

패션 산업 시의 에이전틱성 분석

- 개념적 확장 구조에 기반한 사례 연구 -

어 경 진

연성대학교 패션디자인비즈니스과 산학전문교수

Agenticness of Artificial Intelligence in the Fashion Industry

- A Case Study Based on a Conceptual Expansion Structure -

Kyungjin Uh

Assistant Professor of Practice, Dept. of Fashion Design Business, Yeonsung University

(received date: 2025. 12. 8, revised date: 2025. 12. 26, accepted date: 2026. 2. 15)

ABSTRACT

This study reconceptualizes “agentic artificial intelligence (AI)” in the fashion industry, shifting the focal point from individual performance metrics to a multidimensional structure of agency. Employing a qualitative case study methodology, the research analyzes 11 AI-driven fashion services through an analytical framework composed of five functional dimensions (autonomy, decision-making, problem-solving, interactivity, and planning/execution) mapped across three operational levels (behavior, structure, and system). Findings indicate that fashion AI does not converge on a single developmental stage but forms a multilayered ecosystem where agency is selected and expanded based on strategic goals and service contexts. The services were categorized into three distinct levels: (1) Conventional AI Agent: Represented by H&M Chatbot, focusing on behavioral automation and stable rule-based recommendations, (2) Potentially Agentic AI: Including Alta, AskRalph, Heuritech, MaIA, OneOff, and WGSN Fashion Buying, which expand into structural decision-making but remain in a transitional phase dependent on human oversight, and (3) Highly Agentic AI: Comprising Shopify, Gensmo, Daydream, and Stüch Fix, which implement system-level agency by orchestrating complex “agentic commerce” processes such as multimodal interpretation and multistep execution. These results demonstrate that AI in fashion is evolving beyond mere assistants toward becoming independent “agentic actors.” This study provides a diagnostic framework and a phased roadmap—from operational efficiency to organizational reorganization—to support fashion companies in their strategic AI integration.

Key words: agenticness(에이전틱성), agentic AI(에이전틱 AI), AI agent(AI 에이전트), fashion industry(패션 산업)

I. 서론

AI 기술의 고도화는 패션 산업 전반에서 단순 자동화를 넘어 데이터 기반 의사결정과 지능형 서비스 중심의 구조적 전환을 촉진하고 있다. 특히 패션 제품은 짧은 수명주기, 높은 수요 변동성, 낮은 판매 예측 가능성, 충동적 구매 성향이라는 특성을 지닌 소비재로(Nikolic & Kostic-Stankovic, 2022), 이러한 산업적 특수성은 고정된 규칙 기반 모델보다 환경 변화에 따라 목표를 조정하고 실행 결과를 피드백으로 반영하는 적응적 의사결정 구조를 요구한다. 최근 Google Cloud NEXT'25에서 제시된 '지능형 시스템 구축을 통한 차세대 에이전틱 패러다임'(Making Science Team, 2025)은 AI를 단일 작업 자동화 도구가 아닌 다층적 목표 관리와 복합 의사결정을 수행하는 '에이전틱 AI (agentic ai)'로 정의하며 산업 담론의 전환을 발표하였다.

그러나 현재 패션 산업의 AI 선행연구는 주로 딥러닝 기반의 수요 예측(Giri & Chen, 2022)이나, 추천 최적화(Bain, 2025) 등 특정 기술의 정교함과 결과 성능(accuracy)을 검증하는 데 편중되어 있다. 소비자 측면의 연구 역시 대화형 챗봇 등 단일 기능 중심 AI 시스템에 대한 사용자 경험 및 인식 분석(Kim, 2025; Manzo et al., 2024)이 주를 이룬다. 이러한 성과 중심의 접근은 AI가 환경과 상호작용하며 자율적으로 판단을 내리고 전략을 수정하는 '행위 과정의 구조적 수준'을 포착하지 못한다는 한계를 지닌다. 즉, 기존 문헌들은 AI를 인간의 지시를 수행하는 수동적 도구로 전제함으로써, AI가 스스로 문제를 정의하고 계획을 수립하는 행위 주체적 특성을 체계적으로 분석하는 데 한계를 보였다.

Sapkota et al.(2025)과 Bandi et al.(2025)은 AI의 진화 단계를 '도구'-'에이전트(agent)'-'에이전틱 시스템(agentic system)'으로 구분할 필요성을 제기하였으나, 이러한 기술적 구분이 실제 패

션 산업 맥락에서 어떠한 행위 능력의 차이로 나타나는지에 대한 비교 연구는 미비한 실정이다. 특히 에이전틱 AI의 산업적 잠재력은 단순히 기능의 유무가 아닌, 복수의 행위 요소들이 상호 연계되어 발현되는 '구조적 역량'에 의해 결정된다(Zhang et al., 2025). 따라서 패션 산업 맥락에서 AI 시스템의 지능화 수준을 평가하기 위해서는 시스템의 결과값이 아닌, 시스템이 보유한 행위 주체적 역량의 질적 수준인 '에이전틱성(agenticness)'을 분석 단위로 설정할 필요가 있다. 이를 위해 본 연구는 에이전틱성의 5개 기능적 차원을 행동 (behavioral level), 구조(structural level), 시스템(system level)의 3단계 위계로 구조화한 'AI 에이전틱성 프레임워크'를 제안하고, 이를 통해 패션 AI의 지능화 단계를 체계적으로 진단하고자 한다.

본 연구는 에이전틱성을 'AI가 주어진 목표 달성을 위해 환경과 상호작용하며 자율적으로 판단하고 행동하는 행위 주체성의 정도'로 정의한다. 또한 Sapkota et al.(2025), Wooldridge & Jennings (1995), Zhang et al.(2025)의 이론을 바탕으로 패션 AI의 에이전틱성을 분석하기 위한 5개 핵심 차원(자율성, 의사결정, 문제 해결, 상호작용, 계획 및 실행)을 도출하고, 이들이 어떠한 위계적 수준에서 발현되는지 규명하는 다차원적 AI 에이전틱성 프레임워크를 분석의 도구로 활용하고자 한다.

본 연구의 목적은 이러한 분석 기준에 기초하여 '전통적 AI 에이전트 - 잠재적 에이전틱 AI - 고수준 에이전틱 AI'로 이어지는 개념적 확장 모델을 제안하고, 실제 패션 산업 사례의 에이전틱성 수준을 체계적으로 분류하는 데 있다. 이를 위해 다음과 같은 연구 문제를 설정한다.

첫째, 에이전틱성의 다차원적 구조를 반영한 AI 시스템의 개념적 확장 모델은 어떻게 구성되는가? 둘째, 실제 패션 산업의 AI 사례들은 어떠한 에이전틱성 수준에 위치하는가? 셋째, 에이전틱성 수준 구분은 패션 기업의 AI 기술 도입에 있어 어떠한 분석적 판단 기준을 제공하는가?

따라서 본 연구는 패션 산업을 중심으로 에이전틱 AI를 '에이전틱성 수준'이라는 이론적 틀로 재구성함으로써, 패션 기업이 단순 효율성 중심의 자동화를 넘어 업무 복잡성과 의사결정 구조에 대응하는 단계적 AI 활용 로드맵을 검토할 수 있는 분석적 토대를 제공하고자 한다.

II. AI 에이전트와 에이전틱 AI에 관한 이론적 고찰

1. AI 에이전트와 자율 시스템 이론

에이전트는 특정 환경 내에서 자율적으로 지각(perception)하고, 목표 지향적 행동을 수행하는 컴퓨터 시스템으로 정의(Wooldridge, 2002)된다. 기존의 자율 시스템 이론이 사전에 정의된 성능 척도를 극대화하는 '주어진 목표 하의 합리적 행동'에 집중했다면(Russell & Norvig, 2010), 최근 연구들은 AI의 진화 단계를 단순 도구나 에이전트를 넘어선 '에이전틱 시스템'으로 규정한다. Bandi et al.(2025)은 에이전틱 AI를 단순한 작업 자동화를 넘어, 다층적 아키텍처와 프레임워크를 통해 복잡한 과업을 수행하는 시스템으로 정의하였다.

Acharya et al.(2025)은 에이전틱 AI의 핵심 특성으로 단순 명령 수행을 넘어선 '복잡한 목표(complex goals)'에 대한 처리 능력을 제시하였다. 이 연구에서는 에이전틱 AI가 다수의 하위 목표를 조정하고, 계획과 실행을 반복적으로 갱신하는 지능 시스템으로 설명된다. 한편 Burnstine(2025a)은 패션 산업을 분석 대상으로 삼아, 지능형 시스템이 창의적 판단과 기획 과정에 관여하는 양상을 '자율적 창의성(autonomous creativity)'의 관점에서 논의하였다. 이 연구는 에이전틱 AI가 반복적 업무 수행에 국한되지 않고, 설계·기획·전략 영역까지 확장되어 다루어지고 있음을 기술하고 있다. 또한 Burnstine(2025b)은 패션 에코시스템 전반을 대상으로 에이전틱 AI의 활용 양상을 분석하며, 해당 기술이 공급망 관리, 마케팅, 디자인

등 다양한 기능 영역에서 자율적 판단 구조를 갖는 시스템으로 논의되고 있음을 제시하였다. 이러한 연구들은 에이전틱 AI가 특정 기능 단위가 아니라, 산업 전반의 의사결정 구조를 분석하는 개념적 틀로 활용되고 있음을 보여준다.

이와같이 기존 연구에서는 에이전틱 AI를 Acharya et al.(2025)이 제시한 다차원적 목표 달성 능력과 Burnstine(2025a, 2025b)이 논의한 패션 산업 맥락에서의 자율적·창의적 시스템 특성을 함께 고려하는 개념으로 다루고 있다. 이러한 논의에서는 AI 시스템을 단일 성능 지표 중심이 아닌, 목표 관리와 실행 구조를 포함하는 시스템적 역량의 관점에서 접근하고 있다.

2. 에이전틱 AI의 개념

최근 AI 연구에서는 복잡한 목표 달성을 위해 다수의 하위 목표를 관리하고, 계획과 실행을 연속적으로 조정하는 자율적 지능 시스템으로 정의하고 있다(Acharya et al., 2025; Bandi et al., 2025).

Acharya et al.(2025)는 에이전틱 AI를 단일 작업 수행이나 입력-출력 반응에 국한된 시스템과 구별하여, 복수의 하위 목표를 포함하는 복합적 목표를 관리하며 장기적 목표 달성을 지향하는 구조로 설명한다. Bandi et al.(2025)은 에이전틱 AI를 기존 AI 에이전트나 자율 시스템과 구별되는 개념으로 제시하며, 다층적 아키텍처와 목표 관리 기능이 통합된 시스템적 구조를 핵심 특성으로 정리하고 있다.

Sapkota et al.(2025)은 AI 에이전트와 에이전틱 AI를 설계 철학과 능력 범주에 따라 구분하고, 그 차이를 목표 조정 기능이 시스템 내부에 내재되어 있는지 여부에 기반하여 설명하였다. 이 연구에 따르면, 에이전틱 AI는 환경 변화와 내부 추론 메커니즘을 결합하여 목표를 설정하고 조정 및 재구성하는 구조를 갖는 시스템으로 분류된다. 이러한 구분은 에이전틱 AI가 사전에 고정된 목표를 수행하는 전통적 AI 에이전트와 개념적으로

구별됨을 보여준다.

기술적 구성 측면에서 에이전틱 AI는 자연어 처리, 머신러닝, 강화학습, 지식 표현 등 다양한 기술 요소를 통합하여 환경 인식과 의사결정을 수행하는 지능 구조로 설명된다(Acharya et al., 2025; Bandi et al., 2025). 이들 연구에서는 에이전틱 AI를 텍스트나 이미지 생성 중심의 생성형 AI와 대비하여, 목표 관리와 단계적 행동 수행이 결합된 시스템으로 논의하고 있다.

이와같이 기존 연구들은 에이전틱 AI를 복잡한 목표 관리와 단계적 행동이 통합된 지능 시스템으로 정의 및 분류하고 있다.

3. 에이전틱성 다섯 차원의 개념적 정의

최근 에이전틱 AI 관련 연구에서는 AI 시스템의 역량을 단일 기능 또는 성능 지표로만 규정하기보다, 목표 지향적 행동 수행을 가능하게 하는 복수의 구성 요소의 결합으로 설명한다(Sapkota et al., 2025; Wooldridge & Jennings, 1995:). 행위 주체적 시스템으로서의 AI는 자율적 판단, 목표 지향적 의사결정, 문제 해결, 환경 및 사용자와의 상호작용, 계획 수립과 실행과 같은 다차원적 구조로 설명되고 있다(Sapkota et al., 2025; Wooldridge & Jennings, 1995; Zhang et al., 2025). 학술적 논의를 통해 도출된 에이전틱 AI의 핵심 차원은 다음과 같다.

첫째, 자율성은 에이전트가 인간의 지속적인 개입 없이 자신의 행동과 내부 상태를 통제하는 능력이다(Wooldridge & Jennings, 1995). 이는 설계자의 사전 지식이나 고정된 규칙에만 의존하지 않고, 환경 지각을 기반으로 학습하고 행동을 선택하는 역량을 포함한다(Russell & Norvig, 2010). 즉, 자율성은 단발적 '입력 - 출력 반응'을 넘어 과업 수행 과정에서의 독립적 행동 선택 및 수행 능력으로 규정된다.

둘째, 의사결정은 사전 정의된 규칙 적용을 넘어, 맥락 정보와 목표 조건을 종합하여 복수의 대

안 중 합리적 선택을 수행하는 능력이다. 전통적 AI 에이전트가 특정 도메인 내 반복적이고 예측 가능한 작업을 효율적으로 처리하는 데 초점이 맞춰진 것과 달리(Lisowski, 2024; Sapkota et al., 2025), 에이전틱 AI의 의사결정은 복잡한 상황 판단과 선택을 가능하게 하는 구조적 특성을 지닌다.

셋째, 문제 해결은 복잡한 문제를 하위 과제로 분해하고, 해결 전략을 구성 및 조정하는 능력이다. 이는 다단계 추론과 전략적 조정을 포함하는 행위 능력으로서 에이전틱성의 핵심 요소로 간주된다(Zhang et al., 2025).

넷째, 상호작용은 복수의 행위자·도구·플랫폼과의 연속적 관계 속에서 정보를 교환하고 행위를 조정하는 능력이다. 전통적 AI 에이전트가 단기적 반응성에 한정된 반면(Sapkota et al., 2025), 에이전틱 AI의 상호작용은 맥락 인식과 전략 조정을 포함하는 개념으로 논의된다.

다섯째, 계획 및 실행은 장기적 목표를 전제로 다단계 계획을 수립하고, 피드백을 반영하여 전략을 재구성하는 능력이다. 이는 앞선 네 가지 차원이 통합된 상태에서 발현되는 지능형 에이전틱성의 핵심 지표로 정의된다(Google, 2024; Stryker, n.d.; Zhang et al., 2025).

III. 연구 방법

1. 에이전틱성의 조작화

'AI 행위성'은 <Table 1>과 같이 학술적 논의를 통해 행동(behavior), 구조(structure), 시스템(system)의 세 차원으로 조작화될 수 있다. 이는 AI 시스템이 수행하는 자율적 기능의 범위를 넘어, 논리적 위치와 물리적 수준에서 행위 주체로 작동하는 기제를 규명하기 위한 이론적 분석 틀을 제공한다.

본 연구는 패션 AI 사례의 에이전틱성 수준을 체계적으로 측정하기 위해, 이론적 고찰에서 도출된 5가지 기능적 차원(functional dimensions)을 3단계 위계적 행위성 수준(levels of agency)으로

구조화하여 분석 틀을 구성하였다. 여기서 5가지 기능적 차원은 에이전틱성을 판별하는 구체적인 평가 지표이며, 이를 통합한 3가지 행위성 수준은 시스템이 도달한 지능적·구조적 위치를 규명하는 분석적 범주가 된다. 선행 연구(Russell & Norvig, 2010; Sapkota et al., 2025; Wooldridge & Jennings, 1995; Zhang et al., 2025 등)에서 도출된 다섯 가지 기능적 차원은 아래와 같이 세부 차원과 연계되어 분석적 기준으로 활용된다.

첫째, 행동 차원은 AI가 외부 자극에 반응하거나 독립적으로 행동을 개시·종료하는 수준을 의미하며, 주로 '자율성' 차원의 구현 정도를 통해 관찰된다. 둘째, 구조 차원은 시스템 내부의 추론 로직과 결정 메커니즘의 통합성을 분석하는 수준으로, '의사결정'과 '문제 해결' 차원의 복잡성을 반영한다. 셋째, 시스템 차원은 단일 에이전트를 넘어 다중 구성 요소 및 외부 환경과 상호작용하며 장기 목표를 관리하는 단계이며, '상호작용성'과 '계획 및 실행' 차원을 통해 구체화된다.

〈Table 1〉은 이론적으로 정의된 다섯 기능적 차원을 행동·구조·시스템 수준의 분석적 틀로

대응시킨 결과이다. 이를 통해 패션 산업 AI 사례를 단순한 기능적 비교가 아닌, 행위 주체성 발현 수준을 분석하는 기반을 마련한다.

2. 사례 선정 및 범위

본 연구는 패션 산업에서 '에이전틱 AI'가 실제 서비스 수준으로 구현되기 시작한 2024년부터 2025년까지를 분석 범위로 설정하였다. 자료는 Google 뉴스 데이터베이스 검색을 중심으로 수집되었으며, 우선 개념 기반 키워드(예: 'fashion AI agent', 'agentic AI fashion')를 활용하여, 패션 도메인에서 에이전트 또는 에이전틱 AI가 명시적으로 언급된 사례를 1차적으로 확보하였다. 이후 기업명 결합 키워드(예: 'Shopify AI', 'LVMH AI', 'H&M chatbot')와 기술·서비스명 기반 키워드(예: 'Ask Ralph', 'TrendCurve AI', 'Style Shuffle')를 추가하여, 교차 탐색을 수행함으로써 자료 수집의 포괄성을 보완하였다.

이러한 절차를 통해 총 219건의 관련 기사가 1차적으로 추출되었다. 이후 Google Scholar에 등재된 학술 문헌, McKinsey 등 주요 컨설팅 기관의

〈Table 1〉 Conceptual Framework of Agenticity: Five Functional Dimensions and Levels of Agency

Functional Dimension	Conceptual Definition	Theoretical Foundation	Level of Agency
Autonomy	The ability of an AI system to initiate and manage tasks independently without continuous human intervention	Russell & Norvig (2010); Wooldridge & Jennings (1995)	Behavioral Agency
Decision-making	The capability to select actions by integrating contextual information and goal conditions beyond predefined rules	Russell & Norvig (2010); Sapkota et al. (2025)	Structural Agency
Problem-solving	The capacity to decompose complex problems, generate solution strategies, and revise them based on outcomes	Finn & Downie (n.d.); Zhang et al. (2025);	Structural Agency
Interactivity	The ability to coordinate actions and exchange information across multiple agents, tools, or platforms	Bandi et al. (2025); Sapkota et al. (2025)	System-level Agency
Planning & Execution	The capability to formulate multi-step plans toward long-term goals and adapt them through execution feedback	Google(2024); Stryker (n.d.); Zhang et al. (2025)	System-level Agency

산업 보고서, 기업의 공식 기술 문서 및 발표 자료, Vogue Business와 Business of Fashion 등 전문 산업 매체를 교차 검증 자료로 활용하였다. 이는 개별 보도의 신뢰성을 보완하고, 실제 구현 여부가 확인되지 않는 홍보성 사례를 체계적으로 배제하기 위함이다.

분석 대상은 사전에 설정한 포함·제외 기준에 따라 단계적으로 선별하였다. 포함 기준은 다음과 같다. ① 2024 - 2025년 기준 실제 운영 중이거나 공식적으로 공개된 AI 기반 서비스일 것, ② 시스템의 기술적 구조 또는 작동 방식이 기업 문서, 인터뷰, 기술 설명 등을 통해 확인 가능할 것, ③ 패션 가치사슬(기획 - 생산 - 유통 - 소비 - 운영) 중 최소 한 단계 이상에 실질적으로 적용된 서비스일 것

제외 기준은 ① 개념적 비전이나 마케팅 담론 수준에 한정된 경우, ② 구현 방식이나 기능 범위가 외부 자료를 통해 검증되지 않는 경우, ③ 패션 산업과의 연관성이 낮은 범용 AI 도구로 설정하였다. 이러한 기준을 적용한 결과 1차적으로 27건의 사례가 도출되었으며, 이후 기술적 명확성, 산업 적용의 실질성, 자료 출처의 신뢰성을 추가 검토하여 최종적으로 11건을 분석 대상으로 확정하였다.

3. 사례 분류 기준

최종 선정된 11개 사례의 기본 특성은 <Table 2>에 요약하였으며, 각 사례는 (1) 활용 모델 유형, (2) 서비스 범주, (3) 접근 가능한 공식 URL의 세 기준에 따라 정리하였다. 이후 각 사례는 본 연구에서 제시한 다섯 차원을 분석 틀로 적용하여, 에이전틱성의 구현 여부가 객관적 자료를 통해 확인되는 경우에 한해 분류하였다.

각 차원별 구현 수준은 에이전틱성 수준을 명시적으로 확인되는 경우에만 ●(높음), 부분적으로 확인되는 경우 △(중간), 구현 근거가 확인되지 않는 경우 - (낮음)의 3단계 기호로 반구조적 코딩(semi-structured coding)하였다(Table 3). 이

는 기능의 성능이나 우수성을 평가하기 위한 지표가 아니라, 에이전틱 구조의 시스템적 구현 정도를 구분하기 위한 수준(level) 기반 표기 체계이다. 즉, 본 연구의 코딩은 에이전틱성을 연속적인 강도(intensity)가 아닌, 시스템 통합의 범위와 구조적 정합성에 따른 단계적 수준 개념으로 조작화한 분류 절차에 해당한다.

코딩 과정에서는 각 서비스의 공식 웹사이트, 기술 문서, 언론 보도, 인터뷰 자료, 기업 발표 자료 등 공개적으로 접근 가능한 1차 자료만을 분석 근거로 활용하였다. 개별 기능의 존재 여부를 단편적으로 점검하기보다는, 다섯 차원이 상호 연계된 행위 구조로 통합적으로 작동하는지 여부를 핵심 기준으로 설정하여 각 사례의 에이전틱성 수준을 판정하였다. 종합 level은 다섯 차원의 결과를 단순 합산하는 방식이 아니라, 특히 상호작용성과 계획·실행 차원과 같이 시스템 통합을 반영하는 요소를 우선적으로 고려하여 보수적으로 결정하였다.

분류의 타당성과 절차의 투명성을 확보하기 위해, 패션 전문가 1인과 AI 기술 전문가 1인이 코딩 결과에 대한 독립적 검토 및 교차 검증을 수행하였다. 두 전문가는 각각 산업적 적용 수준과 기술적 구현 구조를 중심으로 평가를 진행하였으며, 연구자가 수행한 1차 코딩 결과와 비교·대조하는 방식으로 이견을 조정하였다. 판단 근거가 충분히 확인되지 않는 경우에는 해당 차원의 수준을 상향하지 않고 보수적으로 확정하였다.

이와 같은 절차를 통해 본 연구는 최종적으로 ① 에이전틱성이 전반적으로 구현된 '고수준 에이전틱 AI' 사례, ② 일부 차원에서만 에이전틱성이 확인되는 '잠재적 에이전틱 AI' 사례, ③ 규칙 기반 또는 제한적 자동화 수준에 한정되는 '전통적 AI 에이전트 사례'라는 세 가지 개념적 범주를 도출하였다. 여기서 '잠재적 에이전틱 AI'는 기존 문헌의 고유 개념을 차용한 것이 아니라, 에이전틱성이 단계적으로 확장되는 과도기적 구현 상태를 설명하기 위해 본 연구에서 설정한 분석 범주이다.

〈Table 2〉 A Comparative Analysis of Agentic Characteristics in Fashion Industry AI Cases

Case	Model Type	Service Category	Official URL
Alta	Virtual closet + AI styling assistant	Consumer	altadaily.com/
Ask Ralph	Conversational AI styling assistant	Consumer	apps.apple.com/us/app/ralph-lauren-luxury-shopping/id1590610314
Daydream	Conversational shopping assistant	Consumer	daydream.ing/
Gensmo	Personalized shopping + virtual try-on platform	Consumer	gensmo.com/
Heuritech	Trend forecasting & image analytics platform	B2B	heuritech.com/
H&M Chatbot	Rule-based digital stylist chatbot	Consumer	www2.hm.com/en_us/customer-service.html
MaIA(LVMH)	Internal generative-AI assistant for enterprise tasks	Internal (enterprise)	maia.lvmh.com/
OneOff	Creator/celebrity-style recommendation engine	Consumer	oneoff.world/
Shopify	AI commerce orchestration engine	Consumer/Merchant	shopify.com/kr
Stitch Fix	AI-assisted personal styling & demand forecasting	Consumer	stitchfix.com/personal-stylists
WGSN Fashion Buying	Trend analytics & buying decision support tool	B2B	wgsn.com/en/wgsn-fashion-buying

이를 통해 본 연구는 패션 산업의 AI 사례를 이분법적 유형 구분이 아닌, 에이전틱성의 구조적 통합 정도에 따른 연속적 스펙트럼 위에서 분석할 수 있음을 방법론적으로 제시한다.

V. 사례 분석

1. 개별 사례 분석

1) Alta

Alta는 2025년 상반기 기준 공개 베타 단계에서 운영 중인 AI 기반 패션 스타일링 애플리케이션으로, 사용자가 개인 아바타를 생성하고 실제 옷장 아이템을 업로드해 가상 옷장 환경을 구축할 수 있도록 설계되었다. 사용자는 위시리스트 설정, 선호 브랜드 지정, 특정 상황에 적합한 착장 요청 등을 통해 대화형 AI 에이전트를 기반으로 한 개인화 추천 서비스를 이용한다(O'Brien, 2025; Wu

Martin & Gong, 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 Alta는 단일 요청에 대한 일회적 응답을 넘어, 사용자 피드백과 상호작용 데이터를 반영해 추천 결과를 조정하는 순환적 구조를 갖는다. 이는 고정된 규칙에 기반한 전통적 추천 시스템과 달리, 반복적 상호작용을 통해 추천 전략이 점진적으로 수정되는 제한적 수준의 적응적 자율성으로 해석될 수 있다(O'Brien, 2025; Wu Martin & Gong, 2025).

구조 차원의 의사결정 측면에서는 사용자의 보유 아이템, 선호 브랜드, 예산, 착용 맥락을 통합적으로 고려하여 추천 조합을 생성한다. 특히 '사용자가 이미 보유한 아이템'을 중심으로 맥락화된 선택지를 제안하는 구조는 단순한 규칙 기반 필터링이나 유사도 매칭을 넘어선 맥락 통합적 의사결정 체계로 평가된다(Wu Martin & Gong, 2025). 문제 해결 차원에서는 사용자의 상황적 요구와 아이템 제약 조건을 동시에 고려하여 실행 가능한

착장 대안을 도출함으로써, 복잡한 조건 하에서 실행 가능성을 조정하는 실천 지향적 문제 해결 기능을 수행하는 것으로 분석된다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서는 사용자와의 반복적 피드백 루프와 아바타 기반 시각화 인터페이스를 결합해, 추천 과정이 대화적 상호작용과 시각적 피드백이 통합된 형태로 전개되는 구조를 형성한다. 또한 브랜드와의 연계를 통한 캡슐 컬렉션 및 드롭 전개 가능성은, AI 에이전트가 패션 생태계의 외부 행위자들과 연결되는 확장형 상호작용 네트워크로 발전할 잠재성을 시사한다(O'Brien, 2025). 계획·실행 차원에서는 사용자 요청 → 추천 제시 → 피드백 수집 → 추천 조정으로 이어지는 순환적 실행 구조를 통해 반복적 학습에 기반한 사용자 경험 관리를 지향한다(Wu Martin & Gong, 2025). 다만 이러한 구조는 아직 AI가 독립적으로 장기 목표를 설정·조정하는 수준의 자율적 계획 단계까지는 도달하지 않은 것으로 판단된다.

2) Ask Ralph

Ask Ralph는 Ralph Lauren이 Microsoft와 협력하여 Azure OpenAI 기반으로 개발한 대화형 AI 스타일링 도우미로, 공식 애플리케이션 내에서 LLM을 활용해 사용자의 자연어 질의를 해석하고 이에 대응하는 상품 추천을 제공하는 서비스이다(Seshadri, 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 Ask Ralph는 키워드 매칭 중심의 기존 검색을 넘어, 질의 의도와 맥락을 해석해 추천 후보를 조정하는 제한적 자율성을 구현한다(Seshadri, 2025). 다만 이러한 자율성은 추천 범위 내의 선택과 조정에 국한되며, 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 전략을 장기적으로 관리하는 단계까지는 확장되지 않은 것으로 분석된다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 소비자 프롬프트, 브랜드 카탈로그, 실시간 재고 정보를 결합

해 적합한 상품을 제시함으로써, 단순 검색을 넘어선 맥락 통합적 판단 구조를 형성한다(Seshadri, 2025). 문제 해결 차원에서는 재고, 위치, 이벤트 상황 등 운영 맥락과 소비자 조건을 반영하여 추천을 조정하는 상황 대응형 문제 해결 기능을 수행하는 것으로 평가된다(Duckett, 2025). 그러나 이러한 문제 해결은 개별 질의 단위의 단기적 대응에 한정되며, 전략 재구성 수준의 고차원적 구조로까지는 발전하지 않은 것으로 판단된다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서는 대화 흐름과 추가 질의를 반영해 응답을 수정·보완하는 대화 기반 상호작용성을 구현한다(Seshadri, 2025). 다만 상호작용 결과가 장기적으로 누적·학습되는 지속적 메모리 구조는 현재까지 명확히 확인되지 않는다. 계획·실행 차원에서는 사용자 요청 → 상품 탐색 → 추천 제공으로 이어지는 단기 실행 중심의 순차적 구조에 집중하며, 장기 목표 설정이나 반복 피드백에 기반한 자율적 전략 관리 단계까지는 도달하지 않은 것으로 판단된다.

3) Daydream

Daydream은 패션 전자상거래에 특화된 AI 기반 쇼핑 에이전트 플랫폼으로, 2,000개 이상의 글로벌 브랜드 및 리테일러와 협력하여 개인화된 대화형 쇼핑 경험을 제공한다(Zwieglinska, 2025). 퍼스널 쇼퍼의 상호작용 방식을 모방한 'chat to shop' 인터페이스를 통해, 사용자가 일상 언어와 이미지를 입력하면 이에 대응하는 맞춤형 추천을 제시하도록 설계되었다(Braun, 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 Daydream은 'style passport'를 기반으로 검색·클릭·저장과 같은 사용자 행동 데이터를 누적 반영해 추천을 조정하는 제한적 자율성 구조를 갖는다(Milnes, 2025). 다만 이러한 자율성은 추천 조정 범위에 한정되며, 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 전략을 장기적으로 관리하는 단계까지는 확장되지 않은 것으로 분석된다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 텍스트·이미지·선호 조건 등 멀티모달 입력을 통합 분석하여 가격, 스타일, 브랜드, 윤리적 조건을 동시에 고려한 대안을 제시한다(Milnes, 2025). 특히 'say more'와 같은 상호작용 규칙을 통해 조건을 점진적으로 명료화하는 절차는, 키워드 기반 검색과 구별되는 맥락 기반 의사결정 구조로 평가된다(Braun, 2025). 문제 해결 차원에서는 사용자의 요구를 세분화하는 과정에서 후보군을 반복적으로 재구성하여 탐색 부담을 완화하는 데 초점을 둔다(Valloppillil, 2025). 이는 조건 간 충돌을 조정하는 방식의 문제 해결 구조로 해석할 수 있으나, 시스템이 문제를 스스로 정의하거나 우선순위를 재구성하는 수준까지는 발전하지 않은 것으로 판단된다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서는 'say more' 버튼과 자연어 지시를 통해 사용자의 피드백이 즉각적으로 추천에 반영되는 대화 기반 상호작용 구조를 보인다(Valloppillil, 2025). 다만 이러한 상호작용이 장기적 학습 구조로 체계화되어 서비스 전략에 반영되는지에 대해서는 근거가 아직 제한적이다. 계획·실행 차원에서는 질의 → 후보 탐색 → 추천 → 추가 조건 반영으로 이어지는 다단계 실행 흐름을 대화 맥락 안에 통합한다. 이는 사용자 경험을 조직화한 실행 구조로 평가할 수 있으나, AI가 장기적 스타일 전략이나 구매 목표를 자율적으로 설정·관리하는 단계까지 구현되었다고 보기는 어렵다.

4) Gensmo

Gensmo는 2024년에 론칭된 AI 기반 패션 플랫폼으로, 사용자 고유의 스타일, 예산, 무드를 반영한 맞춤형 쇼핑 경험을 제공한다(PR Newswire, 2025). 패션 매칭, 검색, 가상 착용, 무드 조정 등 복합 기능을 통합한 인터랙티브 플로우를 기반으로, 단순 반응형 추천을 넘어 사용자 입력 조건을 해석해 결과 구성을 조정하는 맥락 반응형 설계 구조를 갖는다.

행동 차원의 자율성 측면에서 Gensmo는 무드보드, 선호 입력, 상호작용 데이터를 반영해 추천을 조정하는 제한적 자율성 구조를 구현한다. 이는 반복적 입력과 피드백에 따라 결과가 조정된다는 점에서 전통적 추천 시스템과 구별되나, 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 장기 전략을 관리하는 단계까지는 확장되지 않은 것으로 분석된다.

구조 차원의 의사결정 및 문제 해결 측면에서는 예산, 스타일, 브랜드 선호도 등 복수의 변수를 통합해 맥락 기반 대안을 제시하며, 예산 제약과 착용 상황을 고려해 실행 가능한 선택지를 조정한다. 다만 이러한 문제 해결은 사용자가 제시한 조건 범위 내에서 작동하며, 문제를 스스로 정의하거나 우선순위를 재구성하는 수준까지는 발전하지 않은 것으로 판단된다.

시스템 차원의 상호작용성 차원에서는 가상 착용 비교나 "예산 조건에 맞는 대안"과 같은 명시적 지시를 즉각 반영해 순환적 피드백 루프를 형성한다. 또한 다수의 전자상거래 플랫폼 및 독립부티크와의 연계를 통해 다양한 브랜드와 가격대를 실시간으로 제공함으로써, 외부 유통 환경과 연동되는 개방형 상호작용 구조를 보여준다. 계획·실행 차원에서는 무드보드 생성 → 가상 착용 비교 → 예산 조건 조정으로 이어지는 다단계 실행 흐름을 구조화해 사용자 탐색 과정을 조직한다. 이는 실행 중심 설계로 평가할 수 있으나, AI가 독립적으로 장기 목표를 설정·관리하는 자율적 계획 단계까지는 도달하지 않은 것으로 해석된다.

최근 도입된 'one checkout' 기능은 추천 이후의 구매 단계까지 에이전트 기반으로 통합하는 방향을 제시한다. 기업 발표에 따르면, AI 스타일리스트가 큐레이션한 결과를 바탕으로 앱 내에서 즉시 결제를 완료할 수 있도록 설계되었으며, 에이전트 지갑을 통해 결제 자력 증명을 안전하게 관리하는 구조로 설명된다(Nekuda, 2025). 이는 에이전틱 시스템의 행위 범위가 의사결정 지원에서 상거래 실행으로 확장되고 있음을 시사하며, 에이전틱 커

머스 개념과도 맥락을 같이한다. 다만 이러한 확장은 주로 거래 자동화 수준에 해당하며, 장기적 스타일 전략이나 구매 목표를 자율적으로 설정·관리하는 단계까지 구현되었다고 보기는 어렵다.

5) Heuritech

AI 패션 트렌드 예측 기업 Heuritech는 소셜 미디어 이미지를 대규모로 수집·분석하여 2,000가지 이상의 패션 디테일과 500여 색상을 구분하고, 이를 기반으로 최대 24개월 전에 미래 트렌드를 예측하는 서비스를 제공한다(Blaazer, 2024).

행동 차원의 자율성 차원에서 Heuritech는 데이터 수집과 분석을 자동으로 수행하는 기능적 독립성을 보유하지만, 분석 목표 설정이나 예측 결과의 전략적 활용 방향은 인간 전문가에게 귀속된다. 따라서 자율성은 분석 자동화 수준에 한정된 제한적 자율성으로 해석할 수 있다.

구조 차원의 의사결정 및 문제 해결 차원에서는 이미지 수집-속성 인식-패턴 분석-예측 인사이트 제공으로 이어지는 구조화된 단단계 분석 프로세스를 통해 소비자 선호와 시장 변화를 정량적으로 예측한다(Heuritech, n.d.). 다만 이러한 기능은 전략적 판단을 대체하기보다는, 브랜드 의사결정을 지원하는 보조적 문제 해결의 성격이 강하다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서 분석 결과는 기획·MD·마케팅 의사결정 과정에 활용되지만, 시스템이 사용자 피드백을 실시간으로 반영해 스스로 전략을 수정하는 동적 상호작용 구조는 제한적이다. 계획·실행 차원에서는 예측 결과를 장기 전략 수립에 활용할 수 있는 인사이트 제공 단계에 머무르며, 시스템이 독립적으로 계획을 수립·실행하는 에이전틱 구조는 갖추지 못한 것으로 평가된다.

6) H&M Chatbot

글로벌 패션 리테일 기업 H&M은 소비자의 스타일 인식 변화에 대응하기 위해 메시징 플랫폼

Kik에 AI 기반 디지털 스타일리스트 챗봇을 도입하였다. 이 챗봇은 질문 제시와 의류 이미지 선택 유도를 통해 사용자의 취향을 파악하고, 사전에 구성된 코디 탐색 및 투표 기능을 제공함으로써 개인화된 추천 경험을 지원한다. 실제로 H&M 챗봇은 Kik의 Bot Shop에 포함되어, 사용자가 브랜드와 대화형 방식으로 스타일을 탐색하고 추천을 받을 수 있도록 구성되어 있다(Jaekel, 2016). 또한 사용자가 여러 착장 이미지를 비교·선택하는 과정을 통해 취향을 좁혀가는 구조는 초기 단계의 대화 기반 퍼스널 쇼핑 경험을 구현하려는 시도로 평가된다(Narvar, 2017).

행동 차원의 자율성 측면에서 H&M 챗봇은 사용자의 입력에 크게 의존하는 반응형 상호작용 구조를 갖는다. 추천은 사용자가 제시하는 선택지와 질문 흐름에 따라 이루어지며, 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 추천 전략을 생성하는 수준까지는 확장되지 않는다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 사용자의 응답과 이미지 선택을 기반으로 대안을 제시하지만, 복수의 변수를 통합적으로 고려하는 맥락 통합적 판단 구조는 확인되지 않는다. 추천은 주로 사전에 구성된 옵션과 규칙 기반 흐름에 의존한다. 문제 해결 차원에서는 사용자의 선호를 반영한 즉각적 상품 제안을 가능하게 하지만, 트렌드 변화나 재고·가격 변동과 같은 외부 환경 변수를 능동적으로 조정하는 기능은 제공하지 않는다. 따라서 문제 해결은 개별 대화 세션 내의 단기적 추천 제공에 한정된다.

시스템 차원의 상호작용성 차원에서는 사용자가 대화형 방식으로 응답과 선택을 반복함에 따라 제한적 피드백 루프가 작동한다. 실제 사례에서도 여러 착장 이미지를 비교·선택하는 과정에서 추천 방향이 점진적으로 좁혀지는 구조가 확인된다(Narvar, 2017). 그러나 이러한 상호작용은 실시간 학습 기반의 동적 구조라기보다는, 사전 정의된 시나리오에 따른 규칙 기반 상호작용에 가깝다.

계획·실행 차원에서는 단일 대화 흐름 내에서 질문 - 추천 - 응답의 과정을 반복할 뿐, 계획 수립 - 실행 - 피드백으로 이어지는 다단계 전략적 실행 구조는 확인되지 않는다.

7) MaIA

LVMH는 Google Cloud와 협력하여 생성형 AI 기반의 내부 업무 지원 비서인 MaIA(Maison Artificial Intelligence Assistant)를 개발하였다(Bousquette, 2025). MaIA는 직원들이 질의형 인터페이스를 통해 비즈니스 인사이트 탐색, 콘텐츠 작성 및 번역, 상품·고객 정보 조회 등을 수행할 수 있도록 설계된 내부용 AI 도구로, 현재 약 4만 명의 직원이 활용하며 월 200만 건 이상의 요청을 처리하는 규모로 운영되고 있다(Bousquette, 2025). 이러한 도입은 럭셔리 패션 기업 가운데 조직 전반에 생성형 AI를 체계적으로 내재화한 사례로 평가된다(Vogue Business, 2024b).

행동 차원의 자율성 측면에서 MaIA는 직원의 요청에 따라 데이터를 탐색·분석하고 결과를 생성하는 기능적 독립성을 보유하고 있다. 그러나 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 최종 의사결정을 내리는 구조는 확인되지 않으며, 업무 수행의 방향과 판단 책임은 여전히 인간 사용자에게 귀속된다(Bousquette, 2025). 따라서 MaIA의 자율성은 업무 수행 자동화에 기반한 제한적 자율성으로 해석될 수 있다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 단순 정보 검색을 넘어, 사용자의 질의를 해석하고 관련 데이터를 종합한 뒤 응답을 요약·생성하는 맥락 기반 판단 구조를 갖는다(Bousquette, 2025). 반복적 사용 과정에서 사용자 피드백을 반영해 응답 품질을 개선하는 기능을 수행함으로써, 정적 규칙 기반 시스템을 넘어서는 제한적 적응형 의사결정 구조를 보여준다. 문제 해결 차원에서는 번역, 현지화 콘텐츠 제작, 마케팅 보조, 고객·상품 정보 제공 등 직원들이 제시한 업무 과제를 신속히 지원하는 보조

적 문제 해결 기능을 수행한다(Bousquette, 2025). 다만 이러한 문제 해결은 사용자가 제시한 과제 범위 내에서 작동하는 대응형 지원에 한정되며, 시스템이 문제를 스스로 정의하거나 우선순위를 재구성하는 단계까지는 확장되지 않은 것으로 판단된다.

시스템 차원의 상호작용성 차원에서는 다수의 직원과 질의-응답 기반의 지속적 상호작용이 이루어지며, 사용자의 추가 요청과 피드백에 따라 응답이 조정된다(Bousquette, 2025). 이는 MaIA가 조직 내 인간-AI 협업 환경에서 상호작용 중심의 업무 지원 에이전트로 기능하고 있음을 보여준다. 계획·실행 차원에서는 질의 해석 → 데이터 분석 → 결과 생성 → 피드백 반영으로 이어지는 절차를 통해 내부 요청을 처리하는 구조를 갖는다(Bousquette, 2025). 그러나 자율적 목표 설정, 전략적 의사결정, 위기 대응과 같은 고차원적 계획·실행 기능은 확인되지 않는다.

8) OneOff

AI 기반 패션 검색 플랫폼 OneOff는 사용자가 선호하는 크리에이터나 셀럽의 스타일을 입력하면 해당 스타일을 기반으로 상품을 추천하는 서비스를 제공한다(Schulz, 2025). 이 플랫폼은 질의형 인터페이스를 통해 사용자가 특정 인물의 스타일을 지정하고, 그에 따른 추천 결과를 제공하는 방식으로 설계되어 있다(Schulz, 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 OneOff는 사용자의 입력을 기반으로 관련 상품을 자동으로 탐색·추천하는 기능적 독립성을 보유하고 있다. 그러나 시스템이 독립적으로 목표를 설정하거나 추천 전략을 장기적으로 관리하는 구조는 확인되지 않아 제한적 자율성으로 평가할 수 있다.

구조 차원의 의사결정 및 문제 해결 차원에서는 사용자가 입력한 스타일 정보를 해석하고, 이에 부합하는 상품을 탐색·제시하는 절차를 수행한다(Schulz, 2025). 이는 기본적인 추천 기능은

구현하고 있으나, 복합 변수를 통합적으로 고려하거나 전략적 판단을 수행하는 고차원적 의사결정 구조에 대한 근거는 확인되지 않는다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서는 사용자가 제공하는 입력에 따라 결과를 조정하는 반응형 상호작용 구조를 갖는다. 다만 추천 결과가 사용자와의 장기적 상호작용을 통해 누적 학습되거나, 시스템 차원에서 전략적으로 조정되지는 않는다. 계획·실행 차원에서는 입력 해석 → 관련 상품 탐색 → 추천 제시로 이어지는 단기적 탐색 지원 프로세스에 집중한다. 이는 장기 목표 설정이나 반복 실행에 따른 전략 관리 기능보다는 즉각적 요구에 대응하는 실행 중심의 지원 구조에 가까운 것으로 해석된다.

9) Shopify

Shopify는 상거래 플랫폼의 혁신을 목표로 AI 스토어프론트(storefront) 전략을 제시하였다. 이 전략은 스토어프론트 Model Context Protocol (MCP) 서버와 글로벌 카탈로그(global catalog)를 결합하여, 챗봇과 AI 에이전트가 상품 검색·추천·거래 흐름 전반을 오케스트레이션 할 수 있도록 지원하는 구조로 설계되었다(Boboev, 2025). 글로벌 카탈로그는 멀티모달 대형 LLM을 기반으로 수백만 개 상점의 상품 데이터를 통합하고 표준화하여, AI가 신뢰성 높은 상품 이해와 맞춤형 추천을 제공할 수 있도록 지원한다(Guindon et al., 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 Shopify의 AI는 소비자가 자연어로 요청하면 상품 검색, 카탈로그 조회, 장바구니 구성, 배송·반품 정책 응답, 결제 과정을 에이전트가 연속적으로 수행하도록 설계되어 있다(Boboev, 2025). 이는 단순한 검색 자동화 수준을 넘어, 사용자 요청을 해석하고 구매 과정을 종합적으로 실행하는 고도화된 자율성을 보여준다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 방대한 상품군에서 중복된 아이템을 자동으로 제거하고, 가

격·배송 조건 등을 비교하여 최적의 선택지를 제시한다. 이는 규칙 기반 시스템이 제공하는 단순 검색과 달리, 다양한 변수를 고려한 맥락 기반 의사결정을 수행하는 특징을 지닌다. 문제 해결의 차원에서는 재고, 가격, 배송 정책과 같은 변화하는 상황을 실시간으로 반영하면서 구매자의 요구와 상황적 제약을 조율하여 대안을 제시한다.

시스템 차원의 상호작용성 측면에서는 'universal cart'와 'checkout kit'은 여러 플랫폼의 상품을 하나의 장바구니에서 결제 가능하게 함으로써, 사용자 관점에서는 매장 간 경계를 최소화한 쇼핑 경험을 제공한다(Boboev, 2025).

마지막으로, Shopify가 제시한 'agentic storefronts'는 대화형 인터페이스를 통해 검색-선택-결제 흐름을 매개하는 실행 지원 인프라로 기능하는 것으로 설명된다(Shopify, 2025). 따라서 계획·실행 차원에서 Shopify의 AI는 복합적 상거래 프로세스를 통합적으로 연결·관리하는 고도화된 실행 통합 구조를 구현하고 있는 것으로 분석된다. 다만 자율적 목표 관리와 전략적 계획 수립이 완전하게 통합된 단계, 즉 장기 전략을 독립적으로 설정·조정하는 수준의 에이전틱 AI로 보기는 아직 어렵다.

10) Stitch Fix

Stitch Fix의 AI 스타일 추천 시스템은 고객 데이터를 활용해 대화형 방식으로 스타일링을 제안하며, 인간 스타일리스트와 병행 운영되는 구조를 특징으로 한다. 이 시스템은 머신러닝 기반 추천과 스타일리스트의 전문적 판단을 결합하여, 개인화된 스타일 제안을 제공하는 보조적 성격의 AI로 설계되어 있다(Wassel, 2025).

행동 차원의 자율성 측면에서 Stitch Fix AI는 고객 데이터와 선호도를 바탕으로 추천을 독립적으로 생성할 수 있으나, 최종 결정 과정에서는 인간 스타일리스트와의 협업을 통해 보완된다.

구조 차원의 의사결정 측면에서는 고객의 피드

백, 아이템 평가 데이터, 트렌드 정보를 종합하여 특정 상품의 수요 가능성과 스타일 적합도를 예측한다. 이는 단순 규칙 기반 추천을 넘어, 고객군별 선호 패턴을 분석하여 최적 대안을 제시하는 분석적 의사결정 구조를 보여준다. 문제 해결 차원에서는 AI 기반 수요 예측 시뮬레이션을 통해 수십억 개의 시나리오를 계산하며 최대 12개월 이후의 소비자 수요를 예측하는 구조를 운영하고 있다(Vogue Business, 2024a). 이러한 예측 결과는 특정 상품의 재구매 가능성, 신규 수요 발생 가능성, 고객군별 성공 가능성을 분석하는 데 활용되며, 맞춤 추천을 넘어 재고 관리와 브랜드 전략 수립을 지원하는 복합적 문제 해결 기능으로 확장된다.

시스템 차원의 상호작용성 차원에서는 '스타일 셔플(style shuffle)'과 같은 게이미피케이션 도구를 활용하여 고객이 아이템을 평가하도록 유도하고, 이를 통해 고객의 미세한 취향 변화와 'barbiecore'나 'quiet luxury' 같은 마이크로 트렌드도 실시간으로 포착한다(Vogue Business, 2024a). 이와 같은 구조는 고객과 시스템 간의 지속적 피드백 루프를 형성하여, 추천 결과가 반복적으로 조정되는 상호작용성을 강화한다. 계획·실행 차원에서는 단일 추천 수행에 그치지 않고, 예측-실행-피드백-조정이 반복되는 운영 구조를 통해 추천 전략과 상품 기획 과정에 반영된다. 다만 이러한 구조는 시스템이 독립적으로 장기 목표를 설정하거나 전략을 자율적으로 실행하는 단계라기보다는, 인간 의사결정을 지원하는 반복적 실행 체계로 이해하는 것이 타당하다.

11) WGSN Fashion Buying

글로벌 패션 트렌드 예측 기관 WGSN은 최근 WGSN Fashion Buying 플랫폼을 통해 AI 기반의 데이터 중심 의사결정 지원 환경을 구축하고 있다. 이 플랫폼은 WGSN의 기존 트렌드 분석 전문성을 토대로, 자체 개발한 Trend Curve AI를 핵심 엔진으로 활용하여 런웨이 데이터, 소셜 미

디어 신호, 이커머스 및 리테일 데이터를 통합적으로 분석하고, 트렌드의 강도와 지속 가능성을 수치화된 지표로 제공한다(WGSN, 2024a; WGSN, 2025). 이러한 접근은 대규모 데이터 처리를 통해 전문가 중심의 정성적 분석 방식과 구별되는 분석적 지원 구조를 제시한다(Vogue Business, 2024c).

행동 차원의 자율성 측면에서 WGSN Fashion Buying은 데이터를 자동으로 수집·분석하여 트렌드 정보를 생성할 수 있으나, 분석 목표 설정과 최종 전략적 판단은 여전히 인간 전문가의 영역에 속한다. 따라서 이 시스템의 자율성은 분석 수행의 자동화 수준에 한정된 제한적 자율성으로 해석할 수 있다(WGSN, 2024a).

구조 차원의 의사결정 차원에서 이 플랫폼은 런웨이, 소셜 미디어, 리테일 데이터를 결합하여 트렌드의 강도와 지속성을 정량화함으로써, 클라이언트의 상품 기획 및 구매 전략 수립을 지원한다. 다만 이는 결정 권한을 직접 행사하기보다, 인간 의사결정을 보조하는 분석 지원 도구로 기능한다는 점에서 에이전틱 AI와는 구별된다(Vogue Business, 2024c). 문제 해결 차원에서는 대규모 비정형 데이터를 신속히 처리하여 새로운 트렌드 신호를 포착하고, 이를 기존 재고 및 시즌 기획과 연계할 수 있는 분석적 기반을 제공한다. 이는 급변하는 패션 시장에서 데이터 과부하 문제를 완화하고, 의사결정의 불확실성을 감소시키는 문제 해결적 기능으로 평가할 수 있다(WGSN, 2025).

시스템 차원의 상호작용성 차원에서는 TikTok과 같은 실시간 소셜 플랫폼의 변화를 반영하여, 사용자가 설정한 맥락적 조건에 따라 분석 결과를 조정하는 기능을 제공한다. 그러나 이러한 상호작용은 사용자 지시에 따른 결과 재구성 수준에 머무르며, 시스템이 장기적 상호작용을 통해 스스로 전략을 수정하는 구조까지는 확인되지 않는다(Vogue Business, 2024c). 계획·실행 차원에서는 사전 기획-시즌 중 분석-사후 평가로 이어지는 제품 라이프사이클 전반을 지원하는 데이터 분석

환경을 제공한다. 다만 이는 단계별 의사결정을 지원하는 구조에 해당하며, AI가 스스로 계획 - 실행 - 피드백을 순환하는 전략 실행형 시스템으로까지 확장되었다고 보기는 어렵다(WGSN, 2024b).

2. 종합적 논의

패션 산업에서 에이전틱 AI를 도입한 11개 서비스를 분석한 결과<Table 3>, 행위 주체성의 발현 수준은 기술적 구현 범위를 넘어 각 서비스가 지향하는 비즈니스 모델의 구조와 밀접하게 연동되어 있음을 확인할 수 있었다. 본 연구는 제안한 'AI 에이전틱성 프레임워크'를 바탕으로 도출된 분석 결과를 토대로 다음과 같은 세 가지 주요 논의를 제시한다.

첫째, 본 연구의 프레임워크를 통해 확인된 주요 발견은 에이전틱성의 발현이 행동-구조-시스템 차원으로 이어지는 계층적 구조를 갖는다는 점이다. 분석 대상이 된 대부분의 서비스는 행동 차원의 '자율성'과 일부 시스템 차원의 '상호작용성'에서는 일정 수준 이상의 역량을 보였으나, 시스템

차원의 핵심인 '계획 및 실행'으로 갈수록 발현 수준이 급격히 낮아지는 경향을 보였다. 이는 현재 패션 AI가 사용자 요청에 대응하는 반응형 자율성 단계에 집중되어 있으며, 시스템 위계의 핵심인 전략적 계획·실행을 통합하는 고차원적 에이전트 단계로의 이행은 Shopify나 Gensmo와 같은 일부 고도화된 사례에 제한적으로 나타난다는 점을 시사한다.

둘째, 분석 대상인 패션 AI 서비스들은 그 도입 목적과 기술적 구현 범위에 따라 에이전틱성의 수준이 뚜렷하게 분화되는 양상을 보였다. 프레임워크의 분석적 위계에 따라 에이전틱 AI는 크게 '고수준 에이전틱 AI', '잠재적 에이전틱 AI', '전통적 AI'의 세 범주로 구분된다. 고수준 에이전틱 AI 사례(Shopify, Gensmo, Daydream, Stitch Fix)는 구조 차원의 의사결정과 문제 해결의 복합성이 높으며, 특히 시스템 차원의 실행력이 뒷받침되어 사용자의 구매 여정 전반을 오케스트레이션하는 특징을 갖는다. 잠재적 에이전틱 AI 사례(Alta, Ask Ralph, Heuritech, MaIA, OneOff, WGSN)는 특정 기능(예: 트렌드 분석, 스타일 추천)에서는

<Table 3> Level-Based Coding Matrix and Classification of Agentiveness across 11 Fashion Industry AI Cases

Case	Autonomy	Decision-making	Problem-solving	Interactivity	Planning	Level
Alta	△	△	△	●	△	Potential Agentive AI
Ask Ralph	△	△	△	△	-	Potential Agentive AI
Daydream	△	●	●	●	△	Highly Agentive AI
Gensmo	△	●	●	●	●	Highly Agentive AI
Heuritech	△	△	△	-	-	Potential Agentive AI
H&M Chatbot	-	-	-	△	-	Conventional AI
MaIA (LVMH)	△	△	△	△	△	Potential Agentive AI
OneOff	△	-	-	-	-	Potential Agentive AI
Shopify	●	●	●	●	●	Highly Agentive AI
Stitch Fix	△	●	●	●	△	Highly Agentive AI
WGSN Fashion Buying	△	△	△	△	-	Potential Agentive AI

Note. The symbols in this table represent the structural level of agentiveness within each functional dimension, rather than the intensity or performance of those functions. ● = High-level(System-level Agency); △ = Mid-level (Structural Agency); - = Low-level(Behavioral Agency)

높은 전문성을 보이거나, 최종 판단을 인간 전문가에게 맡기거나 단계적 요청 처리에 집중하는 보조적·부분적 행위성에 머무는 경향을 보였다. 전통적 AI 사례(H&M Chatbot)는 사전 정의된 규칙에 따른 반응에 집중하여, 맥락 통합적 의사결정이나 전략적 계획 기능과 같은 고차원적 행위 요소는 제한적으로만 확인되었다.

셋째, 고수준의 에이전틱성은 단순한 정보 검색을 넘어 거래와 실행이 결합된 ‘에이전틱 커머스’로의 전이와 패션 생태계의 변화를 야기하고 있다. 특히 Shopify의 ‘agentic storefronts’ 사례에서 확인되듯, 에이전틱성이 높은 시스템일수록 단순한 정보 검색을 넘어 거래(transaction)와 실행(execution)의 영역으로 확장되는 경향을 보인다. 이는 AI가 패션 산업에서 단순한 ‘도구’를 넘어, 브랜드와 소비자 사이에서 독립적으로 상거래를 중개하는 ‘행위 주체’로 진화하고 있음을 증명한다.

결론적으로 패션 산업의 에이전틱 AI는 단일 지표의 성능 향상보다는 <Table 1>에서 정의한 다섯 가지 기능적 차원이 얼마나 구조적으로 통합되어 시스템 수준의 실행력을 형성하는가에 따라 그 전략적 가치가 결정될 가능성이 높다.

IV. 결론

본 연구는 패션 산업에서 활용되는 AI 시스템을 자율성, 의사결정, 문제 해결, 상호작용, 계획 및 실행의 다섯 차원을 중심으로 분석하고, 이를 행동-구조-시스템의 3단계 위계로 재구성한 ‘AI 에이전틱성 프레임워크’를 통해 AI의 에이전틱성을 구조적으로 해석하였다.

사례 분석 결과, 본 연구가 제안한 AI 에이전틱성 프레임워크는 패션 산업의 실제 AI 시스템을 대상으로 행위성 수준을 비교·분류하는 분석적 진단 도구로서의 적용 가능성을 확인하였다. 자율성은 주로 행동 차원에서, 의사결정과 문제 해결은 구조 차원에서, 상호작용과 계획·실행은 시스

템 차원에서 각각 상이한 위계적 수준으로 구현되며, 이 차원 간 결합 양상이 곧 에이전틱성의 질적 차이를 형성하는 핵심 요인이 확인되었다. 이는 에이전틱성이 특정 기능의 성능이나 기술적 스펙이 아니라, 행위 구조의 통합 정도에 따라 단계적으로 구성되는 위계적 속성임을 실증적으로 뒷받침한다.

이러한 분석을 토대로 본 연구는 패션 산업의 AI가 전통적 AI 에이전트(H&M Chatbot), 잠재적 에이전틱 AI(Alta, Ask Ralph, Heuritech, MaIA, OneOff, WGSN Fashion Buying), 고수준 에이전틱 AI(Shopify, Gensmo, Daydream, Stitch Fix)로 확장되는 개념적 구조를 제시하였다. 사례들은 단일한 발전 단계에 국한되지 않고, 서로 다른 수준의 에이전틱성이 동시에 공존하는 다층적 생태계를 형성하고 있었으며, 이는 AI의 발전이 기술 성숙도만의 문제가 아니라 조직 전략, 데이터 인프라, 서비스 맥락에 따라 상이한 행위 구조가 선택·조정·확장되는 과정임을 보여준다.

전통적 AI 에이전트 사례인 ‘H&M Chatbot’은 규칙 기반 추천을 중심으로 행동 차원의 위계에 머무는 행위성을 구현하며, 잠재적 에이전틱 AI로 분류된 ‘Alta, Ask Ralph, Heuritech, MaIA(LVMH), OneOff, WGSN Fashion Buying’ 사례들은 맥락 기반 판단을 통해 구조 차원의 행위성을 확장하고 있으나 시스템 차원의 독립적 목표 관리에는 도달하지 못한 상태이다. 이는 패션 산업 AI의 현재적 위치를 가장 잘 보여주는 유형으로, 에이전틱 AI로의 전환이 급진적 도약이 아니라 운영 안정성과 기술 혁신 간의 균형 속에서 점진적으로 조율되는 경로를 따른다는 점을 시사한다.

한편, 고수준 AI 사례로 분석된 ‘Shopify, Gensmo, Daydream, Stitch Fix’는 멀티모달 입력 해석, 복합적 상황 평가, 반복적 피드백 반영, 다단계 실행 구조를 통합함으로써 시스템 차원의 행위성을 부분적으로 구현하고 있다. 특히 Shopify의 ‘agentic storefronts’나 Gensmo의 ‘one checkout’

기능 등은 AI가 단순 정보 제공을 넘어 실제 상거래를 오케스트레이션하는 주체로 진화하고 있음을 보여준다. 다만 본 연구는 이들 역시 완전한 자율적 목표 설정 단계에 도달했다기보다는, 고도화된 실행 중심의 에이전틱성을 구현한 과도기적 단계로 규정한다. 이는 패션 산업에서의 에이전틱 AI 발전이 전면적 자동화가 아니라, 인간-AI 협업 구조 속에서 행위 범위가 점진적으로 확장되는 진화적 경로를 따른다는 점을 이론적으로 제시한다.

이러한 논의는 패션 산업이 AI 도입을 검토할 때, 단순한 기술 수준 비교를 넘어 에이전틱성 수준의 전략적 선택이 중요함을 보여준다. 전통적 AI 에이전트 수준은 운영 효율성과 안정성을 중시하는 조직에 적합하며, 잠재적 에이전틱 AI 수준은 기술적 확장성과 리스크 관리가 교차하는 전략적 실행 단계로 기능할 수 있다. 반면, 고수준 에이전틱 AI는 소비자 경험 관리, 상거래 흐름, 내부 운영 프로세스 일부를 AI가 직접 수행하는 조직 구조의 재편 가능성을 내포한다.

따라서 패션 기업은 AI 도입을 단기적으로는 업무 자동화와 분석 지원, 중기적으로는 맥락 기반 의사결정 보조, 장기적으로는 부분적 행위 주체로서의 AI 확장이라는 단계적 로드맵 속에서 전략을 설계할 필요가 있다. 본 연구가 제시한 다섯 차원 분석 틀과 행동-구조-시스템 조작화 모델은 이러한 전략적 판단을 지원하는 진단 및 설계 프레임워크로 활용될 수 있다.

본 연구의 학문적 기여는 패션 산업 AI 논의에서 혼재되어 사용되던 개념들을 'AI 에이전틱성 프레임워크'라는 단일한 분석 틀로 구조화하여, 기술적 스펙 중심 논의를 행위 능력의 위계적 통합 구조라는 관점으로 재정의하였다는 점에 있다. 이는 향후 패션 산업뿐 아니라 타 산업 영역에서의 에이전틱 AI 분석에도 확장 적용 가능한 이론적 기반을 제공한다.

다만 본 연구는 사례 기반의 개념적 분석에 초점을 둔 이론 연구로서, 실제 운영 성과나 정량적

비교까지 포괄하지는 못한다는 한계를 지닌다. 또한 AI 기술은 매우 빠른 속도로 진화하고 있어, 본 연구가 분석한 시점 이후 등장한 새로운 시스템과 기능적 변화를 충분히 반영하지 못할 가능성도 존재한다. 더 나아가 산업 현장에서 활용되는 다수의 AI 시스템은 내부 알고리즘 구조와 의사결정 메커니즘이 외부에 공개되지 않는 경우가 많아, 에이전틱성의 구현 수준을 행위 결과 중심으로 해석할 수밖에 없다는 방법론적 제약도 함께 지닌다.

향후 연구에서는 본 연구가 제시한 다섯 차원 코딩 체계를 기반으로, 소비자 경험 지표, 조직 성과, 운영 효율성 변화 등과의 연계를 통해 에이전틱성 수준과 산업적 성과 간의 관계를 실증적으로 검증할 필요가 있을 것이다.

References

- Acharya, D. B., Kuppan, K., & Divya, B. (2025). Agentic AI: Autonomous intelligence for complex goals—a comprehensive survey. *IEEE Access*, *13*, 18912 - 18936. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3532853>
- Bain, M. (2025, January 8). *Would you let an AI 'agent' buy your next hand bag?* Business of Fashion. <https://www.businessoffashion.com/articles/technology/would-you-let-an-ai-agent-buy-your-next-hand-bag/>
- Bandi, A., Kongari, B., Naguru, R., Pasnoor, S., & Vilipala, S. V. (2025). The rise of agentic AI: A review of definitions, frameworks, architectures, applications, evaluation metrics, and challenges. *Future Internet*, *17*(9), 404. <https://doi.org/10.3390/fi17090404>
- Blaazer, E. (2024, September 2). *From design, supply, distribution, marketing to retail: How AI is being used in the fashion industry*. FashionUnited. <https://fashionunited.com/news/background/from-design-supply-distribution-marketing-to-retail-how-ai-is-being-used-in-the-fashion-industry/2024090261669>
- Boboev, S. (2025, August 10). *Deep dive: What Shopify's AI storefront updates mean for commerce and payments*. Finextra. <https://www.finextra.com/blogposting/29083/deep-dive-what-shopifys-ai-storefront-updates-mean-for-commerce-and-payments>
- Bousquette, I. (2025, June 9). *LVMH bets on AI to navigate luxury goods slowdown*. The Wall Street

- Journal. <https://www.wsj.com/articles/lvmh-bets-on-ai-to-navigate-luxury-goods-slowdown-0438e328>
- Braun, J. (2025, June 26). *Daydream launches as the world's first AI fashion shopping agent*. FashionNetwork. <https://us.fashionnetwork.com/news/Daydream-launches-as-the-world-s-first-ai-fashion-shopping-agent.1743815.html>
- Burnstine, A. (2025a). Agentic AI and the future of fashion: Autonomous creativity and intelligent systems. *Archives of Business Research*, 13(04), 51 - 64. <https://doi.org/10.14738/abr.1304.18608>
- Burnstine, A. (2025b). Autonomous intelligence in fashion: A comprehensive analysis of agentic AI across the fashion ecosystem. *Asian Business Research Journal*, 10(4), 31 - 37. <https://doi.org/10.55220/25766759.405>
- Duckett, B. (2025, September 12). *Ralph lauren debuts AI assistant, ask Ralph, with help from Microsoft*. Digital Commerce 360. <https://www.digitalcommerce360.com/2025/09/12/ralph-lauren-ai-assistant-ask-ralph-microsoft/>
- Finn, T. & Downie, A. (n.d.). *Agentic AI vs. generative AI*. IBM. <https://www.ibm.com/think/topics/agentic-ai-vs-generative-ai>
- Giri, C. & Chen, Y. (2022). Deep learning for demand forecasting in the fashion and apparel retail industry. *Forecasting*, 4(2), 565-581. <https://doi.org/10.3390/forecast4020031>
- Google. (n.d.). What is agentic AI? [에이전트 AI란 무엇인가요?] <https://cloud.google.com/discover/what-is-agentic-ai>
- Guindon, A.-A., Ohayon, J., Khanafer, A., & Liu, Y. (2025, July 16). *Leveraging multimodal LLMs for Shopify's global catalogue: Recap of expo talk at ICLR 2025*. Shopify Engineering. <https://shopify.engineering/leveraging-multimodal-llms>
- Heuritech. (n.d.). *All the insights you need, powered by data*. Heuritech. <https://heuritech.com/report-offer/>
- Jaekel, B. (2016). *H&M, Sephora chatbots gain visibility in kik's bot shop*. Marketing Dive. <https://www.marketingdive.com/ex/mobilemarketer/cms/news/messaging/22588.html>
- Kim, J.-M. (2025). Analyzing the impact of fashion conversational agent characteristics on user experience and continued use intention: Focusing on the Technology Acceptance Model (TAM). *Journal of the Korea Fashion & Costume Design Association*, 27(1), 27 - 39. <https://doi.org/10.30751/kfcd.2025.27.1.27>
- Lisowski, E. (2024, December 18). *AI agents vs agentic AI: What's the difference and why does it matter?* Medium. <https://medium.com/@elisowski/ai-agents-vs-agentic-ai-whats-the-difference-and-why-does-it-matter-03159ee8c2b4>
- Making Science Team. (2025, April 15). *Google Cloud NEXT '25: The rise of agentic AI for transformative customer and employee experiences*. Making Science. <https://www.makingscience.com/blog/google-cloud-next-25-the-rise-of-agentic-ai-for-transformative-customer-and-employee-experiences/>
- Manzo, D. S. H., Jiang, Y., Elyan, E., & Isaacs, J. (2024). Artificial intelligence-based conversational agents used for sustainable fashion: Systematic literature review. *International Journal of Human - Computer Interaction*, 41(8), 4640 - 4652. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2352920>
- Milnes, H. (2025, June 25). *Is Daydream's AI platform the answer to fashion's discovery problem?* Vogue Business. <https://www.voguebusiness.com/story/technology/is-daydreams-ai-platform-the-answer-to-fashion-discovery-problem>
- Nikolic, D., & Kostic-Stankovic, M. (2022). Improving the economic sustainability of the fashion industry: A conceptual model proposal. *Sustainability*, 14(8), 4726. <https://doi.org/10.3390/su14084726>
- Narvar. (2018, October 30). *The best retail chatbots*. Narvar Blog. <https://corp.narvar.com/blog/the-best-retail-chatbots-2>
- Nekuda. (2025, November 12). *Gensmo launches one checkout with nekuda to power agentic fashion*. PYMNTS. <https://www.pymnts.com/newswire-announcements/gensmo-launches-on-e-checkout-with-nekuda-to-power-agentic-fashion/>
- O'Brien, A. (2025, June 27). *What's agentic AI and what should brands know about it?* Vogue Business. <https://www.voguebusiness.com/story/technology/whats-agentic-ai-and-what-should-brands-know-about-it>
- PR Newswire. (2025, June 27). *Gensmo secures \$60M+ in angel funding to reinvent fashion e-commerce with AI*. <https://www.prnewswire.com/news-releases/gensmo-secures-60m-in-angel-funding-to-reinvent-fashion-e-commerce-with-ai-302493059.html>
- Russell, S. & Norvig, P. (2010). *Artificial intelligence: A modern approach* (3rd ed.). Prentice Hall.
- Sapkota, R., Roumeliotis, K. I., & Karkee, M. (2025). *AI agents vs. agentic ai: A conceptual taxonomy, applications and challenges*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.10468>
- Schulz, M. (2025, April 25). *Want to dress like your favourite celebrity? Ask this new AI shopping agent*. Vogue Business. <https://www.voguebusiness.com/story/technology/want-to-dress-like-your-favourite-celebrity-ask-this-new-ai-shopping-agent>
- Seshadri, N. (2025, September 9). *Ralph Lauren redefines shopping with Microsoft AI - powered styling companion Ask Ralph*. Microsoft. <https://www.microsoft.com/en/customers/story/25195-ralph-lauren-azure-openai>
- Shopify. (2025). *Agentic storefronts: Winter '26 edition*. Shopify News. <https://www.shopify.com/news/winter>

- 26-edition-agentic-storefronts
- Stryker, C. (n.d.). *What is agentic AI?* IBM. https://www.ibm.com/kr-ko/think/topics/agentic-ai?mhsrc=ibmsearch_a&mhq=agentic%20ai
- Valloppillil, S. (2025, June 25). *Julie Bornstein's Daydream is leading the agentic AI fashion shopping revolution starting with 8,000 brands*. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/sindyavalloppillil/2025/06/25/julie-bornsteins-daydream-is-leading-the-agentic-ai-fashion-shopping-revolution/?utm>
- Vogue Business. (2024a, March 18). *How Stitch Fix is using AI to predict trends*. Vogue Business in partnership with Stitch Fix. <https://www.voguebusiness.com/story/events/how-stitch-fix-is-using-ai-to-predict-trends>
- Vogue Business. (2024b, July 9). *Inside LVMH's AI factory*. Vogue Business. <https://www.vogue.com/article/inside-lvmhs-ai-factory>
- Vogue Business. (2024c, August 8). *Do fashion buyers want help from AI?* Vogue Business. <https://www.voguebusiness.com/story/technology/do-fashion-buyers-want-help-from-ai>
- Wassel, B. (2025, August 11). *Stitch Fix adds more AI experiences, but stylists aren't forgotten*. CX Dive. <https://www.customerexperiencedive.com/news/stitch-fix-ai-experiences-stylists/757303/>
- WGSN. (2024a). *WGSN Fashion Buying*. WGSN. <https://www.wgsn.com/en/products/fashion-buying>
- WGSN. (2024b, August 8). *WGSN launches fashion buying: Dedicated intelligence and forecast-led platform* [Press release]. WGSN. <https://www.wgsn.com/en/wgsn/press/press-releases/wgsn-launches-fashion-buying-dedicated-intelligence-and-forecast-led>
- WGSN. (2025). *TrendCurve AI and predictive data analytics*. WGSN. <https://www.wgsn.com/en/wgsn/data>
- Wooldridge, M. (2002). Intelligent agents: The key concepts. In V. Mařík, O. Štěpánková, H. Krautwurmová, & M. Luck (Eds.), *Multi-agent systems and applications II: ACAI 2001* (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2322). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-45982-0_1
- Wooldridge, M., & Jennings, N. R. (1995). Intelligent agents: Theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, 10(2), 115 - 152. https://www.cs.cmu.edu/~motionplanning/papers/sbp_papers/integrated1/wooldridge_intelligent_agents.pdf
- Wu Martin, A., & Gong, C. C. (2025, June 16). *Agentic styling and shopping: Why we're backing Alta*. Menlo Ventures. <https://menlovc.com/perspective/agentic-styling-and-shopping-why-were-backing-alta>
- Zhang, Y., Ren, X., et al. (2025). *AI agents vs. agentic AI: A conceptual taxonomy, applications, and challenges*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2505.10468>
- Zwieglinska, Z. (2025, May 19). *Fashion search is broken - how AI agents are rewriting the ecomm playbook*. Glossy. <https://www.glossy.co/fashion/fashion-search-is-broken-how-ai-agents-are-rewriting-the-ecomm-playbook/>