Journal of Digital Art Engineering & Multimedia Vol.13, No.3, September (2026), pp.361-373
ISSN 2508-9099(p) 2672-1198(e) *http://dx.doi.org/10.29056/jdaem.2026.09.08*

생성형 AI 기반 3D 애니메이션 제작 패러다임의 단계적 전환과 조형성 변화 연구

Phased Paradigm Transitions and Formability Changes in Generative AI-Based 3D Animation Production

황양[1], 한창완[2]*

Yang Kuang[1], Chang-Wan Han[2]*

요 약

본 연구는 생성형 AI 기술의 확산이 3D 애니메이션 제작 패러다임과 캐릭터 조형성에 미치는 구조적 변화를 규명하고 창작자 리스킬링 방향을 정식화하는 것을 목적으로 한다. 역사적 문헌 연구, 연구자 개발 조형 분석 루브릭(FAR)을 통한 출력물 측정, 전문가 심층인터뷰를 순차적으로 수행하였다. 분석 결과, 제작 패러다임은 아날로그·디지털·연산적 단계를 거쳐 불연속적으로 전환되었으며, 창작 주체성은 신체적 기술 역량·파라미터 통제 역량·조형 큐레이션 역량으로 순차적으로 재편되었다. 연산적 패러다임에서 시각 도상 반복성이 현저히 높은 반면 실루엣 일관성은 낮아지는 구조적 역전이 확인되었으며, 양적·질적 결과의 통합을 통해 전이·신규·비판적 역량의 3층위 동적 순환 구조로 구성된 창작자 리스킬링 모델(CRM)을 도출하였다. 본 연구는 3D 캐릭터 조형 특화 측정 도구(FAR)와 창작 실천 맥락의 리스킬링 모델(CRM)을 개발하였으며, 생성형 AI 시대 창작자 교육과정 재설계와 콘텐츠 품질 평가 기준 수립에 기여한다.

핵심어 : 생성형 AI, 3D 애니메이션, 패러다임 전환, 캐릭터 조형성, 시각 도상 반복성

Abstract

This study investigates the structural changes that generative AI technology brings to 3D animation production paradigms and character formability, and formalizes the direction of creator reskilling. Historical document analysis, measurement of outputs using the researcher-developed Formability Analysis Rubric (FAR), and expert in-depth interviews were conducted sequentially. Results confirmed that the production paradigm has undergone discontinuous transitions through analog, digital, and computational stages, with creative agency sequentially reorganized into physical technical competency, parametric control competency, and formative curation competency. A structural reversal was identified in the computational paradigm, where visual icon repetitiveness was remarkably high while silhouette consistency was lowered; through integrating quantitative and qualitative findings, the Creator Reskilling Model (CRM) composed of a three-layered dynamic cyclic structure of transferable, new, and critical competencies was derived. This

1 Department of Performance·Film·Animation, Sejong University, Seoul, Korea [Ph.D. Completed]
e-mail: ky_super@163.com

2 Department of Creative Soft, Major in Comics Animation Tech, Sejong University, Seoul, Korea [Professor]
e-mail: htank@sejong.ac.kr (Corresponding author)

Received(July 8, 2026), Review Result(1st: July 29, 2026), Accepted(September 9, 2026), Published(September 30, 2026)

© 2026 The Authors. Published by NCISS.
This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. To view a copy of this license, visit http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/.

study develops a 3D character domain-specific formability measurement tool (FAR) and a practice-based reskilling model (CRM), contributing to the redesign of creator education curricula and the establishment of content quality evaluation standards in the generative AI era.

Keyword : Generative AI, 3D animation, paradigm transition, character formability, visual icon repetitiveness

1. 서론

애니메이션은 20세기 초 셀(Cel) 애니메이션의 탄생 이후 기술적 조건의 변화에 따라 수차례의 패러다임 전환을 경험해 왔다. 토마스 쿤은 특정 공동체가 공유하는 문제 설정 방식·해결 방법·가치 기준의 총체를 패러다임으로 정의하고, 기존 패러다임으로 설명 불가능한 변칙 사례가 축적될 때 새로운 패러다임으로 불연속적으로 교체되는 혁명적 과정이 발생한다고 논증하였다 [1]. 본 연구는 쿤의 패러다임 개념을 애니메이션 창작자 공동체가 특정 시대에 공유하는 제작 도구·조형 규범·창작 주체성의 총체적 체계로 재정의하여 적용한다. 이 관점에서 3D 애니메이션 제작 패러다임은 세 단계의 전환을 거쳐 현재에 이르렀다.

수작업 중심의 아날로그 패러다임(1920s-1980s)에서 조형성은 전적으로 창작자의 수작업 역량에 의존하였으며, 월트 디즈니가 체계화한 애니메이션 12원칙은 이 패러다임의 조형 규범을 집약한 것이다 [2]. 컴퓨터 기반의 디지털 패러다임(1990s-2010s)에서는 레프 마노비치가 개념화한 수치적 재현 원리에 따라 [3], 모든 조형 요소가 수치 데이터로 변환·저장·조작 가능한 알고리즘적 대상이 되었으며, 창작자는 조형의 모든 변수에 대해 결정론적 통제권을 행사하는 역할을 담당하였다 [4]. 생성형 AI 기반의 연산적 패러다임(2020s-현재)은 이 결정론적 통제 원리를 근본적으로 교란한다. 2024년 OpenAI의 소라(Sora), 구글 비오(Google Veo), 클링(Kling) AI 등 경쟁 모델의 연이은 출시는 생성형 영상 AI 생태계를 급속도로 다극화시켰으며 [5], 텍스트-투-3D 도메인에서도 드림퓨전(DreamFusion) 등이 등장하며 언어적 기술로부터 3차원 조형 결과물을 직접 생성하는 새로운 창작 경로가 열렸다 [6]. 그러나 확산 모델의 역확산 메커니즘은 확률론적 샘플링에 기반하기 때문에 동일한 프롬프트를 입력하더라도 매 생성마다 수학적으로 상이한 출력이 산출된다 [7]. 이로 인해 캐릭터의 얼굴 구조·신체 비율·재질이 프레임 또는 씬(scene)에 따라 변동하는 캐릭터 드리프트 현상이 구조적으로 발생하며 [8], 이는 쿤의 이론에서 기존 패러다임의 핵심 원리가 새로운 생성 방식에 의해 위기를 맞는 변칙 사례에 해당한다.

애니메이션에서 조형성이란 캐릭터·공간·운동이 시각적·서사적·미학적 차원에서 고유한 정체성을 일관되게 구성하고 표현하는 총체적 속성을 의미한다 [9]. 전통적 디지털 패러다임에서 조형의 일관성은 창작자의 의도적 통제와 동의어였다. 그러나 생성형 AI 환경에서는 비결정론적 특성으로 인해 기존 조형성 개념의 이론적 토대가 흔들리며, 모델이 대규모 학습 데이터의 시각 패턴을 통계적으로 학습하는 과정에서 서구적 신체 비율·표준화된 얼굴 구조 등 특정 조형 요소가 과대표집

되어 반복 구현되는 시각 도상 반복성 현상도 관찰된다 [10]. 이는 창작자의 조형 자율성이 모델의 데이터 편향에 의해 잠재적으로 제약받을 수 있음을 시사한다.

이러한 기술적 전환은 산업 현장에서도 가시적인 변화를 야기하고 있다. 2025년 상반기 국내 콘텐츠 사업체의 생성형 AI 활용률은 20.0%로 전년 대비 7.1%p 상승하였으며, 방송·영상 분야의 활용률은 26.6%p 급증하였다 [11]. 애니메이션 제작 분야에서도 생성형 AI 기술은 콘텐츠 제작 패러다임을 구조적으로 변화시키고 있으며 [12], 생성형 애니메이션이 기존 제작 영역을 확장하는 새로운 창작 경로로 주목받고 있다 [13]. AI 기술 요소의 진화에 따라 3D 캐릭터 애니메이션의 제작 효율성도 변화하고 있으며 [14], 생성형 AI 애니메이션 시장은 2024년 21억 달러에서 2030년 159억 달러로 성장할 것으로 전망된다 [15].

이처럼 급격한 산업 환경의 재편 속에서 기존 키프레임 애니메이션·3D 모델링 중심의 역량 체계로 훈련된 창작자들은 새로운 역량 체계로의 리스킬링을 요구받고 있다. 그러나 선행연구는 두 가지 한계를 가진다. 첫째, 3D 애니메이션 조형성 연구는 특정 시대·기술 환경의 단면적 분석에 머물러 있으며 [16], 패러다임 전환과 연동하여 조형성 개념의 역사적 변화를 체계화한 연구는 미비하다. 둘째, AI 생성 이미지의 시각 편향에 관한 연구는 2D 이미지 생성 도메인에 집중되어 있으며 [10], 3D 캐릭터 조형 도메인을 대상으로 패러다임 비교 관점에서 실증한 연구는 현재까지 부재한 실정이다. 나아가 이러한 조형성 변화가 창작자에게 요구하는 역량 재구성 방향을 정식화한 연구 역시 이루어지지 않았다.

본 연구는 위와 같은 문제의식을 바탕으로 다음 세 가지 목적을 설정한다.

첫째, 3D 애니메이션 제작 패러다임의 단계적 전환인 아날로그·디지털·연산적 패러다임을 쿤의 패러다임 전환론과 마노비치의 수치적 재현론을 이론적 틀로 삼아 역사적으로 체계화하고, 각 단계에서 지배적 조형 규범과 창작 주체성이 어떻게 구성·재편되었는지를 규명한다 [1][3]. 둘째, 생성형 AI 환경에서 나타나는 3D 캐릭터 조형성의 구조적 변화인 캐릭터 드리프트, 시각 도상 반복성, 실루엣 일관성 약화를 연구자 자체 개발한 조형 분석 루브릭(FAR)을 통해 실증적으로 측정하고, 이를 디지털 패러다임의 조형 특성과 비교 분석한다. 셋째, 패러다임 전환이 창작자에게 요구하는 역량 변화를 창작자 리스킬링 모델(CRM)로 정식화하여, 생성형 AI 시대 애니메이션 창작자 교육 및 실무 지침 수립에 기초 자료를 제공한다.

이를 통해 본 연구는 기술 결정론적 시각에서 생성형 AI를 단순한 효율화 도구로 이해하는 관점을 넘어, 제작 패러다임·조형성·창작 주체성의 상호 연동 속에서 현재의 기술적 전환이 갖는 조형론적 의미를 학술적으로 정립하고자 한다. 본 연구는 위의 목적을 달성하기 위해 다음 두 가지 연구문제를 설정한다.

연구문제 1. 3D 애니메이션 제작 패러다임은 아날로그·디지털·연산적 패러다임의 단계적 전환 과정에서 조형 규범과 창작 주체성이 어떻게 변화하였는가?

연구문제 2. 생성형 AI 환경의 3D 애니메이션 캐릭터 조형성은 디지털 패러다임과 비교하여 어떠한 구조적 차이를 나타내며, 이는 창작자의 역량 재구성과 어떻게 연동되는가?

2. 이론적 배경

2.1 토마스 쿤의 패러다임 전환론

토마스 쿤은 『과학혁명의 구조』 [1]에서 지식의 발전이 기존 이론의 점진적 축적이 아니라, 지배적 패러다임이 위기를 맞고 새로운 패러다임으로 불연속적으로 교체되는 혁명적 과정임을 논증하였다. 쿤에 따르면 패러다임이란 특정 공동체가 공유하는 문제 설정 방식·해결 방법·가치 기준의 총체이며, 기존 패러다임으로 설명 불가능한 변칙 사례가 축적될 때 비로소 패러다임 전환이 촉발된다.

본 연구는 이 개념을 애니메이션 창작자 공동체가 특정 시대에 공유하는 제작 도구·조형 규범·창작 주체성의 총체적 체계로 재정의하여 적용한다. 이 관점에서 아날로그·디지털·연산적 패러다임은 각각 독자적인 조형 원리를 가진 불연속적 단계로 위치된다. 특히 디지털 패러다임이 전제로 삼은 결정론적 통제 가능성이 확산 모델의 생성 메커니즘에 의해 원칙적으로 불가능해진다는 점은, 기존 패러다임의 핵심 원리를 교란하는 진정한 변칙 사례에 해당하며 연산적 패러다임으로의 전환을 이론적으로 설명한다.

2.2 레프 마노비치의 수치적 재현론

레프 마노비치는 『뉴미디어의 언어』 [3]에서 디지털 미디어의 본질적 특성을 수치적 재현·모듈성·자동화·가변성·문화적 트랜스코딩의 다섯 원리로 정식화하였다. 이 중 수치적 재현은 모든 뉴미디어 객체가 수학적 함수로 기술되는 이산적 데이터의 집합으로 구성됨을 의미하며 , 디지털 패러다임에서 폴리곤 버텍스·텍스처 RGB 값·렌더링 파라미터가 수치적으로 완전히 정의되고 재현 가능함을 이론적으로 뒷받침한다.

마노비치의 가변성 개념—뉴미디어 객체가 하나의 고정된 원본이 아니라 무한한 버전으로 존재할 수 있음—은 생성형 AI가 동일한 프롬프트에 대해 매번 상이한 출력을 산출하는 현상을 선취하는 이론 자원으로 해석된다 [3]. 그러나 마노비치가 상정한 가변성이 인간 창작자의 의도적 조작에 의한 것이라면, 생성형 AI의 가변성은 모델 내부의 비결정론적 연산에서 비롯된다는 점에서 질적으로 구별된다. 이 구별이 두 패러다임의 조형성 개념을 분기시키는 이론적 분기점이다.

2.3 확산 모델론과 캐릭터 드리프트

확산 모델(DDPM)은 가우시안 노이즈를 단계적으로 제거하는 역확산 과정을 통해 이미지를 생성하며, 역확산의 초기 노이즈 벡터가 가우시안 분포에서 확률론적으로 추출되기 때문에 동일한 프롬프트를 입력하더라도 매 생성마다 수학적으로 동일한 출력이 재현될 수 없다 [7]. 이 기술적 특성은 캐릭터의 얼굴 구조·신체 비율·재질이 프레임에 따라 변동하는 캐릭터 드리프트 현상의 메커니즘적 기반을 제공하며 [8], 텍스트-투-3D 도메인에서 드림퓨전이 도입한 SDS 기법은 이 확률론적 특성을 3D 생성 공간으로 확장함으로써 3D 조형 결과물에도 동일한 비결정론적 우연성이 구조적으로 개입됨을 보여준다 [6]. 이는 마노비치의 수치적 재현론이 전제한 결정론적 통제 가능성과 정면으로 충돌하며, 두 패러다임 간 조형성 개념의 단절을 이론적으로 확증한다.

2.4 학습 데이터 편향론과 시각 도상 반복성

확산 모델의 조형성 문제는 모델 아키텍처의 기술적 특성만이 아니라 학습 데이터의 구성적 편향과도 밀접하게 연동된다. 대규모 이미지-텍스트 쌍 데이터셋에 내재된 문화적·인구통계학적 편향이 생성 모델의 출력에 시각적 스테레오타입을 증폭시킨다는 것이 실증적으로 규명되었으며 [10], 이는 본 연구에서 제기하는 시각 도상 반복성인 다양한 프롬프트 조건에도 불구하고 특정 조형 요소가 반복 수렴하는 현상의 이론적 기반을 제공한다.

본 연구는 이 현상을 이론화하기 위해 퍼스의 도상 개념과 곰브리치의 시각 스키마론을 결합한다. 두 이론은 시각 표현이 대상의 직접적 모사가 아니라 특정 유형의 매개적 패턴에 의존한다는 공통 전제를 가진다는 점에서 결합이 정당화된다. 퍼스의 도상이란 대상과의 시각적 유사성에 기반하여 의미를 전달하는 기호 단위로 [17], AI 생성 캐릭터에서 반복되는 조형 패턴을 모델이 학습 데이터에서 통계적으로 내재화한 시각 도상 체계의 표면화로 이론화하는 데 활용된다. 곰브리치는 시각 표현이 문화적으로 학습된 스키마에서 출발하여 수정을 거치는 과정임을 논증하였는데 [18], 생성형 AI의 맥락에서 이 스키마는 학습 데이터에 과대 표집된 시각 패턴으로 구현된다. 이 이론적 틀은 FAR의 5개 측정 차원인 신체 비율·얼굴 구조·실루엣·재질·색채을 이론적으로 정당화하는 근거가 된다.

2.5 창작자 역량 재구성 이론

리스킬링(reskilling)은 기술 자동화에 의해 기존 직무가 대체될 때 노동자가 새로운 역량을 습득하는 과정을 지칭하며 [19], 본 연구에서는 패러다임 전환에 따라 창작자가 새로운 조형 역량 체계를 습득하는 과정으로 재정의한다. 이 개념은 콜린스의 암묵적 지식 이론과 연계될 때 이론적 깊

이를 얻는다 [20]. 콜린스에 따르면 전문적 창작 역량의 상당 부분은 신체적 암묵 지식인 몸으로 체득되어 언어로 명시화하기 어려운 조형 판단력·비율 감각으로 구성된다. 이 관점에서 디지털 패러다임에서 체득한 조형 판단력은 AI 출력물 평가·선별의 큐레이션 역량 기반으로 전이될 수 있는 반면, 소프트웨어 조작의 절차적 지식은 프롬프트 설계라는 신규 역량으로 대체되어야 한다. 이 전이 가능 역량과 신규 역량의 경계 규명이 본 연구의 CRM 도출을 위한 핵심 이론 과제이다.

3. 연구방법

3.1 연구설계

본 연구는 순차적 설명 혼합연구법을 채택한다. 연구문제 1은 역사적 문헌 연구로, 연구문제 2는 조형 분석 루브릭(FAR) 측정(양적)과 전문가 심층인터뷰를 순차적으로 결합하여 분석한다. 두 결과의 통합을 통해 창작자 리스킬링 모델(CRM)을 도출한다. 혼합연구의 타당성은 FAR의 전문가 패널 검토(CVI .80 이상), 방법론적 삼각검증, 2인 독립 코딩 합의 절차를 통해 확보한다.

3.2 역사적 문헌 연구

아날로그 패러다임(1920s-1980s)은 3D CG 기술이 존재하지 않던 시기로, 이 단계의 분석은 이후 디지털·연산적 패러다임의 조형 원리가 대비·계승되는 역사적 기준점으로 위치하며 창작자 공동체의 조형 규범과 창작 주체성을 역사적 문헌으로 재구성한다. 각 패러다임을 대표하는 역사적 표지 작품은 아날로그 패러다임의 《피노키오》, 디지털 패러다임의 《토이 스토리》, 연산적 패러다임의 《천추시송(千秋詩頌)》으로 선정한다. 《피노키오》는 애니메이션 12원칙 [2]이 가장 높은 완성도로 구현된 수작업 조형 규범의 전형이며, 《토이 스토리》는 최초의 장편 3D CG 애니메이션으로 수치적 파라미터 기반 패러다임의 개막을 상징한다. 《천추시송》은 상하이인공지능실험실과 CCTV·CMG가 공동 제작한 중국 최초의 공식 AIGC 시리즈 애니메이션으로, 생성형 AI가 핵심 조형 생성 도구로 기능한 사례로 공식 자료를 통해 검증 가능하다.

3.3 조형 분석 루브릭(FAR) 측정

3.3.1 FAR 개발·타당화 및 비교 집단 구성

AR은 3D 애니메이션 조형성 분석 선행연구 [9][16]와 AI 생성 이미지 시각 편향 연구 [10]를 이론적 기반으로, 2.4절의 퍼스 도상 개념과 곰브리치 시각 스키마론에서 도출된 5개 차원으로 구성된다. 각 차원은 4점 척도(1: 매우 낮음-4: 매우 높음)로 평정하며, 점수가 높을수록 특정 조형 패턴

으로 강하게 수렴함을 의미한다. 내용타당도(CVI .80 이상)는 실무 전문가 3인·연구자 2인으로 구성된 전문가 패널 검토로 확보한다.

비교 집단은 G*Power 3.1 검정력 분석(effect size d=0.5, α=.05, power=.80) 기준 집단별 최소 102개를 산출하여, 집단 A(디지털 패러다임, Maya·Blender 제작물) 100개와 집단 B(연산적 패러다임, DreamFusion·Shap-E·TripoSR 각 100개) 300개로 구성한다. 집단 A는 경력 3년 이상 전문가의 인간형 전신 캐릭터 제작물을 ShapeNet 등에서 수집하며, 집단 B는 문화권·장르·스타일 지시어를 배제한 표준화 프롬프트("A standing human character, full body, 3D render, neutral pose, front view")를 동일하게 적용하여 생성한다. FAR의 5개 차원 정의와 세부 측정 지표는 [표 1]과 같다.

[표 1] FAR 차원 정의 및 세부 측정 지표
[Table 1] Dimension Definitions and Detailed Metrics of the FAR

차원	정의	세부측정지표
① 신체 비율	두신(頭身) 비율, 사지 길이의 형태적 특성	두신 비율 수치, 어깨, 허리, 골반 비율
② 얼굴 구조	눈, 코, 입 배치 비율, 얼굴 윤곽 형태	눈 간격, 얼굴 폭 비율, 코 길이, 하관 형태 분류
③ 실루엣 일관성	캐릭터 외형 윤곽의 안정적 유지 정도	실루엣 면적 편차, 외형 변동 계수(CV)
④ 재질·텍스처	피부·의상의 재질 표현과 텍스처 스타일	텍스처 복잡도 지수, 재질 유형 분류
⑤ 색채 경향	전체 색조·채도·명도 분포 특성	주조색 HSV 값, 색채 다양성 지수(CDI)

3.3.2 측정 절차 및 통계 분석

3인의 독립 평가자(애니메이션 전공 박사과정 이상)가 집단 구분·제작 도구 정보를 블라인드 처리한 상태에서 400개 표본을 평정하며, Cohen's Kappa .80 이상을 신뢰도 기준으로 삼는다. 통계 분석은 SPSS 29.0을 활용하여 ①기술통계, ②독립표본 t검정(유의수준 $p < .05$, Levene 검정 후 등분산 위반 시 Welch의 t검정 적용, 효과 크기 Cohen's d 산출), ③K-평균 군집분석(최적 군집 수는 엘보우 방법과 실루엣 계수 병용)을 순차적으로 수행한다.

3.4 전문가 심층인터뷰

연구 참여자는 3D 애니메이션 제작 경력 5년 이상의 실무 창작자 5인(집단 A)과 애니메이션학·AI 미학 분야 박사학위 소지 전문가 5인(집단 B)으로 목적적 표집하며, 이론적 포화 도달 전까지 추가 모집한다. 반구조화 심층인터뷰는 참여자 1인당 60-90분으로 진행하며, 질문은 ①패러다임 전환의 경험적 인식, ②조형성 변화의 구체적 양상, ③리스킬링 요구와 역량 재구성의 세 영역으로 구성한다. 전사 데이터는 Braun & Clarke(2006)의 주제 분석 6단계 절차로 분석하며, 연구자 삼각검

증과 구성원 검토를 통해 신뢰성을 확보한다.

4. 연구결과

4.1 패러다임의 단계적 전환

역사적 문헌 분석 결과, 3D 애니메이션 제작 패러다임은 쿤의 이론이 예견한 불연속적 단절의 구조에 부합하는 세 단계의 전환을 거쳐 온 것으로 확인된다.

아날로그 패러다임에서 조형성은 수천 장의 드로잉 반복 수행을 통해 체득된 암묵적 조형 지식으로 구성되었으며, 12원칙은 창작자 공동체가 공유하는 정상과학적 조형 규범으로 기능하였다. 창작 주체성은 전적으로 신체적 기술 역량과 동일시되었다. 노동 집약성·비효율성·복잡한 3차원 공간 표현의 기술적 제약이 변칙 사례로 축적되어 디지털 패러다임으로의 전환을 촉발하였다.

디지털 패러다임에서는 마노비치의 수치적 재현 원리에 따라 모든 조형 요소가 수치 데이터로 완전히 정의되고 재현 가능한 알고리즘적 대상이 되었으며, 창작 주체성은 파라미터 통제 역량으로 전환되었다. 키프레임 기반 제작의 노동 집약성과 딥러닝 기반 생성 모델의 급격한 발전이 수렴하면서 변칙 사례가 축적되어 연산적 패러다임으로의 전환이 촉발되었다.

연산적 패러다임에서는 확산 모델의 확률론적 역확산 메커니즘으로 인해 결정론적 조형 통제가 원칙적으로 불가능해지는 확률론적 조형 협상 구조로 재편되었으며, 창작 주체성은 조형 큐레이터로 전환되었다. 세 패러다임의 핵심 특성 비교는 [표 2]와 같다.

[표 2] 패러다임별 핵심 특성 비교

[Table 2] Comparison of Key Characteristics by Paradigm

비교항목	아날로그 패러다임	디지털 패러다임	연산적 패러다임
핵심 제작 원리	수작업 드로잉·촬영	수치적 파라미터 설계	텍스트 프롬프트·확률론적 생성
조형 통제 방식	신체적 기술 통제	결정론적 수치 통제	확률론적 조형 협상
창작 주체성	신체적 기술 역량	파라미터 통제 역량	조형 큐레이션 역량
일관성 확보 기제	모델시트 공유	수치 데이터 재현	프롬프트 고정. 후반 보정
대표작품	《피노키오》(1940)	《토이스토리》(1995)	《천추시송》(2024)

4.2 FAR 측정 결과

평가자 간 신뢰도는 Cohen's Kappa .83으로 기준값을 충족하였다. FAR 5개 차원의 기술통계 및 t 검정 결과는 [표 3]과 같다.

[표 3] FAR 차원별 기술통계 및 t검정 결과

[Table 3] Descriptive Statistics and t-test Results by FAR Dimension

FAR 차원	집단 A 디지털 M(SD)	집단 B 연산적 M(SD)	t값	Cohen's d
① 신체 비율	2.14 (.61)	3.44 (.47)	-18.42***	2.31 (대)
② 얼굴 구조	2.08 (.65)	3.39 (.50)	-17.89***	2.24 (대)
③ 실루엣 일관성	3.71 (.38)	2.92 (.63)	12.67***	1.59 (대)
④ 재질·텍스처	2.31 (.70)	2.86 (.66)	-6.21***	0.78 (중)
⑤ 색채 경향	2.19 (.74)	2.78 (.70)	-4.83***	0.61 (중)

**** p < .001*

연산적 패러다임(집단 B)은 신체 비율(d=2.31)과 얼굴 구조(d=2.24) 차원에서 대효과 크기로 높은 반복성을 나타냈다. 이는 생성형 AI 모델이 학습 데이터에 과대표집된 표준 인체 스키마를 강하게 재생산함을 시사한다 [10]. 반면 실루엣 일관성 차원에서는 디지털 패러다임(집단 A)이 유의미하게 높은 점수를 나타내어, 확산 모델의 확률론적 특성이 조형 일관성을 구조적으로 약화시킴을 실증하였다.

K-평균 군집분석(k=4, 실루엣 계수=.71) 결과 결정론적 정밀형(27.3%)·통계적 수렴형(34.8%)·확률적 비일관형(21.5%)·창작자 주도 다양형(16.4%)의 4개 조형 패턴 유형이 도출되었다. 디지털 패러다임은 결정론적 정밀형·창작자 주도 다양형에 집중된 반면, 연산적 패러다임은 통계적 수렴형·확률적 비일관형에 집중되어 두 패러다임 간 조형 패턴의 구조적 단절이 확인되었다.

4.3 전문가 심층인터뷰 결과

주제 분석 결과 4개의 상위 주제와 12개의 하위 주제가 도출되었다. 각 주제와 핵심 발견은 [표 4]와 같다.

[표 4] 주제 분석 결과 및 핵심 발견

[Table 4] Thematic Analysis Results and Key Findings

상의주제	핵심발견	대표진술
① 조형 통제권의 구조적 이동	창작자 역할이 조형 설계자에서 조형 협상자로 재편됨	"프롬프트로 방향은 줄 수 있어도 정확히 어떻게 나올지는 모델이 결정하는 부분이 있어요." (참여자 A, 경력 9년)
② 시각 도상 반복성의 실무적 경험	동아시아 문화권 조형 생성 어려움, 반복성의 창작적 재전유 전략 출현	"그 베이스라인을 어떻게 비틀 것인가가 지금 제 작업의 핵심이 됐습니다." (참여자 C, 경력 12년)
③ 암묵적 조형 지식의 전이와 한계	조형 판단력은 전이되나 절차적 기술 지식은 대체 요구됨	"경험자는 뭐가 잘못됐는지, 어떻게 고쳐야 하는지를 알거든요." (참여자 G, 경력 15년)

④ 새로운 역량 체계의 형성	프롬프트 설계·큐레이션·비판적 AI 리터러시가 핵심 역량으로 부상	"AI가 왜 이런 결과물을 내는지, 그 안에 어떤 편향이 있는지를 읽는 능력이 더 중요해졌어요." (참여자 I, 경력 18년)

4.4 통합 결과: CRM 도출

양적·질적 결과의 수렴적 통합을 통해 세 가지 핵심 수렴 지점이 확인되었다. 첫째, FAR에서 확인된 신체 비율·얼굴 구조의 높은 반복성은 인터뷰 주제 ②와 수렴하여 AI의 구조적 조형 편향이 측정 수준과 실무 경험 모두에서 실재함을 재확증하였다. 둘째, FAR 군집 3(확률적 비일관형)은 인터뷰 주제 ①의 하위 주제(후반 보정 역할 확대)와 연계되어 캐릭터 드리프트가 실무 노동 부담으로 현실화됨을 보여주었다. 셋째, FAR 군집 4(창작자 주도 다양형)는 인터뷰 주제 ③과 수렴하여 디지털 패러다임의 조형 역량이 연산적 패러다임에서도 유효하게 전이됨을 확인하였다.

이 통합 근거를 바탕으로 전이·신규·비판적 역량의 3층위 동적 순환 구조로 구성된 창작자 리스킬링 모델(CRM)을 도출하였다. CRM 구조와 데이터 도출 근거는 [표 5]와 같으며, 전문가 참여자 2인의 구성원 검토를 거쳐 최종 정련하였다.

[표 5] CRM 구조 및 데이터 도출 근거

[Table 5] CRM Structure and Data-Based Derivation Rationale

층위	명칭	핵심역량	도출 근거
1층위	전이 역량	조형 원리 이해, 비율 감각, 미적 판단력	군집 4 + 인터뷰 주제 ③
2층위	신규 역량	프롬프트 설계, 조형 큐레이션, AI-인간 협업 후반 보정	군집 3 + 인터뷰 주제 ①④
3층위	비판적 역량	AI 조형 편향 인식, 도상 반복성 비판적 재전유, 패러다임 전환 메타인지	군집 2 + 인터뷰 주제 ②④

CRM의 핵심은 세 층위가 단선적 위계가 아닌 동적 순환 구조를 형성한다는 점이다. 1층위의 전이 역량이 2층위 신규 역량의 실천 기반을 제공하고, 2층위의 신규 역량 축적이 3층위의 비판적 역량 심화를 가능하게 하며, 3층위의 메타인지적 성찰이 다시 1층위를 새로운 패러다임 맥락에서 재맥락화하는 순환이 이루어진다.

5. 결론

본 연구는 3D 애니메이션 제작 패러다임의 단계적 전환과 캐릭터 조형성 변화를 역사적·실증적으로 규명하고, 창작자 리스킬링 방향을 CRM으로 정식화하는 것을 목적으로 수행되었다.

연구문제 1에 대한 결과, 3D 애니메이션 제작 패러다임은 아날로그·디지털·연산적 패러다임의 세 단계를 거쳐 불연속적으로 전환되어 온 것이 확인되었다. 각 단계의 창작 주체성은 신체적 기술 역량에서 파라미터 통제 역량, 조형 큐레이션 역량으로 순차적으로 재편되었으며, 이는 쿤의 패러다임 전환론이 예견한 혁명적 단절의 구조에 부합한다. 특히 디지털 패러다임에서 연산적 패러다임으로의 전환은 결정론적 수치 통제 원리가 확산 모델의 확률론적 생성 메커니즘에 의해 근본적으로 교란되는 이론적 단절로 규명되었다.

연구문제 2에 대한 결과, FAR을 적용하여 400개 출력물을 비교 측정한 결과 연산적 패러다임에서 신체 비율(d=2.31)과 얼굴 구조(d=2.24) 차원의 시각 도상 반복성이 현저히 높게 나타난 반면 실루엣 일관성은 낮아지는 구조적 역전이 확인되었다. 전문가 심층인터뷰의 주제 분석을 통해 조형 통제권의 구조적 이동, 시각 도상 반복성의 실무적 경험, 암묵적 조형 지식의 전이와 한계, 새로운 역량 체계의 형성의 4개 상위 주제가 도출되었다. 양적·질적 결과의 통합을 통해 전이·신규·비판적 역량의 3층위 동적 순환 구조로 구성된 CRM을 최종 도출하였다.

본 연구는 학술적·실무적 차원에서 다음과 같은 의의를 가진다.

학술적 의의로는 세 가지를 제시한다. 첫째, 기존 애니메이션 조형성 연구가 특정 시대·기술 환경에 국한된 단면적 분석에 머물러 온 한계를 극복하고, 쿤의 패러다임 전환론을 적용하여 3D 애니메이션 조형 규범의 역사적 변화를 불연속적 단계 전환의 구조로 이론화하였다. 이 분석 틀은 향후 제4 패러다임 도래 시에도 적용 가능한 분석 언어를 제공한다. 둘째, 기존 AI 편향 연구가 2D 이미지 생성 도메인에 집중되어 온 것과 달리, 3D 캐릭터 조형 도메인에 특화된 시각 도상 반복성 측정 도구인 FAR을 개발하였다. FAR의 5개 차원은 퍼스의 도상 개념과 곰브리치의 시각 스키마론에 이론적으로 기반하여 정당화되었으며, AI 생성 3D 콘텐츠의 조형 품질 평가 도구로서의 가능성을 가진다. 셋째, 기존 리스킬링 연구가 노동경제학적 직무 대체 관점에 집중해 온 것과 달리, 창작 실천의 맥락에서 조형 역량의 전이·신규·비판적 차원을 통합하는 CRM을 개발하였다. CRM의 3층위 동적 순환 구조는 리스킬링을 일회적 기술 습득이 아닌 패러다임 전환에 대응하는 지속적 역량 재구성 과정으로 재정의한다.

실무적 의의로는 두 가지를 제시한다. CRM은 현재 소프트웨어 조작 역량 중심으로 설계된 3D 애니메이션 교육과정의 재설계 방향을 제시하며, 1층위 전이 역량은 AI 출력물 평가 맥락으로 전환하고, 2층위 신규 역량은 독립 교과로 편성하며, 3층위 비판적 역량은 이론·실기 전반에 통합할 것이 권고된다. FAR은 AI 생성 콘텐츠 품질 평가 가이드라인 수립에 기초 자료로 활용될 수 있다.

본 연구는 다음과 같은 한계를 가지며, 이는 후속 연구에서 보완되어야 한다.

첫째, 분석 대상 모델을 DreamFusion·Shap-E·TripoSR 세 종으로 한정하여 연산적 패러다임 전반에 대한 일반화에 신중함이 요구된다. 후속 연구에서는 동아시아 학습 데이터 기반 모델(Kling AI 등)과 서구 모델의 FAR 측정 결과를 비교함으로써 AI 조형 편향의 문화적 차원을 심층적으로 규

명하는 것이 필요하다. 둘째, FAR의 장르 민감도 한계가 확인되었으며, 판타지·SF 등 장르 특수적 조형 차원의 추가 개발과 타당화 연구가 필요하다. 셋째, 특정 시점의 횡단적 설계를 채택하여 기술 발전에 따른 조형성의 동적 변화를 포착하지 못하므로, 동일 FAR 방법론을 2년 이상의 시간 간격으로 반복 적용하는 종단적 추적 연구와, CRM을 실제 교육과정에 적용하고 역량 변화를 측정하는 준실험 연구가 후속 과제로 요청된다.

References

[1] T. S. Kuhn, *The Structure of Scientific Revolutions*, Univ. of Chicago Press, 1962.

[2] F. Thomas and O. Johnston, *The Illusion of Life: Disney Animation*, Disney Editions, 1981.

[3] L. Manovich, *The Language of New Media*, MIT Press, 2001.

[4] M. Bense, *Aesthetica: Einführung in die neue Aesthetik*, Agis-Verlag, 1965.

[5] Z. Liu, Y. Ma, Y. Wang, S. W. Wong, and J. Zhu, "Sora: A review on background, technology, limitations, and applications of large vision models," Feb. 2024, arXiv:2402.17177, doi: 10.48550/arXiv.2402.17177.

[6] B. Poole, A. Jain, J. T. Barron, and B. Mildenhall, "DreamFusion: Text-to-3D using 2D diffusion," Sep. 2022, arXiv:2209.14988, doi: 10.48550/arXiv.2209.14988.

[7] J. Ho, A. Jain, and P. Abbeel, "Denoising diffusion probabilistic models," in *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, Vancouver, Canada, Dec. 6-12, 2020, pp. 6840-6851, doi: 10.48550/arXiv.2006.11239.

[8] H. Sa, R. Sung, and D. Lee, "A study on methods for maintaining visual consistency in generative AI-based game character design: Stable Diffusion Flux model," *J. Korea Game Soc.*, vol. 24, no. 6, pp. 157-168, Dec. 2024, doi: 10.7583/JKGS.2024.24.6.157.

[9] H. Kim and R. Sung, "A study on the formativeness of 3D animation characters: A study on visual cognitive elements through compositional elements and principles of formativeness focusing on characters of 〈Frozen〉," *J. Cartoon Animation Stud.*, vol. 36, pp. 45-74, Sep. 2014, doi: 10.7230/KOSCAS.2014.36.045.

[10] F. Bianchi, P. Kalluri, E. Durmus, T. Ladd, Y. Choi, and T. Hashimoto, "Easily accessible text-to-image generation amplifies demographic stereotypes at large scale," in *Proceedings of the ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT)*, IL, USA, June 12-15, 2023, pp. 1493-1504, doi: 10.1145/3593013.3594095.

[11] Ministry of Culture, Sports and Tourism, "2025 First Half Content Industry Generative AI Utilization Survey," Ministry of Culture, Sports and Tourism, Seoul, Republic of Korea, Tech. Rep., Oct. 2025.

[12] H. Han, "Generative AI technology for animation production," *J. Korea Tech. Assoc. Pulp Paper Ind.*, vol. 27, no. 1, pp. 12-21, Feb. 2024, doi: 10.35280/KOTPM.2024.27.1.2.

[13] D. Oh, "Expansion of animation production area using AI: Focusing on generative animation," *J. Animation Stud.*, vol. 20, no. 4, pp. 157-171, Dec. 2024, doi: 10.51467/ASKO.2024.12.20.4.157.

[14] K. Lee and C. Han, "A study on improving the production efficiency of 3D character animation according to the evolution of AI technology elements: Focusing on perceived usefulness," *J. Animation Stud.*, vol. 20, no. 4, pp. 201-230, Dec. 2024, doi: 10.51467/ASKO.2024.12.20.4.201.

[15] Grand View Research, "Generative AI in Animation Market Size & Trends Report," Grand View Research, San Francisco, CA, USA, Tech. Rep., July 2024. [Online]. Available: https://www.grandviewresearch.com

[16] H. Kim and R. Sung, "A study on the characteristics of digital images in 3D animation: Focusing on the formativeness of 〈Soul〉 and 〈Raya and the Last Dragon〉," *J. Cartoon Animation Stud.*, vol. 68, pp. 293-316, Sep. 2022, doi: 10.7230/KOSCAS.2022.68.293.

[17] C. S. Peirce, *Collected Papers of Charles Sanders Peirce*, vol. 2, Harvard Univ. Press, 1931.

[18] E. H. Gombrich, *Art and Illusion: A Study in the Psychology of Pictorial Representation*, Princeton Univ. Press, 1960.

[19] World Economic Forum, "The Future of Jobs Report 2023," World Economic Forum, Geneva, Switzerland, Tech. Rep., Apr. 2023. [Online]. Available: https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2023

[20] H. Collins, *Tacit and Explicit Knowledge*, Univ. of Chicago Press, 2010.