

차량검지를 위한 세그먼트에 기반을 둔 신호처리 알고리즘

Segmentation-based Signal Processing Algorithm for Vehicle Detection

고기원*, 우광준**

Ki Won Ko, Kwang Joon Woo

Abstract - The vehicle detection method using pulse radar has the advantage of maintenance in comparison with loop detection method. We have the information about the vehicle being and position by dividing the signals into sectors in accordance with SSC method, and by applying the discriminant function based on stochastical data. We also reduce the signal processing time.

Key Words : Vehicle Detection, Statistical Signal Characterization, Bayesian Decision Theory, Segmentation of a Signal

1. 서론

차량검지는 지능형 교통망 구성의 최하부에 속하는 장비로 기본적으로 신뢰성을 확보해야 하는 부분이다. 현재 가장 많이 사용되고 있는 것은 루프검지기로서 차량이 지나갈 경우 루프내의 자기장 변화를 검지해 차량 정보를 수집한다. 하지만 도로에 직접 매설하기 때문에 도로파손이나 도로 보수시 재설치 해야 하는 등의 문제가 있다. 본 논문에서는 설치 및 유지보수에 편리하고 주변환경에 영향을 적게 받는 펄스 레이더를 이용하여 차량을 검지하는 알고리즘을 제안하였다. 기존에 제안했던 Likelihood Ratio를 이용하는 방법[1]은 인식률은 뛰어나나 알고리즘의 특성상 처리속도가 많이 걸렸다. 따라서 주파수영역으로의 변환없이 이에 대응한 데이터를 추출할 수 있는 Statistical Signal Characterization의 개념을 적용해 신호의 특징을 추출하고 실험에 의해 만들어진 표본 데이터와의 확률적인 인식 알고리즘을 사용하여 실시간에 대응할 수 있도록 알고리즘을 제안하였다.

2. 이론적 배경

2.1 Statistical Signal Characterization

Statistical Signal Characterization (SSC)는 파형을 주파수 영역으로 변환하지 않고 주파수영역에서의 특징을 추출 하고자 하는 개념으로 Hilbert L. Hirsh에 의해 제안 되었다.[2] SSC는 파형을 주파수영역에서의 진폭뿐만 아니라 위상의 상관관계를 특징짓는 방법이다. 전체 조건은 다음과 같다.

- 1) 통계적으로 안정될 것
- 2) 주파수 요소의 특정 조합의 징후가 있을 것.

통계적으로 안정된다 함은 추출된 샘플 데이터에서 통계적

측정치(평균, 분산)를 정확히 얻을 수 있는 것을 의미한다. SSC의 처리 과정은 다음과 같다. 그림1에서 파형내에 존재하는 연속적인 극점들을 이용하여 세그먼트를 분리 할 수 있다. 7개의 극점(4개의 극대점과 3개의 극소점)을 볼 수 있다. 이 경우는 7(N)개의 극점을 가지고 6(N-1)개의 세그먼트를 구성한다.

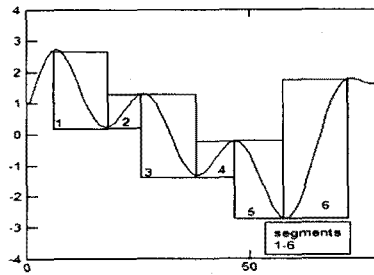


그림 1. Segmentation of a waveform

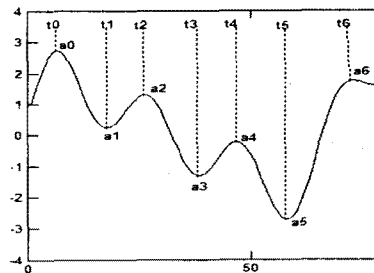


그림 2. Segment-boundary amplitudes and times

그림2는 진폭(a0~a6)과 시간(t0~t6)의 결합을 보여준다.

저자 소개

*단국대학교 전자부품검사 자동화기술혁신센터

**단국대학교 전자컴퓨터학부

이제 이것을 이용해서 세그먼트의 파라미터를 구할 수 있다. 세그먼트 진폭의 절대 값을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$A_n = |a_n - a_{n-1}|$$

A_n 는 n번째 세그먼트의 진폭, a_n 은 세그먼트를 마무리 짓는 극점의 진폭, a_{n-1} 은 세그먼트가 시작하는 극점의 진폭이다. 이와 비슷하게 세그먼트의 주기는 세그먼트 내에 있는 극점 사이의 시간을 이용해서 나타낼 수 있다.

$$T_n = |t_n - t_{n-1}|$$

T_n 은 n번째 세그먼트의 주기, t_n 은 세그먼트를 마무리 짓는 극점에서의 시간, t_{n-1} 은 세그먼트가 시작하는 극점에서의 시간이다. 이와 같이 세그먼트를 정의하는 파라미터는 상당히 간단하고 직관적이다. 다음은 SSC 파라미터로 불리는 네가지 값을 정의 한다.

$$M_a = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} A_i}{N_s}, \quad M_t = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} T_i}{N_s}$$

$$D_a = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} |A_i - M_a|}{N_s}, \quad D_t = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} |T_i - M_t|}{N_s}$$

여기서 M_a 는 진폭의 평균값, M_t 는 주기의 평균값, D_a 는 진폭의 평균 분산, 또는 진폭의 분산, D_t 는 주기의 평균 분산, 또는 주기의 분산, N_s 샘플의 개수이다. 여러 가지 주파수 성분이 섞여 있는 대부분의 경우에서 SSC 파라미터의 통계데이터는 미지의 파형을 특징 짓는데 유리한데다 이런 경우 Fourier Transform보다 연산량이 적기 때문에 처리 속도가 빠르다. 하지만 SSC는 정확한 주파수 분석이 어렵기 때문에 Fourier Transform의 전처리 과정으로 수행하기에 적합하다.

2.2 Discriminant Functions for the Normal Density

수집되는 데이터가 어떤 종류의 신호인지 분별하는 데는 많은 방법이 있지만 그중 유용한 방법 중 하나는 각각의 종류에 따른 판별식을 작성하여 사용하는 것이다. 수집되는 데이터의 특징 벡터 x^j 가 분류하고자 하는 집단 ω_i 에 속한다면 모든 $j \neq i$ 에서 판별식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$g_i(x) > g_j(x)$$

이는 특징 벡터 x^j 가 집단 ω_i 에 속할 확률 $g_i(x) = P(\omega_i | x)$ 로 표현할 수 있다. 이는 다시 확률밀도와 확률의 자연로그의 함으로 표현될 수 있다.

$$g_i(x) = \ln p(x | \omega_i) + \ln P(\omega_i) \quad (1)$$

일반적인 d 개의 다변 표준분포에서 확률분포는 다음과 같이 표현할 수 있다. [3]

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma^{-1}(x-\mu)\right] \quad (2)$$

위 두식을 정리하면 표준 분포하는 다변 항에서의 판별식을 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$g(x) = \frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma^{-1}(x-\mu) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \ln P(\omega) \quad (3)$$

여기서 Σ 는 $d \times d$ 의 공분산 행렬이고, μ 는 평균 벡터이다. 공분산 행렬과 평균 벡터는 해당 집단에 속해 있는 데이터를 이용하여 구할 수 있다.

3. 차량인식 알고리즘

펄스 레이더에서 취득된 신호 파형은 차량이 지나갈 때의 특징적인 변화가 전체 신호에서 차지하는 부분이 미약하며, 두 차선의 데이터를 획득하기 때문에 차량이 어느 차선에서 나타났는지 판단할 수가 없다. 따라서 SSC방법으로 세그먼트를 분리하고, 조건을 만족시키는 몇 개의 세그먼트들의 집합을 섹터로 구분하여 각 섹터별 SSC 파라미터를 구한다음 차량이 나타나는 경우를 판별식에 입력하여 차량인지 여부를 결정한다. 또한 이전 펄스에서 차량이 존재 했는지 여부를 참조하여 잡음에 강인하도록 하였다.

최초로 나타나는 극점을 세그먼트의 시작점으로 하고 그 다음에 나타나는 극점을 세그먼트의 끝점으로 하여 세그먼트를 분리한다. 분리된 세그먼트의 진폭과 주기를 계산하여 잡음으로 간주 할 수 있는 경우는 세그먼트의 끝점을 뒤따라오는 극점으로 이동하여 진폭과 주기를 다시 찾아낸다. 이때 잡음 영향으로 간주하는 기준은 세그먼트의 주파수가 대략 3GHz이상일 경우와 진폭이 미약(7미만)한 경우 이다. 이 값은 실험에 의해 결정됐다. 이렇게 세그먼트를 분리하면 세그먼트 주기가 상당히 길어지는 경우가 나타나지만 연속된 잡음에 의한 클러스터로 간주 할 수 있기 때문에 후에 섹터를 구성할 때는 모두 걸러지게 된다.

그림3에 신호를 세그먼트로 분리하여 세그먼트의 진폭을 원래 신호와 비교하여 나타내었다.

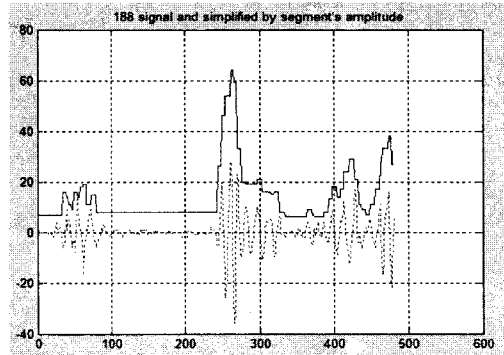


그림 3 원래신호와 세그먼트의 진폭으로 처리된 신호

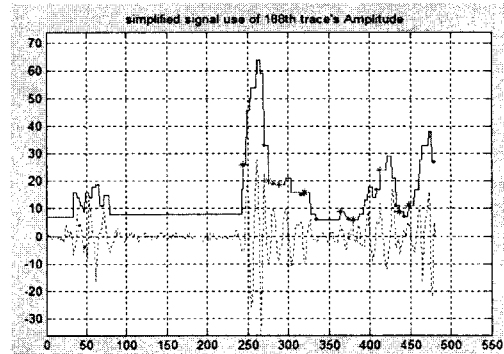


그림 4 섹터로 구분된 신호

위로 불룩한 세그먼트들을 섹터로 구성하면 차량정보를 확연히 나타낼 수 있는 SSC파라미터를 얻을 수 있다. 이를 위해서 그림 4와 같이 이전 세그먼트 보다 진폭이 큰 경우를 섹터의 시작점으로 결정하고 세그먼트의 진폭이 감소하게 되는 세그먼트까지를 섹터로 분리한다.

완성된 섹터에서 SSC파라미터를 추출하여 다음 판별식에 입력한다.

$$g(x) = \frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma^{-1}(x-\mu) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \ln P(\omega)$$

x 는 섹터내의 진폭, 주기, 진폭대 주기의 비율에 대한 표준편차로 구성된 벡터이며, μ 는 표준 데이터에서 계산한 평균값, Σ 는 표준 데이터에서 계산한 covariance matrix이며 $P(\omega)$ 는 차량일 확률이다.

이와 같이 분리된 섹터의 판별식의 값이 -6보다 작은 경우는 클러스터로 간주하여 제거하고 판별식의 값이 -6보다 큰 섹터를 차량이 있는 위치로 간주하였다. 이때 문턱값(-6)은 표준데이터의 판별식 값의 평균을 기준으로 하여 실험에 의해 결정 되었다. 차량이 있는 섹터의 경우 섹터의 시작위치와 마지막 위치의 중간을 차량이 존재하는 위치로 결정하였다. 또한 판별 값을 문턱 값인 6만큼 위로 바이어스 하여 처리가 편리하도록 하였다. 연속된 데이터에서 차량의 존재를 판별하기 위해 세 개의 트레이스 데이터를 합하여 euclid distance를 계산하였다.

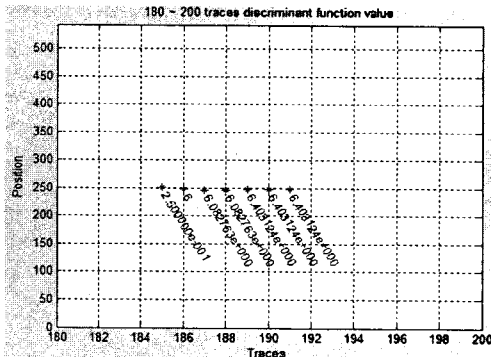


그림 5 180~200번째 트레이스 처리결과

그림5는 180번째 트레이스 데이터부터 200번째 트레이스 데이터까지 처리 완료된 결과를 보여준다. '*'모양으로 플로팅된 것이 차량이 존재하는 위치이며 그 값이 클수록 차량일 가능성 높아지며 문턱 값을 적용하였다.

이때 하나의 파형을 처리할 때 시간을 Matlab의 Profiler를 사용하여 시뮬레이션을 한 결과를 그림6에 나타내었다. 이것은 실제 운영체제 안에서 CPU의 처리 시간을 측정하는 것으로 측정시마다 시간이 달라질 수 있으나 개략적인 처리 시간을 비교 할 수 있으며 실제 구현을 하면 이보다 많이 줄어들 수 있다. 하나의 파형을 처리하는데 63ms정도 걸렸으나 아래에 있는 'importdata'는 하드디스크에서 데이터를 읽어 오는 함수로 실제 구현시는 메모리에서 처리되어 1ms도 걸리지 않으므로 20ms내에 구현이 가능할 것으로 사료된다.

f_h_mm_s (1 call, 0.063 sec)
Generated 07-Oct-2005 12:34:22 using real time.
M-function in file E:\1\@work\1\4_h_mm_s.m
[Copy to new window for comparing multiple runs]

Children (called functions)

Function Name	Function Type	Calls	Total Time	% T
f_MinMax_final_1	M-function	1	0.063 s	100
f_euclidk	M-function	1	0 s	0%
Self time (built-ins, overhead, etc.)			0 s	0%
Totals			0.063 s	100

f_MinMax_final_1 (1 call, 0.063 sec)
Generated 07-Oct-2005 12:37:52 using real time.
M-function in file E:\1\@work\1\4_MinMax_final_1.m
[Copy to new window for comparing multiple runs]

Parents (calling functions)

Function Name	Function Type	Calls
f_h_mm_s	M-function	1

Children (called functions)

Function Name	Function Type	Calls	Total Time	% Time	Time Plot
importdata	M-function	1	0.047 s	74.3%	██████████
std	M-function	30	0.016 s	25.3%	████

그림 6 Matlab Profiler 결과

4. 결론

펄스 레이더 신호의 특징적인 부분을 분리하고 판별식을 이용하여 차량의 유무를 검지하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 기존에 제안했던 방법에 비해 처리속도가 향상되어 실시간으로 적용할 수 있는 가능성을 보였다. 하지만 레이더로부터 거리가 가까운 경우의 인식률이 떨어지는데 이는 레이더와 거리가 가까운 경우 신호의 진폭이 상대적으로 크기 때문에 이에 대한 표준데이터를 추출하여 판별식을 작성하지 않으면 인식률이 떨어질 수밖에 없다. 따라서 레이더와의 거리에 따른 Scale값을 적용하거나 그 위치에서의 적절한 표준 데이터를 추출하여 판별식을 작성하는 방법이 추가 되면 향상된 인식률을 얻을 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] 고기원, 우광준, "차량검지 시스템을 위한 펄스레이더 신호처리 알고리즘", 대한전자공학회논문지 SC, v.41, n.5, pp.9-18, Sep 2004.
- [2] Hirsch, H.L, "Statistical signal characterization-new help for real-time processing", Aerospace and Electronics Conference, 1992. NAECON 1992., Proceedings of the IEEE 1992 National 18-22 Page(s):121 - 127 vol.1, May 1992.
- [3] Richard O. Duda, Peter E. Hart and David G. Stork, "Pattern Classification (2nd ed.)", John Wiley & Sons Inc, Oct 2000.