

기후위험 분석

- 농업 생산 분포변화를 중심으로

성재훈

한국농촌경제연구원

기후위험 분석

- 농업 생산 분포변화를 중심으로

성재훈



연구 담당

성재훈 | 연구위원 | 제1~4장, 부록 집필

토의용논문 W2025-01

기후위험 분석

- 농업 생산 분포변화를 중심으로

등 록 | 제6-0007호(1979. 5. 25.)

발 행 | 2025. 11.

발 행 인 | 한두봉

발 행 처 | 한국농촌경제연구원

우) 58321 전라남도 나주시 빛가람로 601

대표전화 1833-5500

인쇄처 | (주)프리비

I S B N | 979-11-6149-815-7 95520

※ 이 책에 실린 내용은 한국농촌경제연구원의 공식 견해와 반드시 일치하는 것은 아닙니다.

※ 이 책에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다.

무단 전재하거나 복사하면 법에 저촉됩니다.

기후변화는 더 이상 미래의 잠재적 위협이 아니라, 이미 일상과 농업 생산 현장을 실질적으로 뒤흔들고 있는 현재 진행형의 위기입니다. 전 세계적으로는 이상 기후의 빈도와 강도의 증가가 동시에 나타나고 있으며, 우리나라 역시 작물 생육 환경의 불확실성이 눈에 띄게 커지고 있습니다. 이러한 변화는 단지 기온 상승에 따른 평균의 변화가 아니라 변동성의 확대, 더 나아가서는 생산성 분포의 구조적 변화라는 보다 복합적인 양상으로 나타나고 있습니다. 특히 쌀과 같이 우리나라 식량안보와 농가경제에 핵심적인 작물의 경우 기후변화가 초래하는 수량변동과 수확 실패 위험은 농가 소득, 쌀 수급 및 가격, 더 나아가서는 농정 전반에 직·간접적인 영향을 미칩니다. 그럼에도 불구하고 지금까지의 많은 분석과 정책 논의는 주로 ‘평균’의 변화에 초점을 맞추어 온 반면, 수확량 분포변화에 대한 연구는 충분히 진행되고 있지 못한 실정입니다.

기후변화가 심화하고 있는 현시점에서 농업 생산성의 분포변화를 정교하게 측정하고 그 가치를 계량하는 작업은 더 이상 미룰 수 없는 과제가 되었습니다. 이에 본 보고서는 기후위험을 평균의 변화가 아닌 분포의 변화라는 관점에서 재조명함으로써 농업 생산과 소득의 불확실성을 보다 현실적으로 반영하는 분석 틀을 제안하고자 합니다. 이를 통해 향후 기후변화 대응 농정 수립, 쌀 생산 안정 대책 등 의 제도 설계에 있어 분포를 고려한 정교한 기후위험 진단과 정책 평가가 이루어 질 수 있는 기초를 제공하고자 합니다.

2025. 11.

한국농촌경제연구원장 **한 두 봉**

요약

연구 목적

- 이 연구의 목적은 1) 기후변화의 분포변화와 그 경제적 가치를 측정하는 방법론을 식별하고, 2) 이를 국내 쌀 생산자료에 적용하여, 3) 식별한 방법론들의 적용가능성과 기후변화로 인한 쌀 생산성 변화의 경제적 함의를 분석하고, 향후 분포변화를 바탕으로 한 기후위험 분석 방법론을 제시하고자 함.

연구 방법

- 문헌 연구와 전문가 자문은 이 연구의 중심을 이룸. 분포 분석 방법론, 분포를 바탕으로 한 경제적 가치 분석 방법론 등 기후변화로 인한 단수 분포변화와 관련된 광범위한 문헌 연구를 진행하였으며 Texas A&M 대학교 Ximing Wu 교수, Yong Liu 교수 등과의 자문회의를 통해 분포변화 분석 방법론의 논의함.
- 시군별 쌀 단수 자료를 바탕으로 국내 시군별 쌀 단수 분포를 추정함. 또한 기후변화 시나리오를 적용함으로써 기후변화로 인한 국내 시군별 쌀 단수 분포변화를 식별함. 단, 분석 자료는 채여라 외(2022)를 활용함. 또한 문헌 분석을 통해 식별한 분포변화의 경제적 가치 추정 방법을 기후변화로 인한 시군별 쌀 단수 분포변화 결과에 적용함. 마지막으로 분석의 한계점과 향후 연구 방향을 제시함.

연구 결과

- 문헌 연구를 통해 분포변화를 분석하기 위한 방법론을 1) 패널자료 접근법

-
- 과, 2) 시계열 자료 접근법으로 구분하고 이에 대한 장단점을 분석함. 구체적으로 패널자료를 활용한 접근법은 평균적인 효과를 추정하는 반면, 시계열 자료를 활용한 접근법은 지역별 효과에 더욱 초점을 맞춤. 하지만 시계열 자료를 활용한 접근법의 경우 시계열의 길이가 충분해야 분석이 가능하다는 단점이 있는 반면, 패널자료를 활용한 접근법의 경우 시계열 자료가 상대적으로 짧아도 지역 간 변화가 충분하다면 적용이 가능함.
- 본 연구에서는 시계열 자료의 부족을 고려하여 패널자료를 활용한 Tack et al.(2012) 방법론을 활용하여 국내 쌀 단수 분포 분석을 실시함. 추정 결과, 기후변화로 인해 쌀 단수의 변화는 지역별로 상이한 것으로 분석됨.
- 두 번째로 분포변화의 경제적 가치를 분석하는 방법론을 비교 분석하고 이차 확률지배를 바탕으로 한 접근법들을 국내 쌀 단수 분포변화 분석에 적용함. 특히 이 중 이차 확률지배를 활용한 접근법, 즉 재정적 유인 접근법과 유토피안 지수 접근법은 효용함수를 가정하거나 보험제도를 활용한 접근법과는 달리 효용함수나 특정 정책에 대한 의존 없이 분포 전체의 특징을 반영할 수 있는 장점이 있음. 다만, 이차 확률지배를 바탕으로 한 방법들 역시 서로 다른 장단점이 존재함. 우선 재정적 유인 접근법은 연산 비용이 매우 비싸며, 분석 결과로 두 분포의 확률적 지배가 성립하지 않는 특정 값이 아닌 구간이 존재하여 연구자의 판단에 의지해 특정 값을 선택할 수밖에 없음. 이에 반해 유토피안 지수의 경우 분석 결과가 상대적이며 정규화된 지수 값인 것이 단점으로 작용할 수 있음. 즉 지수에 대한 배경지식이 없으면 분석 결과를 직관적으로 해석하는 데에 한계가 있음.

-
- 이차 확률지배를 활용한 지불 지수와 유토피안 지수를 국내 쌀 단수 분포에 적용하고 두 지표의 활용 가능성을 평가함. 분석 결과, 두 지수 모두 평균을 바탕으로 한 지수 혹은 지표들에 비해 기후변화 영향을 보다 잘 고려하는 것으로 분석됨. 다만, 기후변화로 인한 두 지수의 변화와 그 방향은 지역별로 서로 상이한 것으로 분석됨. 구체적으로 평균 단수 차이와 위배면적과의 차이는 기후변화로 인해 증가하는 반면, 기후변화로 인한 평균 단수 차이와 지불 지수와의 차이는 감소하는 지역이 있는 것으로 나타남.
 - 두 지수의 특징과 분석 결과의 차이를 고려하며, 기후변화 영향 분석을 위해서는 유토피안 지수의 적용이 경제적 유인 접근법보다 합리적인 것으로 판단됨. 이차 확률지배를 기준으로 하는 경제적 유인 접근법의 경우 분포의 왼쪽 꼬리 부분의 모양에 따라 그 값 전체가 결정될 수 있음. 이는 매우 작은 이차 확률지배 위반 구간이 지불 지수의 값을 결정할 수 있음을 의미함.

연구의 한계 및 향후 연구 방향

- 국내 쌀 생산 분포변화를 분석하기 위해 적용한 방법론에 대한 연구가 필요함. 앞서 언급하였듯이 적률 추정 결과가 모형 설정에 매우 민감한 것으로 분석됨. 또한 현재 국내 쌀 관련하여 조건부 분포를 추정하는 연구는 매우 부족한 실정임. 이에 패널자료를 활용한 베이지안 다층 모형(bayesian multilevel model) 등을 통한 보다 강건한 조건부 분포 추정연구가 추가적으로 필요함.

-
- 두 번째로는 분포변화의 경제적 가치 분석 방법에 대한 연구가 필요함. 구체적으로 경제적 유인 접근 방법의 경우 이차 확률지배를 위배하는 구간이 조금만 존재하더라도 전체 분포가 아닌 해당 구간을 바탕으로 지수의 값이 결정됨. 또한 지수의 값이 특정 값이 아닌 구간으로 주어져 연구자들의 주관적인 선택이 필요하다는 단점도 존재함. 이러한 한계점을 극복하기 위해서는 근사 확률지배(almost stochastic dominance) 적용을 고려할 수 있을 것으로 생각됨.
 - 마지막으로 유토피안 지수의 경우 비록 지수의 값을 기대효용을 바탕으로 해석할 수는 있으나 여전히 직관적 해석에는 한계가 있음. 따라서 향후 연구를 통해 절댓값을 바탕으로 한 지수의 개발이 필요할 것으로 생각됨. 예를 들어 최근 제시되고 있는 확률적 경계(Stochastic bounds; Arvanitis et al., 2021) 등의 개념을 적용할 수 있을 것으로 생각됨.

ABSTRACT

Climate Risk Analysis - Focusing on Distributional Changes in Agricultural Production

Purpose of Research

- The purposes of this study are 1) to identify appropriate methodologies for measuring distributional changes due to climate change and their economic value; 2) to apply the methodologies to domestic rice yield data; and 3) to analyze the applicability of the identified methodologies and economic implication of distributional changes in rice productivity

Research Method

- Literature review and expert consultation constitute the core of this study. An extensive body of literature on distributional changes in crop yields due to climate change – covering both methodologies for analyzing these changes and evaluating the economic values of their changes - was reviewed. Also, through consultation meetings with Professors Ximing Wu and Yomg Liu at Texas A&M university, we discuss methodological approaches to analyzing distributional changes.

-
- Based on si/gun-level rice yield data, we estimate the distribution of rice yields in Korea. In addition, by applying climate change scenarios, we identify changes in the si/gun-level rice yield distributions induced by climate change. Furthermore, we incorporate the stochastic dominant approaches to analyze the economic implications of distributional changes and their applicability. Finally, we present the limitations of the analysis and directions for future research.

Main Findings

- Through the literature review, we classify methodologies for analyzing distributional change into 1) approaches using panel data and (2) approaches using time-series data. We also analyze their respective advantages and disadvantages. To be specific, time-series data approaches place more emphasis on regional effects. A drawback of time-series data approaches is that the data should be sufficiently long to allow analysis. Contrary to time-series data approaches, panel data approaches estimate the average effects and can be applied even when time series is relatively short, as long as cross-sectional variation across regions is sufficient.
- In this study, taking into account the shortage of si/gun-level time-series data, we apply the methodology of Tack et al.(2012) which relies on panel data when estimating conditional distribution of rice yields in

Korea. The estimation results indicate that changes in rice yield distribution resulting from climate change differ by region.

- Second, we compare and analyze methodologies for evaluating the economic value of distributional change and apply approaches based on second-order stochastic dominance to the analysis of changes in domestic rice yield distributions. Among them, the approaches using second-order stochastic dominance, namely the financial incentive approach and the Utopian Index approach, can reflect the characteristics of the entire distribution without depending on a particular utility function or policies. However, methods based on the second-order stochastic dominance also have their own disadvantages. To be specific, the financial incentive approach is computationally very costly, and because estimates are intervals, rather than specific points, the researcher has no choice but to select a particular value based on their judgment. By contrast, in the case of the Utopian Index, since the result of the analysis is a relative and normalized index value, it would be less intuitive when interpreting the results.
- We apply the payment index based on the financial incentive approach and the Utopian Index to the domestic rice yield distributions and evaluate the applicability of these two indices. The analysis shows that both indices take better account of the impacts of climate change than indices or indicators based on the mean. However, the magnitude and

direction of changes in the two indices due to climate change differ across regions. Specifically, while the difference in mean yield and the violation area increase under climate change, there are regions where the difference between the mean yield and the payment index under climate change decreases.

- Applying the Utopian Index would be more reasonable than the financial incentive approach for analyzing the impacts of climate change. In the case of the financial incentive approach based on second-order stochastic dominance, the value of the index can be determined entirely by the shape of the left tail of the distribution. This implies that a very small interval of violation of second-order stochastic dominance can determine the value of the payment index.

Limitations and Directions for Future Research

- Further research on the methodology applied to analyze changes in the domestic rice yield distribution is required. As mentioned above, the results of moment estimation are found to be highly sensitive to model specification. In addition, there is currently a severe lack of research estimating conditional distributions related to rice in Korea. Thus, it is necessary to conduct additional research on more robust estimation of conditional distributions, for example by using Bayesian multilevel models based on panel data.

-
- Second, further research is required on methods for analyzing the economic value of distributional change. Specifically, in the case of the economic incentive (financial incentive) approach, even if only a small interval exists in which second-order stochastic dominance is violated, the value of the index is determined on the basis of that interval rather than the entire distribution. Moreover, a drawback is that the value of the index is given as an interval rather than a single value, which necessitates subjective choices by researchers. To overcome these limitations, it may be possible to consider the application of almost second order stochastic dominance instead of second order stochastic dominance(Leshno & Levy 2002; Baillo et al. 2025).
 - Finally, in the case of the Utopian Index, although its value can be interpreted in terms of expected utility, there are still limitations to intuitive interpretation. Therefore, future research is thought to be needed to develop indices based on absolute values. For example, it may be possible to apply concepts such as the stochastic bounds recently proposed in the literature (Arvanitis et al., 2021).

Researchers: SUNG Jaehoon

Research period: 2025. 4. - 2025. 11.

E-mail address: jsung@krei.re.kr

제1장 서론

1. 연구의 필요성과 목적	1
2. 연구내용 및 방법	3
3. 선행연구 검토 및 차별성	5

제2장 분포변화 분석

1. 개념적 모형	9
2. 분포변화 분석 방법론	10
3. 적용: 국내 시군별 쌀 단수	14
4. 소결	22

제3장 분포변화의 경제적 가치 분석

1. 분석 방법	25
2. 적용: 국내 시군별 쌀 단수 분포변화	36
3. 소결	50

제4장 요약 및 향후 연구 방향

1. 요약	55
2. 연구의 한계 및 향후 연구 방향	58

부록

1. 혼합 정규분포 검정 결과	59
2. 분포 추정 강건성 검정: 고온 온도 기준 34°C 이상	61

3. 유托피안 수의 통계적 검정	63
4. 지역별 지불 지수 분석 결과	67
참고문헌	69

표 차례**제2장**

〈표 2-1〉 기초 통계량	17
〈표 2-2〉 적률 추정 결과	18
〈표 2-3〉 기후변화에 따른 적률 추정 결과	19

제3장

〈표 3-1〉 기후변화에 따른 유토피안 지수와 정규화된 평균 단수의 변화	38
〈표 3-2〉 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 위배면적의 변화	42
〈표 3-3〉 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 지불 지수의 변화	45
〈표 3-4〉 분포변화의 경제적 가치 계측 방법들의 특징 비교	51

부록

〈부표 1-1〉 혼합 정규분포 검정 결과	59
〈부표 2-1〉 적률 추정 결과: 고온 온도 기준 34°C 이상	61

그림 차례**제1장**

〈그림 1-1〉 추정 방법에 따른 분포변화 추정 결과 차이 예시 2

제2장

〈그림 2-1〉 기후변화 시나리오에 따른 지역별 쌀 단수 분포변화:
철원, 당진, 해남 21

제3장

〈그림 3-1〉 이차 확률지배를 바탕으로 한 분포변화 가치 계측 예시 29
 〈그림 3-2〉 전체 변동면적과 위배면적 예시 33
 〈그림 3-3〉 시군별 순위 차이(정규화된 평균 단수 vs 유토피안 지수) 40
 〈그림 3-4〉 정규화된 평균 단수와 유토피안 지수 변화
 (베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 41
 〈그림 3-5〉 시군별 평균 단수 차이와 위배면적 간의 차이
 (베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 43
 〈그림 3-6〉 시군별 순위 차이(평균 단수 차이 vs 지불 지수) 47
 〈그림 3-7〉 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 지불 지수의 변화
 (베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 48
 〈그림 3-8〉 시군별 평균 단수 차이와 지불 지수 간의 차이
 (베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 50
 〈그림 3-9〉 시군별 지불 지수와 위배면적 간의 차이
 (베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 52

부록

〈부도 2-1〉 기후변화 시나리오에 따른 지역별 쌀 단수 분포변화 (고온 기준 34°C 이상 적용): 철원, 당진, 해남	62
〈부도 4-1〉 지역별 지불 지수: SSP5-8.5, 2081~2100	68

1

서론

1. 연구의 필요성과 목적

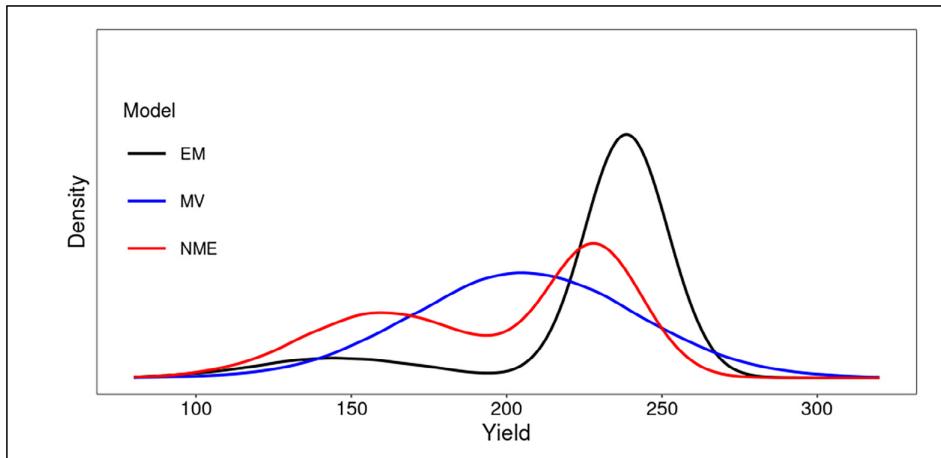
1.1. 연구 배경과 필요성

- 기상조건은 농업 생산의 주요 투입재임. 따라서 기상조건의 변화는 작물의 생산성에 큰 영향을 미치며 이는 단위면적당 생산량의 평균뿐만 아니라 그 분포에도 큰 영향을 미침. 따라서 기후위험에 효과적으로 대응하기 위해서는 분포 변화를 고려한 위험관리가 필수적임.
- 다만, 기상조건을 고려한 분포변화 분석은 분석 방법론과 그에 따른 가정에 따라 큰 차이를 보임.
 - 예를 들어, 아래 <그림 1-1>은 평균과 분산만을 고려한 정규분포(MV)와 기상조건을 고려하지 않은 혼합분포(EM), 기상조건을 고려한 혼합분포(NEM)를 가정하고 아이오와주의 옥수수 단수 분포를 분석한 결과임

(Schuurman & Ker, 2024).

- 구체적으로 EM과 NEM은 MV와 달리 이봉(bimodal) 분포의 모양을 가지며, 기상정보를 고려한 NEM의 왼쪽 꼬리가 EM의 왼쪽 꼬리보다 더 두꺼운 것으로 분석됨.
- 이는 분포 추정에 있어 기상조건을 고려하기 위해서는 비모수적 방법론과는 달리 기상조건의 영향을 고려하기 위한 조건을 추정 과정에서 추가하여야 하기 때문임.

〈그림 1-1〉 추정 방법에 따른 분포변화 추정 결과 차이 예시



주: RCP 4.5를 활용하여 미국 Wapello 카운티의 옥수수 단수 분포를 추정한 결과임. 여기서 MV는 기상조건을 바탕으로 평균과 분산만 추정하여 만든 정규분포, EM은 기상조건을 고려하지 않은 혼합분포, NEM은 기상조건을 고려한 혼합분포를 의미함.

자료: Schuurman & Ker(2024)의 그림 Figure 1을 인용함.

- 또한 분포변화는 평균 변화와는 달리 다양한 측면에서 그 가치를 분석할 수 있음. 예를 들어, 위험관리 도구인 보험제도를 바탕으로 하방위험 변화의 경제적 가치를 계측할 수 있음. 또한 Peterson & Bisvert(2004)는 이차적 확률지배(second order stochastic dominance)를 활용하여 분포변화의 가치를 계측함.

- 따라서 농업부문 기후위험에 대한 효과적 대응을 위해서는 기후변화로 인한 곡물 단수의 분포변화와 그 경제적 가치에 대한 객관적이며 신뢰도 높은 분석 방법을 우선적으로 구축할 필요가 있음.

1.2. 연구 목적

- 이 연구의 목적은 1) 기후변화의 분포변화와 그 경제적 가치를 측정하는 방법론을 식별하고, 2) 이를 국내 쌀 생산자료에 적용하여, 3) 식별한 방법론들의 적용 및 활용 가능성과 기후변화로 인한 쌀 생산성 변화의 경제적 함의를 분석하고 향후 분포변화를 바탕으로 한 기후위험 분석 방법론을 제시하고자 함.

2. 연구내용 및 방법

2.1. 연구내용

- 제2장에서는 먼저 문헌 연구를 바탕으로 조건부 분포를 추정하는 방법론을 비교 분석하고, 이를 국내 시군별 쌀 단수 자료에 적용함.
 - 곡물 단수 분포를 연구한 해외문헌을 비교·분석하고, 이를 국내 자료에 적용함
 - 기후변화 시나리오의 적용을 통해 기후변화로 인한 쌀 단수 분포의 변화를 분석함.

- 제3장에서는 문헌 연구를 바탕으로 분포변화의 경제적 가치를 계측하는 방법

론을 비교·분석하고, 이를 제2장에서 도출한 쌀 단수 분포변화에 적용함.

- 문헌 연구를 통해 분포변화의 경제적 가치를 추정하는 방법론을 비교·분석함.
- 특히 분포 전체와 효용함수 가정에 비교적 자유로운 확률지배 개념을 바탕으로 한 방법론을 중심적으로 검토함.
- 식별한 방법론들과 제2장의 결과를 바탕으로 후변화로 인한 쌀 생산 위험 변화를 분석함.

○ 제4장에서는 연구의 한계와 향후 연구 방향에 대해 논의함.

- 자료와 분석 방법론, 그리고 기후변화 시나리오 적용과 관련된 연구의 한계와 향후 연구 방향에 대해 논의함.

2.2. 연구 방법

○ 문헌 연구는 이 연구의 중심을 이룸. 분포 분석 방법론, 분포를 바탕으로 한 경제적 가치 분석 방법론 등 기후변화로 인한 단수 분포변화와 관련된 광범위한 문헌 연구를 실시함.

○ Texas A&M 대학교 Ximing Wu 교수, Yong Liu 교수 등과의 자문회의를 통해 분포변화 분석 방법론을 논의함.

○ 시군별 쌀 단수 자료를 바탕으로 국내 시군별 쌀 단수 분포를 추정함. 또한 기후변화 시나리오를 적용함으로써 기후변화로 인한 국내 시군별 쌀 단수 분포 변화를 식별함. 단, 분석 자료는 채여라 외(2022)를 활용함.

- 분포변화의 경제적 가치 추정 방법을 식별하고, 이를 기후변화로 인한 시군별 쌀 단수 분포변화 결과에 적용함.
- 분석 결과를 바탕으로 기후변화로 인한 쌀 생산 위험을 식별하고 이와 관련된 정책적 함의를 도출함.
- 마지막으로 분석의 한계점과 향후 연구 방향을 제시함. 구체적으로 국내 자료의 한계점(예를 들어, 짧은 기간 등)으로 인한 분석 방법 적용의 한계점, 본 연구에서 도출한 분석 방법의 활용 방안 등을 제시함.

3. 선행연구 검토 및 차별성

- 농업부문에서 분포변화의 가치를 분석한 국내 연구는 성재훈 외(2019)가 유일함.
 - 성재훈 외(2019)는 시군별·연도별 쌀 단수 분포를 베타함수를 통해 추정하고 그 가치를 이차 확률지배를 활용하여 분석함.
 - 다만, 해당 연구의 경우 분석의 정교함과 신뢰도에 한계가 있음: 1) 비록 베타분포가 곡물의 단수 분포를 추정하는 데에 많이 활용된다고 할지라도 분석 결과가 분포적 가정, 예를 들어 최대 및 최솟값 등에 민감하게 반응함. 2) 2차 확률적 우위를 활용하여 가치측정을 하였지만, 문헌 연구를 바탕으로 한 엄밀한 검정이 진행되지 않음. 3) 기후변화의 분포적 영향을 분석하기 위해서는 부득이하게 모수적(parametric) 접근법을 활용하였지만, 아래 그림과 같이 기후변화 영향의 시군별 격차가 상대적으로 크게 나타나 결과에 대한 검증이 필요함.

○ 기후변화의 분포적 영향과 경제적 가치를 분석한 국외 연구의 대부분은 기후 변화로 인한 단수 분포의 변화가 농업보험에 미치는 영향을 분석함(Tack et al., 2012; Ker et al., 2016; Tack et al., 2018; Ramsey 2019; Liu & Ramsey, 2022; Schuurman & Ker, 2024).

- Tack et al.(2012)과 Tack et al.(2015)은 Moment-Based Maximum Entropy 방법을 활용하여 기온 상승이 카운티 단위의 옥수수 수확량의 평균을 낮추고 분산을 증가시키며, 이로 인해 1°C의 기온 상승 시 미국 콘밸트 지역의 90% 보장 수준의 보험료율이 39% 상승할 것으로 전망함.
- Ker et al.(2016), Ramsey(2019), Liu & Ramsey(2022)는 베이지안 기법을 활용한 조건부 확률분포 추정 방법을 소개하고 이를 미국의 중서부 지역 옥수수와 콩 단수 및 보험 자료에 적용하여 제시한 모형의 정합성과 예측력을 기존 방법과 비교 분석함.
- 마지막으로 Schuurman & Ker(2024)는 머신러닝 기법인 neural net을 활용하여 기후변화로 인한 아이오와주의 옥수수 단수 분포변화를 계측함. 분석 결과, 기후변화로 인해 단수 분포의 왼쪽 꼬리가 더 두꺼워지는 것으로 나타났으며, 이로 인해 보험료율은 6~14% 증가하는 것으로 분석됨.

○ 해외 연구들의 경우 정책 담당자 및 농업인들이 직관적으로 이해할 수 있는 보험, 특히 보험의 보험료 변화를 활용하여 분포변화의 경제적 영향을 분석하였다라는 점에서 큰 의미가 있음. 다만, 현재 운영되고 있는 제도, 특히 하방위험을 대상으로 한 정책 틀 안에서 그 영향을 분석했다는 점에서 전체적인 분포변화의 영향을 분석하는 데에는 한계가 있음.

○ 마지막으로 Pignède(2025)는 가뭄이 사하라 이남 지역의 소득에 미치는 영향을 분위수 처리효과(quantile treatment effect)를 바탕으로 분석함. 동

연구는 비록 분위수를 바탕으로 분포 전체의 변화를 분석하였으나 가뭄이 분위수에 미치는 처리효과 계측에 초점을 맞추고 있음.

○ 선행연구와의 차별성

- 우선, 가장 큰 차이점은 분포 분석과 분포변화의 경제적 함의를 분석하기 위한 방법론을 식별한 것임.
- 또한 확률적 지배의 개념을 바탕으로 기후위험을 분석했다는 점에서 기존의 문헌과 차별성이 있음.
- 마지막으로 준모수적 방법을 바탕으로 기후변화로 인한 국내 시군 단위 쌀 단수 분포변화를 분석하였다는 점 역시 차별성이 있음.

2 분포변화 분석

1. 개념적 모형

○ 기후변화로 인한 분포변화 분석은 기후변화로 인한 미래 단수 분포 추정을 바탕으로 함. 따라서 본 연구는 가상적(counterfactual) 분포 분석을 중심으로 연구를 진행함. 구체적으로 본 연구는 Rothe(2010)의 개념적 모형을 바탕으로 함.¹⁾

- 구체적으로 종속변수인 Y 와 $X = (X_1, \dots, X_d)$, 그리고 둘의 분포 F_Y, F_X 를 알고 있으면, Y 와 X 의 관계는 $Y = m(X, \epsilon)$ 으로 가정함. 여기서 ϵ 은 눈에

1) 분포 분석의 또 다른 방법은 분위수 추정을 통한 방법이며, 최근 분위수 방법을 바탕으로 한 분포변화 분석 연구가 증가하고 있음(Callaway & Li, 2019; Callaway, 2021; Callaway & Huang, 2020; Pignède, 2025). 다만, 분위수를 바탕으로 하는 분석은 종속변수와 설명변수 간의 관계에 대해 추가적인 모수적 제약(parametric restrictions)을 부과하기 때문에 일반적으로 분포를 직접 추정하는 비모수적(nonparametric) 절차에 비해 유한 표본(finite sample)에서의 변동성이 더 적은 반면, 모형의 잘못된 지정(misspecification bias)에 더 취약하다는 단점이 있음(Rothe, 2010; Chernozhukov et al., 2013).

보이지 않은 오차항(error term)임.

- 만약 X 에 속한 변수 중 일부가 외생적으로 변화하였다고 가정할 경우 아래 식을 통해 가상적 확률변수 Y^* 와 새로운 분포인 F_{Y^*} 을 얻을 수 있음.

$$Y^* = m(X^*, \epsilon)$$

- Rothe(2010)의 접근법은 Y 와 X 의 관계는 변하지 않는다고 가정을 제외하고, 관계를 나타내는 $m(\cdot, \cdot)$ 에 대해서는 매우 유연함. 따라서 Y 와 X 의 인과적인 관계에서부터 분포의 모양까지 제한을 두지 않고 적용할 수 있다는 장점이 있음.

2. 분포변화 분석 방법론

- 기후변화로 인한 분포변화를 분석한 연구는 매우 제한적임. 본 절에서는 자료의 특성에 따라 기후변화에 따른 분포변화 분석 방법을 구분하고, 각 접근법의 장단점을 소개하고자 함.

2.1. 시계열 자료

- 시계열 자료를 활용한 방법 중 가장 많이 사용되고 있는 방법은 혼합 정규분포(Tolhurst & Ker, 2014; Schuurman & Ker, 2024)를 바탕으로 한 분포변화 분석 방법임.

- 혼합 정규분포를 가정한 연구들은 아래 식과 같이 혼합 정규분포를 구성하는 각 정규분포들이 추세항(t)으로 표현되는 기술진보에 따라 변화하며, 이로 인해 각 분포뿐만 아니라 전체 분포 역시 변화한다고 가정함.

$$y_t \sim \sum_{j=1}^J \lambda_j N(h_j(t), \sigma_j^2)$$

- Tolhurst & Ker(2014)는 Chen & Li(2009)와 유한표본 보정 AIC(AIC corrected for finite sample size, 이하 AICC)를 바탕으로 정규분포의 개수가 2개인 것을 식별하고, 이를 바탕으로 아래 식을 Expectation Maximization(이하 EM) 알고리즘을 통해 추정함.

$$y_t \sim (1 - \lambda)N(\alpha_l + \beta_l t, \sigma_l^2) + \lambda N(\alpha_u + \beta_u t, \sigma_u^2), \text{ where } t = 1, \dots, T.$$

$$\lambda = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T \lambda_j$$

- 마지막으로 Tolhurst & Ker(2014)는 λ_j 만이 기상조건에 영향을 받는다고 가정하고, 각 기상조건이 EM 알고리즘을 통해 계측된 λ_j 에 미치는 영향을 분석함.
- Schuurman & Ker(2024) 역시 Tolhurst & Ker(2014)의 접근법을 바탕으로 함. 다만 Schuurman & Ker(2024)는 EM 알고리즘의 Expectation 단계를 Kernel Mixture Network(KMN) 분석으로 대체함.
 - KMN은 신경망(neural network) 분석과 커널 밀도 추정을 결합한 모형으로 주로 복잡한 조건부 분포를 추정할 때 사용됨. Schuurman & Ker(2024)는 커널 함수로 정규분포를 가정하고, 가중치 산정을 위해 기상 조건을 바탕으로 신경망 분석을 실시함.

- 구체적으로 아래 식과 같이 1) 각 정규분포의 평균과 분산을 구성하는 기술 진보 효과와 상수항에 앞서 언급한 EM 알고리즘의 Maximization 단계를 통해 추정함을 의미하며, 2) 기상조건과 λ_j 간의 관계는 KMN을 통해 추정함을 의미함.

$$y_t \sim \sum_{j=1}^J \lambda_j(w_t) N(h_j(t), \sigma_j^2)$$

2.2. 패널자료

- 패널자료를 활용한 연구로는 Tack et al.(2012; 2018)이 있음. 패널자료를 활용한 연구의 공통점은 분포의 적률(moment)을 추정하고 이를 바탕으로 조건부 분포를 추정하는 것임.
- 우선, Tack et al.(2012)은 기후변화 문헌에서 활용하고 있는 축약형의 자연 실험 접근법을 활용하여 적률들($\mu_j, j = 1, \dots, J$)을 추정하고 아래 식에서 제시한 엔트로피 함수($H(f)$)를 극대화하는 분포를 추정함. 여기서 $f(y)$ 는 확률밀도함수를 의미함.

$$\begin{aligned} f^* &= \arg \max_f H(f) \\ \text{s.t. } & \int f(y) dy = 1, \int y^j f(y) dy = \mu_j, j = 1, \dots, J \\ H(f) &= - \int f(y) \ln f(y) dy \end{aligned}$$

- 앞서 제시한 식을 만족시키는 최대 엔트로피 분포는 아래 식과 같은 지수족

(exponential family)에 속하며, 여기서 γ_j 는 제약식과 관련된 라그랑지 승수(Lagrange multiplier)의 최적값임.

$$f^*(y) = \frac{1}{\varphi(\gamma^*)} \exp\left[-\sum_{j=1}^J \gamma_j^* y^j\right],$$

$$\varphi(\gamma^*) = \int \exp\left[-\sum_{j=1}^J \gamma_j^* y^j\right] dy$$

- 이와는 달리 Tack et al.(2018)은 Tolhurst and Ker(2014)의 혼합 정규분포를 활용함. 다만, 차이점은 각 관측치가 각각의 분포를 가진다고 가정하였으며 이에 따라 정규분포의 수가 각 카운티의 관측치 수만큼 있다고 가정함. 따라서 한 카운티에 T개의 관측치가 있다고 가정할 경우 혼합 정규분포는 아래와 같으며, $\pi_t = 1/T$ 로 가정함.

$$f(y, \theta) = \sum_{t=1}^T \pi_t f_t(y; \theta_t), \quad \sum_{t=1}^T \pi_t = 1$$

- 각 카운티의 시기별 평균과 분산은 아래 식을 최소자승법(Ordinary Least Square)을 통해 추정하였으며, 정규분포의 파라미터들 역시 추정치를 활용함. \hat{E} 는 단순 평균을 통해 계측하며, 추세항은 T로 고정함.

$$\begin{aligned} \ln y_{jt} &= X_{jt}\beta + \epsilon_{jt}, \\ \ln[y_{jt} - E(y_{jt})]^2 &= X_{jt}\gamma + u_{jt}, \\ E(y) &= \exp(X_{jt}\beta)E(\exp(\epsilon_{jt})) \\ \hat{\mu}_{jt} &= \exp(X_{jt}\hat{\beta})\hat{E}(\exp(\hat{\epsilon}_{jt})) \\ \hat{\sigma}_{jt}^2 &= \exp(X_{jt}\hat{\gamma})\hat{E}(\exp(\hat{u}_{jt})) \end{aligned}$$

- 각 카운티의 분포는 로그 정규(log-normal) 분포(f_{LN})를 바탕으로 한 아래 식을 통해 구축함. 실제 분석에서는 각 연도별로 10,000개씩 랜덤하게 추출하여 분포를 만듦.

$$f_j(Y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_{LN}(\hat{\mu}_{jt}, \hat{\sigma}_{jt}^2)$$

- 패널자료를 활용한 두 연구의 방법론적 차이점은 추정하고자 하는 분포의 특징에 따른 것임. 즉 Tack et al.(2012)은 평균적인 생육 조건의 변화, 즉 평균 기상조건 변화에 따른 수확량 분포의 변화를 중심으로 했던 반면, Tack et al.(2018)은 가능한 모든 생육 조건의 이동(shifting)에서 비롯되는 변화, 즉 무조건부(unconditional) 분포를 추정하기 위한 것임.

3. 적용: 국내 시군별 쌀 단수

3.1. 추정 모형

- 본 연구는 시군별 쌀 단수 분포변화를 계측하기 위해 Tack et al.(2012)의 방법을 활용함.
 - 이는 시계열 자료 활용을 위해 Chen & Li(2009)와 AICc를 바탕으로 검정한 결과, 유의수준 5%에서 16개의 시군만이 복합 정규분포를 가짐.²⁾
 - 또한 복합 정규분포를 가지는 시군 중 상당수가 시간에 따라 두 정규분포의

2) 복합 정규분포와 관련된 검정 결과는 <부록 1>을 참조 바람.

간격이 줄어드는 것으로 나타남.

- 마지막으로 본 연구는 기후변화 문헌들을 바탕으로 평균 기상조건에서의 분포변화를 분석함. 3)

○ 본 연구는 시군별 쌀 단수 분포변화를 계측하기 위해 Tack et al.(2012)의 방법을 활용함(식 1 참조).

- 적률을 추정하기 위한 모형은 Tack et al.(2012)과 같이 재배기간 동안의 저온, 적정, 고온의 누적 시간(intensity)을 활용함. 여기서 저온의 기준은 15°C 이하이며, 고온의 기준은 31°C 이상임.
- Tack et al.(2012)과는 달리 쌀의 생육단계인 영양생장기, 생식생장기, 등숙기를 구분하였음.

$$\text{식(1)} \quad y_{jt}^i = \sum_{s=1}^3 \left[\beta_{1s} low_{jst} + \beta_{2s} mid_{jst} + \beta_{3s} high_{jst} + \right] + \\ \gamma_{1s} Pre_{jst} + \gamma_{2s} Pre_{jst}^2 \\ t + t^2 + \alpha_j + \mu_t + u_{jt}$$

- 구체적으로 식(1)에서 s 는 생육단계, j 는 시군구, t 는 연도를 의미하며, $low, mid, high$ 는 각각 저온, 중온, 고온의 누적시간을 의미함. Pre 는 누적 강수량 및 일조시간을 나타내며, t 는 추세항, α_j, μ_t 는 각각 시군별·연도별 고정효과를 의미함.

3) 본 연구는 채여라 외(2022)의 연구를 바탕으로 평균 기상조건 변화에 따른 분포변화를 추정함. Tack et al.(2018) 혹은 Schuurman & Ker(2024)와 같이 무조건부 확률분포 추정이 가능함. 다만, Tack et al.(2012)을 포함한 두 논문 모두 기후변화 Global Climate Model(이하 GCM)의 자료를 그대로 적용한 것이 아니라 일별 최고·최저기온을 연평균 일괄 상향하는 방법을 활용함. 이는 GCM의 불확실성을 고려하는 데에 한계가 있음.

3.2. 추정 자료

○ 앞서 언급한 기후변화로 인한 분포의 변화를 추정하기 위해 본 연구는 채여라 외(2022)의 자료를 활용함.⁴⁾

- 구체적으로 1) 단수 자료로는 통계청에서 제공하는 시군별 10a당 논벼(정곡 9.29%) 생산량 자료를 이용하였으며, 2) 분석 기간은 농진청의 벼 생육 조사 자료가 활용 가능한 1996~2020년이며, 3) 분석 대상 지역은 제주도 와 울릉군, 그리고 광역시를 제외한 전국의 시군 단위 기초지자체로서 자료의 길이가 25개인 지역만을 포함함.
- 기상자료는 종관관측소 자료를 활용하였으며 티센망 분석을 통해 시군 단위 자료를 구축함.
- 쌀 생육단계를 식별하기 위해 농진청 벼 생육조사의 출수일 자료를 활용 함. 구체적으로 우선 문현을 바탕으로 출수일 이전인 영양생장기·생식생장기는 39일과 40일, 출수기 이후인 등숙기는 44일로 기준일을 정한 다음, 각 생육단계 기준일 전후 ± 3 주간을 3일 단위로 변경하여 AIC와 BIC, 그리고 수정된 R^2 을 기준으로 최적 생육단계를 식별함.
- 마지막으로 문현을 바탕으로 저온, 중온, 고온의 기준 온도로 15도와 30도를 활용함. 분석에 사용된 변수의 기초 통계량은 <표 2-1>과 같음.

4) 기후 시나리오에 대한 구체적인 내용은 채여라 외(2022)를 참조 바람.

〈표 2-1〉 기초 통계량

변수명(단위)		평균	표준 편차	최소	최대
영양 생식기	단수(100kg/10a)	4.915	0.423	2.460	6.280
	저온(시간)	65.933	57.454	0.000	394.000
	중온(시간)	1250.320	60.773	950.000	1344.000
	고온(시간)	27.748	29.142	0.000	219.000
생식 생장기	누적 강수량(10cm)	3.914	1.811	0.489	12.797
	저온(시간)	0.275	2.270	0.000	92.000
	중온(시간)	610.572	64.415	349.000	696.000
	고온(시간)	85.105	64.605	0.000	347.000
등숙기	누적 강수량(10cm)	2.541	1.801	0.000	12.038
	저온(시간)	17.466	28.761	0.000	257.000
	중온(시간)	659.370	34.681	0.000	696.000
	고온(시간)	18.636	20.598	0.000	169.000
	누적 강수량(10cm)	2.143	1.578	0.000	9.059

주: 저온과 고온의 기준은 15도와 30도임.

자료: 저자 작성.

- 기후 시나리오 자료는 농진청 표준시나리오 인증 GCM 중 하나인 CanESM5를 활용함. 구체적으로 CanESM5는 평균 강수를 대부분의 시나리오에서 가장 깁게 모사할 수 있으며, SSP5-8.5하에서 평균 온도를 잘 모사하는 GCM임(농촌진흥청, 2021).
- 공동사회경제경로(Shared Socioeconomic Pathways, 이하 SSP) 시나리오로는 SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP5-8.5를 활용하였음.⁵⁾ 분석 시기는 2041~2060년, 2081~2100년으로 설정함.
- 마지막으로 각 변수의 20년 평균을 활용하여 평균 기상조건에서의 조건부 분포를 추정함.

5) SSP1-2.6은 지속가능한 경제성장의 저탄소 시나리오, SSP2-4.5는 기후변화 완화 및 사회경제 발전 중도성장 시나리오, SSP5-8.5는 기후변화 완화 능력이 낮은 사회의 고탄소 시나리오를 의미함.

3.3. 분석 결과

3.3.1. 적률 추정 결과

○ 아래 〈표 2-2〉는 적률 추정 결과를 나타냄.

- 우선, 등숙기를 제외한 각 생육단계별 누적 강수량은 모든 적률에 부정적인 영향을 미치는 것으로 분석됨. 이는 누적 강수량이 평균뿐만 아니라 분산 등 분포의 모양에도 영향을 미침을 의미함.

〈표 2-2〉 적률 추정 결과

변수명	y	y^2	y^3
상수항	7.4295***	44.7245***	248.5725**
영양 생식기	저온	0.0004	0.0037
	중온	0.0004	0.0039
	누적 강수량	-0.0178	-0.1913*
	누적 강수량 제곱	-0.0017	-0.0131
생식 생장기	저온	-0.0074	-0.0672
	중온	-0.0045*	-0.0350
	고온	-0.0038	-0.0288
	누적 강수량	-0.0392***	-0.4127***
	누적 강수량 제곱	0.0015	0.0194**
등숙기	저온	-0.0004	-0.0057
	중온	0.0007**	0.0042
	고온	0.0006	0.0034
	누적 강수량	-0.0332***	-0.3786***
	누적 강수량 제곱	-0.0003	0.0085
추세항	0.1094***	1.1279***	8.7619***
추세항 제곱	-0.0042***	-0.0432***	-0.3354***
시군 고정효과	Yes	Yes	Yes
연도 고정효과	Yes	Yes	Yes
종속 변수 평균	4.9150	24.3360	121.342
관측치 수	3,547	3,547	3,547
수정된 R^2	0.6921	0.7051	0.7121

주 1) 저온과 고온의 기준은 15도와 30도임. 영양생식기의 고온은 다중공선성으로 인해 분석에서 제외됨.

2) *, **, ***은 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서의 통계적 유의성을 나타냄.

자료: 저자 작성.

- 기준 문헌과는 반대로 고온의 영향은 통계적으로 유의하지 않은 것으로 분석됨. 이는 1) 국내 대부분의 쌀 재배가 관개농업을 하고 있으며, 이로 인해 고온의 영향이 천수 농업을 대상으로 한 문헌에 비해 유의미하지 않을 수 있기 때문임. 2) 또한 본 연구에서의 고온 기준과 다른 연구의 고온 기준이 서로 다를 수 있음. 예를 들어, 채여라 외(2022) 분석 결과, 쌀의 경우인 출수기 이전에는 34°C , 출수기 이후에는 37°C 이상에서만 기온의 부정적 영향이 유의미한 것으로 분석됨.
- 마지막으로 생식생장기의 경우 다른 생육단계에 비해 기간이 짧으며 기온에 가장 민감한 시기임. 따라서 초여름과 겹치는 생식생장기 동안의 급격한 온도 상승이 쌀 단수에 부정적인 영향을 미친 것으로 해석할 수 있음.

○ 아래 〈표 2-3〉은 평균 기상조건을 통해 추정한 적률들을 나타냄.

- 분석 결과, 기후변화로 인해 평균과 2차 적률, 3차 적률 모두 감소하며 세 기말로 갈수록 감소 폭이 증가하는 것으로 나타남.
- 이는 기후변화로 인해 쌀 단수 분포가 원쪽으로 이동할 뿐만 아니라 그 모양 자체도 변화함을 의미함.

〈표 2-3〉 기후변화에 따른 적률 추정 결과

시나리오	시기	y	y^2	y^3
베이스라인	2000~2020	5.001	25.183	127.606
SSP1-2.6	2041~2060	4.974	24.927	125.650
SSP1-2.6	2081~2100	4.948	24.657	123.550
SSP2-4.5	2041~2060	4.944	24.629	123.399
SSP2-4.5	2081~2100	4.893	24.267	121.511
SSP5-8.5	2041~2060	4.993	25.116	126.958
SSP5-8.5	2081~2100	4.757	23.141	114.185

주: 현재를 제외한 모든 기후변화 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 추정치는 각 시군의 경지면적을 가중치로 활용하여 산정함.

자료: 저자 작성.

3.3.2. 시군별 분포 및 기후변화로 인한 분포변화 추정 결과

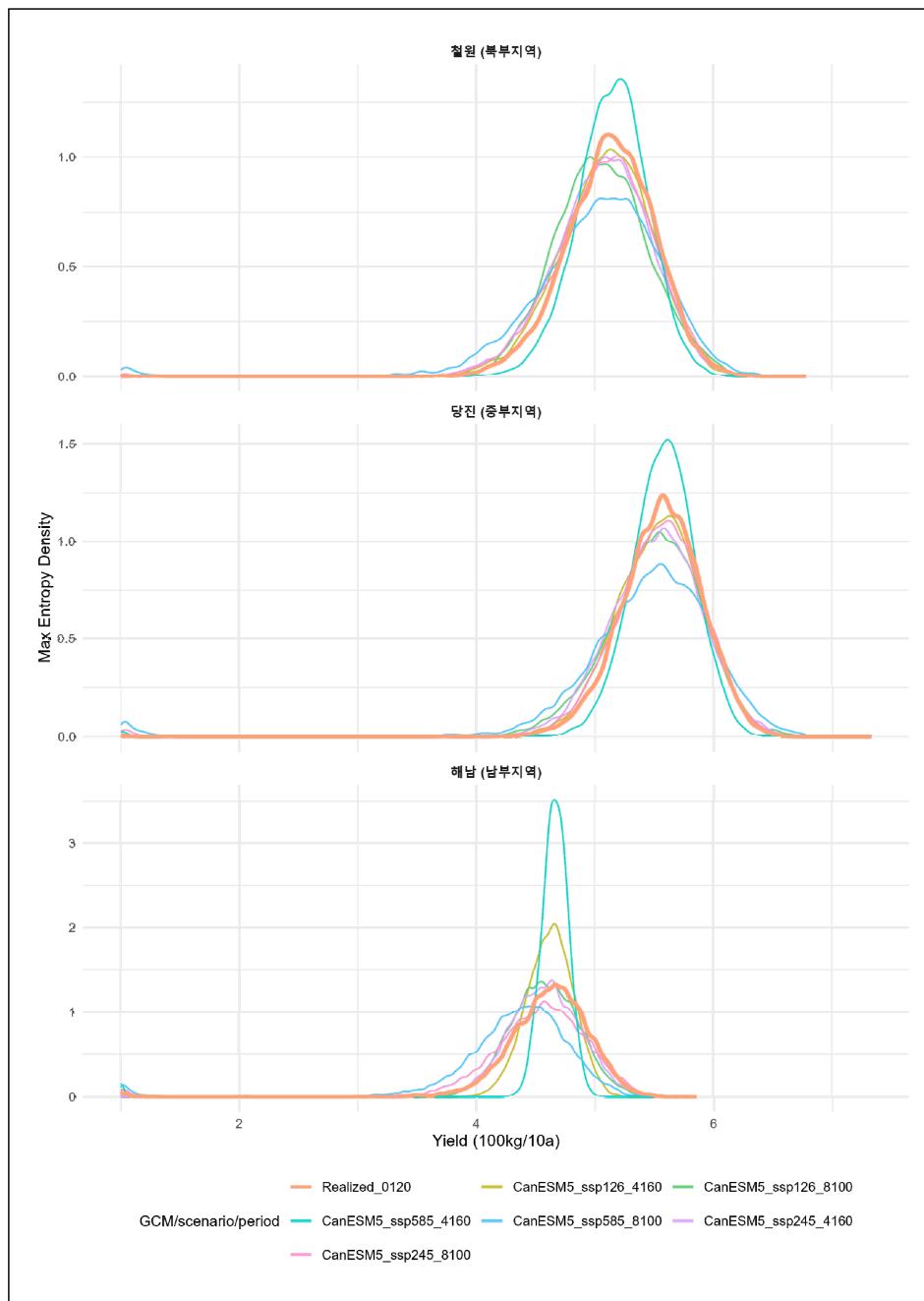
○ 본 연구에서는 Tack et al.(2012)과 같이 Wu(2003)를 활용하여 최대 엔트로피 분포를 추정함.

- 다만, 142개 시군 중 16개 시군의 경우 단수 분포 혹은 기후변화로 인해 변화된 분포가 균일분포(uniform distribution)의 형태를 가지는 것으로 나타남. 이에 본 연구에서는 해당 시군을 분석에서 제외함.

○ 아래 <그림 2-1>은 국내 북부, 중부, 남부에서 논 면적이 가장 큰 철원, 당진, 해남의 쌀 단수 분포를 나타냄.

- 세 지역 쌀 단수 분포변화의 공통된 특징은 1) 세기 중반에서는 평균과 분포의 분산이 현재와 유사하게 유지되나, 2) 세기 말에서는 평균이 감소하며 분산이 커지는 것으로 나타남. 마지막으로 SSP5-8.5하에서는 평균 감소와 분산 증가가 가장 큰 것으로 분석됨.
- 지역별로는 남부지역의 해남 쌀 단수 분포변화가 다른 지역에 비해 큰 것으로 나타남. 특히 해남의 경우 현재의 분포 역시 다른 지역에 비해 낮은 평균을 가지고 있으며, 기후변화로 인해 평균 단수가 더욱 감소하는 것으로 분석됨.
- 당진의 경우 현재 가장 높은 평균 단수와 작은 분산을 가지고 있는 것으로 나타났으며, 기후변화로 인한 평균의 감소는 적으나 분산의 증가가 상대적으로 큰 것으로 분석됨.
- 이러한 시나리오별·지역별·시기별 분포변화의 차이는 기후변화의 광범위하고 맥락 특이적(context-specific)인 영향을 반영함.

〈그림 2-1〉 기후변화 시나리오에 따른 지역별 쌀 단수 분포변화: 철원, 당진, 해남



자료: 저자 작성.

4. 소결

- 본 장에서는 조건부 분포 추정을 위한 문헌을 분석하고 각 접근법의 장단점을 비교·분석함.
- 패널자료 접근법과 같이 고정효과를 통해 지역 간의 차이를 통제하는 것은 기후와 수확량 간의 관계가 조건부 평균 수준에서만 지역마다 다르다는 가정임. 다만, Tack et al.(2018)과 같이 국가 전체가 아닌 주(state) 단위 추정을 통해 분포의 차이를 고려할 수도 있음.
- 반면 시계열 자료를 활용한 연구의 경우 각 지역별로 개별 모형을 추정함으로써 기후-수확량 관계뿐 아니라 분포 자체의 차이도 지역별로 반영할 수 있도록 함.
 - 하지만 시계열 자료를 바탕으로 한 접근법은 각 지역별로 관측치 수가 줄어드는 단점이 있으며, 그 결과 기후-수확량 관계를 추정하는 데 있어 표본의 제약을 받게 됨.⁶⁾
- 결과적으로 두 접근법은 상호보완적임. 패널자료를 활용한 고정효과 모형은 평균적인 효과를 추정하는 반면, 개별 지역 모형은 지역별 효과를 추정함. 따라서 분포 분석 방법은 분석하고자 하는 자료의 특성, 특히 자료의 길이를 바탕으로 결정할 필요가 있음.

6) 시계열 자료 역시 정보 결합(information pooling)을 구체적으로 Bayesian Moving Average(Ker et al., 2016), Density-ratio model(Zhang, 2015), Bayesian Kriging(Park et al., 2018), Linear pooling(Ramsey & Liu, 2023)을 통해 주위 지역의 정보를 특정 지역 분포 추정에 활용할 수 있음.

○ 본 연구는 앞선 방법론에 대한 논의를 바탕으로 국내 쌀 단수의 조건부 분포와 기후변화로 인한 동 분포의 변화를 분석함.

- 다만, 시계열 자료의 부족으로 시계열 자료를 활용한 혼합 정규분포를 적용하기에는 한계가 있는 것으로 나타남. 이에 본 연구는 패널자료를 활용한 Tack et al.(2012) 방법론을 적용함.

○ 분석 결과, 기후변화로 인해 각 시군의 쌀 단수 분포는 크게 변화하는 것으로 나타남. 특히 평균기온이 높은 남부지방의 경우 기후변화로 인한 분포의 변화가 다른 지역에 비해 큰 것으로 분석됨.

○ 또한 Tack et al.(2012)을 활용할 경우 적률 추정치가 모형 설정에 매우 민감한 것으로 나타남.

- 예를 들어, 채여라 외(2022)와 같이 적률 추정 모형을 온도의 비선형적 모형으로 가정할 경우 적률 추정에 한계가 있는 것으로 분석됨.⁷⁾

- 따라서 적률 추정 모형의 경우 모형의 강건성에 대한 통계적 검정과 동시에 문헌을 통한 모형의 적합성 역시 고려할 필요가 있음.

○ 마지막으로 본 연구의 접근법은 기상조건의 변화만을 고려했을 뿐 이산화탄소의 비료효과(fertilization effect) 등 기후변화로 인한 재배조건의 변화 전부를 고려하지 못한 한계를 가짐.

⁷⁾ 동 연구에서 사용한 조각별 선형 함수 대신 계단함수 형태를 활용할 경우 적률 추정의 결과가 크게 달라지는 것으로 분석됨. 다만, 심사 의견대로 고온 기준을 34도로 조정하여 분포 분석을 실시할 경우 균일분포의 형태를 가지는 시군의 수와 분포의 형태가 유사한 것으로 분석됨. 고온 기준을 34도로 조정했을 때의 적률 추정 결과와 분포 추정 결과는 부록 2를 참조 바람.

3

분포변화의 경제적 가치 분석

1. 분석 방법

- 본 장에서는 문헌 연구를 통해 식별한 분포변화의 경제적 가치 분석 방법을 간략히 소개하고 장단점을 비교 분석하고자 함.

1.1. 효용함수 가정

- 우선 가장 간단한 방법은 효용함수(U)를 가정하는 것임. 구체적으로 Chavas (2004)는 확률변수 y 에 대한 리스크 프리미엄(R), 혹은 위험비용(cost of risk)을 아래 식과 같이 근사함.⁸⁾

⁸⁾ 여기서 위험비용은 $EU(y + u) = U(y + E(u) - R)$ 을 만족시키는 값을 의미함.

$$R \approx \sum_{i=2}^r - [1/(i!)] \cdot (U^i/U^1) \cdot M_i, \quad U^i = \frac{\partial^i U}{\partial y^i}, \quad M_i = E(y - E(y))^i$$

- Wang et al.(2021)은 효용함수를 아래 식과 같은 상대적 위험회피도 일정 (constant relative risk aversion, 이하 CRRA)⁹⁾을 가정하고 상대적 위험회피 정도를 나타내는 Arrow-Pratt 상대적 위험회피계수(Arrow-Pratt relative risk aversion coefficient, θ) 문현을 바탕으로 3이라 가정함.¹⁰⁾

$$U(y) = \begin{cases} \frac{1}{1-\theta} y^{1-\theta} & \text{if } \theta > 0, \theta \neq 1 \\ \ln y & \text{if } \theta = 1 \end{cases}$$

- Wang et al.(2021)은 기후변화로 인한 곡물 단수의 평균, 분산, 왜도, 첨도의 변화를 계측하고 이를 바탕으로 $x = \mu(y)$ 에서 기후변화로 인한 위험비용을 아래와 같이 계측함.

$$R(y) \approx \frac{\theta}{2} \frac{M_2(y)}{\mu(y)} - \frac{\theta(\theta+1)}{6} \frac{M_3(y)}{\mu(y)^2} + \frac{\theta(\theta+1)(\theta+2)}{24} \frac{M_4(y)}{\mu(y)^3}$$

- 효용함수를 가정한 방법론의 가장 큰 장점은 특정 효용함수, 예를 들어 CRRA를 가정할 경우 분포 전체를 추정할 필요가 없다는 점임. 또한 분포가 주어질 경우 해당 분포를 바탕으로 효용을 계측할 수 있다는 점임. 하지만 가정한 효용함수의 적절성과 합리성에 대한 판단이 필요하며, 앞서 언급하였듯이 효용함수 안에 포함된 위험 관련 파라미터 역시 연구자의 판단이 필요함.

9) 즉 부(wealth)의 단위에 영향을 받지 않을 뿐만 아니라 부의 상대적인 크기에 따라 크기가 바뀌는 효용함수를 의미하며, 이를 바탕으로 한 리스크 프리미엄은 $EU(y) = U[(1 - \bar{R})E(y)]$ 로 정의됨.

10) 단, CRRA를 활용한 접근법은 Kim et al.(2014)에도 동일하게 활용됨. 단, θ 의 값을 1 또는 2로 가정함.

1.2. 기대 손해(expected loss)의 활용

○ 보험 관련 문헌의 경우 기대 손해를 바탕으로 분포변화의 가치를 계측함. 구체적으로 기대 손해(Expected Loss: EL)는 아래 식과 같음. 여기서 y , λ , 그리고 y^e 는 각각 단수, 보험 상품의 보장 수준과 기대 단수를 의미하며, 기대 단수는 예측한 혹은 추정한 분포를 바탕으로 산정함. 마지막으로 보험수리적으로 공정한 보험료는 기대 손해를 보장 수준과 기대 단수의 곱으로 나눈 값임.

$$EL = P(y < \lambda y^e) (\lambda y^e - E(y \mid y < \lambda y^e))$$

○ 다만, 단수 분포를 연구한 대부분의 문헌은 새로운 방법론의 예측력 향상의 경제적 함의를 설명하기 위해 기대 손해의 개념을 활용하였으며,¹¹⁾ 기후변화로 인한 분포변화의 경제적 가치를 계측하기 위한 연구는 Schuurman & Ker(2024)가 유일함.

- Schuurman & Ker(2024)는 기후변화로 인한 아이오와주의 옥수수 단수 분포의 변화를 분석하고, 90% 보장 수준에서 보험료 변화를 계측함.

○ 기대 손실을 바탕으로 한 접근법의 장점은 효용함수에 대한 가정이 없으며 산정이 간단하다는 점임. 또한 현실에서 활용되고 있는 제도의 특징을 이용한다는 점에서 결과 해석이 직관적임. 반면 동 접근법의 단점은 분포 전체가 아닌 하방위험만을 고려하며 보장 수준 역시 연구자가 선택해야 하는 단점이 있음.

¹¹⁾ 새로운 방법론으로 인한 예측력 개선의 경제적 함의는 Out-of-sample rating game을 바탕으로 함. Out-of-sample rating game은 개선된 방법을 가지고 단수 분포를 추정한 보험회사와 기존의 방법을 가지고 단수 분포를 추정한 정부 기관 간의 정보 비대칭성을 활용하여 보험회사가 얼마나 많은 계약상의 이득을 가져가느냐를 평가하는 방법임. Out-of-sample rating game에 대한 구체적 이니 설명은 Ker & McGowan(2000)을 참조 바람.

1.3. 재정적 유인 접근법

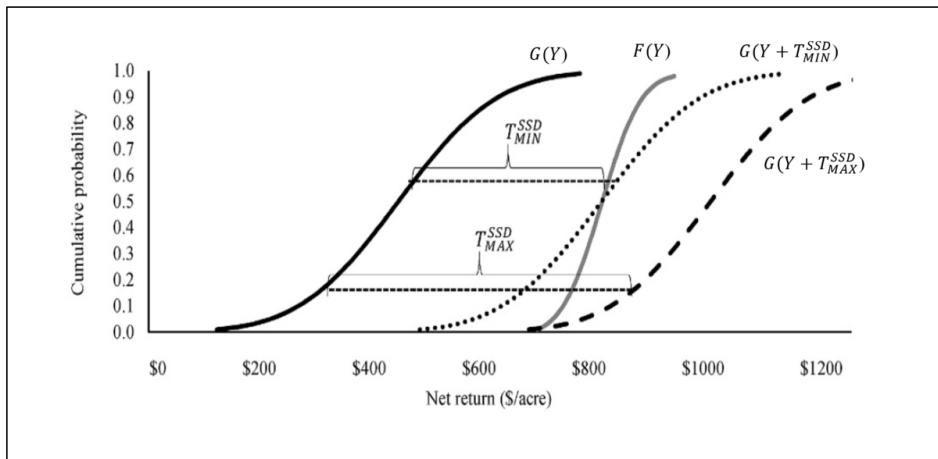
1.3.1. 재정적 유인 접근법의 개념¹²⁾

○ 만약 정부가 혼농임업(g)과 농업(f) 중 혼농임업을 증가시키기 위한 보조금 수준을 결정하는 문제를 가정함.

- 여기서 $y_f \sim F(y)$, $y_g \sim G(y)$ 각각은 연도별로 발견되는 독립적인 혼농임업과 농업의 순이익이라고 가정할 경우 위험회피적인 농업인은 아래 혼농임업이 농업을 이차 확률지배할 경우 혹은 이차 확률지배 당하지 않을 경우에만 도입함.
- 따라서 정부의 보조금 1) 혼농임업이 농업에 이차 확률지배되지 않게 하는 수준(T_{MIN}^{SSD})과 2) 혼농임업이 농업을 이차 확률지배하는 수준(T_{MAX}^{SSD}) 사이에서 결정됨. 이는 T_{MIN}^{SSD} 이하(T_{MAX}^{SSD} 이상)로는 보조금 지급이 혼농임업 도입에 영향을 미치지 않기 때문임.
- 즉 재정적 유인 접근법은 두 분포가 서로 이차 확률지배를 하지 않을 때까지 정책 목표에 해당하는 분포를 수평 이동($G(y + T_{MIN}^{SSD})$ 혹은 $G(y + T_{MAX}^{SSD})$)시키는 것을 의미하며, 수평 이동시킨 정도를 보조금으로 책정하는 것임<그림 3-1 참조>.

¹²⁾ 본 내용은 Benítez et al.(2006)을 바탕으로 함.

〈그림 3-1〉 이차 확률지배를 바탕으로 한 분포변화 가치 계측 예시



자료: Mooney et al.(2022)의 그림 Figure 1을 인용·수정함.

- Peterson & Boisver(2004)의 경우 T_{MAX}^{SSD} 만을 활용하여 정보 비대칭에 대응한 정부의 보조금 정책 설계 방법을 설명함.

- 구체적으로 Peterson & Boisver(2004)는 정보 비대칭성으로 인해 정부가 먼저 정책들을 제시하고 농업인들이 해당 정책을 선택하는 불완전 정보의 2단계 게임(two-staged game of imperfect information)을 가정하고 앞서 언급한 T_{MAX}^{SSD} 의 개념을 바탕으로 참여 제약(participation constraints)과 자기 선택 제약(self-selection Constraints)을 만족시키는 보조금 정책을 식별함.
- Peterson & Boisver(2004)는 이러한 접근법을 확률적 효율성(stochastic efficiency)의 개념을 바탕으로 설명함. 즉 농업인이 해당 정책을 수용하기 위해서는 동 분포가 참여 제약과 자기 선택 제약을 나타내는 분포들에 의해 확률적으로 지배되지 않아야 하며, 보조금은 이러한 조건을 만족시키는 수준에서 결정되어야 함을 의미함.

- 재정적 유인 접근법의 장점은 1) 실제 보조금 관련 정책 설계에서 직관적으로 사용될 수 있으며, 2) 이차 확률지배를 활용하여 효용함수에 대한 가정이 필요 없으며, 3) 분포 전체의 특성을 반영하기 때문에 기대 손실과 같이 모형 외적으로 연구자가 선택해야 하는 모수가 없다는 것임.
- 이에 반해 재정적 유인 접근법은 1) 이차 확률지배를 검정하기 위한 연산을 반복적으로 수행해야 하며, 2) Peterson & Boisver(2004)와 같은 추가적인 논의가 없이는 T_{MIN}^{SSD} 와 T_{MAX}^{SSD} 중 어떤 값을 선택해야 하는지에 대한 기준이 명확하지 않음.¹³⁾

1.4. 유토피안 지수(Utopian index)의 활용¹⁴⁾

1.4.1. 유토피안 지수의 정의

- 유토피안 지수를 정의하기 위한 가정은 다음과 같음: 1) 유한한 M 개의 구분된 투자대상, $P := \{P_1, \dots, P_M\}$, $2 \leq M < \infty$, 2) 투자들의 무작위 결과인 $(X_1, \dots, X_M) \in X^M$ ($X = [a, b]$, $-\infty < a < b < +\infty$)은 투자대상의 가능한 모든 결과를 포함하는 유한한 집합(bounded superset of the maximal support of the prospects)임. 3) $\Omega := \{G_1, \dots, G_M\}$, G_m 은 P_m 의 CDF임.
- 4) $G^{(2)}(x) := \int_a^x G(y)dy$, $G \in \Omega$, 즉, $G^{(2)}(x)$ 는 이차 적분 누적 분포 함수(the second- order integrated CDF, 이하 ICDF)임. ICDF는 CDF를 적분

¹³⁾ 단, 확률적 지배 개념을 완화한 준확률지배(almost stochastic dominance)를 적용할 경우 해당 단점에 대응할 수 있음.

¹⁴⁾ 본 내용은 Anderson et al.(2020)을 바탕으로 함.

한 값, 즉 CDF 아래 면적을 의미함. 또한 ICDF는 비음(nonnegative)이며, 감소하지 않으며(non-decreasing), 볼록함수(convex function)임. 그리고 최솟값으로 $G(a) = 0$, 최댓값으로 $G(b) = b - E_G(x)$ 를 가짐.

○ 유토피안 지수는 일종의 min-max 유형의 지수로 이를 정의하기 위해서는 그 기준이 되는 최솟값과 최댓값에 대한 정의가 우선적으로 필요함.

- 구체적으로 유토피안 지수에서 이상적인 상태를 의미하는 Ω 에 대한 이차 하부 포락선(Second order lower envelop, $\underline{G}_2(\cdot)$)과 가장 비효율적인 상태에 해당하는 Ω 에 대한 이차 상부 포락선(Second order upper envelop, $\bar{G}_2(\cdot)$)은 아래 식과 같음.
- 이차 하부(상부) 포락선은 최적의(최악의) ICDF의 독립적인 조각들을 붙인 것인 볼록함수일 뿐 그 자체로 ICDF로 간주할 수 없음.
- 다만, 투자대상 중 아래 식을 만족하는 투자대상이 있다면, 해당 투자대상의 ICDF가 이차 하부(상부) 포락선과 같음.

$$\begin{aligned}\underline{G}_2(x) &= \min_{G \in \Omega} G^{(2)}(x), x \in X \\ \bar{G}_2(x) &= \max_{G \in \Omega} G^{(2)}(x), x \in X\end{aligned}$$

○ 이차 하부 포락선과 이차 상부 포락선은 비음(nonnegative)이며, 감소하지 않으며(non-decreasing), $x = a$ 일 때 최솟값 0을 가지며, 최댓값은 $\underline{G}_2(b) = b - \max_{G \in \Omega} E_G(x)$ ($\bar{G}_2(b) = b - \min_{G \in \Omega} E_G(x)$)임.

○ 위 정의를 바탕으로 투자대상 $P_m, m = 1, \dots, M$ 에 대한 2차 유토피안 지수(Second-order Utopian index)는 아래와 같음.

$$I_{2,m} := 1 - \frac{A_{2,m}}{T_2}$$

- 여기서 전체 변동면적(transvariation) T_2 는 이차 상부 포락선과 이차 하부 포락선의 차이를 적분한 값, 즉 총면적을 의미하며, $A_{2,m}$ 은 위배면적 (violation area), 즉 투자대상 P_m 의 ICDF와 이차 하부 포락선의 차이를 적분한 값을 의미함(식 2 참조).

$$\text{식(2)} \quad A_{2,m} := \int_X (G_m^{(2)}(x) - \underline{G}_2(x))dx$$

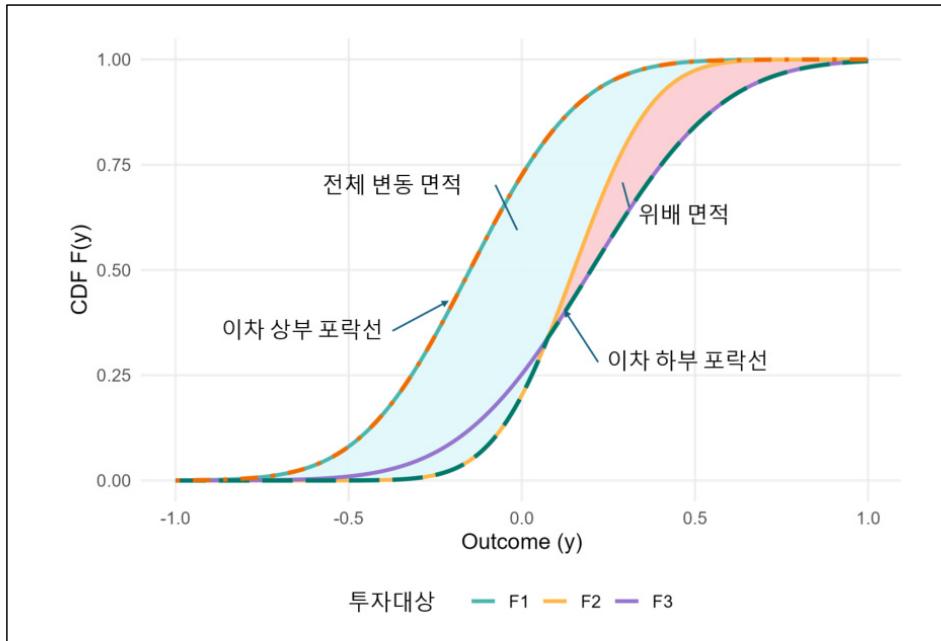
$$T_2 := \int_X (\bar{G}_2(x) - \underline{G}_2(x))dx$$

○ <그림 3-2>는 유토피안 지수를 구성하는 개념들을 3개의 서로 다른 분포를 가진 투자대상을 바탕으로 설명함.

- 구체적으로 ICDF는 CDF들의 적분값에 해당하며, 이차 하방(상방) 포락선은 그림에서 점선으로 표시된 선을 의미함.
- 두 번째 투자대상(F2)의 위배면적은 이차 하방 포락선과 F2의 CDF(노란색 선) 사이의 면적을 의미하며, T_2 는 이차 하부 포락선과 이차 상부 포락선 사이의 면적을 의미함. 따라서 유토피안 지수는 전체 변동면적에서 위배면적을 제외한 면적을 전체 변동면적으로 나눈 값을 의미함.

○ 마지막으로 앞서 정의한 유토피안 지수는 불평등지수 이론에서 요구하는 네 가지 공리, 즉 연속성(continuity), 배율 불변성(scale invariance) 및 단위 독립성(scale independence), 정규화(normalization)를 모두 충족하며 분포 함수만으로 정의되므로 확률법칙 불변(law-invariance) 특성까지 갖춘 견고한 위험/효율성 지표임.

〈그림 3-2〉 전체 변동면적과 위배면적 예시



1.4.2. 경제적 해석

○ 유토피안 지수의 경우 다수의 투자대상들의 투자 우선순위 설정을 위해 제안된 방법임. 하지만 그 해석에 있어 최적의 투자에 대한 상대적인 기대효용의 손실과 밀접히 연관되어 있음.

- 우선 Andeson et al.(2018)은 임계값의 함수로서 정의된 기본 효용함수 (elementary or ramp utility function)의 기댓값의 최대/최소를 각각 이차 하부 포락선과 이차 상부 포락선이 반영한다는 점을 보임(식 3).

$$\text{식(3)} \quad \underline{G}^2(x) = -\max E_y [v_y(x)], \quad \bar{G}^2(x) = -\min E_y [v_y(x)], \quad \forall y \in X$$

- Russel & Seo(1989)는 허용 가능한(permissible) 모든 효용함수가 구간 선형의 기본 효용함수들의 가중 선형 결합(weighted linear combination)으로 근사될 수 있음을 보임.¹⁵⁾
- 따라서 일반성을 잃지 않는 범위에서 유토피안 지수의 경제적 해석을 위한 허용 가능한 효용함수의 전체 집합을 아래 식(4)로 대체할 수 있음. 즉 분석 범위 밖에서 효용함수의 모양은 고려하지 않고, 분석의 범위 안에서는 기본 효용함수들의 가중 적분형태로 된 효용함수만을 고려함.

$$\begin{aligned}
 \text{식(4)} \quad V_2 &:= \{u_w(x) : w \in W\}; \\
 u_w(x) &:= \int_a^b w(y)v_y(x)dy, w \in W \\
 W &:= \left\{ w : X \rightarrow [0, 1] : \int_a^b w(y)dy = 1 \right\}
 \end{aligned}$$

- 식(4)에 속한 효용함수들을 바탕으로 할 경우 위배면적, $A_{2,m}$ 은 이차 하부 포락선 대비 가장 큰 기대효용 손실로 해석할 수 있음(식 5).
- 식(5)에서 등호는 위배 지역에서 가장 민감한 효용함수를 가질 경우, 즉 효용함수가 평가하는 투자대상의 ICDF가 이차 하부 포락선 위에 위치해 있는 지점(위배 지역, violation region)들에서 $w(y) = 1$ 일 때 성립함.¹⁶⁾
- 따라서 유토피안 지수는 투자대상을 통해 획득할 수 있는 최소한의 기대효용을 정규화한 값으로 해석할 수 있으며, 지수의 값이 1에 가까울수록 투자 대상으로부터 얻을 수 있는 기대효용이 커짐을 의미함.

¹⁵⁾ Russel & Seo(1989)는 허용 가능한 효용함수를 감소하지 않고(nondecreasing) 하며, 오목(convex)하고 유한한 1차 적률을 갖는 확률 측도에 대해 적분 가능한(L^1) 함수들의 계(class)로 정의함.

¹⁶⁾ 이와는 반대로 Anderson et al.(2018)의 Theorem 3은 위배지역에서 $w(y) = 0$ 인 효용함수를 소개하고, 해당 효용함수를 가정할 경우 투자대상이 가장 큰 기대효용을 가진다고 설명함.

$$\begin{aligned}
식(5) \quad A_{2,m} &= \int_X (G_m^{(2)}(x) - \underline{G}^{(2)}(x))dx \\
&= \int_X (\max_G E_G[v_y(x)] - E_{G_m}[v_y(x)])dx \\
&\geq \int_X w(y)(\max_G E_G[v_y(x)] - E_{G_m}[v_y(x)])dx \\
&= \int_X (\max_G E_G[w(y)v_y(x)] - E_{G_m}[w(y)v_y(x)])dx \\
&= \int_X (\max_G E_G[u_w(x)] - E_{G_m}[u_w(x)])dx, u_w \in V_2
\end{aligned}$$

- 유토피안 지수의 장점은 앞서 언급한 재정적 유인을 활용한 접근법과 같이 효용함수에 대한 가정이 필요 없으며, 모형 외적으로 연구자가 선택해야 하는 모수가 없다는 것임. 또한 기대효용을 바탕으로 한 지수의 해석 역시 기후변화로 인한 분포 전체 변화를 고려할 수 있음. 마지막으로 재정적 유인 접근법에 비해 연산 비용이 상대적으로 적은 것 역시 유토피안 지수의 장점임.
- 이에 반해 유토피안 지수의 단점은 그 해석이 앞서 언급한 방법들에 비해 직관적이지 않다는 점임. 구체적으로 앞서 제시한 접근법들은 절대적인 수치를 산정하는 반면 유토피안 지수는 투자대상들 간의 상대적인 값을 의미함. 따라서 새로운 투자대상이 추가되어 이차 하방 포락선 혹은 이차 상방 포락선이 변할 경우 그 지수 값 역시 변할 수 있음.

2. 적용: 국내 시군별 쌀 단수 분포변화

- 기후변화가 농업 생산성을 나타내는 단수 분포에 미치는 영향을 평가하기 위해서는 우선 분석 결과의 일반화가 필수적임. 따라서 본 연구에서는 효용함수에 대한 가정에서 자유로우며, 분포 전체를 분석 대상으로 하는 확률적 지배를 활용하는 재정적 유인 접근법과 유토피안 지수 접근법을 바탕으로 기후변화로 인한 분포변화의 경제적 함의를 분석함.

2.1. 유토피안 지수

2.1.1. 추정 방법

- $S_m := \{X_{m,t}, t = 1, \dots, T_m\}$ 을 $G_m(x)$ 에서 추출한 표본이며, 투자대상 m 의 경험적 ICDF는 식(6)과 같음.

$$\text{식(6)} \quad \hat{G}_m^{(2)}(x) := \frac{1}{T_m} \sum_{t=1}^{T_m} (x - X_{m,t}) \mathbf{1}(X_{m,t} \leq x)$$

- 경험적 이차 하부 포락선과 이차 상부 포락선은 주어진 각 격자에서 식(6)을 통해 산정된 최솟값과 최댓값으로 추정되며, 그 포락선 사이를 적분한 값을 의미하는 T_2 역시 추정된 하부 포락선과 이차 상부 포락선을 경험적으로 적분하여 산정함.

- 이차 상부 포락선과 이차 하부 포락선의 면적을 나타내는 T_2 에 대한 추정치(\hat{T}_2)와 이차 하부 포락선과 $\hat{G}_m^{(2)}(\cdot)$ 의 면적을 나타내는 $A_{2,m}$ 의 추정치

$(\hat{A}_{2,m})$ 는 사다리꼴 법칙(trapezoidal rule)을 활용하여 산정함. 아래 식(7)은 유토피안 지수의 추정치를 나타냄.

$$\text{식(7)} \quad \hat{I}_{2,m} = 1 - \frac{\hat{A}_{2,m}}{\hat{T}_2}$$

○ 마지막으로 Anderson et al.(2018)은 $\sqrt{n}(\hat{I}_{2,m} - I_{2,m})$ 이 평균이 0인 가우시안 프로세스(mean zero Gaussian process)의 범함수(functional)로 수렴함을 보였으며, 유토피안 지수에 대한 통계적 추론을 위한 서브샘플링(subsampling) 접근법을 제안함. 본 연구 역시 Anderson et al.(2018)을 바탕으로 추정된 유토피아 지수에 대한 통계적 추론을 실시하였으며, 구체적인 방법은 <부록 2>를 참조 바람.

2.1.2. 분석 결과

○ 우선 본 연구에서는 126개 시군 쌀 단수 분포 모두를 대상으로 유토피안 지수를 추정함.¹⁷⁾

- 구체적으로 베이스라인 시나리오뿐만 아니라 각 기후변화 시나리오에 따라 추정된 쌀 단수 분포까지 총 882개의 분포를 대상으로 유토피안 지수를 산정함.
- 이러한 접근법을 적용한 이유는 1) 각 시군별로 유토피안 지수를 산정할 경우 기준이 되는 이차 하부 포락선과 이차 상부 포락선이 시군별로 상이하여 시군별 지수 비교에 한계가 있기 때문이며, 2) 기후변화로 인한 피해뿐만

¹⁷⁾ 본 연구에서는 귀무가설로 유토피안 지수가 0과 같다와 유토피안 지수가 1과 같다를 검정함. 통계적 검정 결과, 882개 유토피안 지수 모두 5% 유의수준에서 귀무가설을 기각하는 것으로 분석됨.

아니라 현재의 기후변화 취약성까지 고려할 수 있기 때문임.

- 또한 위험 중립적인 효용함수를 가정한 정규화된 평균 단수와의 비교를 통해 분포 전체를 고려한 분석의 필요성을 논의함. 여기서 정규화된 평균 단수는 유토피안 지수와 같은 min-max 방법을 활용하여 산정하였으며, 최댓값과 최솟값으로는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군과 가장 낮은 시군의 단수를 활용함.

〈표 3-1〉 기후변화에 따른 유토피안 지수와 정규화된 평균 단수의 변화

시나리오	시기	정규화된 평균 단수	유토피안 지수
베이스라인	2000~2020	0.6200	0.6970
SSP1-2.6	2041~2060	0.6053	0.6819
SSP1-2.6	2081~2100	0.5913	0.6705
SSP2-4.5	2041~2060	0.6155	0.6909
SSP2-4.5	2081~2100	0.4874	0.5401
SSP5-8.5	2041~2060	0.5891	0.6675
SSP5-8.5	2081~2100	0.5610	0.6273

주: 현재를 제외한 모든 기후변화 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 추정치는 각 시군의 경지면적을 가중치로 활용하여 산정함. 정규화된 단수는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군과 가장 낮은 시군의 단수를 활용하여 각 시군의 평균 단수를 정규화한 값을 의미함.

자료: 저자 작성.

○ 〈표 3-1〉은 논 면적을 가중치로 활용하여 산정한 정규화된 평균 단수와 유토피아 지수 값의 변화를 나타냄.

- 분석 결과, 유토피안 지수의 값이 정규화된 단수의 값보다 크게 산정되었음. $A_{2,m}$ 이 단수 평균의 변화보다 크게 계측된 것을 감안한다면 〈표 3-2〉, 이러한 두 값의 차이는 유토피안 지수의 분모인 T_2 의 크기가 단수의 최댓값과 최솟값의 차이보다 크기 때문임.
- 흥미로운 점은 기후변화 시나리오에 따른 유토피안 지수의 변화가 정규화된 단수의 변화와 그 방향과 크기에서 상당 부분 유사하다는 점임. 이는 효

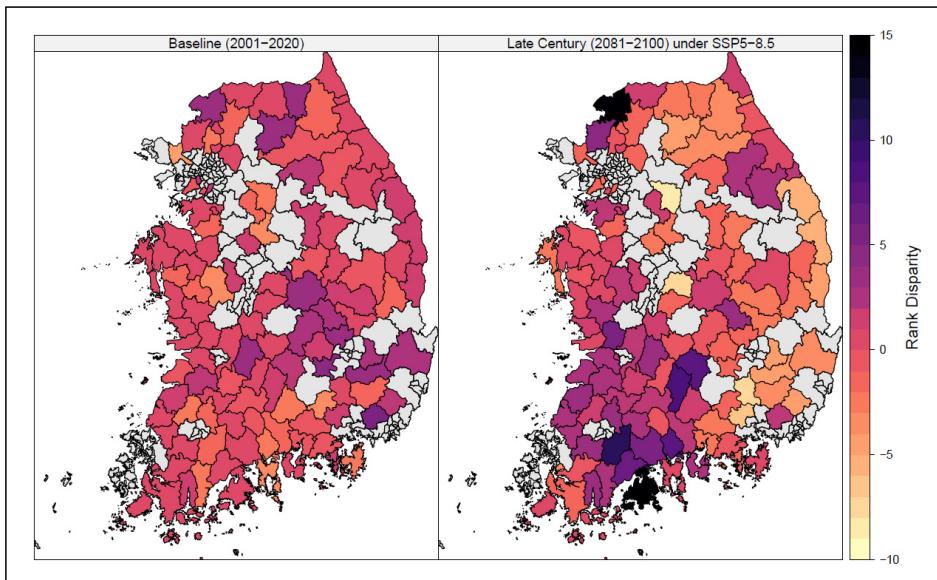
용함수에 관계없이 단수의 감소 혹은 분포의 수평 이동이 기후위험을 증가시키는 가장 중요한 요소 중 하나임을 의미함.

- 다만, 기후변화로 인한 분포의 변화가 가장 큰 SSP2-4.5와 SSP5-8.5 시나리오 세기말(2081~2100) 분포의 경우 유토피안 지수가 정규화된 지수보다 더 큰 값으로 감소하는 것으로 나타남. 이는 세기말이 되면 대부분의 단수 분포들이 최적 분포와 더욱 멀어짐을 의미함.

○ 본 연구에서는 베이스라인과 SSP5-8.5 세기말에서 유토피안 지수로 산정한 각 시군들의 순위와 정규화된 평균을 바탕으로 산정한 각 시군들의 순위를 비교·분석함. 구체적으로 <그림 3-3>은 유토피안 지수로 산정한 순위에서 정규화된 평균을 바탕으로 산정한 순위를 뺀 값을 의미함.

- 분석 결과 전국 수준의 분석과는 달리, 시군별 분석 결과는 두 지수 값들의 차이뿐만 아니라 각 지수를 바탕으로 매겨진 시군들의 순위 역시 큰 차이를 보임. 특히 각 시군들의 순위 차이는 기후변화가 진행될수록 커지는 것으로 분석됨.
- 베이스라인 시나리오의 경우 지수를 산정하는 방법과 관계없이 40%가 넘는 시군의 순위가 동일한 것으로 분석됨. 하지만 SSP5-8.5 세기말 분포를 비교할 경우 약 11%의 시군만이 순위가 동일한 것으로 나타남.
- 80% 이상 시군의 순위 변동 폭과 방향이 지수에 따라 달라지는 것으로 분석됨. 예를 들어, 연천군의 경우 두 지수로 산정된 순위의 차이가 14등까지 벌어짐.
- 이러한 결과는 전체 분포변화의 고려 없이 평균 관련 지표만으로 최적의 기후변화 취약지구와 우선순위를 선정하는 것에는 한계가 있음을 의미함.

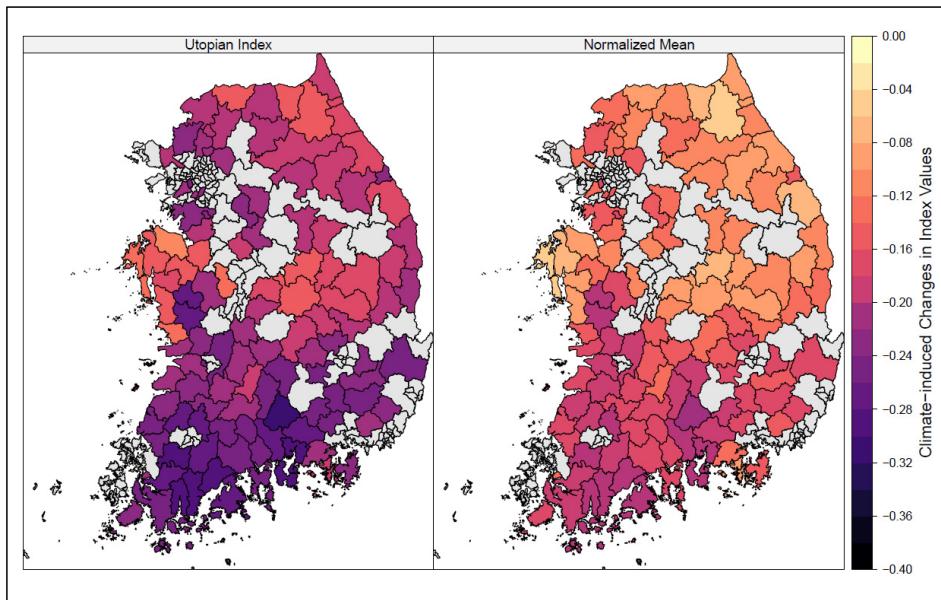
〈그림 3-3〉 시군별 순위 차이(정규화된 평균 단수 vs 유토피안 지수)



주: 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 정규화된 단수는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군과 가장 낮은 시군의 단수를 활용하여 각 시군의 평균 단수를 정규화한 값을 의미함. 순위 차이는 유토피안 지수로 산정한 순위에서 정규화된 평균 단수로 산정된 순위를 뺀 값을 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

〈그림 3-4〉 정규화된 평균 단수와 유토피안 지수 변화(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말)



주: 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 정규화된 단수는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군과 가장 낮은 시군의 단수를 활용하여 각 시군의 평균 단수를 정규화한 값을 의미함. 지수 값들의 변화는 베이스라인 시나리오에서 산정한 값들과 SSP5-8.5에서 세기말을 바탕으로 산정한 값들의 차이를 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

○ 〈그림 3-4〉는 베이스라인에서 산정한 두 지수 값들에서 SSP5-8.5 세기말에 산정한 두 지수 값들을 뺀 값들을 나타냄.

- 우선, 〈표 3-1〉과는 달리 지수변화의 정도와 순위는 사용한 지수에 따라 큰 차이가 있는 것으로 나타남.
- 지역적으로는 남부지방에 해당하는 전라남도가 가장 큰 폭으로 지수 값이 감소하는 것으로 분석됨. 전라남도의 경우 다른 지역에 비해 평균기온이 높을 뿐만 아니라 여름철 태풍 등 빈번한 자연재해를 겪고 있음. 따라서 동 결과는 기후변화로 인한 온도 상승과 이상기후의 증가는 전라남도에 더 큰 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 보여줌.

- 이러한 결과는 지수 간 비교 분석 결과 역시 평균을 기반으로 한 지수가 지역에 따른 기후변화의 다양한 영향을 식별하는 데에 한계가 있음을 보여줌.

○ 유토피안 지수는 분모의 크기에 따라 값이 달라질 수 있는 상대적인 값임. 따라서 본 연구에서는 유토피안 지수의 분자에 해당하는 위배면적($\hat{A}_{2,m}$)을 산정하고 이를 평균 단수 차이와 비교·분석함. 여기서 평균 단수 차이는 882개의 평균 단수 중 가장 큰 값에서 각 시군의 평균 단수를 뺀 값을 의미함.

- <표 3-2>는 시군별 논 면적을 가중치로 활용하여 산정한 전국 단위 평균 단수 차이와 위배면적을 의미함.
- 분석 결과, 위배면적의 값이 평균 단수 차이에 비해 월등히 큰 것으로 나타남. 이는 평균 단수 차이와는 달리 위배면적은 이차 하부 포락선과 투자대상의 CDF 사이의 면적을 의미하기 때문임.
- 또한 평균 단수 차이와 위배면적은 유토피안 지수와 같이 세기 중반까지는 끝 차이가 없으나, 세기 말로 갈수록 그 차이가 커지는 것으로 분석됨.

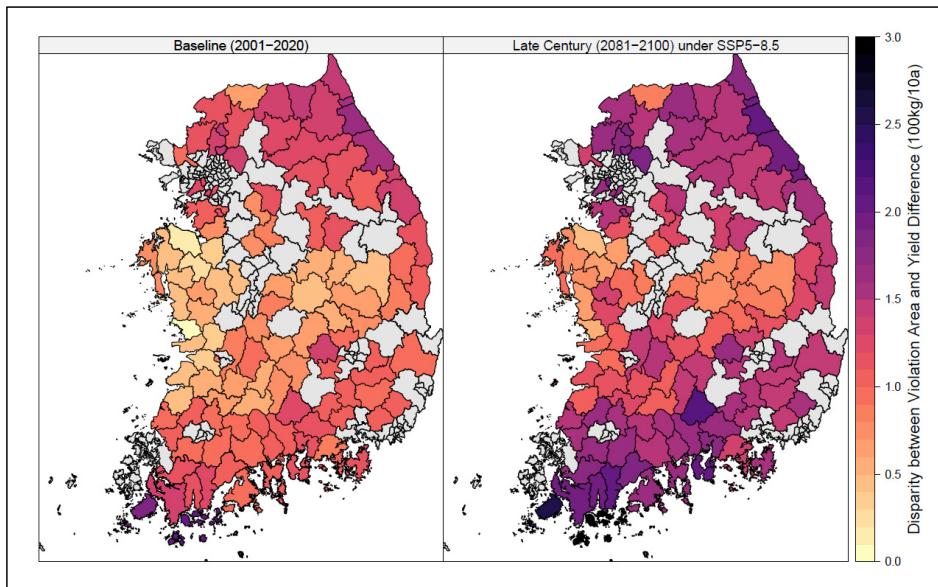
<표 3-2> 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 위배면적의 변화

시나리오	시기	평균 단수 차이 (100kg/10a)	위배면적 (100kg/10a)
베이스라인	2000~2020	0.6972	1.4787
SSP1-2.6	2041~2060	0.7242	1.5524
SSP1-2.6	2081~2100	0.7499	1.6078
SSP2-4.5	2041~2060	0.7055	1.5086
SSP2-4.5	2081~2100	0.9405	2.2446
SSP5-8.5	2041~2060	0.7540	1.6227
SSP5-8.5	2081~2100	0.8055	1.8187

주: 현재를 제외한 모든 기후변화 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 추정치는 각 시군의 경지면적을 가중치로 활용하여 산정함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수와 각 시군의 평균 단수를 뺀 값을 의미함.

자료: 저자 작성.

〈그림 3-5〉 시군별 평균 단수 차이와 위배면적 간의 차이(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말)



주: 베이스라인 시나리오에서 산정한 두 지수 값들의 차이(왼쪽)와 SSP5-8.5에서 세기말 기준으로 산정한 두 지수 값들의 차이(오른쪽)를 의미함. 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수에서 881개의 시군별 평균 단수를 뺀 값을 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

○ 마지막으로 〈그림 3-5〉는 베이스라인과 SSP5-8.5 세기말에서 위배면적의 값에서 평균 단수 차이 값을 뺀 값을 나타냄.

- 분석 결과, 유토피안 지수와 마찬가지로 지역별 위배면적과 평균 단수 차이는 세기말이 될수록 증가하는 것으로 나타남.
- 지역별로는 아열대 기후에 속할 것으로 예상되는 남부지역과 농업기반시설이 상대적으로 부족한 동해안 지역의 차이가 크게 벌어지는 것으로 나타남.
- 이는 평균을 바탕으로 한 지수만으로는 분포변화로 인한 위험 증가 등을 충분히 고려할 수 없음을 의미함. 또한 평균 관련 지수 활용에 따른 오차는 기후변화에 취약한 지역일수록 더욱 커짐을 나타냄.

2.2. 재정적 유인 접근법

2.2.1. 추정 방법

○ 재정적 유인 접근법은 두 가지 방법으로 적용이 가능함.

- 첫 번째 방법은 각 시군별로 재정적 유인 접근법을 적용하는 것이며, 두 번째 방법은 전체 시군 중 가장 효율적인 혹은 최적의 분포를 기준으로 기후 변화 시나리오와 시기에 따른 882개 단수 분포 모두에게 재정적 유인 접근법을 적용하는 것임.
- 첫 번째 접근법이 기후변화로 인한 각 시군 단수 분포의 변화만을 고려하는 것이라면, 두 번째 접근법은 앞서 언급하였듯이 현재 쌀 생산의 비효율성 혹은 기후변화에 대한 취약성과 기후변화로 인한 분포의 변화를 동시에 고려하는 접근법임.
- 본 연구에서는 유토피안 지수와의 비교·분석을 위해 두 번째 방법을 중심으로 논의를 진행하고자 함.¹⁸⁾
- 기준이 되는 분포, 예를 들어 베이스라인 시나리오의 단수 분포가 기후변화 후 단수 분포를 이차 확률지배한다고 가정한다면, 재정적 유인 접근법의 추정치는 기후변화 후 단수 분포를 베이스라인 시나리오의 단수 분포에 이차 확률지배되지 않을 때까지 오른쪽으로 이동시킨 값을 의미함.
- 다만, 비싼 연산 비용으로 인해 1,000개의 표본만을 활용하여 분석을 진행함.

○ 본 연구에서는 이차 확률지배 여부 검정을 위해 Linton et al.(2010)이 제시한 방법을 활용함.¹⁹⁾

¹⁸⁾ 첫 번째 접근법을 바탕으로 산정한 각 시군별 지불 지수(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말) 값은 부록 3을 참조 바람.

- Linton et al.(2010)은 부트스트랩을 바탕으로 이차 확률지배 검정을 위한 방법론을 제시함. 동 접근법의 장점은 접촉집합(contact set)을 활용하여 검정력(power)을 증가시킴. 여기서의 접촉집합은 두 분포의 ICDF가 동일한 지점을 의미하며 확률지배를 결정하는 경계에 해당함.
- 기존의 검정방법의 경우 접촉집합을 전체 지지집합 혹은 범위(support)라 가정하여 검정 결과가 보수적(conservative)이라는 한계를 가짐.²⁰⁾ 이에 반해 Linton et al.(2010)은 부트스트랩 표본을 실제 접촉집합에서 추출하여 검정을 진행하여 동일한 유의수준 하에서 실제 이차 확률지배 위배를 검출할 확률이 기존의 방법보다 큼.

2.2.2. 분석 결과

- 분석 결과 제시에 앞서 재정적 유인 접근법을 바탕으로 한 추정치를 지불 지수(payment index)라 정의함. 또한 유토피안 지수 분석 결과에서 활용한 평균 단수 차이를 활용하여 평균을 활용한 방법과의 차이를 비교 분석함.

〈표 3-3〉 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 지불 지수의 변화

시나리오	시기	평균 단수 차이 (100kg/10a)	지불 지수 (100kg/10a)
베이스라인	2000~2020	0.6972	0.7375
SSP1-2.6	2041~2060	0.7242	0.7639
SSP1-2.6	2081~2100	0.7499	0.7901
SSP2-4.5	2041~2060	0.7055	0.7435
SSP2-4.5	2081~2100	0.9405	0.9850

19) Linton et al.(2010)에 대한 자세한 내용은 동 논문 혹은 Whang(2019)을 참조 바람.

20) 여기서 보수적이라는 의미는 귀무가설이 참일 때 실제로는 유의수준보다 더 적게 기각한다는 의미임. 즉 귀무가설을 기각하기 위한 실제 기각 확률이 검정에 사용된 유의수준보다 낮은 것을 의미함.

(계속)

시나리오	시기	평균 단수 차이 (100kg/10a)	지불 지수 (100kg/10a)
SSP5-8.5	2041~2060	0.7540	0.7952
SSP5-8.5	2081~2100	0.8055	0.8571

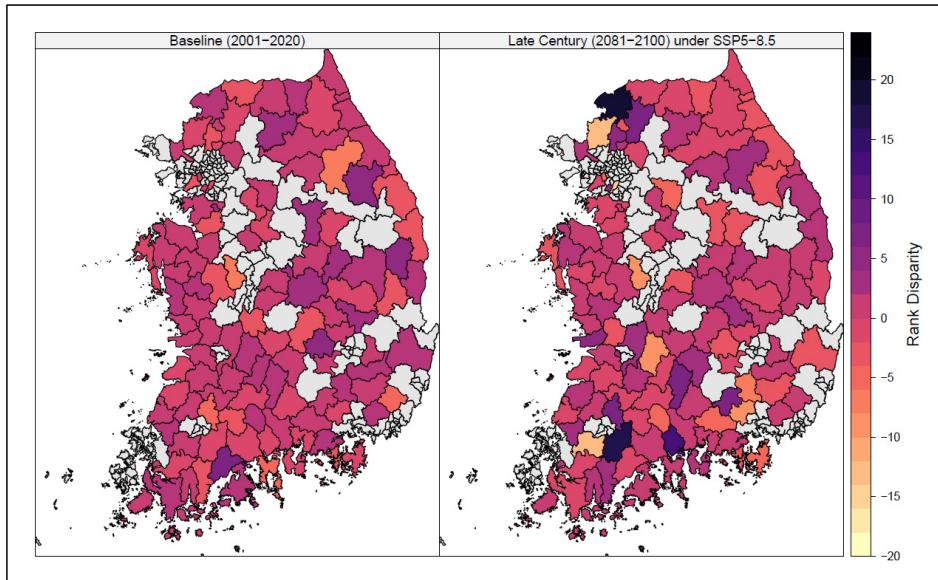
주: 현재를 제외한 모든 기후변화 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 추정치는 각 시군의 경지면적을 가중 치로 활용하여 산정함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수와 각 시군의 평균 단수를 뺀 값을 의미함.

자료: 저자 작성.

○ <표 3-3>은 기후변화 시나리오와 시기에 따른 882개 시군구 단수 분포를 대상으로 분석한 결과의 가중평균한 결과를 나타냄.

- 분석 결과, 지불 지수의 값은 기후변화로 인해 약 25kg/10a까지 증가하는 것으로 나타났으며, 이는 평균 단수 차이와 유사한 수치인 것으로 분석됨. 또한 평균 단수 차이와 지불 지수 간의 차이는 약 4~5kg/10a로 큰 변화가 없는 것으로 분석됨.
- 평균 단수 차이와 지불 지수와의 차이는 분포의 확률지배 고려 여부에 따라 결정됨. 즉 평균 단수 차이는 위험 증립을 가정하고 분포의 확률지배에 대해서는 고려하지 않은 반면, 지불 지수는 위험회피를 가정하고 이차 확률 지배 여부를 바탕으로 산정되기 때문임.
- 다만, 분석 결과와 같이 두 지수의 차이가 위배면적에 비해 크지 않고 기후 변화 시나리오와 시기에 따라 일정한 것은 평균 이동에 해당하는 지불 지수의 방법론이 분포변화에 덜 민감하기 때문임.

〈그림 3-6〉 시군별 순위 차이(평균 단수 차이 vs 지불 지수)



주: 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수와 각 시군의 평균 단수를 뺀 값을 의미함. 순위 차이는 지불 지수로 산정한 순위에서 평균 단수 차이로 산정된 순위를 뺀 값을 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

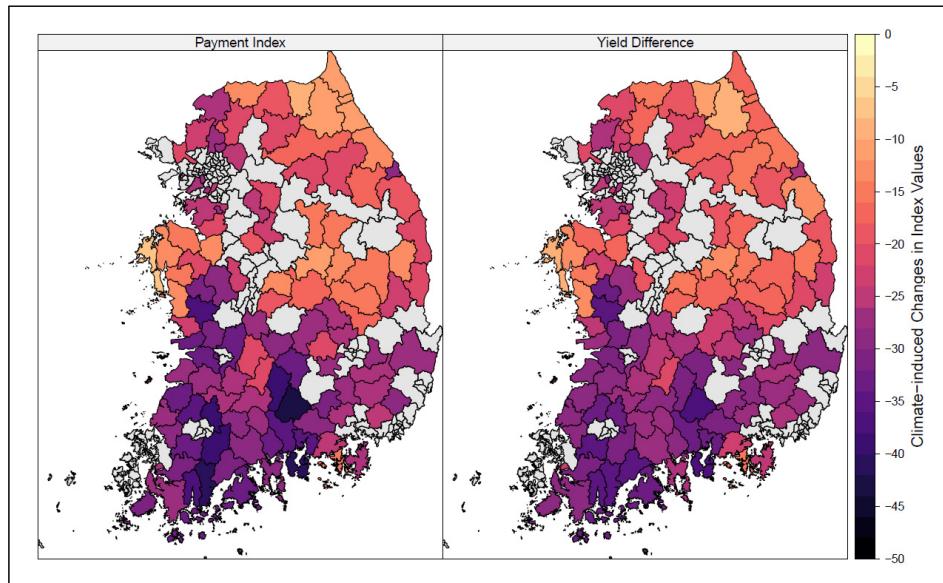
자료: 저자 작성.

○ 〈그림 3-6〉은 두 지수로 산정된 각 시군들의 순위 차이를 나타냄. 여기서 순위 차이는 지불 지수로 매겨진 각 시군들의 순위에서 평균 단수 차이로 매겨진 각 시군들의 순위를 뺀 값으로 나타냄.

- 분석 결과, 기후변화가 진행될수록 각 시군들의 순위 차이는 커지는 것으로 나타났으며, SSP5-8.5 세기말 연천군과 화순군의 순위는 지수에 따라 각각 20등, 19등까지 벌어지는 것으로 나타남.
- 또한 베이스라인 시나리오에서는 31개, SSP5-8.5 세기말 20개 시군을 제외한 모든 시군의 순위가 불일치 하는 것으로 분석됨.
- 흥미로운 점은 지불 지수로 인한 순위 차이가 유토피안 지수를 바탕으로 했을 때의 순위 차이보다 더 큰 것으로 나타난 것임. 이는 SSP5-8.5 세기말

에서의 각 시군 간 지불 지수 값들의 차이가 상대적으로 적으며, 이로 인해 순위 변화가 지수 값들의 변화에 더욱 민감하기 때문임.

〈그림 3-7〉 기후변화에 따른 평균 단수 차이와 지불 지수의 변화(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말)



주: 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 정규화된 단수는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군과 가장 낮은 시군의 단수를 활용하여 각 시군의 평균 단수를 정규화한 값을 의미함. 지수 값들의 변화는 베이스라인 시나리오에서 산정한 값들과 SSP5-8.5에서 세기말을 바탕으로 산정한 값들의 차이를 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

- 〈그림 3-7〉은 기후변화에 따른 두 지수의 변화를 나타냄. 여기서의 두 지수의 변화는 각 지수별로 베이스라인을 산정한 값에서 SSP5-8.5 세기말에서의 값을 뺀 값들을 의미함.
 - 기후변화로 인해 시군별 두 지수의 값은 감소하는 것으로 분석됨. 구체적으로 기후변화로 인해 두 지수 값이 가장 크게 감소한 시군은 산청군으로 나타났으며, 기후변화로 인해 지불 지수는 43kg/10a, 평균 단수 차이는

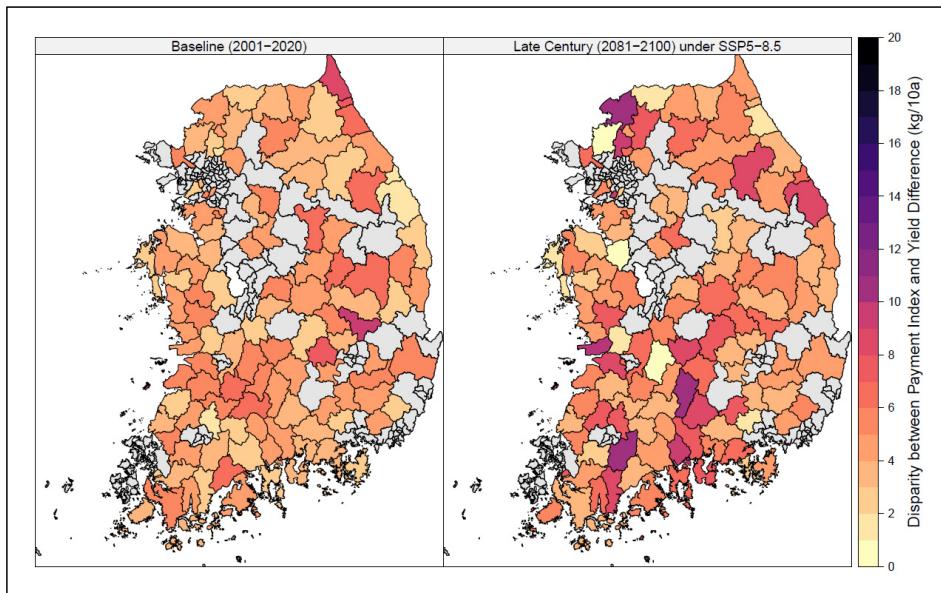
37.79kg/10a 감소하는 것으로 분석됨.

- 다만, 두 지수의 전국 평균과는 달리 두 지수 값의 차이는 지역과 시기 및 기후변화 시나리오에 따라 그 방향과 크기가 상이한 것으로 분석됨. 구체적으로 126개 시군 중 평균 단수 차이의 변화가 지불 지수의 변화보다 큰 시군은 19개인 것으로 분석됨. 또한 두 지수의 감소폭을 기준으로 순위를 매길 경우 20개 시군을 제외한 모든 시군의 감소폭 순위가 불일치하는 것으로 분석됨. 이는 평균을 기반으로 한 지수로는 기후변화의 지역별 영향을 계측하는 데에 한계가 있음을 의미함.

○ <그림 3-8>은 베이스라인 시나리오와 SSP5-8.5 세기말에서 산정한 두 지수 값들의 차이를 나타냄.

- 우선, 전국 평균과는 같이 세종시를 제외한 모든 시군구에서 지불 지수의 값이 큰 것으로 나타남.
- 지역별로 베이스라인 시나리오(SSP5-8.2 세기말)에서 가장 큰 차이를 보이는 시군은 군위군(화순군)으로 지불 지수가 평균 단수 차이에 비해 약 9kg/10a(약 11kg/10a) 큰 것으로 분석됨.
- 다만, 126개의 시군 중 절반에 해당하는 60개의 시군이 기후변화 이후 두 지수의 차이가 감소하는 것으로 분석됨. 특히 강원도의 경우 14개 시군 중 8개의 시군에서 두 지수의 차이가 기후변화에 따라 감소한 것으로 나타났으며, 특히 동해안 지역에 위치한 시군은 모두 감소한 것으로 분석됨.

〈그림 3-8〉 시군별 평균 단수 차이와 지불 지수 간의 차이(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말)



주: 베이스라인 시나리오에서 산정한 두 지수 값들의 차이(왼쪽)와 SSP5-8.5 세기말 기준으로 산정한 두 지수 값들의 차이(오른쪽)를 나타냄. 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수에서 881개의 시군별 평균 단수를 뺀 값을 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함. 마지막으로 세종시의 경우 지불 지수의 값이 평균 단수 차이보다 크게 작은 것으로 나타나 흰색으로 표시함.

자료: 저자 작성.

3. 소결

○ 동 절은 분포변화에 대한 경제적 가치 계측 방법을 비교·분석함. 각 방법의 특징을 요약하면 〈표 3-4〉와 같음.

- 우선, 효용함수를 가정하는 방법론은 분포 전체의 특징을 반영할 수 있으며, 해당 연산 비용이 크지 않은 장점을 가지고 있음. 또한 분석 결과의 단위가 분석 대상의 단위로 산정되어(예를 들어, 단수 분포를 분석할 경우 분

석 결과 역시 분석한 단수의 단위로 산정됨) 해석이 직관적이라는 점 역시 장점임. 다만, 효용함수를 가정함으로써 분석 결과를 일반화시키는 데에는 한계가 있음.

- 기대 손해를 활용한 방법론은 효용함수를 가정하는 대신, 현재 운영되고 있는 정책인 보험의 틀을 활용한다는 점에서 효용함수를 가정한 접근법에 비해 분석 결과를 해석하고 일반화시키기 수월함. 하지만 대부분의 연구가 보험을 바탕으로 하며, 이로 인해 분석의 대상이 분포 전체가 아닌 하방위험만을 대상으로 함.

〈표 3-4〉 분포변화의 경제적 가치 계측 방법들의 특징 비교

방법명	모형 및 모수에 대한 가정	분포 전체 특징 반영	분석 결과: 절댓값/상댓값	연산 비용
효용함수 가정	많음	○	절댓값	낮음
기대 손해 활용	정책 변수에 대한 가정 필요	하방위험만 고려	절댓값	낮음
재정적 유인 활용	X	○	절댓값	높음
유토피안 지수 활용	X	○	상댓값	중간

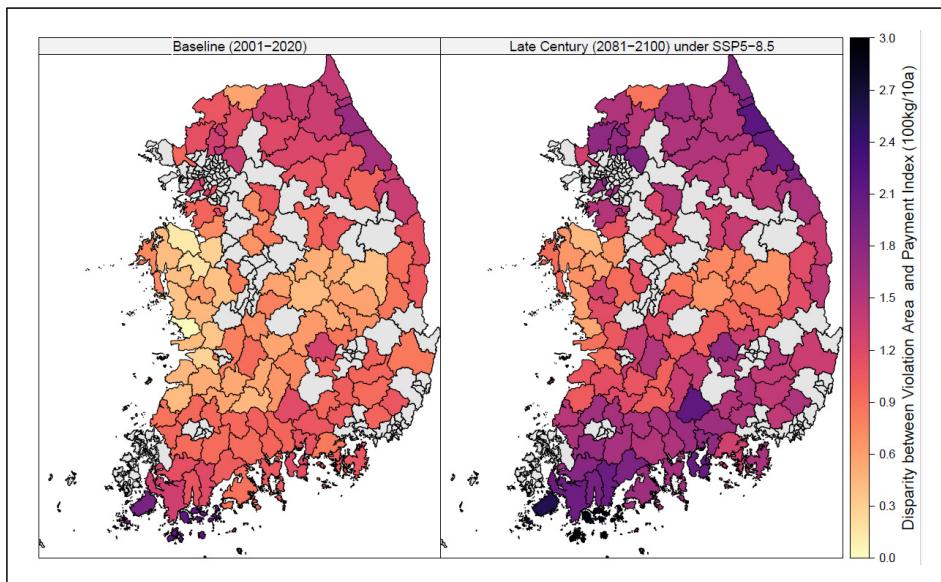
자료: 저자 작성.

- 재정적 유인을 활용하는 방법의 경우 〈표 3-4〉와 같이 효용함수나 정책 관련 모수에 대한 가정 없이 분포 전체의 특징을 반영하며, 분석 결과 역시 분석 대상의 단위 그대로 활용할 수 있음.
- 다만, 확률적 지배를 검정하기 위해 부트스트랩핑을 활용할 경우 연산 비용이 매우 비싸며 두 분포의 확률적 지배가 성립하지 않는 특정 값이 아닌 구간으로 존재하여 연구자의 판단에 따라 특정 값을 선택해야 하는 단점이 있음.
- 마지막으로 유토피안 지수의 경우 효용함수나 특정 정책에 의존하지 않을

뿐만 아니라 연산 비용 역시 높지 않은 편임.

- 다만, 생산경제학의 생산성 혹은 효율성 지표와 같이 분석 결과가 상대적이며 정규화된 지수 값인 것이 단점으로 작용할 수 있음. 즉 지수에 대한 배경지식이 없으면 분석 결과를 해석하는 데에 한계가 있을 수밖에 없음.

〈그림 3-9〉 시군별 지불 지수와 위배면적 간의 차이(베이스라인 vs SSP5-8.5, 세기말)



주: 베이스라인 시나리오에서 산정한 두 지수 값들의 차이(왼쪽)와 SSP5-8.5에서 세기말 기준으로 산정한 두 지수 값들의 차이(오른쪽)를 의미함. 베이스라인 시나리오(2001~2020)를 제외한 모든 시나리오는 CanESM5를 바탕으로 함. 평균 단수 차이는 882개의 분포 중 평균 단수가 가장 높은 시군의 평균 단수를 활용하여 각 시군의 평균 단수를 뺀 값을 의미함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

- 이차 확률지배를 활용한 지불 지수와 유토피안 지수를 국내 쌀 단수 분포에 적용한 결과, 두 지수 모두 평균을 활용한 지수와 큰 차이가 나는 것으로 분석됨. 이는 평균을 바탕으로 한 지수로는 기후변화가 쌀 단수 분포에 미치는 영향을 충분히 반영하는 데 한계가 있는 것으로 분석됨.

- 다만, 기후변화로 인한 두 지수의 변화는 서로 상이한 것으로 분석됨. 앞서 논의하였듯이 평균 단수 차이와 위배면적과의 차이는 기후변화로 인해 증가하는 반면, 기후변화로 인한 평균 단수 차이와 지불 지수와의 차이는 지역에 따라 상이한 것으로 나타남.
- 베이스라인 시나리오와 SSP5-8.5 세기말에서 산정한 지역별 위배면적과 지불 지수 값의 차이를 분석한 결과, 위배면적과 지불 지수와의 차이는 기후변화로 인해 더욱 커지는 것으로 분석됨(그림 3-9). 또한 지역별로는 남부지역과 동해안 지역에서 두 지수의 차이가 더욱 커지는 것으로 나타남.
- 이러한 두 지수의 차이는 지수 산정 기준과 방법에 의한 것임.
 - 구체적으로 지불 지수의 경우 어떠한 단수 분포에도 이차 확률지배를 당하지 않는 것(SD-admissibility)을 기준으로 한 반면, 유토피안 지수의 경우 이차 하부 포락선이라는 가상의 최적(optimal) 볼록 집합을 기준으로 함.
 - 또한 지불 지수가 분포의 평행 이동을 활용하는 반면, 유토피안 지수는 위배면적이라는 이차 하부 포락선과 누적 확률분포 사이의 면적을 바탕으로 함.
- 다만, 경제적 유인 접근법을 바탕으로 한 기후변화 영향 분석에는 한계가 있을 것으로 판단됨.
 - 이차 확률지배를 기준으로 하는 경제적 유인 접근법의 경우 분포의 왼쪽 꼬리 부분의 모양에 따라 그 값 전체가 결정될 수 있음. 이는 매우 작은 이차 확률지배 위반 구간이 지불 지수의 값을 결정할 수 있음을 의미함.
 - 또한 앞서 언급하였듯이 기준이 되는 분포에 따라 지불 지수의 값이 상이할 수 있음. 구체적으로 지불 지수 접근법을 활용할 경우 기준 분포에 따라 두 분포의 확률적 지배가 성립하지 않는 구간의 최솟값 혹은 최댓값으로 지불 지수의 값이 바뀔 수 있음.

4

요약 및 향후 연구 방향

1. 요약

- 본 연구는 기후변화로 인한 분포변화와 그 경제적 가치를 측정하는 방법론을 식별하고, 각 방법론을 국내 쌀 생산자료에 적용하여 기후변화가 분포변화에 미치는 영향을 분석하기 위한 효과적인 방법론 도출을 목적으로 함. 이를 위해 본 연구는 1) 분포변화를 분석하기 위한 방법론과, 2) 분포변화의 경제적 가치를 계측하기 위한 방법론으로 나누어 연구를 진행함.
- 우선 본 연구에서는 분포변화를 분석하기 위한 방법론을 1) 패널자료 접근법과, 2) 시계열 자료 접근법으로 나누어 분석함.
 - 패널자료를 활용한 방법은 기후와 수확량 간의 관계가 조건부 평균 수준에서만 지역마다 다르다고 가정하는 반면, 시계열 자료를 활용한 연구의 경우 지역별로 기후-수확량 관계뿐 아니라 분포 자체가 다르다고 가정함. 이는 패널자료를 활용한 접근법은 평균적인 효과를 추정하는 반면, 시계열

자료를 활용한 접근법은 지역별 효과에 더욱 초점을 맞춤을 의미함.

- 시계열 자료의 부족으로 시계열 자료를 활용하여 국내 쌀 단수 분포 분석을 하기에는 한계가 있는 것으로 나타남. 이에 본 연구는 패널자료를 활용한 Tack et al.(2012) 방법론을 적용하여 국내 쌀 단수 분포의 변화를 분석함.
 - 추정 결과, 기후변화가 지역별 쌀 단수 분포에 미치는 영향은 서로 상이한 것으로 분석됨.
 - 다만, 적률 추정 결과가 모형 설정(model specification)에 매우 민감한 것으로 나타나 모형의 강건성에 대한 통계적 검정과 동시에 문헌을 통한 모형의 적합성 역시 고려할 필요가 있는 것으로 나타남.
 - 구체적으로 채여라 외(2022)와 같이 적률 추정 모형을 온도의 비선형적 모형으로 가정할 경우 적률 추정에 한계가 있는 것으로 나타났으며, 조각별 선형(piecewise linear)을 가정할 경우에도 기준이 되는 온도에 따라 기후변화에 따른 분포의 변화가 다른 것으로 나타남.
- 두 번째로 분포변화의 경제적 가치를 분석하는 방법론을 비교·분석하고 이차 확률지배를 바탕으로 한 접근법들을 국내 쌀 단수 분포변화 분석에 적용함.
 - 본 연구에서는 경제적 가치를 분석하는 방법론을 1) 효용함수 가정, 2) 보험제도 활용, 3) 이차 확률지배 활용으로 구분함.
 - 이중 이차 확률지배를 활용한 접근법, 즉 재정적 유인 접근법과 유토피안 지수 접근법은 효용함수를 가정하거나 보험제도를 활용한 접근법과는 달리 효용함수나 특정 정책에 대한 의존 없이 분포 전체의 특징을 반영할 수 있는 장점이 있음.
 - 이차 확률지배를 바탕으로 한 방법들 역시 서로 다른 장단점이 존재함. 우선 재정적 유인 접근법은 연산 비용이 매우 비싸며, 두 분포의 확률적 지배

가 성립하지 않는 구간이 존재하고 연구자의 판단에 의지하여 추정치를 선택할 수밖에 없음.

- 이에 반해 유토피안 지수의 경우 분석 결과가 상대적으로 덜 직관적인 정규화된 지수 값인 것이 단점으로 작용할 수 있음. 즉 지수에 대한 배경지식이 부족할 경우 분석 결과를 해석하는 데에 한계가 있을 수밖에 없음.

○ 이차 확률지배를 활용한 지불 지수와 유토피안 지수를 국내 쌀 단수 분포에 적용하고 두 지표의 활용 가능성을 평가함.

- 분석 결과, 두 지수 모두 평균을 바탕으로 한 지수들에 비해 기후변화 영향을 보다 잘 고려하는 것으로 분석됨.
- 다만, 기후변화로 인한 두 지수의 변화와 그 방향은 지역별로 서로 상이한 것으로 분석됨. 구체적으로 평균 단수 차이와 위배면적과의 차이는 기후변화로 인해 증가하는 반면, 기후변화로 인한 평균 단수 차이와 지불 지수와의 차이는 감소하는 지역이 있는 것으로 나타남.

○ 기후변화 영향 분석을 위해서는 유토피안 지수의 적용이 경제적 유인 접근법 보다 합리적인 것으로 판단됨.

- 이차 확률지배를 기준으로 하는 경제적 유인 접근법의 경우 분포의 왼쪽 꼬리 부분의 모양에 따라 그 값 전체가 결정될 수 있음. 이는 매우 작은 이차 확률지배 위반 구간이 지불 지수의 값을 결정할 수 있음을 의미함.

2. 연구의 한계 및 향후 연구 방향

○ 본 연구의 한계와 관련하여 향후 연구 방향은 다음과 같음.

- 우선, 국내 쌀 생산 분포변화를 분석하기 위해 조건부 분포 분석에 대한 연구가 필요함. 본 연구는 Tack et al.(2012)의 적률 기반의 분포 추정 방법을 활용함. 하지만 분포 추정 결과는 적률 추정을 위한 모형 설정에 매우 민감한 것으로 분석됨. 현재 국내 쌀 관련하여 조건부 분포를 추정하는 연구는 매우 부족한 실정임. 따라서 패널자료를 활용한 베이지안 다층 모형(bayesian multilevel model) 등을 통한 보다 강건한 조건부 분포 추정과 관련 연구가 필요함.
- 두 번째로는 분포변화의 경제적 가치 분석 방법에 대한 연구가 추가적으로 필요함. 구체적으로 경제적 유인 접근 방법의 경우 이차 확률지배를 위배하는 구간이 조금만 존재하더라도 전체 분포가 아닌 해당 구간에 의해 지수 값이 결정될 수 있음. 또한 지수 값이 특정 값이 아닌 구간으로 주어져 연구자들의 주관적인 선택이 필요하다는 단점 역시 존재함. 이러한 한계점을 극복하기 위해서는 근사 확률지배 혹은 준 확률지배(almost stochastic dominance) 적용을 고려할 수 있을 것으로 생각됨. 근사 확률지배는 위배구간에 대한 정량적 오차를 허용하여 분포의 꼬리(tail) 지역의 교차 등에 강건한 추정이 가능함(Leshno & Levy, 2002; Baíllo et al., 2024).
- 마지막으로 유토피안 지수의 경우 정규화된 상대적 값을 나타내는 지표임. 따라서 비록 지수 분석 결과를 기대효용 바탕으로 해석할 수는 있으나 여전히 직관적 해석에는 한계가 있음. 따라서 향후 연구를 통해 절댓값을 바탕으로 한 지수의 개발이 필요할 것으로 생각됨. 예를 들어 최근 제시되고 있는 확률적 경계(Stochastic bounds; Arvanitis et al., 2021) 등의 개념을 적용할 수 있을 것으로 생각됨.

부 록 1

혼합 정규분포 검정 결과

- 아래 표는 1) Chen & Li(2009)의 방법론을 바탕으로 5% 유의수준에서 2개의 정규분포를 검정한 결과와, 2) 2개의 정규분포와 3개의 정규분포사이의 AICc와 BICc 차이를 나타냄.

〈부표 1-1〉 혼합 정규분포 검정 결과

시군명	Chen & Li(2009) p-value	AICc	BICc
부천시	0.02	6.67	6.44
고양시	0.00	24.12	23.89
남양주시	0.03	6.67	6.44
연천군	0.00	18.76	18.53
양평군	0.01	14.12	13.87
춘천시	0.00	6.67	6.44
속초시	0.04	15.51	15.28
양양군	0.05	17.46	17.23
무안군	0.03	8.57	8.34
신안군	0.00	17.27	17.04
영양군	0.00	23.84	23.71
울진군	0.02	6.67	6.44
김해시	0.04	16.57	16.34
창녕군	0.01	20.95	20.72
남해군	0.01	18.13	17.90
함양군	0.01	6.67	6.44

주: AICc와 BICc는 Chen & Li(2009) 검정 결과 2개의 정규분포를 가지는 시군을 대상으로만 분석한 결과이며, 3개의 정규분포를 가정할 경우의 AICc(BICc)에서 2개의 정규분포를 가정할 AICc(BICc)를 뺀 값을 의미함.

자료: 저자 작성.

- 분석 결과, 16개의 시군만이 2개의 정규분포를 가지는 혼합 정규분포의 형태를 가지는 것으로 나타났으며, 동 시군들 모두가 3개의 정규분포를 가질 경우 AICc와 BICc가 증가하는 것으로 분석됨. 이는 2개의 정규분포를 가진 혼합 정규분포가 더 적합할 수 있음을 의미함.

부 록 2

분포 추정 강건성 검정: 고온 온도 기준 34°C 이상

〈부표 2-1〉 적률 추정 결과: 고온 온도 기준 34°C 이상

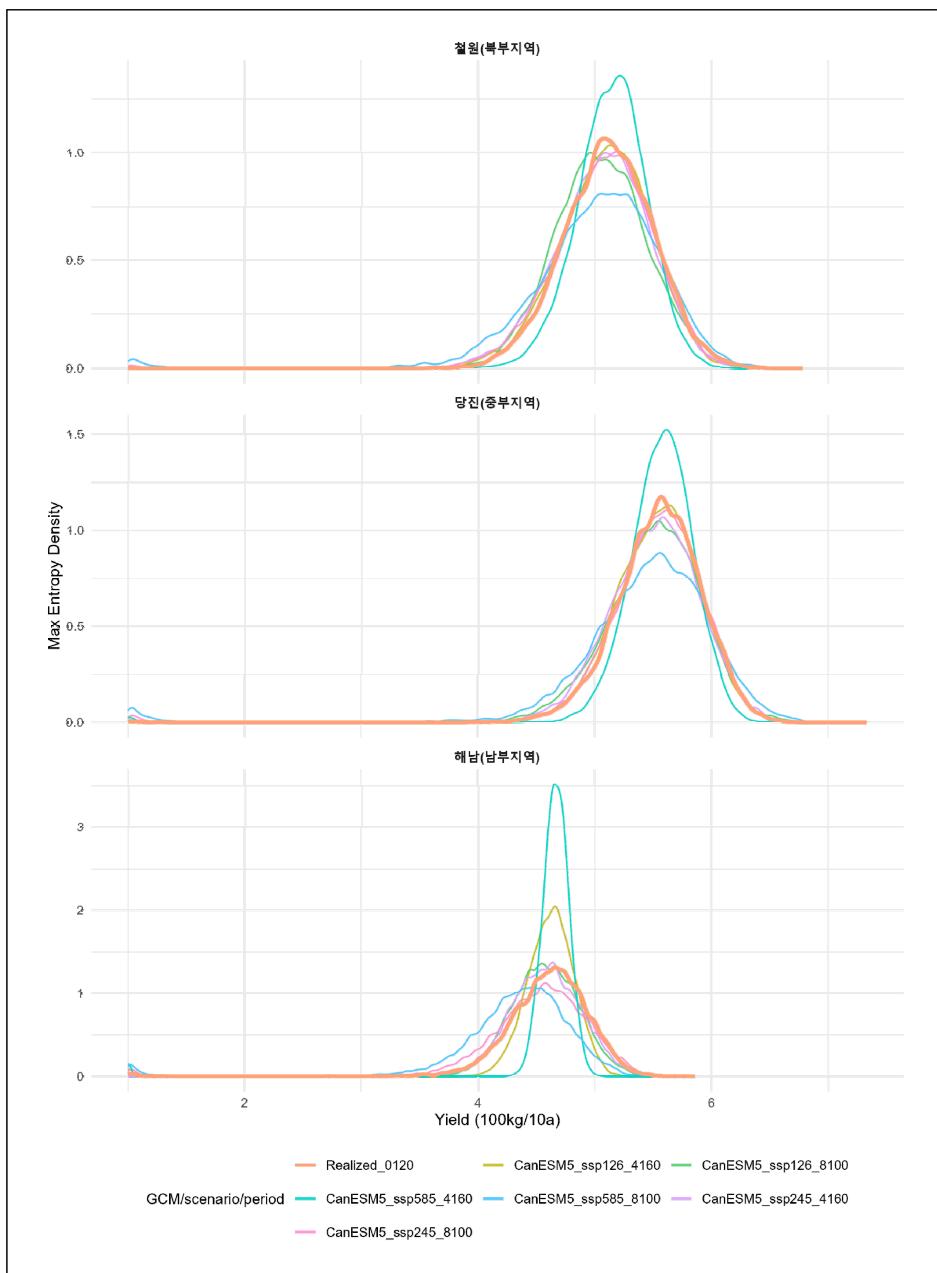
변수명	y	y^2	y^3
상수항	9.1968***	61.5549***	369.0786***
영양 생식기	저온	-0.0008	-0.0080
	중온	-0.0009	-0.0083
	누적 강수량	-0.0106	-0.1227
	누적 강수량 제곱	-0.0022**	-0.0179*
생식 생장기	저온	-0.0080*	-0.0723*
	중온	-0.0047**	-0.0373*
	고온	-0.0033	-0.0239
	누적 강수량	-0.0435***	-0.4560***
	누적 강수량 제곱	0.0018*	0.0215**
등숙기	저온	-0.0003	-0.0042
	중온	0.0009**	0.0060*
	고온	0.0030**	0.0259**
	누적 강수량	-0.0351***	-0.3969***
	누적 강수량 제곱	0.0001	0.0128
추세항	0.1406***	1.4293***	10.9208***
추세항 제곱	-0.0054***	-0.0552***	-0.4216***
시군 고정효과	Yes	Yes	Yes
연도 고정효과	Yes	Yes	Yes
종속 변수 평균	4.9150	24.3360	121.342
관측치 수	3,547	3,547	3,547
수정된 R^2	0.6933	0.7061	0.7131

주 1) 저온과 고온의 기준은 15도와 30도임. 영양생식기의 고온은 다중공선성으로 인해 분석에서 제외됨.

2) *, **, ***은 각각 10%, 5%, 1% 유의수준에서의 통계적 유의성을 나타냄.

자료: 저자 작성.

〈부도 2-1〉 기후변화 시나리오에 따른 지역별 쌀 단수 분포변화(고온 기준 34°C 이상 적용):
철원, 당진, 해남



자료: 저자 작성.

부 록 3

유토피안 수의 통계적 검정

- Anderson et al.(2018)은 $\hat{I}_{2,m}$ 의 점근(asymptotic) 분포를 근사하기 위해 부분표본방법(subsampling method)을 제시함.
- 우선 본 연구에서는 두 유형의 자료에 대한 부분표본 방법을 제시함. $G_m(x)$ 의 관측치를 $S_m := \{X_{m,t} : t = 1, \dots, T_m\}$ 라고 할 경우 첫 번째 유형(Type 1)의 자료는 동기화(synchronized)되지 않은 자료를 의미하며, 서로 독립적인 T_m 개의 독립 관측치들로 이루어진 표본을 의미하며, 두 번째 유형(Type 2)은 $T_m = T$ 인 독립적이거나 약한 종속성을 가진 관측치로 이루어진 표본을 의미함.
- 자료가 Type 1에 속할 경우의 $\hat{I}_{2,m}$ 에 대한 점근분포 근사 방법은 다음과 같음.
 - 1) 전체표본, $W_T := \{X_{m,t} : t = 1, \dots, T_m; m = 1, \dots, M\}$ 을 바탕으로 검정 통계량인 $\hat{I}_{2,m}$ 을 산정함.
 - 2) 크기가 b_m 인 부분표본, $W_{b,m,i}, i = 1, \dots, L(T)$ 을 S_m for $m = 1, \dots, M$ 에서 추출함. 여기서 $L(T) := \min\{L(T_1), \dots, L(T_M)\}$, $L(T_m) = \binom{T_m}{b_m}$ 임.
 - 3) 앞서 추출한 $W_{b,m,i}, i = 1, \dots, L(T)$ 을 바탕으로 $\hat{I}_{m,b,i}$ 를 시산함.
 - 4) 아래 식(00)을 바탕으로 부분표본 분포를 근사함. 만약, T_m 이 클 경우 $L(T_m)$ 번 연산을 반복하기에는 한계가 있을 수 있음. 이럴 경우에는

$L(T_m)$ 을 1000번으로 고정하고 (비복원) 무작위 추출을 활용할 수 있음.

$$\text{식(00)} \quad \hat{S}_{T,b}(w) := \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} \mathbf{1}(\sqrt{b} \hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m} \leq w), \quad b = \sum_{m=1}^M b_m$$

○ Type 2의 경우 첫 번째 단계는 Type 1과 동일함. 다만, Type 2의 차이점은 부분표본을 추출하되, 그 크기가 b 이며, $L(T) = T - b + 1$ 인 부분표본 $W_{b,i} := \{Y_i, \dots, Y_{i+b-1}\}, i = 1, \dots, L(T)$ 를 W_T 에서 추출함. 여기서 $Y_i = (X_{1,i}, \dots, X_{M,i})$ 를 의미함. 나머지 단계 역시 Type 1과 동일하며 부분표본을 활용한 $\hat{I}_{2,m}$ 의 점근분포는 아래 식(00)을 통해 도출할 수 있음.

$$\text{식(00)} \quad \hat{S}_{T,b}(w) := \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} \mathbf{1}(\sqrt{b} \hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m} \leq w)$$

○ 신뢰구간은 다음 Theorem 7(Anderson et al., 2018)을 통해 시산할 수 있음. $CI_{T,b}$ 는 $I_{2,m}$ 의 $1 - \alpha$ 신뢰구간을 의미하며, 식(00)을 통해 산정함.

- 여기서 $c_{T,b,\eta}(1 - \alpha) = \max\{s_{T,b}(1 - \alpha), \eta\}$, $s_{T,b}(1 - \alpha) := \inf\{w : \hat{S}_{T,b}(w) \geq 1 - \alpha\}$ 을 의미하며, $\hat{S}_{T,b}(\cdot)$ 의 $1 - \alpha$ 표본 사분위수를 나타냄.
- 다만, 0보다 큰 일부 $\bar{\eta}$ 에 대해 $\inf_{x \in \chi} [G_m(x) - \max_{j \neq m} \{G_j(x)\}] > \bar{\eta}$, $\inf_{x \in \chi} [\min_{j \neq m} \{G_j(x)\} - G_m(x)] > \bar{\eta}$ 일 경우²¹⁾, $\sqrt{T}(\hat{I}_{2,m} - I_{2,m})$ 는 0으로 퇴화(degenerate)할 수 있으며, 이는 $\hat{S}_{T,b}(\cdot)$ 역시 0으로 퇴화할 수 있음을 의미함. 이에 Anderson et al.(2018)에서는 $c_{T,b,\eta}$ 설정에 있어, 부분표본을 통해 시산한 임계값뿐만 아니라 임의의 고정된 작은 수 η , 예를 들어, $\eta = 10^{-6}$ 를 활용함.

²¹⁾ 구체적인 예로는 G_m 이 다른 분포함수와 크게 떨어진 \bar{G}_2 혹은 \underline{G}_2 에 해당할 때를 나타냄.

$$\text{식}(00) \quad CI_{T,b} := \left\{ I \in [0,1] : \hat{I}_{2,m} - \frac{c_{T,b,\eta}(1-\alpha)}{\sqrt{T}} \leq I \leq \hat{I}_{2,m} + \frac{c_{T,b,\eta}(1-\alpha)}{\sqrt{T}} \right\}$$

Thm 7(Anderson et al., 2018)

만약 가정1과 가정2를 만족하고, 가정 1-1하에서(가정 1-2하에서) 22)

$b_m \rightarrow \infty, b_m/b \rightarrow \lambda_m, b/T \rightarrow 0 (b \rightarrow \infty, b/T \rightarrow 0)$ 이면, $\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(I_{2,m} \in CI_{T,b}) \geq (1-\alpha)$ 임, 등호

는 가우시안 과정(Gaussian process) v 가 A_m^*, \tilde{A}^* 에서 정칙적(regular)일 경우에 성립함. 23)

○ Thm 7은 유토피안 지수에 대한 다음 가설 검증을 가능케 함: 1)

$$H_0^A: I_{2,m} = 1 \text{ vs. } H_1^A: I_{2,m} < 1, \quad 2) \quad H_0^B: I_{2,m} = 0 \text{ vs. } H_1^B: I_{2,m} < 1, \quad 3)$$

$$H_0^C: I_{2,m} = I_{2,n} \text{ vs. } H_1^B: I_{2,m} \neq I_{2,n} \text{ for } m \neq n$$

- 구체적으로 각 귀무가설의 Wald-type 검정 통계량과 기각 조건은 1)

$$W_T^A = \sqrt{T}(\hat{I}_{2,m} - 1) < \min\{\bar{s}_{T,b}(\alpha), \eta\}, \quad 2) \quad W_T^B = \sqrt{T}\hat{I}_{2,m} > \max\{\bar{s}_{T,b}(\alpha), \eta\}, \quad 3)$$

$W_T^C = \sqrt{T}(\hat{I}_{2,m} - \hat{I}_{2,n}) < \max\{\tilde{s}_{T,b}(1-\alpha), \eta\}$ 이며, 여기서 $\bar{S}_{T,b}(w)$ 와 $\tilde{S}_{T,b}(w)$ 는 아래와 같음.

$$\bar{S}_{T,b}(w) := \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} \mathbb{1}(\sqrt{b}(\hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m}) \leq w);$$

$$\tilde{S}_{T,b}(w) := \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} \mathbb{1}(\sqrt{b} | (\hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m}) - (\hat{I}_{n,b,i} - \hat{I}_{2,n}) | \leq w)$$

○ 마찬가지로 W_T^A, W_T^B, W_T^C 의 부분표본 p-value는 아래와 같이 산정할 수 있음.

22) 동 가정은 Anderson et al.(2018) 참조 바람.

23) 가우시안 과정(Gaussian process) v 가 정칙적(regular)이라는 의미의 v 가 충분히 변동하여 통계적 검정이나 추정이 가능하다는 의미이며, 정칙적이지 않다는 것은 v 가 특정 값 근처에서 거의 움직이지 않거나 너무 작은 값을 가지지 않는다는 것을 의미함.

$$\begin{aligned}
p_A &:= \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} 1 \left\{ \min \left[\sqrt{b} (\hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m}), -\eta \right] \leq W_T^A \right\}; \\
p_B &:= \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} 1 \left\{ \max \left[\sqrt{b} (\hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m}), \eta \right] \geq W_T^B \right\}; \\
p_C &:= \frac{1}{L(T)} \sum_{i=1}^{L(T)} 1 \left\{ \max \left[\sqrt{b} + (\hat{I}_{m,b,i} - \hat{I}_{2,m}) - (\hat{I}_{n,b,i} - \hat{I}_{2,n}) + , \eta \right] \geq |W_T^C| \right\}
\end{aligned}$$

- 마지막으로 아래 Thm 8은 위 제시된 가설검정이 표본이 커질수록 이론적 유의수준을 유지하고, 대안가설에 대해서는 검정력이 1로 수렴함을 보여줌.

Thm 8

Thm 7과 동일한 가정을 가질 경우 가설검정과 관련된 점근적 유의수준과 검정력은 다음과 같음.

$$\begin{aligned}
\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(Reject H_0^a) &\leq \alpha \text{ under } H_0^a, \\
\lim_{T \rightarrow \infty} \Pr(Reject H_1^a) &\leq 1 \text{ under } H_1^a
\end{aligned}$$

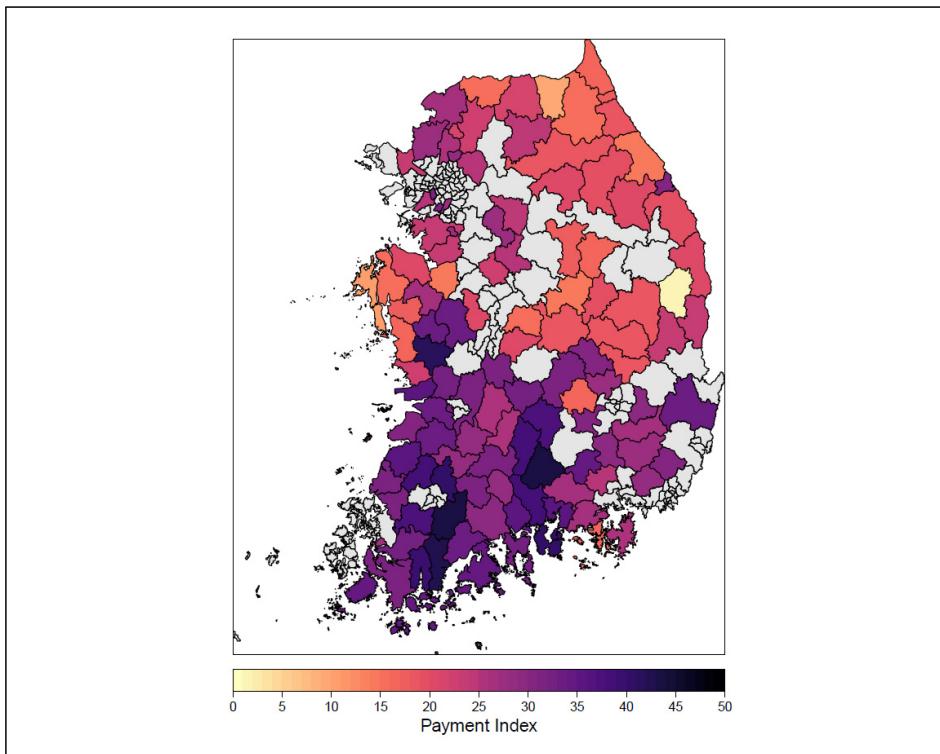
부 록 4

지역별 지불 지수 분석 결과

○ 아래 <부도 4-1>은 베이스라인 시나리오를 기준으로 SSP5-8.5 세기말 각 시군의 지불 지수를 산정한 결과를 나타냄.

- 분석 결과, 남부지역의 지불 지수의 값이 다른 지역에 비해 큰 것으로 나타났으며, 산청과 화순의 경우 지불 지수의 44kg/10a에 이르는 것으로 나타남. 이에 반해 경북 내륙 지역과 강원도, 그리고 서해안 지역의 경우 지불 지수가 다른 지역에 비해 상대적으로 작은 것으로 분석됨. 특히 군위군의 지불 지수는 5kg/10a로 126개 시군 중 가장 작은 것으로 나타남.

〈부도 4-1〉 지역별 지불 지수: SSP5-8.5, 2081~2100



주: CanESM5를 바탕으로 함. 회색으로 칠해진 지역은 분석에서 제외된 지역이며, 울릉군과 제주도는 그림의 가독성을 위해 제외함.

자료: 저자 작성.

참고문헌

농촌진흥청(2021), 농업분야 활용을 위한 SSP 기후변화 상세화 자료 생산 기술 가이드, 농촌진흥청
성재훈·정학균·이현정(2019), 이상기후가 농업부문에 미치는 경제적 영향 분석, R881, 한국농촌경제연구원.
채여라·김용건·신동원·박정규·조을생·현윤정·박주영·김현규·임형우·이상민·구경아·최형식·정은혜·양유경·최영웅·정예민·류소현·이하경(2022), 기후변화에 따른 부문별 사회·경제적 피해비용 분석 연구, 한국환경연구원.

Anderson, G., T. Post & Y. J. Whang(2018), “Somewhere between utopia and dystopia: Choosing from multiple incomparable prospects”, Journal of Business & Economic Statistics, 38(3): 1-29, American Statistical Association.

Arvanitis, S., T. Post & N. Topaloglou(2021), “Stochastic bounds for reference sets in portfolio analysis”, Management Science, 67(12): 7737-7754, Institute for Operations Research and the Management Sciences.

Baillo, A., J. Cárcamo & C. Mora-Corral(2024), “Tests for almost stochastic dominance”, Journal of Business & Economic Statistics, 43(2): 338-350, American Statistical Association.

Benítez, P. C., T. Kuosmanen, R. Olschewski & G. C. Van Kooten(2006), “Conservation payments under risk: a stochastic dominance approach”, American Journal of Agricultural Economics, 88(1): 1-15, Agricultural & Applied Economics Association.

Callaway, B. & T. Li(2019), “Quantile treatment effects in difference in differences models with panel data”, Quantitative Economics, 10(4): 1579-1618, Wiley.

Callaway, B. & W. Huang(2020), “Distributional effects of a continuous treatment with an application on intergenerational mobility”, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 82(4): 808-842, Wiley.

Callaway, B.(2021), “Bounds on distributional treatment effect parameters using panel data with an application on job displacement”, Journal of

- Econometrics, 222(2): 861-881, Elsevier.
- Chavas, J. P.(2004), Risk Analysis in Theory and Practice, Elsevier.
- Chen, J. & P. Li(2009), "Hypothesis test for normal mixture models: The EM approach", Annals of Statistics, 37(5A): 2523-2542, Institute of Mathematical Statistics.
- Chernozhukov, V., I. Fernández-Val & B. Melly(2013), "Inference on counterfactual distributions", Econometrica, 81(6): 2205-2268, Wiley.
- Ker, A. P. & P. McGowan(2000), "Weather-based adverse selection and the US crop insurance program: The private insurance company perspective", Journal of Agricultural and Resource Economics: 386-410, Western Agricultural Economics Association.
- Ker, A. P., T. N. Tolhurst & Y. Liu(2016), "Bayesian estimation of possibly similar yield densities: implications for rating crop insurance contracts", American Journal of Agricultural Economics, 98(2): 360-382, Agricultural & Applied Economics Association.
- Kim, K., J. P. Chavas, B. Barham & J. Foltz(2014), "Rice, irrigation and downside risk: a quantile analysis of risk exposure and mitigation on Korean farms", European Review of Agricultural Economics, 41(5): 775-815, Elsevier.
- Leshno, M. & H. Levy(2002), "Preferred by "all" and preferred by "most" decision makers: Almost stochastic dominance", Management Science, 48(8): 1074-1085, Institute for Operations Research and the Management Sciences.
- Linton, O., K. Song & Y. J. Whang(2010), "An improved bootstrap test of stochastic dominance", Journal of Econometrics, 154(2): 186-202, Elsevier.
- Liu, Y. & A. F. Ramsey(2022), "Incorporating historical weather information in crop insurance rating", American Journal of Agricultural Economics, 105(2): 546-575, Agricultural & Applied Economics Association.
- Mooney, D. F., D. L. Hoag, Z. I. Rasul & S. Gao(2022), "More risk, more money: When are payments for water savings from limited irrigation profitable for farmers?", Water Resources and Economics, 40: 100212, Elsevier.
- Park, E., B. W. Brorsen & A. Harri(2018), "Using Bayesian Kriging for spatial smoothing in crop insurance rating", American Journal of Agricultural

- Economics, 101(1): 330-351, Agricultural & Applied Economics Association.
- Peterson, J. M. & R. N. Boisvert(2004), "Incentive-compatible pollution control policies under asymmetric information on both risk preferences and technology", American Journal of Agricultural Economics, 86(2): 291-306, Agricultural & Applied Economics Association.
- Pignède, E.(2025), "Who carries the burden of climate change? Heterogeneous impact of droughts in sub-Saharan Africa", American Journal of Agricultural Economics, 107(3): 925-957, Agricultural & Applied Economics Association.
- Ramsey, A. F. & Y. Liu(2023), "Linear pooling of potentially related density forecasts in crop insurance", Journal of Risk and Insurance, 90(3): 769-788, Wiley.
- Ramsey, A. F.(2019), "Probability distributions of crop yields: a bayesian spatial quantile regression approach", American Journal of Agricultural Economics, 102(1): 220-239, Agricultural & Applied Economics Association.
- Rothe, C.(2010), "Nonparametric estimation of distributional policy effects", Journal of Econometrics, 155(1): 56-70, Elsevier.
- Russell, W. R. & T. K. Seo(1989), Representative sets for stochastic dominance rules. In Studies in the economics of uncertainty: in Honor of Josef Hadar, 59-76, New York, NY: Springer New York.
- Schuurman, D. & A. Ker(2024), Heterogeneity, climate change, and crop yield distributions: Solvency implications for publicly subsidized crop insurance programs, CrossRef.
- Tack, J. B. & D. Ubilava(2015), "Climate and agricultural risk: measuring the effect of ENSO on US crop insurance", Agricultural Economics, 46(2): 245-257, Wiley.
- Tack, J., A. Harri & K. Coble(2012), "More than mean effects: Modeling the effect of climate on the higher order moments of crop yields", American Journal of Agricultural Economics, 94(5): 1037-1054, Agricultural & Applied Economics Association.
- Tack, J., K. Coble & B. Barnett(2018), "Warming temperatures will likely induce higher premium rates and government outlays for the US crop

- insurance program”, Agricultural economics, 49(5): 635-647, Wiley.
- Tolhurst, T. N. & A. P. Ker(2014), “On technological change in crop yields”, American Journal of Agricultural Economics, 97(1): 137-158, Agricultural & Applied Economics Association.
- Wang, R., R. M. Rejesus & S. Aglasan(2021), “Warming temperatures, yield risk and crop insurance participation”, European Review of Agricultural Economics, 48(5): 1109-1131, Elsevier.
- Whang, Y. J.(2019), Econometric analysis of stochastic dominance: Concepts, methods, tools, and applications, Cambridge University Press.
- Wu, X.(2003), “Calculation of maximum entropy densities with application to income distribution”, Journal of Econometrics, 115(2): 347-354, Elsevier.
- Yvette Zhang, Y.(2015), “A density-ratio model of crop yield distributions”, Social Science Research Network, 99(5): 1327-1343, Social Science Electronic Publishing.

〈관련 자료〉

- Carter, C., X. Cui, D. Ghanem & P. Mérel(2018), “Identifying the economic impacts of climate change on agriculture”, Annual Review of Public Health, 10(1): 361-380, Annual Reviews.
- Kawasaki, K. & S. Uchida(2016), “Quality matters more than quantity: asymmetric temperature effects on crop yield and quality grade”, American Journal of Agricultural Economics, 98(4): 1195-1209, Agricultural & Applied Economics Association.
- Malikov, E., R. Miao & J. Zhang(2020), “Distributional and temporal heterogeneity in the climate change effects on US agriculture”, Journal of Environmental Economics and Management, 104: 102386, Elsevier.
- Ortiz-Bobea, A.(2021), “The empirical analysis of climate change impacts and adaptation in agriculture”, Handbook of Agricultural Economics, 5: 3981-4073, Elsevier.



기후위험 분석
- 농업 생산 분포변화를 중심으로

한국농촌경제연구원

전라남도 나주시 빛가람로 601 T.1833-5500 F.061) 820-2211

