



저작자표시-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

2024년 2월
석사학위 논문

인공지능 기반 로봇 보조 재활 치료의 기능적 결과에 대한 예측 모델 개발

조선대학교 대학원

산업공학과

김 세 로

인공지능 기반 로봇 보조 재활 치료의 기능적 결과에 대한 예측 모델 개발

Development of Prediction Model for Functional Outcomes of Artificial Intelligence-Based Robot Assisted Rehabilitation Therapy

2024년 2월 23일

조선대학교 대학원

산업공학과

김 세 로

인공지능 기반 로봇 보조 재활 치료의 기능적 결과에 대한 예측 모델 개발

지도교수 신 종 호

이 논문을 공학 석사학위신청 논문으로 제출함

2023년 10월

조선대학교 대학원

산업공학과

김 세 로

김세로의 석사학위논문을 인준함

위원장	<u>김성준 (인)</u>
위원	<u>신종호 (인)</u>
위원	<u>김규태 (인)</u>

2023년 12월

조선대학교 대학원

목차

목차.....	i
표 목차.....	iii
그림 목차.....	vi
ABSTRACT.....	vii
제 1장 서론.....	1
제 1절 연구배경.....	1
1. 재활 의료기기 시장의 성장.....	1
2. 로봇 보조 재활 치료의 필요성.....	2
제 2절 연구 목적.....	3
1. 로봇 보조 재활 치료 효과에 대한 연구 필요성.....	3
2. 재활 치료 분야의 인공지능.....	3
제 3절 연구 구성.....	4
제 2장 데이터 수집 및 분석.....	5
제 1절 로봇 보조 재활 치료 환자 평가 데이터.....	5
1. 로봇 보조 재활 치료 평가 데이터 개요.....	5
가.MBI(Modified Barthel Index : 수정바델지수).....	6
나.BBS(Berg Balance Scale : 버그균형척도).....	11
2. 데이터 타입 및 분포도 분석.....	16
제 2절 데이터 변환.....	24
1. 데이터 전처리.....	24
2. 데이터 증분.....	26
가.SMOTE.....	26

나. SVM-SMOTE.....	27
다. KMeans-SMOTE.....	28
라. SMOTE-ENN.....	29
마. SMOTE-TOMEK.....	30
제 3절 데이터 셋 구축.....	31
제 3장 모델 개발 및 평가.....	33
제 1절 분류 모델 개발 및 평가.....	33
1. 성능 평가 지표.....	37
2. 실험환경.....	37
3. 각 Dataset에 대한 성능 평가 및 분석.....	38
제 2절 XGBoost 모델 최적화 및 과적합 평가.....	40
1. 모델 최적화 및 성능평가.....	40
제 4장 결론 및 토의.....	43
참고문헌.....	44

표 목차

표 1. 수집된 데이터 수.....	5
표 2. MBI 점수 체계.....	6
표 3. MBI - 개인위생 평가항목 설명.....	7
표 4. MBI - 목욕하기 평가항목 설명.....	7
표 5. MBI - 식사하기 평가항목 설명.....	7
표 6. MBI - 용변처리 평가항목 설명.....	7
표 7. MBI - 계단 오르내리기 평가항목 설명.....	8
표 8. MBI - 옷 입기 평가항목 설명.....	8
표 9. MBI - 대변조절 평가항목 설명.....	8
표 10. MBI - 소변조절 평가항목 설명.....	9
표 11. MBI - 보행 평가항목 설명.....	9
표 12. MBI - 의자차 평가항목 설명.....	9
표 13. MBI - 의자 / 침대 이동 평가항목 설명.....	10
표 14. MBI - 점수 합계에 따른 의존도 수준.....	10
표 15. BBS 점수 체계.....	11
표 16. BBS - 앉은 자세에서 일어나기 평가항목 설명.....	12
표 17. BBS - 잡지 않고 서 있기 평가항목 설명.....	12
표 18. BBS - 의자에서 등받이에 기대지 않고 바른 자세로 앉기 평가항목 설명.....	13
표 19. BBS - 선 자세에서 앉기 평가항목 설명.....	13
표 20. BBS - 의자에서 의자로 이동하기 평가항목 설명.....	13
표 21. BBS - 두 눈을 감고 잡지 않고 있기 평가항목 설명.....	13
표 22. BBS - 두 발을 붙이고 잡지 않고 서 있기 평가항목 설명.....	14
표 23. BBS - 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기 평가항목 설명.....	14

표 24. BBS - 바닥에 있는 물건을 집어 올리기 평가항목 설명..... 14

표 25. BBS - 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아 보기 평가항목 설명..... 14

표 26. BBS - 제자리에서 360도 회전하기 평가항목 설명..... 15

표 27 BBS - 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기 평가항목 설명..... 15

표 28. BBS - 한발 앞에 다른 발을 두고 서 있기 평가항목 설명..... 15

표 29. BBS - 한 다리로 서 있기 평가항목 설명..... 15

표 30. BBS - 점수 합계에 따른 의존도 수준..... 16

표 31. 학습 데이터 변수 설명..... 18

표 32. 전처리 이후 데이터 개수의 변화..... 25

표 33. MBI 전체 및 증감 데이터셋..... 31

표 34. MBI - SMOTE 증분 데이터셋..... 31

표 35. MBI - KMeans 증분 데이터셋..... 31

표 36. MBI - SVM SMOTE 증분 데이터셋..... 31

표 37. MBI - SMOTE ENN 증분 데이터셋..... 32

표 38. MBI - SMOTE TOMEK 증분 데이터셋..... 32

표 39. BBS 전체 및 증감 데이터셋..... 32

표 40. BBS - SMOTE 증분 데이터셋..... 32

표 41. BBS - KMeans SMOTE 증분 데이터셋..... 32

표 42. BBS - SVM SMOTE 증분 데이터셋 32

표 43. BBS - SMOTE ENN 증분 데이터셋..... 32

표 44. BBS - SMOTE TOMEK 증분 데이터셋..... 32

표 45. 실험환경..... 38

표 46. MBI - 전체 데이터셋 모델 평가..... 38

표 47. MBI - 증감 데이터셋 모델 평가..... 38

표 48. BBS - 전체 데이터셋 모델 평가..... 39

표 49. BBS - 증감 데이터셋 모델 평가..... 39

표 50. MBI - 모델 평가.....	41
표 51. BBS - 모델 평가.....	41

그림목차

그림 1. 글로벌 재활의료기기 시장규모.....	2
그림 2. 환자들의 특징 분포.....	19
그림 3. 치료 기록에 따른 환자들의 특징 분포.....	20
그림 4. MBI 점수 분포.....	21
그림 5. BBS 점수 분포.....	21
그림 6. 환자들의 점수 증감 분포.....	22
그림 7. 3σ 정규화를 통한 이상치 제거.....	24
그림 8. SMOTE 알고리즘.....	26
그림 9. SVM-SMOTE 알고리즘.....	27
그림 10. KMeans-SMOTE 알고리즘.....	28
그림 11. SMOTE-ENN 알고리즘.....	29
그림 12. SMOTE-TOMEK 알고리즘.....	30
그림 13. Random Forest.....	34
그림 14. SVC.....	35
그림 15. XGBoost Classifier.....	36
그림 16. MBI 전체 증분 데이터셋 성능 평가.....	42
그림 17. MBI 증감 데이터셋 성능 평가.....	42
그림 18. BBS 전체 데이터셋 성능 평가.....	42
그림 19. BBS 증감 데이터셋 성능 평가.....	42

ABSTRACT

Development of Prediction Model for Functional Outcomes of Artificial Intelligence-Based Robot Assisted Rehabilitation Therapy

Se Ro Kim

Advisor : Prof. Jongho Shin, Ph.D.

Department of Industrial Engineering

Graduate School of Chosun University

Robot-assisted rehabilitation treatment is a treatment to improve a patient's walking ability, and is a device that wears a robot aid that directly controls joint movement with a computer to receive appropriate strength to suit his or her ability and help him approach his or her normal walking.

There are not many hospitals that have rehabilitation robots as expensive equipment, so there are no cases where the effectiveness of treatment has been proven as an objective indicator. Therefore, in this paper, we developed an artificial intelligence model that predicts the functional outcomes of walking in patients when robot-assisted rehabilitation treatment is performed for people with brain disease, central/peripheral nervous system patients. It is believed that the developed predictive model will provide patients without medical knowledge with awareness of the effectiveness of treatment methods and maximize the effectiveness of treatment.

제 1 장 서론

1. 연구 배경

1.1 재활 의료기기 시장의 성장

재활 의료기기 시장은 지난 수년간 빠른 성장세를 보이고 있다.[20][21] 이는 고령화, 만성 질환 증가, 그리고 의료 기술의 발전 등 여러 가지 복합적인 요인에 의해 촉진되고 있다.

고령화 사회로 인해 노인 인구는 지속적으로 증가하고 있으며, 이에 따라 노인성 질환, 특히 근골격계 및 신경계 장애 등의 발병률이 높아지고 있다. 이러한 질환들은 장기적인 재활 치료를 필요로 하며[1], 이는 재활 의료기기 시장에 대한 수요를 증가시키고 있다. 글로벌 시장 조사 업체인 GMI에 따르면 2023년부터 2032년까지 국제 재활의료기기 시장의 연평균 성장률(CAGR)은 7%, 2032년에는 총 376억 달러의 규모에 이를 것으로 예상되고 있다.[22] (그림 1참조)

또한, 만성 질환의 증가로 인해 장기적인 관리와 치료가 필요한 환자들이 늘어나고 있다. 이들 환자들에게는 일상생활의 품질을 유지하고 개선하는 데 재활 서비스가 중요한 역할을 하게된다.

이와 병행하여, 로봇 공학과 인공지능 등의 첨단 기술이 의료 분야에 점차 도입되면서 재활 의료기기 분야 역시 이러한 기술의 혁신적인 발전을 경험하고 있다. 이러한 첨단 기술은 기존의 재활 치료 방법을 대체하거나 보완하며, 훨씬 더 정밀하고 효율적인 치료 방법을 제공하게 된다. 로봇 보조 재활 기기는 환자의 움직임을 정교하게 보조하고, 정확한 운동 패턴을 유도하며, 장시간에 걸친 효과적인 훈련을 가능하게 한다. 이러한 배경 하에 재활 의료기기 시장은 지속적인 성장을 이어갈 것으로 예상되며, 이는 재활 치료 분야에서 새로운 치료 기회를 제공할 것으로 보인다. 따라서, 재활 의료기기의 혁신과 발전은 환자의 삶의 질 향상, 치료 접근성 개선, 그리고 재활 치료의 전반적인 효율성 증대에 중요한 역할을 할 것으로 예상된다. 이러한 시장 동향과 기술 발전을 고려할 때, 로봇 보조 재활 치료의 효과를 예측하는 연구는 절실한 필요성이 있음을 알 수 있다.

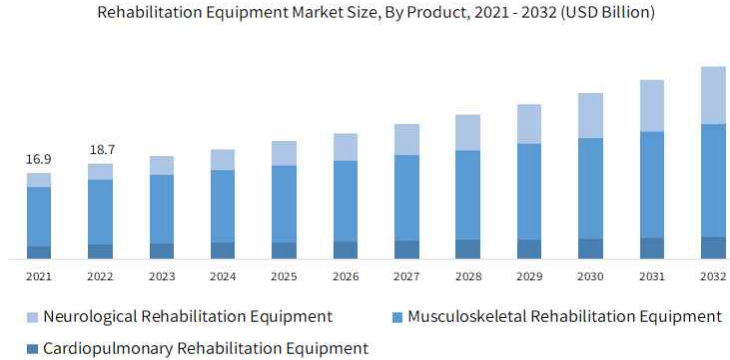


그림 1. 글로벌 재활의료기기 시장규모 [출처, Global Market Insights,2023]

1.2 로봇 보조 재활 치료의 필요성

현재 재활 의료 분야에서는 기술의 발전을 통해 치료 효과를 향상시키는 방향으로 진화하고 있다. 특히 로봇 보조 재활 치료는 이러한 변화의 중심에 있다. 로봇 보조 재활 치료는 기존의 재활 치료 방법을 보완하거나 대체하며, 환자들에게 보다 개선된 치료 결과를 제공할 수 있는 잠재력을 가지고 있다.

로봇 보조 재활 치료는 환자의 움직임을 정교하게 보조하고, 정확한 운동 패턴을 유도하며, 장기간에 걸친 효과적인 훈련을 가능하게 한다. 이는 특히 중증도의 신체 장애를 가진 환자들이나 고령자들에게 큰 도움이 될 수 있다. 또한, 로봇 기술은 재활 치료의 효과를 측정하고 기록하는 것을 가능하게 하여, 치료자에게 환자의 진행 상황에 대한 정확한 피드백을 제공한다. 이는 치료 계획을 보다 효과적으로 조정하고, 개인화된 치료를 제공하는 데 도움이 된다. 그러나, 로봇 보조 재활 치료의 효과를 최적화하기 위해서는 환자의 개별적인 상태와 필요성에 맞는 정확한 치료 방법을 선택하는 것이 중요하다. 이를 위해 로봇 보조 재활 치료의 효과를 예측하고 이해하는 데 필요한 연구가 요구되고 있다.

본 연구에서는 이러한 필요성에 기반하여 로봇 보조 재활 치료의 효과를 예측하는 모델을 개발하고자 한다. 이 모델은 환자의 개별적인 상태와 필요성을 고려하여, 로봇 보조 치료의 효과를 예측하고, 이를 바탕으로 최적의 치료 방법을 제안할 수 있다. 이렇게 하여 로봇 보조 재활 치료의 효과를 향상시키고, 환자의 회복 시간을 단축하는 데 기여하고자 한다.

2. 연구 목적

2.1 로봇 보조 재활 치료 효과에 대한 연구 필요성

현대 의료계에서 로봇 보조 재활 치료의 중요성이 점점 더 커지고 있다.[3] 이러한 치료 방법은 전통적인 재활 방법의 한계를 극복하고, 환자의 회복 과정을 최적화하는데 기여할 수 있는 혁신적인 접근법으로 여겨지고 있다. 전통적인 재활 방법은 일반적으로 치료사의 직접적인 개입을 필요로 하며, 이는 자원의 제한, 일관성 부족, 그리고 환자 맞춤형 치료의 어려움과 같은 다양한 제약을 가지고 있다. 이러한 한계들은 특히 복잡한 운동 장애를 가진 환자들에게 효과적인 치료를 제공하는데 있어서 중대한 장애물이 될 수 있다.

로봇 보조 재활 치료는 이러한 한계를 극복하며 환자 개인에게 맞춤화된 치료를 제공한다. 이 치료 방식은 정밀한 운동 제어와 일관된 치료 제공을 가능하게 하여, 환자의 개별적인 요구와 능력에 더 잘 부응할 수 있도록 한다. 로봇 보조 재활 치료는 치료사의 부담을 줄이는 동시에 치료 과정의 효율성과 효과성을 크게 향상시킨다. 또한, 이러한 치료 방법은 환자의 동기 부여를 증진시키고, 재활 과정에 대한 적극적인 참여를 유도한다. 이러한 특성은 환자의 빠른 회복을 촉진하고, 장기적인 삶의 질을 향상시키는데 중요한 역할을 한다.

이러한 맥락에서 로봇 보조 재활 치료의 효과에 대한 체계적인 연구의 필요성이 대두된다.

2.2 재활 치료 분야의 인공지능

현대 재활 치료 분야에서 인공지능(AI)의 적용은 혁신적인 발전을 가져오고 있다. 이러한 기술의 통합은 재활 과정을 더욱 효과적이고 개인화 된 방향으로 이끌고 있으며, 복잡한 임상 데이터를 분석하여 환자의 치료와 회복 과정을 최적화 하는데 중요한 역할을 하고 있다. 인공지능의 이러한 역할은 특히 개별 환자의 특정 요구와 상태를 고려하는 데서 그 가치를 발휘한다. 인공지능은 대규모 의료 데이터를 분석하여 재활 치료 과정에서 발생할 수 있는 다양한 문제들을 예측하고, 이를 바탕으로 맞춤형 치료 계획을 수립 가능하다. 또한, 인공지능은 재활 과정의 모니터링을 강화하고, 치료 효과를 실시간으로 평가할 수 있게 한다.

3. 연구 구성

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 로봇 보조 재활 치료를 받고 난 환자들의 기능적 결과를 평가한 데이터의 개요와 전처리 과정을 설명하고 분포를 분석하여 학습에 사용할 데이터셋을 정의한다. 또한 불균형 데이터 처리를 위한 증분 알고리즘에 대해 논한다. 이후 3장에서는 여러 종류의 Classification 모델에 대해 논하고, 개발된 모델의 성능을 평가를 통해 최종적으로 본 연구에서 사용된 데이터에 가장 올바른 조합의 예측모델을 도출한다. 4장에서는 연구의 결론 및 향후 연구 방향에 관하여 서술한다.

제 2 장 데이터 수집 및 분석

본 장에서는 연구 대상이 되는 로봇 보조 재활 치료에 대해 논하고, 치료 평가 데이터의 수집 및 데이터의 유형을 설명한다. 이후 데이터의 전처리 및 분석을 진행하고, 학습용 데이터 셋을 구성한다.

1. 로봇 보조 재활 치료 환자 평가 데이터

1.1 로봇 보조 재활 치료 평가 데이터 개요

재활치료는 사람들이 질병, 상해, 수술 등으로 인한 기능 장애를 극복하고, 일상생활을 원활하게 수행할 수 있도록 돕는 과정이다. 이를 위해 다양한 재활 치료 기법들이 사용되며, 그 중에서도 로봇 보조 재활 치료는 특히 주목 받고 있다.

로봇 보조 재활 치료는 로봇 기술을 활용하여 환자의 재활 과정을 지원하는 치료 방법으로써, 체계적이고 정확한 치료를 가능하게 한다.

본 연구에서는 로봇 보조 재활 치료를 받은 보행 장애자들의 데이터를 수집하였다. 데이터 수집은 Modified Barthel Index (MBI) 와 Berg Balance Scale (BBS) 평가를 통해 이루어졌다. MBI는 환자의 일상생활 수행 능력을 측정하는 도구로, 신체 기능의 독립성을 평가한다. BBS는 환자의 균형 능력을 측정하는 도구로, 다양한 체위에서의 균형 유지 능력과 안정성을 평가한다. 이 두가지 평가 도구를 통해 로봇 보조 재활 치료가 환자들의 일상 생활 수행 능력과 균형 능력에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 데이터를 수집하였다.

검사지	환자의 수	데이터 개수	평가항목 개수
MBI	198	1682	11
BBS	198	1503	14

표 1. 수집된 데이터 수

1.1-가 MBI (Modified Barthel Index: 수정바델지수)

뇌병변 환자의 후유장애 & 장애등급 산정에서 환자의 일상생활동작 수행 여부를 평가하는데 기능적 판단하는 근거하는 지수이다.

MBI 점수 체계					
	1	2	3	4	5
항목	과제를 수행 할 수 없는 경우	과제를 시도 할 수 있지만 안전하지 않은 경우	중등정도의 도움이 필요한 경우	최소의 도움이 필요한 경우	완전히 독립적인 경우
1. 개인위생	0	1	3	4	5
2. 목욕하기	0	1	3	4	5
3. 식사하기	0	2	5	8	10
4. 용변처리	0	2	5	8	10
5. 계단 오르내리기	0	2	5	8	10
6. 옷 입기	0	2	5	8	10
7. 대변조절	0	2	5	8	10
8. 소변조절	0	2	5	8	10
9. 보행	0	3	8	12	15
10. 의자차	0	1	3	4	5
11. 의자 / 침대 이동	0	3	8	12	15
범위	0	←----->			100

표 2. MBI 점수 체계

MBI의 일반적인 사용지침으로는 1등급 : 평가항목의 과제를 수행 할 수 없는 경우는 1로 분류하고 바델 점수는 0점에 해당한다. 2등급 : 보호자에게 거의 대부분을 의지하는 경우, 또는 누군가 곁에 있지 않으면 안전에 문제가 있는 경우. 3등급 : 보호자에게 중등 정도의 의지하는 경우, 또는 과제를 끝까지 수행하기 위해 보호자의 감시가 필요한 경우, 4등급 : 보호자의 도움이나 감시를 최소로 필요로 하는 경우, 5등급 : 완전히 독립적으로 과제를 수행 할 수 있는 경우, 환자의 과제 수행 속도가 느린 경우에는 그 기능의 수행을 위해 다른 사람의 도움을 필요로 하지 않는다면 점수를 아래 단계로 분류하지 않는다.[2][3]

각 항목별 점수를 평가하는 지표에 대해 서술한다.

1. 개인위생	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	환자가 개인위생을 할 수 없고, 모든 면에서 의존적이다.
2등급 (1점)	개인위생의 모든 단계에서 도움이 필요하다.
3등급 (3점)	개인위생을 수행할 때 하나 또는 그 이상의 단계에서 일부 도움이 필요하다.
4등급 (4점)	환자가 개인위생을 수행 할 수 있으나, 수행 전, 후에 최소한의 도움이 필요하다.
5등급 (5점)	환자는 모든 개인위생을 독립적으로 안전하게 수행할 수 있다.

표 3. MBI - 개인위생 평가항목 설명

2. 목욕하기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	환자가 개인위생을 할 수 없고, 모든 면에서 의존적이다.
2등급 (1점)	목욕의 모든 단계에서 도움이 필요하다.
3등급 (3점)	목욕을 위해 이동하거나 씻고 말리는데 도움이 필요하다.
4등급 (4점)	물 온도를 맞추거나 이동시 안전을 위해 감시가 필요하다.
5등급 (5점)	다른 사람의 도움 없이 어떤 방법을 동원하더라도 목욕의 모든 단계를 안전하게 수행할 수 있다.

표 4. MBI - 목욕하기 평가항목 설명

3. 식사하기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	모든 식사 과정을 전적으로 타인에게 의존해야한다.
2등급 (2점)	손가락 같은 식사 도구를 스스로 다룰 수 있으나 누군가가 식사하는 동안 적극적인 도움을 주어야한다.
3등급 (5점)	감시 하에서 스스로 식사가 가능하다.
4등급 (8점)	정상인보다 식사시간이 오래 걸리지만 도움이 필요하지 않다.
5등급 (10점)	환자 스스로 도움이 없이 식사가 가능하다.

표 5. MBI - 식사하기 평가항목 설명

4. 용변처리	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	완전히 의존적이다.
2등급 (2점)	용변의 모든 과정에서 도움이 필요하다.
3등급 (5점)	착탈의, 이동, 손 씻기에서 도움이 필요하다.
4등급 (8점)	안전하고 정상적인 용변을 위해서 감시가 필요하다.
5등급 (10점)	용변처리에 도움이 필요하지 않다.

표 6. MBI - 용변처리 평가항목 설명

5. 계단 오르내리기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	환자가 계단을 오를 수 없다.
2등급 (2점)	계단을 오르는데 보행 보조기를 포함한 모든 면에서 도움이 필요하다.
3등급 (5점)	계단을 오르내릴 수 있으나, 보행 보조기를 나갈 수 없으며, 감독이나 보조가 필요하다.
4등급 (8점)	일반적으로 도움이 필요하지 않다. 안전을 위해 감독이 필요할 수 있다.
5등급 (10점)	타인의 도움이나 관찰 없이 스스로 계단을 안전하게 오르내릴 수 있다.

표 7. MBI - 계단 오르내리기 평가항목 설명

6. 옷 입기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	스스로 할 수 있는 요소가 없고 모든 동작을 타인에게 의존한다.
2등급 (2점)	어느 정도는 옷 입기에 참여하지만, 모든 과정에서 타인의 도움이 필요하다.
3등급 (5점)	옷을 입고 벗는 과정에서 타인의 도움이 필요하다.
4등급 (8점)	옷을 조이는 과정(단추, 지퍼, 신발 등)에 타인의 도움이 약간 필요하다.
5등급 (10점)	옷을 입고 벗고 조이는 등의 모든 동작을 독립적으로 수행 가능하다.

표 8. MBI - 옷 입기 평가항목 설명

7. 대변조절	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	배변을 조절하지 못한다.
2등급 (2점)	배변자세를 취하거나 장운동촉진 방법을 시행하기 위해 도움이 필요하다.
3등급 (5점)	적절한 배변자세를 취할 수 있지만 장운동촉진 방법을 할 수 없거나 항문 세척에 도움이 필요하다.
4등급 (8점)	좌약투여나 관장 과정에서 감독이 필요할 수 있고 가끔 실변이 있다.
5등급 (10점)	환자 스스로 배변조절을 완벽히 할 수 있다.

표 9. MBI - 대변조절 평가항목 설명

8. 소변조절	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	배뇨조절이 의존적이며 실뇨가 있거나 지속적 도뇨를 하고있다.
2등급 (2점)	실뇨는 있지만, 삽입 혹은 외용 기구 사용으로 도움을 받을 수 있다.
3등급 (5점)	일반적으로, 실뇨가 낮에는 없지만 밤에는 있고, 기구 사용에 도움이 필요하다.
4등급 (8점)	대체적으로 실뇨가 낮과 밤 모두 없으나 가끔 발생하고 기구 사용에 약간의 도움이 필요하다.
5등급 (10점)	배뇨조절이 항시로 가능하며 보조기구를 독립적으로 사용할 수 있다.

표 10. MBI - 소변조절 평가항목 설명

9. 보행	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	스스로 보행할 수 없다.
2등급 (3점)	보행동안 계속 최소 한 명 이상의 도움이 필요하다.
3등급 (8점)	보행보조기구에 도달하기 위해 도움이나 보조기구의 조작이 필요하다.
4등급 (12점)	독립적인 보행이 가능하지만 도움 없이 50미터 이상을 보행할 수 없거나, 위험한 상황에서는 안전을 위하여 감독이 필요하다.
5등급 (15점)	보조기를 사용한다면 스스로 보조기를 사용할 수 있고 도움이나 감독 없이 50미터 이상 보행할 수 있다.

표 11. MBI - 보행 평가항목 설명

10. 의자차	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	의자차 보행에 전적인 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	평지에서 의자차를 단거리로는 전진시킬 수 있으나 그 외의 모든 의자차 조작에 도움이 필요하다.
3등급 (3점)	한 명의 도움이 필요하고 탁자나 침대 등에 의자차를 가까이 할 때는 항상 도움이 필요하다.
4등급 (4점)	환자가 평범한 지면에서는 의자차 보행을 충분한 시간동안 혼자 사용할 수 있으나, 좁은 길모퉁이에서는 약간의 도움이 필요하다.
5등급 (5점)	휠체어를 독립적으로 50미터는 밀 수 있다.

표 12. MBI - 의자차 평가항목 설명

11. 의자 / 침대 이동	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	이동에 환자가 전혀 도움이 되지 못하며, 장비의 사용 여부에 상관없이 이동하기 위해 두 명의 도움이 필요하다.
2등급 (3점)	이동하는데 환자가 참여하지만, 이동 동작의 전 과정에서 한명의 최대한의 도움이 필요하다.
3등급 (8점)	환자의 이동을 위해 한 명의 도움이 필요하며, 도움은 이동 동작의 어느 과정에서도 필요할 수 있다.
4등급 (12점)	확신을 주기 위해 혹은 안전 감독을 위해 한 명이 필요하다.
5등급 (15점)	의자차로 안전하게 이동 할 수 있으며, 환자는 수행동작의 모든 과정에서 독립적이다.

표 13. MBI - 의자 / 침대 이동 평가항목 설명

점수 합계	의존도에 따른 독립수준
0 ~ 24	완전 의존 (Total)
25 ~ 49	심한 의존 (Severe)
50 ~ 74	중등도 의존 (Moderate)
75 ~ 90	경도 의존 (Mild)
91 ~ 100	최소 의존 (Minimal)

표 14. MBI - 점수 합계에 따른 의존도 수준

위의 11가지 항목의 총점에 따라 환자의 의존도의 등급을 나눌 수 있다.

11가지의 세부항목으로 나누어 점수에 따라서 5가지 척도 (완전 의존, 심한 의존, 중등도 의존, 경도 의존, 최소 의존)으로 평가한다. 점수 범위는 0~100점이며, 각 항목마다 배점이 다르고 보행 및 의자/침대이동 영역이 높은 비중을 차지한다.

1.1-나 BBS(Berg Balance Scale: 버그균형척도)

1989년 노인들의 균형능력과 낙상 위험도를 평가하기 위해 고안되었다. 초기에는 노인을 대상으로 만들어진 평가도구이지만 현재 임상에서는 뇌졸중, 척추손상, 외상성뇌손상, 파킨슨병, 근육병 등 신경계 손상으로 인한 환자의 균형능력을 평가하고, 보행능력을 예측하는데 주로 사용된다[4][5]. 평가 항목은 총 14개로 구성되어 있으며, 최소 0점에서 최대 4점 척도로 구성되어 있어 균형능력에 아무런 문제가 없을 경우 56점을 획득하게 된다. 평가하는데 걸리는 소요시간은 평균 15분 정도이다.

BBS 점수 체계					
항목	1	2	3	4	5
1. 앞 자세에서 일어나기	0	1	2	3	4
2. 잡지 않고 서 있기	0	1	2	3	4
3. 의자의 등받이에 기대지 않고 바른 자세로 앉기	0	1	2	3	4
4. 선 자세에서 앉기	0	1	2	3	4
5. 의자에서 의자로 이동하기	0	1	2	3	4
6. 두 눈을 감고 잡지 않고 있기	0	1	2	3	4
7. 두 발을 붙이고 잡지 않고 서 있기	0	1	2	3	4
8. 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기	0	1	2	3	4
9. 바닥에 있는 물건을 집어 올리기	0	1	2	3	4

10. 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아 보기	0	1	2	3	4
11. 제자리에서 360도 회전하기	0	1	2	3	4
12. 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기	0	1	2	3	4
13. 한발 앞에 다른 발을 두고 서 있기	0	1	2	3	4
14. 한 다리로 서 있기	0	1	2	3	4

표 15. BBS 점수 체계

1. 앉은 자세에서 일어나기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	서는데 중등도 또는 최대한의 보조가 필요하다.
2등급 (1점)	서는데 최소한의 도움이 필요하다.
3등급 (2점)	몇 번의 시도 후에 손을 사용하여 서 있을 수 있다.
4등급 (3점)	손을 사용하여 독립적으로 서 있을 수 있다.
5등급 (4점)	손을 사용하지 않고 독립적으로 안전하게 서 있을 수 있다.

표 16. BBS - 앉은 자세에서 일어나기 평가항목 설명

2. 잡지 않고 서 있기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	도움 없이 30초 동안 서 있을 수 없다.
2등급 (1점)	지지 없이 30초 서는데 몇 번의 시도가 필요하다.
3등급 (2점)	지지 없이 30초 서 있을 수 있다.
4등급 (3점)	감독 하에 2분 동안 서 있을 수 있다.
5등급 (4점)	안전하게 2분 동안 서 있을 수 있다.

표 17. BBS - 잡지 않고 서 있기 평가항목 설명

3. 의자의 등받이에 기대지 않고 바른 자세로 앉기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	도움 없이 10초 동안 앉아 있을 수 없다.
2등급 (1점)	10초 동안 앉을 수 있다.
3등급 (2점)	30초 동안 앉을 수 있다.
4등급 (3점)	감독 하에 2분 동안 앉아 있을 수 있다.
5등급 (4점)	안정하게 2분 동안 앉을 수 있다.

표 18. BBS - 의자에서 등받이에 기대지 않고 바른 자세로 앉기 평가항목 설명

4. 선 자세에서 앉기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	앉을 때 도움이 필요하다
2등급 (1점)	독립적으로 앉을 수는 있지만 내려가는데 조절되지 않는다.
3등급 (2점)	다리의 뒷부분을 사용하여 의자에 기대어 조절해서 내려간다.
4등급 (3점)	손을 사용하여 조절해서 내려간다.
5등급 (4점)	최소한으로 손을 사용하여 안전하게 앉을 수 있다.

표 19. BBS - 선 자세에서 앉기 평가항목 설명

5. 의자에서 의자로 이동하기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	두 사람의 보조 또는 감독이 필요하다.
2등급 (1점)	도움을 줄 사람이 한 명 필요하다.
3등급 (2점)	Verbal cue 또는 감독 하에 이동할 수 있다.
4등급 (3점)	손을 많이 사용해서 안전하게 이동할 수 있다.
5등급 (4점)	최소한으로 손을 사용하여 안전하게 이동할 수 있다.

표 20. BBS - 의자에서 의자로 이동하기 평가항목 설명

6. 두 눈을 감고 잡지 않고 있기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	넘어지지 않기 위해 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	눈 감는 것을 3초 유지할 수 없지만 고정된 자세로 있다.
3등급 (2점)	3초 동안 서 있을 수 있다.
4등급 (3점)	감독하는 사람이 있어야 10초 동안 있을 수 있다.
5등급 (4점)	10초 동안 안전하게 서 있을 수 있다.

표 21. BBS - 두 눈을 감고 잡지 않고 있기 평가항목 설명

7. 두 발을 붙이고 잡지 않고 서 있기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	발을 모으기 위해 도움이 필요하고 15초 동안 서 있을 수 없다.
2등급 (1점)	발을 모으기 위해 도움이 필요하나 15초 동안 서 있을 수 있다.
3등급 (2점)	혼자서 발을 모으고 30초 동안 서 있을 수 있다.
4등급 (3점)	혼자서 발을 모으고 감독 하에 1분 동안 서 있을 수 있다.
5등급 (4점)	혼자서 발을 모으고 1분 동안 안전하게 서 있을 수 있다.

표 22. BBS - 두 발을 붙이고 잡지 않고 서 있기 평가항목 설명

8. 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	시행 시 균형을 잃는다/주위 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	앞으로 뻗을 수 있지만 감독하는 사람이 필요하다.
3등급 (2점)	안전하게 5cm 보다 앞으로 뻗을 수 있다.
4등급 (3점)	안전하게 12.5cm 보다 앞으로 뻗을 수 있다.
5등급 (4점)	25cm 보다 앞으로 뻗을 수 있다.

표 23. BBS - 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기 평가항목 설명

9. 바닥에 있는 물건을 집어 올리기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	시도할 수 없다.
2등급 (1점)	집어 올릴 수 없으며 항목 시행 시 감독하는 사람이 필요하다.
3등급 (2점)	집어 올릴 수 없으나 슬리퍼2-5cm(1-2인치)까지 닿을 수 있으며 스스로 균형을 유지할 수 있다.
4등급 (3점)	슬리퍼를 집어 올릴 수 있으나 감독하는 사람이 필요하다.
5등급 (4점)	쉽고 안전하게 슬리퍼를 집어 올릴 수 있다.

표 24. BBS - 바닥에 있는 물건을 집어 올리기 평가항목 설명

10. 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아 보기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	도는 동안 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	근접하여 감독이나, verbal cue가 필요하다.
3등급 (2점)	옆으로 돌 수 있지만 균형은 유지할 수 있다.
4등급 (3점)	한 방향으로만 뒤돌아 볼 수 있고 다른 방향을 보려고 하면 체중이동이 잘되지 않는다.
5등급 (4점)	양쪽으로 뒤를 돌아볼 수 있고 체중이동이 잘된다.

표 25. BBS - 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아 보기 평가항목 설명

11. 제자리에서 360도 회전하기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	도는 동안 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	밀접한 감독이나 Verbal cue가 필요하다.
3등급 (2점)	안전하게 360도 돌 수 있지만 느리다.
4등급 (3점)	4초나 그 이하로 오직 한 방향으로 360도 돌 수 있다.
5등급 (4점)	4초나 그 이하로 안전하게 360도 돌 수 있다.

표 26. BBS - 제자리에서 360도 회전하기 평가항목 설명

12. 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	넘어지지 않기 위해 도움이 필요하다/시도할 수 없다.
2등급 (1점)	아주 약간의 도움으로 2걸음을 초과하여 해낼 수 있다.
3등급 (2점)	감독관은 있으나 도움 없이 4걸음(step)을 해낼 수 있다.
4등급 (3점)	혼자서 설 수 있으며 8걸음(step)하는데 20초 이상 걸린다.
5등급 (4점)	혼자서 안전하게 서서 20초안에 8걸음(step)을 해낼 수 있다.

표 27 BBS - 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기 평가항목 설명

13. 한발 앞에 다른 발을 두고 서 있기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	발을 옮기거나 서 있을 때 균형을 잃는다.
2등급 (1점)	보폭을 옮기기 위해 도움이 필요하나 15초를 버틸 수 있다.
3등급 (2점)	혼자서 짧은 보폭을 취할 수 있고 30초를 버틸 수 있다.
4등급 (3점)	혼자서 발을 앞에 둘 수 있고 30초를 버틸 수 있다.
5등급 (4점)	혼자서 발을 나란히 하고 30초를 버틸 수 있다.

표 28. BBS - 한발 앞에 다른 발을 두고 서 있기 평가항목 설명

14. 한 다리로 서 있기	주요 내용 및 설명
1등급 (0점)	시도할 수 없고 넘어지지 않기 위해 도움이 필요하다.
2등급 (1점)	혼자 서서 한 발을 들려고 시도하나 3초를 버틸 수 없다.
3등급 (2점)	혼자서 한 발을 들어올릴 수 있고 3초나 그 이상을 버틸 수 있다.
4등급 (3점)	혼자서 한 발을 들어올릴 수 있고 5-10초를 버틸 수 있다.
5등급 (4점)	혼자서 한 발을 들어올려 10초를 초과하여 버틸 수 있다.

표 29. BBS - 한 다리로 서 있기 평가항목 설명

앞서 설명한 방법대로 환자의 균형능력을 측정하여 나온 점수로 환자의 낙상 위험성 정도를 판단 가능하며 판단 기준은 아래의 표와 같다.

점수 합계	기준
0 ~ 20	낙상 고위험 (휠체어 사용)
21 ~ 40	낙상 중위험 (보조도구 사용하 보행가능)
41 ~ 56	낙상 저위험 (독립적 보행가능)

표 30. BBS - 점수 합계에 따른 의존도 수준

총 14개 항목으로 이루어져 있으며 앉기, 서기, 자세 변화 등 3가지 파트로 나뉜다. 배점은 최소 0점에서 최대 4점을 부여하고, 총 합산 점수는 56점이다. 총점이 0 ~ 20점의 경우 낙상 고위험 군(휠체어 사용), 21 ~ 40점의 경우 낙상 중위험 군(보조 도구 사용하여 보행 가능), 41 ~ 56점의 경우 낙상 저위험 군으로 독립적 보행이 가능하다고 판단한다.

1.2 데이터 타입 및 분포도 분석

본 연구에서는 로봇 보조 재활 치료의 기능적 결과를 예측하는 모델을 개발하기 위해 8가지 변수를 선택하였다. 이 변수들은 환자의 개별적 특성, 질병의 상태, 치료 과정 등을 종합적으로 반영하며, 이들 각각이 재활 치료의 효과에 중요한 영향을 미칠 것으로 예상 되었기 때문이다. 각 변수에 대한 설명과 중요성은 다음과 같다.

1. 나이: 환자의 나이는 건강 상태, 병의 경과, 그리고 치료에 대한 반응 등에 영향을 미칠 수 있다. 특히 노인 환자들은 젊은 환자들에 비해 병의 회복력이 떨어질 수 있으며, 이는 재활 치료의 효과에 영향을 미칠 수 있다.
2. 경과기간: 병의 발병 후 병원 방문까지의 기간은 병의 진행 상태와 초기 치료의 시작 시점을 반영한다. 빠른 치료 시작이 중요한 경우, 경과기간이 길어질수록

치료 효과가 떨어질 수 있다.

3. 치료-경과기간: 병원에서 치료를 받은 기간은 치료의 지속성과 효과를 반영한다. 치료 기간이 길수록 더 좋은 치료 결과를 얻을 가능성이 있다.

4. 성별: 성별은 병의 발병률, 경과, 치료 반응 등에 영향을 미칠 수 있다. 성별에 따른 차이는 치료 방법의 선택이나 치료의 효과를 이해하는 데 중요할 수 있다.

5. 편마비: 환자의 편마비 유형은 환자의 신체 기능과 재활 치료의 방향을 결정하는 데 중요한 정보이다. 편마비의 종류에 따라 치료 방법이나 치료의 효과는 달라질 수 있다.

6. 뇌병변형태: 뇌병변의 종류는 병의 원인, 진행 상태, 치료 방법 등에 영향을 미친다. 이는 병의 성격을 이해하고, 적절한 치료 방법을 선택하는 데 중요한 정보이다.

7. 입원: 환자의 병원 방문 종류는 치료의 성격, 기간, 비용 등에 영향을 미칠 수 있다. 특히 입원 환자의 경우, 외래 환자보다 더 집중적인 치료를 받을 수 있어, 치료의 효과가 달라질 수 있다.

8. 보험: 환자의 보험 종류는 치료 비용, 보험 혜택, 보험 청구 등에 영향을 미칠 수 있다. 이는 치료의 접근성이나 지속성, 그리고 환자의 경제적 부담 등을 반영하며, 이는 재활 치료의 효과에 영향을 미칠 수 있다.

이러한 변수들을 모델에 포함함으로써, 로봇 보조 재활 치료의 기능적 결과를 더욱 정확하게 예측하고, 이를 통해 개인화된 치료 계획을 수립하는 데 도움을 제공할 수 있다.

변수명	설명	유형
나이	환자들의 나이	연속형
경과기간	병 발병 후 병원 방문까지의 기간	연속형
치료-경과기간	병원에서 치료를 받은 기간	연속형
성별	환자들의 성별	명목형
편마비	환자들이 가진 편마비의 종류	명목형
뇌병변형태	환자들이 가진 뇌병변의 종류	명목형
입원	환자들의 병원 방문 종류 (외래/입원)	명목형
보험	환자들의 보험 종류	명목형

표 31. 학습 데이터 변수 설명

본 연구에서는 총 198명의 환자 데이터를 수집하고 분석하였다. 환자들의 개별적 특성과 치료를 받은 기록을 바탕으로 각각의 분포를 살펴보았다.

첫번째로, 성별에 따른 환자 분포를 분석하였다. 남성 환자는 118명으로, 전체 환자의 대략 60%를 차지한다. 여성환자는 80명으로 전체 환자의 40%에 해당한다. 이는 본 연구의 대상인 로봇 보조 재활 치료를 받는 환자들 중 남성이 여성보다 많다는 것을 나타낸다. 더불어, 치료를 받은 횟수 역시 남성 환자가 여성 환자보다 더 많았으며, 각각 668번, 407번으로 남성환자 평균 치료기록 5.6건, 여성환자 평균 치료기록 5건으로 집계된다.

두 번째로, 환자들의 질병 유형에 따른 분포를 분석하였다. 뇌경색 환자는 56명에대한 치료 398건, 뇌출혈 환자 88명에대한 치료 560건, 기타 뇌병변 환자 54명에대한 치료 117건으로 나타난다. 이는 뇌경색 환자 평균 치료기록 7.1건, 뇌출혈 환자 평균 치료기록 6.36건, 기타 뇌병변환자 평균 치료기록 2.16건으로 뇌경색

환자가 가장 많은 치료를 받은 것으로 나타난다.

세 번째로, 환자들의 편마비 유무와 위치에 따른 분포도를 살펴보았다. 편마비 환자 중 좌측 편마비 환자 61명에대한 치료 416건, 우측 편마비 50명에대한 치료 324건, 사지 마비 환자 56명에대한 치료 282건, 하반신 마비 환자 19명에대한 치료 18건으로 나타난다. 이는 좌측 편마비 환자 평균 치료기록 6.81건, 우측 편마비 환자 평균 치료기록 6.48건, 사지마비 환자 평균 치료기록 5.03건, 하반신 마비 환자는 0.95건으로 나타난다.

마지막으로, 환자들의 연령대별 분포를 분석한 결과, 10대 환자 10명 17건, 20대 환자 7명 31건, 30대 환자 26명 114건, 40대 환자 32명 170건, 50대 환자 38명 202건, 60대 환자 53명 344건, 70대 환자 29명 173건, 80대 환자 3명 24건으로, 80대 환자를 평균 치료기록 8건으로 인원수 대비 가장 많은 치료를 받은 것으로 나타난다.

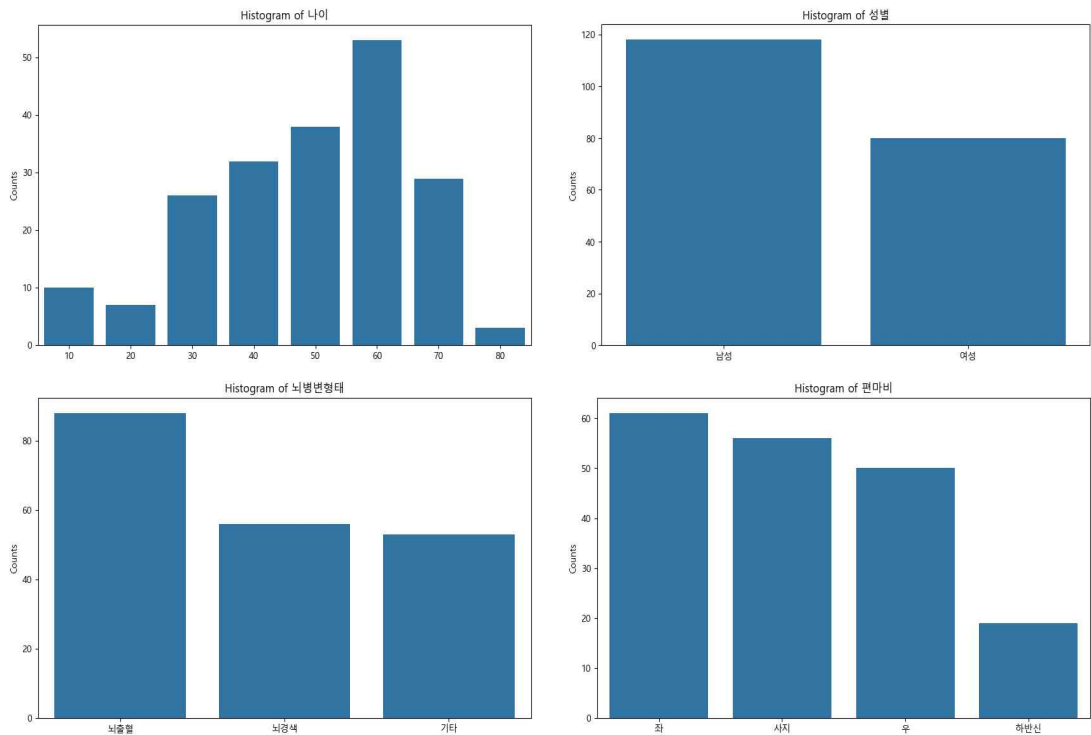


그림 2. 환자들의 특징 분포

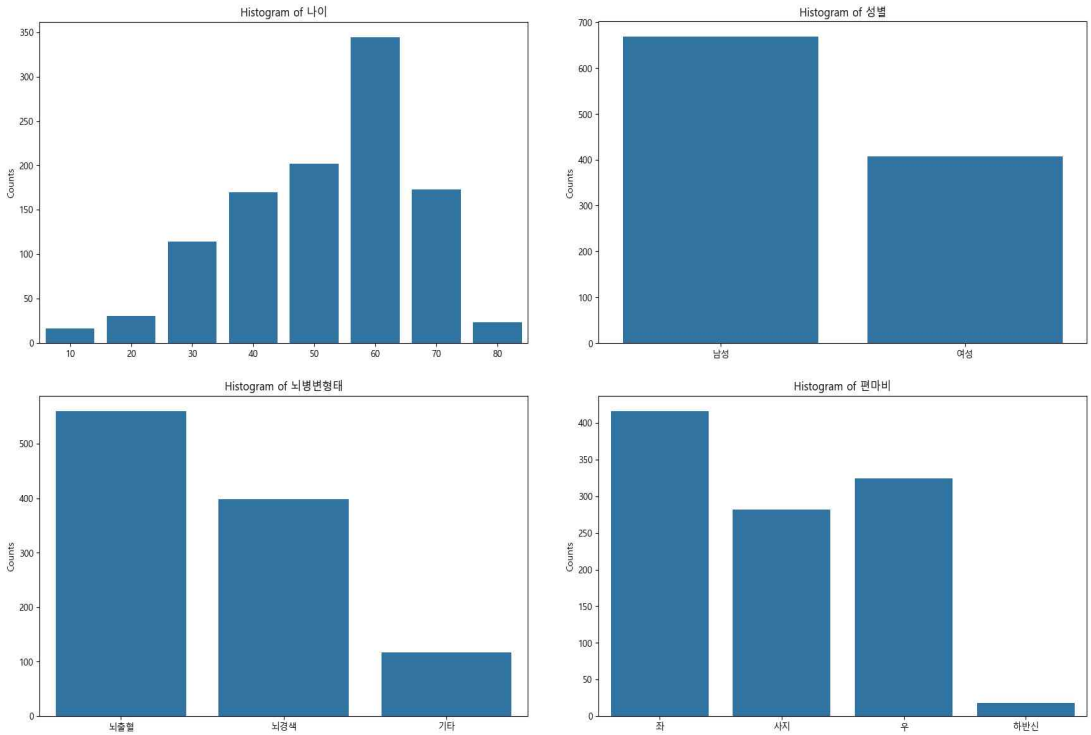


그림 3. 치료 기록에 따른 환자들의 특징 분포

또한, 수집된 MBI (Modified Barthel Index)의 평가지에서 11가지 항목과 BBS (Berg Balance Scale)의 평가지에서 14가지 항목에 대한 점수 분포를 시각화하여 분석하였다. 이를 통해, 로봇 보조 재활 치료의 효과를 예측하는 데 사용되는 데이터들이 데이터 불균형 문제를 가지고 있음을 발견하였다.

데이터 불균형은 어떤 클래스의 데이터가 다른 클래스에 비해 상대적으로 많거나 적을 때 발생하는 문제로, 이러한 불균형은 예측 모델의 성능을 저하시키며, 특히 소수 클래스의 예측 성능을 크게 저하 가능성이 존재한다.[6][7] 본 연구에서는 MBI와 BBS의 평가 항목 점수 분포가 불균형을 보이므로, 이를 해결하기 위한 방안으로 데이터 증분 알고리즘의 적용을 제안한다. 데이터 증분 알고리즘은 소수 클래스의 데이터를 증가시키거나 다수 클래스의 데이터를 감소시키는 방법으로 데이터 불균형 문제를 해결하는 방법이다. 이를 통해 예측모델의 성능을 향상시키고, 특히 소수 클래스의 예측 성능을 개선할 수 있다.

따라서, 본 연구의 결과를 바탕으로 MBI와 BBS의 평가 항목 점수 데이터에 데이

터 증분 알고리즘을 적용하여 데이터 불균형 문제를 해결하고, 이를 통해 로봇 보조 재활 치료의 효과를 더욱 정확하게 예측하는 모델을 만들 수 있을 것으로 기대한다.

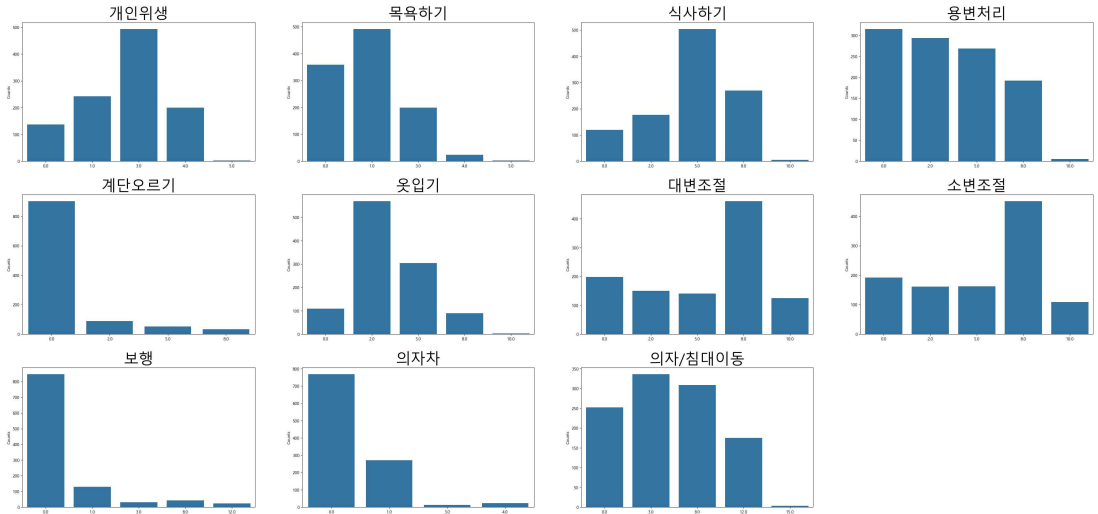


그림 4. MBI 점수 분포

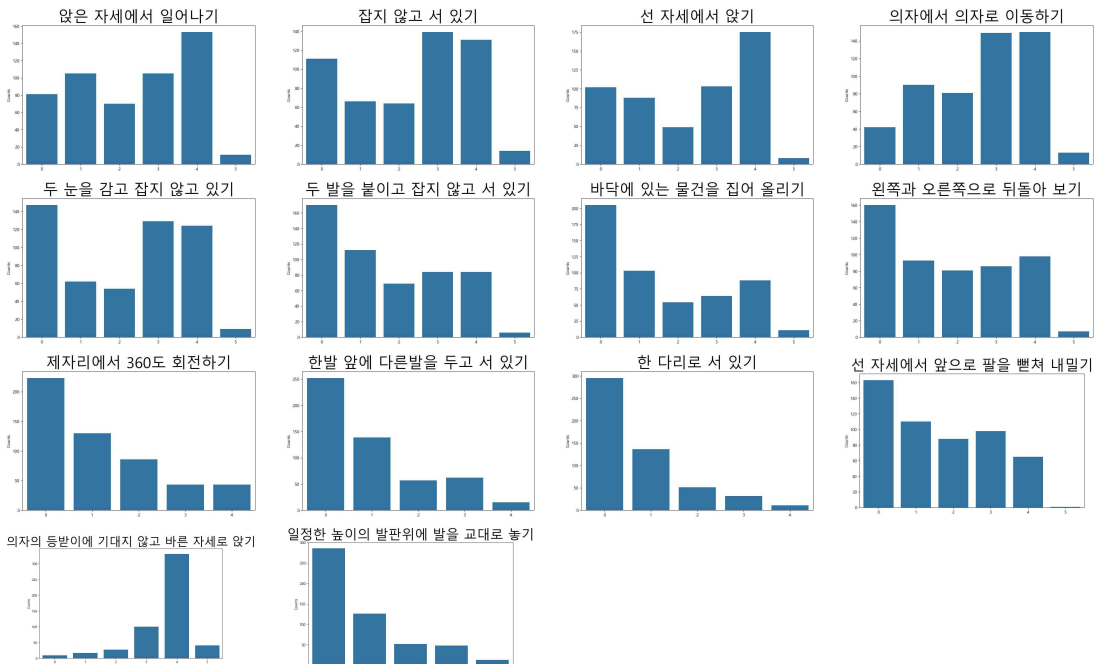


그림 5. BBS 점수 분포

각 환자별 평가점수의 변화를 시각화하여 치료에 따른 점수의 증가, 감소, 유지 여부를 분석하였다.

MBI 평가에서는 30%의 환자가 점수가 증가하거나 감소하였으며, 70%의 환자에서 점수가 유지되었다. 반면에 BBS 평가에서는 47%의 환자에서 점수가 증가하거나 감소하였고, 53%의 환자에서 점수가 유지되었다. 이러한 결과는 치료의 효과가 환자에 따라 다르게 나타날 수 있음을 보여주며, 모델 학습 시, 점수 변화에 민감하지 않은 모델이 개발 될 가능성이 있다는 것을 보여준다. [그림 6 참고]

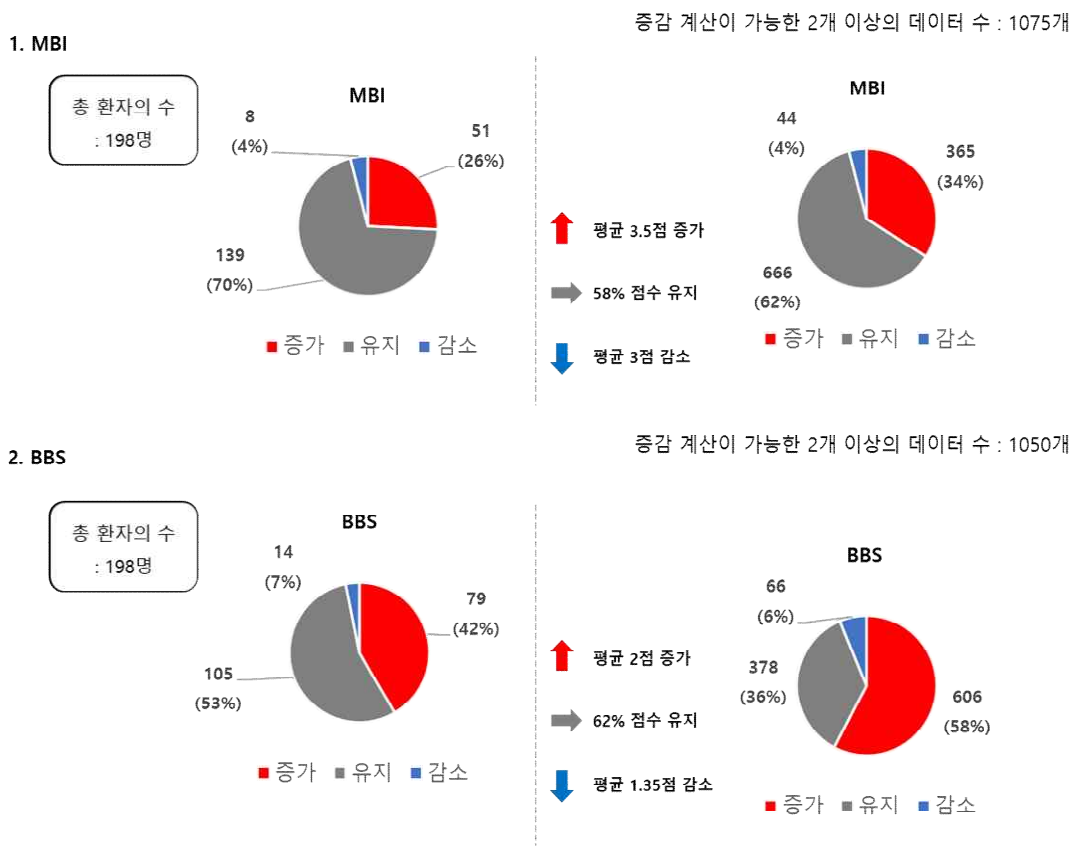


그림 6. 환자들의 점수 증감 분포

MBI를 기준으로 환자들의 점수는 평균적으로 3.5점 증가, 3점 감소한다는 것을 시각화를 통해 분석 가능하였다. 이는 각 환자의 개별 치료 반응을 정확하게 예측하는데 한계가 있음을 나타낸다. 따라서, 보다 민감한 점수 변화 예측 모델 개발을 위해 5점 이상의 점수 변화를 보인 환자들을 ‘점수 변화가 있는 환자’로 분

류하였다. 이는 3.5점이라는 평균 변화보다 더 큰 변화를 보인 환자들에 초점을 맞추므로써, 모델이 더욱 뚜렷한 점수 변화 패턴을 학습 할 수 있도록 했다. 이러한 방식으로 ‘점수 변화가 있는 환자’ 데이터셋을 구성하였다.

본 연구에서는 4가지 방법으로 데이터를 나누어 모델 학습을 진행하고 성능을 평가하고자 한다.

1. 전체 데이터를 사용한 것이다. 이는 모든 환자의 정보를 포함하므로 최대한 많은 정보를 활용할 수 있다.

2. 점수가 증가하거나 감소하는 환자와 점수가 유지되는 환자의 비율을 맞춘 데이터를 사용한 것이다. 이는 데이터 불균형 문제를 해결하기 위한 방법으로, 각 그룹의 비율을 균등하게 맞추므로써 모델이 한 쪽으로 편향되는 것을 방지하며, 점수 변화가 있는 환자와 없는 환자의 개별적인 치료 반응을 보다 정확하게 예측 가능할 것으로 보인다.

3. 전체 데이터에 데이터 증분 알고리즘을 적용한 것이다. 이는 소수 클래스의 데이터를 증가시켜 데이터 불균형 문제를 해결하는 방법이다.

4. 마지막으로, 점수가 증가하거나 감소하는 환자와 점수가 유지되는 환자의 비율을 맞춘 데이터에 대해 데이터 증분 알고리즘을 적용한 것이다. 이는 두 가지 방법을 결합하여 데이터 불균형 문제를 해결하고, 각 그룹의 비율을 균등하게 유지하는 방법이다.

위의 4가지 방법을 통해 로봇 보조 재활 치료의 결과를 예측하는 모델을 학습시키고, 그 결과를 비교하여 가장 적합한 데이터셋과 데이터 증분 알고리즘의 유의미함을 증명하고자 한다. 이를 통해, 본 연구는 로봇 보조 재활 치료의 결과를 더욱 정확하게 예측하고, 이를 바탕으로 개인화된 치료 계획을 수립하는 데 기여할 수 있을 것으로 예상된다.

2. 데이터 변환

2.1 데이터 전처리

로봇 보조 재활 치료의 결과를 예측하는 모델을 만들기 위해 사용된 데이터셋은 환자들의 정보를 포함하고 있으며, 학습시 사용되는 데이터의 가공 정도는 예측 모델의 성능에 직접적인 영향을 미치기 때문에 전처리 과정은 예측모델 개발 이전에 필수적이다. 이들 변수의 데이터를 모델 학습에 적합하게 만들기 위해 다음과 같은 데이터 전처리 과정을 진행하였다.

1. 누락 데이터 처리 : 먼저, 각 변수의 데이터 중 누락된 값이 있는지 확인 후, 데이터의 일관성 유지 및 잠재적인 편향 최소화를 위해 결측치가 있는 행을 제거하는 방법을 적용하였다.

2. 이상치 데이터 처리 : 이상치 처리를 위해 표준편차를 활용한 방법을 사용하였다. 이는 정규분포에서 약 99.7%의 데이터가 평균에서 3표준편차 이내에 위치한다는 통계적 사실에 기반하였다. 이 방법은 이상치가 극단적인 값으로 데이터의 분포를 왜곡하는 것을 방지하며, 모델의 일반화 성능을 향상시키는 데 도움을 준다.

이상치 제거에 사용되는 정규화 공식 $Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$, $\mu = \text{mean}$, $\sigma = \text{std}$

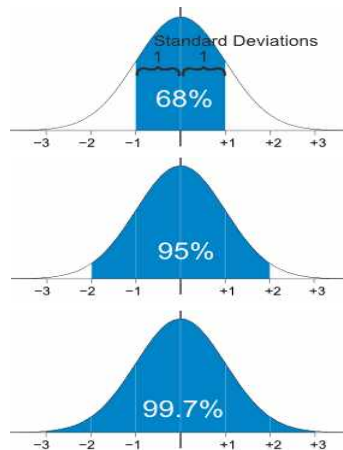


그림 7. 3σ 정규화를 통한 이상치 제거

3. 데이터 표준화 : 연속형 변수인 ‘나이’, ‘경과기간’, ‘치료-경과기간’

의 경우, 각 변수의 스케일이 서로 다르면 모델의 성능에 영향을 줄 가능성이 존재한다. 따라서, 이러한 변수들을 표준화를 통해 스케일을 조정하였다. 이는 모델의 학습을 더욱 원활하게 하고, 특성 간의 가중치 차이를 최소화 하는 데 중요한 역할을 한다.

정규화 공식, $z = \frac{x - \mu}{\sigma}$, z = 표준화 된 데이터, x 는 원본 데이터, μ = 해당 데이터의 평균값, σ = 해당 데이터의 표준편차를 의미한다. 이 공식을 사용하여 각 데이터 값에서 평균값을 빼고, 그 결과를 표준편차로 나눈다. 이를 통해 얻어진 데이터는 평균이 0이고 표준편차가 1인 표준 정규 분포를 따르게 된다.

4. 범주형 데이터 인코딩: 명목형 변수인 '성별', '편마비', '뇌병변형태', '입원', '보험'의 경우, 머신러닝 알고리즘에 직접 사용하기 위해 적절한 형태로 변환하여야한다. 이들 변수의 값을 숫자로 변환하기 위해 원-핫 인코딩을 사용하였다. 이는 범주형 데이터를 모델이 이해할 수 있는 형태로 변환하는 방법이다.

위와 같은 전처리 과정을 거친 이후의 학습 데이터는 다음과 같다.

검사지	전처리 과정 전 환자의 수	전처리 과정 전 데이터 개수	전처리 과정 이후의 환자의 수	전처리 과정 이후의 데이터 개수
MBI	198	1682	116	764
BBS	198	1503	76	373

표 32. 전처리 이후 데이터 개수의 변화

MBI의 경우 전처리 이후, 환자 41% 감소, 데이터 54.5% 감소하였다. 증감이 있는 환자는 36명, 유지되는 환자는 80명으로 나타났다.

BBS의 경우 전처리 이후, 환자는 61% 감소 / 데이터는 75% 감소 한 것으로 나타난다. 증감이 있는 환자는 32명, 유지되는 환자는 44명으로 나타났다.

2.2 데이터 증분

2장 1절을 통해 증감 환자에 대한 데이터 불균형, 평가지표 데이터의 데이터 비대칭 문제를 확인하였다. 예측모델을 위한 학습 데이터셋의 데이터 불균형, 비대칭 문제는 예측모델의 편향된 학습 가능성이 존재한다. 이를 예방하기 위해 오버샘플링 기법인 SMOTE, SVM-SMOTE, KMeans-SMOTE 알고리즘과 오버샘플링과 언더샘플링을 합친 SMOTE-ENN과 SMOTE-TOMEK 알고리즘을 사용하였다.

2.2-가 SMOTE (Synthetic Minority Over-samplig Technique)

SMOTE는 불균형 데이터셋에서 소수 클래스의 샘플을 인위적으로 증가시키기 위해 개발된 오버샘플링 기법이다.[8] 이 방법은 단순히 기존 데이터를 복제하는 대신, 새로운 합성 샘플을 생성하여 소수 클래스의 표본 다양성을 증가시킨다.

작동 원리 : 1) 최근접 이웃 선택 : 소수 클래스의 각 샘플에 대해 k개의 최근접 이웃을 찾는다. 2) 선택된 이웃 중 하나와의 차이에 임의의 비율을 적용하여 새로운 샘플을 생성한다.

$$\text{수식 : } X_w = X_i + \lambda \times (X_{zi} - X_i)$$

X_w : 새로운 샘플 / X_i : 원본 소수 클래스 샘플 / X_{zi} : X_i 의 k-최근접 이웃 중 하나의 샘플 / λ : 0과 1 사이의 임의의 수, 샘플 간 선형 조합을 나타낸다.

SMOTE 알고리즘 적용을 통해 다양성 증가를 통해 소수 클래스 내의 다양성을 증가시켜, 분류 모델의 성능을 증가시킬 수 있으며, 단순한 복제 대신 새로운 샘플을 생성함으로써 과적합의 위험도를 감소시킨다.

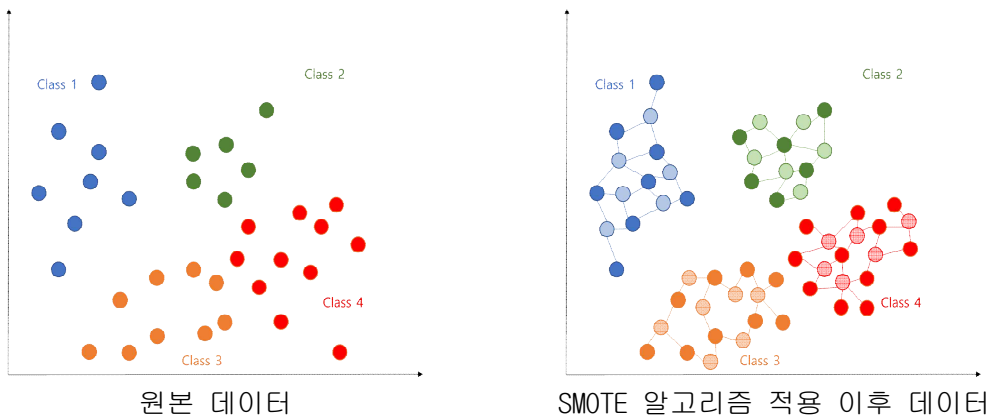


그림 8. SMOTE 알고리즘

2.2-나 SVM-SMOTE (Support Vector Machines Synthetic Minority Over-sampling Technique)

SVM-SMOTE는 SMOTE 알고리즘에 SVM의 개념을 결합한 방법이다.[9] 이 알고리즘은 SVM의 결정 경계 근처에 있는 소수 클래스의 데이터에 초점을 맞추어 가상의 데이터를 생성한다. 이는 결정 경계 근처의 데이터가 분류 문제에서 중요한 역할을 하는 경우에 효과적이다.

작동 원리 : 1) SVM 모델 학습 : SVM 분류기를 통해 데이터셋의 결정 경계를 학습한다. 2) 결정 경계 근처 샘플 식별 : 결정 경계 근처에 위치한 소수 클래스 샘플을 식별한다. 3) 식별된 샘플들을 기반으로 SMOTE 알고리즘을 적용하여 새로운 샘플을 생성한다.

$$X_w = X_i + \lambda \times (X_{z_i} - X_i)$$

X_w : 새로운 샘플 / X_i : 원본 소수 클래스 샘플 / X_{z_i} : X_i 의 k-최근접 이웃 중 하나의 샘플 / λ : 0과 1 사이의 임의의 수로 계산식은 SMOTE와 동일하다.

SVM-SMOTE는 결정 경계 근처의 샘플을 타겟팅함으로써, 모델이 더 정확한 경계를 학습하는데 도움을 준다. 또한, 소수 클래스 샘플을 무작위 생성하는 대신, 분류에 중요한 영역에 집중하여 샘플을 생성한다. 이를 통해 과적합의 위험도를 감소시킨다.

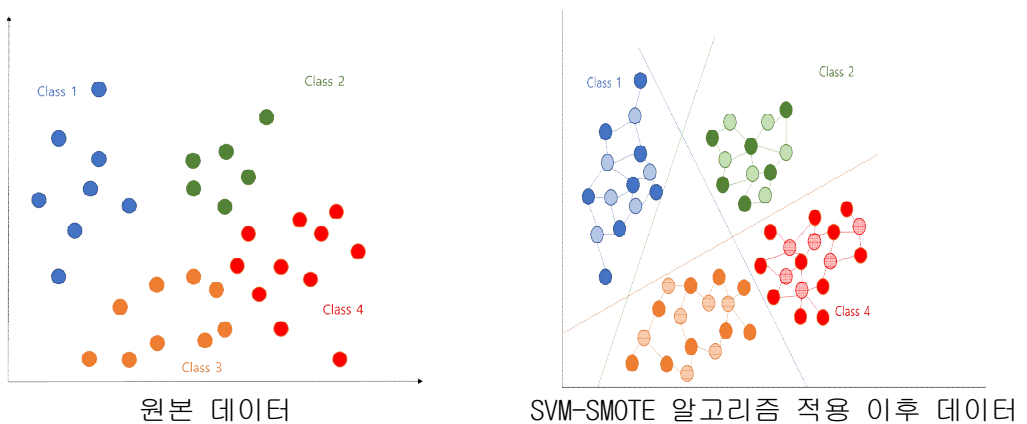


그림 9. SVM-SMOTE 알고리즘

2.2-다 KMeans-SMOTE (KMeans Synthetic Minority Over-samplig Technique)

KMeans-SMOTE 알고리즘은 SMOTE 알고리즘에 KMeans 클러스터링을 결합한 방법이다.[10] 소수 클래스의 데이터를 보다 구조적으로 분석하고 오버샘플링을 수행하여, 불균형 데이터셋을 효과적으로 처리 가능하다.

작동 원리 :1) KMeans 알고리즘을 사용하여 소수 클래스 데이터를 여러 클러스터로 구분한다. 2) 각 클러스터에 대해 독립적으로 SMOTE 알고리즘을 적용한다. 이를 통해 클러스터 내의 실제 데이터 분포를 기반으로 새로운 샘플을 생성한다.

$$\text{수식 : } X_w = X_i + \lambda \times (X_{z_i} - X_i)$$

X_w : 새로운 샘플 / X_i : 원본 소수 클래스 샘플 / X_{z_i} : X_i 의 k-최근접 이웃 중 하나의 샘플 / λ : 0과 1 사이의 임의의 수로 계산식은 SMOTE와 동일하다.

KMeans-SMOTE는 데이터의 구조적 특성을 반영하여 오버샘플링을 수행함으로써, 보다 현실적이고 유용한 합성 샘플을 생성한다. 또한, 데이터셋 내의 다양한 패턴을 파악하여, 모델이 더 나은 일반화가 가능하도록한다.

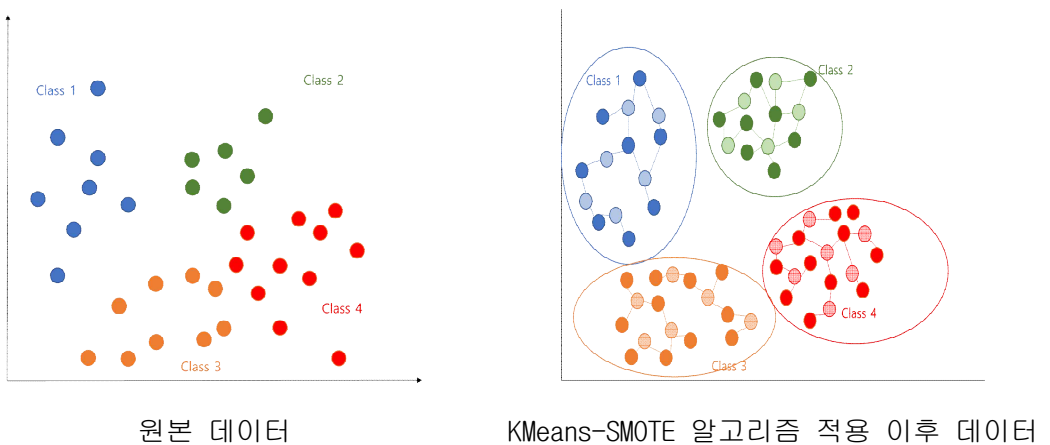


그림 10. KMeans-SMOTE 알고리즘

2.2-라 SMOTE-ENN (Synthetic Minority Over-samplig Technique + Edited Nearest Neighbors)

SMOTE-ENN 알고리즘은 SMOTE 알고리즘에 ENN (Edited Nearest Neighbors)을 결합한 방법이다.[11] 이 알고리즘은 소수 클래스의 데이터를 증가시키는 동시에, 다수 클래스의 데이터 중 잘못 분류될 가능성이 높은 데이터를 제거함으로써 데이터의 불균형을 효과적으로 해결 가능하다.

작동 원리 : 1) 먼저 SMOTE를 사용하여 소수 클래스의 데이터를 합성하여, 소수 클래스의 샘플 수를 증가시킨다. 2) 이후 ENN을 사용하여 다수 클래스의 데이터 중 소수 클래스의 가상 데이터와 가장 가까운 데이터를 제거한다. 이 과정은 분류 경계를 명확하게 하고, 잘못 분류될 가능성이 높은 데이터를 제거하는데 도움이 된다.

$$\text{수식 : } X_w = X_i + \lambda \times (X_{zi} - X_i)$$

X_w : 새로운 샘플 / X_i : 원본 소수 클래스 샘플 / X_{zi} : X_i 의 k-최근접 이웃 중 하나의 샘플 / λ : 0과 1 사이의 임의의 수로 계산식은 SMOTE와 동일하다.

ENN을 이용한 데이터 정제를 통해 분류 모델의 성능을 개선하고 오버피팅의 가능성을 감소 시킬 수 있다.

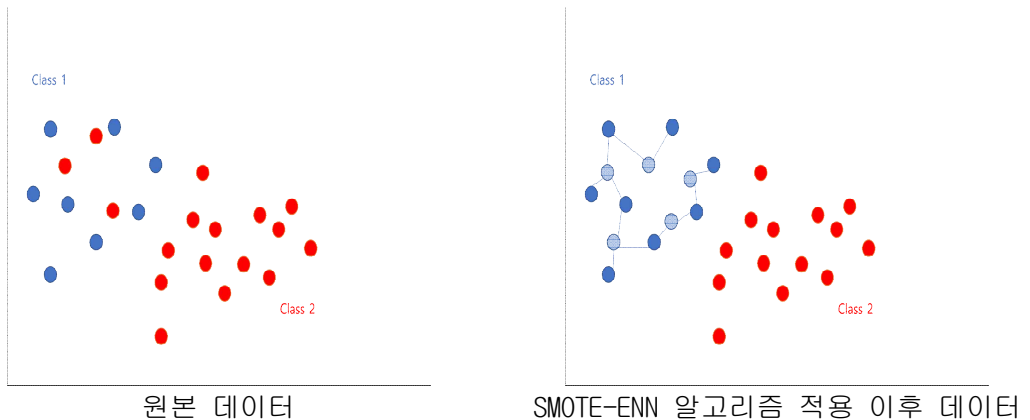


그림 11. SMOTE-ENN 알고리즘

2.2-마 SMOTE-TOMEK (Synthetic Minority Over-samplig Technique + TOMEK Links)

SMOTE-TOMEK 알고리즘은 SMOTE 알고리즘에 TOMEK links를 결합한 방법이다.[12] 이 알고리즘은 소수 클래스의 샘플을 증가시키는 동시에, TOMEK links를 통해 다수 클래스의 데이터 중에서 소수 클래스의 가상 데이터와 가장 가까운 데이터를 제거한다. 이는 데이터의 불균형을 해결하는 동시에, 클래스 간의 경계를 더욱 명확하게 만드는 효과를 가진다.

작동 원리 : 1) SMOTE를 사용하여 소수 클래스의 데이터를 합성하고 샘플 수를 증가시킨다. 2) 이후 TOMEK Links를 사용하여 서로 가장 가까운 다른 클래스의 샘플 쌍을 찾고, 이 중 다수 클래스의 샘플을 제거한다.

$$\text{수식 : } X_w = X_i + \lambda \times (X_{z_i} - X_i)$$

X_w : 새로운 샘플 / X_i : 원본 소수 클래스 샘플 / X_{z_i} : X_i 의 k-최근접 이웃 중 하나의 샘플 / λ : 0과 1 사이의 임의의 수로 계산식은 SMOTE와 동일하다.

TOMEK Links를 제거함으로써 클래스 간의 경계를 더욱 명확하게 하여, 분류 모델의 성능을 개선 가능하다.

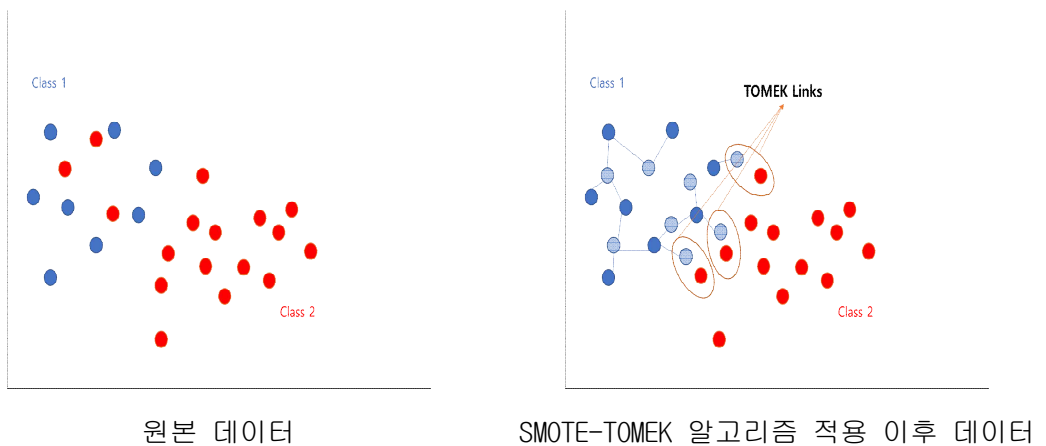


그림 12. SMOTE-TOMEK 알고리즘

3. 데이터 셋 구축

실험에서 사용된 데이터 셋은 전처리 된 데이터를 활용하였으며, 학습 데이터와 검증 데이터, 테스트 데이터의 수를 64%:16%:20% 비율로 설정하였다. 증분 된 데이터의 경우에는 증분 전에 8:2로 분리 후 8에 해당하는 데이터만을 증분하였다. 또한, 증분 데이터는 모델 학습에 사용되지 않게하여, 과적합의 가능성을 제한하였다. 이후 전체 모델의 학습 데이터를 분석에서 나왔던 점수 변화를 고려하여 아래와 같이 나누었다.

1. 전체 데이터
2. 점수 변화가 있는 환자와 없는 환자의 비율을 맞춘 데이터
3. 전체 증분 데이터
4. 점수 변화가 있는 환자와 없는 환자의 비율을 맞춘 후 증분한 데이터

MBI	Train	valid	test
전체 데이터	489	122	153
점수 변화 데이터	334	83	105

표 33. MBI 전체 및 증감 데이터셋

MBI - SMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	883	221	153
점수 변화 데이터	659	165	105

표 34. MBI - SMOTE 증분 데이터셋

MBI - KMeanSMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	890	222	153
점수 변화 데이터	660	167	105

표 35. MBI - KMeans 증분 데이터셋

MBI - SVM-SMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	786	197	153
점수 변화 데이터	587	147	105

표 36. MBI - SVM SMOTE 증분 데이터셋

MBI - SMOTE-ENN	Train	valid	test
전체 데이터	723	181	153
점수 변화 데이터	514	129	105

표 37. MBI - SMOTE ENN 증분 데이터셋

MBI - SMOTE-Tomek	Train	valid	test
전체 데이터	858	214	153
점수 변화 데이터	638	160	105

표 38. MBI - SMOTE TOMEK 증분 데이터셋

BBS	Train	valid	test
전체 데이터	238	60	75
점수 변화 데이터	213	53	67

표 39. BBS 전체 및 증감 데이터셋

BBS - SMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	276	69	75
점수 변화 데이터	266	67	67

표 40. BBS - SMOTE 증분 데이터셋

BBS - KMeanSMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	281	70	75
점수 변화 데이터	270	67	67

표 41. BBS - KMeans SMOTE 증분 데이터셋

BBS - SVM-SMOTE	Train	valid	test
전체 데이터	276	69	75
점수 변화 데이터	266	67	67

표 42. BBS - SVM SMOTE 증분 데이터셋

BBS - SMOTE-ENN	Train	valid	test
전체 데이터	144	36	75
점수 변화 데이터	146	36	67

표 43. BBS - SMOTE ENN 증분 데이터셋

BBS - SMOTE-Tomek	Train	valid	test
전체 데이터	263	16	75
점수 변화 데이터	242	61	67

표 44. BBS - SMOTE TOMEK 증분 데이터셋

제 3 장 모델 개발 및 평가

1. 분류 모델 개발 및 평가

본 장에서는 앞서 2장에서 구축한 데이터셋을 기반으로 로봇 보조 재활 치료의 결과를 예측하기 위해 여러가지 분류 모델을 개발하고 평가하였다. 이 모델들은 각각 다른 방식으로 데이터를 학습하고 예측을 수행하므로, 모델의 성능을 비교하여 가장 적합한 모델을 선정하고자한다.

본 장에서는 앞서 2장에서 구축한 데이터셋을 기반으로 Classification 모델의 구조를 활용하여 학습을 적용하고, 성능 평가 및 비교를 통해 재활치료의 기능적 결과 예측에 적합한 분류 모델을 도출한다. 분류 모델은 주어진 데이터를 특정 카테고리리로 분류하는 머신러닝 알고리즘이며, 사용된 분류 모델로는 Logistic Regression, Random Forest, SVC, XGBoost Classifier가 있다.

1) Logistic Regression

로지스틱 회귀는 통계학에서 널리 사용되는 분석 방법으로, 기존의 선형 회귀 모델을 분류 문제에 적용할 수 있도록 확장한 알고리즘이다. 특히, 다중분류 문제에 있어 로지스틱 회귀 모델은 그 효율성과 간결함으로 인해 널리 사용되고 있다. 로지스틱 함수를 활용하여 데이터의 특성과 범주 간의 관계를 모델링한다. 로지스틱 함수는 0과 1 사이의 값을 출력하며, 이를 확률로 해석하여 분류 결과를 예측한다.[13] 다항분류 Logistic Regression 모델은 다음과 같은 형태로 표현 가능하다.

다. $P(y = k|x) = \frac{e^{(w_k x + b_k)}}{\sum_{j=1}^k e^{(w_j x + b_j)}}$, 여기서 $P(y = k|x)$ 는 주어진 데이터 x 에 대해 범주 y

가 k 가 될 확률을 의미하며, b_k 와 w_k 는 k 번째 클래스에 대한 모델의 파라미터, x

는 데이터의 특성을 의미한다. $\frac{e^{(w_k x + b_k)}}{\sum_{j=1}^k e^{(w_j x + b_j)}}$ 는 모든 클래스에 대한 확률의 합이 10이

되도록 정규화 하는 역할을 한다. 이 모델의 학습 과정은 주어진 데이터의 특성과

범주를 가장 잘 설명하는 파라미터를 찾는 과정이다. Logistic Regression 모델은 각 특성이 독립적으로 범주에 영향을 미치는 가정을 기반으로 하므로, 특성 간의 상호작용이 중요한 경우에는 성능이 저하될 가능성이 존재한다. 하지만, 이 모델은 계산이 간단하고 결과의 해석이 쉬우므로, 범주형 예측 문제를 빠르게 해결할 수 있는 장점이 있다.

2) Random Forest

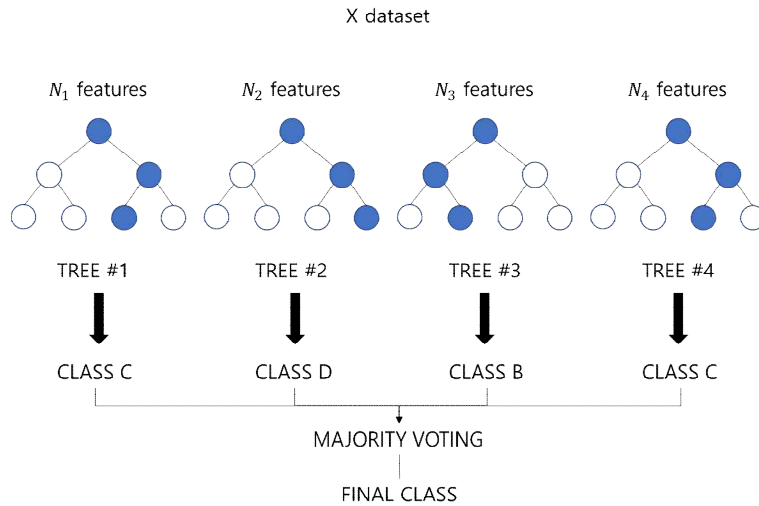


그림 13. Random Forest

Random Forest는 분류 및 회귀 문제를 해결하기 위한 Ensemble 학습 방법 중 하나이다.[14] 이 모델의 기본 아이디어는 여러 개의 결정 트리를 만들고, 그들의 예측을 집계하여 최종 예측을 만드는 것이다. Random Forest 모델의 학습 방법은 다음과 같다.

1. 부트스트랩 샘플링 : 원본 훈련 데이터에서 무작위 n 개의 데이터를 선택하며, 중복을 허용하여 수행된다.
2. 결정 트리 학습 : 선택된 데이터를 바탕으로 결정트리를 학습한다. 이때, 각 노드에서 모든 특성을 고려하는 것이 아니라 무작위로 선택된 일부 특성만을 고려하여 최적의 분할을 찾는다.
3. 예측 : 각 결정 트리의 예측을 집계하여 최종 예측을 만든다. 분류 문제의 경우, 가장 많은 표를 얻은 클래스를 최종 예측으로 선택한다.

Random Forest는 각 결정 트리의 과적합을 평균화하여, 모델의 일반화 성능을 향상시키는 효과가 있다. 또한, 각 트리의 학습이 독립적으로 이루어지므로, 병렬 계산이 가능하여 대량의 데이터에 대해 빠른 학습이 가능하다.

하지만, Random Forest 모델은 결정 트리의 수가 많을수록 모델의 복잡도가 증가하여 계산 비용이 증가하며, 무작위성으로 인해 결과의 해석에 어려움이 존재한다.

3) SVC (Support Vector Classifier)

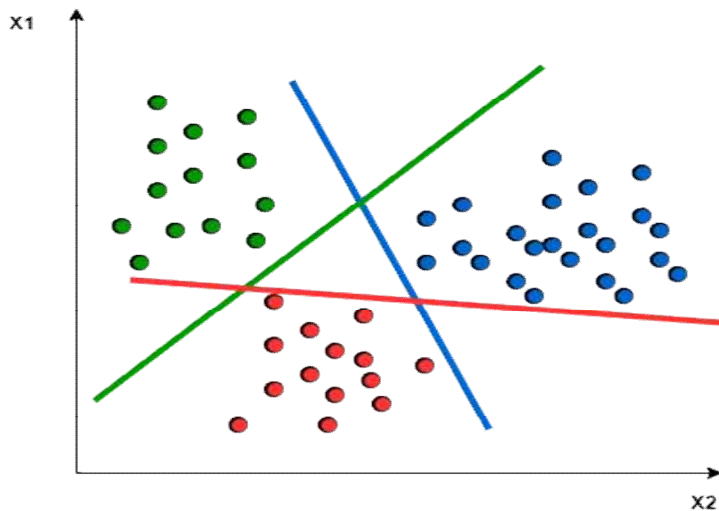


그림 14. SVC

SVC는 이진 분류를 위해 설계된 모델이지만, 일대다 (One-vs-Rest) 방식을 통해 멀티 클래스 분류 문제로 적용하였다.[15] 각 클래스에 대해 해당 클래스와 나머지 클래스를 구분하는 SVM 모델을 학습한다. 따라서, 클래스의 수를 K 라 할 때, $k \times \frac{(k-1)}{2}$ 개의 모델이 생성된다. 예측 시에는 각 모델의 결정을 집계하여 가장 높은 확률의 클래스를 선택한다. 이 방식은 각 모델이 독립적으로 학습되므로 클래스 간의 상관 관계를 고려하지 못한다는 단점을 포함하고있다.

4) XGBoost Classifier (Extreme Gradient Boosting)

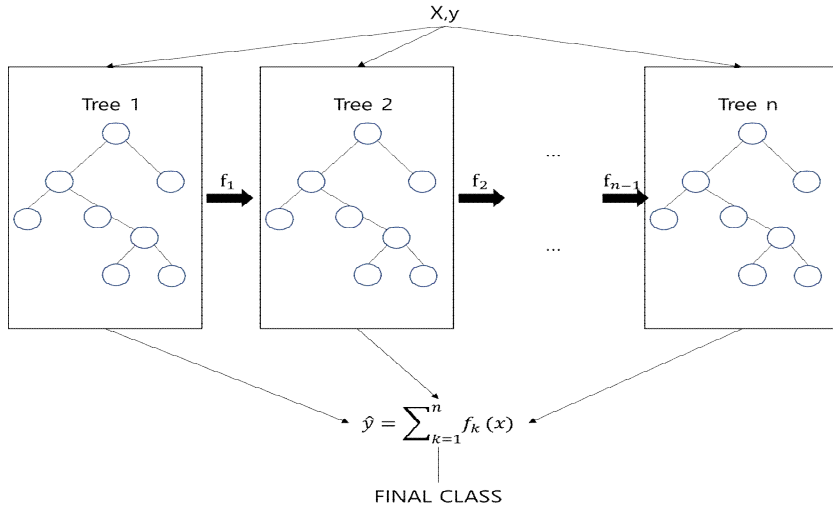


그림 15. XGBoost Classifier

XGBoost는 Gradient Boosting 알고리즘의 확장 버전으로 약한 예측 모델인 결정 트리를 순차적으로 학습하면서, 각 단계에서 이전 트리의 오차를 최소화하는 방향으로 학습을 진행한다.[16] 이 과정에서 경사하강법이 사용되며, 이는 손실 함수를 최소화하는 방향으로 모델을 업데이트한다. 아래의 수식은 XGBoost가 모델을 학습하는 방법을 수식을 통해 설명한다.

1) 초기 예측을 위한 초기 모형은 다음과 같다.

초기 모형 : $F_0(x) = \arg \sum_{i=1}^n L(y_i, c)$, 분류 모델에서의 손실 함수는 $L(-\text{Log Likelihood}) = -\sum_{i=1}^n [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]$ 이며, 여기서 p_i 는 $P(y_i = 1 | x_i)$ 이다. 초기 모형을 통해 상수 값으로 모델을 초기화 한다.

2) $m = 1 \sim M$ (약한 학습자)에 대하여 gradients와 hessians를 계산한다.

$$\hat{g}_m(x_i) = \left[\frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \right]_{f(x) = \hat{f}_{(m-1)}(x)} / \hat{h}_m(x_i) = \left[\frac{\partial^2 L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)^2} \right]_{f(x) = \hat{f}_{(m-1)}(x)}$$

$\hat{\varnothing}_m = \arg \min \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \hat{h}_m(x_i) [\varnothing(x_i) - \frac{\hat{g}_m(x_i)}{\hat{h}_m(x_i)}]^2$, $\hat{f}_m(x) = \alpha \hat{\varnothing}_m(x)$ 를 이용하여 최적화를 진행한다.

- 3) $\hat{f}_m(x) = \hat{f}_{m-1}(x) + l \cdot \phi_m(x)$ 로 모델을 업데이트 한다.
- 4) 1~3번 과정을 M번 반복한다.

이 과정에서 순차적으로 학습되어 각 트리가 이전 트리의 오차를 보완하는 방식으로 작동한다. 이러한 Ensemble 방법을 활용하여, 각각의 약한 학습기가 개별적으로는 학습하지 못하는 데이터의 복잡한 패턴을 캡처하여 높은 성능을 제공한다.

1.1 성능 평가 지표

분류 모델의 성능 평가지표로는 Accuracy, Precision, Recall, F1 Score과 같은 다양한 성능 평가지표가 있다.[17] 이 중 Accuracy는 분류 모델의 성능을 측정하는 가장 직관적인 지표이다. 이는 모델이 올바르게 예측한 비율을 나타내는데, 데이터셋의 클래스 불균형 문제를 고려하지 않으므로, 한 클래스가 다른 클래스보다 훨씬 많은 경우 모델의 성능을 왜곡할 가능성이 존재한다. 이러한 문제를 피하기 위해, 본 연구에서는 정밀도와 재현율의 조화평균인 F1 Score를 성능 평가 지표로 사용하였다. 이를 통해 본 연구에서 사용된 클래스의 불균형이 있는 데이터셋에서의 모델 성능을 정확하게 반영하도록 하였다.

$$\text{Recall(재현율)} = \text{True Positives} / (\text{True Positives} + \text{False Negatives})$$

재현율은 실제 Positive 클래스에 속하는 데이터 중 모델이 얼마나 많은 데이터를 올바르게 예측했는지를 나타낸다. 특히, False Negatives를 줄이는 것이 중요할 때 사용된다.

$$\text{Precision(정밀도)} = \text{True Positives} / (\text{True Positives} + \text{False Positives})$$

정밀도는 모델이 Positive로 예측한 데이터 중 실제로 Positive인 데이터의 비율을 나타낸다. False Positives를 줄이는 것이 중요할 때 사용된다.

1.2 실험 환경

본 연구에서 사용된 실험 환경은 Window 10기반 python 3.10에서 수행되었다. 실험에서 사용된 하드웨어의 구성은 Intel i5-13600KF, 3.5GHz CPU 1개와 32GB의

메모리, RTX 3080 Ti, 24GB 그래픽 카드로 이루어졌다.

실험 환경	
CPU	Intel i5-13600KF
RAM	32GB
GPU	RTX 3070 Ti, 24GB
OS	Window 10

표 45. 실험환경

1.3 각 Dataset에 대한 성능 평가 및 분석

1) MBI 전체 데이터셋

Model	Val_Accuracy	Test_Accuracy	Val_F1 Score	Test F1 Score
XGBoost Classifier	0.86	0.86	0.86	0.85
SVC	0.65	0.69	0.63	0.68
Random Forest	0.59	0.63	0.53	0.58
Logistic Regression	0.58	0.65	0.57	0.65

표 46. MBI - 전체 데이터셋 모델 평가

2) MBI 증감 데이터셋

Model	Val_Accuracy	Test_Accuracy	Val_F1 Score	Test F1 Score
XGBoost Classifier	0.83	0.87	0.83	0.87
SVC	0.72	0.72	0.71	0.72
Logistic Regression	0.62	0.62	0.61	0.61
Random Forest	0.61	0.59	0.55	0.53

표 47. MBI - 증감 데이터셋 모델 평가

3) BBS 전체 데이터셋

Model	Val_Accuracy	Test_Accuracy	Val_F1 Score	Test F1 Score
XGBoost Classifier	0.75	0.77	0.75	0.77
SVC	0.68	0.61	0.69	0.61
Random Forest	0.68	0.65	0.68	0.65
Logistic Regression	0.64	0.6	0.64	0.59

표 48. BBS - 전체 데이터셋 모델 평가

4) BBS 증감 데이터셋

Model	Val_Accuracy	Test_Accuracy	Val_F1 Score	Test F1 Score
XGBoost Classifier	0.73	0.77	0.73	0.77
Random Forest	0.65	0.66	0.65	0.66
SVC	0.65	0.68	0.65	0.68
Logistic Regression	0.64	0.71	0.64	0.71

표 49. BBS - 증감 데이터셋 모델 평가

MBI와 BBS 모든 데이터셋에서 XGBoost Classifier가 가장 성능이 높게 평가되었다.

GridSearch로 도출된 Best Parameter인 learnin rate, max_depth, n_estimators는 0.1, 7, 100으로 4종류의 각 데이터 셋에 5가지 증분 알고리즘을 적용하여 최종 모델을 도출하고자 한다.

2. XGBoost 모델 최적화 및 과적합 평가

본 장에서는 제 3장 1절에서 최종적으로 선택된 XGBoost에 대해서 모델 최적화를 진행하고 각 데이터셋에 대해 성능 평가를 진행하고자 한다.

1. 모델 최적화 및 성능 평가

모델의 하이퍼 파라미터 최적화는 GridSearch를 통해 수행되었으며[18], 최적의 하이퍼 파라미터로 learnin rate, max_depth, n_estimators는 0.1, 7, 1000이 도출되었다.

과적합을 방지하고 모델의 일반화 성능을 향상시키기 위해, k-fold 교차 검증을 적용하였습니다.[19] 이는 모델의 성능을 보다 안정적이고 신뢰성 있는 방법으로 평가하기 위한 것이다.

또한, 연구에서는 다양한 데이터 셋에 대한 모델의 성능을 평가하였다.

1. 전체 데이터, 2. 점수의 변화가 있는 환자와 없는 환자의 비율을 맞춘 데이터, 3. 전체 데이터를 5가지 증분 알고리즘으로 증분한 데이터, 4. 점수의 변화가 있는 환자와 없는 환자의 비율을 맞춘 후 5가지 증분 알고리즘으로 증분한 데이터 총 4종류의 데이터 셋에 대 평가하였다. 성능평가 지표로서 Accuracy, Precision, Recall, F1 Score를 도출하였고, 본 연구에서는 특히 F1 Score를 주요 성능 평가 지표로 채택하였다. 그러나, 다른 평가지표들 역시 참고하여 모델의 전체적인 성능을 고려하였다.

최종적으로, 점수의 변화가 있는 환자와 없는 환자의 비율을 맞춘 후 SVM-SMOTE 알고리즘으로 증분된 데이터에서 가장 좋은 성능을 보였다. 이 데이터에서 모델의 성능은

MBI의 경우 Accuracy : 0.98, Precision : 0.98, Recall : 0.98, F1 Score : 0.98
BBS의 경우 Accuracy : 0.94, Precision : 0.941, Recall : 0.94, F1 Score : 0.9405로 매우 높게 나타났다.

이 결과는 XGBoost 모델이 점수의 변화가 있는 환자와 없는 환자의 분류 문제에

있어서 뛰어난 성능을 보였음을 시사한다. 또한, 적절한 하이퍼 파라미터 조정과 데이터 전처리, 증분 알고리즘의 활용이 모델의 성능 향상에 기여하였음을 보여준다. 이를 통해, 본 연구는 로봇 보조 재활 치료를 받은 환자들의 기능적 결과를 예측하는데 있어서 XGBoost가 효과적임을 확인 가능하다.

MBI					
데이터셋	증분알고리즘	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
전체	X	0.856	0.851	0.856	0.8535
전체	SMOTE	0.849	0.854	0.849	0.8515
전체	Kmeans-SMOTE	0.869	0.869	0.869	0.869
전체	SVM-SMOTE	0.862	0.861	0.862	0.8615
전체	SMOTE-ENN	0.764	0.782	0.764	0.773
전체	SMOTE-TOMEK	0.824	0.829	0.823	0.826
증감	X	0.809	0.827	0.809	0.818
증감	SMOTE	0.819	0.834	0.819	0.8265
증감	Kmeans-SMOTE	0.819	0.848	0.819	0.8335
증감	SVM-SMOTE	0.98	0.98	0.98	0.98
증감	SMOTE-ENN	0.667	0.709	0.667	0.688
증감	SMOTE-TOMEK	0.809	0.827	0.809	0.818

표 50. MBI - 모델 평가

BBS					
데이터셋	증분알고리즘	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
전체	X	0.78	0.79	0.77	0.78
전체	SMOTE	0.78	0.801	0.786	0.7935
전체	Kmeans-SMOTE	0.76	0.78	0.76	0.77
전체	SVM-SMOTE	0.76	0.77	0.76	0.765
전체	SMOTE-ENN	0.73	0.76	0.73	0.745
전체	SMOTE-TOMEK	0.77	0.78	0.77	0.775
증감	X	0.866	0.879	0.865	0.872
증감	SMOTE	0.85	0.856	0.85	0.853
증감	Kmeans-SMOTE	0.866	0.869	0.865	0.867
증감	SVM-SMOTE	0.94	0.941	0.94	0.9405
증감	SMOTE-ENN	0.567	0.579	0.567	0.573
증감	SMOTE-TOMEK	0.85	0.852	0.85	0.851

표 51. BBS - 모델 평가

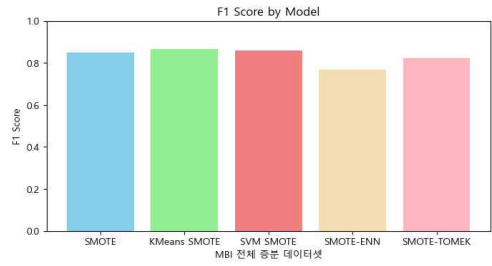
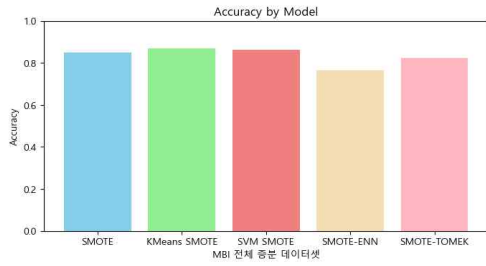


그림 16. MBI 전체 증분 데이터셋 성능 평가

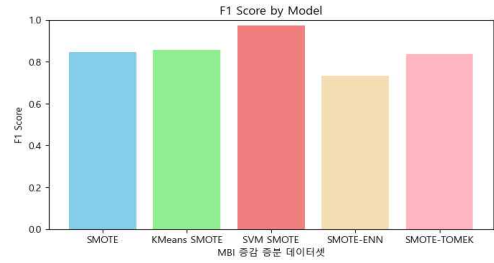
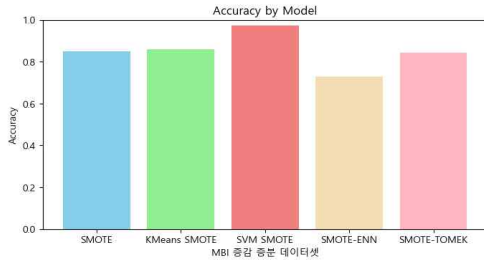


그림 17. MBI 증감 데이터셋 성능 평가

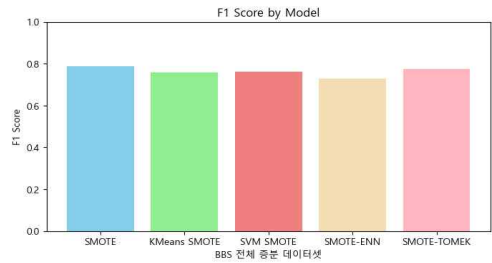
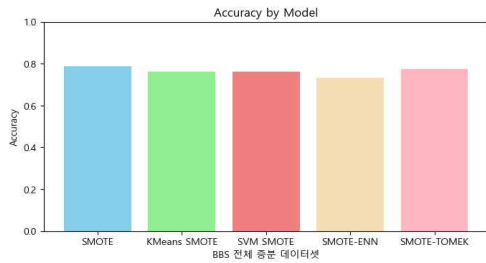


그림 18. BBS 전체 데이터셋 성능 평가

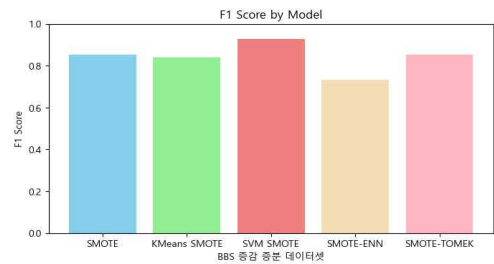
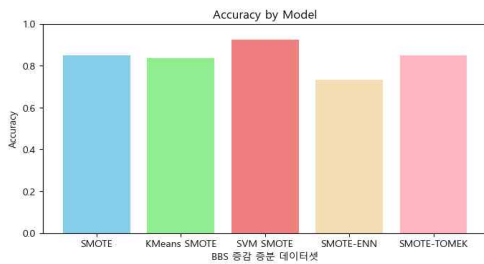


그림 19. BBS 증감 데이터셋 성능 평가

제 4장 결론 및 토의

본 논문에서는 로봇 보조 재활 치료를 받는 보행 장애 환자들의 기능적 결과를 예측과 예측 모델 개발 과정에서 발생 가능한 문제를 해결하기 위한 방법론을 제안하였다.

이 연구를 통해, 의학적 지식이 없는 환자와 보호자들에게 치료의 효용성을, 의사와 관련 의료진들에게는 의사 결정 지원 시스템을 제공하고자 하였다. 본 연구에서 개발된 모델은 점수의 증가와 유지, 감소하는 환자들의 비율을 맞춘 후 증분한 데이터를 통해 환자들의 점수 변화에 보다 민감하게 반응 가능한 방법론을 제시하였다. 이는 보다 정확한 예측 성능을 보여주며, 재활 치료의 효과를 예측하는데 중요한 역할을 할 것이다. 그러나, 현재 개발된 방법론으로는 로봇 보조 재활 치료를 받지 않는 환자들에 대한 기능적 결과 예측과 같은 문제의 해결에는 한계가 있음을 인지하고 있다. 이에 대한 개선이 필요하며, 향후 연구에서는 이러한 한계를 극복하고 추가적인 치료 데이터를 확보하여 다양한 분야의 재활 치료에 적용 가능한 예측 모델을 개발하고자 한다.

본 연구를 통해 제시된 예측 모델은 재활 치료의 효과를 최적화하는 데 기여하며, 이를 통해 재활 치료의 질을 향상시키고, 환자들의 치료 결과를 개선하는 데 중요한 역할을 할 것이다. 이 모델의 활용은 의료환경에서의 데이터 불균형 문제를 해결하고, 학습 데이터 수집에 소모되는 시간과 비용을 절감하는 동시에, 재활 치료의 효과 예측에 더욱 효과적인 방법을 제시하고자 한다.

참고문헌

- [1] Hong, K. S., Bang, O. Y., Kang, D. W., Yu, K. H., Bae, H. J., Lee, J. S., ... & Yoon, B. W. (2013). Stroke statistics in Korea: part I. Epidemiology and risk factors: a report from the Korean stroke society and clinical research center for stroke. *Journal of stroke*, 15(1), 2.
- [2] Shah, S., Vanclay, F., & Cooper, B. (1989). Improving the sensitivity of the Barthel Index for stroke rehabilitation. *Journal of clinical epidemiology*, 42(8), 703-709.
- [3] 정한영, 박병규, 신희석, 강윤규, 편성범, 백남종, 김세현, 김태현 and 한태륜. (2007). 한글판 수정바델지수(K-MBI)의 개발: 뇌졸중 환자 대상의 다기관 연구. *Annals of Rehabilitation Medicine*, 31(3), 283-297.
- [4] Azuma, Y., Chin, T., & Miura, Y. (2019). The relationship between balance ability and walking ability using the Berg Balance Scale in people with transfemoral amputation. *Prosthetics and orthotics international*, 43(4), 396-401.
- [5] Park, S. H., & Lee, Y. S. (2017). The diagnostic accuracy of the berg balance scale in predicting falls. *Western journal of nursing research*, 39(11), 1502-1525.
- [6] He, H., & Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 21(9), 1263-1284.
- [7] Japkowicz, N., & Stephen, S. (2002). The class imbalance problem: A systematic study. *Intelligent data analysis*, 6(5), 429-449.

- [8] Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: synthetic minority over-sampling technique. *Journal of artificial intelligence research*, 16, 321–357.
- [9] Tang, Y., Zhang, Y. Q., Chawla, N. V., & Krasser, S. (2008). SVMs modeling for highly imbalanced classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 39(1), 281–288.
- [10] Douzas, G., & Bacao, F. (2018). Effective data generation for imbalanced learning using conditional generative adversarial networks. *Expert Systems with applications*, 91, 464–471.
- [11] Batista, G. E., Prati, R. C., & Monard, M. C. (2004). A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 6(1), 20–29.
- [12] Zeng, M., Zou, B., Wei, F., Liu, X., & Wang, L. (2016, May). Effective prediction of three common diseases by combining SMOTE with Tomek links technique for imbalanced medical data. In *2016 IEEE International Conference of Online Analysis and Computing Science (ICOACS)* (pp. 225–228). IEEE.
- [13] Cox, D. R. (1958). The regression analysis of binary sequences. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 20(2), 215–232.
- [14] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5–32.
- [15] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20, 273–297.
- [16] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boost

ing system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).

[17] Powers, D. M. (2020). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. arXiv preprint arXiv:2010.16061.

[18] Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. Journal of machine learning research, 13(2).

[19] Kohavi, R. (1995, August). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In Ijcai (Vol. 14, No. 2, pp. 1137-1145).

[20] 신현주, “작년 국내 의료기기 생산 15조 7천억...전년보다 22% 성장” , MedicalObserver, 2023년 12월 1일,<http://www.monews.co.kr/news/articleView.html?idxno=325366>

[21] 김원정, “의료 재활 분야에서 중요성 커지는 로봇” ,산업일보, 2023년 3월 29일,<https://www.kidd.co.kr/news/231892>

[22] Global Market Insight, Rehabilitation Equipment Market Size,<https://www.gminsights.com/industry-analysis/rehabilitation-equipment-market>