

다변량 신호 데이터 분류를 위한 확장 셰이플릿 변환 기법

정중민¹, 손재성², 박재성³, 이상민⁴
¹광운대학교 인공지능응용학과 석사과정
²광운대학교 정보융합학부 학부연구생
³광운대학교 정보융합학부 교수
⁴광운대학교 인공지능응용학과 교수

wjdwhdals096, son99, jaesungpark, smlee5679@kw.ac.kr

A Study on Random Dilated Shapelet Transform for classifying multivariate signal data

Jong-Min Jeong¹, Jae-Sung Son², Jae-Sung Park³, Sang-Min Lee⁴

¹Dept. of Artificial Intelligence Applications, Kwangwoon University

²School. of Information Convergence, Kwangwoon University

³School. of Information Convergence, Kwangwoon University

⁴Dept. of Artificial Intelligence Applications, Kwangwoon University

요 약

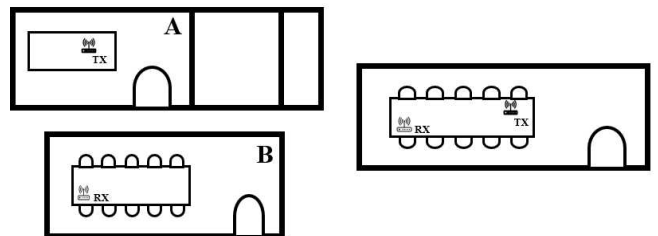
안전관리를 위한 인공지능 기술은 꾸준히 연구되고 있는 분야다. 특히, 컴퓨터 비전 기술을 활용한 CCTV 영상 분석은 군중의 동선과 밀도를 파악하는데 유용하며, 대규모 실내 공간에서 체계적인 안전관리를 가능하게 한다. 그러나 기존의 CCTV 카메라를 사용한 군중 수 추정은 가려짐(occlusion)과 같은 한계가 있다. 본 논문은 무선 랜 신호 데이터 분석 기법을 활용하여 수집한 데이터를 활용하여 실내 환경에서 군중 수를 추정하고자 한다. 본 논문에서는 인원 수 분류 예측을 위해 셰이플릿 확장 변환(Random Dilated Shapelet Transform) 기법을 제안한다. 단일 데이터 세트 내 분류 결과와, TX, RX 배치 방식에 따른 분류 성능의 차이는 모델의 성능 부족보다 데이터의 특성을 고려한 새로운 접근 방법의 필요성을 알려준다.

1. 서론

안전관리를 위한 인공지능 기술은 꾸준히 연구되고 있는 분야다. 그 중에서도 computer vision 기술을 활용한 CCTV 영상 분석은 군중의 동선 및 밀도를 파악하는데 도움이 되며, 이를 통해 학교, 쇼핑몰, 공항 등과 같은 규모가 큰 실내공간에서 체계적인 안전관리가 가능하다. 그러나 기존의 CCTV 카메라를 활용한 군중 수 추정은 객체 간 가림(occlusion) 현상과 같은 제한점이 존재한다. 이에 본 논문에서는 딥 러닝을 활용한 무선 랜 신호 분석 기법을 통해 수집한 데이터를 활용하여 실내 환경에서 군중 수를 추정하고자 한다.

그림 1은 무선 랜 신호 수집을 위한 실내 환경을 나타낸다. TX는 송신기로써 10ms 간격으로 1바이트 크기의 UDP 패킷을 연속적으로 송신하며, RX는 수신기로써 TX가 송신하는 채널을 모니터링 [1] 하고 UDP 패킷들을 캡처한다. 2.4GHz 대역폭 20MHz

를 사용하는 64개의 서브 캐리어로 구성된 CSI (Channel State Information)를 데이터로 수집하였으며, 각 측정 유형별로 5만 개의 데이터를 수집하였다.



(a) 수집 환경1

(b) 수집 환경2

(그림 1) 수집 환경

수집 환경 1에서는 TX, RX를 벽으로 분리된 A, B 공간에 배치하였고, 두 공간의 거리는 5m이다. 수집 방식은 B 공간에 인원이 0명인 경우부터 인원의 수가 점차 증가하여 4명이 될 때까지 수집하였다.

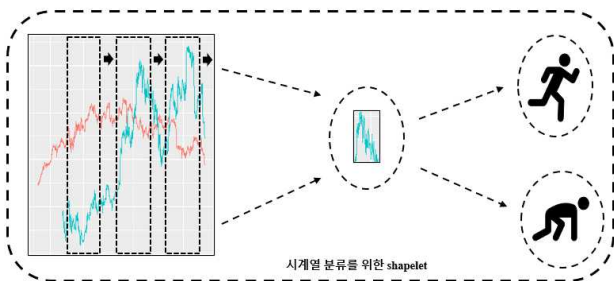
수집 환경 2는 TX, RX를 동일한 공간에 서로 3m의 거리를 두고 배치하였다. 수집 방식은 인원이 0명인 경우부터 인원의 수가 점차 증가하여 4명이 될 때까지 수집하였다.

무선 랜 신호 데이터를 활용한 인원 수 추정은 군중 난류와 같은 제한적인 상황에도 강건하다고 할 수 있다.

2. 제안 방법

본 논문에서는 무선 랜 신호 데이터를 사용해 실내 환경의 군중 수를 추정하고자 한다. 해당 신호 데이터는 실시간으로 측정된 진폭(amplitude)과 위상각(phase)의 값으로 구성되어 있으며, 이를 사용해 인원 수를 분류 예측하고자 한다. 따라서 본 논문에서는 '무선 랜 신호 데이터를 사용한 인원 수 추정'을 다변량 시계열 분류 과업으로 고려하고 접근한다. 기존의 다변량 시계열 자료를 분류하기 위한 여러 방법론들이 있었지만, 본 연구의 과업 특성을 고려하여 해석 가능성(interpretability)이 높은 방법론을 사용하고자 한다. 이에 본 연구는 셰이프릿 확장 변환(Random Dilated Shapelet Transform) 기법의 사용을 제안한다.

그림 2의 '셰이프릿'은 [2] 시계열 데이터의 특정 패턴을 나타내는 짧은 부분 수열(subsequence)로서, 클래스 간의 차이점을 분류하는데 효율적으로 사용될 수 있다. 이러한 셰이프릿은 전체 시계열 자료를 윈도우 슬라이딩(window-sliding)을 통해 분해(decomposition)함으로써, 셰이프릿 후보군(shapelet candidates)을 생성하고 엔트로피 기반 정보 획득량(information gain)이 가장 높은 셰이프릿 후보군을 해당 시계열의 셰이프릿으로 선택하게 된다.



(그림 2) 시계열 분류를 위한 셰이프릿

위와 같이 산출된 셰이프릿은 다른 시계열 자료와 거리 기반 비교를 수행하는데, 이를 위해 [3] 셰이프릿과 시계열 자료는 정형화된 벡터값으로 표현되어야 한다. 이러한 변환 과정을 거친다면, 셰이프릿

은 시계열 분류를 위한 패턴으로써 서포트 벡터 머신(support vector machine)과 같은 분류기와 결합하여 사용할 수 있게 된다. 이러한 셰이프릿을 사용한다면 어떤 시계열이 특정 범주에 분류되는 이유를 설명할 수 있기에, 해석 가능성이 높은 방법론이다. 그런데 이러한 [4] 셰이프릿을 확장(dilation)한다면 기존 셰이프릿이 고려하지 못했던 불연속적인(uncontinuous) 패턴까지 고려할 수 있게 되어 분류의 성능이 향상된다.

이에 본 논문에서는 확장 셰이프릿 변환 기법을 사용하여 실내 공간의 인원 수 분류 예측을 하고자 한다.

3. 실험

본 논문은 인원 수에 대한 분류 예측을 하고자 실험을 수행한다. 실험은 ¹단일 데이터 세트 내 인원 수 분류 성능, ²TX와 RX를 배치한 방식에 따른 분류 성능의 차이를 파악하고자 한다.

신호 데이터의 특성을 고려하여 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 했으며, 데이터의 압축된 표현(compressed representations)을 얻고자 주성분 분석(principal component analysis)을 수행했다. 그리고 기존의 진폭과 위상각을 사용하여, 자기상관(autocorrelation)을 새로운 특징으로 추출했다.

따라서 '진폭', '위상각', '자기상관__진폭', '자기상관__위상각' 4가지의 특징을 사용하여 확장 셰이프릿 변환기법을 통한 분류를 수행했다.

3.1 웨이블릿 변환(wavelet transform)

실험에서 사용하는 데이터는 신호에 대한 데이터이기에 웨이블릿 변환이 권장된다. 웨이블릿 변환이란 주파수 신호를 시간 도메인에서 분석하기 위한 수학적 변환 기법이다. 실험에서는 'pywt'이라는 라이브러리를 사용하여 데이터에 웨이블릿 변환을 적용했다.

3.2 특징 공학(feature engineering)

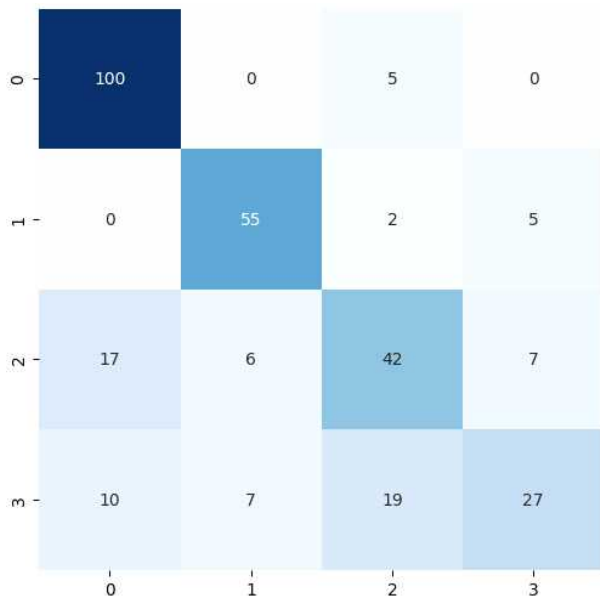
무선 랜 신호 데이터는 진폭과 위상각이라는 특징으로 구성된다. 확장 셰이프릿 변환 기법은 3개 이상의 시계열 특징을 인자값으로 필요로 하기에, 기존의 진폭과 위상각 값을 활용하여 '자기상관__진폭', '자기상관__위상각'이라는 새로운 특징을 추출했다.

3.3 주성분 분석 (principal component analysis)

신호 데이터의 특징인 진폭과 위상각은 하나의 타임스텝에서 51개의 원소로 구성되어 있는 배열 형태로 측정된다. 실험에서는 확장 셰이플릿 변환 기법을 적용하기 위해 측정값을 스칼라 형태로 변환하고자 주성분 분석을 사용했다.

4. 실험 결과 및 결론

확장 셰이플릿 변환 기법을 적용한 인원 수 분류의 결과는 그림 3과 같다.



(그림 3) confusion matrix

TX,RX 배치 방식에 따른 분류 성능의 차이는 정확도(accuracy score)는 0.741, 0.553으로 TX,RX를 같은 공간에 배치한 경우가 다른 공간에 배치한 경우보다 인원 수를 정확하게 분류했다.

실험 결과에 대한 해석으로, 기법의 성능이 부족하기 보다 주성분 분석을 통한 압축된 표현을 추출하는 과정에서 원본 데이터의 정보손실이 있었을 것이라고 생각된다. 따라서 신호 데이터에 시계열 데이터의 지역적인 패턴인 셰이플릿에 기반한 접근법을 적용하기 위해서는, 원본 데이터의 특징을 잘 반영할 수 있는 새로운 접근 방법이 필요성을 느꼈기에, 이를 위한 연구를 추가적으로 진행할 계획이다.

참고문헌

[1] Francesco G., Matthias S., Jakob L., and Matthias H. "Free Your CSI: A Channel State Information Extraction Platform For Modern Wi-Fi Chipsets". Proceedings of the 13th

International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization (WiNTECH '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, p.21 - 28.

[2] Ye, Lexiang, and Eamonn Keogh. "Time series shapelets: a new primitive for data mining." Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2009.

[3] Lines, Jason, et al. "A shapelet transform for time series classification." Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2012.

[4] Guillaume, Antoine, Christel Vrain, and Wael Elloumi. "Random dilated shapelet transform: A new approach for time series shapelets." International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Cham: Springer International Publishing, 2022.