



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 등록특허공보(B1)**

(45) 공고일자 2020년02월05일  
 (11) 등록번호 10-2073935  
 (24) 등록일자 2020년01월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
 H04L 27/00 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)  
 (52) CPC특허분류  
 H04L 27/0012 (2013.01)  
 G06N 3/04 (2013.01)  
 (21) 출원번호 10-2018-0168314  
 (22) 출원일자 2018년12월24일  
 심사청구일자 2018년12월24일  
 (56) 선행기술조사문헌  
 Ding Li-Da et al., Modulation Classification of Underwater Acoustic Communication Signals Based on Deep Learning, <https://ieeexplore.ieee.org/document/8559101>, 2018.12.06.\*  
 \*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자  
 충남대학교산학협력단  
 대전광역시 유성구 대학로 99 (궁동, 충남대학교)  
 (72) 발명자  
 김경섭  
 서울특별시 강남구 일원로14길 25, 108동 1402호  
 김한진  
 서울특별시 강남구 삼성로 151, 3동 705호  
 (뒀면에 계속)  
 (74) 대리인  
 특허법인 공간

전체 청구항 수 : 총 1 항

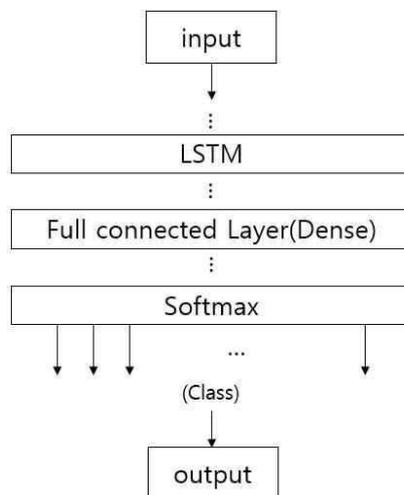
심사관 : 이은규

(54) 발명의 명칭 **전파신호 변조인식시스템**

**(57) 요약**

본 발명의 하나의 실시예에 의한 전파신호 변조인식시스템은, 입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서, LSTM 모듈, 텐스 모듈, 소프트맥스 모듈을 포함하고, 입력된 전파신호는 상기 LSTM 모듈을 통과하고, 상기 LSTM 모듈을 통과한 결과값은 상기 텐스 모듈을 통과한 후에 상기 소프트맥스 모듈을 통과하고, 상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정하는 것을 특징으로 한다.

**대표도** - 도1



(72) 발명자  
**김혁진**  
대전광역시 서구 대덕대로168번길 82, 웰리움 906  
호

**제준호**  
대전광역시 유성구 장대로 89-1, 302호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업  
과제고유번호 2015-0-00930  
부처명 과학기술정보통신부  
연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터  
연구사업명 SW전문인력양성/정보통신창의인재양성  
연구과제명 2018년 SW중심대학 지원사업\_충남대  
기여율 1/1  
주관기관 충남대학교 산학협력단  
연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31  
공지예외적용 : 있음

---

**명세서**

**청구범위**

**청구항 1**

삭제

**청구항 2**

입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서,

개별 처리 모듈과 통합 처리 모듈을 포함하고,

상기 개별 처리 모듈은, 진폭 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 위상 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 동상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 직각 위상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈과 2개의 텐스 모듈을 포함하고,

상기 텐스 모듈은 Dense 층의 활성화 함수는 모두 ReLU (Rectified Linear Unit) 이고,

상기 통합 처리 모듈은 상기 개별처리 모듈의 출력값이 통과하는 2개의 텐스 모듈과 소프트맥스 모듈을 포함하고,

상기 각 LSTM 층은 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent)를 활성화 함수로 갖고,

최종 층인 소프트맥스 모듈을 통과하여 10개 클래스 중 하나로 대응되고,

과적합을 방지하기 위해 Dropout 비율은 0.5로 두고,

손실함수는 소프트맥스 크로스 엔트로피 위드 로지스(softmax cross entropy with logits)를 사용하고, 최적화 함수로는 학습률 0.001의 아담 옵티마이저(Adam optimizer)를 사용하여, 손실함수를 최소화하는 방향으로 학습하며,

입력된 전파신호는 개별 처리 모듈을 통과한 후 통합 처리 모듈을 통과하고,

상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정하는 것을 특징으로 하는 전파신호 변조인식 시스템.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 전파신호 변조인식시스템에 관한 것으로, 보다 상세하게는 입력된 전파신호로부터 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0002] 오늘날 신호는 라디오 방송, 전화, 통신 등 여러 정보를 전달하기 위하여 사용된다. 신호를 전송할 때에는 신호를 멀리 보내고 잡음에 의해 손실되지 않게 만들기 위하여 신호를 변조하여 전송하고 이를 복조해 정보를 얻게 된다. 변조 방식은 사용하는 신호에 따라 아날로그 변조, 디지털 변조로 나뉘고 변조를 위해 진폭, 주파수, 위상 등 신호의 정보를 사용한다. 최근에는 더 많은 정보를 신호에 싣고 잡음에 더 강하게 만들기 위하여 더 많은 신호의 변조 방식이 고려되고 있다.

[0003] 그러나 신호의 변조 방식을 알지 못하면 신호의 복조를 할 수 없다. 신호 변조 방식의 종류가 늘어남으로써 해당 신호를 올바르게 복조하기 위해 신호의 변조 방식 식별의 중요성이 커지고 있다. 일반적으로 신호의 변조 방식에 대한 정보를 알려주지만, 군사 통신 상황 같은 특수한 경우에는 정보를 알리지 않는 경우가 존재한다.

[0004] 이와 같이 사전 정보가 없는 신호의 변조방식을 예측하기 위하여 기계학습을 이용한 방법들이 시도되고 있다.

[0005] 비특허문헌 1에 기재된 방법은 그 예로서, 기계학습의 방법 중 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용하여

신호의 변조방식을 예측하는 시도를 보여주고 있다.

[0006] 그러나 비특허문헌 1의 변조방식 예측 기술(변조방식 인식 기술)은 그 정확도가 높지 않으므로, 정확도가 더 높은 변조방식 예측 기술(변조방식 인식 기술)이 필요하다.

**선행기술문헌**

**비특허문헌**

[0008] (비특허문헌 0001) T. J. O’ Shea, J Corgan, and T. C. Clancy, “Convolutional radio modulation recognition networks,” in International Conference on Engineering Applications of Neural Networks Springer, 2016, pp 213-226.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 정확도가 높은 전파신호 변조인식시스템을 제공하는 것이다.

**과제의 해결 수단**

[0011] 본 발명의 하나의 실시예에 의한 전파신호 변조인식시스템은, 입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서, LSTM 모듈, 텐스 모듈, 소프트맥스 모듈을 포함하고, 입력된 전파신호는 상기 LSTM 모듈을 통과하고, 상기 LSTM 모듈을 통과한 결과값은 상기 텐스 모듈을 통과한 후에 상기 소프트맥스 모듈을 통과하고, 상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정하는 것을 특징으로 한다.

[0012] 본 발명의 다른 실시예에 의한 전파신호 변조인식시스템은, 입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서, 개별 처리 모듈과 통합 처리 모듈을 포함하고, 상기 개별 처리 모듈은, 진폭 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 위상 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 동상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 직각 위상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈과 2개의 텐스 모듈을 포함하고, 상기 통합 처리 모듈은 상기 개별적 처리 모듈의 출력값이 통과하는 1개의 텐스 모듈과 소프트맥스 모듈을 포함하고, 입력된 전파신호는 개별 처리 모듈을 통과한 후 통합 처리 모듈을 통과하고, 상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정하는 것을 특징으로 한다.

**발명의 효과**

[0014] 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템은, 전파신호 인식의 정확도가 높다.

**도면의 간단한 설명**

- [0016] 도 1은 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템의 구성도 1
- 도 2는 텐스의 구성도
- 도 3은 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템의 구성도 2
- 도 4는 본 발명의 실시예에 의한 실험결과 1
- 도 5는 본 발명의 실시예에 의한 실험결과 2
- 도 6은 본 발명의 실시예에 의한 최적 모델 컨퓨전 매트릭스

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0017] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변형, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우

그 상세한 설명을 생략한다.

- [0018] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.
- [0020] 도 1은 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템의 구성도 1이다.
- [0021] 도 1은 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템의 대략적인 구성을 나타낸다. 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템은, 도 1에서와 같이, LSTM 층과 Full connected Layer 층을 혼합한 학습 모델을 구성하였다. 본 출원에서는 이후 Full connected Layer를 텐스(Dense)라는 명칭으로 사용한다. 모든 타임 스텝마다 128개의 셀로 이루어진 LSTM 층은 128개의 출력을 낸다. 그리고 이것은 Dense 구조를 통과한다. 최종 층인 Softmax층은 분류된 특징들을 10개의 출력 클래스 중 하나에 대응한다.
- [0022] LSTM(Long Short-Term memory)[{위키피디아, "LSTM", [https://en.wikipedia.org/wiki/Long\\_short-term\\_memory](https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory)(2018.11.03.)} 참조]에 대해 설명하면 다음과 같다.
- [0023] RNN(Recurrent Neural Networks)은 반복적이고 순차적인 데이터를 학습하는데 특화된 인공신경망의 한 종류로서 음성인식, 언어 모델링, 번역 등 여러 분야에서 성공적인 성과를 내고 있다. 본 발명에서는, 기존 RNN 알고리즘에서 적절한 정보와 그 정보를 사용하는 지점 사이가 멀 경우 학습을 위한 역전파시 경사 값이 점차 0에 수렴하는 장기 의존성 문제를 해결하기 위해 제안된 LSTM(Long-Short Term Memory)으로 학습을 시켜본다. LSTM은 기존 RNN의 Hidden Layer를 Forget Gate, Input Gate, Output Gate라는 세 가지 게이트로 대체한 구조이다. Forget Gate는 셀 스테이트에서 어떤 정보를 버릴지 선택하는 역할을 하고 Input Gate는 어떤 값을 업데이트할 지를 결정하는 역할을 한다. 마지막으로 Output Gate는 어떤 값을 출력할지에 대한 결정을 해주는 역할을 한다.
- [0025] Dense( = Full-connected Layer)에 대해 간단하게 설명하면 다음과 같다.
- [0026] 도 2는 텐스의 구성도이다.
- [0027] 도 2에서,  $x_0, x_1, x_2$  는 입력되는 뉴런의 축삭돌기로부터 전달되는 신호의 양이고,  $w_0, w_1, w_2$  는 시냅스의 강도, 즉 입력되는 뉴런의 영향력을 나타낸다.  $w_0x_0 + w_1x_1 + w_2x_2$  : 입력되는 신호의 양과 해당 신호의 시냅스 강도가 곱해진 값의 합계를 나타낸다.  $f$  는 최종 합계가 다른 뉴런에게 전달되는 신호의 양을 결정짓는 규칙을 나타내는데, 이를 활성화 함수라고 부른다. 일반적으로 모든 input의 값들에 대해 위와 같은 노드(cell)들의 연결로 이루어진 층을 Full-connected Layer라고 한다.
- [0029] 소프트맥스(softmax)에 대해 간단히 설명하면 다음과 같다.
- [0030] 소프트맥스는, 정규화 함수로 입력받은 값을 0~1사이의 값의 출력으로 정규화하고, 출력 값들의 총합이 1이 되는 특성을 가진다. 분류하고자 하는 클래스의 수 만큼의 출력으로 구성하며, 이는 확률적 분석을 가능하게 해준다. 가장 큰 출력 값을 부여받은 클래스가 확률적으로 가장 높은 것으로 사용된다.
- [0032] 본 출원에서의 실시예에서는, 기계학습 모델의 학습과 평가를 위해, 선행 비특허문헌[T. J. O' Shea and N. West, "Radio machine learning dataset generation with gnu radio," in Proceedings of the GNU Radio Conference, vol 1, no 1, 2016]에서 제시하고 있는 공개된 변조 신호 데이터 세트의 일부를 이용한다. 여기서 제시하는 데이터 세트인 Radio ML은 GNU Radio[ {"GNU Radio website," <http://www.gnuradio.org>} 참조]를 사용하여 생성된 신호 데이터로 주파수 편차, 초당 샘플 수 편차, 백색 가우시안 소음이 부가된 다중 경로 페이딩과 같은 실제 환경에 있는 통신 채널의 불완전한 특징을 포함한다. 또한 무선통신 신호는 실제로 합성해서 만들기 때문에 실제 신호와 같은특징적인 매개변수를 포함하고 있는 데이터로 학습하는 것은 의미가 있다.
- [0033] RadioML에서 제공된 여러 SNR(signal-to-noise ratio)에서의 시뮬레이션 된 아날로그 변조와 디지털 변조 신호를 데이터로 사용한다. 아날로그와 디지털 변조 방식으로 변조된 10 종류의 신호를 0에서부터 18까지의 SNR 에 따라 각각 6,000개의 데이터로 60만 개의 데이터 셋을 설정한다. 각 데이터는 128개의 샘플을 포함하며, 이는 128 $\mu$ s동안의 신호를 의미한다. 이 중 훈련 데이터를 70%로 설정하여 훈련 데이터 420,000개, 검증 데이터 180,000개로 데이터 셋을 구성한다.
- [0035] 본 출원의 실시예에서의 입력(Input)은, 기존의 분류 방법들이 사용하는 통계적으로 최적화된 특징값 외에 신호의 진폭, 위상, 동상 반송파와 직각 위상 반송파의 값만을 입력으로 사용한다. 사용한 신호에 대해서 전체 파라미터 목록과 포함된 변조 방식은 아래 표 1에서 확인할 수 있다.

표 1

변조 방식	8PSK, AM-DSB, BPSK, PFSK, GFSK, PAM4, QAM16, QAM64, QPSK, WBFM
Samples per symbol	4
샘플 길이	128 개
SNR 범위	0dB ~ +18dB

[0037] 상기 표 1에서, 8PSK, AM-DSB, BPSK, PFSK, GFSK, PAM4, QAM16, QAM64, QPSK, WBFM 는 변조 방식의 종류들로서, 본 출원의 실시예에서 분류해낸 데이터의 클래스이다.

[0039] 본 출원의 실시예에서 사용하는 데이터는 각 변조 방식과 신호 대 잡음비에 따라 시간 영역에서의 동상 반송파와 직각 위상 반송파 값으로 이루어져 있다. 이 데이터의 값인 동상 반송파와 직각 위상 반송파만이 아니라 두 값을 각각 실수부와 허수부로 갖는 극좌표의 크기와 위상을 구해 얻은 신호의 진폭과 위상을 계산하여 LSTM에서의 특징 추출을 위해 사용하였다. 또한 효과적인 학습을 위해 신호의 데이터 값은 -1에서 1 사이의 범위로 정규화 하였다. 전체 데이터에 대해 임의적으로 선택하여 테스트 세트를 결정하고 그 외 나머지를 훈련 세트로 사용한다.

[0041] 도 3은 본 발명에 의한 전파신호 변조인식시스템의 구성도 2이다.

[0042] 도 3은 도 1을 더 자세히 구체화한 구성도이다.

[0043] 연속된 128개씩의 동상 반송파(주파수 영역으로 신호를 변환하였을 때 얻어지는 복소수 값의 실수부에 해당하고, I 로 표시함), 직각 위상 반송파(주파수 영역으로 신호를 변환하였을 때 얻어지는 복소수 값의 허수부에 해당하고, Q로 표시함) 그리고 이를 통해 계산된 진폭(Amplitude)과 위상(Phase)값들의 1차원 벡터를 입력으로 한다. 입력은 먼저 2개의 LSTM 층을 지나게 되며, 각 LSTM 층은 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent)를 활성화 함수로 갖는다. LSTM 셀의 수와 레이어 깊이는 각각 64에서 256 및 1에서 3까지 실험해본 결과 셀의 수는 128일 때 레이어 깊이는 2일 때 최고 성능을 보이는 것을 확인하여 이를 적용한 것이다.

[0044] 그리고 위상 입력에 대해서는 2개의 Dense 층을 더 통과하며, 이 때 Dense 층의 활성화 함수는 모두 ReLU (Rectified Linear Unit) 이다. 이 때 얻은 출력 값들을 연결하여 하나의 벡터를 만들며 2개의 Dense 층으로 이루어진 구조를 통과한다. 그리고 최종 층인 Softmax 층을 통과하여 10개 클래스 중 하나로 대응된다. 과적합을 방지하기 위해 Dropout[{Srivastava, Nitish, et al, "Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting", The Journal of Machine Learning Research 151, 1929-1958, 2014.} 참조] 비율은 0.5로 둔다. 또한 전반적인 데이터를 반영할 수 있으면서 학습의 각 반복의 소요시간을 줄이기 위하여 배치 크기를 128로 설정한다. 손실함수는 softmax cross entropy with logits[{[https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/nn/softmax\\_cross\\_entropy\\_with\\_logits](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/nn/softmax_cross_entropy_with_logits)(2018.11.03.)} 참조]를 사용하며, 최적화 함수로는 학습률 0.001의 Adam optimizer[{D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," CoRR, vol abs/1412.6980, 2014.} 참조]를 사용한다. 이를 통해 손실 함수를 최소화하는 방향으로 학습한다.

[0046] 신호의 변조방식을 식별하기 위하여 일반적으로 신호를 표현하는 특징인 진폭과 위상, 혹은 동상 반송파와 직각 위상 반송파의 값만으로 학습할 경우와 모든 특징을 함께 사용하여 학습할 경우의 결과 비교는 도 4의 그래프와 같다.

[0047] 도 4는 본 발명의 실시예에 의한 실험결과 1이다.

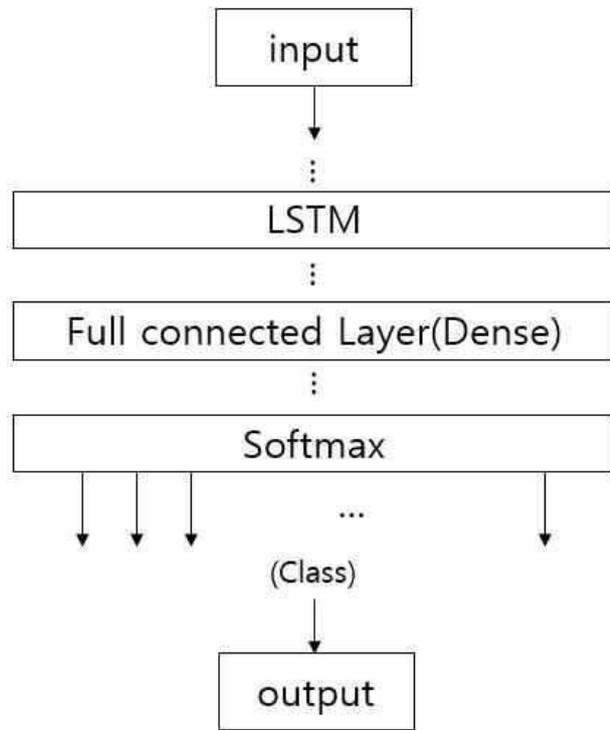
[0048] 동상 반송파와 직각 위상 반송파만을 사용할 경우 평균적인 정확도는 62.31%로 저조하다. 하지만 진폭과 위상값을 이용해 구분하게 될 경우 평균 73.63%로 더 정확도가 높다. 그러나 동상 반송파, 직각 위상 반송파와 진폭과 위상을 모두 사용하여 구분할 경우에는 평균 77.03%의 정확도로 위의 두 경우보다 높은 정확도로 변조 방식을 구분한다.

[0049] 위 결과를 보았을 때 위상의 값이 신호의 변조 방식을 구분하는 데에 영향력이 높다고 생각하여 위상에 대하여 추가로 Dense 층을 적용하였으며 가장 높은 정확도인 평균 79.78%의 정확도로 변조 방식을 구분할 수 있었다. 도 4에서, PDense는 이 층(Phase 값에 대해 독립적으로 통과시킨 Dense Layer)을 의미한다. 위 그래프에서 PDense의 계수는 이 층의 수를 의미하며 Dense의 계수는 Dense 층의 수를 의미한다.

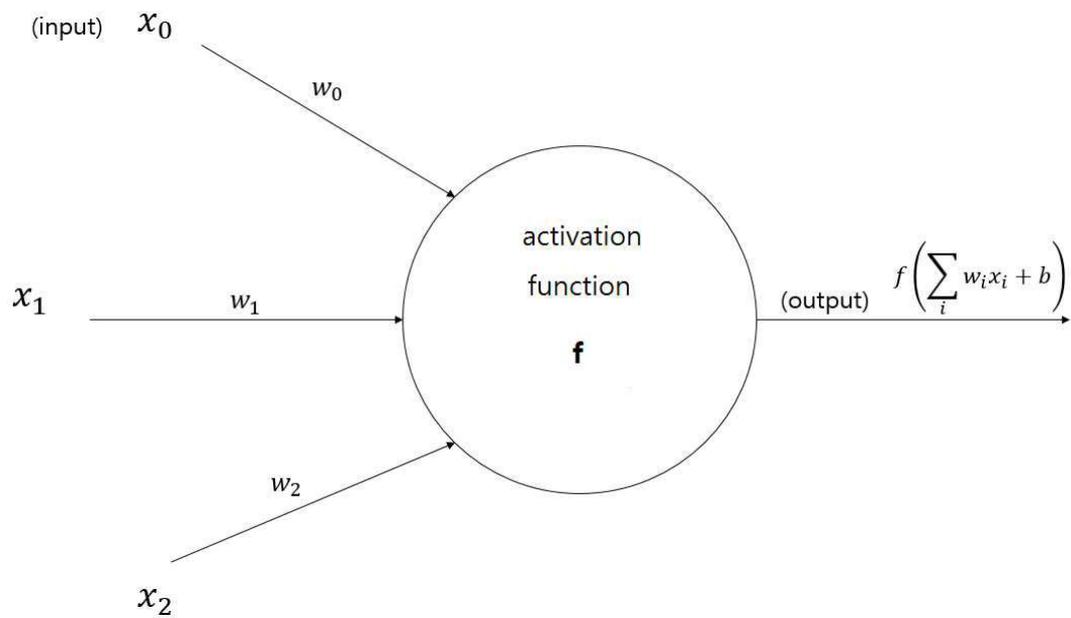
- [0051] 도 5는 본 발명의 실시예에 의한 실험결과 2이다.
- [0052] 도 5는, 각각의 SNR에 대해서 Dense, PDense에 따라 정확도가 얼마나 향상되는지를 보여준다. 각각의 SNR에 대해서 Dense 층의 수를 늘여가면서 정확도 향상을 확인한 결과 3개의 Dense에서 최대치를 보이는 것을 확인할 수 있다. 그리고 위상 값에 대해 부 공간을 더 나누기 위해 위상에 대한 Dense를 늘려보았고, 그 결과 2개의 dense에서 최대의 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다.
- [0054] 도 6은 본 발명의 실시예에 의한 최적 모델 컨퓨전 매트릭스이다.
- [0055] 도 6은, 신호의 네 가지 특성을 모두 사용하고 위상에 대하여 Dense층을 적용하였을 때의 신호 대 잡음비 0dB에서 18dB 범위 신호의 CM(Confusion Matrix)를 보여준다. y축은 실제 신호의 변조방식이고 x축은 예측한 변조방식을 보여준다. AM-DSB와 WBFM의 경우 신호를 128 길이로 볼 경우 신호의 특징이 비슷하여 구분하는 데 어려움이 있다. 또한 QAM16과 QAM64도 신호의 특징을 통해 쉽게 구분하지 못한다. 그러나 신호를 진폭과 위상 혹은 동상 반송파와 직각 위상 반송파만을 사용해 구분하였을 때에 비해 정확도가 증가함을 알 수 있다.
- [0057] 각각의 층은, 모듈로 부를 수 있다. 즉, LSTM 층은 LSTM 모듈로 부를 수 있고, 텐스 층은 텐스 모듈로 부를 수 있고, 소프트맥스 층은 소프트맥스 모듈로 부를 수 있다.
- [0058] 따라서 도 1의 전파신호 변조인식시스템은, 입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서, LSTM 모듈, 텐스 모듈, 소프트맥스 모듈을 포함하고, 입력된 전파신호는 상기 LSTM 모듈을 통과하고, 상기 LSTM 모듈을 통과한 결과값은 상기 텐스 모듈을 통과한 후에 상기 소프트맥스 모듈을 통과하고, 상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정한다.
- [0060] 도 3에서, 위쪽에 있는 10개의 모듈(진폭 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 위상 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 동상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 직각 위상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈과 2개의 텐스 모듈)은 개별 입력에 대한 처리 모듈이므로, 개별 처리 모듈이라 할 수 있다.
- [0061] 그리고 도 3의 아래쪽에 있는 3개의 모듈(2개의 텐스 모듈과 소프트맥스 모듈)은 여러 입력을 통합하여 처리하므로, 통합 처리 모듈이라 부를 수 있다.
- [0062] 그런데 도 5에 의하면, 3개의 Dense(그 중 2개는 PDense)에서 최대치를 보이는 것을 확인할 수 있다.
- [0063] 본 발명에 의한 최적의 전파신호 변조인식시스템은, 입력된 전파신호의 변조방식을 추정하는 전파신호 변조인식시스템으로서, 개별 처리 모듈과 통합 처리 모듈을 포함하고, 상기 개별 처리 모듈은, 진폭 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 위상 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 동상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈, 직각 위상 반송파 입력이 통과하는 2개의 LSTM 모듈과 2개의 텐스 모듈을 포함하고, 상기 통합 처리 모듈은 상기 개별적 처리 모듈의 출력값이 통과하는 1개의 텐스 모듈과 소프트맥스 모듈을 포함하고, 입력된 전파신호는 개별 처리 모듈을 통과한 후 통합 처리 모듈을 통과하고, 상기 소프트맥스 모듈을 통과한 후의 출력으로부터 변조방식을 추정한다.
- [0065] 본 출원에서는, RNN 기법 중 LSTM을 이용하여 신호의 변조 방식을 분류하는 방법을 사용하였는데, LSTM에 레이블링 된 신호의 진폭, 위상, 동상 반송파, 직각 위상 반송파를 각각 통과시켜 학습할 때 신호의 진폭과 위상만을 이용하여 학습하였을 때보다 성능을 개선되었다. 또한 신호의 네 가지 값들이 LSTM을 통과한 이후 위상에 대하여 Dense를 통과시킬 경우 위의 네 가지 값에 대해서만 Dense를 적용했을 때보다 분류 성능이 개선되었다.

도면

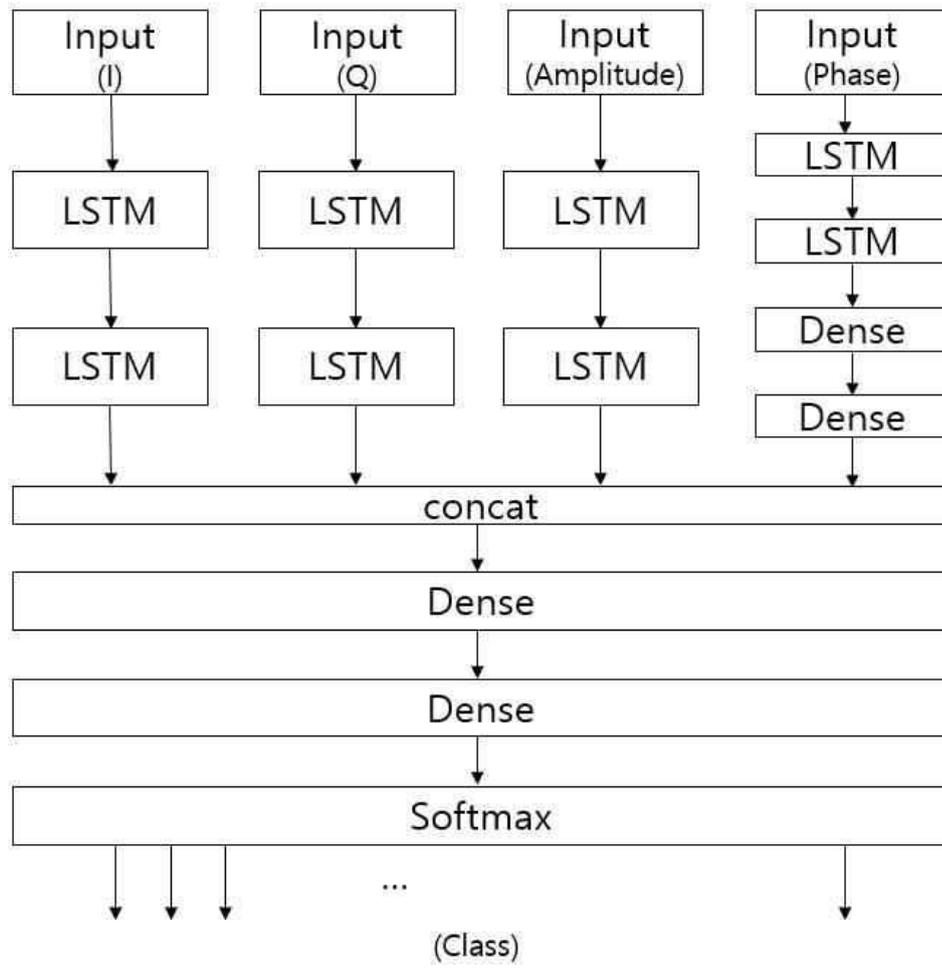
도면1



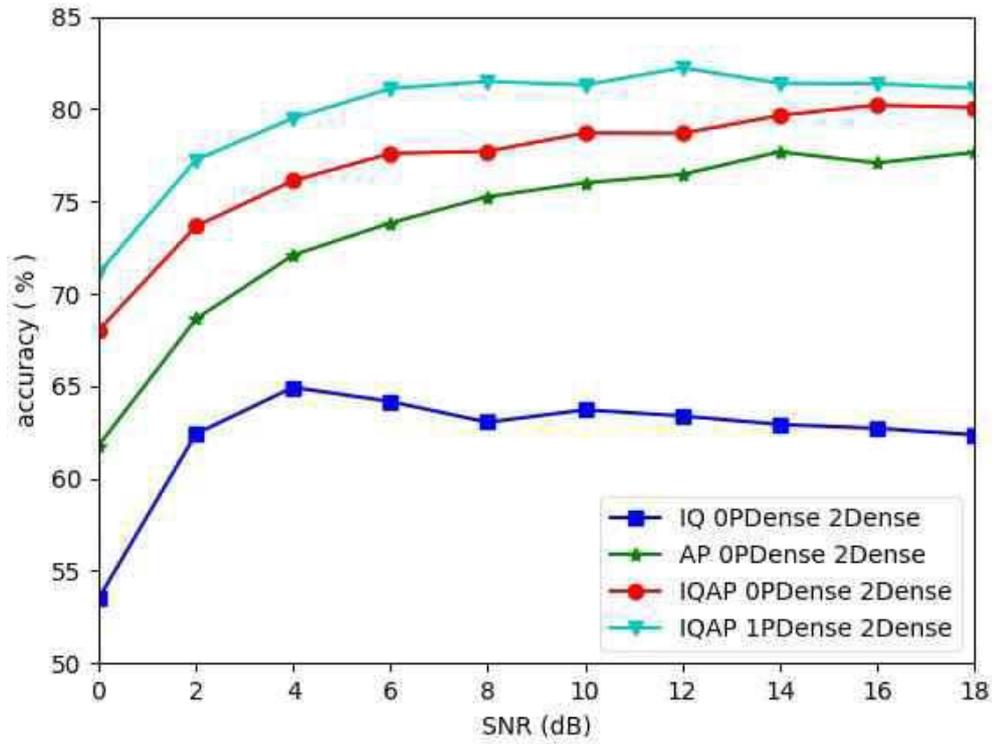
도면2



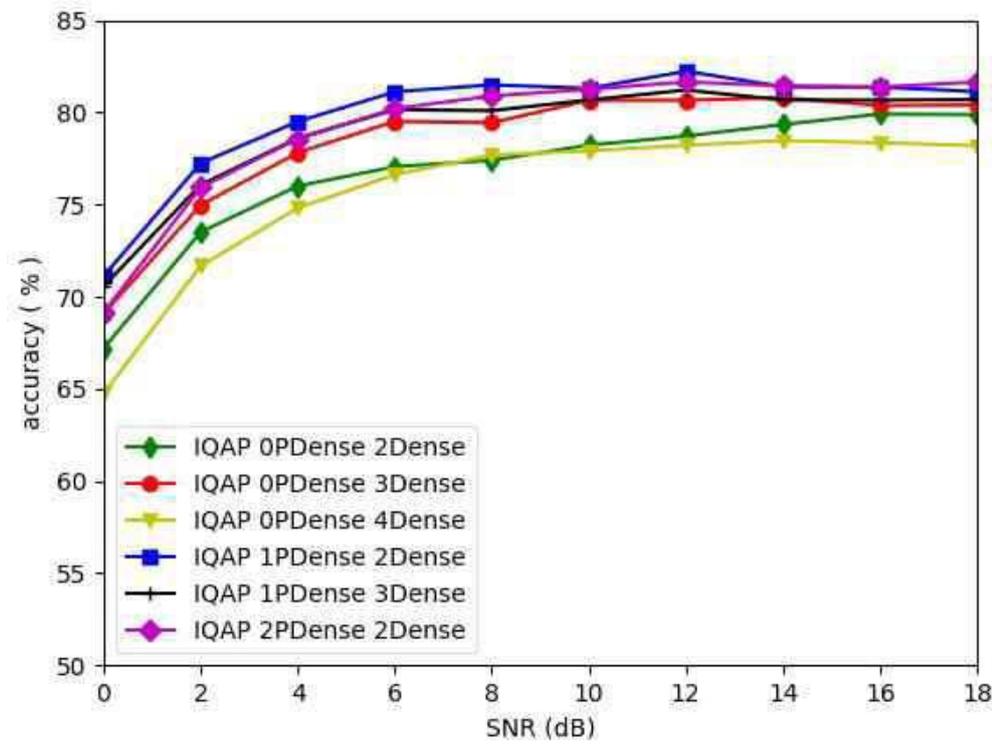
도면3



도면4



도면5



도면6

