

ORIGINAL ARTICLE

데이터 시각화 역량 관점에서 2022 개정 수학/과학 교육과정의 성취기준 분석

이동영¹ · 박애령² · 정주희³ · 황주현⁴ · 남윤경^{5*}

(¹부산대학교 과학교육연구소 연구원, ²엄궁초등학교 교사, ³금정고등학교 교사,
⁴지산고등학교 교사, ⁵부산대학교 교수)

Analyzing the Performance Expectations of the 2022 Revised Mathematics and Science Curriculum from a Data Visualization Competency Perspective

Dong-Young Lee¹ · Ae-Lyeong Park² · Ju-Hee Jeong³ · Ju-Hyun Hwang⁴ · Youn-Kyeong Nam^{5*}

(^{1,5}Pusan National University, ²Omgung Elementary School, ³Keumjeong High School, ⁴Jisan High School)

ABSTRACT

This study examines the performance expectations (PEs) and clarification statements of each PE in the 2022 revised national science and mathematics education standards from a data visualization competency perspective. First, the authors intensively reviewed data visualization literature to define key competencies and developed a framework comprising four main categories: collection and pre-processing skills, technical skills, thinking skills, and interaction skills. Based on the framework, the authors extracted a total of 191 mathematics and 230 science PEs from the 2022 revised science and mathematics education standards (Ministry of Education Ordinance No. 2022-33, Volumes 8 and 9) as the main data set. The analysis process consisted of three steps: first, the authors organized the data (421 PEs) by the four categories of the framework and four grade levels (3-4th, 5-6th, 7-9th, and 10th grade); second, the numbers of PEs in each grade level were standardized by the accomplishing period (1-3 years) of each PE depending on the grade level; lastly, the data set was represented by heatmaps to visualize the relationship between the four categories of visualization competency and four grade levels, and the differences between the competency categories and grade levels were quantitatively analyzed using the Mann-Whitney U test and independent sample Kruskal-Wallis tests. The analysis results revealed that in mathematics, there was no significant difference between the number of PEs by grade. However, on average, the number of PEs categorized in 'thinking skills' was significantly lower than those in the technical skills ($p = .002$) and interaction skills categories ($p = .001$). In science, it was observed that as grade level increased, PEs also increased (pairwise comparison: Grades 5-6 vs. 7-9, $p = .001$; Grades 5-6 vs. Grade 10, $p = .029$; Grades 3-4 vs. 7-9, $p = .022$). Particularly, the frequency of PEs in 'thinking skills' was significantly lower than in the other skills (pairwise comparison: technical skills $p = .024$; collection and pre-processing skills $p = .012$; interaction skills $p = .010$). Based on the results, two implications for revising national science and mathematics standards and teacher education were suggested.

Key words : data visualization, data visualization competency, performance expectation, 2022 revised national standards

Received 20 June, 2024; Revised 5 July, 2024; Accepted 19 July, 2024

*Corresponding author: Youn-Kyeong Nam, 214, 414building, 2, Busandaehak-ro 63beon-gil, Geumjeong-gu, Busan, Republic of Korea

E-mail: ynam@pusan.ac.kr

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022R1A2C1011366).

© The Korean Society of Earth Sciences Education. All rights reserved.

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.

I. 서론

디지털 기술의 발달과 함께 빠른 시간 안에 방대한 양의 데이터가 만들어지면서 데이터는 사회, 경제, 문화를 이끌어가는 중요한 자원으로 활용되고 있다 (Souza & Melo, 2022). 사회에서 생산되는 데이터의 양과 질이 증가하면서 데이터를 다루는 역량, 즉 데이터 소양은 2022 교육과정에서도 지식정보사회의 핵심 역량으로 다루어진다. 특히 수집된 데이터를 간단하고 이해하기 쉬운 형식으로 시각화하는 능력은 데이터 소양 중에서도 필수적인 역량으로 인정받고 있다 (Embarak & Embarak, 2018). 인간의 뇌는 복잡한 데이터를 그대로 인지하기보다는 시각적으로 잘 표현된 데이터에서 패턴을 더 효율적으로 찾기 때문에 (Ali *et al.*, 2016), 데이터 시각화 기술의 발달에 발맞추어 미래 시민인 학생들의 데이터 시각화 역량을 증진 시키는 것은 매우 중요한 과제라 할 수 있다.

데이터 시각화의 중요성은 K-12 교육에서도 유효하다. 특히 다양한 디지털 시각화 도구들을 교육 현장에서 활용할 수 있는 여건이 조성되면서, 교육 데이터의 시각화에 대한 중요성이 강조되고 있다 (Murumba, 2022). 학생들이 능숙하게 데이터를 시각화하는 역량을 기르기 위해서는 적절한 도구와 잘 정련된 데이터가 제공되어야 함은 물론이고 (Imre *et al.*, 2020), 디지털 시대에 알맞은 새로운 방식의 접근에 익숙해질 필요가 있다고 여겨진다 (Hudiburgh & Garbinsky, 2020). Gunning (2022)은 적합한 도구와 데이터를 활용하여 잘 조직화된 교육을 받은 학생들은 데이터를 시각화하는 과정에서 충분한 자신감과 능력을 보인다는 내용을 보고하며 데이터 시각화 교육의 중요성을 주장하였다. 그리고 데이터의 시각화를 포함한 다양한 현장 교육 연구 (홍석영 등, 2020; 김호연 등, 2023)나 과학적 개념의 시각화 자체가 그 목적이 되는 연구 (강정수와 김형범, 2018)들이 수행되고 있다.

하지만, 교육과정에서 다루는 데이터 시각화의 수준과 범주는 다소 제한적이다. 해외 교육과정에서 유초중등 교육과정에서 K-12 수준의 학생들이 경험하는 데이터 시각화 과정은 정련된 데이터를 그래프, 차트, 또는 지도로 표현하는 수준에 머무르는 경우가 많다 (Gerela *et al.*, 2022). 우리나라의 경우 2015 개정 교육

과정의 수학, 과학, 사회, 정보, 실과 등의 과목에서 요구하는 데이터 시각화 수준 또한 정련된 데이터를 그래프, 차트, 지도로 나타내는 수준을 크게 벗어나지 않는다. 이 중 그래프는 하나 이상의 양적 척도가 표현된 1~3개의 직선 및 원형 축이 결합되어 있다는 점에서 다이어그램이나 표, 문자 그래프, 삽화 그래프, 지도 등과 구분되지만 (이진봉, 이기영, 안희수, 2007), 교육과정 내에서는 대부분 그래프를 중점적으로 다루기 때문에 학생 수준에서 데이터 시각화의 역량은 그래프 작성 능력과 같은 제한적인 범주라고 설명할 수 있다. 또한 전유현 (2023)은 학생들이 데이터 시각화를 경험하는 과정에 사고 역량에 대한 고려가 거의 없다고 주장하면서, 제한적인 역량 범주를 다루는 데이터 시각화 과정에 대한 문제점을 설명하였다.

이에 반해, 실제 데이터 시각화는 다양한 역량이 요구되는 복합적인 과정으로 알려져 있다. Fry (2004)는 데이터를 시각화하는 과정을 7단계로 체계화하는 모델 (1단계 : 수집, 2단계 분류 및 구조화, 3단계 데이터 추출, 4단계 데이터 마이닝, 5단계 시각화, 6단계 정제, 7단계 상호작용)을 제시하였다. 이 모델에 따르면 데이터의 시각화는 데이터를 수집하여 전처리 (추출 및 변환)를 거쳐, 목적에 적절한 방법으로 시각화하고, 사용성을 개선한 후 사용자와 상호작용하는 과정을 거친다. 이 과정은 데이터를 정교하고 명료하게 시각화하는 기술적인 능력은 물론, 데이터에 기반한 시각화 방법의 선정 및 적절한 축 등의 선택을 포함하는 사고 능력과 시각화된 정보를 해석하는 해석 능력을 포괄하는 복합적인 과정이라고 말할 수 있다 (Fry, 2004).

데이터 시각화 과정의 복잡성은 여러 연구자들에 의해 주장되었다. 데이터 시각화 과정을 전체적으로 다룬 선행 연구들 (Few, 2009; Kirk, 2016; Tufte, 2001; Wickham, 2014)에 따르면 데이터 시각화 과정은 1) 데이터 준비 및 구조화 (정제 및 전처리), 2) 데이터 식별 및 이해 (탐색적 분석, 통찰, 패턴 도출을 통한 시각화 과정에 대한 사고), 3) 시각화 디자인 (시각화 기법, 시각화의 원칙 등을 활용한 시각적 표현), 4) 상호작용 (데이터의 이해, 시각화 결과의 개선 및 피드백)으로 정리할 수 있다. 이처럼 데이터 시각화는 데이터 수집 및 전처리 능력, 사고적 능력, 기술적 능력, 해석 (상호작용) 능력을 포괄하는 복합적인 과정이라고 이해할 수 있다.

하지만 교육과정에서는 수업 내용에 따라 데이터 시각화 과정을 전체 또는 부분적으로 다루기 때문에 학생들이 경험하는 시각화의 과정이 가진 복합성을 충분히 반영한다고 말할 수 없다. 특히 교육과정에서 학생들이 경험하는 데이터의 수집은 그 목적과 방향이 명확히 제시된 경우가 많기 때문에(Gobert *et al.*, 2013) 실제 상황에서 데이터를 수집 목적에 맞게 가공하는 과정을 경험하는 경우가 거의 없다. 또한, 수집된 데이터를 시각화하는 과정 또한 교육과정에서 정한 그래프나 차트로 한정되는 경우가 많기 때문에, 데이터의 특성에 맞게 시각화하는 고차원적 사고적 능력이 요구되는 경우가 거의 없다. 더욱이 수업의 시간적 효율을 높이기 위해 정교한 시각화 기술이 필요한 부분을 생략할 수 있도록 교사가 사전에 처리하여 학습자들의 부담을 줄이기도 한다.

따라서 선행연구들의 방향도 다소 제한적이다. 피검자의 그래프 작성 및 해석 능력 수준을 평가(김태선과 김범기, 2002; 임현미, 2008)하거나, 교과서에서 활용되는 데이터 시각화 자료의 종류 분석(이진봉 등, 2007)과 같은 그래프 수준에서의 연구들이 주를 이룬다. 소수의 역량 기반 접근(김하늘과 김성희, 2021) 연구가 존재하나, 연구의 범주는 다소 제한적이다. 또한, 교육과정 전체의 수준에서 동일한 이론적 범주에 따라 다루어지는 연구는 존재하지 않는다. 따라서 연구자들은 다가오는 2024년부터 본격적으로 적용(초등학교 기준, 중·고등학교는 2025학년도)되는 2022 개정 교육과정의 성취기준과 성취기준 해설을 데이터 시각화 역량에 따라 분석하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 먼저 선행 연구 분석을 통해 데이터 시각화 역량의 범주를 정의하여 분석틀을 구성하고, 분석틀에 근거하여 2022 개정 수학 및 과학과 교육과정을 분석하였다. 본 연구를 위한 구체적인 연구문제는 다음과 같다.

첫째, ‘2022 개정 교육과정의 성취기준 및 성취기준 해설’을 분석하기 위한 데이터 시각화 역량 범주는 무엇인가?

둘째, 데이터 시각화 역량 범주의 관점에서 ‘2022 개정 수학 및 과학과 교육과정의 성취기준 및 성취기준 해설’은 과목과 학년군별로 어떤 특징을 보이는가?

II. 연구 방법

1. 연구 배경 및 순서

연구문제를 해결하기 위해 먼저 데이터 시각화를 바라보는 다양한 관점들에 대해 정리하였다. 그리고 이어서 교육과정 수준(K-12)에서 이루어지는 데이터 시각화에 대한 선행연구들을 분석하였다. 선행연구들이 어떤 관점을 중심으로 수행되었는지를 유목화하여 정리하였다. 선행연구 분석 결과를 토대로 데이터 시각화에 대한 접근 유형을 선별하였으며, 이것을 근거로 교육과정에서 데이터 시각화를 바라보는 다양한 관점들을 반영하여 2022 개정 교육과정의 성취기준과 성취기준 해설을 분류할 수 있는 분석틀을 개발하였다. 개발된 분석틀에 따라 2022 개정 교육과정의 성취기준과 성취기준 해설을 분석하고 그 결과를 기술하였다. 연구의 과정을 간략하게 도식화하여 표현하면 <Fig. 1>과 같다.

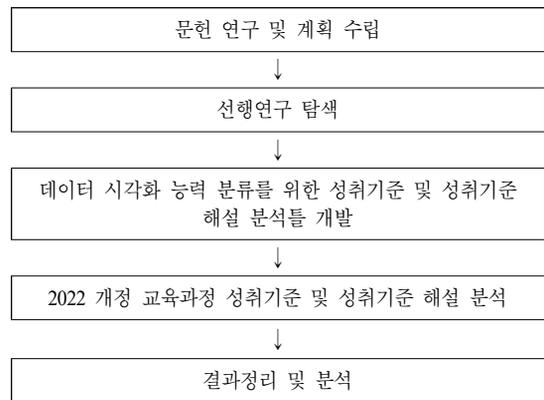


Fig. 1. Flow of Research

2. 연구대상 및 검사도구

본 연구의 연구대상은 2022 개정 교육과정 성취기준 및 성취기준 해설을 중심으로 하였다. 대상 학년은 국민공통기본교육과정의 영역 범주에서 전정하였으나(1~10학년군), 1~2학년군에는 사실상 데이터 시각화의 내용이 거의 포함되어 있지 않아 실질적인 분석의 범주는 3~4학년군, 5~6학년군, 7~9학년군, 10학년군으로 분류하여 볼 수 있다. 또한 연구의 대상이 된 과목은 수학과와 과학과를 선정하였다.

3. 자료수집 및 분석

분석의 대상이 되는 2022 개정 교육과정은 교육부에서 배포한 2022 개정 교육과정 성취기준 및 성취기준 해설(2022, 교육부) 문서를 대상으로 하였다. 해당 문서는 2022 개정 교육과정을 구현하기 위해 전 과목 및 전 학년의 성취기준과 성취기준 해설을 안내한 것으로 2024년부터 사용될 2022 개정 교육과정의 교과서들은 해당 문서를 기반으로 하여 개발되었거나 개발중이다.

성취기준을 분석하기 위한 틀은 문헌연구와 선행연구 분석을 기반으로 초안이 개발되었으며, 5명의 전문가(교수 1인, 박사 1인, 현장경력 10년 이상의 교사 및 석사 3인) 의견을 기반으로 타당도를 검증하였다. 개발된 분석틀을 바탕으로 임의표집된 성취기준(수학, 과학 과목 각 20개 성취기준)을 대상으로 1차 파일럿 분석을 수행한 후, 그 결과를 전문가 5인이 교차 검토하였다. 교차 검토 과정에서 용어(그래프, 시각화, 표상화 등)와 역량범주에 대해 합의하는 과정을 거쳤으며, 역량범주와 분석 틀에 대한 범주화를 재정립하여 최종 분석 틀을 도출하였다.

성취기준 분석 결과의 타당성을 확보하기 위해 최종 개발된 분석 틀을 활용해 2차 임의표집된 성취기준(수학, 과학과목 각 20개 성취기준)을 대상으로 2차 파일럿 분석을 시행하였다. 과목별 2인의 주 체점자의 분석 결과는 Kappa 계수(Kappa coefficient)를 산출하여 분석 결과의 타당도를 확보하였으며, 과목내 체점자간 합치도는 수학과목 .903($p=.00$), 과학과목 .796($p=.00$)으로 매우 양호한 것으로 확인되었다. 또한 객관성을 담보하기 위해 과목간 교차분석 과정을 추가로 수행하였으며, 과목 간 체점자간 합치도는 교차1 .897($p=.00$), 교차 2 .948($p=.00$)로 역시 매우 양호한 것으로 확인되어 전체 분석을 수행하였다.

분석된 성취기준을 역량범주별로 분류한 후, 역량범주와 과목별 차이를 이해하기 위해 SPSS 23.0을 활용하여 추가적인 검정을 수행하였다. 전체 모수값이 충분히 크지 않아 기본적으로 비모수 검정 방법과 시각화 유틸리티를 활용하였다. 분석 과정에서 대상 변인의 개수에 따라 Mann-Whitney의 U 검정과 독립표본 Kruskal-Wallis 검정을 활용하여 집단간의 차이를 검정하였으며, 정성적인 분석과 경향성을 파악하기 위해

히트맵(Heatmap)을 생성하여 결과를 시각적으로 해석하는 과정을 거쳤다.

Ⅲ. 연구 결과

1. 선행연구 탐색 및 데이터 시각화의 핵심역량 범주 구조화

교육과정 내에서 다루어지는 데이터 시각화 역량(그래프 작성 역량)을 분석하기 위해서는 먼저 데이터 시각화 과정에 대한 이해가 선행되어야 한다. 따라서 데이터 시각화 과정을 구체화한 5인의 연구자들(Fry, 2004; Few, 2009; Kirk, 2016; Tufte, 2001; Wickham, 2014)의 데이터 시각화 과정을 그 순서에 따라 정리하였다. 이후, 공통적인 특징을 중심으로 흐름에 따라 유목화하며 단계별 특징을 정리하였다. 데이터 시각화 과정의 공통적 특징과 유목화된 결과는 <Table 1>과 같다.

데이터 시각화 과정을 구체화한 선행연구들을 살펴보면, 시각화의 과정에서 공통적인 설명의 범주들을 확인할 수 있다. 그리고 각 단계의 중요성을 강조한 연구자들의 이론과 개념을 중심으로 필요한 핵심역량 범주를 유목화하여 정리하여 핵심역량의 범주를 4개로 설정하였다. 또한 이 과정에서 4개의 핵심역량 범주에 포함되는 의미와 개념을 아래와 같이 정리하였다.

먼저 첫 번째는 데이터의 수집과 전처리 능력이다. Wickham(2014)은 데이터 시각화 과정에서 데이터의 수집과 전처리의 과정이 사용자의 데이터에 대한 이해와 해석에 커다란 영향을 끼칠 수 있음을 설명하고 있다. 이에 따라, 적절한 도구와 기법을 활용하여 데이터를 전처리하고, 분석에 사용할 수 있는 데이터를 구현하는 것이 중요하다고 강조하였다. 이를 위해 사용자가 데이터를 더 잘 이해하고, 해석하는 과정에서 필요한 ‘Tidy data’ 개념을 소개하고, 데이터를 분석에 적합한 형태로 정리하는 것의 중요성을 강조하였다. 이 같은 데이터 수집 및 전처리 과정에 대한 중요성은 여러 선행연구(Huang & Zhao, 2020; Signer & Fieberg, 2021; Wang, 2019)에 의해 지속적으로 강조되고 있다.

두 번째는 데이터를 시각화하는 표현 능력, 즉 기술 능력이다. Few(2009)는 데이터 시각화에서 기술적인

Table 1. Characteristics of the Data Visualization Process

특징	Fry(2004)	Few(2009)	Kirk(2016)	Tufte(2001)	Wickham(2004)
데이터 수집 및 전처리	수집 (Acquire)	데이터 준비 (Data Preparation)	데이터 이해 (Understanding Data)	데이터 수집 및 정리 (Data Collection and Preparation)	데이터 정리 (Tidy Data)
	분류 및 구조화 (Parse)		데이터 준비 (Data Preparation)		
	데이터 추출 (Filter)		데이터 준비 (Data Preparation)		
데이터 파악 및 시각화	데이터 마이닝 (Mine)	시각화 선택 (Selection of Visualization)	디자인 개발 (Design Development)	시각적 표현 설계 (Design of Visual Representation)	데이터 탐색 (Data Exploration)
	시각화 (Visualization)	디자인 및 구현 (Design and Implementation)	시각화 구현 (Visualization Implementation)		
목적성 검토 및 정제	정제 (Refinement)	데이터 분석 (Data Analysis)	데이터의 목적성 점검 및 평가 (Purpose Check and Evaluation)	정보 전달 (Information Conveyance)	데이터 모델링 (Data Modeling)
해석 및 상호 작용	상호작용 (Interact)	테스트 및 개선 (Testing and Refinement)	평가 및 피드백 (Evaluation and Feedback)	평가 및 개선 (Evaluation and Refinement)	결과 커뮤니케이션 (Communication of Results)
			결과 커뮤니케이션 (Communication of Results)		

능력, 특히 시각적인 표현 능력을 강조하였다. 효과적인 시각적 디자인과 정확한 정보 전달은 뛰어난 시각화 기술에서 시작된다고 여겼다. 따라서 Few의 접근 방법은 데이터를 시각적으로 표현하는 데 필요한 기술적인 능력과 디자인 원칙에서 시작된다고 표현할 수 있다. 즉, 데이터 시각화 과정에서 사용자의 주의를 끌고, 정보를 쉽게 전달할 수 있는 요소들을 잘 배치하는 것에 깊은 관심을 두었다. 이처럼 데이터 자체의 시각화 과정에 대한 중요성 역시 여러 선행연구(Goldman, 2016; Ullmer & Ishii, 2019; Saraiya & North, 2005)에 의해 강조되고 있다.

세 번째는 데이터를 시각화하는 과정에서의 사고 능력이다. Tufte(2001)는 데이터의 시각화 과정에서 사고 능력에 대해 강조하였다. 그는 데이터의 정확성과 진실성을 매우 중요한 요인으로 설명하였으며, 복잡한 정보를 명료하고 간결하게 전달하는 것이 시각화의 중요한 요소라고 설명하였다. 따라서 데이터를 비판적으로 분석하고, 정보를 정직하고 명료하게 시각화하는 과정에서 사고 능력이 강조된다고 말했다(Tuften, 2001). 따라서 데이터 시각화의 원칙으로 최소주의 디자인과 데이터-링크 비율의 중요성을 강조하였다. 이처럼 데이터 시각화 과정에서 사고적인 능력의 중요성은 여러 선행연구(Diamond, 2011; Stone, 2009; Lindquist, 2011) 등에 의해 강조되고 있다.

네 번째는 데이터와 사용자의 상호작용 능력이다. Kirk(2009)는 데이터 시각화 과정에서 시각화된 데이터와 사용자의 상호작용을 강조하였다. 즉, 데이터 시각화는 사용자를 중심으로 진행되어야 하며, 창의적인 방법을 활용하여 사용자가 데이터와 상호작용할 수 있도록 데이터를 탐색하고 이해할 수 있는 경험을 제공하여야 한다고 설명한다. 따라서 Kirk(2009)는 데이터 시각화의 과정에서 데이터 스토리텔링과 데이터와의 감정적 연결을 강조하였다. 이와 같이 데이터 상호작용 역량의 중요성은 여러 선행연구(Kennedy & Allen, 2017; Rodrigues, 2020; Elsdén, Kirk, & Durrant, 2016)에서 강조하고 있다.

이처럼, 데이터 시각화에서 중요하게 다루어지는 핵심역량 범주를 정리하여 보면, <Table 2>와 같다.

데이터 시각화 핵심역량 범주의 선행연구를 정리하면, 다음과 같이 이야기할 수 있다. 첫째, 데이터 시각화 역량은 4가지의 핵심역량 범주로 분류할 수 있다. 또한 데이터 시각화의 과정은 복합적이고, 모든 역량 범주가 유기적으로 상호작용할 때 성공적으로 이루어질 수 있다. 둘째, 실제 학습 과정에서의 데이터 시각화 과정은 상황이나 맥락에 맞도록 일부만만을 사용하는 경우가 종종 발생한다. 따라서 선행연구들의 초점도 시각화 장면의 일부분에 집중되어 있는 경우가 많다. 데이터의 수집과정은 종종 생략되며, 사고능력이

Table 2. Core Competency Categories of Data Visualization

데이터 시각화 핵심역량 범주	의미	핵심 개념
수집 및 전처리 역량	적절한 도구와 기법을 활용하여 데이터를 전처리하고, 분석에 사용할 수 있는 데이터를 구현(Wichkam, 2014)	Tidy data
기술 역량	효과적인 시각적 디자인과 정확한 정보 전달은 뛰어난 시각화 기술에서 시작(Few, 2009)	시각화 디자인의 원리
사고 역량	데이터를 비판적으로 분석하고, 정보를 정직하고 명료하게 시각화하는 과정에서 사고 능력이 강조(Tuften, 2001)	최소주의 디자인 데이터-링크 비율
상호작용 역량	사용자가 데이터와 상호작용할 수 있도록 데이터를 탐색하고 이해할 수 있는 경험을 제공(Kirk, 2009)	데이터 스토리텔링 데이터와의 감정적 연결

제대로 발휘되지 않도록 그래프의 형태나 축을 미리 지정해 주는 경우도 드물지 않다(Gobert *et al.*, 2013). 또한 완성된 시각화 자료와 상호작용을 장려하는 경우 보다는 정답(잘 시각화된 자료)과 비교하여 오류를 점검하는 형태의 학습이 자주 관찰된다(김태선과 김범기, 2002; 임현미, 2008).

2. 2022 개정 교육과정 성취기준 및 성취기준해설 분석틀 제작

선행연구에서 정리된 데이터 시각화 핵심역량을 중심축으로, 기존의 데이터 시각화의 역량 활용 연구들의 요인들을 재분류하였다. 이 과정을 통해, 데이터 시각화의 핵심역량이 어떤 세부요인들로 이루어져 있는지를 정리할 수 있다. 먼저 데이터 시각화 과정을 다루는 논문들 중 전문적 영역에서의 데이터 시각화와 관련된 논문을 모두 제외하고, 교수·학습에서의 데이터 시각화와 관련된 논문으로 범주를 좁혔다. 좁혀진 범주에서 데이터 시각화 과정을 역량에 따라 측정할 수 있도록 활용된 연구들을 최종적으로 선정하였다. 선정된 4편의 논문들에서 제시하는 데이터 시각화 과정을 분석한 후, 핵심으로 제시하는 요인들을 추출하여 정리하면 <Table 3>과 같다.

추출된 핵심역량은 5인의 전문가(교수 1인, 박사 1인, 현장경력 5년 이상의 교사 및 석사 3인)의 의견을 기반으로 범주화를 시도하였다. 선행연구에서 범주화된 데이터 시각화 핵심역량의 범주(수집 및 전처리 역량, 기술 역량, 사고 역량, 상호작용 역량)를 기반 추출된 핵심 역량에 대한 코딩을 수행하였다. 모든 연구 참가자의 개별 코딩을 시작으로, 반복적인 범주화와 수정을 통해 5인의 완전 합치를 통해 추출된 핵심역량을 분류하여 범주화하였다. 범주화된 핵심역량은 <Table 4>와 같다.

범주화된 핵심역량과 요인을 활용하여 데이터 시각화 관점에서의 교육과정 성취기준 분석 틀을 제작하였다. 성취기준 분석 틀은 기존 연구에서 정리된 데이터 시각화 핵심역량 범주에 따라 정리되었으며, 추출된 요인들을 포괄하여 데이터 시각화 과정을 설명할 수 있도록 하였다. 이를 통해, 분석 대상인 성취기준이 데이터 시각화 과정에서 어떤 역량범주를 중심으로 수행되는 학습 활동인지 밝힐 수 있으며, 어떤 관련 역량이 무엇인지를 구체적으로 식별할 수 있도록 하였다.

수집 및 전처리 역량 범주에 해당하는 활동은 데이터 시각화에 사용할 데이터의 수집 및 전처리 과정에 대한 진술이 표현된 경우를 말한다. 이 과정은 데이터의 측정 및 수집, 데이터 형식의 변환, 데이터의 양 관리, 데

Table 3. Extraction of Core Competencies in Data Visualization

핵심 역량	
McKenzie, D. L. & Padilla, M. J.(1986)	데이터의 선택과 조직, 축 설정, 스케일링, 데이터 포인트 표시와 연결, 추세와 패턴 인식, 변화와 관계 분석, 결론 도출과 예측
Asamoah, D.(2022)	적절한 차트 선택, 시각적 명료성과 관련성, 원칙에 근거한 시각화, 상호작용 가능한 형태의 시각화
Harsh, J. A., & Schmitt-Harsh, M.(2016)	그래프 형태 지정, 변인의 위치 지정, 프레임워크의 적절성, 내용의 적절성, 라벨의 적절성
김유정 등(2009)	변수의 잘못된 해석, 그래프 요인의 잘못된 표기, 자료의 잘못된 사용

Table 4. Categorization of Core Competencies in Data Visualization

데이터 시각화 핵심역량 범주	McKenzie, D. L. & Padilla, M. J., 1986	Asamoah, D.(2022)	Harsh, J. A., & Schmitt-Harsh, M.(2016)	김유정 등, 2009	추출 요인
수집 및 전처리 역량	데이터의 선택과 조직	X	X	자료의 잘못된 사용	데이터 측정 및 선택 데이터 기록 및 전처리
기술 역량	스케일링 데이터 포인트 표시와 연결	원칙에 근거한 시각화	프레임워크의 적절성 내용의 적절성 라벨의 적절성	그래프 요인의 잘못된 표기	축의 값 및 단위 기록 눈금(Scale) 기록
사고 역량	축 설정	적절한 차트 선택 시각적 명료성과 관련성	그래프 형태 지정 변인의 위치 지정	변수의 잘못된 해석	시각화 형태 선정 변인 선정 시각화의 목적성 반영
상호작용 역량	추세와 패턴 인식 변화와 관계 분석 결론 도출과 예측	상호작용 가능한 형태의 시각화	X	X	관계분석, 예측 패턴이해, 비교분석

Table 5. Analytical Framework for Achievement Standards from a Data Visualization Perspective

데이터 시각화 핵심역량 범주	성취기준 분류 준거	관련 역량
수집 및 전처리 역량	데이터 시각화에 사용할 데이터의 수집 및 전처리 과정에 대한 진술 여부.	데이터 측정 및 수집, 데이터 형식의 변환, 데이터의 양 관리, 데이터의 정제
기술 역량	데이터 시각화 과정에서 데이터의 정확한 표현 및 기술적(Technical) 과정에 대한 진술 여부.	레이아웃(Layout), 스케일(Scale, 눈금), 단위(값), 라벨(Label) 등의 표시, 데이터의 정확한 기록.
사고 역량	데이터 시각화 과정에서 시각화의 목적에 알맞은 형태를 선정하는 과정에 대한 진술 여부.	시각화 종류, 변인 지정, 목적성을 반영한 시각화.
상호작용 역량	데이터 시각화의 결과물과 사용자가 상호작용하는 과정에 대한 진술 여부.	시각화 자료를 활용한 관계분석, 예측 패턴이해, 비교분석 등의 과정.

이터의 정제 등의 역량을 포함한다. 기술 역량 범주에 해당하는 활동은 데이터 시각화 과정에서 데이터의 정확한 표현 및 기술적(Technical) 과정에 대한 진술이 포함된 경우를 의미한다. 이 과정은 시각화된 데이터의 레이아웃(Layout), 눈금(Scale), 단위, 라벨(Label) 등을 표현을 포함한 데이터의 정확성과 시안성을 향상시키기 위한 역량들을 포함한다. 사고 역량 범주에 해당되는 활동은 데이터 시각화의 목적에 알맞은 형태와 요소들을 선정하는 과정에 대한 진술이 포함된 경우를 의미한다. 이 과정은 데이터 시각화의 종류, 변인의 지정, 시각화 과정에서 목적성의 반영 여부 등 시각화 의도에 적합한 요인들의 적절한 선택과 관련된 사고적 역량들을 포함한다. 상호작용 역량 범주에 해당되는 활동은 데이터 시각화의 결과물과 사용자가 상호작용하는 과정에 대한 진술이 표현된 경우라고 말할 수 있다. 이 과정은 시각화 자료를 활용한 변인간의 관계 분석, 결과 예측, 데이터 패턴의 이해, 비교분석 등의 역량을 포함한다.

정리된 데이터 시각화 관점에서의 성취기준 분석 틀은 <Table 5>와 같다.

3. 과목 및 학년군별 성취기준 분석 결과

제작된 성취기준 분석 틀에 따라 2022 개정 교육과정(교육부 고시 제2022-33호, 별책 8과 9)의 문서를 검토 및 분석하였다. 2022 개정 교육과정에서 제시하는 수학 및 과학과의 성취기준, 탐구활동, 성취기준 해설, 성취기준 적용 시 고려사항의 진술에서 데이터 시각화 핵심역량 범주에 해당하는 내용이 포함된 경우 해당 성취기준을 추출하여 데이터 시각화 핵심역량 범주를 표기하였다. 기본적으로 교육과정 내의 성취기준과 성취기준 해설, 그리고 성취기준 적용 시 유의사항 영역에서 <Table 5>에 포함되는 내용이 등장하면 기계적인 방법으로 1차 분류를 수행하였다. 1차 분류 이후, 모든 연구자들의 코딩 결과값을 확인하여 불일치 사항이 발생한 항목에 대하여 연구자 5인의 의견이 합치될 때

까지 논의를 통해 코딩을 확정하였다.

예를 들어, 성취기준 “[6과13-01] 태양 고도 측정기로 하루 동안 태양 고도, 그림자 길이, 기온을 측정하여 이들의 관계를 찾을 수 있다”의 경우, 성취기준 해설은 존재하지 않으며, 성취기준 적용 시 고려사항에서 제시하는 두 가지는 다음과 같다. 1)태양 고도 측정기 만들기 활동에서는 단순하게 그림자의 길이를 이용하는 장치, 정확한 태양 고도값을 측정하는 장치 등 다양한 태양 고도 측정 장치를 설계하고 만들 수 있다. 또한, 하루 동안 태양 고도와 그림자 길이를 직접 측정하여, 표와 그래프로 나타내는 활동이 필요하다, 2)디지털 소양 교육과 관련하여, 누리집을 활용하여 계절에 따른 태양의 남중 고도와 낮의 길이 자료를 수집하고 해석할 수 있다.

해당 성취기준과 성취기준 적용 시 고려사항을 분석하여 보면, 먼저 성취기준에서 데이터의 측정 및 수집 활동이 명시적으로 드러나 있으며, 변인(태양 고도, 그림자 길이, 기온)간의 관계를 추론하여 보는 상호작용 역량 또한 명시되어 있음을 확인할 수 있다. 즉 하나의 성취기준에 수집 및 전처리 역량범주에 해당하는 역량과 상호작용 역량범주에 해당하는 역량이 동시에 진술되어 있음을 알 수 있으며, 해당 성취기준의 경우 두 역량범주에 중복기록하는 것으로 하였다.

또한, 성취기준 “[9수04-04] 통계적 탐구 문제를 설정하고, 공학 도구를 이용하여 자료를 수집하여 분석하고, 그 결과를 해석할 수 있다”의 경우, 성취기준 해설은 “다양한 맥락에서 해결하고자 하는 통계적 탐구 문제를 설정하고 적절한 계획을 세워 자료를 수집하게 한다. 수집한 자료를 자료의 특성과 목적에 맞게 표, 그래프, 수치 등으로 나타내어 분석하고, 그 결과를 탐구 문제와 연결하여 해석하게 한다.”로 제시하고 있다. 성취기준 적용 시 고려사항으로는 “자료를 수집하고 정리하여 표나 그래프로 나타내거나, 대푯값과 산포도를 구할 때 공학 도구를 이용할 수 있게 하고, 공학 도구의 편리함과 유용성을 인식하게 한다.”를 제시하고 있다.

해당 성취기준과 성취기준 해설, 성취기준 적용 시 고려사항을 분석하여 보면, 먼저 성취기준에서 데이터의 수집과정을 명시적으로 표현하였다. 또한, 수집된 자료의 특성과 목적으로 고려하여 시각화 유형을 선택하는 과정이 성취기준 해설에 표현되어 있으며, 그래

프를 작성하는 과정이 성취기준 적용 시 유의사항에 표현되어 있다. 또한 시각화된 데이터의 해석과 분석이 성취기준 및 성취기준 해설에 표현되어 있는 것으로 확인됨에 따라, 본 성취기준에서는 데이터 시각화 역량의 4개 범주 모두를 포괄하고 있다고 판단하였으며, 모든 역량범주에 중복기록하였다.

이 같은 방법으로 3~4학년군부터 10학년군까지의 성취기준 및 성취기준 해설, 그리고 성취기준 적용 시 고려사항에서 확인 가능한 데이터 시각화 역량이 어떻게 배치되어 있는지 분석하여 정리하였다. 수학과 성취기준 191개와 과학과 성취기준 230개가 전체 분석 대상이 되었으며, 성취기준 및 성취기준 해설, 성취기준 적용 시 유의사항에서 데이터 시각화 역량과 관련된 요인이 추출된 성취기준은 수학과 41개, 과학과 46개로 나타났다(중복허용). 그 결과는 <Table 6>와 같다.

먼저 수집된 성취기준을 숫자로 변환하고, 학년군당 학습 기간을 고려하여 표준화하는 작업을 거쳤다. 표준화된 행렬을 기준으로 수학 과목과 과학 과목의 데이터 시각화 역량 범주를 고려한 성취기준의 개수에 유의미한 차이가 있는지를 확인하기 위해, 집단변인을 과목(수학, 과학)으로 설정하고 검정변인을 성취기준의 개수로 설정하여 Mann-Whitney의 U검정을 수행하였다. 계산된 U 값은 131.000, 표준오차 26.262, 유의수준(양측검정)은 .926으로 두 집단은 유의미한 차이가 없는 것을 확인하였다. 비모수 통계 방법을 사용한 이유는 데이터가 정규 분포를 따르지 않거나 표본 크기가 작을 경우에도 신뢰할 수 있는 결과를 도출할 수 있기 때문이다. 또한, Mann-Whitney U검정은 두 독립된 집단 간 중앙값의 차이를 검토하는 비모수 검정으로, 데이터의 분포에 대한 가정이 필요하지 않아 다양한 연구 환경에서 일반화할 수 있는 강점을 지닌다. 이후 두 집단의 데이터를 분리하여, 각 집단의 표준화된 값을 기준으로 생성한 히트맵(Heatmap)은 <Fig. 2> 및 <Fig. 3>과 같다.

수학 과목의 히트맵을 좀 더 정밀하게 분석하기 위해 먼저 역량과 학년군을 집단변인으로, 성취기준의 개수를 검정변인으로 하여 독립표본 Kruskal-Wallis 검정을 실시하였다. Kruskal-Wallis 검정은 세 개 이상의 독립된 집단 간 중앙값의 차이를 검토하는 비모수 검정으로, 데이터의 분포에 대한 가정이 필요하지 않아 다양한 연구 환경에서 일반화할 수 있는 강점을 지닌

Table 6. Analysis Results of Mathematics/Science Achievement Standards from a Data Visualization Perspective

학년군	수집 및 전처리 역량		기술 역량		사고 역량		상호작용 역량		계
	수학	과학	수학	과학	수학	과학	수학	과학	
3~4학년군	4수04-01 4수04-02 4수04-03	4과14-02	4수04-01 4수04-02	4과14-02	4수04-03	4과08-02	4수04-01 4수04-02 4수04-03	4과08-02 4과14-02	14
5~6학년군	6수04-01 6수04-02 6수04-03	6과13-01	6수04-02 6수04-03	6과10-01	6수04-03	-	6수04-02 6수04-03	6과13-01	11
7~9학년군	9수04-04	9과02-05 9과06-02 9과04-03 9과05-02 9과06-02 9과06-03	9수04-02 9수04-03	9과02-05 9과04-03 9과05-01 9과06-02 9과06-03 9과13-04 9과17-01 9과19-01	9수04-04	9과06-02 9과06-03	9수04-02 9수04-03 9수04-04 9수04-08 9수04-09	9과04-03 9과05-01 9과05-02 9과05-04 9과06-02 9과06-03 9과12-03 9과17-01 9과17-04 9과19-01 9과21-05	36
10학년군	-	10통과1-01-04 10통과1-02-01 10통과2-03-02 10과탐1-02-03 10과탐2-02-01	10공수1-02-05 10공수2-01-01 10공수2-01-04 10공수2-01-05 10공수2-03-01 10공수2-03-04 10공수2-03-05	10통과1-03-03 10통과2-01-04	-	-	10공수1-02-05 10공수2-01-01 10공수2-01-05 10공수2-01-07 10공수2-02-03 10공수2-03-01 10공수2-03-04 10공수2-03-05	10통과1-01-04 10통과1-03-03 10통과1-02-01 10과탐1-02-03	26
계	7	13	13	12	3	3	18	18	87

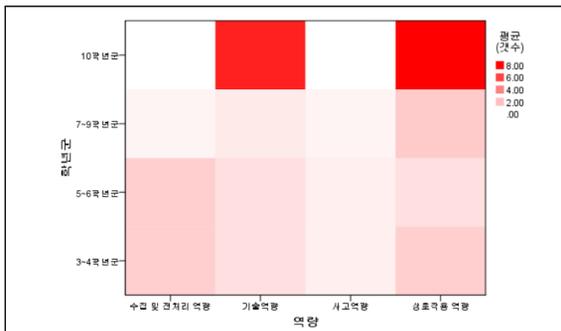


Fig. 2. Distribution of Mathematics Achievement Standards (Competency by Grade Level)

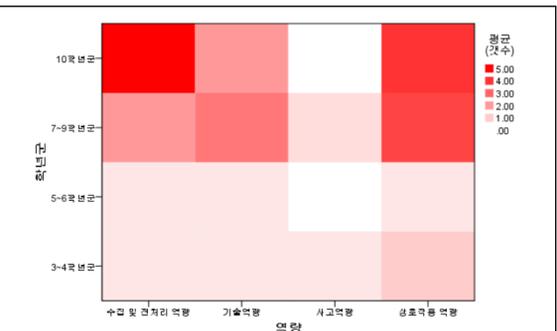


Fig. 3. Distribution of Science Achievement Standards (Competency by Grade Level)

다. 검정결과, 역량-성취기준 개수의 검정 통계량은 15.346, 근사 유의수준(양쪽검정)은 .002로 유의미한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 유의미한 차이가 확인된 역량-성취기준의 대응별 비교를 살펴보면, 사고역량과 기술역량의 유의수준이 .002, 사고역량과 상호작용 역량의 유의수준이 .001로 사고역량이 다른 역량들에 비해 유의미하게 적게 다루어지고 있다는 것을 확

인할 수 있다. 유의한 검정 결과를 도출한 역량-성취기준 개수의 대응별 비교 결과는 <Table 7>과 같다.

반면 학년군-성취기준 개수의 검정 통계량은 3.955, 근사 유의수준(양쪽검정)은 .266으로 유의미한 차이가 없는 것으로 확인되었다.

과학 과목의 히트맵을 좀 더 정밀하게 분석하기 위해 먼저 역량과 학년군을 집단변인으로, 성취기준의

Table 7. Comparison Results of Correspondence Between Mathematics Subject Competencies and Achievement Standards

역량-성취기준	검정 통계량	표준오차	표준 검정 통계량	유의수준
사고역량 -수집 및 전처리 역량	6.250	4.236	1.476	.140
사고역량 - 기술역량	13.000	4.236	3.069	.002 *
사고역량 - 상호작용 역량	-17.500	5.358	-3.266	.001 *
수집 및 전처리 역량 - 기술역량	-6.750	4.640	-1.455	.146
수집 및 전처리 역량 - 상호작용 역량	-11.250	5.683	-1.980	.051
기술역량 - 상호작용 역량	-4.500	5.683	-.792	.428

Table 8. Comparison Results of Correspondence Between Science Subject Competencies and Achievement Standards

역량-성취기준	검정 통계량	표준오차	표준 검정 통계량	유의수준
사고역량 -기술역량	9.275	4.147	2.260	.024 *
사고역량 - 수집 및 전처리 역량	10.375	4.147	2.502	.012 *
사고역량 - 상호작용 역량	-13.500	5.246	-2.573	.010 *
기술역량 - 수집 및 전처리 역량	1.000	4.543	.220	.826
기술역량 - 상호작용 역량	-4.125	5.564	-.741	.458
수집 및 전처리 역량 - 상호작용 역량	-3.125	5.564	-.562	.574

개수를 검정변인으로 하여 독립표본 Kruskal-Wallis 검정을 실시하였다. 검정결과, 역량-성취기준 개수의 검정 통계량은 10.716, 근사 유의수준(양쪽검정)은 .013으로 유의미한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 역량-성취기준의 대응별 비교를 살펴보면, 사고역량과 기술역량의 유의수준이 .024, 사고역량과 수집 및 전처리역량의 유의수준이 .012, 사고역량과 상호작용 역량의 유의수준이 .010로 사고역량이 다른 역량들에 비해 유의미하게 적게 다루어지고 있다는 것을 확인할 수 있다. 역량-성취기준 개수의 대응별 비교 결과는 <Table 8>과 같다.

또한 학년군-성취기준 개수의 검정 통계량은 12.306, 근사 유의수준(양쪽검정)은 .006으로 역시 유의미한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 역량-학년군의 대응별 비교를 살펴보면, 5~6학년군은 7~9학년군($p=.001$) 및 10학년군($p=.029$)에 비해 유의미하게 적은 성취기준을 다루고 있는 것을 확인할 수 있었으며, 3~4학년군 또한 7~9학년군에 비해 유의미하게 적은 성취기준을 다루고 있다는 것을 확인하였다($p=.022$). 학년군-성취기준 개수의 대응별 비교 결과는 <Table 9>와 같다.

집단별 변인에 따라 히트맵과 비모수 검정 결과를 살펴보면 몇 가지 특징을 찾을 수 있다. 먼저, 수학 과목의 경우 역량별 성취기준의 배치에서 유의미한 차이

를 찾을 수 있었다. 수학 과목에서 다루는 성취기준에서 사고역량은 기술역량($p=.002$)과 상호작용 역량($p=.001$)에 비해 유의하게 적게 다루어지고 있다는 것을 확인할 수 있었다. 반면, 학년군별 성취기준의 배치에는 학년군별로 유의미한 차이가 없었다. 이것은 성취기준이 전 학년군에 걸쳐 비교적 고르게 나누어져 있다고 이해할 수 있다. 하지만 히트맵을 살펴보면 10학년에서 두드러진 특징을 찾을 수 있다. 10학년의 성취기준은 기술역량과 상호작용 역량에 집중되어 있고, 수집 및 전처리 역량과 사고역량에는 성취기준이 거의 배치되어 있지 않은 것을 볼 수 있다. 따라서 수학 교과의 성취기준이 상위 학년에 도달하면 기술역량과 상호작용 역량에 집중되어 있다는 것을 의미한다.

과학 과목의 경우 역시 역량별 성취기준의 배치에서 유의미한 차이를 찾을 수 있었다. 과학 과목에서 다루는 성취기준에서 사고역량은 기술역량($p=.024$)과 상호작용 역량($p=.010$), 그리고 수집 및 전처리역량($p=.012$)에 비해 유의미하게 적게 다루어지고 있다는 것을 확인하였다. 또한, 학년군별 성취기준의 배치에도 유의미한 차이를 발견하였다. 7~9학년군에 비해 3~4학년군($p=.022$)과 5~6학년군($p=.001$)은 적은 숫자의 성취기준을 다루고 있었으며, 5~6학년군은 10학년군에 비해 서도 적은 성취기준을 다루고 있었다($p=.029$). 히트맵

Table 9. Comparison Results of Correspondence Between Grade Levels and Achievement Standards in Science Subjects

역량-성취기준	검정 통계량	표준오차	표준 검정 통계량	유의수준
5~6학년군 - 3~4학년군	4.562	4.543	1.004	.315
5~6학년군 - 10학년군	-9.938	4.543	-2.187	.029 *
5~6학년군 - 7~9학년군	-15.000	4.543	-3.302	.001 *
3~4학년군 - 10학년군	-5.375	4.543	-1.183	.237
3~4학년군 - 7~9학년군	-10.438	4.543	-2.297	.022 *
10학년군 - 7~9학년군	5.062	4.543	1.114	.265

에서도 비슷한 경향성을 찾아낼 수 있다. 과학교과는 7~9학년군에서 가장 많은 수의 성취기준이 데이터 시각화 역량을 다루고 있었으며, 3~4학년군에 비해서 5~6학년군에서 비교적 적게나마 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 또한 사고 역량에 대해서는 전체적으로 다루는 비중이 낮은 것을 확인할 수 있다.

IV. 결론 및 제언

연구의 결론을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 사전 연구들을 분석한 결과를 바탕으로, 데이터 시각화 역량 및 범주를 정의하였으며 이에 근거하여 분석틀을 제작하였다. 데이터 시각화 역량 분석틀은 교육과정을 분석할 수 있도록 역량 범주별 성취기준 분류 준거를 포함하고 있다. 먼저 시각화 역량 범주는 “수집 및 전처리 역량”, “기술 역량”, “사고 역량”, “상호작용 역량”이며, 각 범주별로 4~6개의 관련 역량을 포함하고 있다.

둘째, 수학 과목은 전 학년에 걸쳐 데이터 시각화 역량과 관련된 성취기준이 비교적 균일하게 분포되어 있으며, 과학 과목은 학년이 올라갈수록 데이터 시각화 역량과 관련 있는 성취기준이 유의미하게 증가하였다. 수학 과목의 경우, 학년군이 상승함에도 불구하고 데이터 시각화 역량을 다루는 성취기준의 개수가 증가하지 않는 이유는 수학과와 특징과 연관 지어 생각해볼 수 있다. 수학에서 시각화는 수학적 개념을 표현하는 직접적인 수단으로 다루어지므로, 학년군이 증가와 무관하게 수학적 개념의 시각화 역량은 동일한 정도의 중요성을 가진다고 판단할 수 있다. 교육부, 2015a). 반면, 과학 과목의 경우, 학년군이 높아질수록, 데이터

시각화 역량과 관련이 있는 성취기준의 개수가 유의미하게 증가하였는데, 이는 학년군이 올라갈수록 다루는 과학 개념의 추상화 수준이 높아지며, 수행하는 실험과 수집되는 데이터가 복잡해지기 때문에 해석될 수 있다. 데이터 시각화는 과학 실험과 데이터 수집과정이 복잡해지면서 과학적 개념(속도-시간, 물질의 반응 속도, 고도-온도 등) 및 변인간의 관계를 이해하기 위한 필수적인 도구로 다루어진다.

셋째, 고학년군에서 데이터 시각화 역량은 과목별로 특정 역량에 수렴하는 모습을 확인할 수 있다. 히트맵을 살펴보면 저학년군(3~4학년군)에는 두 과목 모두 데이터 시각화 역량의 전 영역에서 비교적 고른 분포를 보여주고 있지만, 고학년군(10학년군)으로 가면서 수학에서는 기술역량과 상호작용 역량이 더 많이 다루어지며, 과학에서는 수집 및 전처리 역량, 기술역량, 상호작용 역량이 더 많이 다루어진다. 수학 과목에서 이러한 현상은 저학년에서 일상생활 데이터를 수집하여 수학적 개념과 연관짓는 활동으로부터(교육부, 2015a), 중/고등학교로 넘어갈수록 고차원적인 수학 개념을 정교하게 시각화하는 표현활동으로 변화되는 것과 관련이 있다 할 수 있다(교육부, 2015a). 과학과에서는 실험, 관측, 공공데이터 수집 등의 다양한 활동이 학년군이 높아질수록 더욱 강조(교육부, 2015b)되면서 수집 및 전처리 역량을 지속적으로 증가하고 있는 것으로 보인다.

넷째, 수학 과목과 과학 과목 모두, 시각화 역량 중 특히 ‘사고 역량’과 관련된 성취기준이 적었다. 수학과 의 경우 사고역량은 기술역량($p=.002$)과 상호작용 역량($p=.001$)에 비해 유의하게 적게 다루어지고 있으며, 과학 과의 경우 사고역량은 기술역량($p=.024$)과 상호작용 역량($p=.010$), 그리고 수집 및 전처리역량($p=.012$)에 비해 유의미하게 적게 다루어지고 있다는 것을 확인하였다. 히트맵에서도 같은 경향성을 확인할 수 있었는데, 특히

고학년군으로 갈수록 사고역량의 수가 확연히 줄어드는 경향을 확인할 수 있었다. 이것은 데이터 시각화 역량과 관련된 사전연구(김태선과 김범기, 2022; 김유정 등, 2009; 임현미, 2008, 전유현; 2023)의 결과와 일치한다. 사전연구들을 종합하여 보면, 기본적으로 교육 영역에서 데이터 시각화와 관련된 연구들은 주로 그래프 작성 능력에 집중하고 있으며, 그 중에서도 기술역량과 상호작용 역량에 집중하고 있다고 보고하였다. 따라서 두 교과 모두, 기본적으로 기술역량과 상호작용 역량을 중심으로 데이터 시각화 역량을 다루고 있으며, 교과의 특성상 수집 및 전처리 역량은 수학과보다는 과학과에서 더 중요하게 다루고 있다는 것을 확인할 수 있다.

이 같은 결론에 따른 제언은 다음과 같다.

첫째, 교육과정에서 데이터 시각화 과정에서 사고역량이 강조된 성취기준이 더 많이 제시될 필요가 있다. 데이터 시각화 과정은 인간의 깊은 사고 능력을 요구하는 과정이지만(Few, 2009; Fry, 2004; Wichkam, 2014; Gunning, 2022; Kirk, 2009; Murumba, 2022; Tuften, 2001) 학생들은 데이터 시각화를 직업적으로 다루는 전문적 영역에 입문하기 전까지는 사고 역량을 중요하게 다루는 경우가 드물다. 한국 교육과정은 주로 그래프 중심으로 데이터 시각화를 다루기 때문에, 학생들이 경험하는 데이터 시각화 과정은 정련된 데이터에 기반한 그래프, 차트, 지도 수준의 표현에 의존하는 경우가 많으며 (Gerela *et al.*, 2022), 소수의 다른 요소(다이아그램, 삽화, 지도 등)를 간략히 다루는 정도이다(이진봉 등, 2007). 따라서 데이터 시각화 과정에서 사고역량은 비교적 소홀하게 다루어지고 있으며, 추후의 학습에서 시각화된 데이터의 이해에 어려움이 되기도 한다(Adela, 2010). 데이터 시각화의 중요성이 날로 강조되고 상황을 고려하여 보면, 교육과정에서 사고역량에 대한 깊은 관심이 필요한 시점이라고 판단된다.

둘째, 데이터 시각화 과정에 대한 체계적인 교사 재교육 및 지원이 필요하다. 수학, 과학은 물론이고, 정보, 사회 등 교육과정에서 데이터를 다루는 과목은 다양하다(교육부, 2022). 하지만 이러한 교과에서 교사의 데이터 시각화 과정에 대한 인식이나 교수-학습에 대한 구체적인 전략이 제시된 연구 및 지원은 매우 드물다. 성취기준을 살펴본 결과, 전체 성취기준에서 데이터 시각화 역량과 관련 있는 성취기준은 수학 과목의 경우 10.5%, 과학 과목의 경우 11.3%로 절대적인 비중

이 높지 않다. 하지만 교사의 역량에 따라 수업에서 데이터 시각화 역량을 다룰 수 있는 여지는 얼마든지 존재한다. 예를 들어, 성취기준 “[6과13-01] 태양 고도 측정기로 하루 동안 태양 고도, 그림자 길이, 기온을 측정하여 이들의 관계를 찾을 수 있다”의 경우, 시각화 역량 중 수집 및 전처리 역량과 상호작용 역량에 대한 내용이다. 하지만 실제 수업에서는 교사의 역량에 따라 다른 역량인 기술역량이나 사고역량을 증진 시키는 수업으로 재구성할 여지가 충분히 있다. 다시 말해 교사의 숙련도와 역량, 그리고 데이터 시각화에 대한 관심이 학습자의 데이터 시각화 역량 증진에 직접적인 영향을 미칠 수 있다.

국문요약

본 연구는 수학과와 과학과를 중심으로 데이터 시각화 역량 범주 관점에서 2022 개정 교육과정의 성취기준 및 성취기준 해설을 분석하여 그 특징을 과목과 학년군별로 알아보는 데 목적이 있다. 연구를 실행하기 위해 선행연구들을 조사하였으며, 연구자들은 수집 및 전처리 역량, 기술 역량, 사고 역량, 상호작용 역량이라는 4개의 데이터 시각화 역량 범주를 중심으로 데이터 시각화의 핵심 역량 범주를 정리하였다. 이를 바탕으로 데이터 시각화 관점에서 성취기준을 분석하기 위한 틀을 제작하였으며, 이를 활용하여 2022 개정 교육과정(교육부 고시 제2022-33호, 별책 8과 9)의 문서를 검토 및 분석하였다. 수학과 성취기준 및 성취기준 해설 191개와 과학과 성취기준 및 성취기준 해설 230개를 분석하여 데이터 시각화 역량과 관련된 요인을 추출하고 정리하였다. 정리된 요인들을 학습 기간을 고려하여 표준화한 후, 히트맵을 활용하여 시각화하고 정성적으로 분석하였으며, Mann-Whitney의 U 검정과 독립표본 Kruskal-Wallis 검정을 통해 정량적으로 분석하였다. 분석 결과, 수학과와 과학과 학년군별로 유의미한 차이가 나타나지 않았으며, 성취기준별로는 사고역량이 기술 역량($p=.002$) 및 상호작용 역량($p=.001$)에 비해 유의미하게 낮은 것으로 나타났다. 또한 학년군이 올라갈수록 기술 역량과 상호작용 역량으로 수렴하는 경향을 보였다. 과학과의 경우, 학년이 올라갈수록

더 많은 성취기준을 다룬다는 것을 확인할 수 있었으며(대응별 비교, 5~6학년군 대 7~9학년군 $p=.001$; 5~6학년군 대 10학년군 $p=.029$; 3~4학년군 대 7~9학년군 $p=.022$), 성취기준별로는 사고 역량이 다른 모든 역량에 비해 유의미하게 낮은 것(대응별 비교, 기술 역량 $p=.024$; 수집 및 전처리 역량 $p=.012$; 상호작용 역량 $p=.010$)으로 나타났다. 또한 학년군이 올라갈수록 사고 역량을 제외한 나머지 역량으로 수렴하는 경향이 있었다. 이를 통해 첫째, 데이터 시각화 역량은 교육과정에서 4개의 데이터 시각화 역량 범주로 분류할 수 있으며, 둘째, 수학 및 과학 과목의 데이터 시각화 역량은 학년군이 올라갈수록 특정 역량으로 수렴되는 경향을 보이며, 셋째, 데이터 시각화 역량 중 사고 역량은 비교적 비중이 적게 다루어진다는 것을 확인할 수 있었다. 이와 같은 결론을 바탕으로 2022 개정 교육과정에서 데이터 시각화 역량에 대한 시사점을 제안하였다.

주제어: 데이터 시각화, 데이터 시각화 역량, 성취기준, 2022 개정 교육과정.

References

- 강정수, 김형범(2018). 물의 순환 시스템 장치 개발 및 수업 프로그램 효과 분석. *대한지구과학교육학회지*, 11(1), 21-37.
- 교육부(2015a). 2015 개정 수학 교사용 지도서. 교육부.
- 교육부(2015b). 2015 개정 과학 교사용 지도서. 교육부.
- 교육부(2022). 초·중등학교 교육과정. 교육부 고시 2022-33호
- 김태선, 김범기(2002). 중고등학생들의 과학 그래프 작성 및 해석 능력. *한국과학교육학회지*, 22(4), 768-778.
- 김하늘, 김성희(2021). 데이터 시각화 리터러시 평가 테스트. *한국정보통신학회 여성 ICT 학술대회 논문집*, 2021(8), 123-126.
- 김호연, 박기락, 김형범(2023). 3 차원 데이터 활용 웹기반 STEAM 프로그램의 효과: 지구과학 I 의지질 단원을 중심으로. *대한지구과학교육학회지*, 16(2), 247-260.
- 이진봉, 이기영, 안희수(2007). 지구과학 교과에서 사용되는 그래프의 유형 및 특징 분석. *한국과학교육학회지*, 27(4), 285-296.
- 임현미(2008). 고등학생들의 생물 그래프 이해와 작성 능력 조사. 서울대학교 대학원 석사학위논문.
- 홍석영, 한신, 김형범(2020). 데이터 기반 STEAM 교육을 통한 문제 해결 과정 분석: 대기대순환과 표층 해류 내용을 중심으로. *대한지구과학교육학회지*, 13(3), 330-343.
- Ali, S. M., Gupta, N., Nayak, G. K., & Lenka, R. K. (2016). Big data visualization: Tools and challenges. 2nd International Conference on Contemporary Computing and Informatics, 656-660.
- Diamond, S. (2011). Data visualization: Materiality & mediation. ISEA2011 Istanbul Conference Proceedings.
- Elsden, C., Kirk, D. S., & Durrant, A. C. (2016). A quantified past: Toward design for remembering with personal informatics. *Human-Computer Interaction*, 31(6), 518-557.
- Embarak, D. O., & Embarak, O. (2018). The importance of data visualization in business intelligence. In *Data Analysis and Visualization Using Python: Analyze Data to Create Visualizations for BI Systems* (pp. 85-124).
- Few, S. (2009). Now you see it: Simple visualization techniques for quantitative analysis. Analytics Press.
- Fry, B. J. (2004). Computational information design. Doctoral Dissertation, Massachusetts Institute of Technology.
- Gerela, P., Mishra, P. N., & Vipat, R. (2022). Study on data visualization: It's importance in education sector. *International Journal of Health Sciences*, 6(S3), 6298-6305.
- Gobert, J. D., Sao Pedro, M., Raziuddin, J., & Baker, R. S. (2013). From log files to assessment metrics: Measuring students' science inquiry skills using educational data mining. *Journal of the Learning Sciences*, 22(4), 521-563.
- Goldman, S. R. (2016). Visualizing data in educational research: Guidelines, issues, and applications. *Review of Educational Research*, 86(2), 163-190.
- Huang, T. Y., & Zhao, B. (2020). Tidyfist: Tidy verbs for fast data manipulation. *Journal of Open Source Software*, 5(52), 2388.
- Hudiburgh, L., & Garbinsky, D. (2020). Data visualization: Bringing data to life in an introductory statistics course. *Journal of Statistics Education*, 28(3), 262-279.
- Imre, M., Chang, W., Wang, S., Trinter, C. P., & Wang, C. (2020). GraphVisual: Design and evaluation of a

- web-based visualization tool for teaching and learning graph visualization. Proceedings of American Society for Engineering Education Annual Conference.
- Kennedy, H., & Allen, W. (2017). Data visualisation as an emerging tool for online research. *The Sage Handbook of Online Research Methods*, 307-326.
- Kirk, A. (2016). *Data visualisation: A handbook for data driven design*. Sage Publications.
- Lindquist, E. (2011). *Surveying the world of visualization*. Australian National University.
- Murumba, J. (2022). Learning analytics and educational data visualization in the digital era. *Journal of Innovations in Data Science and Big Data Management*, 1(1), 1-7.
- Rodrigues, S. (2020). Unexplored and familiar: Experiencing interactive spatio-temporal visualization. In 2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies, 1-6.
- Saraiya, P., & North, C. (2005). Understanding the role of visualizations in data science: An exploratory study. *Journal of Visual Languages & Computing*, 16(3), 215-233.
- Signer, J., & Fieberg, J. R. (2021). A fresh look at an old concept: Home-range estimation in a tidy world. *PeerJ*, 9, e11031.
- Stone, M. (2009). Challenge for the humanities. *Working Together or Apart: Promoting the Next Generation of Digital Scholarship*, 43.
- Tufte, E. R. (2001). *The visual display of quantitative information*. Graphics Press.
- Ullmer, B., & Ishii, H. (2019). Tangible interfaces for manipulating aggregates of digital information. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 632.
- Wang, Y. (2019). *Tidy tools for supporting fluent workflow in temporal data analysis*. Doctoral Dissertation, Monash University.
- Wickham, H. (2014). Tidy data. *Journal of Statistical Software*, 59(10), 1-23.