

역전파가 필요없는 시계열 다층 랜덤 포레스트와 산불 조기 감지의 응용

김상원, 구스타보 산체즈, 고병철
계명대학교

swkim@stu.kmu.ac.kr, gustavo.ruiz.kmu@gmail.com, niceko@kmu.ac.kr

Time series Multilayered Random Forest Without Backpropagation and Application of Forest Fire Early Detection

Sangwon Kim Gustavo Adrian Ruiz Sanchez Byoung Chul Ko
Keimyung University

요 약

본 논문에서는 기존 인공 신경망 기반 시계열 학습 기법인 Recurrent Neural Network (RNN)의 많은 연산량 및 고 사양 시스템 요구를 개선하기 위해 랜덤 포레스트 (Random Forest)기반의 새로운 시계열 학습 기법을 제안한다. 기존의 RNN 기반 방법들은 복잡한 연산을 통해 높은 성능을 달성하는 데 집중하고 있다. 이러한 방법들은 학습에 많은 파라미터가 필요할 뿐만 아니라 대규모의 연산을 요구하므로 실시간 시스템에 적용하는데 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는, 효율적이면서 빠르게 동작할 수 있는 시계열 다층 랜덤 포레스트(Time series Multilayered Random Forest)를 제안하고 산불 조기 탐지에 적용해 기존 RNN 계열의 방법들과 성능을 비교하였다. 다양한 산불화재 실험데이터에 알고리즘을 적용해본 결과 GPU 상에서 방대한 연산을 수행하는 RNN 기반 방법들과 비교해 성능적인 한계가 존재했지만 CPU 에서도 빠르게 동작 가능하므로 성능의 개선을 통해 다양한 임베디드 시스템에 적용 가능하다.

1. 서론

최근 인공신경망 분야가 급속도로 발전하면서 높은 정확도뿐만 아니라, 다양한 정적/동적 데이터에 대해 학습 가능한 모델 개발에 대한 관심도 증가하고 있다. 초기 인공신경망 연구는 정적인 데이터에 대해 분류 정확도를 높이거나 수치적 회귀 모델을 활용한 연구가 대부분이었다면, 현재는 동적인 데이터의 연속적 변화나 시간의 흐름에 따른 데이터의 변화 특성을 분석하는 방법이 소개되고 있다. RNN 분야의 잘 알려진 방법론인 LSTM[1]은 기존 RNN 의 단점인 기울기 소멸 (Vanishing gradient problem)을 극복하기 위해 cell-state 개념을 추가해 높은 성능을 달성했다. 각 cell 내부에 기억의 흐름을 제어하는 forget gate 와 input gate 를 두어 state 가

반복되더라도 기울기변화가 비교적 잘 전달되도록 구성했다. 하지만 cell 구조가 복잡해짐에 따라 연산에 많은 시간이 소요되는 단점이 발생하고 이를 극복하기 위해 GRU[2]가 제안되었다. 다양한 노력에 의해 복잡한 RNN 을 효율적으로 동작시키는 방법이 제안되었지만 여전히 일반적인 인공신경망 모델에 비해 수 많은 학습 파라미터를 필요로 하며 방대한 연산이 수반되기 때문에 저사양의 실시간 시스템에 적용하기에 어려움이 있다. 본 논문에서는 효율적인 방법으로 시계열 데이터를 학습하기 위해 시계열 다층 랜덤포레스트(Time series Multilayered Random Forest, TMRF)를 제안한다. TMRF 는 이진 결정 트리 (Binary Decision Tree, BDT)를 연속되는 여러 계층의 시간적 지식 변형(temporal knowledge transforming) 모듈로

사용하는 앙상블 학습 기법이다.

본 논문에서는 제안하는 TMRF의 효과와 성능을 검증하기 위해 알고리즘을 산불 조기 탐지 분야에 적용하고 비교 실험을 수행한다. 구체적으로 딥러닝을 이용해 후보 연기 영역을 검출하고, 각 영역별 Smoke-tube를 추출한다. Smoke-tube는 검출된 연기 영역의 프레임을 이어 만든 시계열 특징 데이터이므로 시간적 변화를 잘 반영할 수 있도록 작은 Sub-tube로 분할한다. 각 Sub-tube의 특징을 극대화하기 위해 추가적인 특징 추출 과정을 거쳐 제안하는 TMRF의 입력으로 사용된다.

2. 시계열 다층 랜덤 포레스트

역전파(back-propagation)를 사용하는 복잡한 인공 신경망 대신 단순한 구조의 BDT를 가지는 랜덤 포레스트(RF) 앙상블을 기반으로 하는 계층적 레이어 구조와 시계열 데이터의 학습 기법을 제안한다. 제안하는 TMRF의 학습 순서는 다음과 같다.

- 1) 학습 데이터에서 생성 가능한 모든 tube를 추출하고 순차적으로 Sub-tube를 생성한다.
- 2) Tube로부터 시간의 흐름에 따른 변화를 반영하기 위해 5프레임의 크기를 가지는 5개의 Sub-tube로 분할한다.
- 3) 정적 특징 추출을 위해 앞의 4개의 Sub-tube에 ResNet을 이용한 특징 추출과 Element-wise mean을 이용해 1xN 차원의 특징을 추출한다.
- 4) 시공간 특성을 반영하도록 1개의 Sub-tube에 대해서는 Histogram of optical flow (HooF)를 이용해 특징을 추출한다.
- 5) 각각의 Sub-tube로 분할된 정적/동적 특징값들은 대응되는 레이어의 입력으로 사용된다.
- 6) 레이어가 반복되며 시간적 변화를 반영할 수 있으며 정확도를 높일 수 있다.

3. 산불 조기 감지의 응용

제안하는 시스템은 1) 산불 영상으로부터 후보군이 되는 연기 영역을 탐지하고, 2) 탐지된 영역으로부터 연속된 프레임을 이용해 Smoke-tube를 생성 및 특징을 추출한다. 3) 특징이 반영된 Smoke-tube는 TMRF의 시계열 입력으로 전달되어 해당 후보 영역이 연기 범주에 속하는지 여부를 판단하게 된다. 우수한 성능을 보이면서도 빠른 속도로 동작하는 YOLOv3[3]를 이용해 최적의 후보 영역을 검출한다.

검출된 후보 연기 영역의 시계열 데이터를 반영하기 위해 연속된 프레임으로부터 Smoke-tube를 생성한다. Smoke-tube는 검출된 후보 영역을 기준으로 일정한 수 만큼의 프레임에

대해 잘라낸 패치영역을 이어 구성한다.

4. 실험

제안하는 방법을 학습하고 다른 RNN 방법들과 비교실험하기 위해 직접 산불화재 연기 데이터셋을 구축하고 분석했다. 수집한 데이터셋을 이용해 제안한 방법과 LSTM[1]을 비교 실험 결과를 나타낸다. 본 논문에서 제안하는 방법은 인공 신경망 기반 방법들에 비해 precision에서 2.85%, recall에서 4.49%, F1-score에서 3.73% 낮은 수치를 보였다. 하지만 처리 속도에서는 CPU만을 사용하더라도 월등히 빠른 결과를 보였다.

5. 결론

본 연구에서는 기존 복잡한 RNN 방법을 대신해 보다 효율적으로 동작하는 TMRF 모델을 제안하고 산불 조기 감지에 적용해 결과를 비교했다. 직접 수집한 데이터셋을 활용해 검증한 결과 검출된 후보 영역에 대해 높은 수준의 정확도를 보였으며, 연기와 비슷한 후보 영역들도 정확하게 비산불로 분류하는 것을 확인할 수 있었다. 추후 연구에서는 모델 경량화를 적용해 불필요한 파라미터 제거를 수행하는데 집중할 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2020년 한국전자통신연구원의 지원을 받아 수행된 연구용역과 2019년도 중소기업기술정보진흥원의 지원을 받아 수행된 민간투자주도형 기술창업지원사업(TIPS 프로그램)(No. B20180289)의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

참고문헌

- [1] S. Hochreiter, J. Schmidhuber, "Long short-term memory", *Neural computation*, 9(8), pp. 1735-1780, 1991
- [2] K. Cho, B. V. Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. bougares, H. Schwenk, Y. Bengio, "Learning Phrase Representations using RNN Encoder Decoder for Statistical Machine Translation", *arXiv:1406.1078*, 2014.
- [3] J. Redmon, A. Farhadi, "Yolov3: An incremental improvement", *arXiv:1804.02767*, 2018.