

구역 적응 크리깅을 이용한 실내 환경 품질의 공간 예측 기법

한승완¹ · 정승욱^{2*}¹국립목포대학교 컴퓨터학부 부교수²한국전자통신연구원 지능·제조융합연구실

Spatial Prediction of Indoor Environmental Quality Using Zone-Adaptive Kriging

Seungwan Han¹ · Seungwoog Jung^{2*}¹Associate Professor, School of Computer Science, Mokpo National University, Jeollanamdo 58554, Korea²Principal Researcher, Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon 34129, Korea

[요약]

실내 환경 품질(IEQ)의 공간 예측에서는 벽체, 칸막이, 출입구와 같은 구조 요소로 인한 공간 상관성의 이질성 때문에 기존 공간 기법이 구역 경계 부근에서 체계적 오차를 보인다. 본 논문은 도면(CAD/BIM) 기반 구역 사전 정보를 공분산 함수에 직접 통합하는 구역 적응 크리깅(ZAK: Zone-Adaptive Kriging)을 제안한다. ZAK는 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p,q)$ 로 동일 구역 내 상관성을 증폭하여 실내 구조를 공분산 수준에서 모델링하며, 수정 공분산 행렬이 양정치성을 만족하는 조건($\alpha \geq 0$) 하에서 표준 크리깅의 BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) 조건이 유지됨을 증명한다. 실제 사무실 CO₂ 데이터 37,086건의 LOOCV (Leave-One-Out Cross-Validation) 실험에서 IDW·표준 크리깅 대비 RMSE를 각각 17.8%, 25.5% 감소시켰고, 구역 경계 인근 노드에서 최대 25.2%의 오차 감소와 Intel Lab 데이터셋(온도, 습도, 조도)에서도 일관된 성능 향상을 확인하였다.

[Abstract]

Spatial prediction of indoor environmental quality (IEQ) remains challenging because structural features such as walls, partitions, and doorways induce heterogeneous spatial correlations. Consequently, conventional interpolation methods based on isotropic covariance structures or distance-only weighting often produce systematic errors near zone boundaries. To address this limitation, this study proposes Zone-Adaptive Kriging (ZAK), a framework that incorporates floor-plan-derived zone priors directly into the covariance function through a zone correlation coefficient function, $\Delta(p,q)$. By accounting for indoor structural heterogeneity at the covariance level, ZAK preserves the Best Linear Unbiased Estimator property of standard kriging under the positive-definiteness condition ($\alpha \geq 0$). In Leave-One-Out Cross-Validation experiments using 37,086 CO₂ measurements collected in a real office environment, ZAK reduced RMSE by 17.8% and 25.5% compared with inverse distance weighting (IDW) and standard Kriging, respectively, achieving 25.2% error reduction at boundary-adjacent nodes. Consistent improvements were also observed for temperature, humidity, and illuminance prediction using the Intel Lab dataset, demonstrating that ZAK provides a lightweight and theoretically grounded framework for spatial IEQ prediction.

색인어 : 공간 예측, 구역적응 보간법(ZAK), 구역 구획화, 실내 환경 품질(IEQ), 지구통계**Keyword** : Geostatistics, Indoor Environmental Quality, Spatial Prediction, Zone-Adaptive Kriging, Zone Partitioning<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2026.27.5.1435>

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 14 April 2026; Revised 06 May 2026

Accepted 11 May 2026

***Corresponding Author; Seungwoog Jung**

Tel: +82-42-860-6809

E-mail: swjung@etri.re.kr

I. 서론

실내 환경 품질 (Indoor Environmental Quality, IEQ)의 공간적 불균질성은 스마트 빌딩 운영 및 환기 제어[1], 재실자의 학습·업무 수행과 쾌적성 평가[2]-[4], 그리고 실내 IEQ 분포 매핑[5] 측면에서 중요한 문제이다. 실제 실내 공간에서는 벽체, 칸막이, 출입구, 가구 배치와 같은 물리적 요소가 공기 흐름과 오염물질 확산 경로를 바꾸므로, 동일한 물리적 거리 내에 위치한 지점이라도 상이한 공간적 상관 구조를 보일 수 있다. 이러한 특성은 실내 공간을 단순한 연속 평면으로 가정하는 기존 공간 예측 기법을 그대로 적용하기에는 제약이 존재한다.

실내 센서 네트워크는 비용, 설치 제약, 유지관리 부담 때문에 모든 위치를 조밀하게 계속하기 어렵다. 따라서 제한된 감지 노드로부터 미세측 지점의 값을 추정하는 공간 예측 기법은 여전히 핵심적인 분석 도구이다. 그러나 실내 구조를 충분히 반영하지 못하는 예측 모델은 구역 경계 부근에서 체계적 편향을 유발할 수 있으며, 이는 환기 제어, 이상 상황 감지, 쾌적도 평가와 같은 실제 운영 의사결정의 신뢰도를 저하시킨다. 본 연구는 이러한 오차가 단순한 거리 정보의 부족이 아니라, 공간 이질성이 공분산 구조에 명시적으로 반영되지 않은 데서 비롯된다는 문제의식에서 출발한다.

기존 연구에서는 실내 구조를 반영하기 위해 데이터 기반 군집화와 가상 거리(virtual distance)를 결합한 접근이 제안된 바 있다[6]. 이러한 접근은 실내 공간의 비등질성을 반영하려는 시도라는 점에서 의미가 있으나, 구역 구분이 관측 데이터에 의존하며, 변형된 거리 구조가 공분산 행렬의 이론적 성질을 항상 보장하지 않는다는 한계를 가진다. 이에 본 논문은 도면 정보로부터 물리적으로 일관된 구역을 정의하고, 동일 구역 내 상관성을 공분산 함수 수준에서 직접 조절하는 Zone-Adaptive Kriging (ZAK)을 제안한다. ZAK는 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p, q)$ 를 도입하여 실내 구조를 공분산 모델에 통합하며, 이를 통해 실내 구역 경계를 고려한 공간 예측 프레임워크를 구성한다.

본 연구의 핵심은 단순히 새로운 가중 규칙을 제안하는 데 있지 않다. 본 논문은 수정된 공분산 행렬의 양정치성을 바탕으로 ZAK가 표준 크리깅의 Best Linear Unbiased Estimator(BLUE) 조건을 유지함을 보이고, 동일 구역 우선 K-선택(K-Nearest Neighbor (K-NN) 기반 K개 참조 노드 선택) 전략이 예측 분산을 감소시킬 수 있음을 이론적으로 제시한다. 또한 실제 사무실 CO₂ 데이터와 공개 Intel Lab 데이터셋을 이용한 실험을 통해, ZAK가 전체 평균 성능뿐 아니라 구역 경계 인근 노드에서 특히 유의한 개선을 보임을 확인한다. 따라서 본 연구는 실내 구조 인지 보간의 문제를 경험적 휴리스틱 수준이 아니라, 공분산 모델링과 최적 추정 이론의 결합 문제로 재정식화한다는 점에서 의의를 가진다.

본 연구는 첫째, 도면 기반 구역 정보를 지구통계 공분산 모델에 직접 통합하는 ZAK 프레임워크를 제안한다. 기존의

데이터 기반 군집화 및 가상 거리 치환과 달리, ZAK는 동일 구역 여부를 나타내는 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p, q)$ 를 통해 실내 구조를 공분산 수준에서 명시적으로 반영한다. 이를 통해 실내 공간의 구조적 이질성을 보다 해석 가능하고 물리적으로 일관된 방식으로 모델링한다. 둘째, 수정된 공분산 행렬의 양정치성을 바탕으로 ZAK가 표준 크리깅의 BLUE 조건을 유지함을 형식적으로 보인다. 이는 제안 기법이 단순한 휴리스틱 가중치 조정이 아니라, 불편성과 최소분산성을 만족하는 이론적 추정 프레임워크임을 의미한다. 또한 특정 조건에서 ZAK가 표준 크리깅으로 환원됨을 보임으로써, ZAK가 기존 크리깅의 임의적 변형이 아니라 그 일반화임을 확인한다. 셋째, 동일 구역 우선 K-선택 전략이 예측 분산을 감소시킬 수 있음을 이론적으로 제시한다. 이는 실내 구조를 반영한 이웃 선택이 단지 경험적 직관에 머무르지 않고, 예측 신뢰도 향상과 직접 연결될 수 있음을 검증한다. 넷째, 전체 평균 성능뿐 아니라 구역 경계 인근 노드를 별도 분석 대상으로 설정하여, 구조적 불연속성이 큰 위치에서 ZAK의 효과를 집중적으로 검증한다. 이는 기존 실내 보간 연구가 평균 오차 중심으로 제시하던 평가 방법을 보완하며, 실내 구조 반영 기법의 실제 유용성이 어디에서 나타나는지를 보다 구체적으로 보여준다. 그리고 마지막으로 실제 사무실 CO₂ 데이터와 공개 Intel Lab 데이터셋을 함께 사용하여 ZAK의 적용 가능성을 검증하고, 도면 기반 구역 정의가 데이터 수집 이전 단계에서도 활용 가능하다는 실용적 장점을 제시한다. 이로써 ZAK는 신규 구축 환경, 리모델링 공간, 저밀도 센서 배치 시나리오에서 적용 가능한 경량 구조 인지 보간 프레임워크로 활용될 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. II에서 관련 연구를 심층 고찰하고, III에서 ZAK 알고리즘과 이론적 분석을 기술한다. IV와 V는 각각 실험 환경 및 데이터 수집 방법과 실험 결과 분석을 제시한다. 그리고 VI에서 본 논문에서 제안한 ZAK 기법의 차별성과 기여를 서술하고 마지막으로 VII에서 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

II. 실내 구조 인지 보간 관련 연구

공간 예측 기법은 크게 거리 기반 결정론적 방법과 확률적 지구통계 방법으로 구분할 수 있다. IDW (Inverse Distance Weight)는 계산이 단순하고 구현이 용이하다는 장점이 있으나, 관측값 간 상관 구조를 명시적으로 모델링하지 않기 때문에 실내와 같이 구조적 단절이 존재하는 환경에서는 경계부 오차가 커질 수 있다[7]-[10]. 반면 크리깅은 공분산 또는 반분산 구조를 통해 관측값 간 공간 상관성을 반영하고 예측 분산까지 제공할 수 있어 환경 변수의 공간 추정에 널리 활용되어 왔다[11]-[16]. 그러나 일반적인 크리깅은 사전에 설정된 반분산 모델 또는 등방성 공분산 구조에 의존하는 경우가 많아, 동일한 물리적 거리에서도 벽체·칸막이·출입구 등에 의해 상관성이 달라지는 실내 환경에서는 구역 간 불연속성

을 충분히 표현하는 데 한계가 있다[5]-[6].

실내 환경을 대상으로 한 기존 보간 연구들은 벽체, 설비, 공간 흐름 등으로 인해 형성되는 공간적 이질성을 보완하기 위해 다양한 구조 반영 전략을 탐색해 왔다. 그 중 대표적으로 Jung 등[6]은 실내 감지 노드를 유사 특성 기반으로 군집화하고, 군집 관계를 가상 거리로 변환하여 Spatially-aware Spatial Interpolation/Kriging (SSI/SSK)를 구성하였다. 이 접근은 실내 구조를 반영하려는 실용적 시도라는 점에서 의미가 있으나, 구역 정의가 데이터에 의존하므로 초기 설치 단계에서는 적용이 제한될 수 있고, 공간 구조가 변경될 경우 군집 재구성이 필요하다. 또한 가상 거리 치환은 공분산 함수 입력을 휴리스틱하게 변경하는 방식이므로, 수정된 공분산 시스템의 이론적 성질을 직접적으로 해석하기 어렵다.

한편 CFD (Computational Fluid Dynamics) 기반 시뮬레이션이나 딥러닝 기반 예측 기법은 복잡한 유동 구조와 비선형성을 다룰 수 있으나, 대규모 학습 데이터, 상세한 경계조건, 높은 계산 비용이 요구된다는 점에서 상시 운용형 실내 감시 시스템에 항상 적합한 것은 아니다. 특히 실시간 추정과 운영 의사결정 지원이 필요한 환경에서는, 해석 가능성과 계산 효율성을 유지하면서도 구조적 정보를 수용할 수 있는 경량 지구통계 프레임워크가 필요하다.

이러한 맥락에서 본 연구는 기존 SSK의 문제의식을 계승 하되, 접근 방식을 근본적으로 전환한다. ZAK는 도면 기반 구역 정의를 사용하여 공간 구조를 사전에 명시하고, 동일 구역 여부를 공분산 함수의 입력 변형이 아니라 공분산 값의 직접 조정으로 반영한다. 따라서 본 연구는 기존 실내 구조 인 지 보간 연구를 단순 확장하는 것이 아니라, 구역 정보를 공분산 수준에서 정식화하는 프레임워크를 제시한다.

표 1은 이러한 차이를 기존 주요 기법과 비교하여 요약한 것이다. 특히 SSK[6]와의 차이는 구역 정의 방식, 공분산 반영 메커니즘, 그리고 BLUE 유지에 대한 이론적 보장 측면에서 가장 분명하게 드러난다.

표 1. 공간 예측 기법 비교

Table 1. Comparison of spatial prediction methods

Criterion	IDW	Kriging	CFD/DL	SSI/SSK [6]	ZAK (proposed)
Zone boundary	No	No	Yes (physics/learning)	Yes (data-driven K-mode)	Yes (mathematical)
BLUE optimality	x	o	N/A	x (heuristic VD)	o (proved)
Pred. variance	x	o	Limited	o	o
No extra data	o	o	x (large data)	o	o (floor plan only)
Real-time use	o	o	Difficult	o	o
Theory	Partial	o	Partial	Partial	o (new)

III. 구역적응 보간법(ZAK) 알고리즘

3-1 알고리즘의 정의

본 논문에서 제안하는 ZAK 알고리즘의 핵심 아이디어는 기존 크리깅의 등방성 공분산 $C^R(h)$ 를 구역 정보를 반영한 비 등방성 공분산 $C^Z(h;p,q) = C^R(h) \cdot \Delta(p,q)$ 로 대체하는 것이다. 제안된 알고리즘의 상세 내용은 다음과 같다.

[단계 1] 구역 구획화

실내 도면(CAD/BIM 데이터)으로부터 벽체, 격벽, 주요 구조물의 위치를 추출하여, 공기 흐름이 물리적으로 분리된 구역 집합 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ 을 정의한다. 각 감지 노드 p_i 는 해당 노드가 위치한 구역 $Z(p_i)$ 에 할당된다. 구역 정의는 관리자의 도면 기반 수동 설정, 실내 측위 시스템(Indoor Positioning System, IPS) 등 다양한 방법으로 수행 가능하다.

[단계 2] 구역 우선 K-최근접 노드 선택

예측 대상 지점(추정점) p_0 에 대해, 다음 우선순위 규칙으로 K 개의 참조 노드를 선택한다.

- (1순위) p_0 과 동일 구역 $Z(p_0) = Z(p_i)$ 인 감지 노드를 유클리드 거리 근접 순으로 우선 선택
- (2순위) 선택 노드 수가 K 미만이면, 인접 구역의 노드 중 거리 근접 순으로 보충

예측 분산을 $\sigma_N^2(p_0)$ 라 하면, 동일 구역 내 노드를 우선 선택하면 동일 구역 노드의 cross-covariance 증폭분이 상수항 증가분 $(\alpha - 1) \cdot CR(0)$ 을 초과하는 경우, 즉 $((\omega_{ZAK}^* \top c_o^Z - (\omega_{std}^* \top c_o) > ((\alpha - 1) \cdot C_R(0) + (\mu_{std} - \mu_{ZAK})))$ 가 만족될 때 $\sigma_{ZAK}^2 < \sigma_{std}^2$ 가 성립한다. 실험적으로 동일 구역 노드가 포함될 때 이 조건이 충족됨을 확인하였다.

[단계 3] 구역 상관 계수 함수 정의 및 ZAK 예측

ZAK의 수정된 공분산은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$C^Z(h;p,q) = C^R(h) \cdot \Delta(p,q) \tag{1}$$

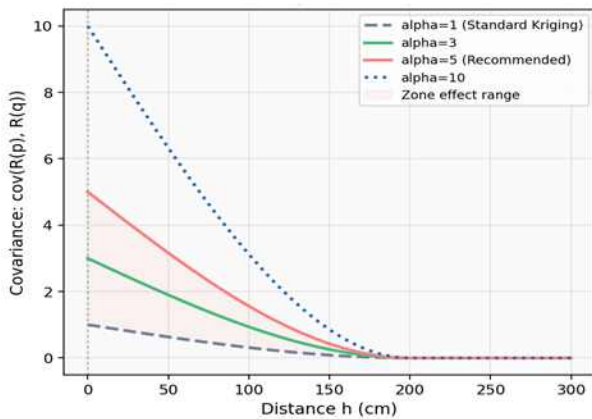
여기서 $C^R(h)$ 는 거리 h 를 파라미터로 가지는 공분산 함수, $\Delta(p,q)$ 는 구역 상관 계수 함수(식 (2)), $\alpha(\geq 0)$ 는 구역 가중 계수(zone weighting coefficient)를 의미한다.

구역 상관 계수 함수 $\Delta(p,q)$ 는 식 (2)와 같이 정의된다.

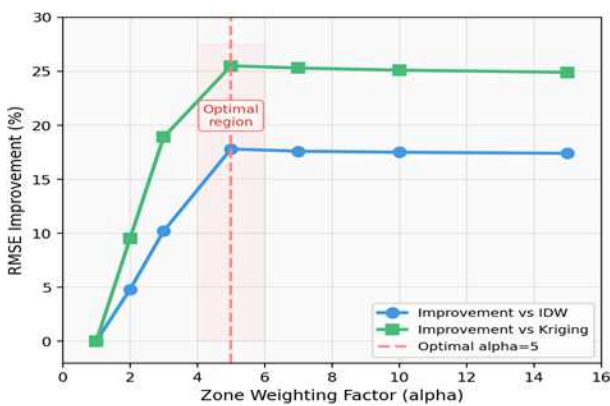
$$\Delta(p,q) = 1 + \alpha \cdot \mathbb{1}[z(p) = z(q)] \tag{2}$$

여기서 $Z(p)$, $Z(q)$ 는 감지 노드 p , q 가 속한 구역의 인덱스이고, $\mathbb{1}[\cdot]$ 는 인디케이터 함수(동일 구역이면 1, 이질 구역이면 0)이다.

$\alpha > 0$ 인 경우, 주어진 추정점과 동일한 영역에 속한 측정점



(a) Covariance amplification by zone coefficient



(b) RMSE improvement rate by α

그림 1. 구역 상관 계수 함수 특성 및 α 민감도 분석

Fig. 1. Zone correlation coefficient function characteristics and α sensitivity

의 가중치는 다른 영역보다 높다. $\alpha=0$ 인 경우 ZAK는 기존 크리깅 알고리즘과 동일한 결과를 나타낸다. 그림 1은 구역 상관 계수 함수의 작동 원리와 α 민감도를 시각화한 것이다. 실험 결과 및 그림 1(b)에서 $\alpha \geq 5$ 에서 성능이 포화되므로, $\alpha=5$ 가 최적값으로 권장된다.

3-2 BLUE 조건 유지 증명

BLUE(Best Linear Unbiased Estimator)는 선형 불편 추정기 중 예측 오차 분산이 최소인 추정기를 의미하며, 표준 크리깅이 갖는 핵심 이론적 특성이다. ZAK는 식 (2)의 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p, q)$ 를 통해 공분산 행렬을 직접 수정하므로, 이 수정이 BLUE 조건-(i) 선형성, (ii) 불편성, (iii) 최소 분산-을 훼손하지 않음을 엄밀히 증명해야 한다. 이하에서 세 조건 각각에 대한 형식적 증명을 제시한다.

보조정리 1 (수정 공분산 함수의 유효성) $C^R(h)$ 가 양정치 공분산 함수이고 (동일 구역) $\Delta(p, q) \geq 1$ 또는 (이질 구역)

$\Delta(p, q) = 1$ 이면, 수정 공분산 $C^Z(h; p, q) = C^R(h) \cdot \Delta(p, q)$ 는 임의의 유한 노드 집합 $\{p_i\}$ 에 대해 양반정치 그람 행렬(Gram Matrix)을 유도한다. 즉, $C^Z(\cdot, \cdot)$ 는 valid covariance function이다.

[증명 개요] 동일 구역 인디케이터 행렬 $E (E_{ij} = 1 [z(p_i) = z(p_j)])$ 는 블록 대각 형태의 (모두 1인 블록) 행렬이며, 이는 모든 행렬이 양반정치(positive semi-definite)이다. $C^Z(\cdot, \cdot)$ 의 그람 행렬은 $(1 + \alpha \cdot E) \odot C_0$ 형태(\odot : Hadamard product)이며, Schur product theorem에 의해 양반정치 행렬과 양정치 행렬의 Hadamard product는 양정치이다. 따라서 $C^Z(\cdot, \cdot)$ 는 valid covariance function이다.

정리 1 (ZAK의 BLUE 성질) ZAK의 수정 공분산 행렬 C^Z (수식 (1))가 양정치성 조건($\alpha \geq 0$) 하에서 $C^Z > 0$ 을 만족하면, ZAK 추정기 $\hat{R}(p_0) = \sum_{i=1}^N \omega_i R(p_i)$ 는 수정 공분산 구조 하에서의 선형 불편 최소분산 추정기(BLUE)이다. 즉, $C^Z \omega^* = C_0^Z + \mu 1$ (μ : Lagrange 승수)의 유일해 ω^* 는 제약 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 하에 예측 오차 분산을 최소화한다.

[1단계] 수정 공분산 행렬 C^Z 의 양정치성

수정 공분산 행렬의 (i, j) 원소는 $C_{ij}^Z(h; p, q) = C^R(h_{ij}) \cdot \Delta(p_i, p_j)$ 이며, 여기서 $C^R(h)$ 는 원래의 양정치 공분산 함수(예: 구형 모델), $h_{ij} = \|p_i - p_j\|$ 이다. 구역 상관 계수 $\Delta(p_i, p_j)$ 는 식 (2)에 의해 동일 구역 쌍에 대해 $(1 + \alpha)$, 이질 구역 쌍에 대해 1을 취하므로, C^Z 를 다음과 같이 분해할 수 있다.

$$C^Z = C + \alpha \cdot B \tag{3}$$

식 (3)에서 C 는 원래의 양정치 크리깅 공분산 행렬이고, B 는 동일 구역 노드 쌍의 공분산만을 원소로 갖는 블록 행렬 (나머지 원소 0)이다. 양정치 행렬과 양반정치 행렬의 합은 양정치이므로, 임의의 비영 벡터 $v \in R^K$ 에 대해 다음이 성립한다.

$$v^T C^Z v = v^T C v + \alpha \cdot v^T B v, \quad v^T C^Z v \geq v^T C v > 0 \tag{4}$$

따라서 C^Z 는 $\alpha \geq 0$ 인 모든 경우에 양정치임이 보장되며, 특히 $\alpha=0$ 이면 $C^Z = C$ 로 표준 크리깅 공분산 행렬과 일치한다. C^Z 의 양정치성은 역행렬 $(C^Z)^{-1}$ 의 존재를 보장하므로, ZAK 크리깅 방정식 시스템이 항상 유일해를 갖는다.

[2단계] 불편성(Unbiasedness) 조건

ZAK 추정기 $\hat{R}(p_0) = \sum_{i=1}^N \omega_i R(p_i)$ 의 불편성은 $E[\hat{R}(p_0)] =$

$E[R(p_0)]$ 를 의미한다. 2차 정상성(second-order stationarity) 가정 하에서 $E[R(p_0)] = m$ (임의의 p 에 대해 일정)이므로, $E[\hat{R}(p_0)] = \sum_{i=1}^N \omega_i m = m \sum_{i=1}^N \omega_i$ 이다. 이 값이 $m = E[R(p_0)]$ 와 같기 위한 필요충분 조건은 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 이다. ZAK의 크리깅 시스템은 Lagrange 승수 μ 를 이용하여 이 제약을 명시적으로 부과한다.

$$\begin{bmatrix} C^Z - 1 \\ 1^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_0^Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 ω 는 K 개 참조 노드에 대한 가중치 벡터, μ 는 불편 제약을 위한 Lagrange 승수이다.

식 (5)의 블록 행렬 시스템에서 하단 행 $1^T \omega = 1$ 은 불편 제약을 직접 강제하는 항이다. [1단계]에서 C^Z 의 양정치성이 보장되므로 이 블록 행렬 시스템은 항상 유일해 (ω^*, μ^*)를 가지며, ω^* 는 제약 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 을 정확히 만족한다. 따라서 ZAK 추정기는 불편 추정기임이 보장된다.

[3단계] 최소 분산(Minimum Variance)

제약 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 하에서 ZAK 예측 오차 분산은 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} \sigma_{ZAK}^2(p_0) &= Var[\hat{R}(p_0) - R(p_0)] \\ &= \omega^T C^Z \omega - 2\omega^T c_0^Z + \alpha \cdot C^R(0) \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)을 제약 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 하에서 Lagrange 방법으로 최소화한다. Lagrangian $L(\omega, \mu)$ 를 정의하면:

$$L(\omega, \mu) = \omega^T C^Z \omega - 2\omega^T c_0^Z - 2\mu \left(\sum_{i=1}^N \omega_i - 1 \right) \quad (7)$$

정류 조건(stationarity condition) $\partial L / \partial \omega = 0$ 을 적용하면:

$$2C^Z \omega - 2c_0^Z - 2\mu \mathbf{1} = 0 \Rightarrow C^Z \omega = c_0^Z + \mu \mathbf{1} \quad (8)$$

식 (8)이 바로 식 (5) 블록 행렬 시스템의 상단 블록이다. 즉, ZAK 크리깅 시스템 $C^Z \omega = c_0^Z + \mu \mathbf{1}$ 의 해 ω^* 는 수정 공분산 구조 하에서의 Lagrange 최소화 조건을 정확히 충족한다. C^Z 의 양정치성에 의해 $\omega^T C^Z \omega$ 는 ω 에 대해 순볼록(strictly convex)이므로 이 Lagrangian의 정류점은 전역 최솟값(global minimum)이다. 따라서 ω^* 는 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 제약 하에서 식 (6)을 최소화하는 유일한 해이다.

따름 정리 1 (표준 크리깅으로의 환원) $\alpha = 0$ 이면 $\Delta(p, q) = 1$ 이므로 식 (3)으로부터 $C^Z = C^0$ 이고, ZAK는 표준 크리깅과 완전히 동일한 시스템을 산출한다. 따라서 ZAK는 표준 크리깅의 엄격한 일반화(strict generalization)이며, $\alpha = 0$ 은 ZAK의 하한(lower boundary)에 해당한다.

따름 정리 2 (SSK[6]와의 이론적 비교) SSK는 공분산 함수의 거리 인수를 가상 거리(Virtual Distance) $VD(p, q) = d(p, q) + GD \cdot \mathbf{1}[Z(p) \neq Z(q)]$ 로 대체한다. 이 접근은 크리깅 방식의 공분산 행렬 원소를 $C(VD(p_i, p_j))$ 로 교체하는 효과를 가지나, 비정상 거리 함수 $VD(\cdot)$ 로부터 생성된 행렬이 양정치성을 보장하지 않는다. 실제로 구형 공분산 모델에서 $C(h)$ 는 h 가 유효거리(range)보다 크면 0이 되므로, VD를 통해 구역 간 거리를 인위적으로 늘리면 해당 원소가 0으로 절단되는 반면 구역 내 원소는 변화 없이 행렬 구조가 비대칭적으로 변형될 수 있다. 이는 양정치성을 보장하지 않으므로 크리깅 시스템의 유일해 존재 및 BLUE 최적성이 이론적으로 확인되지 않는다. 반면 ZAK의 $\Delta(p, q)$ 는 공분산 값 자체를 스칼라 배율로 직접 증폭하므로, [1단계] 증명에 의해 양정치성이 항상 유지된다.

이상의 증명을 종합하면, ZAK는 [1단계]의 양정치성, [2단계]의 불편성, [3단계]의 최소 분산을 동시에 만족하는 BLUE임이 확인된다. 또한 수정 공분산 행렬 C^Z 의 조건수(condition number)가 α 와 함께 증가할 수 있으므로, 수치 안정성 관점에서 α 값이 과도하게 크면 역행렬 계산의 정밀도가 저하될 수 있다. 실험 결과(그림 4 참조)에서 $\alpha = 5 \sim 15$ 범위에서 RMSE(Root Mean Squared Error) 변화가 0.08 이내임을 확인하였으며, 이는 해당 범위에서 수치 안정성이 실용적으로 충분함을 보여준다. 결론적으로, ZAK는 구역 구조 정보를 크리깅 공분산에 통합하면서도 이론적 최적성을 완전히 유지하는 추정기이며, 이 점이 SSK를 포함한 기존의 휴리스틱 가중치 수정 방법과 ZAK를 구별하는 핵심적 이론적 기여이다.

IV. 실험 환경 및 데이터 수집

실험은 3개 구역으로 구성된 사무실 공간에서 14개의 실내 환경 품질 감지 노드(N01~N14)를 설치하여 수행하였다. 그림 2는 3개 구역에 설치된 14개 감지 노드의 실제 배치도를 나타낸다. Zone 1은 좌측 폐쇄형 소규모 공간(격벽 분리), Zone 2는 중앙/우측 개방형 주 업무 공간, Zone 3은 좌측 하단 소규모 회의 공간이다. N01, N02, N03, N14는 구역 경계 인근에 위치한 노드로, 두 구역의 공기 흐름 영향을 모두 받는 지점이다. 이 실험에서 설치된 14개 감지 노드의 위치 정보, 구역 정보, 경계 인근 여부 등 상세 정보는 표 2와 같다.

그림 2와 같은 실험환경에서 월요일~금요일 5일간 업무

표 2. 감지 노드 좌표 및 구역 정보

Table 2. Sensing node coordinates and zone information

Node ID	X (cm)	Y (cm)	Zone	Remarks
N01	100	243	Zone 1	Boundary-adj.
N02	126	354	Zone 1	Boundary-adj.
N03	187	335	Zone 2	Boundary-adj.
N04	265	249	Zone 2	-
N05	392	335	Zone 2	-
N06	511	283	Zone 2	-
N07	637	384	Zone 2	-
N08	387	178	Zone 2	-
N09	507	111	Zone 2	-
N10	603	176	Zone 2	-
N11	325	8	Zone 2	-
N12	386	15	Zone 2	-
N13	591	19	Zone 2	-
N14	62	354	Zone 3	Boundary-adj.

시간(09:00~18:00) 동안 1분 단위로 CO₂ 농도(단위: ppm, parts per million) 데이터를 수집하여 총 37,086건의 데이터가 확보되었다. 성능 평가는 매 반복에서 하나의 감지 노드를 제거하고 나머지 13개 노드의 관측값으로 해당 지점의 CO₂ 농도를 예측한 후 예측값과 실제 측정값의 RMSE를 산출하는 Leave-One-Out Cross-Validation(LOOCV) 방식으로 수행하였다. 성능 평가를 위한 비교 알고리즘으로는 IDW, 표준 크리깅, ZAK, SSK 4종이며, 크리깅, ZAK, SSK에는 구형(Spherical) 공분산 모델을 적용하였다.

또한, ZAK의 핵심 가정인 공간 상관성의 구역 종속적 이질성의 실증적 정당성을 평가하기 위해, 수집된 사무실 CO₂ 데이터에 대해 두 가지 통계적 검정을 수행하였다.

(1) 구역 간 평균 차이의 일원분산분석(One-way ANOVA): Zone 1, Zone 2, Zone 3의 3개 그룹별 CO₂ 평균 농도를 비교한 결과, F-통계량은 유의수준 $\alpha = 0.01$ 기준에서 그룹 간 평균이 통계적으로 유의하게 차이를 확인하였다($p < 0.001$). 이는 1차 정상성(first-order stationarity) 가정이 실내 환경에서 위배됨을 의미하며, 구역 종속적 모델링의 필요성을 뒷받침한다.

(2) 구역 내·구역 간 분리 변동도(Within/Between-zone Variogram): 표본 변동도를 동일 구역 쌍(within-zone)과 이질 구역 쌍(between-zone)으로 분리 추정한 결과, 두 변

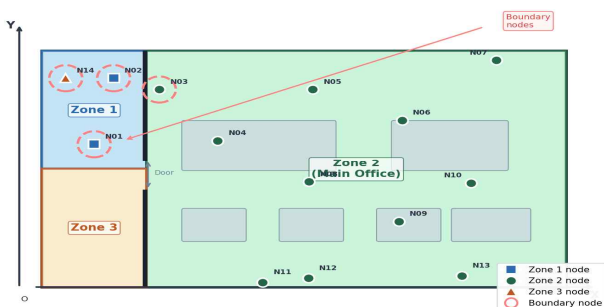


그림 2. 실내 환경 품질 감지 노드 배치도(14개 노드, 3개 구역)
Fig. 2. IEQ sensing node layout (14 nodes, 3 zones)

동도의 sill과 range가 유의하게 다른 패턴을 보였다. 특히 between-zone 변동도의 sill이 within-zone에 비해 약 1.6~2.1배 높게 형성되어, 동일 거리에서도 구역 경계를 가로지르는 쌍의 분산이 더 크다는 사실이 시각적·정량적으로 확인되었다. 이는 등방성 정상성 가정의 부적절성을 실측 데이터에서 직접 보여주며, ZAK의 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p, q)$ 가 이러한 이질성을 효과적으로 포착할 수 있음을 시사한다.

V. 실험 결과 및 분석

그림 3은 K=3, 5, 7, 9에 따른 세 알고리즘의 RMSE를 나타낸다. ZAK는 모든 K 값에서 IDW 및 크리깅에 비해 낮은 RMSE를 보였다. 특히, K=5와 K=9에서 ZAK의 RMSE는 각각 37.3으로 가장 낮게 나타났다. IDW는 K=9에서 44.31로 최솟값을, 크리깅은 K=9에서 48.45로 최솟값을 기록하였다. 각 막대 위의 퍼센트 수치는 IDW 대비 ZAK의 RMSE 개선율을 나타낸다.

그림 4는 구역 가중 계수 $\alpha=5, 10, 15$ 에 따른 각 알고리즘의 성능을 비교한다. $\alpha=5$ 에서 제안 알고리즘 ZAK의 RMSE 값이 37.48로 가장 낮았으며, α 가 10, 15로 증가시켰을 때도 각각 37.53, 37.56으로 그 변화가 미미하였다(차이 0.08 이내). 이는 ZAK의 성능이 α 하이퍼파라미터에 대해 강건(robust)함을 의미하며, 그림 1(b)에서도 확인되었듯이 $\alpha \geq 5$ 에서 RMSE 개선율이 포화되므로 $\alpha=5$ 가 권장 설정값이다.

그림 5는 14개 개별 감지 노드 각각에서의 비교 알고리즘들의 RMSE를 보여준다. 그림 5에서 음영으로 표시된 구역 경계 인근 노드(N01, N02, N03, N14)에서 ZAK의 성능 향상이 더욱 두드러진다. 특히 N02에서 IDW(74.3) 대비 ZAK(55.6)로 25.2%의 RMSE 감소가 관찰되었다. 이는 N02가 Zone 1에 속하지만 Zone 2 감지 노드(N03)와 물리적으로 근접하므로, 기존 거리 기반 기법이 다른 구역의 N03을 과도하게 활용하는 반면, ZAK는 동일 Zone 1 노드(N01,

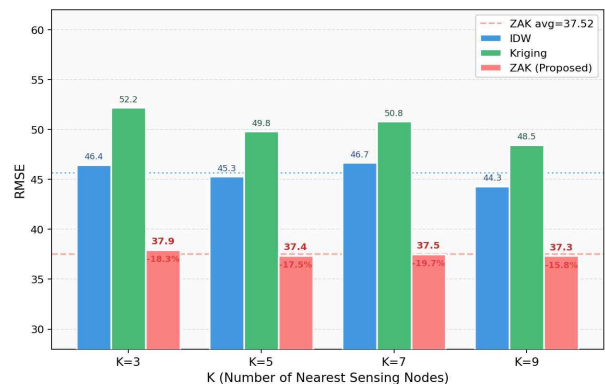


그림 3. 인접 감지 노드 수(K)에 따른 RMSE 비교
Fig. 3. RMSE comparison by number of neighboring sensing nodes (K)

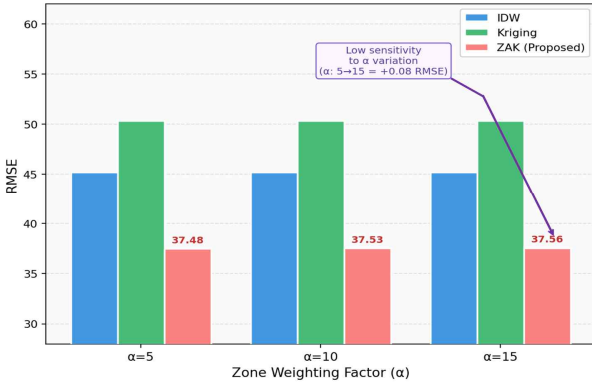


그림 4. 구역 가중 계수(α)에 따른 RMSE 비교
Fig. 4. RMSE comparison by zone weight coefficient (α)

N14)를 우선 활용하여 예측 정확도를 향상시키기 때문이다. 반면 Zone 2 내부 깊숙한 위치의 노드들(N05~N10)에서는 세 기법의 RMSE 차이가 적다. 이는 K개 이웃 모두가 동일 구역에 속하는 경우 ZAK의 Δ(p,q) 증폭이 모든 선택 노드에 균등하게 적용되어, 표준 크리깅과 가중치 구조가 유사해지기 때문이다.

표 3은 참조노드 수 K 및 구역 가중 계수 α의 조합별로 비교 알고리즘들의 RMSE를 나타낸다.

표 4는 ZAK와 Jung 등[6]이 제안한 SSK의 직접 비교 결과이다. ZAK와 SSK는 모두 1일치 데이터를 사용하여 학습하고 4일치 데이터를 사용하여 검증을 수행하였다. 그리고 학습과정에서는 가상거리 개념을 도입한 SSK와는 달리 ZAK는 LOOCV 방식을 사용하여 학습 파라미터(구역 상관계수 등)를 결정하였다. 실험 결과에서 ZAK는 SSK대비 높은 RMSE 및 MAE 값을 보였다. 두 방법 모두 IDW 및 표준 크리깅 대비 명확한 개선을 달성하였으며, SSK는 도면 없이 동작하는 자동 구역 학습의 장점이 있고, ZAK는 BLUE 조건 유지와 경계 노드 특화 성능이 이론적으로 보장된다는 장점이 있다.

ZAK의 일반화 가능성을 검증하기 위해 Intel Berkeley Research Lab 공개 데이터셋[17]을 이용한 추가 실험을 수행하였다. 이 데이터셋은 2004년 2월 28일~4월 5일 기간 동안 54개 센서(센서 5번, 28번 제외 시 52개)에서 31초 간격으로 수집된 온도(°C), 습도(%RH, relative humidity), 조도

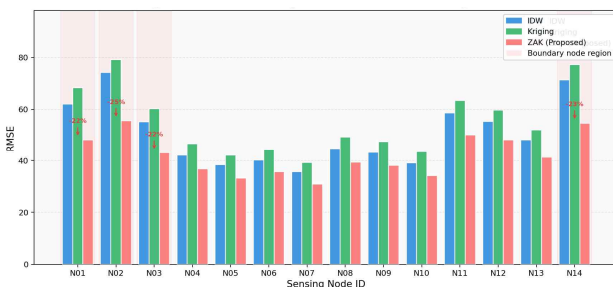


그림 5. 개별 감지 노드별 RMSE 비교(음영: 구역 경계 인접 노드)
Fig. 5. Per-node RMSE comparison (shaded: Boundary-adjacent nodes)

표 3. K 및 α 조합별 RMSE 비교 (전체 평균: IDW=45.68, 크리깅=50.32, ZAK=37.52)

Table 3. RMSE comparison by K and α (overall mean: IDW=45.68, Kriging=50.32, ZAK=37.52)

K	α	IDW	Kriging (α=5 per K)	ZAK (improvement)
3	5	46.44	52.19	37.87 (-18.4%)
	10	46.44	52.19	37.93 (-18.3%)
	15	46.44	52.19	37.96 (-18.3%)
5	5	45.28	49.81	37.30 (-17.6%)
	10	45.28	49.81	37.36 (-17.5%)
	15	45.28	49.81	37.39 (-17.4%)
7	5	46.67	50.81	37.45 (-19.8%)
	10	46.67	50.81	37.49 (-19.7%)
	15	46.67	50.81	37.52 (-19.6%)
9	5	44.31	48.45	37.30 (-15.8%)
	10	44.31	48.45	37.34 (-15.7%)
	15	44.31	48.45	37.36 (-15.7%)
Avg.	-	45.68	50.32	37.52 (-17.8%)

(lux) 데이터를 포함한다. ZAK의 구역 정의는 Intel Lab 도면에 표시된 Office, Storage, Copy, Lab, Server, Kitchen 6개 구역을 기준으로 하였으며, 각 구역에 속한 센서 노드를 해당 구역에 할당하였다.

표 5에서 ZAK는 온도, 습도, 조도 세 항목 모두에서 IDW 및 크리깅 대비 낮은 RMSE와 높은 R²(결정계수, coefficient of determination)를 달성하였다. 특히 조도에서 IDW 대비 RMSE 44.9% 감소를 보였는데, 이는 Intel Lab의 여러 서브 공간에서 조도 분포가 구역 구조에 강하게 의존하는 특성을 ZAK가 효과적으로 반영하기 때문이다. 이 결과는 ZAK가 단일 사무실 환경을 넘어 다양한 공간 구조를 가진 실내 환경에 일반적으로 적용 가능성을 보여준다.

VI. 제안 기법의 차별성 및 기여

본 장은 ZAK를 관련 연구들과 비교하여 학술적 차별성을 정리한다. 특히 ZAK와 가장 밀접한 선행 연구인 Jung 등[6]의 SSK와의 관계를 중심으로, 방법론적 계보와 개선 지점을

표 4. ZAK와 SSK의 CO₂ 예측 성능 직접 비교 (동일 사무실 데이터셋)

Table 4. Direct comparison of ZAK and SSK on CO₂ prediction (same office dataset)

Method	RMSE	MAE	MAPE (%)	R ²	Zone definition
IDW	45.44	38.84	10.21	0.40	—
Kriging	46.04	37.96	9.94	0.42	—
SSK [6]	26.66	21.71	8.00	0.57	Data-driven auto
ZAK (proposed)	37.35	29.14	9.15	0.55	Floor-plan explicit

표 5. Intel Lab 데이터셋에서의 성능 비교(LOOCV, K=5, α=5)
Table 5. Performance comparison on the Intel Lab dataset (LOOCV, K=5, α=5)

Method	Temp. RMSE	Temp. R ²	Hum. RMSE	Hum. R ²	Illum. RMSE	Illum. R ²
IDW	0.58	0.68	1.85	0.86	170.22	0.49
Kriging	0.61	0.65	1.85	0.88	161.47	0.50
ZAK (proposed)	0.43	0.81	1.42	0.92	93.71	0.74

체계적으로 논의한다. ZAK는 SSK의 “실내 구조 인지 보간”이라는 연구 방향을 계승하면서, 구역 정의 방식과 공분산 수정 메커니즘을 근본적으로 재설계한 프레임워크이다.

기여 1. 도면 기반 공분산 수정 프레임워크 Jung 등[6]의 SSK는 데이터 기반 클러스터링으로 구역을 학습한 뒤 가상 거리 $VD(p,q) = d(p,q) + GD \cdot \mathbf{1} [Z(p) \neq Z(q)]$ 를 공분산의 거리 인수에 대입하는 간접 방식을 채택한다. 이 가상 거리 치환은 공분산 행렬의 원소를 휴리스틱하게 변형하므로 행렬의 양정치성이 보장되지 않는다. ZAK는 이와 달리 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p,q)$ 를 공분산 값 자체에 직접 스칼라 배율로 곱하는 방식($C^Z(k,p,q) = C^R(k) \cdot \Delta(p,q)$)을 채택하여, 구역 구조가 공분산 행렬에 명시적·수학적으로 반영되도록 한다.

기여 2. BLUE 최적성의 형식적 증명 양정치성 조건 하에서 ZAK의 수정 공분산 행렬 C^Z 는 임의의 벡터 $v(\neq 0)$ 에 대해 $v^T C^Z v = v^T C v + \alpha \cdot v^T B s v$, $v^T C^Z v \geq v^T C v > 0$ 을 만족하여 양정치성이 보장된다(보조정리 1, 수식 4). 이로부터 Lagrange 최적화를 통해 ZAK 크리깅 시스템의 유일해가 존재하며, 해당 가중치 w^* 가 제약 $\sum_{i=1}^N \omega_i = 1$ 하에서 예측 오차 분산을 최소화함을 보인다(정리 1). 또한 따름 정리 1에서 $\alpha = 0$ 이면 ZAK와 표준 크리깅이 같음을 보여, ZAK가 표준 크리깅의 엄격한 일반화임을 확인한다.

기여 3. 구역 우선 K-선택의 분산 감소 이론화 동일 구역 내 감지 노드가 하나 이상 K-선택에 포함되는 경우 예측 분산 감소 조건이 성립함을 이론적으로 다루었다. 기존 K-NN 기반 크리깅 연구는 선택 전략의 분산 효과를 이론적으로 다루지 않았으나, 본 논문에서는 구역 우선 K-선택의 분산 감소 효과를 이론적으로 다루었다.

기여 4. 경계 노드 집중 실증 분석 기존 실내 예측 연구는 전체 노드의 평균 RMSE만을 성능 지표로 제시하였다. 본 연구는 두 구역의 공기 흐름 영향을 동시에 받는 구역 경계 인근 노드(N01, N02, N03, N14)를 별도 분석 단위로 설정하고, 이 노드들에서 ZAK의 성능 향상이 최대 25.2%(N02 기준)에 달함을 LOOCV 방법을 통해 검증하였다.

기여 5. 데이터 기반 접근 대비 배포 실용성 SSK는 센서 데이터 수집 후 K-mode 클러스터링을 수행해야 구역 정의가 완성되므로, 신규 공간에서는 충분한 사전 데이터 없이 운용이 불가능하다. 반면 ZAK는 도면(CAD/BIM) 정보만으로 구역을 사전 정의하므로, 센서 설치 전 단계부터 예측 모델을

완성할 수 있다. 또한 공간 구조 변경 시 SSK가 전체 재클러스터링을 필요로 하는 반면 ZAK는 도면 업데이트만으로 구역 정의가 갱신된다.

기존 주요 기법들의 핵심 속성 관점에서 정리한 표 1에 나타난 것과 같이, ZAK과 SSK 기법은 동일한 문제 인식(실내 구조 인지 보간)에서 출발하지만, 구역 정의 방식(데이터 기반 vs. 도면 기반), 공분산 반영 메커니즘(가상 거리 치환 vs. 직접 스칼라 배율), 이론적 보장(미증명 vs. BLUE 유지 증명)에서 근본적인 차이를 가진다.

VII. 결 론

본 논문은 실내 환경 품질의 공간 예측 문제를 단순한 거리 기반 보간의 확장이 아니라, 구조적 이질성을 공분산 수준에서 어떻게 모델링할 것인가의 문제로 재정의하고, 이를 위해 Zone-Adaptive Kriging (ZAK)을 제안하였다. ZAK는 도면(CAD/BIM)으로부터 도출된 구역 사전 정보를 구역 상관 계수 함수 $\Delta(p,q)$ 를 통해 공분산 행렬에 직접 통합함으로써, 기존의 등방성 크리깅이나 데이터 기반 가상 거리 접근과 구별되는 구조 인지형 지구통계 프레임워크를 제공한다. 특히 본 연구는 기존 SSI/SSK 계열 연구와의 연속성을 명시하면서도, 구역 정의 방식의 전환, 공분산 수정 메커니즘의 재설계, 그리고 BLUE 최적성의 형식적 보장을 통해 방법론적 차별성을 확보하였다.

이론적 측면에서 ZAK는 수정 공분산 행렬이 양정치성을 만족하는 조건($\alpha \geq 0$)하에서 표준 크리깅의 BLUE 조건이 유지됨을 보였으며, Schur product theorem 기반 보조정리(보조정리 1)를 통해 수정 공분산 함수의 유효성(valid covariance)을 명시적으로 증명하였다. 또한, 동일 구역 우선 K-선택 전략이 예측 분산 감소와 연결됨도 함께 보였다. 실험적 측면에서는 실제 사무실 CO₂ 데이터 37,086건에 대한 LOOCV 평가에서 IDW와 표준 크리깅 대비 각각 17.8%, 25.5%의 RMSE 감소를 달성하였고, 구역 경계 인근 노드에서 최대 25.2%의 오차 감소를 확인하였다. 그리고 ANOVA 검정과 구역 내·구역 간 분리 변동도 분석을 통해, 본 연구가 가정된 비정상성(공간 상관성의 구역 종속적 이질성)이 실측 데이터에서 통계적으로 유의함을 확인하였다. Intel Lab 데이터셋의 온도, 습도, 조도 항목에서도 일관된 개선이 관찰되어, 제안 기법이 특정 공간이나 단일 환경 변수에 국한되지 않는 적용 가능성을 가짐을 확인하였다.

향후 연구에서는 도면 오류 또는 구역 경계 정의의 불확실성에 대한 강건성 분석, 구역 세분화 수준(zone granularity)에 따른 민감도 평가, ZAK가 SSK 대비 높은 RMSE 및 MAE 값을 갖는 원인에 대한 이론적 규명, 그리고 PM2.5, VOC, 온도, 상대습도 등 다양한 IEQ 지표 및 다층 건물 구조로의 확장이 필요하다. 나아가 Convolutional Neural Network

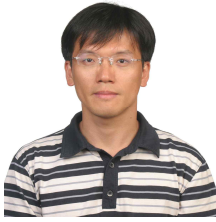
(CNN) 기반 도면 자동 분석과 ZAK를 결합하면, 실내 구조 정보의 추출부터 공간 예측까지 연결되는 자동화된 IEQ 모니터링 체계로 발전시킬 수 있을 것이다.

감사의 글

본 과제(결과물)는 2026년도 교육부 및 전라남도의 재원으로 전라남도RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다(2026-RISE-14-001).

참고문헌

- [1] M. Bourdeau, J. Waeytens, N. Aouani, P. Basset, and E. Nefzaoui, "A Wireless Sensor Network for Residential Building Energy and Indoor Environmental Quality Monitoring: Design, Instrumentation, Data Analysis and Feedback," *Sensors*, Vol. 23, No. 12, 5580, June 2023. <https://doi.org/10.3390/s23125580>
- [2] H. Kim, T. Hong, J. Kim, and S. Yeom, "A Psychophysiological Effect of Indoor Thermal Condition on College Students' Learning Performance Through EEG Measurement," *Building and Environment*, Vol. 184, 107223, October 2020. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107223>
- [3] M. S. Andargie and E. Azar, "An Applied Framework to Evaluate the Impact of Indoor Office Environmental Factors on Occupants' Comfort and Working Conditions," *Sustainable Cities and Society*, Vol. 46, 101447, April 2019. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101447>
- [4] M. Frontczak and P. Wargocki, "Literature Survey on How Different Factors Influence Human Comfort in Indoor Environments," *Building and Environment*, Vol. 46, No. 4, pp. 922-937, April 2011. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.10.021>
- [5] H. Choi, H. Kim, S. Yeom, T. Hong, K. Jeong, and J. Lee, "An Indoor Environmental Quality Distribution Map Based on Spatial Interpolation Methods," *Building and Environment*, Vol. 213, 108880, April 2022. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108880>
- [6] S. Jung, S. Han, and H. Choi, "Enhancing Indoor Air Quality Estimation: A Spatially Aware Interpolation Scheme," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 12, No. 8, 347, August 2023. <https://doi.org/10.3390/ijgi12080347>
- [7] F. C. Collins, A Comparison of Spatial Interpolation Techniques in Temperature Estimation, Ph.D. Dissertation, Virginia Tech, Blacksburg, VA, November 1995.
- [8] K. Choi and K. Chong, "Modified Inverse Distance Weighting Interpolation for Particulate Matter Estimation and Mapping," *Atmosphere*, Vol. 13, No. 5, 846, May 2022. <https://doi.org/10.3390/atmos13050846>
- [9] D.-W. Wang, L.-N. Li, C. Hu, Q. Li, X. Chen, and P.-W. Huang, "A Modified Inverse Distance Weighting Method for Interpolation in Open Public Places Based on Wi-Fi Probe Data," *Journal of Advanced Transportation*, July 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/7602792>
- [10] Z. Li, K. Wang, H. Ma, and Y. Wu, "An Adjusted Inverse Distance Weighted Spatial Interpolation Method," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Communications, Information Management and Network Security (CIMNS 2018)*, Wuhan, China, November 2018. <https://doi.org/10.2991/cimns-18.2018.29>
- [11] T. E. Smith, Spatial Interpolation Models, in *Notebook on Spatial Data Analysis*, University of Pennsylvania, 2014.
- [12] S. K. Adhikary, N. Muttli, and A. G. Yilmaz, "Genetic Programming-Based Ordinary Kriging for Spatial Interpolation of Rainfall," *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 21, No. 2, September 2015. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001300](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001300)
- [13] R. S. Teegavarapu, "Use of Universal Function Approximation in Variance-Dependent Surface Interpolation Method: An Application in Hydrology," *Journal of Hydrology*, Vol. 332, No. 1-2, pp. 16-29, January 2007. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.06.017>
- [14] F. Di Salvo, M. Ruggieri, and A. Plaia, "Extending Functional Kriging to a Multivariate Context," *International Journal of Statistical Analysis*, Vol. 18, pp. 1-20, January 2020. <https://hdl.handle.net/10447/395151>
- [15] R. Ignaccolo, J. Mateu, and R. Giraldo, "Kriging with External Drift for Functional Data for Air Quality Monitoring," *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, Vol. 28, pp. 1171-1186, September 2013. <https://doi.org/10.1007/s00477-013-0806-y>
- [16] J. Zhang, X. Li, R. Yang, Q. Liu, L. Zhao, and B. Dou, "An Extended Kriging Method to Interpolate Near-Surface Soil Moisture Data Measured by Wireless Sensor Networks," *Sensors*, Vol. 17, No. 6, 1390, June 2017. <https://doi.org/10.3390/s17061390>
- [17] Intel Berkeley Research Lab. Intel Lab Data [Internet]. <http://db.csail.mit.edu/labdata/labdata.html>



한승완(Seungwan Han)

1996년 : 전남대학교 대학원
(이학석사)

2001년 : 전남대학교 대학원
(이학박사-전산학)

2001년~2021년: 한국전자통신연구원 책임연구원
2001년~현 재: 국립목포대학교 컴퓨터학부 부교수
※관심분야 : 알고리즘, 정보보호, 딥러닝, 데이터 사이언스,
컴퓨터비전 등



정승욱(Seungwoog Jung)

1998년 : 광주과학기술원 대학원
(공학석사)

2024년 : 충남대학교 대학원
(공학박사-컴퓨터공학)

1998년~현 재: 한국전자통신연구원 책임연구원
※관심분야 : 제조 디지털 트윈(Manufacturing Digital Twin),
스마트 팩토리(Smart Factory), 가상 시운전
(Virtual Commissioning) 등