# 객체 탐지 앙상블의 성능 향상을 위한 공분산 기반 모델 조합에 관한 연구

조준희[1], 문에스더[2], 송도연[2], 문남미[3]
[1]호서대학교 컴퓨터공학과 학부생
[2]호서대학교 빅데이터AI학과 학부생
[3]호서대학교 컴퓨터공학과 교수
jjunhuui@gmail.com, esterstst@gmail.com,
thdehdus0101@gmail.com, nammee.moon@gmail.com

# A Study on Covariance-Based Model Combination for Performance Improvement of Object Detection Ensembles

JunHui Cho[1], Esther Moon[2], DoYeon Song[2], Nammee Moon[1]
[1]Dept. of Computer Engineering, Hoseo University
[2]Dept. of Big Data and AI, Hoseo University

요 약

본 연구는 서로 다른 특징의 모델 조합이 더 큰 앙상블 시너지를 낸다는 핵심 이론을 실험적으로 검증한다. 공분산을 GT(Ground Truth) 단위 미검출 지시자로 정의하여 연관 규칙 분석에서의 레버리지와 동치가 됨을 이용하여 동시 미검출률 $N_{11}$과 각 모델별 미검출률 $N_{10}$,$N_{01}$로부터 공분산을 계산하였다. 동종 모델 조합의 공분산은 0.1678, 이종 모델 조합은 0.1308로 지표상 성능이 더 높을 것으로 예상되는 이종 모델 조합이 실제 성능 평가에서도 성능 향상이 더 큼을 확인하였다.

## 1. 서론

최근 객체 탐지 분야에서는 단일 모델 성능의 한계를 극복하기 위한 효과적인 전략 중 하나로 여러 모델의 예측을 결합하는 앙상블 기법이 활발히 이용되고 있다[1]. 앙상블은 서로 다른 강점을 가진 개별 모델의 예측을 종합함으로써, 단일 모델이 가질 수 있는 예측의 편향이나 분산을 줄이고 일반화 성능을 높이는 강력한 방법론이다[1,2]. 앙상블 예측기의 일반화 오차(Generalization Error of an Ensemble Estimator)를 다룬 연구에서 제시된 일반화 오차 분해 공식에 따르면, 앙상블의 총 오차는 개별 모델들의 편향 및 분산과 더불어 모델들 간의 공분산에 의해 결정된다[2]. 특히 이 공분산 항은 모델들이 얼마나 유사한 오류가 발생하는지 나타내기 때문에 이 값이 낮을수록 앙상블의 성능 향상 효과가 커진다[2]. 이에 본 연구에서는 객체 탐지의 미검출 지시변수로 정의한 지시변수 공분산(레버리지와 동치) 지표로 측정하고, 그 값이 작을수록 앙상블 이득이 커지는지를 WBF, NMS 기법으로 앙상블한 동종·이종 모델 조합에 대해 측정 및 평가한다.

## 2. 실험

### 2.1 데이터셋

본 실험의 데이터셋은 Roboflow의 VOC-COCO를 사용한다. 크기는 Train / Valid / Test = 4,091 / 1,168 / 585 이고, 모든 이미지는 640×640 크기로 Resize 및 패딩을 적용한다. 데이터 증강으로는 수평 반전(HorizontalFlip | p=0.5)만 적용한다.

### 2.2 앙상블 파이프라인

앙상블은 각 모델의 내부 후처리 결과를 입력으로 사용한다. 두 모델의 예측을 공통 필터(τ, K, M)로 정규화한 뒤 병합하고, 앙상블 후처리는 클래스별 WBF(ι, σ, ω) 또는 NMS(ν)를 단일 단계로 적용한다.

<표 1> 앙상블 파이프라인 하이퍼파라미터

| 기호 | 하이퍼파라미터 |
|---|---|
| τ | CONFIDENCE_CUTOFF |
| K | MAX_DETECTION_IMAGE_PER_CLASS |
| M | MAX_DETECTION_IMAGE_TOTAL |
| ι | WBF_IOU_THRESHOLD |
| σ | WBF_SKIP_BOX_THRESHOLD |
| ω | MODEL_WEIGHTS |
| ν | NMS_IOU_THRESHOLD |

### 2.3 공분산(오류 상관 지표)

본 연구에서 사용되는 핵심 지표로, 공분산의 변수를 연속형에서 사건의 지시변수로 정의할 때 (수식 1)과 같이 공분산의 식이 연관 규칙 분석에서의 레버리지와 동치가 됨을 이용한다[3,4].

$$Cov(X_A, X_B) = E(X_A X_B) - E(X_A)E(X_B)$$
$$= P(A \cap B) - P(A)P(B) \qquad \text{(수식 1)}$$

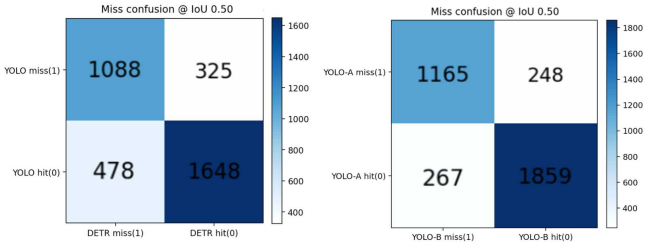
객체 탐지에서 미검출을 사건으로 두고, GT와 클래스 일치 및 IoU가 0.5 이상인 것을 기준으로 검출로 둔다. 모델 M이 해당 GT에 대해 일치하는 예측을 하나도 내지 못하면 $X_M = 1$(미검출), 적어도 하나를 내면 $X_M = 0$(검출)로 표기한다. 이때 표본 크기 $N$개의 GT에 대해 ($X_A$, $X_B$)의 분할표를 구성한다. 분할표는 <표 2>와 같다.

<표 2> 미검출 지시자 ($X_A$, $X_B$)의 분할표

| | $X_B = 1$ | $X_B = 0$ |
|---|---|---|
| $X_A = 1$ | $N_{11}$ | $N_{10}$ |
| $X_A = 0$ | $N_{01}$ | $N_{00}$ |

## 3. 결과 및 분석

이종(좌)·동종(우)의 결과는 (그림 1)과 같다.




(그림 1) Confusion Matrix

결과를 살펴보면 동종 조합은 $N_{11} = 1165$로 동시 미검출이 이종 조합의 $N_{11} = 1088$보다 크고, 또한 동종 조합은 $N_{10} = 248, N_{01} = 267$로 이종 조합의 $N_{10} = 325, N_{01} = 478$보다 작은 수치임을 확인할 수 있다. (그림 1)의 결과로 공분산을 실제로 계산해보면, 이종 조합은 $P_{AB} - P_A P_B = 0.1308$, 동종 조합은 $P_{AB} - P_A P_B = 0.1678$의 결과를 가지게 되고, 앞서 서론에서 말했듯이 이는 이종 모델의 앙상블 성능 향상이 더 클 것이라고 기대되는 결과이다.

<표 3>,<표 4>는 동종 및 이종 모델의 앙상블 성능을 COCOeval 지표로 비교한 결과이다.

<표 3> 동종 모델 앙상블 성능

| 모델 / 지표 | m@AP | AP50 | AP75 | AR@100 |
|---|---|---|---|---|
| YOLOv8n1 | 0.3846 | 0.5326 | 0.4108 | 0.4497 |
| YOLOv8n2 | 0.3802 | 0.5264 | 0.4051 | 0.4400 |
| WBF | 0.4136 | 0.5682 | 0.4486 | 0.4808 |
| NMS | 0.4184 | 0.5855 | 0.4442 | 0.4932 |
| τ: 0.30, K: 20, M: 100, ι: 0.50, σ: 0.50, ω: [1.0, 1.0], ν: 0.50 | | | | |

<표 4> 이종 모델 앙상블 성능

| 모델 / 지표 | mAP | AP50 | AP75 | AR@100 |
|---|---|---|---|---|
| YOLOv8n | 0.3846 | 0.5326 | 0.4108 | 0.4497 |
| RT-DETRv2s | 0.3675 | 0.5184 | 0.3870 | 0.4288 |
| WBF | 0.4263 | 0.5928 | 0.4476 | 0.4915 |
| NMS | 0.4336 | 0.6120 | 0.4566 | 0.5078 |
| τ: 0.30, K: 20, M: 100, ι: 0.50, σ: 0.50, ω: [1.0, 1.0], ν: 0.50 | | | | |

실제 성능을 정량적으로 평가한 결과, 실제로 이종 모델 조합에서의 앙상블 이득이 더 큼을 보여주고 WBF, NMS방식에서 모두 이종 모델 조합이 1-2 AP의 추가적인 향상이 있음을 확인 할 수 있다.

## 4. 결론

본 연구는 미검출 지시자 기반 공분산으로 모델 간 오류 상관을 정량화하고, 그 값이 낮을수록 앙상블 이득이 커진다는 이론을 객체 탐지에서 확인하였다. 이는 공분산이 낮을수록 앙상블 성능이 향상된다는 오차 분해식의 예측과 일치한다. 또한 추후 앙상블 연구에서 모델을 선택할 때 공분산 지표를 사용하여 앙상블 이득이 최대화되는 모델 조합과 개수를 더 쉽고 정교하게 찾을 수 있을 것으로 기대한다.

## ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 2025년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(No. 2025-0-00040).

## 참고문헌

[1] Casado-García, Ángela, and Jónathan Heras. “Ensemble methods for object detection.” ECAI 2020. IOS Press, 2688-2695, 2020
[2] UEDA, Naonori; NAKANO, Ryohei. “Generalization error of ensemble estimators.” IEEE, In: Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96). p. 90-95, 1996.
[3] Siegrist, Kyle. Probability, “Mathematical Statistics, and Stochastic Processes.” Davis, CA: LibreTexts, 2022.
[4] Tan, Pang-Ning, Vipin Kumar, and Jaideep Srivastava. "Selecting the right objective measure for association analysis." Information Systems 29.4 293-313, 2004.