creative commons

COMMONS DEED

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

dCollection

경영학 석사 학위논문

인공지능 의료서비스 제공자가 환자의 순응도에 미치는 영향

- 신체적 위험의 조절효과를 중심으로-

2021년 8월

서울대학교 대학원

경영학과 경영학 전공

이 혁 진

인공지능 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향

- 신체적 위험의 조절효과를 중심으로-

지도 교수 김 상 훈

이 논문을 경영학 석사학위논문으로 제출함
2021년 8월

서울대학교 대학원
경영학과 경영학 전공
이 혁 진

이혁진의 석사학위논문을 인준함

2021년 8월

위 원 장 _____ 박 성 호 _____

부위원장 _____ 박 기 완 _____

위 원 _____ 김 상 훈 _____

논 문 초 록

최근 인공지능이 급속도로 발전함에 따라 의료 분야에서 인공지능 기술을 도입하는 사례가 점차 증가하고 있다. 많은 병원들이 인공지능 기술을 도입하여 의사의 경험과 지식에만 의지해 왔던 기존의 패러다임에 벗어나 빅데이터를 활용한 임상적 의사결정과 환자 모니터링 등과 같은 의사들의 의료결정을 돕는 수단으로 유용하게 활용하고 있다. 이에 본 연구는 의료서비스 제공자가 인간 의사가 아닌 인공지능인 경우 환자들의 반응이 어떠한 메커니즘을 통해 형성되며 궁극적으로 환자 순응도에 어떠한 영향을 미치는지 탐색하기 위해 수행되었다. 구체적으로 의료서비스의 신체적 위험이 높은 상황과 약한 상황으로 분류하여, 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우에 비해 환자 순응도에 미치는 영향의 차이를 비교하였다.

심혈관 질환 시나리오를 가정한 실험1을 통해 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우보다 환자의 순응도가 낮게 나타나는 것을 입증하였고, 의료서비스 제공자에 대한 환자의 신뢰감이 이 과정을 매개하는 것을 검증하였다. 실험2에서는 인공지능에 대한 환자 불순응이 다른 질환(추간판탈출증)에도 동일하게 발생하는지를 확인하고, 의료서비스의 신체적 위험과 의료서비스 제공자의 상호작용을 파악하였다.

신체적 위험이 높은 경우 의료서비스 제공자가 인공지능일 때 인간 의사일 때보다 환자 순응도가 낮게 나타난 반면 신체적 위험이 낮은 경우 의료서비스 제공자의 유형이 환자 순응도에 유의한 영향을 미치지 않았다. 또한 실험3에서 연속적으로 확인한 의료서비스 제공자와 신체적 위험의 상호작용은 신뢰감에 의해 매개됨도 밝혔다. 이처럼 본 연구는 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 영향을 미치는 핵심 변수 간에 관계와 상호작용을 다각적으로 고찰함으로써, 의료서비스 제공자의 유형과 환자들이 지각하는 의료서비스의 신체적 위험의 수준에 따라 인공지능 의료마케팅에 필요한 전략을 제안하는 데 의의가 있다.

주요어 : 인공지능, 의료서비스, 신체적 위험, 신뢰, 환자 순응도

학　번 : 2017-24503

목 차

I. 서 론 1

II. 이론적 배경 및 연구 가설 6

2.1 의료서비스 제공자와 환자 순응도 6

2.2 신뢰감 13

2.3 신체적 위험 17

III. 연구 22

4.1 연구 1 22

4.2 연구 2 26

4.3 연구 3 32

IV. 결론 37

I. 서론

최근 의료 산업 분야에서 인공지능 기술의 활용이 급증하고 있다. 전 세계 의료 산업 시장에서 인공지능의 규모는 2020년 49억 달러에서 2026년 452억 달러로 성장할 것으로 예상되어 연평균 성장률이 44.9%에 이를 것으로 추정된다(Artificial Intelligence in Healthcare Market, 2020). 인공지능을 의료 분야에 적용한 대표적인 사례로 IBM이 개발한 '왓슨(Watson)'이 있는데, 암 환자의 증상을 왓슨에 입력하면 과거 수십 년의 임상 사례를 통해 확보된 케이스를 분석하여 환자에게 가장 적합한 치료법을 추천해 준다. 과거에는 사람의 손을 거쳐 노력과 시간을 필요로 했던 질환의 원인 분석 및 분류, 비슷한 증상을 검색하는 작업이 인공지능이 더욱더 빠른 속도로 시행해 주는 것이다. 이외에도 24시간 전에 심정지 발생을 예측해주는 '이지스', 국내 최초 복강경 수술 로봇 '레보아이(Revo-i)', 녹내장과 당뇨 망막병증 등의 눈 질환을 진단해주는 'IDx-DR' 등과 같이 최근에는 더욱 다양한 질환으로 진단 범위가 확장되고, 진단뿐 아니라 치료나 발병 예측, 예방으로 인공지능 의료분야 개입 단계와 역할이 확대되고 있다. 인공지능의 자동화된 의사결정 시스템은 비용 효율성 증대와 최적화된 의료서비스, 그리고 신속한 데이터 처리라는 장점 이외에도 인공지능은 이 모든 것을 인간보다 더 정확하게 해낸다는 강점을 지니고 있기 때문에 인공지능을 활용한 의료서비스는 환자와 의료진 모두에게 큰 가치를 제공한다. 이처럼

인공지능의 비용 효율적 측면을 강조하는 연구들은 많이 진행된 반면, 인공지능 의료서비스에 대한 환자들의 수용 의도 혹은 순응도에 관한 실증 연구는 아직 부족한 상태다. 따라서 본 연구는 인간과 비교하였을 때 인공지능 의료서비스 제공자가 환자의 순응도에 미치는 효과와 이러한 영향이 발생하는 원인을 분석하고자 한다.

본 연구진은 의료서비스 제공자가 인공지능일 경우 의료서비스 제공자의 처방을 따르고자 하는 정도가 낮게 형성될 것이라고 보았다. 의료 비용 절감과 진단 정확도 향상 등과 같은 인공지능의 뛰어난 장점에도 불구하고 의료계 내에서 인공지능에 저항하는 사람들의 현상에 관해 연구 결과가 보고된 바 있다. 의사들은 인공지능 시스템의 도움을 받아 진단을 내리는 것을 기피하고, 환자들은 인공지능보다 인간 의사에게 의료 서비스를 제공받기를 더욱 선호한다. 이와 같은 의료계 내의 인공지능 저항 현상의 원인으로는 인공지능의 획일화된(standardized) 데이터 처리방식, 지각된 공감 능력의 부재(less empathetic), 그리고 인공지능으로부터 느껴지는 기이한 감정(feeling of eeriness)과 같은 다양한 심리적 요인이 있지만, 본 연구에서는 의료 행위는 일종의 서비스라는 인식의 전환에 따라 의료서비스 제공자와 환자 간의 신뢰적 관계가 선행되어야 의료서비스 제공자에 대한 환자의 순응도가 높아질 것이라 예상하고, 환자가 인공지능의 처방에 순응하지 않는 이유는 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감 부족 때문이라고 보았다.

신뢰는 거래 관계에서 만족과 재구매의도에 긍정적인 영향을 미치는

요소로서 성공적 서비스 마케팅을 위한 핵심 변수라고 할 수 있다(Berry and Parasuraman, 1991). 소비자는 과거 경험한 서비스 제공자를 신뢰하지 않는 경우 이들이 제공하는 서비스에 대한 만족도가 낮게 나타나는 반면 서비스 제공자를 신뢰하는 경우 제공받는 서비스에 대해서 긍정적 반응을 지니게 되고 안전함을 느끼게 된다(Ciou et al., 2002; Andaleeb, 1996). 특히 의료서비스는 일반 서비스의 무형성, 이질성, 비분리성과 같은 특성을 지니고 있으면서 동시에 환자의 생명을 직접적으로 다루는 고관여, 고위험 서비스이기 때문에 환자들이 서비스 품질 평가에 어려움을 겪는 경우가 많다. 이러한 특성으로 인해 환자들은 의료서비스 제공자를 통해 의료서비스의 품질을 판단하기 때문에(Bitner, 1997), 신뢰를 바탕으로 환자들에게 고객지향적인 서비스를 제공하는 것이 중요하다. 또한 신뢰는 컴퓨터 기기에 대한 인간의 감정적, 행동적 반응을 설명하는 변수로 자주 활용되어져 왔기 때문에 인간과 인공지능 사이의 관계도 효과적으로 설명할 수 있을 것으로 기대된다(Sheridan, 1975). 따라서 본 연구진은 환자가 인간을 대할 때와 유사한 방식으로 인공지능 의료서비스 제공자와 상호작용하며 그 과정에서 형성되는 인공지능에 대한 신뢰감이 환자의 순응도에도 긍정적으로 작용할 것으로 예상한다.

다음으로 의료서비스의 위험도에 따라 의료서비스 제공자가 환자의 순응도에 미치는 영향에 차이가 있는지를 검증하기 위해 의료서비스 구매 과정에서 가장 크게 지각될 것으로 예상되는 신체적 위험에 집중하였다.

신체적 위험은 Jacoby and Kaplan(1972)의 연구에서 사용된 지각된 위험의 하위 위험 유형 중 하나로서 서비스 품질과 기능으로 인해 신체에 가해질 물리적 위험을 의미하며, 인간의 신체와 생명을 직접적으로 다루는 의료서비스 영역에서 가장 두드러지는 위험이라 할 수 있다. 지각된 위험은 제품구매나 서비스 수용에 부정적인 영향을 미치는데, 구체적으로 지각된 위험이 높아 심리적 불편감을 느끼게 된다면 해당 서비스에 대하여 부정적으로 평가하게 되고, 이는 서비스 수용에 걸림돌이 된다(Featherman and Pavlou, 2003). 따라서 본 연구진은 높은 신체적 위험의 상황에서 환자들은 인간 의사에 대해선 신뢰감이 높기 때문에 여전히 높은 순응도를 보일 것이나, 신뢰감이 적은 인공지능 의료서비스 제공자의 처방에는 순응하길 꺼릴 것이고, 반대로 행동 의도에 영향을 주지 않을 정도로 낮은 신체적 위험의 상황에선 의료서비스 제공자의 유형에 영향을 받지 않을 것으로 보았다. 본 연구에서는 환자들에게 처방하는 치료를 수술 치료와 비수술 치료(약물치료, 운동 치료)로 구분하여 신체적 위험의 수준을 조작하고 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 순응도에 미치는 신체적 위험의 조절 효과를 확인하고자 한다.

본 연구는 의료서비스 영역에서의 환자의 순응도에 영향을 미치는 핵심 변수들 사이의 관계와 기저 논리를 조명함으로써 1) 의료서비스 제공자가 환자의 순응도에 미치는 영향과 해당 효과가 발생하는 기저 원인을 다각적으로 검증하고 2) 인공지능 의료서비스에 대한 환자 순응도를 높일 수 있는 전략적 방안을 제시하고자 한다. 연구 목적 달성을

위해 각 실험마다 각기 다른 질환을 앓고 있는 상황과 각 질환에 맞는 치료법을 제시하는 상황을 가정하여 총 세 차례에 걸쳐 실증분석을 시행하기로 한다. 먼저 의료서비스 제공자(인간 의사 vs 인공지능)가 환자의 순응도에 미치는 영향의 차이를 파악한 후, 환자 순응도가 신뢰감에 의해서 매개되는지를 검증하고자 한다. 나아가 의료서비스의 신체적 위험을 비수술 치료와 수술치료로 구분하여 신체적 위험의 조절 효과를 규명하여, 인공지능에 대한 환자 불순응을 감소시킬 수 있는 전략적 시사점을 모색하고자 한다.

II. 이론적 배경 및 연구 가설

2.1 의료서비스 제공자와 환자 순응도

의료서비스는 일반 서비스와는 다르게 고도의 전문성과 과학적 기술을 포함하는 서비스 분야로, 의료인이 주체가 되어 환자의 증상에 맞는 적절한 처치와 투약을 통해 질병을 진단하고, 치료하고, 관리하는 행위와 연관된 직·간접적인 서비스를 총칭한다(World Health Organization, 2000). 의료서비스는 서비스의 내용이 소비자의 주관적 판단에 의해 결정되는 것이 아닌 의사의 재량에 의해 최종적으로 결정되기 때문에 정보의 비대칭성과 불완전성으로 인한 위험을 내포하는 경우가 많다(김미라 & 이기춘, 2004). 인간의 신체와 생명이 직접적으로 연관되어 있다는 점에서 일반 서비스와는 구분되지만, 의료서비스는 서비스의 무형성, 이질성, 비분리성의 특성을 동일하게 지니고 있기 때문에 서비스를 경험하기 전에 품질을 판단하기 어렵다는 일반 서비스의 특성을 포함하고 있다고 할 수 있다. 또한, 의료서비스의 신뢰품질적 요소는 환자로 하여금 서비스를 경험한 이후에도 서비스 품질 평가를 어렵게 만든다(Trawick and Swan, 1981).

서비스 품질 판단이 용이하지 않은 특성으로 인해 환자들은 서비스 제공자, 즉 의료행위를 시행하는 의사들을 통해 의료서비스의 품질을 판단하게 된다(Bitner, 1995). 의료서비스 품질 판단에 있어서 환자들이

가장 중요하게 생각하는 것은 인적 서비스 요인이라는 것이 여러 연구에서 밝혀진 바 있는데, 특히 의료서비스와 같은 전문적인 분야에서는 핵심서비스가 부가적 서비스보다 고객 만족에 결정적인 영향을 미치게 되고(Das and Sohnesen, 2007), 여기서 말하는 의료서비스 분야에서의 인적 서비스 요인이라는 것은 의료진과의 관계, 의사의 진료, 의사의 보살핌, 의사의 노력 등과 같은 의사의 진료와 관련된 전반적 서비스 요인을 의미한다(Das and Sohnesen, 2007; Choi, Lee, Kim and Lee, 2005, Al-Mailam, 2005). 다시 말해, 의료서비스 접점에 있는 의료서비스 제공자는 환자와의 관계 형성과 의료서비스 평가에 상당한 영향을 미치며, 이는 환자-의료서비스 제공자와의 상호작용이 높을수록 더욱 두드러진다고 할 수 있다(Gremler and Gwinner, 2000).

의료기술의 발전이 빠르게 이루어지면서 의사들이 학습해야 하는 최신 의료정보가 점차 늘어나는 가운데 가용 시간 내에 환자를 진료하고 최신 의학 정보를 학습하여 진료에 활용하는 것은 어려운 일이다. 이러한 현실적인 문제로 인하여 현재 이루어지는 진료 중 20%만이 근거를 기반(evidence-based)하여 진행되고 있으며(Kumar & Nash, 2011), 이를 극복하여 의학적 근거의 접근성을 높이고 활용도를 향상하기 위하여 의료산업에 인공지능 기술이 도입되고 있다(신은규 & 서상연, 2020). 가장 대표적으로 가천대학교 길병원이 국내 최초로 도입한 'IBM 왓슨 포 온콜로지'라는 인공지능 소프트웨어가 있다. 2013년 당시 왓슨은 200만 페이지 분량의 의학 저널과 임상 데이터, 그리고 60만 건의 의학적 근거를

학습하였고, 현재에도 이러한 패턴의 학습을 스스로 진행하여 암 환자의 진료 기록, 검사 기록 등의 정보를 기반으로 치료법을 권고하여 의사의 결정을 돕는 역할을 한다(천관주 & 신은규, 2019). 이러한 왓슨의 빠른 학습법은 매일 같이 쏟아져 나오는 엄청난 양의 의학 정보와 임상 결과들을 신속하게 적용하여 환자의 치료에 이용할 수 있다는 장점이 있다. 이와 같은 인공지능 의료 기술은 가용 시간의 대부분을 외래 진료에 집중해야 하는 의사들이 의학 문헌들을 학습하는 데 필요한 물리적 시간을 줄여주고(신은규 & 서상윤, 2020), 의료영 상데이터 분야 영상 분석의 오진율을 감소시키며(Lunit), 환자들의 건강을 실시간으로 확인하여 치료 효과를 개선하고(Labovitz, 2017), 의료 데이터베이스의 관련성을 개발하여 임상적인 통찰을 제공한다(Amisha & Vyas, 2019). 또한, 인공지능 기술은 부적절한 비용을 감소시켜줄 뿐만 아니라 진단 정확도에서도 다양한 맥락에서 인간 의사보다 더 나은 정확도를 보인다고 하는데(Arkes et al., 2007), 이는 급성 맹장염(De Dombal & McAdam, 1991), 심장 허혈(Corey & Merenstein, ddd), 편도염(Arkes et al., 2007) 등 다양한 질환에 걸쳐 입증된 바 있다.

인공지능이 주는 진단, 치료, 모니터링, 임상적 의사결정의 이점에도 불구하고 의료계 내에서 인공지능의 예측과 판단을 신뢰하지 못하는 현상이 자주 보고되고 있다. 1차 진료자들을 대상으로 하는 현장 실험을 통해서 의료진의 컴퓨터 시스템에 대한 저항을 확인한 연구 결과가 있는데, 실험에 참여한 46명의 진료자는 컴퓨터의 제안 중에 41%만을 채택하고

나머지 치료 대안에 대해선 크고 작은 반대 의사를 밝혔다(Keeffe et al., 2005). 또한, 연구진은 치료 유형의 지각된 위험에 따라 컴퓨터의 제안 수용도가 달라지는 것을 발견하였는데, 컴퓨터가 약물치료를 제안한 경우 제안 채택률이 25%에 그친 반면 운동요법을 제안한 경우 채택률이 59%까지 상승하는 것을 확인하였다. 또한, 의사나 재무 관리사와 같은 전문가들에 대한 높은 신뢰가 지각된 유능감을 높이며, 이러한 인식이 전문가들로 하여금 컴퓨터나 소프트웨어의 의사결정 도움을 받기를 꺼리게 만드는 경향이 있다고 한다(Armstrong, 1980; Arkes et al. 2007; Green and Armstrong 2007).

인공지능 저항은 의료진뿐만 아니라 환자의 의사결정 상황 속에서도 일어난다. Promberger and Baron(2006)은 관상동맥 우회 수술 시행 여부를 결정하는 시나리오 상황을 통해 인공지능 저항을 확인한 결과, 인공지능 의료서비스 제공자에게 수술 제안을 받은 응답자들의 수술 추천 수용 의도가 더 낮다는 것을 증명하였다. 응답자들은 수술 치료를 제안한 의료서비스 제공자가 인간인 경우 인공지능인 경우보다 제안을 따르지 않았을 때 자신의 결정에 대한 더 큰 책임감을 느끼고, 이를 회피하기 위하여 인간 의사의 치료에 더욱 순응하는 것으로 나타났다. Promberger and Baron(2006)의 연구는 의사들의 인공지능 저항을 환자들에게도 동일하게 발생할 수 있음을 실증한 연구라는 점에서 의의가 있지만, 의료서비스 제공자에 대한 진단 예측도와 같은 정보가 응답자들에게 전혀 주어지지 않았다는 한계점이 존재한다. 이를 보완하기 위한 실험연구로

인공지능과 인간 의사 간의 진단 예측도의 차이를 조작하여 응답자들의 수술 추천 수용 의도를 확인한 연구가 있는데, Longoni, Bonezzi & Morewedge(2019)는 의료서비스 제공자의 수행 정확도(performance accuracy rate)의 차이를 작게는 3% 크게는 5%까지 설정하고 예방, 진단, 시술의 세 가지 상황별로 인간 의사와 인공지능에 대한 선호도를 각각 측정하였다. 그 결과, 응답자들은 실력이 뛰어난 의료서비스 제공자를 선호하는 경향이 그 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우보다 인간인 경우에 더욱 강하게 나타났다. 연구진은 환자들의 인공지능 저항에 대한 심리적 매개 요인으로 표준화(standardized)된 인공지능 데이터 처리 능력으로 인해 환자 개인의 '고유한 특성이 무시될 것 같은 우려감(uniqueness neglect)'을 지적하였고 스스로 지각하는 자신의 고유한 정도가 높은 사람일수록 이러한 우려감이 더욱 많이 발생하여 인공지능 의료서비스 사용 의도가 낮게 형성되는 것을 확인하였다.

이와 같은 현상을 설명할 때 가장 많이 인용되는 선행적 근거는 '불쾌한 골짜기(uncanny valley)'이다. 이는 로봇 공학자 Mori(1970)가 처음 제안한 개념으로써 로봇의 외모나 행동이 인간과 유사할수록 로봇에 대한 호감도가 상승하지만, 어느 시점에 다다르면 부정적 감정이 발생하고 호감도가 급격하게 떨어진다고 하는데, 호감도가 급격하게 하강하는 이 지점이 골짜기(valley)이며 이후 인간과의 유사도가 더 이상 인간과 구별하기 힘들 정도가 되면 호감도가 급격히 재회복 된다는 것이다. 불쾌한 골짜기는 많은 연구자의 관심을 끌었고 이를

증명하기 위한 실증 연구들이 다수 진행되었다(Hanson et al. 2005; Ho, MacDorman, Pramono 2008; Saygin et al., 2011).

불쾌한 골짜기의 존재를 밝히는 연구 결과들은 여럿 존재하지만 이러한 현상이 발생하는 이유에 대해선 연구자마다 각기 다른 설명을 제시한다. 인간과 외관이 흡사한 휴머노이드 로봇에 대해서 Seyama & Nagayama(2007)은 로봇의 비정상적인(abnormal) 얼굴 외형이 사람들로 하여금 기이한 감정을 일으키는 것이라고 주장하였고, MacDorman and Ishiguro(2006)는 이들이 사체를 상기시키기 때문이라고 주장하였다. Urgen et al.(2018)는 불쾌한 골짜기의 원인을 대상과의 감정의 교감이 일어나지 않기 때문이라고 주장하였다. Kaplan(2004)은 사람들이 신기술에 저항하는 근본적인 이유를 인간의 고유성이 위협받을 것이라는 두려움 때문이라고 주장하며, 우리의 실존적 자아와 인간성의 본질을 재정립해야 한다고 주장하였다. 로봇의 외모와 행동에 초점을 맞춰 본 현상을 설명하는 대부분의 연구와는 다르게, Gray & Wegner(2012)는 인공 지능이 인간의 진정한 정신 능력을 갖출 수 없다는 믿음(Searl, 1990)에 반하여 인간의 마음을 가지고 있는 것처럼 보인다면 불안한 감정을 유발할 수 있다고 주장한다. 즉, Gray & Wegner(2012)는 인간과 유사한 휴머노이드 로봇의 특징 중 인간의 고유한 영역인 '마음(mind)'에 초점을 두고 불쾌한 골짜기 현상을 조명하였다. 이러한 선행연구 결과들을 종합해보면, 불쾌한 골짜기 현상은 외형이 없더라도 인간과 같이 마음이 있는 것처럼 보이는 인공지능에게도 동일하게 일어날

것으로 예상되며, 인공지능으로부터 경험하는 불편한 감정이 의료서비스 영역에서는 인공지능의 처방에 따르지 않는 환자의 불순응으로 나타날 것으로 예상한다.

의료서비스의 성공적인 결과를 위해선 의료서비스 제공자의 역할 뿐 아니라 환자가 의료서비스 제공자의 처방을 실제로 이행하는 것이 중요하다. 본 연구에선 이를 '환자 순응도'라고 하는데, 순응도는 의무를 성실하게 이행하는 정도를 의미한다(서보경, 김성호, 2019). 이를 의료서비스 고객인 환자에게 적용한다면 '의사가 추천한 처방을 환자가 따르는 정도'라고 할 수 있다. 정형식 외. (2012)는 의료기술의 꾸준한 발전에 비하여 환자의 치료 순응도는 상대적으로 매우 낮은 수준임을 지적하였고, Griffith(1999)는 치료에 대한 불순응(noncompliance)은 의료계 내에서 해결해야 할 과제이면서 동시에 개인의 건강을 넘어선 사회적인 시간, 자원, 경제의 낭비를 유발하고 있다고 주장한다. 인간 의사에 대한 환자 불순응도 이럴진대 인공지능 의료서비스에 대한 불순응은 더 심할 것으로 예상된다. 신은규 & 서상윤(2020)에 따르면 환자들은 인공지능 의료서비스 도입 초창기에 있어 서비스 품질에 대한 신뢰나 이용 경험이 충분하지 않기 때문에 인공지능 의료서비스에 대해 신체적, 재무적, 성과적 위험을 지각하게 되고 이러한 지각된 위험들이 공존하여 인공지능 의료서비스 이용 의도를 저해하는 요인이 될 수 있다고 주장한다.

기존 의료서비스 품질에 관한 선행연구는 신뢰가 의료서비스 만족도,

재이용 의도 등과 같은 종속변수에 미치는 영향을 주로 확인하였지만 이는 일반 서비스와는 본질적으로 다른 의료서비스의 특성을 반영하기 어렵다는 단점이 있다(정형식 외, 2015). 의료서비스의 본래 목적은 환자의 질병을 치료하고 건강을 개선시키는 데 있기 때문에 단순히 친절한 서비스 응대를 받는 것에 만족하는 감정적 충족에 그치지 않고 의료서비스 제공자의 처방을 환자들이 실제로 이행하는 것이 중요하다. 재이용 의도와 같은 경우에도 의료 기관 간의 의료기록의 공유가 용이하지 않고 주치의와의 관계 때문에 환자는 의료서비스 평가와는 관계없이 동일한 의료기관에 고착화되어 재이용 의도가 높게 형성될 수 있다. 따라서 본 연구는 의료서비스 만족도나 재이용 의도가 아닌, Longoni, Bonezzi & Morewedge(2019)의 선행연구에서 사용하였던 '인공지능 처방을 준수하는 정도', 즉 환자 순응도를 측정하여 환자들의 인공지능 저항을 확인하고자 한다.

2.2 신뢰감

국민의료보험의 확대 실시, 경제 성장, 의식 수준 향상으로 인해 의료 행위에 대한 인식이 서비스로 전환이 되고, 환자는 고객이라는 인식이 강화되면서 환자-의사와의 상호작용적 마케팅이 중요해지고 있다(김상우, 2007). Berry and Parasuraman(1991)은 효과적으로 서비스를 마케팅하는 것은 곧 신뢰를 관리하는 것이라고 주장하였는데, 이는 신뢰가 고객과 기업 간의 관계 형성에 중요한 요인이기 때문이다. 특히

의료서비스의 경우 무형성, 이질성의 서비스 고유 특성을 넘어서 환자의 생명을 다루는 고관여, 고위험 서비스이기 때문에 환자들은 자신이 받는 수술이나 투약 등의 치료법을 기술적으로 전부 이해하기가 어렵고, 이와 같은 정보의 비대칭성으로 인한 서비스의 불확실성이 높다. 이러한 특성으로 인해 환자들은 의료서비스 제공자를 통해 의료서비스의 품질을 판단하기 때문에(Bitner, 1997), 환자들의 신뢰를 바탕으로 고객지향적인 서비스를 제공해야 하는 것이 중요하다(배병렬, 이민후, 2011).

신뢰는 영역에 따라 다양하게 정의되지만, 일반적으로 사회적, 경제적, 문화적 상호작용 속에서 불확실성을 감소시키는 중요한 요인으로 다루어진다. Schurr와 Ozanne(1985)은 신뢰를 '거래대상자의 말 또는 약속이 믿을 만하고, 그들이 의무를 완수할 것이라는 믿음'으로 정의하였고, Moorman, Deshpande, and Zaltman(1993)는 '확신을 가지고 거래상대를 믿으려는 의지'로 신뢰를 정의하였으며, Crosby, Evans, and Cowles(1990)는 '교환파트너들 간의 이익을 지속할 수 있도록 행동할 수 있게 해주는 신념'이라고 정의하였다. 또한, Mayer, Davis, and Schoorman(1995)는 신뢰를 '거래상대의 행동을 확인할 수 없는 상황속에서 거래 상대에게 돈, 개인정보, 시간과 같은 자신의 중요한 자원을 의탁할 수 있는 믿음 혹은 행위'라고 정의하였다. 마케팅 분야에서 신뢰는 '서비스 교환과정에 확신을 줄 수 있는 거래대상자에 대한 믿음이나 정직함에 대한 확신'을 의미한다(이은미, 전중옥, 김윤경, 최원일, 2009). 이외에도 다양한 신뢰의 정의가 존재하나, 일반적으로

채택되고 있는 Moorman, Deshpande, and Zaltman(1993)의 정의를 본 연구에 적용하여 '확신을 가지고 의료서비스 제공자를 믿으려는 의지(willingness to rely on)'로 정의한다.

거래 관계에서 신뢰는 만족과 재구매의도에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 알려진다. Chiou et al.(2002)는 과거 경험한 서비스 제공자를 신뢰하지 않는 소비자는 이들이 제공하는 서비스에 대한 만족도가 낮게 나타난다고 하며, Andaleeb(1996)은 이와는 반대로 소비자가 신뢰하는 서비스 제공자가 제공하는 서비스에 대해선 긍정적 반응을 보이고 더 나아가 부정적 결과를 초래하지 않을 것이라는 믿음을 지니게 되어 소비자로 하여금 안전함을 느끼게 한다고 주장한다. 또한, 신뢰는 서비스 마케팅에서 관계 마케팅의 출발점이고(MacNeil, 1980), 신뢰로 인해 특정 서비스 제공자와 관련된 지각된 위험이 낮아지게 되면 미래에 재구매를 유발하게 되며(Zeithaml, 1981), 미래에 서비스 제공자의 행동을 자신 있게 예측할 수 있게 해준다(Sirdeshmukh et al., 2002). Crosby et al.(1990)은 이처럼 판매원에 대한 신뢰는 소비자로 하여금 재구매의사를 높인다고 보았고, Chiou et al.(2001)은 서비스 제공자에 대한 신뢰는 재구매와 충성도에 유의한 정적 영향을 미친다는 것을 입증하였다.

사람 간의 관계를 설명하는 데 중요한 개념으로 사용된 신뢰는 사람-컴퓨터 간의 관계를 설명하는 데 좋은 기초를 제공한다. Lee & See(2004)는 사람들이 자동화 기기의 기능을 거부하는 현상은(automation disuse) 신뢰와 같은 개인의 특정한 감정과 태도에

따라 달라질 수 있다고 주장하고, Sheridan(1975)은 신뢰가 사람 사이의 관계를 중재하는 것처럼 사람과 인공지능 사이의 관계도 중재할 수 있다고 주장한다. Fox & Boehm-Davis(1998)의 연구에선 신뢰가 내비게이션에 의해 제공되는 교통 정보에 대한 운전자의 반응을 설명하는 변수로 사용되었고, Tenny, Rogers, & Pew(1998)의 연구에선 비행기 조종 자동화에 대한 조종사의 인식을 설명하는 변수로 사용되었다. 최근에는 인터넷 쇼핑이나 인터넷 뱅킹과 같은 인터넷 기반 애플리케이션과의 상호작용을 설명하는 유용한 개념으로 신뢰가 활용되고 있다(Corritore, Kracher, & Wiedenbeck, 2001b; Kim & Moon, 1998). Castelfranchi & Falcone(2000)에 의하면 에이전트의 은유(metaphor)가 무생물(inanimate)에서 애니메이션 소프트웨어로 흐름이 변화하고, 또한 컴퓨터가 지원하는 작업이 보편화함에 따라 신뢰가 점점 더 중요해질 것이라고 한다. Promberger & Baron(2006)은 인공지능 의료서비스 추천에 대한 저항을 확인하는 실험연구에서 인간 의사와 인공지능에게 동일한 처방을 추천받은 참여자들이 인공지능의 추천에 대하여 더욱 낮은 신뢰를 보인다는 것을 입증하였다.

선행연구를 종합해보면 인간은 사람을 대할 때와 유사한 방식으로 컴퓨터와 상호작용 하며 그 과정에서 신뢰가 인공지능 서비스 만족도에 중요한 변수로 작용한다고 할 수 있다. 거래 관계에서 신뢰는 서비스 만족과 재구매의도에 긍정적인 영향을 미치기 때문에 의료서비스 영역에서도 의료서비스 제공자에 대한 신뢰가 환자 순응도에도 긍정적으로

작용할 것으로 예상한다. 즉, 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 의료서비스의 신체적 위험을 감소시켜주고 이는 의료서비스에 대한 환자 순응도를 향상해주는 역할을 할 것으로 예상된다. 따라서 앞서 제시한 가설1의 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 불순응은 인공지능에 대한 신뢰가 관계적인 면에서 인간 의사에 대한 신뢰보다 낮게 형성되기 때문이라고 본 연구에서 가정한다.

가설 1a: 의료서비스 제공자가 인공지능일 경우 인간 의사에 비해서 환자들은 더 낮은 환자 순응도를 보일 것이다.

가설 1b: 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향은 '신뢰감' 이 매개할 것이다.

2.3 신체적 위험

의료서비스는 서비스의 내용이 의사의 재량에 의해 결정되기 때문에 정보의 비대칭성과 불완전성으로 인한 위험을 내포하는 경우가 많고, 인간의 신체와 생명을 직접적으로 다룬다는 점에서 신체적 위험이 가장 두드러지는 서비스라고 할 수 있다. 신체적 위험은 Jacoby and Kaplan(1972)의 연구에서 사용된 지각된 위험의 하위 위험 유형 중 하나로 이외에도 재무적(financial)위험, 성능(performance)위험, 사회적(social)위험, 심리적(psychological)이 있다. 이 중 의료서비스 구매 과정에서 가장 크게 지각될 것으로 예상되는 위험은 신체적 위험으로

본 연구의 목적에 맞게 '의료서비스 품질과 기능으로 인해 신체에 가해질 물리적 위험'이라고 정의한다.

지각된 위험은 Bauer(1960)가 처음 고안한 개념으로 제품 및 서비스의 구매과정에서 중요한 결정요인으로 작용하는 변수이다. 지각된 위험은 제품구매나 서비스 수용에 부정적인 영향을 미치는데, 구체적으로 지각된 위험이 높아 심리적 불편감을 느끼게 된다면 해당 서비스에 대하여 부정적으로 평가하게 되고, 이는 서비스 수용에 걸림돌이 된다(Featherman and Pavlou, 2003). Laroche et al.(2005)는 지각된 위험이 높을수록 구매 의도에 영향을 미치게 되어 소비자들로 하여금 구매 의사결정을 망설이게 한다고 주장하였고, Greatorex and Mitchell (1993)에 의하면 소비자의 위험지각이 개인의 수용 정도보다 낮은 경우에는 행동 의도에 영향을 주지 않으며 무시되는 경향이 있다고 주장하였다. Keeffe et al.,(2005)은 컴퓨터가 제안하는 치료의 지각된 위험에 따라 의료진들의 컴퓨터 제안 수용률이 달라짐을 입증하였는데, 컴퓨터가 약물치료를 제안한 경우 제안 채택률이 25%에 그친 반면 운동요법을 제안한 경우 채택률이 59%까지 상승하는 것을 확인하였다.

인공지능이 제안하는 치료의 신체적 위험에 따라 메시지 채택률이 달라지는 현상을 Petty and Caioppo(1981)의 정교화 가능성 모델(ELM: Elaboration Likelihood Model)을 통하여 설명이 가능하다. 정교화 가능성 모델은 태도 형성의 두 개의 경로인 중심경로(central route)와 주변경로(peripheral route)를 설명하고 있으며, 여기서 정교화란 개인이

메시지 정보에 관심을 기울이며 자신의 욕구와 연관 지어 정보를 처리하고자 하는 정도를 의미한다. 정교화 가능성이 높을 때 중심경로를 통해 태도를 형성하고 낮을 때는 주변경로를 통해 태도를 형성하게 된다. 정교화 가능성은 정보처리 동기(motivation)와 능력(ability)에 의해 결정되는데, 특히 동기와 관련된 변수로는 관여도가 있다. 구체적으로 자신과 관련성이 높거나 중요한 상황의 경우, 관여도가 높아져 정보처리에 대한 동기가 높아지게 되고, 중심경로에 따라 태도가 형성된다(이학식 외, 2000). 의료서비스의 신체적 위험이 높은 경우, 환자들은 의료서비스 제공자에 대한 정보처리 동기가 높아지게 되고, 의료서비스 제공자가 인간 의사일 때 같은 인간이라는 점에서 인간의 이해도, 즉 정보처리 능력 또한 높기 때문에 중심경로에 따라 태도가 형성되고, 이는 인간 의사에 대한 신뢰가 증가하는 요인이 될 수 있다. 그러나, 의료서비스의 신체적 위험이 낮은 경우, 의료서비스 제공자에 대한 정보처리 동기가 낮아지기 때문에 주변경로를 통해 태도를 형성하게 되고, 의료서비스 제공자의 특성이 상대적으로 덜 중요해지게 된다.

한편 의료서비스의 신체적 위험을 관여도의 관점에서 살펴보면, 사회판단이론을 통해 신체적 위험의 조절효과를 설명하는 것이 가능하다. 사회판단이론(social judgment theory)에 의하면 개인의 관여도에 따라 메시지 수용 영역, 거부 영역, 중립 영역의 범위가 설정된다(Sherif, 1967). 즉, 관여도가 높을수록 자신의 의견에 반하는 메시지에 대해 수용 영역이 좁고 거부 영역이 넓기 때문에 관여도가 높은 대상에 대한

소비자의 태도는 설득적 메시지에 노출되더라도 쉽게 변화되지 않는다. 반면에 관여도가 낮을수록 수용 영역이 넓고 거부 영역이 좁기 때문에 저관여 소비자는 설득적 메시지를 쉽게 수용하고 이는 태도의 변화로 이어지기 쉽다. 또한 관여도가 높은 소비자는 자신의 수용범위 내에 있는 메시지는 실제보다 더 호의적으로 평가하는 동화효과(assimilation effect)를 보이는 반면, 거부 영역 내에 있는 메시지는 실제보다 더 부정적으로 평가하는 대조효과(contrast effect)를 보이는 경향이 있다. 위의 이론적 설명을 의료서비스에 적용하면 다음과 같은 설명이 가능하다. 의료서비스 제공자가 자신과 같은 인간인 경우 환자는 자신이 수용할 수 있는 범위 내에 있는 처방을 전달받는 경우가 된다. 이런 상황에서 신체적 위험이 높은 환자는 낮은 환자보다 의료서비스 제공자의 처방을 더욱 긍정적으로 평가하는 동화효과를 보이게 된다. 반대로 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 환자는 수용하기 어려운 범위의 메시지를 전달받게 되는 경우다. 이런 상황에서는 신체적 위험이 높은 환자는 낮은 환자보다 의료서비스 제공자의 처방을 더욱 부정적으로 받아들이는 대조효과를 보이게 된다. 이러한 근거에 기반하여 신체위험이 높은 환자는 기존 지식을 바탕으로 의료서비스 제공자의 처방을 편향적으로 처리하여 동화효과나 대조효과를 나타낼 가능성이 높은 반면, 신체 위험이 낮은 환자는 이러한 효과가 발생하지 않는다고 할 수 있다(임종원 외 2006).

이를 종합해보면, 의료서비스의 신체적 위험이 클수록 환자들은 인공지능 의료서비스 제공자에 대하여 신뢰감이 감소하고 이는 낮은

순응도로 연결되지만, 인간 의사에 대하여 반대로 신뢰감이 증가하기 때문에 높은 순응도로 연결된다고 할 수 있다. 또한, 행동의도에 영향을 주지 않을 정도로 낮은 신체적 위험의 상황에선 인간 의사를 대할 때와 마찬가지로 인공지능 의료서비스 제공자의 처방에도 순응할 것이다. 따라서 본 연구에서는 환자들에게 처방하는 치료를 수술 치료와 비수술 치료로 구분하여 신체적 위험의 수준을 조작하고 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 순응도에 미치는 신체적 위험의 조절 효과를 확인하고자 한다. 질병마다 다소 차이가 있을 수 있지만, 수술적 치료는 비수술적 치료에 비해 회복이 빠르고 통증 조절에 유리하며 고령 환자에게 발생하는 전신적 합병증을 예방할 수 있다는 장점이 있으나, 수술 자체로 인한 출혈이나 감염, 정맥혈전, 폐색전, 피부 및 힘줄의 괴사, 전신 마취로 인한 전신 상태 악화 등의 여러 합병증의 큰 부작용이 존재하기 때문에 수술치료의 신체적 위험은 비수술 치료보다 높다고 할 수 있다(홍창화 외, 2005).

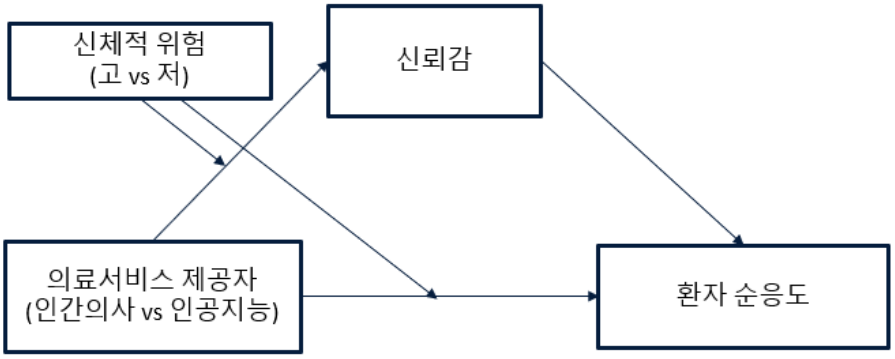
가설 2a: 신체적 위험이 높은 경우, 의료서비스 제공자가 인공지능일 때 인간 의사일 때보다 환자들은 더 낮은 순응도를 보일 것이다.

가설 2b: 신체적 위험이 낮은 경우, 의료서비스 제공자에 따른 환자들의 순응도의 차이는 나타나지 않을 것이다.

가설 3: 의료서비스 제공자와 신체적 위험의 상호작용이 환자 순응도에

미치는 영향은 '신뢰감'이 매개할 것이다.

<그림 1>연구 모형



III. 연구

3.1 연구 1

실험 대상 및 방법 실험 1을 통해 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우에 비해 환자 순응도가 낮게 나타나는지 확인하고자 하며, 이를 신뢰감이 매개하는지를 검증하고자 한다. 가설 검증을 위해 선행연구의 심혈관 질환 시나리오를 이용하여 온라인 설문을 실시하였다(Longoni, Bonezzi & Morewedge, 2019). Amazon MTurk을 통해 현재 미국 거주 중인 총 189명의 미국인을 대상으로 퀄트릭스(Qualtrics)로 제작한 온라인 설문을 진행했으며 설문에 대한

보상으로 $0.5(USD)를 지급했다. 참가자들은 두 개의 실험조건 중 하나에 무작위로 할당되었으며, 결과의 분석에는 SPSS 21.0이 사용되었다.

실험 시나리오 실험 디자인은 의료서비스 제공자를 인간 의사(human physician) vs 인공지능(AI) 집단으로 나눈 집단 간 디자인으로 설계되었다. 응답자로 하여금 자신이 관상동맥 우회 수술을 고려하고 있는 환자임을 상상하게 한다. 수술 시행 여부를 결정하기 위한 MRI 정밀검사를 진행하고, 검사 결과가 나오면 검사 결과를 분석하여 이를 토대로 의료 결정을 내리는 두 가지 유형(인간 의사 vs 인공지능)의 의료서비스 제공자가 있다는 사실을 응답자에게 알린다. 인간 의사는 자신의 임상 경험과 판단력을 가지고 환자와 유사 질환을 가진 환자들의 케이스를 비교하며, 인공지능은 알고리즘을 통하여 환자의 검사 결과를 유사 질환을 가진 환자들의 케이스와 비교하여 최종적으로 수술 시행 여부에 관한 판단을 내린다. 이와 같은 사실을 알리고 나면 응답자들에게 관상동맥 막힘 정도, 혈압, 심전도, 콜레스테롤 수치 등과 같은 수술을 결정하기 전 필요한 가상의 건강 검진 결과를 제공한다. 혈압은 높음, 심전도 정상, LDL콜레스테롤 수치 매우 높음, 관상동맥 막힘 없음으로 건강 상태를 설정하였고 이는 선행연구에서 사용한 수치를 동일하게 사용한 것이다. 모든 응답자에게 공통된 심장질환 시나리오와 검사 결과를 보여준 뒤에 이들을 진단 예측도가 같음을 전제로 한 2가지 집단(인간 의사 vs 인공지능)에 무작위로 할당한다. 각 집단의 의료서비스 제공자는

검사 결과를 바탕으로 수술 필요 여부를 판단하여 수술을 추천해준다. 두 집단의 응답자는 자신이 배정받은 의료서비스 제공자에게 수술 치료를 처방받게 되고 응답자들이 이에 준수하고자 하는 정도, 즉 환자 순응도를 측정하고 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감을 5개의 문항을 통해 측정한다.

변수의 측정 본 연구의 매개변수인 신뢰감은 Doney and Cannon(1997)이 사용한 문항들을 본 연구에 맞게 수정하였다. 측정 문항으로는 '나는 의료서비스 제공자의 추천을 믿는다', '나의 의료서비스 제공자는 믿을 만하다', '의료서비스 제공자는 의료결정을 내릴 때 나의 복지를 고려한 것이 틀림없다', '지금 이 의료서비스 제공자를 대할 때 조심할 필요성을 느낀다(R)', '내 의료서비스 제공자는 환자들에게 항상 정직하지 않을 것 같다(R)'의 5문항(α=0.90)으로 구성되었다. 종속변수는 '의료서비스 제공자의 추천에 얼마나 따를 의향이 있는가?'의 단일문항으로 측정하였다. 모든 문항은 7점 리커트 척도로 측정하였다(1=전혀 그렇지 않다~7=매우 그렇다).

결과 분석 본 연구에서는 주효과로써, 의료서비스 제공자가 인간 의사인 경우보다 인공지능일 경우에 환자들의 순응도가 낮게 나타날 것이라고 예측하였다. 이러한 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향에 대한 주효과(가설1a) 검정을 위해 일원배치 분산분석을 시행하였다. 그

결과, 응답자들의 의료서비스 순응도는 의료서비스 제공자가 인공지능일 경우 인간 의사인 경우보다 낮게 나타났다($M_{인간}$ = 5.07 vs $M_{인공지능}$ = 3.91, $F(1,186) = 10.3$, $p < 0.001$). 가설1a의 예상대로 의료 서비스 제공자가 인공지능일 때 인간 의사일 때보다 의료서비스 순응도가 낮아지는 주 효과(main effect)가 통계적으로 유의하게 나타났다. 따라서 가설 1a은 지지가 되었으며, 의료서비스 제공자가 인공지능일 경우에 환자들은 의료서비스 제공자가 추천해주는 의료서비스에 대한 순응도가 인간 의사인 경우에 비해 낮아진다는 사실을 확인하였다.

다음으로 본 연구는 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우보다 인간 의사인 경우 환자들의 순응도가 높게 나타나는 것은 의료서비스 제공자에 대한 '신뢰감' 때문이라는 것을 주장하고 있다. 이를 검증하기 위해 매개 분석을 통해 '신뢰감'이 실제로 환자들의 순응도와 의료서비스 제공자 관계의 기저 변수인지 확인하였다. 매개 효과 검증을 위해 부트스트래핑(bootstrapping) 기법을 사용하였다(Preacher and Hayes, 2004; Zhao, Lynch, and Chen 2010). 부트스트래핑 기법은 가상으로 만든 무작위 표본을 가지고 매개효과의 유의성을 검증함으로써 매개효과가 통계적인 무선오차에 의해서 발생한 것이 아님을 확인하는 것이다(Shrout & Bolger, 2002). Hayes의 PROCESS Macro model 4를 사용하였고, 의료서비스 제공자가 신뢰감을 경유하여 환자 순응도에 이르는 경로의 부분매개를 5,000번 반복추출하여 bootstrapping을 실시하였다. 분석 결과, 의료서비스 제공자가 신뢰감을 경유하여 환자 순응도에 이르는

경로의 경우 간접효과의 95% 신뢰구간에서 하한값과 상한값은 0을 포함하고 있지 않기 때문에 통계적으로 유의한 것으로 나타났다(β =0.4474, [0.1655, 0.7785]). 이는 본 연구의 가설 1b를 지지하는 결과이다. 다시 말하면, 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우일 때 보다 환자 순응도가 낮은 이유가 바로 의료서비스 제공자에 대한 '신뢰감'에 기인하는 것임을 입증하였다.

연구 1을 통해 본 연구가 제시한 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향이 각 의료서비스 제공자의 유형별로 차이가 있는지 확인하였다. 다음 실험에서는 본 연구가 제시하는 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 불순응의 논지를 더욱 강화하는 단서를 찾고자 한다. 구체적으로 환자의 생명을 직접적으로 다루는 의료서비스의 고위험, 고관여적인 특성 때문에 자신이 신뢰감을 느끼는 의료서비스 제공자의 처방에 더욱 순응하는 것이라면, 이러한 의료서비스의 위험이 약화되는 상황에서는 인공지능에 대한 환자 불순응이 경감될 것이기 때문이다. 이를 위해 실험2에서는 의료서비스의 신체적 위험 수준을 조작하여 신체적 위험의 조절효과를 검정하고자 한다.

3.2 연구 2

실험 대상 및 실험 방법 실험 2를 통해 실험 1에서 검증한 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 불순응이 심혈관 질환이 아닌 다른 질환에도 동일하게 일어나는지 확인하고, 나아가 언제 환자 순응도의

차이가 극명해지는지를 확인하고자 신체적 위험의 조절효과를 검증하고자 한다. 두 번째 실험에선 소위 '허리 디스크'라고 불리는 추간판탈출증 질환으로 의료 결정 상황을 재구성하여 가설을 검증하려 한다. 보건복지부(2000) 통계에 의하면 현대인들이 겪고 있는 가장 흔한 만성질환은 요통이며, 건강보험심사평가원(2012)의 발표에 의하면 2011년 요통과 관련된 기타 추간판 장애가 폐렴, 백내장, 치핵에 이어 입원 현황 4위를 차지했다고 한다. 이처럼 좌식생활의 증가, 신체활동의 감소 등으로 현대인들의 추간판 장애는 보다 증가할 것으로 예상되기 때문에 추간판탈출증에 관한 시나리오는 보다 많은 이들의 공감과 상황의 이입을 불러일으킬 것으로 기대된다. Amazon MTurk을 통해 현재 미국 거주 중인 총 240명의 미국인을 대상으로 퀄트릭스로 제작한 온라인 설문을 진행했으며 설문에 대한 보상으로 $0.3(USD)를 지급했다. 참가자들은 네 개의 실험조건 중 하나에 무작위로 할당되었으며, 결과의 분석에는 SPSS 21.0이 사용되었다.

실험 시나리오 실험 디자인은 의료서비스 제공자(인간 의사 vs 인공지능) x 신체적 위험(높음 vs 낮음)의 2x2집단 간 디자인으로 설계되었고, 응답자들로 하여금 추간판탈출증 질환을 앓고 있는 환자임을 상상하게 한다. 응답자를 신체적 위험 높음과 낮음으로 분류한 뒤에 각 상황에 맞는 시나리오를 제시한다. 신체적 위험 정도를 구분하기 위하여 검사 방법(X-ray vs MRI), 질환 증상(주관적 통증 정도, 다리저림 여부, 일상생활 가능 여부), 치료 방법(수술치료 vs 비수술치료)과 같은 3가지 차원에서 위험의

높고 낮음에 따라 위험 수준을 조작하였다. 신체적 위험이 높은 그룹의 응답자들에겐 주관적 통증 10점 만점에 8점, '올바른 자세로 10분이상 앉아있을 수 없음', 통증이 무릎 밑까지 느껴짐'등과 같은 증상을 제시하였고, 신체적 위험이 낮은 그룹의 응답자들에겐 주관적 통증 10점 만점에 3점, '일상생활에 지장을 주진 않지만 몸을 굽힐 시 경미한 통증'과 같은 증상을 제시하였다. 자신에게 해당되는 가상의 증상을 확인한 응답자들은 다음 페이지에서 의료서비스 추천을 받기 위해 AI 또는 인간 의사에게 무작위 할당된다. 신체적 위험이 높은 집단의 응답자들은 MRI 영상 검사를 실시하게 하였고, 최적의 시술로 수술 치료를 권유하는 반면, 신체적 위험이 낮은 집단에게는 X-Ray 검사를 실시하게 하고 최적의 시술로 약물치료를 권유하였다. 인간 의사와 인공지능의 환자를 위한 최적의 치료법을 진단하는 방법과 과정은 연구 1과 동일하게 유사 질환을 가진 환자들의 케이스와 비교하여 인간 의사는 자신의 판단력을 가지고 최종 결정을 내리는 반면, 인공지능은 알고리즘을 통하여 환자의 검사 결과를 유사 질환을 가진 환자들의 케이스와 비교하여 최종 결정을 내린다. 응답자들은 시나리오를 읽고 난 후 의료서비스에 대한 순응도와 자신이 추천받은 의료서비스의 신체적 위험에 대해 묻는 항목들에 응답했다.

변수의 측정 본 연구의 종속변수인 환자 순응도의 측정은 연구1과 동일하게 의료 서비스 제공자의 추천을 따를 의향으로 측정하였다(의료서비스 제공자의 추천에 얼마나 따를 의향이 있는가?). 각 집단의 응답자들이 지각하는 의료 서비스의 위험을 확인하기 위해 Jacoby & Kaplan(1972)에서 사용한 지각된 위험의 하위 요소들 중 의료 상황에

가장 적합하다고 판단되는 신체적 위험을 의료서비스 상황에 적용하여 측정 문항으로 사용하였다. 응답자들이 조작된 상황을 신체적 위험이 아닌 다른 위험으로 인지할 우려가 있기 때문에 실험 상황과 가장 연관성이 높은 성능적 위험을 측정하여 대안 가설을 제거하려 한다. 성능적 위험은 치료가 실패했을 경우 환자들이 경험하는 위험을 의미하는데, 의료서비스 소비과정 속에서 환자들이 느낄 수 있는 가장 큰 위험 중 하나라고 할 수 있다. 지각된 신체적 위험을 측정하는 문항으로는 '당신이 추천받은 치료가 당신의 몸에 얼마나 해로울 것이라 생각하는가?', 지각된 성능적 위험을 측정하는 문항으로는 '당신이 추천 받은 치료가 실패할 확률은 어느 정도라고 생각하는가?'와 같은 단일문항으로 측정하였다. 모든 문항은 7점 리커트 척도로 측정하였다(1=전혀 그렇지 않다~7=매우 그렇다).

결과 분석 신체적 위험이 집단별로 성공적으로 조작이 되었는지 확인하기 위하여 지각된 신체적 위험의 조작 확인을 실시하였다. 의료 결정 상황의 지각된 신체 위험을 측정하는 문항을 통해 조작 점검 결과, 신체적 위험이 높은 집단의 참가자들이 신체적 위험이 낮은 집단에 비해 지각된 신체 위험이 높게 나타났다($M_{신체위험고}$ = 4.19 vs $M_{신체위험저}$ = 3.75, $F(1,238) = 5.245$, $p < 0.05$). 반면에 지각된 성능적 위험은 수술 치료 집단과 약물 치료 집단의 참가자들 간의 유의한 차이가 나타나지 않았다($M_{성능위험고}$ = 3.59 vs $M_{성능위험저}$ = 3.54, $F(1,238) = 0.098$, $p = 0.786$). 참가자들이 약물 치료보다 수술로 인해 자신의 신체에 가해질 물리적 위험을 크게 지각하는 경향이 있는 반면, 두 시술 간의 지각된 성능적 효과 차이는 유의하지 않은 것으로 나타난다. 따라서 본 실험은 응답자로 하여금

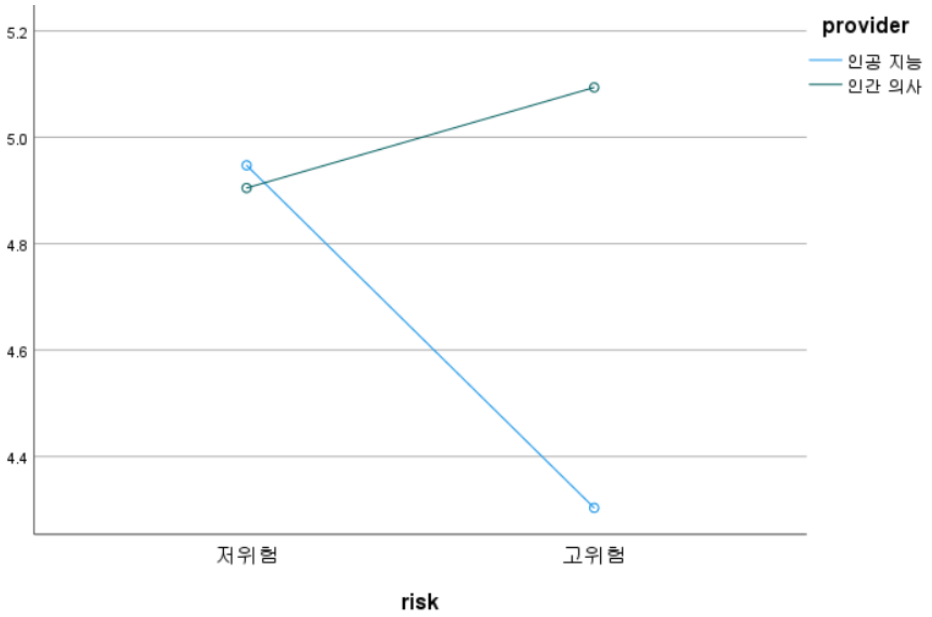
신체적 위험이 두드러지게 지각되었다는 점을 통해 의료서비스의 신체적 위험이 그룹별로 성공적으로 조작되었다고 할 수 있다.

이후 환자들이 의료서비스 제공자가 인간 의사인 경우보다 인공지능인 경우 의료서비스 제공자의 처방에 더욱 불순응 할 것이라는 예측이 신체적 위험이 낮을 때는 경감될 것이라는 가설 2a, b를 검정하고자 한다. 가설2를 검증하기 위하여 종속변수는 환자 순응도, 독립변수는 의료서비스 제공자(인간 의사=1, 인공지능=0)와 신체적 위험(고=1, 저=0), 그리고 이들의 교차항(interaction)이 사용되었다. 분석 결과, 의료서비스 제공자에 대한 주효과($F(1,236)$, $p=0.058$)와 신체적 위험에 따른 주효과($F(1,236)$, $p=0.308$)는 유의하지 않았다. 그러나 환자 순응도에 대한 의료서비스 제공자와 신체적 위험의 상호작용이 <그림 2>과 같이 유의하게 나타났다($F(1,236)=4.620$, $p<0.05$). 이후 기울기 분석(slope analysis)을 실시한 결과, 신체적 위험이 낮은 경우 의료서비스 제공자가 인공지능일 때 환자 순응도가 약간 높게 나타났으나 통계적으로 유의하지 않았다($M_{human}=4.90$ vs $M_{AI}=4.95$, $B=-0.0426$, $t=-0.1556$, $p=0.8765$). 따라서 가설 2b가 지지되었다. 신체적 위험이 높은 경우 의료서비스 제공자가 인간의사일 때 환자 순응도가 증가하였기 때문에 가설 2a가 지지되었다($M_{human}=5.09$ vs $M_{AI}=4.30$, $B=0.7902$, $t=2.8829$, $p<0.01$).

<표 1>

구분	Df	MS	F	p
의료서비스 제공자	1	8.354	3.723	0.055
신체적 위험	1	3.092	1.378	0.242
상호작용 효과	1	10.367	4.620	0.033

<그림 2>



실험 2는 심혈관 질환 대신 허리 통증 질환 시나리오를 구성하여 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향을 신체적 위험이 조절하는지를 검증하여 다양한 질환 속에서 발생하는 인공지능 의료서비스에 대한 환자 불순응을 확인하였다. 다음 실험에서는 각

의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향에 있어서 신체적 위험의 조절 효과가 신뢰감의 매개를 통해 나타나는지, 매개된 조절모형을 통해 확인해보고자 한다. 또한 신체적 위험의 상황을 약물치료 대신 운동치료로 변경하고 수술치료 이후에 뒤따르는 잠재적 부작용과 합병증에 대한 언급을 통해 수술치료와 비수술치료 간의 신체적 위험의 수준 차이를 높이고자 하며, 환자 순응도를 측정하는 변수를 단순히 '따를 의향' 뿐 아니라 해당 서비스를 다시 이용할 의사가 있는지를 확인하는 '재이용 의사'를 추가하여 종속변수의 타당성을 높이고자 한다.

3.3 연구 3

실험 대상 및 실험 방법 본 실험의 목적은 가설3에서 예측한 조절 효과, 더 나아가 매개된 조절효과를 검증하는 것이다. 즉, 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 순응도는 신체적 위험이 높을수록 더욱 낮아질 것이고, 이는 신체적 위험이 높은 경우 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 낮아지기 때문이라는 가설을 검정하고자 한다. Amazon MTurk을 통해 현재 미국 거주 중인 총 289명의 미국인을 대상으로 퀄트릭스로 제작한 온라인 설문을 진행했으며 설문에 대한 보상으로 $0.3(USD)를 지급했다. 참가자들은 네 개의 실험조건 중 한 그룹에 무작위로 할당되어 실험을 진행하였으며, 이 중 불성실 응답 3명을 제외한 286명의 표본이 최종 분석이 사용되었고 결과의 분석에는 SPSS 21.0이 사용되었다.

실험 시나리오 실험디자인은 의료서비스 제공자(인간 의사 vs 인공지능)

x 신체적 위험(높음 vs 낮음)의 2x2집단 간 디자인으로 설계되었고, 실험2와 마찬가지로 추간판탈출증 질환을 앓고 있는 상황을 실험에 사용하였다. 응답자들로 하여금 추간판탈출증 질환을 앓고 있는 환자임을 상상하게 한다. 응답자들이 실험을 진행하는 방식은 실험2와 동일하다. 가상의 증상을 제시하고, 다음 페이지에서 의료서비스 추천을 받기 위해 AI 또는 인간 의사에게 무작위 할당된다. 여기서 실험2와는 다른 점은, 신체적 위험이 높은 집단의 응답자들은 최적의 치료법으로 수술 치료를 권하되, 수술 치료 뒤에 발생할 수 있는 잠재적 부작용(출혈, 감염, 마취 등)에 관한 정보를 제시한다. 반면에 신체적 위험이 낮은 집단에게는 최적의 치료법으로 운동 치료를 권하고 운동 치료를 통해 기대할 수 있는 신체적 이점에 관한 정보를 제시한다. 응답자들은 시나리오를 읽고 난 후 의료서비스에 대한 순응도, 서비스 재이용의사, 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감, 신체적 위험에 대해 묻는 항목들에 응답하고 기본적인 인적 정보와 함께 설문이 마무리되었다.

변수의 측정 본 연구의 종속변수는 환자 순응도와 서비스 재이용 의사를 측정한 항목의 평균값을 분석에 활용하였다. 환자 순응도는 이전 연구에서 사용한 문항을 동일하게 사용하였고, 서비스 재이용 의사는 '해당 서비스를 다시 이용할 의사가 어느 정도 있는가?'의 문항으로 측정하였다. 신체적 위험의 측정은 실험2와 유사한 방식으로 치료가 잘못되었을 경우 자신의 신체에 발생하게 될 지각된 해로움에 대하여 측정하였다('추천 받은 치료가 당신의 몸에 해로울 확률은 어느 정도 된다고 생각하는가?). 매개변수인 신뢰의 측정은 Doney and Cannon(1997)에서 사용한 다섯

개의 신뢰 측정 문항 중 세 가지만 측정하였다(‘나는 의료서비스 제공자의 추천을 믿는다’, ‘나의 의료서비스 제공자는 믿을 만하다’, ‘의료서비스 제공자는 의료결정을 내릴 때 나의 복지를 고려한 것이 틀림없다’). 3개의 문항의 실험 참가자들의 응답 신뢰도 값(Cronbach a)은 0.78로 총 3개 항목의 평균값을 활용하여 확인하였다. 모든 측정 문항은 7점 리커트 척도로 측정하였다(1=전혀 그렇지 않다~7=매우 그렇다).

결과 분석 본 실험에서는 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향이 신체적 위험이 높을 때 강화될 것이고, 이는 신체적 위험이 높을 경우 환자들이 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 낮아지기 때문이라는 가설을 검증하고자 한다. 먼저 응답자들이 각 신체적 위험 조건에 부합되는지 확인하기 위해 그들이 의료 서비스에 대하여 얼마나 신체적 위험을 지각하였는지 살펴보면, 신체적 위험이 높은 집단이 신체적 위험이 낮은 집단보다 더욱 높은 신체적 위험을 지각한 것으로 나타났다($M_{신체위험고}$ = 4.47 vs $M_{신체위험저}$ = 3.77, $F(1,284) = 15.44$, $p < 0.001$).

다음으로 매개된 조절효과를 검증하기 위해 먼저 의료서비스 제공자(인간 의사 vs 인공지능) X 신체적 위험(고 vs 저) 디자인으로 신뢰감을 종속변수로 하여 이원 분산분석(ANOVA)를 실시하였다. 그 결과, 의료서비스 제공자의 주효과($F(1,282)=6.481$, $p<0.05$)와 신체적 위험의 주효과($F(1,282)=9.237$, $p<0.01$) 모두 유의하게 나타났다. 두 변수의

상호작용 효과는 예측한 바와 같이 유의하게 나타났다($F(1,282)= 9.202$, $p<0.01$). 즉, 신체적 위험이 높은 조건에서는 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우에 비해, 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 낮게 형성되는 것을 알 수 있다($M_{인공지능}=4.75$, $SD=1.21$ vs. $M_{인간의사}=5.44$, $SD=1.11$; $F(1,141)$, $p<0.05$). 반면에 신체적 위험이 낮은 조건에서는 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우에 비해 신뢰감의 차이가 유의하게 나타나지 않았다($M_{인공지능}=5.56$, $SD=1.03$ vs. $M_{인간의사}=5.48$, $SD=1.06$; $F(1,141)$, $p=0.66$).

이에 더 나아가서 매개된 조절효과 검증을 위해 Hayes(2013) PROCESS 모델7을 이용하였다. 부트스트래핑 횟수는 5,000번을 적용하였다. 분석 결과, 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 인간 의사인 경우에 비해 환자 순응도가 낮게 나타나는 효과는 신체적 위험이 높을 때 강화될 것이고, 이는 높은 신체적 위험이 환자들로 하여금 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감을 감소시키기 때문이라는 가설을 지지하였다(Index of moderated mediation=0.4627, SE=0.1585, CI 90% = [0.2020. 0.7281]). 더불어 표의 하단에는 조건부 간접효과가 유의한 신뢰감에 있어서 신체적 위험에 따라 조건적 간접효과의 크기가 변화하는 것을 알 수 있는데, 신체적 위험이 높은 경우 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향을 매개하였지만(Indirect effect=0.4137, SE=0.1150, CI90%=[0.0.2291, 0.6045]), 신체적 위험이 낮은 경우 이 매개효과는 더 이상 유의하지 않았다(Indirect effect= −0.0490, SE=0.1036, CI90%=[−0.2190, 0.1220]).

<표 2>

종속변인	매개변수	신체적 위험에 따른 조건부 간접효과			
		boot간접효과	boot표준오차	bootLLCI	bootULCI
환자 순응도	신뢰감	0.4627	0.1586	0.2020	0.7281

종속변인	신체적위험	신체적 위험에 따른 조건부 간접효과			
		boot간접효과	boot표준오차	bootLLCI	bootULCI
신뢰감	저	−0.0490	0.1036	−0.2190	0.1220
	고	0.4137	0.1150	0.2291	0.6045

추가 분석 본 연구의 분석 이외에 신체적 위험이 신뢰감에서 환자 순응도로 가는 경로를 조절하는 이른바 조절된 매개모형에 대한 가능성을 확인하고자 하였다. 신체적 위험이 신뢰감에서 환자 순응도로 가는 경로를 조절하는 모형을 분석하기 위하여 Hayes(2013) PROCESS 모델14를 이용하였다. 5,000번 반복추출하여 bootstrapping을 실시한 결과를 표3>에 제시하였는데, 의료서비스 제공자가 신뢰감을 경유하여 환자 순응도에 이르는 경로의 경우 간접효과의 90% 신뢰구간에서 하한값과 상한값은 0을 포함하고 있기 때문에 조절된 매개모형의 경로는 통계적으로 유의하지 않았다.

<표 3>

구분	B	se	LLCI	ULCI
신체적 위험	-0.0414	0.0524	-0.1300	0.0436

IV. 결론

본 연구는 의료서비스 영역에서 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향을 탐색하였다. 특별히 인공지능과 인간 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향에 차이가 존재하는지, 그 차이는 어떻게 발생하며, 어느 순간 극대화되는지를 확인하고자 하였다. 이에 본 연구는 의료서비스 제공자가 환자 순응도로 연결되는 과정에서 신뢰감이라는 관계적 변수를 매개 변인으로 한다는 가정하에, 신체적 위험이 이들의 관계에서 조절 효과를 가짐으로써 매개된 조절효과를 보이는지 검증하고자 하였다. 분석 결과, 실험1을 통해 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 환자 순응도가 낮게 나타난 반면 인간 의사인 경우 환자 순응도가 높게 나타남이 밝혀졌다. 이러한 결과는 의료서비스도 일종의 서비스라는 인식의 전환에 따라 환자 순응도에 영향을 미치는 데 있어 의료서비스 제공자와 환자 간의 신뢰적 관계가 중요하다는 가정하에 '신뢰감'이라는 매개 변인을 추가하여 매개효과를 확인하였다. 그 결과, 의료서비스 제공자가 환자 순응도로 이어지는 과정을 신뢰감이 효과적으로 매개하는

것을 검증하였고, 인간 의사에 비해 낮게 형성되는 인공지능 의료서비스 제공자에 대한 환자 순응도는 인공지능에 대한 환자들의 신뢰가 부족하기 때문이라는 결론을 도출할 수 있다. 실험 2는 실험 1과는 다른 질환(‘추간판탈출증’)의 상황 속에서의 환자 순응도를 확인함과 동시에 신체적 위험이 이를 조절하는지를 검증하였다. 의료서비스의 신체적 위험을 수술치료와 약물치료로 위험 수준을 조작하자 의료서비스 제공자가 환자 순응도에 미치는 영향이 달라졌다. 구체적으로, 신체적 위험이 높은 경우 의료서비스 제공자가 인공지능일 때 인간 의사일 때보다 환자 순응도가 낮게 나타난 반면 신체적 위험이 낮은 경우 의료서비스 제공자의 유형이 환자 순응도에 유의한 영향을 미치지 않았다. 또한 실험3에서 연속적으로 확인한 의료서비스 제공자와 신체적 위험의 상호작용은 신뢰감에 의해 매개됨도 밝혔다. 이상의 결과를 바탕으로 본 연구가 제시하는 이론적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 날로 성장하는 의료서비스 기술의 트렌드 속에서 인공지능에 관한 연구들이 비용 효율적인 긍정적 측면에만 치중되어 있다는 문제점을 인식하여 서비스의 최종 구매자인 환자들의 관점에서 인공지능 의료서비스 순응도를 고찰하였다는 점에서 이론적 의의가 있다. 둘째, 의료서비스 영역에서 환자-인간 의사 간의 관계 속에서 신뢰 형성이 의료서비스 평가에 긍정적 영향을 미친다는 연구 결과는 많으나 이를 인공지능 의료서비스와의 관계 속에 적용해 인공지능을 상호적 관계의 측면에서 이해하고 환자들의 순응도를 확인한 연구는 이루어지지 않았기 때문에

초기 연구로서의 의의가 있따. 셋째, 의료서비스를 평가함에 있어 서비스 만족도 혹은 재구매 의사와 같은 변수가 아닌 실제로 의료서비스를 이행하고자 하는 의향과 같은 행동변수로 인공지능 의료서비스 수용 의도를 측정했다는 점에서 환자 순응도를 직접적으로 높일 수 있는 방안을 제시한다. 의료기술이 날로 고도화되고 의료서비스가 발전한다고 하더라도 서비스의 최종 구매자인 환자들이 이를 수용하고 나아가 실제로 실행하려는 의지가 없다면 의료기술의 발전은 사회적, 경제적인 낭비가 될 것이다. 즉, 환자 순응도를 직접적으로 향상시킬 수 있는 방안을 제시함으로써 의료서비스의 본래 목적인 환자의 복지 증진과 건강 개선에 기여할 것으로 기대한다.

이상의 이론적 시사점 외에 본 연구는 의료산업에서 인공지능 의료서비스 마케팅 전략 수립 시 의료서비스의 신체적 위험을 고려하여 인공지능 시스템 도입 여부를 결정해야 함을 시사한다. 연구 결과에서 확인한 바와 같이 동일한 인공지능 의료서비스 제공자가 진단하더라도 의료서비스의 신체적 위험 수준에 따라 환자의 순응도가 달라질 수 있기 때문이다. 신체적 위험이 높은 수술과 같은 처방은 되도록 신뢰감이 높은 인간 의사에게 맡기고 신체적 위험이 낮은 처방은 인공지능이 주관하는 전략으로 의료서비스 제공자의 진단과 처방의 역할이 신체적 위험에 따라 달라져야 할 것이다. 이처럼 본 연구에서 입증한 의료서비스 제공자와 신체적 위험의 상호작용 원리는 실무에서 유용하게 활용될 것으로 기대된다.

지금까지 제시한 핵심 결과와 다양한 이론적, 실무적 시사점에도 불구하고, 본 연구는 몇 가지 한계점을 지니고 있다. 따라서 본 연구의 한계점을 논의하고 그와 관련된 후속 연구를 제시하고자 한다.

본 연구는 의료서비스 제공자가 인공지능인 경우 환자 순응도가 낮게 나타나는 심리적 원인을 인공지능에 대한 신뢰감 부족 때문이라고 지적한다. 그러나 신뢰감을 설명하는 다차원 신뢰 모델에 의하면 신뢰를 구성하는 세 가지 차원이 있으며, 정직 성실성(integrity), 역량성(competence), 자애성(benevolence)이 그것이다(Mayer et al., 1995). 즉, 의료서비스 제공자에 대한 신뢰감이 형성되기 위해선 그들이 공정한 원칙과 직업윤리에 의한 서비스를 제공해야 하며(정직 성실성), 전문성과 능력이 기반이 되야 하며(역량성), 환자를 진심으로 생각하는 마음(자애성)이 선행되어야 한다는 것이다. 따라서 향후 인간-인공지능 간의 신뢰 관계에 초점에 맞춰 연구를 진행할 때, 신뢰감을 구성하는 세 가지 차원을 다각적으로 고려하여 신뢰의 어떤 하위 요소가 인공지능에 대한 신뢰감 형성에 가장 큰 영향을 미치는지 파악하는 것도 흥미로운 연구가 될 것으로 기대한다.

또한, 본 연구는 인공지능에 대한 환자 순응도를 높이는 전략점을 모색하고자 하는 취지에서 신체적 위험의 조절효과를 검증하였다. 그러나 이외에도 인공지능에 대한 순응도를 높일 수 있는 다양한 방법이 있을 것으로 예상된다. 본 연구에서는 환자들이 의료서비스로부터 가장 크게 지각하는 위험이 신체적 위험이라고 가정하였지만 이외에도 의료서비스

구매 상황 속엔 재무적 위험과 사회적 위험 등과 같은 또 다른 위험 요소들이 존재하기 때문에 향후 시나리오를 구성할 때 수술치료와 비수술치료를 선택함으로 인해서 감수해야 할 지출과 비용 혹은 주변 가족, 지인들과의 관계 위험을 조작하여 환자 순응도를 탐색하는 것도 흥미로운 주제가 될 수 있다고 생각한다. 그뿐만 아니라, Dietvorst et al.(2016)에 의하면 사람들은 알고리즘을 약간 조정하는 것이 가능하다면 알고리즘을 따를 의향이 높아진다고 하는데, 이는 인공지능의 개인화(personalization)와도 연관이 있으며, 개인의 취향과 상황을 고려한 인공지능 추천하는 시나리오를 통해 다양한 실증연구가 가능할 것으로 예상된다. 또한, Eastwood et al.(2011)가 제시한 '다다익선(more-is-better)' 전략, 즉 인간 의사가 컴퓨터 시스템의 모든 자원을 이용하여 의료 결정을 내리는 전략을 환자들이 선호한다는 연구 결과에 따라, 인공지능이 최종 의사결정을 내리는 인간 의사의 판단에 도움을 주는 보조 역할을 맡는다면 인공지능에 대한 저항감이 감소를 기대할 수 있을 것이다. 환자들은 인간 의사가 통계적 모델, 컴퓨터 자원 등과 같이 주어진 모든 자원을 활용하여 의료 결정을 내릴 때 가장 정확하고(accurate), 공정하고(fairest), 윤리적(ethical)이라 생각한다고 한다(Eastwood et al., 2011). 즉, 환자들은 오히려 의사들에게 모든 자원을 동원하여 의사 결정을 내리길 기대하며 인공지능을 인간 의사의 보조 역할로써 활용한다면 인공지능에 대한 환자들의 저항이 감소할 것으로 예상된다. 앞서 논의한 다양한 아이디어를 반영한 실험을 보다

정교하게 설계한다면 인공지능 저항의 원인에 대한 보다 깊이 있는 고찰이 가능할 것으로 예상되며 인공지능에 대한 소비자 수용 의도를 지금보다 더욱 높일 수 있는 결과를 도출 할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

강재정, & 서용건. (2011). 의료관광객의 위험지각이 의료관광목적지 선택의도에 미치는 영향: 중국 및 일본 관광객을 대상으로. 지역사회연구, 19(4), 115-134.

김미라, & 이기춘. (2004). 의료서비스에 대한 소비자만족과 기대불일치 모델의 검증. 소비자학연구, 15(1), 87-110.

김상우. (2007). 의료서비스품질, 고객만족, 신뢰 및 고객애도호의 구조적 관계. 소비문화연구, 10(2), 109-130.

배병렬. 이민우(2001), "서비스제공자의 고객지향성이 관계 질 및 재구매 의도에 미치는 영향," 한국마케팅 저널, 3(2), 21-40.

서보경, & 김성호. (2019). 지각된 의료진의 전문성과 상호작용성이 신뢰를 통하여 환자의 순응도에 미치는 영향. 서비스경영학회지, 20(4), 1-24.

신은규, Shine Eun-kyu, 서상윤, & Seo Sang Yun. (2020). 의료서비스 이용자의 조절초점과 인공지능진료시스템 이용의도. 의료경영학연구, 14(2), 49-57.

이학식 , 안광호 , 하영원 (2000), 소비자행동: 마케팅 전략적 접근. 법문사.

임종원 , 김재일 , 이유재 , 홍성태 (2006), 소비자 행동론. , 경문사.

정형식, 김영심, & 김상훈. (2015). 환자의 개인적 및 의료기관, 의료서비스제공자 요인이 신뢰 및 역할 명확성, 치료순응에 미치는 영향. *한국비영리연구*, *14*, 45-59.

천관주, Cheon Kwanju, 신은규, & Shine Eunkyu. (2019). 질환별 의료서비스 이용행태와 인공지능(A.I) 왓슨 도입 병원으로의 전환의도에 대한 영향요인 분석. 의료경영학연구, 13(4), 53-65.

홍창화, 이상우, 김우종, & 소재완. (2018). 화농성 척추염에 대한 보존적 치료와 수술적 치료 결과의 비교. The Journal of the Korean Orthopaedic Association, 53(4), 332-340.

Al-Mailam, F. F. (2005). The effect of nursing care on overall patient satisfaction and its predictive value on return-to-provider behavior: a survey study. *Quality Management in Healthcare*, *14*(2), 116-120.

Andaleeb, S. S. (1996). An experimental investigation of satisfaction and commitment in marketing channels: the role of trust and dependence. *Journal of retailing*, *72*(1), 77-93.

Arkes, H. R., Shaffer, V. A., & Medow, M. A. (2007). Patients derogate physicians who use a computer-assisted diagnostic aid. *Medical Decision Making*, *27*(2), 189-202.

Armstrong, J. Scott (1980), "The Seer-Sucker Theory: The Value of Experts in Forecasting," *Technology Review* (June/July), 16-24.

Artificial Intelligence in Healthcare Market, ‘Artificial Intelligence in Healthcare Market with Covid-19 Impact Analysis by Offering (Hardware, Software, Services), Technology (Machine Learning, NLP, Context-Aware Computing, Computer Vision), End-Use Application, End User and Region - Global Forecast to 2026’ Markets and Markets, JUN. 2020, https://www.marketsandmarkets.com

B. A. Urgen, M. Kutas, and A. P. Saygin, “Uncanny valley as a window into predictive processing in the social brain,” Neuropsychologia, Vol. 114, pp.181-185, June 2018.

Balas, C. (2001). A novel optical imaging method for the early detection, quantitative grading, and mapping of cancerous and precancerous lesions of cervix. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 48(1), 96-104.

Bauer, R. A. (1960). Consumer behavior as risk taking. In *Proceedings of the 43rd National Conference of the American Marketing Assocation, June 15, 16, 17, Chicago, Illinois, 1960*. American Marketing Association.

Bitner, M. J. (1995). Building service relationships: it's all about promises. *Journal of the Academy of marketing science*, *23*(4), 246-251.

Boatsman, J. R., Moeckel, C., & Pei, B. K. (1997). The effects of decision consequences on auditors' reliance on decision aids in audit planning. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *71*(2), 211-247.

Castelfranchi, C., & Falcone, R. (2000, January). Trust is much more than subjective probability: Mental components and sources of trust. In *Proceedings of the 33rd annual Hawaii international conference on system sciences* (pp. 10-pp). IEEE.

Chiou, J. S., Droge, C., & Hanvanich, S. (2002). Does customer knowledge affect how loyalty is formed?. *Journal of Service Research*, *5*(2), 113-124.

Corey, G. A., & Merenstein, J. H. (1987). Applying the acute ischemic heart disease predictive instrument. *J Fam Pract*, *25*(127), 33.

Corritore, C. L., Wiedenbeck, S., & Kracher, B. (2001, March). The elements of online trust. In *CHI'01 Extended Abstracts on Human Factors in Computing*

Systems (pp. 504-505).

Crosby, L. A., Evans, K. R., & Cowles, D. (1990). Relationship quality in services selling: an interpersonal influence perspective. *Journal of marketing*, *54*(3), 68-81.

Das, J., & Sohnesen, T. P. (2007). Variations In Doctor Effort: Evidence From Paraguay: Doctors in Paraguay who expended less effort appear to have been paid more than doctors who expended more. *Health Affairs*, *26*(Suppl2), w324-w337.

Dawes, R. M. (1979). The robust beauty of improper linear models in decision making. *American psychologist*, *34*(7), 571.

De Dombal, F. T., Dallos, V., & McAdam, W. A. (1991). Can computer aided teaching packages improve clinical care in patients with acute abdominal pain?. *British Medical Journal*, *302*(6791), 1495-1497.

Dietvorst, Berkeley J, Simmons, Joseph P, & Massey, Cade. (2018). Overcoming Algorithm Aversion: People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them. Management Science, 64(3), 1155-1170.

Dietvorst, B. J., Simmons, J., & Massey, C. (2014). Understanding algorithm aversion: forecasters erroneously avoid algorithms after seeing them err. In *Academy of Management Proceedings* (Vol. 2014, No. 1, p. 12227). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.

Doney, Patricia M, & Cannon, Joseph P. (1997). An examination of the nature of trust in buyer-seller relationships. Journal of Marketing, 61(2), 35-51.

Eastwood, Joseph, Snook, Brent, & Luther, Kirk. (2012). What People Want From Their Professionals: Attitudes Toward Decision-making Strategies. Journal of Behavioral Decision Making, 25(5), 458-468.

Featherman, M. S., & Pavlou, P. A. (2003). Predicting e-services adoption: a perceived risk facets perspective. *International journal of human-computer studies*, *59*(4), 451-474.

Fox, J. E., & Boehm-Davis, D. A. (1998). Effects of age and congestion information accuracy of advanced traveler information systems on user trust and compliance. *Transportation Research Record*, *1621*(1), 43-49.

Gray, K., & Wegner, D. M. (2012). Feeling robots and human zombies: Mind perception and the uncanny valley. Cognition, 125(1), 125-130.

Green, Kesten C. and J. Scott Armstrong (2007), "Structured Analogies for

Forecasting," *International Journal of Forecasting*, 23 (3), 365-76.

Gremler, D. D., & Gwinner, K. P. (2000). Customer-employee rapport in service relationships. *Journal of Service Research*, *3*(1), 82-104.

Griffith, S. (1999), "A Review of the Factors Associated with Patient Compliance and the Taking of Prescribed Medicines," BritishJournal of General Practice, 114-116.

Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E., & Nelson, C. (2000). Clinical versus mechanical prediction: a meta-analysis. *Psychological assessment*, *12*(1), 19.

Gupta, S., Borkar, D., De Mello, C., & Patil, S. (2015). An e-commerce website based chatbot. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, *6*(2), 1483-1485.

Hanson, D., Olney, A., Prilliman, S., Mathews, E., Zielke, M., Hammons, D., Fernandez, R. and Stephanou, H. (2005, July). Upending the uncanny valley. In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (Vol. 20, No. 4, p. 1728). Menlo Park, CA; Cambridge,MA; London; AAAI Press; MIT Press; 1999.

Highhouse, S. (2008). Stubborn reliance on intuition and subjectivity in employee selection. *Industrial and Organizational Psychology*, *1*(3), 333-342. ICT Brief" IITP, 2017-10, 2017.03.16.

Ho, C. C., MacDorman, K. F., & Pramono, Z. D. (2008, March). Human emotion and the uncanny valley: a GLM, MDS, and Isomap analysis of robot video ratings. In Human-Robot Interaction (HRI), 2008 3rd ACM/IEEE International Conference on (169-176). IEEE.

Jacoby, J., & Kaplan, L. B. (1972). The components of perceived risk. *ACR special volumes*.

Kaplan, F. (2004). Who is afraid of the humanoid? Investigating cultural differences in the acceptance of robots. International journal of humanoid robotics, 1(3), 465-480.

Keeffe, Brian, Usha Subramanian, William M. Tierney, Edmunds Udris, Jim Willems, Mary McDonell, and Stephan D. Fihn (2005), "Provider Response to Computer-Based Care Suggestions for Chronic Heart Failure," Medical Care, 43 (5), 461-5.

Kim, J., & Moon, J. Y. (1998). Designing towards emotional usability in customer interfaces—trustworthiness of cyber-banking system interfaces. *Interacting with computers*, *10*(1), 1-29.

Kleinmuntz, Benjamin. (1990). Why We Still Use Our Heads Instead of Formulas. Psychological Bulletin, 107(3), 296-310.

Labovitz, D. L., et al., "Using artificial intelligence to reduce the risk of nonadherence in patients on anticoagulation therapy." Stroke, Vol. 48, No. 5, pp.1416-1419, 2017.

Laroche, M., Choi, K. S., Lee, H., Kim, C., & Lee, S. (2005). The service quality dimensions and patient satisfaction relationships in South Korea: comparisons across gender, age and types of service. Journal of Services Marketing.

Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. Human factors, 46(1), 50-80.

Longoni, Chiara, Bonezzi, Andrea, & Morewedge, Carey K. (2019). Resistance to Medical Artificial Intelligence. The Journal of Consumer Research, 46(4), 629-650.

Lunit, "Lunit INSIGHT CXR1, Lunit INSIGHT CXR2, Lunit INSIGHT MMG" https://www.lunit.io/ko/product/ insight_cxr1/ Amisha, P., Monika, P., and Vyas K. R., "Overview of artificial intelligence in medicine." Journal of family medicine and primary care, Vol. 8, No. 7, pp.2328, 2019

Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, *38*(6), 937-947.

MacDorman, K. F., & Ishiguro, H. (2006). The uncanny advantage of using androids in cognitive and social science research. Interaction Studies, 7(3), 297-337.

Macneil, I. R. (1980). Power, contract, and the economic model. *Journal of Economic Issues*, *14*(4), 909-923.

Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of management review*, *20*(3), 709-734.

Meehl, P. (2013). Clinical versus Statistical Prediction : A Theoretical Analysis and a Review of the Evidence / Paul E. Meehl.

Mende, M., Scott, M. L., van Doorn, J., Grewal, D., & Shanks, I. (2019). Service robots rising: How humanoid robots influence service experiences and elicit compensatory consumer responses. *Journal of Marketing Research*, *56*(4), 535-556.

Mitchell, V. W., & Greatorex, M. (1993). Risk perception and reduction in the purchase of consumer services. *Service Industries Journal*, *13*(4), 179-200.

Moorman, C., Zaltman, G., & Deshpande, R. (1992). Relationships between providers and users of market research: The dynamics of trust within and between organizations. *Journal of marketing research*, *29*(3), 314-328.

Mori, M. (1970). The uncanny valley. Energy, 7(4), 33-35.

Parasuraman, A., Berry, L. L., & Zeithaml, V. A. (1991). Understanding customer expectations of service. *Sloan management review*, *32*(3), 39-48.

Petty Richard E. and John T. Cacioppo (1981), Attitudes and Persuasion: Classic and Contemporary Approaches, Dubuque, IA: W.C. Brown.

Promberger, M., & Baron, J. (2006). Do patients trust computers?. *Journal of Behavioral Decision Making*, *19*(5), 455-468.

Reeves, B., & Nass, C. (1996). *The media equation: How people treat computers, television, and new media like real people*. Cambridge, UK: Cambridge university press.

Rempel, J. K., Holmes, J. G., & Zanna, M. P. (1985). Trust in close relationships. *Journal of personality and social psychology*, *49*(1), 95.

Sanders, N. R., & Manrodt, K. B. (2003). The efficacy of using judgmental versus quantitative forecasting methods in practice. *Omega*, *31*(6), 511-522.

Saygin, A. P., Chaminade, T., Ishiguro, H., Driver, J., & Frith, C. (2011). The thing that should not be: predictive coding and the uncanny valley in perceiving human and humanoid robot actions. Social cognitive and affective neuroscience, 7(4), 413-422.

Schurr, P. H., & Ozanne, J. L. (1985). Influences on exchange processes: Buyers' preconceptions of a seller's trustworthiness and bargaining toughness. *Journal of consumer research*, *11*(4), 939-953.

Searle, J.R. (1983) Intentionality: An Essay in the Philosophy of Mind (Cambridge University Press, New York). Seyama, J. I., & Nagayama, R. S. (2007). The uncanny valley: Effect of realism on the impression of artificial human faces. Presence: Teleoperators and Virtual Environments, 16(4), 337-351.

Seyama, J. I., & Nagayama, R. S. (2007). The uncanny valley: Effect of realism on the impression of artificial human faces. Presence: Teleoperators and Virtual Environments,
16(4), 337-351.

Sheridan, T. B. (1975). Considerations in modeling the human supervisory controller. International Federation of Automatic Control, Triennial World Congress, 6th, 40.

Sherif, Muzafer (1 967), Socia! Interaction: Process and Products, Chicago, IL, Aldine

Sirdeshmukh, D., Singh, J., & Sabol, B. (2002). Consumer trust, value, and loyalty in relational exchanges. *Journal of marketing*, *66*(1), 15-37.

Smith, C.H, Jabbar-Lopez, Z.K, Yiu, Z.Z, Bale, T, Burden, A.D, Coates, L.C, . . . Mohd Mustapa, M.F. (2017). British Association of Dermatologists guidelines for biologic therapy for psoriasis 2017. British Journal of Dermatology (1951), 177(3), 628-636.

Swan, J. E., & Trawick, I. F. (1981). Disconfirmation of expectations and satisfaction with a retail service. *Journal of retailing*.

Tenney, Y. J., Rogers, W. H., & Pew, R. W. (1998). Pilot opinions on cockpit automation issues. *The International Journal of Aviation Psychology*, *8*(2), 103-120.

Viteles, M. S. (1925). The clinical viewpoint in vocational selection. Journal of Applied Psychology, 9(2), 131-138.

World Health Organization(2000), The World Health Report 2000, Health Systems: Improving Performance.

Yeomans, M., Shah, A., Mullainathan, S., & Kleinberg, J. (2019). Making sense of recommendations. *Journal of Behavioral Decision Making*, *32*(4), 403-414.

Zeithaml, V. A. (1981). How cdnsuper evaluation processes dlffer between goods and serveces. In *Conference: American Marketing Association First Services Marketing Conference*.

Appendix A- 연구1 시나리오

시나리오1: 심혈관 질환 수술 결정 상황

[실험 설명]Imagine that you are considering undergoing coronary bypass surgery.

This is how this particular decision (to have coronary bypass surgery) goes. Imagine that a physician has examined you and measured some health data (which we will tell you in detail later), and now you have to decide whether you want to have coronary bypass surgery or not.

To make this decision, you will get a recommendation—about whether you should have this operation or not. There are two possibilities as to where this recommendation comes from. Either a human physician evaluated the results of your examination and used his/her judgment and experience to compare your case to patients who faced the same decision and the results of their treatment. Or a computer program evaluated the results of your examination and used an algorithm to compare your case with patients who faced the same decision and the results of their treatment. In the past, the physician and the computer showed the same accuracy in making recommendations.

[검사 결과]These are the health-data that a physician has measured: your blood pressure, your ECG, your LDL blood cholesterol, and the blockage in your coronary artery.

These are the results.

Blood pressure can have the values low, normal, high, very high. Yours is:high.
Electrocardiogram can have the values very good,normal, poor, very poor. Yours is: normal.
LDL blood cholesterol levels can have the values low, normal, high, very high. Yours is: very high.
Coronary artery examination can have the values no blockage, light blockage, medium blockage, severe blockage. Yours is: no blockage.

[AI provider] In this case, it is a computer that processes your examination, analyzes your data, and recommends: "You should have the operation."

[Human provider] In this case, it is a human physician who looks at your examination, analyzes your data, and recommends: "You should have the operation."

Appendix B- 연구2 시나리오

시나리오2: 추간판탈출장애 수술/약물 치료 결정 상황

[고위험-실험 설명]Imagine that you are considering undergoing spinal surgery because of severe back pain. This is how this particular decision (to have spinal surgery) goes. Imagine that you have received MRI scan examination for accurate diagnosis and now you have to decide whether you want to have spinal surgery or not.

To make this decision, you will get a recommendation—about whether you should have this operation or not. There are two possibilities as to where this recommendation comes from. Either a physician evaluated the results of your examination and used his/her judgment and experience to compare your case to patients who faced the same decision and the results of their treatment. Or a computer program evaluated the results of your examination and used an algorithm to compare your case with patients who faced the same decision and the results of their treatment. In the past, the physician and the computer showed the same accuracy in making recommendations.

[고위험-검사결과] These are the symptoms of your back pain.

Degree of pain: 8 out of 10(0=no pain, 10=unbearable pain)
Can't sit in the right position more than 10 minutes.

In this case, it is a computer/human physician that processes MRI scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You should have the operation. The name of operation you will go through is spinal laminectomy, aiming to open up the spinal column to remove pressure on the nerves by removing the bony walls of the vertebrae and any bone spurs."

[저위험-실험 설명]Imagine that you are considering medication because of minor back pain. This is how this particular decision (to start medication) goes. Imagine that you have received X-ray scan examination for accurate diagnosis and now you have to decide whether you want to have medication or not.

To make this decision, you will get a recommendation—about whether you should take this drug or not. There are two possibilities as to where this recommendation comes from. Either a physician evaluated the results of your examination and used his/her judgment and experience to compare your case to patients who faced the same decision and the results of their treatment. Or

a computer program evaluated the results of your examination and used an algorithm to compare your case with patients who faced the same decision and the results of their treatment. In the past, the physician and the computer showed the same accuracy in making recommendations.

[저위험-검사결과] These are the symptoms of your back pain.

Degree of pain: 3 out of 10(0=no pain, 10=unbearable pain)
No problem living daily life but feel minor pain when you bend over.

[인간 의사/인공지능] In this case, it is a computer/human physician that processes X-ray scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You should start medication. You will be prescribed a pain reliever and muscle relaxant, which will relieve your back pain by relaxing stiffness in the back. "

Appendix C- 연구3 시나리오

시나리오3: 추간판탈출장애 수술/운동 치료 결정 상황

[실험 설명] Imagine that you are considering treatment because of back pain. This is how this particular decision (to start treatment) goes. Imagine that you have received MRI scan examination for accurate diagnosis and now you have to decide whether you want to have surgical treatment or non-surgical treatment.

To make this decision, you will get a recommendation—about whether you should undergo surgery. There are two possibilities as to where this recommendation comes from. Either a physician evaluated the results of your examination and used his/her judgment and experience to compare your case to patients who faced the same decision and the results of their treatment. Or a computer program evaluated the results of your examination and used an algorithm to compare your case with patients who faced the same decision and the results of their treatment. In the past, the physician and the computer showed the same accuracy in making recommendations.

[고위험 x 인공지능] In this case, it is a computer that processes MRI scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You should have the surgery. Through the surgery, the faulty disc will be removed directly to relieve pressure on the nerve. However, there are potential complications of spine surgery such as anesthesia, bleeding, infection, lung problems."

[저위험 x 인간 의사] In this case, it is a human physician that processes MRI scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You don't need to go through surgery. Instead, you should do the exercises and stretches to reduce your back pain. These will strengthen the back muscles and remove pressure from the spinal discs without surgical procedure."

[고위험 x 인공지능] In this case, it is a computer that processes MRI scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You should have the surgery. Through the surgery, the faulty disc will be removed directly to relieve pressure on the nerve. However, there are potential complications of spine surgery such as anesthesia, bleeding, infection, lung problems."

[저위험 x 인간의사] In this case, it is a human physician that processes MRI scan of your body, analyzes your data, and recommends:

"You don't need to go through surgery. Instead, you should do the exercises and stretches to reduce your back pain. These will strengthen the back muscles and remove pressure from the spinal discs without surgical procedure."

Abstract

The Effect of Artificial Intelligence (AI) Medical Provider on Patient Compliance: The Moderating Role of Physical Risk

Hyuk Jin Lee

Business Administration(Marketing Concentration)

The Graduate School

Seoul National University

Currently, along with the fast development of artificial intelligence (AI), the use of AI in the medical field is gradually increasing. Many hospitals have implemented AI technology and are successfully utilizing it to assist physicians in making medical decisions, such as clinical decision-making and patient monitoring using big data, thus departing from the previous paradigm that relied entirely on experience and knowledge of physicians. Therefore, this study was conducted to explore how the patient's response is formed and ultimately affects patient compliance when the medical service provider is an AI rather than a human physician. Specifically, medical services are classified into high-risk situations and low-risk situations in this study. Therefore, the difference in the effect of medical provider on patient compliance was compared when the medical service provider was a human physician versus AI.

Through Experiment 1 assuming a cardiovascular disease scenario,

it was proved that patient compliance was lower when the medical service provider was an AI rather than a human physician. In addition, it was verified that the patient's trust in the medical service provider mediates this process. In Experiment 2, it was confirmed that patient non-compliance with AI occurs equally in other diseases (spinal disc herniation). In addition, the interaction between the physical risks of medical services and the medical service provider was identified. In the case of high physical risk, when the medical service provider was AI, patient compliance was lower compared to when the medical service provider was a human physician, whereas when the physical risk was low, the type of medical service provider did not significantly affect patient compliance. In addition, it was also revealed that the interaction between medical service providers and physical risk, which was confirmed sequentially in Experiment 3, was mediated by trust. As such, since this study investigated the relationships and interactions among key variables that affect patient compliance by medical service providers from multiple perspectives, it is meaningful to suggest strategies necessary for AI medical marketing according to the type of medical service provider and the level of physical risk perceived by patients.

Key words: Artificial Intelligence, Medical service, Physical risk, Trust, Patient compliance

Student number: 2017-24503