



차량 레이더의 수준을 한 단계 높여주는 머신 러닝

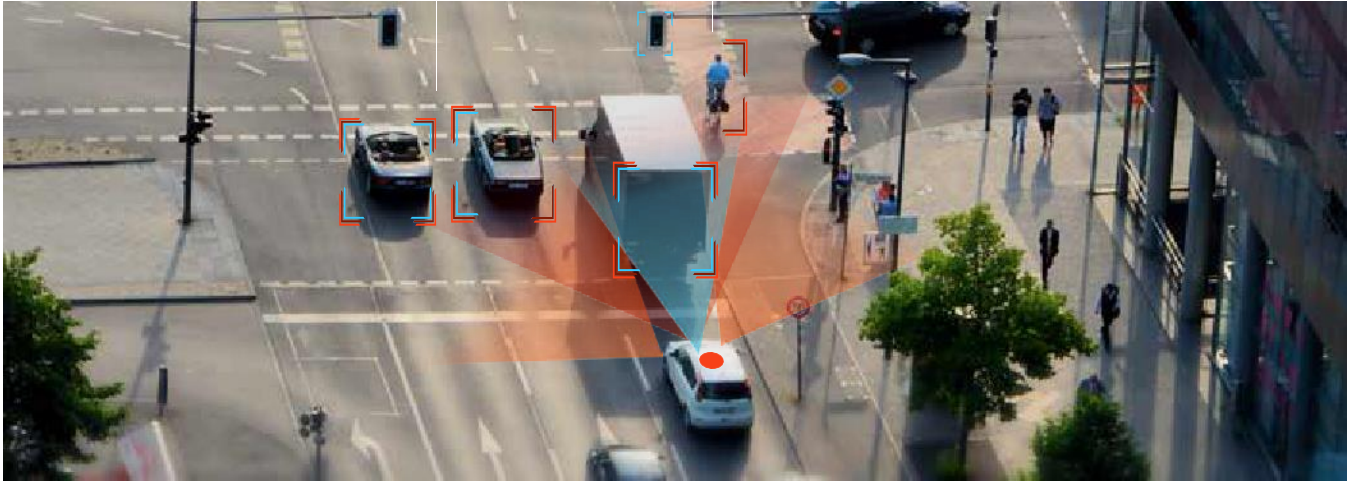
차량의 주행자동화의 가장 큰 과제는 주행 위치와 경로를 알려주는 알고리즘 개발(계획 및 정책)이라고 생각하는 사람도 있을 것입니다. 하지만 아닙니다. 그러나 이것은 사실이 아닙니다. 가장 큰 과제는 감지와 인지에 있으며, 계획과 정책 기능이 수행할 가장 정확하고 강력한 환경 모델을 안정적으로 생성할 수 있는 인지 시스템을 구축하는 데 있습니다. 이러한 방식으로 인지 시스템은 더 높은 수준의 자동화를 실현하기 위해 필수적입니다.

OEM이 사망 사고를 줄이는 능동적 안전 기능을 구현하기 위해 차량에 배치할 수 있는 최고의 인식 시스템을 찾고 있는 가운데, 레이더는 다양한 날씨 및 조명 조건을 통해 낮은 시스템 비용과 복원력을 포함한 다양한 이점을 제공할 수 있습니다.

이러한 특성은 레이더를 모든 차량에 환경 모델을 구축하기 위한 이상적인 바탕이 되게 하며, 차량이 기본 경고 기능을 넘어 보조 및 자동화 기능으로 이동함에 따라 특히 중요해집니다. 인텔리전스를 중앙 집중화하고 올바른 방식으로 머신 러닝을 적용하면 성능이 크게 향상되어 차량이 레이더의 강점을 잘 활용하는 동시에 데이터를 다른 센싱 방식의 데이터와 퓨전할 수 있습니다. 그렇게 함으로써 OEM은 첨단 기능을 제공하고 가장 까다로운 코너 케이스를 해결하는 계획 및 정책 기능을 설계 및 구현하기 위한 최상의 기반을 조성할 수 있습니다.



머신 러닝과 레이더



능동형 안전 기능은 생명을 구하고 사고를 방지합니다. 예를 들어, 미국 고속도로 안전 보험협회에 따르면 자동 비상 제동 기능이 있는 전방 충돌 경고는 후방 충돌을 **50%** 감소시킵니다. **2019년** 컨슈머리포트 조사에서 차량 소유자의 **57%**가 첨단 운전자 지원 기능이 사고를 예방했다고 답했습니다. 이러한 솔루션은 일반적으로 전방 레이더 또는 카메라(이상적으로는 둘 다 적용)를 사용합니다.

향후 OEM의 과제는 효율적으로 시장에 진보된 능동 안전 기능을 공급하여 OEM이 더 많은 모델에 기능을 적용하도록 해서 많은 소비자에게 제공할 수 있도록 하는 것입니다. 아울러 복잡하고 어려운 감지 환경 문제를 해결해야 하는 높은 수준의 자동화를 위한 토대를 마련하는 것입니다.

성공 여부는 두 가지 주요 기능에 따라 결정됩니다. 그것은 센서가 제공하는 정보의 품질과 해당 데이터를 해석하는 컴퓨팅 능력입니다. 센서 측면에서 레이더가 중심이 되는 솔루션은 성공을 위한 훌륭한 기반을 제공합니다. 컴퓨팅 측면에서 머신 러닝 시스템은 레이더 센서에서 나오는 데이터를 사용해서 다른 센서의 데이터와 퓨전하여 강력한 차량 환경 인지 모델을 생성할 수 있습니다.

레이더의 이점

오늘날 차량에 사용되는 주요 센서는 레이더와 카메라이며, 저속에서 초음파가 단거리에서 사용되고 자율주행에서는 라이다가 사용됩니다.

레이더가 널리 사용되는 이유 중 하나는 물체가 얼마나 멀리 떨어져 있는지를 확실하게 나타낼 수 있기 때문입니다. 일반적인 차량용 장거리 레이더는 **300~500미터** 정도 떨어진 물체에 대한 범위 측정을 제공할 수 있습니다. 반면, 카메라는 카메라의 이미지에 있는 물체의 크기 및 기타 요소를 기반으로 물체가 얼마나 멀리 떨어져 있는지 추정(추측)해야 합니다. 입체 접근 방식을 활용하더라도 이는 어려울 수 있습니다. 또한 카메라 이미지의 단일 픽셀이 장거리에서의 범위가 매우 넓어지고 해상도 역시 문제가 되기 때문에 물체를 식별하기가 어려워 집니다. 포커싱 옵틱이 도움될 수 있지만 시야가 제한되기 때문에 일반적인 카메라 기반

시스템에서는 이러한 어려움과의 타협이 필요합니다.

한편, 레이더는 기본적으로 상대 속도를 측정하므로 거리 측정을 제공하는 동시에 물체가 얼마나 빠른 속도로 차량에 가까워지는지 또는 멀어지는지 알려줄 수 있습니다. 카메라와 라이다는 상대 속도를 추정하기 위해 시간이 지남에 따라 여러 이미지를 찍어야 할 수 있습니다.

레이더는 빛 대신 전파를 사용하여 물체를 감지하기 때문에 비, 안개, 눈 및 연기속에서도 잘 작동합니다. 이러한 성능은 위와 같은 환경하에 인간의 눈 구조와 유사한 카메라(혹은 미래의 라이더)와 같은 광학 기술에서 문제가 발생 하는 것과는 대조적입니다. 운전 중 직사광선에 의해 볼 수 없을 때나 먼지와 때로 덮인 앞유리를 통해 선명하게 보려고 했던 때를 생각해 보면 됩니다. 광학 센서들도 동일한 문제를 가지고 있지만 레이더는 이러한 경우에도 여전히 잘 볼 수 있습니다. 또한 카메라와 달리 레이더는 야간에 정확한 감지를 위해 고대비 장면 혹은 조명이 필요하지 않습니다.



그림 1. 레이더는 다양한 날씨 및 조명 조건에서 주변 환경을 인식할 수 있습니다.

레이더는 불투명한 표면 뒤에 장착해도 동작하기 때문에 OEM에게 상당한 패키징 유연성도 제공합니다. 광학 기술은 도로의 '시야확보'가 되어야 하며, 이는 차량 외부에서 도로를 볼 수 있고, 가급적 높은 위치에서 가시거리가 좋으며, 도로의 먼지와 오염으로부터 피할 수 있는 곳에 장착되어야 합니다. 이와 달리 레이더는 차량 그릴 뒤, 범퍼 안 혹은 다른 방법으로 가리며 장착 할 수 있으므로 디자이너가 차량 외관에 집중할 수 있는 상당한 유연성을 제공합니다.

광학 센서 사용 위치

카메라는 사물을 구분하는데 매우 적합합니다. 오직 카메라만이 도로 표지판을 읽을 수 있고, 카메라는 물체가 다른 차량인지, 보행자인지, 자전거인지, 심지어 개인지도 가장 잘 판단할 수 있습니다. 이러한 각각의 대상은 다르게 움직이므로 차량의 시스템이 감지하고 있는 대상을 정확히 알고 있다면 움직임을 더 잘 예측할 수 있습니다.

라이더는 몇 가지 독특한 장점 때문에 주목을 받았습니다. 고해상도로 직접 거리 측정을 수행하고 감지범위 내에 그리드를 형성할 수 있으며, 여기서 각 그리드 셀은 특정 거리를 연관시킬 수 있습니다. 라이더는 훨씬 높은 주파수대역에서 운용하기 때문에 기존 레이더보다 파장이 훨씬 짧습니다. 즉, 라이더는 레이더보다 높은 각도 분해능을 제공할 수 있으므로 물체의 가장자리를 더 정확하게 식별할 수 있습니다.

레이더의 한 가지 단점은 전방의 표면이 깨끗하고 투명해야 성능을 발휘할 수 있다는 것인데, 이러한 조건은 특히 이동 중인 차량에서 문제가 될 수 있습니다. 불행하게도 딱정벌레 한 마리가 제대로 한 자리를 잡지만 해도 차량의 시력, 즉 인지능력을 상실할 수 있다는 것입니다.

또 다른 주요 문제 중 하나는 라이더가 레이더보다 덜 성숙된 기술이며 훨씬 더 비싼 점입니다. 그 비용 때문에 오늘날의 양산차 시장에서 라이더를 개발하고 적용할 수 있는 범위를 제한하게 만듭니다.

신뢰할 수 있고 안전한 솔루션을 보장하기 위해, 차량은 다양한 감지 기술을 조합하는 센서 퓨전을 사용해야 합니다(사이드바 참조→) 이러한 입력정보가 하나로 통합된다면 차량 주변환경에 대한 최상의 이해를 얻게 됩니다. 하지만 그게 불가능하더라도 - 카메라에 얼룩이 번지고 라이더에 벌레에 의한 문제가 있는 경우 - 머신 러닝 알고리즘을 거친 차량의 레이더는 탁월한 감지 정보를 제공할 수 있습니다.



그림 2. 레이더는 차량의 외부 차체 내에 장착할 수 있습니다.

센서 퓨전

센서 퓨전은 여러 레이더, 라이다 및 카메라의 입력을 한데 모아 차량 주변 환경의 하나의 형상 또는 이미지를 형성하는 기능입니다. 결과 모델은 서로 다른 센서의 강점의 균형을 맞춰주기 때문에 더 정확합니다. 그러면 차량 시스템이 센서 퓨전을 통해 제공되는 정보를 사용하여 보다 지능적인 조치를 지원할 수 있습니다.

물론 차량에 센서가 많을수록 퓨전이 어려워지지만 성능을 향상시킬 수 있는 기회도 더 많아집니다.

과거에는 센서 데이터를 분석하여 물체를 식별 및 추적하는 처리 능력이 카메라 또는 레이더에 통합되었습니다. Aptiv의 위성 아키텍처 접근 방식에서는 처리 능력이 보다 강력한 능동형 안전 도메인 컨트롤러에 집중되어 각 센서가 데이터를 수집하고 도메인 컨트롤러에서 통합될 수 있습니다.

	레이더	라이다	카메라	퓨전																																																																	
레이더																																																																					
	<ul style="list-style-type: none"> 장거리 감지 물체 이동 전천후 성능 																																																																				
라이다																																																																					
		<ul style="list-style-type: none"> 정밀한 3D 물체 탐지 범위 정확도 여유 공간 탐지 																																																																			
카메라																																																																					
			<ul style="list-style-type: none"> 물체 분류 물체 각도 위치 장면 컨텍스트 																																																																		
				<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>레이더</th> <th>라이다</th> <th>카메라</th> <th>퓨전</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>물체 감지</td> <td></td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>보행자 탐지</td> <td>+</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>기상 상태</td> <td>-</td> <td>○</td> <td>+</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>조명 상태</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>-</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>이</td> <td>+</td> <td>+</td> <td>-</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>속도</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>-</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>거리 - 정확도</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>○</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>거리 - 범위</td> <td>+</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>데이터 밀도</td> <td>+</td> <td>○</td> <td>○</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>분류</td> <td>-</td> <td>○</td> <td>+</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td>패키징</td> <td>-</td> <td>○</td> <td>+</td> <td>+</td> </tr> <tr> <td></td> <td>+</td> <td>-</td> <td>○</td> <td>+</td> </tr> </tbody> </table>		레이더	라이다	카메라	퓨전	물체 감지					보행자 탐지	+	+	○	+	기상 상태	-	○	+	+	조명 상태	+	○	-	+	이	+	+	-	+	속도	+	○	-	+	거리 - 정확도	+	○	○	+	거리 - 범위	+	+	○	+	데이터 밀도	+	○	○	+	분류	-	○	+	+	패키징	-	○	+	+		+	-	○	+
	레이더	라이다	카메라	퓨전																																																																	
물체 감지																																																																					
보행자 탐지	+	+	○	+																																																																	
기상 상태	-	○	+	+																																																																	
조명 상태	+	○	-	+																																																																	
이	+	+	-	+																																																																	
속도	+	○	-	+																																																																	
거리 - 정확도	+	○	○	+																																																																	
거리 - 범위	+	+	○	+																																																																	
데이터 밀도	+	○	○	+																																																																	
분류	-	○	+	+																																																																	
패키징	-	○	+	+																																																																	
	+	-	○	+																																																																	

+ = 강점 ○ = 성능 - = 약점

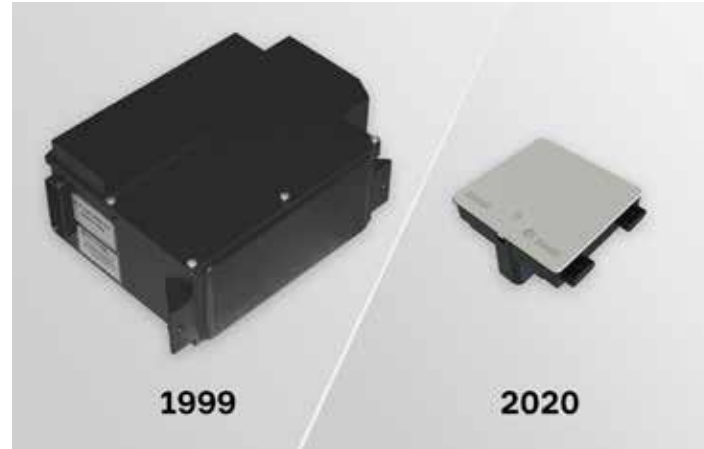
머신 러닝

머신 러닝은 인공지능의 하위에 포함되는 부분으로, 다양한 시나리오에 대한 경험을 통해 훈련되어지는 시스템 능력을 말합니다. 차량의 자동화가 진행됨에 따라 개발자는 머신 러닝을 사용하여 더 적은 데이터로 물체를 식별하고 주변환경을 더 잘 이해하도록 시스템을 훈련할 수 있습니다.

머신 러닝이 레이더로 해결하는데 도움이 되는 한가지는 가장자리 영역 감지입니다. 레이더의 파장이 길수록 분해능이 저하되고 감지 대상물의 해상도 역시 낮아져 목표물의 가장자리가 어디인지 알기 어려울 수 있습니다. 이러한 경우 해당 장면의 데이터를 해석하고 분석하는 것이 힘들어집니다. 엔지니어들은 오늘날의 자동차 애플리케이션에 사용되는 일반적인 77GHz 주파수에서 120GHz 이상으로 상향 조정하여 그에 맞는 파장을 짧게 만드는 등 레이더의 해상도를 개선하는 방법을 연구하고 있습니다. 그 기술은 동일한 센서 크기에서 훨씬 더 높은 해상도를 가지는 것이 가능하게 합니다. 그러나 지금의 레이더를 사용하더라도 머신 러닝은 표준 알고리즘을 통해 데이터로 설명하기 어려운 다양한 시나리오를 특성화하는 데 도움이 될 수 있습니다.

개발자들은 머신 러닝 시스템에 특정 카테고리의 객체에 많은 예를 제시할 수 있으며, 그것은 신호가 많은 반사점을 가진 복잡한 물체들에 의한 신호산란 방식을 학습할 수 있습니다. 이것은 상황별 정보를 활용할 수 있게 합니다. 그리고 카메라, 레이더 또는 HD 맵에서 제공하는 실시간 데이터를 활용하여 학습을 진행하고 이것으로 레이더 신호를 기반으로 해 물체를 분류할 수도 있습니다.

머신 러닝을 정교하게 사용한다면 추가적인 이점이 있습니다. 무지성 대입 접근 방식을 취하여 레이더가 제공하는 모든 원본 데이터에 머신 러닝을 적용하는 대신, 몇 가지 일반적인 방식의 전처리를 수행한 다음 적절한 부분에만 머신 러닝을 적용할 수 있습니다.



자동차 업계 최초

Aptiv는 1999년 Jaguar XKR용 어댑티브 크루즈 컨트롤 시스템으로 첨단 운전자 보조 시스템(ADAS) 기술을 개척했습니다. ACC(Adaptive Cruise Control) 시스템은 차량 전면의 마이크로파 레이더를 사용하여 선행 차량과의 거리 및 상대 속도를 측정하고 엔진 스로틀과 브레이크를 사용하여 재규어 차량이 1~2초 간격(동일속도 유지)으로 거리를 추종하도록 했습니다.

이 기술은 PACE Award를 수상했지만 레이더가 고가였기 때문에 적용 범위가 고급 차량으로 한정되었습니다. 엔지니어들은 레이더를 사면 차는 덤이라고 농담할 정도였습니다. 하드웨어가 여러 세대를 거치면서 이 기술은 소형, 경량화되고 비용도 10분의 1 미만으로 떨어졌습니다. 레이더는 수십 년간 가혹한 사용 조건에서도 이상 없는 성공적인 성능이 입증되었으며 모든 등급의 차량들은 이제 이 기술에 의존하여 소비자에게 능동형 안전 기능을 제공합니다.

많은 자동차 레이더는 각도를 측정하기 위해 안테나 어레이를 사용합니다. 일반적인 레이더 신호 처리는 각 안테나의 디지털화된 신호를 거리와 속도 정보로 변환하게 됩니다. 각도측정은 입력된 신호와 안테나 배열의 비교를 통해 만들어집니다. 사전 처리의 예는, 일반적인 신호처리를 통해 관심 있는 영역을 분리하고 특정 거리와 속도를 가진 물체에 초점을 맞추는 것입니다. 그런 다음 유사한 거리와 속도를 가진 각 안테나의 신호를 사용하여 시스템 러닝을 진행할 수 있습니다.

일반적인 레이더는 최대 12개의 안테나를 활용할 수 있으며, 단일차량에서 5개 이상의 레이더를 사용할 수 있습니다. 이러한 안테나는 디지털 빔 포밍을 가능하게 하며, 여기서 각 개별 안테나의 신호는 디지털화되고 결합됩니다. 그 결과 레이더는 신호를 한 번 샘플링한 다음 필요한 만큼 여러 방향으로 빔을 형성합니다. 시스템은 이 배열들을 전반적으로 살펴보고 레이더가 겹치는 곳을 분석함으로써, 다양한 물체의 각도를 추론할 수 있습니다.

이러한 종류의 분석은 시스템에 신경망을 통한 공급을 위해 풍부한 정보의 기반을 제공하며, 이는 다시 머신 러닝을 적용하여 훨씬 더 명확한 상황의 정보를 생성할 수 있습니다. 만약 중간 단계가 없다면 AI 시스템은 실시간으로 원본의 디지털 신호 자체에서 상황을 결정해야 할 것입니다. 즉, 처리하는 시스템이 매우 강력하고, 고비용의 리소스 집약적이어야 하며, 데이터를 어떻게 처리해야 하는지 파악하기 위해서는 긴 러닝 과정이 필요합니다. 또한 이러한 시스템은 문제를 해결하는데 부족한 것이 많을 것입니다. 예를 들어, 차량이 존재하지 않는 물체를 감지한 경우, 어디에서부터 처리가 잘못되었는지 파악하기 어려울 수 있습니다. 일반적인 프로세싱과 머신 러닝을 결합하면 데이터 처리에서 일부 직교성(각 신호의 독립)을 제공할 수 있으며, 이는 시스템의 견고함을 강화할 수 있습니다.

레이더에 의해 제공되는 데이터는 비전 시스템에서 들어오는 데이터보다 더 복잡하지만(물체의 위치와 더불어 거리 및 거리 별 속도 차도 제공), 그 정보의 가치는 매우 중요합니다. 의미를 추출하기 위해 데이터를 지능적으로 선별하는 노력은 충분히 가치가 있습니다. Aptiv는 1999년 최초로 Jaguar 에서 레이더를 장착하고 어댑티브 크루즈 컨트롤을 구현한 이래 20년 동안 차량용 레이더를 다룬 경험을 바탕으로 가장 효율적인 방식의 관련 데이터를 추출하는 데 필요한 전문성을 확보했습니다.

비용 및 전력의 이점

새롭게 등장하는 아키텍처에서는 위성 레이더가 차량 전체에 분산되고 이더넷을 통해 머신 러닝 액셀러레이터가 포함된 중앙 시스템 컨트롤러의 온 칩에 연결됩니다. Aptiv는 이러한 종류의 위성 아키텍처를 사용하여 5개 이상의 레이더에서 데이터를 처리하고 비용을 절감합니다. 이 접근 방식은 매우 데이터 사용 효율성이 높으며 머신 러닝 모델은 다른 대안보다 더 저렴하고 전력 소비가 적은 프로세서에서 실행할 수 있습니다.

예를 들어, 6개의 단거리 레이더에서 데이터를 처리하는 구현은 약 1W를 사용하는 반면, 6개의 카메라에서 데이터를 처리하는 구현은 10W에서 15W를 소비할 수 있으며, 고성능 GPU는 약 100W를 소비합니다.

또 다른 예로, 머신 러닝은 레이더 생성 데이터의 거리 및 빈 공간(Free Space) 탐지에 대한 정보를 수집하여 레이더의 더 낮은 비용으로 라이다와 유사한 결과를 제공할 수 있습니다.

모든 센서가 각자 처리하는 방식, RAM 및 통신의 병렬 구현을 따로 구현할 필요가 없는 것과 도메인 컨트롤러에서 소프트웨어를 중앙 집중화함으로써 얻을 수 있는 효율성이 잠재적인 절감 효과를 가져다줍니다. 비용이 낮다는 것은 표준 또는 보급형 차량에도 이 Lifesaving 기술을 장착할 수 있다는 것을 의미합니다.

도전적 시나리오

첨단 운전자 보조 시스템과 관련하여 운전자가 매일 마주하지만 쉽게 해결할 수 없는 시나리오가 많이 있습니다. 도로에 물체가 있을 경우 그 위로 지나가도 안전한 것인지? 인접한 트랙 때문에 사각지대가 생기는 경우 차량은 어떻게 주행을 조정해야 하는지? 레이더와 결합된 머신 러닝은 이러한 문제를 비롯해 많은 문제를 해결할 수 있습니다. 다음은 몇 가지 예입니다.



도로 위의 잔해

도로 위의 작은 물체 또는 잔해는 특히 고속으로 주행할 때 문제가 될 수 있습니다. 머신 러닝이 적용된 레이더는 범위를 50% 이상 개선하고 200미터 거리에서 작은 물체를 추적할 수 있어 차량이 차선을 변경하거나 안전하게 정지하는 데 충분한 시간을 확보할 수 있는 것으로 나타났습니다.

운전하기에 안전한 객체

운전자는 종종 도로 위의 물체가 주행을 해도 되는 물체인지 판단하는 능력을 당연하게 여깁니다. 물체의 높이가 5cm 또는 10cm라고 추정하지 않습니다. 그들은 직관에 따라 행동하는 경향이 있는데, 아마도 그들의 과거 경험에 근거한 느낌일 것입니다. 머신 러닝 시스템도 차량이 주행해도 되는 안전한 물체와 그렇지 않은 물체를 사용하여 훈련될 수 있습니다. 프로그래머는 감지객체구분의 특별한 부분집합으로서 이 질문에 초점을 맞추고 전체 처리 체인의 일부로 만들 수 있습니다. '주행가능성' 예 or 아니요? 필요한 경우 조치를 취할 수 있는 소프트웨어에 결과를 전달할 수 있습니다.

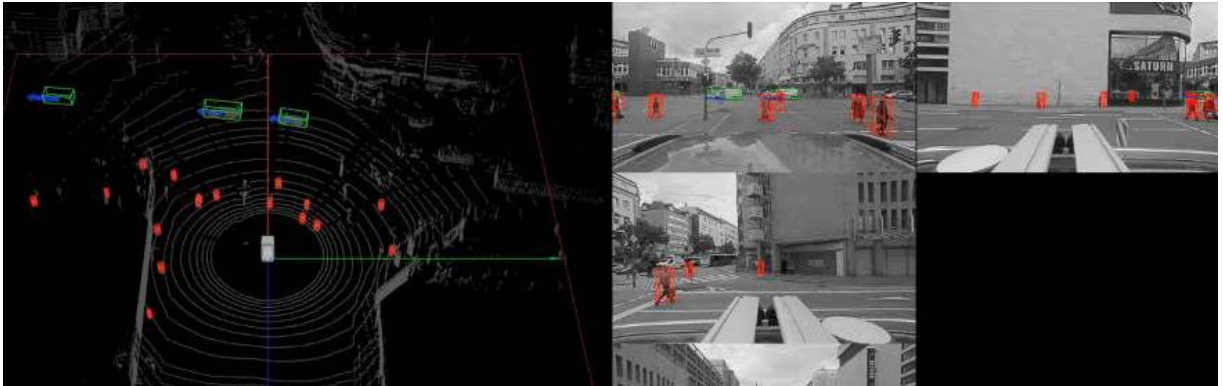
교통 약자

교통 약자에는 자전거와 오토바이 운전자가 포함됩니다. 이러한 이용자는 충돌 시 보호 기능이 거의 없고 다른 차량보다 인지 및 식별하기 어려울 수 있기 때문에 규제 및 평가 기관에서 특히 중점을 두는 부분입니다. 머신 러닝은 일반적인 레이더 신호 처리에 비해 민감도가 70% 감소하며 다른 감지 방식과의 센서 퓨전을 통해 인지능력을 더욱 향상시킬 수 있습니다.

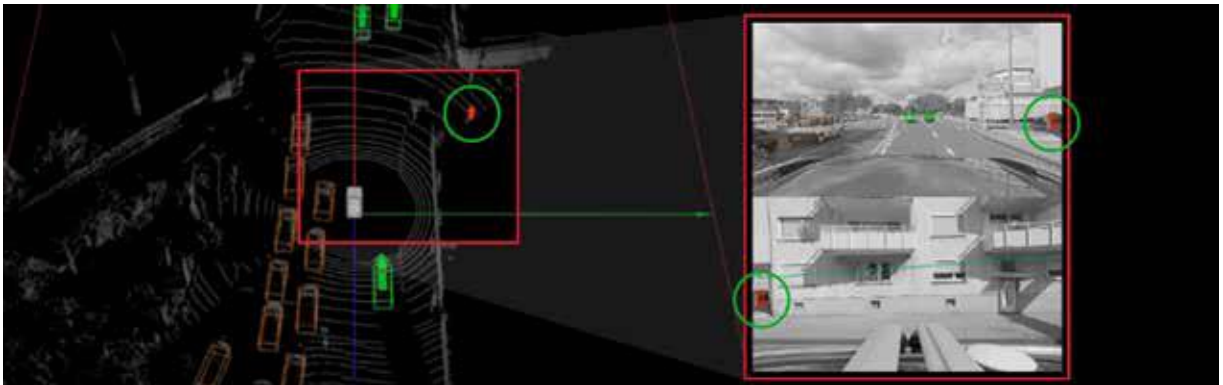


보행자

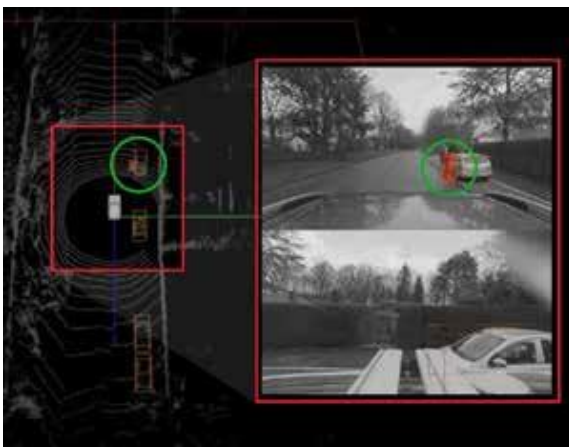
보행자를 감지하는 것은 특히 많은 보행자가 길을 건너고 서로 다른 방향으로 걸을 수 있는 어수선한 도시 환경에서 모든 종류의 센서에 고유한 도전을 제공할 수 있습니다. 그러나 앞서 설명한 레이더 데이터의 모든 것을 사용하면 진보된 머신 러닝 기술을 통해 차량이 복잡한 환경에서 보행자를 인지하도록 할 수 있습니다. 심지어 주차된 차량 또는 다른 장애물 뒤에서 시야가 가려질 수 있는 보행자도 감지할 수도 있습니다.



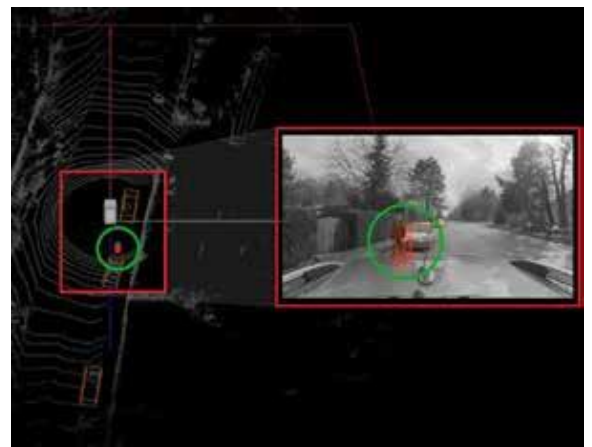
가려진 보행자



보행자 근접 경로 및 주차된 차량:

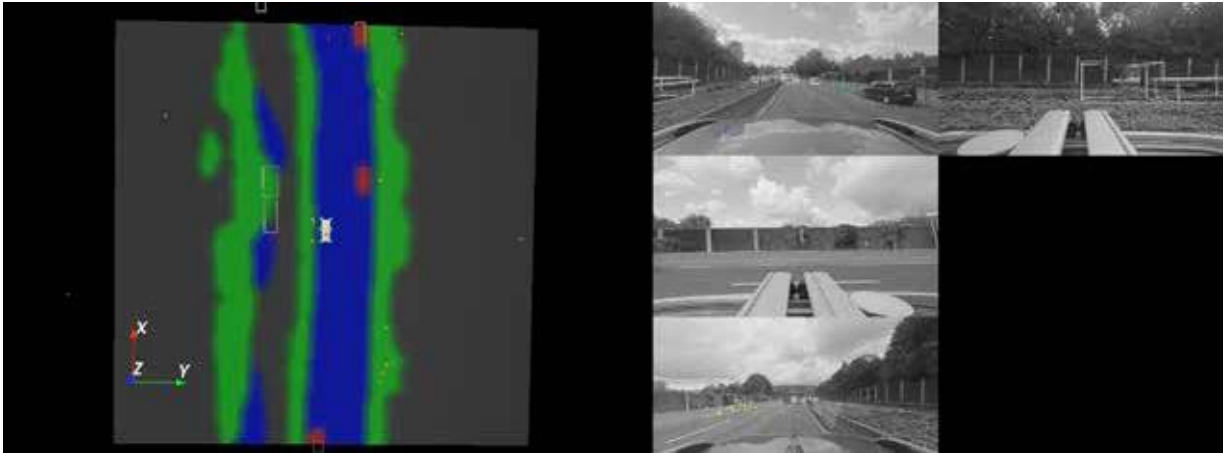


후진 주차 중 보행자 경고:



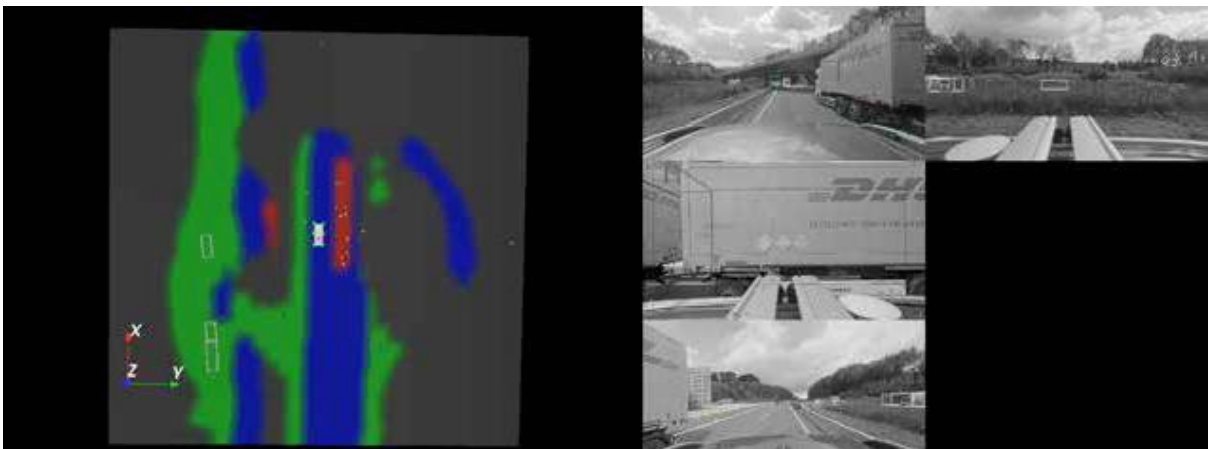
저반사율 도로 경계

예각에서 본 평평한 콘크리트 벽과 같은 일부 도로 경계는 레이더가 신호를 강하게 반사하지 않습니다. 머신 러닝은 시간 경과에 따른 범위, 도플러 및 안테나 응답에 강력한 분할 및 신호 처리를 사용하여 이러한 경계가 어디에 있는지 파악할 수 있습니다.



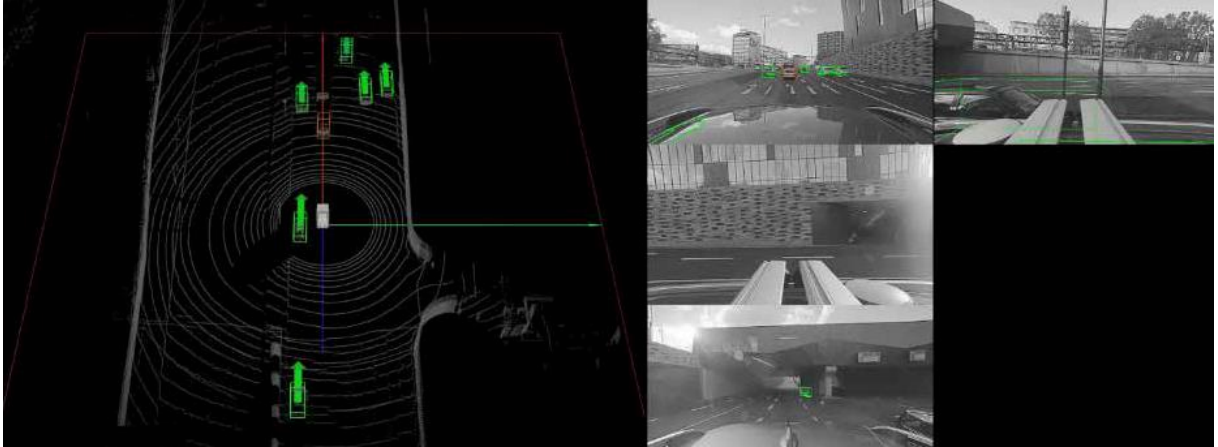
사각 지대

센서 폐색(대형 트럭과 같은 다른 물체에 의해 생성되는 사각 지대)은 자율 주행의 가장 큰 문제 중 하나입니다. 오늘날의 시스템이 사각 지대를 완전히 인식하지 못한다는 사실이 가려져 보이지 않는 물체를 탐지하지 못하는 것보다 더 문제입니다. 운전자는 보이지 않는 가능성을 고려하고 숨겨진 위협으로부터 방어하는 법을 배웠습니다. Aptiv의 인식 접근 방식은 이러한 인식을 생성하고 업스트림 기능이 운전자처럼 방어적으로 행동할 수 있도록 합니다.



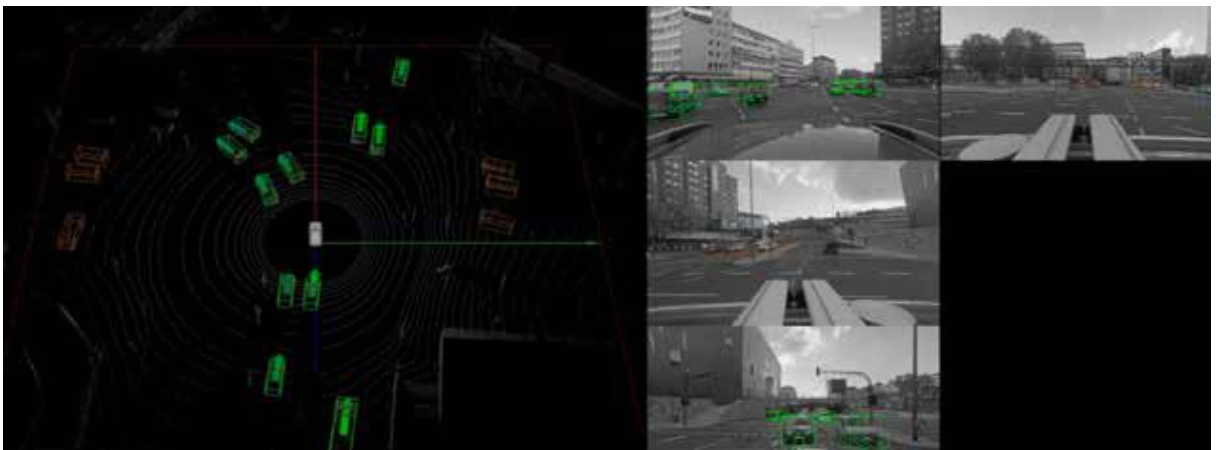
차선 안에서 정지한 차량

머신 러닝은 객체 경계와 강력한 분리를 포함하여 정확한 물체 탐지 및 추적을 제공하는 데 도움이 될 수 있습니다. 진보된 처리 방법을 사용하여 위치 오차와 물체 방향 오차를 **50% 이상** 줄일 수 있습니다. 즉, 차량은 다른 차량이 해당 차선에서 정지해 있는지 더 잘 알 수 있습니다.



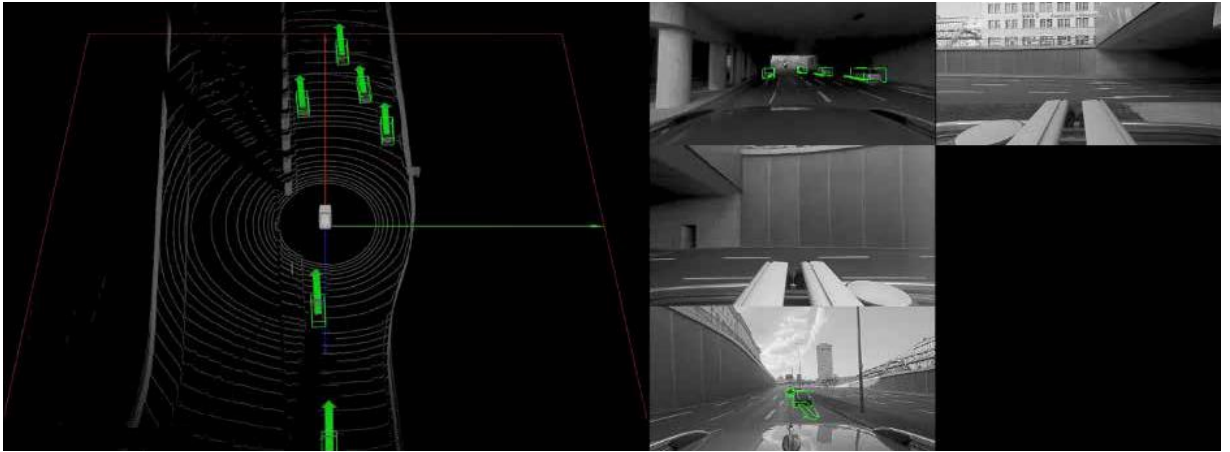
360도 감지

Aptiv의 센서 퓨전 접근 방식은 차량을 둘러싼 다양한 센서의 입력을 하나로 모으게 됩니다. 이는 차량에 충분한 센서가 장착되어 있다면 주변 환경을 **360도** 볼 수 있다는 것을 의미하며, 이는 차량이 더 나은 행동결정을 내리는 데 도움이 됩니다. 머신 러닝은 시스템이 해당 범위 내의 대상을 식별하여 승용차, 트럭, 오토바이, 자전거, 보행자 등으로 분류하는 데 도움이 됩니다. 대상의 방향을 파악할 수 있습니다. 또한 정지 상태의 물체 또는 느리게 이동하는 물체를 분리하고 식별하는 데 도움이 됩니다.



터널 내부 추적

머신 러닝은 또한 차량이 터널 내부에 있을 때의 상황을 파악하는 데 도움이 될 수 있습니다. 터널은 역사적으로 레이더에 어려운 환경이었습니다. 터널 벽은 반사 표면을 제공합니다. 그러므로 레이더가 대상체를 처리하는 능력을 압도할 수 있을 정도로 매우 많은 수의 감지가 발생할 수 있습니다. 또한 이러한 반사는 높은 고각도에서 발생할 수 있으며, 이는 정지 대상체를 식별하기 어렵게 만들 수 있습니다. 아울러 터널에는 공기를 순환하기 위한 환풍기가 있는 경우가 대부분인데 레이더가 환풍기의 회전하는 날개를 움직이는 물체로 혼동할 수 있습니다. 이러한 모든 문제는 차량이 터널에 있을 때 레이더 처리를 조정하여 완화할 수 있습니다. 레이더 데이터 처리에 머신 러닝을 적용함으로써 시스템은 일반적인 처리 방법에서 가능한 것보다 훨씬 높은 정확도로 정탐지에서 노이즈를 필터링할 수 있습니다. 이제 터널 및 기타 폐쇄된 환경에서 레이더 반환값을 더 정확하게 해석하고, 환풍기와 같은 대상체를 분류하고, 레이더의 터널 내 문제를 효과적으로 해결할 수 있습니다.



향후 진로

OEM 업체들은 능동형 안전기능을 자사의 모든 차종에 적용하고자 하기 때문에 비용 효율적이지만 까다로운 조건에서 데이터를 제공할 수 있는 센서와 데이터에서 가장 유용한 정보를 얻을 수 있는 인텔리전스가 필요합니다. OEM은 머신 러닝과 레이더에 연결된 센서의 조합을 통해 이를 달성할 수 있습니다. Aptiv의 RACam과 같은 혁신은 이러한 센서(이 경우 레이더 및 카메라)를 하나의 소형 유닛에 패키징할 수 있습니다.

Aptiv의 위성 아키텍처는 이러한 센서에서 데이터를 수신하는 인텔리전스를 중앙 집중화하여 대기 시간을 낮추고 센서 중량을 최대 30%까지 줄여 성능을 개선합니다. OEM은 레벨 1 자동화에서 레벨 2 및 레벨 2+까지 구축 가능한 이 강력한 인지 및 인식 기술 기반 위에 다양한 레벨의 자율 주행을 위한 차별화 기능을 개발할 수 있습니다.

장기적으로 Aptiv의 스마트 차량 아키텍처는 차량의 전기 및 전자 아키텍처를 감지 및 인식 요구 사항에 가장 적합한 방식으로 구조화하여 레벨 3 및 레벨 4 자동화까지 확장함으로써 전체 비전을 지원합니다. 그동안 OEM은 능동형 안전을 대중화하고 모든 사람이 이러한 생명을 구하는 기술에 액세스할 수 있도록 지금 중요한 단계를 지나게 할 수 있습니다.

저자 정보



Rick Searcy

첨단 레이더 시스템 매니저

Rick은 2013년부터 Aptiv의 첨단 레이더 시스템 개발을 주도하고 있습니다. 그는 1994년부터 회사에서 생산되는 모든 레이더 개발에 참여해 왔습니다.

Rick은 인디애나 주 코코모에 거주하고 있습니다. 미시간대학교에서 응용전자기학 및 디지털 신호 처리를 연구하여 석사 학위를 취득했습니다.

에서 자세히 알아보십시오

