사물인터넷융복합논문지 Vol. 12, No. 5, pp. 157-163, 2026 https://doi.org/10.20465/KIOTS.2026.12.5.157

적응형 가우시안 집계 및 지시형 샘플링 기반의 위장 객체 분할

한인철[1], 김수균[2*]
[1]제주대학교 컴퓨터공학과 학생, [2]제주대학교 컴퓨터공학과 교수

GAGS: Adaptive Gaussian Aggregation and Guided Sampling for Camouflaged Object Segmentation

In-Chul Han[1], Soo Kyun Kim[2*]
[1]Student, Department of Computer Engineering, Jeju National University
[2]Professor, Department of Computer Engineering, Jeju National University

요 약 본 위장 객체 분할 과제는 모호한 경계 그리고 불규칙한 구조 속에서 주변 배경과 시각적으로 유사한 객체를 탐지 및 분할하는 것을 목표로 한다. 본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위해 적응형 가우시안 알고리즘과 지시형 샘플링 프레임워크인 GAGS를 제안한다. GAGS는 계층적 특징을 두 단계로 나누어 주파수 영역에서 융합을 수행하고, 지시형 샘플링을 통해 융합된 표현을 고해상도 특징으로 변환한다. 객체 복원에서 세밀한 정보를 손실하지 않도록 공간 정보 보정을 활용한다. 고정된 계층적 융합과 반복적인 정제에 의존하는 대신, GAGS는 특징 수준의 영향력에 따라 다중 해상도 특징을 적응적으로 조절한다. 대표적인 위장 객체 분할 데이터세트에서 경쟁력 있는 성능을 보였으며, 특히 COD10K 데이터세트에서 F_β^w 지표 0.855을, E_m 지표 0.953 성능을 달성하였다.

주제어 : 위장 객체 분할, 주파수 융합, 적응형 가우시안 메커니즘, 지시형 샘플링, 다중 해상도 특징 통합

Abstract Camouflaged Object Segmentation (COS) aims to segment objects that are visually similar to their surrounding backgrounds. Due to subtle foreground-background differences, ambiguous boundaries, and irregular structures, COS requires stable integration of local details and high-level semantic cues. In this paper, we propose GAGS, an Adaptive Gaussian Aggregation and Guided Sampling framework. GAGS organizes hierarchical features into detail-oriented and semantic-oriented representations, complements them through frequency fusion, and converts the fused representation into a high-resolution feature through guided sampling. The restoration decoder then recovers fine object structures using shallow spatial cues and coarse-guided calibration. Rather than relying on fixed hierarchical fusion or repeated refinement, GAGS adaptively aggregates multi-resolution features according to their feature-level contributions. Experiments on CAMO, COD10K, and NC4K show competitive performance, achieving 0.855 F_β^w and 0.953 E_m on COD10K.

Key Words : Camouflaged Object Segmentation, Frequency Fusion, Adaptive Gaussian Mechanism, Guided Sampling, Multi-Scale Feature Integration

본 과제(결과물)는 2026년도 교육부 및 제주특별자치도의 재원으로 제주앵커센터의 지원을 받아 수행된 지역성장 인재양성체계(앵커)의 결과입니다. (2026-ANCHOR-17-001)
*교신저자 : 김수균(kimsk@jejunu.ac.kr)
접수일 2026년 09월 23일 수정일 2026년 10월 09일 심사완료일 2026년 10월 12일
www.kci.go.kr

1. 서론

위장 객체 분할 (Camouflaged Object Segmentation, COS) 과제는 주변 환경과 시각적으로 유사한 객체를 픽셀 수준에서 식별하는 것을 목표로 한다. 일반적인 이미지 분할 과제와 달리 COS는 전경 객체와 배경이 시각적으로 유사한 특징을 가지며, 구조적 패턴 또한 공유하는 경우가 많아 객체의 위치와 경계를 명확하게 구분하기 어렵다는 문제점이 대두된다[1-5].

이러한 문제를 해결하기 위해 기존 COS 연구들은 세밀한 경계 정보를 보존하기 위해 고해상도 입력을 활용하거나[6-7], 반복적 정제[8], 영역 재처리[9], 세부 판별 단서 포착을 위한 특수 디코딩 구조[10-11]를 연구하였다. 이러한 연구들은 COS에서 경계 정보, 국소적 세부 정보와 전역 문맥 정보 활용의 중요성을 보여주지만, 고정된 특징 정제나 융합 과정은 입력 영상의 계층적 세부 단서와 의미 단서의 기여 정도를 효과적으로 조절하는 데 한계가 있다.

위장 객체를 효과적으로 분할하기 위해서는 풍부한 계층적 특징을 얻는 것도 중요하지만, 복원 단계까지 안정적으로 전달하는 것도 중요하다[12]. COS 과제는 전경과 배경 사이의 시각적 차이가 매우 미세하여 특징 혼동이 쉽게 발생할 수 있고, 의미론적 일관성을 유지하면서 세밀한 정보를 보존하지 못할 수 있다[13].

본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해, 적응형 가우시안 집계 및 지시형 샘플링 프레임워크인 GAGS, (Adaptive-Gaussian Aggregation and Guided Sampl-ing) 프레임워크를 제안한다. GAGS는 인코더 특징을 세부 정보 중심의 표현과 의미 정보 중심의 표현으로 재구성하고, 상호보완적인 진폭 및 위상 단서를 통합한 뒤, 지시형 샘플링을 이용하여 융합된 특징을 고해상도 특징으로 변환한다. 이후 공간적 단서와 보정 결합을 수행하여 세밀한 객체 구조를 복원한다.

GAGS는 반복적인 정제나 고정된 계층적 특징 융합에 의존하는 대신, 계층적 해상도 특징의 기여도에 따라 적응적으로 집계하여, 전경과 배경 객체 사이의 구분이 어려운 환경에서도 의미적 일관성을 유지하는 동시에 국소적인 세부 정보를 보존할 수 있도록 한다.

2. 관련 연구

2.1 위장 객체 분할 (COS)

COS 과제는 배경과 시각적으로 유사한 객체를 식별하는 것을 목표로 한다. SINet[1-2]은 탐색과 식별을 수행하는 프레임워크와 널리 사용되는 위장 객체 탐지 기준을 설정하여, COS 과제의 토대를 마련하였다. 이후 다양한 방법들이 경계가 모호한 상황에서의 위치 추정과 분할 성능을 개선하기 위해 연구되었다.

SegMaR[8]는 객체와 경계 정보를 정제하기 위해 분할-확대-반복 전략을 도입하였으며, CamoFormer[14]는 트랜스포머 기반 주의 메커니즘을 활용하여 복잡한 배경으로부터 위장 객체를 효과적으로 분할하고 고해상도 복원을 수행한다. AdaptCOD[9]는 탐지 과정을 위치 추정, 분할, 그리고 검색 과정으로 나누어, 문맥 영역과 배경 단서의 중요성을 강조한다.

2.2 특징 통합 방법

위장 객체를 효과적으로 포착하기 위해서는 다양한 해상도의 특징을 통합한 강건한 특징이 필요하다.

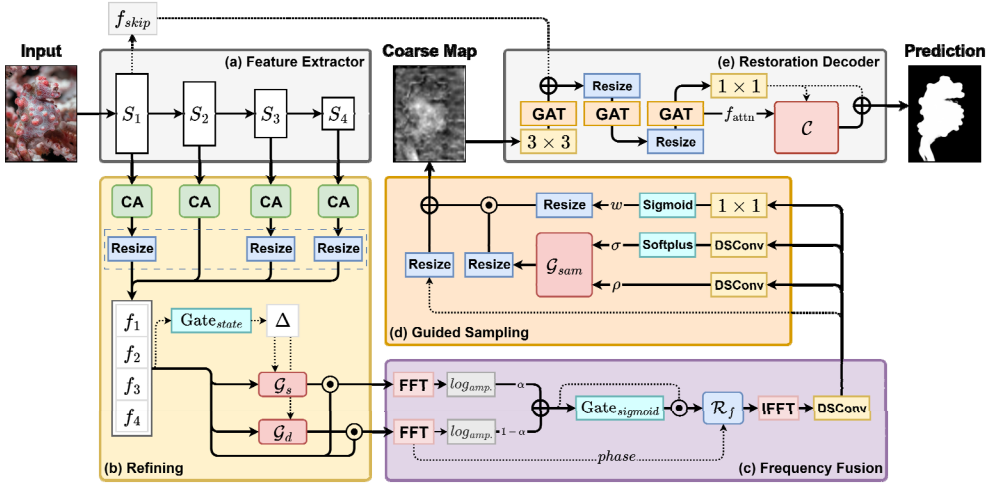
ZoomNet[4]은 위장 객체의 크기 변화에 대응하기 위해 다양한 크기의 입력으로부터 특징을 추출하고, 계층적 혼합 디코더를 통해 이를 통합한다. ZoomNet은 미세한 객체 단서를 발견하는 데 있어, 여러 크기의 의미 정보 상호작용이 중요함을 보인다. FPNet[15]은 RGB 공간 특징을 보완하기 위해 주파수 인지 과정을 도입하며, 주파수 영역의 단서가 위장 객체와 배경 사이의 미세한 차이를 강조하는 데 도움을 줄 수 있음을 보인다. HitNet[6]은 고해상도의 질감 세부 정보에 더욱 초점을 맞추고 반복적인 재응답을 통해 저해상도 표현을 정제함으로써, 객체의 경계와 세밀한 구조를 복원하는 데 고해상도 정보가 중요한 역할을 한다는 점을 강조한다. C2FNet[16]은 계층적 특징을 통합하고 전역 문맥 정보를 활용하기 위해 문맥 인식 교차 융합 메커니즘을 도입하며, 다중 계층 특징 간의 효과적인 상호작용이 위장 객체 탐지에 중요함을 보인다.

2.3 모호한 객체 응답 모델링

COS에서는 미세한 시각적 차이로 인해, 신경망의 예측이 모호하게 표현된다. 최근의, 이런 모호한 조건에서 객체 응답의 신뢰성을 높이는 방법들이 연구된다.

UGTR[17]은 불확실성 기반 추정 방법을 도입하여, 위장 객체와 유사한 배경을 구분하는 데 도움을 줄 수 있음을 보인다. SOD[18]는 불확실성을 고려하는 관점에서 모호한 객체 응답에 대한 신뢰도 추정의 중요성을 보인

www.kci.go.kr



[Fig. 1] Overall framework of GAGS

다. PreyNet[19]은 정책 강조 패러다임을 통해 불확실한 영역을 강조하고, 점진적인 정제 과정에서 객체일 가능성이 높은 위치를 선택적으로 집계한다. CamoDiffusion[20]은 COD를 조건부 마스크 생성 문제로 정의하고 확산 기반의 확률적 샘플링을 활용하여 과도하게 확신하는 예측을 완화하고 더 강건한 분할 응답을 생성한다.

3. 제안 방법

3.1 제안 방법 개요도

제안하는 GAGS의 개요도는 그림 1처럼, 특징 추출 인코더, GAGS 모듈, 그리고 복원 디코더로 구성된다. GAGS 모듈은 정제, 주파수 융합, 지시형 샘플링 과정을 통해 인코더에서 추출된 특징으로 고해상도 특징 표현을 생성한다. 정제 및 주파수 융합 단계에서 계층적 특징을 상호보완적인 표현으로 구성하고 주파수 영역의 단서와 함께 통합한다. 이후 샘플링 단계에서 디코더에 활용하기 적합한 고해상도 특징을 생성한다. 복원 디코더는 고해상도 특징을 얕은 수준의 특징 연결과 보정 결합을 수행하여 최종 분할을 예측한다.

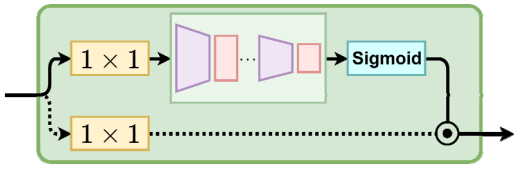
3.2 특징 추출기

사전 학습된 모델을 특징 추출기(그림 1-a)로 사용하여 4단계 계층적 특징 (f_1,f_2,f_3,f_4)를 얻는다. 얕은 계층의 특징인 f_1,f_2는 고해상도의 공간 세부 정보를 보존하는 반면, 깊은 계층의 특징인 f_3,f_4는 넓은 수용 영역을 기반으로 풍부한 의미적 문맥 정보를 포함한다.

3.3 가우시안 집계를 위한 정제 단계

얕은 계층의 특징은 높은 공간 해상도를 유지하므로, 국소적인 정보를 보존하는 데 유용하지만, 의미론적 일관성이 부족하다. 반면, 깊은 계층의 특징은 풍부한 의미 정보와 전역 문맥을 포함하지만, 공간 해상도가 낮고 객체의 세밀한 구조를 약화한다.

정제 단계(그림1-b)에서는 그림 2의 채널 주의 블록, CA로 특징 f_i에 유용한 채널 응답을 강조한다.



[Fig. 2] Channel Attention Block

강조된 특징들은 특징 f_2의 해상도에 맞추어 연산력을 낮추면서 정보 손실을 최소화한다. 이 특징들을 계층 순서에 맞춰 연결하고, 세부 표현 단계와 의미 표현 단계가 유연하게 특징을 선택할 수 있도록 가우시안 가중치 $\mathcal{G}$를 이용하여 동적으로 기여도를 조절한다.

3.4 가우시안 집계를 위한 주파수 융합 단계

주파수 융합 단계(그림1-c)를 구성하여 정제 단계에서 얻은 세부 표현 특징 f_d와 의미 표현 특징 f_s을 푸리에 변환(FFT)으로 진폭 A과 위상 정보 ϕ를 추출하고, 주파

수 영역에서 상호 보완 정보를 통합한다.

$$A_r = \alpha \tilde{A}_d + (1-\alpha)\tilde{A}_s \quad (1)$$

진폭 값의 범위를 안정화하기 위해 로그 변환을 적용한 진폭 $\tilde{A}$를 기여도 계수 α로 조절한 융합 진폭 A_r을 계산한다. 특징 복원 연산 $\mathcal{R}$로 A_r에 세부 위상 정보 Φ_d를 결합하여 주파수 표현을 복원하고, 역 푸리에 변환(IFFT)을 통해 공간 영역으로 복원한다. 이 특징으로 국소적인 응답 보완에 활용한다.

3.5 지시형 샘플링 단계

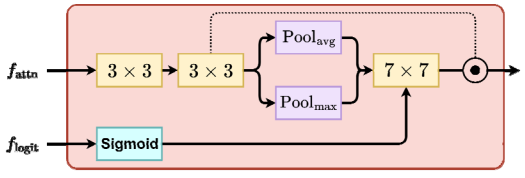
주파수 융합 특징을 고해상도로 표현하기 위해 위치 적응적 유도 샘플링(그림1-d)을 수행한다. 각 위치에서 예측된 중심 $w(\mu)$와 스케일 σ를 이용하여 국소 영역의 가우시안 가중치 g_{sam}를 계산하고 집계한다.

$$G_{\mathrm{sam}}(\mu, \mathrm{q_i}, \sigma) = \frac{\exp\left(-\frac{(q_i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{\mathrm{j}\in\Omega}\exp\left(-\frac{(q_i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (2)$$

q_i는 샘플링 위치이며, Ω는 국소 영역을 의미한다. 계산된 가중치는 위치와 구조에 따라 고해상도 특징을 복원하는 데 사용된다.

3.6 영상 복원

GAGS 모듈에서 생성된 고해상도 특징은 복원 디코더(그림1-e)로 전달되어 최종 분할 결과를 생성한다. 디코더는 가우시안 기반의 적응형 주의 블록(GAT)[21]으로 구성되며, 고해상도 특징과 얕은 계층의 특징 f_1을 결합하여 경계와 세부 구조를 보완하고, 반복적인 업샘플링을 통해 특징을 점진적으로 복원한다.



[Fig. 3] Calibration module Block

복원된 특징으로부터 초기 예측 결과를 구하고, 이를 그림 3의 보정 결합 모듈 $\mathcal{C}$의 보조자로 사용한다. 평균 및 최대 풀링과 7×7 합성곱을 통해 공간 응답을 보정하여, 모호한 경계를 보완하는 최종 분할을 예측한다.

3.7 영상 복원

제안하는 방법은 가중치 BCE, 가중치 IoU, SSIM으로 구성된 복합 손실함수를 사용한다. 또한 GAGS의 적응적 가우시안 상태가 과도하게 변화하는 것을 막기 위해 평균과 스케일 오프셋에 대한 정규화항 L_{Δ}를 포함한다. 정규화항의 가중치 λ_{Δ}는 10^{-3}으로 고정한다.

$$L = L_{wBCE} + L_{wIoU} + L_{SSIM} + \lambda_{\Delta} L_{\Delta} \quad (3)$$

4. 연구 설정

4.1 데이터세트

제안하는 방법의 성능 평가를 위해 CAMO[22], COD10K[1], NC4K[23] 데이터세트를 사용한다. 학습에는 CAMO 1,000장과 COD10K 3,040장으로 총 4,040장의 영상을 사용하며, 검증 및 평가는 CAMO 250장, COD10K 2,026장, NC4K 4,121장의 영상을 사용한다. 입력 해상도는 768×768으로 설정하며, 학습 시 기본적인 데이터 증강을 적용하고, 검증 및 평가 시에는 적용하지 않는다.

4.2 평가 지표

COS에서 널리 사용되는 S_m[24], F_β^w[25], E_m[26], MAE(Mean Absolute Error) 지표를 사용하며, S_m, F_β^w, E_m 지표는 값이 높을수록 성능이 우수하고, MAE는 낮을수록 예측 마스크와 정답 마스크 사이의 오차가 적음을 의미한다.

4.3 실험 환경

계층적 특징을 추출하기 위해 Swin-B[27]를 사용한다. 전체 모델은 AdamW로 최적화하며, 학습률은 사전 학습된 인코더에 10^{-6}을, 후속 모듈에 10^{-4}을 적용한다. 모든 실험은 100회 반복으로 진행하며, NVIDIA RTX 5090 32GB GPU 한 장으로 수행한다.

5. 연구 결과

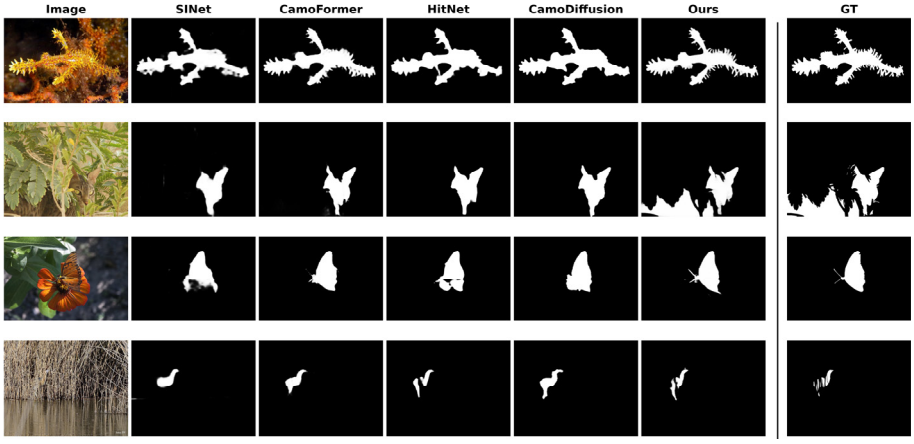
5.1 정량 평가 비교

표 1과 같이 GAGS는 세 데이터세트에서 전반적으로

www.kci.go.kr

〈Table 1〉 Quantitative comparison with existing methods on COD datasets

	CAMO				COD10K				NC4K			
Model	$S_m \uparrow$	$F_\beta^w \uparrow$	$E_m \uparrow$	$M \downarrow$	$S_m \uparrow$	$F_\beta^w \uparrow$	$E_m \uparrow$	$M \downarrow$	$S_m \uparrow$	$F_\beta^w \uparrow$	$E_m \uparrow$	$M \downarrow$
PFNet [3]	0.787	0.695	0.842	0.085	0.800	0.660	0.877	0.040	0.829	0.745	0.888	0.053
MGL-R [13]	0.775	0.673	0.812	0.088	0.814	0.666	0.852	0.035	0.833	0.740	0.867	0.048
SINet-V2 [2]	0.820	0.743	0.882	0.070	0.815	0.680	0.887	0.037	0.847	0.770	0.903	0.048
DGNet [28]	0.839	0.769	0.901	0.057	0.822	0.693	0.877	0.033	0.857	0.784	0.907	0.042
BGNet [29]	0.812	0.749	0.870	0.073	0.831	0.722	0.901	0.033	0.851	0.788	0.907	0.044
SegMaR [8]	0.815	0.753	0.874	0.071	0.833	0.724	0.899	0.034	0.841	0.781	0.896	0.046
ZoomNet [4]	0.820	0.752	0.883	0.066	0.838	0.729	0.911	0.029	0.853	0.784	0.912	0.043
CamoFormer [14]	0.876	0.856	0.930	0.043	0.838	0.753	0.916	0.029	0.888	0.863	0.937	0.031
FSPNet [11]	0.856	0.799	0.899	0.050	0.851	0.735	0.895	0.026	0.879	0.816	0.915	0.048
HitNet [6]	0.844	0.801	0.902	0.057	0.868	0.798	0.932	0.024	0.870	0.825	0.921	0.039
BECNet [30]	0.878	0.836	0.933	0.044	0.859	0.765	0.926	0.025	0.883	0.883	0.932	0.034
ENTO [7]	0.881	0.841	0.928	0.047	**0.904**	0.845	0.948	0.018	0.904	0.864	0.942	0.029
AdaptCOD [9]	0.886	0.844	0.932	0.043	0.892	0.819	0.938	0.021	**0.906**	0.860	0.942	0.029
CamoDiffusion [20]	0.880	**0.855**	**0.939**	0.042	0.883	0.819	0.942	0.019	0.894	0.859	0.941	0.029
GAGS (Ours)	**0.887**	**0.855**	0.931	**0.041**	0.903	**0.855**	**0.953**	**0.017**	**0.906**	**0.874**	**0.943**	**0.027**



[Fig. 4] Qualitative comparison on the COD dataset

경쟁력 있는 성능을 보인다. 특히, 학습에 사용되지 않은 NC4K의 F_β^w 지표에서 0.874, S_m 지표에서 0.906을 달성하여, 기존 방법들보다 최고 또는 동등한 성능을 기록하여 일반화 가능성을 증명한다.

5.2 정성 평가 비교

그림 4는 기존 COS 방법과 정성적 비교 결과를 보여준다. GAGS는 배경과 유사한 색상 및 질감을 가진 우위장 객체에서도 전체 형태와 세부 구조를 비교적 안정적으로 복원하며, 특히 가늘어진 경계나 내부 구조를 효과적으로 보존한다.

6. 결론

본 연구는 계층적 특징의 적응적 집계와 주파수 융합, 유도 샘플링을 결합한 GAGS를 제안하였다. GAGS는 다양한 COS 데이터세트에서 경쟁력 있는 성능을 보였으며, 객체의 전체 형태와 세부 구조를 효과적으로 복원하였다. 향후에는 가림 현상에 강건한 경계 및 세부 표현 강화를 통한 성능 개선 연구를 수행할 예정이다.

www.kci.go.kr

REFERENCES

[1] Fan, D.P., Ji, G.P., Sun, G., Cheng, M.M., Shen, J. and Shao, L., "Camouflaged object detection", CVPR, pp.2774-2784, 2020.

[2] Fan, D.P., Ji, G.P., Cheng, M.M. and Shao, L., "Concealed object detection", IEEE TPAMI 44(10), 6024-6042, 2022.

[3] Mei, H., Ji, G.P., Wei, Z., Yang, X., Wei, X. and Fan, D.P., "Camouflaged object segmentation with distraction mining", pp.8772-8781 CVPR, 2021.

[4] Pang, Y., Zhao, X., Xiang, T.Z., Zhang, L. and Lu, H. "Zoom in and out: A mixed-scale triplet network for camouflaged object detection", pp.2160-2170, CVPR, 2022.

[5] Ye, S., Chen, X., Zhang, Y., Lin, X. and Cao, L., "Escnet: edge-semantic collaborative network for camoufl -aged object detection", ICCV, pp.20053-20063, 2025.

[6] Hu, X., Wang, S., Qin, X., Dai, H., Ren, W., Luo, D., Tai, Y. and Shao, L., "High-resolution iterative feedback network for camouflaged object detection", AAAI. vol. 37, pp.881-889, 2023.

[7] Ko, S.W, Hong, J., Kim, S., Bang, S., Cho, S., Kwak, N., Kim, H.S. and Lee, J., "A revisit to the decoder for camouflaged object detection", BMVC, 2024.

[8] Jia, Q., Tao, S., Liu, Y., Fan, X., Liu, R. and Luo, Z., "Segment, magnify and reiterate: Detecting camouflaged objects the hard way", CVPR, pp.4703-4712, 2022.

[9] Yin, B., Zhang, X., Liu, L., Cheng, M.M., Liu, Y. and Hou, Q., "Camouflaged object detection with adaptive partition and background retrieval", IJCV 133, pp.4877-4893, 2025.

[10] He, C., Li, K., Zhang, Y., Tang, L., Zhang, Y., Guo, Z. and Li, X., "Camouflaged object detection with feature decomposition and edge reconstruction", CVPR, 2023.

[11] Huang, Z., Dai, H., Xiang, T.Z., Wang, S., Chen, H.X., Qin, J. and Xiong, H., "Feature shrinkage pyramid for camouflaged object detection with transformers", CVPR, 2023.

[12] Long, J., Shelhamer, E. and Darrell, T., "Fully convolutional networks for semantic segmentation", CVPR, pp.3431-3440, 2015.

[13] Zhai, Q., Li, X., Yang, F., Chen, C., Cheng, H. and Fan, D.P., "Mutual graph learning for camouflaged object detection", CVPR, 2021.

[14] Yin, B., Zhang, X., Fan, D.P., Jiao, S., Cheng, M.M., Van Gool, L. and Hou, Q., "Camoformer: Masked separable attention for camouflaged object detection", IEEE TPAMI 46(12), pp.10362-10374, 2024.

[15] Cong, R., Sun, M., Zhang, S., Zhou, X., Zhang, W. and Zhao, Y., "Frequency perception network for camouflaged object detection", ACM MM, pp.1179-1189, 2023.

[16] Chen, G., Liu, S.J, Sun, Y.J., Ji, G.P., Wu, Y.F. and Zhou, T., "Camouflaged object detection via context-aware cross-level fusion", IEEE TCSVT, 2022.

[17] Yang, F., Zhai, Q., Li, X., Huang, R., Cheng, H. and Fan, D.P., "Uncertainty-guided transformer reasoning for camouflaged object detection", ICCV, 2021.

[18] Li, A., Zhang, J., Lyu, Y., Liu, B., Zhang, T. and Dai, Y., "Uncertainty-aware joint salient object and camouflaged object detection", CVPR, pp.10071-10081, 2021.

[19] Zhang, M., Xu, S., Piao, Y., Shi, D., Lin, S. and Lu, H., "Preynet: Preying on camouflaged objects", ACM MM, pp.5323-5332, 2022.

[20] Chen, Z., Sun, K. and Lin, X., "Camodiffusion: camouflaged object detection via conditional diffusion models", AAAI, 2024.

[21] Ioannides, G., Chadha, A. and Elkins, A., "Gaussian adaptive attention is all you need: Robust contextual representations across multiple modalities", arXiv:2401.1143, 2024, 2024.

[22] Le, T.N., Nguyen, T.V., Nie, Z., Tran, M.T. and Sugimoto, A., "Anabranch network for camouflaged object segmentation", CVIU 184, pp.45-56, 2019.

[23] Lyu, Y., Zhang, J., Dai, Y., Li, A., Liu, B., Barnes, N. and Fan, D.P., "Simultaneously localize, segment and rank the camouflaged objects", CVPR, 2021.

[24] Cheng, M.M. and Fan, D.P., "Structure-measure: A new way to evaluate foreground maps", IJCV 129(9), pp.2622-2638, 2021.

[25] Margolin, R., Zelnik-Manor, L. and Tal, A., "How to evaluate foreground maps", CVPR, pp.248-255, 2014.

[26] Fan, D.P., Gong, C., Cao, Y., Ren, B., Cheng, M.M. and Borji, A., "Enhanced-alignment measure for binary foreground map evaluation", IJCAI, 2018.

[27] Liu, Z., Lin, Y., Cao, Y., Hu, H., Wei, Y., Zhang, Z., Lin, S. and Guo, B., "Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows", ICCV, 2021.

[28] Ji, G.P., Fan, D.P., Chou, Y.C., Dai, D., Liniger, A. and Van Gool, L., "Deep gradient learning for efficient camouflaged object detection", Machine Intelligence Research 20, pp.92-108, 2023.

[29] Sun, Y., Wang, S., Chen, C. and Xiang, T.Z., "Boundary-guided camouflaged object detection", IJCAI, pp.1335-1341., 2022.

[30] Guo, Y., Wang, Z., Yuan, X. and Zhao, C. "Bilateral enhanced complementary network for camouflaged object detection", ICME, pp.1-6, 2025.

www.kci.go.kr

한 인 철(In-Chul Han) [준회원]



- 2025년 2월 : 제주대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학학사)
- 2025년 3월 ~ 현재 : 제주대학교 컴퓨터공학과 석사과정

〈관심분야〉
컴퓨터 비전 & 그래픽스, 인공지능, 혼합현실, 물리엔진

김 수 균(Soo Kyun Kim) [종신회원]



- 2006년 2월 : 고려대학교 컴퓨터학과 (이학박사)
- 2006년 3월 ~ 2008년 2월 : 삼성전자 책임연구원
- 2008년 3월 ~ 2020년 2월 : 배재대학교 게임공학과 교수
- 2020년 3월 ~ 현재 : 제주대학교 컴퓨터공학과 교수

〈관심분야〉
컴퓨터비전 및 지능형 영상처리. 인공지능 기반 컴퓨터그래픽스 및 3차원 복원, 혼합현실

www.kci.go.kr