

기후변수를 기반으로 한 몽골 재해발생 분석

이다혜¹ · 오토공바야르 우진² · 장인홍^{1*}

¹조선대학교 컴퓨터통계학과
²조선대학교 전산통계학과

Analysis of Disaster Occurrences in Mongolia Based on Climatic Variables

Da Hye Lee, Onon-Ujin Otgonbayar and In Hong Chang[†]

Department of Computer Science and Statistic, Chosun University, Gwangju, Korea

Abstract

Mongolia's diverse geographical landscape and harsh climate make it particularly susceptible to various natural disasters, including forest fires, heavy rains, dust storms, and heavy snow. This study aims to explore the relationships between key climatic variables and the frequency of these disasters. We collected monthly data from January 2022 to April 2024, encompassing average temperature, temperature variability (absolute temperature difference), average humidity, and precipitation across the capitals of Mongolia's 21 provinces and the capital city Ulaanbaatar. The data were analyzed using multiple statistical models: Linear Regression, Poisson Regression, and Negative Binomial Regression. Descriptive statistics provided initial insights into the variability and distribution of the climatic variables and disaster occurrences. The models aimed to identify significant predictors and quantify their impact on disaster frequencies. Our approach involved standardizing the predictor variables to ensure comparability and interpretability of the regression coefficients. Our findings indicate that climatic variables significantly affect the frequency of natural disasters. The Negative Binomial Regression model was particularly suitable for our data, which exhibited overdispersion common characteristic in count data such as disaster occurrences. Understanding these relationships is crucial for developing targeted disaster management strategies and policies to mitigate the adverse effects of climate change on Mongolian communities. This research provides valuable insights into how climatic changes impact disaster occurrences, offering a foundation for informed decision-making and policy development to enhance community resilience.

Keywords: Climatic variables, Natural disasters, Linear Regression, Poisson Regression, Negative Binomial Regression

(Received August 27, 2024; Revised September 4, 2024; Accepted September 4, 2024)

[†] Corresponding author: ihchang@chosun.ac.kr

1. 서론

중아시아의 내륙국인 몽골은 풍부한 목축 문화의 역사와 다양한 자연경관으로 유명하다. 본 나라의 기후는 혹독한 겨울, 더운 여름, 그리고 계절적 기온 변동이 크다는 특징이 있다. 또한, 광대한 초원, 사막, 산악 지역은 몽골의 주된 지리적 특징이다. 이러한 요소로 인해 몽골은 산불, 폭우, 먼지 폭풍, 극심한 기온 변동 등 다양한 환경적 역경에 특히 취약하다^[1]. 몽골의 목축 환경은 기후 조건, 지리적 위치, 지역 사회의 생활 방식 등으로 인해 기후 변화의 부정적 영향에 특히 민감하다^[2]. 최근 몽골에서는 모래 폭풍과 사막화가 점차 확산되고 있으며, 반건조 지역(연간 강수량은 적으나 사막만큼 건조하지는 않은 지역)이 더 이상 토양과 지표수가 고온을 완화하거나 충분한 강수량을 제공하지 못하는 새로운 기후 체제에 진입했다는 경고가 제기되고 있다^[3]. 몽골의 목축 환경은 오랫동안 이런 환경에 적응해 왔지만 재해의 강도와 빈도가 증가함에 따라 회복력도 한계에 다다르고 있다^[4].

본 연구는 몽골에서 광범위하게 발생하는 다양한 유형의 재해 빈도에 미치는 기후변수를 조사하는 데 중점을 둔다. 첫째, 산불은 몽골의 건조한 기후와 강한 바람에 의해 악화되는 경우가 많아, 산림과 초원에 심각한 위협을 가한다. 이러한 화재는 광범위한 지역을 황폐화해 생물 다양성에 큰 영향을 미치고, 대기 오염을 심화시킬 수 있다. 둘째, 폭우는 예기치 않게 갑작스럽고 강렬하게 내리는 비로 홍수와 토양 침식을 유발하여 도시와 농촌 지역 모두에 심각한 피해를 줄 수 있다. 폭우는 종종 예측하기 어려워, 상당한 피해와 혼란을 초래할 수 있다. 셋째, 폭설은 심각한 눈보라로 인해 교통, 농업, 일상생활에 혼란을 초래하며 특히 목축 공동체에 큰 영향을 미친다. 폭설은 가축의 대량 손실을 초래할 수 있어 많은 몽골 가정의 생계에 큰 위협이 된다. 마지막으로 먼지 폭풍은 강한 바람과 건조한 조건에서 발생하며 대기 질과 가시성을 저하해 건강 위협을 초래하고 농업에 부정적인 영향을 미친다. 먼지 폭풍은 먼 거리에 걸쳐 대량의 미립자 물질을 운반한다. 환

경오염뿐만 아니라 사람이 미립자 물질을 흡입 시 건강에도 심각한 영향을 미칠 수 있다. 또한, 강수량 패턴의 변동성은 물 가용성, 농업 생산성, 그리고 전반적인 생태 균형에 영향을 미친다. 강수량의 변화는 가뭄이나 과도한 수분을 초래하고, 이는 농업과 수자원에 중대한 영향을 미칠 수 있다. 이와 같은 재해 발생의 추세를 이해하는 것은 재해 관리 및 대응 전략을 수립하는 데 있어 필수적이다.

기후변수와 기후 변화의 영향을 이해하는 것은 자연재해 발생을 파악하는 데 필수적이다. 몽골은 현재 온도 상승과 강수 패턴의 변화가 두드러진 빠른 기후 변화를 겪고 있으며 이러한 변화는 자연재해의 빈도와 심각성을 높여 전통적인 삶의 방식과 생태적 균형에 도전하고 있다. 예를 들어 온도가 상승하면 산불이 더 빈번하게 발생하거나 규모가 커질 수 있고, 강수량의 변화는 가뭄과 홍수를 유발할 수 있다. 본 연구에서는 몽골의 21개 지방과 수도인 울란바토르(Ulaanbaatar)의 2022년 1월부터 2024년 4월까지 수집된 기후변수를 분석하여 재해 빈도에 미치는 영향을 파악한다. 몽골의 문화와 경제에서 중요한 역할을 하는 목축 산업은 특히 기후의 영향을 받기 쉽다. 기후변수가 재난 패턴에 미치는 영향을 이해함으로써 목축업을 지원하는 지속 가능한 정책을 수립할 수 있다. 예를 들어 재해로부터 취약한 지역에서 과도한 방목을 제한하면 생태계의 회복을 유도하고, 먼지 폭풍의 가능성을 줄일 수 있다. 이러한 접근법은 기후 변화에 대응하면서 몽골의 전통적인 삶의 방식을 보호하고 유지하는 데 중요한 역할을 할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 선행연구를 검토하며 3장에서는 선형 회귀분석, 포아송 회귀분석, 음이항 회귀분석 등 사용된 방법론의 이론적 토대를 탐구한다. 4장에서는 연구에 사용된 데이터를 소개하고, 5장에서는 몽골의 재난 사건 예측을 위해 수행된 분석 결과 논의 및 가장 효과적인 모델을 제시한다. 마지막으로 6장에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

2. 연구 배경

수많은 연구에서 기후변수와 산불 발생 사이의 관계를 연구했다. 예를 들어 Flannigan 등의 연구에 따르면 높은 온도와 낮은 습도가 지속되면 산불 가능성이 매우 증가함을 밝혔다. 이는 온도가 높아져 식생의 건조가 심화되면서 점화에 더 취약하기 때문이다^[5]. 또한, Westerling 등은 미국 서부지역에서 온도 상승으로 인한 낮은 습도의 환경이 지속되어 강렬한 산불이 자주 발생했다고 발표했다^[6]. 온도 및 습도와 같은 기후 요인은 폭우 및 홍수 발생의 중요한 역할을 한다. Trenberth는 따뜻한 공기는 많은 수분을 머금고 있어 더 강렬하고 빈번한 폭우 사건을 초래한다고 주장했다^[7]. 마찬가지로 Allan and Soden은 지구 온난화로 인한 대기 수분 증가가 심각한 홍수를 일으킬 수 있다고 보고했다^[8]. 일반적으로 온도가 높을수록 강설량이 줄어들지만, 특정 조건에서는 온도가 높더라도 강설량이 커질 수 있다. O'Gorman은 따뜻한 온도가 공기의 수분 보유량을 증가시켜 온도가 거의 얼어붙을 때 더 많은 양의 눈을 내리게 한다고 설명했다^[9]. 먼지 폭풍은 온도, 바람 패턴 및 강수량과 같은 기후 조건에 크게 영향을 받는다. Shao and Dong은 종종 장기간동안 적은 강수량으로 조성된 건조한 환경은 먼지 폭풍의 빈도와 강도에 이바지한다고 지적했다^[10]. 또한, 온도 변화율과 관련된 높은 풍속은 먼지 입자의 분산을 악화시킬 수 있다.

선형 회귀, 로지스틱 회귀 및 시계열 분석과 같은 전통적인 통계 방법은 기후변수에 기초한 재해 발생을 예측하는 데 널리 사용되었다. 예를 들어 Preisler 등은 로지스틱 회귀를 활용하여 온도, 습도 및 풍속과 같은 변수를 통합해 미국의 산불 발생 확률을 예측했다^[11]. 마찬가지로 Guhathakurta 등은 시계열 모형을 적용하여 인도의 강우 패턴과 홍수 위험도를 예측했다^[12]. 최근 기계학습(Machine learning)의 발전으로 자연재해를 예측하는 보다 정교한 모형이 개발되었다. 예를 들어 Liu 등은 랜덤 포레스트(Random forest)를 기반으로 산불 발생을 예측하여 기후변수 사이의 복잡한 상호 작용을 포착

하였으며 기존 모형보다 높은 정확도를 달성했다^[13]. 또한, Krizhevsky 등은 기상 관련 재해를 예측하기 위하여 대규모 데이터 세트를 처리할 때 딥러닝(Deep learning)을 활용하였다^[14]. 이와 관련하여 Kim 등의 연구는 랜덤 포레스트를 활용하여 종관기상관측과 황사, 자외선 데이터를 활용해 이상기온을 분류하며 지역별 기상 특성의 중요성을 강조한 바 있다^[15].

자연재해를 이해하고 예측하는 데 상당한 진전이 있었음에도 특히 몽골의 관점에서 진행된 연구는 상대적으로 부족하다. 선행 연구의 대부분은 북미, 유럽 및 아시아 태평양의 관점에서 몽골의 기후와 재해를 파악하는 데 중점을 둔다. 따라서 몽골의 지리적 특성 및 독특한 기후 조건과 재해 빈도의 상관성에 대한 연구가 필요하다. 특히 몽골의 최신 데이터를 기반으로 본 연구는 더 정확하고 구체적인 재난 예측 모형에 이바지하는 것을 목표로 한다.

3. 분석 방법

본 연구의 목표는 기상변수가 산불, 폭우, 먼지 폭풍 및 폭설과 같은 재해 빈도에 어떻게 영향을 미치는지 이해하는 것이다. 재해 빈도처럼 발생 횟수로 구성된 자료를 가산자료(Count data)라고 한다. 포아송 회귀모형, 음이항 회귀모형은 가산자료를 분석하는 데 적합하다. 본 연구에서는 선형 회귀 분석, 포아송 회귀모형, 음이항 회귀모형에 실제 몽골 데이터 세트를 적합하여 적합도를 비교하고, 기상변수와 재해 빈도의 관계를 파악한다.

3.1. 선형 회귀분석

선형 회귀분석(Linear regression analysis)은 종속변수와 하나 이상의 독립변수 사이의 관계의 모형을 분석하는 데 사용되는 기본 통계 기술이다. 선형 회귀는 선형 방정식에 관찰된 데이터를 적합하여 각 회귀계수를 추정함으로써 모형화한다. 선형 회귀 모형은 수식 (1)과 같이 표현한다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon \quad (1)$$

여기서 y 는 종속변수, x_1, x_2, \dots, x_n 은 독립변수, β_0 은 절편이고, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 은 독립변수의 계수이고 ϵ 는 오차 항이다.

3.2. 포아송 회귀분석

포아송 회귀분석(Poisson regression)은 가산자료에 적합한 모형으로 특히 고정 기간 또는 공간 내에서 사건의 빈도를 분석하는 데 적합하다^[16]. 포아송 회귀분석은 종속변수가 0 이상의 빈도로 표현될 때 사용되는 회귀분석 방법이다. 포아송 회귀는 단순성과 해석의 용이성 때문에 가산자료의 초기 분석에 이상적이다. 그러나 데이터에서 과산포가 발생한 경우, 포아송 회귀모형의 성능이 떨어질 수 있다. 이때는 음이항 회귀모형과 같은 복잡한 모형을 고려한다. 포아송 회귀모형은 독립변수 X_1, X_2, \dots, X_n 에 대하여 종속변수 Y_i 가 수식 (2)와 같은 포아송분포를 따른다고 가정한다.

$$P(Y_i = y_i; X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!} \quad (2)$$

여기서 μ_i 는 포아송분포의 기댓값이며 로그 링크 함수(Log link function)에 의하여 독립변수들의 선형결합으로 표현할 수 있다. 최종적으로 포아송 회귀모형은 지수함수(Exponential function) 형태인 수식 (3)으로 표현된다.

$$\log(\mu_i) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (3)$$

3.3. 음이항 회귀분석

음이항 회귀분석(Negative binomial regression)은 가산자료가 과산포(Overdispersion)일 때 사용하는 방법이다. 포아송 회귀모형은 데이터의 분산과 평균이 같다고 가정한다. 그러나 실제 데이터 세트에서는 분산이 평균보다 큰 경우가 많으며 이를 과산포라고 한다. 자료의 과산포는 회귀계수를 부정확하게 추정할 수 있고, 회귀모형의 적합도가 떨어져 왜곡된 결과가 나타날 수 있다. 이 연구에서는 몽골

에서 발생한 자연재해의 빈도에서 관찰된 과산포 문제를 해결하기 위해 포아송 회귀모형뿐만 아니라 음이항 회귀모형을 고려한다.

포아송 회귀모형과 달리 음이항 회귀모형은 산포모수 θ 를 도입하여 분산이 평균보다 커질 수 있도록 모형화한다. 음이항 회귀모형은 독립변수 X_1, X_2, \dots, X_n 에 대하여 종속변수 Y_i 가 수식 (4)와 같은 음이항분포를 따른다고 가정한다^[16].

$$P(Y_i = y_i; X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{\Gamma(y_i + \theta^{-1})}{\Gamma(\theta^{-1})\Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i} \right)^{\theta^{-1}} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i} \right)^{y_i} \quad (4)$$

여기서 Γ 는 감마 함수이고 θ 는 산포모수이다. μ_i 는 음이항분포의 기댓값이다. 포아송분포에서는 평균과 분산이 모두 μ_i 로 같지만 음이항분포의 분산은 $\mu_i + \theta\mu_i^2$ 이므로 과산포를 보이는 자료의 특성을 반영할 수 있다. 음이항 회귀모형도 로그 링크 함수를 사용하여 포아송 회귀모형의 수식과 같은 방법으로 표현한다.

4. 데이터 소개

본 연구는 몽골의 21개 지방과 수도인 울란바토르에서 수집된 기후 자료를 기반으로 수행되었다. 데이터 세트는 몽골의 국가통계청(National Statistics Office)에서 수집됐으며 2022년 1월부터 2024년 4월까지 월별로 평균 온도, 온도 변동성(최대 온도와 최소 온도 차이의 절댓값), 평균 습도, 강수량의 기후변수로 구성된다. 또한, 산불, 폭우, 먼지 폭풍 및 폭설의 발생 횟수를 포함한다. 이 변수들은 몽골 전역에서의 재난 패턴을 이해하고, 기후 변화가 지역사회에 미치는 영향을 더 정확하게 평가하는 데 중요한 역할을 한다.

평균 온도(Average Temperature)는 섭씨(°C)로 측정된다. 평균 온도가 상승하면 건조한 환경이 조성되고, 식생의 건조를 가속한다. 이에 따라 식생의 수분 함량이 감소하여 식생이 더 쉽게 점화될 수 있는 상태가 되므로 산불 위험이 증가하게 된다. 반

면에 폭설은 평균 온도가 낮으면 발생하기 쉽다. 낮은 온도는 공기 내 수분을 유지하는 능력을 줄이며 이에 따라 강수량이 비가 아닌 눈으로 내릴 가능성이 커진다.

일중 온도 범위(Diurnal Temperature Range: DTR)는 최고 및 최저 온도의 차이로, 지역 내 열적 변동성을 이해하는 데 중요한 정보를 제공한다. 이 변수는 산불, 폭우, 먼지 폭풍 등 다양한 재해에 영향을 미칠 수 있다. 높은 DTR은 낮과 밤의 큰 일교차로 인해 식물의 건조를 가속화하여 산불 발생 가능성을 높이고, 바람 패턴과 습도에 영향을 미쳐 산불의 발생과 확산에 기여할 수 있다. 또한, 높은 DTR은 대기 불안정성을 증가시켜 폭우를 유발하거나, 먼지 폭풍의 형성 조건을 활성화할 수 있다.

평균 습도(Average Humidity)는 상대 습도의 여러 판독 값을 통해 계산된다. 낮은 습도는 식물의 수분 함량을 감소시켜 산불이 발생 및 확산 가능성을 높이는 반면, 높은 습도는 대기 중 수분이 많아져 강수 형성을 촉진할 수 있다. 또한, 낮은 습도는 건조한 표면에서 먼지 입자가 쉽게 이동하게 만들어 먼지 폭풍이 발생하기 쉬운 환경을 조성한다.

강수량(Precipitation)은 구름에서 지표면으로 떨어지는 물의 총량을 의미하며, 비, 눈, 우박 등 다양한 형태를 포함한다. 밀리미터(mm) 단위로 측정되는 강수량은 산불 위험을 줄이고, 습기를 머금은 식물과 낙엽은 가연성이 낮아진다. 풍부한 강수는 화재 발생을 방지하는 데 중요한 역할을 하며, 반대로 강수량이 적은 기간은 건조한 토양을 형성해 먼지 폭풍의 위험을 높일 수 있다. 또한, 강설 패턴을 이해하는 것은 폭설 예측에 필수적이다.

몽골의 각 지방에서 발생하는 재난은 지역 기상 관측소에서 체계적으로 기록되고 정량화된다. 즉, 재난(산불, 폭우, 먼지 폭풍, 폭설)변수는 발생 횟수인 빈도로 구성되며 이를 종속변수로 고려하여 기후 변수들의 영향도를 파악한다.

5. 분석 및 결과

5.1. 기술통계

Table. 1.은 22개 지역의 변수별 기술 통계량을 나타낸다. 평균 온도 변수의 평균은 0.0055, 최솟값 -30.9, 최댓값은 24.6으로 나타났다. 데이터 수집 기간은 사계절을 모두 포함하므로 큰 의미는 부여하지 않는다. 최대 및 최소 온도의 차이의 절댓값은 평균 30.5500, 표준편차 7.1272로 나타났다.

다음으로 강수량은 0.0에서 147.0까지 광범위하게 분포했으며 평균 16.7792로 기록되었다. 또 다른 기후변수인 평균 습도는 53.6300로 나타났으며 표준편차는 14.7827로 습도 수준의 변동성이 적당한 수준임을 알 수 있다.

산불, 폭우, 먼지 폭풍, 폭설 등 재난 발생 또한 상당한 변동성을 보였다. 산불은 평균 0.46건 발생했으며 한 관찰에서 최대 17건의 화재가 보고되었다. 즉, 어떤 지역에서 특정 달에 17건의 산불이 발생했으며 이는 전체 기간, 22개 지역에 걸쳐 최댓값임을 의미한다. 폭우, 먼지 폭풍, 폭설 발생 빈도의 최댓값은 각 26건, 15건, 11건으로 상당히 높게 나타났다. 즉, 어떤 지역에서 특정 달에 발생한 재해 빈도 값이며 이는 전체 기간과 22개 지역에서 걸쳐 가장 높은 값을 의미한다.

Table. 1. 데이터의 기술통계량 결과

변수	N	최소	최대	평균	표준편차	분산
Average Temperature	616	-30.9	24.6	0.0055	14.1559	200.3919
Temperature Difference		0.3	45.8	30.5500	7.1272	50.7982
Precipitation		0.0	147.0	16.7792	26.0759	679.9543
Average Humidity		15.0	81.7	53.6300	14.7827	218.5284
Forest Fires		0	17	0.46	1.48	2.19
Heavy Rains		0	26	0.24	1.42	2.02
Dust Storms		0	15	0.75	1.65	2.73
Heavy Snow		0	11	0.76	1.68	2.83

Fig. 1-4.는 몽골의 월별 재해 발생 건수를 전국 기준으로 통합하여 보여준다. Fig. 1.은 산불 발생 횟수(2022.01~2024.04)를 나타낸다. 2022년 5월에 몽골에서 전국적으로 34건의 산불이 발생하여 가장 높은 발생 건수를 기록했다. 이어서 10월과 11월에 각각 33건의 산불이 발생했다. 이 정보는 산불 발생에 영향을 미치는 명확한 계절적 패턴을 시사하며 봄과 가을에 산불 건수가 증가하는 경향이 있음을 보여준다.

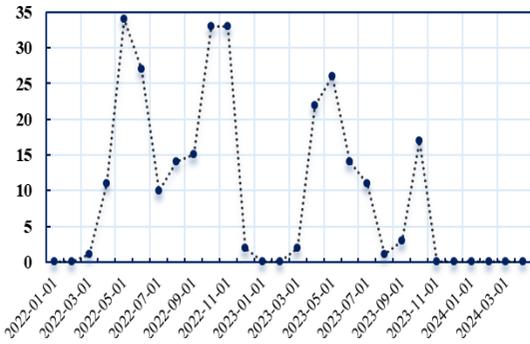


Fig. 1. 산불 발생 횟수(2022.01~2024.04)

Fig. 2.는 폭우 발생 횟수(2022.01~2024.04)를 나타낸다. Fig. 2.를 보면 2023년에는 7월에 44건, 8월에 28건의 폭우가 집중적으로 발생하여 눈에 띄게 증가했다.

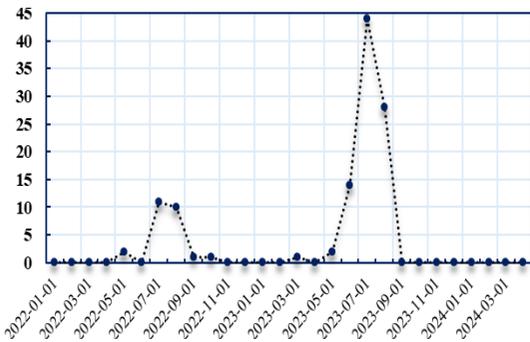


Fig. 2. 폭우 발생 횟수(2022.01~2024.04)

Fig. 3.은 먼지 폭풍 발생 횟수(2022.01~2024.04)를 나타내며 가장 두드러진 발생은 2023년 3월로 74건, 그다음 달인 4월에 54건의 먼지 폭풍이 발생했다.

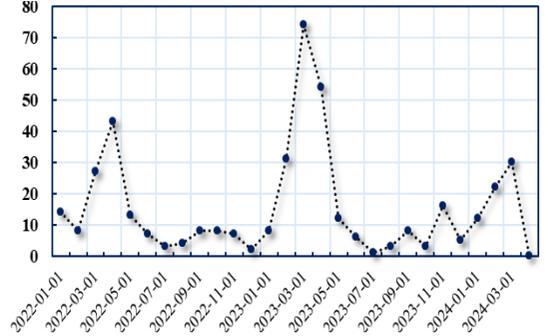


Fig. 3. 먼지 폭풍 발생 횟수(2022.01~2024.04)

마지막으로 Fig. 4.는 폭설 발생 횟수(2022.01~2024.04)를 나타낸다. Fig. 4.를 보면 2023년 12월에 75건의 폭설이 발생하여 가장 많은 눈이 내렸으며 이어서 2024년 1월과 2월에 각각 48건과 43건의 폭설이 기록되었다.

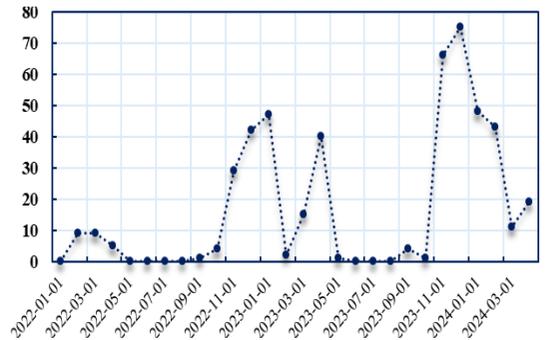


Fig. 4. 폭설 발생 횟수(2022.01~2024.04)

5.2. 산불 모형 분석 결과

Table. 2.는 산불 종속변수에 대한 모형별 적합 결과를 나타낸다.

Table. 2. 산불 종속변수에 대한 모형별 적합 결과.

변수	선형	포아송	음이항
상수항	0.4594***	-0.9550***	-1.0464***
평균온도	0.3874***	0.8566***	1.3831***
온도차	0.1265*	0.2946***	0.3470*
평균습도	0.0961	0.1681*	0.3936*
강수량	-0.1601	-0.3191***	-0.6880***
AIC	2223.0740	1385.2600	899.6989

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

선형 회귀모형의 평균 온도 회귀계수는 0.3874, 온도차 회귀계수는 0.1265로 나타났으며 이는 예상되는 산불 발생 증가와 평균 온도 상승 및 온도 변동성 증가 간의 연관성을 시사한다. 반면에, 평균 습도의 회귀계수 0.0961은 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 강수량의 회귀계수는 -0.1601, p -값은 0.0517로 유의성을 보였다. 이는 더 높은 강수량 수준이 산불 예상 빈도의 약간 감소와 관련이 있음을 암시한다. 세 모형에 대하여 공통적으로 Akaike Information Criterion(AIC)를 살펴보면 선형 회귀모형의 AIC가 2223.0740으로 가장 높게 나타났다. 이는 세 모형 중 선형 회귀모형의 적합도가 가장 낮음을 의미하며 선형 회귀가 가산자료를 다루기 쉽지 않고, 과산포 문제를 해결하지 못한다는 점에서 예상되는 결과이다.

포아송 회귀모형에서는 모든 변수의 p -값이 모두 유의수준 0.05보다 작게 나타나 유의하였다. 강수량 변수를 제외한 다른 모든 변수는 산불 예상 빈도와 양의 관계를 보였다. 반면, 강수량의 경우 유의한 음의 계수 -0.3191로 나타나 강수량이 증가할수록 산불 발생 빈도가 감소할 가능성이 있음을 시사한다. 본 모형은 선형 회귀모형보다 AIC 값이 1385.2600으로 작게 나타나 가산자료에 더 적합하다는 것을 보여준다.

음이항 회귀모형에서는 모든 변수의 p -값이 유의수준 0.05보다 작게 나타나 유의하였다. 또한, AIC 값이 899.6989로 세 모형 중 가장 낮아 몽골의 기후변수와 산불 발생 간의 관계를 분석하는 데 가장 적합한 모형임을 강하게 시사한다. 따라서 최적의 모형으로 음이항 회귀모형을 고려하며 이 모형은 과산포 문제를 해결하기 위해 산포모수 $\theta=0.1346$ 의 값을 갖는다.

$$\log(\mu) = -1.0464 + 1.3831x_1 + 0.3470x_2 + 0.3936x_3 - 0.6880x_4$$

모형의 상수항 -1.0464는 모든 독립변수가 평균값(표준화되어 0)일 때 산불 예상 횟수의 자연로그를 나타낸다. 만약 평균 온도(x_1)의 값이 1단위 증가할 때 산불 발생 빈도는 약 3.99배($e^{1.3831}$) 증가

할 것으로 추정한다. 온도차(x_2)가 1단위 증가할 때 산불 발생 빈도는 약 1.41배($e^{0.3471}$) 증가함을 의미한다. 평균 습도(x_3) 관점에서 해당 변수의 값이 1단위 증가할 때 산불 발생 빈도는 약 1.48배($e^{0.3936}$) 증가함을 의미한다. 습도가 높을수록 화재 발생 가능성이 커진다는 결과는 직관에 반하는 결과이다. 반면에 강수량(x_4)의 값이 1단위 증가할 때, 산불 발생 빈도는 0.50배($e^{-0.6880}$)로 나타났으며 이는 강수량이 증가할수록 산불 발생 빈도 가능성이 감소함을 의미한다.

평균 온도 상승과 온도 변동성 증가가 산불 발생 가능성을 높인다는 결과는 선행 연구 결과와 일치한다. 그러나 회귀분석에서 평균 습도와 산불 발생 간의 긍정적인 관계는 습도가 높을수록 화재 위험이 낮다는 일반적 이해와 상충한다. 이 결과는 몽골의 지역적 습도 차이나 습도가 높은 지역의 울창한 초목, 인간 활동 등 다양한 요인으로 설명될 수 있다. 또한, 평균 습도에만 의존하면 단기적인 습도 변동이 간과되어 화재 위험 평가에 영향을 미칠 수 있다.

5.3. 폭우 모형 분석 결과

Table. 3.은 폭우 종속변수에 대한 모형별 적합 결과를 보여준다.

Table. 3. 폭우 종속변수에 대한 모형별 적합 결과.

변수	선형	포아송	음이항
상수항	0.2354***	-3.1033***	-3.6303***
평균온도	0.0266	1.5878***	2.0243***
온도차	0.0056	-0.0239	0.3194
평균습도	-0.0043	-0.0095	-0.1249
강수량	0.4439***	0.5326***	0.7400***
AIC	2125.2140	659.0513	441.6282

p -값<0.05:*, p -값<0.01:**, p -값<0.001:***

폭우 발생과 다양한 기후 요인 간의 관계를 분석한 선형 회귀 결과에 따르면, 강수량만이 폭우 발생에 통계적으로 유의한(p -값<0.05) 영향을 미치는 변수임이 확인되었다. 반면, 평균 온도, 온도 차이, 평

균 습도를 포함한 나머지 변수들은 각각 p -값이 0.7600, 0.9250, 0.9500으로 나타나 폭우 발생에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 드러났다. 선형 회귀모형의 AIC 값은 2125.2140으로 가장 높게 나타나 모형 중에서 가장 낮은 적합도를 보였다. 이는 본 모형이 폭우 발생을 예측하는 데 적합하지 않음을 나타낸다.

포아송 회귀모형에서는 평균 온도와 강수량 변수의 p -값이 모두 0.05 미만으로 나타나 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 반면, 온도 차이와 평균 습도 변수의 p -값은 각각 0.7500과 0.9220으로 기록되어 유의하지 않은 것으로 나타났다. 포아송 회귀모형은 선형 회귀모형과 비교했을 때 AIC 값이 659.0513으로 낮게 나타나 가산자료에 대해 더 우수한 적합성을 보임을 시사한다. 그러나 포아송 회귀모형은 일정한 분산을 가정하고 있어 해당 데이터 세트에 비교적 덜 적합할 가능성도 있다.

마지막으로 음이항 회귀모형에서는 평균 온도와 강수량 변수의 p -값이 모두 0.05 임계값 아래로 통계적으로 유의한 결과를 보였다. 또한, AIC 값이 441.6282로 세 모형 중 가장 낮게 나타나 본 모형이 몽골의 기후 요인과 폭우 발생 간의 관계를 분석하는 데 가장 적합한 선택임을 강하게 시사한다. 따라서 폭우의 빈도를 분석하기 위한 최적의 모형으로 음이항 회귀모형을 고려한다.

$$\log(\mu) = -3.6303 + 2.0243x_1 + 0.3194x_2 - 0.1249x_3 + 0.7400x_4$$

모형의 상수항 -3.6303은 모든 독립변수가 평균값(표준화되어 0)일 때 폭우 예상 횟수의 자연로그를 나타낸다. 만약 평균 온도(x_1)의 값이 1단위 증가할 때 폭우 발생 빈도는 약 7.57배($e^{2.0243}$) 증가할 것으로 추정한다. 온도차(x_2)와 평균습도(x_3)는 통계적으로 유의하지 않으나 온도차이는 클수록 평균습도는 낮을수록 폭우 발생 빈도가 증가한다. 강수량(x_4)의 값이 1단위 증가할 때, 폭우 발생 빈도는 2.09배($e^{0.7400}$)로 나타났으며 이는 강수량이 증가할수록 폭우 발생 빈도 가능성이 증가함을 의미한다.

5.4. 먼지 폭풍 모형 분석 결과

Table. 4.는 먼지 폭풍 종속변수에 대한 모형별 적합 결과를 나타낸다.

Table. 4. 먼지 폭풍 종속변수에 대한 모형별 적합 결과.

변수	선형	포아송	음이항
상수항	0.7549***	-0.8759***	-0.9183***
평균온도	0.0943	0.2023*	0.3163*
온도차	0.1813**	0.2137***	0.1606
평균습도	-0.5159***	-0.6629***	-0.6795***
강수량	-0.2288**	-1.1250***	-1.2523***
AIC	2282.0480	1484.4830	1248.8880

p -값<0.05:*, p -값<0.01:**, p -값<0.001:***

선형 회귀분석 결과, 평균 온도(p -값=0.1103)를 제외한 다른 모든 변수는 먼지 폭풍 발생과의 관계에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 선형 회귀모형의 AIC 값이 2282.0480으로 가장 높게 나타나 분석된 모형 중에서 가장 적합하지 않은 것으로 평가되었다.

포아송 회귀모형에서는 모든 변수의 p -값이 0.05 미만으로 유의한 결과를 나타내어 유리한 분석 결과를 보여주었다. 포아송 회귀모형은 선형 회귀모형과 비교하여 AIC 값이 1484.4830으로 작게 나타나 가산자료에 더 적합함을 의미한다. 그러나 포아송 회귀모형이 일정한 분산을 가정하고 있어 해당 데이터 세트에는 이 가정이 맞지 않을 가능성이 있다.

음이항 회귀분석에서는 온도 차이(p -값=0.0751)를 제외한 모든 변수가 먼지 폭풍 발생과 통계적으로 유의한 관계를 보였으며 p -값이 0.05 미만으로 나타났다. 본 모형은 AIC 값이 1248.8880으로 세 모형 중 가장 낮은 값을 보였으며 이는 몽골의 기후 요인과 먼지 폭풍 간의 상관관계를 분석하는 데 가장 잘 적합하다는 것을 시사한다. 결과적으로 선택된 최적 모형은 다음과 같다.

$$\log(\mu) = -0.9183 + 0.3163x_1 + 0.1606x_2 - 0.6795x_3 - 1.2522x_4$$

모형의 상수항 -0.9183 은 모든 독립변수가 평균값(표준화되어 0)일 때 먼지 폭풍 예상 횟수의 자연로그를 나타낸다. 만약 평균 온도(x_1)의 값이 1단위 증가할 때 먼지 폭풍 발생 빈도는 약 1.37배($e^{0.3163}$) 증가할 것으로 추정한다. 온도차(x_2)는 통계적으로 유의하지 않으나 온도차가 클수록 먼지 폭풍 발생 빈도는 증가한다. 평균습도(x_3)의 값이 1단위 증가할 때, 먼지 폭풍 발생 빈도는 0.51배($e^{-0.6795}$)로 감소한다. 강수량(x_4)의 값이 1단위 증가할 때, 먼지 폭풍 발생 빈도는 0.29배($e^{-1.2522}$)로 나타났으며 이는 강수량이 증가할수록 먼지 폭풍 발생 빈도 가능성이 증가함을 의미한다.

5.5. 폭설 모형 분석 결과

Table. 5.는 폭설 종속변수에 대한 모형별 적합 결과를 나타낸다.

Table. 5. 폭설 종속변수에 대한 세 개 모형 적합 결과.

변수	선형	포아송	음이항
상수항	0.7646***	-0.8607***	-0.9822***
평균온도	-0.5849***	-0.8308***	-1.1390***
온도차	0.1683*	0.4985***	0.4190***
평균습도	0.0558	0.0528	-0.0847
강수량	0.0256	-0.1251	-0.1446
AIC	2292.1580	1480.5940	1213.9200

p -값<0.05:*, p -값<0.01:**, p -값<0.001:***

폭설과 다양한 기후 요소 간의 관계를 분석한 결과, 선형 회귀모형과 포아송 회귀모형에서 평균 온도와 온도 차이가 폭설 빈도에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면, 평균 습도와 강수량은 p -값이 0.05 임계값을 초과하여 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 분석되었다. 선형 회귀모형은 AIC 값이 2292.1580으로 가장 높아 분석된 모형 중에서 가장 적합 되지 않는 것으로 평가되었다.

반면, 포아송 회귀모형은 AIC 값이 1480.5940으로 더 낮게 나타났으나 이 모형이 일정한 분산을 가정하고 있어 해당 데이터 세트에 반드시 적합하지

않을 수 있다.

음이항 회귀모형에서는 평균 온도와 강수량 변수에 대한 p -값이 0.05 임계값 이하로 나타나 이들 변수가 폭설 발생에 통계적으로 유의한 영향을 미친다는 것을 시사했다. 또한, AIC 값이 1213.9200으로 세 모형 중 가장 낮게 나타났으며 이는 이 모형이 몽골의 기후 요인과 폭설 간의 관계를 분석하는데 가장 적합한 선택임을 강하게 시사한다. 따라서 최적의 모형으로 음이항 회귀모형이 선택되었다.

$$\log(\mu) = -0.9822 - 1.1390x_1 + 0.4190x_2 - 0.0847x_3 - 0.1446x_4$$

모형의 상수항 -0.9822 는 모든 독립변수가 평균값(표준화되어 0)일 때 폭설 예상 횟수의 자연로그를 나타낸다. 만약 평균 온도(x_1)의 값이 1단위 증가할 때 폭설 발생 빈도는 약 0.32배($e^{-1.1390}$) 증가할 것으로 추정한다. 온도차(x_2)의 값이 1단위 증가할 때 폭설 발생 빈도는 약 1.52배($e^{0.4190}$) 증가한다. 평균습도(x_3)는 통계적으로 유의하지 않았으나 평균습도가 높을수록 폭설 발생 빈도는 감소한다. 강수량(x_4)의 값이 1단위 증가할 때, 폭설 발생 빈도는 0.87배($e^{-0.1446}$)로 이는 강수량이 증가할수록 폭설 발생 빈도 가능성이 감소함을 의미한다.

6. 결론

본 연구는 몽골의 기후 요인과 자연재해 발생률 간의 관계를 탐구하며 특히 산불, 폭우, 먼지 폭풍 및 폭설에 중점을 두었다. 연구에 사용된 데이터는 2022년 1월부터 2024년 4월까지 수집된 것으로 몽골의 21개 주/도 지역과 수도인 울란바토르를 포함한다. 평균 온도, 온도 변동성, 평균 습도 및 강수량이 재해 빈도에 미치는 영향을 평가하기 위해 본 연구에서는 선형 회귀, 포아송 회귀모형 및 음이항 회귀모형을 적용했다. 이 중 음이항 회귀모형은 과산포가 특징인 가산자료를 분석하는데 적합한 것으로 알려져 있는데 본 연구의 데이터 세트에서 가장 정확하고 신뢰할 수 있는 예측 결과를 도출했다. 또

한, 표준화된 변수를 사용함으로써 회귀계수 간의 비교 가능성과 해석 가능성을 향상했다.

음이향 회귀모형의 결과를 기반으로 기후변수가 자연재해 빈도에 미치는 영향을 파악한 결과, 평균 온도가 상승하고 온도 변동성이 커질수록 산불 발생이 증가하는 것으로 나타났다. 또한, 강수량은 폭우의 발생을 예측하는 가장 중요한 요인으로 확인되었다. 높은 평균 온도는 먼지 폭풍 발생 가능성을 증가시키는 것으로 밝혀졌고, 반대로 높은 습도와 강수량은 먼지 폭풍 발생 감소와 관련이 있다. 한편, 평균 온도가 낮아지고 온도 변동성이 커지면 폭설 발생이 증가하는 경향이 있다. 이처럼 기후변수와 재해 발생 간의 관계를 이해하는 것은 효과적인 재해 관리 전략과 정책을 개발하는 데 필수적이다. 몽골의 재해 발생과 기후변수는 중국, 러시아, 한국과 같은 인접 국가와 비교하여 독특한 특징을 보인다. 중국은 홍수나 지진과 같은 다양한 재해가 발생하며 러시아는 광대한 지리적 특성으로 인해 한랭 재해가 발생하지만, 인프라가 일부 재해의 영향을 효과적으로 완화하는 경향이 있다. 한국은 겨울 재해보다는 태풍이나 장마에 대한 재해 관리에 초점을 맞추고 있다. 반면에 몽골의 기후는 대륙성 기후로 겨울이 혹독하고, 특히 가축에 큰 영향을 미치는 조드(dzud) 현상이 자주 발생한다. 이처럼 다양한 기후적 상황을 고려할 때, 몽골은 기후 변화와 자연재해에 대응하기 위한 포괄적인 정책을 마련할 필요가 있다. 특히, 몽골은 조드와 같은 극단적인 기후 현상에 효과적으로 대응할 수 있는 전략을 개발해야 하며, 인접 국가들의 경험을 참고하여 가축 보호, 인프라 강화, 기후 정보 시스템 개선 등을 통해 기후 재해의 영향을 최소화하는 방안을 모색해야 한다.

본 연구는 기후 변화와 자연재해 간의 상호작용을 실증적으로 분석하여 정책 입안자들이 몽골의 기후 변화에 대응할 수 있는 맞춤형 재해 관리 전략을 수립하는 데 실질적인 지침을 제공한다. 본 연구는 종속변수가 가산자료의 속성을 지닌 재해 빈도이고, 독립변수가 기후변수일 때 음이향 회귀모형을 사용하는 것이 가장 적합하며 기후변수의 영향도를 살펴보았다. 앞으로는 풍속과 토양 수분 등의 추가 기후 및 환경 요인을 통합하여 예측 능력을 향상시

키는 방향으로 연구를 확장할 필요가 있다. 또한, 장기적인 기후 변화의 영향을 분석하는 종단 연구를 통해 자연재해의 변동 패턴에 대한 보다 깊은 통찰을 얻을 수 있을 것이다.

사사

이 논문은 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2019S1A6A3A01059888).

참고문헌

- [1] Ozaki, K. and Takakura, K., "Mongolia's unique climate and its impacts on society.", *Mongolian Climate Research*, Vol. 29, No. 3, pp. 145-162, 2021.
- [2] Myagmarsuren, D. and Batkhuyag, B., "Climate change impacts on pastoralism in Mongolia.", *Environmental Research Letters*, Vol. 16, No. 5, p. 054034, 2021.
- [3] Han, J., Zhou, W. and Fischer, T., "Desertification in Mongolia: A new climate regime.", *Climate Dynamics*, Vol. 56, pp. 3435-3450, 2021.
- [4] Chadraabal, B., Byambasuren, O. and Khorloo, B., "The adaptive capacity of Mongolian pastoralists to climate change.", *Journal of Environmental Management*, Vol. 256, p. 109835, 2020.
- [5] Flannigan, M. D., Krawchuk, M. A., de Groot, W. J., Wotton, B. M. and Gowman, L. M., "Implications of changing climate for global wildland fire.", *International Journal of Wildland Fire*, Vol. 18, No. 5, pp. 483-507, 2009.
- [6] Westerling, A. L., Hidalgo, H. G., Cayan, D. R. and Swetnam, T. W., "Warming and earlier spring increase western U.S. forest wildfire activity.", *Science*, Vol. 313, No. 5789, pp. 940-943, 2006

- [7] Trenberth, K. E., "Changes in precipitation with climate change.", *Climate Research*, Vol. 47, No. 1-2, pp. 123-138, 2011.
- [8] Allan, R. P. and Soden, B. J., "Atmospheric warming and the amplification of precipitation extremes.", *Science*, Vol. 321, No. 5895, pp. 1481-1484, 2008.
- [9] O'Gorman, P. A., "Contrasting responses of mean and extreme snowfall to climate change.", *Nature*, Vol. 512, No. 7515, pp. 416-418, 2014.
- [10] Shao, Y. and Dong, C. H., "A review on East Asian dust storm climate, modelling and monitoring.", *Global and Planetary Change*, Vol. 52, No. 1-4, pp. 1-22, 2006.
- [11] Preisler, H. K., Brillinger, D. R., Burgan, R. E. and Benoit, J. W., "Probability-based models for estimating wildfire risk.", *International Journal of Wildland Fire*, Vol. 13, No. 2, pp. 133-142, 2004.
- [12] Guhathakurta, P. and Saji, E., "Detecting changes in rainfall pattern and seasonality index vis-a-vis increasing water scarcity in Maharashtra.", *Journal of Earth System Science*, Vol. 118, No. 4, pp. 273-284, 2009.
- [13] Liu, Z., Yang, J., He, H. S. and He, R., "Predicting wildfire occurrence in the Missouri Ozarks using a random forest classifier.", *Forest Ecology and Management*, Vol. 356, pp. 12-19, 2015.
- [14] Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E., "ImageNet classification with deep convolutional neural networks.", in *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1097-1105, 2012.
- [15] Kim, Y. S., Song, K. Y., and Chang, I. H., "Classification Abnormal temperatures based on Meteorological Environment using Random forests", *J. Integrative Natural Sci.*, Vol. 17, No. 1, pp. 1-12, 2024.
- [16] Na, J. H., *Applied Regression Analysis*, FREEACADEMY, 2017.