라 격리 기간의 변동 가능성을 고려하여 최소 7일에서 최대 14일을 범위로 설정하였다. 이에 따라  $7 \leq q_m \leq 14$ ,  $0.07 \leq r_{2m} \leq 0.14$ 로 설정하였다.

#### 다. 모델설계(ODE system)

모델은 <표 3>과 <표 4>에 정의된 부분 집단의 구획과 계수들로 구성하였으며, 각 구획과 계수들의 관계는 <그림 3>의 흐름도(Flow Chart)와 같다.



<그림 3> 구획과 계수들의 관계 흐름도

III장에서 확인한 민간사회와 군의 전파양상 간 양방향 전파 가능성을 바탕으로 민간사회의 감염자( $I_c$ )와 군 감염자( $I_m$ )가 서로의 비(非)감염 인원( $S$ )를 감염시키는 모델을 구성하였다.  $k$ 는 누적 확진 사례 수( $V_c$ )에서 격리치료 중인 환자 수( $Q_c$ )가 차지하는 비율로서  $k(t) = \frac{Q_c(t)}{V_c(t)} = \frac{V_c(t) - R_{2c}(t) - D_c(t)}{V_c(t)}$ 이며,  $\bar{k} = 0.0817(95\% \text{ CI } 0.0816-0.0818)$ 는  $R_{2c}$ 가 조사된 2021년 4월 1일부터 2021년 10월 31일까지의  $k(t)$ 의 평균이다. 이를 통해 방역 당국에서 집계하지 못한 현재 격리 중인 인원수는 누적 확진 사례 수( $V_c$ )의 8% 정도로 추정할 수 있다.

시간  $t$ 에 따른 각 구획의 인원변동은 아래 ODEs를 따른다.

#### 1) 시간에 따른 민간사회 구획 인원 변화량

$$\frac{dS_c(t)}{dt} = -(\beta_{cc}I_c(t) + \beta_{mc}I_m(t))\frac{S_c(t)}{T_c(t) - \bar{k}V_c(t)} \quad (7)$$

$$\frac{dE_c(t)}{dt} = (\beta_{cc}I_c(t) + \beta_{mc}I_m(t))\frac{S_c(t)}{T_c(t) - \bar{k}V_c(t)} - e_cE_c(t) \quad (8)$$

$$\frac{dI_c(t)}{dt} = e_cE_c(t) - (i_c + r_{1c})I_c(t) \quad (9)$$

$$\frac{dV_c(t)}{dt} = i_cI_c(t) \quad (10)$$

$$\frac{dR_{1c}(t)}{dt} = r_{1c}I_c(t) \quad (11)$$

식 (7)~(11)은 단위시간(1일) 동안 민간사회 구획 인원의 변화량을 나타내며, 민간사회에서  $I_c$ 인원 1명이  $\beta_{cc}$ 만큼 민간사회 인원을 감염시킬 수 있다. 그러나  $I_c$ 인원은 격리되어 있는  $Q_c$ 인원과 접촉할 수 없으며, 접촉한 인원 중  $S_c$ 인원만 감염시킬 수 있기 때문에, 시간  $t$ 에서 민간사회 내 실질적인 감염은  $\beta_{cc} \times \frac{S_c(t)}{T_c(t) - Q_c(t)} \times I_c(t)$ 만큼 발생한다. 마찬가지로 군에서  $I_m$ 인원에 의해 민간사회 감염은

$\beta_{mc} \times \frac{S_c(t)}{T_c(t) - Q_c(t)} \times I_m(t)$  만큼 발생한다.

식 (7)은 하루 동안 군과 민간사회로부터 감염되어 줄어드는  $S_c$  인원이며 식 (8)은 하루 동안  $E_c$  인원의 변화량으로, 잠복기 감염자 증가량에서 잠복기가 끝나고 전파력이 생긴 감염자 수( $e_c E_c(t)$ ) 만큼 감소시킨 것이다. 식 (9)는 하루 동안 발생하는  $I_c$  인원의 변화량으로, 전파력이 생긴 비격리 감염자 증가량( $e_c E_c(t)$ )에서 진단검사를 통해 격리되는 인원( $i_c I_c(t)$ )과, 비격리 자연치유로 완치된 인원( $r_{1c} I_c(t)$ ) 만큼을 감소시킨 값이다. 식 (10)은 하루 동안 누적 확진 사례 증가량으로 진단검사를 통해 격리된 인원( $i_c I_c(t)$ )만큼 증가한다. 식 (11)은 하루 동안 비격리 자연치유로 완치된 인원( $r_{1c} I_c(t)$ )이다.

## 2) 시간에 따른 군(軍) 구획 인원 변화량

$$\frac{dS_m(t)}{dt} = -(\beta_{mm} I_m(t) + \beta_{cm} I_c(t)) \frac{S_m(t)}{T_m(t) - Q_m(t)} \quad (12)$$

$$\frac{dE_m(t)}{dt} = (\beta_{mm} I_m(t) + \beta_{cm} I_c(t)) \frac{S_m(t)}{T_m(t) - Q_m(t)} - e_m E_m(t) \quad (13)$$

$$\frac{dI_m(t)}{dt} = e_m E_m(t) - (i_m + r_{1m}) I_m(t) \quad (14)$$

$$\frac{dQ_m(t)}{dt} = i_m I_m(t) - r_{2m} Q_m(t) \quad (15)$$

$$\frac{dR_{1m}(t)}{dt} = r_{1m} I_m(t) \quad (16)$$

$$\frac{dR_{2m}(t)}{dt} = r_{2m} Q_m(t) \quad (17)$$

식 (12)~(17)은 단위시간(1일) 동안 군(軍) 구획 인원의 변화량을 나타낸 식이다.

군 내에서  $I_m$  인원 1명에 의한 실질적인 감염은  $\beta_{mm} \times \frac{S_m(t)}{T_m(t) - Q_m(t)} \times I_m(t)$  만큼 발생하며, 민간사회의  $I_c$  인원 1명에 의한 군 감염은  $\beta_{cm} \times \frac{S_m(t)}{T_m(t) - Q_c(m)} \times I_c(t)$  만큼 발생한다.

식 (12)는 하루 동안 민간사회와 군 내부로부터 감염되어 줄어드는  $s_m$  인원을 의미하며, 식 (13)과 (14)는 각각 식 (8)과 (9)의 설명과 같다. 식 (15)는 하루 동안  $Q_m$ 의 변화량으로 하루 동안 군에서 진단검사를 통해 새롭게 격리된 인원( $i_m I_m(t)$ )에서 격리치료 중 완치된 인원( $r_{2m} Q_m(t)$ )만큼을 감소시킨 값이다. 식 (16)은 식 (11)의 설명과 같으며, 식 (17)은 군에서 하루 동안 격리치료로 완치된 인원( $r_{2m} Q_m(t)$ )이다.

시간  $t$ 에서 민간사회 구획 인원 변화량과 군(軍) 구획 인원 변화량의 총합은 0으로서 일정하다.

$$\frac{dS_c(t)}{dt} + \frac{dE_c(t)}{dt} + \frac{dI_c(t)}{dt} + \frac{dV_c(t)}{dt} + \frac{dR_{1c}(t)}{dt} = 0 \quad (18)$$

$$\frac{dS_m(t)}{dt} + \frac{dE_m(t)}{dt} + \frac{dI_m(t)}{dt} + \frac{dQ_m(t)}{dt} + \frac{dR_{1m}(t)}{dt} + \frac{dR_{2m}(t)}{dt} = 0 \quad (19)$$

### 3. 데이터 적합(Fitting) 결과

본 연구는 구획의 14일간의 자료(data)에 식 (7)~(17)로 구성된 ODEs를 적합시켰다. 적합을 위해 Python 패키지인 lmfit(Non-Linear Least-Squares Minimization and Curve-Fitting for Python)을 사용하였다. 총 6가지의 fitting method (Minimize Function)—① Levenberg-Marquardt (L-M), ② Least Square, ③ Nelder-Mead, ④ Powell, ⑤ Conjugate Gradient, ⑥ BFGS—중에서 AIC(Akaike Information Criterion)와 BIC(Bayesian Information Criterion)가 낮은 3개의 방식(method)을 선정하였다. 또한, 각 구획별로 실제 데이터와 추정치에 대한 RMSE(Root Mean

Squared Error) 값으로 구획별 적합 정도를 비교하였으며,  $Q_m$ ,  $R_{2m}$ 에서의 적합 결과가 더 좋은 방식을 채택하였다.

<표 5>는 1차 대유행과 2차 대유행의 적합방식(fitting method)에 따른 적합 결과이다. 1차 대유행의 경우 ② Least Square, ③ Nelder-Mead, ⑤ Conjugate Gradient 순으로 AIC와 BIC 값이 낮았다. 2차 대유행의 경우는 ③ Nelder-Mead, ④ Powell, ② least square 순으로 AIC와 BIC 값이 낮았다.

<표 5> 적합방식에 따른 적합결과 (AIC / BIC)

Fitting Method	1st wave		2nd wave	
	AIC	BIC	AIC	BIC
① Levenberg-Marquardt	1007.27135	1033.33639	1114.83371	1140.89876
② Least Square	<b>648.754977</b>	<b>674.820022</b>	<b>822.853116</b>	<b>848.918161</b>
③ Nelder-Mead	<b>648.991287</b>	<b>675.056332</b>	<b>793.720131</b>	<b>819.785175</b>
④ Powell	688.737822	714.802867	<b>794.664430</b>	<b>820.729474</b>
⑤ Conjugate Gradient	<b>652.105706</b>	<b>678.170750</b>	994.973171	1021.03822
⑥ BFGS	895.647929	921.712973	995.555244	1021.62029

그러나 세 구획 중 민간사회 누적 확진 사례 수( $V_c$ )가 다른 구획( $Q_m$ ,  $R_{2m}$ )보다 상대적으로 큰 수치의 데이터로 구성되어 있기 때문에, AIC와 BIC 값이 다른 방식보다 낮다고 해서 각각의 구획에서 좋은 적합을 보인다고 말할 수 없다. 군 격리확진자( $Q_m$ )와 군 격리치로 완치자( $R_{2m}$ )의 적합 결과와 달리  $V_c$ 의 적합 결과만 좋을 수 있으며, 이러한 적합 결과는 본 연구에서 말하고자 하는 군의 감염양상을 설명하기에 충분하지 않다.

<표 6> 적합방식에 따른 제1차 대유행 적합결과 (RMSE)

method compartments	Root Mean Square Error value		
	② Least Square	③ Nelder-Mead	⑤ Conjugate Gradient
$V_c$	<b>2665.215598</b>	2744.683565	2844.135861
$Q_m$	<b>40.44190156</b>	76.28576233	179.454159
$R_{2m}$	<b>56.71707742</b>	81.74230579	72.70022691

<표 6>은 1차 대유행에서 AIC와 BIC 값이 높은 적합 결과들을 각 구획별로 비교한 것이다. 1차 대유행의 경우 <표 6>과 같이 모든 구획에 대해 Least Square 방식의 적합도가 가장 높음을 알 수 있다.

<표 7>은 2차 대유행에서 AIC와 BIC 값이 높은 적합 결과들을 각 구획별로 비교한 것이다. 2차 대유행의 경우, 구획  $Q_m$ 과  $R_{2m}$ 에 Least Square 방식을 사용한 RMSE 값이, 다른 방식을 사용했을 때 보다 4~5배 낮으므로 군의 실제 전파양상 추정에 더 적합함을 알 수 있다. Least Square 방식의 결과가  $V_c$  구획에 대해 비교적 높은 RMSE 값을 갖고 있으나 세 가지 방식 모두 민간사회의 누적 확진 사례 수에 비해 낮은 오차를 보이므로,  $Q_m$ 과  $R_{2m}$ 에 대한 적합도가 높은 Least Square 방식을 사용한 결과를 채택하였다.

<표 7> 적합방식에 따른 제2차 대유행 적합결과(RMSE)

method compartments	Root Mean Square Error value		
	② Least Square	③ Nelder-Mead	④ Powell
$V_c$	<b>21763.8432</b>	15348.176	15523.92632
$Q_m$	<b>122.6156495</b>	889.2572636	978.2827438
$R_{2m}$	<b>109.024176</b>	609.3617838	402.5075447

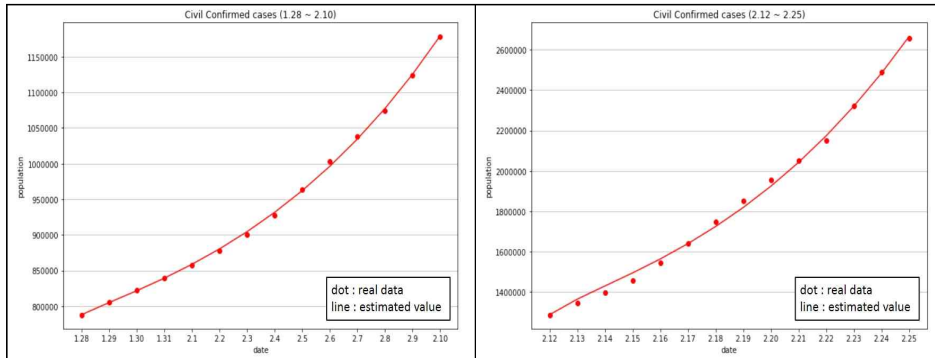
<표 8> 적합결과(통계량)

Fit statistics	1st wave	2nd wave
Fitting method	least squares	least squares
Function evals	66	95
Data points	42	
Variables	15	
Akaike info crit	648.754977	822.853116
Bayesian info crit	674.820022	848.918161

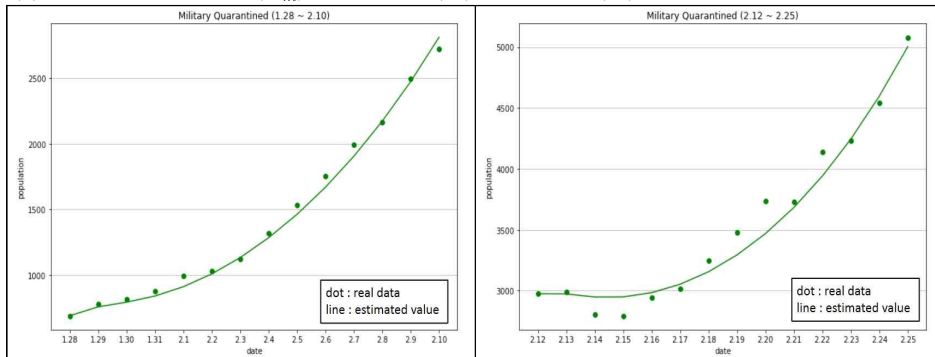
<표 8>은 1차 대유행과 2차 대유행의 적합에 모두 Least Square 방식을 적용한 결과이며, <그림 4>는 적합 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 그래프에서 낱자별 점(dots) 표식은 실제 데이터 값이며, 선(line)은 실제 데이터에 4.2에서 구성한 모델

을 적합시켜 얻은 시간  $t$ 에 따른 구획 함수의 개형이다.

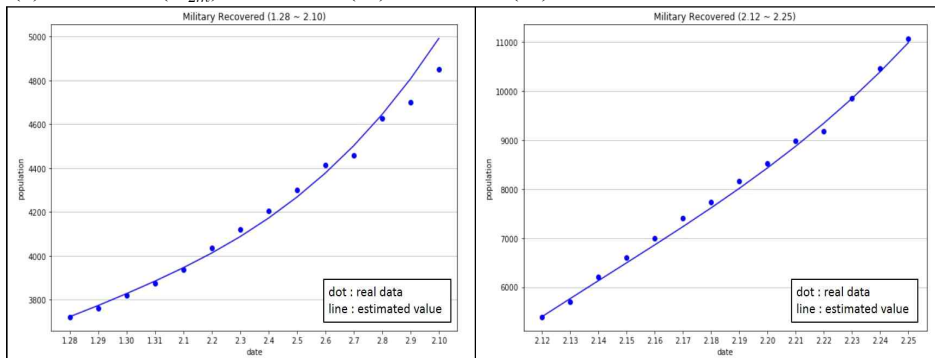
(1) 민간사회 확진 사례( $V_c$ ): 1st wave (좌), 2nd wave(우)



(2) 군 격리 중인 환자( $Q_m$ ): 1st wave (좌), 2nd wave(우)



(3) 군 완치자( $R_{2m}$ ): 1st wave (좌), 2nd wave(우)



<그림 4> 적합결과 그래프



ODEs의 해를 구하는 것은 제한되나 적합과정을 통해 ODEs에서 설정한 계수 값을 추정한 결과는 <표 9>와 같다. 추정한 계수는 <표 4>에서 설명된 전파위험도를 의미하는  $\beta$ 값( $\beta_{mm}, \beta_{cm}, \beta_{mc}, \beta_{cc}$ )과 일일 단위 확진자의 검사비율을 의미하는  $i$ 값( $i_m, i_c$ ), 일일 단위 완치(또는 격리해제) 비율을 의미하는  $r$ 값( $r_{1m}, r_{2m}, r_{1c}$ )이다. 추가로 추정한 값은 각 wave마다  $t_0$ 시점에서 확진자로 판명되지 않은 숨은 감염자의 수( $E_m(t_0), I_m(t_0), E_c(t_0), I_c(t_0)$ )이다.

<표 9> 추정값

Variables	1st wave ( $t_0 = '22.1.28.$ )	2nd wave ( $t_0 = '22.2.12$ )
$E_c(t_0)$	76006.7805	191681.421
$I_c(t_0)$	29432.4074	158588.186
$E_m(t_0)$	116.989610	1320.65364
$I_m(t_0)$	195.298259	457.201292
$\beta_{mm}$	<b>4.9103e-04</b>	<b>0.10992265</b>
$\beta_{mc}$	<b>0.00701256</b>	<b>0.10814669</b>
$\beta_{cm}$	<b>0.01274396</b>	<b>0.00558357</b>
$\beta_{cc}$	<b>1.28995699</b>	<b>1.21995610</b>
$i_m$	0.84634672	0.93101791
$i_c$	0.61740103	0.56825518
$r_{1m}$	0.15571600	0.11085931
$r_{1c}$	0.05029012	0.05000061
$r_{2m}$	0.07000195	0.12368951

#### 4. 계수 분석

##### 가. $\beta$ 값 분석

$\beta_{AB}$ 의 증가는 A집단과 접촉하는 B집단의 감염 인원이 증가했거나, A집단의 감염 인원이 B집단 인원을 감염시킬 확률이 증가했음을 의미한다. 마찬가지로  $\beta_{AB}$ 의 감소는 A집단과 접촉하는 B집단 감염 인원이 감소했거나, A집단 감염 인원이

B집단 인원을 감염시킬 확률이 감소했을 경우에 발생한다. 이러한 관점에서 1차 대유행과 2차 대유행의  $\beta$  추정값을 다음과 같이 해석할 수 있다.

$\beta_{cc}$ 는 민간사회에서의 전파위험이다. 위 기간 동안 민간사회 인원의 상호 감염확률은 델타에서 오미크론 변이로 우세종이 전환되는 과정에서 2배 이상 증가한 것으로 밝혀졌다.<sup>12)</sup> 다만  $\beta_{cc}$ 값의 소폭 감소(1.29→1.22)는 민간사회 인원 간 밀접 접촉횟수의 감소에 기인한 결과로 보인다. 실제로 COVID-19 발생기간 동안 작성된 이동성 보고서<sup>13)</sup>에 따르면, 한국은 가장 밀접한 접촉이 이루어지는 거주지에서의 유동량(방문빈도)이 1차 대유행보다 2차 대유행에서 낮음을 확인할 수 있다. 또한 1차 대유행 기간 중 5일 이상의 연휴(설 명절)가 포함되어 있었던 점도 1차 대유행 기간이 2차 대유행 기간보다 밀접 접촉의 빈도가 높았음을 뒷받침한다.

$\beta_{cm}$ 은 민간사회에서 군으로의 전파위험이며 50%가량 감소(0.013→0.006)하였다. 이것은 오미크론 변이 확산으로 인해 감염확률은 증가했으나, 민간사회 구성원을 접촉하는 군 구성원의 감소에 따른 결과로 추정된다. 1차 대유행 기간 대비 2차 대유행 기간의 휴일이 감소함에 따라 군 간부들과 민간사회 구성원과의 접촉량이 감소하였고, 용사들의 면회, 외출, 외박 시행 감소 또한 이를 뒷받침하는 요인으로 추정된다.

$\beta_{mm}$ 은 군 내부의 전파위험이다. 200배가 넘게 증가(0.0005→0.11)했으며, 이것은 ① 군 내부 접촉횟수가 증가하였거나, ② 군 구성원 간 감염시킬 확률이 증가하였음을 의미한다. ①의 경우, 병영생활은 주로 생활관 단위로 이루어지기 때문에 용사 간 접촉횟수의 큰 변동은 없음을 가정하면, 간부-용사 간 접촉이 증가했을 것으로 추정할 수 있다. 실제로 1차 대유행 기간 동안 간부(군무원 포함) 출근일은 7일(50%)이며 2차 대유행 기간 동안 출근일은 10일(71%)로, 간부-용사 간 접촉 가능 시간의 증가와 함께 접촉횟수가 증가한 것으로 추정할 수 있다. 그러나 ①의 경우로 인한 증가는 제한적이기 때문에, 상호 간 감염시킬 확률도 크게 증가한

12) 질병관리청, 보도자료, 오미크론 변이의 특성분석과 확산 대비(1.24., 정례브리핑), 중앙방역대책본부 위기소통팀.

13) 코로나19 지역사회 이동성 보고서(Google).

것으로 볼 수 있다(②). 따라서  $\beta_{ac}$ 와 비교했을 때, 오미크론 변이의 우세종 전환 시 군의 제한된 공간에서의 집단생활 방식이 보다 감염확률을 크게 증가시킨다는 것을 유추할 수 있다. Lelieveld J. 등(2020)이 연구한 실내 공간 에어로졸 전파연구를 육군 생활관 환경에 맞추어(KF-94 마스크 착용을 가정) 적용했을 때, 생활관 내 누적 감염자가 증가할수록 비감염자의 감염확률이 증가하였다(곽승현·나성중, 2021).<sup>14)</sup> 실제로 이 기간 동안 집단감염이 크게 증가했음을 알 수 있고 육군을 기준으로 1차 대유행 기간 중 7일(2월 4일~2월 10일) 동안 평균 2.6건의 집단감염이 발생한 것으로 추정되며, 2차 대유행 기간 중 7일(2월 12일~2월 18일) 동안 평균 8.1건의 집단감염이 발생한 것으로 추정된다.<sup>15)</sup>

$\beta_{mc}$ 는 군에서 민간사회로의 전파위험으로 15배 넘게 증가(0.007 → 0.108)하였다. 이는 군 구성원을 접촉하는 민간사회 구성원이 증가하였거나, 군 구성원이 민간사회 구성원을 감염시킬 확률이 증가했음을 의미한다. 위 기간 동안 군의 방역지침에 변화는 없으며 앞선  $\beta_{cm}$ 의 추정결과를 통해 민간사회 구성원과 군 구성원 간 접촉횟수는 감소했을 것으로 추정된다. 그러나 대부분의 군 구성원이 오미크론 감염률이 가장 높은 연령대인 20~30대인 점<sup>16)</sup>과, 또래 민간사회 구성원과의 밀접 접촉 빈도가 높은 점<sup>17)</sup>을 고려했을 때, 오미크론 변이가 우세종으로 전환되는 기간 동안 군에서 민간사회로의 감염전파 확률은 큰 폭으로 증가했을 것으로 추정할 수 있다.

14) 8인 생활관 기준 7일 후 감염확률: 1명 확진 시 6.45%, 4명 확진 시 14.14%

15) 육군본부, 코로나19 확진자 현황, 일일 단위부대 확진자 수가 용사 기준 3인 이상, 간부 기준 5인 이상일 경우 집단감염으로 추정하였다.

16) 질병관리청 (1. 27, 보도참고자료), '22.1.26. 기준 40세 미만의 감염은 10만 명당 80.8명, 40세 이상 감염은 10만 명 당 26.6명으로 3차 접종률이 낮은 젊은 연령층 중심으로 확산이 이루어지고 있다.

17) 『중앙일보』, “오미크론 변이자 신규확진자 최다 연령층 60대 → 20대” (검색일: 2022년 1월 27일).

### 나. $i$ 값 및 $r$ 값 분석

민간사회와 군 모두 숨은 감염자로 인해 감염자의 실제 검사비율( $i$ )은 확인할 수 없다. 본 연구에서는 1차 대유행과 2차 대유행 모두  $i_m$ 값이  $i_c$ 값보다 높게 추정되었는데, 이것은 군의 감염자에 대한 검사율이 민간사회보다 높았기 때문인 것으로 추정된다. 또한 시간이 지날수록 민간사회의 추정치( $i_c$ )는 낮아지는 것에 비해 군 추정치( $i_m$ )는 높아짐을 확인할 수 있다.

$r$ 값은 일일 자연치유 비율인  $r_1$ 값과 격리치료(격리해제) 비율인  $r_2$ 값 모두 <표 4>에 근거한 범위 내에서 추정되었다. 1차 대유행과 2차 대유행의  $r_1$ 값은 군과 민간사회 모두 비슷하게 추정되었으나 일일 격리완치 비율( $r_{2m}$ )값은 2차 대유행에서 더 높게 추정(0.12)되었다. 이를 통해 군의 평균 격리 기간이 전보다 더 줄어든 것으로 추정할 수 있으며<sup>18)</sup>, 이것은 군 격리지침의 개정<sup>19)</sup>에 따른 결과로 분석할 수 있다.

## V. 결론 및 제언

### 1. 연구결과 및 구획모델의 역할

본 연구는 오미크론 변이의 우세종 전환 기간 동안 군과 민간사회 사이에서 COVID-19 감염전파의 인과성을 확인하고 군과 민간사회의 전파양상을 수리적 모델로 설명하고자 하였다.

Granger 인과관계 검정을 통해, 군과 민간사회의 일일 신규확진자 데이터가 2일 이상의 시차에서 군과 민간의 신규확진자를 예측하는데 상호 영향을 미치고, Granger 인과관계를 갖는다는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 상호 인과성을

18) 추정된 평균 격리 기간은 14.3일에서 8.3일로 감소.

19) 2월 15일부 보건당국 기준격리일(7일) 이후 추가 예방적 격리 기간을 7일에서 3일로 단축.

바탕으로 다 집단 구획모델을 구성하여 특정 기간(2022년 1월 28일~2022년 2월 25일) 동안 군과 민간사회 간 전파양상을 계숫값의 추정을 통해 확인할 수 있었다.

추정된 계숫값을 통해 분석한 결과는 다음과 같다. 오미크론 변이의 우세종 전환 기간 동안 ① 민간사회 → 민간사회, 민간사회 → 군으로의 전파위험은 감소하였다. 이는 명절 이후 휴일의 감소에 따라 민간사회 접촉량이 감소했기 때문인 것으로 추정된다. 반면 ② 군 → 군, 군 → 민간사회로의 전파위험은 증가하였다. 이는 영외거주자로부터의 전파위험이 증가하였고, 군-군, 군-민간사회 모두 동일 연령집단(20대~30대) 간 밀접 접촉량 증가에 따른 것으로 추정된다.

본 연구의 결과를 통해 구획모델을 적용한 전파양상 분석이 향후 군 방역정책의 수립에 다음과 같은 역할을 할 수 있을 것으로 기대한다. 첫째, 과거 데이터로부터 계숫값들을 추정하여 군 자체적인 시기별, 상황별 감염사례를 분석할 수 있다. 본 연구에서는 연휴가 끝난 시점에서의 변이 확산 사례를 통해 군에서의 변이종 확산특성을 분석하였다. 추가적인 연구를 통해 날씨 및 계절의 변화, 각종 국가행사 및 공휴일 전후의 상황 그리고 군과 민간사회의 백신 접종 전후의 상황을 구획모델로 분석하여 해당 감염병에 대해 군이 가장 취약한 시점과 상황을 파악할 수 있을 것이다.

둘째, 각 상황별로 분석된 전파양상에 향후 유행할 것으로 예상되는 감염병(또는 변이종) 정보를 적용하여 전파양상을 예측할 수 있다. 예를 들어, 본 연구와 유사한 시기와 상황에서 향후 유행이 예상되는 변이가 다른 특성은 동일하나 기존 변이보다 2배가량의 전파력을 지니고 있다면,  $\beta$ 값을 이에 맞게 조정하여 구획모델을 구성할 수 있을 것이다. 또한 개선된 치료제 등이 보급된다면 치료율  $r$ 값을 조정할 수 있을 것이며, 정부방침의 변경에 따른 검사율  $i$ 값을 다르게 적용할 수 있을 것이다. 이렇게 구성한 구획모델을 통해 시간에 따른 감염자 수( $E(t) + I(t)$ )와 격리자 수( $Q(t)$ )를 구하고, 현재의 군 방역정책을 유지할 시 향후 감염자 규모와 가용한 전투력을 추정할 수 있다.

군 방역정책은 민간사회의 방역보다 철저하고 보수적인 특성을 갖는다. 그렇기 때문에 구성원의 방역 피로도를 단시간에 증가시키며, 이것은 군의 정상적인

임무 수행에 많은 지장을 줄 수 있다. 따라서 군 방역정책의 강도는 향후 감염자 규모와 가용한 전투력을 고려하여 방역 피로도를 낮추는 방향으로 수립해야 할 것이다. 구획모델은 이를 위한 예측치를 제공하여 해당 시점에서 군 방역정책의 강화 또는 완화 방향을 제시하는데 근거가 될 수 있다. 또한  $\beta$ 값 분석을 통해 군 내 COVID-19 감염 증가의 원인을 추정하고 해당 원인을 제거하는 방식으로 방역정책을 수정할 수 있다. 예를 들어 출타 증가로 인한 변화인지, 연휴 전후 영외간부들의 출근량 증가로 인한 변화인지, 부대 내부활동에 의한 변화인지를 추정된  $\beta$ 값을 통해 분석한다면 확산상황을 통제하는 적절한 조치가 가능할 것이다.

## 2. 연구의 한계점 및 발전방향

본 연구는 군의 COVID-19 일일 확진자 자료를 이용하여 진행되었다. 방역당국에서 별도의 군 통계자료를 작성하지 않기 때문에 군 자체적으로 종합하여 작성된 자료를 참고하였고, 일부 보안 유지의 목적으로 각 부대별 확진 현황 자료는 참고가 제한되어 언론 보도가 가능한 전체 확진자 수만 데이터로 활용하였다. 또한 군 구성원들의 세부적인 역학조사 결과도 공식적인 자료로 인용할 수 없었기 때문에,  $\beta$ 값 분석을 통해 전파양상을 추정하는 것에 그쳤으며 실제 역학조사 결과와의 비교는 제한되었다.

향후 이러한 한계점을 보완하는 연구를 통해 보다 실효적인 방역정책 수립에 도움이 될 수 있을 것으로 예상된다. 다만, 이를 위해서는 우선적으로 역학 자료와 감염병 통계의 데이터베이스 구축이 필요하다. 현재는 일일 확진자 수 자료만 접근 가능하기 때문에, 임의의 기간과 지역을 대상으로 구성되는 감염모델을 연구하기에는 제한된다. 따라서 질병관리청이 유지하는 데이터와 같이 전체기간 동안 확진자, 격리자, 완치자 수를 일자별, 지역별(또는 부대별), 연령별(또는 신분별)로 구성하여 하나의 자료로 관리한다면, 모델 구성에서부터 실증 분석까지 보다 효과적인 연구가 가능할 것이다.

이와 더불어 구축된 데이터베이스의 부대별 확진자 통계에 기반한 개별적인

감염모델이 필요하다. 실제 COVID-19의 확진자 규모 및 확산 수준은 수도권과 비수도권의 차이가 매우 크게 나타나므로 부대 위치별로 전파위험을 다르게 적용하는 것이 합리적이다. 시·도 단위의 지역사회 확진자 통계를 활용하면 지역 단위 군 감염병 모델을 구성할 수 있다. 또한 각 군별 특성을 적용한 감염모델이 필요하다. 각 군의 집단생활 방식에 따른 병력 밀집도와 용사·간부 비율에 차이가 있기 때문에, 육·해·공군 및 해병대의 전파위험( $\beta$ )이 다르게 적용된 감염모델을 개발해야 할 것이다.

이와 같이 연구된 감염모델을 기반으로 확산 규모를 예측한다면 적시적인 격리시설 및 물자 확충이 가능하며, 병력의 방역 피로도를 완화하는 방향으로 출타 비율을 조정하는 등의 효과적인 부대 관리가 가능할 것이다. 또한 향후 각 부대 특성을 고려한 유연한 방역정책 수립이 가능할 것으로 보인다.

논문 접수: 2022년 5월 7일

논문 수정: 2022년 7월 19일

게재 확정: 2022년 9월 30일

## 참고문헌

- 곽승현·나성중. (2021). “생활실 격리조건에 따른 COVID-19 감염발생확률에 관한 연구.” 한국콘텐츠학회 종합학술대회 논문집(2021). pp. 529-530.
- 곽승현. (2021). “다 집단 구획모델을 적용한 지역 간 감염모델.” 『한국시뮬레이션학회 논문지』, 제30권 제3호. pp. 19-29.
- 『뉴데일리 경제』. (2020. 12. 28). “코로나19를 막아라... SKT·KT, AI 기술로 방역 앞장.”
- 김홍준·엄정호. (2020). “코로나19 대응을 위한 책임 있는 디지털 기술의 활용 방안.” 『융합보안 논문지』, 제20권 제3호. pp. 99-108.
- 연지민·김형규. (2022). “서울특별시 25개 자치구의 열환경과 미세먼지 간 Granger 인과관

- 계.” 『한국환경과학회지』, 제31권 제1호. pp. 9-21.
- 육군본부 코로나19 대응 일일 상황평가. (2021. 1. 28.~2022. 2. 25.)
- 이효정·권예슬. (2021). “코로나19의 수학적 분석: 수리모델 방역정책 수립의 근거가 되다.” 기초과학연구원(<https://www.ibs.re.kr>). (검색일: 2022. 4. 7).
- 『중앙일보』. (2022. 1. 27). “오미크론 변이자 신규확진자 최다 연령층 60대 → 20대” 질병관리청. (2022). 코로나19 발생현황 보도참고자료. [http://ncov.mohw.go.kr/bdBoardList\\_Real.do?brdId=1&brdGubun=11&ncvContSeq=&contSeq=&board\\_id=&gubun=](http://ncov.mohw.go.kr/bdBoardList_Real.do?brdId=1&brdGubun=11&ncvContSeq=&contSeq=&board_id=&gubun=). (검색일: 2022. 2. 25.)
- 코로나 19 지역사회 이동성 보고서. (2021). <https://www.google.com/covid19/mobility/index.html?hl=ko> (검색일: 2022. 4. 25).
- 허윤경·장경석·김성진·김형민. (2008). “주택 거래량과 가격 간의 그랜저 인과관계 분석: 서울 아파트 시장을 중심으로..” 『주택연구』, 제16권 제4호. pp. 49-70.
- Bushman, K., Pelechris, K., and Labrinidis, A. (2020). “Effectiveness and Compliance to Social Distancing During COVID-19.” arXiv preprint arXiv:2006.12720.
- Bae, Tae Wuk, Kwon. Kee-Koo, and Kim, Kyu Hyung. (2020). “Mass Infection Analysis of COVID-19 Using the SEIRD Model in Daegu-Gyeongbuk of Korea from April To May, 2020.” *Journal of Korean Medical Science*, vol. 35, no. 34. pp. 1-14.
- Farzami, Y., Gregory-Allen, R., Molchanov, A., and Sehrish, S. (2021). “COVID-19 and the Liquidity Network.” *Finance Research Letters*, no. 42, 101937.
- He, Z., and Maekawa, K. (2001). “On Spurious Granger Causality.” *Economics Letters*, no. 73. pp. 307-313.
- Lelieveld, J, Helleis, F, Borrmann, S, Cheng, Y, Drewnick, F, Haug, G, Klimach, T, Sciare, J, Su, H, and Pöschl, U. (2020). “Model Calculations of Aerosol Transmission and Infection Risk Of COVID-19 In Indoor Environments.” *Int J Environ Res Public Health*, November.
- Loli, Piccolomini, E. Zama, F. (2020). “Monitoring Italian COVID-19 Spread by a Forced SEIRD Model.” *PLOS ONE* 15(8): e0237417. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237417>.
- Mastakouri, Atalanti A., and Schölkopf, Bernhard. (2020). “Causal Analysis of COVID-19 Spread in Germany.” 34th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020).



- National Center for Immunization and Respiratory Diseases (NCIRD). (2021). Isolation and Precautions for People with COVID-19 Centers for Disease Control and Prevention. <https://www.cdc.gov/coronavirus/2019-ncov/your-health/isolation.html> (검색일: 2022. 1. 30).
- Jun, Seung-Pyo, Yoo, Hyoungh Sun, and Lee, Chul. (2021). “Young People Are Not Blameworthy: The Generation’s Awareness of COVID-19 and Behavioral Responses.” *Scientific Reports, nature portfolio*.
- Stokes, P. A., and Purdon, P. L. (2017). “A Study of Problems Encountered in Granger Causality Analysis from a Neuroscience Perspective.” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 114, no. 34. E7063-E7072.
- Tan, W. Y. T., et al. (2020). “Does Incubation Period of COVID-19 Vary with Age? A Study of Epidemiologically Linked Cases in Singapore *Epidemiol Infect.*” 148: e197. Published online 2020 Sep 2. doi: 10.1017/S0950268820001995.
- Vipin, Tiwari, Namrata., Deya, and Bisht, Nandan S. (2020). “Mathematical Modeling Based Study and Prediction of COVID-19 Epidemic Dissemination Under the Impact of Lockdown in India.” *Frontiers in Physics*, no. 8.
- Výrost, T., Lyócsa, Š., and Baumöhl, E. (2015). “Granger Causality Stock Market Networks: Temporal Proximity and Preferential Attachment.” *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, no. 427. pp. 262-276.
- Wang, W., and Enilov, M. (2020). “The Global Impact of COVID-19 on Financial Markets.” Available at SSRN 3588021.
- Kermack, William Ogilvy, and McKendrick, A. G. (1927). “A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics.” The Royal Society. <https://doi.org/10.1098/rspa.1927.0118>.
- Zhao, ZY., et al. (2020). “A Five-Compartment Model of Age-Specific Transmissibility of SARS-Cov-2.” *Infect Dis Poverty* 9, 117 <https://doi.org/10.1186/s40249-020-00735-x>.