

CFD 데이터셋과 적대적 공격 기법을 활용한 차세대 스텔스 형상 설계 방법에 관한 연구

박지성, 최창우, 김호원*

(주)스마트엠투엠, (주)스마트엠투엠, *(주)스마트엠투엠
부산대학교, 부산대학교, *부산대학교

parkjiseung@smartm2m.co.kr, changwoo@smartm2m.co.kr, *howonkim@gmail.com

A Study on a Next-Generation Stealth Geometry Design Using a CFD Dataset and Adversarial Attack Techniques

Park Ji Seong, Choi Chang Woo, Kim Ho Won*

SmartM2M Inc., SmartM2M Inc., *SmartM2M Inc.
Pusan Univ., Pusan Univ., *Pusan Univ.

요 약

본 논문은 3차원 포인트 클라우드(3D Point Cloud, 이하 3D 점군) 기반 딥러닝 모델과 전산 유체 역학(CFD) 데이터셋을 활용하여, AI 기반 탐지를 회피하면서도 우수한 공력(공기역학적 물리력, 항력과 양력) 성능을 갖춘 차세대 스텔스 형상 설계 전략을 제시한다. 이를 위해 ModelNet40 데이터셋으로 학습한 PointNet 분류 모델과, DrivAerNet++ 데이터셋으로 학습한 PointNet 회귀 모델(양력 C_l 및 항력 C_d 예측)을 구성하였다. 이후 세 가지 적대적 공격 기법 적용 방식을 통해 차량 형상의 점군 데이터를 최적화하였다: (1) 분류 모델의 탐지를 회피하는 공격, (2) 회귀 모델의 항력/양력 출력을 최소화하는 공격, (3) 두 목표를 동시에 달성하는 다중 목표 최적화 공격. 실험 결과, 제안한 방법으로 생성된 형상은 분류 모델의 탐지를 성공적으로 회피하면서도 항력/양력 계수를 효과적으로 감소시키는 것을 확인하였다. 이러한 AI-기반 탐지 회피와 공력 성능 향상의 동시 달성은 향후 차세대 스텔스 형상 설계 방법에 새로운 방향을 제시할 것으로 기대된다.

I. 서 론

스텔스 형상 설계는 자율주행, 군수, 항공우주 분야 전반에서 탐지 회피 성능을 향상시키기 위한 핵심 과제이다. 기존에는 주로 레이저 반사 단면적(RCS)이나 시각적 노출 최소화에 집중했지만, 최근에는 AI 기반 객체 탐지 기술의 발전으로 단순한 형상 정보만으로도 탐지가 가능한 환경이 조성되었다. 예를 들어 3D 라이다/점군 데이터를 입력받는 PointNet[2]과 같은 딥러닝 모델은 차량, 보행자 등의 물체를 높은 정확도로 탐지할 수 있다. 한편 스텔스 형상 설계에서는 탐지 회피뿐만 아니라 공기역학적 성능도 중요한 고려 요소이다. 항력을 줄이는 형상은 단순히 연비와 주행 성능 향상뿐 아니라, 군수나 항공기 영역에서도 효율성과 기동성을 높이는 핵심 설계 요건이 된다. 따라서 탐지 회피와 공력 최적화를 동시에 고려한 다중목표 설계가 요구된다. 본 연구는 AI 탐지 회피와 공력 최적화라는 두 가지 문제를 통합적으로 다루어, 다중목표 스텔스 형상 설계의 가능성을 탐색한다. 딥러닝 기반 분류/회귀 모델을 활용하여 형상을 서로 다른 목표에 따라 최적화하면, 사람에게 미묘한 형상으로 인식되는 변화로도 AI의 인식을 교란하면서 항력까지 감소시키는 설계안을 얻을 수 있을 것으로 가정했다. 이러한 접근은 적대적 공격(Adversarial Attack) 개념에 기반하며, 기존에 2D 이미지나 3D 점군에서 모델 혼동을 유발하기 위해 연구된 적이 있다.[3][4][5] 특히 3D 점군 분야에서 딥러닝 모델이 적대적 변형에 취약함이 보고되었고, 거의 보이지 않는 미세한 점 이동으로도 분류를 오인시키는 공격이 가능하다. 본 연구는 이 개념을 역으로 활용하여, AI를 속이는 스텔스 형상을 설계함과 동시에 공력 성능을 향상시키는 새로운 방법론을 제안한다. 구체적으로,

ModelNet40 CAD 모델 데이터셋으로 3D 물체 분류용 PointNet 모델을 학습하고, DrivAerNet++ 대규모 차량 공력 데이터셋으로부터 항력·양력 예측 모델을 학습하였다.[1] 이후 학습된 모델의 가중치를 활용하여 세 가지 시나리오별로 점군 형상 최적화를 수행하였다. 본 연구에서는 각 시나리오(분류 회피, 공력 최적화, 다중목표)에 대한 실험을 통해 제안 기법의 효과를 입증하고, 차세대 스텔스 형상 설계 전략으로서의 가능성을 논의한다.

II. 본론

본 논문에서는 학습된 분류/회귀 모델을 기반으로 손실함수를 설계하고, 세 가지 시나리오(분류 회피, 공력 최적화, 다중목표)에 따라 3D 점군 형상을 미세 조정하여 AI 탐지 회피와 공력 성능 향상을 동시에 달성할 수 있는지를 검증한다. 절차는 모델 및 데이터셋 구성, 공격 손실 설계, 시나리오별 최적화, 공격 성능 평가의 순서로 진행된다.

1) 모델 및 데이터셋

3D 점군 분류에는 PointNet 구조를 사용하였다. PointNet은 점집합을 직접 입력으로 받아 순서에 불변인(Point permutation invariant) 특성을 이용함으로써, ModelNet40 등 벤치마크에서 뛰어난 성능을 보인 바 있다. 본 연구에서는 ModelNet40 데이터셋으로 PointNet을 학습하여 3D 점군 데이터 기반 차량 형상에 대한 분류 능력을 확보할 수 있도록 하였다.

공력 계수 예측에는 PointNet 구조를 회귀용으로 변형한 PointNetReg 모델을 구성하였다. 출력 노드는 항력 계수 C_d 와 양력 계수 C_l 의 2차원

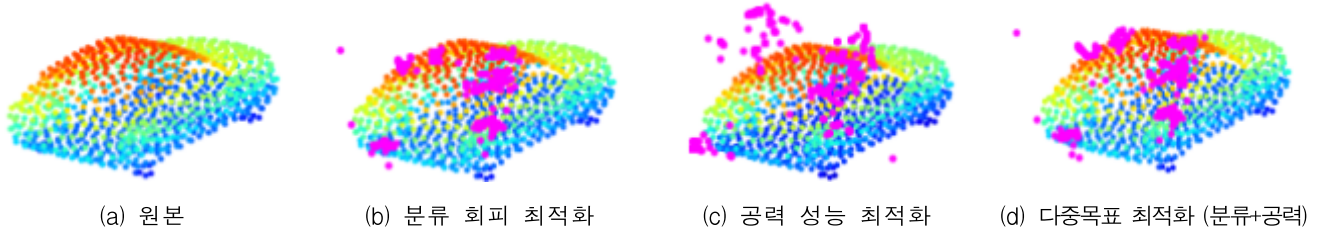


그림 1 적대적 공격 기법 기반 최적화 목표별 3D 차량 형상 변화 시각화

표 1 최적화 목표에 따른 PointNet 분류/회귀 모델 예측 결과

최적화 목표	자동차 분류 확률 (%)	항력 계수 C_d	예측 양력 C_l
(a) 원본	98.7	0.263	-0.036
(b) 분류 회피 최적화	8.0	0.258	-0.033
(c) 공력 성능 최적화	20.8	0.237	-0.049
(d) 다중목표 최적화 (분류+공력)	10.0	0.254	-0.034

록 연속값으로 하여, 입력 3D 점군 형상의 공기역학 계수를 직접 예측하도록 하였다. 학습 데이터는 다양한 차체 형태와 언더바디, 휠 구성 조합으로 생성된 8,000개 차량 3D 모델의 고정밀 CFD 시뮬레이션 결과가 담겨 있는 DrivAerNet++ 데이터셋을 활용하였다. 본 연구에서는 해당 데이터셋을 기반으로 회귀모델인 PointNetReg를 학습하였다. 학습된 회귀 모델은 복잡한 차량 형상에 대해서도 항력/양력 계수를 합리적인 정확도로 추정해주며, 설계 공간 전반에 대한 Surrogate 모델 역할을 수행한다.

2) 적대적 공격 기법

본 연구에서는 학습된 3D 점군 분류 모델과 회귀 모델을 기반으로, 차량 형상의 3D 점군(1,024개)의 일부를 단계적으로 변형하여 분류 결과와 공력 성능을 의도한 방향으로 최적화하는 적대적 공격 기법 기반 3D 점군 형상 최적화 방법을 설계하였다. 공격은 White-box 환경에서 수행되며, 모델 출력에 대한 점의 기울기를 계산해 좌표를 미세 조정하는 방식이다. 적대적 공격을 위한 손실 함수는 크게 분류 회피 손실, 회귀 최적화 손실, 형상 보존 손실 세 부분으로 구성된다. 분류 회피 손실은 분류 모델이 차량 클래스로 인식하지 않도록 확률을 낮추고, 출력 분포의 엔트로피를 높여 특정 클래스 편향을 줄이도록 설계하였다. 회귀 최적화 손실은 회귀 모델이 예측하는 항력(C_d)과 양력(C_l)을 최소화하여 공력 성능을 개선하도록 설계하였다. 형상 보존 손실은 최적화 과정에서 물리적으로 타당한 형상을 유지하도록 이방성 부착(soft-attachment), 라플라시안 평활화, 커머리지 보조 손실 등이 적용되도록 설계하였다. 최종 손실은 세 손실의 가중 합으로 구성된다. 그림 1은 최적화 목표에 따른 3D 점군 변화를 나타낸다. (a)는 원본 형상, (b)는 분류 회피 최적화 결과, (c)는 항력·양력 최소화를 위한 회귀 최적화 결과, (d)는 두 목표를 함께 적용한 다중목표 최적화 결과로, 각 방법에 따른 형상 변화와 성능 차이를 시각적으로 확인할 수 있다.

3) 실험 및 결과

그림 1과 표 1은 최적화 목표별 3D 점군 형상 변화와 PointNet 예측 결과를 보여준다. 분류 회피 최적화는 분류 정확도를 92.0% 감소시켰다. 공력 성능 최적화는 항력 0.021, 양력 0.013 감소로 공기역학적 성능을 향상시켰고, 3D 점군 변화로 인해 분류 정확도도 79.2% 감소했다. 다중목표 최적화는 분류 정확도 90.0%의 감소와 함께 항력 0.009 감소를 달성하였다. 다중목표 최적화는 두 목표 간 균형점을 찾아, 외형과 성능 모두에서 절충된 결과를 가져왔다.

III. 결론

본 연구는 CFD 데이터와 적대적 공격 기법을 결합하여, AI 기반 탐지를 회피하면서도 공력 성능을 개선하는 차세대 스텔스 형상 설계 방법을 제안하였다. PointNet 기반 3D 분류모델과 CFD 기반 회귀모델을 활용하여 형상을 최적화함으로써 AI 탐지 회피성과 공기 역학 성능을 동시에 향상시켰다. 제안한 방법은 기존 레이더 회피 중심의 스텔스 설계와 달리, AI 탐지 회피와 공기역학 최적화를 하나의 프레임워크에서 동시 달성할 수 있도록 설계되었다. 이를 통해 상충 관계에 있는 두 목표 간의 균형을 정량적으로 조율할 수 있는 새로운 접근 방식을 마련하였다. 다만 CFD 시뮬레이터의 Surrogate 모델의 예측 오차, 라이더 기반 실험 부재, 적대적 방어 기법 모델에 대한 검증 부족 등이 한계로 남는다. 향후 연구에서 CFD-in-the-loop 검증, 제조 제약을 고려한 다목적 최적화, 다양한 센서 위협모델 기반 평가, 방어 기법 대응 실험을 통해 실세계 적용성을 높인다면, 차세대 스텔스 형상 설계 표준 절차에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No.2022-0-00431, (3세부) 지능형 디지털 트윈 연합 지원 개방형 서비스 플랫폼 및 저작도구 기술 개발)

참 고 문 헌

- [1] Elrefaie, M., et al. "DrivAerNet++: A Large-Scale Multimodal Car Dataset with CFD Simulations and Deep Learning Benchmarks", Proc. NeurIPS, 2024.
- [2] Qi, C. R., Su, H., Mo, K., and Guibas, L. J., "PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation", Proc. CVPR, pp. 652-660, 2017.
- [3] Xiang, C., Qi, C. R., and Li, B., "Generating 3D Adversarial Point Clouds", Proc. CVPR, pp. 9136-9144, 2019.
- [4] Zhang, X., et al., "Evaluating the Robustness of LiDAR Point Cloud Tracking Against Adversarial Attack", arXiv preprint, 2024.
- [5] Bo Yang, et al. "Generating 3D Adversarial Point Clouds under the Principle of LiDARs", NDSS AutoSec Workshop, 2022.