

디지털 읽기 기반 교육 환경을 위한 어시스턴트 시스템 디자인

멀티 모달 데이터 기반의 그래픽 유저 인터페이스(GUI) 및 휴먼로봇 인터랙션(HRI) 비교 분석

Designing an Assistant System for Digital Reading-Based Educational Environments

A Comparative Analysis of Graphic User Interface (GUI) and Human-Robot Interaction (HRI) Based on Multimodal Data

주 저 자 : 이 윤 (Lee, Yoon)

서울시립대학교 디자인학과 조교수
yoonlee@uos.ac.kr

<https://doi.org/10.46248/kidrs.2025.1.236>

접수일 2025. 02. 12. / 심사완료일 2025. 03. 04. / 게재확정일 2025. 03. 10. / 게재일 2025. 3 30.

이 논문은 2024년도 서울시립대학교 교내학술연구비에 의하여 지원되었음.

Abstract

This study explores the potential of Human-Robot Interaction (HRI) to enhance “digital reading” experiences, one of the most common computer-based learning methods in higher education. To this end, we conducted a comparative analysis of interaction designs between a Graphical User Interface (GUI)-based reading system and an HRI system that provides reflective and empathic feedback through a humanoid robot. A comprehensive dataset, including eye-tracking and self-report data, was collected to analyze the additional value HRI can offer compared to traditional GUI-based systems through both objective and subjective indicators. Based on the hypothesis that ‘reflection’ and ‘empathy’ in robot feedback play a critical role in learning support within HRI design, we compared the two systems across four dimensions: 1) reading behavior analysis using eye-tracking data, 2) cognitive performance evaluation through pre- and post-tests, 3) perceived interaction quality measured by the AttrakDiff questionnaire, and 4) social perception of the interface assessed through the Social Presence questionnaire. The results showed that HRI-based digital reading positively influenced learners’ attentional focus, robot-looking behavior, and page re-trace actions, leading to sustained changes in learning behaviors beyond short-term effects. Furthermore, the HRI condition demonstrated higher knowledge gain, more positive hedonic experiences, and stronger social presence compared to the GUI condition. These findings suggest that reflective and empathic feedback design within HRI can effectively enhance digital reading learning experiences.

Keyword

Human-Robot Interaction(휴먼-로봇 인터랙션), Digital Reading(디지털 읽기), Reflective and Empathic Feedback Design(성찰적·공감적 피드백 디자인)

요약

본 연구는 대학 교육 내에서 가장 일반적인 컴퓨터 기반 학습법 중 하나인 ‘디지털 읽기’ 경험을 증진하기 위한 매개체로서의 휴먼-로봇 인터랙션(Human-Robot Interaction, HRI)의 가능성을 탐구하였다. 이를 위해 화면 기반 읽기 인터페이스(Graphical User Interface, GUI)와 자기성찰적이며 사용자에게 공감하는 피드백을 제공하는 휴머노이드 로봇을 활용한 HRI 인터페이스를 개발 및 비교 분석하였다. 본 연구는 디지털 읽기 활동을 중심으로 아이 트래킹 및 자기보고 데이터를 포함한 포괄적인 데이터셋을 수집하여, HRI가 기존 GUI 기반 시스템과 비교했을 때 제공할 수 있는 부가적 가치를 객관적 및 주관적 지표를 통해 분석하였다. HRI 설계에서 인간 튜터와 마찬가지로 로봇 피드백의 ‘성찰’과 ‘공감’이 학습 지원에 중요한 역할을 한다는 가설을 바탕으로, 두 시스템을 다음 네 가지 측면에서 비교하였다. 이는 첫째, 아이 트래킹 데이터를 통한 읽기 행동 분석, 둘째, 사전-사후 테스트를 통한 인지적 성과 평가, 셋째, AttrakDiff 설문을 통한 인터랙션 품질에 관한 인식, 넷째, Social Presence 설문을 통한 인터페이스에 대한 사회적 존재감 분석이다. 연구 결과, HRI 기반 디지털 읽기는 학습자의 주의 집중, 로봇 응시, 페이지 재탐색 행동에 긍정적인 영향을 미쳤으며, 이는 단기적 효과를 넘어 지속적인 학습 행동 변화로 이어짐을 확인하였다. 또한, HRI 조건에서는 GUI 대비 더 높은 지식 습득과 더 긍정적인 쾌락적·자극 경험 및 높은 사회적 존재감이 관찰되었다. 이러한 결과는 HRI 기반의 성찰적이고 공감적인 피드백 디자인이 디지털 읽기 학습 경험을 향상 시키는 효과적인 매개체로 활용될 수 있음을 시사한다.

목차

| 1. 서론

- 1-1. 연구 배경 및 필요성
- 1-2. 연구 목적 및 연구 질문

2. 이론적 배경

- 2-1. 디지털 읽기의 멀티 모달 분석: 선행 연구 고찰
- 2-2. 교육 분야의 휴먼-로봇 인터페이스 (Human-Robot Interface; HRI) 적용 사례

3. 연구 방법

- 3-1. 연구 설계
- 3-2. 실험 도구 및 자료 수집 방법
- 3-3. 평가 지표 및 분석 방법
- 3-4. 실험 절차

4. 연구 결과

- 4-1. 기술 통계 및 상관관계 분석

5. 논의 및 연구의 한계점

- 5-1. 주요 결과 해석 및 논의
- 5-2. 연구의 한계 및 향후 연구 방향

6. 결론

- 6-1. 연구 요약 및 시사점
- 6-2. 이론적, 실증적 기여

참고문헌

1. 서론

1-1. 연구 배경 및 필요성

디지털 학습 환경의 확산과 함께 학습자 중심의 실시간 학습 지원(real-time learning support) 디자인에 대한 필요성이 점점 더 강조되고 있다. 특히 컴퓨터를 매개로 하는 온라인 및 하이브리드 학습 환경에서는 학습 상황에 대한 즉각적인 피드백 부족으로 인해 학습자가 주의 집중 및 자기 조절(self-regulation)에 어려움을 겪는 경우가 많다¹⁾. 동시에 교육자들은 학습자의 실시간 학습 몰입도와 진척 상황을 효과적으로 파악하기 어려워, 적재적소에 학습 지원을 제공하기 어렵다. 이러한 상황은 학습의 효과성, 효율성, 그리고 학습 및 교육 경험의 질을 저하 시키며, 학습자의 낮은 몰입도는 향후 학습 활동에 대한 흥미 감소로 이어질 수 있어 교육 전반에 부정적 순환을 초래할 수 있다.²⁾

- 1) Yoon Lee, Haoyu Chen, Guoying Zhao, Marcus Specht, 'WEDAR: Webcam-based Attention Analysis via Attention Regulator Behavior Recognition with a Novel E-reading Dataset', International Conference on Multimodal Interaction, 2022. 11. Vol.00, No.1, pp.319-428
- 2) Yoon Lee, Marcus Specht, 'Can We Empower Attentive E-reading with a Social Robot? An Introductory Study with a Novel Multimodal Dataset and Deep Learning Approaches', 13th International Learning Analytics and Knowledge

이러한 한계를 극복하기 위해 센서 기반 기술과 데이터 분석의 발전으로 멀티 모달 학습 분석(Multimodal Learning Analytics, MMLA)이 효과적인 도구로 주목받고 있다. 이는 아이 트래킹, 행동 로그, 생체 신호, 자기 보고 등 다양한 층위의 데이터 수집을 통해 학습자의 인지적, 정서적, 행동적 상태를 실시간으로 분석할 수 있는 컴퓨터 기반의 분석 방법론이다.³⁾ 그러나 현재 대부분의 멀티 모달 학습 분석 연구는 여전히 GUI를 기반으로 한 컴퓨터 매개 학습(Computer-Mediated Learning, CML)에 국한되어 있으며, 학습자에게 인간 튜터와 유사한 피드백을 제공하거나 학습 경험의 사회적 측면을 강화하는 데에는 한계를 지닌다.⁴⁾

이러한 맥락에서 본 연구는 전통적인 GUI 환경을 확장하기 위한 대안으로 휴먼-로봇 인터랙션(Human-Robot Interaction, HRI)의 가능성을 탐구한다. 본 연구의 HRI는 단순한 기술적 적용을 넘어, HRI

Conference, 2023. 03. Vol.00, No.1, pp.520-530

- 3) Daniele Di Mitri, Jan Schneider, Marcus Specht, Hendrik Drachsler, 'From signals to knowledge: A conceptual model for multimodal learning analytics', Journal of Computer Assisted Learning, 2018.07. Vol.34, No.4, pp.338-349
- 4) Yoon Lee, Marcus Specht, Op. cit. 2023, pp.520-530

를 성찰적(reflective)이고 공감적인(empathic) 상호작용을 제공하는 인터페이스로 사용함으로써 학습자의 몰입도와 자기 조절 능력 향상을 도모한다. 특히, 휴머노이드 로봇을 활용한 인터랙션은 학습자에게 명확한 사회적 존재감을 제공하며, 이는 학습자의 주의 집중, 인지적 성과, 인터랙션 품질, 사회적 연결감 등 다양한 학습 관련 요소에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 이를 기반으로 본 연구에서는 단순한 인터랙션 매개체로서의 역할을 넘어 학습자를 심리적, 정서적, 행동적으로 돕는 새로운 HRI 기반 학습 지원 모델을 제안함으로써 지능형 학습 개선(intelligent learning support)에 이론적, 실증적으로 기여 하고자 한다.

1-2. 연구 목적 및 연구 질문

1-2-1. 연구 목적

본 연구는 인간 교육자의 효과적인 피드백 전략인 성찰적이고 공감적인 피드백⁵⁾이 HRI 기반 인터랙션에서도 긍정적인 영향을 미칠 것이라는 가설을 바탕으로 진행되었다. 특히, 학습 로봇을 동반함으로써 학습자가 디지털 기반 읽기를 통한 정보 습득에 그치지 않고 스스로의 학습 과정을 성찰하며, 학습 동기와 몰입을 유지할 수 있도록 지원하는 피드백의 역할에 주목하였다.

이러한 맥락에서 본 연구의 목적은: 1)학습자의 상태, 감정, 행동, 학습 성과와 관련된 다양한 모달리티 데이터 수집 및 분석을 통해 학습 지원 전략을 개발하는 것을 포함한다. 2)멀티 모달 학습 분석을 통해 학습자의 인지적, 정서적, 행동적 특성을 정량적, 정성적으로 분석한다. 3)이를 기반으로 성찰적이고 공감적인 피드백이 학습자 경험에 미치는 영향을 탐구하고, HRI 기반 피드백의 역할과 효과를 규명한다.

1-2-2. 연구 질문

성찰적이고 공감적인 특성을 지닌 HRI 기반 피드백은 전통적인 GUI 기반 디지털 읽기 시스템과 비교하여...

RQ1. 학습자의 읽기 행동에 어떤 영향을 미치는가?

RQ2. 학습자의 인지적 성과에 어떤 영향을 미치는가?

RQ3. 학습자가 인식하는 인터랙션 품질에 어떤 영향을 미치는가?

RQ4. 학습자가 느끼는 인터페이스의 사회적 존재감에 어떤 효과를 나타내는가?

2. 이론적 배경

2-1. 디지털 읽기의 멀티 모달 분석: 선행 연구 고찰

멀티 모달 학습 분석은 학습 과학, 감성 컴퓨팅, 휴먼-컴퓨터 인터랙션에서 공통적으로 연구되는 주제로, 학습자와 학습 환경 분석에 관한 중요한 통찰을 제공한다⁶⁾. 다양한 센싱 기술과 머신 러닝 기법이 학습 이론과 결합되면서, MMLA는 보다 정확하고 풍부하며 실시간 학습 분석을 가능하게 하는 도구로 발전해 왔다⁷⁾.

컴퓨터 매개 학습(Computer-Mediated Learning, CML)과 디지털 읽기에서 학습자의 주의와 몰입은 주로 아이 트래커와 컴퓨터 비전 기법을 활용한 관심 영역(area of interest)⁸⁾, 패턴 군집화⁹⁾와 관련된 시각적 지표들을 기반으로 연구되었다. 여기에는 동공 크기

5) Marieke Van der Schaaf, Liesbeth Baartman, Frans Prins, Anne Oosterbaan, Harmen Schaap, 'Feedback Dialogues That Stimulate Students' Reflective Thinking', Scandinavian Journal of Educational Research, 2011.11. Vol.57, No.3, pp.227-245

6) Haoyu Chen, Xin Liu, Jingang Shi, and Guoying Zhao, 'Temporal Hierarchical Dictionary Guided Decoding for Online Gesture Segmentation and Recognition', IEEE Transactions on Image Processing, 2020. 10. Vol.29, No.1, pp.9689-9702

7) Mu Su, Meng Cui, and Xiaodi Huang, 'Multimodal data fusion in learning analytics: A systematic review', Sensors, 2020. 11. Vol.20, No.23, p.6856

8) Hutt Stephen, Kristina Krasich, Caitlin Mills, Nigel Bosch, Shelby White, James R. Brockmole, and Sidney K. D'Mello, 'Automated gaze-based mind wandering detection during computerized learning in classrooms', User Modeling and User-Adapted Interaction, 2019. 06. Vol.29, No.1, pp.821-867

9) Gomes July, Mohamed Yassine, Marcelo Worsley, Paulo Blikstein, 'Analysing Engineering Expertise of High School Students Using Eye Tracking and Multimodal Learning Analytics.', Educational Data Mining, 2013. 07. Vol.01, No.1, pp. 375-377

10), 눈꺼풀 모양¹¹⁾, 시선 고정 영역¹²⁾, 고정 패턴¹³⁾, 눈 깜빡임 빈도¹⁴⁾ 등이 포함된다.

또한, 손과 신체의 제스처¹⁵⁾는 개인 및 집단 수준의 몰입도 분석에 활용되었으며, 감정과 각성은 주의 변화의 중요한 요소로 밝혀졌다¹⁶⁾. 이러한 감정적 변화는 주로 표정 변화를 통해 분석되어 왔다. 더불어, MMLA와 피드백을 연결하려는 연구들이 이론적 모델 제안¹⁷⁾, 실시간 학습 지원 시스템 개발¹⁸⁾, 협력 학습

지원¹⁹⁾ 분야의 연구를 통해 활발히 이루어져 왔다.

2-2. 교육분야의 휴먼-로봇 인터페이스 (Human-Robot Interface: HRI) 적용 사례

최근 HRI는 고도의 센싱 기술과 AI의 발전으로 인해 단순한 산업용 자동화를 위한 도구에서 엔터테인먼트, 의료, 교육 분야를 아우르는 사회적 존재(social presence)로 확장되고 있다. 기존에는 로봇이 반복적이고 위험한 작업을 수행하는 역할에 집중되었으나, 점차 인간과의 상호작용을 통해 감성적이고 인지적인 지원을 제공하는 방향으로 발전하고 있다²⁰⁾.

교육 분야에서 HRI는 주로 어린 학습자를 대상으로 다양한 학습 목표(예: 과학, 수학, 읽기, 어휘 학습)²¹⁾와 특수 교육 요구(예: 자폐 스펙트럼)²²⁾를 지원하는 방향으로 개발되어 왔다. 이러한 연구들은 로봇이 교사의 역할을 보완하고, 학습자와의 지속적인 상호작용을 통해 몰입도와 학습 효과를 높이는 데 기여할 수 있음을 보여준다. 특히, HRI는 교사, 공동 학습자, 학습 동반자 역할을 수행하며²³⁾, 교실 안팎에서 활용될 수 있다²⁴⁾.

Agents, 2018. 11. Vol.00, No.1, pp.1-7

10) Jonathan Smallwood, Kevin S. Brown, Christine Tipper, Barry Giesbrecht, Michael S. Franklin, Michael D. Mrazek, Jean M. Carlson, Jonathan W. Schooler, 'Pupillometric Evidence for the Decoupling of Attention from Perceptual Input during Offline Thought', PLOS One, 2011. 05. Vol.6, No.3, pp.1-8

11) Michael Xuelin Huang, Jiajia Li, Grace Ngai, Hong Va Leong, Andreas Bulling, 'Moment-to-Moment Detection of Internal Thought during Video Viewing from Eye Vergence Behavior', Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia, 2019. 10. Vol.00, No.1, pp.2254-2262

12) Hutt Stephen, Kristina Krasich, Caitlin Mills, Nigel Bosch, Shelby White, James R. Brockmole, Sidney K. D'Mello, Op. cit. 2019, pp.821-867

13) Gomes July, Mohamed Yassine, Marcelo Worsley, Paulo Blikstein, Op. cit. 2013, pp. 375-377

14) Bryant J Jongkees 1, Lorenza S Colzato, 'Spontaneous eye blink rate as predictor of dopamine-related cognitive function—A review', Psychology, 2016. 12. Vol.71, No.1, pp.58-82

15) Ayesha Perveen, 'Facilitating multiple intelligences through multimodal learning analytics', Turkish Online Journal of Distance Education, 2018. 01. Vol.19, No.1, pp.18-30

16) Yoon Lee, Gosia Migut, Marcus Specht, 'Unveiling cognitive processes in digital reading through behavioural cues: A hybrid intelligence (HI) approach', British Journal of Educational Technology, 2025. 02. Vol.00, No.1, pp.1-34

17) Daniele Di Mitri, Jan Schneider, Marcus Specht, Hendrik Drachslar, Op. cit. 2018, 338-349

18) Mathieu Chollet, Pranav Ghatge, Catherine Neubauer, Stefan Scherer, 'Influence of Individual Differences when Training Public Speaking with Virtual Audiences', Proceedings of the 18th International Conference on Intelligent Virtual

19) Haoyu Chen, Esther Tan, Yoon Lee, Sambit

Praharaj, Marcus Specht, Guoying Zhao, 'Developing AI into Explanatory Supporting Models: An Explanation-visualized Deep Learning Prototype for Computer Supported Collaborative Learning', International Society of the Learning Sciences (ISLS), 2020. 06. Vol.00, No.1, pp.1133-1140

20) Thomas B. Sheridan, 'Human-Robot Interaction: Status and Challenges', Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2016. 04. Vol.58, No.4, pp.525-532

21) Jauwairia Nasir, Utku Norman, Wafa Johal, Jennifer K. Olsen, Sina Shahmoradi, Pierre Dillenbourg, 'Robot Analytics: What Do Human-Robot Interaction Traces Tell Us About Learning?', IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (ROMAN), 2019. 10. Vol.00, No.10, pp.1-7

22) Camino Fernández-Llamas, Miguel A. Conde, Francisco J. Rodríguez-Lera, Francisco J. Rodríguez-Sedano, Francisco García, 'May I teach you? Students' behavior when lectured by robotic vs. human teachers', Computers in Human Behavior, 2018. 03. Vol.80, No.1, pp.460-469

그러나 대부분의 HRI 연구가 유아 및 초등 교육에 집중되어 있는 반면, 대학 교육에서의 적용 가능성에 대한 연구는 상대적으로 부족한 실정이다. 대학 교육에서는 학습자의 자기 주도 학습 능력이 요구되며, 보다 심층적인 인지적 과정과 메타인지 활동이 중요하다. 또한 기존의 컴퓨터 기반 학습 시스템은 정보 전달에는 효과적이지만, 학습자의 정서적 몰입과 지속적인 학습 동기를 유발하는 데 한계가 있다. 반면, HRI 시스템은 학습자의 상태를 감지하고, 공감적이고 맞춤형 피드백을 제공함으로써 이러한 한계를 보완할 수 있다.

현재 HRI 피드백 시스템은 크게 세 가지로 구분된다. 첫째, 규칙 기반 시스템(rule-based system)은 단순한 규칙을 바탕으로 한 피드백을 제공한다²⁵⁾. 둘째, AI 모델 기반 시스템(AI model-based system)은 다중 모드 데이터를 활용해 학습자의 상태를 예측하고 AI 기반 피드백을 제공한다. 셋째, 위저드 오브 오즈(Wizard-of-OZ) 기법은 실시간 인식 및 피드백이 어려운 경우, 인간 조정자가 로봇을 제어하여 피드백을 제공하는 방식으로 본 연구에서는 첫 번째 방법을 따른다.

HRI의 효과는 유용성(robustness), 사용성(learner performance), 수용성(trust, anxiety) 등의 측면에서 평가되어 왔다. 그러나 로봇의 특성과 적용 가능성(affordances)에 대한 경험적 연구는 여전히 부족하며, 이는 향후 HRI 설계와 교육 분야 적용을 위한 중요한 연구 과제로 남아 있다²⁶⁾. 이는 본 연구에서 센서 및 자기 보고를 기반으로 한 객관적, 주관적 지표 연구를 통해 GUI 시스템과 비교, 분석 될 예정이다.

23) Thomas B. Sheridan, Op. cit. 2016, pp.525-532

24) Martyn Cooper, David Keating, William Harwin, Kerstin Dautenhahn, 'Robots in the classroom - tools for accessible education', Assistive Technology Research Series, 1999. 11. Vol.6, No.1, pp.1-5

25) Daniel C. Tozadore, Roseli A. F. Romero, 'Multimodal Fuzzy Assessment for Robot Behavioral Adaptation in Educational Children-Robot Interaction', Companion Publication of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction, 2020. 12. Vol.00, No.1, pp.392-399

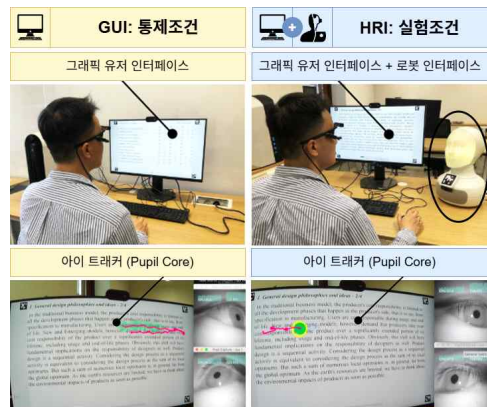
26) Camino Fernández-Llamas, Miguel A. Conde, Francisco J. Rodríguez-Lera, Francisco J. Rodríguez-Sedano, Francisco García, Op. cit. 2018, pp.460-469

3. 연구 방법

3-1. 연구 설계

3-1-1. 통제 조건 및 실험 조건

참가자들은 통제 조건과 실험 조건의 두 그룹으로 나누어졌다. 통제 조건은 화면상의 시각적 인터랙션만을 기반으로 디지털 읽기를 수행한 GUI 그룹이며, 실험 조건은 통제 조건에 Furhat²⁷⁾ 로봇이 포함된 HRI 그룹이었다 [그림 1]. 두 실험 조건의 유일한 차이점은 HRI 시스템에 인간의 표정, 제스처, 목소리, LED 조명을 포함한 휴머노이드인 Furhat 로봇이 포함되며, 이 로봇이 읽기 과정 중 총 7회에 걸쳐 학습에 대한 자기 성찰을 유도하고 사용자에게 공감하는 음성 피드백을 제공한다는 점이다 [그림 2]. 그 외 두 그룹은 동일한 디지털 읽기 학습 내용, 피드백 제공 시점, 퀴즈 질문의 형식과 내용을 동일하게 제공받았다. 또한, 두 그룹의 실험 참가자 모두 Pupil Core 아이 트래커, 웹캠, 클릭 로그를 활용한 데이터 수집의 대상이 되었다.



[그림 1] 통제조건 (GUI) 및 실험조건 (HRI) 비교 (독립 표본)

3-1-2. 참가자 및 표본 특성

본 실험은 60명의 대학 교육 학습자를 대상으로 진행되었다. 참가자 모집은 캠퍼스 포털 내 광고를 통해 자발적으로 참여한 사람들로 이루어졌다. 참가자들은 일상적인 교육을 영어로 수행하며, 영어로 작성된 디지털 읽기 학습 내용을 충분히 이해할 수 있는 사람들로 선정되었다. 아이 트래커를 활용한 실험 특성상 안경이나 콘택트렌즈 없이 읽을 수 있

27) 휴머노이드 로봇 Furhat, (2025.02.11.) www.furhatrobotics.com/

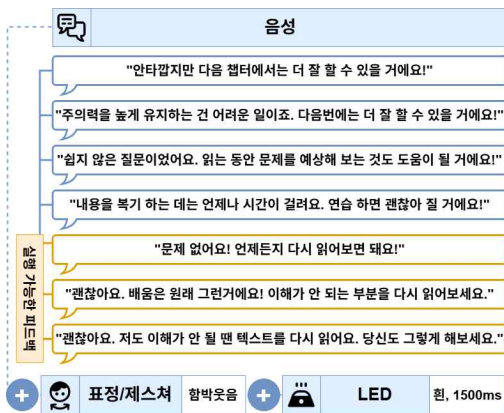
는 사람들만 실험 참가자로 선정되었다.

GUI 기반 통제 조건에는 남성 18명, 여성 12명이 참여하였으며, 평균 연령은 25.8세($M=25.8$, $SD=3.35$)였다. HRI 기반 실험 조건에는 남성 19명, 여성 11명이 참여하였으며, 평균 연령은 24.1세($M=24.1$, $SD=4.30$)였다.

본 연구에서는 동일한 디지털 읽기 내용을 반복적으로 읽음에 따라 나타나는 결과의 왜곡을 막기 위해 같은 집단을 대상으로 한 사전-사후 비교가 아닌, 서로 독립된 두 집단 간 평균 차이를 비교하였다. 따라서, 같은 조건 하에 GUI 그룹(30명)과 HRI 그룹(30명) 참가자가 모집되었다.

3-2. 실험 도구 및 자료 수집 방법

본 연구를 위해 GUI 기반 텍스트 리더(text reader)가 개발되었다. 본문 텍스트는 글꼴 크기 47pt로 설정되었으며, 해상도 2560 × 1440의 27인치 모니터에서 구현되었다. 학습 자료로는 참가자들의 동등한 사전 지식 수준을 보장하기 위해 정보성 자료인 '폐기물 관리와 주요 원자재(Waste Management and Critical Raw Materials)'를 선정하였다. 이 자료는 총 7개의 하위 주제, 29페이지, 약 4,750단어로 구성되어 있다.



[그림 2] 성찰을 유도하며 공감하는 HRI 피드백

데이터 수집은 아이 트래킹, 웹캠 영상, 클릭 로그 등의 멀티 모달 데이터로 이루어졌으며, 이를 통해 학습자의 읽기 행동과 인지 과정을 정량적으로 분석할 수 있는 데이터를 확보하였다. 뿐만 아니라, 인지적 성과에 관한 사전-사후 테스트(pre-post test), AttrakDiff²⁸⁾ 설문, Social Presence²⁹⁾ 설문과 같은

자기 보고(self-report) 기반의 데이터도 수집하여 사용자 평가를 정량 및 정성적으로 수행할 수 있도록 하였다.

3-3. 평가 지표 및 분석 방법

3-3-1. 사용자 주의력 평가 지표 1: 읽기 행동(아이 트래킹)

집중력 분석의 지표로 컴퓨터 공학 및 인지 공학 분야에서 자주 사용되는 읽기 행동은 아이 트래커와 클릭 로그 데이터에서 수집된 지표들을 결합하여 평가되었다. 본 연구에서는 읽기 속도(reading speed), 눈 깜빡임 빈도(blink rate), 시선 고정 빈도(fixation frequency), 시선 고정 비율(fixation rate), 우안 동공 크기 변화율(pupil size change rate of the right eye), 좌안 동공 크기 변화율(pupil size change rate of the left eye)이라는 여섯 가지 지표를 활용하였다.

읽기 속도는 초당 읽은 단어 수로 측정되었으며, 눈 깜빡임 빈도는 초당 깜빡임 횟수로 평가되었다. 시선 고정 빈도는 초당 시선 고정(fixation) 횟수를 나타내고, 시선 고정 비율은 전체 읽기 시간 대비 시선 고정 시간의 비율로 계산되었다. 마지막으로, 동공 크기 변화율은 양안의 동공 크기 변화 속도를 초당 변화량으로 측정하였다.

이러한 지표들은 학습자의 주의 집중과 관련된 행동 패턴을 정량적으로 분석하는 데 활용되었으며, HRI와 GUI 시스템 간의 학습 경험과 주의력 차이를 비교하는 주요 근거로 활용되었다.

3-3-2. 사용자 주의력 평가 지표 2: 인지적 성과(사전-사후 테스트)

28) Marc Hassenzahl, Annika Wiklund-Engblom, Anette Bengs, Susanne Hägglund, Sarah Diefenbach, 'Experience-oriented and product-oriented evaluation: psychological need fulfillment, positive affect, and product perception', International journal of human-computer interaction, 2015. 07. Vol.31, No.8, pp.530-544

29) Liam Rourke, Terry Anderson, D Randy Garrison, Walter Archer, 'Assessing social presence in asynchronous text-based computer conferencing', The Journal of Distance Education/Revue de l'éducation Distance, 1999. 01. Vol.14, No.2, pp.50-71

사전 테스트와 사후 테스트는 참가자들의 주제에 대한 기본 지식 수준, 학습 세션을 통해 얻은 지식, 그리고 최종 지식 수준을 평가하기 위해 실시되었다. 사전 테스트는 참가자들의 사전 지식 수준을 파악하기 위해 진행되었으며, 사후 테스트는 학습 세션을 마친 후 실제 지식 습득을 평가하기 위해 수행되어 학습 전후의 지식 변화 폭을 객관적으로 비교할 수 있도록 하였다.

또한, 실제 지식 습득 외에도 학습 세션 종료 후 참가자들에게 7점 리커트 척도를 활용한 질문을 통해 지식획득에 대한 사용자 지각을 평가하였다. 이를 통해 실제 성과와 인지된 성과 간의 관계를 탐색하고, 학습 경험의 질을 보다 심층적으로 분석할 수 있도록 하였다.

3-3-3. 사용자 주의력 평가 지표 3: 인터랙션 품질에 관한 인식(AttrakDiff)

사용자가 GUI 시스템과 HRI 시스템의 상호작용 품질을 어떻게 인식하는지를 평가하기 위해 AttrakDiff 설문지가 사용되었다. 이 설문지는 총 28개의 문항으로 구성되어 있으며, 네 가지 하위 항목과 일곱 개의 대비되는 단어 쌍 척도를 포함하고 있다.

첫 번째 하위 항목인 실용적 품질(pragmatic quality)은 시스템의 사용 용이성에 대한 사용자의 인식을 평가하며, 인간다운, 단순한, 현실적인, 복잡하지 않은, 예측가능한, 구조화된, 다루기 쉬운 등의 특성 요소로 판단된다.

두 번째 하위 항목인 쾌락적 품질-아이덴티티(hedonic-I)는 시스템의 특성과 정체성을 반영하는 요소들을 평가하며, 연결성, 전문성, 세련됨, 프리미엄의, 통합성, 친밀감, 남 앞에 내놓을만한 등의 척도가 이에 포함된다.

세 번째 하위 항목인 쾌락적 품질-자극(hedonic-S)은 시스템의 혁신성과 발전 가능성에 대한 인식을 평가하며, 독창적, 창의적, 대담함, 혁신적임, 매력적임, 까다롭지 않은, 새로운 등의 특성을 탐구한다.

네 번째 하위 항목인 매력도(attractiveness)는 시스템에 대한 전반적인 호감도를 평가하며, 유쾌한, 매력적인, 호감이 가는, 유혹적인, 좋은, 흥미로운, 동기를 부여하는지 등의 항목을 평가한다.

AttrakDiff는 사용자에게 제공되는 인터랙션 경험의 품질을 감성적, 심리적 반응을 포함해 다차원적으로 평가하는 데 활용되었다.

3-3-4. 사용자 주의력 평가 지표 4: 사회적 존재로서의 인터페이스에 관한 인식(Social Presence)

본 연구에서 사회적 존재감(social presence)을 평가하기 위해 Social Presence 설문지가 사용되었다. 이 설문지는 총 36개의 문항으로 구성되어 있으며, 여섯 가지 하위 항목으로 나뉜다.

첫 번째 하위 항목인 공동 존재감(co-presence)은 시스템과 사용자 간의 상호 인식에 대한 사용자의 인식을 의미하며, 시스템이 실제로 존재하는 것처럼 느끼는 정도를 평가한다.

두 번째 하위 항목인 주의 배분(attentional allocation)은 시스템과의 상호 작용에서 사용자가 주의를 기울이고 있으며, 시스템 또한 자신의 행동에 주의를 기울인다고 느끼는 정도를 나타낸다.

세 번째 하위 항목인 인지된 메시지 이해(perceived message understanding)는 시스템과 사용자 간의 메시지 전달 및 이해 과정에 대한 사용자의 해석을 의미하며, 상호 커뮤니케이션의 명확성 및 효과성을 평가한다.

네 번째 하위 항목인 인지된 감정 이해(perceived affective understanding)는 시스템과 사용자가 서로의 감정 상태를 인식하고 해석할 수 있다고 인식하는 정도를 의미한다.

다섯 번째 하위 항목인 인지된 감정적 상호의존성(perceived emotional interdependence)은 사용자와 시스템 간의 감정적 영향력이 상호 작용을 통해 형성된다고 느끼는 정도를 평가한다.

여섯 번째 하위 항목인 인지된 행동적 상호의존성(perceived behavioral interdependence)은 시스템과의 상호작용이 사용자의 행동 변화에 어떤 영향을 미치는지를 평가한다.

이 설문지는 인터페이스를 단순한 인터랙션의 매개체가 아닌, 사회적 존재로 인식하는 정도를 다각적으로 평가하기 위해 활용되었으며, GUI와 HRI 간의 사회적 존재감 인식 차이를 분석하는 중요한 지표로 사용되었다.

3-3-5. 분석 방법

GUI 시스템과 HRI 시스템 구현이 학습자에게 미치는 전반적인 영향을 확인하기 위해 기술 통계 분석을 수행하였다. 분석 항목은 1)읽기 행동, 2)인지적 성과, 3)인터랙션 품질 인식, 그리고 4)인터페이스에 대한 사회적 존재감에 미치는 영향으로 구성되었다.

먼저, 기술 통계 분석을 통해 각 변수의 평균, 표준편차, 분포 등을 확인함으로써 GUI 시스템과 HRI 시스템

템 간의 차이를 보다 명확하게 비교하였다.

이후, 서로 독립된 두 그룹 간의 유의미한 차이를 검증하기 위해 독립 표본 T-검정(T-test)을 실시하였다. 또한, 변수 간의 상관관계를 탐색하기 위해 피어슨 상관 분석(Pearson's correlation analysis)을 활용하였다. 이를 통해 읽기 행동, 인지적 성과, 인터랙션 품질 인식, 사회적 존재감 간의 상호 관련성을 규명하고, 학습 경험과 성과 간의 연관성을 분석하였다.

3-4. 실험 절차

참가자들은 Pupil Core³⁰⁾ 아이 트래커와 Logitech C505 HD 웹캠을 활용한 디지털 읽기 과제를 위해 한 명씩 초대되었다. 실험은 평균 약 50분 정도 소요되었다. 참가자가 도착하면 먼저 콘텐츠에 관한 사전 지식 수준을 평가하기 위해 화면에 14개의 사전 테스트 질문이 제시되었다.

사전 테스트가 완료된 후에는 데이터 수집을 위한 아이 트래커의 캘리브레이션 과정이 진행되었다. 캘리브레이션이 완료된 후, 참가자들은 화면 기반 텍스트 리더를 사용하여 7개의 하위 주제와 29페이지에 걸친 읽기 과제를 수행했다.

각 하위 주제의 마지막 페이지를 읽은 후에는 사전 질문 1번부터 7번과 동일한 내용의 팝업 질문이 등장하여 해당 하위 주제에 대한 이해도를 평가했다. 이 과정은 학습 과정 중의 지식 습득 정도를 측정하기 위한 중간 점검 역할을 수행했다. 이 과정에서 성찰적이고 공감적인 로봇 피드백은 HRI 시스템에서만 제공되었으며, 각 하위 주제의 마지막 페이지가 표시된 후 2초 뒤에 자동으로 피드백이 제공되었다.

모든 읽기 과제가 끝난 후에는 사전 질문 8번부터 14번과 동일한 내용의 객관식 질문이 출제되어 학습 성과를 최종적으로 평가했다. 이를 통해 학습 전후의 지식 변화와 실제 인지 수준을 측정할 수 있었다. 마지막으로, 참가자들은 AttrakDiff 설문지와 Social Presence 설문지에 응답하여 시스템의 인터랙션 품질과 사회적 존재감에 대한 인식을 평가했다.

4. 연구 결과

4-1. 기술 통계 및 상관관계 분석

4-1-1. 읽기 행동(아이 트래킹)

본 연구에서는 학습자의 읽기 행동 변화를 분석하기 위해 아이 트래커(eye tracker)와 로그 데이터(log data)를 활용한 페이지별 분석을 수행하였다. 아이 트래커는 양안 적외선 카메라의 프레임 속도를 120Hz로, 전면 카메라의 프레임 속도를 30Hz로 설정하여 데이터를 수집하였다. 본 연구는 읽기 행동 중 학습자가 더 높은 수준의 주의 집중 지표를 보일수록 최종 인지 수준이 높을 것이라는 가정을 전제로 한다.

분석 결과, [표 1]에서 나타난 바와 같이 HRI 시스템을 사용한 학습자들은 GUI 시스템을 사용하는 학습자들보다 더 느린 속도로 읽었으며, 시선 고정 시간이 더 길고, 눈 깜빡임(blink) 횟수도 더 많았다. 반면, 시선 고정 빈도는 더 낮았고, 동공 크기(pupil size)는 감소하는 경향을 보였다.

이러한 경향은 HRI 시스템에서 더욱 두드러지게 나타났다. GUI 시스템과 비교했을 때, HRI 시스템에서는 더 높은 시선 고정 비율($M = 613.773$, $SD = 12.059$)과 더 낮은 오른쪽 동공 크기 변화율($M = -0.155$, $SD = 0.99$)이 관찰되었다. 이는 성찰적이고 공감적인 피드백이 학습자의 주의 집중과 지식 습득에 긍정적인 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

[표 5]는 주요 읽기 행동 지표 간 유의미한 상관관계를 보여주며, 이를 통해 아이 트래킹 데이터가 학습자의 읽기 행동을 체계적으로 수집하고 분석하는 도구로 활용될 수 있음을 확인하였다.

로봇 응시(robot-looking) 행동을 분석하기 위해 시선의 목표 지점을 1) GUI와 2) HRI로 구분하고, 각 인터페이스 표면에 QR 코드를 배치하여 시선을 추적하였다. 로봇 응시 빈도(robot-looking behavior)는 로봇 표면을 향한 시선 빈도를 전체 시선 빈도(화면과 로봇을 향한 시선의 합)로 나눈 뒤, 1000을 곱하여 산출하였다. 공식은 $\text{로봇 응시 빈도} = (\text{로봇을 향한 시선 빈도} / (\text{화면을 향한 시선 빈도} + \text{로봇을 향한 시선 빈도})) \times 1000$ 로 계산하였다. 분석 결과, 전체 AttrakDiff 점수가 높은 참가자일수록 상호작용 중 로봇을 더 자주 응시하는 경향이 있는 것으로 나타났으며, 이는 유의미한 수준에 근접한 상관관계($r = .35$, $p = .058$)를 보였다. 그러나 개별 Attrakdiff 하위 차원, 지식 습득, 사회적 존재감과의

30) 아이 트래커 Pupil Core, (2025.02.11.)
pupil-labs.com/products/core

유의미한 상관관계는 발견되지 않았다. 이는 전반적으로 긍정적인 사용자 경험이 로봇에 대한 시각적 관심 증가와 일부 연관될 수 있음을 시사한다.

페이지 재탐색(page re-trace) 행동은 성찰적이고 공감적인 피드백의 실행 가능성(actionability)이 학습 행동에 미치는 직접적인 영향을 분석하기 위해 수행되었다. 총 7개의 성찰적이고 공감적인 피드백 중 3개는 참가자가 읽기 진행 상황과 관련된 질문에 부정적인 답변을 했을 때 실행 가능한 피드백(actionable feedback)의 형태로 제공되었다. 제공된 피드백은 “문제없어요! 언제든지 다시 복습 하면 돼요!”, “괜찮아요. 배움은 원래 그런 거예요! 이해가 안 되는 부분을 다시 읽어보세요.”, “괜찮아요. 저도 이해가 안 될 땐 항상 텍스트를 다시 읽어요. 당신도 그렇게 하면 돼요.”와 같이 메타인지를 촉진하고 학습자의 입장에 공감하는 방식으로 설계되었다. 실행 가능한 피드백은 총 210회의 피드백 시도 중 11회만 활성화되었으며, 이는 매우 낮은 빈도로 발생했다. 분석 결과, 실행 가능한 피드백 자체는 페이지 재탐색 행동으로 직접 이어지지 않음을 확인하였다. 그러나 HRI 시스템에서는 참가자가 긍정적인 답변을 하거나 다른 유형의 답변을 했음에도 불구하고 페이지 재탐색 행동이 총 66회 발생한 반면, GUI 시스템에서는 동일한 행동이 23회만 발생하여 HRI에서 유의미한 페이지 재탐색 증가가 관찰되었다.

이러한 결과는 HRI 시스템의 피드백이 일시적인 반응을 넘어서 학습 과정 전반에 걸쳐 보다 광범위한 영향을 미쳤음을 시사한다. 학습자들은 만족스럽지 않은 이해도를 느낄 때마다 스스로 텍스트를 다시 읽도록 독려된 것으로 보인다. 이는 HRI 시스템의 피드백이 음성과 제스처를 통해 일시적으로 제공되었음에도 불구하고, 단순한 순간적 효과를 넘어 지속적인 학습 행동 변화에 긍정적인 영향을 미쳤다는 것을 의미한다.

[표 1] 읽기 행동(아이 트래킹) 분석

독립변수		평균 (표준편차)		T-검정		
읽기 행동 (아이트래킹)	변수 코드	GUI	HRI	t	df	p
읽기 속도	E1	3.26 (5.83)	2.57 (4.16)	-5.58	57.4	<.001 ***
시선 고정 빈도	E2	3.73 (0.05)	3.60 (0.05)	10.06	57.7	<.001 ***
시선 고정 비율	E3	598.70 (12.44)	613.77 (12.06)	-4.85	57.9	<.001 ***
눈 깜빡임 빈도	E4	0.22	0.29	-16.14	57.8	<.001

		(0.02)	(0.02)			***
동공 크기 변화율(우)	E5	-0.05 (0.04)	-0.16 (0.09)	5.83	41.1 _a	<.001 ***
동공 크기 변화율(좌)	E6	-0.05 (0.07)	-0.17 (0.08)	6.25	57.0	<.001 ***

_a는 Levene's test의 등분산 검정결과에서 $p \leq .05$ 일 때를 의미하며, df는 Welch's t-test 결과를 기준으로 함

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

4-1-2. 인지 성과(사전-사후 테스트)

[표 2]는 GUI 시스템과 HRI 시스템 간의 인지 성과를 비교한 결과를 보여준다. 디지털 읽기 콘텐츠와 관련된 사전 테스트에서는 GUI 시스템이 더 높은 점수를 기록했으나, 사후 테스트에서는 HRI 시스템이 더 많은 정답을 기록하였다. 총 14개의 질문 중 HRI 시스템은 평균 9.30점($SD = 1.86$), GUI 시스템은 평균 9.00점($SD = 1.66$)으로, HRI 시스템이 더 높은 지식 습득 효과를 보였다.

독립 표본 T-검정 결과, 지식 획득(K3)과 지식 획득에 대한 사용자의 지각(K4)에서 HRI 그룹이 GUI 그룹보다 유의미하게 높은 점수를 기록하였다($p = 0.042$). 그러나 [표 5]와 같이 인지된 지식 습득과 실제 지식 습득 간의 상관관계는 유의미하지 않았다($r = 0.071$, $p = 0.589$). 이는 학습자가 인지하는 성취감이 실제 학습 성과와 일치하지 않을 수 있음을 시사한다.

[표 2] 인지 성과(사전-사후 테스트) 분석

독립변수		평균 (표준편차)		T-검정		
인지 성과 (사전-사후 테스트)	변수 코드	GUI	HRI	t	df	p
사전지식(0-10)	K1	3.47 (2.52)	2.47 (2.18)	1.646	56.8	.105
최종지식(0-10)	K2	9.00 (1.66)	9.30 (1.86)	-0.659	57.3	.513
지식획득(0-10)	K3	5.53 (2.86)	6.83 (3.04)	-1.705	57.8	.094
지식획득에 관한 사용자 지각(1-7)	K4	4.30 (1.44)	5.00 (1.14)	-2.082	55.2 _a	.042

총 10개의 문항에서 문항 i 에 대해 $Score_{i,사후지식}$ (0 또는 1) 이 사후지식 테스트 결과값이고 $Score_{i,사전지식}$ (0 또는 1) 이 사전지식 테스트 결과값일 때

$$Score_{i,지식 획득} = \sum_{i=1}^{N_{최종지식}} Score_{i,최종지식} - \sum_{N=1}^{N_{사전지식}} Score_{i,사전지식}$$

_a는 Levene's test의 등분산 검정결과에서 $p \leq .05$ 일 때를 의미하며, df는 Welch's t-test 결과를 기준으로 함

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

4-1-3. 인터랙션 품질에 관한 인식(AttrakDiff)

[표 3]은 GUI 시스템과 HRI 시스템 간의 인터랙션 품질 인식을 비교한 결과를 보여준다. AttrakDiff 설문은 실용적 품질, 쾌락적 품질-아이덴티티, 쾌락적 품질-자극, 그리고 매력도의 네 가지 하위 차원으로 구성되어 있으며, 독립 표본 T-검정을 통해 두 시스템 간의 차이를 분석하였다.

분석 결과, 쾌락적-자극 평가에서 유의미한 차이가 나타났다($p = 0.048$). HRI 시스템($M = 0.652$, $SD = 0.718$)이 GUI 시스템($M = 0.348$, $SD = 1.123$)보다 더 높게 평가되었으며, 이는 HRI 시스템이 보다 대담하고 혁신적이고 매혹적인 경험으로 인식되었음을 시사한다.

반면, 실용적 품질에서는 GUI 시스템($M = 1.100$, $SD = 0.721$)이 HRI 시스템($M = 0.676$, $SD = 0.824$)보다 더 높은 평가를 받았으나, 통계적으로 유의미한 차이는 없었다($p = 0.197$). 그러나 전반적인 분석 내용은 참가자들이 GUI 시스템을 더 직관적이고 예측 가능한 시스템으로 인식한 경향을 보여주었다.

쾌락-아이덴티티와 매력도 측면에서는 두 그룹 간에 유의미한 차이가 관찰되지 않았다($p > 0.05$). 이는 두 시스템 모두 전반적인 사용자 경험 측면에서는 유사한 수준의 호감도와 사용성을 제공했음을 나타낸다.

전반적인 결과는 HRI 시스템이 사용자에게 새로운 경험을 제공하는 데 강점을 가지는 반면, 전통적인 GUI 시스템은 여전히 실용적 측면에서 높은 평가를 받는다는 점을 시사한다.

[표 3] 인터랙션 품질에 관한 인식(AttrakDiff) 분석

독립변수		평균 (표준편차)		T-검정			
인터랙션 품질에 관한 인식 (AttrakDiff)	변수 코드	GUI	HRI	t	df	p	
실용성	기술적인(1) -인간다운(7)	A1	5.07 (1.39)	5.23 (0.90)	-0.5523	49.6	.583
	복잡한(1) -단순한(7)	A2	3.23 (1.25)	3.70 (1.42)	-1.3519	57.1	.182
	비현실적인(1) -현실적인	A3	3.70 (1.24)	3.70 (1.34)	0.0000	57.6	1.000
	번거로운(1) -복잡하지 않은(7)	A4	3.53 (1.87)	3.07 (1.64)	1.0279	57.0	.308
	예측 불가능한(1) -예측가능한(7)	A5	2.83 (1.58)	2.50 (1.31)	0.8914	56.1	.377
	혼란스러운(1) -명확하게 구조화된(7)	A6	2.43 (1.14)	2.33 (1.15)	0.3383	58.0	.736

쾌락적: 정체성	다루기 힘든(1) -다루기 쉬운(7)	A7	4.50 (1.38)	4.27 (1.51)	0.6247	57.6	.535
	고립시키는(1) -연결하는(7)	A8	3.03 (1.47)	3.77 (1.45)	-1.9398	58.0	.057
	비전문적인(1) -전문적인(7)	A9	3.50 (1.36)	3.37 (1.30)	0.3885	57.9	.699
	조잡한(1) -세련된(7)	A10	5.77 (1.10)	5.33 (1.47)	1.2909	53.8	.202
	싼(1) -프리미엄(7)	A11	3.80 (1.27)	3.57 (1.45)	0.6617	57.0	.511
	소외시키는(1) -통합하는(7)	A12	2.87 (1.25)	3.27 (1.74)	-1.0218	52.7 _a	.312
	사람들로부터 분리시키는(1) -사람들에게 다가가게 해주는(7)	A13	4.27 (1.41)	4.10 (1.73)	0.4089	55.8	.684
	볼품없는(1) -남 앞에 내놓을만한(7)	A14	4.13 (1.38)	4.03 (1.03)	0.3173	53.7	.752
	관습적인(1) -독창적인(7)	A15	4.83 (1.21)	4.63 (1.71)	0.5232	52.1 _a	.603
	상상력이 부족한(1) -창의적인(7)	A16	5.07 (1.44)	5.07 (1.26)	0.0000	57.0	1.000
쾌락적: 자극	조심스러운(1) -대담한(7)	A17	4.33 (1.42)	4.40 (1.48)	-0.1781	57.9	.859
	보수적인(1) -혁신적인(7)	A18	4.67 (1.63)	5.30 (1.21)	-1.7127	53.5	.093
	따분한(1) -매혹적인(7)	A19	2.80 (0.92)	3.07 (1.14)	-0.9936	55.6	.325
	어려운(1) -까다롭지 않은(7)	A20	5.70 (1.66)	5.30 (1.34)	1.0246	55.5	.310
	보통의(1) -새로운(7)	A21	4.67 (0.92)	4.50 (1.10)	0.6338	56.2	.529
	불쾌한(1) -유쾌한(7)	A22	4.03 (1.47)	4.00 (1.26)	0.0942	56.6	.925
매력도	무생감(1) -매력적인(7)	A23	3.47 (1.83)	2.70 (0.99)	2.0164	44.5 _a	.050
	유쾌하지 못한(1) -호감이 가는(7)	A24	4.30 (1.47)	4.53 (1.38)	-0.6342	57.8	.528
	거부하는(1) -유혹적인(7)	A25	3.73 (1.53)	4.20 (1.37)	-1.2428	57.3	.219
	나쁜(1) -좋은(7)	A26	3.57 (1.07)	3.50 (1.53)	0.1958	52.0 _a	.846
	꽃아버리는(1) -흥미로운(7)	A27	3.77 (1.65)	3.30 (1.53)	1.1327	57.7	.262
	의욕을 꺾는(1) -동기부여가 되는(7)	A28	5.70 (0.99)	5.70 (0.99)	0.0000	58.0	1.000

_a는 Levene's test의 등분산 검정결과에서 $p \leq .05$ 일 때를 의미하며, df는 Welch's t-test 결과를 기준으로 함

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

4-1-4. 사회적 존재로서의 인터페이스에 관한 인식 (Social Presence)

[표 4]는 GUI 시스템과 HRI 시스템 간의 사회적 존재감 인식을 비교한 결과를 보여준다. 모든 하위 차원의 평균으로 산출된 전체 사회적 존재감 점수에서 HRI

시스템($M = 4.14$, $SD = 0.484$)이 GUI 시스템($M = 3.59$, $SD = 0.671$)보다 더 높게 평가되었다. 독립 표본 T-검정 결과, HRI 시스템과 GUI 시스템 간의 전체 사회적 존재감에서 유의미한 차이($t = -3.616$, $p < .001$)가 나타났으며, 공동 존재감($p < .001$), 주의 배분($p = .027$), 인지된 메시지 이해($p = .009$), 그리고 인지된 감정적 상호존성($p = .013$)과 같은 하위 차원에서도 유의미한 차이가 확인되었다.

대부분의 참가자들은 HRI 시스템을 명확한 존재로 인식한 반면, GUI 시스템에 대한 평가는 다양한 분포를 보였다. 특히 공동 존재감은 HRI 시스템에서 모든 하위 차원 중 가장 높은 평가($M = 5.45$, $SD = 0.796$)를 받았으며, 이는 사용자들이 HRI 시스템과의 상호작용을 더 실제적이고 상호 연결된 경험으로 인식했음을 시사한다. 반면, GUI 시스템에서는 공동 존재감의 분포가 더 넓게 나타났으며($M = 4.32$, $SD = 1.4$), 이는 참가자마다 시스템에 대한 인식 차이가 크다는 것을 보여준다. 이와 유사한 패턴은 인지된 행동적 상호존성에서도 관찰되었으며, 이는 HRI 시스템이 사용자들에게 더 강한 상호작용의 느낌을 제공한 것으로 해석할 수 있다.

HRI 시스템은 GUI 시스템과 달리 사용자들이 주의 집중, 의도적, 감정적 상호작용을 기대하도록 만들었다. 이는 HRI 시스템이 GUI 시스템과 동일하게 시간 기반(time-based)으로 설계되었음에도 불구하고, 사용자가 HRI 시스템을 지능형 시스템(intelligent system)으로 인식했기 때문에 사료된다. 이러한 인식은 학습자들의 감정적 민감성과 행동적 민감성에 영향을 미친 것으로 보이며, 이는 각각 평균 3.33점($SD = 1.02$)과 3.81점($SD = 1.17$)으로 나타났다.

반면, GUI 시스템에서는 주의 배분($M = 3.59$, $SD = 0.823$)과 인지된 행동적 상호존성($M = 3.39$, $SD = 1.40$)에서 평가 분포가 넓게 나타났다. 이는 일부 사용자가 GUI 피드백이 자신의 행동에 기반하여 반응하는지, 아니면 미리 설계된 시간 기반 시스템인지에 대한 명확한 인식을 갖지 못했음을 시사한다.

결과적으로, HRI 시스템은 사용자로 하여금 보다 능동적이고 지능적인 상호작용을 기대하게 만들었으며, 이는 감정적 및 행동적 상호작용의 민감성에 긍정적인 영향을 미쳤다. 반면, GUI 시스템은 사용자의 행동에 따른 시스템의 반응 메커니즘에 대한 인식이 불분명하여 상호작용에 대한 기대 수준이 다소 분산된 것으로 나타났다. 이러한 결과는 HRI에서 사용자 인식이 시스템 설계와는 별개로 학습 경험에 중요한 영향을 미칠

수 있음을 시사한다. HRI 시스템의 성찰적이고 공감하는 특성은 학습 환경에서의 사회적 존재감 향상에 긍정적인 영향을 미치는 중요한 요소로 작용한 것으로 보인다.

[표 4] 인터페이스의 사회적 존재감(Social Presence) 분석

독립변수		평균 (표준편차)		T-검정		
사회적 존재감 (Social Presence)	변수 코드	GUI	HRI	t	df	p
공동 존재감	나는 어시스턴트 시스템의 존재를 알아챘다.	S1 4.47 (1.76)	5.30 (1.51)	-1.969	56.7	.054
	어시스턴트 시스템이 나의 존재를 알아챘다.	S2 4.03 (1.43)	5.50 (1.48)	-3.909	57.9	<.001 ***
	어시스턴트 시스템의 존재가 확실하게 느껴졌다.	S3 3.87 (1.74)	5.90 (0.88)	-5.714	43.1 _a	<.001 ***
	내가 있는게 어시스턴트 시스템에게 분명히 느껴졌다.	S4 4.37 (1.63)	5.53 (1.31)	-3.060	55.4	0.003 **
	어시스턴트 시스템이 내 주의를 끌었다.	S5 4.17 (1.72)	5.63 (1.10)	-3.931	49.2 _a	<.001 ***
	내가 어시스턴트 시스템의 주의를 끌었다.	S6 3.67 (1.54)	4.83 (1.72)	-2.766	57.3	0.008 **
주의 배분	다른 자극이 있을 때 나는 어시스턴트 시스템에서 쉽게 산만해졌다.	S7 4.07 (2.00)	4.73 (1.87)	-1.333	57.8	0.188
	다른 자극이 있을 때 어시스턴트 시스템은 나한테서 쉽게 산만해졌다.	S8 2.93 (1.31)	3.13 (1.50)	-0.549	57.0	0.585
	나는 어시스턴트 시스템에 끝까지 집중했다.	S9 3.80 (2.02)	2.93 (1.62)	1.832	55.3 _a	0.072
	어시스턴트 시스템은 나에게 끝까지 집중했다.	S10 4.50 (1.46)	5.40 (1.33)	-2.501	57.5	0.015 *
	나는 어시스턴트 시스템에 완전히 집중하지 않았다.	S11 4.17 (1.78)	5.10 (1.77)	-2.036	58.0	0.046 *
인지된 메시지 이해	어시스턴트 시스템은 내게 완전히 집중하지 않았다.	S12 3.13 (1.31)	2.90 (1.42)	0.662	57.6	0.511
	내 생각이 어시스턴트 시스템에 명확히 전달됐다.	S13 3.90 (1.63)	4.40 (1.85)	-1.112	57.1	0.271
	어시스턴트 시스템은 나에게 명확하게 느껴졌다.	S14 5.17 (1.58)	6.03 (0.93)	-2.594	46.9 _a	0.012 *
	어시스턴트 시스템을 이해하기 쉬웠다.	S15 5.47 (1.31)	6.20 (0.85)	-2.580	49.7 _a	0.012 *
	어시스턴트 시스템이 나를 이해하기 쉬웠다.	S16 4.67 (1.15)	5.53 (1.14)	-2.930	58.0	0.005 **
	어시스턴트 시스템을 이해하는 게 어	S17 2.70 (1.39)	2.07 (1.26)	1.848	57.4	0.070 **

	려왔다. 어시스턴트 시스템이 나를 이해하는데 어려움을 겪었다.	S18	3.00 (1.20)	2.63 (1.52)	1.036	55.1	0.304
	나는 어시스턴트 시스템의 감정을 알아챘다.	S19	2.57 (1.65)	3.40 (1.71)	-1.916	57.9	0.060 *
	어시스턴트 시스템은 내 감정을 알아챘다.	S20	2.87 (1.38)	3.43 (1.50)	-1.521	57.6	0.134
	어시스턴트 시스템의 감정은 나에게 명확하지 않았다.	S21	5.03 (1.88)	4.37 (1.77)	1.412	57.8	0.163
인지된 감정 이해	어시스턴트 시스템의 감정은 나에게 명확하지 않았다.	S22	4.67 (1.40)	4.43 (1.43)	0.639	58.0	0.525
	나는 어시스턴트 시스템의 감정을 정확히 설명할 수 있었다.	S23	2.43 (1.50)	3.23 (1.36)	-2.166	57.4	0.034 *
	어시스턴트 시스템은 내 감정을 정확히 설명할 수 있었다.	S24	3.10 (1.45)	3.50 (1.38)	-1.095	57.9	0.278
	나는 때때로 어시스턴트 시스템의 분위기에 영향을 받았다.	S25	2.47 (1.38)	3.33 (1.86)	-2.046	53.5_a	0.045 *
	어시스턴트 시스템은 때때로 내 분위기에 영향을 받았다.	S26	2.70 (1.39)	3.03 (1.45)	-0.908	57.9	0.368
	어시스턴트 시스템의 감정은 우리의 상호작용 분위기에 영향을 미쳤다.	S27	2.20 (1.19)	3.37 (1.47)	-3.378	55.5_a	0.001 **
	내 감정은 우리의 상호작용 분위기에 영향을 미쳤다.	S28	2.80 (1.61)	3.37 (1.40)	-1.456	57.0	0.151
	어시스턴트 시스템의 태도가 내가 느끼는 감정에 영향을 미쳤다.	S29	2.80 (1.58)	3.70 (1.80)	-2.046	57.1	0.045 *
	내 태도가 어시스턴트 시스템이 느끼는 감정에 영향을 미쳤다.	S30	2.73 (1.41)	3.17 (1.53)	-1.139	57.6	0.260
	내 행동은 어시스턴트 시스템의 행동에 자주 반응했다.	S31	2.70 (1.39)	3.60 (1.94)	-2.063	52.6_a	0.044 *
	어시스턴트 시스템의 행동은 내 행동에 자주 반응했다.	S32	3.43 (1.68)	3.80 (1.95)	-0.780	56.7	0.438
	나는 어시스턴트 시스템의 행동을 주고 받았다.	S33	3.23 (1.48)	4.20 (1.13)	-2.849	54.2_a	0.006 **
	어시스턴트 시스템은 내 행동을 주고 받았다.	S34	3.37 (1.40)	4.30 (1.12)	-2.851	55.3	0.006 **
	어시스턴트 시스템의 행동은 내 행동과 밀접하게 연결됐다.	S35	3.40 (1.40)	3.90 (1.69)	-1.247	56.1	0.217
	내 행동은 어시스턴트 시스템의 행동과 밀접하게 연결됐다.	S36	2.77 (1.22)	3.07 (1.57)	-0.824	54.7	0.413

α 는 Levene's test의 등분산 검정결과에서 $p \leq .05$ 일 때를 의미하며, df는 Welch's t-test 결과를 기준으로 함

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

[표 5] 독립변수 간 피어슨 상관 분석

피어슨 r (p)	읽기 속도	시선 고정 빈도	시선 고정 비율	눈 깜빡임 빈도	동공 크기 변화율 (우)	동공 크기 변화율 (좌)	지식 획득	지식 획득에 관한 사용자 지각	Attrak Diff
시선 고정 빈도	-0.043 (0.746)	-	-	-	-	-	-	-	-
시선 고정 비율	0.120 (0.362)	0.935 (<.001 ***)	-	-	-	-	-	-	-
눈 깜빡임 빈도	0.222 (0.088)	-0.388 (0.002 **)	-0.375 (0.003 **)	-	-	-	-	-	-
동공 크기 변화율 (우)	-0.016 (0.905)	-0.119 (0.366)	-0.168 (0.199)	-0.053 (0.689)	-	-	-	-	-
동공 크기 변화율 (좌)	-0.084 (0.522)	-0.236 (0.070)	-0.265 (0.040 *)	-0.284 (0.028 *)	0.580 (<.001 ***)	-	-	-	-
지식 획득	-0.111 (0.397)	-0.111 (0.400)	-0.076 (0.564)	-0.034 (0.798)	-0.008 (0.949)	-0.049 (0.708)	-	-	-
지식 획득에 대한 사용자 지각	-0.043 (0.747)	-0.171 (0.192)	-0.112 (0.392)	0.185 (0.157)	0.036 (0.783)	0.162 (0.217)	0.071 (0.589)	-	-
Attrak -Diff	-0.072 (0.585)	0.128 (0.328)	0.122 (0.353)	-0.183 (0.161)	0.150 (0.254)	0.309 (0.016 *)	-0.034 (0.795)	0.220 (0.091)	-
Social Presen- ce	0.151 (0.250)	-0.061 (0.644)	0.006 (0.964)	0.155 (0.238)	-0.120 (0.359)	-0.202 (0.122)	0.138 (0.292)	0.065 (0.622)	0.048 (0.716)

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

5. 논의 및 연구의 한계점

5-1. 주요 결과 해석 및 논의

5-1-1. 기술적 존재 vs. 인간과 유사한 존재로서의 HRI

전반적인 분석 결과, 실험 참가자들은 HRI 시스템을 하나의 '존재'로 인식했으나 이를 기술적 존재로 받아들이야 할지, 혹은 인간과 유사한 존재로 받아들이어야 할지에 대해서는 명확한 기준이 없었다. 이로 인해 HRI 시스템에 대한 참가자들의 감정적 및 행동적 상호의존성 평가가 넓은 분포를 보였다. 흥미로운 점은 감정적 상호 의존성이 높은 참가자일수록 세션 종료 후 더 높은 지식 습득을 달성하는 경향이 나타났다는 것이다. 이는 사용자가 로봇의 특성을 어떻게 해석하느냐가 학

습 경험뿐만 아니라 학습 성과에도 중요한 영향을 미친다는 것을 시사한다.

이러한 인식의 차이는 단순히 현재의 시스템 경험뿐만 아니라 참가자들의 과거 로봇 사용 경험과 로봇에 대한 선입견에서 기인한 것으로 보인다. 따라서 향후 연구에서는 HRI 시스템에 대한 선입견이 학습 경험과 학습 성과에 미치는 영향을 규명하는 것이 중요한 과제가 될 것이다.

5-1-2. 지능형 시스템으로서 HRI의 역할

분석 결과, 참가자들은 HRI 시스템을 AI 기반 객체 인식과 피드백을 제공하는 지능형 시스템으로 기대하는 반면, GUI 시스템에는 이러한 기대를 갖지 않는 것으로 나타났다. 이는 참가자들이 피드백 인터페이스의 유형(HRI vs. GUI)에 따라 구체적인 역할 기대를 형성하며, 이러한 기대가 세션 중 상호작용 방식에 영향을 미친다는 것을 보여준다.

특히 HRI 시스템에 대해서는 학습자의 주의 집중, 요구 이해, 공감, 그리고 이에 맞춰 피드백을 개인화(personalize)하는 능력에 대한 기대가 존재함을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 학습 지원 도구로서의 HRI 시스템이 단순한 기술적 기능을 넘어 학습자의 정서적 요구와 상호작용 기대를 충족해야 함을 시사한다. 이는 HRI가 학습자의 몰입과 성과 향상에 긍정적인 영향을 미칠 수 있는 중요한 요소로 작용함을 보여준다.

5-2. 연구의 한계 및 향후 연구 방향

본 연구는 HRI 시스템이 학습 경험과 성과에 미치는 영향을 탐구하였으나, 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째, 본 연구의 HRI 시스템은 특정 사용자 시나리오에 국한된 피드백과 상호작용 기능을 기반으로 설계되었기 때문에, 학습자의 다양한 요구와 실시간 변화에 충분히 대응하는 데 한계가 있다. 둘째, 참가자들의 로봇에 대한 사전 경험이나 선입견이 학습 결과에 영향을 미쳤을 가능성이 있으나, 이는 사전에 통제되지 않은 조건이었다. 위에서 언급된 요인들이 HRI 시스템에 대한 인식과 인터랙션 방식에 영향을 주었을 수 있다.

향후 연구에서는 HRI 시스템을 보다 발전된 AI 기반의 피드백 루프로 개발하는 데 초점을 맞출 예정이다. 특히 학습자의 실시간 데이터 분석을 기반으로 개별 맞춤형 피드백을 제공하고, 생성형 AI를 기반으로 상황에 따라 유연하게 상호작용할 수 있는 기능을 강

화할 계획이다. 이를 통해 학습자의 인지적, 정서적 요구를 보다 효과적으로 지원하고, 학습 성과 향상을 위한 새로운 가능성을 탐색하고자 한다. 또한, 다양한 실제 학습 환경을 적극적으로 고려한 후속 연구를 통해 HRI의 교육적 효과를 보다 일반화 할 수 있는 실증적 근거를 마련할 필요가 있다.

6. 결론

6-1. 연구 요약 및 시사점

본 연구에서는 자기 성찰을 유도하고 사용자에게 공감하는 특성을 지닌 HRI 피드백 디자인이 읽기 행동(RQ1), 인지적 성과(RQ2), 인터랙션 품질 인식(RQ3), 인터페이스에 대한 사회적 존재감(RQ4)에 미치는 영향을 분석하기 위해 네 가지 연구 질문에 대해 탐구하였다.

RQ1에서는 페이지별 아이트래킹 데이터를 통해 HRI 시스템에서 인터랙션 품질에 대한 인식 점수가 높게 평가된 참가자일수록 로봇 응시 빈도가 더 높게 나타남을 확인했다. 이를 통해 HRI 시스템의 성찰적이고 공감적인 피드백이 단순한 국소적 영향을 넘어 학습 행동에 장기적인 영향을 미친다는 점을 밝혀냈다.

RQ2에서는 HRI 피드백이 GUI 시스템보다 더 높은 지식 습득 효과를 보여 인지적 성과에 긍정적인 영향을 미침을 확인하였다. 이는 HRI의 피드백이 학습자의 사고를 촉진하고, 더 깊이 있는 정보 처리에 기여했음을 시사한다. 그러나 RQ3에서는 가설과 달리 HRI 시스템이 전반적인 AttrakDiff 평가에서 GUI 시스템보다 더 나은 결과를 얻지 못했다. 특히, HRI 조건에서는 실용적 품질 평가의 분포가 넓게 나타났으며, 이는 참가자들이 휴머노이드 로봇을 기능적 도구로 인식하는지 혹은 사회적 존재로 인식하는지에 따라 평가가 달라졌기 때문으로 해석된다. 반면, 쾌락적-자극은 HRI 시스템이 더 높게 평가되었으며, 이는 HRI가 대담하고 혁신적이며 매력적인 시스템으로 인식되었기 때문임을 보여준다.

RQ4에서는 HRI 시스템의 사회적 존재감이 모든 하위 차원에서 GUI 시스템보다 더 높게 평가되었다. 분석 결과, 공동 존재감이 가장 유의미한 차이를 보였으며, 이는 사회적 존재감의 다른 하위 차원과도 높은 상관성을 나타냈다. 사용자들은 HRI 시스템을 AI 기반의 지능형 시스템으로 인식하며, 이에 따라 HRI 시스템과

의 인지된 감정적 및 행동적 상호 의존성이 GUI보다 더 크게 나타나는 경향을 보였다. 이러한 결과는 실제 시스템의 기술적 작동 방식과 무관하게, 인터랙션의 매개체와 그에 대한 인식 자체가 인터페이스의 사회적 존재감에 관한 인식에 중요한 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

6-2. 이론적, 실증적 기여

본 연구의 기여는 이론적 및 실증적 측면에서 다음과 같다.

첫째, 다양한 센서 및 자기 보고 데이터에서 수집된 멀티 모달리티와 객관적, 주관적 지표를 포함한 방대한 데이터셋을 제공함으로써 교육, 감성 컴퓨팅, 인터랙션 디자인 등 다양한 분야의 연구에 기여한다. 이러한 데이터셋은 학습자의 행동 및 인지 과정을 정량적, 정성적으로 분석할 수 있는 기초 자료로 활용될 수 있다.

둘째, 자기 성찰을 불러일으키는 동시에 공감적인 디지털 읽기를 수행하는 동반자로서 HRI를 소개하고, 이를 기존의 GUI 시스템과 비교하여 읽기 행동, 인지적 성과, 인터랙션 품질 인식, 인터페이스에 대한 사회적 존재감에 대한 분석을 제시한다. 이를 통해 HRI가 학습 환경에서 어떠한 차별화된 영향을 미치는지에 대한 실증적 근거를 제시한다.

셋째, 디지털 읽기를 위해 더 생산적(예: 읽기 행동, 인지적 성과)이고 매력적(예: 인터랙션 품질 인식)이며, 사용자와 함께하는 인터페이스(예: 사회적 존재감)로서의 HRI 디자인의 잠재력을 보여준다. 이는 학습자의 디지털 읽기 경험을 증진하는 새로운 학습 디자인 전략으로 확장될 수 있으며, 향후 다양한 교육 환경으로의 적용 가능성을 보여준다.

참고문헌

1. Ayesha Perveen, 'Facilitating multiple intelligences through multimodal learning analytics', Turkish Online Journal of Distance Education, 2018
2. Bryant J Jongkees 1, Lorenza S Colzato, 'Spontaneous eye blink rate as predictor of dopamine-related cognitive function—A review', Psychology, 2016
3. Camino Fernández-Llamas, Miguel A. Conde, Francisco J. Rodríguez-Lera, Francisco J. Rodríguez-Sedano, Francisco García, 'May I teach you? Students' behavior when lectured by robotic vs. human teachers', Computers in Human Behavior, 2018
4. Daniel C. Tozadore, Roseli A. F. Romero, 'Multimodal Fuzzy Assessment for Robot Behavioral Adaptation in Educational Children-Robot Interaction', Companion Publication of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction, 2020
5. Daniele Di Mitri, Jan Schneider, Marcus Specht, Hendrik Drachsler, 'From signals to knowledge: A conceptual model for multimodal learning analytics', Journal of Computer Assisted Learning, 2018
6. Gomes July, Mohamed Yassine, Marcelo Worsley, Paulo Blikstein, 'Analysing Engineering Expertise of High School Students Using Eye Tracking and Multimodal Learning Analytics.' In Educational Data Mining, 2013
7. Haoyu Chen, Esther Tan, Yoon Lee, Sambit Praharaj, Marcus Specht, Guoying Zhao, 'Developing AI into Explanatory Supporting Models: An Explanation-visualized Deep Learning Prototype for Computer Supported Collaborative Learning', International Society of the Learning Sciences (ISLS), 2020
8. Haoyu Chen, Xin Liu, Jingang Shi, and Guoying Zhao, 'Temporal Hierarchical Dictionary Guided Decoding for Online Gesture Segmentation and Recognition', IEEE Transactions on Image Processing, 2020
9. Hutt Stephen, Kristina Krasich, Caitlin Mills, Nigel Bosch, Shelby White, James R. Brockmole, and Sidney K. D'Mello,

- 'Automated gaze-based mind wandering detection during computerized learning in classrooms', *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2019
10. Jauwairia Nasir, Utku Norman, Wafa Johal, Jennifer K. Olsen, Sina Shahmoradi, Pierre Dillenbourg, 'Robot Analytics: What Do Human-Robot Interaction Traces Tell Us About Learning?', *IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (ROMAN)*, 2019
 11. Jonathan Smallwood, Kevin S. Brown, Christine Tipper, Barry Giesbrecht, Michael S. Franklin, Michael D. Mrazek, Jean M. Carlson, Jonathan W. Schooler, 'Pupillometric Evidence for the Decoupling of Attention from Perceptual Input during Offline Thought', *PLOS One*, 2011
 12. Liam Rourke, Terry Anderson, D Randy Garrison, Walter Archer. 'Assessing social presence in asynchronous text-based computer conferencing', *The Journal of Distance Education/Revue de l'éducation Distance*, 1999
 13. Marc Hassenzahl, Annika Wiklund-Engblom, Anette Bengs, Susanne Hägglund, Sarah Diefenbach, 'Experience-oriented and product-oriented evaluation: psychological need fulfillment, positive affect, and product perception', *International journal of human-computer interaction*, 2015
 14. Marieke Van der Schaaf, Liesbeth Baartman, Frans Prins, Anne Oosterbaan, Harmen Schaap, 'Feedback Dialogues That Stimulate Students' Reflective Thinking', *Scandinavian Journal of Educational Research*, 2011
 15. Mathieu Chollet, Pranav Ghatge, Catherine Neubauer, Stefan Scherer, 'Influence of Individual Differences when Training Public Speaking with Virtual Audiences', *Proceedings of the 18th International Conference on Intelligent Virtual Agents*, 2018
 16. Martyn Cooper, David Keating, William Harwin, Kerstin Dautenhahn, 'Robots in the classroom - tools for accessible education', *Assistive Technology Research Series*, 1999
 17. Michael Xuelin Huang, Jiajia Li, Grace Ngai, Hong Va Leong, Andreas Bulling, 'Moment-to-Moment Detection of Internal Thought during Video Viewing from Eye Vergence Behavior', *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, 2019
 18. Mu Su, Meng Cui, and Xiaodi Huang, 'Multimodal data fusion in learning analytics: A systematic review', *Sensors*, 2020
 19. Thomas B. Sheridan, 'Human-Robot Interaction: Status and Challenges', *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 2016
 20. Yoon Lee, Haoyu Chen, Guoying Zhao, Marcus Specht, 'WEDAR: Webcam-based Attention Analysis via Attention Regulator Behavior Recognition with a Novel E-reading Dataset', *International Conference on Multimodal Interaction*, 2022.11
 21. Yoon Lee, Marcus Specht, 'Can We Empower Attentive E-reading with a Social Robot? An Introductory Study with a Novel Multimodal Dataset and Deep Learning Approaches', *13th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, 2023
 22. Yoon Lee, Gosia Migut, Marcus Specht, 'Unveiling cognitive processes in digital reading through behavioural cues: A hybrid intelligence (HI) approach', *British Journal of Educational Technology*, 2025
 23. pupil-labs.com/products/core
 24. www.furhatrobotics.com