

# Meta-analysis of the programming learning effectiveness depending on the teaching and learning method

SeongKyun Jeon\*, YoungJun Lee\*\*

## Abstract

Recently, as the programming education has become essential in school, discussion of how to teach programming has been important. This study performed a meta-analysis of the effect size depending on the teaching and learning method for the programming education. 78 research data selected from 45 papers were analyzed from cognitive and affective aspects according to dependent variables.

The analysis from the cognitive aspect showed that there was no statistically significant difference in the effect size depending on whether or not the teaching and learning method was specified in the research paper. Meta-analysis of the research data where the teaching and learning method was designated displayed significances in CPS, PBL and Storytelling. Unlike the cognitive aspect, the analysis from the affective aspect showed that the effect size of the research data without the specified teaching and learning method was larger than those with specified teaching and learning method with a statistical significance. Meta-analysis of the data according to the teaching and learning method displayed no statistical significance. Based upon these research results, this study suggested implications for the effective programming education.

▶Keyword: Programming Education, Meta Analysis, Teaching and Learning Methods

## I. Introduction

우리나라는 지난 2008년 이후 초·중등 정보통신기술교육 운영 지침이 폐지되고, 중·고등학교에서 컴퓨터 관련 과목을 선택 과목으로 편성하는 비율이 급격히 감소하였다. 즉, 우리나라 학생들이 공교육을 통해 컴퓨터 교육을 받을 기회 자체가 적어졌음을 의미한다. 결국 2013년에 시행한 국제 컴퓨터·정보 소양 평가에서 우리나라 학생들의 학습 목적의 컴퓨터 활용이 최저 수준으로 나타났다[1].

이러한 문제 인식과 최근 주요 선진국에서 컴퓨터 교육을 강조하는 시대적 흐름을 반영하여, 컴퓨터 교육을 강화하는 방향으로 교육과정을 개정하였다[2][3]. 2015 개정 교육과정에 따라 중학교는 2018학년부터, 초등학교 5~6학년은 2019학년부터 프로그래밍 교육을 공교육에 전면 도입한다[4][5]. 프로그래밍 교육을 공교육에 성공적으로 안착시키기 위해 현재 다양한 교

육 프로그램이 ‘소프트웨어 교육’이라는 이름으로 실시되고 있다. 특히 소프트웨어 교육 선도학교는 2014년에 전국의 초등학교 및 중학교 72개교를 시작으로 2015년 전국 초·중·고 160개교를 선정하여 다양한 소프트웨어 교육 활동을 기회를 제공하며 소프트웨어 교육을 확산시키고 있다. 2016년에는 저변확대를 위해 교육부와 미래부가 공동으로 900개교까지 소프트웨어교육 선도학교를 선정하고 2017년에는 1200개교로 확대하였다[6].

최근 소프트웨어 교육으로 다시금 프로그래밍 교육이 관심을 받고 있지만, 과거 5차 교육과정에서 우리나라는 프로그래밍 교육을 교육과정에 도입하였고 초등학생들도 프로그래밍 교육을 학습할 기회가 있었다[7]. 프로그래밍 교육은 프로그래밍 과정에서 학생들의 논리적 사고력, 비판적 사고력, 문제해결력

• First Author: Seongkyun Jeon, Corresponding Author: Youngjun Lee

\*Seongkyun Jeon (presents@kice.com), Korea Institute for Curriculum and Evaluation

\*\*Youngjun Lee (yjlee@knu.ac.kr), Dept. of Computer Education, Korea National University of Education

• Received: 2017. 09. 25, Revised: 2017. 10. 05, Accepted: 2017. 10. 19.

등의 고차원적인 사고력을 배양할 수 있다[8][9][10][11]. 교육과정 도입 당시에 이러한 교육적 효과를 기대하였지만, 기대한 만큼의 성과를 거두지 못했다. 그 원인으로 크게 두 가지를 들 수 있다. 첫째, 교육용 프로그래밍 언어의 문제이다. 그 당시 교육용 프로그래밍 언어는 텍스트 기반 언어이다. 단순한 문법을 익히고 구문 오류를 수정하는데 많은 인지적 부담을 초래하였기 때문에 초보 학습자들이 익히기에는 어렵게 느껴졌다[12][13]. 둘째, 프로그래밍 교수학습 측면에서 학습자들의 관심과 흥미를 끌지 못했다는 점이다[14]. 프로그래밍 교육이 학생들의 고차원적인 사고력 배양에 긍정적인 영향을 미친다는 연구결과를 토대로 공교육에 프로그래밍 교육을 도입할 필요성을 제시하는 것도 중요하지만, 실제 교육 현장에서 교사들이 학생들의 흥미와 관심을 유지하면서 효과적으로 가르치기 위한 교수학습 방법에 대한 논의가 뒷받침되어야 함을 알 수 있다.

2000년대 중반 이후 스크래치로 대표되는 블록기반의 교육용 프로그래밍 언어가 보급되면서 앞서 제기한 교육용 프로그래밍 언어의 문제는 상당 부분 해소되었다. 블록 기반의 프로그래밍 언어를 활용함으로써 학생들의 인지적 부담을 줄이고 보다 쉽게 프로그래밍을 학습할 수 있는 환경이 갖추어졌다. 초보 학습자들의 프로그래밍 교육 문턱을 낮춤으로써, 과거에 비해 다양한 학습 주제 및 교육 내용을 활용할 수 있는 환경으로 변화하였다. 이러한 프로그래밍 교육 환경의 변화는 교수자의 책임과 역할이 더욱더 중요해지고 있음을 의미한다. 교수자가 어떤 교수학습 방법 및 전략을 설계하고 활용하느냐에 따라 교육 효과는 차이가 날 수 있다[15]. 따라서 2015 개정 교육과정에 따라 공교육에 프로그래밍 교육이 성공적으로 정착하기 위해서는 교수학습 방법에 대한 연구와 논의가 중요한 시점이다.

본 연구는 프로그래밍 교육에 어떠한 교수학습 방법이 효과적인지 알아보기 위해 그 동안 연구된 관련 논문을 수집하여 메타 분석하였다. 이를 통해 교수학습 방법에 따른 프로그래밍 교육의 효과를 인지적 측면과 정의적 측면에서 비교·분석하여 보다 체계적이고 효과적인 프로그래밍 교육을 위한 시사점을 제시하고자 한다. 이와 같은 연구 목적을 달성하기 위해 다음과 같은 연구문제를 설정하였다.

연구 문제 1. 인지적 측면의 프로그래밍 교육 효과 크기는 어느 정도 인가?

1-1. 교수학습 방법을 명시한 경우 인지적 측면의 효과 크기는 어느 정도인가?

1-2 교수학습 방법에 따라 인지적 측면의 효과 크기 차이는 어느 정도인가?

연구 문제 2. 정의적 측면의 프로그래밍 교육 효과 크기는 어느 정도 인가?

2-1. 교수학습 방법을 명시한 경우 정의적 측면의 효과 크기는 어느 정도인가?

2-2. 교수학습 방법에 따라 정의적 측면의 효과 크기 차이는 어느 정도인가?

## II. Related works

Hannay et al(2009)는 Pair Programming의 효과를 검증하기 위해 메타 분석을 하였다. ACM Digital Library, Compendex, IEEEExplore 와 ISI Web of Science 등의 학술데이터베이스에서 2007년까지 관련 연구 236개를 수집하여 3차에 걸친 데이터 수집 및 선정절차를 거쳐 최종적으로 메타분석 가능한 연구 논문 18편을 선정하였다. 분석결과 Pair Programming이 개별 프로그래밍 방법보다 산출물(Quality)은 작은 수준의 긍정적 효과 크기(.33)를 보였고, 과제 완수 시간(Duration)에서는 중간 수준의 긍정적 효과 크기(.54)를 보였지만, 참여 인원의 소요시간을 총합산한 경우(Effort)에는 중간 수준의 부정적 효과 크기(-.52)를 보였다. 정교한 분석을 위해 과제의 복잡성(Complexity)과 학습자의 숙련도(Expertise)를 조절 변인으로 설정하고 메타분석을 실시하였다. 분석결과 과제 복잡성이 낮으면 Pair Programming 학습자들의 과제 완수 시간이 좀 더 빠르게 나타났고, 과제 복잡성이 높으면 Pair Programming 학습자들의 정확도(Correctness)는 더욱 높게 나타나는 경향을 보였다. 학습자의 숙련도에 따라서는 초보 수준의 학습자들이 Pair Programming 학습 시에는 정확성이 크게 향상되었고, 중간 수준의 학습자들이 Pair Programming 학습 시에는 과제 완수 시간이 크게 줄었고, 고수준의 학습자들이 Pair Programming 학습 시에는 큰 차이가 없는 경향을 보였다. Pair Programming이 학습자들의 협력을 촉진하여 초보학습자들의 부족함을 보완하여 학습 성과에 긍정적인 것으로 해석하였다[16].

Karin et al(2014)는 ICT활용 교육의 효과를 메타 분석하였다. 특히, 기존에 이루어진 메타 분석결과 ICT 활용 교육의 효과가 적게 나타나는 이유를 분석하며 기존 메타분석 방법을 보완할 필요가 있다고 제시하였다. 다양한 연구들을 종합적으로 분석하기 위해서는 전체 효과에 영향을 미치는 변인을 사전에 검토할 필요가 있다고 주장하였다. 이에 따라 38개의 기존 ICT 활용 메타분석 연구 자료를 교사의 학습 지원 여부, ICT 시행의 충실도, 교수자 요건 등 3가지 관점에서 세분화하여 분석하였다. 연구자는 이러한 3가지 변인을 평가할 수 있는 20개의 평가 문항을 개발하여 연구자들이 교차 검토하여 점수화하였다. 이를 바탕으로 메타분석 결과 전체 효과 크기는 .181로 적은 수준이었지만, 조절 변인으로 교사가 학생들의 학습을 위해 중간 수준 이상의 지원을 하는 경우에는 .581로 유의한 차이를 보였다[15].

Wouters 와 van Oostendorp(2013)은 게임 기반 학습의 효과를 메타분석하였다. 기존의 연구들이 주로 게임기반 학습과 전통적인 교수법의 효과 차이를 주로 분석하였는데, 학습자들은 게임기반 학습 환경에서도 다양한 인지 처리 과정이 필요하기 때문에 이에 적절한 교수지원이 필요하다고 지적하였다. 따라서 게임기반 학습의 효과를 다양한 교수 지원(Instructional support)에 따라 좀 더 정교하게 메타 분석하기 위해 1990년에서 2012년까지 29개의 연구 논문을 선정하여 분석하였다. 분석 결과 교수 지원이 있는 경우 전체 효과 크기가 .34로 나타났다. 그리고 교수 지원이 있는 경우 학습 결과를 세 가지 영역으로 나누어 분석한 결과 지식(.33), 문제해

결 능력(.62), 게임 점수(.19) 등의 학습 효과에서 문제해결 능력의 효과 크기가 가장 높게 나타났다. 그리고 교수 지원의 방식에 따라 분석한 결과, 새로운 정보와 관련된 선택에 대한 교수 지원(.46)이 정보의 통합 및 조직에 대한 교수 지원(.16) 보다 높게 나타났다[17].

양창모(2014)는 로봇교육과 프로그래밍교육의 효과를 메타 분석하였다. 로봇교육 관련 66개의 연구 논문에서 129개의 연구자료를 선정하였고, 프로그래밍교육 관련 64개의 연구 논문에서 100개의 연구자료를 선정하여 효과 크기를 산출하였다. 분석결과 로봇교육과 프로그래밍교육의 전체 평균 효과 크기는 각각 .41과 .67로 나타났다. 초등학교의 경우에는 로봇교육은 .37이고 프로그래밍교육은 .67로 나타났지만, 학교급이 높아질수록 프로그래밍교육에 비해 로봇교육의 효과가 크게 나타났다. 프로그래밍 교육은 인지적 영역과 정의적 영역에서 고르게 중간의 효과 크기를 보인 반면, 로봇교육은 정의적 영역에서 효과 크기가 높게 나타났다. 로봇의 단순 활용보다는 로봇제작, 로봇프로그래밍을 포함하여 다양한 주제에 적용할 때 더 큰 효과 크기를 보였다[18].

선행 연구를 살펴본 결과, 학습에 영향을 미치는 여러 가지 요인을 조절변인으로 설정하여 그 효과 크기를 메타 분석하였고, 학습자들에 대한 교사의 학습 지원정도에 따라 의미 있는 효과 차이가 발생한다는 연구결과도 제시되었다. 그러나 교사가 체계적으로 가르치기 위해 수업 설계 단계에서부터 고려하는 교수학습 방법에 따른 프로그래밍 교육의 효과를 메타 분석한 연구는 없는 실정이다. 따라서 본 연구에서는 교수학습 방법에 따라 프로그래밍 교육에 의미 있는 차이가 있는지 알아보고 이를 분석하기 위해 기존의 프로그래밍 교육 관련 논문을 대상으로 교수학습 방법에 따른 효과 크기의 차이를 메타 분석하였다.

### III. Research Method

#### 3.1 Data Collection

본 연구에서 사용할 자료를 수집하기 위해 학술연구정보서비스(www.riss.kr)를 이용하여 한국연구재단의 등재지를 대상으로 논문을 수집하였다. 검색에 사용한 키워드는 ‘프로그래밍 교육’이다. 키워드로 검색하여 수집한 국내 논문은 447편이었다.

#### 3.2 Data Selection

수집한 논문 중에서 다음과 같은 조건을 만족하는 논문을 대상으로 메타분석을 실시하였다.

첫째, 메타 분석을 위해 효과 크기를 산출하는데 필요한 통계치(평균, 표준편차, 사례 수)가 있어야한다. 이를 만족하는 논문 80편을 선정하였다.

둘째, 선정된 논문 가운데 둘 이상의 종속 변인으로 효과를 검증한 논문이 있으므로 선정된 80편의 논문을 대상으로 총 133개의 연구 자료를 추출하였다.

셋째, 연구의 설계방식은 실험집단과 통제집단이 존재하는 실험연구 이어야 한다. 이를 만족하는 연구 자료는 97개 이다.

넷째, 프로그래밍 교육의 효과와 로봇 프로그래밍 교육의 효과를 분리하여 분석하기 위해 물리적 객체를 비롯하여 로봇을 활용한 연구 자료는 배제한다. 이를 만족하는 연구 자료는 최종적으로 78개이다. 이는 수집한 논문 중에서 최종 45편의 논문에서 추출한 연구 자료이다.

Table 1은 최종 분석 대상인 45편의 논문을 연도별로 정리한 것이다.

Table 1. No. of Studies by Pub. Years

Year	93	01	04	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	Total
No.	1	1	1	2	1	7	11	2	5	7	1	3	2	1	45

45편의 논문에서 추출한 78개의 연구 자료는 종속 변인에 따라 인지적 영역 56개, 정의적 영역 22개로 나뉜다. 인지적 영역에는 문제해결력, 논리적 사고력, 학업성취도, 프로그래밍 성취도, 창의성 등이 있고, 정의적 영역에는 학습동기, 흥미, 자기효능감, 몰입, 학습태도, 학습 만족도 등이 있다.

본 연구에서는 교수학습 방법에 따른 효과 크기를 Table 2와 같이 인지적 영역과 정의적 영역으로 나누어 메타 분석하였다. 인지적 영역 56개, 정의적 영역 22개의 연구 자료를 교수학습 방법별로 분류한 내용은 table 2와 같다. 인지적 영역 25개의 연구 자료와 정의적 영역 7개의 연구 자료에는 교수학습 방법이 명시되지 않았다.

Table 2. No. of Studies by Teaching-Learning method

Dependent Variables	Teaching-Learning methods	No.
Cognitive Domain	CPS	4
	Pair Programming	4
	PBL	7
	Guided discovery	3
	Dialogical method	2
	Storytelling	2
	etc.	9
	Unspecified method	25
	subtotal	56
	Affective Domain	CPS
Pair Programming		2
PBL		3
Scaffolding		2
Storytelling		2
etc.		4
Unspecified method		7
subtotal		22
Total	78	

#### 3.3 Data Analysis

메타 분석의 코딩 및 분석은 CMA를 활용하였다. 평균 효과 크기는 Cohen(1988)의 기준에 의해 분석하였다. 본 연구에서는 표본의 크기가 클수록 가중치를 부여하는 Hedges's g로 평균효과 크기를 산출했다. 평균 효과 크기는 Cohen(1988)의 기준에 의해 평균 효과 크기가 0.2 이면 작은 효과 크기로, 0.5는 중간 효과

크기로, 0.8 이상은 큰 효과 크기로 해석하였다[19]. 메타분석에서 평균 효과 크기를 계산하는 방법에는 고정효과모형과 무선평과모형이 있다. 고정효과 모형은 각 연구의 동일한 모집단 효과 크기를 추정하여 평균 효과 크기를 구한다. 반면에 무선평과모형은 각 연구의 서로 상이한 모집단 효과 크기 분포의 추정된 평균값으로 평균 효과 크기를 구한다. 단, 각 연구에서 도출된 효과 크기의 이질성 정도를 나타내는 통계치는 고정효과모형에서만 계산할 수 있다[20]. 본 연구에서는 전체 평균 효과 크기는 무선평과모형으로 산출하였다. 그리고 인지적 영역과 정의적 영역의 효과 크기를 교수학습 방법별로 분석시에는 이질성을 파악하기 위해 집단내에서는 무선평과모형을 집단간 비교시에는 고정효과모형을 적용하는 혼합효과모형으로 분석하였다.

### 3.4 Meta Analysis by Stages

본 연구는 최종 선정된 연구 자료를 종속 변인의 종류에 따라 인지적 측면과 정의적 측면 두 가지로 분류하였다. 그리고 인지적 측면의 연구 자료와 정의적 측면의 연구 자료를 다음과 같이 두 단계에 걸쳐 메타분석 하였다.

첫째, 인지적 측면 및 정의적 측면 각각에서 교수학습 방법이 논문에 명시적으로 표기되었는지 여부를 조절변인으로 설정하여 메타 ANOVA 분석을 실시하였다. 일반적으로 교수자들이 수업 설계 및 적용 시에 교수학습 방법을 고려하지만, 교수학습 방법을 구체적으로 명시했다는 것은 그 만큼 교수학습 방법의 중요성을 인식하고 이를 연구에 반영했다고 추정할 수 있다. 따라서 교수학습 방법을 논문에 표기한 연구 자료와 표기하지 않은 연구 자료를 대상으로 실제 그 효과를 비교·분석하고자 한다.

둘째, 프로그래밍 교육 시 인지적 측면에서 가장 효과적인 교수학습 방법이 무엇이고, 정의적 측면에서 가장 효과적인 교수학습 방법이 무엇인지 알아보기 위해 교수학습 방법별로 분류하여 메타 ANOVA 분석을 실시했다.

교수학습 방법이 표기된 연구 자료 중에서 CPS(Creative Problem Solving), 동료학습(Pair Programming), PBL(Problem Based Learning), 안내된 발견(Guided discovery), 대화식 교수법(Dialogical method), 스캐폴딩(Scaffolding), 스토리텔링(Storytelling) 등의 7가지 교수학습 방법별로 분석하였다. 교수학습 방법이 각각 1개씩만 존재하여 메타 분석을 실시할 수 없는 연구 자료는 기타로 분류하였다.

## IV. Research Result

### 4.1 Cognitive Domain

교수학습 방법에 따른 프로그래밍 학습 효과 크기를 인지적 측면에서 메타 분석한 결과는 다음과 같다.

첫째, 교수학습 방법을 논문에 명시적으로 표기한 31개의 연구 자료와 명시적으로 표기하지 않은 25개의 연구 자료를 분류하여 메타 ANOVA 분석을 하였다. Table 3 하단의 혼합효과 모형 분석결과 인지적 영역에서 프로그래밍 교육의 전체 효과 크기는 .590 중간 수준의 효과 크기를 보였다. 세부적으로 살펴보면, 교수학습이 표기된 연구 자료는 .625, 미표기된 연구 자료는 .546로 교수학습이

Table 3. Effect size of cognitive domain depending on whether Teaching-Learning methods are specified

Group	No.	Point estimate	Standard error	Variance	Effect size and 95% confidence interval		Z-value	P-value	Heterogeneity			
					Lower limit	Upper Limit			Q-value	df (Q)	P-value	I <sup>2</sup>
<b>Fixed effect analysis</b>												
Specified												
Teaching-Learning methods	31	0.601	0.045	0.002	0.513	0.690	13.341	0.00	46.242	30	0.029	35.123
Unspecified												
Teaching-Learning methods	25	0.481	0.052	0.003	0.379	0.583	9.254	0.00	111.205	24	0.000	78.418
Total within									157.446	54	0.000	
Total between									3.057	1	0.080	
Overall	56	0.550	0.034	0.001	0.483	0.617	16.142	0.00	160.503	55	0.000	65.733
<b>Mixed effect analysis</b>												
Specified												
Teaching-Learning methods	31	0.625	0.079	0.006	0.470	0.780	7.905	0.00				
Unspecified												
Teaching-Learning methods	25	0.546	0.089	0.008	0.371	0.721	6.122	0.00				
Total between									0.430	1	0.512	
Overall	56	0.590	0.059	0.004	0.474	0.706	9.977	0.00				

Table 4. Effect size of cognitive domain depending on Teaching-Learning methods

Group	No.	Point estimate	Standard error	Variance	Effect size and 95% confidence interval		Z-value	P-value	Heterogeneity			
					Lower limit	Upper Limit			Q-value	df (Q)	P-value	$I^2$
<b>Fixed effect analysis</b>												
Guided discovery	3	1.230	0.159	0.025	0.919	1.541	7.757	0.000	5.753	2	0.056	65.237
Dialogical method	2	0.741	0.162	0.026	0.423	1.058	4.574	0.000	0.005	1	0.945	0.000
CPS	4	0.624	0.133	0.018	0.363	0.884	4.692	0.000	1.187	3	0.756	0.000
PBL	7	0.605	0.100	0.010	0.409	0.801	6.051	0.000	0.967	6	0.987	0.000
Storytelling	2	0.574	0.187	0.035	0.207	0.940	3.066	0.002	0.038	1	0.846	0.000
Pair Programming	4	0.483	0.117	0.014	0.254	0.713	4.136	0.000	0.851	3	0.837	0.000
Other	9	0.457	0.080	0.006	0.300	0.614	5.706	0.000	16.649	8	0.034	51.948
Total within									25.450	24	0.382	
Total between									20.792	6	0.002	
Overall	31	0.601	0.045	0.002	0.513	0.690	13.341	0.000	46.242	30	0.029	35.123
<b>Mixed effect analysis</b>												
Guided discovery	3	1.232	0.163	0.026	0.913	1.551	7.571	0.000				
Dialogical method	2	0.741	0.168	0.028	0.412	1.070	4.412	0.000				
CPS	4	0.623	0.137	0.019	0.354	0.892	4.542	0.000				
PBL	7	0.606	0.103	0.011	0.404	0.808	5.888	0.000				
Storytelling	2	0.574	0.192	0.037	0.197	0.950	2.984	0.003				
Pair Programming	4	0.487	0.122	0.015	0.248	0.726	3.999	0.000				
Other	9	0.459	0.083	0.007	0.296	0.622	5.518	0.000				
Total within												
Total between									19.552	6	0.003	
Overall	31	0.604	0.047	0.002	0.513	0.696	12.956	0.000				

표기된 연구 자료의 효과 크기가 높게 나타났다. 그러나 교수학습이 표기된 집단과 미표기된 집단 간의 동질성 분석 결과(Q=.430, df=1, p=0.512)를 살펴보면 Q<df, p>.05 이다. 즉, 두 집단의 효과 크기 추정 값이 동일하다는 귀무가설을 기각할 수 없다. 이는 연구 간에 유의한 차이가 없다는 의미이다. 따라서 단순히 연구 논문에 교수학습 방법을 명시적으로 언급하였는지 유무에 따라 프로그래밍 학습의 효과를 인지적 측면에서 논하는 것은 통계적으로 의미가 없다고 해석할 수 있다.

다만, Table 3 상단의 고정효과 모형을 분석해보면 전체 연구 자료의 이질성( $I^2=65.733$ )이 높게 나타났다. 그러나 집단을 교수학습 표기 여부에 따라 나누면, 교수학습이 명시적으로 표기된 집단의 이질성( $I^2=35.123$ )은 줄었지만, 명시적으로 표기되지 않은 집단은 이질성이( $I^2=78.418$ ) 더 높게 나타났다. 이를 통해서 교수학습이 명시적으로 표기된 연구가 인지적 학습 효과 측면에서 보다 일관된 교육 효과를 보임을 알 수 있다.

둘째, 교수학습방법이 표기된 31개의 연구 자료 중 교수학습 방법별로 분류하여 메타 ANOVA 분석을 실시하였다. 31개의 연구 자료를 분석한 결과는 Table 4와 같이 나타났다. Table 4 하단의 혼합효과 모형을 분석해보면 안내된 발견학습의 효과 크기가 1.23으로 가장 높게 나타났다. 그 다음으로 대화식 교수법이 .74, CPS는 .62, PBL은 .61, 스토리텔링 .57, 동료프로

그래밍이 .49로 나타났다.

각 교수학습 방법 집단 간의 동질성 분석 결과 Q=19.552, df=6, p=0.003이고 이는 통계적으로 유의한 차이가 있다는 것을 의미한다(Q>df, p<.05). 즉, 각 교수학습 방법별 효과 크기 추정 값이 동일하다는 귀무가설을 기각할 수 있다. 따라서 교수 학습 방법을 표기한 연구 자료를 대상으로 교수학습 방법에 따라 메타 분석한 결과, 인지적 측면에서 교수학습 방법별 효과 크기의 차이는 의미가 있는 것으로 판단할 수 있다.

한편, Table 4 상단의 고정효과 모형을 분석해보면 안내된 발견학습과 기타 교수학습 방법의 이질성( $I^2$ )이 높게 나타났다. 그리고 두 번째로 효과 크기가 높게 나타난 대화식 교수법은 대학생들을 대상으로 실시한 연구이다. 반면, PBL, CPS, 스토리텔링 교수학습 방법은 집단내 이질성이 낮고, 중간 수준 이상의 효과 크기를 보였다. 그리고 초중등학생을 대상으로 적용한 연구이다. 이러한 점을 근거로 학생들의 인지적 영역에 긍정적인 영향을 미치는 PBL, CPS, 스토리텔링 교수학습 방법에 주목할 필요가 있다.

#### 4.2 Affective Domain

교수학습 방법에 따른 프로그래밍 학습 효과 크기를 정의적 측면에서 메타 분석한 결과는 다음과 같다.

Table 5 Effect size of affective domain depending on whether Teaching-Learning methods are specified

Group	No.	Point estimate	Standard error	Variance	Effect size and 95% confidence interval		Z-value	P-value	Heterogeneity			
					Lower limit	Upper Limit			Q-value	df (Q)	P-value	$I^2$
<b>Fixed effect analysis</b>												
Specified Teaching-Learning methods	15	0.535	0.061	0.004	0.416	0.655	8.797	0.00	8.883	14	0.838	0.00
Unspecified Teaching-Learning methods	7	0.783	0.109	0.012	0.569	0.996	7.176	0.00	4.900	6	0.557	0.00
Total within									13.783	20	0.841	
Total between									3.919	1	0.048	
Overall	22	0.594	0.053	0.003	0.490	0.698	11.178	0.00	17.702	21	0.668	0.00
<b>Mixed effect analysis</b>												
Specified Teaching-Learning methods	15	0.535	0.061	0.004	0.416	0.655	8.797	0.00				
Unspecified Teaching-Learning methods	7	0.783	0.109	0.012	0.569	0.996	7.176	0.00				
Total between									3.919	1	0.048	
Overall	22	0.594	0.053	0.003	0.490	0.698	11.178	0.00				

Table 6. Effect size of affective domain depending on Teaching-Learning methods

Group	No.	Point estimate	Standard error	Variance	Effect size and 95% confidence interval		Z-value	P-value	Heterogeneity			
					Lower limit	Upper Limit			Q-value	df (Q)	P-value	$I^2$
<b>Fixed effect analysis</b>												
PBL	3	0.710	0.157	0.025	0.403	1.017	4.536	0.000	0.087	2	0.957	0.000
Storytelling	2	0.632	0.188	0.035	0.263	1.000	3.363	0.001	0.072	1	0.788	0.000
Pair Programming	2	0.540	0.151	0.023	0.245	0.835	3.588	0.000	3.360	1	0.067	70.242
other	4	0.499	0.109	0.012	0.286	0.712	4.590	0.000	1.536	3	0.674	0.000
CPS	2	0.485	0.162	0.026	0.166	0.803	2.985	0.003	1.176	1	0.278	14.980
Scaffolding	2	0.387	0.171	0.029	0.052	0.723	2.262	0.024	0.181	1	0.670	0.000
Total within									6.413	9	0.698	
Total between									2.470	5	0.781	
Overall	15	0.535	0.061	0.004	0.416	0.655	8.797	0.000	8.883	14	0.838	0.000
<b>Mixed effect analysis</b>												
PBL	3	0.710	0.157	0.025	0.403	1.017	4.536	0.000				
Storytelling	2	0.632	0.188	0.035	0.263	1.000	3.363	0.001				
Pair Programming	2	0.540	0.151	0.023	0.245	0.835	3.588	0.000				
other	4	0.499	0.109	0.012	0.286	0.712	4.590	0.000				
CPS	2	0.485	0.162	0.026	0.166	0.803	2.985	0.003				
Scaffolding	2	0.387	0.171	0.029	0.052	0.723	2.262	0.024				
Total within												
Total between									2.470	5	0.781	
Overall	15	0.535	0.061	0.004	0.416	0.655	8.797	0.000				

첫째, 교수학습 방법이 논문에 명시적으로 표기된 15개의 연구 자료와 명시적으로 표기되지 않은 7개의 연구 자료를 분류하여 메타 ANOVA 분석을 하였다. Table 5 하단의 혼합효과 모형 분석결과 정의적 영역에서 프로그래밍 교육의 전체 효과

크기는 .594 중간 수준의 효과 크기를 보였다. 세부적으로 살펴보면, 교수학습 방법이 표기된 연구자료는 .535, 미표기된 연구 자료는 .794 이다. 인지적 영역에서 메타분석한 결과와 달리 정의적 영역에서는 교수학습 방법이 미표기된 연구자료의 효과 크기가 더 높게 나타났다. 교수학습 방법이 표기된 집단과 미표기된 집단 간의 동질성 분석 결과( $Q=3.913$ ,  $df=1$ ,  $p=0.048$ )를 살펴보면  $Q>df$ ,  $p<.05$  이다. 두 집단의 효과 크기 추정 값이 동일하다는 귀무가설을 기각한다. 이는 연구 간에 통계적으로 유의한 차이가 있다는 의미이다. 즉, 정의적 영역에서는 교수학습 방법을 명시적으로 표기하지 않은 연구가 더욱 의미 있게 효과 크기가 높게 나타났다. 이는 앞서 분석한 인지적 측면의 메타 분석과 상반된 결과이다.

Table 5 상단의 고정효과 모형을 분석해보면 교수학습 방법 표기 집단과 미표기 집단 전체의 이질성( $I^2=0$ )은 매우 낮게 나타났고, 표기 집단 및 미표기 집단으로 구분하여도 매우 낮게 나타났다. 즉, 정의적 측면에서는 전체 연구 자료의 효과 크기가 변동성이 크지 않고 대체로 일관된 결과를 보여준다.

둘째, 교수학습 방법이 표기된 15개의 연구 자료 중 교수학습 방법별로 분류하여 정의적 측면에서 메타 ANOVA 분석을 실시하였다. 교수학습 방법은 문제기반학습, 스토리텔링, 동료 프로그래밍, 창의적문제해결학습, 스캐폴딩, 기타로 분류하였다. 15개의 연구자료를 분석한 결과는 Table 6과 같이 나타났다. Table 6 하단의 혼합효과 모형을 분석해보면 문제기반학습의 효과 크기가 .71로 가장 높게 나타났다. 그다음으로 스토리텔링 .74, 동료프로그래밍학습 .54, 기타 .50, 창의적문제해결학습 .49, 스캐폴딩 .39로 나타났다.

각 교수학습 방법 집단 간의 동질성 분석 결과  $Q=2.470$ ,  $df=5$ ,  $p=0.781$ 이다. 즉, 각 교수학습 방법별 효과 크기 추정 값이 동일하다는 귀무가설을 기각할 수 없다. 이는 연구 간에 유의한 차이가 없다는 의미이다( $Q<df$ ,  $p>.05$ ). 따라서 교수학습 방법별 효과 크기의 차이는 통계적으로 유의한 차이가 없다. 그러나 PBL과 스토리텔링 교수학습 방법은 중간 수준 이상의 효과 크기와 매우 낮은 이질성을 보인다는 점에서 주목할 필요가 있다.

## V. Discussion and Conclusion

최근 우리나라는 2015 개정 교육과정을 비롯하여 여러 가지 소프트웨어 교육 정책을 통해 컴퓨터 교육을 강화하고 있는 추세이다. 이러한 변화는 전 세계적으로 핵심 역량 교육으로서 컴퓨팅 사고력 함양을 강조하는 추세와 그 맥을 같이 한다. 이러한 배경에서 현재 초·중등 학생들을 대상으로 컴퓨팅 사고력을 배양하기 위해 교육용 프로그래밍 언어를 활용한 코딩 및 프로그래밍 교육이 활발히 이루어지고 있다.

그러나 사실 우리나라는 5차 교육과정에서 이미 프로그래밍 교육이 도입되었지만 기대한 만큼의 성과를 거두지 못하고 쇠

퇴한 과거가 있다. 이러한 과거 사례를 반추하여 향후 우리나라 프로그래밍 교육을 논의할 필요가 있다.

물론 현재의 프로그래밍 교육 환경은 여러 가지 교육용 프로그래밍 언어의 개발 및 보급으로 그 당시 교육 환경과는 다르다. 그러나 프로그래밍 교육이 사고력 배양에 도움이 된다 할지라도 학습자들의 흥미와 관심을 끌지 못한다면 지속 가능한 프로그래밍 교육이 어렵다는 과거의 사례를 직시할 필요가 있다.

즉, 학습자들의 흥미와 관심을 유지하면서 프로그래밍 교육을 초·중등 단계에서 체계적으로 교육하기 위해 어떻게 가르칠 것인가에 대한 교수학습 방법에 대한 논의가 중요하다.

이에 본 연구는 어떻게 가르치는 것이 프로그래밍 학습에 효과적인지 알아보기 위해 프로그래밍 교육 관련 논문 45편의 78개 연구를 대상으로 교수학습 방법에 따른 효과 크기를 메타 분석하였다.

연구 문제 1의 인지적 측면의 효과 크기를 알아보기 위해 먼저, 연구 자료를 교수학습 방법을 표기한 그룹과 미표기 그룹으로 나누어 메타 분석을 실시하였다. 분석 결과 교수학습 방법을 표기한 연구 자료는 효과 크기가 .625이고 미표기한 연구 자료는 .546으로 나타났다. 교수학습 방법을 표기한 연구가 그렇지 않은 연구보다 효과 크기가 높게 나타났지만, 통계적으로 유의한 차이는 없었다. 단, 교수학습을 표기한 연구의 이질성이 미표기한 연구보다 낮게 나타났다. 다음으로, 교수학습 방법을 표기한 연구 자료를 대상으로 교수학습 방법별로 분류하여 인지적 측면에서 메타 분석하였다. 분석 결과 안내된 발견학습(1.23), 대화식 교수법(.74), CPS(.62), PBL(.61), 스토리텔링(.57), 동료프로그래밍(.49) 순으로 나타났다. 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다.

연구 문제 2의 정의적 측면의 효과 크기를 알아보기 위해 연구 자료를 교수학습 방법을 표기한 그룹과 미표기 그룹으로 나누어 메타 분석을 실시하였다. 분석 결과 교수학습 방법을 표기한 연구 자료는 효과 크기가 .535이고, 미표기한 연구 자료는 .794이다. 정의적 측면에서는 교수학습 방법을 표기한 연구 자료보다 미표기한 연구 자료의 효과 크기가 더 높게 나타났고 통계적으로 유의한 차이를 보였다. 다음으로 교수학습 방법을 표기한 연구 자료를 대상으로 교수학습 방법별로 분류하여 정의적 측면에서 메타 분석하였다. 분석 결과, 문제기반학습(.71), 스토리텔링(.74), 동료프로그래밍학습(.54), 기타(.50), 창의적문제해결학습(.49), 스캐폴딩(.39) 순으로 나타났다. 통계적으로 유의한 차이는 없지만, 연구 간에 효과 크기의 이질성은 매우 낮은 편이었다.

분석 결과 시사점은 다음과 같다.

첫째, 인지적 측면에서 교수학습을 표기한 연구와 미표기한 연구를 비교한 결과 통계적으로 유의한 차이를 볼 수 없었다. 연구자 혹은 교수자는 수업 설계 시 적절한 교수학습 방법을 적용하지만 이를 논문에 명확히 제시했을 수도 그렇지 않을 수도 있다. 따라서 단순히 교수학습 방법을 표기한 연구의 효과 크기가 좀 더 높게 나타나리라 추정하는 것은 바람직하지 않다. 다만, 교수학습을 표기한 연구의 이질성이 상대적으로 낮게 나타난 결과를 통해 교수학습을 표기한 연구가 좀 더 일관된 결과를 보임을 알 수 있다. 따라서

국가 수준의 교육과정으로서 프로그래밍 교육을 위해 적절한 교수 학습 방법을 제시할 필요가 있다.

둘째, 인지적 측면에서 초·중등 학생을 대상으로 하는 프로그래밍 교육에 PBL, CPS, 스토리텔링 교수학습 방법이 중간 수준 이상의 효과 크기를 보였다. 최근에 널리 활용되는 블록 기반의 교육용 프로그래밍 언어는 실생활과 연계된 문제 상황을 제시하여, 다양한 아이디어를 창의적으로 표현할 수 있고, 멀티미디어 요소를 활용하여 흥미로운 이야기로 표현할 수 있다. 이러한 장점을 프로그래밍 교육에 적극적으로 활용할 수 있는 교수학습 방법에 대한 연구가 더욱더 필요함을 알 수 있다.

셋째, 정의적 측면에서는 교수학습 방법을 미표기한 연구가 표기한 연구 보다 효과 크기가 통계적으로 유의하게 높게 나타났다. 기존의 교수학습 방법이 정의적 측면에서 학생들의 만족감, 흥미 등을 올리기 위해서 개발되거나 연구되었다기 보다는 대부분 인지적 측면에서 효과적인 학습을 위한 배경에서 연구되어 왔다. 학습은 문제 해결을 위한 사고 과정 등의 인지적인 요인뿐만 아니라 문제 해결 및 사고 활동이 꾸준히 지속되도록 하는 동기, 흥미, 만족감 등의 정의적인 요인도 함께 작용한다. 이러한 인지적 요인과 정의적 요인이 통합된 상태에서 학습이 일어난다는 연구가 어렵은 것이 현실이다. 그렇기 때문에 효과적인 학습의 본질을 연구하고 규명하기 위해서는 관찰 가능하고 측정 가능한 인지적 요인 및 정의적 요인을 분리하여 분석하고 연구할 필요가 있다. 즉, 기존의 교수학습 방법이 주로 인지적 측면에서 강조된 측면이 있기 때문에 정의적 측면에서 학습 동기, 만족감, 흥미의 발달 메커니즘을 규명하고 이를 지속 및 발전시킬 수 있는 교수학습 방법에 대한 연구가 더욱 필요하다.

## REFERENCES

- [1] Soojin Kim, et al., "Finding from ICILS for Korea: ICILS 2013 international results", KICE, RRE 2014-3-2, 2014.
- [2] Brown, N., Sentance, S., Crick, T., & Humphreys, S., "Restart: the resurgence of computer science in UK schools", *ACM Transactions on Computing Education*, 1(1), 2013
- [3] The CSTA Standards Task Force. CSTA K-12 Computer Science Standards. [http://csta.hosting.acm.org/csta/csta/Curriculum/sub/CurrFiles/CSTA\\_K-12\\_CSS.pdf](http://csta.hosting.acm.org/csta/csta/Curriculum/sub/CurrFiles/CSTA_K-12_CSS.pdf)
- [4] Ministry of Education, 2015 Revised National Curriculum, 2015
- [5] SwKim, and yjee, "Development of a Software Education Curriculum for Secondary Schools," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 21, No. 8, pp. 127-141, 2016.
- [6] Ministry of Education, Basic plan for activating software education, Press Releases, 2016.12.2
- [7] Doo-soon Park, Sang-Hyun Bae, "A study on the new Curriculum of Computer Education in Elementary Schools, *The Journal of Soonchunhyang University*, Vol.15, No. 3, pp. 945-951, 1992.
- [8] Robins, A., Rountree, J., & Rountree, N., "Learning and teaching programming: A review and discussion", *Computer Science Education*, 13(2), pp. 137-172, 2012
- [9] Seongkyun Jeon, YoungJun Lee, "The Effect of CPS Programming Model on promoting Elementary school students` divergent thinking", *The Journal of Korean association of computer education*, 15(2), pp. 1-8, 2012.
- [10] Meerbaum-Salant, O., Armoni, M., & Ben-Ari, M., "Learning computer science concepts with Scratch", *Computer Science Education*, 23(3), 239-264, 2013.
- [11] SkJeon, and yjee, "Art based STEAM Education Program using EPL," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 19, No. 4, pp. 149-158, 2014.
- [12] Guzdial, M., "Programming environments for novices", In S. Fincher and M. Petre (Eds.), *Computer Science Education Research*, 127-154. Taylor & Francis, 2004.
- [13] Milne, I., & Rowe, G., Difficulties in learning and teaching programming—views of students and tutors. *Education and Information technologies*, 7(1), 55-66, 2002.
- [14] Resnick, M., Maloney, J., Monroy-Hernandez, A., Rusk, N., Eastmond, E., Brennan, K., et al., *Scratch: Programming for all*, *Communications of the ACM*, 52(11), 60-67, 2009.
- [15] Karin Archer, Robert Savage, et al., "Examining the effectiveness of technology use in classrooms: A tertiary meta-analysis", *Computers & Education*, 78, pp. 140-149, 2014.
- [16] Jo E. Hannay, Tore Dyba, et al., "The effectiveness of Pair Programming: A meta-analysis." *Information and Software Technology*, 51(7), pp. 1110-1122, 2009.
- [17] Wouters, P., & Van Oostendorp, H., "A meta-analytic review of the role of instructional support in game-based learning". *Computers & Education*, 60(1), pp. 412-425, 2013.
- [18] Changmo Yang, "Comparison of the Effects of Robotics Education to Programming Education Using Meta-Analysis", *Journal of The Korean Association of Information Education*, 18(3), pp. 413-422, 2014.
- [19] Cohen, J., *Statistical power analysis for the Behavioral Sciences*(2nd ed.), NewJersey: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
- [20] SungDong Hwang, *Understanding meta-analysis*. Seoul: Hakjisa, 2014.

### Authors



Seongkyun Jeon received the B.S. degree in Elementary Education from Korea National University of Education, Korea, in 2003. He received the M.A. and the Ph.D. degrees in Elementary Computer Education from Korea National University

of Education, Korea, in 2011 and 2016, respectively. He is currently an associate research fellow at Korea Institute of Curriculum and Evaluation. He is interested in robot programming education, learning science and informatics education.



Youngjun Lee received the B.S. degree in Computer Science from Korea University, Korea, in 1988. He received the Ph.D. degree in Computer Science from the University of Minnesota, Minneapolis, in 1994. He is currently a Professor in the Department of Computer Education,

Korea National University of Education. His research interests include intelligent system, learning science, informatics education, technology & engineering education.