

좁은 공간에서의 See-Direct 를 위한 기계학습 특징에 관한 연구

김진경, 이재호
한국전자통신연구원

jkkim, bigleap@etri.re.kr

A Study on Features of Machine Learning for See-Direct in Narrow Spaces

Kim Jin Kyeong, Lee Jae Ho
ETRI

요 약

본 논문은 좁은 공간에서도 See-Direct 가 동작할 수 있도록 실험을 통해 기계학습에 사용될 특징을 도출하고, 조합한 특징을 학습 모델에 적용하여 특징별로 기계 학습의 대상 인식 성공률을 확인함으로써 좁은 공간에서 See-Direct 기계학습에 유용한 특징을 제시하였다.

I. 서 론

블루투스 기술을 사용하는 장치가 점차 증가함에 따라 일반적인 메뉴 선택 방식으로는 장치 목록도 길어지고 중복된 명칭도 빈번하게 나타나서 주변의 블루투스 장치를 특정하기가 매우 어려운 상황이다. 이러한 문제를 해소하기 위해 단지 대상을 바라봄으로써 선택하고자 하는 장치를 특정할 수 있는 See-Direct 기술이 등장하여 좀 더 쉽게 대상을 선택할 수 있게 되었다.[1]

하지만 See-Direct 의 입사각 정보가 장애물이나 벽에 의한 다중경로로 인해 부정확하게 되고, 특히 책상 위와 같이 여러 기기에 의해 둘러 쌓여 있는 좁은 공간에서는 더욱 사용하기에 부적합하다.[2]

본 논문에서는 이러한 문제를 해소하고자 실험을 통해 기계학습에 사용될 수 있는 특징을 도출하고, See-Direct 기계학습을 위한 학습 모델에 특징을 조합하여 적용한 후 기계학습의 대상 인식 성공률을 통해 어떠한 특징이 유용한지 제시한다.

II. 본론

본 논문에서는 먼저 기계학습을 위해 필요한 데이터를 획득하기 위해 그림 1 과 같이 1.5m 책상 위의 전면 중앙에 50cm 높이의 모니터와 좌측에는 거치대에 비스듬히 세운 데이터 획득용 노트북을 두고 책상 우측에는 1.5m 높이의 나무 서랍장이 있는 상태에서 책상 위 중앙 좌측에 TI사에서 제공하는 AoA 기술 검증용 레퍼런스 수신기와 우측에 50cm 떨어진 레퍼런스 송신기를 각각 올려 놓고 실험을 진행하였다.

표 1 은 기계학습을 위해 실험을 통해 획득한 데이터의 종류 - 안테나 1(좌측 배열안테나)과 2(우측 배열안테나)

의 입사각, 안테나 1 과 2 의 수신 신호세기, 선택된 입사각과 그 차이, 그리고 선택된 수신신호세기와 그 차이 - 와 실제 값 일부를 나타낸다.

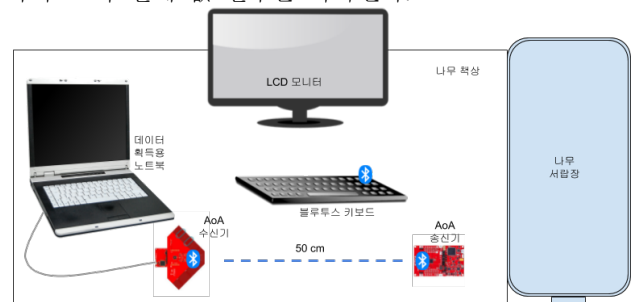


그림 1. 기계학습 데이터 획득을 위한 실험 환경

표 1. 기계학습 데이터 구성 및 샘플값

기본 정보				가공 정보				클래스
Ant 1 입사각	Ant 2 입사각	Ant 1 RSSI	Ant 2 RSSI	AoA 차이	AoA 선택	RSSI 차이	RSSI 선택	정면 여부
90	-12	-60	-46	102	-12	14	-46	0
99	-7	-57	-47	106	-7	10	-47	0
114	-7	-56	-49	121	-7	7	-49	0
139	12	-53	-51	127	12	2	-51	1
155	-2	-54	-53	157	-2	1	-53	1
139	-38	-55	-54	177	-38	1	-54	1
119	-34	-57	-55	153	-34	2	-55	1

어떠한 특징의 조합이 See-Direct 기계학습에서 보다는 나은 성능을 보이는지 확인하기 위해 그림 2 와 같이 특징을 전부 혹은 일부만을 기계 학습에 사용하는 6 가지 조합을 도출하였다.

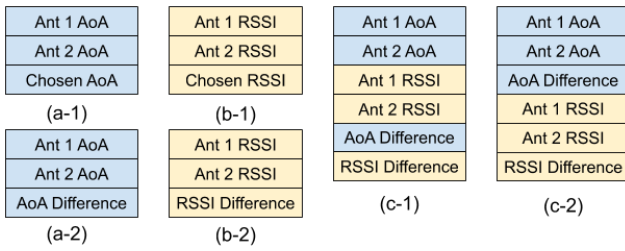


그림 2. 기계학습에 사용되는 유형별 특징 모음

See-Direct 기계학습을 위해 선형회귀 모델을 Keras의 Sequential 모델을 이용하여 구성하였다. 여기서 입력층은 다수의 특징을 입력 받도록 설정하였으며, 이후 필요에 따라 1 개 혹은 2 개의 은닉층을 사용하였다. 입력층과 은닉층의 활성화 함수는 Relu를 사용하였고 출력층에서만 대상이 정면 여부를 출력하도록 Sigmoid 함수를 사용하였다. 손실 계산을 위해 Binary_crossentropy를 손실함수 계산에 사용하였으며 Adam을 네트워크 갱신에 사용하였다. 이후 배치 크기를 20으로 에포크는 1,000으로 하여 훈련을 진행하였다.

학습을 통해 만들어진 모델의 성능 평가 결과는 다음과 같다. 먼저 See-Direct에서 기본적으로 사용하는 정면 대상 인식 지표인 안테나 1과 2의 입사각과 선택된 입사각을 이용한 경우와 선택된 입사각 대신 입사각의 차이를 이용한 경우의 기계학습 성능 결과는 그림 3과 같다. 대상 인식 성공률이 각각 60.42%/62.50%(선택)에서 66.67%/68.75%(차이)로 입사각 차이를 이용하는 것이 입사각 선택보다 약 10%의 향상이 있으나 입사각은 좁은 공간에서 대상 인식에는 충분하지 않음을 알 수 있다.

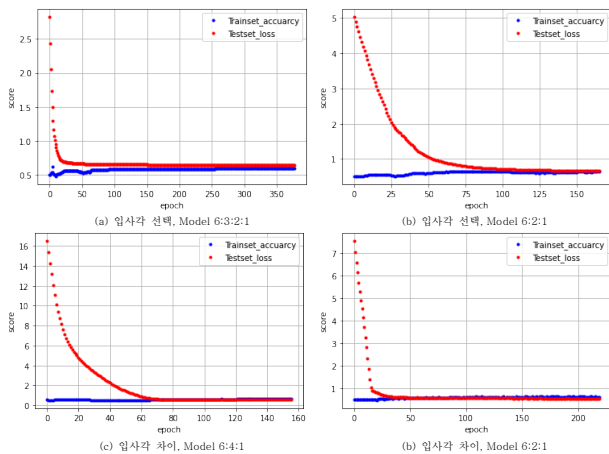


그림 3. 입사각을 이용한 기계학습 결과

다음으로 그림 4는 안테나 1과 2의 수신신호세기들 중 더 큰 값을 이용한 경우 그리고 둘의 차이를 이용한 경우의 기계 학습 성능 결과이다. 성공률은 대부분 100%로 입사각보다 현저하게 좋은 성능임을 확인하였다. 물론 그림 4의 (b)에서 보는 것처럼 신호 선택이 신호 차이에 비해 97.92%로 약간 떨어지기도 확인할 수 있다.

마지막으로 그림 5는 모든 특징을 이용한 경우의 기계 학습 성능 결과로 입사각 1, 입사각 2, 수신신호 세기 1, 수신신호세기 2와 2의 입사각, 선택된 입사각, 입사각 차이, 안테나 1과 2의 수신신호세기, 선택된 세기, 세기의 차이를 이용하는데, (a)는 특징을 단순 나열한 경우이고 (b)는 관련성이 있는 특징끼리 붙여 놓은 경우로 관련된 특징끼리 붙여 놓은 경우가 그렇지 않은 경우보다 빠르고 좋은 성능을 보인다. 하지만 유용하지

못한 입사각 정보로 인해 앞서 수신신호세기만을 이용한 경우에 비해 도리어 성능은 하락한다.

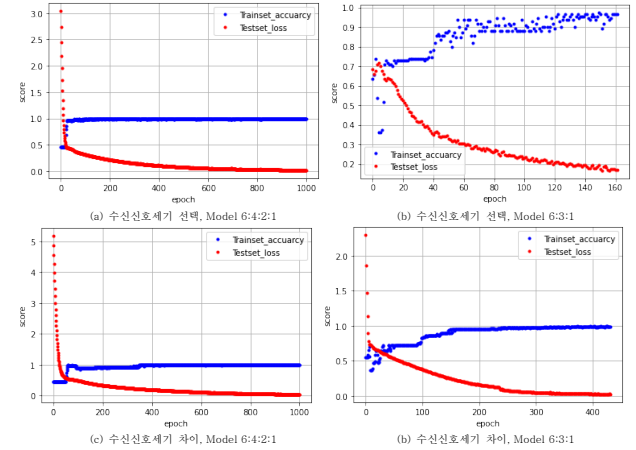


그림 4. 수신신호세기를 이용한 기계학습 결과

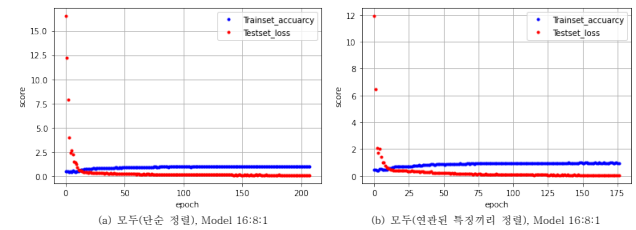


그림 5. 모든 특징을 이용한 기계학습 결과

III. 결론

본 논문에서는 책상 위와 같은 협소한 공간에서 See-Direct를 이용할 때 장애물이나 벽에 의해 발생하는 다중경로에 의해 입사각이 부정확하여 바라보는 대상을 특정하지 못하며, 기계학습을 이용하여도 정확도를 뚜렷하게 높일 수 없음을 확인하였다. 반면에 안테나별로 획득한 수신신호세기 정보만을 이용할 때에 바라보는 대상을 매우 정확하게 특정할 수 있음을 확인하였다. 추후 이번엔 확인된 수신신호세기를 이용한 대상인식 성능을 개방된 공간에서도 일반화할 수 있는지 확인하기 위해 추가 실험을 진행하여 See-Direct에 입사각이외에 수신신호세기를 이용하는 방법에 대해 계속 연구하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2018-0-00226, 포스트 스마트폰 시대를 대비한 Trusted Reality 핵심기술 개발).

참고 문헌

- [1] 김진경, 김도형, 이재호, "AoA 기술을 이용한 See-Direct 공간 필터링에 대한 연구," 한국통신학회 하계학술대회, 2019.
- [2] 김진경, 김도형, 이재호, "블루투스 AoA 기술을 이용한 See-Direct 공간 필터링 기술 성능 평가," 한국통신학회 동계학술대회, 2020.