

시계열 분석 방법을 이용한
정상 보행 가속도 신호의 모델링

연세대학교 대학원

의 공 학 과

임 예 택

시계열 분석 방법을 이용한 정상 보행 가속도 신호의 모델링

지도 이 경 중 교수

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2005년 12월 일

연세대학교 대학원

의 공 학 과

임 예 택

임예택의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

연세대학교 대학원

2005년 12월 일

감사의 글

먼저, 논문의 완성까지 긴 동안 사랑으로 격려해주시고 지도해 주신 이경중 교수님께 머리 숙여 감사의 마음을 전합니다. 더불어, 부족한 논문을 자상하고 세심하게 지도해주신 통계학과 하은호 교수님과 바쁘신 가운데도 귀한시간을 내어 살피주신 김한성 교수님께 감사의 마음을 전합니다. 학부생활과 대학원 생활, 6년이란 짧지 않은 시간동안 인생의 조언자로서, 지식의 전달자로서 많은 가르침을 주셨던 윤형로 교수님, 이운선 교수님, 김영호 교수님, 윤영로 교수님, 김동윤 교수님, 신태민 교수님, 조효성 교수님, 김법민 교수님, 김한성 교수님, 이철규 교수님께 깊이 감사드립니다. 관련 연구를 위해 도움을 아끼지 않으셨던 국립재활원의 박시운 과장님 외 관계자 선생님들과 학과 사무실에서 항상 도움을 주셨던 안중수 선생님께도 감사드립니다.

대학원 생활동안 생체시스템 연구실안에서 함께 생활했던 많은 고마운 분들이 있습니다. 실험과 논문으로 많은 시간 함께 고생했던 재영이형과 승형이형, 연구실 큰형으로 언제나 변함없는 도움을 주셨던 고마운 전이형과 호동이형, 그리고 친누님 같았던 연구실 식구나 다름없는 형수님들께 고마운 마음을 전합니다. 많은 시간 함께 지내지는 못했지만 언제나 마음으로 보살펴주시는 최호선 선생님과 광리형에게도 감사의 마음을 전합니다. 동기로서, 대학원 선배로서 조언을 아끼지 않았던 착한 성필이와 순진한 사고몽치 현순, 대학원 입학동기로 어려운 시간들을 함께해준 고마운 영호형, 든직한 종철이형, 언제나 노력하는 미혜, 새 식구 봉렬, 효기, 병균에게도 고마운 마음을 전합니다.

또한 의공안에서 함께 하며 도와주신 많은 분들, 속 깊은 고마운 현웅이형과 탁구맞수 기훈이형, 그리고 이웃 컴퓨터 연구실 형님들, 그 밖의 많은 '96학번 대학원 동기 형님들과 대학원 선배, 후배님들께 고마운 마음을 전하며, 이 모든 분들의 건승을 기원합니다.

'97년도 이래로 항상 곁에서 힘이 되어준 소중한 사람들이 있습니다. 새로운 시작을 준비하는 소중한 벗 태선, 착하고 성실한 멋진 보거스 중문, '하면된다'를 보여준 노력과 형원, 건강해질 룸메이트 효만, 새롭게 대학원 생활을 시작한 재주꾼 봉문과 착한 동하, 원영이. 항상 친동생처럼 보살펴준 고마운 용철이형, 꿈을 이룬 방송인 현근, 다시 대학생이 된 용감한 요셉, 가장 오랜시간 함께 룸메이트로 지낸 착실한 준 의공인 중훈, 먼저 사회인이 된 상백, 제열, 호재, 인구, 대학원 선배 대기와 영광이, 그리고 몇 안 되는 '97 여성동지들과 다 거론하지 못한 많은 친구들... 이들 덕분에 대학, 대학원 생활의 많은 추억을 얻었습니다. 고맙다.

가깝고, 먼 곳에서 격려를 아끼지 않았던 친구들. 인천의 트럭맨 경민이와 곰돌

이 지훈, 소꿉친구 고구마 형제들 세철과 동홍, 아줌마가 된 천안 아가씨 성희, 착한 림메 정균이와 열혈남 정욱에게도 소홀했던 미안함과 고마운 마음을 전합니다. 98년 알게 된 후, 친구처럼 항상 함께였던 듄직하고 성실한 성민이와 예쁜 유나, 멋쟁이 현혜, 착한 미현이와 정인이, 친누나 이상으로 보살펴준 영주누나에게도 고마운 마음을 전합니다. 그리고 대학원 생활동안 가장 가까운 곳에서 함께 고민하며, 용기와 격려를 주었던 희선에게도 감사와 사랑의 마음을 전합니다.

멀리서 항상 변하지 않는 사랑으로 응원해주시는 외할머니와 친지 어른들께도 감사드리며 모든 분들의 건강을 기원합니다. 그리고 항상 격려와 용기를 주시는 고마운 막내 외삼촌과 자상하신 외숙모 그리고 예쁜 사촌동생 지영에게도 고마움을 전합니다.

그리고 소중한 나의 가족. 언제나 동생을 믿고 변함없이 응원해주는 어머니 같은 든든한 예강이 누나, 못난 오빠 때문에 서운한 것도 많았을 씩씩하고 예쁜 동생 예진이. 그리고 새 식구가 된 듄직한 매형에게 미안한 마음과 고마움을 함께 전합니다. 마지막으로 제가 오늘에 있기까지 끝없는 사랑과 무한한 베품으로 항상 부족함이 없게 해주신 사랑하는 아버지와 어머니께 이 작은 결실을 바칩니다. 사랑합니다.

앞으로의 또 다른 시작을 준비하는 지금, 이 모든 분들께 항상 감사하며, 스스로 부끄럽지 않도록, 더욱 겸손하고 더욱 노력하며 최선을 다할 것을 다짐해 봅니다.

2005년 12월

임 예 택 올림

차 례

그림 차례	i
표 차례	ii
국문 요약	iii
제1장 서론	1
제2장 시계열 분석	4
제3장 보행 가속도 측정 시스템 설계	6
3.1 측정 시스템의 구성	6
3.2 가속도 신호 획득을 위한 센서부	8
3.3 A/D 변환 과 데이터 송신을 위한 송신부	9
3.4 데이터 수신 및 PC로의 전송을 위한 수신부	11
제4장 데이터 획득 및 전처리	12
4.1 실험 방법	12
4.2 보행 가속도 신호의 전처리	14
제5장 데이터 모형화	16
5.1 Data Set의 구성	16
5.2 모형의 식별 (Model Identification)	20
5.3 모수의 추정 (Parameter Estimation)	24
5.4 모형의 진단 (Diagnostic Checking)	26
제6장 결과 및 고찰	28
6.1 모형식별 결과	28
6.2 모수추정 및 검정 결과	30
6.3 보행 속도 별 모형의 차이	32
6.4 Left step과 Right step별 모형의 차이	33
6.5 가속도계의 축 방향별 모형의 차이	36

제7장 결 론	39
참고 문헌	41
ABSTRACT	45

그림 차례

그림 1. Box-Jenkins의 3단계 모형화 과정의 블록도	5
그림 2. 설계한 휴대용 무선 가속도 측정 시스템의 하드웨어 구성도	6
그림 3. 가속도 신호 전처리 회로도	8
그림 4. 제작된 가속도 센서부	8
그림 5. A/D 변환 및 송신을 위한 하드웨어 회로도	9
그림 6. 제작된 송신부	10
그림 7. 데이터 수신을 위한 하드웨어 회로도	11
그림 8. 제작된 수신부	11
그림 9. 가속도 센서의 부착위치	13
그림 10. 정상인의 보행가속도 신호의 예	14
그림 11. 수직 방향 보행가속도 신호의 주파수 특성의 예	14
그림 12. 가속도 신호 전처리 과정의 블록도	15
그림 13. 보행의 거리 구간별 명칭	16
그림 14. 보행 가속도 데이터의 각 보별 구분	17
그림 15. 데이터의 백색잡음(White noise) 과정 검증 결과의 예	20
그림 16. ACF 결과의 예	22
그림 17. PACF 결과의 예	23
그림 18. 모수 추정 결과의 예	25
그림 19. 추정된 모수 검정을 위한 통계량값의 예	26
그림 20. Left step과 Right step 신호의 예 (Fast-Ver.)	34
그림 21. Left step과 Right step 신호의 예 (Slow-Lat.)	34
그림 22. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 1차 계수의 평균과 표준편차	37
그림 23. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 2차 계수의 평균과 표준편차	37
그림 24. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 3차 계수의 평균과 표준편차	38

표 차례

표 1	시스템의주요 하드웨어 특성	7
표 2	실험에 참여한 정상인들의 정보	12
표 3	보별 분류조건 및 분류된 데이터 그룹	19
표 4	자기상관함수들을 통한 모형의 식별	21
표 5	동일 데이터에 대한 각 차수별 AIC 값의 예	23
표 6	데이터의 각 조건별 AR(3)모형의 적합성 결과	29
표 7	각 조건별 추정된 계수의 평균과 표준편차	31
표 8	보행속도별 신호의 모형화 결과	32
표 9	Left, Right step구분에 따른 신호의 모형화 결과	33
표 10	가속도 신호의 축 방향별 신호의 모형화 결과	36

국 문 요 약

시계열 분석 방법을 이용한 정상 보행 가속도 신호의 모델링

본 논문에서는 정상인의 보행 시 체중심에서 얻어진 가속도 데이터를 시계열 분석을 통해 모델링하고, 모형의 계수를 비교함으로써 보행 가속도 신호 분석을 위한 새로운 방법을 제시하였다.

시간의 흐름에 따라 변하는 현상을 기록한 시계열 데이터(time series data)를 분석하는 통계적 분석방법을 시계열 분석이라고 한다. 본 논문에서는 시계열 데이터인 보행 가속도 신호를 모형화하기 위해 Box-Jenkins 방법(ARMA 모형)을 이용하였다. 보행 가속도값을 측정하기 위한 휴대용 무선 가속도 측정 시스템은 2축 가속도계와 증폭기 및 16Hz 저역 통과 필터로 구성된 가속도 센서부와 원칩 마이크로프로세서, RF 송신부 및 수신부로 구성되어 있다. 가속도 데이터는 정상인 24명(남자 23명 여자 1명)으로 부터, 요추 3~4번 위치에 부착된 가속도 센서에 의해 획득되었다. 정상인의 경우 20m 동안의 보행 가속도 신호를 60Hz의 샘플링 주파수로 측정하였다. 데이터는 각 보(step)별로 나눈 후, 세 가지 조건-보행 속도(빠름, 보통, 느림), 가속도 축 방향(상하방향, 좌우방향), 좌보(Left step)와 우보(Right step) 들에 의해 12그룹으로 재분류 되었다. 모형화 단계에서 각각의 보별 데이터들에 대한 최적의 모형을 찾고, 그 결과 얻어진 계수들의 그룹별 평균값을 비교함으로써 각 그룹의 신호 형태 차이를 객관적으로 평가하였다. 모형화 결과 보행가속도 신호의 보별 데이터는 1차 차분된 AR(3) 모형으로 가장 잘 표현되었다. 이 결과는 보행 가속도신호 분석 및 평가를 위한 기초 자료로 활용될 수 있는 가능성을 보여주었다.

핵심되는 말 : 시계열 분석, 보행분석, 가속도계, ARMA 모형

제 1 장 서 론

본 논문에서는 정상인의 보행 시 체중심에서 얻어진 가속도 데이터를 시계열 분석을 통해 모델링하고, 모형의 계수를 비교함으로써 보행 가속도 신호 분석을 위한 새로운 방법을 제시하려 한다.

현대사회의 급속한 발전은 다양한 사고와 질병을 발생시켰고, 그 결과의 하나로 보행 장애인이 증가하게 되었으며, 보행 장애인에 대한 효율적이고 체계적인 재활치료가 필요하게 되었다. 환자의 보행능력은 운동기능의 회복을 평가하는 중요한 지표가 될 뿐 아니라 재활 치료 시 중요한 치료 목표가 된다. 따라서 재활 치료 시, 환자의 재활치료 전후의 시공간 보행 인자를 측정, 비교 평가하는 것은 재활 치료의 성과를 평가하는데 중요한 역할을 한다[1].

기존의 보행평가 방법으로는, 육안에 의한 관찰 및 평가, 힘판을 이용한 운동역학적 분석, 근전도 및 족저압의 측정, 3차원 운동 형상학적 보행분석 시스템의 사용 등 다양한 방법이 있다[2]. 육안적 보행분석은 간단하고 쉽게 이루어질 수 있지만, 평가자의 주관에 많은 영향을 받는다는 단점이 있다[3]. 보다 정량적인 보행분석을 위해서 3차원 운동 형상학적 보행분석 시스템이 사용되고 있다. 3차원 운동 형상학적 보행분석 시스템은 객관적이고, 영구적인 자료 기록이 가능하다는 장점이 있지만, 장비의 비용이 고가이고, 번거로운 장비보정 및 준비 과정이 수반되며, 시스템운영을 위해 전문 운영원이 필요하다는 문제점들이 있다.

이러한 기존 방법들의 한계점들을 극복하기 위하여 객관적 평가가 가능하고, 휴대와 사용이 편리한 저가의 측정 시스템에 대한 연구가 필요하게 되었는데 이중 소형, 경량의 가속도계를 활용한 보행분석에 최근 관심이 집중되고 있다.

가속도계를 활용한 연구는 1873년 Marey에 의해 최초로 시도된 이후[4], 소형의 piezoresistive 방식의 가속도계 개발로 인하여 가속화 되었다. Moe-Nilssen 등

[5][6][7]은 체중심의 가속도를 보행분석에 적용함 있어서 가속도계의 정밀도, 정확성 및 반복성의 우수함을 검증했다. Evans 등[8]은 단축 가속도계를 이용해 획득된 신호에서 각각의 발뒤축 접지기를 검출해낼 수 있음을 보였고, Auvinet 등[9][10]은 2축 가속도계를 이용하여 보행주기, 활보의 대칭성과 규칙성 등의 평가인자를 검출하였다.

보행분석에 대한 가속도계의 활용연구와 병행하여 가속도신호 분석에 대한 연구도 다양하게 진행되고 있다. 신호의 특징점 검출을 통한 보행인자의 계산방법 이외에도, Wavelet변환을 통한 시-주파수 분석방법[11][12][13], FFT분석 및 파워스펙트럼 분석방법과[14][15], MP(Matching pursuit) 알고리즘을 이용한 방법[16], 자기상관분석 방법[17] 등이 있다. 이와같은 방법들을 이용하여 가속도 데이터를 해석할 수 있지만, 보행 가속도 신호는 그 형태에 있어서 개인차가 크고, 환자의 상태에 따라 복잡성을 나타내므로, 보행평가를 위해서는 객관적이고 정량화된 기준의 제시가 필요하다. 이는 기 제시된 보행인자의 대표적 통계값들[10]이 아닌, 신호 자체의 모형화와 모형화 결과의 통계적 기준이 필요함을 의미한다.

가속도 신호를 포함한 많은 생체신호들은 시간에 따라 변화량을 가지는 시계열 자료로서 시계열 분석방법을 통해 모형화 할 수 있다. 이중 ECG 나 EEG 신호에 대해서는 이미 시계열 분석을 이용한 원 신호의 모형화연구가 진행되고 있다. 또한, 다양한 신호를 분류하고 특정신호를 검출하기 위해서도 신호의 모형화와 그 모형화 결과가 효과적으로 활용된다.

Virgilio 등[18]은 심박률과 동맥압의 분석을 위해 시계열 분석 방법을 활용하였고, Srinivasan 등[19]과 Dingfei Ge등[20]등은 ECG 신호를 모형화하고, 모형화 결과 얻어진 계수를 이용하여 이상신호의 분류하고 특정신호를 검출했다. Joseph 등[21]은 ECG 신호 중 PVC의 검출을 위해, 시계열 분석방법의 하나인 자귀회귀모형을 이용했다, 임성식[22][23]등은 EEG 신호를 모형화하고, 모형의 계수들의 판별분석을 통해서 인간의 감성 변화에 따른 EEG 신호변화를 검출했다. Maiorescu[24]등은 Neural Network방법을 통한 EEG신호분류 연구에서 Neural Network의 입력으로 신호의 모형화를 통해 얻어진 계수를 이용했다. 보행 분석분야에서는 시계열 분석을 이용한 연구가 부족하다. 특히 Tsuruoka 등[25][26]은 자

귀회귀모형을 이용한 임펄스 응답분석을 통해 보행의 안정성을 평가하였지만 보행 가속도 신호 자체의 모형화나, 모형화를 통해 얻어진 차수와 각 계수 값들을 통한 신호 분석의 연구는 아직 미비한 실정이다.

본 논문에서는 제작된 가속도 측정 시스템을 이용하여 정상인의 보행 가속도 신호를 측정하고, 시계열 분석 방법을 이용해 획득된 신호를 모형화하였다. 또한, 신호 분석을 위해 추정된 모형의 계수들을 이용하여, 보행 가속도신호 분석을 위한 새로운 방법과 보행평가 시 활용 가능한 새로운 지표를 제시하려 한다.

제 2 장 시계열 분석

시간의 흐름에 따라 변하는 현상을 기록한 데이터를 시계열 데이터(time series data)라고 하며, 관찰된 자료를 분석하는 통계적 분석방법을 시계열 분석이라 한다[27]. 시계열 분석의 목적은 첫째, 시계열 데이터를 관찰하고 분석함으로써 주어진 데이터를 발생시키는 확률적 체계를 이해하고, 모형화를 통해 수식적으로 재해석 해법에 있고 둘째로, 과거의 데이터를 이용하여 미래의 값을 예측하는데 있다. 시계열 분석에는 다양한 방법들이 있으나, 본 논문에서는 ‘보행 가속도 신호의 수식적 모형화’를 주 목적으로 Box-Jenkins 방법(ARMA 모형)을 이용하여 모형을 식별하였다.

시계열 데이터는 시간의 흐름에 따른 통계적 성질의 변화 유무에 따라, 정상 시계열과 비정상 시계열 데이터로 구분된다. 비정상 시계열자료인 보행 가속도 신호를 분석하기 위한 모형으로 자기회귀누적이동평균 (Auto-Regressive Integrated Moving Average) 모형을 사용하였다. 자기회귀누적이동평균 모형 ARIMA(p,d,q)의 일반식은 다음의 식 2-1과 같다.

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d \cdot y_t \\ & = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \cdot a_t \end{aligned} \quad (2-1)$$

식 2-1에서 { a_t }는 평균이 0, 분산이 σ^2 인 백색잡음과정(white noise process)으로 가정한다. 차수 p , d , q 는 각각 AR 차수, 차분 차수, MA 차수 이다. 이때, $q=0$ 이면 차수가 p 인 AR(p)모형으로, $p=0$ 이면 차수가 q 인 MA(q)모형으로 $q=0$ 이면 AR(p,d)모형이라고도 한다[28].

시계열 모형 수립은 정상성(stationarity)이 만족된 데이터에 대하여, Box-Jenkins에 의해 제시된 모형수립 3단계에 따라서 모형을 식별하고, 식별된 모형의 모수값들을 추정하며, 모형의 적합성 진단과 검진을 통해 모형을 확정한다

[27]. 그림 1은 Box-Jenkins의 3단계 모형화 과정의 블록도 이다.

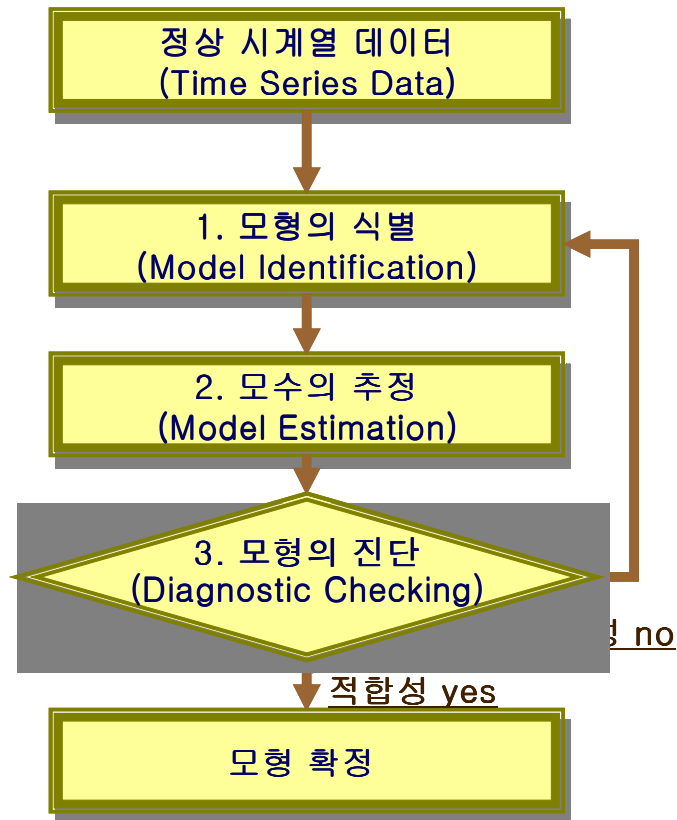


그림 1. Box-Jenkins의 3단계 모형화 과정의 블록도

제 3 장 보행 가속도 측정 시스템 설계

3.1 측정 시스템의 구성

본 연구에서 설계된 측정 시스템은 크게 가속도 센서부와 송신부, 수신부로 나누어진다. 가속도 센서부는 가속도 신호를 측정, 그 값을 아날로그 형태로 출력하는 동작을 수행한다. 그 아날로그 신호를 입력 받아 A/D 변환을 통한 후 무선 전송하기 위한 마이컴을 포함한 송신부, 그리고 송신된 신호를 수신하고, 획득된 데이터의 처리 및 분석을 위해 PC로 전송하는 수신부로 구성된다. 이때 수신부에서는 PC로의 전송을 위해 시리얼 통신을 사용한다. 그림 2는 보행 가속도 신호를 측정하기 위해 설계된 시스템의 하드웨어 구성도이다.

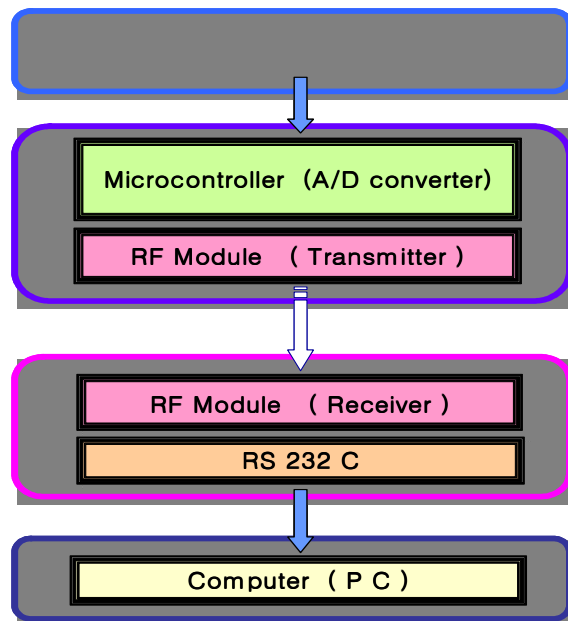


그림 2. 설계한 무선 가속도 측정 시스템의 하드웨어 구성도

보행 가속도 데이터는 그림 2와 같이 2축 가속도계를 이용하여 체중심에서 상하방향(Vertical)과, 좌우방향(Medio-Lateral)의 값이 획득되며, Microcontroller를 통해 A/D 변환 후 RF 모듈을 통하여 무선으로 수신부에 전달된다. 수신부에서는 데이터를 받은 후 시리얼 통신을 통해 분석을 위한 PC로 전송한다. 표 1은 무선 가속도 측정 시스템에 사용된 주요 부품들의 기본 특성이다.

표 1. 시스템의 주요 하드웨어 특성

종 류	품 명	제조회사	주 요 특 징
마이크로 컨트롤러	PIC 16C73B	Microchip (USA)	<ul style="list-style-type: none"> 고성능 RISC 타입 CPU, 하버드 구조 4096 × 14의 EPROM, 192 × 8의 SRAM, 45개의 특수기능레지스터, 8레벨의 하드웨어 스택 35개의 단일 워드 명령어 단일 사이클의 명령어(분기명령은 2사이클) 실행 속도 : DC ~ 20MHz 클럭 입력, DC ~ 200ns 명령어 사이클 넓은 동작 전압 범위 : 2.5 ~ 6.0V 5채널 8비트 AD 변환기 내장 낮은 전력 소비
가 속 도 센 서	ADXL 250	Analog Devices (USA)	<ul style="list-style-type: none"> 2채널 가속도계 : 직교하는 두개의 가속도 축 가속도 측정 범위 : ± 5 ~ ± 50g 낮은 잡음 낮은 전압 소비 (축당 2mA 미만)
RF 모듈	RX1-173.250-10 TX1-173.250-10	Radiometrix (UK)	<ul style="list-style-type: none"> 10 kbps 까지의 데이터 전송 속도 (with 25kHz channel spacing) 사용 범위 : ~ 10km

3.2 가속도 신호 획득을 위한 센서부

가속도 신호의 획득을 위해 2축 가속도센서(ADXL250, $\pm 50g$)를 사용하였다. 신호측정 범위는 $\pm 1.95g$ 로 조정하였고, 고주파 성분의 잡음 제거를 위해 16Hz 저역 통과 필터를 사용하였다. 그림 3과 그림 4는 가속도센서로부터 획득한 신호의 전처리부 회로도 및 실제 제작된 센서부이다.

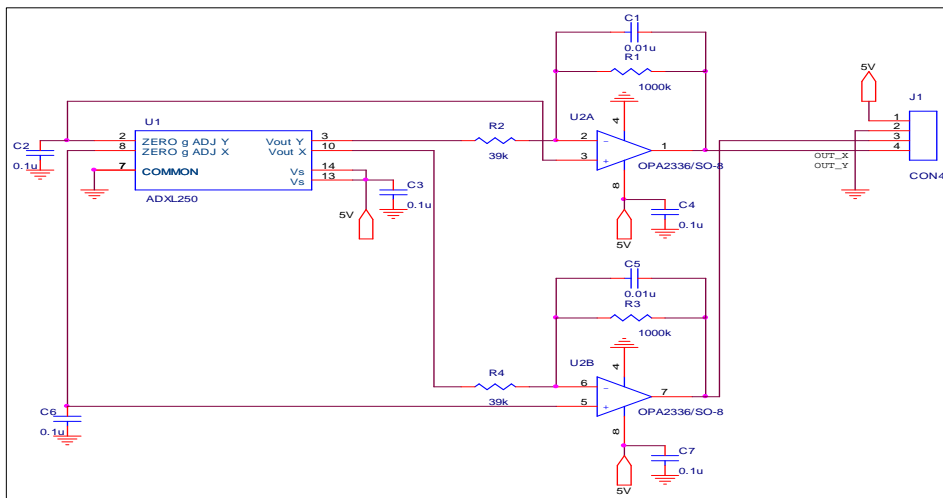


그림 3. 가속도 신호의 전처리 회로도



그림 4 제작된 가속도 센서부
(좌:센서의 외부, 우:센서의 내부)

3.3 A/D 변환 과 데이터 송신을 위한 송신부

디지털 하드웨어는 마이크로 컨트롤러(PIC16C73B)를 기반으로 하였다. 송신부에서는 가속도센서로부터 전달된 아날로그 형태의 가속도 데이터를 A/D 변환하는 작업을 수행하게 된다. 이후 RF 모듈을 이용하여 데이터를 무선 송신하게 되며, 필요시 송신부 자체에서 A/D된 데이터를 직접 RS232C를 통하여 컴퓨터(PC)로 전송할 수 있는 구성이 포함되어 있다. 그림 5는 A/D 변환 및 송신을 위한 하드웨어 회로도이다.

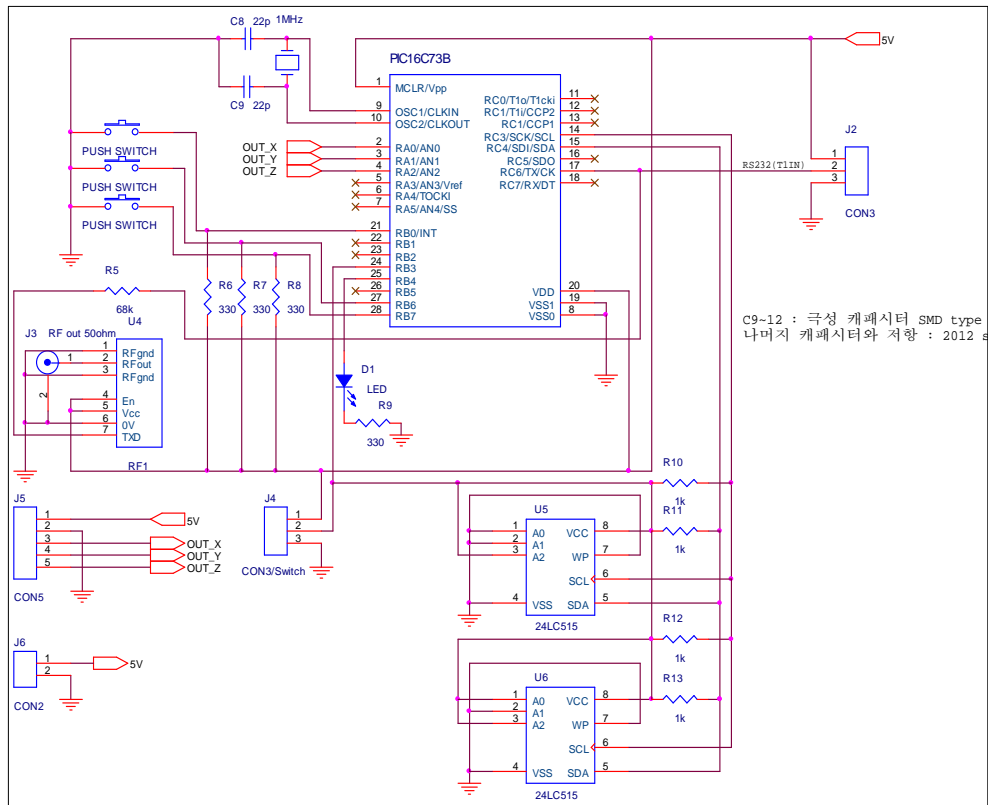


그림 5. A/D 변환 및 송신을 위한 하드웨어 회로도

그림 6은 A/D 변환 및 송신을 위한 하드웨어 회로도이다. 제작된 송신부이다.

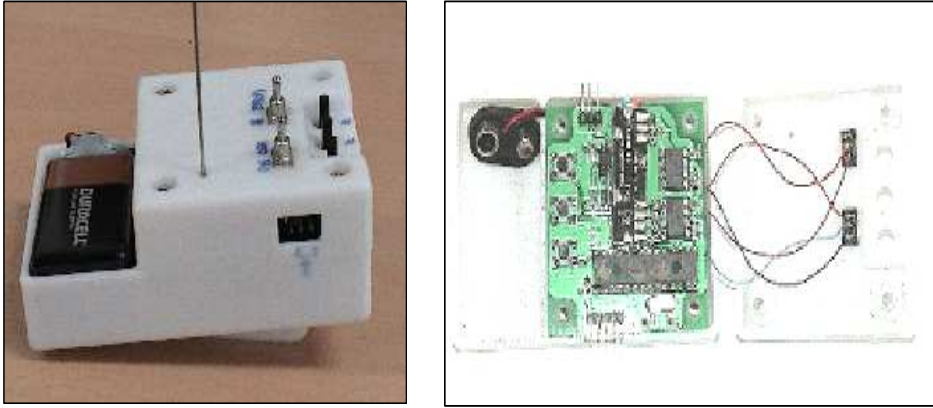


그림 6 제작된 송신부 (좌:외부, 우:내부)

3.4 데이터 수신 및 PC로의 전송을 위한 수신부

수신부에서는 데이터 수신을 위해 RF 모듈을 사용하였고, 수신된 데이터를 개인용 컴퓨터(PC)로의 전송을 위해 RS232C를 사용하였다. 다음의 그림 7과 8은 데이터 수신을 위한 하드웨어 회로도와 제작된 수신부이다.

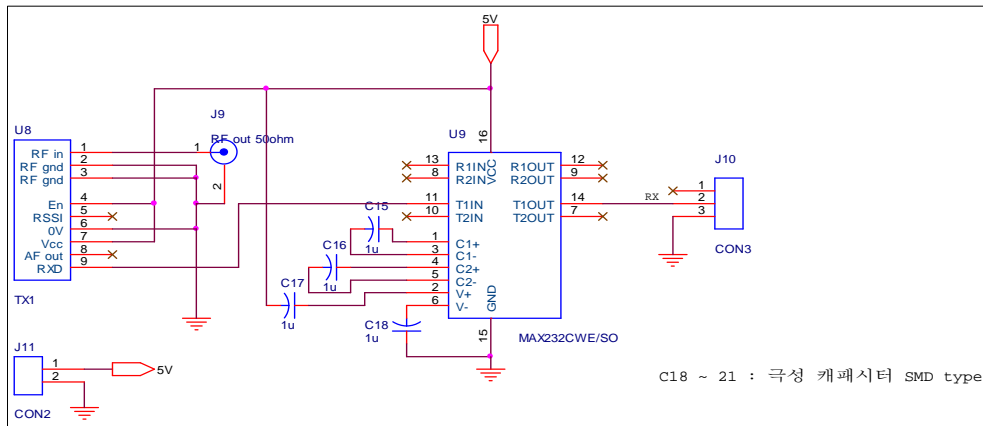


그림 7. 데이터 수신을 위한 하드웨어 회로도

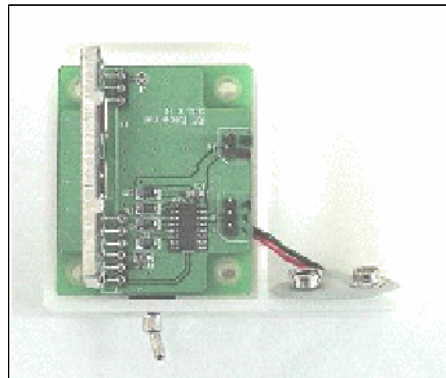


그림 8. 제작된 수신부 (좌:외부, 우:내부)

제 4 장 데이터 획득 및 전처리

4.1 실험 방법

보행 가속도 신호의 획득을 위해 개발된 휴대용 보행측정 시스템을 사용하여 장애물이 없는 평지 복도에서 실험을 실시했다. 총 거리 30m 구간을 피검자가 보행하고, 이때 걸음의 안정화 과정을 고려하여, 시작과 끝의 5m구간을 제외시킨 중앙 20m의 신호만 획득 하였다. 실험 시, 복장에는 제약을 두지 않았으며, 신발은 피검자 개인 운동화를 착용하도록 했다. 보행속도는 느린 걸음(분속수: 86), 보통 걸음(분속수: 106), 빠른 걸음(분속수: 126)등 세 종류의 속도로 다르게 보행하였으며, 각각 5회씩 반복하여 측정하였다. 보행 속도는 디지털 메트로놈을 통해 동기화 되었고, 실험 전에 피검자는 각 분속수에 맞게 충분한 학습을 하였다.

정상인 24명의 건강한 성인(남자 23명, 여자 1명)으로부터 보행 가속도 신호를 획득하였다. 실험 대상의 평균 연령은 24.5 ± 3.0 세, 신장은 173.4 ± 5.8 cm, 체중은 71.9 ± 12.5 kg의 분포를 나타냈다. 표 2는 실험에 참여한 정상인의 신상표 이다.

표 2. 실험에 참여한 정상인들의 정보

실험 인원 (명)	24 (남:23, 여:1)
나이 (세)	24.5 ± 3.0
신장 (cm)	173.4 ± 5.8
체중 (kg)	71.9 ± 12.5

보행 가속도 데이터는 피검자의 등 중앙 요추 3번과 4번 사이의 위치에 스펀 재질의 제작된 허리밴드로 고정된 가속도 센서부를 통해 획득되었다. 이 위치는 체중심에 가깝고 기립 시 지면과 수직이어서 표면 부착 장비를 통해 체중심의 움직임을 측정할 때 가장 적당하다[5][9]. 획득한 보행 가속도 신호는 가속도 센서부와 함께 허리밴드에 고정된 송신부를 통하여 각 축 당 60Hz의 샘플링 율로 A/D 되어 수신부로 전송하였다. 수신부에서는 수신된 보행 가속도 신호를 PC로 전송한 후, PC에서 Matlab 6.5 (Mathworks, USA), Excel(Microsoft, USA), SAS 9.0을 이용하여 분석하였다. 모든 실험과정은 비디오 촬영을 병행하였다. 그림 10은 실험을 위해 피검자의 체중심을 중심으로 시스템을 부착한 모습이다.



그림 9. 가속도 센서부의 부착위치

4.2 보행 가속도 신호의 전처리

획득된 보행 가속도 신호는 우선, 불안정한 보행 운동과 외부의 요인에 의한 기타의 불규칙적인 고주파 신호 성분을 제거하였다. 이를 위하여 디지털 저역 통과 필터(4차, Butterworth)를 사용하였고, 주파수 분석(FFT 분석)을 통해 차단 주파수를 결정 하였다. 그림 10은 분석을 위해 획득된 정상인의 보행 가속도 신호를, 그림 11은 수직방향에 대한 가속도신호의 주파수 특성을 보여주고 있다.

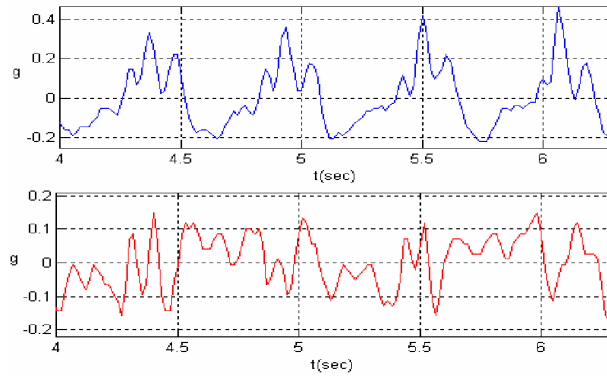


그림 10. 정상인의 보행 가속도 신호의 예
(상: 상하축(vertical), 하: 좌우축(lateral))

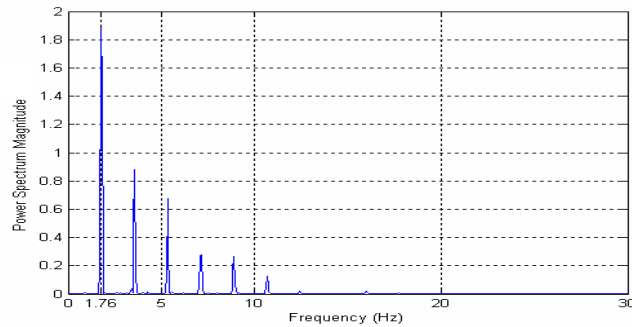


그림 11. 수직방향 보행 가속도 신호의 주파수 특성의 예

그림 11과 같이, 수직방향 보행 가속도 신호의 주 주파수는 일반적으로 2 Hz 미만의 대역에서 존재하며, 좌우방향에 대해서도 유사한 결과를 확인하였다. 필터링 된 신호는 필터의 과도기적 현상에 의한 영향이 존재하기 때문에, 처음 2초간의 데이터는 제거되었다. 중력 가속도방향의 영향을 받을 수 있는 기본 오프셋값의 오차는 원 신호에서 신호의 평균값을 빼줌으로써 제거하였다. 그림 12는 시계열 분석을 위해 가속도 신호를 전처리 과정의 블럭도를 나타낸다.



그림 12. 가속도 신호 전처리 과정의 블럭도

제 5 장 데이터 모형화

5.1 Data set의 구성

신호의 모형화를 위해서는 모형화 될 데이터의 구간설정이 필요하다. 본 논문에서는 뒤꿈치 접지기를 기준으로 나누어지는 보(step)구간으로, data set을 구성하였다. 그림 13은 일반적인 보행 시의 거리(distance) 구간별 명칭을 나타낸다.

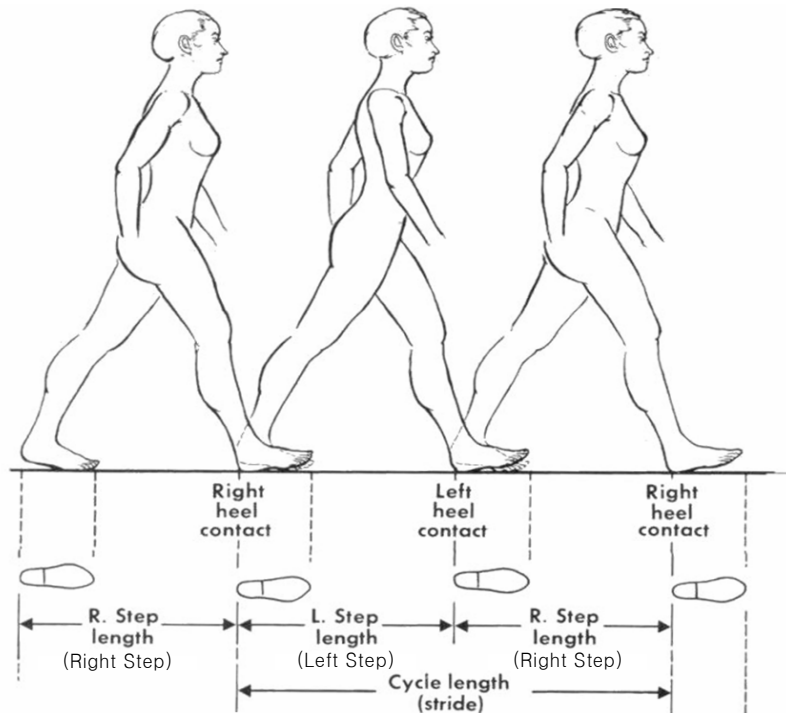


그림 13. 보행의 거리(distance)구간 별 명칭

보(step)란, 보행 시 한쪽 발의 뒤꿈치 접지기부터 다른 쪽 발의 뒤꿈치 접지기까지의 구간을 말하며[3], Left, Right step이 있다. 본 논문에서는 각각의 보별 데

이터를 모형화하였다. 먼저, 낮은 샘플율로 획득된 데이터는 모형화를 위해 2배만큼 보간 되었다.

신호의 보별 구간 설정을 위해, 수직방향 가속도 신호의 극점을 검출 하고, 극점을 기준으로 각 발의 뒤꿈치 접지기를 구분하였다. Villanueva 등[29]은 보행 가속도 신호와 초기 접지기와 서로 관련이 있음을 밝혔고, Auvinet 등[9]은 보행 가속도 신호의 특징 점들이 각 보행 단계와 서로 높은 관련성이 있고, 이 중 체중심의 수직방향의 가속도 데이터에서의 극점은 각 뒤꿈치의 접지기와 큰 상관성이 있음을 보여주었다. 그림 14는 보행 가속도 데이터의 보별 구분을 나타낸다.

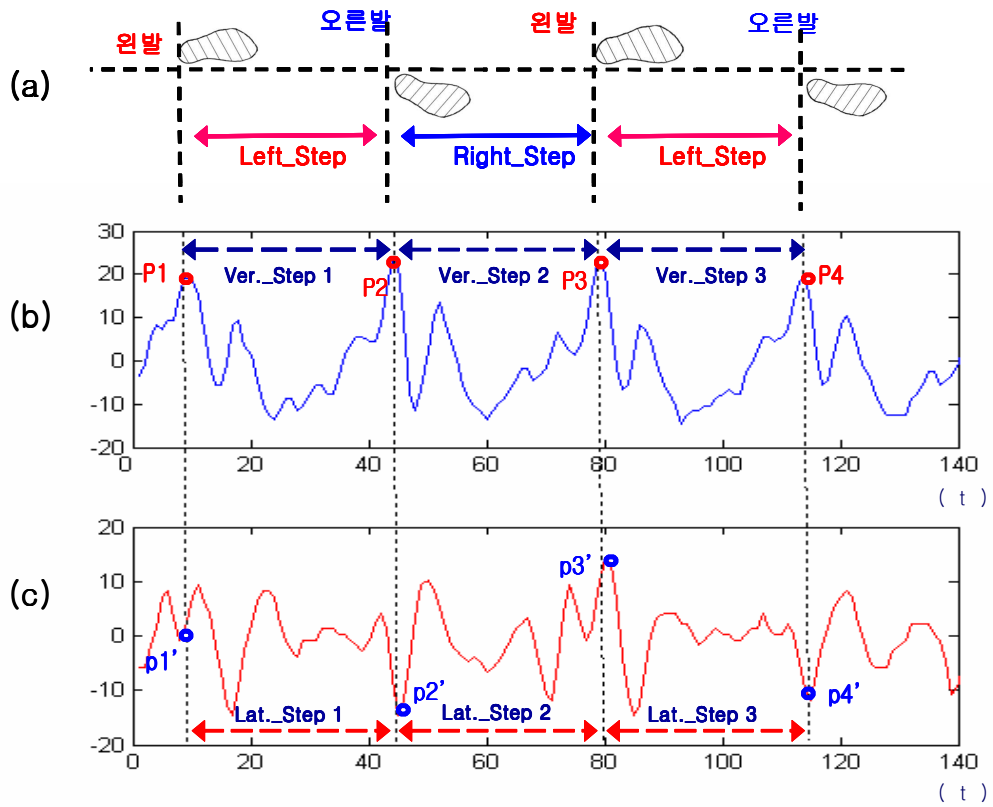


그림 14. 보행 가속도 데이터의 각 보(step)별 구분
 (a) Left step, Right step (b) 수직방향 가속도신호 (c) 좌우방향 가속도신호

그림 14에서 (a)는 보행 시 구간별 명칭을 (b),(c)는 수직방향과 좌우방향의 가속도 신호를 보여준다. (b)의 점 P1~P4는 수직방향 가속도 신호에서 검출된 극점을 나타내며, (c)에서의 점 p1'~p4'은 점 P1~P4와 동기화 된 점을 나타낸다. Ver_step1~Ver_step3과 Lat_step1~Lat_step3은 구분된 보별 데이터의 예를 보여준다.

보별 데이터는 세 가지 조건 즉, 보행 속도, 축 방향, left step과 right step구분에 의해 분류되었다, 이를 통해 각 조건별 신호의 모형화 결과를 비교하고, 각 모형의 계수를 통해 신호의 정량적 비교 평가의 가능성을 확인하였다. '보행 속도'는 실험 단계의 빠름(Fast), 보통(Normal), 느림(Slow)의 기준을 말한다. '축 방향'은 가속도계의 수직방향(Vertical)과 좌우방향(Lateral)을 뜻한다. left step과 right step은 좌우방향의 가속도 신호를 통해 구분하였다. 좌우방향의 가속도신호(위쪽(+) 방향이 오른쪽 방향을 의미)에서는 오른쪽 발이 운동(swing)하고 있는 동안 주로 오른쪽으로 가속도가 측정되고, 반대로 왼쪽 발이 운동하고 있는 동안에는 주로 왼쪽으로 가속도가 측정되기 때문에, 간단한 부분 이동평균값을 이용 가속도의 치우침 정도를 통해 구분하였다.

다음의 표 3은 세 가지 조건에 의해 보(step)별로 구분된 12가지의 데이터 그룹을 보여주고 있다.

표 3. 보(step)별 분류 조건 및 분류된 데이터 그룹

속 도	가속도 축	Step 구분	데이터 그룹
Fast	Lateral	Left_step	F_Lat_Left
		Right_step	F_Lat_Right
	Vertical	Left_step	F_Ver_Left
		Right_step	F_Ver_Right
Normal	Lateral	Left_step	N_Lat_Left
		Right_step	N_Lat_Right
	Vertical	Left_step	N_Ver_Left
		Right_step	N_Ver_Right
Slow	Lateral	Left_step	S_Lat_Left
		Right_step	S_Lat_Right
	Vertical	Left_step	S_Ver_Left
		Right_step	S_Ver_Right

피검자 1인으로부터 얻은 실험을 통한 데이터에 대하여, 각 그룹 조건에 맞는 3개씩의 보별 데이터를 무작위(random)로 선택 하여 구성하였다. 시계열 분석을 통해 모형화 된 보별 데이터 구간의 수는 다음과 같다.

$$24 \text{ 명} * 12 \text{ 데이터 그룹} * 3 \text{ 가지 데이터} = 864$$

⇒ 864개의 보(step)별 데이터를 모형화

5.2 모형의 식별 (Model Identification)

모형의 식별이란, 제안된 ARMA(p, q) 모형 중에서 시계열 자료를 가장 잘 설명할 수 있는 AR차수 p와 MA차수 q의 값을 선택함을 의미한다[28]. 모형의 식별을 위해 다음의 몇 가지 단계를 거친다.

우선 모형 식별에 앞서 모형화 대상 데이터에 대한 백색잡음(white noise)여부 진단이 필요하다. 이는 데이터의 분포가 백색잡음과정인지를 확인하는 단계이다. 그림 15는 가속도 데이터의 백색잡음과정 검증 결과의 예이다. 검정에 대한 p-값(유의확률)이 0.0001 미만으로, 가속도 데이터가 백색잡음과정이 아니라 서로 관련이 있는 데이터임을 알 수 있다.

The ARIMA Procedure

Autocorrelation Check for White Noise

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	558.40	6	<.0001	0.959	0.884	0.782	0.664	0.539	0.411
12	601.08	12	<.0001	0.285	0.161	0.040	-0.078	-0.189	-0.290
18	895.89	18	<.0001	-0.378	-0.449	-0.505	-0.544	-0.570	-0.584
24	1231.27	24	<.0001	-0.588	-0.581	-0.563	-0.532	-0.490	-0.437

Name of Variable = S_V3

그림 15. 데이터의 백색잡음(White noise)과정 검증 결과의 예

다음으로 정상성(stationarity)을 만족하는 정상 시계열 데이터에 대해 최적 모형을 식별한다. 정상 시계열 데이터란, 데이터가 시점에 의존하지 않고 일정한 임의의 구간에서 동일한 평균과 분산을 가지는 상태를 말한다. 비정상 시계열 데이터는 정상성을 만족시키기 위해 1차, 2차 차분 또는 로그(log) 변환을 이용한다[27]. 본 논문에서는 보행 가속도 데이터들이 1차 차분을 통해, 정상성을 만족하는 정상 시계열 데이터로 가정하였다.

모형의 식별을 위해 일반적으로는 자기상관함수(ACF- Autocorrelation Function)와 부분자기상관함수(PACF-Partial Autocorrelation Function), 역자기상

관함수(IACF-Inverse Autocorrelation Function)를 이용하는 Box-Jenkins 식별방법이 이용된다. 이는 데이터로부터 계산된 표본자기상관함수와 표본부분자기상관함수를 사용하여 얻은 그래프가 어떠한 형태를 나타내는지에 따라 모형의 차수를 결정하는 방법이다. 표 4는 자기상관함수들을 이용한 모형의 식별방법[27]을 나타내고 있다.

표 4. 자기상관함수들을 통한 모형의 식별

	AR(p) 모형	MA(q) 모형	ARMA(p,q)모형
ACF	지수적 감소형태	시차 (q+ 1)에서 절단형태	지수적 감소형태
PACF	시차 (p+ 1)에서 절단형태	지수적 감소형태	지수적 감소형태
IACF	시차 (p+ 1)에서 절단형태	지수적 감소형태	지수적 감소 형태

모형의 식별을 위해 ACF와 PACF값을 이용하는 방법 이외에도 AIC(Akaike's Information Criterion), SBC(Schwartz's Bayesian Criterion), FPE(Final Prediction Error) 등의 식별 통계량값을 구하고, 이를 이용한 모형 식별방법이 있다[27]. 자기상관함수들의 형태 만으로의 모형의 식별은 주관적 판단이 개입될 수 있기 때문에, 이러한 단점을 보완하고, 식별된 모형을 검정하기위해 위의 식별 통계량 값이 활용된다.

본 논문에서는 모형의 차수 결정을 위해 자기상관함수들을 이용한 방법과 AIC값을 모형을 식별하기 위한 기준으로 사용하였다. AIC의 일반식은 다음 식 4-1과 같다.

$$A.I.C (p, q) = \ln \hat{\sigma}_a^2(p, q) + 2 \frac{(p + q)}{n} \quad (4-1)$$

식 4-1에서 $\hat{\sigma}_a^2(p,q)$ 은 시계열자료를 ARMA(p,q)모형에 적합(fitting)시켰을 때의 백색잡음과정의 분산 추정값이고, p와 q는 모형에서의 차수를, n은 데이터 수를 나타낸다[28]. 식 4-1을 이용해 얻어진 다양한 모형의 AIC값이 최소가 되는 모형을 대상 데이터에 대한 최적 모델로 결정한다.

그림 16과 17은 실제 Data set에 대한 ACF값과 PACF값의 분석결과 예를 보여주고 있다. 그림 16의 ACF값이 지수적으로 감소하는 형태를 보이고, 그림 17의 PACF 그래프가 4차 이후 절단된 형태를 나타냄을 확인할 수 있다. 이는 표 4에서 제시한 조건들을 통해 AR(3)차로 그 모형이 식별될 수 있음을 말한다.

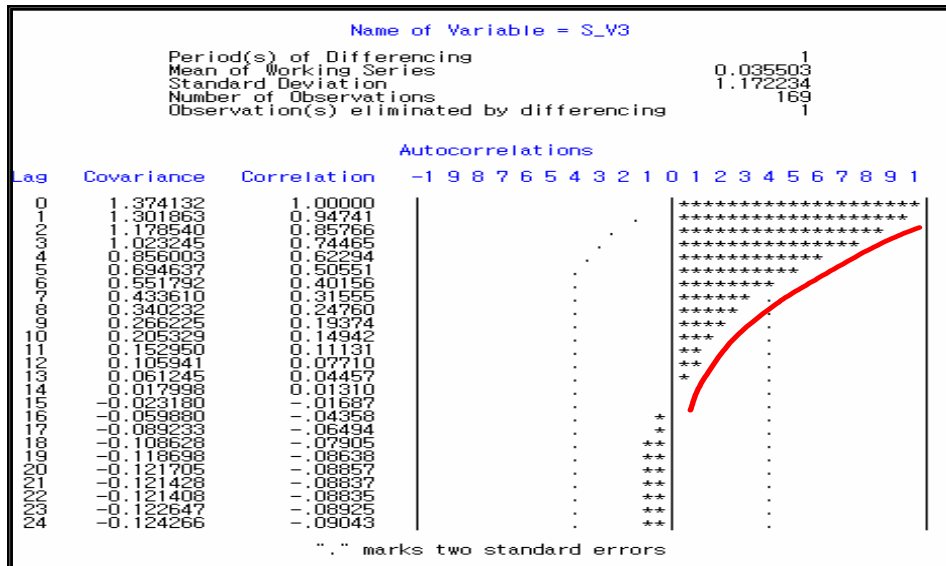


그림 16. ACF 결과의 예

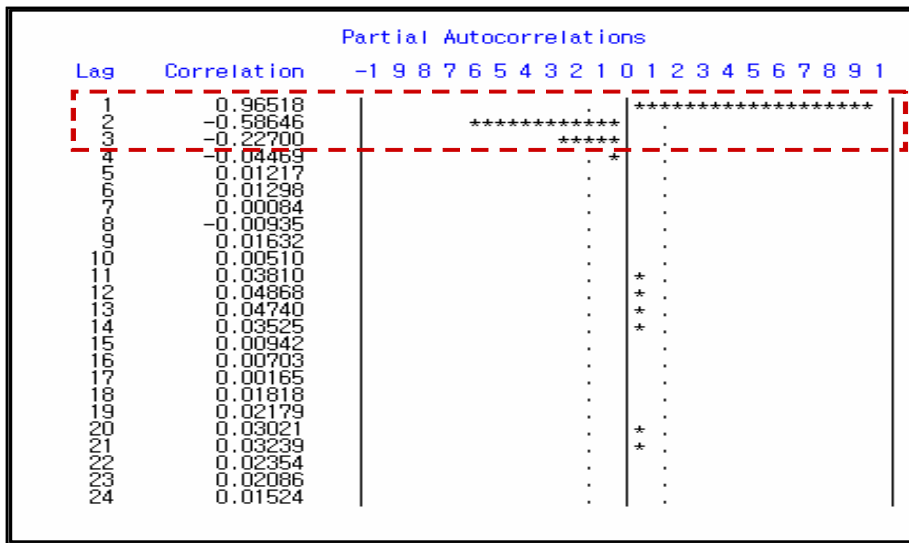


그림 17. PACF 결과의 예

아래의 표 5는 위의 그림 16, 그림 17에서 예로 사용된 동일한 데이터로부터 확인된 차수별 AIC값을 나타내고 있다. AR(3)모형이 최소의 AIC값을 나타내고 있음을 통해 위의 자기상관함수들을 이용한 식별모형과 일치함을 확인할 수 있다.

표 5. 동일 데이터에 대한 각 차수별 AIC 값의 예

	AR(5)	AR(4)	AR(3)	AR(2)	MA(2)	MA(1)	ARMA(1,1)
AIC값	105.44	103.09	<u>102.56</u>	109.23	205.12	275.35	124.44

식별 결과인, 1차 차분된 데이터에 대한 AR(3) 모형의 일반식은 다음과 같다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)^1 \cdot y_t = a_t \quad (4-2)$$

5.3 모수의 추정 (Parameter Estimation)

모수의 추정(Estimation)단계는 시계열데이터의 자기상관함수, 부분자기상관함수 및 AIC값을 통해 잠정적으로 식별한 모형이 가진 모수들을 시계열 데이터로부터 추정하는 절차이다. 이때 추정을 위한 방법으로는 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation), 최소제곱추정법(Conditional Least Square Estimation), 베이즈안 추정법(Bayesian Estimation)등[27]이 있다. 이중 최소제곱추정법은 시계열 분석에서 가장 많이 사용되고 있는 방법으로, 초기값에 조건을 줌으로써 추정을 쉽게 하는 방법이다. 일반적으로 모든 모형에 대해 최소제곱추정법을 사용하여 모수를 추정할 수 있다[30]. 본 논문에서는 최소제곱 추정법을 모수 추정 수단으로 이용하였다.

다음의 식 4-3, 4-4, 4-5는 AR(1)모형에 대하여 최소제곱추정법을 이용하여 모수를 추정하는 예[27]를 보여준다.

AR(1) 모형의 일반식은 식 4-2와 같다.

$$y_t - \mu = \phi(y_{t-1} - \mu) + \varepsilon_t \quad (4-3)$$

이때 시계열 데이터 y_1, y_2, \dots, y_t 가 주어졌을 때의 이 모형의 오차제곱함수는 식 4-3과 같이 표현된다.

$$S_*(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^T [(y_t - \mu) - \phi(y_{t-1} - \mu)]^2 \quad (4-4)$$

이 식을 조건부오차제곱함수(conditional error sum-of-squares function)라 부르고, 함수 $S_*(\phi, \mu)$ 를 최소화 하는 값을 조건부 최소제곱 추정값이라 한다. 미분과 변형과정을 통해 식 4-4와 같은 계수 추정식을 얻을 수 있다.

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-1} - \bar{y})}{\sum_{t=2}^T (y_{t-1} - \bar{y})^2} \quad (4-5)$$

그림 18은 최소제곱추정법을 이용하여 AR(3) 모형으로 식별된 가속도 데이터 모형의 계수를 추정해 낸 결과를 보여주고 있다.

The ARIMA Procedure					
Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
AR1,1	1.55127	0.07683	20.19	<.0001	1
AR1,2	-0.45282	0.13869	-3.26	0.0013	2
AR1,3	-0.16786	0.07730	-2.17	0.0313	3

그림 18. 모수 추정 결과의 예

추정된 결과는 AR(3) 모형의 1차 계수가 1.5527, 2차 계수가 -0.4528, 3차 계수가 -0.1689임을 나타내고 있다. 이를 통해 식 4-6과 같은 모형을 얻을 수 있다.

$$w_t = 1.5527 \cdot w_{t-1} - 0.4528 \cdot w_{t-2} - 0.1689 \cdot w_{t-3} + a_t \quad (4-6)$$

$$w_t = \nabla^1 y_t = (1 - B)^1 y_t = y_t - y_{t-1}$$

식 4-6은 원 데이터 y_t 의 1차 차분된 형태인 w_t 의 AR(3)차 모형의 결과이다. 추가로, 식 4-6의 결과 모형에서 상수항이 제외되어 있는데, 이는 상수항에 대한 필요성 여부를 판단결과 유의하지 않음으로 확인되었기 때문에, 모수 추정 및 검정 단계에서 모형의 상수항은 고려되지 않았다.

5.4 모형의 진단 (Diagnostic Checking)

모형의 진단이란, 추정된 모형이 데이터를 잘 표현해 내고 있는지를 확인하는 단계이다. 모형의 식별과 모수의 추정 이후, 추정된 모형은 적합성에 대한 검정이 요구되는데, 모형의 적합성 검정은 잔차(residual)를 중심으로 이루어진다. 잔차는 다음과 같이 정의 된다.

$$\text{잔차 (residual)} = \text{관찰값} - \text{추정값}$$

잔차를 이용한 검정법으로는 잔차의 분포형태나, 잔차의 자기상관함수와 부분 자기상관함수의 형태를 이용하는 방법 등이 사용되어 왔으나, 기존의 방법들의 단점을 보완, 발전시킨 형태의 퍼트맨토우 검정법이 ARMA(p,q) 모형의 적합성 판단에 더욱 유용하게 이용된다. 이에 본 논문에서는 가속도 데이터의 모형화 이후 퍼트맨토우 통계값을 기준으로 모형의 적합성을 진단하였다.

다음의 그림 19는 AR(3) 모형으로 식별된 가속도 데이터에 대해, 계수추정 결과의 유용성을 확인하기 위한 검증결과의 예를 보여주고 있다.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.74	3	0.8632	0.005	0.028	0.020	-0.025	-0.035	-0.034
12	1.45	9	0.9975	0.000	0.004	0.005	-0.019	-0.002	0.059
18	4.32	15	0.9965	0.028	0.016	-0.034	-0.072	-0.071	-0.052
24	8.61	21	0.9920	0.011	0.063	0.048	0.029	-0.048	-0.110
30	12.24	27	0.9933	-0.091	-0.074	-0.043	-0.030	-0.032	-0.021

그림 19. 추정된 모수 검정을 위한 통계량값의 예

그림 19의 결과 예에서 각 시차별 잔차에 대한 자기상관검정결과 각 시차에 대한 p-값이 모두 유의수준 0.05보다 큰 값을 나타내므로 잔차들은 백색잡음과정을 따른다는 가정을 만족한다. 이를 통해 AR(3) 모형과 추정된 모형의 계수가 유의함을 확인할 수 있다.

제 6 장 결과 및 고찰

본 논문에서는 제작된 시스템을 이용하여 정상보행 가속도신호를 체중심으로부터 획득하고, 시계열분석을 통해 모형화하였다. 실험을 통해 얻어진 정상인 25명의 보행가속도 신호들로부터 총 864개의 보(step)별 가속도 데이터를 추출하였고, 신호를 3가지 기준을 통해 12그룹으로 분류하였다. 3가지 기준으로는 보행속도, 축방향, Left와 Right step의 구분이 사용되었다. 분석 전에, 각 데이터들은 정상성의 만족을 위해 1차 차분 되었고, 모형화는 차분된 데이터를 이용하였다. 모형화는 모형의 식별, 모수의 추정, 모형의 검정의 단계로 진행하였다.

6.1 모형 식별 결과

모형식별을 위해서 기 서술한 ACF, PACF 분포와 AIC 통계량 값을 판단 기준으로 사용했다. 데이터 각각의 ACF와 PACF의 결과를 표 4에서 제시된 식별기준에 적용하여 모형의 차수를 결정하였다. 차수 결정단계에서 보다 객관적인 판단을 위해 AIC 통계량값을 함께 이용하였다. 두 가지 방법을 통해 식별된 모형이 다를 경우, AIC 통계량 값을 이용한 식별결과를 ACF, PACF 분포형태를 통한 식별결과보다 우위에 두었다.

모형 식별에 사용된 총 864개의 데이터 중 685개의 데이터가 AR(3)모형으로 식별되었다. 나머지 데이터들은 AR(4) 또는 AR(2)모형에서 식별되었고, 일부는 ARMA모형이 적합하지 않은 결과를 나타냈다. 대부분의 보 구간별 데이터는 모형화를 위해 차수가 3인 자기회귀모형이 적합함을 확인했다.

각 데이터를 AR(3)모형으로 가정하고 계수를 추정한 후 모형의 검정을 통해 모형을 확정하였다. 표 6은 전체 데이터의 각 조건별 AR(3)모형으로의 식별 결과를 보여준다.

표 6. 데이터의 각 조건별 AR(3)모형의 적합성 결과

		Fast	Normal	Slow	Total
전체 데이터 수 (개)		288	288	288	<u>864</u>
AR(3) 식별 데이터 (개)		257	241	187	<u>685</u>
AR(3) 모형 적용률 (%)		89.2	83.7	64.9	<u>79.3</u>
축 방향별 (%)	수직방향 (Vertical)	84.2	76.3	39.5	66.7
	좌우방향 (Lateral)	88.6	82.5	71.9	81.0
Step 별 (%) (Left, Right)	Left_step	86.0	77.2	55.3	72.8
	Right_step	86.8	81.6	56.2	74.9

속도별로 구분된 전체 데이터의 모형식별 결과를 보면, 빠른속도(Fast)와 보통속도(Normal) 신호는 각각 AR(3) 모형에 대해 89.2%, 83.7 %의 적합성을 보였고, 느린속도(Slow) 보행신호에 대해서는 64.9%가 AR(3)모형으로 식별되었다.

축 방향에 대한 모형식별 결과는 우선, 수직방향으로 구분된 데이터는 66.7%가 AR(3) 모형으로 식별되었으며, 좌우방향의 경우는 81.1%가 AR(3)모형으로 식별되었다. Left step과 Right step으로 데이터를 구분했을 경우에는, Left step에 대한 AR(3) 모형 적합률은 72.8%, Right step에 대한 AR(3)모형의 식별정도는 74.9%로 나타났다.

각 조건에 따라 AR(3) 모형의 적합정도가 조금 차이가 있지만, 신호전체에 대해서는 79.3%가 AR(3) 모형으로 식별됨을 통해, 보행가속도 신호의 보(step)구간 데이터는 1차 차분된 AR(3) 모형이 모형화에 가장 적합함을 알 수 있다.

6.2 모수 추정 및 검정 결과

데이터의 모형화는 모형식별을 통해 결정된 모형의 계수를 추정하고, 모형의 적합성 검정단계를 통해 완성된다. 본 논문에서는 정상보행가속도 신호의 모형화를 위해, AR(3)로 식별된 685개의 데이터에 대해서 모형화를 진행하였다. 모수의 추정은 식별된 모형을 완성하는 단계로 모형 내 각각의 계수값을 찾는다. 계수의 추정을 위해 최소조건제곱법을 사용했다. 1차 차분된 데이터에 대한 AR(3) 모형의 일반식은 식 4-1으로 표현된다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \phi_3 B^3)(1 - B)^1 \cdot y_t = a_t \quad (4-1)$$

최소조건제곱법을 이용하여, 식 4-1에서의 ϕ_1 , ϕ_2 , ϕ_3 값을 추정했다. 추정된 각 계수값들은 잔차 분석(퍼트멘토우 통계값)을 기준으로 그 유의성을 검증하였다. 전체 보행 데이터로부터 획득된 1, 2, 3차 계수값들은 모형을 구성하는 주요 인자이다. 모형화 결과로 얻어진 1차, 2차 3차 계수값을 원 데이터의 분류조건에 맞게 분류하고, 각각의 그룹에 대한 평균과 표준편차를 구하였다.

이를 통해, 보행 가속도신호를 AR(3) 모형에 적용시켰을 경우, 그 계수값이 나타나는 특정 범위를 알 수 있다. 또한, 각 조건별 계수들의 평균과 표준편차의 값을 비교함으로써, 조건에 따른 보행신호의 모형이 어떤 차이를 나타내는지 확인할 수 있다. 다음 표 7은 각 조건별 추정된 계수의 평균과 표준편차이다. 추정된 계수의 평균값을 통해 각 조건별 모형의 차이를 확인할 수 있다.

표 7. 각 조건별 추정된 계수의 평균과 표준편차

		1 차 계 수 (ϕ_1)		2 차 계 수 (ϕ_2)		3 차 계 수 (ϕ_3)	
		평 균	표준편차	평 균	표준편차	평 균	표준편차
Fast	F_Lat_Left	1.414	0.156	-0.359	0.131	-0.160	0.094
	F_Lat_Right	1.555	0.239	-0.612	0.263	-0.052	0.199
	F_Ver_Left	1.730	0.277	-0.903	0.307	0.052	0.242
	F_Ver_Right	1.749	0.258	-0.879	0.300	0.063	0.242
Normal	N_Lat_Left	1.433	0.164	-0.393	0.159	-0.147	0.100
	N_Lat_Right	1.440	0.158	-0.387	0.154	-0.154	0.107
	N_Ver_Left	1.674	0.194	-0.730	0.228	-0.024	0.173
	N_Ver_Right	1.759	0.240	-0.839	0.296	0.070	0.246
Slow	S_Lat_Left	1.398	0.162	-0.355	0.159	-0.140	0.105
	S_Lat_Right	1.500	0.200	-0.509	0.220	-0.079	0.156
	S_Ver_Left	1.677	0.217	-0.777	0.260	0.031	0.197
	S_Ver_Right	1.653	0.218	-0.754	0.264	0.010	0.194

6.3 보행 속도별 모형의 차이

먼저 속도기준에 따른 각 그룹의 결과를 확인해 보면, 각 계수의 평균값은 속도변화에 따라 크게 영향을 받지 않음을 보인다. F_Lat_Left의 1차 계수 평균은 1.414 ± 0.156 값을 갖는데, 동일 조건의 Normal과 Slow의 N_Lat_Left와 S_Lat_Left의 값도 각각 1.433 ± 1.46 와 1.398 ± 0.162 로 유사한 범위내에서 나타남 확인할 수 있다. 이외의 값들에서도 속도별 신호모형의 차이는 크지 않음을 확인할 수 있다. 표 8은 추정된 모형의 계수 평균값들을 보행 속도별로 재 정리한 결과이다.

표 8. 보행속도별 신호의 모형화 결과

	보행 속도	1차 계수	2차 계수	3차 계수
Lat_Left	Fast	1.414	-0.359	-0.160
	Normal	1.433	-0.393	-0.147
	Slow	1.398	-0.355	-0.140
Lat_Right	Fast	1.555	-0.612	-0.052
	Normal	1.440	-0.387	-0.154
	Slow	1.500	-0.509	-0.079
Vat_Left	Fast	1.730	-0.903	0.052
	Normal	1.674	-0.730	-0.024
	Slow	1.677	-0.777	0.031
Vat_Right	Fast	1.749	-0.879	0.063
	Normal	1.759	-0.839	0.070
	Slow	1.653	-0.754	0.010

추정된 2차, 3차 계수에 있어서도 속도에 따라 계수값이 유사범위 내에 존재함을 확인했다. 이러한 결과는 정상 보행 시 가속도데이터의 각 보별 형태가 보행속도에 따라서 큰 차이가 없음을 의미한다.

6.4 Left_step과 Right_step별 모형의 차이

Left step과 Right step 구분에 따른 모형화 결과를 보면, Fast_Ver 조건에 대한 Left step과 Right step 모형의 1차 계수 평균은 1.730 ± 0.277 , 1.749 ± 0.258 로 유사한 결과를 보였다. 2차 계수와 3차 계수에서도 Left step과 Right step 조건에 의해 구분된 신호는 그 결과가 유사한 범위의 값을 나타냈다.

표 9는 추정된 모형의 계수 평균값들을 Left, Right step 조건으로 정리한 결과로서, 구분된 신호는 모형화 결과 유사한 범위의 계수 값을 나타냄을 알 수 있다.

표 9. Left, Right step구분에 따른 신호의 모형화 결과

보행 속도	Left / Right step	1차 계수	2차 계수	3차 계수
Fast	Lat_Left step	1.414	-0.359	-0.160
	Lat_Right step	1.555	-0.612	-0.052
	Ver_Left step	1.730	-0.903	0.052
	Ver_Right step	1.749	-0.879	0.063
Normal	Lat_Left step	1.433	-0.393	-0.147
	Lat_Right step	1.440	-0.387	-0.154
	Ver_Left step	1.674	-0.730	-0.024
	Ver_Right step	1.759	-0.839	0.070
Slow	Lat_Left step	1.398	-0.355	-0.140
	Lat_Right step	1.500	-0.509	-0.079
	Ver_Left step	1.677	-0.777	0.031
	Ver_Right step	1.653	-0.754	0.010

이는 보행 신호가 Left, Right step에 관계없이 유사한 형태를 보임을 의미한다. 다음 그림 20, 21은 보행속도와 가속도계의 축방향이 같은 조건하에서 Left step과 Right step 신호의 예를 보여주고 있다.

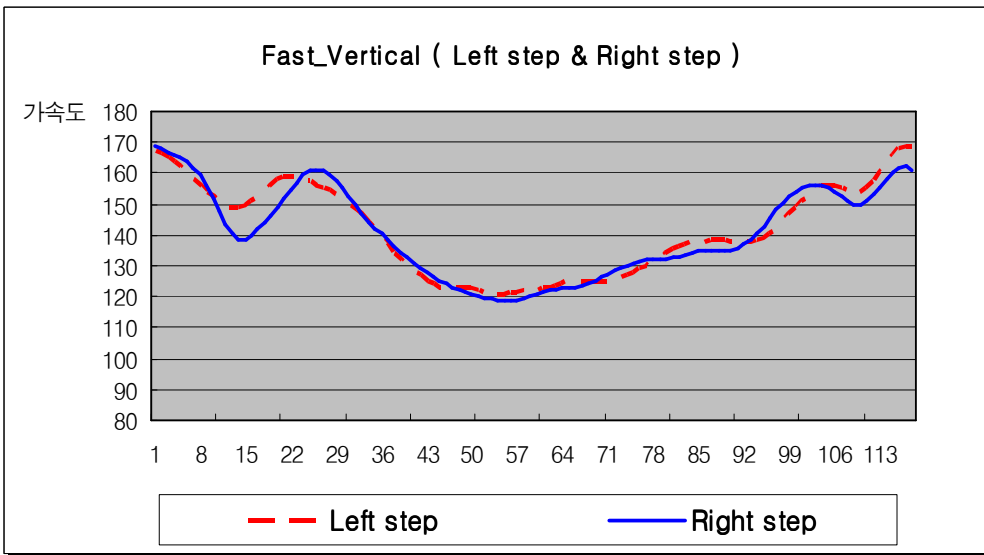


그림 20. Left step과 Right step 신호의 예 (Fast-Ver.)

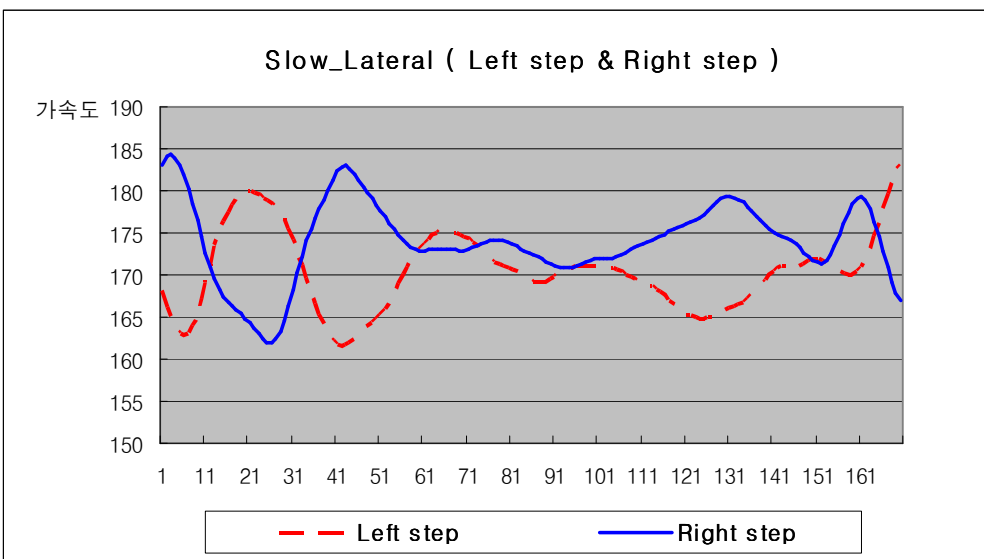


그림 21. Left step과 Right step 신호의 예 (Slow-Lat.)

그림 20은 빠른 보행 시 상하방향의 가속도값에 대한 Left step과 Right step 신호 보여주고 있다. 그림에서, Left, Right step의 구분과 관계없이 신호형태는 유사함을 알 수 있다. 모형화 결과, Left step과 Right step 신호에 대해 모형의 계수는 유사한 값을 보이는데, 이는 신호의 모형화 된 결과가 원 신호 형태특징을 잘 표현해 낼 수 있음을 의미한다. 그림 21은 느린 보행 시 좌우방향의 가속도값에 대한 Left step과 Right step신호인데, 이때의 Left step과 Right step신호 또한 마찬가지로 좌우방향에 대해서도 신호형태가 측대칭으로 유사한 형태를 보임을 알 수 있다.

6.5 가속도계의 축 방향별 모형의 차이

가속도 신호의 축 방향에 따른 모형화 결과는 다음 표 10과 같다

표 10. 가속도 신호의 축 방향별 신호의 모형화 결과

보행 속도	가속도 방향	1차 계수	2차 계수	3차 계수
Fast	Lateral_Left	1.414	-0.359	-0.160
	Vertical_Left	1.730	-0.903	0.052
	Lateral_Right	1.555	-0.612	-0.052
	Vertical_Right	1.749	-0.879	0.063
Normal	Lateral_Left	1.433	-0.393	-0.147
	Vertical_Left	1.674	-0.730	-0.024
	Lateral_Right	1.440	-0.387	-0.154
	Vertical_Right	1.759	-0.839	0.070
Slow	Lateral_Left	1.398	-0.355	-0.140
	Vertical_Left	1.677	-0.777	0.031
	Lateral_Right	1.500	-0.509	-0.079
	Vertical_Right	1.653	-0.754	0.010

보행 가속도 신호의 축 방향별 모형화 결과, 각각의 계수는 축방향에 따라 많은 차이가 있음을 확인했다. 1차, 3차 계수는 좌우방향(Lateral)신호가 상하(Vertical)방향 신호에 비해 비교적 작은 값을 갖는다. 2차 계수에서는 반대로, 좌우방향의 신호의 모형화 결과가 높은 값을 보였다. 이러한 계수별 차이는 모형화 대상인 축별 가속도 데이터의 형태가 다름을 나타내며, 위의 그림 21과 23에서 실제 모형의 차이를 확인할 수 있다. 신호의 모형화 된 결과가 원 신호 형태특징을 잘 표현해 낼 수 있음을 다시 확인할 수 있었다.

그림 22 - 그림 24은 전체 데이터에 대한 다양한 조건별 모형화 결과를 나타낸다.

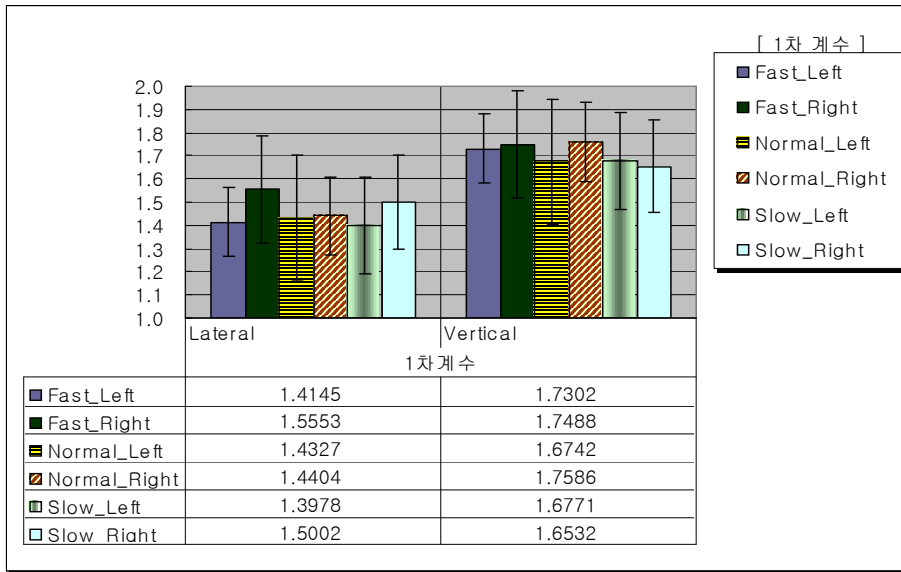


그림 22. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 1차 계수의 평균과 표준편차

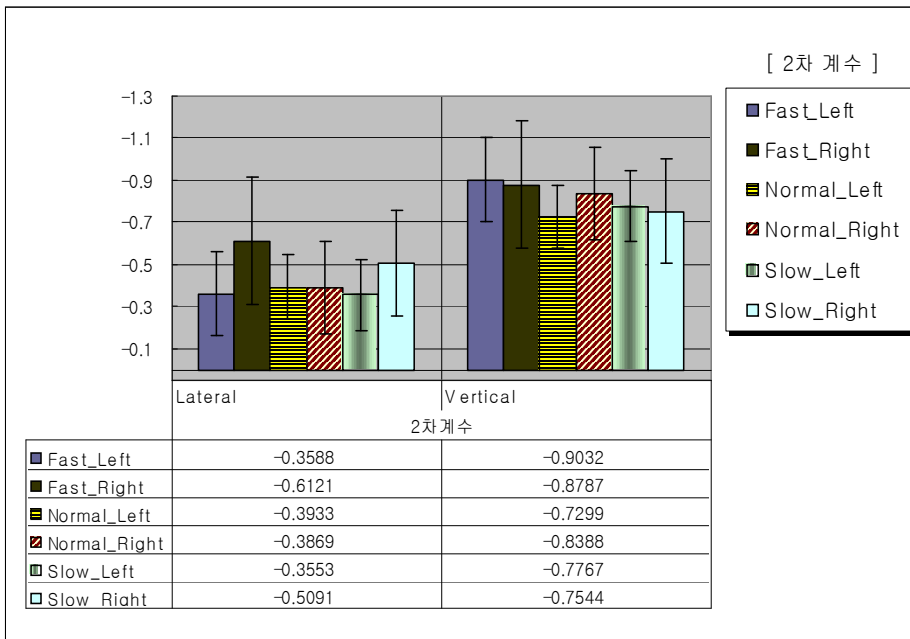


그림 23. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 2차 계수의 평균과 표준편차

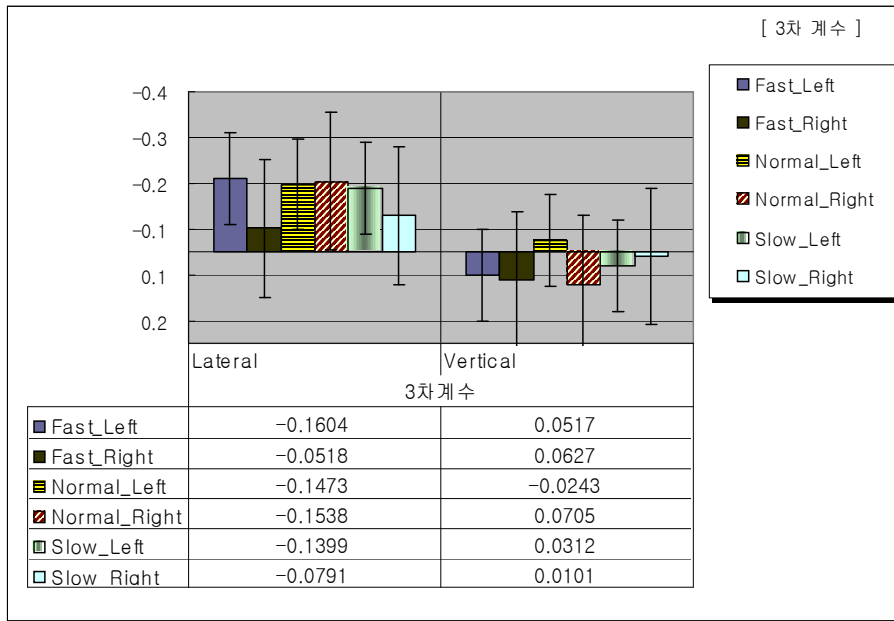


그림 24. 각 조건별 데이터에 대한 AR(3) 모형의 3차 계수의 평균과 표준편차

그림 22은 각 조건별 데이터의 모형화 결과 얻어진 1차 계수들을, 그림 23과 그림 24은 2차, 3차 계수들의 평균과 표준 편차값을 나타낸다. 각각의 그래프를 통해 가속도 축 방향(수직 방향가속도 신호, 좌우방향 가속도 신호)에 따라서 모형에서의 계수값의 큰 차이를 확인했다. 그 외의 조건들(보행속도와 Left,Right step 구분)에 따라 모형화 결과는 큰 차이를 보이지 않았다. 이는 원래의 보행신호 형태가 보행속도와 Left, Right step에 따라 큰 차이가 없는 대신, 체중심에서 상하방향과 좌우방향에서는 큰 차이가 있다는 사실과 일치한다. 이러한 결과를 통해 보행 가속도데이터를 시계열분석방법을 이용하여 정량적으로 모형화 할 수 있음을 확인했고, 모형화의 결과로 얻어진 계수들을 이용하여 보행신호의 분석 및 평가에 활용할 수 있는 가능성을 제시하였다.

제 7 장 결 론

본 연구에서는 정상 보행 가속도 신호를 시계열 분석 방법을 이용해 모형화하였다. 이를 위해 보행 가속도 신호를 측정할 수 있는 휴대용 무선 가속도 측정 시스템을 이용하여 정상인 24명의 보행 가속도 신호를 획득하였다. 획득된 데이터는 시계열 분석을 위해 뒤꿈치 접지기를 기준으로 보(step)길이의 데이터로 구분되었다. 구분된 보별 데이터들은 보행 속도(빠름, 보통, 느림), 가속도 축 방향(상하방향, 좌우방향), Left와 Right step 구간의 3가지 조건들에 의해 12그룹으로 재분류되었다. 모형화 단계에서 각각의 데이터들에 대한 최적의 모형을 찾고, 그 결과 얻어진 계수들의 그룹별 평균값을 비교함으로써 각 그룹의 신호 형태 차이를 객관적으로 평가하였다.

위의 모든 과정을 통하여 구한 결과를 토대로 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 보행 가속도데이터는 시간에 따른 변화를 가지는 시계열적 특성을 지니며, 이를 이용하여 시계열 분석방법을 통한 모형화 가능성을 확인했다.
- (2) 보(step)별 가속도 신호의 모형식별 결과, 1차 차분된 3차의 자기회귀모형 (AR(3))이 가장 잘 표현됨을 알 수 있었다.
- (3) 보행속도와 가속도 축방향, Left step과 Right step구분에 의한 그룹 내에서는 모형들은 유사한 계수범위를 나타내는 것을 알 수 있었다.
- (4) 모형화 결과로 얻은 계수들을 이용하여 보행신호의 형태적 차이를 정량적으로 분석할 수 있었다.
- (5) 보행 속도의 변화에 따라 가속도 신호형태의 변화가 작음을 모형화를 통해 확인 가능하였고, Left_step과 Right_step구간의 보행 가속도 신호형태가 유사함을 계수값을 통해 정량적으로 확인할 수 있었다.

- (6) 가속도 신호 모형화 결과를 통해, 동일 구간에 대하여 체중심에서 얻어진 수직방향과 좌우방향의 가속도 신호의 차이를 정량적으로 확인하였다.
- (5) 본 연구를 통해 설계한 휴대용 무선 가속도 측정 시스템의 유용성을 확인할 수 있었고, 가속도 신호 분석을 위해 시계열 분석방법을 이용한 모형화 결과가 효과적임을 확인하였다.

향후, 보행능력에 차이를 보이는 편마비환자등의 보행 가속도 신호에 대해, 시계열 분석을 통한 결과를 본 논문에서 얻어진 정상인의 결과와 비교 분석 함으로써, 보행능력 평가를 위한 새로운 지표로의 활용이 기대된다. 또한 추정된 계수와 최적차수 값들의 인자를 추가적인 분류방법의 입력으로 활용함으로써 모형화를 통한 신호 분류 및 특정 신호 검출이 가능하리라 예상된다. 이를 위해 다양한 조건의 추가적인 데이터 획득이 필요하며, 보행 가속도 신호에 대한 모형의 대표성을 높이기 위해 획득된 데이터에 대한 다양한 모형에의 적용연구가 진행되어야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] Masaki Sekine, Yoshiyuki Abe, Mitsuyoshi Sekimoto, Yuji Higashi, Toshiro Fujimoto, Toshiyo Tamura, Yasuhiro Fukui, "Assessment of gait parameter in hemiplegic patients by accelerometry", Proceedings of the 22nd Annual EMBS International Conference, pp. 1879-1882, 2000
- [2] Esquenazi A., Talaty M., "Gait analysis: Technology and clinical applications", Physical Medicine & Rehabilitation, R.L. Braddom, Editor, Saunders: Philadelphia. pp. 93-108, 2000
- [3] Whittle, M. W., "Gait Analysis : An Introduction", Butterworth Heinemann, 3rd ed.
- [4] Medved, Vladimir., "Measurement of Human Locomotion", CRC Press LLC, 2001
- [5] R. Moe-Nilssen, "A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions. Part 1: The instrument", Clin Biomech, Vol. 13, pp. 320-327, 1998
- [6] R. Moe-Nilssen, "A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions. Part 2: Gait analysis", Clin Biomech, Vol. 13, pp. 328-335, 1998
- [7] Marius Henriksen, H. Lund, R. Moe-Nilssen, H. Bliddal, B. Danneskiold-Samsøe, "Test-retest reliability of trunk accelerometric gait analysis", Gait & Posture, in press, 2003
- [8] Evans, A.L., Duncan, G., Gilchrist, W., "Recording accelerations in body movements", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 29, pp. 102-104, 1991
- [9] Auvinet, B., Chaleil, D., Barrey, E., "Accelerometric gait analysis for use in hospital outpatients", Revue du Rhumatisme, Vol. 66, pp. 389-397, 1999

- [10] Bernard Auvinet, Gilles Berrut, Claude Touzard, Laurent Moutel, Nadine Collet, Denis Chaleil, Eric Barrey, "Reference data for normal subjects obtained with an accelerometric device", *Gait & Posture*, Vol. 16, pp. 124-134, 2002
- [11] Masaki Sekine, Toshiyo Tamura, Mitsuhiro Ogawa, Tatsue Togawa, Yasuhiro Fukui, "Classification of acceleration waveform in a continuous walking record", *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 20, No. 3, pp.1523-1524, 1998
- [12] Masaki Sekine, Toshiyo Tamura, Toshiro Fujimoto, Yasuhiro Fukui, "Classification of Walking pattern using acceleration waveform in elderly people", *Proceedings of the 22nd Annual EMBS International Conference*, pp. 1356-1359, 2000
- [13] Masaki Sekine, Toshiro Fujimoto, "Discrimination of Walking Patterns Using Wavelet-Based Fractal Analysis", *Transactions on Neural System & Rehabilitation Engineering*, Vol. 10, pp. 188-196, Sep., 2002
- [14] 한중희, 이원진, 안태범, 전범석, 박광석, "Gait analysis for freezing detection in patients with movement disorder Using three dimensional acceleration system, 제 22회 대한의용생체공학회 춘계학술대회, pp592-594, 2003
- [15] Masaki Sekine, Yoshiyuki Abe, Mitsuyoshi Sekimoto, "Assessment of gait para in hemiplegic patients by accelerometry, *Proceedings of the 22nd Annual EMBS International Conference*, pp. 1879-1882, 2000
- [16] M. Akay, M. Sekine, T. Tamura, Y. Higashi, T. Fujimoto, "Unconstrained Monitoring of Body Motion During Walking", *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, May/June, pp104-109, 2003
- [17] Rolf Moe-Nilssen, Jorunn L. Helbostad, "Estimation of gait cycle characteristics by trunk acelerometry", *Journal of Biomechanics*, Vol. 37, pp. 121-126, 2004

- [18] V. Di Virgilio, R. Barbieri, L. Mainardi, S. Strano and S. Cerutti, "A multivariate time-variant AR method for the analysis of heart rate and arterial blood pressure", *Medical Engineering & Physics*, Vol. 19, pp. 109-124, 1997
- [19] N. Srinivasan, D. F. Ge, S. M. Krishnan, "Autoregressive modeling and classification of cardiac arrhythmias", *Proceedings of the Second Joint EMBS/BMES Conference Houston*, pp.1405-1406, 2002
- [20] Dingfei Ge, Zhegen Zhang, "Pattern recognition of cardiac arrhythmias based on multivariate autoregressive modeling", *ICASSP 2004*, pp. 605-608, 2004
- [21] Joseph S. Paul, M.R.S. Reddy, V. Jagadeesh Kumar, "Automatic detection of PVC's using Autoregressive models", *Proceedings of the 19th Annual International Conference-IEEE/EMBS*, pp. 68-71, 1997
- [22] 임성식, 김진호, 김치용, "EEG신호의 시계열분석에 의한 쾌, 불쾌 감성분류에 관한 연구", *Journal of the Ergonomics Society of Korea*, Vol. 17, No. 1, pp. 67-77, 1998
- [23] 김진호, 이현우, 임성식, 황미철, "SAS패키지를 이용한 EEG신호 시계열분석 시스템", *Journal of the Ergonomics Society of Korea*, Vol. 2, No. 1, pp. 53-60, 1999
- [24] Maiorescu V.A., Serban M., Lazar A.M., "Classification of EEG signals represented by AR models for cognitive tasks - a neural network based method, SCS(Signals, Circuits and Systems) 2003. International Symposium , Vol. 2, pp. 441 - 444, 2003
- [25] Tsuruoka M., Shibasaki R. Yasuoka. Y., Tsuruoka Y., Murai S., "Analysis of impulse response on walking stability by a synchronized system of two accelerometers", *Proceedings of Computer-Based Medical Systems 2001-14th IEEE Symposium*, pp. 348 - 353, 2001
- [26] Tsuruoka M., Shibasaki R. Yasuoka. Y., Tsuruoka Y., Murai S., "Analysis

of impulse response on walking stability using Accelerometers",
Proceeding of the 26th Annual International Conference of the IEEE
EMBS, pp. 4924-4927, 2004

[27] 최병선, "단변량 시계열 분석", 世經社, 2001

[28] 손영숙, 조신섭, "시계열 분석", 栗谷出版社, 1999

[29] D. Villanueva, A. Trujillo, E. Fermon, E. Cardiel, Pablo-Ro. Hedz, "Method
for monitoring acceleration of the trunk during gait", Proceedings of the
Second Joint EMBS/BMES Conference, pp. 1758-1759, 2002

[30] 신기일, "시계열 분석", 敎友社, 2002

ABSTRACT

Modeling of Normal Gait Acceleration Signal Using a Time Series Analysis Method

Lim, Ye Taek

Dept. of Biomedical Engineering

The Graduate School

Yonsei University

In this paper, we analyzed normal gait acceleration signal by time series analysis methods. Accelerations were measured during walking using a biaxial accelerometer. The portable acceleration data acquisition system consists of a biaxial accelerometer, amplifiers, lowpass filter with cut-off frequency of 16Hz, one-chip micro controller and RF (TX/RX) module. Acceleration data were acquired from normal subjects(23 men and one woman) walked on a level corridor of 20m in length in three different walking speeds. Acceleration signals were measured at a sampling frequency of 60Hz from a biaxial accelerometer mounted between L3 and L4 intervertebral area. Each step signal was analyzed using Box-Jenkins method. Almost normal step signals were modeled to ARI(3,1) and the model didn't show difference with walking speed. But, the model showed difference with direction of signal -vertical, lateral. Based on above results, it showed the

possibilities that the proposed model could be applied to gait analysis.

Key words : Gait analysis, Accelerometer, Time series analysis, ARMA