

# 은평구의 지형적 특성을 반영한 독감 확산 과정 모델링

문서현 · 박호찬 · 정주원 · 홍민정

하나고등학교

## Modeling the Spread of Influenza Reflecting the Topographical Characteristics of Eunpyeong

Seohyeon Moon · Hyochan Park · Joowon Chung · Minjeong Hong

Hana Academy Seoul

**Abstract** This study analyzes influenza transmission in Eunpyeong-gu using a GIS-based SEIQR model reflecting its demographic and topographic characteristics. With a high elderly population and complex terrain, the district is vulnerable to outbreaks. The study identifies Region 4 as the most susceptible due to population density and interregional mobility. Through GIS analysis and simulations, critical transmission patterns and peak infection periods were identified. The results emphasize targeted interventions, such as prioritized vaccinations and mobility controls, highlighting the model's potential for localized epidemic management in urban settings.

**Key words:** GIS, SEIQR model, Influenza, Health Statistic, Public administration

### 1. 서론

독감, 즉 인플루엔자는 인플루엔자 바이러스 A, B, C에 의해 발생하는 질환으로, 매년 11~4월에 유행하며 노인, 만성질환자, 영유아, 임산부 등 고위험군의 사망률 증가의 원인 중 하나이다. 잠복기는 1~4일로 평균 약 2일이며, 감염력은 증상발생 1일 전부터 발병후 5~7일까지로, 현재 질병관리청에서는 해열 후 24시간이 경과하여 감염력이 소실될 때까지 격리를 권장하고 있다.

독감 환자 수는 2018년 272.3만명이었으나 코로나19의 확산으로 인한 사회적 거리두기의 영향으로 2019년 177.5만명, 2020년 78.4만명, 2021년 1만명으로 감소하였다. 그러나 2022년 86.4만명, 2023년 200만명 이상으로 급증하고 있다.

특히 은평구는 노인 인구 비율이 19.1%로, 서울시 평균 17.2%보다 매우 높은 수치이기 때문에 독감과 같은 감염성 질병에 상당히 취약하다. 독감의 영향은 다른 연령층에 비해 노인에게 더 치명적일 것이며, 회복력의 측면에서도 약하다. 은평구의 독감예방률 또한 서울시 평균을 하회하는 수준으로 독

감에 대한 위험성이 높다. 이러한 점으로 미루어 봤을 때, 은평구 내의 독감 위험성은 높으며 이를 예방하기 위한 대안이 필요한 상태이다. 이러한 은평구의 인구적 특성과 함께 산으로 둘러싸여 있는 지형적 특성을 반영하여 은평구의 독감 확산 과정을 분석하고자 한다.

본 연구는 서울 은평구 내에서 독감에 취약할 것으로 예상되는 특정 지역의 독감 발병 상황과 그 확산 과정을 조사하고, 이를 통계적으로 분석 및 모델링하여 효과적인 예방책을 탐구하는 것을 목적으로 한다. 연구의 일환으로 은평구 주민들을 대상으로 설문조사를 실시하였으며, 이를 통해 SEIQR 모델은 독감의 확산을 이해하고 예측하는데 중요한 역할을 하며, 특히 감수성 인구(Susceptible), 노출된 인구(Exposed), 감염된 인구(Infectious), 격리된 인구(Quarantined), 회복된 인구(Recovered) 간의 상호작용을 체계적으로 분석하는데 활용된다. 또한, 은평구의 지형적 특성을 GIS 기술을 활용하여 정밀하게 분석하였다. GIS 분석을 통해 독감 확산에 영향을 미칠 수 있는 다양한 환경적 요인을 고려하여 취약 지역을 구체적으로 파악하였다. 본 연구의 결과는 은평구 내 독감 취약 지역의 독감 확산 과정을 통계적으로 모델링하여 제시하며, 해당 지역의 독감 예방책을 구상하는데 긴요한 도움이 될 것이라 기대한다

## 2. 이론적 배경

### 2.1. SIR 모델

가장 간단하고 일반적으로 사용되는 인구학을 SIR 모형에 도입하는 것은 숙주의 자연수명  $\frac{1}{\mu}$ 년을 가정하는 것이다. 그러면 특정 역학(dynamic) 클래스에 속하는 개인은 자연사망률(조사망률)이  $\mu$ 로 주어진다. 이 요인은 질병과는 독립적이고 감염병원체의 병리학을 반영하는 것은 아니다. 또한  $\mu$ 는 역사적으로 모집단의 조출생률을 나타낸다고 가정해 왔다. 따라서 모집단의 크기는 시간에 따라 변하지 않는다. ( $\frac{dS}{dt} + \frac{dI}{dt} + \frac{dR}{dt} = 0$ ) 이 틀은 선진국의 인체 감염 연구를 위해 고안된 것으로, 숙주 모집단이 고유의 독특한 역학 양상(보통의 야생모집단에서 볼 수 있듯이)을 보이는 것이라면 접근방법은 달라질 것이다. 이러한 모든 가정을 함께 넣어, 다음의 일반화된 SIR 모델을 도출할 수 있다.

$$\frac{dS}{dt} = \mu - \beta SI - \mu S \quad (1)$$

$$\frac{dI}{dt} = \beta SI - \gamma I - \mu I \quad (2)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I - \mu R \quad (3)$$

$\mu$  는 1인당 사망률 그리고 모집단 수준의 출생률

$\beta$  는 전파율. 전파확률과 더불어 감수성군과 감염군이 만날 율

$\gamma$  는 회복률 또는 제거율. 그 역수( $\frac{1}{\gamma}$ )는 평균 감염기간을 결정

$S(0)$  는 모집단 내의 최초 감수성군의 분율

$I(0)$  는 모집단 내의 최초 감염군의 분율

## 2.2. SEIR 모델

SIR 모델에서 잠복기를 고려한 것이 SEIR 모델이다. 전파 과정은 종종 최초 극소수의 병원체 단위의 침입(inoculation)으로 시작된다. 그 후에 숙주 내의 면역체계에 상대적으로 덜 방해를 받으면서 숙주 내에서 빠르게 증가하는 기간을 거친다. 이 단계에서 다른 숙주에 활발하게 전파하기에는 병원체의 양이 충분하지 않지만 병원체는 존재한다. 따라서 숙주는 감수성군(S), 감염군(I), 회복군(R)으로 분류될 수 없다. 그래서 감염되었지만 아직 감염력이 없는 이런 개인들을 위한 새 범주를 도입할 필요가 있다. 이런 개인들을 노출군(exposed class)이라고 명명하고 SEIR 모델에서 변수 E로 표시한다. 이 모형은 노출군에서 감염군으로 이동 즉, 잠복기를 고려한 모형으로 보다 현실적이라고 할 수 있다. 동일한 전파율( $\beta$ )과 평균감염기간( $\frac{1}{\mu}$ )을 가진 감염병의 유행역학을 비교했을 때, 동일 시점에서 SEIR 모형이 밀도의존 SIR 모형보다 잠복기( $\frac{1}{\sigma}$ )에 따라 적은 감염자의 수를 나타내는 특성이 있다.

$$\frac{dS}{dt} = \mu - (\beta I + \mu)S \quad (4)$$

$$\frac{dE}{dt} = \beta SI - (\mu + \sigma)E \quad (5)$$

$$\frac{dI}{dt} = \sigma E - (\mu + \gamma)I \quad (6)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I - \mu R \quad (7)$$

$\mu$  는 개인의 사망률, 그리고 모집단의 출생률

$\beta$  는 전파율. 전파확률과 더불어 감수성군과 감염군이 만날 확

률은 회복률 또는 제거율. 그 역수( $\frac{1}{\gamma}$ )는 평균 감염기간을 결정

$\sigma$  는 개인들의 노출군에서 감염군으로의 이동률. 그 역수( $\frac{1}{\sigma}$ )는 평균 잠복(노출)기  $S(0)$  는 모집단내의 최초 감수성군의 분율

$E(0)$  는 모집단내의 최초 노출군의 분율 (감염되었으나 감염력이 없음)

$I(0)$  는 모집단내의 최초 감염군의 분율

## 2.3. SEIQR 모델

SEIR 모델에서 격리 지역을 고려하여 함수로 포함시킨 것이 SEIQR 모델이다. 변수 및 함수는 시간에 따라 영향을 받으며 모두 변수에 관련된 수식으로 표현된다.

$$\frac{dS(t)}{dt} = \mu N - \mu S(t) - \beta(N)S(t)[E(t) + I(t)] \quad (8)$$

$$\frac{dE(t)}{dt} = \beta(N)S(t)[E(t) + I(t)] - \pi E(t) - (\mu + \gamma)E(t) \quad (9)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \pi E(t) - \sigma I(t) - \mu I(t) \quad (10)$$

$$\frac{dQ(t)}{dt} = \gamma E(t) + \sigma I(t) - \theta Q(t) - \mu Q(t) \quad (11)$$

$$\frac{dR}{dt} = \theta Q(t) - \mu R(t) \quad (12)$$

$Q(t)$ 는 시간  $t$ 에서 격리된 사람의 수

$\beta$ 는 감염자와 노출된 인구로 이주하는 미감염자 인구의 비율

$\pi$ 는 노출된 인구가 감염된 인구로 이동하는 비율

$\gamma$ 는 노출된 사람들이 외부에서 격리된 상태로 지내는 비율

$\sigma$ 는 감염된 사람들이 격리된 개인에 추가되는 비율

$\theta$ 는 격리된 사람들이 회복되는 비율

$\mu$ 는 자연사율과 질병 관련 사망율

#### 2.4. IDEA(Incidence Decay with Exponential Adjustment)

Incidence Decay with Exponential Adjustment 모델은 전염병 확산을 모델링하기 위해 사용되는 수학적 방법론이다. 이 모델은 전염병의 초기 확산 단계에서 질병 발생률의 변화를 예측하고 이해하는데 도움을 줄 수 있는 도구로, 특히 질병의 전파 속도와 그 영향을 받는 인구 집단의 크기를 고려할 때 유용하다.

Incidence는 감염병의 발생률로 초기 감염자 수나 인구 밀도와 같은 여러 요인들의 영향을 받아 시간에 따라 변화하는 값이다. Decay는 전염병의 자연적 감소로 자연적 회복 및 예방 조치 등에 의해 발생한다. Exponential Adjustment는 지수조정으로 감염병의 확산 속도와 감소율을 조정하여 예측의 정확성을 높이는 과정이다. IDEA 모델은 전염병 발병 초기의 제한적 데이터를 활용해 예측을 진행할 수 있다는 점에서 큰 이점이 있다.

#### 2.5. 의료지리학

의료지리학은 지리학과 의학, 보건학을 융합적으로 연구하는 학문이다. 인류는 오래전부터 건강과 질병을 지리적인 관점에서 이해해 왔다. 특히 한의학과 중의학의 고전 서적과 고대 중국, 그리스의 의학에서는 의료를 지리적인 위치나 지리적 특성에 따라 같은 질병이라도 다른 치료 방법을 사용했다. 뿐만 아니라 이후 유럽의 열대 지역과 질병의 관련성에 대한 분석에서도 의료지형학이 사용되기도 했다. 의료지형학은 독일의 레온하르트 핑케에 의해 의료 지리학으로 전환되면서 토양, 물, 공기, 날씨뿐만 아니라 영양과 생활방식 등의 지리적 요인들이 인간의 생리학에 영향을 끼친다고 인식되기 시작했다. 현대에는 의료지리학으로부터 보건지리학, 건강지리학 등의 유사한 새로운 영역들이 나타나고 있다.

## 2.6. GIS / 레스터 기반 분석

레스터 분석은 지리 정보 시스템(GIS)에서 주로 사용되는 분석 기법으로, 지형, 환경, 토양, 식생 등의 다양한 지리적 데이터를 레스터 형태로 다루며, 특정 지역의 공간적 특성을 평가하고 예측하는 데 사용된다. 레스터는 데이터를 격자 형태(픽셀)로 저장하며, 각 픽셀은 특정 위치에 대한 정보를 담고 있어 기본적인 지리 통계를 분석하는데 용이한 분석이다. 레스터 분석은 다양한 레이어로 분석이 가능하는데, 대표적인 레이어는 다음과 같다.

경사방향(Aspect)은 경사 방향은 특정 산맥이나 지형구조의 경사 방향을 나타낸다. 북쪽 방향을 0으로 시작해서 시계 방향으로 도(degrees) 단위로 경사 방향을 계산한다. Z 비율은 수직 과장(Vertical exaggeration) 값을 뜻한다.

경사(Slope)은 경사는 특정 산맥이나 지형구조의 경사도를 나타낸다. 각 셀에 대한 경사를 도(degrees) 단위로 계산한다. Z 비율은 수직 과장(Vertical exaggeration) 값을 뜻한다.

기복도(Relief)은 지형의 고도 차이를 시각적으로 표현한 지도로 지형의 높낮이를 나타낸다. 기복(고저) 색상을 직접 설정하거나, 알고리즘 기반으로 기복 클래스를 자동 선택할 수 있다. Z 비율은 수직 과장(Vertical exaggeration) 값을 뜻한다.

음영기복도(Hillshade)는 빛의 방향과 그림자를 이용하여 지형의 입체감과 깊이를 표현한 지도로 음영(shading)은 태양 위치에 따라 계산된다. 음영 계산을 위해 태양의 수평각(방위각)과 수직각(태양 고도)를 설정하며, 기본 설정값은 horizontal angle (azimuth)이 300, vertical angle(sun elevation)이 40인 조건이다. 픽셀 값은 0(최대 일영)부터 255(최대 일조)까지 밝기값을 나타낸다.

## 3. 연구 방법 및 절차

### 3.1. 연구 방법

GIS분석은 QGIS의 레스터 분석을 사용하였다. 2024년 기준 은평구의 SHP 파일을 기반으로 은평구 내 지형적 특성을 반영한 구역화를 실시하는 것을 목적으로 레스터 분석을 진행하였다.

레스터 분석을 통해 은평구 내 산맥의 형성구조를 그 경사도와 방향, 고도로 파악할 수 있다.

은평구의 지형적 및 인구조적 특성을 반영한 SEIQR 독감 확산 모델을 설계하고, 이를 기반으로 구역별 감염 추세를 분석하기 위해 아래와 같은 연구 방법을 적용하였다.

첫째, 은평구의 독감 확산 모델링을 위해 지역을 7개의 구역으로 구분하였다. 구역화는 은평구의 주요 도로망과 산맥 등 지형적 경계를 기준으로 이루어졌으며, 각 구역 내에는 다수의 행정동이 포함되었다. 이를 통해 각 구역의 지리적 연결성과 물리적 특성을 반영한 다구역 모델을 구축하였다.

둘째, 구역 간 이동 확률 행렬을 설정하였다. 구역 내 이동 확률은 모든 구역에서 동일하게 80%로 설정하여 대부분의 활동이 구역 내에서 이루어진다는 가정을 반영하였다. 구역 간 이동 확률은 도로 연결성, 물리적 장벽(예: 산맥), 거리 등을 고려하여 설정하였다. 도로로 잘 연결된 인접 구역 간 이동 확률은 0.05~0.06으로 설정하였으며, 산맥으로 분리된 구역 간 이동 확률은 0.01~0.02로 낮게 설정하

였다. 이와 같은 이동 확률 설정은 은평구의 실제 이동 패턴과 공간적 특성을 반영하여 감염 확산 경로를 효과적으로 모델링할 수 있도록 하였다.

셋째, 구역별 초기 조건과 모델 파라미터를 설정하였다. 전체 인구는 약 46만 5천 명으로 설정하였으며, 구역별 초기 감염자 수는 인구 밀도, 고령인구 비율, 구역 간 연결성을 고려하여 차등적으로 배분하였다. 구역별 감염률( $\beta$ ), 노출 전환율( $\pi$ ), 회복률( $\theta$ ) 등 모델 파라미터는 감염병 확산 특성과 은평구의 인구 특성을 반영하여 설정하였다.

넷째, SEIQR 모델을 다구역 확장 모델로 변경하였다. 각 구역에서의 감염 상태(S, E, I, Q, R) 변화를 미분방정식으로 정의하였으며, 구역 간 이동 확률 행렬을 추가하여 지역 간 상호작용을 포함하도록 설계하였다. 이를 통해 특정 구역에서 발생한 감염이 시간에 따라 다른 구역으로 확산되는 양상을 시뮬레이션할 수 있도록 하였다.

다섯째, 구축된 모델을 기반으로 시뮬레이션을 수행하였다. 0일부터 160일까지의 기간 동안 구역별 감염자 수의 변화를 시뮬레이션하여 감염 정점 시기, 감염 지속 기간, 구역 간 확산 경로 등을 분석하였다. 이를 통해 감염 확산의 중심지와 취약 지역을 식별하고, 방역 전략 수립에 필요한 정량적 데이터를 도출하였다.

마지막으로, 시뮬레이션 결과를 분석하여 지역 맞춤형 방역 정책을 제안하였다. 특히, 취약 지역에 방역 자원을 우선 배치하고, 구역 간 이동 제한과 백신 우선 배포 전략을 통해 감염 확산을 억제할 수 있는 정책 방향을 도출하였다. 본 연구의 방법론은 은평구뿐만 아니라 유사한 도시 구조를 가진 지역에서도 적용 가능하며, 지역 특성을 반영한 감염병 대응 정책 설계에 기여할 수 있다.

### 3.2. 연구 절차

우선 은평구의 산맥 구조를 파악하기 위해 경사도 분석을 진행했다. 은평구의 지형구조의 특징은 북한산에서 기인한다. 북동쪽에 위치한 북한산으로부터 형성된 산맥은 멀어질수록 고도와 경사도가 낮아지는 양상을 띈다. 은평구의 북동 지역이 상대적으로 고도가 높고 경사도가 가파른 모습을 볼 수 있으며 그 방향 또한 일정한 양상 또한 발견할 수 있다.

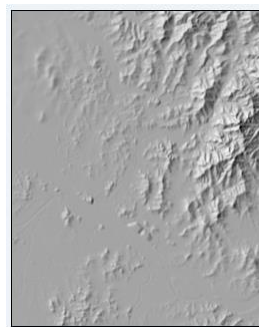


Figure 1 Slope & Relief Analysis Results of the Study Area

Figure 1은 경사도 및 기복도 분석을 진행한 결과이다. 이를 통해 은평구의 지형 양상을 파악할 수

있다. 고도와 경사의 형성방향을 명확히 하고 세부적 지형형성 구조를 분석하기 위해 기복도와 음영기복도 분석을 진행하였다. 지형의 고도 차이를 시각적으로 표현하였고 지형의 입체감과 깊이를 표현하였으며, 고도를 색상을 통해 시각화를 실시하였다.



Figure 2 Color Relief & Hill Shade Analysis of the Study Area

Figure 2는 음영기복도와 컬러 릴리프 분석을 진행한 결과이다. 색상을 통해 고도를 나타내고 지형 구조를 명확히 하였다. 최종적으로 은평구의 DEM 자료를 추가하여 지형분석 자료 위 은평구 지도를 시각화하였다. 사용한 SHP 파일의 경우, 도로와 건물 배치 등의 지형 지물과 기타 조형물을 모두 담고 있는 자료로 시각화를 통해 주거 구역이나 이동 환경을 구역화할 수 있었다.

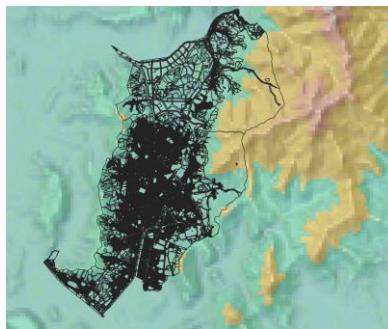


Figure 3 Final QGIS Analysis of the Study Area

GIS 분석을 통하여 은평구의 지형적 특성을 분석하고 도로 및 인공 조형물의 배치 양상을 파악할 수 있다. 이를 통하여, 사람들의 이동 정도를 고려한 구획화를 진행하였다. 종 방향의 1개의 대로와 횡적인 3개의 큰 도로와 산맥 및 고도를 고려하여 인구이동 및 밀집도를 구분하여 총 7개의 구역으로 은평구를 세분화하였다. 종 방향의 1개의 대로와 횡적인 3개의 큰 도로와 산맥 및 고도를 고려하여 인구이동 및 밀집도를 구분하여 총 7개의 구역으로 은평구를 세분화하였다. 분석을 통해 구획화를 실시한 결과는 다음과 같다.

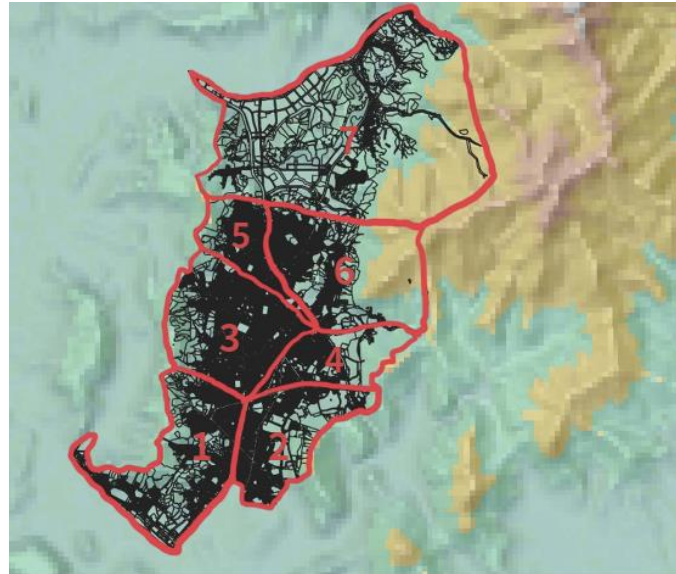


Figure 4 Final QGIS Analysis of the Study Area

Figure 4는 구역화를 시각화한 것이다. 1구역은 신사 제1동, 신사 제2동, 증산동, 수색동을 포함한다. 2구역은 응암 제1동, 응암 제2동, 응암 제3동을 포함하며, 3구역은 갈현 제2동, 구산동, 대조동, 역촌동을 포함한다. 4구역은 녹번동, 5구역은 갈현 제1동, 6구역은 불광 제1동과 불광 제2동으로 설정하였으며 마지막 7구역은 진관동으로 설정하였다.

Table 1. Elderly Population for each Dong

지역	녹번동	불광 1동	불광 2동	갈현 1동	갈현 2동	구산동	대조동	응암 1동
Total Population	35962	37544	26688	14336	27382	31304	27503	32599
Elderly Population	10600	11700	8971	4455	7820	9597	7448	7942
Percentage	29.5	31.3	33.6	31.1	28.6	30.7	27.1	24.4

지역	응암 2동	응암 3동	역촌동	신사 1동	신사 2동	증산동	수색동	진관동
Total Population	27328	23388	43624	26358	18878	17999	20773	53984
Elderly Population	5942	8106	13051	7880	5832	5228	4668	12955
Percentage	21.7	34.7	29.9	29.9	30.9	29.0	22.5	24.0



은평구의 있는 의료기관의 수를 동별로 정리하면 다음과 같다.

Table 2. Number of Medical Institution for each District

	의료기관 수
녹번동	50
불광 제 1동	45
불광 제 2동	40
갈현 제 1동	30
갈현 제 2동	35
구산동	38
대조동	42
응암 제 1동	48
응암 제 2동	36
응암 제 3동	34
역촌동	55
신사 제 1동	32
신사 제 2동	28
중산동	25
수색동	27
진관동	51

또한 변수값 설정을 위해 설문조사를 받았다. 설문조사는 490명을 대상으로 진행되었으며 독감에 걸린 분과 아닌 사람을 구분하여 응답을 받았다. 모집단은 은평구 전체인구 46.1만 명으로 설정하였으며, 신뢰수준 95%, 오차한계 5% 수준에서 진행하였다. 독감에 걸린 경우에는 걸린 횟수와 평균 격리 기간을 조사 받았으며, 독감을 걸리지 않은 경우 격리해야 한다고 생각하는 기간을 조사받았다. 내용은 아래와 같다.

Table 3. Age Group

	20대 미만	20대 ~30대	40대 ~50대	60대	70대 이상	계
Total	217	52	131	25	65	490

Population						
Percentage	44.3	10.6	26.7	5.1	13.3	100

Table 4. Number of Occurrences (Cases of Influenza in the past five years)

	1회	2회	3회	4회	5회 이상	계
Total						
Population	125	68	28	20	20	231
Percentage	54.1	29.4	12.1	1.7	2.6	100

Table 5. Isolation Period (Population)

	0일	1~2일	3~4일	5~6일	일주일 이상	계
Contracted						
the	48	57	75	35	16	231
Influenza						
Not						
Contracted						
the	26	38	109	59	27	259
Influenza						

SEIQR 모델을 바탕으로 다 구역 지역의 확산 모델을 미분방정식으로 나타내었다.

$$\frac{dS_i}{dt} = \mu N_i - \mu S_i - \beta_i S_i \frac{E_i + I_i}{N_i} + \sum_j P_{ji} S_j - \sum_j P_{ij} S_i \quad (13)$$

$$\frac{dE_i}{dt} = \beta_i S_i \frac{E_i + I_i}{N_i} - \pi_i E_i - (\mu + \gamma_i) E_i + \sum_j P_{ji} E_j - \sum_j P_{ij} E_i \quad (14)$$

$$\frac{dI_i}{dt} = \pi_i E_i - \sigma_i I_i - \mu I_i + \sum_j P_{ji} I_j - \sum_j P_{ij} I_i \quad (15)$$

$$\frac{dQ_i}{dt} = \gamma_i E_i + \sigma_i I_i - \theta_i Q_i - \mu Q_i + \sum_j P_{ji} Q_j - \sum_j P_{ij} Q_i \quad (16)$$

$$\frac{dR_i}{dt} = \theta_i Q_i - \mu R_i + \sum_j P_{ji} R_j - \sum_j P_{ij} R_i \quad (17)$$

Table 6. Probability of population movement between districts

	구역 1	구역 2	구역 3	구역 4	구역 5	구역 6	구역 7
구역 1	0.8	0.05	0.02	0.01	0.01	0.05	0.06
구역 2	0.05	0.8	0.05	0.02	0.01	0.03	0.04
구역 3	0.02	0.05	0.8	0.05	0.02	0.02	0.04
구역 4	0.01	0.02	0.05	0.8	0.05	0.01	0.03
구역 5	0.01	0.01	0.02	0.05	0.8	0.02	0.02
구역 6	0.05	0.03	0.02	0.01	0.02	0.8	0.05
구역 7	0.06	0.04	0.04	0.03	0.02	0.05	0.8

본 연구에서는 구역 간 이동 확률을 설정하기 위해 구역 내 이동과 구역 간 이동을 구분하여 두 가지 기준을 정의하였다. 먼저, 구역 내 이동 확률(대각선 값)은 해당 구역에 머무르며 활동하는 인구 비율을 나타내며, 모든 구역에서 동일하게 **80%의 확률**로 설정하였다. 이는 주민 대다수가 거주지에서 활동하는 도시 생활 특성을 반영한 것으로, 각 구역에서 구역 외 이동보다 구역 내 활동이 더 빈번하다는 점을 고려하였다.

한편, 구역 간 이동 확률(비대각선 값)은 구역 간 연결성을 기반으로 설정되었다. 이동 확률은 주요 도로와 물리적 장벽(예: 산맥) 등 지리적 요소를 기준으로 달리 설정되었다. 도로로 잘 연결된 인접 구역 간 이동 확률은 **0.05~0.06**으로 설정되었으며, 이는 이동이 용이한 구역 간의 높은 연결성을 반영한 것이다. 반면, 산맥이나 물리적 장애물이 존재하여 이동이 제한되는 구역 간 이동 확률은 **0.01~0.02**로 낮게 설정하였다. 이러한 구역 간 이동 확률 설정은 지역 간 지리적 특성을 정량적으로 반영하여 독감 확산의 공간적 경로를 효과적으로 시뮬레이션하기 위한 기준으로 사용되었다.

구역 간 이동 확률 설정의 구체적인 사례로는 다음과 같은 경우가 있다. 먼저, **녹번동과 불광제1동**은 도로로 잘 연결된 인접 구역이므로 이동 확률을 0.05로 설정하였다. 반면, **녹번동과 용암제2동**은 산맥으로 분리된 지역으로, 이동 가능성이 낮아 이동 확률을 0.01로 설정하였다. 또한, **진관동과 불광제1동**은 간선도로로 연결된 가까운 지역이므로 이동 확률을 0.06으로 설정하였다. 이러한 예시는 구역 간 연결성과 물리적 특성이 이동 확률 설정에 어떻게 반영되었는지 구체적으로 보여준다.

위와 같은 설정 기준과 구체적인 예시는 은평구의 지형적·지리적 특성을 반영하여 구역 간 이동 확률 행렬을 구성하는 데 활용되었다. 이를 바탕으로, 구역 간 이동 패턴이 독감 확산에 미치는 영향을 정량적으로 분석할 수 있었으며, 방역 정책 수립을 위한 실질적인 데이터를 제공하였다.

모델은 주요 매개변수와 초기 조건을 설정하는 것으로 시작된다. 구역 수는 7로 설정되며, 전체 인구는 465,660명이다. 각 구역의 초기 노출된 인구(E), 감염된 인구(I), 격리된 인구(Q)의 초기값이 정의된다. 구역별로 초기 노출 인구는 2000, 1500, 1000, 800, 700, 600, 500명으로 설정되며, 초기 감

염 인구는 100, 80, 60, 40, 30, 20, 20명으로 설정된다. 초기 격리 인구는 각각 50, 40, 30, 20, 15, 10, 5명으로 설정된다. 구역별 회복된 인구(R)는 0으로 초기화된다. 또한, 각 구역의 민감한 인구는 전체 인구를 구역 수로 나눈 값에서 노출, 감염, 격리된 인구의 합을 뺀 값으로 계산된다.

$$\mu = 0.000186 + 0.00000275$$

$$\beta = [0.35, 0.33, 0.30, 0.28, 0.31, 0.32, 0.36]$$

$$\pi = [0.12, 0.11, 0.13, 0.14, 0.12, 0.13, 0.11]$$

$$\gamma = 0.05 \times (\text{지역 수})$$

$$\sigma = 0.1 \times (\text{지역 수})$$

$$\theta = [0.15, 0.14, 0.13, 0.12, 0.13, 0.14, 0.16]$$

질병 전파를 시뮬레이션하기 위해 SEIQR과 동일한 매개변수를 사용했다. 자연사율은 0.000186, 질병으로 인한 사망률은 0.0000275로 설정된다. 각 구역에 대한 질병 전파율은 각각 0.12, 0.13, 0.14, 0.12, 0.13, 0.11, 0.11로 설정된다. 노출된 인구와 격리된 인구 간의 상호작용에 의한 감염 전파율은  $\gamma$  매개변수로 표현되며, 이는 구역 수에 0.05를 곱한 값으로 설정된다. 또한, 격리 확률은 구역별로 다르게 설정되며, 각 구역에 대해 0.15, 0.14, 0.13, 0.12, 0.13, 0.14, 0.16의 값이 할당된다. 이는 격리된 인구가 회복될 확률을 나타낸다.

Table 7. Result of setting the initial number of infected individuals by region

	초기 감염자 수	설정 근거
구역 1	100	중간 인구 밀도, 도로 연결성
구역 2	80	낮은 인구 밀도
구역 3	60	도로 연결성과 낮은 인구 밀도
구역 4	200	높은 인구 밀도, 중심지 역할
구역 5	40	중간 인구 밀도, 도로 연결성
구역 6	30	낮은 인구 밀도, 산맥 경계 구역
구역 7	20	낮은 인구 밀도, 이동성 낮음

본 연구에서는 구역별 초기 감염자 수를 설정함에 있어 은평구의 인구 밀도와 지리적 연결성을 주요 기준으로 삼아, 모델의 현실성을 높이고 독감 확산 양상을 정밀하게 반영하고자 하였다. 구역별 초기 감염자 수는 아래와 같은 원칙에 따라 설정되었다.

구역 1은 중간 수준의 인구 밀도를 가지며, 주요 도로망으로 인근 구역과 연결된 특성을 반영하여 초기 감염자 수를 100명으로 설정하였다. 구역 2는 인구 밀도가 낮은 지역으로, 감염 확산 가능성이 상

대적으로 낮다고 판단되어 초기 감염자 수를 80명으로 설정하였다. 구역 3은 도로 연결성이 높지만 인구 밀도가 낮은 특성을 반영하여 초기 감염자 수를 60명으로 설정하였다.

구역 4는 인구 밀도가 가장 높고, 은평구 내에서 감염 확산의 중심지 역할을 할 것으로 판단되는 지역으로, 초기 감염자 수를 200명으로 설정하였다. 이는 구역 4의 인구 특성과 지리적 위치가 독감 확산에 중요한 영향을 미칠 수 있음을 반영한 결과이다.

구역 5는 중간 수준의 인구 밀도와 도로 연결성을 지닌 지역으로, 초기 감염자 수를 40명으로 설정하였다. 구역 6은 인구 밀도가 낮으며 산맥 등 물리적 장벽으로 인해 외부 구역과의 연결성이 제한적인 지역으로, 초기 감염자 수를 30명으로 설정하였다. 마지막으로, 구역 7은 낮은 인구 밀도와 이동성이 제한된 지역으로, 초기 감염자 수를 20명으로 설정하였다.

#### 4. 연구 결과

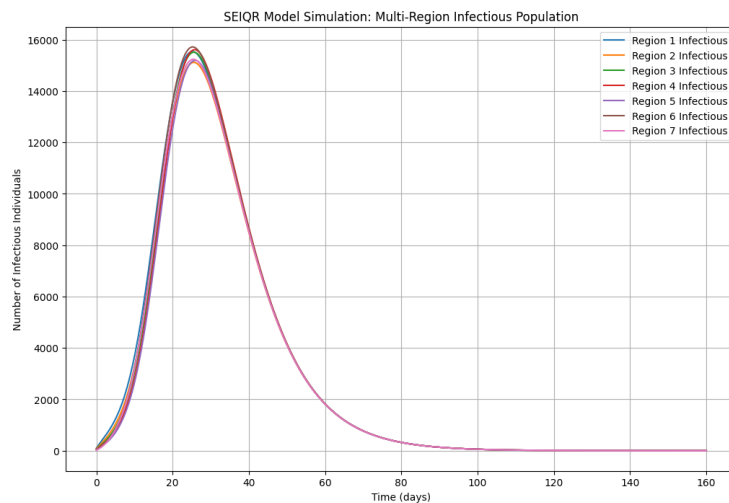


Figure 5 Multidistrict SEIQR model of Eunpyeong District

본 연구는 은평구의 7개 구역을 대상으로 **지역 특성을 반영한 SEIQR 모델**을 기반으로 독감 확산 시뮬레이션을 수행하고, 각 구역의 감염 추세와 상호작용을 분석하였다. 그 결과, 구역 4(응암제1동, 응암제2동, 응암제3동)이 은평구에서 독감 확산에 있어 가장 취약한 지역으로 나타났다. 구역 4의 취약성은 **인구 밀도, 초기 감염자 수, 구역 간 이동 확률**, 그리고 감염률( $\beta$ )과 회복률( $\theta$ )의 조합에 기인한다.

구역 4는 은평구 내에서 인구 밀도가 높은 지역으로, 초기 감염자 수가 다른 구역보다 많았고 감염 확산 속도 또한 가장 빠르게 나타났다. 감염자 수의 정점 규모는 은평구의 다른 구역에 비해 가장 높았으며, 이는 구역 4가 **독감 확산의 중심지 역할**을 하고 있음을 시사한다. 또한, 구역 4는 구역 3(역촌동, 구산동, 대조동)과 구역 5(갈현제1동, 갈현제2동)와 주요 도로로 연결되어 이동 확률이 높게 설정되었다. 시뮬레이션 결과, 이동 확률이 높은 구역에서는 감염자가 인접 구역으로 빠르게 확산되는 양상이

확인되었다. 이는 이동성이 높은 지역이 감염 확산의 연쇄 효과를 강화시키는 주요 요인으로 작용함을 보여준다.

한편, 구역 4는 감염자 수가 정점에 도달한 이후에도 다른 구역보다 감염 지속 기간이 길게 나타났으며, 이는 높은 감염률( $\beta$ )과 상대적으로 낮은 회복률( $\theta$ )에 기인한다. 감염 지속 기간이 길다는 점은 방역 자원의 지속적 투입이 필요함을 의미하며, 이를 통해 감염 확산이 다른 구역으로 확대되는 것을 막아야 한다.

다른 구역과 비교했을 때, 구역 1(수색동, 증산동)은 초기 감염자 수가 상대적으로 많았으나 낮은 이동 확률로 인해 감염 확산이 제한적으로 진행되었다. 구역 7(진관동)은 산맥으로 인해 다른 구역과 고립되어 감염 확산이 느리게 진행되었으며, 감염 정점 규모가 가장 작게 나타났다. 구역 3과 구역 5는 구역 4와의 높은 이동성을 기반으로 감염이 연쇄적으로 확산되는 경향을 보였다.

## 5. 결론 및 논의

본 연구는 은평구의 지형적 및 인구적 특성을 반영한 독감 확산 모델을 개발하여 지역 맞춤형 방역 전략의 필요성과 가능성을 제시하였다. 특히, 기존의 SEIQR 모델을 확장하여 구역 간 이동 확률과 지역별 감염률, 회복률 등 특수한 변수들을 반영함으로써, 실제 도시 구조와 감염병 확산 양상을 보다 정밀하게 모델링할 수 있었다. 이는 감염병 확산 연구에서 단일 지역이나 단순한 변수 설정에 의존하던 기존 모델의 한계를 보완한 새로운 접근법이다.

이 연구는 독감과 같은 지역 내 전염병 확산을 정량적으로 분석할 수 있는 도구를 제공하며, 이를 바탕으로 감염병 대응 정책을 데이터 기반으로 설계할 수 있는 가능성을 열었다. 은평구의 지리적 경계(산맥 및 주요 도로)와 인구 특성(고령인구 비율, 인구 밀도)을 반영하여 지역별 감염 추세를 구체적으로 시뮬레이션한 것은, 정책 결정자에게 효율적이고 타당한 방역 전략 수립을 위한 실질적인 지침을 제공한다는 점에서 의의가 있다.

특히, 연구 결과를 통해 독감 확산이 특정 구역에서 집중적으로 발생하고, 이동 경로에 따라 연쇄적으로 확산된다는 점을 확인하였다. 이는 방역 자원의 효율적 배치가 감염병 확산 억제의 핵심 요소임을 시사하며, 감염병 대응의 지역적 우선순위를 설정하는 데 유용한 데이터를 제공한다. 또한, 지역 간 이동 패턴을 정량적으로 반영한 시뮬레이션은 구역 봉쇄, 백신 우선 배포, 이동 제한과 같은 정책적 개입의 효과를 사전에 검토할 수 있는 중요한 도구로 활용될 수 있다.

이를 바탕으로 본 연구에서는 다음과 같은 제언을 제시한다. 첫째, 고위험 지역(예: 구역 4)에 방역 자원을 우선적으로 배치하고, 감염 정점 기간 동안 집중적인 방역 활동과 의료 지원을 강화해야 한다. 둘째, 구역 간 이동 확률이 높은 지역에서는 이동 제한이나 강화된 방역 정책을 우선적으로 적용함으로써 감염 확산의 연쇄 효과를 차단해야 한다. 셋째, 백신 배포 우선순위를 설정할 때, 감염 정점 규모가 크고 지속 기간이 긴 지역에 백신을 우선적으로 배포하는 전략을 고려해야 한다. 넷째, 장기적인 관점에서 감염병 대응 인프라를 강화하고, 고위험 지역에서의 예방 교육과 의료 서비스 접근성을 높이는

방안이 필요하다.

결론적으로, 본 연구는 독감 확산 시뮬레이션을 통해 지역 맞춤형 방역 전략의 중요성과 가능성을 실증적으로 입증하였으며, 향후 감염병 대응 정책 설계에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다. 앞으로는 실시간 데이터와 정책적 개입 효과를 반영한 연구가 추가로 진행됨으로써, 보다 정교하고 실효성 높은 방역 전략 개발이 이루어지길 기대한다.

## 참고문헌

- Avinash, N., Xavier, G. B. A., Alsinai, A., Ahmed, H., Sherine, V. R., & Chellamani, P. (2022). Dynamics of COVID-19 Using SEIQR Epidemic Model. *Journal of Mathematics*, 2022, Article ID 2138165. <https://doi.org/10.1155/2022/2138165>
- Choi, T., & Kim, J. (2024). Formation Technique of a 3D Ground Topographic Numerical Model for Environmental Impact Prediction using Digital GIS Databases, Contour Lines and Constrained Delaunay Triangulation. *Trans. Korean Soc. Noise Vib. Eng.*, 34(4), 417-423. <https://doi.org/10.5050/KSNVE.2024.34.4.417>
- Lee, J.-C. (2013). Medical Geography: Its Conceptual History and Historical Vision. *대한지리학회지*, 48(2), 218-238.
- Park, S., & Han, D. (2012). Reviews in Medical Geography: Spatial Epidemiology of Vector-Borne Diseases. *대한지리학회지*, 47(5), 677-699.
- Youssef, H., Alghamdi, N., Ezzat, M. A., El-Bary, A. A., & Shawky, A. M. (2021). Study on the SEIQR model and applying the epidemiological rates of COVID-19 epidemic spread in Saudi Arabia. *Infectious Disease Modelling*, 6, 678-692.
- 윤호영 (2020). 다시 각광받는 행위자기반 전염병 시뮬레이션 모형. *Korea Institute of Public Administration*, 33, 60-62.  
<https://matplotlib.org/>  
<https://numpy.org/>  
<https://scipy.org/>