

<https://doi.org/10.7236/JIIBC.2022.22.2.51>
JIIBC 2022-2-8

침대 자세 기반 입원 환자의 낙상 위험 예측 모델 설계

Predictive Modeling Design for Fall Risk of an Inpatient based on Bed Posture

김승희*, 이승호**

Seung-Hee Kim*, Seung-Ho Lee**

요약 본 논문에서는 환자의 자세를 기반으로 행동을 예측하여, 의료진에 의해 입력된 개인의 병력 중심의 프로파일과 신체정보, 침상의 기본 정보를 모두 조합하여 침대에서의 낙상 위험을 예측하는 모델을 설계하고, 위험의 수준을 판단할 수 있는 알고리즘을 제시한다. 낙상 위험 예측은 크게 환자의 프로파일을 활용한 정성적 낙상 위험 노출도 평가와 실시간 낙상 위험 측정 단계로 구분된다. 정성적 낙상 위험 노출도는 의료진이 낙상 위험과 관련된 환자의 건강 상태를 점검하여 위험 노출도를 평가함으로써 위험 등급이 결정된다. 실시간 낙상 위험 측정 단계에서는 환자의 침대에서의 자세를 인식하고 환자의 정성적 위험등급 정보가 고려된 낙상 위험 측정을 위한 규칙 기반 정보를 추출한다. 인식된 환자 자세 정보와 정성적 위험평가 정보를 모두 조합하여 시그모이드 함수를 활용하여 최종 낙상 위험 수준을 예측한다. 본 연구에서 제시된 절차와 예측 모델은 입원 환자를 위한 낙상 사고 예방과 환자 안전을 위한 개인화 서비스에 크게 기여할 것으로 기대된다.

Abstract This study suggests a design of predictive modeling for a hospital fall risk based on inpatients' posture. Inpatient's profile, medical history, and body measurement data along with basic information about a bed they use, were used to predict a fall risk and suggest an algorithm to determine the level of risk. Fall risk prediction is largely divided into two parts: a real-time fall risk evaluation and a qualitative fall risk exposure assessment, which is mostly based on the inpatient's profile. The former is carried out by recognizing an inpatient's posture in bed and extracting rule-based information to measure fall risk while the latter is conducted by medical staff who examines an inpatient's health status related to hospital fall risk and assesses the level of risk exposure. The inpatient fall risk is determined using a sigmoid function with recognized inpatient posture information, body measurement data and qualitative risk assessment results combined. The procedure and prediction model suggested in this study is expected to significantly contribute to tailored services for inpatients and help ensure hospital fall prevention and inpatient safety.

Key Words : Fall, Fall risk prediction, Inpatient, sigmoid

*정회원, 한국기술교육대학교 IT융합SW공학과

**정회원, 한국기술교육대학교 융합학과

접수일자 2022년 3월 24일, 수정완료 2022년 4월 3일

게재확정일자 2022년 4월 8일

Received: 24 March, 2022 / Revised: 3 April, 2022 /

Accepted: 8 April, 2022

*Corresponding Author: leesh903@koreatech.ac.kr

Dept. of Future Technology, Korea University of Technology & Education, Korea

I. 서 론

WHO에 따르면 낙상은 본인의 의사와 상관없이 발바닥 이외의 신체 일부가 바닥면에 접지한 경우^[1]를 의미한다. 한편 Ledford L.^[2]는 안정 상태에서 바닥이나 낮은 곳으로 서 있거나 앉아 있거나 누워있는 상태에서 비의도적으로 갑자기 떨어지는 것이라 정의하였다.

낙상의 유형에는 의식이 없거나 보행 장애와 같이 예측 가능한 생리적 낙상, 의식이 명료한 상태에서 기절하는 등과 같은 예측 불가능한 생리적 낙상, 의식이 정상인 상태에서 환경 또는 사고에 의한 우발적 낙상으로 분류^[3]하는데 2020년 질병관리청 국가건강정보포털^{[4][5]}에 따르면 미국의 65세 이상 노인 중 3분의 1 이상에서 연간 한 번 이상 낙상을 경험한다고 하며, 우리나라 2017년 노인실태 조사에 따르면 65세 이상 노인의 신체 손상 중 반 이상의 원인이 낙상이다. 뿐만 아니라, 병원 내 환자 안전사고도 2021년 환자안전통계연보^[6]에 따르면 2016년부터 2020년 까지 계속 낙상 사고가 안전사고 1위를 점유하고 있으며, 2020년의 경우, 총 13,919건 중 49.6%인 6,903건이 낙상인 것으로 나타나 있다.

서울 아산병원의 낙상발생 보고서 예시(서울아산병원 QI지침서)^[7]에 의하면 침대 낙상 시 보조 난간이 올라가 있었는지, 침대 바퀴는 고정되어 있었는지, 침상 위의 물건에 걸려 넘어졌는지, 억제대는 사용하고 있었는지를 점검하여 체크하도록 하고 있다. 이는 의료기관 내에서도 환자의 낙상 사고가 매우 중요하고 체계화된 형태로 관리되고 있음을 보여준다. 그러한 노력에도 불구하고, 실제로 환자의 낙상사고 60.2%는 입원실^[8]에서 발생되고 있고, 종합병원(35.6%)과 요양병원(20.6%)의 사고보고 건수가 가장 높게 나타났다. 특히 요양병원 사고보고 건수^[6]는 2016년 9.4%에서 2020년 20.6%로 꾸준히 증가하는 것으로 나타나 노인 환자들의 낙상사고가 증가 추세에 있다^[8]는 전문가 의견을 통계로도 확인할 수 있다.

한국은 2017년 만 65세 이상 노인 인구가 전체 인구의 14%를 넘어서면서 고령사회로 진입한 이래 요양병원과 요양시설이 꾸준히 증가하는 추세에 있으며, 2016년 기준 요양병원은 1,428개소, 요양 시설은 3,136개소^[9]로 병상 수는 OECD 평균에 비해 7.6배나 된다.

특히 노인의 경우 낙상사고로 인한 입원이 사망으로 이어지는 비율이 높다^[5]는 것을 고려할 때 낙상사고를 줄이거나 예방할 수 있는 다양한 노력이 요구된다.

한편, 낙상과 관련한 선행 연구에 따르면 낙상에 대한

위험 요인 인식 정도^{[10][11]}, 낙상 지식^{[10][11][12]}, 낙상위험 지각이나 낙상 효능감^{[10][11][12]}등이 높을수록 낙상 예방 효과가 있는 것으로 나타나 있다. 반면, 낙상 경험이 있는 경우 낙상 불안감이 높고 생활만족도는 낮다^{[13][14]}. 일반적으로 연령이 높을수록 위험률이 높는데^[15], 특히 낙상에 대한 두려움이 높을수록 그 위험은 더 높아진다^{[16][17]}.

이와 같이 낙상 위험이 개인마다 상이하기 때문에 의료 현장에서는 나이, 낙상 과거력, 활동수준, 지남력장애, 의사소통, 위험 요인, 관찰 질환, 약물 등의 항목을 통해 기본적인 낙상 위험도를 평가하여 고위험군에 대해 특별 관리와 예방을 위한 활동을 수행한다. 그러나 낙상은 순간적으로 발생하는 사고로 보호자나 간호 활동으로는 사실상 예방 활동에 제약이 존재한다. 따라서, 예측 시스템을 통해 낙상이 발생될 위험 상황을 미리 예측하여 경고 메시지 등을 통해 주의 기회를 제공하는 방법을 적용하는 것이 요구된다.

본 논문에서는 개인의 낙상 위험도 평가 정보를 기반으로 하여 환자의 낙상 위험 수준을 실시간으로 예측하여 판단할 수 있는 자세 인식 기반의 낙상 위험 예측 모델 설계를 제시한다. 이를 위해 자세 예측 판단 흐름을 제시하고, CNN, find-tuning, Convex Hull Algorithm을 적용하여 패턴의 정확도를 높이기 위한 최적화 방법을 설계에 접목한다.

이는 병원이나 요양 병원 입원실 환자로 하여금 낙상 위험의 인식률을 높이고, 낙상에 대한 불안감을 낮추는 역할을 통해 실제 낙상 사고 발생률 감소에 기여할 것으로 사료된다.

II. 관련 연구

1. 분석 주요 기술

가. CNN

CNN(Convolutional Neural Networks)은 기존 Neural Network 앞에 여러 계층의 Convolutional Layer를 이어붙인 기법^[18]으로, 합성곱 연산을 사용하는 인공지능망의 한 종류로 이미지의 특징을 추출, 분류, 예측하는데 효과적인 방법^[19]이다. Convolution Layer에서는 이미지의 시각적 특징을 학습용 데이터와 이상 여부와 같은 결정 클래스 값을 입력받아 학습한다. 예측 단계에서는 학습된 정보를 통해 테스트용 입력 이미지에

적용하여 필터링 결과에 해당하는 피쳐 맵을 획득한다 [20]. 이 피쳐 맵(Feature Map)을 활용하여 최종 분석을 통해 예측값을 도출한다.

나. Convex Hull Algorithm

컴백스 힐 방법은 외곽선을 블록하게 하여 요철을 없애어 외곽의 선을 부드럽게 매워주는 방법^[21]으로 2차원 좌표 평면에서 점들의 좌표가 주어졌을 때 블록 꺾질을 구성하는 점들을 구하는 알고리즘이다.

CCW 알고리즘을 활용한 알고리즘으로, 벡터 값으로 표현한 노드들에서 외적을 수행한 값을 활용하여 움직임이나 위치를 판단한다. 'CCW(1, 2, 3) > 0' 면 반시계 방향(Left Turn)을 의미하고, 'CCW(1, 2, 3) < 0'이면 시계 방향(Right Turn), 'CCW(1, 2, 3) = 0' 이면 일직 선상에 있음을 의미한다.

기준점으로부터 CCW 값을 이용해 동일한 방향으로 정렬함으로써 모든 점들을 포함하는 최소 크기의 다각형을 구할 수 있는데 이를 통해 침대에 누워있는 상태에서 환자의 움직임이나 환자가 침상위에서 앉거나 서거나, 걸터앉는 등의 행위에 대한 식별에 활용된다. 또한 더 정교하게는 손의 움직임들을 표현하거나 식별한다. 또한 침대를 중심으로 환자의 전체 외적을 통해 위험 상태를 판단하는데 활용된다.

다. Fine-tuning

Fine-tuning은 이론 물리학에서 특정 매개변수 값에 대한 사실 또는 속성의 민감한 의존성을 특성화하는데 사용된다^[22]. 딥러닝에서 이미 학습을 통해 생성되어 활용중인 모델을 기초로하여 새로운 재학습을 수행하는 과정이다. 파인 튜닝은 모델 전체를 재학습하거나 기존 모델을 고정한 상태에서 classifier만 새로 학습하거나, 또는 특정 비중의 합성곱층을 포함시켜 classifier와 재학습하는 등의 과정들로 수행할 수 있다. 이를 통해 모델이 정교화되면서 가중치 등의 조정에 의해 목적에 맞게 최적화된다. 낙상 예측을 위해 카메라를 통해 침대 영상과 스켈레톤 포인트와 이미지 분석을 통해 환자 여부를 식별한다. 규칙 기반 낙상 정보를 기반으로 실시간으로 위험을 예측하게 되며, 이에 대한 정확도 정보를 함께 저장하여 주기적으로 데이터를 활용한 추가 조정 학습을 통해 예측 정보와 행동 패턴을 개선하고 진화시킨다. 이러한 미세조정 기법을 통해 예측 정확도와 실행 성능을 높일 수 있다.

2. 낙상 예측 요인 관련 선행 연구

낙상예측 요인과 관련한 선행 연구들을 살펴보면, 입원 노인환자를 대상으로 한 실험에서 낙상에 대한 위험 요인 인식 정도와 낙상 지식이 높을수록 낙상예방 효과가 있다^[10]. 또한 낙상 예방 행위의 영향요인으로는 낙상 지식, 낙상위험 인식 정도, 연령, 낙상위험지각, 낙상효능감^{[10][11]}등이 있다. 이는 낙상 위험이 높다고 인식할수록 낙상 예방 행위를 잘 한다^[12]는 것을 의미한다. 또한 낙상 경험이 있을 경우 낙상에 대한 불안감은 높으며^[13], 낙상에 대한 불안감을 느낄수록 생활만족도가 떨어지는 것^[14]으로 나타나 있다. 낙상은 연령이 높을수록 위험률이 높은 것으로 나타난다^[15]. 이들 중 특히 낙상에 대한 두려움은 낙상예측에서 매우 중요한 요인으로 나타나 있다^{[16][17]}.

N. J. park 등^[23]은 연령군 별로 분류하여 낙상예측요인을 도출하였는데, 그 결과를 살펴보면, 초기 노인(65세~74세)의 고유한 낙상 예측 요인은 성별과 무관하게 청력장애와 우울로 나타났다. 중기 노인(75세~84세)의 고유한 낙상 예측 요인은 만성질환 수, 근력 제한, 배우자 유무로 나타났다. 특히 만성 질환 수가 1개 증가할수록 낙상 위험이 2.34배 증가^[24]한다는 것과 유사한 결과이다. 후기 노인(85세 이상)의 고유한 낙상 예측 요인은 운동시간으로 나타났다. 특히 낙상 두려움은 공통 요인으로 도출되었다.

행동 측면이 아닌 약물과 관련하여, 진정제/수면제/안정제 투여 시 69.5% 낙상이 많은 것^[25]으로 나타나 특정 약물 복용도 낙상 위험을 높인다는 것이 확인되었다. 이러한 요인은 자세 판단 기반 낙상 위험 예측 모델을 설계 하더라도, 환자 별 특성에 기인한 위험 수준의 평가가 함께 이루어져야 함을 알 수 있다. 이 외에도^[25]에는 환자의 시설들에 대한 낙상 사고 위험의 시사점을 주는 주요 주제가 제시되었는데, 환자 침대 낙상을 중심으로 제시된 주제는 침대, 침상, 콜벨, 호출벨, 난간, 안전바, 지지대, 베드, chair, side railwheel 등이 도출되었다.

3. 낙상 예측 장치 개발 사례

가. 웨어러블 디바이스 및 undergarment

Western Australia의 SirCharles Gairdner Hospital과 South Australia의 The Queen Elizabeth Hospital에서는 환자에게 블루투스 장치를 장착하여 환자가 땅에서부터 위치한 높이를 감지하게 하여 환자 낙상을 예방하는 활동을 하였다. 환자 감지는 환자에게 블루투스 기반

의 기기를 부착하는 것과 같은 환자 부착형과 의자나 침대 압력이 소실되면 알람이 울리게 하여 환자의 위험도를 파악하고 대처할 수 있는 압력 감지형^[25]으로 구분된다^[25]. 환자의 옷에 블루투스 장치를 부착하여 사용하고 AmbIGeM(Effectiveness of an Ambient Intelligent Geriatric Management system) 이라는 시스템과 연동하여 간호부에서 사고를 미리 감지할 수 있도록 하였다. AmbIGeM system은 병실 천장이나 문에 설치된 보행 보조기구, 작은 폼 기구, 컴퓨터기반의 간호사 청취장비^[25] 등과 환자의 내의에 블루투스 장치를 장착하여 장비와 기반시설을 바탕으로 소프트웨어를 통해 환자의 위치와 상태를 파악한다. 해당 소프트웨어는 환자가 누구인지, 위치가 어디인지, 환자가 위험한 일을 하고 있는지, 언제 고위험행동을 했는지 등을 알려준다^[25].

나. 센서를 활용한 AI 기반 실시간 낙상 예측 및 감지 예측 기술 개발

한국의 한국전자통신연구원(ETRI)에서는 AI로 신체 무게 중심의 이동을 분석하여 낙상을 실시간으로 예측함으로써 낙상 사고 예방을 위한 인공지능 기술을 개발했다. 신체에 부착된 센서를 통해 무게중심의 이동을 분석하여 사람이 넘어지기 전 균형을 잃는 구간을 감지, 분석^[26]하여 낙상을 피할 수 없는 순간을 예측하면 사고 발생 전 에어백을 펼칠 수 있게 돕는다^[26]. 본 예측 시스템은 보행자가 최초로 균형을 잃는 순간부터 150~200밀리초(ms) 이내에 95%의 높은 정확도로 낙상 여부를 예측한다^[26].

III. 입원 환자의 침대 낙상 위험 예측 모델 설계

입원 환자의 침대 낙상 위험 예측 모델은 환자에 대한 기본 정보로부터의 낙상 판정 정보를 기반으로 환자 개인 별 낙상 위험 수준을 분석·정의한다. 이렇게 정의된 개인 별 낙상 위험 수준 정보 중 위험도가 높은 일부 환자에 대해 불투명 적외선 카메라를 통해 송출된 침대에 서의 환자 자세를 종합적으로 분석하는 실시간 낙상 위험 예측을 통해 필요 시 환자나 보호자, 병원 의료진에게 위험 경고 음성이나 위험 경고 메시지를 송출한다.

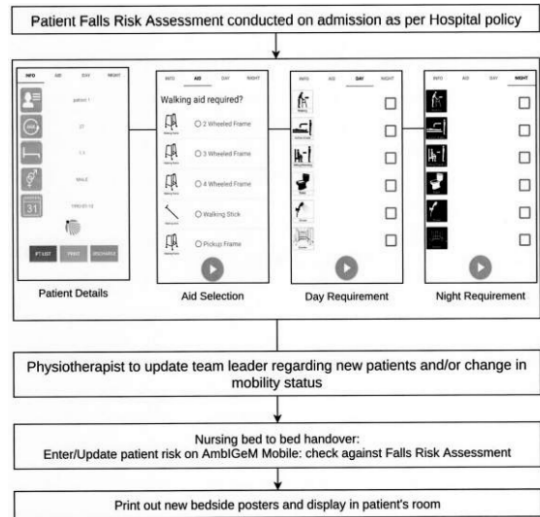


그림 1. AmbIGeM 모바일의 기능 및 개요^[25]
Fig. 1. Function and Overview of the AmbIGeM mobile^[25].

1. 환자의 프로파일을 활용한 정성적 낙상 위험 노출도 평가

가. 낙상 위험과 관련된 건강 상태 점검

낙상 예방을 위하여 이미 의료계에서 환자의 건강 상태를 전체적으로 점검하는 프로세스가 존재한다. 실무에서 활용하는 환자 낙상점검 체크리스트와 선향연구를 통해 환자 별 건강 상태 점검 항목은 표 1과 같다. 현재 다수의 의료 및 요양 기관에서는 이러한 체크 항목 별로 세부 체크 권고 사항을 만들고, 권고 사항 별 위험 수준의 분류 체계를 만들어 환자 개인의 낙상 위험도를 측정하는 한편, 낙상예방전담 조직을 구성하여 간호 관리에 적용하고 있다.

표 1. 환자 별 건강상태 체크 항목

Table 1. Items for checking the patient's health status

분류	체크 항목
낙상 병력	낙상 횟수, 낙상 빈도, 낙상 상황
신체검사	나이, 보행, 신경학적 기능, 하지 근력, 시력, 발과 신발 등
위험요인 병력	심혈관, 신경계, 감각관련 질환, 골다공이나 요실금 등 만성질환
복용중인 약	수면제 및 진정제, 항우울제 등
일상 활동 및 의사소통 기능	보행보조(적용 장비 및 이동보조장치) 사용, 개인 인지 기능능력, 수면/배뇨/시력 장애, 우울/불안/분노 등

표 2. 확률기준 정의

Table 2. The Statement for probability standard definition

기준(%)	구분	가능수준
81~100	발생될 가능성이 확정적임	5
61~80	발생될 가능성이 높음	4
41~60	발생될 가능성이 50% 수준임	3
21~40	발생될 가능성이 조금 있음	2
1~20	발생될 가능성이 매우 낮음	1

나. 환자의 정성적 위험 노출도 측정

1) 발생 확률(P) 정의

환자의 건강 점검 항목 별로 위험 요인에 대한 발생 확률에 대한 수준을 정의한다. 이는 확률에 대해 개인 별 편차를 줄이기 위한 가이드라인이 된다.

2) 낙상 위험에 대한 영향(E) 정의

건강 상태 체크 결과를 기초로 낙상 위험에 대한 영향을 정의한다. 예를 들어 낙상 병력 분류 항목에 대한 발생 확률은 표 3과 같이 정의할 수 있다.

표 3. 체크 항목에 대한 낙상위험 영향 정의 예

Table 3. The statement of fall risk effect for each patient's check item

영향(E) 기준(%)	거의 없음	낮음	보통	높음	매우 높음
	1~5	6~10	11~15	16~20	21~25
영향도	1	2	3	4	5

3) 환자의 정성적 낙상 위험 노출도 측정

식 (1)과 같이 환자 별 각 낙상 위험에 대한 정성적 판단 결과를 기초로 환자의 신체 별 정성적 위험 노출도(Q_{nr})를 측정한다.

$$\text{정성적 위험노출도}(Q_{nr}) = \sum(P * E) \dots\dots\dots (1)$$

단일 낙상 위험을 가진 환자에 대해서는 표 4와 같은 형태의 확률-영향 매트릭스를 활용한다. 여기서 영향도의 척도 값은 영향도 정의 기준을 그대로 적용하거나 변별력을 높이기 위하여 척도를 조정하여 정의할 수 있다. 예를 들어, 우울증약과 수면제를 복용하고 있는 환자로 가정할 단일요인의 발생 가능성이 60%이고 발생될 경우 영향도가 낮음 수준이라면 정성적 위험 노출도(Q_{nr})은 발생가능성 3수준의 가중치 0.5, 영향도 2수준으로 가중치 0.1을 곱하여 0.05로 계산된다. 연관성이 없는 다수

표 4. 단일 낙상 위험을 적용한 확률-영향 측정 매트릭스 예

확률-영향 측정 매트릭스(단일요인)							
영향도	5	0.25	Medium	High	High	Extreme	Extreme
			Medium	Medium	High	High	Extreme
4	0.20	Medium	Medium	High <td>High <td>Extreme</td> <td>Extreme</td> </td>	High <td>Extreme</td> <td>Extreme</td>	Extreme	Extreme
3	0.15	Low	Medium	Medium	High <td>High</td> <td>High</td>	High	High
2	0.10	Low	Low	Medium	Medium	High	High
1	0.05	Low	Low	Low	Medium	Medium	Medium
			0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
			1	2	3	4	5

발생가능성

변인이 있는 경우 정성적 위험 노출도는 단순 합산하여 산출한다.

한편, 선행된 연구 [25]에 의하면 하나 이상의 중요한 낙상 요인을 보유한 환자의 경우 파생 위험이 커진다. 이를 위험 노출도에 반영하기 위해서는 확률-영향 매트릭스는 한계가 있다. 이를 위해 그림 2와 같이 위험을 조합하여 위험을 분석할 수 있는 품질의 집 형태의 매트릭스를 적용한다.

참고문헌 [25]에서는 실수나 오류로 환자에게 사망 혹은 심각한 위해를 야기한 사건을 중대 사건(Serious Reportable Event)으로 분류하고 있다. 그림 2에서 1~6은 NQF(National Quality Forum)에 근거하여 요약한 중대 낙상사건들에 대한 기록을 근거로 중요도를 상으로 가정한 것으로 다수의 원인을 조합하여 점수화하

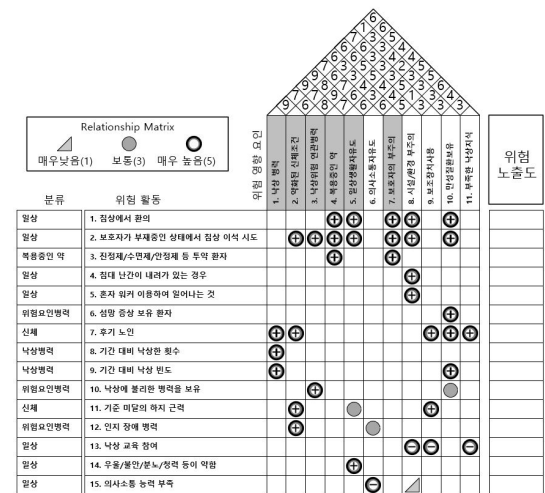


그림 2. 복합적인 낙상 위험 영향 요인에 대한 위험 노출도 측정 예

Fig. 2. Example of risk exposure measurement for multiple fall risk influencing factors

는 예를 설계한 것이다. 위험 영향 요인들에 대한 조합된 위험은 단일 낙상 위험일 때 적용하는 확률-영향 측정 매트릭스의 값을 더하여 곱하는 방식으로 위험 노출도를 계산한다. 가령 예를 침상에서 환의를 하는 환자가 있을 때 그 환자의 위험 관리 프로파일로부터 복용중인 약이 있고, 신체적 장애를 갖고 있어 일상 생활이 자유롭지 못한 환자인 경우 위험의 관계 매트릭스의 위험발생도는 매우 높음(5), 관계 위험 영향도는 7로 식별된다. 이 값을 표 4에 대응시켜 환산한다. 위험 발생도는 1,3,5에 해당하는 가중치를 그대로 활용한다. 영향도는 5가 최대이므로 그림 2의 위험 영향 요인 조합의 위험 영향도 값이 6에서 9사이에 해당되는 값은 표4에서 영향도 수준을 산술적으로 6~9가 되도록 하고, 그에 해당되는 가중치 값을 더하여 적용한다. 이때 다하는 영향도 등급의 조합이 다르더라도 그 가중치의 합은 동일하므로 어떤 조합으로 계산이 되어도 무방하다. 실제 위에서 설명한 예에 대한 정성적 위험 노출도를 계산하면, 발생가능성이 5이므로 가중치는 0.9가 된다. 조합 영향도는 7이므로, 영향도 등급은 영향도 2와 영향도 5를 더하는 경우와 영향도 3와 영향도 4를 더하여 7이 되는 두 가지 경우가 발생한다. 첫 번째 경우의 가중치는 2의 가중치 0.1과 5의 가중치 0.25를 더한 0.35이다. 두 번째 가중치 값은 3의 가중치 0.15와 4의 가중치 0.20이 더해져 0.35가 된다. 결과에서 알 수 있듯이 6 이상의 등급은 모든 경우의 조합으로 가중치를 더하더라도 그 값은 동일하다는 것을 알 수 있다. 결과적으로 본 사례에 대한 정성적 위험 노출도(QUM)는 발생가능성(0.9)와 조합영향도(0.35)을 곱하여 0.315로 평가된다. 그림 2의 위험 요인에 대한 영향도 수치는 설명을 위해 임의적으로 마킹되어 있으며, 실제 활용을 위해서는 사전 연구 결과를 반영하거나 임상

표 5. 위험 노출도 특성에 따른 위험 대응 전략 예
Table 5. Examples of risk response strategies by risk exposure characteristics

영향도 ↑	고	분석 후 예측	적극적 관리
	저	정기적 평가	적극예방감시
		발생가능성 → 고	

실험에서 검증된 자료, 다양한 휴리스틱 기법 등을 통해 증명된 정보를 근거로 정의한다.

다. 낙상 대응 전략 정의

단일 위험 요인 또는 복합 위험 요인을 갖는 환자에 대한 위험 노출도 값을 환산하여 환자의 낙상 대응 전략을 확정한다. 표 5는 위험 특성에 따른 전략을 4분면도 형태로 분류한 것이다. 발생가능성과 영향도가 낮은 경우는 정기적인 관리 내역을 기록하고 실시간 낙상 위험에 대한 정량적 예측은 수행하지 않는다. 반면, 분석 후 예측, 적극예방 감시, 적극적 관리 분면에 해당되는 환자들을 대상으로 실시간 낙상 위험 예측 평가를 진행한다.

2. 실시간 낙상 위험 측정

가. 자세 판단 예측 개요

낙상 자세를 예측하기 위한 분석 모델은 그림 3과 같다. 낙상 위험에 대한 자세를 예측하기 위하여 적외선 카메라를 통해 자세 데이터를 수집한다. 자세 예측을 위하여 몸을 돌렸을 때 사람의 손의 방향과 몸의 방향은 일치하며, 몸을 돌렸을 때 사람의 양 끝 어깨의 차이가 감소

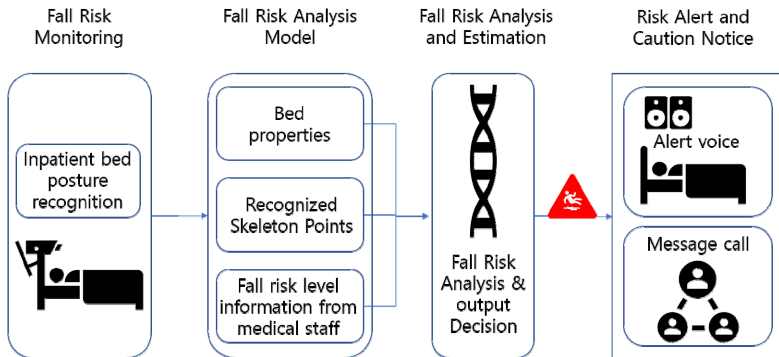


그림 3. 자세 기반 낙상 위험 예측을 위한 서비스 흐름도
Fig. 3. Service flowchart for posture-based fall risk prediction

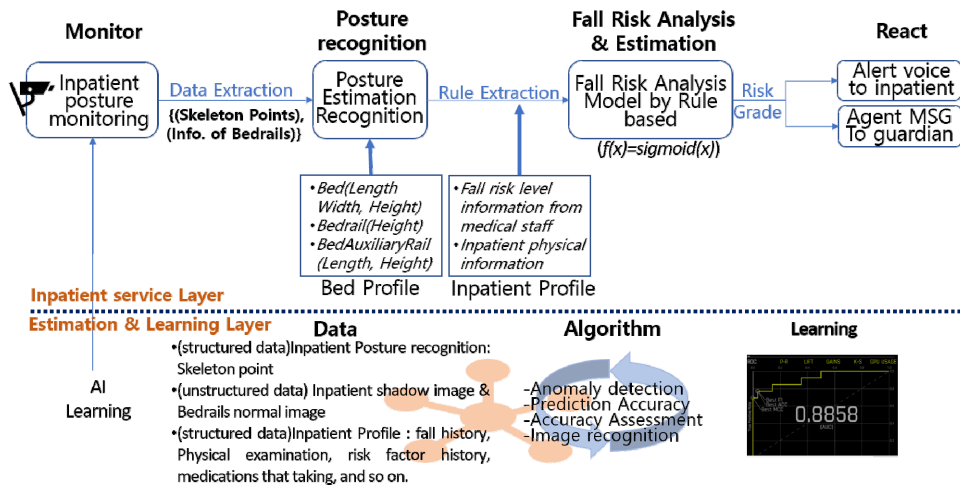


그림 4. 자세 기반 낙상 위험 예측모델 블록도
 Fig. 4. Block diagram for posture-based fall risk prediction Model

하는 것으로 전제한다.

침대에 있는 환자의 자세 별 낙상 위험을 예측하기 위하여 첫 번째 침대와 사람간의 거리를 인지한다. 다음 단계로 침대 내 환자의 몸, 팔, 손 등의 신체 패턴을 인지한다. 이러한 데이터를 분석하여 패턴 별 위험도를 식별하고 위험, 주의, 관망에 대한 예측을 한 후 예측결과를 반영하여 정량적 예측 값을 기준으로 '위험', '주의', '관망' 등의 결정을 확정한다.

모든 이상행동들은 최초에 설계된 이후 지속적인 학습을 통해 패턴이 추가되고 정밀화 되면서 진화된다. 이상행동이란 정상적 기준에서 벗어난 행동^[27]으로 일반적이지 않은 움직임^[28]을 이상행동으로 칭하며, 통계적 기준, 사회적 규범, 환경적 요청의 기준, 개인의 심리적 요구에서 벗어나는, 개인에게 심리적 갈등을 유발하는 정도에 따라서 규정한다^[27].

기본적으로는 이상행동에 대한 평가는 각 세부 측정 항목 별 위험도를 순차적으로 평가하며 다음 단계로 진행되는 형태로 설계한다. 그러나 각 단계에서 측정된 세부 위험도 예측 값이 위험 수준 별 임계값을 초과하는 매우 위험한 상황으로 예측되는 경우 다음 차례의 세부 측정 항목들에 대한 예측을 Skip하고 즉시 decision 단계로 이동한다.

나. 자세 기반 낙상 위험 실시간 예측

자세 기반 낙상 위험 예측은 그림 4의 블록도와 같이 환자 자세 모니터링을 통해 환자의 스켈레톤 포인트와

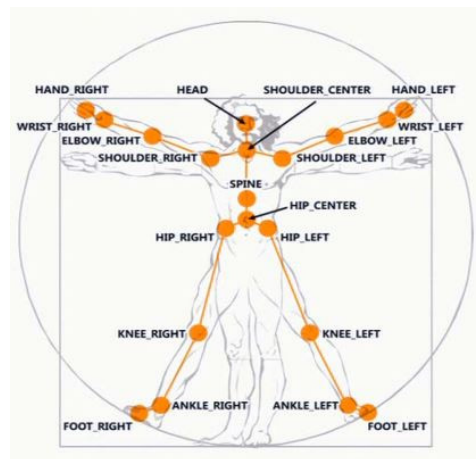


그림 5. Skeleton Point^[4]
 Fig. 5. Skeleton Point^[4]

침대 및 보조 난간 이미지 정보를 인식하여 자세를 예측한다. 예측된 정보를 중심으로 환자의 위험도 프로파일과 신체정보, 침대 안전바, 침대 보조 안전바 정보를 조합을 통해 규칙을 추출하고 추출된 정보를 통해 환자의 위험도를 측정하여 위험 노출도를 산출한다. 위험 노출도에 따라 환자에게 경고 음성을 송출하거나 보호자 등에게 긴급 메시지를 함께 송신한다. 사용자 서비스와 별개로 규칙 기반에 근거하여 수입된 예측과 정확도 정보, 운영에 활용된 모든 데이터들은 그 예측 정확도를 높이기 위한 학습데이터로 활용된다.

1) 환자의 침대 자세 모니터

카메라를 통해 침대의 상태 정보와 환자의 자세정보가 모니터링 된다. 모니터링된 침대 이미지 정보는 사전에 저장되어 있는 바람직한 상태의 침대이미지 정보와 비교된다. 모니터링된 환자 자세에 대한 Skeleton 포인트 정보는 그림 5와 같이 관절의 위치를 숫자로 식별하여 환자의 자세를 예측하기 위해 활용된다. 이때 침상 이불 등에 의해 자세인식이 불가능한 경우 HEAD 위치 정보만 수집된다.

2) 침대에서의 환자 자세 인식

침상 환자의 자세는 Skeleton 정보를 통해 누워있는지, 앉아있는지, 서있는지, 왼쪽 또는 오른쪽으로 누워있는지, 손으로 안전바를 잡고 있는지 등을 식별한다. 이때 침대 이미지 정보와, 환자 이미지정보를 통해 침대에서의 환자 위치 정보를 인식한다. 또한 침대 밖으로 신체의 돌출 여부 등도 인식한다.

모니터링을 통해 인식된 사람의 이미지를 통해 스케레톤 포인트 정보를 구하여 중심점을 찾아내고, 그것을 기준으로 자세를 예측¹²⁾한다. 침대는 이미지 인식 정보를 비교함으로써 환자가 위치한 침대의 위치, 보조 난간과의 위치 및 보조 난간을 잡고 있는지 등의 정보를 인식한다.

3) 규칙 기반 낙상 위험 예측 및 분석

규칙 기반 낙상 위험 분석을 위해 실시간 분석되는 자세 예측 정보, 상대적인 침대와의 거리, 보조난간 인식 정보 들을 모두 포함하여 의료진에 의해 사전에 입력된 환자의 낙상 위험 노출도 정보가 사용된다. 환자 고유의 낙상 위험 환경 수준을 고려하여 낙상 위험 조건에 따라 위험 수준에 대한 분석이 수행되고, 그 결과를 통해 위험 예측에 대한 규칙 기반 경고 수준과 방법이 결정된다. 인식된 위험에 대한 규칙 평가는 결정테이블 기법을 기반으로 설계하였다. 표 6은 환자의 낙상 위험 요인들이며, 표 7은 출력 방법과 출력 정보이다. 표 6의 다양한 위험 조건이 조합되어, 표 7의 특정 결과가 도출되며, 표8은 결과에 대한 조건의 조합들의 예를 보여주고 있다.

표 6. 결정테이블-조건(예)
Table 6. Decision Table-Conditions(example)

조건No.	원인 조건 상세
DFC1	침대의 보조 난간 위치 정상
DFC2	카메라를 통하여 사람 s.p. 인식 가능
DFC3	사람의 신체로 추측되는 부분이 침대 중앙으로부터 좌측 또는 우측으로 50% 이상 치우침

조건No.	원인 조건 상세
DFC4	환자의 신체 일부가 침대로부터 10~20% 이상 이탈됨
DFC5	Shoulder s.p.와 wrist Left s.p 포인트 거리가 근접
DFC6	Shoulder s.p.와 wrist Right s.p 포인트 거리가 근접
DFC7	환자의 신체 일부가 침대 frame에 맞닿아 있거나 교차되고 있음
DFC8	사람의 Hip s.p.보다 Shoulder s.p.의 vertical point가 동일 또는 유사하고 Horizontal point gap이 초기값의 차이와 같거나 유사함
DFC9	사람의 Knee s.p.나 ankle s.p. 과 Shoulder s.p.의 차이가 초기값의 차와 유사함 위치함
DFC10	Hip s.p.가 Shoulder s.p.보다 더 높게 위치함
DFC11	왼손으로 보조 난간을 잡음
DFC12	오른손으로 보조 난간을 잡음
DFC13	경고 회차가 3회보다 큼
DFC14	고정 상태가 1분 이상 지속됨
SFC1	낙상 병력
SFC2	악화된 신체 조건
SFC3	낙상위험 연관 병력
SFC4	복용중인 약
SFC5	일상생활 자유도(와상환자:0 ~ 양호:1)
SFC6	의사소통자유도
SFC7	만성질환 병력
SFC8	보조장치 사용
SFC9	부족한 낙상 지식
^{주1} SFC10	포괄적 낙상 고위험군
...	...

-DFCn(dynamic factor condition) : 행동이나 행동의 결과에 의한 동적 요인
 -SFCn(Static factor condition) : 환자가 고유하게 보유하고 있는 위험 영향 요인
^{주1} 포괄적 낙상 고위험군 : 기존에 병원에서 활용하고 있는 위험분류 시스템이 있는 경우 필요에 따라 -SFC1~SF9를 대신하여 종합 판단값으로 해당 값을 예측에 활용할 수 있도록 하는 환자고유 위험수준값

표 7. 결정테이블-결과(예)
Table 7. Decision Table-Result(example)

결과번호	결과 상세
R1	Voice : "낙상위험이 있으니 주의하세요"
R2	Voice : "낙상 위험이 있으니 신체를 오른쪽으로 이동해 주세요"
R3	Voice : "낙상 위험이 있으니 신체를 왼쪽으로 이동해 주세요"
R4	Voice : "낙상 위험이 있으니 몸을 침대 안쪽으로 이동해 주세요"
R5	Voice : "보조 난간을 정상 위치로 올려주세요"
R6	Voice : "낙상위험이 있으니 보조 난간을 올려주시고 침대 안쪽으로 위치를 이동해 주세요"
R7	Voice : "낙상위험이 있으니 보조 난간을 올려주시고 손으로 잡아주세요"
R8	Voice : "낙상위험이 있으니 침대 중앙으로 이동하여 앉아 주세요"
R9	Voice : "낙상위험이 있으니 서있지 마시고 침대 중

결과번호	결과 상세
	“앞에 앉거나 누워주세요.”
R10	Target : 보호자, 의료진 Message : 외상 환자 낙상 위험 신속 확인 <환자명, 입원 호실>
R11	Target : 보호자, 의료진 Message : “ <환자> ” 낙상 위험
...	...

표 8 결정테이블(예)
 Table 8. Decision Table(example)

No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
DFC1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
DFC2	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DFC3	1	1	1	x	x	x	x	x	x	x	x	x
DFC4	x	x	x	1	x	x	x	x	x	x	x	x
DFC5	x	x	x	x	x	1	x	1	x	x	x	x
DFC6	x	x	x	x	x	x	1	x	1	x	x	x
DFC7	x	x	x	x	x	x	x	x	x	1	x	x
DFC8	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	1	x
DFC9	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	1
DFC10	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
DFC11	x	x	1	x	x	0	x	x	x	x	x	x
DFC12	x	x	x	1	x	x	0	x	x	x	x	x
DFC13	0	1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
DFC14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
SFC1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	x
SFC2	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	1	1
SFC3	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
SFC4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	1	0
SFC5	1	1	0	0	1	1	x	x	x	x	x	x
SFC6	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
SFC7	x	1	x	x	x	1	x	x	x	1	x	x
SFC8	x	x	x	x	x	x	1	1	x	x	x	x
SFC9	x	x	x	x	x	1	x	x	x	x	x	x
SFC10	x	x	1	1	x	x	x	x	x	x	x	x
R1	1	1	1	1	1	1	1					
R2								1				
R3									1			
R4										1		
R5					1							
R6	1											
R7						1	1					
R8			1	1							1	
R9												1
R10			1	1								
R11		1										

0: False, 1: True, x : Don't Care

표 9. 패턴 인지를 위한 스켈레톤 포인트 식별번호
 Table 9. Index of skeleton point for pattern recognition

Body	Body Index	Position	Position Index
Head	0		
Spine	1	Center	0
Shoulder	2		
Hip	3		
Elbow	4	Right	1
Wrist	5		
Hand	6		
Knee	7	Left	2
Ankle	8		
Foot	9		

따라서 환자의 고유한 낙상 위험 조건을 기반으로 자세에 대한 낙상 위험 분석과 예측이 처리되므로 유사한 자세라도 위험 예측 정도가 상이할 수 있다.

이러한 이상행동들을 측정하기 위해서는 영상을 통해 인식된 이미지와 신체 패턴 정보를 조합해야 한다. 침대에 개인 식별 기능이 없는 모니터링 카메라를 설치하여 사물의 영상이미지 인식 데이터와 신체의 skeleton point 정보를 사용한다. 실시간 이미지 인식 및 처리 등 모니터링의 성능을 높이기 위해 검출 속도가 빠른 장점^[30]을 갖는 YOLOv4 모델을 통해 환자의 동작을 탐지한다. 환자의 행동을 분석하기 위하여 CNN기반의 DeepLabCut Algorithm을, 실시간 빠른 처리와 정교함을 높이기 위하여 Fine-tuning 기법을 사용한다. 손의 움직임 등 곡선거리 외적의 패턴을 탐지하기 위한 알고리즘으로는 Convex Hull Algorithm을 이용한다.

표 9는 패턴 인지를 구현할 때 사용할 스켈레톤 포인트 인덱스 설계 정보이다. 예를 들어 어깨 중심을 의미한다면 Body Index인 '2'와 Position Index인 '0'을 조합하여 '20'으로 표현한다.

환자의 이상행동 여부와 환자의 낙상 위험 예측값은 개인의 프로파일을 통해 평가된 신체 부위 별 정성적 위험예측도(QUnr)와 실시간 위험 예측 알고리즘을 통해 도출한 해당 신체 부위에 대한 정량적 위험 예측도(QNmr) 결과를 조합함으로써 결정된다. 실시간 낙상 위험도는 이상 행동으로 측정된 다양한 비선형 변인을 조합하고, 시그모이드 함수(Sigmoid Function)를 활성화 함수(f(x)=sigmoid(x))로 사용하여 낙상 위험성을 빠르게 출력한다. 낙상 위험성 산출값은 일정 주기 별로 낙상 예측의 정확도 수준을 평가하고 검증하기 위해 활용한다. 또한 환자 별 행동 특성이나 경향을 파악할 수 있어 보다 면밀한 낙상 예방 대응에 반영할 수 있다.

$$\text{낙상위험도(FR)} = 1/(1+e^{-\sum(QUn_r) * \sum(QNm_r)}) * 100 \dots (2)$$

- QU_{n_r} : 환자 별 보유한 고유 낙상 위험 요인 변인 별 정성적 위험 노출도(고유 낙상 위험 요인이 없는 경우 1)
(n_r : SFC1~SFC9 또는 SFC10)
- QN_{m_r} : 실시간 낙상위험 측정값을 통해 예측된 동일 변인 별 정량적 예측 위험 노출도
(m_r : SFC1~SFC9 또는 SFC10)
- e 는 자연 상수에 대한 지수함수(약 2.71)

식 (2)를 통하여 환자 별로 고유하게 가지고 있는 낙상 위험의 환경요인을 측정된 정성적 위험 위험노출도와 카메라 모니터를 통해 인지한 정보를 근거로 예측한 실시간 낙상 위험 측정값을 활용하여 종합적인 위험 노출도를 산정한다. 여기서 e 는 자연상수에 대한 지수 함수(exponential function)로 약 2.718281828... 이다. 여기서 시그모이드 함수를 사용하는 이유는 알고리즘 복잡성을 감소시켜 비선형적 출력값을 매끄럽게 표현하여 쉽게 분석할 수 있기 때문이다^[31].

4) 낙상 위험 알람

분석 결과 예측된 수준에 따라 환자에게 경고 안내 음성 이 출력되거나 보호자나 의료진에게 경고 안내 메시지 콜이 출력된다. 이는 위험 관리 규정에 근거하거나 반영 되어야 한다. 즉, 최종 예측된 낙상 위험 수준 별로 신속 하고 표준화된 안전한 서비스를 제공하기 위해 등급 별 최초의 대응 활동을 정의하여야 한다. 표 10은 위험 별 대응 조치 지침의 예이다. 위험은 총 4등급으로 구분되어 있으며, 각 등급 별로 통보해야 하는 범위가 정의되어 있음을 볼 수 있다. 해당 등급 기준에 따라 앞서 표 7과 같이 가장 적절한 alert의 범위와 경고 안내와 메시지 출력 이 세분화될 수 있다. 결정 테이블의 결과 위험 등급은 각 의료기관의 환자의 특성을 반영하여 더욱 세분화하는

표 10. 위험 노출도 별 최초 대응 조치 정의(예)
Table 10. Definition of response activities by final predicted fall risk(example)

Risk grade	Description of first response action
Extreme	즉각적인 주의와 조치 필요하며 의료진에게 통보
High	매뉴얼에 정해진 적절한 조치를 취하도록 보호자에게 통보
Medium	침상의 스피커폰을 통해 환자에게 위험 주의 alert 송출
Low	관심을 갖고 지켜봄. 반복되지 않도록 차후 주의할 것을 안내

것이 바람직하다. 이는 등급을 기준으로 각 등급 별로 위험이 감지되는 상황이 발생하는 경우 처음에 낙상 예방을 위해 어떤 조치가 취해져야 하는지가 분석 및 예측 결정 시 명확히 반영되어야 하기 때문이다.

IV. 시사점

침상에서 환자의 자세를 인지한 후 환자의 기본 위험도 정보를 모두 고려하여 환자에게 실시간으로 직접 낙상 위험 안내 음성을 제공하거나, 의료진 또는 보호자에게 위험 신호를 알림으로써 낙상 위험을 현실적으로 낮출 수 있다는 점에서 본 연구는 매우 차별성을 갖는다. 뿐만 아니라 본 예측 시스템은 다음과 같은 특징점을 갖는다.

첫째, 지금까지 의료기관에서 입원 환자의 낙상 위험을 관리하기 위해 조사하여 관리하고 있던 환자의 병력과 같은 프로파일 정보를 그대로 활용함으로써 적용의 유용성을 극대화 할 수 있다는 것이다.

둘째, 개인 식별 정보의 수집이 이루어지지 않기 때문에 의료 기관에서 향후 이러한 시스템을 도입하는데 있어 신규 환자 개인의 프라이버시 문제에 대해 매우 자유로울 수 있다.

셋째, 본 연구에서 제안된 알고리즘은 안전사고 예방과 관련된 예측 분야의 기본 알고리즘 모듈로 유용하게 응용될 수 있으며 규칙 기반으로 생성된 다양한 예측 정보는 강화학습을 통해 정확한 예측 시스템 개발의 기반을 마련하는데 활용될 수 있다.

V. 결론

침상에서의 낙상 환자 관리가 어려운 것은 낙상을 예측하고 이를 예방하는 것이 어렵기 때문이다. 그럼에도 불구하고 입원 시설을 운영하고 있는 대부분의 의료기관에서는 환자의 기본 정보를 사전에 조사하고 관찰하여 낙상 예방을 위한 주의 수준을 파악하여 관리하고 있다. 그러나 환자에 대한 정보 관리의 차원만으로는 입원환자의 낙상 비율을 낮추는데 한계가 있다.

본 연구에서는 입원 환자의 침상 낙상을 예방하기 위한 자세 인식 기반 낙상 위험 예측 모델을 설계하였다.

이는, 환자 건강상태 프로파일을 실시간 낙상 위험 예측에 활용하는 방안으로, 낙상 위험과 관련된 건강 상태

점검 항목을 기반으로 환자의 정성적 위험 노출도를 측정하여 낙상 대응 전략을 정의한다. 침상 자세 기반 낙상 위험 실시간 예측에서는 카메라를 통해 침대의 상태 정보와 환자의 자세정보가 모니터 되고, 침대에서의 환자 자세를 인식하여 시그모이드 함수를 활용해 정성적 낙상 위험 노출도 정보와 규칙 기반 낙상 위험 정보를 조합하여 예측 및 분석을 수행함으로써 낙상 위험 수준별로 즉각적으로 환자나 보호자, 의료진에게 경고를 알린다.

본 예측 모델은 낙상 위험 예측 시 간과되었던 개인별 취약점을 위험 예측 시 반영할 수 있어 환자 별 높은 정확도의 낙상 예측 개인화 서비스를 제공할 것으로 기대된다. 또한 이렇게 누적된 자료와 예측 정확도 정보를 활용하면 딥 러닝을 통해 예측 규칙을 보다 정밀화할 수 있을 것으로 사료된다.

References

- [1] Gibson, M., "Fall in later life: Improving the health of older people", World Health Organization. pp. 296-315, 1990.
- [2] Tinetti, M. E., Speechley, M., and Gliner, S. F., "Risk factors for falls among elderly persons living in the community", New England Journal of Medicine, Vol. 319, pp. 1701-1707. Dec., 1998. DOI: <https://doi.org/10.1056/NEJM198812293192604>
- [3] Ledford, L. Research-based protocol: prevention of falls. Iowa City: University of Iowa Gerontological Nursing Intervention Research Center, 1997
- [4] www.kdca.go.kr/contents.es?mid=a20203070000, 2021 [accessed: Dec. 30, 2021]
- [5] <https://health.kdca.go.kr/healthinfo/index.jsp>, 2021 [accessed: Dec. 30, 2021]
- [6] Ministry of Health and Welfare, Korean Patient Safety Incident Report 2020., Seoul : Korea Institute for Healthcare Accreditation, 2021.
- [7] M. Y. Jeon, H. C. Jeong, and M. A. Choe, "A Study on the Elderly Patients Hospitalized by the Fracture from the Fall", Journal of Korean Academy of Nursing, Vol. 31, No. 3, pp.443-453, 2001. DOI: <https://doi.org/10.4040/jkan.2001.31.3.443>
- [8] Pharmnews, <https://www.pharmnews.com/news/articleView.html?dxno=98235>, 2019 [accessed: Dec. 30, 2021]
- [9] J. T. Lee, Nursing Hospital Status and Improvement Tasks, KIRI Aging Review, Focus press 14, 2017
- [10] S. Y. Hwang & S. J. Shin. "Predictors of fall Prevention Behaviors in Elderly Inpatients", Korean Journal of Health Promotion, Vol. 13, No. 2, pp. 76-85, 2013.
- [11] K. S. Jang. A Model for Fall Prevention Behavior of Arthritis Elderly Living in the Community. PhD. dissertation. Chungnam University, Daejeon, 2014.
- [12] I. S. Hyeon, and K. M. Park. "A convergence study on the effects of knowledge and attitude related to falls on fall preventive behaviors in the elderly-Based on case study of seniors welfare center" Journal of the Korea Convergence Society, Vol. 9, No. 9, pp. 389-397, 2018. DOI: <https://doi.org/10.15207/JKCS.2018.9.9.389>
- [13] Greenberg SA, Sullivan-Marx E, Sommers ML, Chittams J, Cacchione PZ. "Measuring fear of falling among high-risk, urban, community-dwelling older adults", Geriatric Nursing. Vol. 37, No. 6, pp. 489-495, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.gerinurse.2016.08.018>
- [14] I. K. Lee & J. Y. Choi. "Factors associated with nurses' activities for hospital fall prevention", The Korean Journal of Rehabilitation Nursing, Vol. 16, No. 1, pp. 55-62, 2013. DOI: <https://doi.org/10.7587/kjrehn.2013.55>
- [15] Lukaszyk, C., Harvey, L., Sherrington, C., Keay, L., Tiedemann, A., Coombes, J., ... & Ivers, R., "Risk factors, incidence, consequences and prevention strategies for falls and fall-injury within older indigenous populations: A systematic review", Australian and New Zealand Journal of Public Health. Vol. 40, No. 6, pp. 564-568, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/1753-6405.12585>
- [16] Denkinger MD, Lukas A, Nikolaus T, Hauer K. Factors associated with fear of falling and associated activity restriction in community-dwelling older adults: A systematic review. American Journal of Geriatric Psychiatry. Vol. 23, No. 1, pp. 72-86, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jagp.2014.03.002>
- [17] Hajek A, Bock JO, Konig HH. Psychological correlates of fear of falling: Findings from the German Aging Survey. Geriatrics & Gerontology International. Vol. 18, No. 3, pp. 396-406, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1111/ggi.13190>
- [18] S. C. Lim, & J. S. Go, "A Study on Design and Implementation of Driver's Blind Spot Assist System Using CNN Technique", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 20, No. 2, pp. 149-155, 2020. DOI: <https://doi.org/10.7236/JIIBC.2020.20.2.149>
- [19] S. H. Baek, H. R. Choi, and K. S. Kim, "Accuracy Urinalysis Discrimination Method based on high performance CNN", The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication, Vol. 21, No. 6, pp. 77-82, 2021. DOI: <https://doi.org/10.7236/JIIBC.2021.21.6.77>
- [20] S. H. Lee, "Deep learning based face mask recognition for access control", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 21, No. 8, pp. 395-400, 2020

DOI: <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.8.395>

- [21] D. S. Kim, Y. I. Kim, and S. J. Kim, "A New Region-centralized Shape Descriptor for Character Representation", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 6, No. 1, pp. 87-95, 2008
- [22] Friederich, S. (2017). Fine-tuning.
- [23] Nan Ju Park, and Yong Soon, Shin. "Predictors of Accidental Falls in the Community-dwelling Elderly by Age." Journal of Korean Academy of Community Health Nursing, Vol. 30, No. 2, pp. 141-149, 2019
DOI: <https://doi.org/10.12799/jkachn.2019.30.2.141>
- [24] I. Y. Yoo, J. H. Choi, "Experience of falls and predictors of falls in the elderly at senior citizens' centers", Journal of Korean Community Health Nursing, Vol. 18, No. 1, pp. 14, 2007.
- [25] Korea Institute for Healthcare Accreditation, Report by the subject of patient safety accident, 2018. 09. [online available] <http://www.alio.go.kr/>
- [26] ETRI, Real-time fall prediction technology development, ETRI press release 2021-69, 2021.11.11 [online available] https://www.etri.re.kr/kor/bbs/view.etri?b_board_id=ETRI06&b_idx=18620
- [27] Glossary of Pedagogical Terms, Seoul National University Education Research Institute, 1995.6.29, Hawoodongseol
- [28] G. Bae, Y. Uh, S. Kwak, and H. Byun, "Detection of Abnormal Behavior by Scene Analysis in Surveillance Video" The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol.36, No. 12C, pp. 744-752, 2011
DOI: <https://doi.org/10.7840/KICS.2011.36C.12.744>
- [29] Webb, J. & Ashley, J., "Beginning Kinect Programming with the Microsoft Kinect SDK", Apress, 2012.
- [30] J. J. Kim & C. B. Kim, "Implementation of Robust License Plate Recognition System using YOLO and CNN", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 19, No. 4, pp. 1-9, 2021
DOI: <https://doi.org/10.14801/jkiit.2021.19.4.1>
- [31] Wanto, A., Damanik, I. S., Gunawan, I., Irawan, E., Tambunan, H. S., Sumarno, S., and Nasution, Z. M., "Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia, 2021
DOI: <https://doi.org/10.31227/osf.io/u5fhm>

저 자 소 개

김 승 희(정회원)



- 2003년 : 동국대학교 컴퓨터멀티미디어 공학과 (공학사)
- 2005년 8월 : 연세대학교 산업정보경영 (공학석사)
- 2014년 2월 : 서울과학기술대학교 산업정보시스템 (공학박사)

- 2016년 2월 ~ 현재 : 한국기술교육대학교 IT융합SW공학과 조교수
- 주관심분야 : SW 품질공학, IT 서비스 최적화, 정보 시스템, IT프로젝트 관리, 블록체인 등

이 승 호(정회원)



- 2011년 : KAIST 전기및전자공학과 (공학석사)
- 2015년 : KAIST 전기및전자공학과 (공학박사)
- 2015년 9월~ 2018년 2월 : 국방과학연구소(ADD) 선임연구원

- 2018년 3월 ~ 현재 : 한국기술교육대학교 조교수
- 주관심분야 : 머신러닝/딥러닝, 컴퓨터비전, 패턴인식

※ 이 논문은 2022년도 한국기술교육대학교 교수 교육연구진흥과제 지원에 의하여 연구되었음