

# 실시간 차량 감지를 위한 펄스 레이더 신호처리 알고리즘

## Real-time Pulse Radar Signal Processing Algorithm for Vehicle Detection

우 광 준\*, 류 석 경  
(Kwang Joon Woo and Suk Kyung Ryu)

**Abstract** : The vehicle detection method using pulse radar has the advantage of maintenance in comparison with loop detection method. We propose the pulse radar signal processing algorithm in which we divide the trace data from pulse radar into segments by using SSC concept, and then construct the sectors in accordance with period and amplitude of segments, and finally decide the vehicle detection probability by applying the SSC parameters of each sectors into the discriminant function. We also improve the signal processing time by reducing the quantities of processing data and processing routines.

**Keywords** : vehicle detection, statistical signal characterization, bayesian decision theory, segmentation of a signal

### I. 서론

차량감지는 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 주변 환경에 영향을 적게 받는 펄스 레이더를 이용하여 차량을 검지하는 알고리즘을 제안하였다. 기존에 제안했던 Likelihood Ratio를 이용하는 방법[1]은 잡음에 의한 영향이 적고 인식률은 뛰어났으나 알고리즘의 특성상 처리시간이 많이 걸렸다. 따라서 알고리즘 수행 속도를 향상 시키고 주파수영역으로의 변환 없이 이에 대응한 데이터를 추출 할 수 있는 Statistical Signal Characterization의 개념을 적용해 신호의 특징을 추출하고 실험에 의해 만들어진 표본 데이터와의 확실적인 인식 알고리즘을 사용하여 신뢰성 있는 인식률을 확보하고 실시간에 대응 할 수 있도록 알고리즘을 제안하였다.

### II. 이론적 배경

#### 1. Statistical Signal Characterization

Statistical Signal Characterization (SSC)는 파형을 주파수영역으로 변환하지 않고 주파수영역에서의 특징을 추출 하고자 하는 개념으로 Hilbert L. Hirsh에 의해 제안 되었다[2]. SSC는 파형을 주파수영역에서의 진폭뿐만 아니라 위상의 상관관계를 특징짓는 방법이다. 통계적으로 안정되며, 주파수요소의 특징 조합을 만들수 있어야 하는 전제 조건이 요

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 10. 28., 채택확정 : 2006. 2. 9.

우광준, 류석경 : 단국대학교 전자컴퓨터학부

(wookj@dku.edu/kyeong14@nate.com)

※ 이 연구는 2004학년도 단국대학교 대학연구비의 지원으로 연구되었음.

구되어 지며 추출된 샘플 데이터에서 통계적 측정치(평균, 분산)를 정확히 얻을 수 있는 것을 의미한다. SSC의 처리 과정은 다음과 같다. 그림 1에서 파형내에 존재하는 연속적인 극점들을 이용하여 전체 신호를 세그먼트의 연속으로 구성 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 2는 진폭( $a_0 \sim a_6$ )과 시간( $t_0 \sim t_6$ )의 결합을 보여준다. 이제 이것을 이용해서 세그먼트의 파라미터를 구할 수 있다. 세그먼트 진폭의 절대 값을 다음과 같이 표현할 수 있다.

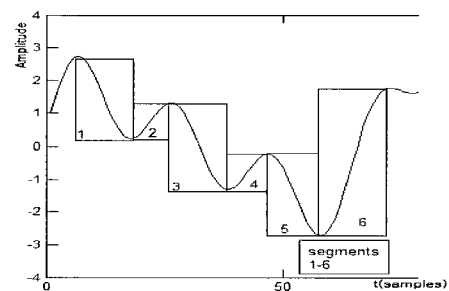


그림 1. 파형의 세그먼트.

Fig. 1. Segmentation of a waveform.

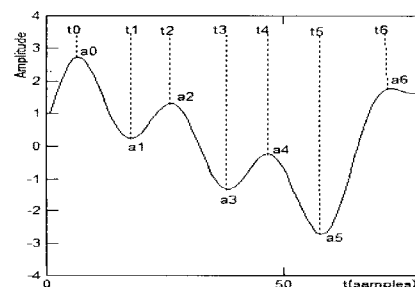


그림 2. 세그먼트 진폭과 시간.

Fig. 2. Segment-boundary amplitudes and times.

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

$A_n$ 는  $n$ 번째 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.

$$T_n = |t_n - t_{n-1}| \tag{2}$$

$T_n$ 은  $n$ 번째 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.

$$M_a = \sum_{i=1}^{N_s} (A_i) / N_s \tag{3}$$

$$M_t = \sum_{i=1}^{N_s} (T_i) / N_s \tag{4}$$

$$D_a = \sum_{i=1}^{N_s} |A_i - M_a| / N_s \tag{5}$$

$$D_t = \sum_{i=1}^{N_s} |T_i - M_t| / N_s \tag{6}$$

여기서  $M_a$ 는 진폭의 평균값,  $M_t$  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 통계 데이터는 미지의 파형을 특징짓는데 유리하다. 이런 경우 Fourier transform보다 연산량이 적기 때문에 처리 속도가 빠르다[2]. 하지만 SSC는 정확한 주파수 분석이 어렵기 때문에 Fourier transform의 전처리 과정으로 수행하기에 적합하다.

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  $x$ 가 분류하고자 하는 집단  $\omega_i$ 에 속한다면 판별식  $g_i$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$g_i(x) > g_j(x) \text{ 모든 } j \neq i \tag{7}$$

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

$$g_i(x) = P(\omega_i | x) = \frac{f(x | \omega_i) F(\omega_i)}{\sum_{j=1}^c f(x | \omega_j) F(\omega_j)} \tag{8}$$

$$g(x) = f(x | \omega_i) F(\omega_i) \tag{9}$$

$$g(x) = \ln p(x | \omega_i) + \ln F(\omega_i) \tag{10}$$

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

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma^{-1}(x-\mu)\right] \tag{11}$$

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

$$g(x) = \frac{1}{2}(x-\mu)' \Sigma^{-1}(x-\mu) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\Sigma| + \ln F(\omega) \tag{12}$$

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

III. 차량인식 알고리즘

그림 3은 레이더로부터 취득한 데이터 중 차량이 있는 부분이며 그림 4는 차량이 없는 부분의 주파수 스펙트럼이다. 차량이 있는 곳에서는 400MHz 주변의 밀도가 높게 나타나는 낮으며 차량이 없는 경우 300MHz 주변의 밀도가 상대적으로 높게 나타났으나 다른 주파수 성분들도 많이 나타나고 있다. 이는 중심주파수 400MHz대의 펄스에 대한 반사파의 주파수 스펙트럼으로 차량에 대한 반사파는 입사

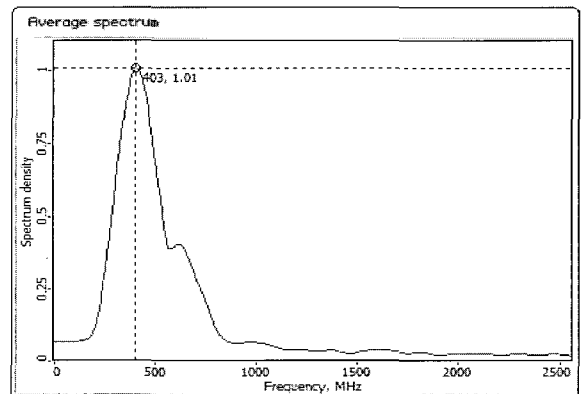


그림 3. 차량이 있는 부분의 주파수 스펙트럼.  
Fig. 3. Frequency spectrum where vehicle is being.

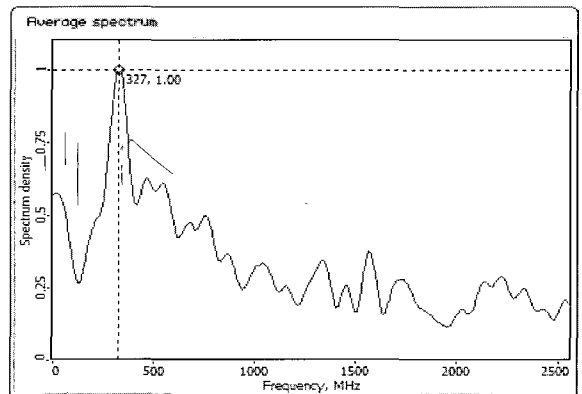


그림 4. 차량이 없는 부분의 주파수 스펙트럼.  
Fig. 4. Frequency spectrum where vehicle is not being.

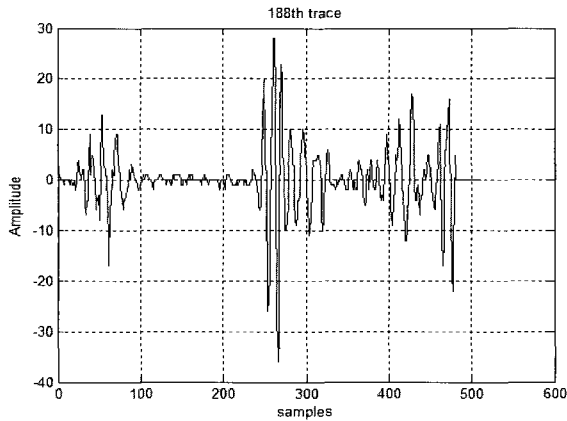


그림 5. 펄스 파형.  
Fig. 5. Pulse signal.

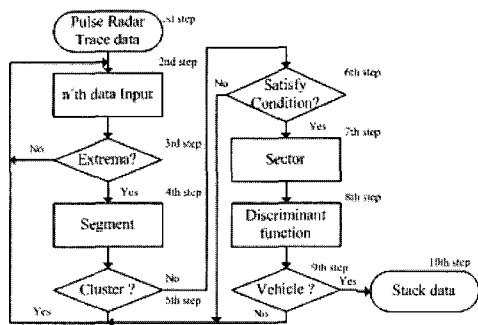


그림 6. 차량인식 알고리즘.  
Fig. 6. Vehicle detection algorithm.

파의 중심주파수 성분을 집중적으로 나타내어 차량이외의 반사파는 감쇄가 크게 나타나며 폭넓은 파형의 형태를 갖는다.

그림 5는 레이더에서 한 개의 펄스 후에 취득된 데이터이다. 위에 보이는 것과 같이 차량이 지나갈 때의 파형에는 특정 주파수 성분이 주기적으로 관찰되지 않으며 잡음에 의해 파형의 주파수 성분을 정확히 관찰하기가 어렵다. 따라서 SSC의 전제 조건을 만족하지 못하므로 SSC방법을 그대로 사용하여 분석 할 수 없다. 또한 차량이 지나갈 때의 특징적인 변화가 전체 신호에서 차지하는 부분이 미약하다. samples로 표현되고 있는 x축은 실제 차선의 너비부분으로 두개의 차선을 나타내고 있기 때문에 SSC방법이나 Fourier 방법을 그대로 사용하면 차량이 어느 차선에서 나타났는지 판단할 수가 없으며 차량의 종류에 따라 전체 부분에서 차량성분을 나타내는 부분의 크기가 달라질 수 있다.

따라서 본 논문에서는 그림 6과 같은 차량인식 알고리즘을 제안하였다. 펄스 레이더로부터 들어오는 트레이스 데이터 전체를 SSC방법을 이용하여 세그먼트로 분리하고(1st step ~ 4th step), 세그먼트의 주기와 진폭이 차량이 존재할 가능성이 있는 연속된 몇 개의 세그먼트들의 집합을 섹터로 분리 하였다(5th step ~ 7th step). 그리고 최종적으로 세그먼트들의 집합으로 구성된 섹터가 차량인지 여부를 판단하기 위해서 각 섹터별 SSC 파라미터를 구하여 정규분포에

서의 판별엔진에 입력하여 차량인지 여부를 결정하였다(8th step ~ 9th step). 또한 이전 펄스에서 차량이 존재했는지 여부를 누적 할 수 있도록 함으로써 잡음에 의한 일시적인 인식 오류를 검출 할 수 있도록 하였다(10th step). 또한 이러한 알고리즘 처리 과정은 하나의 루틴으로 구현이 가능하고 연산량이 적기 때문에 처리시간을 단축시킬 수 있었다.

IV. 실험 및 결과

실험은 500MHz대의 펄스레이더를 도로의 측면에 세워 얻어진 데이터를 PC에 저장하여 수행하였다. 그림 5와 같이 얻어진 데이터에서 순차적으로 값을 비교하여 극값을 찾았다.

그림 7에 입력된 데이터에서 극값을 찾아 붉은색 '\*'로 플로팅 하였다. 최초로 나타나는 극값을 시작으로 바로 뒤에 따라오는 극값까지를 하나의 세그먼트로 분리하였다.

분리된 세그먼트의 진폭과 주기를 이용하여 잡음으로 간주 할 수 있는 세그먼트일 경우 세그먼트로 분리되는 끝점의 위치를 뒤따라오는 극값의 위치로 이동하여 전체 세그먼트의 갯수를 줄임으로써 차후 처리에서 연산량을 줄일 수 있도록 하였다. 이때 약 800MHz이상의 주파수 성분을 가지며 진폭이 미약(7미만)한 세그먼트의 경우를 잡음으로 분리 하였으며 실험에 의해 결정된 문턱 값은 잡음이 확실한 부분의 평균적인 값을 취하였다. 이렇게 세그먼트에서 잡음으로 간주되는 세그먼트를 분리하여 끝점을 이동하면 하나의 주기가 상당히 길어지는 경우가 발생하지만 이것은 섹터 구성시 연속된 잡음의 영향으로 간주되기 때문에 모두 제거 된다.

여기서 남겨진 극값들의 각 위치에서 차량일 가능성이 있는 세그먼트와 그렇지 않은 잡음세그먼트들을 나타냈으며 이때 값은 각 세그먼트들의 진폭을 이용하였다. 여기서 잡음 세그먼트와 그렇지 않은 세그먼트의 구분은 따로 구분되어지지 않았지만 차량정보일 가능성이 있는 세그먼트들의 집합을 섹터로 구성할 때 잡음으로 간주되는 세그먼트들은 제거되어지게 된다.

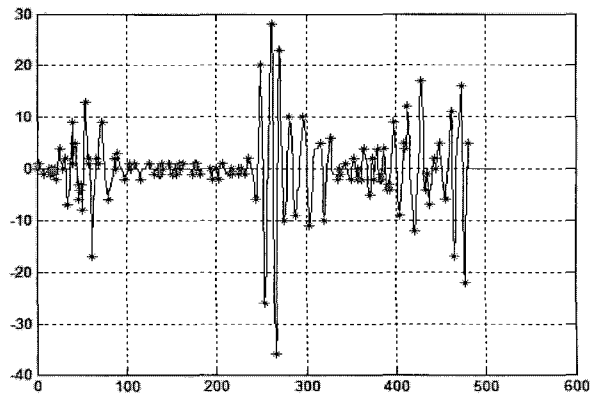


그림 7. 신호의 극값.  
Fig. 7. Extrema of signal.

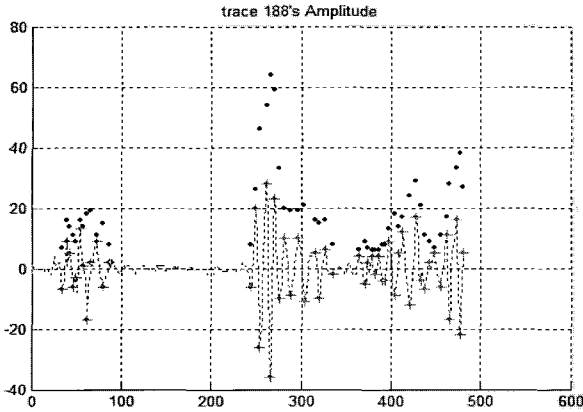


그림 8. 신호의 극값과 세그먼트의 진폭.  
Fig. 8. Extrema of signal and amplitude of segments.

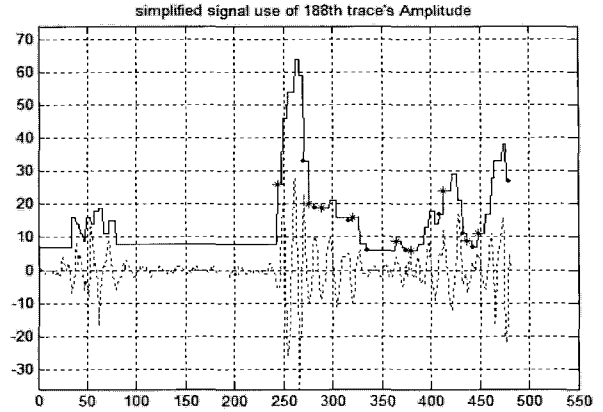


그림 10. 세그먼트의 집합으로 구성된 섹터.  
Fig. 10. Sectors from segment's amplitude.

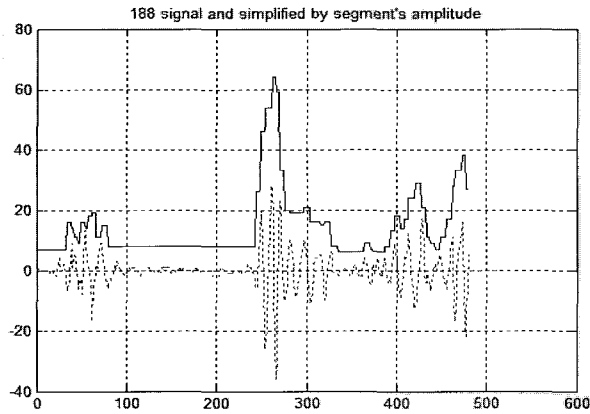


그림 9. 세그먼트의 진폭.  
Fig. 9. Amplitude of segment.

그림 8에는 잡음으로 간주되는 세그먼트와 그렇지 않은 세그먼트의 끝점 위치에서의 진폭을 나타낸다.

그림 9는 각 세그먼트의 시작점과 끝점을 연결하여 나열한 그림으로 원래 신호의 절대 값을 취한 뒤 포락선을 추출한 형태와 비슷한 것을 알 수 있다. 이전 논문에서 Likelihood Ratio를 이용하여 처리했을 경우에도 이와 비슷한 형태를 나타냈다. 이것으로 연속된 세그먼트들의 형태가 위로 볼록한 부분에 차량이 있는 것을 알 수 있다. 따라서 세그먼트의 진폭을 검사하여 이전 세그먼트보다 값이 커지기 시작하는 위치를 섹터의 처음으로 지정하고 이전 세그먼트보다 진폭이 작아지는 세그먼트의 위치를 섹터의 끝점으로 결정한다. 이와 같이 간단한 방법으로 데이터를 간략화 시키면서 필터링을 함으로써 이후 판별 알고리즘을 다양하게 시도할 시간적 여유를 마련할 수 있다. 또한 원래 신호 데이터가 아닌 세그먼트구성에 의한 간략화된 값을 저장함으로써 추출하고자 하는 최소의 데이터를 가지면서 데이터의 양을 줄일 수도 있다.

그림 10에 세그먼트의 진폭에 의해 구분된 섹터의 위치를 표시하고 있다. \*로 표시된 부분은 섹터의 시작 위치이며 ·로 표시된 부분은 섹터가 끝나는 위치이다. 각각

표 1. 섹터별 SSC 파라미터.

Table 1. SSC parameters for each sectors.

Sector position	244 ~ 270	276 ~ 282	288 ~ 316	320 ~ 335	371 ~ 409	413 ~ 433	437 ~ 443	448 ~ 480
$M_t$	8.65	4.41	2.40	2.34	1.75	3.89	2.12	5.33
$M_a$	30.5	6	8.5	6.33	14.8	6	5	5.28
$M_{a/t}$	8.65	4.41	2.40	2.34	1.75	3.89	2.12	5.33
$D_a$	21.63	9.19	2.06	4.35	4.72	5.05	1.41	11.56
$D_t$	61.99	0	2.65	2.08	14.55	1.82	1.41	2.05
$D_{a/t}$	6.01	1.53	0.85	1.37	1.33	0.60	0.88	3.79

의 섹터 내에 존재하는 세그먼트들의 진폭과 주기들을 이용해서 섹터의 SSC파라미터를 추출한다.

완성된 섹터에서 SSC파라미터를 추출하여 수식 (12)에 입력한다. 표 1에 하나의 펄스신호에서 획득된 데이터의 섹터별 SSC파라미터를 나타내었다. x는 섹터내의 진폭, 주기, 진폭대 주기의 비율에 대한 표준편차로 구성된 벡터이며,  $\mu$ 는 표준 데이터에서 계산한 평균값,  $\Sigma$ 는 표준 데이터에서 계산한 covariance matrix이며  $P(\omega)$ 는 차량일 확률이다.

이와 같이 분리된 섹터의 판별식의 값이 -6보다 작은 경우는 잡음성분으로 간주하여 제거하고 판별식의 값이 -6보다 큰 섹터를 차량이 있는 위치로 간주하였다. 이때 문턱값 (-6)은 표준데이터의 판별식 값의 평균을 기준으로 하여 실험에 의해 결정 하였다. 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 근접한 섹터들의 데이터는 균집화 하였으며 이때 균집에서의 euclidean distance를 계산하였다.

그림 11은 180번째 트레이스 데이터부터 200번째 트레이스 데이터까지 처리 완료된 결과를 보여준다. \*모양으로 플로팅 된 것이 차량이 존재하는 위치이며 그 값이 클수록 차량일 가능성 높아지며 문턱 값을 적용하였다.

이 알고리즘의 처리에 필요한 개략적인 연산시간을 파악하기 위하여 하나의 파형을 처리할 때의 시간을 Matlab

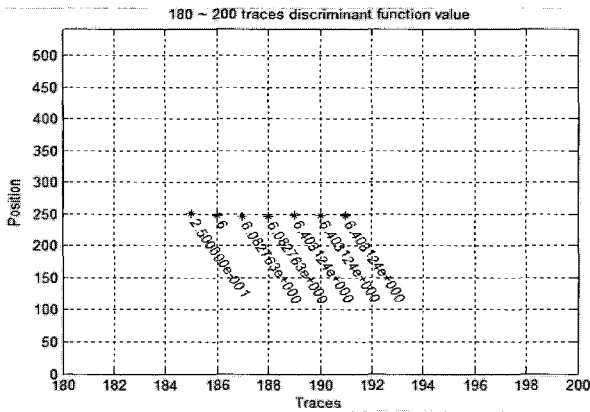


그림 11. 180~200번째 트레이스 처리결과.  
Fig. 11. Result of 180th~200th trace.

```
f_h_mm_s (1 call, 0.063 sec)
Generated 07-Oct-2005 12:34:22 using real time.
M-function in file E:\F\@work1\f_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:\F\@work1\f_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%	██████████
slid	M-function	30	0.016 s	25.3%	██████████

그림 12. 매트랩 프로파일러.  
Fig. 12. Matlab profiler.

profiler를 사용하여 시뮬레이션을 하였다. 그림 12에 그 결과를 나타내었다. 이것은 실제 운영체제 안에서 CPU의 처리 시간을 측정하는 것으로 측정시마다 시간이 달라질 수 있



**우 광 준**

1974년 한양대학교 전자공학과 졸업. 1977년 동 대학원 전자공학과 석사. 1980년 스트라스부르 대학교 전자제어공학 D.E.A. 1983년 국립 그르노블 폴리테크닉 인스티튜트 전자계측공학 Docteur Ingenieur. 1983년~현재 단국대학교 전자공학과 교수. 관심분야는 프로세스제어, 시스템네트워크.

관심분야는 프로세스제어, 시스템네트워크.

으나 개략적인 처리 시간을 비교 할 수 있으며 실제 구현을 하면 이보다 처리 시간을 단축시킬 가능성이 있다. 그림에 보면 하나의 과정을 처리하는데 63ms정도 걸렸으나 하위 함수인 'importdata'는 하드디스크에서 데이터를 읽어오는 함수로 실제 구현시 메모리에서 메모리로 로딩 되므로 1ms도 걸리지 않으므로 20ms내에 구현이 가능하다. 알고리즘이 20ms내에 구현이 가능하면 차량의 길이가 일반적으로 4.5m라고 가정할 경우 약 220Km/H로 이동하는 차량은 샘플링시 단 1회만 검지된다. 하지만 사용하는 펄스 레이더의 빔 폭을 약 2m로 설정 할 경우에는 대략 300Km/H일 경우에 1회만 검지된다. 고속도로 이외의 도로에서는 현실적으로 어려운 속도이기 때문에 샘플링타임을 20ms로 설정하면 실시간 검지가 가능하다고 할 수 있다.

**V. 결론**

본 논문에서는 펄스 레이더 신호에서 차량이 있는 부분을 따로 구분하여 섹터로 지정하고 섹터의 SSC파라미터를 판별식에 이용하여 차량의 유무를 검지하는 알고리즘을 제안하였다. 또한 기존에 제안했던 알고리즘의 단점인 처리속도를 향상시키기 위하여 한번의 데이터입력만으로 모든 처리가 가능하도록 알고리즘을 설계하여 20ms내에 처리가 가능함을 보여 실시간으로 차량검지가 가능함을 보였다. 한편 레이더로부터 거리가 가까운 경우의 인식률이 떨어지는 경우가 발생하는데 이는 레이더와 거리가 가까운 경우 신호의 진폭이 상대적으로 크기 때문에 이에 대한 표본데이터의 추출을 통해 판별식을 작성하여 적용해야 하며 또한 실험에 의해 거리에 따른 신호의 scale값을 적용하여 알고리즘을 테스트하는 연구도 수행되어 실제 환경에 적용가능할 수 있도록 연구 중이다.

**참고문헌**

- [1] 고기원, 우광준, “차량검지 시스템을 위한 펄스레이더 신호처리 알고리즘,” 대한전자공학회논문지 SC, vol. 41, no. 5, pp. 9-18, Sep., 2004.
- [2] H. L. Hirsch, “Statistical signal characterization-new help for real-time processing,” *Aerospace and Electronics Conference*, 1992. NAECON 1992., *Proceedings of the IEEE* 1992 National 18-22 pp. 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.



**류 석 경**

2005년 단국대학교 전자컴퓨터학부 전자공학 전공 졸업. 2005년~현재 동 대학교 전자컴퓨터학부 제어계측 석사과정. 관심분야 로보틱스 응용.