

DTW-Cosine 알고리즘을 이용한 저비율 샘플링 음향 센서네트워크에서의 목표물 식별기법*

김영수^o 김대영 강종구

한국정보통신대학교 공학부

pineland@icu.ac.kr, kimd@icu.ac.kr, jjang9dr@icu.ac.kr

Target Classification in Sparse Sampling Acoustic Sensor Networks using DTW-Cosine Algorithm

Youngsoo Kim^o Daeyoung Kim Jonggu Kang

Information and Communications University (ICU)

1. 서론

기존의 센서네트워크에서의 목표물 식별 기법은 충분한 에너지와 컴퓨팅 성능이 보장되어야만 수행이 가능한 FFT를 통한 주파수 분석을 기반으로 연구되어져 왔다. 주파수 분석을 위해서는 기본적으로 100 Hz 이상의 많은 샘플링이 수반되어야 의미있는 특징(Features)을 추출하기 때문에 노드의 에너지 소모가 클 뿐 아니라 네트워크 흡수가 증가할수록 데이터 전송비용도 크게 증가할 수밖에 없다. 따라서, 에너지 소모에 민감한 센서네트워크 시스템에는 큰 부담이 아닐 수 없다. 본 논문에서는 100 Hz 이하의 낮은 샘플링 데이터를 이용하더라도 센서네트워크에서 목표물 식별을 위한 패턴분석이 가능한 시계열(Time-series) 분석 기법으로서 DTW-Cosine 알고리즘을 제안한다. 센서네트워크의 목표물들의 기본적인 음향학적 에너지 패턴을 가지고 있다면 이러한 방법은 유용하다. 이러한 시계열 분석 기법을 센서네트워크에 적용키 위해서는 지역 시간 이동(Local time shifting) 문제와 공간 신호 변이(Spatial variation) 문제가 극복이 되어야 하는데, 이러한 문제를 해결하는 여러 알고리즘 중에 DTW-Cosine 알고리즘이 가장 뛰어난 실험을 통해 증명한다.

2. 본론

2.1 DTW-Cosine 알고리즘

시계열 분석에서 일반적으로 지역 시간 이동 문제를 해결하는 알고리즘으로서 DTW (Dynamic Time Warping), LCS (Longest Common Subsequence) 그리고 ED(Edit Distance)와 같은 동적 알고리즘이 있다. 그 중에서도 DTW 알고리즘은 두 패턴간의 가능한 시간 정렬을 나타내는 매트릭스를 통해 최적의 매칭 패스를 용이하게 찾는 반면, LCS와 ED 알고리즘은 불륨에 따라 적절한 임계치를 설정해줘야 하는 번거로움이 따른다. 한편, 공간 신호 변이 문제는 유클리디안(Euclidean), 피어슨(Pearson) 또는 코사인(Cosine) 상관 알고리즘과 같은 유사도 측정(Similarity Measure) 알고리즘을 통해 해결할 수 있다. 유클리디안 유사도는 모든 구성요소들에 대한 두 지점간 직선 연결거리의 합으로서 계산되어지고, 피어슨 유사도는 매개 상관도로서 간격이나 또는 비율 스케일상에 있는 두 순서열간의 선형적 관계 정도를 반영하며, 마지막으로, 코사인 유사도는 두 벡터간의 코사인 각도로서 계산된다. 따라서, 위의 동적 알고리즘과 유사도 측정 알고리즘을 적절히 조합하면, 센서네트워크에서 음향적으로 반복적 패턴을 갖는 목표물을 공간적 거리의 영향을 최소화하면서 용이하게 식별할 수 있다.

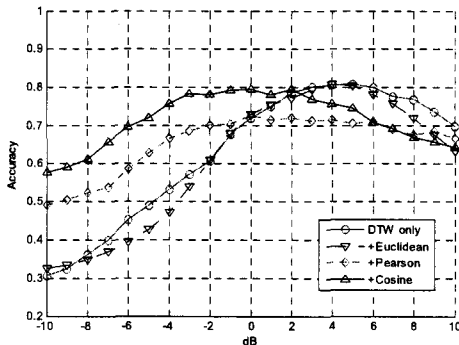
2.2 시스템 디자인

* 본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-2007-C1090-0701-0015)

센서네트워크의 음향신호는 매우 복잡하고 가변적이기 때문에 전처리 (PreProcessing)가 필요하다. 입력신호가 들어왔을 때, 그것은 먼저 값의 변화량을 줄이고 안정된 성능을 유도하기 위해 -1과 +1 사이의 값으로 정규화 되고 다시 절대값이 취해진다. 스무딩 테크닉은 이 논문에서는 높은 볼륨과 낮은 볼륨영역에서의 성능을 보완하기 위한 방법으로 사용된다. 또한, 이러한 목표물을 식별하기위해 유사도를 측정하려면, 참조(Reference) 패턴이 존재해야 하며, PAA (Piecewise Aggregate Approximation) 알고리즘은 이러한 시계열 데이터에 대한 참조모델을 효과적으로 나타낸다.

2.3 실험 및 평가

그림 1과 같이, DTW 알고리즘과 결합하는 모든 시간 정합 유사도 측정 알고리즘 중에 DTW-Cosine 알고리즘이 Low 볼륨영역에서 성능 손실을 최소화하는데 매우 효과적이고 전체적으로 성능이 우수함을 나타내었다. DTW-Only와 DTW-Euclidean 알고리즘은 2 dB와 10 dB 사이에서 좋은 성능을 보이나 그들의 성능은 Low 볼륨영역에서는 낮을 뿐 아니라 10 dB 이후부터는 오히려 급격히 낮아지는 경향을 갖는다. 이는 이 알고리즘들이 볼륨레벨에 지나치게 영향을 받는다는 것을 의미한다. 반면, DTW-Pearson과 DTW-Cosine 알고리즘은 Low 볼륨영역에서 두드러지게 좋은 성능을 보이고 있으며 전체적으로 DTW-Cosine 알고리즘이 DTW-Pearson 알고리즘보다 좋은 성능을 보이고 있다. -10 dB에서 10 dB까지 고려해 볼 때, 평균적으로 DTW-Only는 68.16%, DTW-Euclidean은 62.85%, DTW-Pearson은 68.75%, 그리고 DTW-Cosine 알고리즘은 76.76%의 성능을 보였다.



Classified Object	Volume	Soldier	Tank	Airplane
Soldier	Low	0.60484	0.24355	0.15161
	Normal	0.58548	0.23710	0.17742
	Double	0.47258	0.35484	0.17258
Tank	Low	0.09677	0.75968	0.14355
	Normal	0.02742	0.93065	0.04193
	Double	0.00484	0.99032	0.00484
Airplane	Low	0.01613	0.03710	0.94677
	Normal	0.00806	0.06452	0.92742
	Double	0.00484	0.16452	0.83065

그림 1 시간 정합 유사도 측정 알고리즘 비교

표 1 볼륨레벨에 따른 Smooth3를 적용한 DTW-Cosine 알고리즘의 혼동 매트릭스

아직까지도 DTW-Cosine 알고리즘이 High 볼륨과 Low 볼륨영역에서 성능의 감쇠현상이 보이는데, 이는 스무딩 기법을 통하여 개선된다. 표 1은 각 볼륨에 따른 개선된 최종 목표물별 혼동 매트릭스 (Confusion Matrix)를 보여준다. 탱크와 비행기의 성능은 대체로 군인의 성능보다 우수한데 이는 군인으로부터의 유효신호의 두께가 매우 좁아 샘플링 시에 생략되어지는 경우가 발생하기 때문이다. 볼륨의 영향 또한 소리의 종류에 따라 다르게 나타났다. 다시 말하면, 군인이나 비행기와 같은 단조로운 신호는 High 볼륨에 부정적인 영향을 받는 반면, 복잡하고 가변성이 큰 탱크 소리는 긍정적인 영향을 받았다. 이는 단조로운 신호일수록 Low 볼륨영역에서 상대적으로 더 잘 모델링되기 때문으로 분석된다.

3. 결론

개선된 DTW-Cosine 알고리즘은 최종적으로 Low 볼륨영역에서 77.04%, Normal 볼륨 영역에서 81.45%, 그리고 High 볼륨영역에서 76.45%의 성능을 나타내었으며 이는 ED, LCS 그리고 DTW-Only 알고리즘과 같은 다른 시간 정합 알고리즘에 비해 전체적으로 각각 12.01%, 10.31%, 12.64% 우수하였다. 게다가, Low와 High 측정 볼륨영역이 더욱 커질수록 그 차이는 더욱 커질 것이다. 이러한 시계열 분석 방법은 때때로 주파수 분석방법과 협력적으로 운용되어질 수 있어 에너지의 제약이 심한 센서네트워크에 유용하게 적용될 수 있다.