자율주행을 위한 다중센서 기반 인공지능 기술

황영배, 윤명현

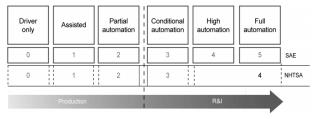
Korea Electronics Technology Institute (KETI)

Abstract

최근 자율주행 기술은 인공지능의 발달과 맞물려서 많은 관심을 받고 있으며, 많은 자동차 업체들이 자율주행 기술 개발을 위한 로드맵을 발표하고 있다. 자율주행 기술 중에서도 센서로부터 정보를 입력 받아서 주변의 환경을 인지하고, 이를통해 차량을 제어하는 기술은 자율주행을 위해 필수적인 기술로써 최근에는 딥러닝의 발전으로 인해서 기존대비 많은 성능이 향상되었다. 본 고에서는 이러한 다중센서에 기반하여 자율주행차에 적용될 수 있는 인공지능 기술 동향에 대해서 알아보고, 앞으로의 인공지능에 기반한 자율주행 기술의 발전 방향에 대해서 논의한다.

I. 서론

자율주행 자동차란 스스로 주변 환경을 인지하고 위험을 판단하여 목적지까지 주행이 가능한 자동차로, 2025년에는 약420억 달러 규모로 성장하고 2035년에는 1,200만 대 이상의 완전자율주행 자동차가 판매될 것으로 예상된다. 자율주행 기술은 크게 5단계 (NHTSA 기준, SAE 기준으로는 6단계)로 분류되며[1], 현재 상용화된 기술은 차선이탈경고(Lane Departure Warning)/전방충돌경고(Forward Collision Warning)/고속도로 운전지원 시스템(Highway Driving Assist System)과 같이 1~2 단계에 머물러 있다. 3단계 기술부터 운전자의 개입 없이 자동차가 스스로 차선을 변경하고, 추월하며, 차선이 보이지 않거나 기상환경이 악화될 경우운전자의 개입이 필요하게 된다.



〈그림 1. 자율 주행 자동차 단계별 구분 [2]〉

현재 유럽에서 출시되는 차량은 Euro NCAP에 의해 자동 긴급제동(Autonomous Emergency Brake)와 LDW 항목 을 필수적으로 검증하고 있으며, 앞으로 다양한 자율주행 요 소기술 또는 운전자보조시스템 기술들이 안정성 평가 항목에 추가될 계획이다.

	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
	Front & Side impact test update			Far-side occupant protection		Mobile frontal test THOR	
(<u>L</u>		Q6 and Q10					
(À)	Upper Leg test	AEB VRU Pedestrian		AEB VRU Cyclists			
(Occupant detection, LKA ,SAS		AEB Ph2 Road departure			
		Heavy vehi	cles align	ed from 201	6		•
Single Rating		Dual Rating					

〈그림 2. 2020년까지의 Euro NCAP 안정성 평가 로드맵 [3]〉

인공지능은 자율주행 자동차에서 주로 '인지 기능'을 담당하고 있으나, 인공지능이 인지에만 국한되는 것은 아니며 센싱/측위/제어를 위해서도 사용될 수 있다. 최근의 Facebook의 답러닝 기반의 얼굴 인식 기술은 사람보다 높은 인식률을보여 큰 반향을 일으켰으며, 센싱 기술에 속하는 영상 기반 깊이 추정 기술의 경우, 답러닝 기반의 실시간 깊이 추정 기술이 앞으로 LiDAR의 역할을 하게 될 것으로 전망된다.







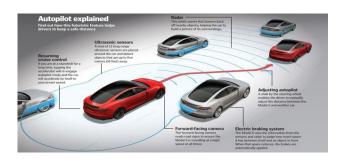


〈그림 3. 자율주행 자동차의 4가지 요소 기술]〉

II. IT/자동차 기업의 자율주행 기술 개발

구글의 경우 2014년에 자체개발 2인승 완전 자율주행차를 공개하였으며, 2020년 실용화를 목표로 LG, Bosch, 현대차,

아우디, GM, Honda 등과 협력/제휴하고 있다. 테슬라의 경우 딥러닝 기술을 이용하여 8대의 카메라 (360도 시야각), 레이다, 초음파 센서 정보를 융합한 형태의 상용 오토 파일럿 기술[4] 개발하고 있다. 현재 오토파일럿 기술은 레벨 2 자율주행 기술로, 모델 S부터 자동차선 변경, 자동 주차, 크루즈 컨트롤, 주차장/차고에서 자동차를 불러오는 기능의 4가지 기능을 표준 기능으로 탑재하고 있다. 테슬라의 경우 자율주행 기능이 소프트웨어 업데이트를 통해 이루어진다.



〈그림 4. Tesla의 자율 주행 자동차에 탑재되어 있는 다양한 기능〉

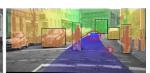
이스라엘의 모빌아이는 현재 자율주행, 운전자 보조 시스템 시장에서 가장 널리 사용되고 있는 단안 카메라 기반 솔루션 을 제공하는 기업으로, 영상 기반 전방충돌경고, 보행자충돌 경고, 차선이탈경고 모듈 등을 판매하고 있다. 딥러닝(CNN, RNN) 기술을 사용하며, 수백 명의 엔지니어가 다양한 상황에 서 수집한 정보를 분석/재학습하여 성능을 향상 시키고 있다. 대형 차량을 위한 전후방 보행자 인식에 특화된 '모빌아이 쉴 드 플러스' 도 판매하고 있다.



〈그림 5. Mobileye에서 판매하고 있는 ADAS 솔루션(좌)과 시판용 제품(우)〉

벤츠의 경우 2014년 자율주행차 쿠레 235i를 공개하였으며, LiDAR, 카메라, 초음파 센서 정보와 인공 지능 기술을 융합하여 네바다 주에서 세계 최초로 자율주행 상용차 운행면 허를 발급 받았으며, 스테레오 카메라/LiDAR/레이더 센서를 이용하여 다양한 상황 인지 수행한다.





〈그림 6. 벤츠의 차량 검출과 스틱셀 기반 동적 객체 검출 수행 결과〉





〈그림 7. Uber의 자율주행 차량들(좌)와 자율 주행 모드 화면(우)〉

Bosch는 주로 테슬라에 자율주행 부품을 제공해 왔으며, 동시에 지난 5년간 자율 주행 자동차를 개발하여 2016년 10 월에 the ITS World Congress에서 첫 번째 자율 주행 차량 을 공개하였다. 세부적인 기술이 공개되진 않았지만 테슬라 모델 S에 자체 개발한 부품, 소프트웨어를 사용하여 시연을 한 것으로 예상된다.



〈그림 8. Bosch의 자율주행 차량 프로토타입〉

독일의 BMW 역시 Daimler와 함께 오랜 기간 동안 자율주행 시스템 및 운전자보조시스템을 연구해왔으며, 서킷 주행이 가능한 자동 드리프트 자동차(M235i), 자율주행차(BMW6), 다양한 운전자보조시스템을 가진 BMW7 시리즈 등을 개발하였다. 2015년에는 중국의 Baidu (연구 책임자: Andew Ng.) 와 함께 중국 도로 환경에 적합한 자율 주행 기술 개발하였고, 최근에는 모빌아이 및 인텔과 파트너쉽 제휴를 하였으며, 앞으로 5년 이내 상용 자율주행 차량을 판매할 계획이라고 발표하였다.





(그림 9. BMW의 세계 최초의 자율 드리프트 기술(좌)와 Baidu와 공동 개발한 자율주행 차량(우)》

독일의 아우디 역시 자율주행 기술의 선두 그룹 중 하나로, 최근에는 단순히 충돌을 방지하고 회피하는 수준을 넘어 '사 람처럼 운전하는 자율주행'기술에 대한 연구를 수행하고 있으며, 차선 변경 전 미리 변경 할 차선 근처로 가서 '앞으로 차선을 변경 할 것이라는 암시'를 주는 기술을 개발하고 있다.





〈그림 10. 아우디의 자율 주행 차량 컨셉(좌)와 자율주행 기능이 탑재된 A7〉

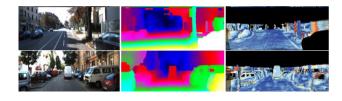


〈그림 11. NVidia의 자율 주행 자동차을 위한 Drive PX2 모듈〉

이 외 엔비디아, LG 전자, 포드, 볼보, 도요타, 콘티넨탈, 혼다, 닛산과 같은 기업에서도 자율 주행차를 개발하고 있으며, 공통적으로 상황 인지를 위한 인공지능 기술이 핵심 기술로 포함되어 있다.

III. 센싱을 위한 인공지능 기술

인공지능 기술의 발달로, LiDAR, IMU와 같이 고가의 센서가 담당하던 역할을 영상 정보기반 알고리즘을 이용하여 대체할 수 있게 되었다. 깊이 추정 분야의 경우, 2015년 딥러닝기반 스테레오 정합 기술이 처음 소개된 뒤[5] 다양한 후속연구가 진행되었으며 최근 캐나다 토론토 대학에서 딥러닝을이용하여실시간으로 고성능의 깊이 영상을 획득할 수 있음을보였다.



〈그림 12. 딥 러닝 기법을 통해 실시간으로 획득한 깊이 영상(가운데)과 에러 맵(우측), 토론토대학 [6]〉

자동차의 자세 정보를 추정하는 기술은, 최근 논문이 출판 되었으며 딥러닝을 이용하여 LiDAR 센서 정보로부터 차량의 움직임을 추정하는 방법을 제안하였으나 아직 실제 상황에 사 용될 수 있을 만큼 기술이 발전하진 않았다.





〈그림 13. 카메라 자세 추정을 위한 CNN 네트워크(좌)와 움직임 추정 결과(우), 오리곤 주립 대학 [7]〉

광주과학기술원에서는 딥러닝 기술 대신 랜덤 포레스트 기반의 기계 학습 방법을 사용하여, 도로 주행환경이나 악천후 환경과 같이 기존 깊이 추정 알고리즘이 동작하지 않는 상황에서 강건한 깊이 추정 알고리즘을 제안하였다.









〈그림 14. 야외 환경 변화에 강건한 신뢰척도 기반 깊이 추정 방법 [21]〉

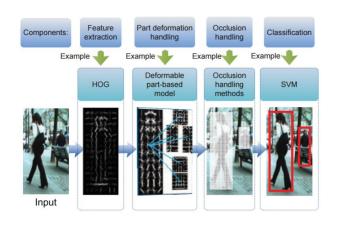
IV. 인지를 위한 인공지능 기술

인지 기술은 크게 보행자/차량/차선/표지판을 검출하는 검출 기술, 그리고 차량/보행자를 추적하는 추적 기술, 추적된 정보를 이용하여 충돌을 예측하는 기술, 측위 정보(현재 차선 및 위치)와 함께 경로를 계획하는 기술로 구분될 수 있다. 객체 검출 기술의 경우, 딥러닝 기반의 알고리즘이 범용 데이터 베이스에서 가장 좋은 성능을 보이고 있으며, 차량(약 90%), 보행자(약 70%), 차선(95%) 정도의 검출 성능을 보인다. 차선 검출을 제외한 성능 평가는 컴퓨터 비전 분야에서 널리 사용되는 KITTI benchmark를 이용하였으며, 평가를 위해 다양한 상황/환경(날씨/주야간)에서의 영상을 제공한다.

(http://www.cvlibs.net/datasets/kitti)

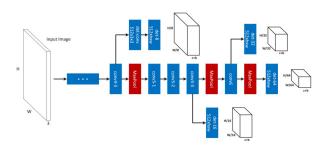
전통적인 기계 학습 방식은 Histogram-of-Oriented Gradient (HOG)와 같은 특징량을 영상에서 추출하고 분류기를 학습해서 검출하는 방식이었다면, 딥러닝 기반 학습 방식은 회선 계층(convolutional layer)에서 자동적으로 특징량이

추출되고, 외형 변화(deformation)에 강건하게 검출이 될 수 있다는 장점이 있다.

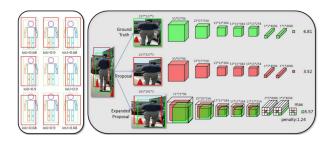


《그림 15. 전통적인 객체(보행자) 검출 접근 방법: 영상으로부터 특징량을 추출하고 분류기를 이용하여 보행자를 검출하는 접근하는 방법을 가짐 [8]》

답 러닝 방법의 물체 검출 기법은 학습 데이터에 따라 특징 량이 다르게 추출되기 때문에 전통적인 방법과 달리 특정 물 체에 한정된 응용을 갖지 않는 특징이 있으며, 최근 ECCV에 서 발표된 통합 다중 스케일 답러닝 기법은 다양한 객체(보행 차/차량/Cylist)에 대해 세계 최고 수준의 검출 성능을 보여준 다. 핵심 아이디어는 아래 그림과 같이 검출이 최종적으로 한 번만 수행이 되는 것이 아니라 여러 개의 검출 계층이 회선 계 층 중간 중간에 삽입되어 있는 것이다.



〈그림 16. 딥 러닝 기술을 이용한 파트 기반 보행자 검출, 홍콩중문대 [9]〉

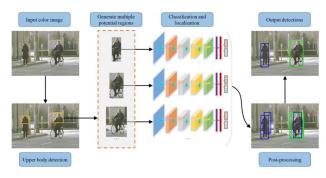


〈그림 17. 딥 러닝 기반의 통합 다중 스케일 학습 방법 [10]〉



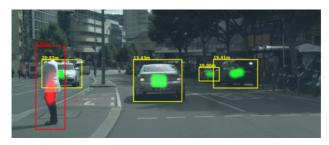
〈그림 18. 딥 러닝 기반의 실시간 보행자 검출 결과, 구글 [11]〉

최근 칭화대에서 상반신 검출-프로포절 생성 2단계에 걸친 딥 러닝 기술을 통해 보행자와 자전거 주행자를 동시에 검출하는 방법 제안하였다.



〈그림 19. 딥 러닝 기반 보행자 및 자전거 보행자 동시 검출 기술, 칭화대 [12]〉

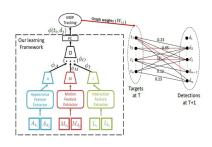
이와 유사하게 보행자와 차량을 동시에 검출하는 방법을 스웨덴의 칼머 기술 대학에서 발표하였다.



〈그림 20. 딥 러닝 기반 보행자 및 차량 검출 기술, 칼머 기술 대학, 스웨덴, 2016〉

최근 컴퓨터 비전 학회(CVPR)에 발표된 딥 러닝 기반 차선 검출 기술은 99% 이상의 정확도[13]를 보여주고 있으며, 딥 러닝 기술이 물체 검출과 같이 상위 레벨 기술뿐만 아니라 low-level 문제에서도 좋은 성능을 보임을 확인하였다.

스탠포드대학교에서는 객체의 외형, 움직임, 상호작용 정보를 딥러닝 기술로 학습하여 기존의 다중객체추적 기술과 접목 시키는 기술을 발표하였으며[14] 해당 기술은 객체 검출의 성능을 향상 시키며 각 객체들의 행동이나 움직임을 예측하기위한 객체의 인덱스 정보, 위치, 속도, 이동 경로 정보 추정이가능하다.

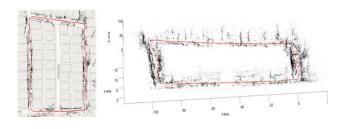




〈그림 21. 딥 러닝 기반 다중객체추적 방법, 스탠포드대학교 [14]〉

V. 측위를 위한 인공지능 기술

측위 기술은 차량의 이동 방향과 속도를 추정하는 기술로, 차량의 충돌, 경로 계획, 차선 이탈과 같은 인지 기술과 밀접한 관계가 있다. 측위를 위한 센서로는 GPS, 카메라, LiDAR 등이 있다. GPS는 도심환경 및 실내에서 심각한 오차가 발생하며 카메라 또는 LiDAR 기반의 방법은 오차 누적 문제가 있다. 전자부품연구원에서는 카메라 기반의 오차 누적 문제를 해결하기 위한 순차적 베이시안 필터링 방법을 제안하였다 [15]. 이 방법에서는 단일 카메라를 사용할 경우 발생하는 프로세스 모델과 관측 모델 사이의 독립성을 보장할 수 있는 기법을 제안하였고, 키프레임 기반의 카메라 자세를 추정하기위하여 키프레임이 아닌 모든 관측치를 이용하여 보정할 수 있는 방법을 제안하여 성능을 우수성을 보였다.



〈그림 22. 구글지도와 정렬된 카메라 자세 추정 및 지도 작성 결과(좌), 3차원 지도 작성 결과 (우)〉

측위 기술은 차량의 이동 방향과 속도를 추정하는 기술로, 차량의 충돌, 경로 계획, 차선 이탈과 같은 인지 기술과 밀접한 관계가 있다. 자율 주행을 위해서는 전통적 GPS 기반의 측위 보다 훨씬 정밀한 차선 레벨의 측위가 필요한데, 이를 위해고성능의 DGPS를 사용할 수도 있고 아니면 영상 기반의 인공지능 기술을 이용하여 차량의 위치를 판단할 수도 있다. 구글의 경우 측위를 위해 LiDAR/IMU/GPS를 융합하여 지도를만들고, 지도 정보와 LiDAR 센서와의 정합을 통해 차량의 위치를 계산하는 접근 방법을 가진다.



〈그림 23. 지도 작성(좌), 바닥면 추출 결과(가운데), 차량의 위치 추정 결과 (우)〉

Daimler의 경우 고속도로 파일럿 시스템을 개발하였는데, 이는 도로를 스캔하며 GPS, 정밀지도, 예측시스템을 이용한 자율주행 시스템을 개발하였다. 아직 측위 기술은 인공지능 보다는 센서 기술에 의존하고 있으며, 만약 개발이 된다면 다음 그림과 같이 다양한 장소에서 촬영된 영상을 학습하여 딥러닝 네트워크를 생성하고, 영상 정보만을 이용해 측위 정보추정할 것으로 예상된다.



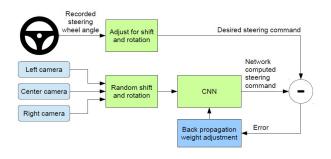
〈그림 24. 딥러닝 기반의 측위 시스템 예시〉

측위 기술 자체를 딥러닝 기술을 이용하여 풀고자 한 연구 사례는 아직 알려지지 않았으나, 다음과 같이 의미론적 분석 을 통해 카메라의 자세 및 3차원 구조를 더 잘 복원하고자 하 는 연구는 진행되고 있다. 이를 Semantic SLAM[16]이라 하 며 관련 연구는 영국의 Imperial College에서 가장 활발히 진 행되고 있으며, SLAM의 localization 기술이 측위와 밀접한 관련이 있다.

VI. 차량 제어를 위한 인공지능 기술

최근 NVidia에서 자율주행을 위한 인지/측위/제어 기술을 단일 네트워크를 사용하여 한 번에 학습하고자 하는 연구를 진행 중이며, '모든 차량에 인공지능이 탑재된 슈퍼 컴퓨터를 탑재하여 자율주행을 하도록 만드는 것'을 목표로 개발하고 있다. NVidia의 자율주행을 위한 인공지능 플랫폼인 Drive PX2는 초당 24조번의 고속 병렬 연산능력과 복수

의 카메라와 센서에서 제공하는 데이터를 처리하는 딥러닝을 10와트의 전력소비로 구동가능하게 하였다. 총 3대의 카메라와 사용자의 조향 정보를 이용하여 Convolutional Neural Network(CNN)을 학습하는 End-to-End 방식[17]의 접근 방법 제안하였지만, 이와 같은 "Imitation Learning"은 다양한 상황에 대처할 수 있는 일반화 능력이 떨어진다는 단점이 있어서, 규칙 기반의 방식이 함께 사용되어야 할 것으로 판단된다. NVidia의 DAVE-2[16]는 End-to-End의 자율주행기술로 영상으로부터 조향 정보를 바로 예측하는 접근 방법을 가진다. 실제 학습은 가운데 카메라를 기준으로 수행되며, 좌/우측 카메라는 다른 시점에서의 정보를 제공해서 차가 잘 못제어되지 않도록 해주기 위해 사용된다.

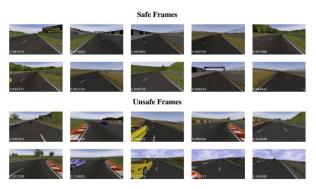


〈그림 25. NVidia의 End-to-End 기반 통합 자율 주행 시스템, DAVE-2, [18]〉



〈그림 26. NVidia PX2의 라이브 데모 장면〉

최근 뉴욕 대학교의 연구진들은 다양한 상황에서 보다 쉽고 안전하게 의사결정을 내릴 수 있는 신경망 기반의 Safety Policy 제안[19]하였다. NVidia와 유사하게 End-to-End 구조의 네트워크를 설계하였고, '전문 운전자'의 주행 정보를 'reference policy'로 삼아 해당 운전자의 운전 형태를 모사하는 'Imitation Learning' 접근 방법을 가진다.



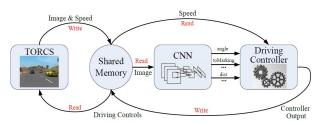
(그림 27. 입력 영상에 대한 Safety Policy 측정 결과, 뉴욕대 [19]》

실제 주행환경에서의 의사 결정은 주변 차량의 의사/의도에 따라 달라질 수 있으므로, 모빌아이에서는 딥 강화학습 기반 인공지능 기술을 이용한 Multi-agent 기반 최적화 방법을 제 안[18]하였다. 다른 차량과의 통신을 통해 차량 합류 지점에서 사고 방지하기 위한 기술로 가속, 감속, 합류, 차선변경의 결정을 다른 차량과의 negotiation을 통해 내린다.



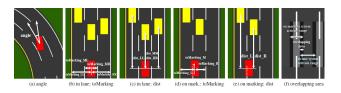
〈그림 28. 도로 합류 상황에서 agent기반 차량 제어, 모빌아이 [20]〉

최근 프린스턴 대학 연구진들은 딥 러닝 기술을 이용하여 차량의 자율주행과 직접적으로 연관된 주변 환경 정보(차선/차량방향/주변차량)를 얻는 Direct Perception 방식의 DeepDrive 기술 제안하였다.



〈그림 29. DeepDrive 자율주행 개념, 프린스턴 [17]〉

"Direct Perception"이라고 명명한 이 방법은 아래 그림과 같이 주어진 센서 데이터로부터 (차량 비디오 게임) 총 13개의 Indicator를 배우도록 CNN을 학습시켰다.



〈그림 30. DeepDrive 기반 자율주행 시 발생가능 상황〉

VII. 결론

인공지능 기술은 자율주행 자동차의 성능을 올리기 위한 핵심 기술로 전통적인 자동차 기업뿐만이 아니라 IT 기업들도 인

공지능 기반 소프트웨어나 플랫폼 등을 통해서 미래 자동차 시장을 선점하기 위해 많은 노력을 기울이고 있다. 기존의 자율주행차를 위한 인지 기술도 인공지능 기술이라고 볼 수 있지만, 최근에 급격하게 연구되고 있는 딥러닝 기술을 통해 영상과 다양한 센서에 기반한 지능의 수준이 크게 향상되었고, 실제 상용화에 가까운 기술을 만들 수 있는 가능성을 보이고 있다. 센싱과 인지 관점에서는 기존의 연구를 좀 더 정확하면서도 더 넓은 범위 및 종류에 대한 인지가 가능해질 전망이며, 측위 기술도 인공지능 기술이 접목되어 더 효과적인 활용이가능해질 것이다. 최근의 자율주행차에 관련된 연구는 다중센서 정보를 이용하여 직접 자동차를 제어하는 기술에 큰 관심을 보이고 있으며, 현재의 자율주행차는 센싱과 인지된 정보에 기반하여 사람이 정해놓은 규칙에 따라 차량을 제어하지만, 앞으로는 중간 단계를 최소화함으로써 좀 더 사람에 가까운 차량 운전이 가능해질 것으로 기대된다.

Acknowledgement

이 논문은 2016년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술 평가관리원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 10063436, 최대 측정 거리 50m급 CMOS 기반 차량용 ToF 센서, 송수신 광학계 및 신호처 리원천기술개발)

References

- [1] "지능형 안전 자동차의 기술개발 동향", 이재관, 이인식, 2006
- [2] EPoSS (2015). "European Roadmap Smart Systems for Automated Driving". EPoSS. 2015. 4
- [3] EURO NCAP, http://www.euroncap.com
- [4] Tesla Autopilot, https://www.tesla.com/ko_KR/autopilot?redirect=no
- [5] J. Zbontar and Y. LeCun, "Computing the Stereo matching cost with a convolutional neural network," in IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015
- [6] W. Luo et al., "Efficient deep learning for stereo matching," in IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016
- [7] A. Nicolai et al., Deep Learning for Laser Based Odometry Estimation, RSS, 2016
- [8] W. Ouyang and X. Wang, "Joint Deep Learning for Pedestrian Detection", IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2013
- [9] Z. Cai et al., A Unified Multi-scale Deep Convolutional Neural Network for Fast Object Detection, in European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016
- [10] Y. Tian et al., Deep Learning Strong Parts for Pedestrian Detection, ICCV 2015
- [11] A. Angelova et al., "Real-Time Pedestrian Detection with Deep

- Network Cacades", in British Machine Vision Conference (BMVC), 2016
- [12] X. Li et al., A Unified Framework for Concurrent Pedestrian and Cylist Detection, IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, 2016
- [13] A. Gurghian et al., DeepLanes: End-to-End Lane Position Estimation using Deep Neural Networks, in IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016
- [14] A. Sadeghian et al. Tracking The Untrackable: Learning To Track Multiple Cues with Long-Term Dependencies, arXiv, 2017
- [15] J. Kim et al., Bayesian Filtering for Keyframe-based Visual SLAM, IJRR 2015.
- [16] R. F. Salas-Moreno, Dense Semantic SLAM, PhD Thesis, 2014
- [17] Chenyi Chen, Ari Seff, Alain Kornhauser, Jianxiong Xiao, DeepDriving: Learning Affordance for Direct Perception in Autonomous Driving, The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015
- [18] Mariusz Bojarski, Davide Del Testa, Daniel Dworakowski, Bernhard Firner, Beat Flepp, Prasoon Goyal, Lawrence D. Jackel, Mathew Monfort, Urs Muller, Jiakai Zhang, Xin Zhang, Jake Zhao, Karol Zieba, End to End Learning for Self-Driving Cars, arXiv:1604.07316v1, 2016
- [19] Jiakai Zhang and Kyunghyun Cho, Query-Efficient Imitation Learning for End-to-End Autonomous Driving, arXiv, 2016
- [20] Shai Shalev-Shwartz, Shaked Shammah, Amnon Shashua, Safe, Multi-Agent, Reinforcement Learning for Autonomous Driving, arXiv:1610.03295v1, 2016
- [21] Min-Gyu Park and Kuk-Jin Yoon, "Leveraging stereo matching with learning-based confidence measures," in IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015

Biographies



황영배 2001년 : KAIST 전기 및 전자공학 전공 학사

2003년 : KAIST 전기 및 전자공학 전공 석사

2009년 : KAIST 전기 및 전자공학 전공 박사

주요 관심분야 : 자율주행차, ADAS, 컴퓨터 비전, 영상인식

e-mail: ybhwang@keti.re.kr



윤명현

1982년 : 경북대학교 전자공학 학사 1984년 : KAIST 원자력공학 석사

1994년 : Iowa State University 전자공학 박사

2001년~2009년 : 전자부품연구원 u임베디드연구센터

센터장

2009년~2012년 : KEIT 홈네트워크/정보가전 PD 2013년~현재 : 전자부품연구원 정보통신미디어연구

본부 본부장