



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 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](#)

박 사 학 위 논 문

데이터마이닝 모델을 이용한
COVID-19 발생 이후 BMI 과체중
이상 우울감 경험 예측 요인 분석

고 려 대 학 교 대 학 원

보 건 과 학 과

황 경 일

2024년 2월

이 현 실 교 수 지 도
박 사 학 위 논 문

데이터마이닝 모델을 이용한
COVID-19 발생 이후 BMI 과체중
이상 우울감 경험 예측 요인 분석

이 논문을 보건학 박사학위 논문으로 제출함

2023년 10월

고 려 대 학 교 대 학 원
보 건 과 학 과

황 경 일



황경일의 보건학 박사학위논문 심사를
완료함

2023년 12월

위원장 이 현 실 (인)

위 원 김 지 환 (인)

위 원 신 경 희 (인)

위 원 전 진 훈 (인)

위 원 유 승 규 (인)



데이터마이닝 모델을 이용한 COVID-19 발생 이후 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 요인 분석

황 경 일

보 건 과 학 과

지도교수: 이 현 실

신종 감염병인 COVID-19는 중국 후베이성 우한시에서 발생하여 국내에 2020년 1월 20일 첫 확진자가 보고되었다. COVID-19는 자국 내 정치, 경제, 사회 전반에 걸쳐 단절, 금지, 혼란 등이 가중되었고, 국가적 차원에서 전 국민의 마스크 착용, 사회적 거리 두기, 재택근무 등 일상적 생활을 제약하는 조치가 이루어짐에 따라 주관적인 외로움과 사회적 고립감, 어려움, 불안과 스트레스, 우울증 등이 높아졌고, 음주, 흡연, 비만 및 BMI의 수치가 증가하면서 잠재적인 건강위험 행동도 높아졌다.

본 연구에서는 COVID-19 발생 전후에 따른 신체적인 요인의 변화가 있는지 유의적 차이를 확인하고, COVID-19 발생 후 BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무에 따른 일반적 특성, 주관적 인식, 신체적 요인 및 주요 질환의 유의한 차이를 확인 후, 예측 모형을 개발하고 정확도를 평가하고자 하였다.

연구에 사용한 데이터는 국민건강영양조사 제7기, 제8기 원시 공개 자료를 활용하여 성인 19~64세로, 제7기 4,836명, 제8기 4,114명을 대상으로 BMI 과체중 이상 우울감 경험 여부를 분석하였다.

예측분석 도구로는 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks) 그리고 의사결정트리(Decision Tree)를 비교하였고, 분석 프로그램은 IBM SPSS program ver. 25.0 (IBM Corp. Armonk, NY, USA)을 이용하였으며, 통계적 유의수준은 0.05로 처리하였다.



결과적으로 COVID-19 발생 전후 신체적 변화 요인에서 COVID-19 이후 체중, 허리둘레, 비만이 증가함을 알 수 있었다. BMI 과체중 이상 우울감 경험에서 성별, 경제활동 상태, 1년간 체중 변화 여부, 평소 스트레스 인지 정도, 신장, 체중, 이상지질혈증, 빈혈이 유의한 차이가 있었다. 모형의 정확도는 신경망(Neural Networks) 90.8%, 의사결정트리(Decision Tree) 90.5%, 로지스틱 회귀분석 (Logistic Regression) 87.7% 순으로 나타났고, COVID-19 이후 BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무를 예측하는 데 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다.

비만이 우울증에 영향을 미친다는 선행연구에 근거하여 BMI 과체중 이상 우울감 경험 발생 예측 모형을 이용하여 검증한 결과를 우울증이 발생하기 전 우울감 발생 요인을 찾아 문제가 되는 은둔생활, 고립, 대인기피 등의 문제 뿐만 아니라, 자살까지 이르게 하는 요인을 찾아 사전에 예방 하는데 목적이 있다. 우울증이라고 진단 받은 단계에서 접근하는 것이 아닌 사전에 문제가 될 가능성이 있는 요인들을 찾아 개인 차원에서는 긍정적인 방향으로 개선하고 사회적 차원에서는 문제가 될 요인들을 관리함으로써 부정적 요인을 줄여 윤택한 생활환경을 만들고 가꾸어 나갈 수 있을 것으로 기대한다. 또한, 사전에 국민건강영양조사라는 국가 오픈 데이터 자료로 예측 모형을 일반화하여 규명하는 데 큰 의미가 있으며, 보건학적 관점에서는 시간이 지남에 따라 심각한 문제를 초래할 수 있는 상해를 미리 예방하고 방지할 수 있는 요인을 찾아 제시하였으며, 국가 오픈 빅 데이터를 이용하여 분석, 데이터마이닝 모델을 이용하여 주요 위험 요인을 도출하고 일반화하여 제시하였다는 점에서 의의가 있다.

주제어 : 우울감 경험, 과체중, BMI, 예측, 정확도



Exploring Factors for Predicting Depression Experiences Beyond BMI Overweight Using Data Mining Models in the Post-COVID-19 Era

by Kyung-Il Hwang

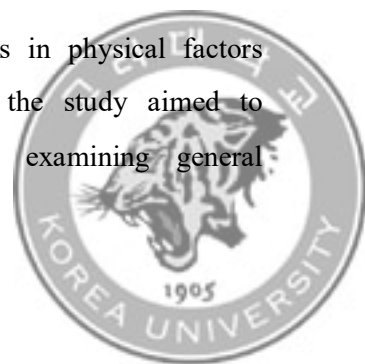
Department of Health Policy and Management, College of Health Science,
Korea University

under the supervision of Professor Hyun-Sill Rhee

Abstract

COVID-19, a novel infectious disease, originated in Wuhan, Hubei Province, China, and was first confirmed in South Korea on January 20, 2020. COVID-19 had profound effects on various aspects of domestic politics, economics, and society. Measures such as mask-wearing, social distancing, and remote work were implemented, significantly altering daily life. Consequently, subjective loneliness, social isolation, difficulties, anxiety, stress, and depression increased. Unhealthy behaviors such as alcohol consumption, smoking, obesity, and higher BMI values also saw an uptick due to the pandemic.

The aim of this study was to assess significant differences in physical factors before and after the occurrence of COVID-19. Furthermore, the study aimed to develop a predictive model and evaluate its accuracy by examining general



characteristics, subjective perceptions, physical factors, and major diseases among individuals who experienced depression with BMI overweight or obesity after COVID-19.

Data from the 7th and 8th National Health and Nutrition Examination Surveys were used in this study. The analysis focused on adults aged 19 to 64, with 4,836 participants in the 7th survey and 4,114 in the 8th survey.

Logistic Regression, Neural Networks, and Decision Tree were used as predictive analysis tools, and IBM SPSS program ver. 25.0 (IBM Corp. Armonk, NY, USA) was used as an analysis program. A significance level of 0.05 was applied.

The results revealed an increase in weight, waist circumference, and obesity after COVID-19. Gender, economic activity status, one-year weight change, perceived stress level, height-weight, dyslipidemia, and anemia showed significant differences in BMI overweight or obesity-related depression experience. The model's accuracy was ranked as follows: Neural Networks at 90.8%, CHAID at 90.5%, and Logistic Regression at 87.7%. It was evident that BMI overweight or obesity played a crucial role in predicting depression after COVID-19.

Building on previous research indicating the impact of obesity on depression, this study validated a predictive model for the occurrence of depression experiences related to BMI overweight or obesity. The findings suggest that addressing factors contributing to depression before its onset is essential. By identifying potential risk factors at an early stage, it is possible to prevent not only issues such as social withdrawal, isolation, and social avoidance but also more severe problems, including suicide. This approach focuses on creating a positive environment by improving potential risk factors on an individual level and managing them on a societal level.

Furthermore, the study's use of national open data, such as the Korean National



Health and Nutrition Examination Survey, for generalizing and elucidating predictive models holds great significance. From a public health perspective, it identifies and provides insights into major risk factors using data mining models, allowing for the prevention and mitigation of potential harm over time.

Keywords: Depression, Over weight, BMI, Prediction



감사의 글

가장 먼저 논문이 완성될 때까지 한 자 한 자 지도해 주신 ‘이현실 교수님’께 존경과 감사의 말씀을 올립니다. 직장 일로 바쁘고 힘들다는 핑계로 학업과 논문을 포기하고자 할 때, 어김없이 용기와 희망으로 지금의 자리까지 이끌어 주시고, 논문이 완성되기 전까지 주야를 아끼시지 않고 언제든지 가르침을 주셨습니다. 교수님의 연구 지도와 훌륭한 인품에 다시 한번 존경의 말씀 올립니다.

논문을 검토 받는 과정에서 저에게 많은 깨달을 주신 ‘김지환 교수님’께 감사드립니다. 제가 무심코 지나갈 수 있는 부분을 세심하게 코멘트 주셨고, 논문의 완성도를 높이기 위하여 최신의 문헌 및 자료를 제공해 주셨습니다. 논문 수정 및 보완하는 과정 중 교수님의 수고가 많이 느껴졌습니다. 교수님의 열정과 훌륭한 가르침에 다시금 감사드립니다.

부족하지만 묵묵하게 저를 믿어주시고 한결같이 보살펴 주신 ‘황현복 아버지님’과 ‘도원숙 어머니님’께 정말 사랑하고 감사하다는 말씀을 드립니다. 박사학위를 끝마치는 시점에서 부모님께 조금이나마 큰 기쁨과 웃음을 드릴 수 있어 너무 기쁩니다. 특히 자신보다는 자식을 위해 헌신하신 어머니의 삶에 깊은 사랑과 감사를 드립니다.

큰 누나 ‘황해진’, 작은누나 ‘황연진’, 큰 매형 ‘오박영’, 작은 매형 ‘심재섭’에게도 항상 같이 해주셔서 감사합니다. 어느새 어른이 되어 가는 큰 조카 ‘심채원’, 둘째 조카 ‘심채아’, 막내 조카 ‘오지환’에게도 감사하고 아무 문제없이 부모님 말씀 잘 듣고 착하고, 건강하게 자라줘서 고맙다.

‘윤선옥 선생님’께서는 직장 내 스트레스로 삶의 끈을 놓고 싶을 때, 지금은 어려운 상황에 부닥쳐 있지만, 시간이 지나면 더 큰 세상이 보인다는 말씀과 함께 저를 이끌어 주셔서 진심으로 감사드립니다. 해주신 말씀 중에서 “지금은 구렁이에 빠져서 보이지는 않지만, 빠져나오기만 하면 더 넓은 세상이 보인다.”, “일주일 동안 당신을 믿어 달라, 감정의 기복 없이 사는 것이 행복이다.”라고 말씀을 건네 주셨습니다. 때로는 다정한 친구 같고 때로는 정신적인 지주가 되어주셔서 다시 한번 감사의 말씀을 드립니다. 선생님께서는 저 자신 속에 자리 잡은 차갑고 어두운 감정이 있을 때 늘 함께 해주셨습니다. 목적이 이끄는 삶을 살게 도와주셔서



감사드립니다.

다음은 제2의 삶의 터전인 직장에서 만난 ‘이동하 팀장님’과 ‘손미영 팀장님’께 감사하다는 말씀을 드립니다. 직장 최고의 상사이자 선배님이셨고, 제가 잘못된 길을 걷고 있을 때, 언제나 따뜻한 관심과 말씀을 아끼지 않으셨습니다. 아마도 제가 두 분이 계시지 않았다면 지금처럼 좋은 날이 오지 않았을 것입니다. 다시 한번 감사드립니다.

‘신경희 수석차장님’, ‘전진훈 회장님’, ‘유승규 연구소장님’께도 논문심사일 까지 열심히 지도 편달해 주시고, 논문의 완성도를 위해 코멘트 주신 세 분의 위원님들께 감사의 말씀을 올립니다.

‘최동민 선생님’께 감사하다는 말씀 전하고 싶습니다. 방황과 혼란한 시기를 겪으며 힘든 시기를 보낼 때, 언제나 격려와 응원을 아끼지 않고 희망과 기쁨을 북돋아 주었습니다. 만약 이런 도움이 없었더라면 지금의 감격스러운 순간이 없으리라 믿어 의심치 않습니다. 감사하다는 말을 자주 드리지는 못했지만, 이번 기회를 통해 전해 드리고 어떠한 상황에서도 항상 기다려주고 지켜 봐 주셔서 감사합니다.

‘류용욱 선생님’께서는 무슨 일이든지 내 일처럼 도와주셔서 감사드립니다. 처리하기 힘들고, 귀찮은 일에도 적극적으로 도움을 주셨습니다. 고민과 우울감에 빠졌을 때도 마치 내 일처럼 고민을 나누고 격려해 주셨습니다. 또한 마지막까지 논문을 완성하는데 감수를 해 주셔서 대단히 감사합니다.

‘박정환 선생님’을 만나 더욱 열심히 학문에 정진할 수 있었던 거 같습니다. 힘든 상황에서도 곳곳이 본인의 일에 집중하며 하루하루를 열심히 살아가는 모습에 저도 많은 것을 배운 거 같습니다. 날 밤을 새워가면서도 업무와 학업에 열중하며, 힘들다는 표현 없이 묵묵히 자신의 일을 한다는 것에 존경을 표하고 싶습니다. 선생님을 보면서 과거의 저의 열정을 느낄 수 있었고, 이 논문을 작성에 하는 데 큰 도움이 되었습니다. 그리고 늘 배려해 주고 신경 써 주셔서 감사합니다.

‘김남순 회장님’을 알고 지낸 지가 언 20년 이상이 흐른 거 같습니다. 아마도 제 인생에 있어 긍정적인 영향을 많이 주시지 않았나 싶습니다. 20, 30, 40대를 보내며,



늘 힘든 상황에서도 평정심을 잃지 않고 대처하시는 모습을 뵈을 때 너무 존경하는 마음이 들었습니다. 또한 언제나 현재에 머물러 있지 않고, 늘 개선하고 배우려 하는 모습에 늘 감탄하고 있습니다. 근심과 걱정이 많을 때도 위로해 주시고 걱정해주셔서 감사드립니다.

대학동문인 “김민철” 형님과 “이정훈” 친구에게 늘 감사 하다는 말을 전하고 싶습니다. 힘든 상황에서도 늘 응원해주고 격려해주셔서 감사합니다.

고등학교 동창인 ‘김영배’ 친구에게 감사하다는 말을 전하고 싶습니다. 언제나 유익한 정보와 지혜 그리고 뛰어난 위트로 지쳐 있는 저에게 삶의 의미와 기쁨을 주었습니다. 생활에서의 여러 문제들로 힘들어하고 있을 때 항상 방안을 제시하고 공감해줬습니다. 이렇게 많은 시간이 흘렀음에도 기쁜 일과 슬픈 일이 생길 때 늘 함께 해줘서 감사합니다.

논문에 가장 많은 관심과 가르침을 주신 ‘정우석 선배님’께도 다시 한번 감사의 말씀을 올립니다. 선배가 있어서 상상도 못 하는 이 순간까지 온 거 같습니다. 석사를 취득한 선배를 보며 저에게도 공부라는 목표가 생겼고, 언제나 현명하고, 지혜롭고 남들을 배려할 줄 아는 선배님을 닮아 가야겠다고 생각했습니다. 박사과정 중 선배님이 계시지 않았다면, 이 자리는 절대 없었을 거라 확신하며, 보이지 않는 곳에서 늘 힘써주시고 보살펴 주셔서 감사의 말씀을 올립니다.

마지막으로, 새벽 5시에 기상해 서울에서 경기도에 있는 직장을 다니며, 퇴근 후에는 정신없이 학교에 다녔습니다. 수업이 없는 날과 주말에는 공부만 하고 살았던 거 같습니다. 마치 시간이 주마등처럼 스쳐지나가는 것 같습니다. 어느 순간에는 내 몸이 아닌 상황도 있었고, 제 자신이 끝까지 해낼 수 있을지 고민하고 저 스스로 의심하며 포기하고 싶은 마음이 든 적도 여러 번이었습니다. 하지만 함께 했던 가족과 지인분들의 배려로 무사히 마칠 수 있었던 거 같습니다.

제게 주셨던 도움을 밑바탕으로 앞으로도 최선을 다하겠습니다. 감사합니다.

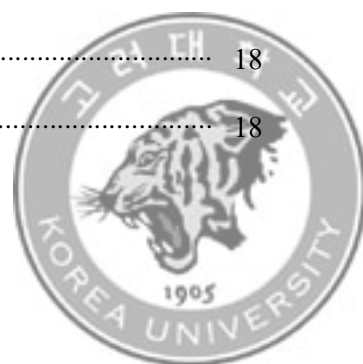
2023년 12월의 어느 멋진 날에

황 경 일



목 차

제 1 장 서론	1
제1절 연구의 배경	1
제2절 연구의 목적	3
제3절 용어의 정의	4
제 2 장 이론적 고찰	5
제1절 신종 감염병 COVID-19	5
제2절 비만과 우울증	6
제3절 체계적 문헌고찰	8
제 3 장 연구 방법	10
제1절 분석자료	10
제2절 분석방법	11
1. 로지스틱(Logistic Regression) 회귀분석	11
2. 신경망(Neural Networks) 예측 모형	12
3. 의사결정트리(Decision Tree) 예측 모형(CHAD)	12
제3절 연구모형	17
제 4 장 연구 결과	18
제1절 COVID-19 전·후 신체 요인 변화	18



제2절 BMI 과체중 이상 우울감 경험	20
제3절 예측모형 분석	31
1. 로지스틱 회귀분석을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측 ·	31
2. 신경망(Neural Networks)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측 ·	35
3. 의사결정트리(Decision Tree)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측 ·	38
제4절 분석방법 및 정확도 비교	43
제 5 장 고 찰	44
제 6 장 결 론	50
참고문헌	52
부록	73



표 목 차

표 1. COVID-19 발생 전·후 신체적인 요인 변화	19
표 2. BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무와 일반적 특성	23
표 3. BMI 과체중 이상 우울감 경험과 주관적 인식 및 신체적 요인	27
표 4. BMI 과체중 이상 우울감 경험과 주요질환	30
표 5. 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 본 분류표	31
표 6. 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 방정식 변수 결과표	33
표 7. 신경망(Neural Networks) 분석 구조	36
표 8. 신경망(Neural Networks) 분류분석 결과	37
표 9. BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 모형 요약	39
표 10. BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 모형 분류 요약	40
표 11. 분석방법 및 정확도 비교	43



그림 목 차

그림 1. 체계적 문헌 고찰 과정	9
그림 2. 데이터 마이닝 처리 과정	14
그림 3. 연구 모형	17
그림 4. BMI 과체중 이상 우울감 경험 의사결정트리(Decision Tree)	42



제 1 장 서 론

제1절 연구의 배경

신종 감염병인 COVID-19(Coronavirus, COVID-19)는 중국 후베이성 우한시에서 2019년 12월 발생하여 전 세계로 빠르게 전파되었고(WHO, 2020), 우리나라도 2020년 1월 20일 첫 코로나바이러스 감염증(Coronavirus disease, COVID-19) 확진 환자가 발생하였고(KDCP, 2020), 전국으로 확산하여 2023년 9월에는 COVID-19 누적 확진자는 국외 약 6억 9천만여 명이 발생하였다. 우리나라에서는 34만여 명을 이미 넘어섰으며 전 세계적으로 사망자 수는 약 690만여 명이라 보고하였다(MOH, 2020; WHO, 2021). 게다가, COVID-19는 중증 급성 호흡기 증후군(SARS : Severe acute respiratory syndrome)과 중동 호흡기 증후군(MERS: Middle East Respiratory Syndrome) 발생 때와 달리 전 세계적 또는 자국 내 정치, 경제, 사회, 문화 전반에 걸쳐 단절, 금지, 혼란 등과 같은 영향을 미치면서 일상생활의 변화를 가져왔다(Park, 2020). 대한민국 정부는 COVID-19 확산을 통제하고자 국가적 차원에서 대규모 발생 환자의 관리, 전 국민 마스크 착용, 사회적 거리 두기, 재택근무, 학교 원격수업 등 일상생활을 제약하는 다양한 조치를 시행하였는데(Jeong, 2020), 극단적인 봉쇄나 통제는 없었지만, 제한적 요인과 대인관계의 감소 등으로 주관적인 외로움과 사회적 고립감 등이 증가하였고, 경제활동의 감소와 중지로 고통과 어려움을 겪는 상황의 늘어나면서 불안과 스트레스, 우울증의 증가 요인이 되었다(Lee et al, 2021; Jung & Yang, 2020).



COVID-19 발생으로 WHO에서는 이를 세계적 대유행 질병(Pandemic)으로 선언하였고, COVID-19의 장기화로 사람들의 생계를 빼앗기고 일상생활 변화 등의 모든 것을 바꿔 놓았다(Morens, Daszak, & Taubenverger, 2020). COVID-19의 직접적인 영향이라고 한다면 생활 활동 반경 축소나 금지로 인한 스트레스, 불안, 체중증가, 우울증, 운동 부족, 직장과 학교생활 제한과 같은 문제들이 발생할 수 있다(김현지, 2021). 이런 요인들이 복합적으로 발생하면서 COVID-19 발병과 함께 감염병 확산을 막기 위한 정부와 사회기관들의 조치들은 격리와 통제로 이어졌고 전 국민의 생활방식 특히 성인에게 많은 변화를 가져왔다(Kim, 2022). COVID-19 확산 방지를 위한 전 방위적 노력이 있었지만, 부족한 신체활동, 음주, 흡연과 같은 잠재적인 건강위험 행동도 증가하게 되었다(Park, 2020). 그리고 COVID-19로 인한 감염병에 대한 불안과 공포, 스트레스, 우울증과 같은 건강 행동에 영향을 주었다(Chen, 2020). 전 세계가 처음 접하는 신종 감염병으로 인한 두려움이 불안과 스트레스와 불안을 높이는 현상을 초래했고, 또한 사회적 활동과 학교에서는 등교 제한으로 인한 대인관계의 감소, 재택업무, 원격수업으로 인한 환경에서 우울감은 증가하게 되고, 우울 증상이 있는 사람들은 더 신체활동을 감소시킬 가능성이 크고, 결과적으로 신체활동 감소는 부정적 정신건강을 악화 시켰다(Wright, 2021).



제2절 연구의 목적

본 연구는 COVID-19 발생 전·후 신체 요인을 확인하고 이후 과체중 이상자 우울감 경험 유무에 영향을 미치는 변인을 찾아 COVID-19와 같은 예측하지 못한 신중 감염병으로 인하여 발생할 수 있는 사회적 규제와 제한으로 인한 우울감 발생 요인들을 데이터 마이닝 모델을 통하여 규명함으로써 일상생활은 물론 예측하지 못한 상황에서 발생할 수 있는 우울감 경험을 예방하고자 하는 목적이 있다. 연구의 세부 목적은 다음과 같다.

1. COVID-19 발생 전·후 기본 신체적인 요인의 변화 양상을 파악한다.
2. COVID-19 발생 후 과체중 이상자 중 우울감 경험 유무에 따른 일반적 특성, 주관적 인식 및 신체적 요인, 주요 질환을 분석한다.
3. BMI 과체중 이상자 중 우울감 경험 유무에 유의한 영향을 미치는 요인을 기준으로 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks), 의사결정트리(Decision Tree) 예측 모형 분석한다.
4. 분석방법과 정확도를 비교한다.



제3절 용어의 정의

1. 우울감 : 국어사전과 국민건강지식센터 따르면, 마음이 답답하거나 근심스러워 활기가 없는 감정을 뜻하며, 기분의 저하, 사고의 형태나 흐름, 사고의 내용, 동기, 의욕, 관심, 행동, 수면 신체활동 등 전반적인 정신 기능이 저하된 상태를 의미한다.

2. 우울감 경험 : 서울시 정신건강통계(SMHDS)에 따르면, 최근 1년 동안 연속적으로 2주 이상 일상생활에 지장이 있을 정도로 슬프거나 절망감을 느낀 적이 있는 사람을 의미한다.

3. 우울증 : 생각의 내용, 사고 과정, 동기, 의욕, 관심, 행동, 수면, 신체활동 등 전반적인 정신 기능이 지속적으로 저하되어 일상생활에도 악영향을 미치는 상태를 의미한다. 미국 정신의학 협회(American Psychiatric Association, APA), 정신질환의 진단 및 통계편람 DSM-V(Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders Fifth Edition) 우울 증상이 2주 이상, 거의 매일 지속되는 우울한 기분, 일상 대부분의 일에서 관심 및 흥미 감소, 식욕 감소 또는 증가(체중 감소 또는 증가, 한 달에 5% 초과), 불면 또는 과다 수면, 정신운동 지연 또는 정신운동 초조, 피곤 또는 에너지의 감소, 무가치감, 부적절한 죄책감, 집중력 저하, 우유부단, 반복적인 자살 생각을 뜻한다.



제 2 장 이론적 고찰

제1절 신종 감염병 COVID-19

신종 감염병인 코로나바이러스(COVID-19)는 중국 후베이성 우한시에서 2019년 12월 발생하여 중국 전역을 시작으로 전 세계로 대유행(Pandemic) 양상으로 빠르게 전파되었다(WHO, 2020). 전 세계적인 전파로 인하여 세계보건기구(World Health Organization, WHO)에서는 대유행(Pandemic) 감염병 최고 경고 등급을 선언하였다(WHO, 2020). 세계보건기구(WHO) 발표에 의하면 COVID-19는 SARS-Co-V-2 감염 호흡기 증후군의 종류로 분류되고 감염되면 발열, 기침, 오한, 호흡기 장애 및 폐렴 증상을 보이고, 심할 경우 사망에까지 이르기도 하였고, COVID-19로 인한 전 세계 치명률은 1.63으로 주의와 관리가 필요한 질병이라고 했다(WHO, 2020 ; WHO, 2021).

COVID-19가 발병하여 노출된 사람을 ‘확진자’라 하였는데, 이를 빗대어서 체중이 증가한 사람을 ‘확진자’라고 하면서 생활과 활동의 제약이 초래한 부정적인 요인으로 개인은 물론 사회적인 문제로 대두 되었다(Zachart & Brianna, 2020). 이런 제약적인 사회현상으로 신체에 나타나는 일차적 문제는 체중, 허리둘레의 증가로 이어지고 이에 따라 질병의 발생위험 요소가 증가 하였다(Clement, et al., Coupaye, Laville, Oppert, & Ziegler, 2020).

전술한 바와 같이, 선행연구에서 COVID-19와 생활양식의 변화 연계한 개인의 생활양식이 감염병 예방 및 관리를 위한 중요한 요인이라는 것을



확인하였다(M. Hamer, 2019). COVID-19와 같은 처음 접하는 신종 감염병이 발생한다 해도 건강한 정신과 생활은 신체적 정신적 건강을 유지 및 개선하고 삶의 질 향상을 위해 필수적이기 때문에 그 중요성이 강조된다(So, 2022; Park, 2021).

제2절 비만과 우울증

세계보건기구(WHO) 보고에 따르면 비만은 건강에 위협을 초래하고 비정상적으로 과도한 지방 축적으로 만성질환의 발생 위험요인이라 하였다(WHO, 2016). 이러한 비만은 단순히 지방이 축적되어 체형이 변화되는 것뿐만 아니라, 생리적인 질환을 유발함과 동시에 개인의 생활 전반의 대인관계 기피, 우울감, 활동 감소, 비적극적 행동, 소극적인 생각 등에 부정적인 영향을 주어 결과적으로 삶의 만족과 행복함이 낮아지게 된다고 하였다(A.J, 2016). 우리나라 지역사회 건강조사 연구 결과에 따르면 2017년 비만율은 28.6%로 계속 증가추세에 있고(CDC, 12; Yeom, 2022), 제7기 국민건강영양조사 결과에 따르면 비만은 고혈압, 고지혈증, 당뇨병 등 대사증후군의 발생에 주요 요인이라 하였다(WHO, 2016; KHS, 2016; Yeom, 2022).

특히, 성인 이후 체중증가는 30~40대 이후 급격히 증가하는 함에 따라 질병의 유병률이 높아진다(성윤희 등, 2012). 이처럼 복부에 비정상적인 지방이 축적되면서 복부비만을 초래하고 이는 당뇨, 고혈압과 같은 대사성질환 및 심혈관질환의 발생에 중요한 원인이 된다(이승범, 박수연, 2012). 또한, 최근 보고된 바에 의하면 비만은 신체적 건강 문제인 고혈압, 당뇨병, 심혈관계 질환, 근·골격계 질환 등 질병 발생위험을 증가 시키는 것은 물론 정신적 건강 문제인 우울증 등 정신적 건강에도 영향을 미쳐 세계보건기구(WHO)에서는



비만을 단순한 현상이 아닌 질병으로 분류하고 있다(김다미와 김경희, 2021).

전 세계적으로 우울증은 3억 명 이상 사람들이 일상생활에서 겪고 있는 건강 문제로 전체 사망원인의 12.7%를 차지하는 높은 질병으로 우울증 발생 환자는 계속 증가하고 있다(Walker et al., 2015). 우리나라도 우울증 환자가 2016년에 약 77만 명이었고, 4년이 지난 2020년에 100만 명 이상으로 증가하였다(국민건강보험공단, 2020; Fukushima, 2023). 또한, 우리나라는 OECD 국가 중에서 우울감을 느끼는 사람의 비율이 가장 높고, COVID-19 이후 우울증 환자가 가장 높은 국가라 보고하였다(연합뉴스, 2018). 우울증으로 인하여 나타나는 현상은 식욕 저하, 수면 장애, 무력감, 위축감 등과 함께 심할 경우 자살 충동 및 시도까지 연계된 다양한 형태의 신체적·인지적 문제를 발생시키며(Isacsson et al., 2010; Suchomlinov, 2021), 이로 인한 우울증 환자는 정상 일반 사람과 비교하여 평균수명이 5년~10년 짧다고 보고된 바 있다(Katon, 2011). 우리나라도 우울증 환자의 증가가 세계적 증가추세와 비슷한 경향을 나타냈고, 이로 인한 의료비 지출의 증가와 함께 사회적 이슈로 인식되고 있는데, 2018년 ‘한국인 사망원인통계’ 보고서에서도 우울증 환자가 매년 증가하고 있는 것으로 나타났다(통계청, 2019). 물론 우울증을 감소시키거나 치료하기 위하여 세로토닌 등의 항우울 치료를 하지만(Allan & Ebmeier, 2018; Williams, 2020), 약물 복용 유지의 어려움, 체중증가, 당뇨병 발생위험 증가 등 각종 질병 발생으로 사망률 증가로 이어지는 부작용 현상이 보고되고 있다(Cipriani et al., 2018). 또한, 우울증은 체질량 지수(Body mass index, BMI)와 관계가 밀접하고 보고되고 있는데(Malmir, 2019; Jieqiong, 2022), BMI는 키와 몸무게 측정값으로 개인의 체중 상태를 평가하며, 과체중 이상은 BMI가 23.0 이상으로 과체중 이상에 해당하는 사람들은 BMI 정상과 비교하여 우울증 등 발생으로 건강의 위험이 증가한다고 하였다(김정원, 2020; Schwenke, 2020). 이에 인공지능(Artificial intelligence, AI) 예측 모델 중 한 가지인 기계학습 알고리즘을 사용하여 국가 오픈 빅 데이터 정보를 활용하여 우울증 상태에 대한 정보를 탐색하고 영향을 미치는 요인을 찾아 분석하고 발생 가능성을



예측하는 것이 필요하다.

우울증은 외로움, 슬픔, 공허함, 신경질적 반응 등과 함께, 신체적, 인지적 증상 이상으로 정상적인 기능이 현저하게 저하시키는 부적응적 증상이라 할 수 있다(Lewis, G, 1996; Nizamettirinoğlu, 2021). 우울증은 신체는 물론 정신적으로 삶에 영향을 미치는 질병으로 한 연구에 의하면 “삶을 매우 고통스럽게 만드는 정신장애인 동시에 심리적 독감”이라고 했다(권석만, 2003).

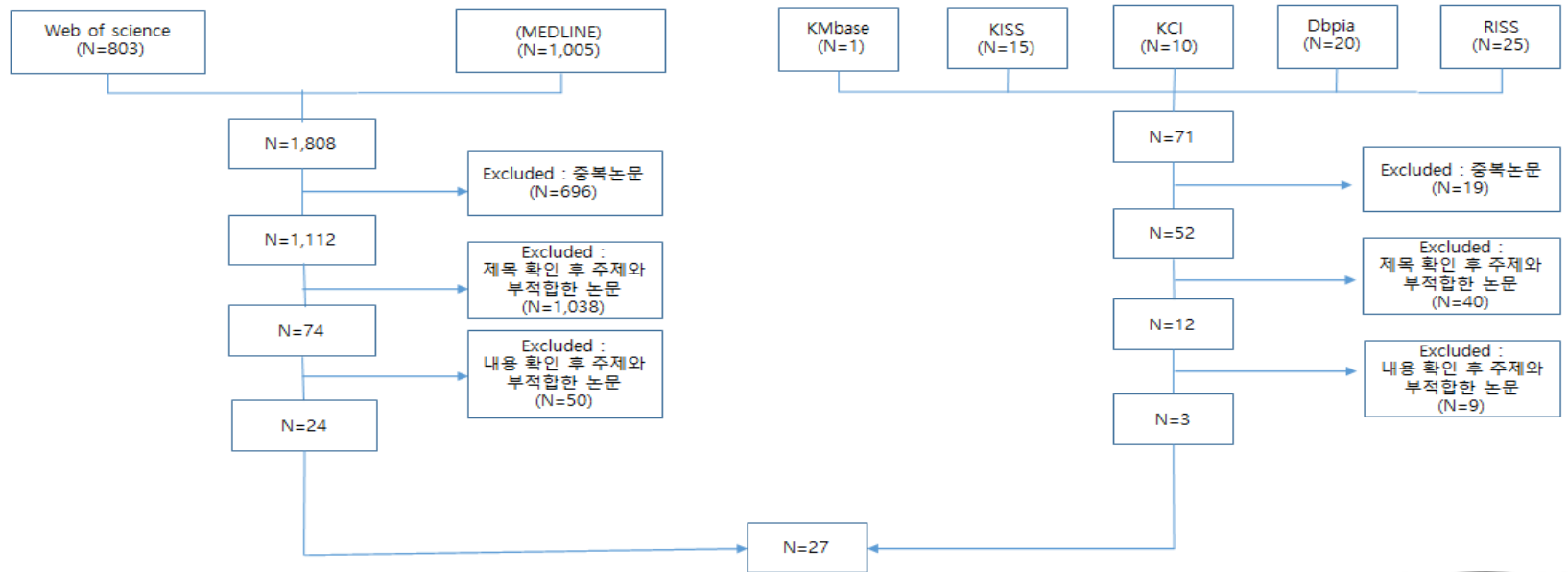
제3절 체계적 문헌 고찰

선행 연구를 체계적으로 문헌 고찰하기 위해 <그림 1>와 같은 과정을 따랐다. 우울감과 BMI에 대한 결과로 Web of Science는 803개, MEDLINE은 1,005개 논문에서 중복된 논문 696개와 주제 미부합 논문 1,038개(제목 확인 후 주제와 부적합한 논문 1,038개, 내용 확인 후 주제와 부적합한 논문 50개)를 제외하여 총 24개의 적합한 논문을 찾았다.

또한, 우울감과 BMI를 Kibase는 1개, KISS는 15개, KCI는 10개, Dbpia는 20개, RISS는 25개 총 71개를 찾았고 이중 중복논문 19개와 주제 미부합 논문 49개(제목 확인 후 주제와 부적합한 논문 40개, 내용 확인 후 주제와 부적합한 논문 9개)를 제외한 총 3개의 적합한 논문을 찾아 최종적으로 총 27개의 문헌을 찾아 연구에 활용하였다.



Depressive and BMI



<그림 1> 체계적 문헌 고찰 과정



제 3 장 연구 방법

제1절 분석자료

본 연구의 대상자는 국민건강영양조사 제7·8기 원시 공개 자료를 사용(국가승인 통계 제117002호)해 2차 가공을 하였다. 전체 대상자 15,082명 중 만19세~64세 성인이 대상이며, BMI 중 과체중 이상에 해당하는 제7기는 4,836명, 제8기는 4,114명을 추출하였다. 제8기 2021년 조사된 “우울감 경험” 유무 대상자는 BMI 과체중 이상 해당자로 2,216명을 연구에 사용하였다.

국민건강영양조사 제7기는 2018년 조사로 제8기와 신장, 체중, 허리둘레, BMI를 비교하여 유의한 차이를 확인한 후 제8기 2021년 조사 시 새롭게 포함된 “우울감 경험”에 영향을 미치는 요인을 파악 후 예측 모형을 만들었고, 제7기와 제8기 데이터 공개 시점을 COVID-19 발생 전후로 간주하였다.

본 연구는 국가기관의 연구윤리위원회의 승인 후 온라인 분양 절차에 따라 원시 자료를 공여 받아 연구를 진행하였다.



제2절 분석 방법

연구 변수의 특성에 따라 범주형은 개수(백분율), 연속형은 평균 및 표준편차(SD)로 표현하였다. 연속형 변수는 정규성 검정 이후 Mann-Whitney Test로 유의성을 검정하고 평균(Mean)과 표준편차(Standard Deviation)로 표기하였다. 범주형 변수는 Chi-square test로 빈도와 퍼센트로 표기하고, Pearson χ^2 검정 또는 Fisher's Extract Test로 그룹 간의 차이를 분석하였다. COVID-19 발생 이후 우울감 경험에 미치는 요인을 추정하고자 데이터 마이닝 기법인 의사결정트리(Decision Tree) 방법을 사용하였다. Test set과 Training set은 7:3으로 무작위 자동 배분하였다. 또한, 예측분석 도구로는 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks) 그리고 의사결정트리(Decision Tree)를 비교하였고, 분석 프로그램은 IBM SPSS program ver. 25.0 (IBM Corp. Armonk, NY, USA)을 이용하였으며, 통계적 유의수준은 0.05로 처리하였다.

1. 로지스틱 회귀분석(Logistic regression) 분석

로지스틱 회귀분석은 어떤 사건(event)이 발생 여부를 직접 예측하는 것이 아니라, 그 사건이 발생할 확률을 예측하는 것으로, 종속변수 값은 0과 1 사이의 값을 갖는다. 로지스틱 회귀분석 결과 종속변수 확률값이 0.5 보다 크면 그 사건이 일어나고 0.5보다 작으면 일어나지 않는 것으로 예측하게 된다. 로지스틱 회귀분석은 선형회귀분석과 다르게 S자형으로 가정하고, 종속변수의 범주가 2개인 경우에 적용되는 로짓분석(Logit Analysis)라고 명한다.



2. 신경망(Neural Networks) 예측 모형

신경망(Neural Networks)은 다수의 신경세포(neuron)와 이것들이 배열하는 층(layer)으로 구성되어있으며, 각 신경세포 특정 작업을 수행하고 이들 신경세포로 연결해 반응과 자극의 관계를 학습한다. 이후 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer) 3개로 구성되어 개별 층은 다수의 뉴런을 포함하게 된다. 신경망은 인간(human)의 뇌를 모티브로 착안한 시스템으로 신경-뇌의 관계를 입력 노드가 자극이 오면 은닉층 신경세포가 자극을 전달받아 중간 처리해서 최종 출력 노드로 보내 반응을 보는 것이다. 신경을 이용한 예측 모형화를 하고자 한다면, 입력층에 설명변수를 투입하고 출력층에는 최종 보고자 하는 목표(결과)변수를 투입하지만, 은닉층의 중간처리 과정은 숨겨진 부분으로 연구자가 은닉층의 수와 신경세포의 개체 수를 지정하나 특정 관측변수에 역할을 부여하지는 못한다(허명희, 2008).

3. 의사결정트리(Decision Tree) 예측 모형(CHAD)

데이터마이닝(Data mining) 방법의 많은 부분이 통계학과 유사함에서 시작하는데 대용량의 데이터로부터 데이터 안에 존재하는 관계, 패턴, 규칙 등을 탐색하고 찾아 모형화 함으로써 유용한 지식을 추출하는 일련의 과정이라 한다(Fayyad, 1996). 통계학에서는 판별분석(discrimination analysis), 군집분석(clustering analysis), 회귀분석(regression analysis) 등의 분석 방법을 통한 대용량의 데이터베이스로부터 이전에 알지 못했던, 예측 가능 행동 정보를 추출하는 지식발견 프로세스(knowledge discovery process)가 존재한다(Borg, 2019). 여러 개념 중 분류분석(Classification analysis)은 사전 정의된 범주형 클래스(class)가 있을 때 어떤 특정 레코드가 어느 클래스에 속하는지 예측하는 모형을 만드는 것으로 입력변수를 이용하여 목표변수 클래스를 예측하는 모형을 만든다(Goebel, 1999; Michie, 1994). 두 가지 개념으로 구분되는데, 첫



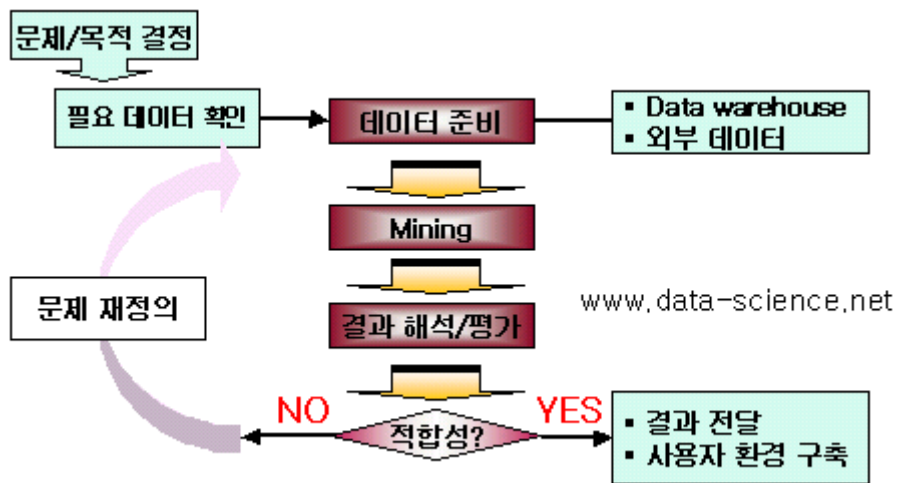
번째로, 지도학습(Supervised)을 이용한 예측 모델링(Predictive Modelling)으로 사전 입력값과 각각의 경우(CASE)에서 결과가 이미 정해진 과거 데이터로부터 입력과 결과 사이의 어떤 패턴 관계를 찾아내고 이를 바탕으로 미래의 결과를 예측함으로써 효율적인 의사결정을 지원한다. 주어진 데이터를 통해 예측 모형을 만들어 새로운 경우(CASE)에 대한 값을 예측하는 작업이다. 두 번째 비지도 학습(Unsupervised)을 이용한 탐색적 모델링(Descriptive Modelling)에는 단위별로 여러 가지 입력변수를 가지고 있지만, 지도학습과 같은 결과 목표변수(Target)를 갖지 않는다. 비 지도학습 모델링은 목표변수 결과가 범주형의 ‘예, 아니요’와 같은 형태의 답을 얻는 것이 아닌 입력변수들을 중심으로 데이터와 데이터 사이의 연관성이나 유사성 그 자체에 중점을 둔다. 일명 시장바구니 분석(Market Basket Analysis)에서의 문제를 해결하는 데 이용하는 방법으로 탐색적 모델링(Descriptive Modelling)에 비지도 학습자료(Unsupervised data)가 쓰이는데 주어진 데이터를 설명하는 패턴(Patten)을 찾아 사용자의 이해를 목적으로 표현한다(Long, 1993).

일반적인 회귀분석 예측은 확률모델로 종속변수가 이항 변수로 설명변수의 선형결합 특성으로 이벤트 발생 가능성을 예측하는 통계기법으로 자료를 분류함으로써, 각 변수의 영향력을 알 수 있는 장점이 있어 많이 사용하고 있지만(Chen, 2020), 단점은 한 설명변수의 효과가 그 외 설명변수의 수준에 의존하지 않는다는 가정 때문에, 예측 모델에 투입된 여러 가지 설명변수들과의 상호작용에 대한 모든 경우의 수를 반영해 분석하는 것은 어렵다(Wright, 2021). 반면, 의사결정트리(Decision Tree)분석 기법은 지도학습의 한 방법으로 여러 변수 간의 교호작용 효과와 비선형성을 자동으로 찾아내는 알고리즘으로 (Breiman, 1984). 등에 의해 처음 제안되었다. 또한, 데이터의 정규성일 경우만 국한되지 않고 의사결정트리(Decision Tree)는 비모수적인 방법으로 유용한 작은 변수들의 조합을 제시함으로써 연구자가 모형을 쉽게 이해할 수 있다는 장점이 있어서(Wright, 2021), 예측 모형 자체의 단점도 있지만, 위험군을 탐색하는 데 유용하며 회귀분석의 결과를 지지하는 것이



가능하다(Long, 1993; Rudolfer, 1999). 이에 본 연구에서는 우울감 경험에 대하여 관련 예측 요인의 영향력을 확인함과 동시에 예측 요인의 조합을 통해 우울감 발생 위험군을 파악하는 것이다.

일반적으로 다음과 같은 과정을 통해 최종 예측 모델을 만든다.



<그림 2> 데이터 마이닝 처리 과정

(출처 : www.data-science.net)

가. 문제를 정의하는 단계

모델에 적용하고자 하는 문제 정의 및 목표를 결정하여 모델링 결과로 얻어진 정보를 어떻게 활용할 것인가 하는 실제 업무와의 연계성도 충분히 고려하는 단계이다.

나. 데이터베이스 구축 단계

정의된 문제에 따라 필요한 데이터를 선택하고 데이터베이스를 구축한다.



다. 모델링 과정 단계

(1) 표본추출(Sampling)과 선택(Selection)

데이터마이닝 모델링 과정은 대용량의 데이터를 기반으로 많은 양의 데이터를 시작으로 데이터 표본추출을 진행한다. 표본추출이란 많은 양의 데이터에서 모집단을 닮은 작은 양의 데이터 표본을 추출하는 과정이다.

(2) 데이터 정제 및 전처리 (Data Cleansing and Preprocessing)

데이터베이스에는 일관성이 없고 불완전하며 오류가 있는 데이터를 전처리 과정을 통해 데이터의 무결성과 질을 보장해 주는 것이다.

(3) 탐색 및 변형 (Transformation and Exploration)

데이터의 탐색 과정에서는 이미 알고 있는 사실들을 확인하여 수치화하는 작업을 시작으로 확보한 수많은, 변수들의 관계를 살펴보는 단계이다. 변형해야 할 경우는 연구목적에 꼭 필요한 기본정보는 변수 처리를 하여 새로이 생성하기도 하며, 변형 및 조정 단계를 거친다.

(4) 모형화(Modeling)

데이터마이닝 과정에서 가장 중요한 단계로서, 선행 단계에서 유의하게 추출된 주요한 변수를 사용하여 다양한 모형(Neural Networks, Bayesian network, CHAID, CART 모형 등)을 적용해 보는 단계이다.

(5) 보고 및 가시화 (Reporting and Visualization)

데이터마이닝 결과를 그래프나 각종 차트 형태로 보여주는 과정으로 가시화는 사전지식이 없이 동적인 관찰이 가능하고 인식의 한계에 대한 부담을 경감시킨다는 장점이 있다.



라. 보고서작성 단계

데이터 마이닝 과정에서 얻어진 결과를 사용자가 쉽게 이해할 수 있도록 문제와 목적에 맞게 재 표현하는 단계이다. 이러한 과정을 통해, 얻어진 고급정보는 그 의미와 정도에 대해 해석하고 평가하는 단계를 거쳐 실제 업무의 목적에 적합한가를 판단하게 된다.

마. 의사결정 및 되먹임(Feedback) 단계

데이터 마이닝 결과 구해진 정보를 기반으로 수립된 전략이나 의사결정을 통한 실제 업무에 있어 활용하는 단계와 데이터 마이닝을 통해, 얻어진 정보를 실제 상황에서 평가를 통해 되먹임(Feedback)하여 다시 데이터 마이닝에 반영 및 재분석하여 모형의 신뢰성과 적합성을 높인다.

바. 연구에 사용변수는 다음과 같다.

(1) 일반적 특성 : 성별, 나이, 경제활동 상태, 교육수준, 결혼 여부, 결혼상태, 평생 음주 경험, 평생 일반 담배 흡연 여부, 신장, 체중, 허리둘레, 체질량지수, 체질량지수 범주, 1주일간 걷기일 수, 1주일간 근력운동일 수, 유산소 신체활동 실천

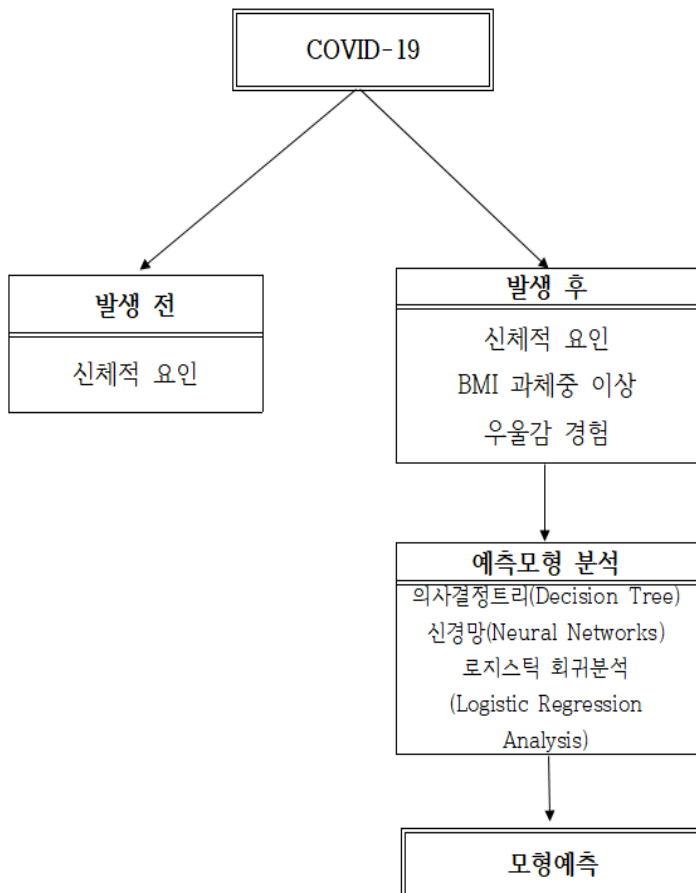
(2) 주관적 건강 인지와 신체적 요인 : 주관적 건강인지, 주관적 체형 인식, 1년간 체중 변화 여부, 1년간 체중 감소량, 1년간 체중 증가량, 1년간 체중 조절 여부, 평소 스트레스 인지 정도

(3) 주요 질환 : 고혈압, 이상지혈증, 뇌졸중, 심근경색증 또는 협심증, 당뇨병(의사진단 유무), 빈혈



제3절 연구 모형

1. COVID-19 발생 전·후의 신체적 요인을 분석한다.
2. COVID-19 이후 BMI 과체중 이상 우울감 경험 요인들을 분석한다.
3. COVID-19 이후 BMI 과체중 이상 우울감 경험의 요인 중 유의한 변수를 가지고 예측모형[로지스틱 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks), 의사결정트리(Decision Tree)]를 분석한다.



<그림 3> 연구 모형



제 4 장 연구 결과

제1절 COVID-19 전·후 신체 요인 변화

본 연구 대상자의 COVID-19 발생 전·후 신체적 요인의 변화 결과는 <표 1>와 같다. 신장(cm)은 COVID-19 발생 전 165.13 ± 8.88 COVID-19 발생 후 165.51 ± 8.97 로 COVID-19 발생 전·후 차이가 통계적으로 유의하지 않았다($p=0.075$). 체중은 COVID-19 발생 전 65.39 ± 13.16 COVID-19 발생 후 66.32 ± 13.89 로 체중이 증가하였고 통계적으로 유의미하였다($p=0.007$). 허리둘레(cm)는 COVID-19 발생 전 81.21 ± 10.43 COVID-19 발생 후 82.87 ± 11.11 로 허리둘레가 증가하였고 통계적으로 유의미하였다($p<0.001$). 체질량지수(BMI)는 COVID-19 발생 전 23.86 ± 3.68 에서 COVID-19 발생 후 24.07 ± 3.86 으로 체질량지수(BMI)가 증가하였고 통계적으로 유의미하였다($p=0.011$). 체질량지수(BMI) 범주는 BMI 18.5 미만(저체중)은 COVID-19 발생 전 232명(4.8%)에서 COVID-19 발생 후 241명(5.9%)으로, BMI 18.5~22.9(정상)는 COVID-19 발생 전 2,099명(43.4%)에서 COVID-19 발생 후 1,657명(40.3%)으로, BMI 23.0~24.9(과체중)는 COVID-19 발생 전 1,048명(21.7%)에서 COVID-19 발생 후 887명(21.5%)으로, BMI 25.0~29.9(비만)는 COVID-19 발생 전 1,141명(23.6%)에서 COVID-19 발생 후 997명(24.2%)으로, BMI 30.0 이상(고도비만)은 COVID-19 발생 전 316명(6.5%)에서 COVID-19 발생 후 332명(8.1%)으로 COVID-19 발생 후 빈도가 증가하였고 통계적으로 유의미하였다($p=0.001$).



<표 1> COVID-19 발생 전·후 신체적 요인 변화

구 분		COVID-19				X ² /Z	P
		발생 전		발생 후			
		N	%	N	%		
신장(cm)		165.13	8.88	165.51	8.97	-1.778	0.075
체중(kg)		65.39	13.16	66.32	13.89	-2.703	0.007
허리둘레(cm)		81.21	10.43	82.87	11.11	-6.792	0.000
체질량지수(BMI)		23.86	3.68	24.07	3.86	-2.540	0.011
체질량지수 범주 (BMI)	18.5 미만(저체중)	232	4.8	241	5.9	17.700	0.001
	18.5~22.9(정상)	2,099	43.4	1,657	40.3		
	23.0~24.9(과체중)	1,048	21.7	887	21.5		
	25.0~29.9(비만)	1,141	23.6	997	24.2		
	30.0 이상(고도비만)	316	6.5	332	8.1		
우울감 경험†	예	-	-	242	10.9		
	아니요	-	-	1,974	89.1		

N : frequency, % : percentage, P-value <0.05, X² : Chi-square test,

Z : mann-whitney test, † 2021년만 조사된 문항



제2절 BMI 과체중 이상 우울감 경험

BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무와 일반적 특성은 <표 2>와 같다. COVID-19 발생 후 남자는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 105명(8.5%), ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,124명(91.5%)이며, 여자는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 137명(13.9%), ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 850명(86.1%)으로 여성의 우울감 경험이 높았고 통계적으로 유의하였다($p<0.001$). 나이는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 46.36 ± 12.70 세, ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 45.88 ± 12.33 세이었으며 통계적으로 무의미하였다($p=0.482$). 경제활동 상태는 예(취업자) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 158명(10.1%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,399명(89.9%), 아니요(실업자, 비경제활동인구) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 119명(18.1%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 540명(81.9%)으로 비경제활동을 하는 경우 우울감 경험 빈도가 높았고 통계적으로 유의하였다($p<0.001$). 교육수준은 중학교 졸업 이하는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 69명(21.0%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 259명(79.0%), 중학교 졸업 이상은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 208명(11.0%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,680명(89.0%)로 우울감을 경험한 그룹의 학력이 낮았고, 통계적으로 유의하였다($p=0.002$). 결혼 여부는 기혼 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 174명(10.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,513명(89.7%), 미혼 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 68명(12.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 461명(87.1%)이었으나 통계적으로 무의미하였고($p=0.102$), 결혼상태는 유배우자(동거)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 133명(8.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,357명(91.1%), 유배우자(별거)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 1명(8.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 11명(91.7%), 사별은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 9명(22.0%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 32명(78.0%), 이혼은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 31명(21.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 113명(78.5%)으로 통계적으로



유의하였다($p<0.001$).이었다. 평생 음주 경험은 없음 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 16명(14.2%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 97명(85.8%), 있음은 ‘BMI 과체중 우울감 경험_유’ 226명(10.7%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,877명(89.3%)이었으나 통계적으로 무의미하였다($p=0.257$). 평생 일반담배 흡연은 5갑(100개비) 미만은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 6명(9.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 57명(90.5%), 5갑(100개비) 이상은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 107명(10.6%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 907명(89.4%), 피운 적 없음은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 129명(11.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 1,010명(88.7%)이었으나 통계적으로 무의미하였다($p=0.791$). 신장(cm)은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 164.95 ± 9.67 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 167.03 ± 9.31 로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.001$), 체중(kg)은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 72.14 ± 13.02 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 74.37 ± 12.12 로 그룹 간 차이가 통계적으로 유의하였다($p<0.001$), 허리둘레(cm)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 89.25 ± 8.02 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 89.68 ± 8.65 로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.534$). 체질량지수(BMI)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 26.38 ± 3.04 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 26.57 ± 3.05 로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.455$), 체질량지수(BMI) 그룹은 BMI 23.0~24.9(과체중)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 90명(10.8%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 740명(89.2%), BMI 25.0~29.9(비만)는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 128명(11.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 982명(88.5%), BMI 30.0 이상(고도비만)은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 24명(8.7%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 252명(91.3%)으로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.399$). 1주일간 걷기운동 일 수는 “전혀 하지 않음”이 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 43명(12.0%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 314명(88.0%), 1일이 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_유’ 10명(7.6%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험_무’ 130명(92.9%), 2일이 ‘BMI 과체중 이상

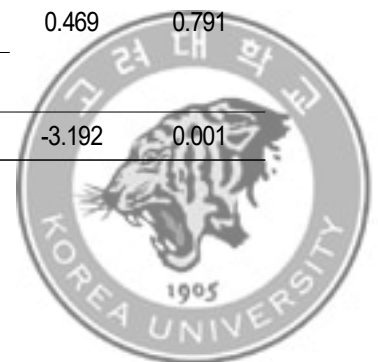


우울감 경험_유' 20명(7.6%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 243명(92.4%), 3일이 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 38명(13.4%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 245명(86.6%), 4일이 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 19명(10.6%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 160명(89.4%), 5일이 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 30명(11.2%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 237명(88.8%), 6일 'BMI 과체중 우울감 경험_유' 16명(11.9%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 119명(88.1%), 7일(매일)이 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 66명(11.1%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 526명(88.9%)으로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.446$). 1주일간 근력운동 일수 “전혀 하지 않음”은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 172명(10.7%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 1,442명(89.3%), 1일은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 8명(9.4%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 77명(90.6%), 2일은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 9명(7.8%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 107명(92.2%), 3일은 BMI 과체중 이상 우울감 경험 13명(10.0%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 117명(90.0%), 4일은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 9명(14.3%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 54명(85.7%), 5일 이상은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 29명(13.9%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 179명(86.1%)으로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.530$). 유산소 신체활동 실천하지 않음은 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_유' 124명(10.5%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 1,055명(89.5%), 실천은 BMI 과체중 이상 우울감 경험 117명(11.3%) 'BMI 과체중 이상 우울감 경험_무' 920명(88.7%)으로 그룹 간 차이가 무의미하였다($p=0.591$).



<표 2> BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무와 일반적 특성

구분		BMI 과체중 이상 우울감 경험				X ² /Z	p
		예		아니요			
		N	%	N	%		
성별	남자	105	8.5	1,124	91.5	16.027	<0.001
	여자	137	13.9	850	86.1		
	나이	46.36	12.70	45.88	12.33	-0.703	0.482
경제활동 상태	예(취업자)	158	10.1	1,399	89.9	20.354	<0.001
	아니요(실업자, 비경제활동인구)	119	18.1	540	81.9		
교육수준	≤ Middle school	69	21.0	259	79.0	9.893	0.002
	> Middle or graduate school	208	11.0	1,680	89.0		
결혼 여부	기혼	174	10.3	1,513	89.7	2.671	0.102
	미혼	68	12.9	461	87.1		
결혼상태	유배우자, 동거	133	8.9	1,357	91.1	24.480	<0.001
	유배우자, 별거	1	8.3	11	91.7		
	사별	9	22.0	32	78.0		
	이혼	31	21.5	113	78.5		
평생 음주 경험	없음	16	14.2	97	85.8	1.284	0.257
	있음	226	10.7	1,877	89.3		
평생 일반담배 흡연 여부	5갑(100개비) 미만	6	9.5	57	90.5	0.469	0.791
	5갑(100개비) 이상	107	10.6	907	89.4		
	피운 적 없음	129	11.3	1,010	88.7		
신장(cm)		164.95	9.67	167.03	9.31	-3.192	0.001



구분		BMI 과체중 이상 우울감 경험				X ² /Z	p
		예		아니요			
		N	%	N	%		
체중(kg)		72.14	13.02	74.37	12.12	-3.328	<0.001
허리둘레(cm)		89.25	8.02	89.68	8.65	-0.622	0.534
체질량지수(BMI)		26.38	3.04	26.57	3.05	-0.747	0.455
체질량지수 범주	23.0~24.9(과체중)	90	10.8	740	89.2	1.835	0.399
	25.0~29.9(비만)	128	11.5	982	88.5		
	30.0 이상(고도비만)	24	8.7	252	91.3		
1주일간 걷기일 수	전혀 하지 않음	43	12.0	314	88.0	6.833	0.446
	1일	10	7.1	130	92.9		
	2일	20	7.6	243	92.4		
	3일	38	13.4	245	86.6		
	4일	19	10.6	160	89.4		
	5일	30	11.2	237	88.8		
	6일	16	11.9	119	88.1		
	7일(매일)	66	11.1	526	88.9		
1주일간 근력운동일 수	전혀 하지 않음	172	10.7	1,442	89.3	4.138	0.530
	1일	8	9.4	77	90.6		
	2일	9	7.8	107	92.2		
	3일	13	10.0	117	90.0		
	4일	9	14.3	54	85.7		
	5일 이상	29	13.9	179	86.1		
유산소 신체활동 실천	실천하지 않음	124	10.5	1,055	89.5	0.288	0.591
	실천	117	11.3	920	88.7		

N : frequency, % : percentage, P-value <0.05, X² : Chi-square test,
Z : mann-whitney test



BMI 과체중 이상 우울감 경험과 주관적 인식과 신체 요인 결과는 <표 3>과 같다. 주관적 건강 인지에서는 “매우 나쁨”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 20명(8.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 28명(1.4%), “나쁨” ‘BMI 과체중 우울감 경험 우울감_유’ 71명(29.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 274명(13.9%), “보통” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 113명(46.7%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 983명(49.8%), “좋음” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 31명(12.8%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 586명(29.7%), “매우 좋음” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 7명(2.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 103명(5.2%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p<0.001$). 주관적 체형 인식에서는 “매우 마른 편”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 1명(0.4%), “약간 마른 편”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 1명(0.4%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 14명(0.7%), “보통” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 45명(18.6%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 469명(23.8%), “약간 비만” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 128명(52.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 1,065명(54.0%), “매우 비만” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 67명(27.7%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 426명(21.6%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.023$). 1년간 체중 변화 여부에서는 “변화 없음”은 ‘BMI 과체중 우울감 경험 우울감_유’ 79명(32.6%) ‘BMI 과체중 우울감 이상 경험 우울감_무’ 977명(49.5%), “체중 감소” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 43명(17.8%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 236명(12.0%), “체중증가” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 120명(49.6%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 761명(38.6%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p<0.001$). 1년간 체중 감소량에서는 “3kg 이상 ~ 6kg 미만”은 ‘BMI 과체중 우울감 경험 우울감_유’ 24명(55.8%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험

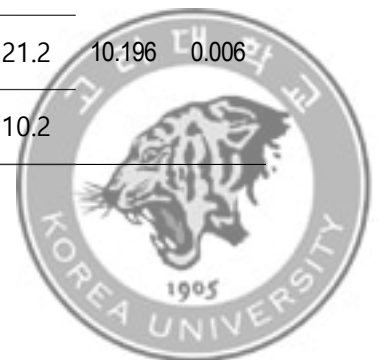


우울감_무' 162명(68.6%), “6kg 이상 ~ 10kg 미만”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 7명(16.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 50명(21.2%), “10kg 이상” ‘BMI 과체중 우울감 경험 우울감_유’ 12명(27.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 24명(10.2%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.006$). 1년간 체중 증가량에서는 “3kg 이상 ~ 6kg 미만”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 74명(61.7%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 517명(67.9%), “6kg 이상 ~ 10kg 미만” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 21명(17.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 170명(22.3%), “10kg 이상” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 25명(20.8%) ‘BMI 과체중 우울감 경험 우울감_무’ 74명(9.7%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.001$). 1년간 체중 조절 여부 “체중 감소 노력”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 149명(61.6%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 1,095명(55.5%), “체중 유지 노력” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 40명(16.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 376명(19.0%), “체중증가 노력” ‘2주 이상 연속 우울감_유’ 1명(0.4%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 19명(1.0%), “체중 조절 노력해본 적 없음” ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 52명(21.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 484명(24.5%)이었으나 그룹 간의 차이가 통계적으로 무의미하였다($p=0.296$). 평소 스트레스 인지 정도에서는 “대단히 많이 느낀다”라는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 8명(3.3%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 261명(13.2%), “많이 느끼는 편이다”는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 70명(28.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 연속 우울감_무’ 1,237명(62.7%), “조금 느끼는 편이다”는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 111명(45.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 407명(20.6%), “거의 느끼지 않는다”라는 ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_유’ 53명(21.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감 경험 우울감_무’ 69명(3.5%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p<0.001$).



<표 3> BMI 과체중 우울감 경험과 주관적 인식과 신체 요인

구분		BMI 과체중 이상 우울감 경험				X ²	p
		예		아니요			
		N	%	N	%		
주관적 건강인지	매우 나쁨	20	8.3	28	1.4	105.519	<0.001
	나쁨	71	29.3	274	13.9		
	보통	113	46.7	983	49.8		
	좋음	31	12.8	586	29.7		
	매우 좋음	7	2.9	103	5.2		
주관적 체형인식	매우 마른 편	1	0.4	0	0.0	11.004	0.023
	약간 마른 편	1	0.4	14	0.7		
	보통	45	18.6	469	23.8		
	약간 비만	128	52.9	1,065	54.0		
	매우 비만	67	27.7	426	21.6		
1년간 체중 변화 여부	변화 없음	79	32.6	977	49.5	25.232	<0.001
	체중 감소	43	17.8	236	12.0		
	체중 증가	120	49.6	761	38.6		
1년간 체중 감소량	3kg 이상 ~ 6kg 미만	24	55.8	162	68.6	10.196	0.006
	6kg 이상 ~ 10kg 미만	7	16.3	50	21.2		
	10kg 이상	12	27.9	24	10.2		



구분		BMI 과체중 이상 우울감 경험				X ²	p
		예		아니요			
		N	%	N	%		
1년간 체중 증가량	3kg 이상 ~ 6kg 미만	74	61.7	517	67.9	13.111	0.001
	6kg 이상 ~ 10kg 미만	21	17.5	170	22.3		
	10kg 이상	25	20.8	74	9.7		
1년간 체중 조절 여부	체중 감소 노력	149	61.6	1,095	55.5	3.697	0.296
	체중 유지 노력	40	16.5	376	19.0		
	체중증가 노력	1	0.4	19	1.0		
	체중 조절 노력해본 적 없음	52	21.5	484	24.5		
평소 스트레스 인지 정도	대단히 많이 느낀다	8	3.3	261	13.2	250.509	<0.001
	많이 느끼는 편이다	70	28.9	1,237	62.7		
	조금 느끼는 편이다	111	45.9	407	20.6		
	거의 느끼지 않는다	53	21.9	69	3.5		

N : frequency, % : percentage, P-value <0.05, X² : Chi-square test,
Z : mann-whitney test



BMI 과체중 이상 우울감 경험과 주요 질환에 관한 결과는 <표 4>와 같다. 고혈압에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 181명(74.8%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,571명(79.6%), “있음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 61명(25.2%) ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 403명(20.4%)이었으나 그룹 간의 차이가 통계적으로 무의미하였다($p=0.084$). 이상지질혈증에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 174명(71.9%) ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,562명(79.1%), “있음” ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 68명(28.1%) ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 412명(20.9%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.010$). 뇌졸중에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 248명(90.2%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,900명(97.9%), “있음” BMI 과체중 이상 우울감 유는 27명(9.8%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 41명(2.1%)이었으나 그룹 간의 차이가 통계적으로 무의미하였다($p=0.173$). 심근경색증 또는 협심증에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 246명(89.5%) ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,892명(97.5%), “있음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 29명(10.5%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 49명(2.5%)이었으나 그룹 간의 차이가 통계적으로 무의미하였다($p=0.087$). 당뇨병에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 216명(89.3%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,810명(91.7%), “있음” ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 26명(10.7%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 164명(8.3%)이었으나 그룹 간의 차이가 통계적으로 무의미하였다($p=0.201$). 빈혈에서는 “없음”은 ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 223명(86.4%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 1,833명(93.6%), “있음” ‘BMI 과체중 이상 우울감_유’ 35명(13.6%), ‘BMI 과체중 이상 우울감_무’ 125명(6.4%)으로 그룹 간의 차이가 통계적으로 유의하였다($p=0.011$).



<표 4> BMI 과체중 이상 우울감 경험과 주요 질환

구분		BMI 과체중 이상 우울감 경험				χ ²	p
		예		아니요			
		N	%	N	%		
고혈압	없음	181	74.8	1,571	79.6	2.989	0.084
	있음	61	25.2	403	20.4		
이상지질혈증	없음	174	71.9	1,562	79.1	6.637	0.010
	있음	68	28.1	412	20.9		
뇌졸중	없음	248	90.2	1,900	97.9	2.497	0.173
	있음	27	9.8	41	2.1		
심근경색증 또는 협심증	없음	246	89.5	1,892	97.5	3.382	0.087
	있음	29	10.5	49	2.5		
당뇨병	없음	216	89.3	1,810	91.7	1.632	0.201
	있음	26	10.7	164	8.3		
빈혈	없음	223	86.4	1,833	93.6	6.492	0.011
	있음	35	13.6	125	6.4		

N : frequency, % : percentage, P-value <0.05, X² : Chi-square test,
Z : mann-whitney test



제3절 예측모형 분석결과

1. 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측

본 연구 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 예측하고자 로지스틱 회귀분석을 이용하였다. 로지스틱 회귀분석은 종속변수가 이분 형, 범주형 척도로 된 것을 유의한 독립변수로 관계를 분석하는 통계분석 방법이다.

관측치와 예측치를 비교한 정확도를 보여준 분류 결과는 87.7%의 정확도를 나타냈다.

<표 5> 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 본 분류표

관측		예 측		
		우울감 경험		분류정확 (%)
		예	아니요	
BMI 과체중 이상 우울감 경험	예	2.4	11.1	98.6
	아니요	1.2	85.3	17.5
정확도				87.7

a. 절단값은 .500

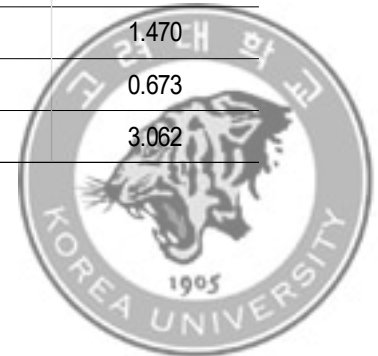


로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 결과에 따르면, B값이 양수(+)이면서 변수의 값이 클수록 내부값이 1은 BMI 과체중 이상 우울감 경험할 가능성이 높아지며, 반면 음수(-)인 변수의 값이 클수록 내부값이 0인 BMI 과체중 이상 우울감을 경험하지 않을 가능성이 높아진다. 따라서 로지스틱 회귀분석 결과, BMI 과체중 이상 우울감 경험에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 변인으로 결혼상태(사별) $B=1.407$ 로 유의수준이 0.048로 유의미하며, 결혼상태(이혼) $B=0.866$ 로 유의수준이 0.038로 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한, 주관적 건강인지(좋음) $B=-1.861(p=0.013)$, 평소 스트레스 인지 정도(조금 느낌) $B=1.470(P=0.023)$, 평소 스트레스 인지 정도(거의 느끼지 않음) $B=2.823(P=0.001)$ 로 유의미한 영향을 나타내며, 다른 변수들은 통계적으로 유의하지 않음을 확인할 수 있었다.



<표 6> 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression) 방정식 변수 결과표

	구분	B	유의확률	Exp(B)	EXP(B)에 대한 95% 신뢰구간	
					하한	상한
변수	성별(여자)	0.333	0.480	1.396	0.554	3.519
	경제활동 상태(아니요)	0.337	0.267	1.401	0.772	2.541
	교육 수준(중학교 졸업 이상)	0.243	0.523	1.275	0.605	2.686
	결혼상태		0.054			
	결혼상태(유배우자, 별거)	-0.198	0.887	0.821	0.053	12.709
	결혼상태(사별)	1.407	0.048	4.084	1.014	16.456
	결혼상태(이혼)	0.866	0.038	2.378	1.051	5.380
	신장	0.016	0.623	1.016	0.954	1.082
	체중	-0.012	0.553	0.988	0.950	1.028
	주관적 건강인지		0.052			
	주관적 건강인지(나쁨)	-0.469	0.466	0.626	0.177	2.207
	주관적 건강인지(보통)	-0.872	0.174	0.418	0.119	1.470
	주관적 건강인지(좋음)	-1.861	0.013	0.156	0.036	0.673
	주관적 건강인지(매우 좋음)	-0.888	0.386	0.411	0.055	3.062



구분	B	유의확률	Exp(B)	EXP(B)에 대한 95% 신뢰구간	
				하한	상한
주관적 체형 인식		0.719			
주관적 체형 인식(보통)	-0.289	0.543	0.749	0.295	1.903
주관적 체형 인식(약간비만)	-0.467	0.418	0.627	0.203	1.939
1년간 체중 증가량		0.050			
1년간 체중 증가량(감소)	-0.672	0.091	0.511	0.234	1.114
1년간 체중 증가량(증가)	0.588	0.188	1.800	0.750	4.322
평소 스트레스 인지 정도		0.000			
평소 스트레스 인지 정도(많이 느낌)	0.214	0.740	1.239	0.349	4.404
평소 스트레스 인지 정도(조금 느낌)	1.470	0.023	4.350	1.229	15.394
평소 스트레스 인지 정도(거의 느끼지 않음)	2.383	0.001	10.838	2.712	43.310
이상지질혈증(있음)	0.187	0.567	1.206	0.635	2.288
빈혈(있음)	0.417	0.365	1.517	0.616	3.738
상수항	-3.952	0.402	0.019		

변수 : 성별, 경제활동 상태, 교육수준, 결혼상태, 신장, 체중, 주관적 건강인지, 주관적 체형인식, 1년간 체중 증가량, 평소 스트레스 인지 정도, 이상지질혈증, 빈혈 유병여부 단계 입력



2. 신경망(Neural Networks)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측

본 연구에서는 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 예측하고자 인공지능 분석 방법인 신경망(Neural network) 알고리즘 모형을 활용하였다. 종속변수의 타입은 연속형과 명목형 변수를 모두 사용할 수 있으며, 입력층에서도 연속형과 명목형 변수를 모두 사용할 수 있는 장점이 있다.

전체 표본에서는 학습표본과 검정표본을 7:3의 비율로 나누었고, 신경망 분석 구조는 <표 7>과 같다.

본 연구에서 사용된 요인변수는 성별, 결혼상태, 경제활동 상태, 교육수준, 주관적 건강인지, 주관적 체형 인식, 1년간 체중 변화 여부, 평소 스트레스 인지 정도, 이상지질혈증, 빈혈, 공변량 변수는 신장, 체중 변수를 사용하였다. 신경망 노드 수는 788개로 설정되었으며, 은닉층 수는 1개이고 은닉층 1에서 노드의 수는 2개이다. 활성화 함수로는 쌍곡 탄젠트를 사용했고, 종속변수는 BMI 과체중 이상 우울감 여부로 설정하였다. 우울감 여부를 나타내는 노드 수는 2개이며, 활성화 함수는 소프트맥스를, 오차 함수는 교차-엔트로피를 사용하였다.



<표 7> 신경망(Neural Networks) 분석 구조

입력층	요인	1	성별
		2	경제활동 상태
		3	교육 수준
		4	결혼상태
		5	신장
		6	체중
		7	주관적 건강인지
		8	주관적 체형 인식
		9	1년간 체중 변화 여부
		10	평소 스트레스 인지 정도
		11	이상지질혈증
		12	빈혈
	노드 수a		788
은닉층	은닉층 수		1
	은닉층 1에서 노드의 수a		2
	활성화 함수		쌍곡 탄젠트
출력층	종속변수	1	BMI 과체중 이상 우울감 경험
	노드 수		2
	활성화 함수		소프트맥스
	오차 함수		교차-엔트로피

a. 편향 단위 제외



신경망(Neural Networks) 분류분석 결과는 <표 8>과 같다. BMI 과체중 이상 우울감 경험 정확도는 90.8%로 높게 나타났다.

<표 8> 신경망(Neural Networks) 분류분석 결과

구 분	예측		
	예	아니요	정확도 퍼센트(%)
예	2.6	7.7	98.3
아니요	1.5	88.2	25.0
정확도(%)			90.8

종속변수 : BMI 과체중 이상 우울감 경험



3. 의사결정트리(Decision Tree)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험예측

본 연구 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 예측하고자 인공지능 지도학습의 한 분류인 데이터마이닝 ‘의사결정트리(Decision Tree) 중 CHAID 기법을 활용하였다. Chi-squared Automatic Interaction Detection(CHAID)은 데이터를 over-fitting 하기 전에 나무 형성을 끝내는 방법으로 Chi-square test 이산형 목표변수 또는 F-검정 연속형 목표변수를 이용하여 다지 분리(multi-way split)를 수행하는 알고리즘이다. 이러한 알고리즘 방법으로 BMI 과체중 이상 우울감 경험에 대한 목표변수를 Pearson의 카이제곱 통계량을 분리 기준으로 하였다.

BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측한 모형 요약 결과는 <표 9, 10>과 같다. 모형의 성장 방법은 ‘의사결정트리(Decision Tree)’로 종속변수 BMI 과체중 이상 우울감 여부 이분형 변수를 독립변수 신장, 체중, 주관적 건강인지, 주관적 체형 인식, 최근 1년간 체중 변화 여부, 최근 1년간 체중 감소량, 최근 1년간 체중 증가량, 평소 스트레스 인지 정도, 이상지질혈증, 빈혈로 예측하였다. 학습과 검정표본은 7:3으로 배분하였다. 최대 나무 깊이는 3이고, 부모 노드의 최소 케이스는 100, 자식 노드의 최소 케이스는 50이었다. 모형 결과 독립변수 포함된 변수는 주관적 건강인지, 경제활동 상태, 1년간 체중 변화 여부, 신장이었으며, 전체 노드의 수는 10개, 터미널 노드 수는 6개, 깊이는 2로 나타났다. 예측 모형 결과 정확도는 90.5%로 나타났다.



<표 9> BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 모형 요약

모형 요약		
지정 사항	성장방법	CHAID
	종속변수	우울감 경험
	독립변수	성별, 경제활동 상태, 교육 수준, 결혼상태, 신장, 체중, 주관적 건강인지, 주관적 체형 인식, 1년간 체중 변화 여부, 1년간 체중 감소량, 1년간 체중 증가량, 이상지질혈증, 빈혈
	검증	분할 표본
	최대 나무 깊이	3
	부모 노드의 최소 케이스	100
	자식 노드의 최소 케이스	50
	독립변수 포함	주관적 건강인지, 신장, 1년간 체중 변화 여부, 경제활동 상태
	노드 수	10
	터미널 노드 수	6
결과	깊이	2



<표 10> BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 모형 분류 요약

구 분	예측		
	예	아니요	정확도(%)
예	90.5	0	100.0
아니요	9.2	0	0.0
정확도(%)			90.5

성장 방법 : CHAID

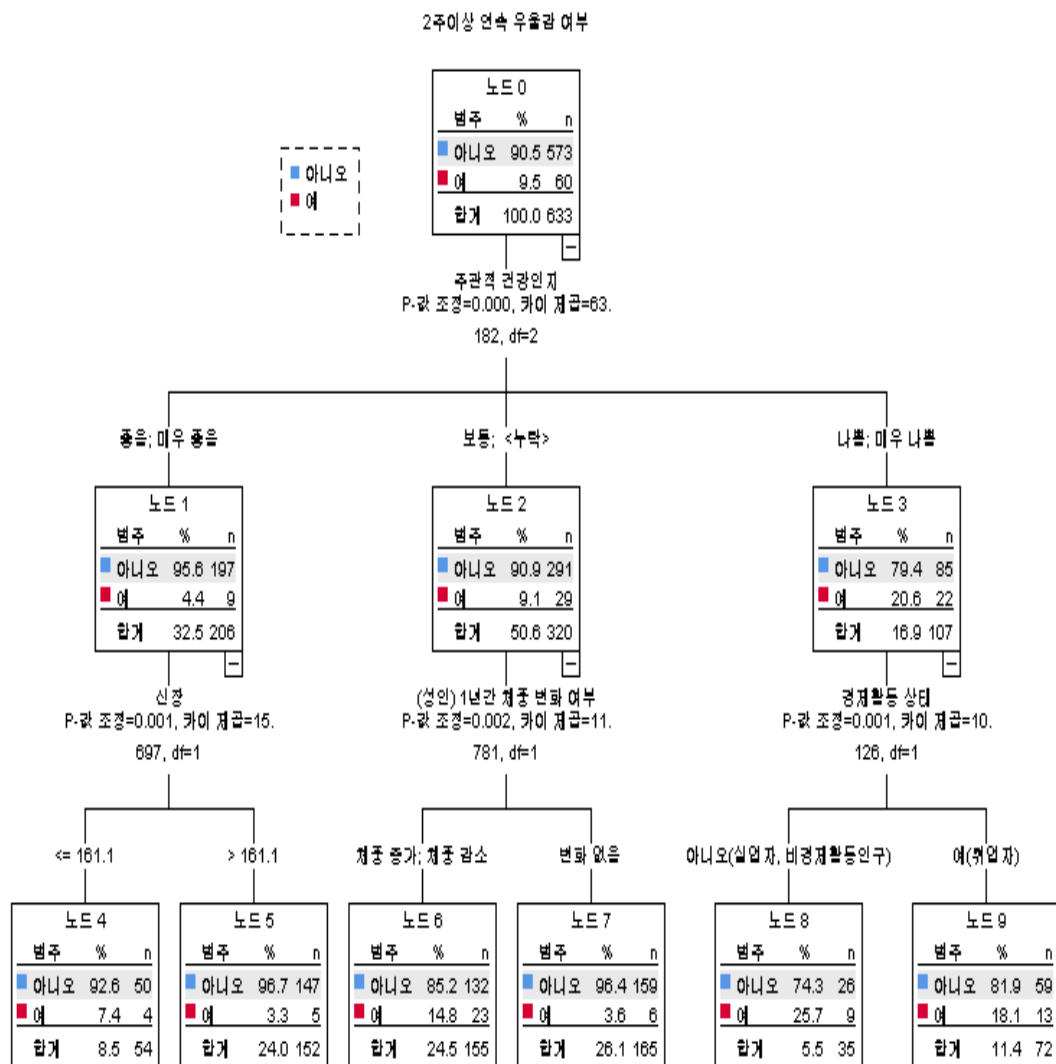
종속변수 : BMI 과체중 이상 우울감 경험



BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 학습표본 의사결정트리(Decision Tree) 모형 결과는 <그림4>와 같다. 부모 노드는 BMI 과체중 이상 우울감 “예” 60명(9.5%)이며, “아니요” 573명(90.5%)을 기준으로 하였다. ‘의사 결정 나무’ 노드 1은 주관적 건강인지, 노드 2는 경제활동 상태와 1년간 체중 변화 여부, 그리고 신장으로 나타났다.

‘의사 결정 나무(Decision Tree)’ 노드 1은 주관적 건강인지가 좋음, 매우 좋음은 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예는 9명(4.4%), 노드 2는 주관적 건강인지 보통은 29명(9.1%), 노드 3은 주관적 건강인지 나쁨, 매우 나쁨은 22명(20.6%)에 해당하는 것으로 나타났다. 노드 1 주관적 건강인지 좋음, 매우 좋음, 노드 4 신장이 161.1 이하면 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예가 4명(7.4%), 노드 5는 신장이 161.1 초과면 5명(3.3%)으로 나타났고, 주관적 건강인지 보통, 노드 6은 1년간 체중 변화 여부 체중증가-체중 감소는 23명(14.8%), 노드 7은 1년간 체중 변화 여부 변화 없음은 6명(3.6%)으로 나타났고, 주관적 건강인지 나쁨-매우, 나쁨 노드 3은 경제활동 상태, 노드 8은 아니요(실업자, 비경제 활동 인구)는 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예가 9명(25.7%), 노드 9는 경제활동 상태가 예(취업자)는 13명(18.1%)이 경험한 것으로 예측되었다.





<그림 4> BMI 과체중 이상 우울감 경험 의사결정트리(Decision Tree)

제4절 분석방법 및 정확도 비교



본 연구에서는 의사결정트리(Decision Tree)를 활용한 예측 모델의 정확도가 90.5%로 나타났다. 이 모델은 종속변수에 대한 영향력을 우선순위와 변수의 특성에 따라 상황별 발생 가능성을 예측하기 데 사용한다.

몇 가지 다른 예측모형 분석과 비교해 본 결과, 전통적인 통계분석 방법인 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression)의 경우 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 87.7% 정확도로 예측하였다. 로지스틱 회귀분석에서는 종속변수에 유의한 영향을 미치는 변수는 결혼상태, 주관적 건강인지, 평소 스트레스 인지 정도로 나타났으며, 특히 평소 스트레스 인지 정도와 주관적 건강인지는 유의적인 경향을 나타내 스트레스가 우울과 연관성이 있다는 다른 연구들과 일관된 결과를 보여주었다. 그러나 로지스틱 회귀분석에서는 유의한 경향 3개 변수로 BMI 과체중 이상 우울감과 연관성을 논하기는 본 연구에서는 어려움이 있다.

한편, 신경망 분석을 통한 예측 결과 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 정확도 90.8%로 매우 높은 예측력을 나타냈다. 그러나 신경망 예측모델에서는 은닉층의 변수들이 종속변수에 미치는 영향력을 우선순위를 논하기에는 어려움이 있는 것을 확인하였다.

<표 11> 분석방법 및 정확도 비교

구 분	모형 분석결과		
	신경망 (Neural Network)	의사결정나무 (Decision Tree)	로지스틱 회귀분석 (Logistic Regression)
정확도	90.8%	90.5%	87.7%



제 5 장 고 찰

본 연구는 COVID-19와 같은 신종 감염병 대유행 시기를 경험하면서 개인과 사회생활 전반에 영향을 미쳤고, 지금도 끝나지 않고 진행하고 있다. 이러한 상황에서 COVID-19 이전 자료와 이후 자료를 분석하여 신체적인, 정신적인 변화를 확인하고 COVID-19 이후 경험한 우울감에 대한 관련성이 있는 변인을 찾아 우울감 발생을 사전에 예측하는 모형을 연구하였다.

COVID-19 시기를 거치면서 신체적 특징에서 신장은 통계적으로 유의한 변화가 없었으나 체중의 경우 약 1kg 만큼 증가하는 유의한 변화가 있었고, 허리둘레도 1.66cm가 유의하게 늘었는데, 이것은 강제적으로 활동의 규제와 제약 등으로 인한 것이 주요 원인이라고 할 수 있는데, COVID-19와 같은 요인으로 활동 제한이 더욱 우울증의 발생을 높이게 되고 삶의 질에 부정적 영향을 미치는 것이라는 연구와 비슷한 경향을 확인할 수 있었다(Lee and Nam, 2019). 이런 상황이 다시 올 수 있음을 고려할 때, 활동 제한의 상황에서 해소할 수 있는 다양한 활동과 프로그램 등의 제공과 활동 제한으로 인한 우울증 발생 증가를 최소화할 필요가 있다고 생각한다.

결과적으로 신종 감염병의 발생은 사람들이 느끼고 경험하는 관점에서 생각하면 불안, 두려움, 개인의 정신건강에 대한 부정적 영향을 미치며 사회적 혼란을 초래하게 된다(이동훈 외, 2020; Choi et al., 2020; Fukase, 2021), COVID-19 발생에서도 감염에 대한 불안과 두려움을 느끼는 사람들이 많다(Hyun et al., 2021). 본 연구도 이러한 결과를 지지한다. 분석 결과에서는 우울감과 비교하였을 때 신장과 체중에서 BMI 과체중 이상 우울감 경험에서 유의한 차이가 나타났다. 실업자, 비경제활동 인구라고 응답한 사람이 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 많이 하였다(김경숙, 2021)고 나타났는데,



김상돌(2022)에 의하면 경제활동을 하는 집단이 정신건강 문제가 있는 경우 상담의 이행 이뤄지고 있다고 하였고, 이것은 경제적 어려움이 우울증 유병률을 증가시키는 요인이라고 하였다. 이것은 사회적으로도 소외를 느끼는 환경에 있는 노출된 집단에 대한 관리가 적극적으로 있어야 할 필요가 있다고 생각한다. 이것은 우울감 경험 유무를 예측하는 유의한 변수로 선행된 연구 결과를 지지한다(Wright, 2021). 또한, 교육수준은 낮을수록 우울감을 더 경험하는 것으로 나타났다. 교육수준과 체중간의 연관성 높으며, 또한 본인의 학력과 아버지의 교육수준이 낮을 때 비만 해 질수 있는 확률이 높다(조민혜, 2021).

결혼상태는 혼자 사는 경우(이혼, 사별 등)보다 배우자나 동거인과 함께 있는 경우 우울증 발생 위험이 낮은 것으로 예측되었다. 이전 연구들(Hackett 등, 2005; Kang 등, 2011; 성윤희, 2012)과의 일치하는 결과로, 배우자나 동거인이 있는 집단은 혼자 사는 집단에 비해 우울증 발생 위험이 2.9배 낮다고 보고한 선행결과와 일치하였다. 이는 함께 생활하며 의논하고 대화하는 것이 가정 또는 직장에서의 우울감을 낮출 수 있다는 것을 시사한다. 반면 혼자 사는 경우, 가족이나 사회적 지지의 부재가 우울증 발생 위험을 높일 수 있는 요인 중 하나라고 생각한다. 이러한 결과로부터 혼자 사는 집단을 파악하고 사회적 지원이나 관심이 필요한 경우를 식별하여, 사회적 차원에서의 도움과 지지를 적극적으로 제공하는 것이 필요하다고 생각한다.

최근 1년간 체중 변화도 BMI 과체중 이상 우울감을 경험한 그룹의 체중증가 비율이 높았고, 3kg 이상 ~ 6kg 미만 체중증가 비율도 61.7%나 높게 나타났다. 1주일간 걷기 일수와 근력운동 일수 그리고 유산소 신체활동 실천은 우울감 경험 그룹 간의 차이가 없었는데, 전체적으로 살펴보면 전혀 하지 않는 비율이 높은 것으로 나타났는데, 그만큼 건강한 활동을 위한 움직임은 적은 것으로 나타났는데, Kim(2022)의 연구 결과에 의하면 활동 제한이 있는 집단은 없는 집단과 비교하여 우울증이 3.72배 증가한다고 하였고, 김성범(2022) 연구에서도 활동 제한이 있는 뇌졸중 환자의 우울증 발생이 3.37배 높다는



연구와 비슷한 경향을 나타냈다. 우울감 노출은 일상생활의 문제뿐만 아니라 심리적, 사회적으로 부정적인 영향을 미치기 때문에, 개인들이 우울감에 노출되기 전에 예측하고 정신적·신체적으로 긍정적으로 변화될 수 있는 상황을 갖도록 해야 한다.

주관적 건강인지는 BMI 과체중 이상 우울감을 경험 그룹이 경험하지 않은 그룹보다 건강 상태가 좋지 못하다고 인식했으며, 또한, BMI 과체중 이상 우울감 경험 그룹이 평소 스트레스에 대하여 조금 느끼는 경향이 있었다. Kim(2009)의 연구에서도 스트레스가 있는 집단은 스트레스가 없는 집단과 비교했을 때 우울증 발생위험이 2.8배 높아진다고 하였다. 이러한 요인들은 혼자 모든 것을 처리해야 한다는 부담과 스트레스가 우울증 발생을 높일 수 있는 복합적인 문제를 초래하는 것으로 생각된다.

BMI 과체중 이상 우울감 경험 의사결정트리(Decision Tree) 예측결과 가장 영향력이 있는 변수는 “주관적 건강인지”였다. 그 다음으로는 “최근 1년간 체중 변화 유·무”, “신장”, “경제활동 상태” 변수가 나타났다. 이와 유사한 우울증 예측연구로는 동일 국민건강영양조사 제8기 자료를 기반으로 뇌졸중 환자의 우울증을 예측하였는데, 이 결과에서도 평소 스트레스 인지가 중요도가 높은 예측 요인으로 나타났다(김성범, 2022). 또한, 홍민준(2022)은 코로나 전후 우울증 의심 예측을 위해 한 인공지능(Xplainable Artificial Intelligence, XAI) 방법 중에 한가지인 SHAP(Shapley additive explanations)를 활용한 결과 자아 존중감, 여가생활 만족도, 가족관계 만족도, 사회적 친분 관계 만족도 등 생활 만족 수준이 낮을수록 우울증 의심 확률이 높아지고, 자살 고민 경험에 있고, 병원 외래 진료방문 횟수가 많을수록 우울증 의심확률이 높다고 하였다.

이와 같은 연구들은 개인적·사회적 요인의 차이로 인해 BMI 과체중 이상 우울감 경험에서 남성에 비해 여성의 우울감이 높게 나타났고, 여성이 우울감 경험하고 있는 비율이 남성보다 약 1.5배 이상 높게 나타났다. 이는 성별에 따른 우울감 발생에 차이를 보이는 것으로, 우울함에 대한 성별과 세대별 차이를 고려한 방향과 정책 그리고 사회적 지원이 있어야 할 것이다.



본 연구의 예측 모형으로 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks), 의사결정트리(Decision Tree) 사용하였다. 신경망(Neural Networks)의 정확도가 90.8%로 매우 높게 나타났고, 의사결정트리(Decision Tree)의 경우 정확도는 90.5%로 나타났다. 이에 비해 전통적인 통계분석 방법인 회귀분석(Logistic Regression) 결과 BMI 과체중 이상 우울감 경험 정확도는 87.7% 나타났다. 정확도 순으로 신경망이 가장 높게 나타났다. 연구결과는 주관적 건강인지, 체중 변화 요인과 함께 고려되었을 때는 개인들의 건강에 대한 인지와 신체적 변화를 더 초점을 맞춰야 한다는 것을 의미한다. 반면, 경제활동은 여러 연구와 같이 취업하지 못한 경우가 더 우울감 경험의 발생이 높게 나타나 이전 연구들과 유사하게 나타났다.

본 연구에서는 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks), 의사결정트리(Decision Tree)을 이용한 BMI 과체중 이상 우울감 경험 예측 모형 분석하였다. 이들 모형은 모두 80% 이상의 예측력을 보였지만, 각 분석기법의 예측력이나 결과변수를 절대적으로 비교하는 것이 아니라 서로 다른 예측 모델들의 경향을 이해하고자 하였다. 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression)에서는 유의한 경향 3개 변수로 BMI 과체중 이상 우울감과의 연관성을 논하기는 어려움이 있으며, 신경망은 예측력은 높게 나타났으나, 모델의 특성상 은닉층의 반응 관계를 알지 못하여 본 연구의 목적과 다른 아쉬움이 있었다. 본 연구의 주요 목적은 BMI 과체중 이상 우울감 경험에 어떤 요인들이 순차적으로 영향을 미치는지 파악하는 것이었고, 분석적 관점에서 충분한 근거를 제공했다고 생각한다. 이러한 결과를 통하여 모델을 이용하여 분석한 결과 신체적인 변화도 중요하지만 자기 인식에 대한 요인이 다른 사회 인구학적 특성보다 더 중요함을 확인하였다.

BMI 과체중 이상 우울감 경험을 예측한다는 것은 우울증이 문제가 되기 전 단계에서 발견하여 조치를 취할 수 있는 기회를 제공하는 것이다. 이를 통해 우울증이 심각한 문제로 이어지기 전, 은둔생활, 사회적 고립, 대인기피 등의 문제, 심지어 자살과 같은 심각한 개인적·사회적 문제를 미연에 예방할 수



있다는 것이다. 우울증이라고 진단받고 이후 문제에 접근해서 해결하는 것이 아닌 사전에 문제가 될 가능성이 있는 요인들을 찾아 개인적 차원에서는 긍정적인 방향으로 개선하고 사회적 차원에서는 문제가 될 요인들을 관리함으로써 부정적 요인을 줄여 윤택한 생활환경을 만들고 가꾸어 나갈 수 있을 것으로 기대한다. 의사결정트리(Decision Tree) 결과를 보면 가장 중요한 변수로 “주관적 건강인지”로 일상생활에서 자신의 건강에 관한 관심이 결과적으로 정신적·육체적으로 영향을 미친다는 의미로 건강에 대한 긍정적인 관심을 통한 건강관리 또는 건강에 문제가 생겼을 경우 적극적으로 치료하고 좋지 않은 건강 상황을 이겨 내려는 인식과 상황들이 우울감에서 멀어지게 할 수 있는 가장 중요한 요인이다. 단순히 주관적 건강에 인지뿐만 아니라 개인의 건강 유지와 증진을 위해 적절한 선택을 고민하고 이를 꾸준히 실천할 수 있다면, 그만큼 긍정적인 변화를 기대할 수 있다. 이를 위해서 다양한 방법으로 일상생활에서 운동, 사회적 활동, 취미, 여가생활 등을 즐기며 우울감에 빠지는 것을 방지할 수 있다. 또한, “주관적 건강인지”와 “1년간 체중 변화 여부” 등도 생활하면서 변화를 확인하고 인식함으로써 긍정적이고 활동적으로 변화시킬 수 있는 요인들이라는 것을 확인했고, 또한, 적극적인 사회활동과 경제활동도 중요한 요인임을 확인하였다. 이러한 결과를 통하여 우울감이 심해져 결과적으로 우울증이라는 진단을 받기 전에 일상생활에서 자신을 관리하고 변화시킬 수 있는 부분에 관하여 관심을 두는 것은 어려운 일은 아닐 것이다. 작은 관심과 관리가 나아가 큰 시간과 비용, 손해를 줄일 수 있을 것으로 생각한다. BMI 과체중 우울감 경험에 영향을 미치는 요인을 찾는 연구는 중요하다고 생각한다. 결과적으로 우리가 지금 살아가고 있는 시대는 질병의 발생과 치료 중심도 중요하지만, 우울증 발생과 의사의 진단 이전에 예방과 관리가 중심으로 우울감 발생 예측을 통한 질병인 우울증 발생 가능성을 사전에 예측함으로써 발생 가능성을 낮출 수 있다는 것은 중요한 연구라 생각한다.



최종적으로, BMI 과체중 이상과 우울감 경험 여부를 회귀분석(Logistic Regression), 신경망(Neural Networks), 의사결정트리(Decision Tree) 알고리즘을 활용하여 분석한 결과는 우울증이 아닌 우울감을 사전에 감지하고 이를 극복하기 위해 개인적, 사회적 차원에서 관심과 지원을 제공할 경우 건강한 정신과 삶을 유지할 수 있다는 것을 시사한다. 이는 의료비 절감 효과뿐만 아니라, 우울감으로 인한 우울증의 발생이 자살과 사회적 범죄 등의 발생 가능성을 낮출 수 있다는 측면에서 매우 중요하다. 향후에는 다양한 인공지능 알고리즘을 활용한 우울감 경험 사례에 대한 비교 연구가 이뤄져야 할 것으로 사료된다.



제 6 장 결 론

본 연구는 COVID-19 이전과 이후의 신체 요인의 변화 요인을 확인한 결과 체중과 허리둘레, 과체중 이상 BMI 지수와 범위의 유의한 차이를 확인할 수 있었다.

또한, COVID-19 이후 BMI 과체중 이상자 중 우울감 경험의 경우 일반적 특성으로 성별, 경제활동 상태, 교육수준, 결혼상태, 주관적 건강인지, 주관적 체형인식, 1년간 체중변화 여부, 평소 스트레스 인지 정도에서 유의한 차이가 나타났다.

COVID-19 이후 BMI 과체중 이상 우울감을 경험한 대상을 예측하는 모형을 연구하였다. 분석기법으로 로지스틱 회귀분석(Logistic Regression), 의사결정트리(Decision Tree), 신경망(Neural Networks)으로 분석을 진행하였다. 분석결과 예측 정확도는 로지스틱 회귀분석 87.7%, 의사결정나무 90.5%, 신경망 90.8%로 정확도가 80% 이상으로 나타났다. 이 중 예측 모형은 데이터마이닝 지도학습의 한 가지인 의사결정트리(Decision Tree) 모형을 이용하였다. 모형에 사용할 유의한 변수를 선별하고자 BMI 과체중 이상 우울감 경험 유무에 따라 유의한 요인을 이용하여 예측 모형을 살펴보았다.

의사결정트리(Decision Tree) 검증 결과, BMI 과체중 이상 우울감 경험에 가장 큰 영향을 미치는 변수로는 “주관적 건강인지”이며, 이어서 “최근 1년간 체중 변화 유무”와 “경제활동 상태”, “신장” 변수가 통계적으로 유의한 영향을 미쳤다. COVID-19 등과 같이 신종 감염병 발생 시, 국가는 경제활동과 소득 지원을 강화하기 위한 정책을 제안한다.

이를 통해 본 연구는 BMI 과체중 이상 우울감 경험을 예측하는 데 중요한 변수를 파악하였다. 또한, 비만이 우울증에 영향이 있다는 선행연구에 근거하여



우울감 경험 유무를 예측하는데 과거의 일상적 상황에서 국민건강영양조사와 국가 오픈 데이터를 재활용하여 예측 모형에 활용될 수 있음을 확인하였다는 점에서 사회적 및 방법론적 측면에서의 의의가 있다. 본 연구는 BMI 과체중 이상 우울감 경험 연구를 통하여 우울감이 우울증이 되어 자살에 이르지 않게 사전에 이를 예방하는 데 의의가 있다.



참고문헌

- 김다미, 김경희. (2021). 최근 10년간 거주 지역에 따른 한국 성인의 식생활 및 비만 유병률 변화: 제4기 (2007~ 2009) 와 제7기 (2016~ 2018) 국민건강영양조사 자료를 이용하여. 대한지역사회영양학회지, 26(1), 37-47.
- 김상돌. (2022). 한국 성인 인구집단의 정신건강 상담과 우울증 유병과의 관계. 한국콘텐츠학회논문지, 22(5), 416-423.
- 김성범. (2018). 대학생의 생활스트레스와 우울의 관계에서 사회적 지지의 매개효과-기숙사 거주 EBD 대학생을 중심으로. 특수교육재활과학연구, 57(3), 19-36.
- 김진숙, 권석만. (2003). 부부 문제에 대한 인지행동적 접근. 심리과학, 12(1), 41-64.
- 김현지, 권기한. (2021). 코로나바이러스 감염증 이후 중년남성의 복부비만 개선을 위한 비침습적 캐비테이션 초음파에 대한 비교연구. 한국웰니스학회지, 16(4), 365-370.
- 성윤희, 강형숙, 박미숙, 김홍, 김연희, 김상배, 윤진환. (2012). 12 주간 유산소 운동이 비만 중년여성의 총콜레스테롤, 혈압, 뇌혈류 속도에 미치는 영향. 한국발육발달학회지, 20(1), 27-34.
- 질병관리청, 대한의학회. 나와 가족을 위한 우울증 예방과 관리정보. 11-179 0387-000730-01



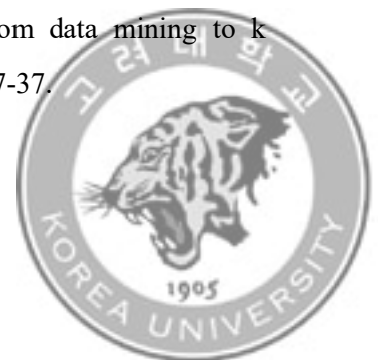
- 강성구. (2016). 미국과 한국 과음기준의 DSM-5 알코올 사용 장애에 대한 진단적 유용성 비교 1-4.
- 이은아. (2016). 노인의 차별경험, 상실감, 우울감이 자살 생각에 미치는 영향, 43-44
- 서소영. (2021). 고용 형태와 우울감, 자살 생각, 자살계획, 자살 시도와의 관계: 제7기 국민건강영양조사. 대한보건연구, 47(2), 117-131.
- 오찬혁, 유병철, 이명진, 강성홍. (2021). 청년층의 우울증상 유병률과 관련 요인. 보건의료산업학회지, 15(2), 27-39.
- 이유신, 이윤나. (2023) 가구소득 및 인구학적 특성에 따른 코로나 19 유행 전·후 한국 노인의 영양소 섭취변화에 대한 단면연구: 국민건강영양조사 제8기(2019-2020) 자료를 활용하여, 대한지역사회영양학회, 28(4):302-316
- 이혜상. (2018) 우리나라 노인의 우울증과 관련 요인 - 생활습관, 정신건강, 만성질환 및 영양상태 중심으로, 대한영양사협회 학술지, 169-180(12쪽)
- 권신혜, 박 경우, 장병희. (2017) 기계학습 기반의 영화흥행예측 방법 비교: 인공지능경망과 의사결정나무를 중심으로, 예술인문사회 융합 멀티미디어 논문지, (9)595-601
- 변해원. (2015) 인공지능경망 분석과 결정트리 융합에 의한 금연 프로그램 참여 결정 요인, 25 - 30
- 연합뉴스. (2018.08.18.). 디지털스토리. 말할 수 없는 비밀 우울증...내 속은 굶아간다.
- 의학신문. (2021.05.26.). 한국, 우울증 발생률 36.8%로 OECD 1위...치료율은 최저.



- 이동훈, 김예진, 이덕희, 황희훈, 남슬기, 김지윤. (2020). 코로나바이러스 (COVID-19) 감염에 대한 일반 대중의 두려움과 심리, 사회적 경험의 우울, 불안에 미치는 영향. 한국심리학회지: 상담 및 심리치료, 32(4), 2119-2156.
- 이승범, 박수연. (2012). 제 2 형 당뇨병 환자의 비만도와 운동습관유무가 심혈관질환 위험인자에 미치는 영향. 한국웰니스학회지, 7(3), 237-248.
- 홍민준. (2022). 우울감 예측 요인에 관한 연구: 코로나19와 머신러닝 방법론을 중심으로. 한국복지패널 학술대회 논문집, 15, 349-362.
- 허명희. (2008) SPSS 데이터 검증, 신경망과 PSL회귀. 데이터솔루션 출판부.
- 이용구. (1999) 데이터 마이닝에서 신경망 분석과 의사결정나무 분석의 비교, 중앙대학교 수확통계연구소, (26), 47-72
- Allan, C. L., Ebmeier, K. P. (2018). Review of treatment for late-life depression. *Advances in psychiatric treatment*, 19, 302-309.
- Ben-Gal, I.: Bayesian networks. In: Ruggeri, F., Faltin, F., Kenett, R. (eds.) *Encyclopedia of Statistics in Quality & Reliability*. Wiley & Sons (2007)
- Breiman, L, Friedman J. H, Olshen R. A., Stone C. J. (1984). *Classification and regression trees*. Belmont (CA): Wadsworth International Group, 237-251.
- Brynnolfsson Borg, A. (2019). *Non-Contractual Churn Prediction with Limited User Information*.
- Castillo, Enrique, José Manuel Gutiérrez, and Ali S. Hadi. *Expert Systems and Probabilistic Network Models*. New York: Springer-Verlag, 1997. ISBN 0-387-94858-9



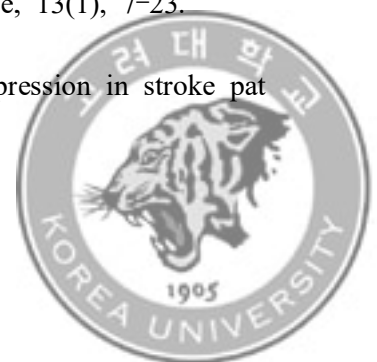
- Chen, P., Mao, L., Nassis, G. P., Harmer, P., Ainsworth, B.E., Li, F. (2020). Coronavirus disease (COVID-19): The need to maintain regular physical activity while taking precautions. *Journal of Sport and Health Science*, 9(2), 103-4.
- Choi, E., Lee, J., Lee, S. A. (2022). Validation of the Korean version of the obsession with COVID-19 scale and the Coronavirus anxiety scale. *Death Studies*, 46(3), 608-614.
- Cipriani, A., Furukawa, T. A., Salanti, G. (2018). Comparative efficacy and acceptability of 21 antidepressant drugs for the acute treatment of adults with major depressive disorder: a systematic review and network meta-analysis. *Psychotherapy: Access to effective treatments*, 16(4), 420-429.
- Clément, K., Coupaye, M., Laville, M., Oppert, J. M., & Ziegler, O. (2020). COVID-19: a lever for the recognition of obesity as a disease? The French experience. *Obesity (Silver Spring, Md.)*, 28(9), 1584.
- Correction in (2018). *Journal of the Royal Statistical Society: Series B Methodological*, 21(1), 238.
- Cox DR. (1958). The regression analysis of binary sequences. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B Methodological*, 20(2), 215-232.
- Dooley, N. R., Hinojosa, J. (2004). Improving quality of life for persons with Alzheimer's disease and their family caregiver: Brief occupational therapy intervention. *American Journal of Occupational Therapy*, 58(5), 561-569.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37-37.



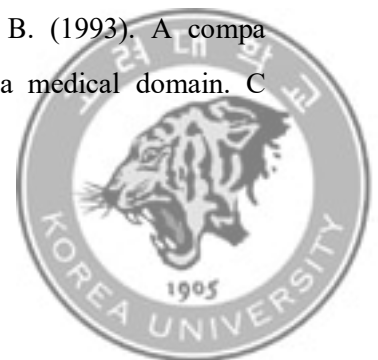
- Fenton NE and Neil M, "Combining evidence in risk analysis using Bayesian Networks". <https://web.archive.org/web/20070927153751/https://www.dcs.qmul.ac.uk/~norman/papers/Combining%20evidence%20in%20risk%20analysis%20using%20BNs.pdf>.
- Ferro, J. M., Caeiro, L., Figueira, M. L. (2016). Neuropsychiatric sequelae of stroke. *Nature Reviews Neurology*, 12, 269-280.
- Fukase, Y., Ichikura, K., Murase, H., and Tagaya, H. (2021). Depression, risk factors, and coping strategies in the context of social dislocations resulting from the second wave of COVID-19 in Japan. *BMC psychiatry*, 21(1), 1-9.
- Fukushima, S., Suzuki, F., Tsujiguchi, H., Hara, A., Miyagi, S., Kannon, T., ... & Nakamura, H. (2023). Relationships among Depressive Symptoms, Body Weight, and Chronic Pain: A Cross-Sectional Analysis of the Shika Study. *Behavioral Sciences*, 13(2), 86.
- Goebel, M., & Gruenwald, L. (1999). A survey of data mining and knowledge discovery software tools. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 1(1), 20-33.
- Hamer, M., O'Donovan, G., Stamatakis, E. (2019). Lifestyle risk factors, obesity and infectious disease mortality in the general population: Linkage study of 97,844 adults from England and Scotland. *Preventive Medicine*, 123, 65-70.
- Hackett, M. L., Yapa, C., Parag, V., Anderson, C. S. (2005). Frequency of depression after stroke: A systematic review of observational studies. *Stroke*, 36(6), 1330-1340.



- Hyun, J., Kim, S., Kim, H., Choi, Y. J., Choi, Y. K., Lee, Y. R., Sohn, S. (2021). COVID-19 and risk factors of anxiety and depression in South Korea. *Psychiatry Investigation*, 18(9), 801.
- Isacsson, G., Rich, CL., Jureidini, J., Raven, M. (2010). The increased use of antidepressants has contributed to the worldwide reduction in suicide rates. *The British Journal of Psychiatry*, 196(6), 429-433.
- Jeong, E. S., Hagose, M., Jung, H. G., Moran, Ki., Flahault, A. (2020). Understanding South Korea's response to the COVID-19 Outbreak: A real-time analysis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(24), 9571.
- Jieqiong, H., Yunxin, J., Ni, D., Chen, L., & Ying, C. (2022). The correlation of body mass index with clinical factors in patients with first-episode depression. *Frontiers in Psychiatry*, 13, 938152.
- Jung, S. J., Yang, J. S., Jeon, Y. J., Kim, K., Yoon, J. H., Lori, C., Kim, H. C. (2020). The Impact of COVID-19 on Psychological Health in Korea: A Mental Health Survey in Community Prospective Cohort Data. Available at SSRN 3618193.
- Kang, H. J., Bae, K. Y., Kim, S. W., Kim, J. M., Shin, I. S., Kim, J. T. et al. (2011). Prevalence and risk factors of post-stroke depression. *Mood and Emotion*, 9(2), 57-63.
- Katon, W. J. (2011). Epidemiology and treatment of depression in patients with chronic medical illness. *Dialogues in clinical neuroscience*, 13(1), 7-23.
- Kim, D. Y., Jeong, J. H. (2009). Influencing factors of depression in stroke patients. *Kosin Medical Journal*, 24(2), 69-75.



- Kim, H. R. (2022). The changes of health behavior during COVID-19 in Korean adults with isolation experience. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 23(12), 712-720.
- Kim, J. W., Kim, J. S., Lim, J. J., Kim, Y. S., Lee, O., Choi, B. Y., Kim, M, K. (2020). Relationship between physical activity and depression according to the presence of disease in Koreans over the Age of 40. *Korean Journal of Sport Science*, 31(1), 24-34.
- Kim, S. B., Kim, D. H. Depression Predictive Factors in Stroke Patients. (2022). *The Journal of Korean Society of Community Based Occupational Therapy*, 12(2), 37-46.
- Korea Health Statistics. (2016). Korea National Health and Nutrition Examination Survey(KNHANES VII-1). Seoul : Ministry of Health & Welfare, 1-279.
- Lee, D. Y., Nam, S. M. (2019). Effects of activity restriction on depression and quality of life in stroke patients using logistic regression analysis. *Journal of Korean Society of Physical Medicine*, 14(4), 125-132.
- Lee, H. S., Dean, D., Baxter, T., Griffith, T., Park, S. (2021). Deterioration of mental health despite successful control of the COVID-19 pandemic in South Korea. *Psychiatry research*, 295, 113570.
- Lewis, G. (1996). DSM-IV. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, 4th edn. By the American Psychiatric Association.(Pp. 886;£ 34.95.) APA: Washington, DC. 1994. *Psychological Medicine*, 26(3), 651-652.
- Long, W. J., Griffith, J. L., Selker, H. P., D'Agostino, R. B. (1993). A comparison of logistic regression to decision-tree induction in a medical domain. *Computers and Biomedical Research*, 26(1), 74-97.



- Malmir, H., Mirzababaei, A., Moradi, S., Rezaei, S., Mirzaei, K., & Dadfarma, A. (2019). Metabolically healthy status and BMI in relation to depression: A systematic review of observational studies. *Diabetes & Metabolic Syndrome: Clinical Research & Reviews*, 13(2), 1099-1103.
- Michie, D., Spiegelhalter, D. J., & Taylor, C. C. (1994). Machine learning, neural and statistical classification.
- Ministry of Health and Welfare. (2020). COVID-19 Pan-Government Preparedness Conference Briefing [Internet]. Ministry of Health and Welfare. Available From:http://www.mohw.go.kr/react/al/sal0301vw.jsp?PAR_MENU_ID=04&MENU_ID=0403&page=2&CONT_SEQ=353064&SEARCHKEY=TITLE&SEARCHVALUE=23%EC%9D%BC.
- Morens, D. M., Daszak, P., Taubenberger, J. K. (2020). Escaping pandora's box - another novel coronavirus. *New England Journal of Medicine*, 1293-1294.
- Nizamettirioğlu, N., Öztürk, C. Ş., Kuzucu, Y., Şakiroğlu, M., & Dereboy, Ç. (2021). Depressive symptoms and body mass index among adolescents: A moderated mediation model of parental psychological control and age. *Klinik Psikiyatri Dergisi*, 24(2).
- Park, K. H., Yoo, E. Y., Kim, J., Hong, I., Lee, J. S., Park, J. H. (2021). Applying latent profile analysis to identify lifestyle profiles and their association with loneliness and quality of life among community-dwelling middle-and older-aged adults in South Korea. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(23), 12374.



- Park, S. M. (2020). The impact fo the COVID-19 pandemic on mental health among population. *Korea Journal Health Education Promotion*, 37(5), 83-91.
- Rudolfer, S. M., Paliouras, G., Peers, I. S. (1999). A comparison of logistic regression to decision tree induction in the diagnosis of carpal tunnel syndrome. *Computers and Biomedical Research*, 32(5):391-414.
- Schwenke, M., Loebner, M., Riedel-Heller, S., & Lupp, M. (2020). Obesity and depression in primary care-results from the INTERACT study. *Psychiatrische Praxis*, 47(7), 388-391.
- So, B. H., Kwon, K. H. (2022). The impact of physical activity on well-being, lifestyle and health promotion in an era of COVID-19 and SARS-CoV-2 variant. *Postgraduate Medicine*, 134(4), 349-58.
- Statistics Korea. (2019). Cause of death statistics 2018.
- Suchomlinov, A., Konstantinov, V. V., & Purlys, P. (2021). Associations between depression, height and body mass index in adolescent and adult population of Penza city and oblast, Russia. *Journal of biosocial science*, 53(5), 800-804.
- Tomiya¹, A. J., Hunger, J. M., Cuu, J. N., Wells, C. (2016). Misclassification of Cardiometabolic Health When using Body Mass Index Categories in NHANES 2005–2012. *International Journal of Obesity*, 40(5), 1-4.
- Walker, E. R., McGee, R. E., Druss, B. G. (2015). Mortality in mental disorders and global disease burden implications: A systematic review and meta-analysis. *JAMA Psychiatry*, 72(4), 334-341.



- Williams, Y. E. V., Cowan, P. A., & Graff, J. C. (2020). Depressive symptoms, body mass index, and physical activity self-efficacy in African American children. *Journal of Child and Family Studies*, 29, 2580-2589.
- Wright, L. J., Williams, S. E., Veldhuijzen van Zanten. (2021). Physical activity protects against the negative impact of coronavirus fear on adolescent mental health and well-being during the COVID-19 pandemic. *Frontiers in Psychology*, 12, 580-511.
- World Health Organization. Obesity and overweight. (2016). Geneva: World Health Organization(2016). <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs311/en/>.
- World Health Organization. (2020). Novel Coronavirus (2019-nCoV) SITUATION REPORT-1 [Internet]. cited 21 January 2020, Available From: https://www.who.int/docs/default-source/coronavirus/situation-reports/20200121-sitrep-1-2019-ncov.pdf?sfvrsn=20a99c10_4.
- World Health Organization. (2020). WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 [Internet]. cited May 10, 2020, Available From:<https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>.
- World Health Organization. (2021). Bulletin of the World Health Organization. Available From:<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7947934>.
- World Health Organization. (2021). WHO coronavirus (COVID-19) dashboard. Geneva World Health Organization. cited Oct 18, 2021. Available From: <https://covid19.who.int/>.
- Yeom, H. E., & Kim, Y. J. (2022). Age and sex-specific associations between depressive symptoms, body mass index and cognitive functioning among Kor



ean middle-aged and older adults: a cross-sectional analysis. BMC geriatrics, 22(1), 1-10.

Zachary, Z., Brianna, F., Brianna, L., Garrett, P., Jade, W., Alyssa, D., Mikayla, K. (2020). Self-quarantine and weight gain related risk factors during the COVID-19 pandemic. Obesity research & clinical practice, 14(3), 210-216



부록

1. 국내 체계적 문헌 고찰

No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
1	변해원 (2013)	중학교 1학년 부터 3학년 재학생 37,297 명을 분석	로지스틱 회귀분석, 교차분석	우울감	비만 주관적 인식 체형	<ul style="list-style-type: none"> · 자신의 체형이 저체중이라고 인지하는 중학생은 우울감 경험의 관련성이 약 111%(OR=1.11, 95% CI: 1.03-1.20) 더 높았고 ($p<0.01$), 비만으로 인지하는 중학생은 우울감 경험의 관련성이 약 114%(OR=1.14, 95% CI: 1.06-1.22) 더 높았다 ($p<0.001$). · 체질량 지수는 저체중과 비만 모두 우울감 경험과 관련성이 유의미하지 않았다
2	박지은 (2009)	120명의 수도권 여고생	ANOVA	BMI	스트레스, 우울증, 습관, 폭식	<ul style="list-style-type: none"> · BMI가 높은 여고생들이 스트레스, 우울증, 폭식 습관이 더 많은 것으로 보인다는 것을 나타냄 · 스트레스, 우울증, 폭식 습관이 더 많은 여고생들은 음식 행동이 좋지 않습니다
3	이혁 외 (2016)	서울에 거주 하는 20~59세 이내 성인 240명을 대 상으로 자 가신 고 설 문지	ANOVA	신체 중, 감, 증상 자 존 우 울	비만	<ul style="list-style-type: none"> · 비만은 신체 존중, 자존감, 우울증 증상에 큰 영향을 미치지 않았고 성별 차이도 없었습니다. · 체중 인식에 따른 신체 존중 점수는 유의하게 달랐는데, 자신을 과체중으로 인식하는 사람들이 정상 또는 저체중으로 인식하는 사람들보다 낮은 신체 존중을 가질 가능성이 더 높았음



2. 국외 체계적 문헌 고찰

No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
1	Y. E. V. C. Williams et al(2013)	아프리카계 미국인 65명의 어린이를 대상으로 지역 교회, 초등학교, 지역 대학 및 커뮤니티 센터에 개설된 전단지를 통해 편의 샘플을 모집	Pearson 상관 계 수	BMI 점수, Z 자 체 가 감, 신 체 활 동 아	우울감	<ul style="list-style-type: none"> · 아동의 우울 증상은 BMI Z 점수 와 양의 상관관계 가 있음 · 우울 증상은 신체 활동 자기효능감과 음의 연관성 이 있음 · BMI Z 점수는 신체 활동 자아와 음의 연관성이 있 음
2	A. K. Suchomlinov et al(2021)	16~89세의 성인 554명	Fisher의 테스트, 카이 제 곱	우울 감, BMI	연령, 여 성, 남 성, 은퇴자, 취 업	<ul style="list-style-type: none"> · 남성의 경우, 은퇴자들은 취업한 남성들과 유의한 차이가 났음($p=0.005$). 학생들은 은퇴자들과 취업된 남성들 모두와 비교했을 때 훨씬 더 체중이 적게 나갔음($p<0.001$). 학생들의 BMI는 은퇴자와 취업자 남성 모두의 BMI와 비교했을 때 유의한 차이가 있었음($p<0.001$). 은퇴자들은 학생들과 취업한 남성들에 비해 훨씬 더 많은 우울증 점수를 받음 · 여성 중 은퇴자는 취업 여성에 비해 현저히 유의한 차이가 있었음($p=0.001$). 여성의 체중, BMI 및 우울 증 점수의 경우 모든 연령 그룹 간에 통계적으로 유의한 차이($p<0.001$)가 얻어 졌습니다. 체중과 BMI는 나이가 들수록 지속적으로 증가하는 반면, 여학생들은 취업한 여성들보다 점수가 높은 은퇴자들에 비해 더 많은 우울증 점수를 받음
3	M. Schwenken et al(2020)	비만 일차 진료 환자 131명	PHQ-9와 정기적으 로 인터 뷰	우울감	비만	비만 환자의 29%는 주요 우울증이 있었고, 31%는 무중상 우울 증상을 보였 음(BMI ≥ 30)
4	E. R. V. Rutherford et al(2022)	2011-2012년 및 2013-2014년 NHANES(National Health and Nutrition Examination Survey)의 데이터 5,000명	선형모형	우울감	신 체 활 동, BMI	주당 ≥ 150 분의 중등도-고 강도 신체 활동 및 여가 시간에 참여한 참가자, 주 당 <150 분에 참여하는 사람들에 비해 우울증 수준 이 낮았음. 업무 및 여행 관련 신체 활동은 우울증 과 관련이 없음. 과체중 및 저체중/정상 체중 참가자는 비만에 비해 우울 증상이 적었음. 참가자들, BMI는 영역별 신체 활동과 우울



No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
						증 사이의 관계를 조절하지 않음
5	A. T. Rantanen et al(2023)	임상 검사에 참여하고 Beck의 우울증 목록(BDI)을 완료한 피험자(n = 2509)가 이 분석에 포함	일반선형회모형, 귀분석	BIM	우울감, 사망률	우울 증상이 증가한 대상자와 그렇지 않은 대상자를 비교했을 때, BMI 범주(<25.0, 25.0-29.9, 30.0-34.9, ≥35.0 kg/m ²)에서 모든 원인으로 인한 사망에 대해 측정된 위험비(HR)는 3.26 (95% CI 1.83-5.82), 1.31(95% CI 0.83-2.06), 1.27(95% CI 0.76-2.11), 1.25(95% CI 0.63-2.48)였다. 사망 위험이 가장 낮은 사람은 BMI < 25.0kg/m ² 인 비우울증 환자임
6	N. O. Nizamettin oglu et al(2021)	618명의 고등학생들을 대상으로 수행되었습니다 (53.7% 여성), 나이는 14세에서 17세 사이	기술적 상관분석	우울증	체질량지수	· BMI는 부모의 심리적 통제에 의해 매개 되었음. 심리적 통제는 나이에 따라 완화되었습니다. 더 · 부모의 체질량지수와 매개효과에 관한 연구는 심리적 조절은 나이에 따라 완화됨. · 우울증 증상의 직접적인 영향과 우울증 증상이 몸매에 미치는 간접적인 영향 부모의 심리적 통제를 통한 질량 지수는 14세의 참가자에서 관찰되었지만 14세 이상의 참가자들에게는 관찰되지 않았음.
7	M. R. K. Mohammadi et al(2019)	017년에 실시된 이란 아동 및 청소년 정신과 질환 (IRCAP) 연구 참가자들의 데이터를 사용, 30,532명의 6-18세 아동 및 청소년	로지스틱회귀분석	성별	체질량지수, 우울감	· 저체중 남아는 정상 체중 및 과체중 남아보다 우울증 진단을 더 많이 받았다. · 여아의 경우 BMI가 증가하면 우울증에 걸릴 확률이 높아짐
8	H. M. Malmir et al(2019)	65,163명	연구의 체계적인 문헌 검색 및 연 구, 메타 분석	우울증	대사적으로 건강한 상태, BMI	· 대사적 건강 상태와 BMI는 우울증의 위험과 관련이 있음. · 대사적으로 건강하지 않은 상황은 비만 참가자의 대사적으로 건강한 상태보다 우울증의 위험을 더 높였음
9	W. Liao et al(2020)	Henan 농촌 코호트 연구에서 총 29,900명의 적격 참가자	로지스틱회귀분석	우울증	비만	· 저체중은 우울 증상의 높은 유병률과 관련이 있음 · 건강관리가 특히 여성과 젊은 층의 경우 비만뿐만 아니라 저체중에도 주의를 기울여야 함



No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
10	C. C. T. Kaufman et al(2020)	18세에서 25세 사이의 과체중/비만 학부생 175명	다중회귀 분석	우울증상	과체중 및 비만	<ul style="list-style-type: none"> · 성별, BMI, 인종/민족은 우울 증상과 유의한 관련이 없었음 · 건강 행동과 우울 증상 사이의 연관성을 조사하기 위해 모델에 운동 참여 및 다이어트 행동에 대한 변수를 추가 한 결과 유의차 차이가 있었음. · 신체이미지 변인과 우울 증상의 연관성을 알아보기 위해 신체불만족과 신체긍정성을 모델에 변수를 추가하였는데, 이 세 번째 모델도 유의한 차이가 있었음.
11	S. H. N. Kanders et al(2022)	스웨덴의 한 카운티에서 1,729명의 청소년	로지스틱 회귀 분석	우울증상	BMI 청소년기 괴롭힘	<ul style="list-style-type: none"> · BMI가 높을수록 성별 차이와 함께 장기적으로 우울 증상에 대한 확률이 가한다는 것을 발견함 · 괴롭힘 피해와 미래의 우울 증상 사이의 중간적 연관성에 대한 지지를 찾음. · 미래의 우울 증상과 관련하여 괴롭힘과 BMI 사이의 상호작용 효과를 발견함
12	H. Jieqiong et al(2022)	총 211명의 입원 환자	ANOVA(Analysis of Variance)	BMI	초기증상, 우임요	<ul style="list-style-type: none"> · 심한 우울증상($p=0.028$), 고요산혈증($p=0.001$), Hgb($p=0.012$), Glu($p=0.044$), UA($p=0.00$), TG($p=0.00$), TC($p=0.001$), LDL-C($p=0.000$), HDL-C($p=0.005$)는 BMI 그룹에서 유의하게 나타남
13	K. He et al(2022)	NHANES 2005-2018에서 수집된 모든 데이터인 35,407명의 참가자를 대상	로지스틱 회귀 분석	우울증상	BMI	<ul style="list-style-type: none"> · 우울증과 BMI 사이에는 U자형 관계가 있었음. · U자형 관계는 노인, 흡연자, 멕시코계 미국인, 비히스패닉계 백인 사이에서 지속되었음. · 비 히스패닉계 흑인 사이에서는 그러한 관계가 발견되지 않음
14	N. J. Hawes et al(2019)	2002-2006년에 걸친 종적 연구를 통해 1394명의 부와 그 배우자	Pearson의 상관 계수, t 검정, 또 일원분산 분석	수면의 질	BMI, 우울증	<ul style="list-style-type: none"> · BMI는 수면 무호흡증 증상($p\leq 0.001$) 양의 상관관계가 있었음. · 잠드는 데 어려움이 있는 참가자는 수면의 질이($p\leq 0.001$) 낮음. · 고연령, 여성, 성별, 높은 BMI, 수면 무호흡증 증상 및 열악한 수면에 높은 우울 증상을 예측함
15	D. Gibson-Smith	AGES-Reykjavik 참가자 889명	로지스틱 회귀 분석	우울감	과체중	<ul style="list-style-type: none"> · 13세의 과체중/비만과 주요 우울 장애의 확률 증가와 관련이 있었음



No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
	ith et al(2020)		석			· 노년기 BMI와 상관없이 아동기 및 청소년기의 과체중/비만과 노년의 우울 증상 사이에는 명확한 연관성이 관찰되지 않았음
16	C. Gallagher et al(2023)	2,416명	ANOVA	우울, 불안	비만	· 우리는 어린 시절부터 성인 중반까지 지속적으로 높은 BMI를 가진 개인과 어린 시절에 평균 BMI를 가진 개인이 성인기에 지속적으로 증가한 중년의 우울증 위험이 발견됨. · 아동기에 의해 성인기 비만을 해결하고 불안 증상을 감소시킬 수 있음
17	S. Fukushima et al(2023)	일본 이시카와 현의 시카 마을 주민 2,216명	로지스틱 분석	만성통증	우울감, BMI	· 우울감이 BMI<25 그룹에서 요추/무릎 통증과 양의 상관관계가 있지만 BMI ≥ 25 그룹에서는 그렇지 않음. · 요추/무릎 통증은 더 높은 BMI와 관련이 있음
18	P. Frank et al(2022)	18세에서 100세 사이의 57,532명으로 구성		비만	우울감	· 비만과 확인된 4가지 우울 증상의 관계 중 약 10%가 비만 관련 이환율에 기인함 · 비만과 우울증 사이의 연관성을 설명할 수 있는 몇 가지 다른 생물학적 메커니즘이 있음. 여기에는 조절 장애가 있는 시상하부-뇌하수체-부신(HPA) 축이 포함됨. · '자기 자신에 대해 나쁜 느낌' 또는 '우울한 느낌'과 같은 자기 인식 관련 및 정서적 증상에 특히 중요함. · 체중 편향 내재화는 여성이 더 자주 경험하는 것으로 밝혀졌으며, 이는 본 연구에서 관찰된 성별 차이 중 일부를 설명할 수 있음
19	C. K. Evangelou et al(2019)	194명의 자원 봉사자	ANOVA	비만	우울 증상, 수면 질, 피로	· 비만 여성은 우울 증상에 대해 유의한 차이가 있음($p < 0.05$). · 비만 및 과체중 여성은 정상 BMI($p < 0.05$)를 가진 여성에 비해 유산소 운동 수준이 낮은 것으로 나타났다. · 검사한 모든 체성분 변수는 모든 체력검사 점수와 역의 상관관계를 보였고 수면부족, 우울증상, 피로도에도 관련이 있는 것으로 나타났다($p < 0.05$).



No.	저자(년도)	연구대상	연구방법	종속변수	독립변수	연구결과
20	C. F. F. Emery et al(2020)	50-96세의 참가자 1,743명	구조방정식	우울감	BMI	<ul style="list-style-type: none"> · 우울 증상은 70세 이후 BMI의 영향을 미침 · BMI는 82세 이후 우울 증상의 변화에 영향을 미침 · 연령에 따라 변할 수 있는 상호 관계가 있음. 그 효과는 여성에게 더 두드러짐.
21	G. E. A. Duncan et al(2022)	워싱턴주 쌍둥이 등록소의 6,048명	구조방정식	우울감	BMI	<ul style="list-style-type: none"> · 우리는 BMI로 달성한 행동의 수와 우울 증상 점수 ($p<0.05$) 사이에 부정적인 유전적인 연관성을 발견함 · 건강 행동의 성취는 낮은 BMI 및 우울 증상 점수(특히 정적인 활동 및 흡연 대상)와 관련이 있음. · 건강 결과를 개선하기 위한 건강 행동 촉진에 대한 추가 지원을 제공
22	N. Dreimuller et al(2019)	811명	선형회귀분석	우울증	항우울제 BMI	<ul style="list-style-type: none"> · BMI와 항우울제 치료 결과 사이의 연관성을 밝혀냄. · 과체중 환자들은 항우울제 치료에 가장 좋은 반응을 보였음. · 약물의 혈청 농도를 포함한 다른 조절자들은 BMI 그룹 간의 차이를 설명할 수 없었음. · BMI의 초기 증가율이 높은 환자들이 연구 중에 우울증 심각도가 더 크게 감소
23	A. Carter et al (2022)	총 1695명의 참가자가 일련의 온라인 측정	구조방정식	우울감	BMI	<ul style="list-style-type: none"> · 불안하고 우울한 증상은 체중 부끄러움을 예측하는데 실제 체중보다 인지된 체중이 더 중요함을 나타냄 · 높은 BMI 범위로 분류된 개인은 불안 및 우울 증상을 유의하게 예측됨
24	H.-E. K. Yeom et al(2022)	5,619명	회귀분석	우울감	BMI	<ul style="list-style-type: none"> · 우울증은 고령화 인구에서 인지 기능 저하와 관련된 중요한 위험 요소임. · 현재 연구는 BMI가 특히 남성과 70세 이상의 사람들의 우울 증상과 인지 기능 사이의 관계를 매개한다는 것을 보여줌. · 정책적 관점에서 BMI에 대한 철저한 평가와 면밀한 모니터링은 가장 취약한 고령 인구 그룹이 초기 단계에서 인지 저하 징후를 포착하는 데 유용



[서식14] 연구윤리 준수 서약서

연구윤리 준수 서약서

연구과제명	데이터마이닝 모델을 이용한 COVID-19 발생 이후 BMI 과체중이상 대상에서 우울감 경험 예측 요인
-------	-----------------------------------------------------------

첫째, 본인 및 공동연구자는 헬싱키 선언, ICH-GCP, KGCP, 생명윤리 및 안전에 관한 법률 등 연구 관련 법규와 고려대학교에서 정해진 절차를 준수하면서, 연구대상자의 안전을 최우선으로 하여 본 연구를 윤리적이고 과학적으로 시행하겠습니다.

둘째, 본인 및 공동연구자는 연구에 참여하는 연구대상자의 존엄성, 권리 및 안녕을 존중하고 연구 참여에 대한 자발성을 보장하며, 연구대상자가 중도에 연구 참여 포기 의사를 표명하는 경우 이를 수용하겠습니다.

셋째, 본인 및 공동연구자는 연구대상자의 안전에 관해 면밀한 주의를 기울이며, 연구대상자의 건강 및 안전에 문제가 발생한 경우 성실히 최선을 다해 처치 및 대처하여 연구대상자의 피해를 최소화 할 수 있도록 모든 노력을 다할 것을 서약합니다.

넷째, 본 연구와 관련하여 연구대상자의 익명성을 최대한 보장하고, 개인정보(주민등록번호, 성명, 주소, 전화번호 등)와 정보 노출 시 연구대상자의 명예와 사생활 침해 및 직업/보험 등에 문제가 생길 수 있는 민감한 정보들이 본 연구의 자료에 포함되지 않도록 하며, 부득이하게 수집되는 경우 이들 정보가 외부에 노출되지 않고 보호될 수 있도록 최선의 조치를 다할 것을 서약합니다.

날 짜: 2023년 6월 21일
책임연구자 : 소속 보건과학과
이름 이 현 실 (서명)

고려대학교 기관생명윤리위원회 귀하



3. IRB 승인서

고려대학교 생명윤리위원회 심사결과 결과통보서

		심의면제번호	KUIRB-2023-0225-01
접수번호	IRB-2023-0225		
연구과제명	데이터마이닝 모델을 이용한 COVID-19 발생 이후 BMI 과체중이상 대상에서 우울감 경험 예측 요인 A Study on Predictive Factors for Experience of Depression in BMI Overweight Group after COVID-19 Using Data Mining Model		
연구책임자	이현실	소속	보건과학대학
참여연구원	황경일	소속	보건과학대학
심의종류	면제 신청서(초기심의)		
심의유형	신속심의		
심의결과	<input checked="" type="radio"/> 승인 <input type="radio"/> 조건부 승인 <input type="radio"/> 수정 후 승인 <input type="radio"/> 수정 후 재심의 <input type="radio"/> 반려		
연구예정기간	총 연구기간 : 2023-06-13 ~ 2023-10-31 해당 연구기간 : IRB승인일 ~ 2023-10-31		
심의의견	본 위원회는 상기 연구과제가 심의면제대상임을 확인합니다.		

- ※ 연구책임자는 본 위원회의 심의결과에 대하여 이의가 있을 경우, 심의결과 통보일로부터 2주 이내에 서면으로 이의신청(심의의견 답변서/이의신청서[별지 서식 제15호] 제출)을 할 수 있습니다.
- ※ 심의결과 '승인'은 신속심의로 진행되고 '수정 후 재심의'는 정규심의로 진행되며 '조건부 승인'시에는 보완 서류를 빠른 시일내에 제출하여 주시기 바랍니다.(수정 후 승인, 수정 후 재심, 조건부 승인에 따른 제제출 시에는 변경사항대비표를 반드시 제출해야 합니다.)
- ※ 종료/결과보고 시, 온라인으로 구현된 연구참여설명서, 온라인 연구참여동의서, 자료이용동의서, 개인정보수집이용동의서의 화면 캡처본을 제출해야 함

본 통보서에 기재된 사항은 고려대학교 생명윤리위원회에 기록된 내용과 일치함을 증명합니다.
본 생명윤리위원회는 생명윤리 및 안전에 관한 법률과 관련 법규를 준수합니다.
본 연구와 이해상충(Conflict of Interest)이 있는 위원이 있을 경우 연구의 심의에서 배제하였습니다.
본 통보서의 사본은 생명윤리위원회에서 보관합니다.

연구자는 승인받은 연구계획(서식, 절차, 내용 모두 포함)을 준수하여야 합니다.
연구자는 관련 법령(생명윤리 및 안전에 관한 법률 등), 규정(고려대학교 연구윤리규정, 기관생명윤리위원회 표준운영지침 등) 등을 준수하여야 합니다.

연구참여 동의서, 인체유래물 연구동의서, 자료이용동의서, 개인정보수집이용동의서 등
※ 종료/결과보고 시, 연구참여 동의서(서면) 원본을 스캔하여 제출해야하며, 대량인 경우에는 스캔본 제출 대신 원본에 대한 확인(IRB 담당자가 확인)을 받아야 하며, 연구관련 자료는 종료 후 최소 3년간 보관해야 하며, 인체유래물 관리대장은 제공 또는 폐기한 날로부터 5년간 보관해야 합니다.(생명윤리 및 안전에 관한 법률과 고려대학교 IRB 표준운영지침 등을 참고)



온라인 연구참여 동의서, 자료이용동의서, 개인정보수집이용동의서 등

※ 종료/결과보고 시, 구글 설문지, Qualtrics 등의 연구자 주도로 동의(전자동의)를 받는 연구는 연구대상자의 넘버링과 참여한 연월일시간, "동의합니다"의 "예" 체크 정보를 엑셀로 제출해야 함

※ 종료/결과보고 시, 패널전문업체 등의 외부기관 주도 동의(전자동의)를 받는 연구는 연구대상자의 넘버링과 참여한 연월일 시간, "동의합니다"의 "예" 체크 정보를 엑셀로 제출해야 함

배아연구(생명윤리 및 안전에 관한 법률 제29조 등)

※ 배아연구자는 본교 IRB 승인 -> 보건복지부장관에게 승인을 받은 다음에 연구를 수행해야 하며, 관련 법령을 참고해주시시오.

배아줄기세포주 제공(생명윤리 및 안전에 관한 법률 제34조)

※ 배아줄기세포주를 제공한 자는 보건복지부령으로 정하는 바에 따라 보건복지부장관에게 배아줄기세포주의 제공현황을 보고하여야 합니다.

배아줄기세포주연구(생명윤리 및 안전에 관한 법률 제35조)

※ 배아줄기세포주 연구자는 본교 IRB 개시승인/변경승인 -> 기관장(고려대학교 총장) 승인 -> 보건복지부장관에게 보고한 이후에 연구를 수행해야 하며, 관련 법령을 참고해주시시오.

2023년 07월 14일

고려대학교 생명윤리위원회 위원장

