

AI 기반 실시간 피드백이 언어학습 몰입 경험에 미치는 영향: 말해보카, 스피크를 중심으로

배 아 람¹ · 김 승 인^{2*}

¹홍익대학교 산업미술대학원 시각·커뮤니케이션디자인전공 석사과정

²홍익대학교 국제디자인전문대학원 디지털미디어디자인전공 교수

Effects of Artificial Intelligence-Based Real-Time Feedback on Flow Experience in Mobile Language Learning: A Study of Speak and SayVoca

A Ram Bae¹ · Seung In Kim^{2*}

¹Master's Course, Visual Communication Design, Graduate School of Industrial Arts, Hongik University, Seoul 04068, Korea

²Professor, Department of Digital Media Design, International Design School for Advanced Studies (IDAS), Hongik University, Seoul 04068, Korea

[요 약]

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백의 속성(즉시성, 구체성, 적응성)이 학습자의 인지 부하와 몰입 경험과 어떠한 관련성을 갖는지를 탐색하고자 하였다. 말해보카와 스피크 사용자 총 209명을 대상으로 온라인 설문조사를 실시하였으며, 회귀분석과 부트스트래핑 기반 매개효과 분석(5,000회 재표집)을 통해 변수 간 관계를 분석하였다. 분석 결과, 즉시성과 적응성은 인지 부하 수준 및 몰입 경험과 유의한 관련성을 보였으며, 구체성은 오류 원인을 명확히 제시함으로써 학습 부담 인식을 완화하는 경향을 나타냈다. 인지 부하를 통한 매개효과는 통계적으로 유의하지 않았으며, 피드백 요인과 몰입 경험 간의 관계는 주로 직접효과를 중심으로 해석되었다. 본 연구는 실시간 피드백의 작동 조건과 학습자 경험 구조를 분석함으로써 AI 기반 피드백 설계에 대한 시사점을 도출한다.

[Abstract]

This study explores how three attributes of artificial intelligence-based real-time feedback—immediacy, specificity, and adaptivity—are associated with the cognitive load and flow experience of learners in mobile language learning contexts. An online survey was conducted with 209 users of two artificial intelligence-based language learning applications, Speak and Sayvoca, and the relationships among variables were analyzed using regression analysis and bootstrapped mediation analysis (5,000 resamples). The results indicated that immediacy and adaptivity were significantly associated with levels of perceived cognitive load and flow, and specificity showed a tendency to reduce perceived learning burden by clarifying error sources. The mediating effect of cognitive load was not statistically significant, and the relationships between feedback attributes and flow were primarily interpreted through direct effects. By examining the conditions under which real-time feedback operated and how learners experienced feedback in practice, this study derived implications for the design of artificial intelligence-based feedback systems in language learning environments.

색인어 : AI 기반 피드백, 실시간 피드백, 인지 부하, 몰입 경험, 언어 학습

Keyword : Artificial Intelligence-Based Feedback, Real-Time Feedback, Cognitive Load, Flow Experience, Language Learning

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2026.27.2.405>



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 28 November 2025; **Revised** 02 January 2026

Accepted 16 January 2026

***Corresponding Author, Seung In Kim**

Tel: [REDACTED]

E-mail: r2d2kim@naver.com

1. 서론

1-1 연구 배경

디지털 기반 언어학습 환경에서는 모바일 학습의 확산과 함께 학습자의 수행을 즉시 분석하고 피드백을 제공하는 기술의 중요성이 커지고 있으며, 최근 AI 기술의 발전으로 정교해진 음성 인식과 언어 분석 기능이 이를 실시간 학습지원 도구로 구현하고 있다[1],[2]. 한편, 국내 영어교육 연구에서는 AI 기반 피드백이 학습자의 오류 인식과 자기 수정 과정을 촉진하여 언어 수행 능력을 향상하는 것으로 보고된다[3]. 또한 AI 피드백은 학습자의 수준과 과업 특성에 따라 정보의 양과 난이도를 조절함으로써 학습 지속성과 참여를 높이는 적응적 지원 방식으로 주목받고 있다[4]. 이러한 기술적 특성은 모바일 기반 학습 환경에서 더욱 두드러지며, 시간과 장소의 제약 없이 반복 연습과 실시간 교정이 가능해 학습자의 집중과 몰입을 강화하는 요인으로 작용한다[5].

이러한 긍정적 효과에도 불구하고, 실시간 피드백이 제공하는 정보량과 처리 요구는 학습자의 인지적 부담을 증가시킬 수 있으며, 이러한 인지 요인이 학습 몰입에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 분석은 아직 제한적으로 축적되어 있다 [2],[3]. 따라서 AI 기반 실시간 피드백의 속성이 학습자의 인지 부하와 몰입 경험에 어떠한 방식으로 작동하는지를 규명할 필요가 제기된다.

1-2 연구 목적

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백의 속성인 즉시성, 구체성, 적응성이 학습자의 인지 부하와 몰입에 미치는 영향을 규명하는 데 있다. 특히 실시간 피드백의 정보 처리 요구가 학습자의 인지적 부담을 어떻게 변화시키는지, 그리고 이러한 인지적 과정이 몰입 경험에 어떠한 경로로 연결되는지를 구조적으로 파악하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 AI 피드백이 디지털 기반 언어학습 환경에서 작동하는 학습 메커니즘을 이론적으로 설명하고, 효과적인 피드백 설계에 필요한 근거를 제시하고자 한다.

1-3 연구 질문

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백의 작동 메커니즘을 더욱 구체적으로 파악하기 위해, 피드백의 구성요소가 학습자의 인지 부하와 몰입 경험에 어떤 관계로 연결되는지를 세부적으로 탐색하고자 한다. 이를 위해 다음과 같은 연구 질문을 설정하였다.

RQ1. AI 기반 실시간 피드백의 즉시성, 구체성, 적응성은 학습자의 인지 부하에 어떠한 영향을 미치는가?

RQ2. 학습자의 인지 부하는 몰입 경험에 어떠한 영향을 미치는가?

RQ3. 즉시성, 구체성, 적응성은 인지 부하를 매개로 몰입

에 간접적으로 영향을 미치는가?

이 연구 질문을 토대로 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

H1: 즉시성, 구체성, 적응성은 학습자의 인지 부하에 부적 영향을 미친다.

H2: 학습자의 인지 부하는 몰입 경험에 부적 영향을 미친다.

H3: 즉시성, 구체성, 적응성은 인지 부하를 매개로 몰입에 간접적으로 영향을 미친다.

II. 이론적 배경

2-1 제2언어습득(SLA) 이론 배경

제2언어습득(SLA; Second Language Acquisition)은 입력, 상호작용, 출력이 결합하여 이루어지는 통합적 과정으로 이해된다. Krashen은 학습자가 현재 능력보다 약간 높은 수준의 언어를 이해할 때 습득이 촉진되며, 유창성은 말하기 연습보다 충분한 이해 가능한 입력에서 형성된다고 보았다[6]. Brown은 이러한 관점을 정리하며, 충분한 입력의 축적이 자연스러운 말하기 발현으로 이어진다고 설명한다[7]. 그러나 입력만으로는 언어습득을 온전히 설명하기 어렵다는 지적이 제기되었고, Long은 상호작용 과정에서 발생하는 의미 협상이 입력의 양과 질을 향상한다고 보았다[8].

Swain은 언어 산출이 학습자의 한계를 인식하게 하고 이를 수정하도록 유도하는 기능을 수행한다는 점에서 출력의 중요성을 강조하였다[9]. 사회문화적 관점에서 Vygotsky는 학습자가 적절한 조력을 받을 때 더 높은 수준의 수행이 가능하다고 보며, 이는 학습자의 수준에 맞춘 상호작용적 지원의 필요성을 시사한다[10].

종합하면, 제2언어습득은 입력, 상호작용, 출력, 그리고 정서적·인지적 요인이 서로 작용하는 복합적 과정이며, 이러한 관점은 AI 기반 실시간 피드백이 학습자의 언어 사용을 지원하고 몰입을 강화하는 데 이바지함을 설명하는 근거가 된다.

2-2 AI 기반 실시간 피드백 속성

AI 기반 실시간 피드백은 학습자의 반응과 언어 수행을 실시간으로 분석하여 과업 수행 과정에서 필요한 정보를 즉각적으로 제공하는 기술적 메커니즘이다[11]. 선행연구에서는 이러한 피드백이 오류 인식, 참여 유지, 학습 몰입에 긍정적 영향을 미친다는 점이 꾸준히 보고되고 있다[12],[13]. 본 연구는 관련 문헌을 비교·분석하여 AI 기반 실시간 피드백의 속성을 즉시성, 구체성, 적응성의 세 요소로 정리하였으며, 이를 표 1에 제시하였다.

첫 번째, 즉시성(Immediacy)은 실시간 피드백의 핵심적 속성이다. Jegede는 온라인 학습 환경에서 즉시 제공되는 피드백이 학습자의 참여도와 집중도 유지에 중요한 역할을 한다고 설명하였다[11]. 즉시성은 언어 규칙의 적용 시점과 오류 인식 시점을 일치시키며 학습의 흐름을 안정적으로 유지

표 1. AI 기반 실시간 피드백 속성에 관한 문헌 비교 분석
Table 1. Comparative analysis of AI-based real-time feedback attributes in previous studies

Study	Immediacy	Specificity	Adaptivity
Jegeede (2024) [11]	Provides instantaneous feedback on phonological, grammatical, and lexical performance during task execution	Identifies and corrects linguistic errors at the point of occurrence	Offers individualized guidance based on learner proficiency
Safar & Anggraheni (2024) [12]	Delivers real-time responses within chatbot-mediated interactions	Detects fine-grained lexical and syntactic issues and generates targeted revision suggestions	Adjusts feedback to domain-specific learning needs (e.g., lexical development, fluency)
Kim, Ryu, Park & Kang (2024) [13]	Utilizes eye-tracking data to provide synchronous, moment-to-moment feedback	-	Modulates feedback frequency and form according to fluctuations in learner attention
Shin & Shin (2025) [15]	Facilitates prompt error correction and supports iterative practice	Specifies error loci and provides explicit revision pathways	-

하는 기능을 한다.

두 번째, 구체성(Specificity)은 오류 정보를 세부 단위로 제시하는 속성을 의미한다. AI 기반 피드백은 문장 구조, 어휘 선택, 조사 사용 등 언어적 요소를 분석하여 오류의 원인을 명확하게 제시한다. Safar&Anggraheni는 AI 챗봇이 문장 구성 과정에서 발생하는 오류를 세밀하게 식별하고 구체적 제안을 제공한다고 설명하였다[12]. 단순한 오류 지적보다 학습자의 자기 수정 과정을 촉진하는 데 효과적이다.

세 번째, 적응성(Adaptivity)은 학습자의 숙련도와 과업 수행 양상에 따라 피드백의 내용과 강도가 조정되는 특성을 말한다. 시선 기반 분석 시스템이 학습자의 집중도 변화에 따라 피드백 빈도와 표현을 조절하도록 설계되었다고 보고하였다[8]. 자동 교정 시스템이 학습자의 오류 유형과 빈도에 따라 개별화된 피드백을 제공한다고 제시하였다[14]. 적응성은 학습자 중심의 교수-학습 환경을 구현하는 데 중요한 요인이다.

AI 기반 실시간 피드백은 참여와 몰입을 촉진하지만, 피드백의 양과 속도가 학습자의 정보 처리 요구를 높여 인지적 부담을 유발할 수 있으며 이는 인지 부하 이론과 밀접하게 관련된다[12],[13],[15].

2-3 인지 부하이론

인지 부하 이론(Cognitive Load Theory)은 작업기억 용량이 제한적이며, 과도한 정보 제시는 학습 효율을 저하시킨

다고 설명한다[16]. AI 기반 실시간 피드백은 정보가 즉시 제시된다는 점에서 학습을 지원하지만, 피드백이 과도하거나 세분화될 경우 외재적 부하가 증가할 수 있다[11],[12]. 특히 오류 정보를 다층적으로 제공하는 방식은 학습자의 처리 요구를 높여 인지적 부담을 유발할 수 있다는 점이 지적된다[12].

반면 학습자의 주의 수준이나 수행 양상에 따라 피드백 빈도와 내용을 조정하는 적응형 방식은 부하를 감소시키는 기능을 가진다[13]. 온라인 환경에서 실시간 피드백은 참여 저하 요인을 완화하지만, 정보량이 많을 때 인지적 부담이 증가한다는 분석도 제시된다[15].

이와 같이 AI 기반 실시간 피드백은 제시 시점과 정보량에 따라 인지 부하를 증가시키거나 감소시키는 양면적 효과를 가진다. 따라서 인지 부하는 실시간 피드백이 학습자의 경험에 미치는 영향을 설명하는 핵심 개념으로 이해될 수 있다[16].

2-4 몰입이론

몰입이론(Flow Theory)은 Csikszentmihalyi가 제시한 개념으로, 개인이 과제 수행에 깊이 집중하여 활동 그 자체에서 만족과 즐거움을 경험하는 심리적 상태를 의미한다[17]. 몰입은 과제 난이도와 개인의 기술 수준이 균형을 이루고, 목표가 명확하며, 수행 과정에서 즉각적인 피드백이 제공될 때 형성된다[17]. Nakamura와 Csikszentmihalyi는 몰입(Flow)을 구성하는 아홉 가지 요소를 제시하였다[18]. 이 중 도전-기술 균형, 명확한 목표, 즉각 피드백, 통제감, 몰두, 자기 목적성은 학습 맥락에서 안정적으로 관찰되며, 반복적으로 확인되는 주요 요인으로 설명된다[18]. 반면 자기 인식의 소멸, 시간 왜곡, 행동-인식 통합은 몰입의 심화 단계에서 나타나는 결과적 경험으로, 개인차와 상황적 요인의 영향을 크게 받아 교육 환경에서 일관적으로 측정하기 어렵다는 점이 지적된다[17],[18]. Shernoff et al.의 연구 또한 이러한 구분을 뒷받침한다[19]. 해당 연구에서 학생들은 몰두, 명확한 목표, 도전-기술 균형, 통제감과 같은 요소에서 높은 몰입 수준을 지속해서 보고했지만, 시간 왜곡이나 자기 인식 소멸은 학습 활동 전반에서 일관된 패턴을 보이지 않았다[19]. 이는 학습 맥락에서 흐름을 설명하는 데 여섯 요소가 핵심적이며, 나머지 요소들은 부차적 특성임을 보여준다.

따라서 본 연구에서는 기존 문헌에서 학습 기반 흐름 경험의 핵심으로 제시된 여섯 가지 요소를 중심으로 몰입 개념을 정리하여, 학습자의 심리적 경험을 파악하기 위한 이론적 기반을 마련하고자 한다.

III. 연구 방법

3-1 연구 설계

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백의 특성이 학습자의 몰입 경험에 미치는 영향을 실증적으로 탐구하기 위해 수행되었다.

연구 설계는 정량적 설문조사와 정성적 심층 인터뷰를 병행한 혼합연구 방법을 적용하였다. 설문을 통해 변수 간의 관계를 검증하고, 인터뷰를 통해 사용자의 실제 경험을 보완적으로 탐색하였다. 연구의 이론적 기반은 Csikszentmihalyi의 몰입 이론(Flow Theory)과 Sweller의 인지 부하 이론(Cognitive Load Theory)에 근거한다[16],[17]. 이를 토대로 AI 피드백의 세부 요인(즉시성, 구체성, 적응성)이 인지 부하를 매개 변수로 포함한 개념적 연구모형을 설정하였다. 따라서 본 연구의 모형은 AI 피드백 요인(독립변수) → 인지 부하(매개변수) → 몰입 경험(종속변수)의 경로로 구성되며, 이러한 구조적 관계는 그림 1에 제시하였다. 또한 본 연구는 두 애플리케이션(말해보카, 스픽) 사용자 간 차이를 비교하여 AI 피드백 설계 특성에 따른 몰입 경험의 차이를 검증하고자 하였다.

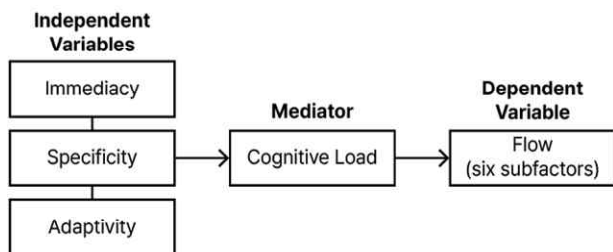


그림 1. AI 기반 실시간 피드백의 인지 부하 및 몰입 영향 연구모형
Fig. 1. Research model for the effects of AI-based real-time feedback on cognitive load and flow

3-2 연구 대상 선정

본 연구는 학습 성취 수준이나 언어 능력 향상을 검증하는 연구가 아니라, AI 기반 실시간 피드백을 경험한 사용자가 인지하는 피드백 특성과 몰입 경험의 관계를 탐색하는 데 목적이 있다. 이에 따라 객관적인 영어 능력 점수보다는, 실제 애플리케이션 사용 경험 여부와 빈도를 표본 선정의 핵심 기준으로 삼았다.

총 250명의 응답을 수집하였으며, 애플리케이션 사용 경험이 전혀 없다고 응답한 4명을 제외하였다. 이후 두 애플리케이션의 특성이 다르다는 점을 고려하여 말해보카(SayVoca)와 스픽(Speak) 사용자 집단을 분리하였다. 말해보카는 총 144명 중 ‘거의 사용하지 않는다’라고 응답한 29명을 제외하여 115명을 최종 표본으로 선정하였고, 스픽은 총 102명 중 94명이 유효 응답으로 확인되었다. 이에 따라 정량 분석에는 총 209명의 표본이 활용되었다. 설문 문항에는 최근 4주간의 사용 빈도, 주 사용 기기, 사용 중인 애플리케이션 유형(말해보카/스픽)을 포함하여, 응답자가 실질적인 학습 경험을 갖춘 사용자임을 확인하였다. 다만, 본 연구는 자기보고식 설문을 기반으로 하므로, 학습자의 객관적 영어 능력이나 학습 선호도에 따른 차이를 충분히 반영하지 못한 한계를 지닌다. 이러한 점은 향후 연구에서 보완이 필요하다.

정성 연구는 심층 인터뷰 8명을 대상으로 진행되었으며,

성별·연령·사용 빈도수를 고려하여 말해보카 4명, 스픽 4명으로 균형 있게 구성하였다.

이에 따라 본 연구의 결과는 AI 기반 언어학습 앱 사용자 중 실제 사용 경험을 가진 집단의 인지적·경험적 경향을 설명하는 데 초점을 두며, 전체 언어 학습자 집단으로의 일반화에는 신중한 해석이 요구된다.

3-3 데이터 수집

본 연구의 데이터는 2025년 10월 5일부터 14일까지 총 10일간 온라인을 통해 수집되었다. 정량 자료는 Google Forms 기반의 자기기입식 설문으로 수집되었으며, 참여자는 연구 목적과 개인정보 보호 안내를 확인한 뒤 응답하였다.

설문지는 총 28문항으로 구성되었고, 모든 문항은 5점 리커트 척도(1=전혀 그렇지 않다, 5=매우 그렇다)를 사용하였다. 문항은 선행연구를 기반으로 재구성되었으며, 주요 측정 영역은 AI 피드백 요인, 인지 부하, 몰입경험, 학습 지속 의도 및 인구통계 항목으로 구성되었다.

정성 자료는 반구조화 심층 인터뷰를 통해 수집되었다. 인터뷰는 Google Meet을 활용하여 1:1 방식으로 약 40분간 진행되었으며, 모든 면담은 동의하에 녹음·전사 후 분석에 활용되었다.

3-4 연구 절차

본 연구는 정량적 분석과 정성적 분석을 단계적으로 결합한 혼합연구 방식으로 설계되었다. 먼저 정량 분석 단계에서는 수집된 설문 데이터를 Python 기반 통계 도구를 활용해 전처리한 뒤, 기술통계 분석을 통해 전체 표본의 평균, 표준편차, 빈도 등의 기초 통계치를 확인하였다. 이어서 문항의 구조적 타당도를 검증하기 위해 탐색적 요인분석을 적용하였으며, 이 과정에서 각 요인이 실제로 의도한 문항으로 구성되는지 확인하였다. 요인별 문항이 도출된 이후에는 신뢰도 분석(Cronbach’s α)을 수행하여 측정 도구의 내적 일관성을 평가하였다. 마지막으로 연구모형에서 설정한 변수 간 관계를 검증하기 위해 단순 회귀와 매개효과 분석을 순차적으로 실시하여, AI 기반 피드백 요인이 인지 부하와 몰입 경험에 미치는 영향 구조를 분석하였다. 연구 절차 흐름은 표 2에 요약하였다.

정성 분석 단계에서는 정량 결과를 보완하는 목적에서 심층 인터뷰 자료를 수집하고, 전사본을 기반으로 주제 분석을 수행하였다. 우선 인터뷰 참여자의 진술을 의미 단위로 분해한 뒤, 유사한 진술끼리 묶어 초기 범주를 도출하였다. 이후 어피네티 다이어그램과 인사이트 클러스터링을 활용하여 범주 간 관계를 구조화하고, 사용자 경험의 의미적 패턴을 해석하였다. 이러한 정성 분석 과정은 정량 분석에서 나타난 요인 간 관계를 실제 학습 맥락 속에서 설명할 수 있도록 돕는 역할을 하였으며, 두 분석의 결과는 종합적으로 비교·대조하여 통합 해석을 도출하였다.

표 2. 연구 절차 요약

Table 2. Summary of research procedure

Research Stage	Method	Tool	Outcome
Quantitative data collection	Survey	Google Forms	209 valid responses (115 SayVoca, 94 Speak)
Quantitative analysis	Descriptive statistics (mean, SD), demographic analysis	Python (pandas)	Basic statistical results
Factor & Reliability Analysis	Exploratory Factor Analysis (EFA), Cronbach's α	Python (factor_analyzer, pingouin)	Factor structure and reliability coefficients
Hypothesis Testing	Regression analysis, mediation analysis	Python (statsmodels)	Path significance and mediation effects
Qualitative Data Collection	Semi-structured interviews (8 participants)	Google Meet, audio recording & transcription	Interview transcripts
Qualitative Analysis	Thematic analysis, insight clustering	Manual coding / NVivo / Taguette	Codes and thematic categories
Mixed-method Integration	Integration of quantitative and qualitative findings	Comparative synthesis	Integrated interpretation

정량 분석에 사용된 설문 문항은 피드백, 인지 부하, 몰입 경험의 세 영역으로 구성되며, 각 영역의 하위 요인을 명확히 구분하기 위해 문항 코드를 부여하였다. 코드는 상위 영역(A, B, C)과 하위 요인 번호, 그리고 문항 번호로 구성되며, 예를 들어 A1-1은 피드백 영역(A)의 즉시성 요인(1)에 속한 첫 번째 문항을 의미한다. 이러한 문항 코드는 요인분석, 신뢰도 분석, 회귀분석 등 전 과정에서 일관되게 사용되어 문항 단위의 위치와 역할을 체계적으로 추적할 수 있도록 한다.

전체 28개 문항 중 핵심 요인을 대표하는 문항 10개는 요인별 성격을 간결하게 전달하기 위한 목적으로 선별하였으며, 해당 요약 구성은 표 3에 정리하였다. 이러한 절차는 측정 도구의 구조와 연구모형의 연결성을 명확히 제시하고, 분석 과정의 재현 가능성을 높이는 데 목적이 있다.

IV. 실증 연구

4-1 설문조사

본 연구에서는 AI 기반 언어학습 애플리케이션의 실시간 피드백 경험을 실증적으로 분석하기 위해 온라인 설문조사를 실시하였다. 설문은 구글 설문지(Google Forms)를 통해 배포되었으며, 연구 목적과 응답 절차를 충분히 고지한 후 동의한 사용자만 참여하도록 안내하였다. 조사는 2025년 10월 5

표 3. 요인별 대표 문항 구성표

Table 3. Summary of representative items by construct

Higher-order Domain	Construct	Representative Item	Item Code
Feedback	Immediacy	The feedback appears immediately after I respond or speak.	A1-1
	Specificity	The feedback clearly tells me what I did wrong.	A2-1
	Adaptivity	The feedback is adjusted to my skill level.	A3-1
Cognitive Load	Cognitive Load	I feel overwhelmed by too much information during learning.	B1-1
Flow	Challenge-Skill Balance	The tasks are neither too easy nor too difficult	C1-1
	Clear Goals	I know what to do when a task is given.	C2-1
	Immediate Feedback	I can see the results immediately while learning.	C3-1
	Sense of Control	I choose how I want to learn.	C4-1
	Concentration	I can concentrate well during learning.	C5-2
	Autotelic Experience	Learning is enjoyable even without external rewards.	C6-1

일부터 14일까지 총 10일간 진행되었고, 총 250명의 응답이 수집되었다.

수집된 응답 중 애플리케이션을 전혀 사용한 적이 없다고 응답한 4명을 제외하여 246명의 데이터를 확보하였다. 이후 실제 사용 경험 분석의 정확성을 높이기 위해 사용 빈도가 매우 낮은 응답을 기준으로 추가 정제하였다. 스피크(Speak)의 경우 102명 중 8명이 제외되어 94명, 말해보카(SayVoca)는 144명 중 동일 기준을 적용하여 115명이 최종 분석에 포함되었다. 이에 따라 본 연구의 정량 분석에는 총 209명의 응답 데이터가 사용되었다.

설문 문항은 총 28개로 구성되었으며, 크게 세 영역으로 나뉜다. 첫째, 인구통계학적 특성을 파악하기 위한 일반 정보 문항. 둘째, AI 기반 실시간 피드백 경험을 측정하기 위한 즉시성, 구체성, 적응성 요인 문항. 셋째, 학습 과정에서의 인지 부하와 몰입경험(도전-기술 균형, 명확한 목표, 즉각 피드백, 통제감, 몰두, 자기 목적적 경험)을 포함한 문항이다. 모든 문항은 5점 리커트 척도(1=전혀 그렇지 않다, 5=매우 그렇다)를 사용하여 응답하도록 구성하였다.

문항은 이후 탐색적 요인분석을 통해 구조적 타당도를 검증하는 과정에서 일부가 정제되었으며, 최종 분석에는 요인 구조가 확인된 문항만 포함하였다.

4-2 인구통계학적 특성 분석

본 연구의 정량 분석에는 총 209명의 응답자가 포함되었다. 참여자의 성별 분포는 여성 61.2%, 남성 38.8%로 나타

표 4. 전체 연구 대상자의 인구통계학적 특성

Table 4. Demographic characteristics of overall participants (N = 209)

Variable	Category	Frequency (n)	Percentage (%)
Gender	Female	128	61.2
	Male	81	38.8
Age group	Teens	10	4.8
	20s	77	36.8
	30s	53	25.4
	40s	40	19.1
	50+	29	13.9
Usage frequency (last 4 weeks)	Daily	18	8.6
	4-5 times/week	28	13.4
	2-3 times/week	93	44.5
	Once a week	70	33.5
Primary learning device	Mobile	157	75.1
	Mobile + Tablet	29	3.9
	Tablet	12	5.7
	Mobile + PC	4	1.9
	PC	3	1.4
	Tablet + PC	2	1.0
	Mobile + Tablet + PC	2	1.0
Used service	SayVoca	115	55.0
	Speak	94	45.0

났다. 연령대는 20대가 36.8%로 가장 높은 비율을 차지하였으며, 30대(25.4%), 40대(19.1%), 50대 이상(13.9%), 10대(4.8%) 순으로 분포하였다. 이는 본 연구의 참여자가 주로 20~40대를 중심으로 구성되어 있음을 보여준다.

최근 4주 동안의 애플리케이션 사용 빈도를 살펴보면 ‘주 2-3회’가 44.5%로 가장 높은 비율을 차지하였고, ‘주 1회’가 33.5%, ‘주 4-5회’가 13.4%, ‘매일’이 8.6%로 나타났다. 이러한 결과는 언어학습 앱 사용이 비교적 규칙적으로 유지되

지만 고빈도 사용보다는 중간 수준의 사용이 주를 이룬다는 점을 시사한다.

주요 학습 기기는 모바일이 전체의 75.1%로 가장 많이 사용되었으며, 모바일과 태블릿을 병행하는 경우가 13.9%, 태블릿 단독 사용이 5.7%로 뒤를 이었다. 이 외에도 PC 또는 복합기기 사용은 소수에 해당하였다. 이는 언어학습 활동이 대체로 모바일 중심으로 이루어지고 있음을 보여준다. 연구대상자에 대한 인구통계학적 특성은 표 4에 정리하였다.

4-3 기술 통계 분석

본 연구에서는 AI 기반 언어학습 경험을 구성하는 주요 요인에 대해 기술 통계 분석을 실시하였다. 분석에는 말해보카 115명과 스픽 94명의 응답을 사용하였으며, 요인별 평균과 표준편차는 표 5에 제시하였다. 각 요인 점수는 해당 구성 요인 문항의 평균으로 산출하였다.

피드백 영역에서는 두 애플리케이션 모두 전반적으로 높은 점수를 보였다. 즉시성은 말해보카 3.62점(SD 0.62), 스픽 3.77점(SD 0.71)으로 나타났고, 구체성은 각각 3.68점(SD 0.65), 3.84점(SD 0.72)로 확인되었다. 적응성 역시 말해보카 3.70점(SD 0.63), 스픽 3.65점(SD 0.70)으로 비교적 높은 수준을 유지하였다. 이는 두 서비스 모두 빠르고 명확한 피드백 특성을 갖추고 있음을 의미한다.

몰입 요인의 하위 구성요인은 전반적으로 긍정적인 평가를 보였다. 도전-기술 균형은 말해보카 3.49점(SD 0.68), 스픽 3.63점(SD 0.68)으로 나타났고, 명확한 목표는 각각 3.64점(SD 0.61), 3.83점(SD 0.69)으로 확인되었다. 즉각 피드백은 두 집단 모두 3.75점 수준으로 유사하게 나타났으며, 몰두와 자기 목적적 경험 또한 3.5점 내외의 안정적인 경향을 보였다. 반면 통제감은 말해보카 2.22점(SD 0.71), 스픽 2.19점(SD 0.66)으로 전체 요인 중 가장 낮게 나타났다.

종합하면 두 애플리케이션은 피드백의 즉시성·구체성·적응성, 그리고 몰입의 주요 구성 요인에서 일관된 긍정 평가를

표 5. 요인별 기술 통계 분석 결과(말해보카·스픽 비교)

Table 5. Factor-level descriptive statistics (SayVoca vs. Speak)

Higher-order Domain	Construct	Items	SayVoca		Speak	
			Mean (M)	Standard Deviation(SD)	Mean (M)	Standard Deviation(SD)
Feedback	Immediacy	3	3.62	0.62	3.77	0.71
	Specificity	3	3.68	0.65	3.84	0.72
	Adaptivity	3	3.70	0.63	3.65	0.70
Cognitive Load	Cognitive Load	4	2.77	0.69	2.63	0.75
Flow	Challenge-Skill Balance	2	3.49	0.68	3.63	0.68
	Clear Goals	2	3.64	0.61	3.83	0.69
	Immediate Feedback	2	3.75	0.61	3.75	0.66
	Sense of Control	2	2.22	0.71	2.19	0.66
	Concentration	3	3.54	0.67	3.57	0.68
	Autotelic Experience	4	3.55	0.65	3.77	0.71

보였다. 반면 인지 부하와 통제감은 두 집단 모두 다른 요인보다 낮게 나타났으며, 이에 따른 영향은 후속 회귀분석과 매개효과 분석에서 추가로 검증할 필요가 있다.

4-4 탐색적 요인 분석

본 연구에서는 말해보카와 스픽을 동일한 언어학습 애플리케이션으로 간주하지 않고, 피드백 제공 방식과 학습 구조가 상이한 두 서비스로 구분하였다. 이에 따라 두 집단을 통합한 요인 구조를 전제하기보다, 각 애플리케이션 사용자 집단 내에서 인지된 피드백 경험의 구성 요인을 탐색적으로 도출하고자 각각 탐색적 요인 분석을 실시하였다.

이러한 접근은 측정 동일성을 전제로 한 집단 간 직접 비교보다는, 각 서비스 내 사용자 경험의 구성 방식 자체를 탐색하는 연구 목적에 부합하는 설계에 해당한다. 다만, 향후 연구에서는 동일한 문항을 기반으로 한 확인적 요인 분석 및 측정 동일성 검증을 통해 서비스 간 비교 가능성을 확장할 필요가 있다.

측정 문항의 구조적 타당성을 검증하기 위해 탐색적 요인 분석(EFA)을 실시하였다. 요인분석의 적합성을 확인하기 위해 Kaiser-Meyer-Olkin(KMO) 표본 적합도 검정과 Bartlett의 구형성 검정을 수행하였다. 분석 결과, 말해보카(KMO = .818)와 스픽(KMO = .820) 모두 요인분석에 적합한 수준으로 나타났으며, Bartlett 구형성 검정 역시 두 집단 모두에서 유의미한 결과($p < .001$)를 보였다.

요인 추출은 주축요인법(principal axis factoring)을 사용하였으며, 요인 간 해석의 명확성을 높이기 위해 직교 회전 방식인 varimax 회전을 적용하였다.

표 6. 말해보카·스피크 KMO & Bartlett 검정 결과
Table 6. KMO and Bartlett's test results for SayVoca and Speak

App	KMO	Bartlett's Test(p)
SayVoca	.818	< .001
Speak	.820	< .001

전체 28개 문항 중 역문항 3개를 사전에 제거한 뒤, 25개 문항을 분석에 투입하였다. 요인 구조의 안정성을 확보하기 위해 요인적재값 .40 미만, 두 개 이상의 요인에 교차 적재되는 문항, 공통성 .40 미만 문항을 기준으로 단계적으로 제거하였다. 이러한 절차는 문항의 구성타당도를 확보하기 위한 표준적 접근으로, 최종 요인 구조가 이론적 모델과 경험적 자료에 모두 부합하도록 조정하기 위한 과정이다.

말해보카 자료에서는 총 7개 문항이 제거되었으며, 최종적으로 18개 문항이 4개의 요인으로 분류되었다. 요인 1은 C5·C6 항목이 높은 적재값을 보여 과업 집중과 학습 즐거움을 반영하는 몰입 요인으로 해석되었다. 요인 2는 A2·A3 계열 문항으로 구성되어 학습자의 수행 수준에 따라 피드백이 조정되는 적응성 요인으로 나타났다. 요인 3은 C1 계열 문항

으로 구성된 도전-기술 균형 요인이었으며, 요인 4는 B1 문항으로 구성된 인지 부하 요인이었다. 말해보카의 요인 구성 결과는 아래 표 7에 정리하였다.

표 7. 말해보카 탐색적 요인분석(EFA) 결과
Table 7. Exploratory factor analysis results for SayVoca

Factor	Items	Key Item Codes	Eigenvalue	Variance (%)	Cumulative (%)
Factor 1	6	C5-1, C5-2, C5-3, C6-1, C6-2, C6-4	3.76	15.0	15.0
Factor 2	6	A2-2, A2-3, A3-1, A3-2, A3-3, C3-2	3.67	14.7	29.7
Factor 3	3	A1-1, C1-1, C1-2	2.54	10.1	39.8
Factor 4	3	B1-1, B1-2, B1-4	2.05	8.2	48.0

스피크 자료에서는 총 6개 문항이 제거되어 19개 문항이 6개의 요인으로 도출되었다. 요인 1은 C6 문항이 포함되어 자기 목적적 경험을 반영하였고, 요인 2는 A1·A2 문항이 함께 적재되어 실시간 피드백의 속도·명확성을 나타내는 즉시성 요인으로 해석되었다. 요인 3은 A3 문항과 일부 몰입 문항(C5-3)이 결합되어 학습 흐름에 따른 피드백 반응성을 반영하였으며, 요인 4는 C2 계열 문항으로 구성된 명확한 목표 요인이었다. 요인 5는 C1 계열 문항으로 구성된 도전-기술 균형 요인, 요인 6은 B1 계열 문항으로 이루어진 인지 부하 요인으로 확인되었다. 스픽의 요인 구조는 아래 표 8에 제시하였다.

표 8. 스픽 탐색적 요인분석(EFA) 결과
Table 8. Exploratory factor analysis results for Speak

Factor	Items	Key Item Codes	Eigenvalue	Variance (%)	Cumulative (%)
Factor 1	4	C6-1, C6-2, C6-3, C6-4	3.07	12.3	12.3
Factor 2	5	A1-1, A2-1, A2-2, A2-3, A3-1	2.97	11.9	24.2
Factor 3	3	A3-2, A3-3, C5-3	2.36	9.4	33.6
Factor 4	2	C2-1, C2-2	2.29	9.2	42.8
Factor 5	2	C1-1, C1-2	2.23	8.9	51.7
Factor 6	3	B1-1, B1-2, B1-4	2.00	8.0	59.7

4-5 신뢰도 분석

본 연구에서는 탐색적 요인분석을 통해 최종 도출된 요인의 내적 일관성을 검증하기 위해 Cronbach's α 계수를 산출하였다.

말해보카의 경우 모든 요인이 .70 이상을 기록하여 신뢰도 기준을 충족하였다. 몰입 요인(Concentration on the Task)

은 $\alpha = .831$ 로 가장 높은 수치를 보였으며, 적응성 요인 (Adaptivity) 또한 $\alpha = .821$ 로 양호한 수준의 내적 일관성을 보였다. 인지 부하(Cognitive Load)와 도전-기술 균형 (Challenge-Skill Balance) 역시 각각 $\alpha = .815$, $\alpha = .706$ 으로 안정적인 신뢰도를 확보하였다.

스픽 역시 모든 요인이 .70 이상의 값을 기록하여 신뢰도 기준을 충족하였다. 자기 목적적 경험(Autotelic Experience)은 $\alpha = .836$, 즉시성(Immediacy)은 $\alpha = .878$, 적응성 (Adaptivity)은 $\alpha = .805$ 로 매우 높은 신뢰도를 나타냈다. 명확한 목표(Clear Goals)는 $\alpha = .780$, 도전-기술 균형 (Challenge-Skill Balance)은 $\alpha = .705$ 로 수용 가능한 수준을 유지했으며, 인지 부하(Cognitive Load)는 $\alpha = .832$ 로 양호한 수준을 보였다.

두 애플리케이션 모두 도출된 요인이 충분한 내적 일관성을 확보함으로써, 이후 회귀분석 및 매개효과 분석에 사용하기에 적절한 측정 구조가 마련되었다. 신뢰도 분석은 말해보카와 스픽에 대해 각각 수행하였으며, 요인별 문항 수(k)와 Cronbach's α 값은 아래 표 9에 정리하였다.

표 9. 말해보카 스픽 요인별 신뢰도 분석 결과

Table 9. Reliability analysis results for SayVoca and Speak (EFA structure)

App	Factor	k	Cronbach's α
SayVoca	Challenge-Skill Balance	3	.706
	Concentration on the Task	6	.831
	Cognitive Load	3	.815
	Adaptivity	6	.821
Speak	Autotelic Experience	4	.836
	Immediacy	7	.878
	Adaptivity	3	.805
	Clear Goals	4	.780
	Challenge-Skill Balance	3	.705
	Cognitive Load	3	.832

4-6 회귀분석

본 연구는 피드백 요인과 인지 부하가 학습자의 몰입에 미치는 영향을 검증하기 위해 말해보카와 스픽을 각각 대상으로 회귀분석을 실시하였다. 회귀분석에 앞서 잔차의 정규성과 다중공선성 여부를 검토하였다. 정규성은 잔차 분포와 왜도·첨도를 통해 확인하였으며, 다중공선성은 분산팽창계수(VIF)를 기준으로 검토한 결과 모든 변수에서 기준치 이하로 나타나 회귀분석의 전제 조건을 충족하였다. 분석은 탐색적 요인 분석을 통해 도출된 요인을 독립변수로 설정하여 진행하였다. 회귀 결과는 각각 표 10과 표 11에 제시하였다.

말해보카의 경우, 적응성과 도전-기술 균형이 몰입에 유의한 정적 영향을 보였다. 적응성은 학습자의 수준에 맞게 피드백이 조정될 때 몰입이 높아지는 경향을 나타냈으며($\beta = .226$, $p = .021$), 도전-기술 균형 역시 학습 난이도와 역량의

균형이 유지될 때 몰입이 증가하는 것으로 확인되었다($\beta = .269$, $p = .007$). 인지 부하는 몰입에 부정적 방향을 보였으나 통계적으로 유의하지 않았다($p = .319$).

추가 분석으로 성별과 최근 사용 빈도를 통제변수로 포함한 회귀분석을 실시하였다. 분석 결과, 주요 독립변수의 유의성 및 방향성은 통제 전 분석과 동일하게 유지되었으며, 이는 본 연구에서 확인된 주요 관계가 성별 및 사용 빈도와 같은 기본적인 인구통계 요인을 통제한 이후에도 유지됨을 시사한다.

표 10. 말해보카 회귀분석 결과

Table 10. Regression analysis results for SayVoca

Model	Predictor	Beta (β)	t	p	R ²	Adj. R ²
H1 Feedback → Cognitive Load	Adaptivity	-.008	-.800	.936	.030	.013
	Challenge Skill	-.169	-1.600	.112	.030	.013
H2 Cognitive Load → Flow	Cognitive Load	-.153	-1.647	.102	.023	.015
H3 Feedback + Cognitive Load → Flow	Adaptivity	.226	2.340	.021	.200	.179
	Challenge Skill	.269	2.758	.007	.200	.179
	Cognitive Load	-.086	-1.001	.319	.200	.179

스픽에서는 즉시성과 구체성이 몰입에 유의한 정적 영향을 미쳤다. 즉시성은 피드백 제공 시점이 빠를수록 몰입 수준이 높아지는 경향을 보였고($\beta = .320$, $p = .002$), 구체성은 오류나 개선점이 명확하게 전달될 때 몰입을 높이는 요인으로 확인되었다($\beta = .310$, $p = .002$). 인지 부하는 몰입을 낮추는 방향으로 유의한 영향을 나타냈다($\beta = -.174$, $p = .023$).

표 11. 스픽 회귀분석 결과

Table 11. Regression analysis results for Speak

Model	Predictor	Beta (β)	t	p	R ²	Adj. R ²
H1 Feedback → Cognitive Load	Immediacy	.019	.130	.897	.036	.004
	Specificity	-.192	-1.435	.155	.036	.004
	Adaptivity	-.016	-.112	.911	.036	.004
H2 Cognitive Load → Flow	Cognitive Load	-.282	-2.819	.006	.079	.069
H3 Feedback + Cognitive Load → Flow	Immediacy	.320	3.127	.002	.512	.490
	Specificity	.310	3.210	.002	.512	.490
	Adaptivity	.145	1.464	.147	.512	.490
	Cognitive Load	-.174	-2.310	.023	.512	.490

두 애플리케이션 모두 피드백 요인의 영향이 확인되었으나, 말해보카는 적응성과 난이도 조절과 같은 학습 구조적 요

인의 영향이 두드러진 반면, 스픽은 피드백 전달 속도와 명확성과 같은 피드백의 실행 특성이 보다 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다. 인지 부하는 스픽에서만 몰입을 감소시키는 유의한 요인으로 확인되었다.

4-7 매개효과 분석

AI 피드백 요인(X)이 인지 부하(M)를 거쳐 몰입(Y)에 미치는 간접효과를 검증하기 위해 부트스트래핑 5,000회 기반의 매개효과 분석을 실시하였다. 전체 경로에 대한 신뢰구간(95% CI)이 0을 포함하지 않을 때 간접효과가 유의한 것으로 판단하였다.

말해보카에서는 적응성과 도전-기술 균형이 몰입에 대해 유의한 직접 효과를 보였다. 적응성은 0.386(CI[0.195, 0.577])의 직접 효과를 나타냈으며, 도전-기술 균형은 0.394(CI[0.212, 0.576])로 유의한 정적 영향을 보였다. 두 요인 모두 전체 효과 또한 유의한 수준으로 확인되었으나, 인지 부하를 경유하는 간접효과는 유의하지 않았다. 적응성의 간접효과는 0.012(CI[-0.012, 0.094])로 나타났고, 도전-기술 균형의 간접효과 또한 CI가 0을 포함하여 유의하지 않았다(Effect = 0.016, CI[-0.015, 0.098]). 즉, 말해보카에서는 피드백의 적합성과 난이도 조절과 같은 구조적 요인들이 몰입을 직접적으로 설명하였으며, 인지 부하는 이 관계를 매개하지 않았다. 이는 학습 흐름이나 정보량과 같은 요소보다 학습 구조와 난이도 균형이 더 큰 영향을 미치는 앱 특성을 반영하는 결과로 해석된다. 아래 표 12에 정리하였다.

표 12. 말해보카 매개효과 분석 결과

Table 12. Mediation analysis results for SayVoca

Predictor	Effect Type	Estimate	95% CI Lower	95% CI Upper	Sig.
Adaptivity	Direct Effect (X→Y)	.386	.195	.577	Yes
	Indirect Effect (X→M→Y)	.012	-.012	.094	No
	Total Effect	.398	.207	.589	Yes
Challenge Skill	Direct Effect (X→Y)	.394	.212	.576	Yes
	Indirect Effect (X→M→Y)	.016	-.015	.098	No
	Total Effect	.410	.231	.590	Yes

스픽에서는 즉시성, 구체성, 적응성이 모두 몰입에 대해 유의한 직접 효과를 보였다. 즉시성은 몰입에 대해 0.657(CI[0.479, 0.836])의 직접 효과를 나타냈으며, 구체성 역시 0.684(CI[0.490, 0.878])로 강한 직접 효과를 보였다. 적응성 또한 0.503(CI[0.335, 0.670])의 직접 효과를 보여 세 요인 모두 몰입을 설명하는 핵심 요소로 확인되었다. 반면 세 요인 모두 인지 부하를 거치는 간접효과는 신뢰구간

이 0을 포함해 유의하지 않았으며, 즉시성(Effect = 0.026, CI[-0.024, 0.106]), 구체성(Effect = 0.041, CI[-0.012, 0.139]), 적응성(Effect = 0.024, CI[-0.021, 0.103]) 모두 동일한 패턴을 보였다. 이러한 결과는 표 13에 제시하였다.

스픽에서 피드백 전달의 속도와 명확성이 몰입 형성에 직접적으로 작용하며, 학습 과정에서 발생하는 인지 부하는 이 관계를 설명하는 매개 요인으로 기능하지 않는다는 점을 의미한다.

표 13. 스픽 매개효과 분석 결과

Table 13. Mediation analysis results for Speak

Predictor	Effect Type	Estimate	95% CI Lower	95% CI Upper	Sig.
Immediacy	Direct Effect (X→Y)	.657	.479	.836	Yes
	Indirect Effect (X→M→Y)	.026	-.024	.106	No
	Total Effect	.683	.500	.866	Yes
Specificity	Direct Effect (X→Y)	.684	.490	.878	Yes
	Indirect Effect (X→M→Y)	.041	-.012	.139	No
	Total Effect	.724	.536	.912	Yes
Adaptivity	Direct Effect (X→Y)	.503	.335	.670	Yes
	Indirect Effect (X→M→Y)	.024	-.021	.103	No
	Total Effect	.527	.358	.695	Yes

매개효과 분석 결과, 말해보카와 스픽 두 집단 모두에서 피드백 요인의 몰입에 대한 직접효과는 유의하게 나타났으나, 인지 부하를 경유하는 간접효과는 모든 경로에서 신뢰구간에 0을 포함하여 통계적으로 유의하지 않았다. 구체적으로, 스픽에서는 즉시성, 구체성, 적응성이 몰입에 유의한 직접 효과를 보였으며, 말해보카에서는 적응성과 도전-기술 균형이 몰입에 유의한 영향을 미쳤다. 이러한 결과는 두 서비스 모두에서 인지 부하가 피드백과 몰입 간의 관계를 매개하기보다는, 각 피드백 속성이 몰입에 직접적으로 작용함을 시사한다.

V. 정성 연구

본 연구는 실증 분석을 통해 AI 기반 실시간 피드백이 학습 경험에 미치는 영향을 확인하였다. 그러나 정량 분석만으로는 학습자가 실제 상황에서 피드백을 어떻게 이해하고 받아들이는지, 특정 요인이 어떤 정서적·인지적 반응을 유발하는지를 충분히 파악하기 어렵다. 이에 정량 분석 결과의 맥락을 보완하고, 사용자의 실제 경험을 보다 깊이 이해하기 위해 심층 면접을 실시하고 질적 분석을 수행하였다.

5-1 심층 인터뷰 개요

심층 인터뷰는 총 8명을 대상으로 진행하였다. 참여자는 말해보카 사용자 4명과 스피크 사용자 4명으로 구성하며, 연령·성별·사용 빈도 등에서 서로 다른 특성을 지니도록 선정하였다. 인터뷰 질문지는 즉시성, 적응성, 구체성, 인지 부하, 몰입 경험 등 정량 연구에서 확인된 핵심 요인을 중심으로 구성되었다. 참여자들은 앱 사용 과정에서 피드백이 제공되는 순간의 인지적 변화, 학습 흐름의 유지 여부, 개인화 수준에 대한 인식, 학습 동기와 몰입감의 변화 등을 중심으로 자신의 경험을 상세히 서술하였다. 인터뷰 자료는 전사 후 의미 단위로 코딩하고, 반복적이고 유사한 내용은 묶어 주제를 도출하였다. 심층 인터뷰 참여자 특성은 표 14에 제시하였다.

표 14. 심층인터뷰 참여자 특성

Table 14. Characteristics of interview participants

ID	Gender	Age group	Used service	Usage frequency
P1	Female	20s	SayVoca	Once a week
P2	Male	30s	SayVoca	Daily
P3	Female	30s	SayVoca	2-3 times/week
P4	Male	40s	SayVoca	4-5 times/week
P5	Male	20s	Speak	4-5 times/week
P6	Male	30s	Speak	2-3 times/week
P7	Female	40s	Speak	Once a week
P8	Female	30s	Speak	Daily

5-2 주제 분석 결과

주제 분석 결과, 총 네 가지 핵심 주제가 도출되었다.

첫째, 즉시성은 두 애플리케이션 모두에서 가장 중요한 경험 요소로 나타났다. 참여자들은 오류가 발생하는 순간 바로 피드백을 제공받는 점을 높게 평가하였고, 이러한 즉각적인 반응은 학습 동기를 유지하는 데 긍정적으로 작용하였다.

둘째, 맞춤형 피드백의 부족은 특히 말해보카 사용자에게서 반복적으로 확인되었다. 빠른 피드백에도 불구하고 자신의 발음 패턴이나 난이도를 고려한 개인화된 안내가 부족하다고 느끼는 경우가 많았으며, 이는 학습의 효율성을 떨어뜨리는 요인으로 작용하였다.

셋째, 인지 부하는 앱의 피드백 방식에 따라 다르게 경험되었다. 일부 참여자는 피드백 속도는 빠르지만 전체 진행 과정이 길어지면서 피로를 느꼈고, 음성 인식 오류로 인한 재시도 요구는 부담을 증가시키는 주요 요인으로 나타났다.

넷째, 몰입 경험은 즉시성과 목표 명확성이 적절하게 조합될 때 강화되었다. 참여자들은 명확한 안내와 빠른 교정이 이어질 때 학습 과정이 자연스럽게 이어진다고 응답했으며, 시간이 빠르게 지나간 것처럼 느끼는 몰입 경험을 보고한 사례도 있었다. 주제 분석 결과는 다음 표 15와 같이 정리된다.

표 15. 심층인터뷰 주제 분석 결과

Table 15. Thematic analysis of in-depth interviews

Theme	Description	Example Quote
Immediacy	Real-time feedback supports engagement and reduces interruption in learning flow.	"It corrected me immediately when I made a mistake."
Lack of Personalization	Feedback does not reflect user proficiency or recurring error patterns.	"It didn't adapt to my pronunciation habits."
Cognitive Load	Fast-paced or repetitive feedback increases mental effort and fatigue.	"The pace made the entire process feel tiring."
Flow Conditions	Clear goals and seamless repetition facilitate immersion.	"I lost track of time while practicing."

5-3 인사이트 클러스터링 결과

주제 분석을 통해 도출된 인사이트는 크게 세 가지 범주로 묶였으며, 표 16으로 정리하였다.

첫째, 학습 지속 요인으로 작용하는 요소들이 확인되었다. 응답자는 "쓰다가 단어 철자가 틀리면 실시간으로 힌트를 주는 피드백이 좋았어요.", "어설픈게 대답해도 바로바로 피드백을 해주니까 도움이 많이 되었어요."라고 진술하였다. 이는 즉시성과 명확한 교정은 학습자가 반복적으로 발화하도록 유도하며, AI 피드백의 객관성은 사용 경험에 대한 신뢰를 강화하는 역할을 하였다.

둘째, 경험을 저해하는 요인으로는 학습 흐름의 단절, 음성 인식 한계로 인한 반복 수행 요구, 개인화 수준의 부족 등이 나타났다. 일부 응답자는 "피드백은 즉각적이지만, 나만을 위한 맞춤 피드백은 없는 것 같았어요."라고 응답하였다. 이러한 요인은 학습자의 집중 흐름을 약화시키고 인지적 부담을 증가시키는 방향으로 작용한다.

셋째, 사용자가 제시한 개선 요구에는 난이도 자동 조절 기능, 피드백 속도 최적화, 반복 오류에 대한 개인화된 안내 등 실질적 개선 방향이 포함되었다. 응답자들은 "나의 학습 히스토리를 반영한 피드백이 필요해요."라고 응답하였다.

표 16. 정성 인사이트 클러스터링 결과

Table 16. Insight clustering results

Cluster	Insight	Summary Explanation
Learning Facilitators	Immediacy as a motivator	Immediate correction encourages repeated practice.
	Clarity of feedback	Clear error cues build trust in AI evaluation.
Experience Barriers	Disruption of learning flow	Irregular pacing breaks continuity and focus.
	Recognition limitations	Repeated attempts due to misrecognition increase cognitive load.
Improvement Needs	Adaptive difficulty	Users request feedback aligned with personal proficiency.
	Feedback speed tuning	Excessively fast feedback may produce cognitive fatigue.

VI. 논 의

6-1 정량·정성 결과의 종합 해석

기존 AI 기반 언어학습 연구는 주로 학습 성취도 향상이나 기술적 정확성에 초점을 두어 피드백의 효과를 검증해 왔다. 반면, 본 연구는 실시간 피드백을 단일 요인이 아닌 즉시성, 구체성, 적응성의 세부 속성으로 구분하고, 이를 인지 부하와 몰입 경험의 관계 구조 속에서 분석하였다는 점에서 기존 연구와 차별성을 지닌다. 또한 설문조사와 심층 인터뷰를 결합한 혼합 연구 방법을 통해, 실시간 피드백 경험을 사용자의 인지적·정서적 관점에서 다층적으로 해석하였다.

정량 분석에서는 즉시성, 적응성, 인지 부하, 몰입이 학습 경험과 유의미하게 관련되는 것으로 나타났다. 즉시성은 두 애플리케이션 모두에서 학습 지속 의도와 몰입 형성에 긍정적 영향을 미쳤으며, 적응성은 개인 수준을 반영한 피드백 기능이 학습 과정의 효율성을 높이는 요인으로 확인되었다. 인지 부하는 피드백 속도와 음성 인식 성능에 따라 증가하거나 감소하는 경향을 보였으며, 몰입은 명확한 목표 제시와 자연스러운 반복 구조가 결합될 때 강화되는 것으로 나타났다.

정성 분석 결과는 이러한 정량적 관계를 구체적인 경험 맥락에서 설명하는 역할을 하였다. 참여자들은 오류가 발생하는 순간 바로 교정이 제공되는 점을 학습의 흐름을 유지시키는 요소로 인식하였으며, 이는 즉시성이 학습 동기를 강화하는 이유를 설명해준다. 반면 개인화 부족은 적응성 점수가 낮게 나타난 이유를 보완적으로 해석하게 해주었다. 인지 부하는 음성 인식 오류, 반복 녹음 요구, 속도 불균형 등 상황적 요소에서 발생하는 것으로 드러났는데, 이러한 맥락적 요인은 정량 분석으로는 확인하기 어려운 사용 경험의 부담을 설명해준다. 마지막으로 몰입은 단순히 피드백 속도만으로 형성되는 경험이 아니며, 목표 명확성과 학습 흐름의 안정적인 연결이 함께 갖추어질 때 나타나는 현상임이 드러났다. 정량 결과의 패턴과 정성 결과의 의미가 상호 보완적으로 작용하여, 실시간 피드백 경험은 속도, 명확성, 개인화, 인지적 부담, 반복 구조 등이 복합적으로 작동하는 과정임을 확인할 수 있었다.

6-2 학문적 시사점

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백 경험을 이론적·경험적 관점에서 통합적으로 설명했다는 점에서 학문적 의의를 가진다.

첫째, 기존 피드백 연구가 주로 정적 형태의 교정 방식에 초점을 두었던 것과 달리, 본 연구는 실시간 피드백의 특성을 즉시성, 적응성, 구체성, 인지 부하, 몰입이라는 다차원 구조로 제시하였다. 이 구조는 실시간 피드백을 단일 요인으로 다루어온 기존 논의의 한계를 보완하며, 피드백 경험을 설명하는 새로운 분석 틀을 제시한다.

둘째, 인지 부하 이론과 몰입이론을 AI 학습 맥락에 적용함으로써, 피드백 속도와 인지적 부담이 학습자의 경험에 어떻게 상반된 영향을 미치는지 경험적으로 확인하였다. 이는 즉

시성이 항상 긍정적 효과만을 유발한다는 단선적 관점을 수정하는 근거를 제공한다.

셋째, 혼합방법 연구 설계를 통해 정량적 경향과 정성적 경험을 상호 연결함으로써 AI 기반 피드백의 작동 원리를 보다 다층적으로 설명하였다. 국내 연구에서 음성 기반 AI 학습 앱의 실제 경험을 정량과 정성 모두로 분석한 사례가 드물다는 점을 고려할 때, 본 연구는 학문적 공백을 보완하는 의미 있는 기여를 제공한다.

6-3 실무적 시사점

본 연구는 AI 기반 학습 앱을 설계·운영하는 실무자에게 여러 가지 시사점을 제공한다.

첫째, 실시간 피드백의 즉시성은 학습 지속 의도를 강화하지만, 지나치게 빠른 피드백은 인지 부하를 증가시킬 수 있다. 따라서 피드백 속도는 사용자의 숙련도나 발화 난이도에 따라 조절될 필요가 있다.

둘째, 개인화된 피드백 기능의 강화가 중요하다. 발음 오류 패턴이나 학습자의 수준을 반영하여 개별화된 코칭을 제공하는 기능은 학습 효율을 높이고 사용자 만족도를 향상시킬 수 있다.

셋째, 음성 인식 오류가 반복될 때 발생하는 부정적 경험을 최소화하기 위한 안정적 인식 기술과 UI 설계가 요구된다. 반복 녹음을 요구하는 단계는 최소화하고, 오류가 발생하더라도 학습 흐름이 끊어지지 않도록 설계하는 것이 필요하다.

넷째, 학습 몰입을 강화하기 위해서는 명확한 목표 안내와 자연스러운 반복 구조가 필수적이다. 학습 단계 간 전환을 단순화하고, 피드백 절차의 일관성을 유지하면 학습자가 흐름을 유지하는 데 도움이 된다.

VII. 결 론

본 연구는 AI 기반 실시간 피드백이 언어 학습 경험에 미치는 영향을 실증적으로 분석하고, 정성 분석을 통해 그 의미를 보완하였다. 정량 분석 결과, 즉시성과 적응성은 학습 경험 전반에 긍정적 영향을 미쳤으며, 인지 부하는 상황에 따라 달리 작용하는 변인임이 확인되었다. 정성 분석은 이러한 관계가 실제 학습 과정에서 어떻게 경험되는지를 보여주었다. 즉시성은 오류 수정의 연속성을 강화하는 요소로, 적응성은 개인화 인식과 직접 연결되는 요인으로, 인지부하는 피드백 절차와 인식 정확도에 따라 달라지는 조건적 요인으로 나타났다. 몰입은 특정 요인의 단독 효과보다는 학습 흐름과 목표 안내의 일관성이 확보될 때 형성되는 경험임이 드러났다.

이러한 결과는 실시간 피드백이 단순한 오류 교정 기능이 아니라, 속도, 개인화, 인지적 여유, 진행 구조가 함께 작동하는 학습 과정임을 보여준다. 또한 실시간 피드백의 효과는 사용자 능력과 사용 맥락에 따라 달라지기 때문에, 일정한 방향의 단순한 긍정·부정 효과로 설명되기 어렵다는 점을 확인하

였다. 본 연구는 실시간 피드백 경험을 다차원적으로 분석하여 기존 피드백 연구의 범위를 확장하였고, AI 학습 시스템에서 발생하는 실제 경험의 구조를 정량·정성 자료를 통해 통합적으로 제시했다는 점에서 학문적 의의를 가진다.

향후 연구에서는 장기적 학습 성과와의 연계, 다양한 학습 상황에서의 일반화 가능성, 원인 변수로서의 개인 차 요인 분석 등이 추가될 필요가 있다. 말해보카와 스피커에서 나타난 핵심 요인의 차이는 서비스 특성에 따른 사용자 경험 구조의 차이를 시사하지만, 사용자 집단의 구성, 학습 과업의 유형, 피드백 UI 및 음성 인식 정확도 등의 요인을 충분히 통제하지 못했다는 한계가 있다. 따라서 앱 간 차이에 대한 해석에는 신중한 접근이 요구된다. 또한 발음 오류 패턴 기반의 적응형 피드백 모델을 실제 시스템에 적용해 그 효과를 검증하는 연구가 요구된다. 본 연구가 제시한 결과는 실시간 피드백의 작동 조건을 이해하는 데 기초 자료로 활용될 수 있으며, AI 기반 학습 환경의 설계와 평가 연구에 참고가 될 것이다.

본 연구는 설문 기반의 단면 분석으로 수행되었으므로, 변수 간 관계를 인과적으로 해석하는 데에는 한계가 있으며, 향후 연구에서는 종단적 설계나 실험 연구를 통해 이러한 관계를 보다 명확히 검증할 필요가 있다.

참고문헌

- [1] B. W. Kim, "A Study on Convergence of Mobile Learning UX Platform Service for English Learning," *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 7, No. 5, pp. 155-160, May 2016. <https://doi.org/10.15207/JKCS.2016.7.5.155>
- [2] H. Y. Park, "Principles, Functions, and Potential Applications of Artificial Intelligence (AI)-Based English Learning Chatbots," *Multimedia-Assisted Language Learning*, Vol. 26, No. 2, pp. 59-83, June 2023. <https://doi.org/10.15702/mall.2023.26.2.59>
- [3] S. M. Cha, J. R. Kim, and S. U. Nam, "Trend Analysis of Research Papers on AI Chatbots in English Education," *Journal of the Korea English Education Society*, Vol. 20, No. 1, pp. 203-225, February 2021. <https://doi.org/10.18649/jkees.2021.20.1.203>
- [4] H. R. Sim, H. Kim, and J. S. Park, "A Study on User Perception of AI-based English Learning Through Big Data Analysis: Focusing on Social Media Data from the Past Three Years," *Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 30, No. 2, pp. 87-102, 2025. <https://doi.org/10.7838/jsebs.2025.30.2.087>
- [5] J. W. Kang, D. E. Seo, Y. J. Eo, and G. D. Kim, "Suggestion of AI English Learning App Service based on Real-Time V-Log Contents," *Journal of Digital Contents Society*, Vol. 21, No. 10, pp. 1777-1790, October 2020. <https://doi.org/10.9728/dcs.2020.21.10.1777>
- [6] S. D. Krashen, *Principles and Practice in Second Language Acquisition*, Oxford, UK: Pergamon Press, pp. 20-60, 1982.
- [7] H. D. Brown, *Principles of Language Learning and Teaching*, 5th ed. London, UK: Pearson Education, pp. 256-257, 2007.
- [8] C. J. Doughty and Long, M. H., *Handbook of Second Language Acquisition*, Oxford, UK: Academic Press, pp. 413-468, 1996.
- [9] S. M. Gass and C. G. Madden, *Input in Second Language Acquisition*, Rowley, MA: Newbury House, pp. 235-256, 1985.
- [10] L. S. Vygotsky, *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*, Cambridge, MA: Harvard University Press, p. 87, 1978
- [11] O. O. Jegede, "Artificial Intelligence and English Language Learning: Exploring the Roles of AI-Driven Tools in Personalizing Learning and Providing Instant Feedback," *Universal Library of Languages and Literatures*, Vol. 1, No. 2, pp. 6-19, 2024. <https://doi.org/10.70315/uloap.ullli.2024.0102002>
- [12] M. Safar and D. Anggraheni, "Language Learning through AI Chatbots: Effectiveness and Cognitive Load Analysis," *Journal of Social Science Utilizing Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 430-445, September 2024. <https://doi.org/10.70177/jssut.v2i3.1346>
- [13] D. S. Kim, D. H. Ryu, G. D. Park, and H. S. Kang, "Evaluating the Effectiveness of AI-based Synchronous Online Feedback Education System," *Journal of the Korean Association of Computer Education*, Vol. 27, No. 7, pp. 11-23, October 2024. <https://doi.org/10.32431/kace.2024.27.7.002>
- [14] H. S. Ahn, "Exploring the Educational Applications of AI-Based Feedback: Focusing on the Beginner Learner Corpus," *Bilingual Research*, No. 96, pp. 63-95, June 2024. <https://doi.org/10.17296/korbil.2024..96.63>
- [15] S. B. Shin and S. U. Shin, "Exploring Barriers to Learner Engagement in Online Learning Environments," *Journal of Convergence Science, Technology and Society*, Vol. 4, No. 1, pp. 13-18, June 2025. <https://doi.org/10.56366/jcsts.2025.4.1.13>
- [16] J. Sweller, "Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning," *Cognitive Science*, Vol. 12, No. 2, pp. 257-285, 1988. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- [17] M. Csikszentmihalyi, *Flow: The Psychology of Optimal Experience*, New York, NY: Harper & Row, 1990.
- [18] J. Nakamura and M. Csikszentmihalyi, "The Concept of Flow," in *Handbook of Positive Psychology*, Oxford UK:

Oxford University Press, pp. 89-105, 2002.

- [19] D. J. Shernoff, M. Csikszentmihalyi, B. Schneider, and E. L. Shernoff, "Student Engagement in High School Classrooms from the Perspective of Flow Theory," *School Psychology Quarterly*, Vol. 18, No. 2, pp. 158-176, 2003. <https://doi.org/10.1521/scpq.18.2.158.21860>



배아람(A Ram Bae)

2024년~현 재: 홍익대학교 산업미술대학원 시각·커뮤니케이션디자인전공 석사과정

※관심분야: 사용자 경험 디자인, 서비스 디자인, 정보시스템 등

김승인(Seung In Kim)

1987년: 홍익대학교 미술대학 산업도안학과 시각디자인 전공 (BFA)

1997년: 미국 아트센터 컬리지 오브 디자인 영상디자인 전공 (BFA 및 MFA)

2010년: 성균관대학교 일반대학원 공연예술협동과정 디자인학·디자인교육 전공 (Ph.D)



2001년~현 재: 홍익대학교 국제디자인전문대학원 디지털미디어디자인 전공 교수

※관심분야: 사용자 경험 디자인, 브랜드 경험 디자인, 서비스 디자인 등