

## 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화의 구조적 관계: 구조방정식의 적용

한 대 현\*  
\*독립연구자

# Structural Relationship Between Artificial Intelligence Utilization and Digital Healthcare Activation: Application of Structural Equation Modeling

Daehyun Han\*

\*Independent Researcher, Seoul, Korea

### [요 약]

본 연구는 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화 간의 인과적 관계를 파악하기 위해 구조방정식 모형을 도입하여 검증한 연구이다. 연구를 통해 디지털 헬스케어에 개입하는 다양한 변수 간의 관계를 규명할 수 있는 기본적인 구조 모형이 수립되었다. 본 연구에서는 선행 연구 결과에 기초하여, 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화 간의 구조 모형을 검증하였고, 연령 집단이 모형 내에서 조절 효과를 나타내는지 확인하였다. 분석에는 한국개발연구원의 2021년 디지털 헬스케어 인식 조사 데이터가 사용되었다. 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 인공지능의 활용은 디지털 헬스케어 활성화에 정(+)적 영향을 미치고 있었다. 둘째, 연령 집단은 디지털 헬스케어 활성화에 조절 효과를 나타내지 않았다. 본 연구는 디지털 헬스케어 인식 연구에 있어 변수 추가, 모형 변형 및 확장을 위한 학술적 기초를 제공할 것이다. 또한, 디지털 헬스케어 정책의 수립 및 실행의 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

### [Abstract]

In this study, based on previous research results, the structural model between artificial intelligence utilization and digital healthcare activation was verified, thereby confirming that the age group had a moderating effect within the model. A structural equation model was introduced to identify the causal relationship between the use of artificial intelligence and the activation of digital healthcare. A basic structural model was established through research to identify the relationships between various variables involved in digital healthcare. Data from the Korea Development Institute's 2021 Digital Healthcare Awareness Survey were used for the analysis. The analysis results are as follows. First, the use of artificial intelligence had a positive effect on the activation of digital healthcare. Second, the age group did not show a moderating effect on digital healthcare activation. This study will provide an academic basis for adding variables to the modification and expansion of models in digital healthcare perception research. Additionally, the study can be used as supporting evidence for establishing and implementing digital healthcare policies.

**색인어** : 인공지능, 디지털 헬스케어, 인식, 구조적 관계, 다중집단분석

**Keyword** : Artificial Intelligence, Digital Healthcare, Perception, Structural Relationship, Multi-Group Analysis

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2024.25.1.257>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**Received** 03 December 2023; **Revised** 18 December 2023

**Accepted** 05 January 2024

\*Corresponding Author; Daehyun Han

**Tel:** [REDACTED]

**E-mail:** dh78\_han@naver.com

## I. 서론

보건의료 데이터를 정교하게 분류하고 분석하는 ‘인공지능(Artificial Intelligence)’에 기반한 ‘디지털 헬스케어(Digital Healthcare)’ 산업이 급부상하고 있다. 종래의 질병 치료 중심에서 진단·예방 중심으로 의료 패러다임 변화와 코로나19 감염병 대응 등 비대면 기술 발전과 사회 상황이 결합되며 디지털 헬스케어가 주목 받고 있는 것이다[1].

정부에서는 디지털 헬스케어 경쟁력 확보를 위해 법과 제도의 정비, R&D 투자 지원에 노력을 기울이고 있다. 2023년 11월에는 디지털 헬스케어 데이터의 분석, 활용을 촉진하고 인력 양성 및 국제 협력을 지원하고자 국가전략기술 특화연구소를 공모하고 있으며 이에 앞서 9월, 국회에서는 ‘디지털 헬스케어법’ 제정을 위한 법률안이 발의된 상태이다.

디지털 헬스케어는 인구구조 변화, 건강관리, 의료체계 개선 등 사회문제 해결에 기대를 모으며 글로벌 시장의 성장세가 예상되는 분야이기도 하다[2]. 글로벌 디지털 헬스케어 시장은 2020년 1,525억 달러에서 2027년 5,088억 달러 규모로 연평균 18.8% 성장이 예상된다[1]. 이러한 디지털 헬스케어는 디지털 기술의 융합으로 진단·치료 영역에서 예방·관리를 포함하며 있으며 인공지능 기술이 매우 중요한 것으로 평가되고 있다[1]. 아울러, 초고령(Post-aged Society) 사회로의 전환에 직면한 국내 인구 상황과 맞물려 디지털 헬스케어는 더욱 주목받으며 사회적 이슈가 될 것으로 예상된다.

디지털 헬스케어는 비교적 최근에 대두된 학술 연구 대상이자 산업이다. 따라서 관련 정책의 수립, 추진 및 평가를 위해서는 일반인, 의료인, R&D 종사자의 인식 분석과 모니터링이 매우 중요하고 필요하다.

본 연구는 국내 일반인 대상으로 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화 간의 인과적 관계를 규명한 한대현[2]의 후속 연구이다. 본 연구에서는 인공지능이 갖는 유의미한 세부 기능들이 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 구조적 영향력을 확인하고자 구조 모형을 적용하였다. 또한, 선행 연구인 권기대[3], 김예원 등[4], 신혜리 등[5], 신혜리 등[6] 등에 근거하여 연령에 따른 디지털 헬스케어 인식 정도는 다를 수 있다는 점에 주목하였고 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 연령 변수의 조절 효과를 확인하고자 하였다.

본 연구의 논점은 선행 연구 확장을 통해 두 가지로 정리된다. 첫째, 구조적 관계에 초점을 둔 구조 모형 검증 및 향후 연구를 위한 기본 모형 수립이다. 둘째, 연령 집단을 조절 변수로 하는 조절 효과의 발생 여부이다. 본 연구는 기본적인 구조 모형을 수립하고 모형 변형을 통해 디지털 헬스케어에 관여하는 다양한 변수 간 인과성을 파악하기 위한 학술 연구 확장 기반 구축이라는 점에서 가치가 있다. 특히, 디지털 헬스케어 관련 정책 연구에 있어 이해 관계자, 행위자 인식 흐름을 확인, 평가할 중단 연구(Longitudinal Study)로 확장 가능한 기본 모형이라는 점에서도 의미가 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 1장 서론에서는 디지털

헬스케어의 대내외 상황과 디지털 헬스케어 구현에 핵심인 인공지능을 언급하며 선행 연구 확장을 통해 본 연구의 수행 배경과 가치를 말한다. 제 2장에서는 디지털 헬스케어에서 인공지능 활용 사항 및 연령별 인식에 관한 선행 연구와 의미를 확인하고, 제 3장에서는 선행 연구를 토대로 연구 질문을 제기하여 연구 모형과 분석 방법을 제시하며, 제 4장에서는 구조방정식 모형 분석 결과와 의미를 확인하였다. 제 5장 결론에서 본 연구가 갖는 학술 가치와 후속 연구를 제안하였다.

연구를 통해 인공지능과 디지털 헬스케어 활성화 간의 구조적 관계가 확인되었으며 향후, 디지털 헬스케어에 개입하는 다양한 요소 간 관계를 연구할 수 있는 기반이 마련되었다. 연구 결과는 디지털 헬스케어 관련 정책과 연구에 기초 자료로 활용될 수 있다.

## II. 선행 연구 검토

### 2-1 디지털 헬스케어에서 인공지능의 활용

디지털 헬스케어에 대한 정의는 과학기술정보통신부에 따르면 의료의 질 향상과 의료비 절감을 위해 의료 그리고 정보통신기술(ICT)이 융합된 개인 건강 및 질병 관리 산업, 기술을 말한다[2]. 또한 박민서[7], G. Iyawa[8]에 따르면 디지털 헬스케어는 광의로는 헬스케어 산업과 ICT가 융합되어 개인건강과 질환을 관리하는 산업영역, 협의로는 환자의 건강을 향상하고자 의료 서비스 관리에 다양한 의료 기술을 사용하는 것을 말한다. 아울러, 인공지능에 대해서는 고도의 문제 해결 능력을 갖는 인공적 지능으로 정의되어 있다[9].

디지털 헬스케어에서 인공지능의 활용은 크게 4가지로 구분하는데 병원 솔루션, 개인 건강관리, 보험회사, 신약 개발에서의 활용이 그것이다[3]. 병원에서 인공지능은 검사에서 진단까지의 소요 시간 및 비용 감소와 의료적 처치 중, 후에 있어 환자의 돌발 상태 예측, 진료프로세스 개선에 의한 전반적 생산성 향상과 효율성 제고에 기여 가능한 것으로 보고 있다[2]. 또한, 인공지능은 영상 장비(X-ray, CT, MRI, PET/CT, 초음파)에 진단 지원, 입원 환자 상태 모니터링(심박수, 혈압, 체온, 산소포화도 등), 질병 진단 예측(진단 검사, 병리 진단 등)에서 특화된 알고리즘(Deep Learning, Machine Learning)에 기초하여 의료 데이터를 수집하고 분류, 분석하는 과정에도 적용되고 있다. 의료 전반에 인공지능의 영향이 진료 지원에서 치료 영역으로도 확대되는 모습을 보이고 있는 상황이라 하겠다[10].

인공지능의 적용 확대를 위해서는 정교한 알고리즘 개발과 최적화가 요구되며 이와 함께 데이터의 충분한 양적 확보, 질적 검증이 매우 중요해 질 것이다. 데이터와 관련하여 디지털 헬스케어의 수혜 대상은 각 개인이며 일상의 라이프로그(Life Log) 데이터(활동량, 수면, 체중, 체질량, 근육량, 지방량 등) 확보와 검증을 통해 질병 원인, 연관성 및 치료에 활용 가능

할 것으로 예상된다[11]. 데이터의 분석에 있어 분석의 복잡성은 증가할 것이며 이는 개인에게 디지털 헬스케어 서비스를 제공하는 위한 불가피한 과정으로 그 해결은 인공지능 기술에 달려있다 할 것이다[12].

그러나 인공지능 데이터의 수집과 종합, 가공에서의 편향(Bias)과 알고리즘, 진단 치료에서의 편향이 발생할 경우 디지털 헬스케어 발전을 저해할 것으로 예상된다[13]. 따라서 인공지능 기술에 있어 편향의 최소화가 필요할 것이다[13]. 인공지능은 향후, 의료에 깊숙하게 관여하게 될 것이며 헬스케어 적용이 활성화 될수록 특화된 법률이 요구된다는 지적이 있다[14]. 즉, 인공지능을 둘러싼 의료행위 책임과 의료기기 허가 등 법적 영향 및 인공지능 의료 규범의 정립이 그것이다[14]. 한편, 법률 제도의 정비도 중요하지만, 인재 육성을 위한 융합적 교육 활성화도 필요하다는 의견이 제시되어 있다[15].

종합하면 인공지능과 기술은 디지털 헬스케어 영역 즉, 병원, 관계 회사(제약사, 보험사 등)에 적용 확대가 예상되며 특히, 병원 현장에서 진료 지원과 치료 영역에 적극 활용되어 발전이 기대되는 상황으로 저해 요소로 예상될 수 있는 불충분한 데이터 확보와 검증, 편향 극복 방법과 법률 제도의 정비, 교육 활성화가 필요한 것으로 선행 연구에서는 제시하고 있다. 선행 연구에 기초할 때, 인공지능 활용과 확대는 선택이 아닌 필수 사항으로 사료되며 디지털 기술 고도화는 디지털 헬스케어 발전의 핵심임을 공통적으로 확인할 수 있었다.

## 2-2 디지털 헬스케어 수혜자로서 중·고연령자

디지털 헬스케어에 관한 인식을 크게 일반인, 의료인, R&D 종사자로 분류할 수 있을 것이다. 디지털 헬스케어의 이용자로서 국내 일반인 인식은 여러 연구자에 의해 꾸준히 조사되어 왔다. 2021년 한국개발연구원(KDI; Korea Development Institute)의 일반인 인식 조사에 의하면, 디지털 헬스케어는 만성질환자(54.6%), 고령자(16.1%)에게 큰 도움을 줄 수 있는 것으로 나타났으며, 디지털 헬스케어의 장점으로 고령자·만성 질환자에 대한 주기적 관리(32.2%), 개인 맞춤 의료가능(28.2%)하다는 결과를 보고하였다[3]. 디지털 헬스케어는 상대적으로 질병에 취약하고 병원에 의존적일 수 있는 고령자에게 혜택이 될 수 있을 것으로 사료된다.

비교적 높은 연령 집단에 관한 디지털 헬스케어 인식을 분석한 선행 연구로 김예원 등[4]은 중·고령층(50~60대)의 디지털 헬스케어 서비스 사용 의도에 정보 품질, 혁신성, 건강 관심도가 영향 요인임을 밝혔고, 신혜리 등[5]은 디지털 헬스기기에 대한 중·고령자(만 55세 이상)의 통합적 기술수용모형을 분석하고 구축하였다.

또한, 신혜리 등[6]은 연령을 중장년층과 노년층 집단으로 구분하고 분석하였는데, 중·고령자의 디지털헬스기기 활용 증진을 위한 자기 효능감 제고 교육프로그램의 도입 필요와

중장년층(50대) 및 노년층의 연령 집단 특성에 따른 차별화된 디지털 헬스케어 전략이 필요함을 주장하였다. 차재혁[16]은 고령자에 초점을 맞춘 모바일 헬스케어 UI(사용자 인터페이스) 디자인 전략을 제시하고 사용의도 제고가 필요함을 말하였다. 이은석[17]은 헬스케어 연구 동향에 관한 체계적 문헌 고찰을 통해 노인의 건강 증진을 위한 스마트 헬스케어 기술 효과성 검증의 필요성 제안하였고, 진우강·이성원[18]은 노인을 위한 웨어러블 헬스케어 디바이스는 연구개발 초기 단계로 질병과 심리 상태에 관한 웨어러블 디바이스의 개발 필요를 제안하였다.

선행 연구들은 디지털 헬스케어에 관한 중·고령층의 전반 인식과 기술수용모형(TAM; Technology Acceptance Model)을 배경 이론으로 수용 요인을 동정하고, 수용 제고 전략과 방법을 제시하며, 효과성 검증 연구를 수행하였고, 신체적·정신적 상태를 반영할 디바이스 개발 필요를 말하고 있었다. 선행 연구들의 방법론은 대체로 구조방정식(SEM; Structural Equation Modeling) 분석에 의존하고 있었다. 그러나 중장기 기간을 대상으로 한 추적 연구는 아니었다. 특정 시점을 분석한 횡단 연구들로 연령에 관한 특정 시기의 인식 특성을 반영하고 있었다.

## III. 연구 설계 및 분석

### 3-1 연구 질문, 모형 및 가설

헬스케어에 인공지능 기술이 결합된 디지털 헬스케어는 대량의 데이터 취급, 정교한 분석 및 관리 등을 수행하며 많은 발전이 예상되는 분야이다. 인공지능은 진료 지원에서 진단 치료로 그 활용 영역이 확장되며 종래의 의료 체계에 변화를 야기하고 의료 전반에 혁신을 발생시킬 것이다.

본 연구는 인공지능 활용에 따른 디지털 헬스케어 활성화와의 관계성, 인과성을 구조 모형 적용을 통해 실증하고자 하였다. 이는 한대현[2]에서 밝혀진 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화에 관한 회귀 모형의 한계를 극복한다는 차별성이 있다. 본 연구는 변수가 추가되는 복합적인 상황 즉, 다중 독립변수와 다중 종속변수가 동시에 존재하는 조건에서 인과성 분석이 가능하다는 점을 특징으로 한다.

한편, 디지털 헬스케어의 이용 혜택은 선행 연구에 기초할 때 연령을 기준 시 중·고령자(50대 이상)로 판단하였다. 중·고령자 대상의 연구가 디지털 헬스케어 인식 연구에서 중요하게 다루어지고 있었다. 중·고령 집단을 상대적 저연령 집단(20~40대)과 비교할 때 디지털 헬스케어 활성화에 관한 인식 차이가 존재할 수 있음을 가정해 볼 수 있다.

이상의 검토를 바탕으로 인공지능과 디지털 헬스케어 간의 구조적 관계를 조사하고자 다음의 연구 질문을 제기하였다.

1. 한대현[2]에서 제시한 디지털 헬스케어 활성화에 영향

미치는 인공지능 요소를 회귀 모형에 근거할 때, 구조 모형의 수립이 가능하겠는가? 구조 모형에서도 두 변수 간에는 인과성이 존재한다 말할 수 있는가?

2. 권기대[3], 김예원 등[4], 신혜리 등[5], 신혜리 등[6] 등에 기초하여 디지털 헬스케어를 인식하는 연령 집단을 두 집단으로 구분한다면, 집단 간에는 의미 있는 인식 차이가 존재하는가? 즉, 구조 모형 내에서 조절 효과(Moderating Effect)가 발생하고 있는가?

상기의 연구 질문을 검증하기 위한 연구 가설을 다음과 같이 수립하였다.

1. 구조 모형에서 인공지능 활용은 디지털 헬스케어 활성화에 유의한 정(+)적 영향을 미칠 것이다.
2. 구조 모형에서 인공지능 활용이 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 영향에 있어 연령 집단은 유의한 조절 효과를 발생시킬 것이다.

연구 질문과 가설을 통해 연구 모형을 설정하였다(그림 1). 그림에서 AIU(Artificial Intelligence Utilization)는 ‘인공지능 활용’으로 3개의 세부 변수로 구성된다. 즉, DDT(Disease Diagnosis and Treatment)는 ‘질병 진단 치료’, DPP(Disease Prediction and Prevention)는 ‘질병 진단 예방’, ETP(Efficiency of Treatment Procedures)는 ‘진료(치료) 절차 효율’이다. 여기서 AIU는 독립 변수로 구조 모형에서 잠재 변수(Latent Variable)가 되며 DDT, DPP, ETP는 측정 변수(Measurement Variable)가 된다.

DHA(Digital Healthcare Activation)는 ‘디지털 헬스케어 활성화’로 2개의 세부 변수로 구성된다. 즉, PHI(Personal Health Improvement)는 ‘개인 건강 향상’, FD(Future Demand)의 ‘미래 수요’이다. 여기서 DHA는 종속 변수로 구조 모형에서 잠재 변수가 되며 PHI, FD는 측정 변수가 된다.

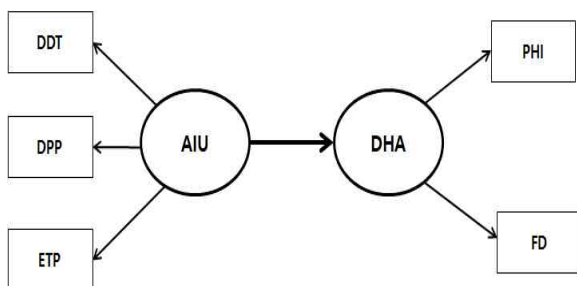


그림 1. 연구 모형의 설정  
Fig. 1. Establishment of research model

### 3-2 분석 자료 및 방법

분석에 사용된 자료는 2021년 6월 한국개발연구원에서 국내 일반인 1,000명을 대상으로 웹(Web) 설문한 원 자료(raw data)이다. 지역, 성별, 연령에 대한 층화표집 표본으로 95% 표본오차, ±3.1%p 신뢰수준을 갖는다. 인구통계학적 특성을 표 1에 정리하였다. 자료는 일반인 코호트(Cohort)이며 패널(Panel) 자료는 아니다. 특정 시점에 대한 설문 조사이며 연속된 시점의 조사가 아니라는 한계점이 있을 것이다.

분석을 위해 변수를 정의하고, 신뢰도(Reliability)를 조사하며, 변수 간 상관분석, 구조방정식 모형 적합도(Model Fit) 판단을 위한 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis), 경로 분석(Path Analysis)을 실시하여 구조적 인과성을 판단하였다. 또한, 조절 변수로 가정한 연령 집단에 대한 다중집단 확인적 요인분석(Multi-group Confirmatory Factor Analysis)과 경로 분석을 실시하여 조절 효과 발생 여부를 판단하였다. [19]에 따르면 표본의 개수가 200 이상이므로 구조방정식 모형 분석이 가능할 것이다. 분석에는 SPSS 26, AMOS 25 프로그램이 사용되었다.

표 1. 표본의 인구통계학적 특성

Table 1. Demographic characteristics of the sample

Demographics		Frequency	Ratio
Total frequency (16 Cities and provinces nationwide)		1,000	100.0%
Gender	Men	509	50.9%
	Women	491	49.1%
Age	20~29	181	18.1%
	30~39	182	18.2%
	40~49	220	22.0%
	50~59	231	23.1%
	60~69	186	18.6%
Job	Agriculture/forestry/fishery, etc. workers	9	0.9%
	Self-employed	77	7.7%
	Sales/Service	49	4.9%
	Production/Technical Jobs/Labor Jobs	75	7.5%
	general office work	395	39.5%
	Managerial/professional	114	11.4%
	Housewife	132	13.2%
	Student	45	4.5%
	Unemployed	88	8.8%
	etc	16	1.6%
Education	High school graduate or below	193	19.3%
	University/college attendance or higher	807	80.7%

### 3-3 변수의 내적 일관성

분석 표본들은 리커트(Likert) 5점 척도로 조사되었으며 구조방정식 모형 분석을 위해 측정 변수와 잠재 변수가 사용되었다. 모형에서 변수는 내적 일관성(Internal Consistency Reliability)이 갖추어져야 사용 가능하다. 내적 일관성은 동일한 개념을 측정하기 위해 여러 개의 항목(변수)을 사용하는 경우에 있어 신뢰성을 측정하는 방법이다[20].

연구 모형 내 변수 즉, AIU, DDT, DPP, ETP, DHA, PHI, FD에 대한 신뢰도 분석 결과는 표 2와 같다. 표에서 크론바흐 알파(Cronbach's alpha) 값은 각각 .856과 .717로 나타나 일반적인 기준 값 .6 이상을 보이며 연구 모형의 신뢰도는 양호하였다. 따라서 신뢰도 분석을 통해 내적 일관성이 확보되었다[20].

표 2. 변수에 대한 신뢰도 분석

Table 2. Reliability analysis for variables

Variable		Cronbach's alpha	Number
DDT	AIU	.856	3
DPP			
ETP			
PHI	DHA	.717	2
FD			

## IV. 분석 결과

### 4-1 상관분석

측정 변수 간의 상관분석 결과를 표 3에 정리하였다. 표본의 정규성(Normality) 지표인 변수의 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis)를 확인한 결과, 모든 측정 변수에서 정규성은 만족되고 있었다. 즉, 절대값 2를 초과하는 왜도 및 절대값 7을 초과하는 첨도는 없었다[21].

표 3. 측정 변수의 상관성 및 기술 통계

Table 3. Correlation and descriptive statistics of measured variables

	AIU			DHA	
	DDT	DPP	ETP	PHI	FD
DDT	1	-	-	-	-
DPP	.688**	1	-	-	-
ETP	.630**	.678**	1	-	-
PHI	.448**	.491**	.484**	1	-
FD	.358**	.393**	.434**	.560**	1
Mean	3.66	3.78	3.91	3.98	4.15
S.D	.788	.769	.759	.644	.671
Max	5	5	5	5	5
Min	1	1	1	1	1
Skewness	-.435	-.546	-.580	-.412	-.528
Kurtosis	.217	.511	.630	.841	.763

\*p<.05, \*\*p<.01, \*\*\*p<.001

또한, 상관계수 .8을 초과하여 다중공선성(Multicollinearity)에 문제가 될 만한 변수도 발견되지 않았다. 표에서 변수 간의 상관성은 p<.01 수준에서 다소 낮거나(.358~.393) 또는 보통에서 비교적 높은 관계(.434~.688)를 나타내고 있었다. 따라서 측정 변수로 구성된 잠재 변수들 간의 구조적 인과 관계를 조사할 수 있을 것이다.

### 4-2 모형 적합도 및 경로 분석

구조 모형 분석을 위해서는 모형 적절성 즉, 적합도(Fitness)에 관한 평가가 필요하다. 구조 모형의 적합도 평가 지표로 TLI(Tucker-Lewis Index; 터커 루이스 지수), CFI(Comparative Fit Index; 비교 적합 지수), RMSEA(Root Mean Square Error of Approximation; 근접 평균 제곱 오차)를 사용하였다. 그리고 모형의 타당성(Validity) 평가를 위해 AVE(Average Variance Extracted; 평균 분산 추출), Construct Reliability(개념 신뢰도) 지표를 사용하였다. 분석 결과를 표 4에 정리하였다.

인공지능 활용(AIU)과 디지털 헬스케어 활성화(DHA)에 대한 측정 모형 적합도는  $\chi^2=13.46(p<.01)$ , TLI=.989, CFI=.996, RMSEA=.049로 나타나 만족되는 것으로 확인되었다. 표에서 모형에 대한 집중타당성 지표인 AVE가 .5 이상을 나타내었고, Construct Reliability 역시 .7 이상으로 나타나 연구 모형의 타당성도 확인되었다.

확인적 요인분석 결과, 표에서 인공지능 활용(AIU)과 디지털 헬스케어 활성화(DHA)는 측정 변수(DDT, DPP, ETP, PHI, FD)에 이르는 경로계수 값(Estimate) 모두가 통계적인 유의성을 보였다(p<.001). 따라서 후속된 경로 분석 수행의 조건이 만족되고 있었다.

경로 분석을 수행하였고 결과를 표 5에 정리하였다. 구조 모형의 적합도는  $\chi^2=13.46(p<.01)$ , TLI=.989, CFI=.996, RMSEA=.049로 나타나 만족되었다(측정 모형 적합도와 동일). 표에서 독립 변수 '인공지능 활용(AIU)'은 종속 변수 '디지털 헬스케어 활성화(DHA)'에 유의미한 정(+)적 영향을 미치는 것으로 나타났다( $\beta=.707$ , p<.001). 즉, 인공지능의 활용이 높을수록 디지털 헬스케어 활성화도 높아지는 것으로 분석되었다.

또한, 구조 모형 설명력 지수인 SMC(Squared Multiple Correlations; 다중상관제곱) 값은 PHI .675, FD .464, ETP .642, DPP .727, DDT .631을 각각 보였는데 이는 기준 값 .4 이상이다. 잠재 변수 '인공지능 활용'과 '디지털 헬스케어 활성화'는 각각의 측정 변수(PHI, FD, ETP, DPP, DDT)를 양호하게 설명하고 있었다.

표 4. 연구 모형에 대한 확인적 요인분석 결과

Table 4. Confirmatory factor analysis results for research model

Latent variable	Measurement variable	Estimate		S.E.	Critical Ratio	AVE	Construct reliability
		B	$\beta$				
AIU	ETP	1	.801	-	-	.77038471	.9095421
	DPP	1.078***	.853***	.039	27.383		
	DDT	1.029***	.794***	.040	25.874		
DHA	PHI	1	.822	-	-	.75188805	.8573059
	FD	.863***	.681***	.053	16.199		

\*p<.05, \*\*p<.01, \*\*\*p<.001

표 5. 연구 모형에 대한 경로 분석 결과

Table 5. Path analysis results for research model

Path	Estimate		S.E.	Critical ratio
	B	$\beta$		
AIU → DHA	.616***	.707***	.034	18.135

\*p<.05, \*\*p<.01, \*\*\*p<.001

4-3 다중집단분석

선행 연구 검토를 통해 중·고연령에서 디지털 헬스케어에 대한 이용 혜택이 높을 수 있음을 예상하였다. 이는 중·고연령 집단이 디지털 헬스케어에 보다 수용적일 것이라는 가정과 맞닿아 있다.

본 연구에서는 디지털 헬스케어 활성화를 바라보는 인식이 있어 연령 즉, 상대적 저연령 집단(20~40대)과 중·고연령 집단(50~60대) 간에 실질적인 차이가 있는지를 다중집단분

석(Multi-group Analysis)으로 판단하였다. 다중집단분석은 집단 간 차이점 유무를 검정하는 방법으로 두 단계의 절차를 따른다. 즉, 모형 적합도 확인을 위해 다중집단 확인적 요인분석(측정동일성) 검정을 수행한 후, 조건 만족 시 경로 분석을 실시하는 것이다.

측정동일성(Measurement Equivalence) 검정은 서로 다른 집단이 측정 문항(변수)을 동일하게 인식하는지 파악하는 방법이다[22]. 측정동일성은 세부적으로 5단계로 분석하며 단계별 비교를 통해 나타난  $\chi^2$ 의 통계적 유의성 여부로 동일성을 판단한다[23],[24].

측정동일성 검정 결과를 표 6에 제시하였다. 표에서 다중집단 확인적 요인분석에 따른 측정동일성이 만족되고 있었다. 즉, 인공지능 활용(AIU)에 따른 디지털 헬스케어 활성화(DHA)의 인식을 저연령 및 중·고연령 집단으로 구분할 때, 각 집단에서는 연구 모형 내 변수(설문 문항)를 동일하게 인식하고 있음을 확인하였다.

표 6. 연령 집단에 대한 다중집단 확인적 요인분석 결과 (측정동일성)

Table 6. Multi-group confirmatory factor analysis results for age groups (measurement equivalence)

Model	$\chi^2$	df	TLI	CFI	RMSEA	$\Delta\chi^2$	$\Delta$ df	p
M1 <sup>1)</sup>	25.921	8	.979	.991	.047	-	-	-
M2 <sup>2)</sup>	28.101	11	.985	.992	.039	2.180	3	.536
M3 <sup>3)</sup>	34.717	11	.979	.989	.046	8.796	3	.032
M4 <sup>4)</sup>	70.487	19	.974	.975	.052	44.566	11	.000
M5 <sup>5)</sup>	129.642	24	.958	.949	.066	103.721	16	.000

1) Unconstrained Model

: 비제약모형(형태동일성 모형은 비제약모델로 집단 간 어떠한 제약을 가하지 않은 모형)

2) Constrained Model 1 (Measurement weights)

: 제약모형1(요인부하량 동일성 제약으로 집단 간 요인부하량을 동일하게 제약한 모형)

3) Constrained Model 2

: 제약모형2(공분산동일성 제약으로 집단 간 공분산 및 잠재변수의 분산을 동일하게 제약한 모형)

4) Constrained Model 3 (Structural covariances)

: 제약모형3(요인부하량, 공분산동일성 제약으로 집단 간 요인부하량 및 공분산을 동일하게 제약한 모형)

5) Constrained Model 4 (Measurement residuals)

: 제약모형4(요인부하량, 공분산, 오차분산동일성 제약으로 집단 간 요인부하량, 공분산 및 오차분산동일성을 제약한 모형)

표에서 M1에 해당하는 비제약모형(Unconstrained Model)의 적합도는  $\chi^2=25.921(p<.01)$ , TLI=.979, CFI=.991, RMSEA=.047로 나타났으며 집단 간 형태동일성이 유지됨이 확인되었다. 표에서 M2에 해당하는 비제약모형과 제약모형 1(Measurement weights)에 대한  $\chi^2$  검정 결과  $p<.05$  수준에서 유의하지 않은 것으로 나타났다( $p=.536$ ). 즉, 두 집단은 모형 형태뿐만 아니라 잠재 변수와 측정 변수 간 요인계수의 측정동일성에 차이가 없음을 보여 후속된 다중집단 경로분석 진행이 가능한 것으로 나타났다. 이를 통해 조절효과 여부가 확인될 수 있다.

한편, 표에서 M3, M4, M5에 해당하는 비제약모형과 제약모형 2~4의  $\chi^2$  검정 결과  $p<.05$  수준에서 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 다중집단 확인적 요인분석에서는 유의 확률이 M2(제약모형1) 까지 통계적으로 유의하지 않으면 측정동일성이 확보된 것으로 판단하고 후속된 경로 분석을 진행할 수 있다[22]. 따라서 연령 집단을 조절 변수로 한 경로 분석을 실시하였다.

다중집단 경로분석 결과는 표 7과 같다. 표에서 상대적 저연령 집단에서 인공지능의 활용(AIU)은 디지털 헬스케어 활성화(DHA)에 정(+)적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다( $\beta=.686, p<.001$ ). 또한, 중·고연령 집단에서도 인공지능의 활용은 디지털 헬스케어 활성화에 정(+)적 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다( $\beta=.730, p<.001$ ). 각 연령 집단 내에서 인공지능 활용이 높을수록 디지털 헬스케어 활성화가 촉진될 수 있음을 의미할 것이다.

다만, 연령 집단을 조절 변수로 한 집단 간 비교에 있어 인공지능의 활용이 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 차이는 통계적인 유의성이 없는 것으로 나타났다(Critical Ratios for Differences = -.352). 즉, 집단 간 경로 차이(Critical Ratios for Differences) 값이 1.96과 -1.96사이를 보였다. 따라서 각 연령 집단 내에서는 인공지능 활용이 디지털 헬스케어 활성화에 긍정적 영향을 미치고 있었음에도 집단 간에는 종속 변수에 미치는 영향력 차이가 발생한다 말하기 어렵다. 즉, 영향력 차이 여부를 검정하였으나 유의하지 않았으므로 중·고연령 집단의 경로계수 값 .730이 상대적 저연령 집단의 경로계수 값 .686 보다 큰 것으로 단정할 수 없다.

이상의 결과를 종합하면 구조 모형에 대한 연구 가설을 검증하였고 인공지능 활용(AIU)과 디지털 헬스케어(DHA) 간의 구조적 관계가 수립될 수 있음을 확인하였다. 한대현[2]에서 제시한 회귀 모형에 이어서 구조 모형에서도 인공지능 활

용은 종속변수 디지털 헬스케어 활성화에 정(+)적 영향을 나타내었다(연구 가설 1 채택).

한편, 조절 변수로 설정한 연령 집단 변수는 종속 변수에 조절 효과를 보이지 않았다(연구 가설 2 기각). 따라서 연령의 경우 상대적 저연령 집단과 중·고연령 집단 각각에서 유의성을 보였음에도 집단 간 인식 차이가 존재한다고 말하기 어려울 것이다. 각 집단 내에서는 인공지능 활용이 디지털 헬스케어 활성화에 비교적 높은 정(+)적 영향력으로 인식하고 있음을 확인하였다.

### V. 결 론

본 연구에서는 인공지능 활용이 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 영향에 대해 구조 모형을 도입하고 검증하였다. 연구 모형의 적합도와 타당성이 만족되었으며 경로분석 결과, 인공지능 활용(AIU)은 디지털 헬스케어 활성화(DHA)에 유의미한 정(+)적 영향을 미치고 있는 것으로 밝혀졌다( $p<.001$ ).

한대현[2]에서 수립한 회귀 모형에 비해 여러 독립변수와 종속 변수가 존재할 때 적용 가능한 구조 모형 도입 및 검증을 통해, 디지털 헬스케어에 관여할 수 있는 다양한 변수와의 관계성을 분석할 연구 모형 확장의 계기가 마련되었다. 본 연구로 인해 디지털 헬스케어 구현에 가장 핵심적인 도구인 인공지능과의 관계성에 대한 기본 모형이 수립된 것으로 향후, 모형 수정, 변형으로 다각적인 분석이 가능하게 될 것이다.

한편, 선행 연구에 근거할 때 디지털 헬스케어의 주된 수혜자가 비교적 높은 연령 집단이라는 것에 주목하였는데 본 연구에서는 다중집단분석을 도입하여 연령에 따른 인식 차이를 검증하였다. 그러나 조절 변수로 설정한 연령 집단이 종속 변수 디지털 헬스케어 활성화에 미치는 영향력의 차이에는 통계적 유의성이 없었다. 연령별 집단 내에서 디지털 헬스케어가 활성화 될 것이라는 유의성만 확인하였다. 이는 연령 집단 모두에서 디지털 헬스케어를 중요하게 수용하고 있고 그 차이는 존재하지 않는 것으로 해석된다.

본 연구의 의미는 다음과 같다. 기존에 수립된 회귀 모형 [2]에 근거하여 SEM 모형으로 확장되었고 향후, 모형 변형을 통해 연구 확장이 가능한 기본적 구조 모형이 마련되었다. 즉, 회귀 모형에서는 하나의 종속 변수에 대한 다중회귀 분석을 여러 차례 반복 후 결과 값(표준화 회귀계수) 비교를 통해 변수 간 인과성을 단편적으로 확인하였다면 [2], 본 연구에서

표 7. 연령 집단에 대한 다중집단 경로분석 결과  
Table 7. Multi-group path analysis results for age groups

Path	Relatively low age (20~40) group			Middle/High age (50~60) group			Critical ratios for differences
	B	$\beta$	S.E.	B	$\beta$	S.E.	
AIU → DHA	.615***	.686***	.046	.591***	.730***	.051	-.352

\* $p<.05$ , \*\* $p<.01$ , \*\*\* $p<.001$

는 다중 독립변수와 다중 종속변수로 구성된 개념들 간 인과성 방향 및 크기를 SEM 모형에 의한 단회 분석으로 실증 가능하였다는 점이다.

또한, 디지털 헬스케어 R&D와 지원 정책의 중요성을 볼 때, 연속된 시점에 관한 인과성 연구로도 연계될 수 있다. 즉, 중·장기적으로 일관성 있는 디지털 헬스케어 정책 추진과 경쟁력 제고를 위해서는 추진 근거의 정량적 뒷받침이 필요하다. 미래의 의료 경쟁력 제고라는 디지털 헬스케어 정책 목표의 달성을 위해 디지털 헬스케어에 관여하는 발전 또는 저해 변수 요인을 동정하고 관계를 정립해야 하며 요인 간 동적 상호 관계성, 영향성을 판단해야 할 것이기 때문이다.

본 연구에서 수립한 기본적 구조 모형은 변수 요인 간 동적 관계를 판단할 모형을 제공하고 있는데 시간 차원이 결합된 종단 연구(Longitudinal Study) 즉, 연속 시점에서 변수 요인 간 인과성 판단을 가능하게 한다는 측면에서 의미가 있다. 반복적 횡단면 디자인(Repeated Cross Sectional Design)을 활용한 종단 연구[25] 또는 패널(일반인, 의료인) 활용에 의한 종단 연구로 확장시켜 정책에 반영할 시사점 도출이 가능할 것이다.

디지털 헬스케어는 의료와 바이오산업의 디지털화, 비대면 확대, 감염병, 초고령화 등 사회 환경 변화에 따라 많은 주목을 받게 될 것이다. 디지털 헬스케어는 국가의 의료경쟁력 제고에 필수적으로 의료 현장과 이용자의 요구가 반영된 정교한 정책 추진이 중요하다. 국가의 정책 추진, 보완과 관련하여 인식에 대한 기초 연구는 지속 필요할 것으로 사료된다. 사회 이슈가 되어 가는 디지털 헬스케어는 그 핵심 기술인 인공지능 개발, 활용에 의존적이며 신기술(Emerging Technology) 수용이라는 관점에서 인식의 추적, 모니터링이 요구된다 할 것이다[2].

현재, 디지털 헬스케어 관련 중요하게 해결되어야 하는 이슈로는 보건의료 데이터 공유와 활용에 관한 제도적 개선 및 사회적 동의가 있다. 국내 일반인들은 디지털 헬스케어 활성화를 위해서는 신뢰성 있는 보건의료 데이터 기반 구축(39.5%), 개인정보 보안 강화(24.4%)가 필요한 것으로 판단하고 있었다[2],[3]. 이는 디지털 헬스케어 발전에 필요 요소로 가정되며 해결을 위해서는 영향성에 관한 학술적 근거가 요구될 것이다. 따라서 본 연구에서 구축한 연구 모형을 변형, 발전시켜 디지털 헬스케어의 또 다른 이슈인 보건의료 데이터 공유 활용에 관련한 후속 연구를 제안할 수 있겠다.

즉, 보건의료 데이터는 디지털 헬스케어 활성화를 촉진할 수 있는 변수로 가정되고 확립된 인공지능 활용과 디지털 헬스케어 활성화의 구조적 관계에서 매개 변수로 기능을 하며 매개 효과(Mediation Effect)를 발생시킬 수 있는지 실증 가능하다는 것이다. 실증을 통해 디지털 헬스케어 정책이 있어 보건의료 데이터 공유 활용 추진의 학술적 근거가 마련될 것으로 사료된다. 이는 선행 연구들에서는 정립되지 않은 사항으로 의미가 있다.

## 참고문헌

- [1] Korea Government-Related Department Joint Report, "Five-Year (2023~2027) Comprehensive Plan to Support Medical Device Industry Development," 2023.
- [2] D. H. Han, "Causal Relationship Between Use of Artificial Intelligence and Vitalization of Digital Healthcare," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 24, No. 11, pp. 2777-2786, 2023. <https://doi.org/10.9728/dcs.2023.24.11.2777>
- [3] K. D. Kwon, "A Survey on the Public Awareness of Digital Healthcare," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 23, No. 3, pp. 551-558, 2022. <https://doi.org/10.9728/dcs.2022.23.3.551>
- [4] Y. W. Kim, S. Han, and K. S. Kim, "Determinants of Intention to Use Digital Healthcare Service of Middle and Older Users," *Information Society & Media*, Vol. 19, No. 3, pp. 1-23, 2018. <https://doi.org/10.52558/ISM.2018.12.19.3.1>
- [5] H. R. Shin, H. J. Yoon, S. K. Kim, and Y. S. Kim, "Comprehensive Senior Technology Acceptance Model for Digital Health Devices," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 18, No. 8, pp. 201-215, 2020. <https://doi.org/10.14400/JDC.2020.18.8.201>
- [6] H. R. Shin, S. K. Kim, and Y. S. Kim, "Effect of Self-Efficacy of Middle-Aged and Elderly on the Intention to Use Digital Health Devices: Focusing on the Difference Between Middle-Aged and Elderly," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 18, No. 10, pp. 13-22, 2020. <https://doi.org/10.14400/JDC.2020.18.10.013>
- [7] M. Park, "Artificial Intelligence Application Cases and Considerations in Digital Healthcare," *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 13, No. 1, pp. 141-147, 2022.
- [8] G. Iyawa, M. Herselman, and A. Botha, "Digital Health Innovation Ecosystems: From Systematic Literature Review to Conceptual Framework," *Procedia Computer Science*, 100, pp. 244-252, 2016. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2016.09.149>
- [9] Korea Ministry of Strategy and Finance, Dictionary of Current Economic Terms [Internet]. Available: [www.moef.go.kr/sisa/dictionary/detail?idx=2046](http://www.moef.go.kr/sisa/dictionary/detail?idx=2046)
- [10] K. S. Lee, "Artificial Intelligence Technology Research Trend in Dentistry," *Journal of Digitalized Dentistry*, Vol. 12, No. 1, pp. 11-17, 2021.
- [11] M. Park, "Lifelog Analysis and Future Using Artificial Intelligence in Healthcare," *The Journal of the Convergence on Culture Technology*, Vol. 8, No. 2, pp. 1-6, 2022.
- [12] M. Park, "Application and Expansion of Artificial Intelligence Technology to Healthcare," *Journal of*



*Business Convergence*, Vol. 6, No. 4, pp. 101-109, 2021.  
<https://doi.org/10.31152/JB.2021.11.6.4.101>

[13] Y. J. Chang and W. S. Jung, "Ethical Issues on Healthcare Artificial Intelligence and Bias: Based on Phase of Design and Use," *Human Beings, Environment and Their Future*, No. 31, pp. 197-214, 2023. <https://doi.org/10.34162/hefins.2023..31.008>

[14] J. H. Eom and S. Y. Kim, "A Normative Review for Medical AI," *Korean Journal of Medicine and Law*, Vol. 28, No. 2, pp. 53-77, 2020. <https://doi.org/10.17215/kaml.2020.12.28.2.53>

[15] K. B. Kim and K. H. Han, "A Study of the Digital Healthcare Industry in the Fourth Industrial Revolution," *Journal of Convergence for Information Technology*, Vol. 10, No. 3, pp. 7-15, 2020.

[16] J. Cha, "The Effect of UI Usability of Mobile Healthcare Applications on Technostress and Continuous Use Intention: Focusing on Elderly Users," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 19, No. 5, pp. 295-305, 2021. <https://doi.org/10.14400/JDC.2021.19.5.295>

[17] E. S. Yi, "The Physical Activity and Smart Health Care of Trend for the Elderly," *Journal of Digital Convergence*, Vol. 15, No. 8, pp. 511-516, 2017. <https://doi.org/10.14400/JDC.2017.15.8.511>

[18] Y. G. Chen and S. W. Lee, "A Study on the Trend of Development of Wearable Healthcare Devices for the Elderly," *Journal of the Korean Society Design Culture*, 2020. <https://doi.org/10.18208/ksdc.2020.26.1.245>

[19] A. Boomsma, "The Robustness of LISREL Against Small Sample Sizes in Factor Analysis Models," *Systems Under Indirect Observation: Causality, Structure, Prediction*, pp. 149-173, 1982.

[20] H. Y. Lee, *Marketing Research*, 4th ed., Crbooks, 2015.

[21] K. V. Mardia, "Applications of Some Measures of Multivariate Skewness and Kurtosis in Testing Normality and Robustness Studies," *Sankhya: The Indian Journal of Statistics, Series B*, Vol. 36, No. 2, pp. 115-128. May 1974.

[22] Hiddengrace, *Utilization of Structural Equation Modeling and Advanced Analysis of SPSS*, Hanbitacademy, Seoul, 2020.

[23] M. R. Mullen, "Diagnosing Measurement Equivalence in Cross-National Research," *Journal of International Business Studies*, Vol. 26, pp. 573-596, 1995.

[24] M. B. Myers, R. J. Calantone, and T. J. Page Jr., and C. R. Taylor, "Academic Insights: An Application of Multiple-Group Causal Models in Assessing Cross-Cultural Measurement Equivalence," *Journal of International*

*Marketing*, Vol. 8, No. 4, pp. 108-121, 2000.

[25] S. Menard, *Longitudinal Research*, Newbury Park, CA: Sage, 1991.



한대현(Daehyun Han)

2023년 : 고려대학교 과학기술학 박사  
 (Policy and Management of  
 Science and Technology)

2006년~2009년: 경기도경제과학진흥원

2010년~2016년: 삼성전자

2017년~현 재: 삼성서울병원

※ 관심분야 : 과학기술정책, 기술위험, 디지털 바이오헬스