

불일치 요소 분해 방법론을 통한 래스터 자료의 정량적 비교 분석

김정민* · 김오석**

A Quantitative Comparison of Raster Data Using Various Types of Disagreement Components

Jeongmin Kim* · Oh Seok Kim**

요약 : 래스터(Raster)는 벡터(Vector)와 함께 지리정보과학의 주된 축을 이루는 공간자료 구조이자 시각화 방법임에도 불구하고 국내 학계에서는 이에 대한 연구가 제한적이다. 특히, 두 도엽의 래스터 지도를 정량적으로 비교 분석하는 것은 래스터 분석에 있어 기초가 되며, 래스터 자료 활용 및 분석에 근거한 연구의 타당성과 신뢰도에 영향을 미치므로 래스터 간 비교 결과는 정확성과 객관성 담보가 필수적이다. 전통적으로는 두 래스터가 얼마나 일치 또는 불일치하는지를 평가하기 위해 카파계수(Kappa Coefficient)가 널리 사용되고 있다. 동시에 카파계수는 비현실적인 가정과 단일 지표만 제시한다는 한계를 지적받고 있기도 하다. 본 연구에서는 지리정보과학과 원격탐사 분야에서 카파계수의 대안으로 제시되어 온 ‘불일치 요소 분해’ 방법론을 고찰하고, 이를 가상 래스터 자료에 적용해 카파계수와의 차별성 및 유용성을 비교·평가하였다. 즉, 동일한 자료에 각각의 방법론을 적용하여 그들의 차이를 해석하고 논의하였다. 그 결과, 카파계수는 단일 수치로 ‘상당한 일치’라는 모호한 결과를 도출하는데 반해, 불일치 요소 분해 방법론은 두 래스터 불일치의 주된 원인이 전체 픽셀 개수의 불일치(‘양적 불일치’)인지, 아니면 픽셀의 공간적 배치에 의한 불일치(‘위치적 불일치’)인지를 양분해 평가하는 정교함을 보여주었다. 더 나아가, 위치적 불일치는 ‘교환’과 ‘이동’ 등으로 더욱 세분화할 수 있는바 보다 체계적으로 위치적 불일치의 패턴을 정량화할 수 있어 카파계수보다 더 투명하고 정확한 결과를 도출함을 확인할 수 있었다.

주요어 : 양적 불일치, 위치적 불일치, 카파계수, 래스터, 원격탐사

Abstract : Raster is an important spatial data structure and visualization method that, together with vector, forms one pillar of geographic information science. However, research on raster comparison is limited in Korean academia, despite quantitatively comparing and analyzing raster maps is fundamental in geographic research. Results of such comparisons must be accurate and objective, as they determine the validity and credibility of research. Traditionally, Kappa coefficient has been widely used to evaluate an agreement between two raster layers, where it also has been criticized for its unrealistic assumptions and reliance on a single indicator. In this study, we examined various types of disagreement components proposed by Pontius, which has been designed as an alternative to Kappa, and applied to virtual raster data to compare and evaluate their differences and usefulness. Specifically, we applied each methodology to the identical dataset and discussed their results' differences. As a result, while Kappa derived an ambiguous conclusion, namely “substantial agreement” using a single numerical value, the methodology of Pontius demonstrated more sophisticated evaluation—whether the primary cause of discrepancy between two raster layers is a disagreement in the total number of pixels (“Quantitative Disagreement”) or a disagreement due to the spatial arrangement of pixels (“Allocation Disagreement”). In particular, allocation disagreement can be further subdivided into “Exchange” and “Shift,” allowing for a more detailed examination of spatial inconsistency patterns, making it more useful than Kappa.

Key Words : Quantity Disagreement, Allocation Disagreement, Kappa Coefficient, Raster, Remote Sensing

*고려대학교 지리교육과 지리학과 학석사연계과정(Bachelor-Master Degree Bridging Program Student, Department of Geography Education and Department of Geography, Korea University, woolteve@korea.ac.kr)

**고려대학교 지리학과, 지리교육과, 미래국토연구소 부교수(Associate Professor, Department of Geography, Department of Geography Education, and Institute of Future Land, Korea University, oskim@korea.ac.kr)

I. 서론

인간 간섭(anthropogenic disturbance)으로 인한 지표, 생태계 등의 변화가 기후위거나 지속가능성에 미치는 영향은 토지변화과학(Land Change Science, LCS)에서 주요한 연구 주제이다(최근호·김오석, 2025; Turner *et al.*, 2007). 글로벌 환경 변화의 핵심 요인이자 결과인 토지이용 및 토지피복 변화(Land-Use and Land-Cover Change, LUCC)는 기후변화, 생물다양성 보전 및 지속가능발전 위한 필수 연구 분야로 자리 잡아왔다. 이는 토지이용과 토지피복 변화의 종류, 규모, 위치를 논하는 학문 분야로써 사회과학, 자연과학, 지리정보과학에 걸친 개별적 연구를 종합해 토지의 변화를 통합적인 시각에서 살펴보는 분야로 성장해 왔다(Rindfuss *et al.*, 2004). 원격탐사 및 위성영상 기술의 발전에 따라 LUCC에서는 토지피복 변화를 정량적으로 분석하고 미래의 토지이용 변화를 예측하며 지표에서 일어나는 시공간적 변화 패턴을 이해하고자 하는 시도가 이루어져 왔다(Lambin *et al.*, 2003). 이때 토지피복지도는 자주 활용되어 온 공간자료로 일반적으로 래스터 형태로 제작, 배포, 분석된다.

래스터 지도는 색상 정보를 가진 작은 정사각형 모양의 화소로 표현되는 지도를 의미한다. 벡터 지도가 점·선·면 등의 조합으로 도로나 건물, 행정구역과 같은 객체를 명확한 경계가 드러나도록 표현하는 데 강점이 있는 한편, 래스터 지도는 고도나 기온 혹은 오염 농도와 같이 지표상의 연속적인 지리적 사상을 표현하는 데 벡터 형식의 지도보다 효과적이라는 강점이 있다. 또한, 래스터 지도는 벡터 지도에 비해 지도 간 중첩 연산이 효율적이라는 장점이 있다(Tomlin, 1994). 따라서, 연속적인 특징을 지닌 환경 변수와 종종 함께 사용되며, 토지피복 분류 및 토지이용 변화 예측 모델 개발이 활발한 LUCC 분야나 수치표고모델(Digital Elevation Model, DEM)을 활용하는 자연지리 분야에서 래스터 지도는 적합한 자료 구조일 수밖에 없다(Suh *et al.*, 2021).

래스터 기반 토지피복지도를 정량적으로 비교 분석 시, 연구지역과 공간해상도 등이 모두 동일하다는 전제하에 두 지도 간 픽셀 개수 및 위치가 얼마나 일치하는지를 파악하는 것이 핵심이다. 예를 들어, 과거와 현재를 각각 나타내는 두 시점의 토지피복지도를 시계열적으로 비교하면 토지피복 변화가 어떤 경향을 띠면서 변화하는지 추적할 수 있다(최근호·김오석, 2024; Pontius *et al.*, 2004). 한편,

토지피복지도를 제작하는 연구에서는 기계학습 또는 딥러닝 방법론을 위성영상에 적용해 토지피복 분류 결과를 도출하는데, 이때 참값(true)이라 여겨지는 참조지도와 비교하였을 때 두 지도 간의 차이를 정량적으로 비교하는 과정을 토지피복도 분류 정확도 검증으로 볼 수 있다. 마지막으로 래스터 정량 분석은 미래를 예측하는 LUCC 모델링의 결과가 실제로 미래의 토지피복 변화를 얼마나 정확히 예측했는지를 검증할 때도 사용될 수 있다(Pontius *et al.*, 2004; Pontius and Millones, 2011).

위 연구들은 모두 다수의 지목(地目) 또는 카테고리들을 포함하는 두 도엽의 토지피복지도가 얼마나 일치 혹은 불일치하는지를 살펴보는 과정으로 요약될 수 있으며, 이때 토지피복지도는 대부분 공간역이 변하지 않고 그대로 유지되는 것이 일반적이다(Pontius *et al.*, 2004). 미래 LUCC을 예측하는 연구는 대부분의 연구지역의 토지피복이 변화하지 않고 유지되는 경우도 흔하므로 연구지역의 일부인 변화하는 부분을 체계적이고 정확하게 정량적으로 비교 분석할 것이 요구된다. 토지피복 분류 연구에서도 정확한 정량적 비교에 근거한 정확도 검증이 이루어져야만 사용한 기계학습 또는 딥러닝 모델의 성능을 객관적으로 판단하고 개선의 실마리를 찾을 수 있게 된다. 결론적으로, 토지피복지도를 정량적으로 정확하게 비교하는 과정은 체계적인 토지피복 변화 패턴을 심층적으로 이해하고, 토지피복 분류 모델을 객관적인 기준에 따라 평가 및 개선하기 위한 핵심이다.

원격탐사에서 토지피복지도를 정량적으로 비교할 때, 전체 픽셀 수 중 일치하는 픽셀 수를 나타낸 비율인 ‘정분류율(Overall Accuracy)’과 우연적 일치를 제외한 후 두 래스터 지도의 일치하는 정도를 계산한 ‘카파계수(Kappa Coefficient)’를 관례적으로 사용해 왔다. 이들은 연구 목적에 따라 조금씩 의미를 달리하며 래스터 자료가 얼마나 일치하는지를 비교, 분석하는 수단으로 사용되어 왔다. 그러나, 단순히 일치 정도를 단일 지표만으로 요약하는 기존 방식은 불일치가 ‘얼마나’, ‘어디서’ 발생했는지에 대한 근본적이고 객관적인 이해가 어렵다는 명백한 한계를 가진다. Pontius and Millones(2011)는 이처럼 무비판적으로 사용되는 카파계수에 근본적이고 합리적인 의문을 제기하며 카파계수의 ‘우연’이라는 비현실적인 전제와 단일 지표의 한계를 지적했다. 또한, 단순히 두 지도의 ‘일치’만 고려하는 것이 아니라 ‘불일치’도 비교할 것을 제안하였다(Pontius and Millones, 2011). 더 나아가 Pontius and

Santacruz(2014)는 불일치를 ‘양적 불일치’와 ‘위치적 불일치’로 세분하고, 위치적 불일치를 두 픽셀 간 맞바꿈으로써 불일치를 해소할 수 있는 ‘교환(Exchange)’, 세 카테고리 이상의 복잡한 불일치인 ‘이동(Shift)’으로 정의해 이들을 카파계수 대신 사용할 것을 권하였다.

본 논문은 카파계수의 대안으로서 미국 클락대학교 지리학과 Pontius 교수와 그의 동료들이 연구한 ‘불일치 요소 분해’ 방법론을 살펴보고, 가상의 래스터 지도로의 적용을 통해 카파계수와 비교했을 때 어떠한 해석적 차이가 있는지 그들의 유용성을 비교, 평가하는 것을 목적으로 한다. 또한, 기존 문헌에서 제시된바 없는 불일치 요소 분해를 직관적으로 표현하고 확인할 수 있는 방법을 제안하고자 한다. 먼저 선행연구에서 카파계수의 원리를 방법론적 측면에서 살펴본다. 또한, 불일치 요소 분해와 그 구성 요소들의 방법론적 구조를 살펴본다. 다음으로는 래스터 지도를 가상으로 만들어 카파계수와 불일치 구성 요소들을 직접 계산하고 지표들이 어떤 의미를 가지며 어떻게 해석될 수 있는지 확인해 보고자 한다.

II. 카파계수와 불일치 요소 분해

두 지도를 비교하는 방법은 육안으로 판단하는 주관적 방식으로부터 발전해 정량적으로 면적 또는 특정 지점의 차이를 비교하는 방식으로 발전해 왔다. 이후에는 오차행렬(Confusion Matrix) 혹은 교차표(Cross-Tabulation)에 기반을 두면서 두 지도를 비교하는 것이 더 정교해졌다(Foody, 2002). 위와 같은 발전은 Congalton(1991)이 토지피복 분류 결과의 정확도를 체계적으로 검증하는 기준을 마련하면서부터 시작되었다. 오차행렬의 개념을 도입하고 카파계수를 정확도 검증 기준으로 개발 및 활용한 것이 큰 역할을 했다(Congalton, 1991). 이후로 정분류율, ‘사용자 정확도’(User’s Accuracy; Precision), ‘생산자 정확도’(Producer’s Accuracy; Recall)과 함께 카파계수를 사용하여 래스터 분석의 정확도를 검증하는 것이 관례가 되었다(Suh et al., 2024).

이 같은 정분류율과 카파계수의 관례적 사용은 국내 연구에서도 잘 드러난다. 박종철·김장수(2014)는 환경부 토지피복지도의 정확도를 여러 시점에 걸쳐 평가하는 과정에서 도엽별, 카테고리별로 일치하는 정도를 정분류율과 유사한 방법으로 평가했다. 홍일영·이경주(2022)도

항공사진 분류 결과의 일치 여부를 확인할 때 오차행렬과 정분류율에 근거했다. 최근호·김오석(2024)은 카파계수와 전이행렬표를 통해 두 시점의 토지피복지도의 시공간적 변화 경향을 설명하였으며, 정재준(2012)은 교차표와 카파계수를 활용해 토지피복 분류 결과의 정확도를 평가하였다.

이러한 오랜 학문적 관행과 지표에도 불구하고, 카파계수는 ‘우연’이라는 순수 무작위 기반의 비현실적인 전제와 단일 지표로만 래스터 지도의 일치도를 평가한다는 한계를 이유로 비판받았다(Pontius and Millones, 2011). 카파계수의 한계를 이해하기 위해서는 먼저 수식을 이해할 필요가 있다. Congalton(1991)이 원격탐사에 적용하기에 앞서, Jacob Cohen이 처음 고안한 카파계수(Cohen’s Kappa Coefficient)는 두 명의 평가자가 동일한 평가대상을 순서가 없는 여러 개의 카테고리로 분류하는 경우, 이들 평가 결과가 얼마나 일치하는지를 나타내는 지수이다(Cohen, 1960). Cohen(1960)에 의하면, 단순히 두 개의 평가 결과가 일치하는 비율을 계산해서 비교하면 우연에 의해 발생할 수 있는 일치를 고려하지 않기에 정확한 판단이 어렵고, 카이제곱 검정을 사용하여 평가하는 것 역시 두 평가 결과의 일치도가 아닌 연관성을 측정하는 방법이기 때문에 우연에 의한 일치를 고려할 수 없다고 보아 카파계수를 제안했다. 카파계수는 식 (1)을 통해 계산한다.

$$\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (1)$$

$$p_o = \sum_{i=1}^k p_{ii} \quad (2)$$

$$p_e = \sum_{i=1}^k (p_{i.} \times p_{.i}) \quad (3)$$

이때, 식 (2)의 p_o 는 관측된 일치율(Observed proportion of agreement) 혹은 전체 정확도로 전체 카테고리에서 두 지도가 서로 일치하게 분류된 비율을 의미한다. p_e 는 각 지도의 전반적인 카테고리 경향만을 고려했을 때, 확률적으로 기대되는 일치율을 의미한다. 식 (2)에서 k 는 전체 카테고리의 수이며, p_{ii} 는 전체에 대해 두 지도에서 모두 i 카테고리로 분류된 비율이다. 식 (3)에서 $p_{i.}$ 는 지도 A가 전체에 대해 카테고리 i 로 분류한 비율을 의미하며, $p_{.i}$ 는 지도 B가 전체에 대해 카테고리 i 로 분류한 비율을 의미한다.

토지피복 변화에서 대부분의 토지는 실제로 변하지 않

고 그대로 유지되는 경우가 변화하는 경우보다 훨씬 더 큰 비중을 차지한다(Pontius *et al.*, 2004). 따라서, Pontius *et al.*(2004)은 일반적으로 토지피복 예측 모델이 두 시기 사이에 변화를 외삽하는 방식을 따르기에, 모델의 예측 성능을 정분류를 및 카파계수로 판단하면 정확한 성능 진단이 어렵고 단순히 좋은 성능을 보이는 모델이라 평가과정 자체를 호도할 수 있음을 지적한다. 이에 더해, Pontius and Millones(2011)는 두 지도의 일치도 분석 및 모델 정확도 검증에 있어 카파계수의 문제점을 언급하며 이를 모델 검증에 사용하지 말 것을 주장하였다. 이들은 카파계수가 가정하는 우연에 의한 일치가 토지피복 변화를 다루는 지도 비교 분석 상황에서는 전제에서부터 오류를 불러오며, 단일한 지표를 통해 일치도를 표현하는 것은 두 지도 불일치의 근본 원인을 파악하는 데 도움이 되지 않음을 지적한다. 이는 두 시점의 지도를 비교하는 과정과 모델의 정확도를 검증하는 과정에 모두 동일한 문제를 일으키며 카파계수의 복잡한 가정과 계산 방식으로 인해 불필요한 지표 해석의 복잡성을 유발한다. 예컨대 도시화, 삼림 벌채와 같은 토지피복 변화는 기존 카테고리의 경계나 인접 지역에서 발생하는 공간적 패턴을 가지기에 우연이라는 순수한 무작위를 가정하는 카파계수의 전제는 현실을 제대로 반영하기 어렵다(Pontius, 2022). 또한, 카파계수는 단순 양적 일치도인 정분류율과 거의 동일한 정보를 제공하기에 두 시기의 지도 비교 분석 시에는 심층적인 토지 피복 변화 확인을 어렵게 하며, 모델의 예측 성능 검증 시

에는 객관적인 성능 검증이 어려움은 물론이고 모델 개선을 위한 정보 제공이 어렵다는 한계를 지닌다(Pontius and Millones, 2011).

따라서, Pontius and Millones(2011)는 카파계수의 대안으로 양적 불일치(Quantity Disagreement)와 위치적 불일치(Allocation Disagreement)를 제시했다(그림 1). 이는 기존의 카파계수가 표현하던 일치도의 개념을 ‘얼만 큼’ 그리고 ‘어디에서’ 불일치가 일어났는지로 분해해 제시하는 방법론이다. 한편, Pontius and Millones(2011) 이후로 국내 학계에서도 카파계수를 비롯해 과도기적 지표인 Kno, Klocation 등과 같은 파생된 카파계수를 함께 정확도 검증에 사용하는 연구도 나타나기 시작했다(김오석·윤정호, 2015). 이후로도 발전을 거듭한 불일치 요소 분해 방법론은 더 나아가 어디에서 불일치가 일어났는지 살펴보는 위치적 불일치를 두 카테고리 간 맞바꿈으로 불일치가 해소되는 교환(Exchange)과 세 카테고리 이상이 얹혀 발생하는 복잡한 변화인 이동(Shift)으로 나뉘어 발전해 왔다(Pontius and Santacruz, 2014).

III. 불일치 요소 분해 원리

Pontius(2022)에 따르면 같은 카테고리를 가진 두 지도를 비교하는 상황에서 양적 불일치와 위치적 불일치를 살펴보는 과정은 같은 카테고리 체계를 가진 X와 Y로 이루

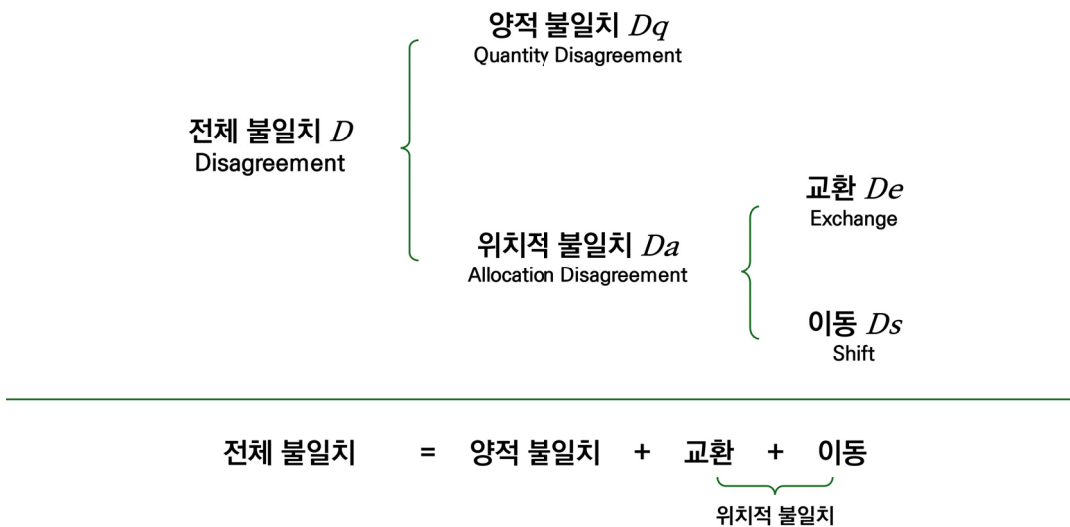


그림 1. 불일치 요소의 구조

어진 교차표를 필요로 한다(표 1). 일반적으로 X는 과거 지도 혹은 모델이 예측한 지도를, Y는 현재 지도 혹은 참값을 나타내는 것으로 여겨지는 참조지도(Reference map)에 해당한다(Congalton, 1991). 표 2는 불일치 요소 분해의 수식을 이루는 지표에 대한 설명이다.

식 (4)의 오분류 오류(Commission Error / False Alarm)는 X에서 특정 카테고리 k 에 해당하지만, Y에서는 카테고리 k 가 아닌 경우를 의미한다. 식 (5)의 누락 오류(Omission Error / Misses)는 Y에서 특정 카테고리 k 에 해당하지만, X에서는 카테고리 k 가 아닌 경우를 의미한다. 식 (6)의 오

분류 수량(Quantity of Commission Error / False Alarm Quantity)은 특정 카테고리 k 에 대해 0과 $F_k - M_k$ 중 최댓값을 의미하며, 식 (7)의 누락 수량(Quantity of Omission Error / Miss Quantity)은 0과 $M_k - F_k$ 중 최댓값을 의미한다. 이때, 식 (8)의 양적 불일치(Quantity Disagreement)는 오분류 수량의 전체 합계 혹은 누락 수량의 전체 합계이다. 지도 전체의 픽셀 수는 변하지 않고 모든 불일치 픽셀은 어떤 한 카테고리의 오분류인 동시에 다른 카테고리의 누락이기 때문에 총량이 변하지 않아 오분류 수량의 전체 합계와 누락 수량의 전체 합계는 값이 동일하다. 식 (9)의 교환 오분류(False Alarm Exchange)는 특정 카테고리 k 의 전체 오분류 중에서 다른 카테고리 j 와 서로 맞바뀔 양을 계산하는 과정이다. 식 (10)의 전체 교환(Difference Exchange)는 식 (9)에서 카테고리별로 계산한 맞교환 오류의 총합이 된다. 식 (11)의 이동 오분류(False Alarm Shift)는 특정 카테고리 k 의 오분류 오류 F_k 에서 오분류 수량 F_{qk} 와 교환 오분류 Fe_k 를 제외한 나머지에 해당한다. 이동 오분류의 모든 카테고리에 대한 합산은 식 (12)의 전

표 1. 교차표(Cross-tabulation)

		Y			
		$j = 1$	$j = 2$...	$j = J$
X	$i = 1$	n_{11}	n_{12}		n_{1J}
	$i = 2$	n_{21}	n_{22}		n_{2J}
	...				
	$i = J$	n_{J1}	n_{J2}		n_{JJ}

표 2. 수식 내 지표 설명

표기	의미
D	전체 불일치(Total Disagreement) 전체 범위에 대한 불일치 수량
Dq / Q	양적 불일치(Quantity Disagreement) 전체 범위에 대한 양적 불일치 수량
A	위치적 불일치(Allocation Disagreement) 전체 범위에 대한 위치적 불일치 수량
De	전체 교환(Difference Exchange) 전체에 대한 교환 수량
Ds	전체 이동(Difference Shift) 전체에 대한 이동 수량
F_k	오분류 오류(Commission Error/False Alarms) 카테고리 k 에 대한 오분류 오류
F_{qk}	오분류 수량(Quantity of Commission error / False Alarm Quantity)
Fe_k	교환 오분류(False Alarm Exchange)
Fs_k	이동 오분류(False Alarm Shift)
M_k	누락 오류(Omission Error/Misses)
M_{qk}	누락 수량(Quantity of Omission error / Miss Quantity)
i	카테고리 인덱스 $i=1, 2, \dots, J$
j	카테고리 인덱스 $j=1, 2, \dots, J$
J	카테고리의 총 개수
k	카테고리 인덱스 $k=1, 2, \dots, J$
N_{ii}	행 i , 열 i 에 있는 관측값 수
N_{ij}	행 i , 열 j 에 있는 관측값 수
N_{ik}	행 i , 열 k 에 있는 관측값 수
N_{jk}	행 j , 열 k 에 있는 관측값 수
N_{kj}	행 k , 열 j 에 있는 관측값 수
N_{kk}	행 k , 열 k 에 있는 관측값 수

체 이동(Difference Shift) D_s 가 된다. 식 (13)의 위치적 불일치(Allocation Disagreement)는 공간적 배치 차이의 총합으로 전체 교환 D_e 와 전체 이동 D_s 의 합계가 된다. 최종적으로 전체 불일치(Total Disagreement)는 양적 불일치(D_q 또는 Q)와 위치적 불일치(A)의 합과 같다(Pontius, 2022).

$$\text{오분류 오류: } F_k = \left(\sum_{j=1}^J N_{kj} \right) - N_{kk} \quad (4)$$

$$\text{누락 오류: } M_k = \left(\sum_{i=1}^J N_{ik} \right) - N_{kk} \quad (5)$$

$$\text{오분류 수량: } Fq_k = \text{MAXIMUM}(0, F_k - M_k) \quad (6)$$

$$\text{누락 수량: } Mq_k = \text{MAXIMUM}(0, M_k - F_k) \quad (7)$$

$$\text{양적 불일치: } Dq = Q = \sum_{k=1}^J Fq_k = \sum_{k=1}^J Mq_k \quad (8)$$

$$\text{교환 오분류: } Fe_k = \left(\sum_{j=1}^J \text{MINIMUM}(N_{kj}, N_{jk}) \right) - N_{kk} \quad (9)$$

$$\text{전체 교환: } De = \sum_{k=1}^J Fe_k \quad (10)$$

$$\text{이동 오분류: } Fs_k = F_k - Fq_k - Fe_k \quad (11)$$

$$\text{전체 이동: } Ds = \sum_{k=1}^J Fs_k \quad (12)$$

$$\text{위치적 불일치: } A = De + Ds \quad (13)$$

$$\text{전체 불일치: } D = Q + A = Dq + De + Ds \quad (14)$$

위와 같은 과정에 따라 불일치 요소를 수량과 위치의 불일치 요소로 분해해 살펴보는 과정은 두 지도 사이의 불일치 원인이 발생한 이유를 명확히 진단할 수 있다는 점에서 장점을 가진다(Pontius, 2000). 위치적 불일치를 계산하는 과정은 여러 카테고리 사이의 전환 경향을 살펴보는 과정을 포함한다. 따라서 두 시기의 지도를 통해 토지피복 변화를 살펴보는 연구에서는 불일치 요소 분해가 단순히 변화의 총량을 확인하는 것을 넘어서 카테고리들 사이의 관계를 파악하기 쉽게 한다는 장점이 있다. 또한, 모델의 결과물을 검증하는 연구에서는 양적 불일치와 위치적 불일치, 더 나아가 교환과 이동으로 분리해 비교함으로써 연구자가 개발한 모델의 강점과 약점을 객관적으로 확인할 수 있다. 또한, 모델 생성 시 투입되는 파라미터나 훈련 데이터의 점검함으로써 모델의 개선점을 확인하는 데 유용한 지표가 될 수 있다(Pontius and Santacruz, 2014).

위와 같은 불일치 요소 분리는 다양한 토지피복 연구 상

황에 맞게 연구의 타당성을 효과적으로 검증할 수 있는 도구가 될 수 있다. 예컨대, 산림의 탄소 저장 총량을 추정하는 연구에서는 수량 정확도가 공간적 배치보다 중요하지만, 야생동물의 서식지 관계성을 분석하는 연구에서는 공간적 배치의 정확도가 중요할 수 있기에 적절한 불일치 요소 제시를 통해 연구의 타당성을 제고할 수 있게 된다(Pontius et al., 2025). 앞서 살펴본 카파계수와 비교하면 불일치 요소 분해는 ‘우연’에 의한 일치라는 비현실적인 가정에서 벗어나 두 지도의 실제 차이를 직접 측정하며, 단일 지표 제시가 가진 불완전성을 보완하고, 실질적인 모델 개선의 정보를 제공한다는 점에서 의의가 있다(Pontius and Santacruz, 2014; Pontius et al., 2025). Pontius and Millones(2011)는 해당 방법론을 연구자들이 쉽게 적용하고 연구에 활용할 수 있도록 연산을 진행할 수 있는 교차표 연산 스프레드시트를 무료로 배포하고 있으며 <https://wordpress.clarku.edu/rpontius/> 를 통해 해당 파일을 제공하고 있다.

IV. 적용 및 평가

그림 2는 카파계수와 불일치 요소의 실 사용례를 확인하고 비교하기 위해 제작한 10×10, 총 픽셀 개수 100의 래스터 지도 예시이다. 지도Y에서 ‘*’로 표시된 부분은 지도 X와 다르게 변화가 일어난 부분을 의미한다. Cohen (1960)의 카파계수와 Pontius and Santacruz(2014)의 불일치 요소들을 계산하기 위해서는 분할표 혹은 교차표가 필요하다. 위와 같은 구조의 표는 기술 통계를 목적으로 제시하는 자료로서 교차표, 분할표, 오차 행렬(또는 혼동행렬) 등 많은 다른 이름을 가지고 있다(Pontius and Millones, 2011). 이때, 교차표는 두 변수 간의 관계를 단순히 기술하고 요약할 때 사용하는 가장 포괄적인 용어이며,

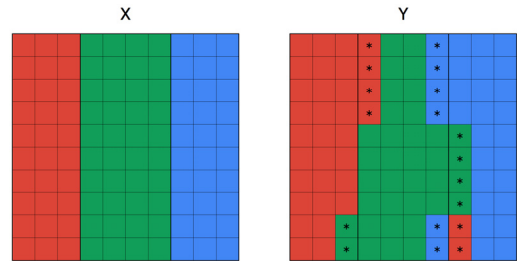


그림 2 가상 래스터 지도 (10×10)

표 3. 가상 래스터 자료의 교차표

		Y			
		Red	Green	Blue	
X	Red	28	2	0	30
	Green	4	30	6	40
	Blue	2	4	24	30
		34	36	30	100

분할표는 두 변수 간의 통계적 연관성을 검증하는 상황인 경우, 오차 행렬은 모델의 성능과 정확도를 평가하고 예측 값과 실제값을 비교하는 경우를 지칭한다(Cohen, 1960; Congalton, 1991). 본 논문에서는 예시 상황에 대해 카파 계수를 비롯해 불일치 요소들을 계산해 비교 분석하는 복합적인 상황이기 때문에 가장 포괄적인 용어인 교차표로 명칭을 이하 통일한다. 예시 상황인 그림 2에 대해 교차표를 작성하면 표 3과 같다.

1. 카파계수의 실계산

카파계수의 계산식은 상기했듯 $\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e}$ 이다. p_o 는 관측된 일치율(Observed Agreement) 혹은 전체 정확도로 $p_o = \sum_{i=1}^k p_{ii}$ 이기에 위 교차표상에서 전체 픽셀 수에 대한 X, Y 간 일치량, 즉 전체 픽셀 수에 대한 주대각선 값의 합계이므로 $\frac{28+30+24}{100} = 0.82$ 이다.

p_e 는 전반적인 카테고리 경향만을 고려했을 때, 확률적으로 기대되는 일치율을 의미하며 $p_e = \sum_{i=1}^k (p_{i.} \times p_{.i})$ 이다. 따라서, $\frac{30}{100} \times \frac{34}{100} + \frac{40}{100} \times \frac{36}{100} + \frac{30}{100} \times \frac{30}{100} = 0.336$ 이다.

결과적으로, $\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e}$ 이므로 $\kappa = \frac{0.82 - 0.336}{1 - 0.336} \approx 0.7289$ 이다.

Cohen(1960)의 관점에서 계산 과정을 해석해 보면, 두 지도의 실제 일치율($P_o = 0.82$)이 우연에 의해 기대되는 일치율($P_e = 0.336$)보다 0.484만큼 높다. 이는 우연을 넘어선 순수한 일치의 양이다. 두 지도에서 기대되는 잠재적 최대 일치율은 $1 - P_e$ 에 해당하며 값은 0.664이다. 따라서, 카파계수 약 0.7289는 잠재적 최대 일치율 0.664에 대한 우연을 제외한 실제 일치율 0.484의 비율이라 해석할 수 있다.

명백히 임의적인 기준임에도 불구하고 Landis and Koch (1977)가 제시한 카파계수 해석 기준 표 4에 따르면 0.7289

표 4. 카파계수의 임의적 해석

Kappa Statistic	Strength of Agreement
<0.00	Poor
0.00~0.20	Slight
0.21~0.40	Fair
0.41~0.60	Moderate
0.61~0.80	Substantial
0.81~1.00	Almost Perfect

출처 : Landis and Koch(1977)

는 ‘상당한’(Substantial) 일치 수준이라 해석한다.

그러나 이러한 카파계수와 해석 방식은 특정 맥락과 목적에 대한 고려 없이 보편적이고 임의적인 기준을 사용해 연구 결과의 유효성을 주장하는 행위이기 때문에 비과학적이며 연구 결과의 해석 및 추후 개선 연구에 있어 악영향을 미칠 수 있다(Pontius *et al.*, 2004; Pontius and Millones, 2011; Pontius, 2022).

2. 불일치 요소 분해의 실계산

불일치 요소는 상기했듯 양적 불일치, 교환과 이동으로 이루어진 위치적 불일치로 분해될 수 있다(Pontius and Santacruz, 2014; Pontius, 2022).

오분류 오류는 $F_k = \left(\sum_{j=1}^J N_{kj} \right) - N_{kk}$ 이므로 각 행의 합계에서 주 대각선에 해당하는 값을 뺀 값과 동일하다. 따라서, $F_{Red} = 30 - 28 = 2$, $F_{Green} = 40 - 30 = 10$, $F_{Blue} = 30 - 24 = 6$ 이다.

누락 오류는 $M_k = \left(\sum_{i=1}^J N_{ik} \right) - N_{kk}$ 이므로 각 열의 합계에서 주 대각선에 해당하는 값을 뺀 값과 동일하다. 따라서, $M_{Red} = 34 - 28 = 6$, $M_{Green} = 36 - 30 = 6$, $M_{Blue} = 30 - 24 = 6$ 이다.

오분류 수량은 $Fq_k = MAXIMUM(0, F_k - M_k)$ 이므로 $Fq_{Red} = MAXIMUM(0, 2 - 6) = 0$, $Fq_{Green} = MAXIMUM(0, 10 - 6) = 4$, $Fq_{Blue} = MAXIMUM(0, 6 - 6) = 0$ 이다.

누락 수량은 $Mk_k = MAXIMUM(0, M_k - K_k)$ 이므로 $Mk_{Red} = MAXIMUM(0, 6 - 2) = 4$, $Mk_{Green} = MAXIMUM(0, 6 - 10) = 0$, $Mk_{Blue} = MAXIMUM(0, 6 - 6) = 0$ 이다.

양적 불일치는 $Dq = \sum_{k=1}^J Fq_k = \sum_{k=1}^J M_{fk}$, 즉 오분류 수량 합계 및 누락 수량 합계와 동일하므로 $Dq=4$ 이다. Green 카테고리를 기준으로는 오분류 수량이 4, Red 카테고리를 기준으로는 누락 수량이 4이며 나머지 각 카테고리에 대한 오분류 및 누락 수량은 모두 0이다. 따라서, 오분류 수량 합계와 누락 수량 합계가 4라는 동일한 값을 가지며 이는 4픽셀만큼의 양적 불일치임을 확인할 수 있다.

교환 오분류는 $Fe_k = \left(\sum_{j=1}^J \text{MINIMUM}(N_{kj}, N_{jk}) \right) - N_{kk}$ 이므로,

$$\begin{aligned} Fe_{Red} &= \text{MIN}(N_{12}, N_{21}) + \text{MIN}(N_{13}, N_{31}) \\ &= \text{MIN}(2, 4) + \text{MIN}(0, 2) \\ &= 2 + 0 \\ &= 2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Fe_{Green} &= \text{MIN}(N_{21}, N_{12}) + \text{MIN}(N_{23}, N_{32}) \\ &= \text{MIN}(4, 2) + \text{MIN}(6, 4) \\ &= 2 + 4 \\ &= 6 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Fe_{Blue} &= \text{MIN}(N_{31}, N_{13}) + \text{MIN}(N_{32}, N_{23}) \text{이다.} \\ &= \text{MIN}(2, 0) + \text{MIN}(4, 6) \\ &= 0 + 4 \\ &= 4 \end{aligned}$$

전체 교환은 $De = \sum_{k=1}^J Fe_k$ 이므로 $De = 2 + 6 + 4 = 12$ 이다.

이동 오분류는 $Fs_k = F_k - Fq_k - Fe_k$ 이므로

$$Fs_{Red} = F_{Red} - Fq_{Red} - Fe_{Red} = 2 - 0 - 2 = 0,$$

$$Fs_{Green} = F_{Green} - Fq_{Green} - Fe_{Green} = 10 - 4 - 6 = 0,$$

$$Fs_{Blue} = F_{Blue} - Fq_{Blue} - Fe_{Blue} = 6 - 0 - 4 = 2 \text{이다.}$$

전체 이동은 $Ds = \sum_{k=1}^J Fs_k$ 이므로 $Ds = 0 + 0 + 2 = 2$ 이다. 최종적으로 전체 불일치는 양적 불일치와 교환 그리고 이동의 합이므로 $D = Dq + De + Ds = 4 + 12 + 2 = 18$ 이다.

위 계산 과정과 결과값의 관계를 정리하면 표 5와 같다.

모든 불일치된 픽셀은 한 카테고리에서는 오분류 오류로, 다른 한 카테고리는 누락 오류로 한 번씩만 계산되는 양면성을 가진다(Pontius et al., 2004). 따라서 모든 카테고리에 대한 오분류 오류의 합계와 누락 오류의 합계는 전체 불일치와 같다.

위 예시 사례에 대한 계산은 모두 픽셀 수를 기준으로 계산된 값이다. 이때, 불일치 요소들은 전체 지도 면적(Extent)을 기준으로 한 집중도와 전체 불일치 D 를 기준으로 한 집중도 두 가지의 표현이 가능하다(Pontius, 2022). 먼저, 전체 픽셀 수에 대한 전체 불일치와, 양적 불일치, 교환과 이동의 비율을 표현하면 백분율의 형식으로 '전체 범위에 대한 불일치 집중도(Intensity of Difference in Extent)'를 나타낼 수 있다.

전체 면적 기준 양적 불일치 집중도:

$$\begin{aligned} \text{Quantity Intensity of Difference in Extent} \\ &= \frac{Dq \times 100\%}{\sum_{i=1}^J \sum_{j=1}^J N_{ij}} = 4\% \end{aligned}$$

전체 면적 기준 교환 불일치 집중도:

$$\begin{aligned} \text{Exchange Intensity of Difference in Extent} \\ &= \frac{De \times 100\%}{\sum_{i=1}^J \sum_{j=1}^J N_{ij}} = 12\% \end{aligned}$$

전체 면적 기준 이동 불일치 집중도:

$$\begin{aligned} \text{Shift Intensity of Difference in Extent} \\ &= \frac{Ds \times 100\%}{\sum_{i=1}^J \sum_{j=1}^J N_{ij}} = 2\% \end{aligned}$$

이는, 지도 전체 면적을 100%로 봤을 때 각각의 불일치 요소가 얼마나 많은 면적을 차지하는지를 상대적으로 나타냄으로써 지도 내에서 전체 픽셀 대비 불일치의 총량을 파악할 수 있다는 장점이 있다.

다음으로, 전체 불일치를 기준으로 한 집중도(Intensity in Difference)는 전체 불일치에 대해 각 불일치 구성 요소(수량, 교환, 이동)이 얼마나 큰 비중을 차지하는지를 제시함으로써 어떤 유형의 차이가 가장 큰지를 직관적으로 제시하는 방법이다.

표 5. 카테고리별 불일치 요소 진단 프레임워크

	오분류 오류 F_k	=	오분류 수량 Fq_k	+	교환 오분류 Fe_k	+	이동 오분류 Fs_k	누락 오류 M_k
Red	2		0		2		0	6
Green	10	=	4	+	6	+	0	6
Blue	6		0		4		2	6
	18		4		12		2	18
	전체 불일치	=	양적 불일치(Dq)	+	교환(De)	+	이동(Ds)	= 전체 불일치

전체 불일치 기준 양적 불일치 집중도:

$$\text{Quantity Intensity in Difference} = \frac{Dq \times 100\%}{D} \approx 22.2222$$

전체 불일치 기준 교환 불일치 집중도:

$$\text{Exchange Intensity in Difference} = \frac{De \times 100\%}{D} \approx 66.6666$$

전체 불일치 기준 이동 불일치 집중도:

$$\text{Shift Intensity in Difference} = \frac{Ds \times 100\%}{D} \approx 11.1111$$

이는 전체 불일치를 100%로 보았을 때 각각의 불일치 유형이 차지하는 비율이므로 불일치의 유형의 종류와 비율을 파악할 수 있다는 장점이 있다.

3. 비교

가장 기본이 되는 요소인 정분류율과 함께 카파계수와 불일치 요소들을 함께 살펴보면 표 6과 같다.

표 6은 각각의 값을 소수점 둘째 자리까지 반올림해 표현한 방법론별 일치 및 불일치 비교표이다. 표 6을 살펴보면 주어진 가상 래스터 지도에 대해 정분류율은 82%이며, 카파계수는 0.73로 우연에 의한 일치율인 0.34이 제외된 픽셀 일치 정도로 해석할 수 있다. 그러나 두 지표는 일치하는 정도를 단순 제시만 한다는 측면에서 특징적 차이가 나타나지 않는 지표들이라 해석할 수 있다. 또한, 토지피복지도는 변화하지 않고 유지되는 면적이 대부분이고 변화하는 면적이 극히 일부라는 관점에서 보았을 때도 일치 정도 혹은 정확도가 단순히 높다고 연구 결과를 호도하는 수치로 악용될 가능성이 높다. 게다가 카파계수의 전제인 ‘우연’은 공간적 자기상관성이 존재하는 토지피복지도의 특성과 상충되는 기본 전제로서 논리적 완결성이 떨어지는 지표이자 비교 방법론이라고 평가할 수 있다.

반면 불일치 요소분해를 살펴보면 전체 100%에서 정분류율을 제외한 값인 18%가 전체 불일치 집중도임을 확인할 수 있으며, 이 불일치는 4%의 양적 불일치와 14%의 위치적 불일치, 더 나아가 14%의 위치적 불일치 중 12%는 교환 불일치와 2%는 이동 불일치로 구성되어 있음을 확인할 수 있다. 위 예시 상황의 그림을 살펴보면 X에서 Y로 교차할 때, Green의 총량이 4픽셀만큼 줄었으며, 이는 양적 불일치에 해당하는 것을 알 수 있다. (한 카테고리의 오분류

는 다른 카테고리의 누락이므로 Red의 누락 수량은 4이다). Red를 기준으로 1대1 맞교환 시 불일치를 해소할 수 있는 픽셀은 총 2픽셀, Green을 기준으로 6픽셀, Blue를 기준으로 4픽셀로 총 12픽셀의 불일치가 발견되며 이는 교환 불일치에 해당함을 알 수 있다. 나머지 Y의 하단 부카테고리 경계에는 세 카테고리가 얹혀 발생한 불일치가 나타나는데, 각각의 카테고리에서 2픽셀씩 불일치가 나타나므로 이는 이동 불일치에 해당함을 알 수 있다. 기존 문헌에서 제시되지 않았던 표 6은 위의 과정을 하나의 표로 정리해 각 요소를 한눈에 조망하고 이해할 수 있게 하며 카테고리별로 불일치 요소들을 확인할 수 있다. 위 과정은 이해를 돕기 위해 단순화된 상황이기 때문에 실제 지역을 대조하는 과정과 비교했을 때는 직관성이 떨어질 수 있으나, 불일치 요소 분해는 불일치 요소를 불일치 유형과 카테고리 유형별로 분리해 살펴볼 수 있다는 점에서 카파계수와는 차별점이 명확히 존재함을 확인할 수 있다.

상술했듯 카파계수는 카테고리에 따라 두 지도의 일치

표 6. 방법론별 일치 및 불일치 비교

방법론		값
정분류율 (‘관측된 일치율’ 백분율 환산, $p_o \times 100\%$)		82%
카파계수	관측된 일치율 p_o	0.82
	우연에 의해 기대되는 일치율 p_e	0.34
	카파계수 κ	0.73
전체 불일치 집중도 (Intensity of Total Disagreement)		18%
전체 면적 기준 양적 불일치 집중도 (Quantity Intensity of Difference in Extent)		4%
전체 면적 기준 위치적 불일치 집중도 (Allocation Intensity of Difference in Extent)		14%
전체 면적 기준 교환 불일치 집중도 (Exchange Intensity of Difference in Extent)		12%
전체 면적 기준 이동 불일치 집중도 (Shift Intensity of Difference in Extent)		2%
전체 불일치 기준 양적 불일치 집중도 (Quantity Intensity in Difference)		$22.22\% = \frac{4}{18}$
전체 불일치 기준 교환 불일치 집중도 (Exchange Intensity in Difference)		$66.66\% = \frac{12}{18}$
전체 불일치 기준 이동 불일치 집중도 (Shift Intensity in Difference)		$11.11\% = \frac{2}{18}$

정도를 하나의 수치를 통해 표현하는 지표이다(Pontius, 2022). Cohen(1960)에 따르면 카파계수가 가정하는 우연은 래스터 지도 비교의 측면에서 픽셀 카테고리의 총량이 일정하다는 전제하에 픽셀들의 공간적 위치가 완전히 무작위로 재배치 되는 상황을 의미한다. 카파계수는 본래 임상심리학, 사회학, 정신의학과 같은 분야를 배경으로 두 명의 평가자가 순서가 없는 명목 척도(nominal scale)로 분류한 값의 의견 합치 정도를 판단하고자 탄생하였다. 이때, 평가자 두 명의 카테고리 분류 행위는 개별적인 평가자들의 독립된 상황이기 때문에 독립적인 사건들의 확률적 조합을 통해 우연에 의한 일치 P_e 를 제거하는 과정이 타당할 수 있다. 그러나 토지피복 변화와 같이 지표 위에서 일어나는 지리적 현상은 Tobler(1970)가 제안한 지리학 제1 법칙과 같이 공간적 자기상관성을 지닌다. 이는 지도상의 픽셀이 주변 픽셀값과 독립적이지 않고 서로 유사한 경향을 주고받는 공간적 자기상관성을 보일 가능성이 높음을 암시하며, 모든 픽셀이 독립적으로 무작위 할당될 수 있다고 가정하는 카파계수의 전제와 충돌한다. 또한, 카파계수의 우연에 의한 무작위 배치 전제는 실제 지표상 변화가 카테고리들 사이의 경계에서 확장 혹은 축소의 변화를 겪는다는 인접성의 개념과 충돌하기에 문제가 된다(Pontius, 2022). 반면, 양적 불일치와 위치적 불일치로 이루어진 불일치 요소의 분리는 교차표를 통한 직관적 통찰을 가능케 하며 세부 불일치 구성 요소를 확인할 수 있어 토지피복 변화의 양상을 구체적으로 확인하거나, 모델 카테고리 성능의 약점을 진단할 수 있는 등의 강점을 가진다.

V. 결론 및 논의

본 연구에서는 래스터 지도를 정량적으로 비교할 때 관례적으로 사용되어 왔던 카파계수의 한계를 확인하고, 그 대안으로 ‘불일치 요소 분해’ 방법론을 고찰한 후, 가상 래스터 지도에 모두 적용하여 실제적인 효용성을 비교, 분석하였다. 그 결과, 카파계수보다 ‘양적 불일치’와 ‘위치적 불일치’를 각각 계산한 후, 이들을 합한 ‘전체 불일치’가 두 래스터 지도의 부합 정도를 카파계수에 비해 더 투명하게 정량화하는 것으로 나타났다.

그러나, 이처럼 합리적인 대안도 실제 연구에 적용할 때에는 여전히 다음과 같은 한계가 있다. 먼저, 카파계수와 불일치 요소 분해 방법론은 비교하고자 하는 래스터 지도

들의 공간해상도와 픽셀 개수가 완벽히 일치하는 경우에만 제대로 작동할 수 있다. 지리학 연구에서는 다양한 종류의 지도자료를 융합하여 연구를 수행하는 경우가 종종 있는데, 이 과정에서 불가피한 오류로 인해 내재적인 위치적 불일치가 발생할 수 있다. 이때는 래스터의 공간해상도를 체계적으로 점차 낮게 조정해 가면서 비교·분석하는 ‘다중해상도 분석’(Multi-resolution analysis)을 고려해 볼 수 있다. 이처럼 공간해상도를 달리하며 양적, 위치적 불일치 정도를 분석하면, ‘가까운 오류’(Near Miss)는 어느 특정 해상도에서 불일치가 사라지고, ‘먼 오류’(Far Miss)는 해상도가 매우 낮아져도 불일치가 사라지지 않는다(Pontius, 2002). 다중해상도 분석은 벤 다이어그램에서 영감을 받아 설계한 UCC 모델링에 특화된 ‘성능지수’(Figure of Merit)와도 함께 적용될 수 있다(김오석, 2013; Pontius *et al.*, 2008).

둘째, 본 연구에서 다룬 방법론은 세 도엽 이상의 비교는 고려하지 않은 한계 역시 존재한다. 이는 토지피복 분류나 미래 LUCC 예측 모델링을 검증하는 경우에는 크게 문제가 되지 않는다. 그러나 여러 시기에 걸친 통시적 관점에서의 변화를 연구하기는 어렵다. 이 같은 한계는 3개 이상의 여러 시점의 토지피복지도를 활용해 각 시간 구간별로 변화의 규모와 변화가 집중된 정도를 분석하는 방법론인 ‘집중도 분석’(Intensity analysis)을 통해 그 한계를 보완할 수 있다. Aldwaik and Pontius(2012)는 1980, 1990, 1995년과 같이 3개 시점의 토지피복지도를 통해 각 시간 구간의 연간 평균 변화율과 전체 연구 기간의 평균 변화율인 균일선(Uniform Line)을 비교해 10년(1980~1990년)과 5년(1990~1995년)이라는 서로 다른 길이의 시간 구간을 체계적으로 비교할 수 있는 구간 수준(Interval Level) 분석 개념을 제시했다. 또한, 카테고리별 총획득(Gain)과 총손실(Loss)의 연간 변화 집중도와 연구 기간 전체의 평균 변화율을 비교해 카테고리별로 변화가 활발한 ‘활성’(Active)인지 아니면 변화가 활발하지 않은 ‘휴면’(Dormant)으로 판단해야 하는지 변화 경향성을 판단할 수 있는 카테고리 수준(Category Level) 분석 개념 또한 제시했다. 마지막으로 특정 카테고리의 변화에 있어 어떤 카테고리와 집중적으로 상호작용하는지 살펴보는 전이 수준(Transition Level) 분석 개념을 통해 카테고리 사이의 상호작용 경향성을 파악하고 변화 이면의 사회경제적 과정을 추론할 수 있는 도구를 제시했다. 이와 같이 다중 시기에 걸친 정량적 지도 비교 분석 프레임워크는 객관적이고 직관적으로

통시적 분석을 가능케 하며, 단순 두 시기만을 비교하는 본 연구의 한계를 보완할 수 있다(Aldwaik and Pontius, 2012; Kim *et al.*, 2022).

궁극적으로 픽셀로 이루어진 래스터 자료의 구조적 특성상 이들 자료 간의 차이를 비교·분석할 때 별도의 방법론이 필요하며 동시에 비교의 정확성과 객관성이 요구된다. 그중에서도 가장 기본적인 상황인, 동일한 공간해상도와 동일한 픽셀 개수로 이루어진 두 개의 래스터 지도를 체계적으로 비교하는 방법론은 나아가 다중 해상도, 다시점 등 보다 확장된 정량적 시공간 비교의 밑거름 역할을 할 것이다. 국내 학계에서도 체계적인 래스터 지도 비교 분석이 더 객관적이고 정확한 결과의 도출, 토지피복 분류 및 LUCC 모델링 결과 검증 시 의미 있는 모델 개선 과정에 기여할 수 있으리라 기대한다.

참고문헌

- 김오석, 2013, “토지 이용 변화 예측 모형의 정확도 검정을 위한 통계량 연구,” *한국경제지리학회지*, 16(3), 458-471.
- 김오석·윤정호, 2015, “현 상태 유지 시나리오를 이용한 토지피복 변화 예측,” *한국도시지리학회지*, 18(3), 121-135.
- 박종철·김장수, 2014, “환경부 다중시기 토지피복도로 탐지한 토지피복 변화 지역의 정확도 평가: 구량천 유역을 사례로,” *한국지도학회지*, 14(1), 61-75.
- 정재준, 2012, “위성영상분류와 식생지수를 이용한 도시 지역 추출 비교 연구,” *한국지도학회지*, 12(3), 35-44.
- 최근호·김오석, 2024, “대규모 택지 개발이 토지피복 변화에 미치는 영향 분석: Land Change Modeler를 활용한 별내신도시와 다산신도시 사례 연구,” *한국도시지리학회지*, 27(3), 45-59. <http://dx.doi.org/10.21189/JKUGS.27.3.4>
- 최근호·김오석, 2025, “토지변화과학과 인간-자연 공조시스템 모델링,” *한국지도학회지*, 25(2), 13-33. <https://doi.org/10.16879/jkca.2025.25.2.013>
- 홍일영·이경주, 2022, “전이학습과 항공사진을 이용한 토지이용변화 탐지,” *한국지도학회지*, 22(3), 15-24. <https://doi.org/10.16879/jkca.2022.22.3.015>
- Aldwaik, S.Z. and Pontius Jr, R.G., 2012, Intensity Analysis to Unify Measurements of Size and Stationarity of Land Changes by Interval, Category, and Transition, *Landscape and Urban Planning*, 106(1), 103-114. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.02.010>
- Cohen, J., 1960, A Coefficient of Agreement for Nominal Scales, *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- Congalton, R.G., 1991, A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data, *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Foody, G.M., 2002, Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment, *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185-201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Kim, O.S., Vaclavik, T., Park, M.S., and Neubert, M., 2022, Understanding the Intensity of Land-Use and Land-Cover Changes in the Context of Postcolonial and Socialist Transformation in Kaesong, North Korea, *Land*, 11(3), 357. <https://doi.org/10.3390/land11030357>
- Lambin, E.F., Geist, H.J., and Lepers, E., 2003, Dynamics of Land-use and Land-cover Change in Tropical Regions, *Annual Review of Environment and Resources*, 28(1), 205-241. <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105459>
- Landis, J.R. and Koch, G.G., 1977, The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data, *Biometrics*, 33(1), 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Pontius Jr, R.G., 2000, Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(8), 1011-1016.
- Pontius Jr, R.G., 2002, Statistical Methods to Partition Effects of Quantity and Location During Comparison of Categorical Maps at Multiple Resolutions, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(10), 1041. https://commons.clarku.edu/faculty_geography/790/
- Pontius Jr, R.G., 2022, *Metrics That Make a Difference: How to Analyze Change and Error*, Cham: Springer.

- Pontius Jr, R.G. and Millones, M., 2011, Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment, *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Pontius Jr, R.G. and Santacruz, A., 2014, Quantity, Exchange, and Shift Components of Difference in a Square Contingency Table, *International Journal of Remote Sensing*, 35(21), 7543-7554. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2014.969814>
- Pontius Jr, R.G., Boersma, W., Castella, J.C., Clarke, K., de Nijs, T., Dietzel, C., Duan, Z., Fotsing, E., Goldstein, N., Kok, K., Koomen, E., Lippitt, C.D., McConnell, W., Mohd Sood, A., Pijanowski, B., Pithadia, S., Sweeney, S., Trung, T.N., Veldkamp, A.T., and Verburg, P.H., 2008, Comparing the Input, Output, and Validation Maps for Several Models of Land Change, *Annals of Regional Science*, 42, 11-37. <https://doi.org/10.1007/s00168-007-0138-2>
- Pontius Jr, R.G., Francis, T., and Millones, M., 2025, A Call to Interpret Disagreement Components During Classification Assessment, *International Journal of Geographical Information Science*, 39(7), 1373-1390. <https://doi.org/10.1080/13658816.2025.2469830>
- Pontius Jr, R.G., Huffaker, D., and Denman, K., 2004, Useful Techniques of Validation for Spatially Explicit Land-change Models, *Ecological Modelling*, 179(4), 445-461. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.05.010>
- Pontius Jr, R.G., Shusas, E., and McEachern, M., 2004, Detecting Important Categorical Land Changes While Accounting for Persistence, *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101(2004), 251-268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Rindfuss, R.R., Walsh, S.J., Turner, B.L., Fox, J., and Mishra, V., 2004, Developing a Science of Land Change: Challenges and Methodological Issues, *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, 101(39), 13976-13981. <https://doi.org/10.1073/pnas.0401545101>
- Suh, J.W., Anderson, E., Ouimet, W., Johnson, K.M., and Witharana, C., 2021, Mapping Relict Charcoal Hearths in New England Using Deep Convolutional Neural Networks and LiDAR Data, *Remote Sensing*, 13(22), 4630. <https://doi.org/10.3390/rs13224630>
- Suh, J.W., Zhu, Z., and Zhao, Y., 2024, Monitoring construction changes using dense satellite time series and deep learning, *Remote Sensing of Environment*, 309, 114207. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114207>
- Tobler, W.R., 1970, A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region, *Economic Geography*, 46(1970), 234-240. <https://doi.org/10.2307/143141>
- Tomlin, C.D., 1994, Map Algebra: One Perspective, *Landscape and Urban Planning*, 30(1994), 3-12. [https://doi.org/10.1016/0169-2046\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0169-2046(94)90063-9)
- Turner, B.L., Lambin, E.F., and Reenberg, A., 2007, The Emergence of Land Change Science for Global Environmental Change and Sustainability, *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, 104(52), 20666-20671. <https://doi.org/10.1073/pnas.0704119104>
- 교신: 김오석, 02841, 서울특별시 성북구 안암로 145 고려대학교 운초우선교육관 633호, 고려대학교 일반대학원 지리학과, 사범대학 지리교육과, 미래국토연구소 (이메일: oskim@korea.ac.kr)
- Correspondence: Oh Seok Kim, Department of Geography, Graduate School of Korea University, Department of Geography Education, College of Education, and Institute of Future Land, Uncho-Useoun Hall #633, 145 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 02841, Republic of Korea (E-mail: oskim@korea.ac.kr)
- 투 고 일: 2025년 8월 6일
심사완료일: 2025년 8월 26일
투고확정일: 2025년 8월 28일