
신경망을 이용한 실시간 가속도 신호 끝점 검출 방법

Neural Network-based Real-time End Point Detection Specialized for Accelerometer Signal

임종관, Jong Gwan Lim*, 권동수, Dong-Soo Kwon**

요약 가속도계 신호를 대상으로 패턴 인식을 행하는 연구에서 공통적으로 사용될 수 있는 끝점 검출 방법을 제안한다. 기존의 연구 결과물은 추가적인 단추 등을 부착하여 수동으로 구분하거나, 고성능 고주파 대역 필터 등의 사용으로 알고리즘 상에서 필히 시간 지연이 발생하며 또한 알고리즘 구현상 여러 매개 변수 및 이를 위한 문턱값이 존재하였다. 본 논문에서는 가속도의 일계도 미분의 시퀀스를 입력 벡터로 사용하여, 시계열 데이터 예측과 유사한 형태로 focused Time Lagged Feedforward Network(TLFN)을 설계, 이를 학습시키는 방법을 제안 하였다. 제안한 방법을 글자 꺾이에 대해 적용하여 신뢰도 있는 끝점 검출 성능과 실시간 응답 특성을 확인하였다.

Abstract A signal processing algorithm is proposed for end point detection which is used commonly in accelerometers-based pattern recognition problem. In the conventional method, end points are detected by manual manipulation with an additive button or algorithm based on statistical computation and highpass filtering to cause critical time delay and difficulty for parameters optimization. As an solution, we propose a focused Time Lagged Feedforward Network(TLFN) with respect to a differential signal of acceleration, which is widely applied for time series forecasting. The simple experiment is conducted with handwriting and the detection performance and response characteristic of the proposed algorithm is tested and analyzed.

핵심어: *signal processing, pattern recognition, end point detection, motion detection, neural network*

본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 IT 핵심기술개발사업의 일환으로 수행하였음.[2008-F039-01, 인간-로봇 상호작용 매개 기술 개발]

*주저자 : KAIST 기계공학과 e-mail: limjg@robot.kaist.ac.kr

**교신저자 : KAIST 기계공학과 교수: e-mail: kwonds@kaist.ac.kr kk

1. 서론

초기 무인 항공기 등의 관성 항법 장치로 사용되던 관성 장치들이 최근 들어 HCI 분야에서 각광을 받고 있다. 서명 인증 시스템으로 시작된 응용 분야가 pointing device와 head tracker system, data glove system 등을 거쳐 펜 형태의 정보 입력 장치 및 wearable computer 등으로 영역을 넓히고 있다 [1~10]. 처음 3축 가속도계만을 사용하여 서명을 인증하려는 시도는 난해한 잡음 처리와 안정적인 성능 향상을 이유로 3축 자이로센서를 첨부하거나 6자유도의 IMU(Inertia Measurement Unit)를 활용하는 연구로 진화하였다 [2, 3, 9, 10]. 이후 3축 자이로센서와 IMU는 가격도 비싸고 크기가 커 상업화에 불리하다는 단점을 극복하고자 다시 3축 가속도계만을 사용하는 연구가 주류를 이루고 있으며 최근 들어 가속도계가 추가된 개인용 손전화기가 상품으로 소개되었다 [11].

2. 연구 배경

2.1 가속도계 신호의 특성

최근 들어 각종 휴대용 전자 장비에 기본 옵션으로 설치 되는 가속도계는 주로 MEMS 공정을 통해 제작되어지며 크기와 가격대 성능비가 높아 상업적으로 널리 사용되고 있다. 3축에서 발생하는 가속도를 측정하는 제품으로 Freescale사, Analog사, STMicro사 등의 제품이 유통되며 본 논문에서는 Freescale사의 MMA7261Q를 중심으로 설명한다 [12]. 그림 1은 공간 상에 숫자 3을 그리고 측정한 가속도 신호의 시간 영역과 주파수 영역 특성이다. 공간 상에 그리는 궤적의 종류에 따라 달라지지만, 보통 0~20Hz 이내에서 유의미한 신호가 잡히는데 이는 0~16kHz를 영역으로 하는 음성 신호와 차이가 있다.

가속도 신호의 특징과 이를 사용하여 궤적을 추정시 발생하는 문제점은 참고문헌[1, 8]에서 상세히 언급하고 있다. 기기의 기울기가 변해서 중력방향이 바뀔 경우에 발생하는

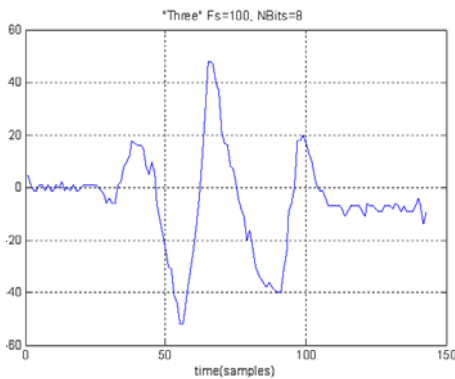


그림 1. 가속도계 신호의 시간 영역과 주파수 영역 특성. X축만을 고려하였다.

표 1. 가속도계 특성

Characteristic	Value	Unit
Operation Voltage	2.2~3.6	V
Size	6×6×1.45	mm
Range(optional)	±2	g
Sensitivity	555~645	mV/g
Bandwidth Response	350(XY), 150(Z)	Hz
Noise RMS(0.1Hz~1kHz)	4.7	mVrms
Noise Power Spectral Density RMS	350	$\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$
Sensing Element Resonant Frequency	6.0(XY), 3.4(Z)	kHz
Internal Sampling Frequency	11	kHz
Cross-Axis Sensitivity	5.0	%

오류나 가속도계 자체의 측정 오류, 회전 동작시 발생하는 회전 드리프트 오류 등이 가속도계의 드리프트 오류를 유발하게 되는데 이 중에서 기울기 변화에 따라 발생하는 중력 성분이 가장 치명적이다 [1].

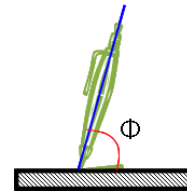


그림 2.

그림 2와 같은 상황에서 이산적인 시간 $t = k$ 일 때 가속도를 $A(k)$ 라 하면 가속도는 다음과 같이 표현된다.

$$A(k) = A_{motion}(k) + \{g\sin\phi + g\sin(\phi - \theta(k))\} + A_{bias} \quad (1)$$

이때 $A_{motion}(k)$ 는 펜의 움직임에 의해 발생하는 동가속도이고, A_{bias} 는 가속도계가 갖는 자체오류이다. 수식의 두 번째 항이 중력에 의해 발생하는 정가속도이며 $\phi - \theta(k)$ 는 펜과 수평면 사이에 생기는 각이 펜의 움직임에 따라 바뀌는 편차를 나타낸다. 시작점(k_1)과 끝점(k_2)에서 펜의 기울기가 일치하지 않으면 양 끝점의 가속도 신호 역시 달라져서 이를 적분한 속도는 자연스럽게 offset 오류를 내포하게 된다 [8]. 이러한 현상을 그림 2에서도 확인할 수 있는데 시간 영역 신

호의 처음과 끝 부분의 레벨 값이 서로 다르다.

2.2 궤적 추정

$$\iint_{start}^{end} Acc(t)dt = disp(t) \quad (2)$$

서론에서 소개한 연구의 내면을 살펴보면, 시중일관 관성 장치를 활용한 궤적 추정 연구가 자리한다. 가령 가속도계만을 사용하는 경우 가속도계의 성능을 신뢰할 수 있다면 이론상 수식 (2)의 방법으로 가속도계가 위치한 end effector의 궤적을 추정 가능하다.

그러나 소형 가속도계가 자체적으로 갖는 오류와 중력에 의해 발생하는 가속도 성분 등으로 인해 실제적으로 식 (2)의 단순한 적용은 많은 어려움을 갖는다. 앞서 소개한 연구의 역사는 이러한 난점을 극복해 나가는 과정으로 설명될 수 있다. 가속도의 적분을 통해 속도와 변위를 계산할 때 발생하는 잡음 문제를 극복하기 위한 연구는 현재 일정 수준에서 답보 상태이다 [13]. 대안으로서 잡음에 오염된 신호 자체에 대해 패턴 인식을 적용하는 연구가 동작 인식 등에 활용되면서 주류를 이루고 있는 실정이다 [8, 10, 11, 14]. 그림 3은 가속도계를 활용한 궤적 추정 절차와 일반적인 패턴 인식 절차를 설명한다. 원 데이터에 대해 크게 선 처리, 끝점 검출, 특징점 추출, 인식으로 구성되는 일반적인 패턴 인식 과정에서 본 논문은 끝점 검출 부분을 다룬다.

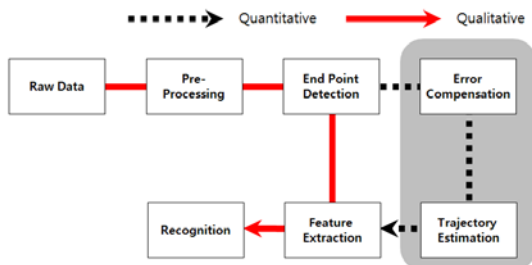


그림 3. 궤적 추정 절차. 가속도의 적분을 통해 나타나는 잡음을 제거 후 정확한 궤적 추정을 목적으로 한 연구를 '정량적'으로, 가속도 신호에 대해 패턴인식을 시도하는 방법을 '정성적'으로 구분했다.

끝점 검출 부분은 음성 등과 같은 시계열 데이터의 처리에 필수적인 요소인데 유의미한 신호와 무의미한 신호를 구분하는 방법론이며 동작 인식에서는 동작의 유무를 판별하는 것이다. 음성 인식 등의 분야에서 수십 년에 걸쳐 이루어낸 여러 다양한 성과가 존재하나 가속도계 신호가 음성 신호와 시간과 주파수 영역에서 특징이 사뭇 다르고 가속도계 신호가 갖는 잡음에 대한 대책을 포함하지 않기 때문에 성능에 제약을 드러낸다. 이러한 이유로 가속도계 신호에 특화된 끝점 검출 방법론이 필요하다.

3. 관련 연구

가속도계 신호에 대한 독립적인 저술이 전무하기 때문에 여러 문헌에서 사용된 끝점 검출 방법을 부분적으로 발췌하여 소개한다. 동일한 가속도 신호에 대해 각 방법으로 처리된 과정과 결과를 도시함으로써 이해를 돕는다. 공간 상에 '0'을 쓰고 X축, Z축에서 100Hz, 8bit, 0~3V로 수집 후 저주파 대역 필터링한 가속도 신호 $a_{x,z}(t)$ 를 표본으로 사용한다. 알고리즘 상에서 축을 구분하여 끝점을 검출하는 경우에는 축 구분 없이 $a_{x,z}(t)$ 를 평균낸 신호 $a_{mix}(t)$ 를 표본으로 삼는다. 또한 각 방법에 상관없이 동일한 차단 주파수를 가진 저주파/고주파 대역 필터를 사용한다 (버터워스 2차, 4/40 Hz). 이 조건들은 본 논문의 마지막까지 유효함을 밝힌다.

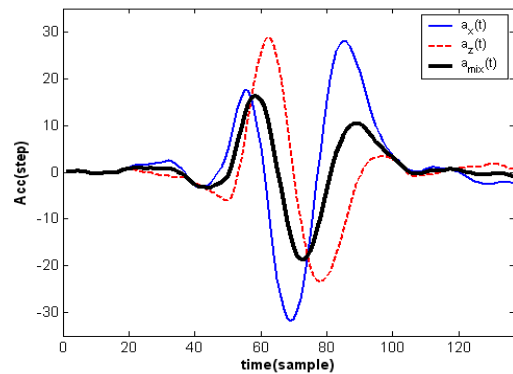


그림 4. 표본 가속도 신호.

3.1 수동 끝점 검출 및 포락선 검파를 통한 끝점 검출

문헌상에서 찾을 수 있는 가장 일상적이며 단순한 방법은 유의미한 신호의 시작과 끝을 사용자가 직접 외부의 단추 등을 통해 장치에 알리는 방법이다 [11, 14, 15]. 가장 단순하면서도 강력한 방법이나 Nintendo사의 WII와 같이 실시간 온라인으로 데이터를 처리해야 하는 경우에는 적합하지 않다. 또한 제스처 인식을 위해 별도의 단추를 추가하는 것은 장치의 인터페이스 설계와 사용자의 인지 과정에 복잡도를 증가시키는 이유가 된다.

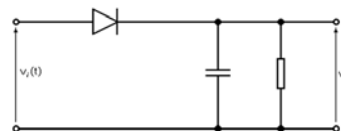


그림 5. 포락선 검파 회로. 다이오드를 이용한 반파(전파) 정류기와 RC 저주파 대역 필터로 구성된다.

포락선 검파를 통한 끝점 검출 방법은 통신 회로 등에서 일반적으로 사용되는 방법이다. 원 신호에 대해 반파(혹은 전파) 정류 후에 이를 다시 저주파 대역 필터링 시키면 입

력신호의 포락선을 검파할 수 있다 [3]. 여기에 문턱값을 적용하여 끝점을 검출하는 방법이다. 가속도 신호에 이를 적용시키기 위해서 회로 전단에서 중력성분과 자체 잡음이 만드는 DC 성분을 완벽하게 제거해야 하는데 이를 위해 고주파 대역 필터링을 흔히 사용한다. 그러나 이상적인 필터링이 불가능하기 때문에 DC 성분의 완벽 제거가 불가능하며 이 경우 끝점 검출의 성능에 큰 영향을 끼친다. 또한 DC 성분 제거에 완벽성을 기하기 위해 과도한 필터링을 거치다 보면 결국 그 만큼 신호의 지연이 발생하게 된다. 그림 6에서 표본 신호에 대해 수동으로 추출한 끝점과 포락선 검출 방법을 통해 검출된 끝점을 비교하는데 이때 필터에 의해 발생한 시간 지연을 확인할 수 있다.

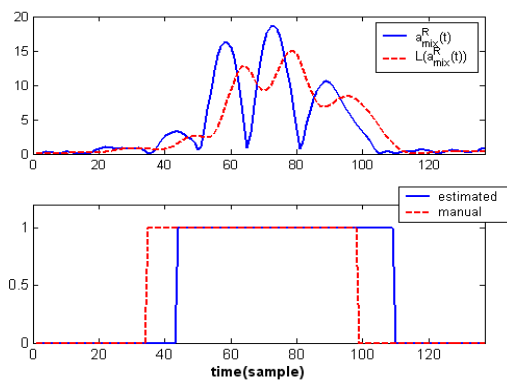


그림 6. 포락선 검파 방식을 적용한 결과. 문턱값은 1.5를 사용하였다. 상단에서 실선은 전파 정류된 신호이며, 점선은 저주파 대역 필터를 통과한 신호이다. 이때도 시간 지연이 발생한다.

3.2 삼성 SCH-S310 [11]

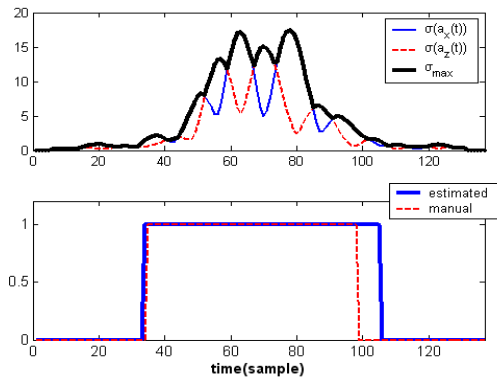


그림 7. 삼성 SCH-S310. X축과 Z축의 값을 사용하였으며 이동 창의 크기는 11, 문턱값은 1.5로 설정.

삼성에서 출시한 손전화 SCH-S310에 사용된 방법이다. X, Y, Z 축의 가속도 신호 $a_x(t)$, $a_y(t)$, $a_z(t)$ 에 대해, 크기를 n 으로 하는 '이동 창' 을 설정하여 분산(혹은 표준편차) $\sigma(a_x(t))$, $\sigma(a_y(t))$, $\sigma(a_z(t))$ 를 계산한다. 이동 분산을 계산하면 앞에서 제시한 고주파 대역 필터와 정류기를

사용하지 않고도 전파 정류된 효과를 얻을 수 있다. 구해진 세 이동 분산에 대해 매 샘플마다 가장 크기가 큰 분산 σ_{max} 를 구한 후 이를 특정 문턱값과 비교하여 움직임을 감지한다.

이 방법의 경우, 고주파 대역 필터를 사용하지 않기 때문에 시간 지연에서는 자유로우나 흔들기와 같이 동작이 큰 경우에 한해 신뢰도 높은 성능을 보이며 손짓이나 글쓰기 같은 작은 동작의 경우에는 성능의 신뢰도가 떨어진다. SCH-S310은 가속도를 활용하여 기울기 감지, 흔들기 감지, 제스처 인식을 처리하는데 제스처 인식을 위해서는 별도의 버튼을 사용, 시작과 끝을 구분한다. 그림 7에 표본 신호에 대해 제시한 방법으로 처리한 결과를 도시한다.

3.3 극점 추출법(Extreme Point Sampling)[16]

포락선 검파 방식에서 신뢰도가 떨어지는 고주파 대역 필터 대신에 1차 미분값에 절대 값을 씌워 신호를 전파 정류하고, 정류된 신호에 대해 저주파 대역 필터 대신에 일종의 Adaptive Piecewise Constant Approximation(APCA)을 실시 후 문턱값과 비교하는 방법을 선택하였다. 정류된 신호에 대해, 위에서 찾은 두 극점 사이 구간에서 발견한 극대값을 그 구간의 대푯값으로 지정하여 신호를 근사화 시킨다. 이 알고리즘의 특징은 가속도 신호의 극점이 끝점 검출의 후보가 되어 이 중에서 시작점과 끝점을 찾는다는 점이다. 이 알고리즘은 포락선 검파 방식과 3.2에 비해 높은 신뢰도를 보이거나 가속도 신호의 극점 간격이 커질수록 알고리즘 처리에 시간 지연이 발생한다. 특히 큰 동작의 인식에서 시간 지연이 더 길어진다. 그림 8에서 처리 절차를 도시한다.

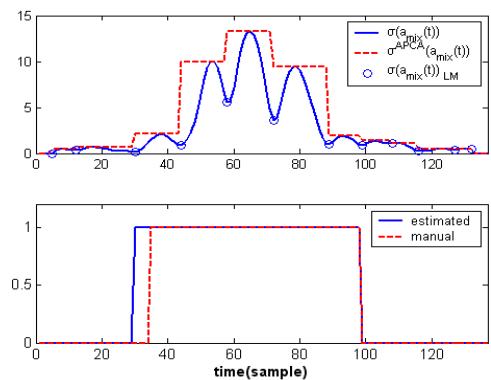


그림 8. 극점 추출법. 이동 크기 창은 11, 문턱값은 1.5를 사용. 이동 표준편차의 국소 극소점을 \circ 으로 표시하였다. 이동 분산(표준편차)를 사용할 경우, 국소 극소점과 같은 시간대에 가속도 신호의 극점이 나타난다.

1) 3.2의 이동 분산(혹은 표준 편차)를 이용하여도 동일한 결과를 얻을 수 있음을 실험적으로 확인 하였다. 이동 분산은 이동 창의 크기를 조절해야 하는 단점이 있다.

3.4 Motion-Recognizing Game Controller[17]

참고문헌[17]에서 제안한 동작인식용 게임 컨트롤러에서 사용한 방법으로서 고주파 대역 필터를 거친 i 축의 가속도 신호 $a_i(t)$ 와 1차 미분값 $\Delta a_i(t)$ 을 각각 제곱 후 합산 하여 $a_{revised}(t)$ 를 구하고 이를 문턱값과 비교한다.

$$a_{revised}(t) = C_1 \sum_{i=1}^3 (a_i(t))^2 + C_2 \sum_{i=1}^3 (\Delta a_i(t))^2 \quad (3)$$

$$\Delta a_i(t) = a_i(t) - a_i(t-1) \quad (4)$$

수식 (3)에서 알 수 있듯이 문턱값 외에 계수값이 추가적으로 2개 필요하며 이로 인해 최적 성능을 얻기 위한 최적화가 더 복잡해진다. 또한 고주파 통과 필터를 사용하기 때문에 포락선 검파 방법과 마찬가지로 필터의 선택으로 인해 성능차와 시간지연차가 발생한다. $a_i(t)$ 와 $\Delta a_i(t)$ 를 제곱하게 되면 표준 편차가 제공하기 전보다 훨씬 증가하게 된다. 따라서 3.2와 마찬가지로 큰 동작에 주효한 결과를 산출하나 크기가 작은 제스처 인식 등에는 성능의 신뢰도가 떨어진다. 그림 9에서 처리결과를 도시한다.

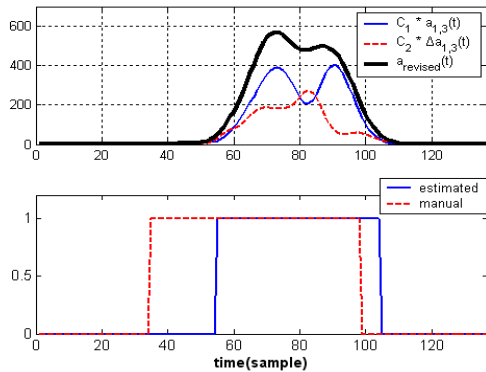


그림 9. Motion-Recognizing Game Controller. $C_1=0.5$, $C_2=10$, 문턱값은 50을 사용.

4. 제안하는 방법

3장에서 소개된 가속도계 끝점 검출에 특화된 총 5가지의 방법론과 문제점에 대한 분석을 토대로 새로운 끝점 검출 방법이 충족시켜야할 요구사항을 정리한다. 기본적으로 실시간 처리 성능과 끝점 검출 성능의 신뢰성을 극대화 시킬 수 있어야 한다. 가속도계의 기울기 변화로 나타나는 DC 주파수 성분 제거를 위한 고주파 대역 필터의 사용은 필터 추가로 인해 발생하는 시간 지연과 성능 최적화를 위한 고려사항 증대를 이유로 자제해야 한다. 더불어 알고리즘 상에서 성능 최대화를 위한 여러 변수들의 최적화가 손쉬워야 한다. 이러한 요구사항을 충족시킬 수 있는 대안으로 본 논문은

다층신경망의 사용을 제안한다.

4.1 신경망

인식에 있어서 신경망의 활용은 입력 특징 벡터 차원에서 특정 클래스의 범위를 구분 짓는 경계를 비선형 함수로 근사화시키는 능력에 기반한다. 또한 신경망은 시계열 데이터에 대한 예측 문제에도 넓게 활용되고 있다[18]. 이러한 특징은 일종의 시계열 데이터인 가속도 신호에 적합하며 실시간 처리라는 요구사항에도 부합하는 장점이다. 또한 알고리즘의 인지도가 높기 때문에, 성능의 신뢰도를 보장받을 수 있고 사용도 쉽다. 우리는 두 가지 클래스, 유동작 M_{on} 과 무동작 M_{off} 을 정의하고 실시간으로 가속도 신호 샘플이 들어올 때마다 해당 샘플이 위 클래스 중 어디에 속하는지 분류하는 인식기로 신경망을 설계하였다.

4.2 특징 벡터

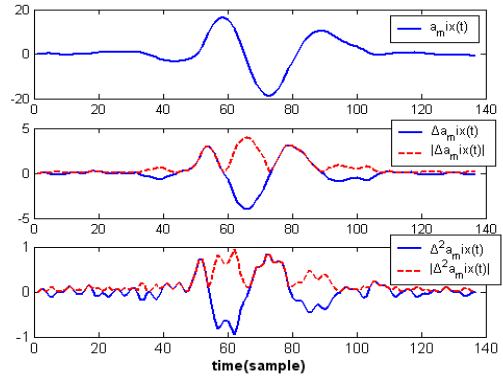


그림 10. 특징 벡터의 기본 단위.

모든 패턴 인식의 문제에 있어서 우선적으로 당면하게 되는 문제는 적용되는 신호에 적합한 데이터 표현이다. 효율적인 데이터의 표현은 처리 시간을 단축 시켜주며 인식률의 향상에 기여한다. 가속도 신호를 표현하기 위해 제안된 특징 벡터로는 가속도 원신호 $a_i(t)$, 1차 미분과 절대값($\Delta a_i(t)$, $|\Delta a_i(t)|$), 2차 미분과 절대값 ($\Delta^2 a_i(t)$, $|\Delta^2 a_i(t)|$) 등을 단위로 서로 간의 조합을 통해 여러 개의 특징 벡터 후보군을 준비하였다(그림 10. 참조). 예를 들면, $[a_i(t), \Delta a_i(t)]$ 는 같은 시간 t 에서 2개의 성분을 갖는 특징 벡터가 된다.

비슷한 방법으로 $[\Delta a_i(t), \Delta^2 a_i(t)]$, $[a_i(t), \Delta a_i(t), \Delta^2 a_i(t)]$ 등과 같이 약 10 여 가지 후보군을 놓고 시행착오를 겪는 와중에 각 기본 단위의 조합보다는 $|\Delta a_i(t)|$ 의 시계열 순서가 더욱 중요한 특징 벡터가 될 수 있음을 발견하였다. 3.3 절에서 소개 했듯이 $|\Delta a_i(t)|$ 신호는 크기가 다른 물결(ripple)의 연속으로 구성되므로 샘플 단위로 인식을

시도하면 $|\Delta a_i(t)|$ 신호의 국소 극소점마다 동작 중임에도 불구하고 M_{off} 로 간주된다. 따라서 현재 시간의 샘플이 갖는 값보다는 과거 샘플들과 현재 샘플간의 관계성이 클래스를 구분짓는 특징이 될 수 있다. 이러한 관찰을 토대로 $|\Delta a_i(t)|$ 와 $|a_i(t) \times \Delta a_i(t)|$ 의 시퀀스를 특징 벡터로 삼아 신경망을 설계하였다. 이러한 현상은 과거의 시계열 데이터 값으로 미래의 시계열 데이터를 예측하는 시계열 데이터 예측에서 흔히 나타나는 수식 (5)의 구조와 유사한 특성을 나타낸다.

$$y_{k+1} = NN(y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-l}) \quad (5)$$

4.3 신경망 설계

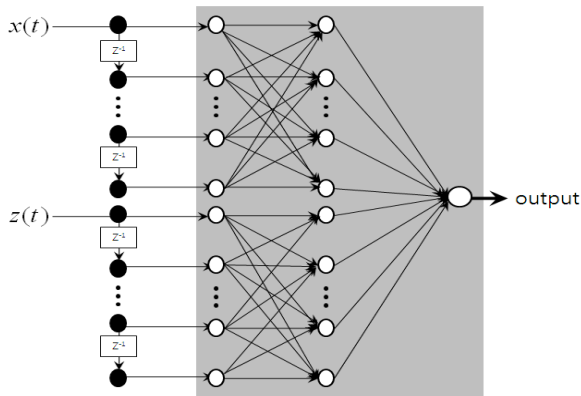


그림 11. 설계된 TLFN. 18 노드의 입력층과 1노드의 출력층, 18개 노드를 가진 2개의 중간층을 갖는다. 입력층 전단에는 일종의 비선형 필터로 구성된 단기 기억장치가 놓인다.

앞 절에서 샘플 단위의 기본 벡터 보다는 시퀀스가 인식에 더욱 주요한 영향을 미친다는 점에 기반하여 우리는 focused Time Lagged Feedforward Network(TLFN)을 설계하였다. TLFN은 p 차수의 지연 입력을 저장해 두었다 이를 일반적인 Multi-Layer Perceptron(MLP)의 입력으로 사용한다. 일반적인 MLP이므로 역전 오류와 알고리즘으로 학습이 가능하며 시간 t 에서 시계열 패턴이 입력된다고 가정하면 입력 특징 벡터는 아래 수식 (6)와 같이 표현될 수 있으며,

$$x(t) = [x(t), x(t-1), \dots, x(t-p)]^T \quad (6)$$

이때 이것은 같은 시간 t 시점에서 묘사되는 비선형 필터의 상태를 나타내는 값이라 볼 수 있다 [19].

구현은 Mathworks사의 Matlab이 제공하는 toolbox를 활용하였으며, 수 차례의 실험을 통해 입력층의 노드, 중간층의 개수 및 노드 수, 출력층의 노드 수를 실험하여 18개 입력 노드와 역시 18개 입력 노드를 갖춘 2개의 중간층, 1개의 출력 노드로 구성된 TLFN을 구성하였다($p=8$). 중간층의 전달함수로는 탄젠트-시그모이드 함수를, 출력층은 로그

-시그모이드 함수를 사용하였다. 각 중간층에는 역시 18개의 bias가 입력되나 그림 11에서는 이를 생략하였다.

데이터는 신경망 입력 전에 $-1 \sim 1$ 을 범위로 정규화하였으며 오류 역전과 알고리즘에서 오류를 최소화 하는 방법은 Levenberg-Marquardt를 선택하였다. 학습률은 0.05, 최대 에폭은 500, 최저 오류는 0.001을 선택하였다. 그림 12에 3장에서 제안한 동일한 신호에 대해 끝점 검출을 적용시켜본 결과를 도시한다. 잘 학습된 신경망은 시간지연도 발생시키지 않으며 신뢰할만한 성능을 보인다.

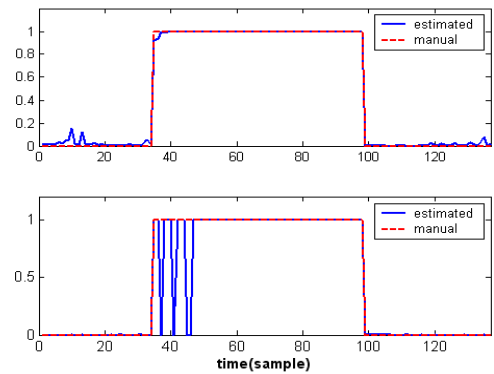


그림 12. 설계된 TLFN로 검출한 끝점. 상단이 $|\Delta a_i(t)|$ 을 입력으로 구한 결과이며, 하단이 $|a_i(t) \times \Delta a_i(t)|$ 을 입력으로 구한 결과이다.

5. 실험 및 결과

5.1 실험

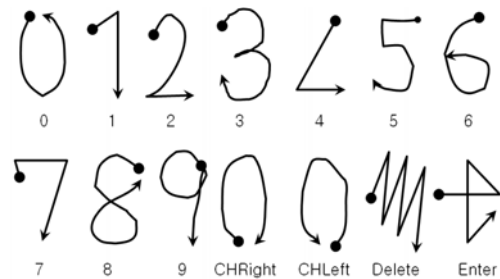


그림 13. 실험을 위한 필적[12].

제안한 방법론의 성능을 검증하기 위하여 성인 남녀 4명(남 2, 여 2)을 대상으로 그림 13에서 주어진 필적을 공간 상에 각 1번씩 그리게 한 후 X, Z축의 가속도를 수집하였다(100Hz, 8bit, 0~3V). 총 56개의 가속도 신호에 대해 수동으로 끝점을 검출하여 학습과 결과 비교를 위한 대상으로 삼았다. 성능 검증은 크게 사용자 종속적인 경우와 사용자 독립적인 경우로 구분하여 진행하였다. 사용자 종속적인 경우, K-fold cross validation의 극단적인 방법인 leave-one-out을 사용하여 14번의 학습과 테스트를 실시하였다. 사용자 독립적인 경우 역시 K-fold cross validation을

실시하였으며 이때 K= 7로 설정하였다 [20].

5.2 결과

끝점 검출 결과에 대한 평가는 다음과 같이 진행하였다. 우선 그림 12에서 볼 수 있듯이 범위가 0~1인 출력을 받을림 하여 0과 1로 이분화한다. 0 으로 표시된 신호는 M_{off} 클래스에, 1을 가진 신호는 M_{on} 클래스로 분류한다. 각 경우에 대해 전체 샘플 수에 대한 인식률과 오인식률을 분석하여 표 2에 정리하였다.

	result	goal		
		M_{on}	M_{off}	
User Dependent	1M	M_{on}	1021	7
		M_{off}	13	640
	2F	M_{on}	1144	10
		M_{off}	30	1090
	3F	M_{on}	1593	2
		M_{off}	14	703
4M	M_{on}	1448	0	
	M_{off}	3	763	
User Independent	M_{on}	4886	277	
	M_{off}	326	3016	

기본적으로 사용자 종속적인 경우에 월등히 높은 인식률을 확인할 수 있다. 사용자 종속인 경우 피실험자마다 0.13%~1.79%의 오인식률을 기록하는 반면 7.63%의 오인식률을 보인다. 이는 근력이나 팔 떨림, 그리고 공간상에 그리는 필적의 크기 등의 개인차에 의해 생겨나는 현상이다. 오인식의 경우도 M_{off} 를 M_{on} 으로 오인식 하는 경우보다 M_{on} 를 M_{off} 로 오인식하는 경우에 끝점 검출로서는 심각한 성능 저하를 불러온다(이에 대해서 6절에서 논의한다.). 표 2의 실험결과를 미루어 판단하건데 사용자 종속인 경우에만해서는 타 방법론에 비해 우월한 성능을 낸다고 볼 수 있겠다.

6. 논의 및 추가 사항

동작 인식 시 동작의 유무를 판단하기 위해 기존에 제안된 가속도 신호에 특화된 끝점검출 방법을 정리하고 성능 최적화를 위한 매개 변수의 최소화, 성능 신뢰도 최대화, 실시간 응답 등의 요구사항에 대해 시계열 데이터의 예측에 폭넓게 사용되는 TLFN을 대안으로서 제안하였다. 제안된 신경망은 그러나 앞서 실험 결과에서 설명하였듯이 몇 가지 심각한 문제점을 보이고 있다.

그림 14의 상단 그림에서와 같이 $|\Delta a_i(t)|$ 신호는 마치

크기가 다른 연속적인 물결로 표현되는데 이때 극소 최소점 부분에서 동작 중임에도 불구하고 M_{off} 클래스로 오인식되는 경우가 발생한다(M_{on} 을 M_{off} 로 오인식하는 경우). 이러한 현상으로 인해 하나의 연속된 동작을 마치 2개의 동작으로 구분짓는 결과를 낳는데, 동작의 연속성을 끊어 끝점 검출 뒷단에 오는 인식기의 성능을 심각하게 저해하는 원인이 된다. 이러한 문제가 발생할 경우 단순한 클래스 인식을 만으로 끝점 검출의 신뢰도를 검증하기는 힘들다. 따라서 이를 검증하기 위한 다른 방법론을 사용하여 타 방법과 본 논문에서 제안한 방법의 성능 비교가 필요하다.

또한 동작이 없는데도 불구하고 신호의 불안정성이나 실제로 사용자의 미세한 동작에 과민하게 반응하여 그림 14의 하단 그림 100 샘플 부근에서처럼 소수의 입력값이 M_{on} 클래스로 오인식되는 경우이다(M_{off} 를 M_{on} 으로 오인식하는 경우). 이러한 경우는 연속되는 동작의 길이 등을 이용해 차단해주는 후처리를 통해 손쉽게 해결할 수 있으리라 본다.

성능 최적화를 위한 고려 매개 변수의 최소화라는 관점에서 신경망을 이용한 학습 과정이 사용자에게는 더 번거롭게 다가설 가능성이 있다. 따라서 신경망을 통해 학습을 진행시키기 위해 데이터를 획득하는 방법과 학습을 시키는 과정을 좀더 사용자 친화적으로 개선하여야 한다. 사용자가 바뀔 때마다 사용자의 동작 특성에 맞게 쉽게 성능을 최적화 시킬 수 있는 자동화 방법이 요구된다.

본 논문에서 제안된 신경망의 구조는 적은 학습 데이터에 맞춰 설계되어 있기 때문에, 추가적인 데이터 확보와 함께 최적화된 신경망의 구조를 재설계할 것이다. 현재는 본 방법론의 가능성을 검증하기 위한 단계라 시행착오를 겪으며 실험적으로 특징벡터를 선정하고 신경망의 구조를 설계 하였으나 추가적인 연구를 진행하여 시계열 예측과 데이터 표현 등에 사용되는 Baum-Hausler rule 등을 통해 신경망의 크기 등을 최적화 하는 방법에서 TLFN의 구조에 Recurrent Network의 특징을 추가하는 대규모 구조 변환까지 고려되어 질 것이다.

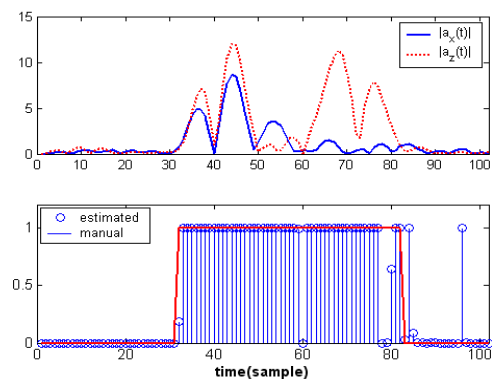


그림 14. 신경망을 통한 끝점 검출의 문제점.

참고문헌

- [1] J. R. Huddle, "Trends in inertial systems technology for high accuracy AUV navigation", In *Proc. Workshop Autonomous Underwater Vehicles*, August. 20-21, pp.63-73, 1998
- [2] N. M. Herbst and J. H. Morrissey, "Signature verification method and apparatus", US patent 3 983 535, Sep.28, 1976
- [3] Robert Baron and Rejean Plamondon, "Acceleration Measurement with an Instrumented Pen for Signature Verification and Handwriting Anaysis", *IEEE Transactions on Instrumentation And Measurement*, Vol. 38, No. 6, Dec. 1989
- [4] H. Nonaka and T. Da-Te, "The development of a pointing device with a cursor in inertial motion", *Trans. Information Processing Society of Japan*, vol. 31, no. 2, pp.268-274, 1990. In Japanese
- [5] D. Strickland et al, , "Self tracking of human motion for virtual reality systems", in *Proc. SPIE Int. Society for Optical Engineering*, vol. 2177, pp.278-287, 1994
- [6] J. K. Perng, B. Fisher, S. Hollar, and K. S. J. Pister, "Acceleration sensing glove(asm)", in *Proc. 3rd Int. Symp. Wearable Computers*, Los Alamitos, CA, USA, Oct. 1999, pp.178-180
- [7] H. Ishikawa, Y. Yonezawa, K. Itoh, and M. Hashimoto, "Extraction of character information from acceleration of handwriting pen", *Trans. Society of Instruement and Control Engineers*, vol. J76D-I, pp.541-543, 1993. In Japanese
- [8] B. Milner, "Handwriting recognition using acceleration-based motion detection", *IEE Colloquium on Document Image Processing and Multimedia*, 1999
- [9] A. D. Cheok, K. G. Kumar, and S. Prince, "Micro-accelerometer based hardware interfaces for wearable computer mixed reality applications", In *Proc. 7th IEEE Int. Symp. Wearable Computers*, Seattle, WA, USA, Oct. 7-10, 2002
- [10] W. C. Bang, et al, "Self-contained spatial input device for wearable computers", In *Proc. 7th IEEE Int. Symp. Wearable Computers*, White Plains, NY, Oct. 21-23, 2003
- [11] Eun-Seok Choi, et al, "Beatbox music phone : gesture-based interactive mobile phone using a tri-axis accelerometer", In *IEEE International Conference on Industrial Technology 2005*, Dec. 14-17, 2005.
- [12] "±1.5g-6g Three Axis Low-g Micromachined Accelerometer", Freescale Semiconductor Technical Data, http://www.freescale.com/files/sensors/doc/fact_sheet/MMA7260QFS.pdf
- [13] Zhuxin Dong, et al., "μIMU-Based Handwriting Recognition Calibration by Optical Tracking", *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, 2007.
- [14] Sung-Do Choi, Alexander S. Lee, and Soo-Young Lee, "On-Line Handwritten CharacterRecognition with 3D Accelerometer", in *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Information Acquisition*, Shandon, China, August 20~23, 2006
- [15] Jong Gwan Lim, Farrokh Sharifi, and Dong-soo Kwon, "Fast and Reliable Camera-tracked Laser Pointer System Designed for Audience", *the 5th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*, Seoul, Nov. 20-21, 2008
- [16] Jong Gwan Lim, Young-il Sohn, Dong-soo Kwon, "Real-time Accelerometer Signal Processing of End Point Detection and feature Extraction for Motion Detection", *the 10th IFAC/IFIP/IFORS/IEA Symposium on Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems*, Seoul, Korea, 2007
- [17] 전석희 외, "동작인식 및 촉감제공 게임 컨트롤러", 한국 HCI 학술대회 논문집, 2008
- [18] Windsor C. G. and Harker A. H., "Multi-variate financial index prediction - a nural network study", *Proceedings of International Neural Network Conference*, Paris, France, 1990
- [19] Simon Haykin, "Neural Networks", Prentice-Hall, 1999
- [20] Ethm Alpaydin, "Introduction to Machine Learning", The MIT Press, 2004