

논문 2009-46CI-6-2

가중연관규칙 탐사를 이용한 재활훈련운동과 근육 활성의 연관성 분석

(Analysis on Relation between Rehabilitation Training Movement and
Muscle Activation using Weighted Association Rule Discovery)

이 아 름*, 박 용 군**, 권 대 규***, 김 정 자****

(Ah Reum Lee, Youn Jun Piao, Tae Kyu Kwon, and Jung Ja Kim)

요 약

효과적인 재활 시스템을 구상하는데 있어서 훈련 데이터의 정교한 분석은 다음 단계 훈련을 위한 피드백 자료로서 매우 중요하다. 현재 다양한 생체 역학적 실험을 통해 인간의 운동 능력을 평가하고 이로부터 생성된 데이터의 분석을 위한 객관적이고 신뢰성 있는 연구결과들이 발표되고 있다. 그러나 대부분의 기존 연구들은 기초 통계적인 방법에 근거한 정량분석만을 수행함으로써, 획득된 정보를 임상에 적용 하는데 있어서는 충분한 신뢰성을 보장할 수 없다. 데이터마이닝은 대용량 데이터에 들어있는 숨겨진 규칙과 패턴을 탐사함으로써 임상 데이터에 숨어있는 의미 있는 정보추출에 성공적으로 사용되고 있으며, 특히 임상 연구 분야 에서는 훌륭한 의사 결정 지원 시스템으로서 점점 그 사용이 증가되고 있다. 본 연구에서는 신뢰성 있는 자세 제어 능력(Postural control ability) 평가를 위해서 측정된 훈련 데이터에 가중연관규칙 탐사를 적용하여 자세 훈련 유형에 따른 근육 활성 패턴과의 연관성을 분석, 효율적인 재활 훈련 규칙을 탐사하였다. 탐사된 규칙은 재활 및 임상 전문가의 사결정에 더욱 정성적이고 유용한 선행적 지식으로 사용 될 수 있으며, 이를 근거로 환자 맞춤형 최적의 재활 훈련 모델을 구상하기 위한 지표로서 사용될 수 있다.

Abstract

The precise analysis of exercise data for designing an effective rehabilitation system is very important as a feedback for planing the next exercising step. Many subjective and reliable research outcomes that were obtained by analysis and evaluation for the human motor ability by various methods of biomechanical experiments have been introduced. Most of them include quantitative analysis based on basic statistical methods, which are not practical enough for application to real clinical problems. In this situation, data mining technology can be a promising approach for clinical decision support system by discovering meaningful hidden rules and patterns from large volume of data obtained from the problem domain. In this research, in order to find relational rules between posture training type and muscle activation pattern, we investigated an application of the WAR(Weighted Association Rule) to the biomechanical data obtained mainly for evaluation of postural control ability. The discovered rules can be used as a quantitative prior knowledge for expert's decision making for rehabilitation plan. The discovered rules can be used as a more qualitative and useful priori knowledge for the rehabilitation and clinical expert's decision-making, and as a index for planning an optimal rehabilitation exercise model for a patient.

Keywords : Data mining, Weighted association rule discovery, Postral control, Rehabilitation training

* 정회원, 전북대학교 헬스케어공학과

(Department of Healthcare Engineering, Graduate School, Chonbuk National University)

** 정회원, 전북대학교 자동차부품 금형 기술혁신센터연구원

(Chonbuk National Universtiy Automobile parts & mold technology Innovation Center, CATIC)

*** 정회원, 헬스케어기술개발사업단 (Center for healthcare technology development)

**** 정회원-교신저자, 전북대학교 바이오메디컬공학부

(Division of Biomedical Engineering, Chonbuk National University)

※ 이 논문은 2008년 (교육과학기술부)의 재원으로 한국 학술진흥 재단의 지원을 받아 수행된 연구임.(KRF-2008-331-D00764)

※ 논문의 모든 교신은 jungjakim@jbnu.ac.kr로 하여야함.

접수일자: 2009년9월28일, 수정완료일: 2009년11월2일

I. 서 론

재활훈련 과정동안 발생한 데이터들을 측정·평가·분석하는 프로그램들이 탑재된 인간의 운동 분석(motor analysis)을 위한 다양한 장비들이 사용 및 제안되고 있으나, 대부분 생체 역학이나 통계적 방법에 근거한 간단한 정량분석(quantitative analysis)만을 수행하는 실정이다. 이는 신체적 특성의 개인 차이 또는 훈련 장비의 다양한 특성들을 설명하는데 있어 정성적인(qualitative) 해설을 제공하지 못함으로 인하여 획득된 정보를 임상에 적용하기에는 신뢰성 문제가 야기되며, 이로 인해 치료 과정이나 재활 훈련의 효율성을 저하시키는 요인이 될 수 있다. 즉, 장비의 특성 및 근육과 신경의 연관성 등과 같이 데이터의 측정 및 실험 결과에 영향을 미치는 요인들의 다양한 상호 연관성을 분석 파악하는 것은 치료 효과를 극대화 시킬 수 있는 아주 중요한 과정임에도 불구하고, 기존의 대부분의 연구에서는 실험 가설에 대한 결과의 유의성 검증만을 통하여 단순한 연관성을 파악하는 정도의 연구가 대부분이다. 따라서 재활 운동의 효과를 극대화 할 수 있는 최적의 훈련 프로그램을 수립하기 위해서는 특정 재활 운동에 영향을 미치는 다양한 요소들의 상호 연관성을 종합적이고 분석적으로 제공할 수 있도록, 훈련 관련 데이터의 지능적인 분석 방법론에 대한 연구가 필요하다.

데이터마이닝에서 연구된 연관규칙 탐사(Association Rule Discovery)란 데이터베이스 내의 트랜잭션(사건) 중 동시에 발생하는 항목들의 연관성을 규칙의 형태로 표현한 것으로, 특정 사건이 발생하면 동시에 혹은 일정한 시간 간격 사이에 다른 사건이 일어나는 관련성을 의미한다. '전제부' X에 해당하는 조건 항목이 '결론부' Y에 해당하는 항목들을 야기(발생)한다고 탐사되어 나타난 연관 규칙은 『R : X ⇒ Y』로 표현된다. 예를 들어 슈퍼마켓 판매 데이터베이스를 데이터마이닝 한 '장바구니 분석(basket analysis)'에서 『빵 ⇒ 우유, 치즈, 햄(지지도: 70%, 신뢰도: 90%)』라는 규칙이 탐사되었다면 '빵을 구입하면(조건부) 우유와 치즈, 햄을 같이 구입한다(결론부)'로 해석하는 것이다. 이때 규칙의 타당성에 대한 척도로서 '지지도(support)'와 '신뢰도(confidence)'가 적용되는데 지지도는 전체 항목 중에 연관 규칙 『R : X ⇒ Y』를 지지하는 비율을 의미하며, 신뢰도는 'X의 모든 항목을 포함하고 있는 트랜잭션의 개수에 대하여 Y 또한 포함하는 트랜잭션의 비율'

을 의미한다. 즉 지지도가 높을수록 탐사된 규칙이 여러 개의 트랜잭션에서 빈발하게 발생했다는 것을 의미하며 이 값은 그 규칙이 전체 데이터베이스 내에서 얼마만큼 중요한지를 나타낸다. 또한 신뢰도가 높다는 것은 일정 지지도 이상의 탐사된 규칙 내에서 규칙의 전체부를 구성하는 아이템이 나머지 항목들과 얼마만큼의 연관성을 나타내는가를 의미한다. 위 탐사된 규칙의 경우 지지도가 70% 라는 것은 판매 데이터베이스 내의 고객 구매 내역 중 빵, 우유, 치즈, 햄이 동시에 팔려나가는 경우가 70%를 차지하고, 신뢰도가 90%라는 것은 빵을 구입할 때 우유, 와 치즈, 햄을 같이 구입하는 경우가 90%를 차지한다는 것을 의미한다. 이와 같이 연관규칙 탐사가 갖는 의미는 동시에 발생하는 여러 아이템들을 탐사된 규칙의 집합으로 나타냄으로써 데이터들의 상호 연관성들을 쉽게 파악할 수 있는 '정성적인 의미'와 탐사된 규칙에 대하여 지지도와 신뢰도 척도로서 '정량적 의미'를 동시에 해석할 수 있다는 데 있다^[1~2].

가중 연관규칙(Weighted Association Rule) 탐사는 규칙을 구성하는 임의의 아이템들이 다른 아이템에 비해 더 중요하다(significant)면 이에 가중치를 부여하여 규칙으로서 탐사한다는 차이점을 지니고 있다. 즉, 아이템 그룹별 특성이나 각 아이템들의 상대적 가치를 고려함으로써 기존 연관규칙 탐사에 비해 더욱 의미적으로 정교한 분석을 가능하게 하는 장점이 있다^[3~4]. 예를 들어 『빵⇒우유, 치즈, 햄』 규칙의 경우 연관규칙에서는 각 아이템(빵, 우유, 치즈, 햄)들이 갖는 중요도를 똑같이 보고 규칙으로 탐사하는 반면, 가중 연관규칙 탐사에서는 판매자의 입장에서 치즈가 많이 팔리는 게 수익률이 좋다면 치즈에 상대적 가중치를 높게 주고 규칙을 탐사하는 것이다. 따라서 기존의 탐사 방법에 정의된 다양한 통계적 인자들에 대한 연산방법은 재 정의되어야 할 것이다^[4~5].

임상 데이터 마이닝 및 지능학습 방법론에 대한 연구는 Vannozi, Tomoaki Imamura 등이 최근 들어 시작되고 있지만^[6~7], 재활 운동에 영향을 미치는 다양한 요소들의 상호 연관성을 분석한 연구는 아직 시도된 바가 없다. 이에 본 논문에서는 불안정관을 이용한 자세 균형 훈련 시스템에서 수집된 운동 데이터를 대상으로 아이템 그룹별 가중 연관규칙 탐사 방법을 적용하였다. 먼저 피험자의 특정 재활 훈련에 영향을 미치는 근육들의 활성 특성을 찾고, 특정 패턴의 재활 훈련과 근육 활성에 대한 연관성을 탐사, 효과적인 재활 훈련패턴(훈

련규칙)을 생성하였다. 탐사된 규칙은 자세 균형을 위한 재활 훈련 시스템을 구상하는데 있어서, 재활 및 임상 전문가의 의사결정에 더욱 정성적이고 유용한 선험적 지식으로 사용될 수 있으며, 이를 근거로 환자 맞춤형 최적의 재활 훈련 모델을 구상하기 위한 지표로서 사용될 수 있다. 또한 본 연구에 적용된 아이템 그룹별 가중 연관 규칙 탐사 방법론은 여타의 의학 및 임상 분야 데이터의 연관분석에 적용가능하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. I 장의 서론에 이어 II 장에서는 자세균형재활 시스템측면에서 제어, 측정, 훈련, 평가와 대한 연구와 임상 데이터 마이닝을 비롯한 지능적 분석 방법론에 대한 연구 사례들을 소개하고, 선행연구로 수행되었던 상이한 특성을 갖는 아이템 그룹별 가중 연관 규칙 방법론에 대하여 설명하였다. III 장에서는 본 실험실에서 제작된 자세균형훈련시스템과 실험 방법들을 설명하고, 가중연관규칙탐사 결과를 토대로 재활 훈련 데이터를 분석하였다. IV 장에서 결론과 향후 계획을 설명한다.

II. 본 론

1. 관련연구

인간이 균형 감각을 유지하는 능력을 갖추기 위해서는 시각(visual), 체성감각(somato sensory), 전정감각(vestibular sensory) 기능 중 적어도 두 가지 기능이 적용되어야 하며, 1990년대 후반부터 세 가지 감각을 자극하는 감각 입력과 자세 균형 응답의 상관성에 관한 연구들이 시행되었고, 주로 시각과 전정 감각을 대상으로 한 연구가 주류를 이룬다. 자세 균형 제어의 기능에 대한 연구 분야에서는 F. B. Horak의 경우 주로 힘판(force plate)을 이용하여 특정 감각을 요구하는 시스템으로부터의 입력을 제한하거나 외력에 의해 평형을 방해 또는 바이오피드백 훈련을 하게 한 후, 직립 자세에서의 신체 전이, 압력 중심(center of pressure: COP), 자세 유지 시 작용하는 근육의 활동전위 등을 측정하여 균형능력을 평가하였으나 고정된 지지 면에서 단순한 자세동요만을 측정하는 것은 일차원적인 평가이기 때문에 자세조절을 양적 질적으로 평가하는 데는 부족하다고 하였다^[8-9]. Shumway-Cook 등과 Lehmann 등은 힘판을 이용한 COP의 변화를 뇌기능 장애 환자에게 바이오피드백으로 활용한 결과, 자세 안정 및 보행 능력 향상에 큰 효과가 있음을 입증하였다^[10-11]. D. A. C.

M. Commissaris 등은 발판을 좌우, 앞뒤 방향으로 움직였을 때의 동적 자세 균형 조절을 규명하였으며^[12], Howard는 관절 인지각각과 불안정 발판에서의 정적균형능력과 동적균형능력간의 상관성이 높다고 보고하였다^[13].

자세균형제어에 관한 임상적 평가방법 분야에서는 외이도(external auditory meatus)에 온도자극을 가하여 안구운동을 육안으로 관찰하는 냉온검사(caloric test), 체위계(posturography) 및 누공시험(fistula test) 등이 1984년 Ruskin 등에 의하여 제시된 이래 많은 평가방법이 제안되었는데 이는 너무 단편적이고, 전정기능의 정량적인 평가가 불가능하다는 단점을 내포하고 있다^[14].

근래 예측의학에 대한 관심이 증가하면서 임상 정보학(Clinical informatics) 및 의료정보학(Medical Informatics) 분야에 지능적 데이터 분석 방법론에 대한 연구들이 최근 들어 시작되고 있다. G. Vannozzi는 노인들의 운동 능력 평가(Motor ability assessment)에 있어서 임상 테스트 결과와 생체 역학 실험 결과를 병합한 데이터에 데이터 마이닝을 적용하여 노인들의 운동 능력에 대한 주요 정보를 추출하는 연구를 수행하였고^[15], J.J. Berman 과 Tomoaki Imamura는 환자 데이터 베이스로부터 질병 진단에 중요한 영향을 미치는 정보를 도출하는 연구를 수행하였다^[16-17]. Wu는 self-origination competing 신경망을 사용하여 침 전극 EMG 신호상의 MUAP를 분해하는 기법을 개발 하였고^[18], Zennaro는 웨이블릿 기반 계층적 클러스터 분석 알고리즘을 사용하여 다채널 긴 시간동안의 EMG 신호에 대한 분해 소프트웨어를 개발하여, 건강한 사람의 MU 방출 패턴을 연구하였다^[19]. C. D. Katsis는 MUAPs에 대해 SVM(support vector machines)을 사용한 분류 결과를 보고하였으며^[20], Siegbert는 자세 균형 이상에 대한 진단을 위해 Artificial Neural Network을 사용하여 보행이상패턴을 식별하는 연구를 수행하였고^[21], Michael E는 보행 패턴과 동적 자세 균형 제어에 대한 사상 관계를 Artificial Neural Network을 사용하여 모델링하고 그 모델의 타당성을 평가한 연구를 수행하였다^[22].

2. 가중 연관 규칙

가. 연관규칙

데이터 마이닝(Data Mining)은 대용량의 데이터베이스

스에서 숨겨진 규칙(rules)이나 패턴(patterns)을 탐사함으로써 이로부터 새로운 지식(knowledge)을 발견하기 위한 데이터 분석 방법으로서, 최근 다양한 데이터 마이닝 방법들을 응용하여 임상 의료 데이터 분석에 적용하고 있는 추세이다^[6-7]. 데이터 마이닝에서 연구된 연관규칙 탐사(Association Rule Discovery) 방법은 질병의 진단이나 예측에 관련된 중요한 정보를 탐사하는데 많은 잠재성을 가지고 있다^[7-8]. 특히 연관규칙 탐사는 유익한 정보를 제공해주는 속성들의 쌍을 비 제한적인 집합 내에서 찾으려고 했을 때 매우 적합한 방법론이다. 연관규칙 탐사의 의미는 동시에 발생하는 여러 아이템들을 규칙의 집합으로 찾아냄으로써 한꺼번에 데이터들의 연관성들을 상호 분석해내는데 강점이 있다. 연관규칙의 정의는 다음과 같다.

- 연관 규칙(Association Rule) : n개의 아이템들의 집합으로 구성되는 아이템 영역은 $I = \{item-1, item-2, \dots, item-n\}$ 로 주어지고, I는 트랜잭션(T)의 부분집합으로 정의되며, 데이터 집합 X와 Y는 트랜잭션(T)의 집합으로 정의 되었을 때, 아이템들 간의 연관 규칙 ($X \Rightarrow Y$)는 $\{item-11, item-12, \dots, item-1m\} \Rightarrow \{item-21, item-22, \dots, item-2k\}$ 로 정의한다. 의미적으로는 ‘item-11, item-12, ... , item-1m이 발생하면 item-21, item-22, ... , item-2k이 발생 한다’ 이며, 아이템 집합의 지지도가 미리 지정한 ‘최소 지지도(minimum support)’ 보다 크거나 같으면 그 아이템집합은 ‘빈발하다(frequent)’고 하며, 연관규칙의 조건부(X)와 결론부(Y)는 빈발한 집합으로만 구성됨을 의미한다^[1, 23].

조건부와 결론부에 의하여 형성된 규칙이 주어진 데이터베이스 즉, 대상 범주(Domain) 내에서의 타당성(Acceptability)에 대한 척도로서 ‘지지도(support)’와 ‘신뢰도(confidence)’가 적용된다. 지지도 $s(X \Rightarrow Y)$ 는 전체 항목 중에 연관 규칙 『R : $X \Rightarrow Y$ 』이 얼마나 빈번하게 발생하였는가를 나타내는 것으로 ‘X의 모든 항목을 포함하고 있는 트랜잭션의 개수에 대하여 Y 또한 포함하는 트랜잭션의 비율’을 의미하며, 다음의 식(1)과 같이 정의된다.

$$s(X \Rightarrow Y) = P(X \cup Y) \tag{1}$$

또한 신뢰도 $c(X \Rightarrow Y)$ 가 높다는 것은 일정 지지도

이상으로 탐사된 규칙에 대하여 규칙의 전제부(X)를 구성하는 아이템이 나머지 항목들과 얼마만큼의 연관성을 나타내는가를 의미하는 것으로, 다음 식 (2)와 같이 정의된다.

$$c(X \Rightarrow Y) = \frac{s(X \Rightarrow Y)}{s(X)} = \frac{P(X \cup Y)}{P(Y)} \tag{2}$$

- 연관규칙 탐사 알고리즘 : 연관 규칙을 탐사하는 과정은 두 단계로 구성되는데, 단계 1에서는 규칙을 구성하기 위한 빈발 항목 집합들(frequent item set)을 찾아내는 과정이다. 항목들의 전체 집합 I의 부분집합이면서 몇 개의 항목들로 구성된 항목들의 모임을 항목집합이라 할 때, 미리 정의된 최소 지지도(Smin)이상의 트랜잭션 지지도를 가지는 항목들의 집합이 빈발 항목 집합으로 선정된다. 단계 2에서는 연관 규칙을 생성하기 위하여 1단계에서 선정된 빈발 항목집합을 사용하여 모든 빈발 항목집합 f에 대해서 f의 공집합이 아닌 부분집합들을 데이터베이스로부터 찾는다. 각각의 그러한 부분집합 a에 대하여 support(a)에 대한 support(F)의 비율이 최소 신뢰도(Cmin)이상이면, 즉

$$\frac{\text{support}(f)}{\text{support}(a)} \geq Cmin$$

이면 $a \Rightarrow (f-a)$ 의 형태의 규칙을 생성한다. 이 과정은 단계마다 데이터베이스를 Search하여 위 조건을 만족하는 부분집합(규칙집합)이 공집합(Null) 될 때까지 반복된다.

나. 아이템 그룹별 가중 연관규칙

전통적인 연관규칙 탐사의 경우 데이터베이스의 각 트랜잭션을 구성하는 데이터 아이템들은 같은 특성의 항목으로 구성되어있다 간주한다. 반면 가중 연관규칙 탐사는 규칙을 구성하는 임의의 아이템들이 다른 아이템에 비해 더 중요하다면 이에 가중치를 부여하여 규칙으로서 탐사한다는 차이점을 지니고 있다^[5]. 가중연관규칙 탐사에서 각 데이터 아이템들에 대해 상대적인 가중치를 부여할 때 유사한 특성을 지닌 하나 이상의 데이터 아이템들은 하나의 그룹으로 정의할 수 있고, 각 그룹화 된 항목들의 상대적 중요도는 각 그룹에서 독립적으로 측정되어야 한다. 즉, T는 트랜잭션의 집합인 데이터베이스이고 각 트랜잭션 T_i 은 $T_i \subseteq T$ ($1 < i < n$)를 만족하는 아이템의 집합으로 정의한다. $P(i) = \{P1, P$

```

ALGORITHM : Weighted Association Rule
Input : Transaction database T, minimum weighted support
(min_wsp)
L1 = {large 1-item set };
for(i = 2; Li-1 ≠ ∅ ; i++) do begin
  Ci = apriori-gen(Li-1); // New candidate generate//
  for all transaction t ∈ T do begin
    (SC, Ci) = computing(T, w);
    //the calculation of improved weighted factors//
    // SC : transaction number including given item//
    Ci = subset(Ci, t); // Candidates contained in t //
    for all transaction c ∈ Ci do
      c.count ++;
    end
    Li = {c ∈ Ci | c.count ≥ min_wsp}
  end
  Rules(SC, L) = LULi ;
end
    
```

그림 1. 가중 연관 규칙 알고리즘
 Fig. 1. Algorithm for Weighted Association Rule.

2, ..., P_n}(1 < i < n), Q(j)={Q₁, Q₂, ..., Q_n} (1 < j < m)는 데이터베이스 내 임의의 트랜잭션을 구성하는 임의의 아이템 그룹이고 P(i) 및 Q(j)는 서로 다른 특성을 갖는다고 가정한다. 이때 P(i) 및 Q(j)는 각 데이터 아이템공간이며, 이 아이템 집합은 다른 집합들에 대하여 상대적인 가중치를 갖는다.

본 연구에서 적용한 아이템 그룹별 가중 연관 규칙은 가중 연관 규칙을 구성하는 아이템들이 특성이 서로 다를 경우 이들을 아이템 특성에 따라 각 그룹으로 나누고 각 그룹에서 아이템별로 상대적 가중치를 부여하여 규칙을 탐사함으로써 일반 연관 규칙탐사에 비해 더욱 의미 있는 규칙의 탐사가 가능하다^[5]. 즉 가중치는 아이템들이 규칙이 적용될 영역(도메인, 분야)에서 얼마나 중요성을 나타내는가를 의미하는 것으로, 슈퍼마켓 판매 데이터의 경우 마켓의 수익에 미치는 영향이 어느 정도인가를 의미하며, 빈발하지 않더라도 중요도가 높으면 상대적 가중치가 높게 적용되어 규칙 형성에 적극 반영되게 한다. 그림 1은 가중 연관 규칙의 알고리즘을 간략하게 나타내고 있으며, 참고문헌 [4]에 자세히 나타나 있다.

III. 재활운동 데이터 수집 및 연관 규칙 탐사

1. 연관규칙 응용의 배경

앞 절에서 설명한 연관 규칙(Association Rule)의 특성을 본 연구에 응용 한다면 특정 재활 운동을 할 때 어떤 근육들(빈발항목집합)이 활성화 되는가를 탐사할

수 있으며, 이는 근육의 활성화에 영향을 미치는 임의의 요인들이 특정 운동(패턴)과의 상관관계(연관규칙)를 정형화된 재활 연관 규칙으로서 생성할 수 있다. 즉 다양한 실험을 통하여 계측된 다양한 요소는 규칙의 아이템이 되고 이들이 모여 하나의 트랜잭션 데이터베이스로 구성되며, 이로부터 {전후방향, Ankle 각도(70° ~ 110°), COP distance(±10)} ⇒ {비복근, 가자미근}라는 연관 규칙이 탐사되었다면, '전후방향운동으로 발목 각도 75°를 유지하여 COP 거리 10으로 운동을 하면, 비복근과 가자미근이 활성화 된다'는 운동과 근육활성 간의 연관성을 알 수 있는 것이다. 따라서, 측정된 다양한 운동 데이터로부터 근육활성의 패턴들이 규칙으로서 생성되고 이를 토대로 정상인과 환자 군을 판별할 수도 있고, 생성된 규칙에 근거하여 환자 맞춤형 다양한 운동(재활) 프로그램을 구상할 수 있을 것이다. 이때 생성된 규칙에 대한 정량적 파라미터로 나타나는 지지도와 신뢰도들은 탐사된 재활 운동 규칙이 특정 재활 훈련의 중요성과 신뢰도를 평가 할 수 있는 지표로 쓰일 수 있으며, 이 지표를 토대로 최적의 재활 훈련 모델을 구상 가능할 수도 있을 것이다.

본 장에서는 자세 균형을 위한 재활훈련 데이터를 모으는 과정을 설명하고, 이렇게 모아진 데이터에 연관 규칙을 적용하여 데이터 수집과정 동안 수행된 재활 훈련의 결과가 어떠한 근육들을 주로 자극하고 어떠한 근육들에 대한 재활 활성이 부족한가를 살펴볼 수 있는 방법을 고찰한다. 이러한 규칙 탐사 결과는 재활훈련 시스템의 기능적 보완 사항을 찾을 수도 있고, 특정 재활이 필요한 환자들에게 최적의 재활 운동 프로그램을 설정하는데 유용하게 활용될 수 있다. 즉 재활 시스템이 제공하는 모든 훈련 프로그램을 이용하여 불특정 다수를 대상으로부터 데이터가 얻어졌을 경우, 해당 시스템으로 재활 훈련을 수행하였을 경우 근육의 활성화 상태를 종합적으로 볼 수 있으며, 이를 근거로 재활 훈련 프로그램을 보완할 수 있을 것이다. 만약 재활 데이터가 특정 환자 개인을 대상으로 한 것이라면 해당 환자의 근육 활성화 상태를 볼 수 있으므로, 이를 근거로 해당 환자에게 적절한 재활 프로그램을 구상할 수 있을 것이다.

2. 불안전판을 이용한 자세균형 훈련 시스템

가. 실험장비

그림 2는 자세균형훈련 데이터 수집을 위하여 제작된 시스템으로서 불안정판, 모니터링 장치, 컴퓨터 인터페이스, 컴퓨터 및 안정 장치로 구성되었다. 불안정판의 기울기는 전정기관, 체성감각에 자극을 주고 훈련 프로그램이 제시되는 모니터를 통해 시각에도 동시에 자극을 준다. 그림 3에 나타난 불안정판은 다양한 방향으로 훈련하기 위해 가로550mm, 세로 390mm, 높이 90mm이고 360°의 각도로 이동가능하며, 곡률 반경은 400mm이다. 최대 기울기 각도는 왼쪽-오른쪽 방향에서 18°, 앞-뒤 방향에서는 28°이다. 불안정판에 부착된 두 개의 기울기 센서를 통해, 피험자의 압력중심(Center of pressure, COP)을 측정할 수 있다.

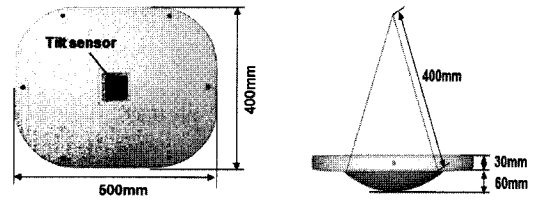


그림 3. 불안정판
Fig. 3. Unstable Platform.

나. 데이터 수집

본 연구에서는 청년층 15명(남 : 9명, 여: 6명 평균연령 : 27.88±4.09세, 평균 몸무게 : 64.13±9.39Kg, 평균신장 : 173±5.26cm)을 대상으로 실험하였다. 피험자들은 불안정판 위에서 제시되는 그림 4의 움직임 유형을 따라 이동하도록 하였다. 각 움직임 유형은 난이도와 속도에 따라 각각 다섯 단계(Level 1-5)로 선택이 가능하다. 그림 4에서 보이는 바와 같이, 선은 움직임의 방향을 나타내고, 원은 제시된 움직임 패턴을 보여주며 점(Spot)은 피험자의 압력중심을 의미한다. 그림4.(e)에 도식된 유지(maintaining) 훈련 패턴은 중앙에서부터 시작하여 8개 방향에 위치한 원의 위치에서 머무르는 운동이다. 각 방향 최대 거리는 60mm이며, 1-5단계로 제시된 원의 움직임 속도는 6.25mm/sec이다.

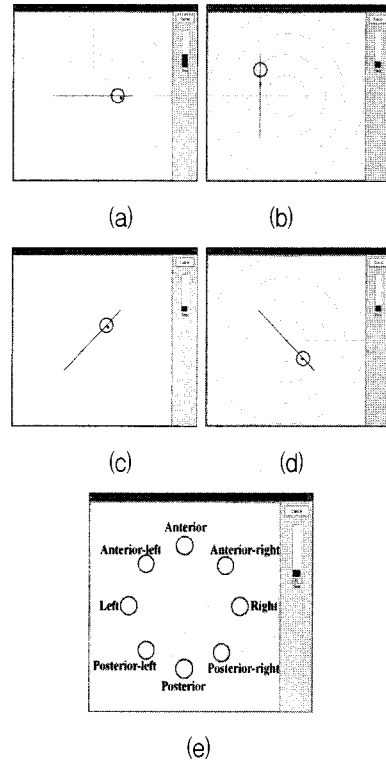


그림 4. 훈련 프로그램
(a) 앞-뒤 방향으로 움직임 (b) 왼쪽-오른쪽 방향으로 움직임 (c) 45도 방향으로 움직임 (d) -45도 방향으로 움직임 (e) 유지훈련

자세 제어 훈련동안, 근육 활동은 근육 피로도, 힘 그리고 움직임 패턴에 관한 다양한 정보를 주는 신호를 포함한다. 근육의 활동을 정량적으로 측정하는 방법으

Fig. 4. Training programs.
(a) Movement in the anterior-posterior direction (b) Movement in the left-right direction (c) Movement in the 45° direction (d) Movement in the -45° direction (e) Maintaining training

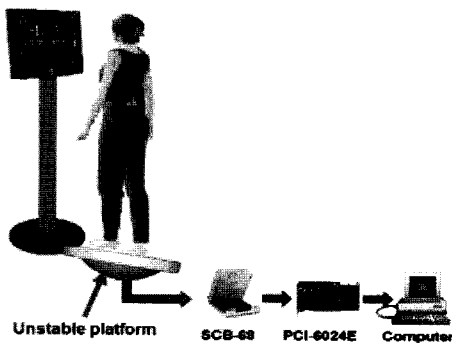


그림 2. 불안정판을 이용한 자세 제어 훈련 시스템
Fig. 2. Training system for postural control using an unstable platform.

로는 근전도상에서 누적된 면적(IEMG:integrated Electromyography)을 계산한다든지, 일정한 면적이 되면 면적의 누적수를 되풀이하여 반복된 누적수를 세든지, 또는 활동전위 신호가 총 몇 번 꺾이었는지를 계산하는 방법들이 있다. 이는 근전도가 시간에 따라 변화할 때 전위로 나타내지는 진폭을 이용한 것이다. 모든 정상적인 활동들은 정적, 구심성, 원심성 근수축을 포함한다. 정적 수축은 근육이 가로지르는 관절에 어떤 움직임도 없을 때 일어나며, 근수축은 관절을 고정한다.

동적 수축은 근육을 가로지르는 관절이 움직이면서 일어난다. 이런 관찰은 실제로 생산된 힘의 양과 관련이 있다. 본 연구에서는 전기적 일 또는 근전도 활동, 주파수, 연속 시간의 크기와 관련된 측정된 아날로그 값으로 나타나는 IEMG를 측정하였다.

다. 실험 방법

실험절차는 근정도 장치를 부착한 피험자가 불안정 판 위에 200mm로 양 발을 벌리고 균형을 잡고 선 다음 5분 동안 자유 훈련을 한 후, 훈련을 수행하였다. 피험자는 제시된 움직임 패턴을 따라서 자세를 움직여가며 압력중심을 움직이도록 하였다. 운동 유형은 움직임 운동으로서 앞-뒤(AR) 방향, 왼쪽-오른쪽(LR) 방향, 45도 방향, -45도 방향이 있으며, 압력중심 유지 훈련의 방향은 앞(A), 뒤(P), 왼쪽(L), 오른쪽(R), 왼쪽 앞(AL), 오른쪽 앞(AR), 왼쪽 뒤(PL), 오른쪽 뒤(PR)인 8가지이다. 근육은 SO(가자미근), BF(대퇴이두근), VM(내측광근), RF(대퇴직근), GA(비복근), TFL(대퇴막장근), VL(외측광근), TA(전경골근) 근육에서 각각 활성도를 측정하였다. 실험은 무작위로 2번 반복 실행되었고 각 실험마다 1분의 휴식시간이 주어졌으며 MP150 시스템을 이용하여 근전도 신호를 기록하였다.

3. 아이템 그룹별 가중연관규칙을 이용한 훈련 분석

가. 탐사된 재활훈련규칙

이 실험에서 근전도는 근육 활동을 평가하기 위해 사용되었으며, 근 활성도는 실험 전과, 실험 후 훈련동안 근육의 활성도를 측정하여 근육의 최대 자발적 수축(MVC)으로 계산하였다. 초기 데이터의 정의는 표 1에서 보이는 바와 같이 움직임과 유지 운동 유형의 두 그룹으로 나누고, 각 운동 유형에서의 수준(Level)에 따라 수준이 높을수록 근육 활성도가 높다는 것을 고려하여 1-5까지의 가중치로 구분하였다.

표 2는 아이템 그룹별 가중 연관 규칙에 의해 서로 다른 운동 유형, 서로 다른 레벨과 스피드, 서로 다른 근육 활성도와와의 연관성을 규칙의 형태로 보이는 탐사 결과이다. 예를 들어, 2개의 규칙 {Maintaining(AL) ⇒ RF(40%)}와 {Maintaining(AL) ⇒ BF(40%), SO(60%), GA(80%)}는 'AL 방향의 유지 훈련은 대퇴직근 근육을 40% 활성화' 시키며, '대퇴 이두근 40%, 가자미근 60%, 비복근 80%를 활성화' 시킨다는 것을 의미한다. 이때

표 1. 운동 유형과 활성화 된 근육 의 가중치

Table 1. The weights of Movement patterns and activated muscles.

Movement patterns	weight	Muscles	weight
45 degrees (Level 1; Speed 3)	1	RF(40%)	2
45 degrees (Level 2; Speed 1)	2	BF(40%)	2
45 degrees (Level 2; Speed 3)	2	TFL(40%)	2
45 degrees (Level 2; Speed 5)	2	RF(40%)	2
45 degrees (Level 3; Speed 3)	3	RF(40%)	2
45 degrees (Level 5; Speed 3)	5	RF(40%)	2
AP (Level 1; Speed 3)	1	TA(40%)	2
AP (Level 2; Speed 1)	2	So(60%)	3
AP (Level 2; Speed 3)	2	BF(20%)	1
AP (Level 2; Speed 5)	2	TA(20%)	1
AP (Level 3; Speed 3)	3	RF(60%)	3
AP (Level 5; Speed 3)	5	BF(80%)	4
.	.	.	.
Maintaining(A)	3	So(40%)	2
Maintaining(AR)	3	BF(60%)	3
Maintaining(AL)	3	VM(80%)	4
Maintaining(R)	3	Ga(80%)	4
Maintaining(L)	3	VL(100%)	5
Maintaining(P)	3	VM(20%)	1
Maintaining(PR)	3	RF(100%)	5
Maintaining(PL)	3	TFL(100%)	5

지지도는 탐사된 규칙이 얼마만큼 해당 도메인에서 자주 발생되며 (주: 가중연관규칙의 경우 아이템의 발생 빈도에 중요도를 반영함을 상기), 이는 해당 도메인에 얼마나 일반화 되어 받아들여 질 것인가를 나타내는 척도로 해석될 수 있다.

재활훈련측면에서 규칙 집합을 해석하자면, 전체부에 해당하는 운동유형이 결론부에 표시되는 각 근육을 활성화(발달)시킨다는 것을 의미한다.

나. 생성된 규칙의 수

그림 5는 표 1의 초기데이터로 가중치를 정의했을 때와 가중치를 모두 1로 정의했을 때 생성된 규칙의 수를 보이고 있다. 본 연구에서는 최소 지지도 값은 0.02이상

표 2. 움직임 패턴과 근육 활성도의 생성된 규칙

Table 2. Generated rules of movement pattern and muscle activity.

Generalized Rule Set	Min. Sup.
Maintaining (AL) ⇒ RF(40%)	0.021824
45 degrees (Level1, S3) ⇒ RF(40%), BF(40%)	0.023059
45 degrees (Level1, S3) ⇒ RF(40%), BF(40%), TEL(40%)	0.020929
45 degrees (Level1, S3) ⇒ RF(40%), BF(40%), TEL(40%), VL(40%)	0.020929
LR(Level, S3) ⇒ RF(40%), TEL(40%), VL(40%), VM(40%)	0.020736
AP(Level1, S3) ⇒ RF(40%), TEL(40%), VL(40%), VM(40%), Ga(40%)	0.022879
-45 degrees (Level1, S3) ⇒ TEL(40%), VL(40%), Ga(40%)	0.020875
45 degrees (Level2, S3) ⇒ TEL(40%), VM(40%), Ga(40%), TA(40%), SO(40%)	0.020194
.	.
Maintaining (AL) ⇒ BF(40%), SO(60%), GA(80%)	0.021443

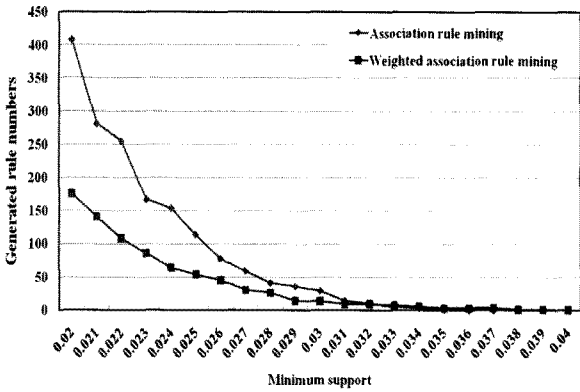


그림 5. 가중연관규칙탐사와 연관규칙탐사에 의해 생성된 규칙수

Fig. 5. Generated rule numbers using the improved weighted association rule mining and association rule mining.

으로 설정했으며 최소 지지도 값에 따라 생성된 규칙의 수가 달라짐을 보여준다.

초기치를 1로 정의했을 때는 연관규칙 탐사의 결과와 동일하다고 할 수 있으며, 생성된 규칙의 수는 최소 지지도 값이 증가함에 따라 감소하는 경향이다.

다. 훈련 유형과 근 활성화도 연관성

그림 6은 피험자 전체의 훈련 결과에 대하여 어떤 움직임들이 주로 발생하였는가를 나타내며 각 움직임 유형에 따라 생성된 규칙의 수를 보여준다(최소 지지도 = 0.02). 그림 6에서 보이는 바와 같이 AP 방향과 45도 방향의 움직임에 관해 생성된 규칙의 수가 다른 움직임 패턴의 수보다 많다는 것은 이 두 방향의 운동이 다른 운동에 비해 근육의 활성화에 더 많이 기여했고, 이는 AP 방향과 45도 방향으로 움직임은 다른 운동 유형보다 근

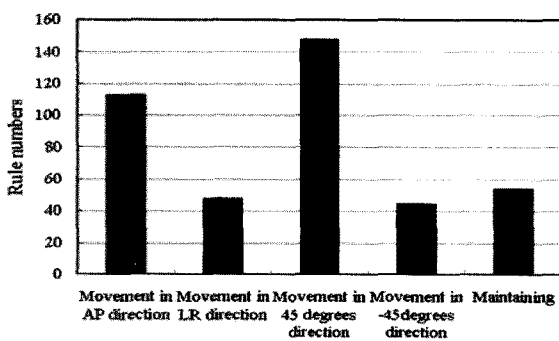


그림 6. 서로 다른 움직임 패턴에서 생성된 규칙의 수

Fig. 6. Generated rule number of the different movement pattern.

육 활동 훈련에 더 효과적임을 의미한다.

그림 7은 각 움직임 유형이 어떤 근육을 어느 정도로 활성화시켰는지를 보여주고 있다. 그래프를 보면, BF, RF, TLF, VL, VM, Ga, So는 AP와 45도 방향에서 더 많이 활동하게 나오며 이는 이 두 방향의 운동이 많은 종류의 근육 활성화에 효과적임을 말하며 이는 그림 6의 결과와 일치한다. TA의 경우 다른 운동유형에 비해 45도 방향에서 더 많이 활동한다. 이 연구에서는 오른쪽 다리의 근육을 측정하였다. 오른쪽 다리의 BF, RF, TEL, VL, VM, Ga와 TA는 45도 방향에서보다 -45도 방향에서 더 활성화 되었다. 다른 움직임 패턴과 비교해서, LR방향 움직임에서 근육 활성화의 훈련을 위한 유의한 효과는 없었다. 이는 고안된 시스템의 특성상 불안정판에서 제시된 LR방향에서 움직임이 다른 움직임 패턴에서 이동이 용이하기 때문이다. 또한 BF방향과 TA방향에 대한 자극 훈련이 상대적으로 적은데, 이는 시스템에 의하여 제공되는 훈련 프로그램으로는 두 근육의 활성이 적게 일어나게 된다는 것이다. 따라서, 두 근육의 자극이 일어날 수 있는 재활훈련 유형을 새롭게 고안함으로써 모든 근육이 고루 발달하여야 할 것이다.

그림 7과 같은 그래프의 결과를 한 개인의 재활 치료를 위한 피드백에 적용한다면, 개인의 일정 기간 동안의 재활 훈련이 어떤 근육을 얼마나 자극하였는가를 생성된 규칙 정보를 바탕으로 특정 근육의 활성화정도를 해석하여 재활 훈련의 효율성을 판단할 수 있으며, 이는 곧 개인 맞춤형 훈련과 연관 지을 수 있다.

그림 8은 서로 다른 방향에 대한 유지훈련운동(그림 4 e)의 결과로 발생된 규칙의 수를 보여준다. 서로 다른 방향으로 유지하는 훈련은 자세 제어 훈련에 있어서 매

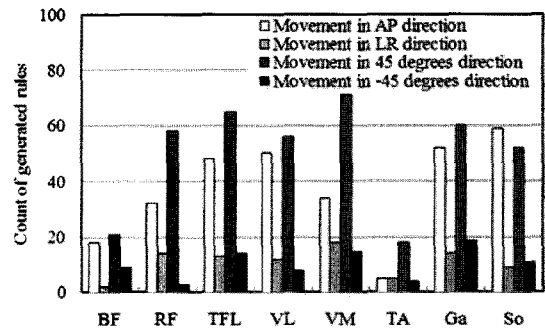


그림 7. 다른 움직임 패턴에서 근육에 생성된 규칙의 숫자

Fig. 7. Count of generated rule of different muscles in the different movement patterns.

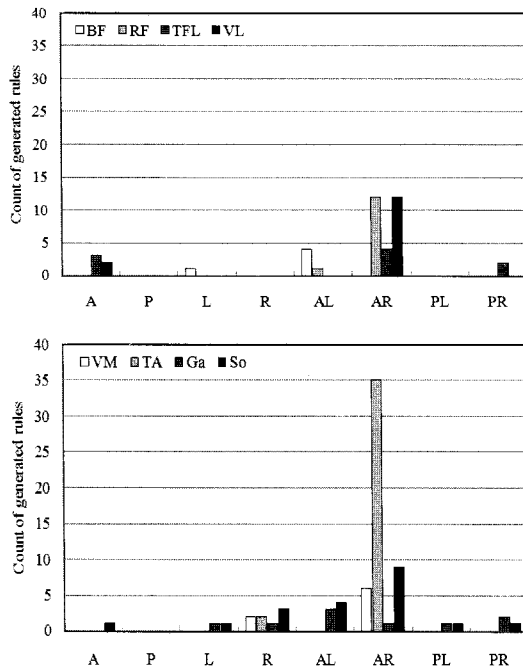


그림 8. 서로 다른 방향 유지 운동 동안 생성된 규칙 수

Fig. 8. Count of generated rules of different muscles in the different maintaining direction.

우 중요하다. 다른 방향과 비교해서, AR 방향의 생성 규칙수가 높다는 것은 AR 방향은 유지 운동에 효과적임을 의미하며, 이때 많이 활성화 되는 근육은 RF, TEL, VL, TA와 So임을 알 수 있다.

가중 연관 규칙에서는 중요도에 따라 가중치를 부여함으로 인해 중요도가 낮을 경우 빈발률이 높더라도 규칙으로 생성 되지 않을 수 있다. 또는 빈발률이 낮더라도 중요도가 높을 경우 규칙으로 생성될 것이다. 이는 가중 연관규칙의 특성이다. 그림 8에서 보는 바와 같이 P나 R, PL방향에서 BF, RF, TFL, VL과, P방향에서 VM, TA, GA, SO에서 규칙이 생성되지 않은 것은, 표 1에 제시된 초기 데이터 그룹에서 중요도가 낮은 그룹이 빈발한 수도 낮은 것이 그 이유이다. 즉 중요도가 낮은 그룹과 관련되는 아이템의 가중 연관 규칙 집합이 생성되지 않은 경우를 보이고 있다.

IV. 결 론

의료 데이터 분석의 경우 대부분 통계를 이용한 유의성 검증이나, 상관계수나 상관 분석등과 같은 데이터의 연관성 분석 방법의 경우 제시된 요인들의 상관관계를 수치 값으로만 제공함으로써 정량 평가만이 가능하다.

그러나 모든 의료적 행위에 있어서 치료 방법과 그에 대한 효과 간의 관련성 파악은 효과적인 치료 방법의 선택과 다음 과정의 치료 방법의 선택에 대단히 중요하다. 이러한 필요성에 적절한 해결 방안으로 데이터를 구성하는 아이템들 간의 상관성을 간결한 규칙으로 나타내는 연관규칙 탐사 방법이 제시될 수 있다. 특히, 특성이 다른 아이템들로 데이터가 구성될 경우 각 아이템들의 중요도(공헌도)에 가중치를 적용한 가중연관규칙 방법이 더욱 실질적인 결과를 제공할 수 있다.

본 논문은 불안정관을 사용한 자세 제어 훈련시스템에서 수집된 훈련 데이터를 대상으로 가중 연관 규칙 탐사를 이용, 서로 다른 운동 유형에 대한 근육 활성화의 연관성을 탐사하였다. 전통적인 연관규칙 탐사를 적용하여 발생된 규칙 집합은 제시된 근육 훈련 유형이 다양한 근육에 동일하게 영향을 미친다고 가정하고, 빈발도만을 고려하여 규칙집합을 생성하였다. 그러나 재활의 입장에서는 ‘어느 훈련유형이 어떤 근육의 활성화에 영향을 준다’ 보다는 ‘어느 훈련 유형이 어떤 근육의 활성화에 얼마(support)만큼의 효과적이다’ 라는 정보에 더 큰 관심을 둘 것이며, 이는 본 연구에서 사용한 가중 연관 규칙탐사로 해결할 수 있다. 즉 상하지 근육의 활성화도와 운동 유형의 난이도에 따라 가중치를 적용하여 재활 훈련 규칙 집합을 생성함으로써 하지 근육 훈련 패턴에 보다 세부적인 관점으로 접근이 용이하다. 또한, 생성된 훈련 규칙들은 여러 가중인자에 의하여 계산되어짐으로 훈련패턴에 있어서 정교한 수치화 작업을 가능하게 함으로써 재활 훈련 프로그램을 더욱 정교하게 구성할 수 있다.

재활 측면에서 본 논문의 실험 결과가 시사 하는바는 재활 훈련 패턴과 근육 활성화 유형과는 유의한 관계가 있다는 것을 보였고, 환자가 서로 다른 훈련패턴 선택을 통해 다양한 강도의 하지 특정 근육을 활성화 시킬 수 있고 이는 전체적인 자세 제어의 능력을 향상 시킬 수 있었음을 증명하였다. 또한 본 분석 방법론을 이용해 각 감각자극이 인간의 자세균형 및 재활운동에 미치는 가중도가 계산 됨 으로서 두 개 이상의 통합 감각자극에 대한 인간의 자세균형 및 재활운동의 정량평가에 더욱 기여하리라 예상된다.

가중 연관 규칙의 강점은 아이템의 특성에 따라 부여된 가중치를 비롯하여 탐사 단계에서 적용된 지지도와 같은 다양한 인자들을 얼마나 정교하게 정의하느냐가 도메인의 특성을 정확히 설명하는 유의미한 규칙으로

생성될 것이다. 향후 연구계획은 재활 분야 전문가의 의견과 도메인 지식을 더욱 반영하여 초기 가중치를 부여하는 방법을 신중하게 고려함으로써 제안한 가중 연관 규칙에 사용된 다양한 통계적 인자들에 대한 계산 방법론을 재 정의하여 더욱 신뢰성 있는 정확한 규칙을 탐사하고자 한다.

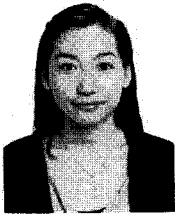
참고 문헌

- [1] R. SriKant and R. Agrawal, "Mining Generalized Association Rules", *In Proceedings of the 21st VLDB conference, Zurich, Switzerland*, 1995.
- [2] K. Y. Jung, "Optimal Associateive Neighborhood Mining using Representative Attribute", *IEEE*, Vol. 43, pp.50-57, 2006.
- [3] W. Wang, J. Yang P. Yu, "Efficient mining of weighted association rules(WAR)", *Proc. the ACM SIGKDD Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 270-274, 2000.
- [4] F. Tao, "Mining binary relationships from transaction data in weighted settings", *PhD Thesis, School of Computer Science, Queen's University Belfast, UK*, 2003.
- [5] J. Kim, H. Ceong, Y. Won, "Weighted association rule mining for item groups with different properties and risk assessment for networked systems", *IEICE Trans. Information and Systems*, Vol. E85, No. 1, 2002, pp. 1-7.
- [6] G. Vannozzi, A. Cereatti, C. Mazza, F. Benvenuti, U. Della Croce, "Extraction of information on elder motor ability from clinical and biomechanical data through data mining", *Journal of computer methods and programs in biomedicine*, Vol 88, pp. 85-94, 2007.
- [7] T. Imamura, S. Matsumoto, Yo. Kanagawa, B. Tajima, S. Matsuya, M. Furue, H. Oyama, "A technique for identifying three diagnostic findings using association analysis", *M*
- [8] W. T. Hwang, D. S. Kim, "Improved Association Rule Mining by Modified Trimming" *IEEE*, Vol. 45, pp.15-21. *2008ed Bio Eng Comput*, Vol 45, pp. 51-59, 2007.
- [9] F. B. Horak and L. M. Nashner, "Central Programming of Postural Movements: Adaptation to Altered Support Surface Configurations," *J. Neurophysiol*, Vol. 55, pp. 1369-1381, 1986.
- [10] A. Shumway-Cook, D. Anson, and S. Haller, "Effect on Balance and Locomotion in Hemiparetic Adult," *Arch Phys. Med. Rehabil.*, Vol. 69, pp. 395-400, 1989.
- [11] J. F. Lehmann, S. Boswell, R. Price, A. Burleigh, B. J. DeLateur, K. M. Jaffe, and K. Herling, "Quantitative Evaluation of Sway as An Indicator of Functional Balance in Past Traumatic Brain Injury," *Arch Phys. Med Rehabil.*, Vol. 70, pp. 955-962, 1990.
- [12] D. A. C. M. Commissaris, P. H. J. A. Nieuwenhuijzen, S. Overeem, A. Vosde, J. E. J. Duysens, and B. R. Bleom, "Dynamic Posturography using A New Movable Multidirectional Platform Driven by Gravity," *J. Neuroscience Methods*, Vol. 113, pp. 3-84, 2003.
- [13] M. E. Howard, P. W. Cawley, and G. M. Losse, "Correlation of Static and Dynamic Balance Deficit to Injury History, Perform ancecriteria and Physical finding in 595 Elite College Football Players," *8th Annual AOSSM Specialty Day, Orlando, FI*, Feb. 1995.
- [14] P. A. Goldie, T.M. Bach, and O. M. Evans, "Force platform measures for evaluating postural control: reliability an validity", *Arch Phys. Med Rehabil.*, Vol. 70, pp. 510-517, 1989.
- [15] G. Vannozzi, A. Cereatti, C. Mazza, F. Benvenuti, U. Della Croce, "Extraction of information on elder motor ability from clinical and biomechanical data through data mining", *Journal of computer methods and programs in biomedicine*, Vol 88, pp. 85-94, 2007.
- [16] J.J. Berman. "Confidentiality issues for medical data miners", *Artif. Intell. Med.*, Vol. 26(1-2), pp. 25-36, 2002.
- [17] Tomoaki Imamura, Shinya Matsumoto, Yoshiyuki Kanagawa, Bunichi Tajima, Shiro Matsuya, Masutaka Furue, Hiroshi Oyama, "A technique for identifying three diagnostic findings using association analysis", *Med Bio Eng Comput*, Vol 45, pp. 51-59, 2007
- [18] S. Wu, Y.X. Gong, C. Xue, Z. Zhi, "Extraction of MUAP from Neng Signal using Self-organization Competing NN", *Dept of Electronic Science & Tech, Univ. of Science & Tech of China, Hefei*, 2001.
- [19] D. Zennaro, P. Welling, V.M. Koch, G.S. Moschytz, T. Laubli, "A software package for the decomposition of long-term multichannel EMG signals using wavelet coefficients", *IEEE Trans. Biomed. Eng.* Vol. 50, pp. 58-69, 2003.
- [20] C. D. Katsis, Y. Goletsis, A. Likas, D.I. Fotiadis, I. Sarmas, "A novel method for automated EMG decomposition and MUAP classification", *Artif.*

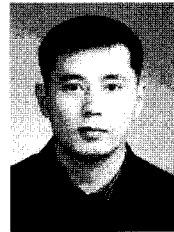
Intell. Med. Vol. 37, pp. 55-64, 2006.

- [21] Siegbert Krafczyk, Simon Tietze, Walter Swoboda, Peter Valkovic, Thomas Brandt, "Artificial Neural Network: A new diagnostic posturographic tool for disorders of stance", *Clinical Neurophysiology*, Vol. 117, pp. 1692-1698, 2006.
- [22] Michael E. Hahn, Arthur M. Farley, Victor Linc, Li-Shan Chou, "Neural network estimation of balance control during locomotion", *Journal of Biomechanics*, Vol. 38, pp. 717-724, 2005.
- [23] M. Klemettinen, H. Mannila, P. Ronkainen, H. Toivonen, and A.I. Verkamo, "Finding Interesting Rules from Large Sets of Discovered Association Rules", *Proc. of the 3rd Intl. Conf. on Information and Knowledge Management*, pp. 401-407, 1994.

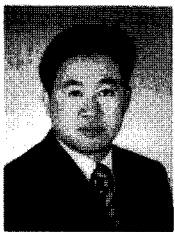
저 자 소 개



이 아 름(정회원)
 2006년 전북대학교 생체정보 공학과 학사 졸업
 2006년~현재 전북대학교 헬스케어공학과 석사과정
 <주관심분야 : 생체역학, 재활공학>



박 용 군(정회원)
 1994년 연변대 물리학과 졸업.
 2005년 전북대학교 대학원 석사.
 2009년 전북대학교 의용생체공학과 박사졸업
 2009년~현재 전북대학교 자동차 부품 기술 혁신센터 연구원
 <주관심분야 : 평형감각 증진 훈련 및 응용>



권 대 규(정회원)
 1993년 전북대학교 기계공학과 학사 졸업
 1995년 전북대학교 기계공학과 석사 졸업
 1999년 일본 Tohoku 대학 기계전자공학과 박사

2004년~현재 전북대학교 바이오메디컬공학부 부교수
 <주관심분야 : 바이오메카트로닉스, 재활공학, 생체역학>



김 정 자(정회원)
 1985년 전남대학교 계산통계학과 졸업
 1988년 전남대학교 전산학과 석사 졸업
 1997년~2002년 전남대학교 전산학과 박사

1988년~2002년 전남대학교 전산학과 외래교수
 2002년~2004년 전남대학교 전자통신 연구소 post-doc
 2004년~2006년 한국 Bio-IT 파운드리 사업단 광주센터 연구교수
 2006년~현재 전북대학교 바이오메디컬공학부 교수
 <주관심분야 : 바이오인포매틱스, 데이터 마이닝, 생체역학>