

딥러닝을 이용한 위성 방송 수신 신호 기반 강우 분석

김남규, 서창용, 이석원, 박상우
케이티

[kim.namkyu, changyong.seo, seokwon83.lee, sw78.park]@kt.com

Analysis on rainfall intensity based on satellite signal using deep learning

Namkyu Kim, Changyong Seo, Seokwon Lee, Sangwoo Park
KT

요 약

폭우, 폭설, 안개 등의 기상 악화는 통신 품질을 저하시켜 무선 통신 분야에서는 늘 극복해야 할 문제로만 인식되어 왔다. 그러나 역으로 생각해보면, 이러한 통신 품질 저하를 기상 현상을 파악하는데 활용할 수 있을 것으로 예상된다. 본 논문에서는 위성 방송 수신 신호 데이터 및 기상청의 강수량 데이터를 이용하여 수신 신호 감쇠와 강우량과의 상관관계를 분석하고, 수신 신호 데이터의 시간적, 공간적인 특성을 접목하여 강우량을 추정하는 딥러닝 기반 강우 분석 시스템을 제안한다.

I. 서 론

폭우, 폭설, 안개 등의 기상 악화는 실외 무선 통신 신호 감쇠를 야기하여 통신 품질에 악영향을 미친다. 따라서 무선 통신 분야에서는 이러한 기상 악화가 극복해야 하는 문제로 인식되어 왔다. ITU-R P.838-3의 강우 감쇠 모델에 따르면 강우량이 많을수록 감쇠가 더 크게 나타난다 [1]. 위성 방송은 Ku 밴드 대역을 사용하여 지상으로 송출하며, 집중 폭우가 발생하는 경우 수신 신호가 미약하여 서비스가 원활하지 않은 경우가 발생한다. 이러한 현상을 역으로 생각해보면, 위성 방송 수신기를 센서처럼 사용하여 수신 신호를 기반으로 강우량에 대한 추정이 가능할 것으로 예상된다. 본 논문에서는 위성 방송 수신 신호 감쇠량을 이용하여 강우량을 추정하는 것을 목표로, 위성 방송 수신 신호 감쇠와 강우량 간 상관관계를 분석하고 딥러닝 기반의 강우 추정 방법을 제안한다.

II. 수신 신호 감쇠와 강우량 간 상관관계 분석

1. 데이터 전처리 및 결합

위성 방송 수신 신호 감쇠와 강우량과의 상관관계를 분석하기 위해서, 2020년 8월부터 2021년 1월 기간의 기상청 기상지상관측소 데이터와 위성 방송 수신 신호 데이터를 사용하였다. 그림 1은 상관관계를 분석하는 과정을 보여준다.

기상지상관측소는 관측장비의 성능에 따라 측정 가능한 단위 강수량이 0.1 mm 또는 0.5 mm로 정해져 있다. 기상지상관측소 데이터 필드 중 '1분 강수량'은 측정 가능한 단위 강수량까지 누적된 시각에만 기록된다. 예를 들어, 관측장비의 측정 가능한 단위 강수량이 0.5 mm이고 00시 01분부터 00시 30분 동안 누적된 총 강수량이 0.5 mm인 경우, 00시 30분의 '1분 강수량'에만 0.5 mm/min으로 기록되며, 00시 01분부터 00시 29분까지의 '1분 강수량'은 그동안 강우가 관측됨에도 불구하고 0 mm/min으로 기록된다. 이러한 기록 방식의 데이터를 순시적 특성을 가지는

위성 방송 수신 신호 데이터와 결합하여 상관관계를 분석하기 위해서는 '1분 강수량' 필드의 보정이 필수적으로 요구된다. 따라서 기상청 기상지상관측소 데이터의 '1분 강수량'과 '강수유무' 필드를 조합하여 누적 강수량을 분해하였다.

위성 방송 수신 신호 데이터는 기상청 기상지상관측소 29개소에 대하여 각 관측소에 인접한 지역에 위치한 다수의 위성 방송 가입자의 수신 신호 데이터를 이용하였다. 수신 신호 데이터는 현재 시청 중인 방송 채널에 관련된 위성 중계기에 따라 상이한 값 분포를 가진다.

위성 방송 수신 신호 데이터와 기상청 강수량 데이터에 대하여 결측치 혹은 이상치를 포함하는 샘플을 제거하는 전처리 과정을 진행한 후, 시간을 기준으로 위성 방송 수신 신호 데이터와 기상청 기상지상관측소 데이터를 결합하였다.

2. 상관관계 분석

앞서 진행한 결합 데이터에서 강수량이 0인 데이터를 맑음 데이터로, 강수량이 0 초과인 데이터를 강우 데이터로 분리하였다. 가입자 및 위성 중계기 ID를 기준으로 맑음 데이터에 대한 수신 신호의 평균을 기준값으로, 강우 데이터의 수신 신호 감쇠량을 계산하였다. 그림 2는 강수량에 따른 Signal to Noise Ratio (SNR)의 감쇠량을 나타낸다. 기존에는 0.1 mm/min 또는 0.5 mm/min 단위의 강수량만 표현이 가능했으나, 앞서 누적 강수량 분해 과정을 통해 더 세밀한 값 표현이 가능해졌다. 다만 그림 2는 전체적인 상관관계 파악을 위해서 강수량을 0.01 mm/min 구간 별로 묶어 평균 SNR 감쇠량을 나타냈다.

그림 2에서, SNR 감쇠량과 강수량이 양의 상관관계를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 그러나 수신 신호 감쇠 데이터만 이용하여 직접적으로 강우량을 추정하는 것에는 다음과 같은 한계가 존재한다. 첫째, 수신 신호가 안테나에서 바로 측정되는 것이 아니라 수신기에서 측정되기 때문에, 안테나에서 직접 측정하는 것만큼

정확한 수신 신호 측정값을 기대하기 어렵다. 둘째, 수신 신호 감쇠에는 강우 이외에도 구름이나 안개 같은 다양한 원인이 존재한다. 따라서 단일 수신 신호 데이터를 활용하여 강우량을 직접 추정하는 것은 높은 신뢰도를 기대하기 어렵기 때문에 다음 장에서 수신 신호 데이터의 시간적, 공간적인 특성을 접목하여 강우량을 추정하는 방법을 제안한다.

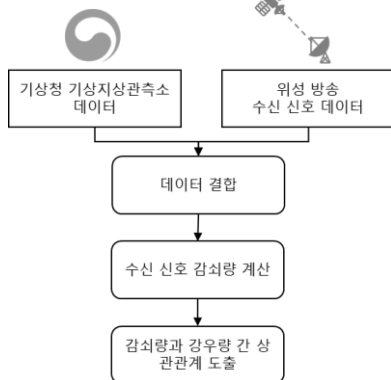


그림 1. 상관관계 분석 과정

강우량에 따른 위성 신호 감쇠

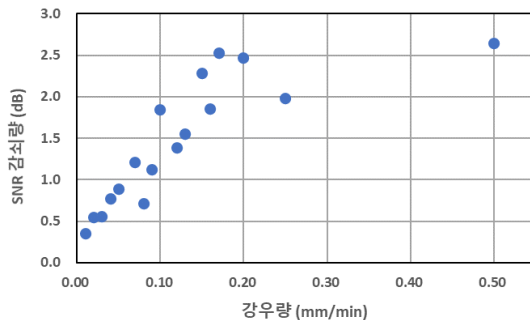


그림 2. 강우량에 따른 위성 신호 감쇠

III. 딥러닝 기반 강우량 추정

위성 방송 수신 신호 데이터를 통해 특정 지역의 강우량을 추정하기 위해서, 가입자 별로 시계열 데이터를 활용해 강우량을 추정한 후, 동일 지역 가입자의 추정 강우량을 종합한다. 가입자의 수신 신호 데이터 중 수신 신호 및 중계기 번호를 입력 데이터로 사용하는데, 위성 중계기 ID는 값의 크기에 관계 없이 ID마다 고유한 의미를 가지므로 One-Hot Vector의 형태로 변환시켜 사용한다.

그림 3은 가입자의 과거 수신 신호 데이터를 이용해 맑을 때의 현재 수신 신호를 추정하는 모델의 학습 과정을 나타낸다. 해당 모델은 현재 시점이 맑은 것을 가정하고 수신 신호를 추정하여, 현재 수신 신호와 비교를 통해 강우량을 추정할 수 있도록 한다. 맑을 때의 현재 수신 신호를 추정하기 위해서 현재 시간의 강우량이 0 mm/min인 케이스의 데이터만 이용하여 학습시킨다. Long Short-Term Memory (LSTM)은 기존 Recurrent Neural Network를 개선한 구조로써, 단기적인 패턴 뿐 아니라 장기적인 패턴 또한 인식 가능하다 [2]. LSTM 모델을 통해 추정한 수신 신호와 실제 수신 신호 데이터의 Loss를 계산한 후, 역전파 과정을 통해 LSTM 모델의 파라미터를 반복적으로 업데이트한다.

이렇게 학습된 수신 신호 추정 모델은, 가입자의 현재 수신 신호 데이터와 함께 강우량 추정 모델의 입력으로

사용된다 (그림 4참고). 다수의 Dense Layer로 구성된 강우량 추정은 강우량 추정을 위해 해당 시점의 강우량 데이터를 이용한 Loss 계산 및 역전파 과정을 반복한다. 지역 강우량 추정은 해당 지역 내 위치한 각 가입자의 강우량 추정 모델을 통해 계산된 추정 강우량을 종합적으로 고려 (예를 들어, 평균 또는 중간값 계산)하여 산출한다. 가입자 별로 모델을 생성하여 학습시키기 때문에, 해당 지역에 가입자가 새로 추가되거나 삭제되는 경우에도 기존에 학습된 모델을 재사용할 수 있다.

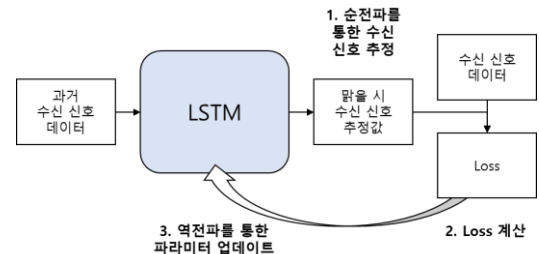


그림 3. LSTM 기반 수신 신호 추정 모델의 학습 과정

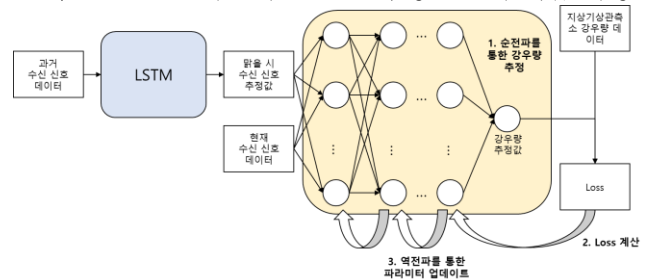


그림 4. 강우량 추정 모델의 학습 과정

IV. 결론

본 논문에서는 위성방송 수신 신호 감쇠와 강우량의 상관관계를 분석하고, 딥러닝 기반의 강우추정 모델을 제안하였다. 데이터 전처리 및 결합 후 상관관계 분석을 통해서 위성방송 신호의 SNR과 강우량 사이에 양의 상관관계가 있음을 보였다. 더 나아가 데이터의 시간적, 공간적 특성을 접목하기 위해 딥러닝 기반의 강우 분석 모델을 제안하여, 위성방송 수신 신호를 통해 강우량을 산출할 수 있는 시스템을 제안하였다.

국내 위성 방송 가입자 수는 2020년 상반기 기준 3,078,420명으로 [3], 전국 위성 방송 이용자의 수신 신호 데이터를 활용할 수 있다면 우리 동네 집중호우 예보, 정밀 강우예측 등 다양한 적용 사례로 이어질 수 있을 것으로 예상된다. 본 연구를 기반으로 기온, 기압, 구름량 등의 데이터를 추가하고 기상학적 접근을 통하여 강우추정 모델을 고도화하는 방안에 대하여 연구를 진행할 계획이다.

참고 문헌

- [1] Recommendation ITU-R P.838-3, Rain height model for prediction methods, 2001.
- [2] A. Sherstinsky, "Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network", Physica D: Nonlinear Phenomena, vol. 404, 2020.
- [3] 과학기술정보통신부, "2020년 상반기 유료방송 가입자 수 및 시장점유율 발표", <https://www.msit.go.kr/bbs/view.do?sCode=user&mId=113&mPid=112&bbsSeqNo=94&nttSeqNo=3176788>, (accessed May 15, 2021)