

# 컴퓨팅 사고력 신장을 위한 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램의 효과 예측

오정철 · 김종훈  
제주대학교

## 요약

본 연구의 선행 연구에서는 1~3차에 걸쳐 초등학생의 컴퓨팅 사고력 신장을 위한 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램을 개발하여 현장에 투입하며 교육 효과를 CT창의성과 CT인지력으로 나눠 검증하고 교육 프로그램을 개선해왔다. 본 연구에서는 이러한 선행 연구 결과를 바탕으로 연령과 CT사고력 하위 요소를 매개 변수로 사용하여 계층적 베이지안 추론 모델링을 실시하였다. 그리고 그 결과를 바탕으로 중·고등학교에서 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램의 효과를 예측하고 향후 투입할 중·고등학교의 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램의 주요 개선 항목과 개선 방향을 제안하였다.

키워드 : 베이지안 추론, 컴퓨팅 사고, CT-LC(퍼즐 기반 언플러그드 수업모형), 퍼즐 기반 학습

## Predicting the Effect of Puzzle-based Computer Science Education Program for Improving Computational Thinking

Jeong-Cheol Oh · Jonghoon Kim  
Jeju National University

## ABSTRACT

The preceding study of this study developed puzzle-based computer science education programs to enhance the computational thinking of elementary school students over 1 to 3 times. The preceding study then applied such programs into the field, categorized the effects of education into CT creativity and CT cognitive ability to improve the education programs. Based on the results of these preceding studies, the hierarchical Bayesian inference modeling was performed using age and CT thinking ability as parameters. From the results, this study predicted the effectiveness of puzzle-based computer science education programs in middle and high schools and proposed major improvement areas and directions for puzzle-based computer science education programs that are to be deployed in the future throughout middle and high schools.

Keywords : Bayesian inference, Computational Thinking, CT-LC(Computational-Thinking-Based Exploratory Learning Cycle Model), Puzzle-Based Learning

---

교신저자 : 김종훈(제주대학교)

논문투고 : 2019-09-08

논문심사 : 2019-10-15

심사완료 : 2019-10-30

1. 서론

SW가 미래사회 핵심역량으로 주목받고 있는 상황에서 2016년 SW교육 활성화 기본계획을 수립하고 2015 개정 교육과정에 따라 초등학교는 19학년도부터 17시간, 중학교는 18학년도부터 단계적으로 34시간 이상 SW교육을 필수화하였다. 또한 고등학교에서는 2018년부터 ‘정보’ 과목을 일반 선택과목으로 편성하는 등 초·중·고등학교 전 과정에 걸쳐 체계적인 교육을 받을 수 있도록 SW교육과정을 대폭 강화하였다[13]. 또한 2019년에도 SW교육 선도학교를 작년보다 191곳 추가하여 1832 곳을 선정·운영하는 등 SW교육 중심에 정책 기조를 유지하고 있다[14]. 본 연구에서는 이러한 SW교육 흐름에 맞춰 예비초등교사 및 초등학교 중학년, 고학년 학생들을 대상으로 초등학생의 컴퓨팅 사고력 신장을 위한 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램을 개발하고 이를 검증·보완해왔다[17][18][19].

모든 교육 프로그램은 그 목적이 학생의 해당 능력이나 역량 향상에 있음으로 개발 후에 현장 적용은 필수 불가결한 요소이다. 하지만 교육 현장 여건상 기본 교육과정 이외의 특정 목적을 위한 교육 프로그램을 제한된 조건 하에서 장기간 실시하기는 매우 어렵다. 이러한 이유로 많은 교육 프로그램들이 개발되기도 현장 적합도와 타당도를 검증받지 못하고 있는 실정이다.

그리하여 본 연구에서는 교육 프로그램 투입 후의 효과에 관한 예측 연구를 실시하고 향후 투입을 위한 개선 방향과 범위를 제시하였다. 또한 본 연구 방법은 다양한 이유로 현장연구를 실시하지 못하는 여러 교육 연구의 투입 프로그램의 효과 예측과 개선을 위한 기초자료가 될 것이다.

1.1 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램 선행연구: 검사도구와 영향변수

컴퓨팅 사고력(CT)은 Seymour (1996)가 기하학적 아이디어 생성을 위한 접근방법으로 처음 사용하였고 Wing에 의해 널리 알려졌다. Wing (2006)은 컴퓨팅 사고력이 컴퓨터과학의 기본 개념을 바탕으로 컴퓨터 과학자처럼 사고하여 문제를 해결하는 것으로 3R과 함께 21세기를 살아가는 모든 학습자들이 갖추어야 할 기본

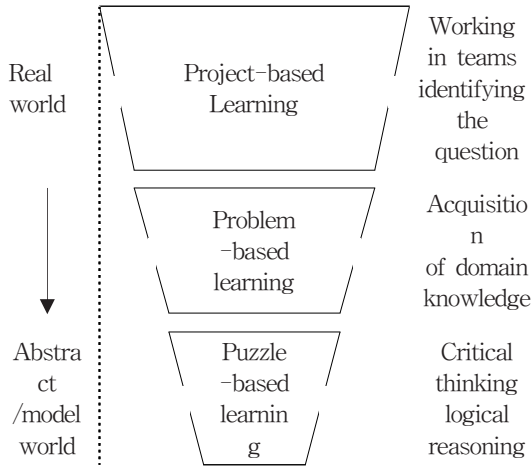
소양이라고 주장하였다. 그리고 CT의 핵심 구성 요소를 크게 문제를 모델링하는 추상화 능력과 모델링된 문제를 기계화시키는 자동화 능력으로 나누어 설명하였다 [21][24].

<Table 1> Researcher’s CT component and Correlation

Wing (2006)	Philip (2011)	Barr et al (2011)	CSTA & ISTE (2011)	Google for Education (2015)
			data collection	[DC]
			data analysis	[DA]
			data representation	[DR]
			problem decomposition	decomposition
			[PD]	
abstraction	abstraction		abstraction	pattern recognition
				[PR]
				abstraction
				[Ab]
			control structure	pattern generalization
			algorithm & procedures	
			analysis and model validation	algorithm design
				[AD]
	automation		automation	[Au]
			parallelization	[Pa]
automation	apply		testing and verification	simulation
			simulation	[Si]

그리고 그 이후 <Table 1>과 같이 Barr 외(2011), CSTA & ISTE (2011), Google(2015)은 CT의 정의에 따라 CT 문제해결 요소를 좀 더 세분화하여 각 요소들의 특징과 내용을 정리하였다. 하지만 각 단계가 모두 위계나 절차를 갖는 것은 아니며 모든 요소가 항상 포함되는 것은 아니라고 보았다[3][4][5].

Zbigniew (2010)은 퍼즐 기반 학습의 궁극적인 목표를 실제세계의 문제해결을 위한 학생들의 지식 기반을 마련하는 것이라 보았다. 그리고 (Fig. 1)처럼 학습과 실제세계의 문제 해결을 위해 필요한 기술의 연속체를 제시하였고 이 연속체에서 각 기술의 단계는 하위 단계를 기반으로 한다. 또한 퍼즐 기반 학습은 미래의 특정 문제 해결을 위해 기초가 될 수 있는 추론 능력과 비판적 사고 기술을 향상시킬 수 있다고 보았다[25].



(Fig. 1) Problem solving in the real world requires a continuum of learning and techniques in which each layer of techniques builds upon the layers below it

본 연구의 사전 연구인 1~3차의 프로그램 현장투입 과정에는 CT창의력 검사와 CT인지력 검사를 실시하였으며 CT인지력 검사(2차)에는 김종혜(2009)가 개발한 정보과학적 사고 기반의 문제 해결 능력 문항을 초등수준에 맞게 변형한 사전, 사후 검사지를 사용하였고 CT 창의력 검사에는 김영채(2002)의 TTCT(Torrance Tests of Creative Thinking) 도형(1, 2, 3차) A형(사전)-B형(사후)를 실시하였다[10][11]. 특히 TTCT 검사 도구는 2001년에서부터 2012년까지의 국내 창의성 관련 연구에서 널리 사용된 검사도구로 컴퓨터 교육 연구 분야에서는 주로 TTCT (도형) 검사를 사용해 왔다[8].

### 1.2 연구의 목적과 범위

첫째, CT창의력과 CT인지력 증진 프로그램의 연령별, CT사고력 하위 항목별 각 변수의 상관관계 네트워크를 모델링하고 중·고등학생에 대한 적용효과를 결측 데이터 생성으로 예측하고 프로그램의 개선방안을 제안하였다.

둘째, 기본 예측 모델링을 위해 활용된 데이터는 1, 2차 현장연구에서 나온 초등학생과 예비교사들을 대상으로 한 프로그램 학습효과에 대한 데이터를 이용하였고 본 프로그램을 통한 중·고등학생들의 CT사고력 신장 예측 연구를 수행하였다.

셋째, 기본 예측 모델링의 검증을 위해 활용된 데이터는 기본 모델링 결과에 3차 현장연구에서 나온 5학년에 대한 실험결과를 사용하여 기본 모델링의 신뢰도를 검증하였다.

## 2. CT-LC 모형과 베이지안 추론

### 2.1 CT-LC(Computational-Thinking-Based Exploratory Learning Cycle) 모형

<Table 2> Computational-Thinking-Based Exploratory Learning Cycle Model

CPS	Computational Thinking-Based Exploratory Learning Cycle	LC (Learning Cycle)
Parnes (1981)		Satchwell (2002) Karplus (1997)
Fact-Problem Finding	Problem Comprehension [DC·DA·DR]	Exploration
Idea Finding	Idea design [PD·PR·Ab]	
Solution-Acceptance Finding	Algorithm design [AD]	
	Concept Introduction [Ab·AD]	Get ideas Apply ideas
	Application and Evaluation [Si·Au·Pa]	Extension ideas Evaluation Concept Application

CT-LC모형은 본 연구의 선행 연구인 1, 2차의 현장 연구 결과를 바탕으로 초등학생들의 CT향상도를 높이기 위해 개발되어 3차 현장연구에 투입된 CE-LC(창의적 탐구 중심 순환학습)모형에 개선점을 반영한 수업모형 개발 명칭은 ‘컴퓨팅 사고력 기반 탐색중심 순환학습’모형이나 수업모형 명으로 교수자가 쉽게 이해하고 사용할 수 있도록 CT-LC모형의 언플러그드 컴퓨팅 유형인 ‘학습지 기반 언플러그드’ 분류에 맞춰 ‘퍼즐 기반 언플러그드 수업모형’으로 사용한다[19].

CT-LC모형은 초등학교 수준에서 과학의 기본 개념 및 인지 발달을 촉진시키기 위해 도입된 Karplus (1977)의 ‘탐색’, ‘개념 도입’, ‘개념 적용’의 3단계 순환 학습 모형을 준거 틀로 한다. 또한 ‘탐색’ 단계를 확장·세분화하여 창의적인 문제해결 탐색과정이 될 수 있도록 CPS 모형의 학습단계를 초등학생들의 연령과 수준에 맞게 적용하였다[9][20][23].

CT-LC모형은 <Table2>와 같이 ‘문제의 이해’, ‘아이디어 설계’, ‘알고리즘 설계’, ‘개념 도입’, ‘적용 및 평가’ 5단계로 이루어지며 컴퓨터과학 수업 중에 알고리즘 및 추상화된 특정 규칙이나 원리를 포함한 컴퓨터과학 개념 학습 수업에 특화되어 설계되었다[19].

각 단계별 활동 내용을 살펴보면 1단계 ‘문제의 이해’ 단계에서는 교사의 마중물 발문을 통해 자료를 수집(Data Collection, DC)하고 수집한 자료를 분리하거나 분석하는 과정(Data Analysis, DA)을 거쳐 자료를 정리한다. 또한 수집된 자료의 이해도를 높이기 위해 그림, 그래프, 차트 등의 형태로 다시 표현하거나 구조화(Data Representation, DR)해 보며 문제 상황과 문제 해결을 위해 활용할 수 있는 자료의 특징과 분포를 온전히 이해한다.

2단계 ‘아이디어 설계’ 단계에서는 교사의 마중물 발문을 통해 해결 단서를 찾기 위해 문제를 단위 내용별 또는 형태별로 정렬하거나 분해하고(Problem Decomposition, PD) 쪼개진 문제들 간의 공통 규칙이나 유사점이 있는지 확인한다(Pattern Recognition, PR). 또한 핵심 아이디어나 규칙을 쉽게 확인하기 위해 불필요한 정보를 제거하거나 필요한 정보만 추출하여 복잡한 내용을 단순화한다(Abstraction, Ab).

3단계 ‘알고리즘 설계’ 단계에서는 교사의 마중물 발문을 통해 추출된 정보들의 공통된 특징을 바탕으로 앞 단계에서 발견한 규칙이나 특징이 포함되게 문제해결을 위한 일련의 순서화된 절차를 설계한다(Algorithm Design, AD).

4단계 ‘개념 도입’ 단계에서는 교사의 마중물 발문에 따라 추상화(Pattern Generalization, PG)과정이나 알고리즘(Algorithm Design, AD)에 포함된 컴퓨터과학 원리나 개념을 도입하여 문제 상황으로 발생한 학생들 사고의 비평형 상태를 해결한다.

5단계 ‘적용 및 평가’ 단계에 시뮬레이션, 자동화, 병렬화는 컴퓨터를 사용하는 자동화 과정으로 ‘컴퓨터 되보기’ 활동을 통해 학습한 개념을 적용하여 유사문제나 퍼즐 만들기

활동으로 시뮬레이션(simulation, Si) 해보거나 그룹별 미션을 통해 자동화와 병렬화(parallelization, Pa /automation, Au) 과정을 체험한다. 그리고 교사의 질문이나 자기평가, 소집단 토의를 통해 본 차시에서 학습한 컴퓨터과학 개념이나 알고리즘을 재확인하고 정교화 한다.

2.2 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램

김병수(2014)는 소프트웨어의 인지 복잡도의 측정과 프로그래밍을 중심으로 한 컴퓨터과학에서 핵심 주제 및 아이디어에 대한 관련 연구에서 10가지의 컴퓨터과학 세부 핵심주제를 추출하였고 오정철(2014)은 컴퓨터·컴퓨터과학 개론서의 교육 내용을 영역별로 분석하여 10대 공통교육 영역을 추출하였다[19].

<Table 3> Common areas and key topics on Computer Science Education

Key topics (ByeongSu Kim, 2014)	Common areas (Jeongcheol Oh, 2014)
Sequential structure, Conditional branching, parallel processing, repetition, variable, Random, algorithm, Object, function, Recursion	Base conversion, A logic circuit, Programming Language, algorithm, Data Structures, Database, Operating System, Security - Encryption, Network and communications, Multimedia

<Table 4> Thematic puzzles sanctions

Study subjects	
I. Data Representation	I-1. Binary system (80')
	I-2. Text representation (40')
	I-3. Image representation (40')
	I-4. Variable (40')
II. Data Structures	II-1. Arrangement (80')
	II-2. Stack (40')
	II-3. Queue (40')
	II-4. Tree (40')
	II-5. Binary Search Tree (40')
III. Algorithm	III-1. Programming (80')
	III-2. Function (40')
	III-3. Sort (40')
	III-4. Divide and Conquer (40')
	III-5. Quicksort (40')
	III-6. Binary Search Algorithm (40')
	III-7. Kruskal's Algorithm (80')
	III-8. Dijkstra's Algorithm (80')
IV. Encryption and Security	IV-1. Parity bit (80')
	IV-2. Encryption (80')
	IV-3. Data compression (80')

그리고 초·중등학교 정보통신기술 교육 운영지침 개정안(2005), 중학교 선택 교과 교육과정(2011)에서 초등학생 학습 영역과 연장선상으로 생각할 수 있는 내용, 미국 컴퓨터 학회(ACM, 2011)와 미국 정보과학 교사 협회(CSTA)가 공동 연구하여 제시한 정보과학 교육 표준(2011)의 영역을 검토하여 초등학생을 위한 컴퓨터과학 주요학습 주제를 선정하고 <Table 4>와 같이 선정된 주제에 따른 세부 주제별 IT퍼즐을 개발하여 CT-LC모형에 따라 운영하였다.

### 2.3 베이지안 추론

#### 2.3.1 베이지안 추론과 예측

베이지안 추론은 관측된 자료와 모수 자체에 대한 확률분포의 결합을 통해 모수를 추정한다. 즉, 어떤 ‘사건’에 대한 ‘결과’의 확률은 ‘사건’이 발생하는 모든 확률에 상대적으로 함께 발생할 확률을 의미한다. 따라서 베이지안 방법은 자료로부터 얻은 모수에 대한 정보와 모수에 대한 과거의 경험과 주관적 견해를 모형화한 사전분포를 결합하여 모수를 탐색한다.

이러한 베이지안 추론의 절차는 관심모수에 대한 과거의 자료, 경험 등으로부터 사전분포를 정하고, 관측변수를 정한 뒤 통계조사나 실험 등을 통하여 관측값을 얻는 것이다. 적절한 통계모형으로부터 관심모수가 주어졌을 때 관측값이 나타날 조건부확률을 구한 후, 사전분포와 조건부 확률로부터 베이지 정리를 통하여 사후분포를 구하고 이를 추론에 사용한다[16].

#### 2.3.2 계층적 모델링과 결측 데이터를 이용한 예측

시작은 다르지만 특히 현대의 상업적 개발가속화와 더불어서 인공지능의 연구개발 분야 중에서 딥러닝의 진화는 결국 데이터를 사용하여 다음 단계를 예측하여야 하는 문제를 가지게 되었고 이 과정에서 진보된 모델인 베이지안 네트워크 추론 모델이 병합되고 있다[1].

<Table 5>에 딥러닝분야의 대표적인 CNN, DHN모델과의 비교에서 보이는 바와 같이, DBN은 생성모델로 입력패턴들의 유사성을 파악하는데 집중하여 데이터를 압축하거나 샘플을 생성하는데 유용하며 관측 변수값을 모델에 넣고 다른 미관측 변수값들을 예측할 수 있다[6][26].

#### 2.3.3 MCMC의 계층적 베이지안 샘플링

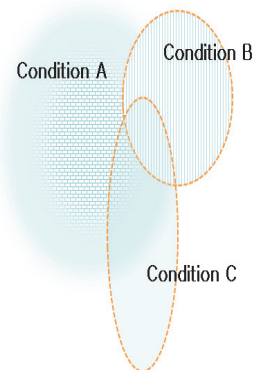
기존의 경험적(단순) 베이지안 추론모델의 단점은 불확실한 변수에 대하여 특정값(최우추정값)을 부여하여 오차가 발생하는 문제점이 있다. 이의 해결방안 중 하나는 상관관계를 가지는 다변량 변수를 가지는 데이터의 분포에 사용하는 계층적 베이지안 추론모델을 적용하는 것이다. (Fig. 2)에 보이는 바와 같이 계층적 베이지안 추론모델에서는 미지변수에 대하여 초월변수를 사용한 사전분포를 부여하고 변수의 불확실성에 대하여 MCMC(Markov-Chain Monte Carlo Simulation)적분한 사후분포를 사용하여 데이터의 크기와 무관하게 수렴하는 해를 구하게 된다.

초월변수  $\alpha$ 는 Dirichlet 분포를 가지며 확률분포는 다음과 같다[15].

<Table 5> Comparing Deep Learning and Bayesian Prediction Models

	Deep Belief Net (DBN)	Conv. NN (CNN)	Deep Hypernet (DHN)
Supervised/Unsupervised Model	Supervised/Unsupervised	Supervised	Supervised/Unsupervised
Discrimination/Generation	Generation	Discrimination	Generation
Understanding of Prediction/Module	Prediction++/Module-	Prediction+++ / Module+	Prediction+ / Module+++
Deducibility	Deduction++	Dduction-	Deduction++++
Connectivity	Full/Compact	Partial/Convolved	Partial/Sparse
Depth	Depth+++	Depth+++	Depth++
Placement/Online Learning	Placement	Placement	Online

$f(\theta_1, \theta_2, \theta_3   x, y) \propto f(y   \theta_1, \theta_2, x) \times f(\theta_1) f(\theta_2)$	Simple Bayes Likelihood * Prior distribution
$f(\theta_1, \theta_2, \theta_3   x, y) \propto f(y   \theta_1, \theta_2, x) \times f(\theta_1, \theta_2   \alpha_1) \times f(\alpha_1)$	Hierarchical Bayes Model Likelihood * Prior Dist. * Hyperprior Dist.



(Fig. 2) Comparison of the simple Bayesian modelling by the introduction of hyperparameter and the accelerated hierarchical Bayesian modelling



$$P(\theta) = \text{Dirichlet}(\alpha_{x_1|\rho\alpha(x)}, \dots, \alpha_{x_k|\rho\alpha(x)}) \propto \prod_j \theta_{x_j|\rho\alpha(x)}^{\alpha_{x_j|\rho\alpha(x)} - 1}$$

(Fig. 3) The Dirichlet Distribution

또한 (Fig. 3)에서 서로 상관관계를 가지는 변수들의 교집합 영역에 대한 적분을 통하여 보다 가속화된 수렴해의 도출이 가능해진다.

베이지스 정리는 사전분포, 실패모델, 그리고 관측 데이터에 관한 관심 변수의 사후 분포를 나타내는데 일반적인 연속형태로 아래와 같이 쓰여진다[22].

$$\pi_1(\theta | x) = \frac{f(x | \theta)\pi(\theta)}{\int f(x | \theta)\pi(\theta)d\theta}$$

(Fig. 4) Bayesian inference

(Fig. 4)에서  $\pi_1(\theta|x)$ 는 관심사항 파라미터의 사후 분포이고,  $\theta$ 로 나타낸다. 관측 데이터는 우도함수  $f(x|\theta)$ 에 입력되고  $\pi(\theta)$ 는  $\theta$ 의 사전 분포를 나타낸다.  $f(x)$ 는  $x$ 의 주변 또는 무조건적 분포로 불리며 적분분포는 모든 매개변수  $\theta$ 값의 불확실성에 대하여 적분하는데, 분모는 표준화 상수로 불리우며 MCMC 기법으로 적분될 수 있다.

<Table 6> MCMC sampling by M-H adopts the following procedurea

[Step 1] Initialize the iteration by setting an arbitrary initial value  $\theta(0)$ ,  $j = 1$ .

[Step 2] Move the chain to a new value  $\phi$  generated from the density  $q(\theta^{j-1}, \bullet)$ .

[Step 3] Evaluate the acceptance probability of the move  $\alpha(\theta^{j-1}, \phi)$  given by Metropolis et al 1953[12]:

$$0 < \alpha(\theta, \phi) = \text{Min} \left\{ 1, \frac{\pi(\phi)q(\phi, \theta)}{\pi(\theta)q(\theta, \phi)} \right\} \leq 1$$

If the move is accepted,  $\theta^{(j)} = \phi$ . Otherwise,  $\theta^{(j)} = \theta^{(j-1)}$  and the chain does not move.

[Step 4] Set  $j = j+1$  and return to step 2) until convergence is attained.

[Step 5] (performed after the generation of an independent uniform quantity  $u \propto U[0,1]$ ) If  $u \leq \alpha$ , the move is accepted; otherwise, the move is not allowed.

계층적 베이지안 모델은 다변량 분포 또는 반복적 반응이 관찰될 때, 동일한 개체를 나타내는 측정치에 관한 변량효과를 통해 그 모델에서 상관관계가 구성될 수 있다. 이러한 구성은 반복적 데이터 간의 주변 상관관계를 도입하고 조건부 평균에 기초하여 해석한다. 또한 시공 데이터를 모델링할 때 통상의 변량효과를 사용하여 시간·공간의 상관관계가 반응에 더해질 수 있다. 이렇게 변량효과와 대응하는 계층적 구조를 사용하여 주변 샘플링 분포를 적절히 규정하는 것을 흔히 데이터 확장이라 부른다[9].

MCMC 기법은 사후분포에 대한 모의기법 중 널리 사용되는 기법으로 어떤 목표 확률분포에서 랜덤 샘플을 얻는 방법이다. <Table 6>에 나와 있는 MCMC의 하나인 메트로폴리스 헤이스팅스(M-H) 샘플링은 파라미터 사후 분포를 수치적이고 효율적으로 시뮬레이션 할 수 있다[2].

조태준(2012)은 이러한 MCMC의 계층적 베이지안 샘플링에 기반하여 국내 케이블 교량구조물의 사고사례 및 보수보강 사례를 이용하여 확률적 베이지안 모델링에 의한 케이블 교량의 위험도를 예측하였다. 결국 데이터를 입력데이터 분포에 기반한 몬테카를로 시뮬레이션을 통하여 예측하고 평균데이터의 예측 분포와 실제로 측정된 데이터에서 의도적으로 무시한 부분을 비교하여 유효성 검증을 수행하였다. 이를 통해 160개월 후 교량구조물의 비정상기능과 10년 사용 후 50%이상의 확률로 3배 이하의 낮은 성능저하의 위험성 증가를 예측하였다[7].

### 3. 연령별 학습프로그램 성취도와 상관관계 예측 모델링

#### 3.1 학습프로그램의 계층적 베이지안 예측 모델링 입력변수

프로그램 내용의 구성의 적절성과 적합도 및 컴퓨팅 사고력 향상도를 높이기 위해 초등학교 인지발달에 대한 이해도가 높은 예비초등교사들을 대상으로 1차 현장연구를 실시하였다. 연구대상은 예비초등교사 남자 14명, 여자 17명으로 총 31명이며 4개월간 32차시를 투입하였으며 당시 성인용 CT인지력 검사도구의 부재로 CT창의력 검사만 실시하였다. CT창의력검사는 TTCT(도형) A, B형 검사지의 응답결과를 바탕으로 SPSS 14.0을 이용하여 유의수준  $p=.05$ 와  $p=.01$ 로 대응표본  $t$ 검증하였다[11].

<Table 7> The results of CT cognitive ability test for creativity (1st field research for pre-teachers)

Subscales	Measured	Mean	S.D.	t-test	Significance
Fluency	Pre	119.13	15.55	1.141	.263
	Post	117.74	14.03		
Originality	Pre	114.77	9.99	-9.914	.000**
	Post	133.52	14.04		
Abstractness of titles	Pre	115.06	11.85	-9.931	.000**
	Post	129.26	13.36		
Elaboration	Pre	116.90	20.27	-4.020	.001**
	Post	127.22	17.67		
Resistance to premature Closure	Pre	123.32	15.91	.677	.503
	Post	121.61	14.23		
Creativity Index	Pre	115.61	10.63	4.944	.000**
	Post	128.58	12.33		

\*:  $p < .05$ , \*\*:  $p < .01$ , S.D.: Standard Deviation, N=31

1차 현장연구 검사 결과를 살펴보면 <Table 7>와 같이 사전·사후 검사결과 CT창의력의 하위요소 중 독창성, 제목의 추상성, 정교성, 창의성지수로 총 6개의 도형 창의성 검사영역 중 4개의 영역에서 통계적으로 유의미한 차이가 나타났다[17].

2차 현장연구는 1차 연구의 결과를 바탕으로 초등학교를 위한 프로그램의 타당도와 적합도를 높이고 투입 주제와 난이도를 조정하여 실시하였다. 현장연구 대상은 3학년 13명, 4학년 11명, 5학년 12명, 6학년 5명, 총 41명(남:22, 여:19)을 대상으로 35시간 동안 프로그램을 투입하였다. 그리고 CT창의력(TTCT-도형, 하위6항목) 검사와 CT인지력(Kim, 2009) 검사를 실시하였다[10].

CT창의력 검사결과는 <Table 8>와 같이 3~4학년에서는 유창성, 독창성, 제목의 추상성, 정교성, 창의성 지수에서 통계적으로 유의미한 차이를 보였다[18].

<Table 8> The results of CT creativity tests (2nd, 3~4 the grade students)

Subscales	Measured	Mean	S.D.	t-test	Significance
Fluency	Pre	94.04	12.78	-6.631	.000**
	Post	114.17	16.69		
Originality	Pre	87.50	11.42	-7.351	.000**
	Post	113.75	19.40		
Abstractness of titles	Pre	91.00	26.99	-2.931	.008**
	Post	108.29	11.64		

Elaboration	Pre	97.96	19.04	-4.020	.001**
	Post	113.13	17.37		
Resistance to premature Closure	Pre	97.17	10.27	-1.711	.101
	Post	101.58	16.53		
Creativity Index	Pre	104.25	12.23	-6.956	.000**
	Post	122.83	11.39		

\*:  $p < .05$ , \*\*:  $p < .01$ , S.D.: Standard Deviation, N=24

그리고 <Table 9>와 같이 5, 6학년에서는 사전·사후 검사결과 유창성, 독창성, 창의성 지수 세 영역에서 각각  $p=0.001(p < .01)$ 과  $p=0.000(p < .01)$ 과  $p=0.010(p < .05)$ 으로 통계적으로 유의미한 차이를 보였다[18].

<Table 9> The results of CT creativity tests (2nd, 5~6th grade students)

Subscales	Measured	Mean	S.D.	t-test	Significance
Fluency	Pre	104.41	30.20	-4.307	.001**
	Post	130.70	22.49		
Originality	Pre	103.41	27.50	-4.565	.000**
	Post	126.41	21.30		
Abstractness of titles	Pre	91.29	20.62	.745	.467
	Post	87.05	30.41		
Elaboration	Pre	120.29	23.86	1.951	.069
	Post	112.00	17.04		
Resistance to premature Closure	Pre	95.52	18.11	-1.797	.091
	Post	102.11	16.57		
Creativity Index	Pre	114.76	17.46	-2.908	.010*
	Post	124.76	18.03		

\*:  $p < .05$ , \*\*:  $p < .01$ , S.D.: Standard Deviation, N=17

<Table 10> The results of CT cognitive ability tests (2nd, 3~6th grade students)

Subscales	Measured	Mean	S.D.	t-test	Significance
3rd ~4th grade 24 students	Pre	4.42	1.41	-1.737	.096
	Post	5.08	2.04		
Mean value of total students	Pre	5.18	2.09	-3.043	.008**
	Post	6.24	2.51		
Sum of 3rd~6th grade 41students	Pre	4.73	1.74	-3.121	.003**
	Post	5.56	2.29		

\*:  $p < .05$ , \*\*:  $p < .01$ , S.D.: Standard Deviation, N=41

그리고 CT인지력 검사(Kim, 2009) 결과는 10문항 총점 10점 만점을 기준으로 학생별 평균을 비교한 결과이며 <Table 10>와 같이 3, 4학년의 경우 평균 0.67점 증가하였으나 통계적으로는 유의하지는 않았고 5, 6학년의 경우는 평균 1.07점 증가하였으며 유의확률  $p=0.008(p<0.05)$ 로 통계적으로 유의하였다. 또한 3~6학년 전체 검사에서도 0.83 점 증가하였고 통계적으로 유의한 차이를 나타냈다[18][10].

3차 현장연구는 2차 현장연구에서 문제점을 보완하고 CT향상을 위해 개발된 CE-LC(창의적 탐색 중심 순환 학습)모형에 따라 퍼즐 기반 컴퓨터 프로그램 개선하고 현장에 적용하였다.

<Table 11> The results of CT creativity tests (3rd, 5th grade students)

Subscales	Measured	Mean	S.D.	t-test	Significance
Fluency	Pre	105.48	18.43	-1.76	.088
	Post	107.87	17.10		
Originality	Pre	99.93	15.96	-9.54	.000*
	Post	110.71	14.90		
Abstractness of titles	Pre	97.64	15.39	-8.63	.000*
	Post	110.93	12.44		
Elaboration	Pre	107.61	15.95	-6.94	.000*
	Post	117.45	16.08		
Resistance to premature Closure	Pre	95.48	11.80	-.61	.548
	Post	96.16	9.20		
Creativity Index	Pre	109.03	11.58	-7.30	.000*
	Post	116.29	9.52		

\*:  $p<0.05$ , \*\*:  $p<0.01$ , S.D.: Standard Deviation,  $N=17$

연구 대상은 2차 현장연구에서 CT향상도가 적고 남녀 향상도 차이가 컸던 5학년을 대상으로 D초등학교 5학년 31명(남:17, 여:14)에게 18주 동안 28차시 프로그램을 투입하였다. 그 결과 <Table 11>와 같이 CT창의력 부분에서는 ‘독창성’, ‘제목의 추상성’, ‘정교성’, ‘창의성 지수’에서 유의미한 상승이 나타났다[19].

### 3.2 학습프로그램의 계층적 베이지안 예측 모델링

본 연구에서는 WinBUG의 공개 변형 소스인 오픈백스 v.3.2.3으로 MCMC 방법을 사용하여 복소 통계 모형의 베이스 분석을 실행하였으며 BBN 구현을 위해 TU

Delft의 공개 SW인 Uninet를 사용하여 베이지안 신뢰망 구축 및 모델 샘플링 작업을 진행하였다. 그리고 <Table 12>와 같이 1~2차 현장연구를 통해 얻은 초등학생과 예비교사의 프로그램 투입 결과를 바탕으로 결측 데이터를 생성하고 1~3차에 걸쳐 베이지안 예측 모델링을 실시하여 중·고등학생들의 퍼즐 기반 컴퓨터 과학 교육 프로그램 투입 효과를 예측해 보았다. 또한 1~3차 예측 모델링의 신뢰도 검증은 위해 3차 현장연구에서 얻은 공통 영역 데이터를 사용하여 1~3차 모델링의 신뢰도를 검증하는 4차 모델링을 실시하였다.

<Table 12> 1st ~ 4th Modeling Table

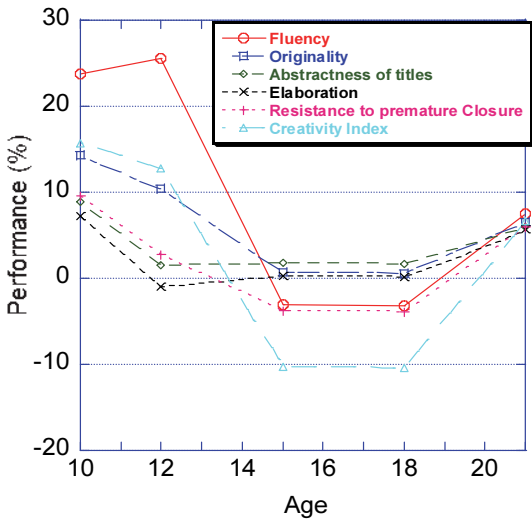
	Measured	1st modeling	2nd modeling	3rd modeling	4th modeling
1st field research	31 pre-teachers	① CT creativity	① CT creativity		① CT creativity
2nd field research	3rd~6th grade 41 students	② CT creativity	② CT creativity	② CT creativity	② CT creativity
			③ CT cognitive ability	③ CT cognitive ability	③ CT cognitive ability
3rd field research	5th grade 31 students				④ CT creativity
Inference Target	middle and high school students	① CT creativity	① CT creativity	① CT creativity	Modeling Reliability Verification
			② CT cognitive ability	② CT cognitive ability	

#### 3.2.1 1차 모델링-CT창의력 예측

1, 2차 현장연구 대상인 예비초등교사(21세)와 3~6학년 초등학생(10세~13세)들의 CT창의력 향상도(TTCT-도형, 6항목) 측정데이터를 이용하여 중·고등학생의 CT창의력(하위 6항목) 예상 성취도를 베이지안 결측 데이터의 재생성으로 예측해보았다.

(Fig. 5)에서 보이는 바와 같이 베이지안 결측 데이터의 재생성 예측결과 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램은 초등학교에서 높은 향상도를 보일 것으로 예상되며 20대 초반 성인들에게도 CT창의력 전 영역에 걸쳐 긍정적 효과가 예측됐다. 하지만 중·고등학교로 넘어가면서 갑작스런 하락이 나타나고 있어서 CT창의력 하위 요소인 유창성, 창의성 지수를 비롯하여 하락 항목들에 대한





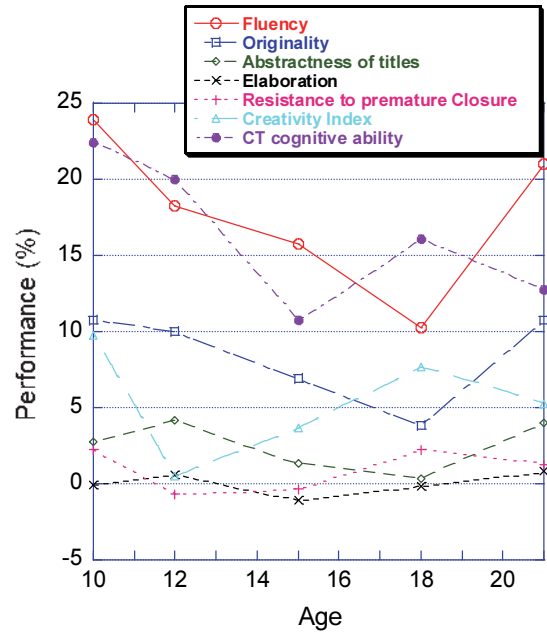
(Fig. 5) The prediction of middle and high school student's CT creativity improvement using the 1st-2nd CT creativity data

퍼즐 요소 분석과 보안 방안을 마련할 필요가 있다.

### 3.2.2 2차 모델링-CT창의력, CT인지력 예측

(Fig. 5)에 나온 1차 모델링 결과에 2차 현장연구 대상인 초등학교 3~6학년 41명(10~13세)의 CT인지력(1항목) 사전·사후 결과를 추가하였다. 이에 따라 데이터 증가와 함께 확률밀도분포가 업그레이드되고, 이를 이용하여 베이저안 모델의 개선된 예측을 수행하였다.

모델링 결과 (Fig. 6)과 같이 CT인지력 향상도(1항목)은 CT창의력 향상도(6가지 항목)과 전반적인 상관관계를 가지는 확률분포를 구성하였다. 그리고 CT인지력 항목을 추가하여 BAYESIAN UPDATE를 하여 예측한 결과, 초등학교 고학년에 비해 하락하고는 있지만 중·고등학생들의 CT인지력, 유창성, 독창성 항목에서 평균 10.6%에 비교적 높은 향상도가 나타날 것으로 예측되었다. 또한 CT창의력 하위 요소 중 창의성 지수의 경우는 초등학교보다 높은 11~16%의 향상도가 예상되었다. 1차 모델링과 비교하여 CT인지력을 포함한 2차 모델링의 경우 전반적으로 향상도가 상향된 것으로 예상되었으나 1차 모델링과 같이 CT창의력의 유창성, 독창성, 제목의 추상성의 경우 하락을 보이고 있어서 관련 항목을 중심으로 중·고등학생들에게 적합한 퍼즐 기반 컴퓨



(Fig. 6) Prediction of improvement in CT creativity (6 items) and CT cognitive ability (1 item) for middle school and high school students by using 1st and 2nd CT creativity (6 items) and 2nd CT cognition (1 item) data.

터과학 교육 프로그램의 개선이 요구되었다.

그리고 (Fig. 5)와 비교하여 (Fig. 6)에 생기는 변화의 요인은 <Table 10>에 높은 CT인지력 향상도가 영향을 준 것으로 보인다.

또한 <Table 13>의 연령별, 항목별 상관관계 테이블을 통해 분석해 볼 때 CT인지력 향상도와 CT창의력(6항목) 간의 상관관계가 CT창의력(6항목) 항목들 간의 상관관계보다 크기 때문인 것으로 풀이된다.

### 3.2.3 3차 모델링 - CT창의력, CT인지력 예측

2차 현장연구 대상인 2차 현장연구 대상인 초등학교 3~6학년 41명(10~13세)의 CT창의력 향상도와 CT인지력 측정데이터를 이용하여 중·고등학생들의 CT창의력과 CT인지력의 예상성취도를 베이저안 결측 데이터의 재생성으로 예측해보았다.

한 대상을 검증한 2가지 요인으로 2가지 요인에 대한 예측을 해본 결과, 앞선 1차 모델링 예측 (Fig. 5)와 2차 모델링 예측 (Fig. 6)과 큰 흐름은 유사하나 항목별로

<Table 13> Supplemental Table

	mu[6,2]	mu[6,3]	mu[6,4]	mu[6,5]	mu[7,1]	mu[7,2]	mu[7,3]	mu[7,4]	mu[7,5]
mu[1,1]	0.8508	0.6602	-0.2523	-0.6441	0.8867	0.8588	0.6782	-0.2464	-0.6367
mu[1,2]	0.9427	0.8652	0.0126	-0.8542	0.8528	0.9397	0.8793	0.04345	-0.8470
mu[1,3]	0.8977	0.9680	0.3291	-0.9637	0.6729	0.8824	0.9756	0.3847	-0.9578
mu[6,3]	0.9165	1	0.4248	-0.9500	0.6368	0.8599	0.9713	0.4080	-0.9657
mu[6,4]	0.0699	0.4248	1	-0.2889	-0.3207	-0.0209	0.3368	0.8432	-0.3482
mu[6,5]	-0.8615	-0.9500	-0.2889	1	-0.6427	-0.8601	-0.9634	-0.3757	0.9669
mu[7,1]	0.8437	0.6368	-0.3207	-0.6427	1	0.9334	0.6998	-0.3062	-0.6177
mu[7,2]	0.9457	0.8599	-0.0209	-0.8601	0.9334	1	0.9091	0.0181	-0.8487
mu[7,3]	0.8999	0.9713	0.3368	-0.9634	0.6998	0.9091	1	0.4065	-0.9653
mu[7,4]	0.0589	0.4080	0.8432	-0.3757	-0.3062	0.0181	0.4065	1	-0.3627
mu[7,5]	-0.8823	-0.9657	-0.3482	0.9669	-0.6177	-0.8487	-0.9653	-0.3627	1

Where mu[] means elements of matrix for correlation among measured items[CT creativity(6 items) and CT cognitive ability(1 item)] and 5 groups of age(10 to 21year old)

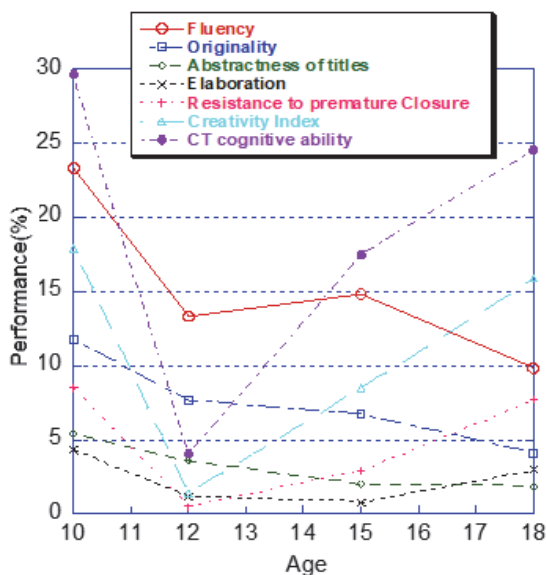
일부 변화와 방향의 차이가 확인됐다. 특히 (Fig. 7)에서는 하락 구간이 12세에 좀 더 집중된 것으로 나타났으며 이러한 차이는 본 예측은 1, 2차 모델링에 포함되었던 예비초등교사에 대한 데이터를 제외한 것으로 성인 부분에서 나타난 긍정적 부분의 데이터가 미반영 됐기 때문으로 풀이된다. 하지만 여기서 더욱 주목해야 할 것은 1~3차 모델링 결과에서 중·고등학생 구간에 공통적으로 예상되는 항목에 대한 확인과 그에 따른 개선 방

안을 모색하는 것이다.

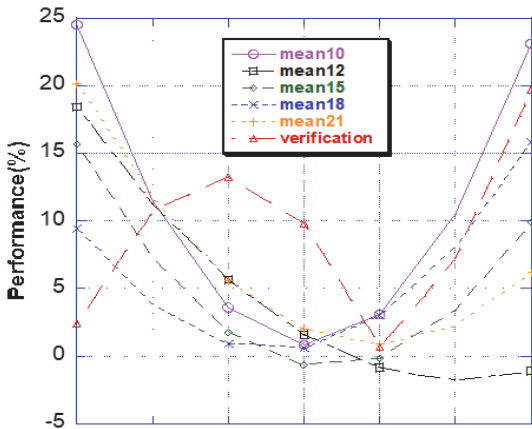
우선 1~3차 모델링에서 공통적으로 유창성, 독창성, 제목의 추상성 항목에서 중고등학생 구간에서 하락이 나타나고 있으며 정교성과 성급한 종결에 대한 저항 항목에서는 공통적으로 평균 5% 미만에 낮은 향상도를 보이고 있다. 이러한 예상되는 상승과 하락 항목에 대한 연령별 항목별 프로그램의 타당도와 적합도를 높이는 프로그램 개선 연구가 필요하다.

### 3.2.4 4차 모델링 - 모델링 신뢰도 검증

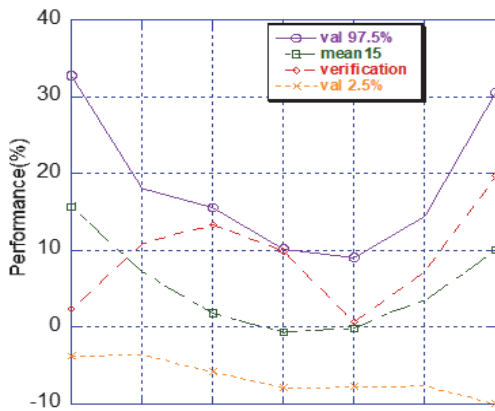
앞서 1~3차 모델링에 걸쳐 검증 대상과 투입항목에 따른 중·고등학생들의 퍼즐 기반 컴퓨터과학 교육 프로그램 효과를 예측을 하고 그 결과를 분석해 보았다. 하지만 이러한 모델링에 따른 효과 예측과 함께 이루어져야 할 요소가 바로 효과 예측에 대한 신뢰도 검증이다. 신뢰도 검증을 위해서는 검증하고자 하는 모델링 효과 예측에서 사용되었던 공통적인 대상 혹은 공통 검증 영역에 대한 데이터가 필요하다. 이를 위해 1~3차 모델링에 사용된 데이터에 공통 적용 대상인 5학년(31명)에 대한 3차 현장연구 CT창의력 데이터를 사용하여 신뢰도 검증을 실시하였다. 모델링 신뢰도 검증 결과 (Fig. 8)과 같이 독창성과 성급한 종결에 대한 저항 항목에서 가장 높은 신뢰도를 나타냈으면 (Fig. 9), (Fig. 10)과 같이 중·고등학생의 예측 모델링 검증 결과 CT창의력(6항목)과 CT인지력이 모두 신뢰 구간의 상하한계 2.5%~97.5% 이내의 구간 내에서 신뢰할 수 있는 것으로 확인되었다.



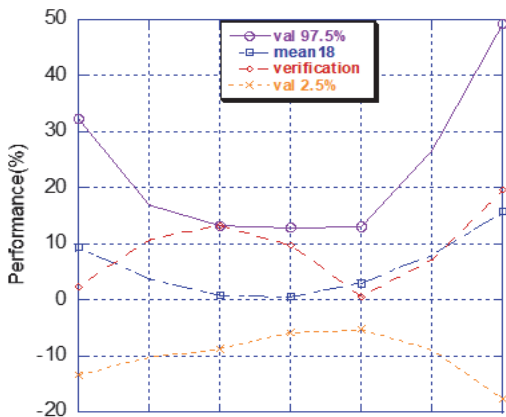
(Fig. 7) Predict middle and high school students' CT creativity and CT cognitive ability using 3~6th grade students' CT creativity and CT cognitive ability



[Fig. 8] Reliability verification each age and item of Bayesian modeling



[Fig. 9] Reliability Verification of Middle School Students Predictive Modeling



[Fig. 10] Reliability Verification of High School Students Predictive Modeling

#### 4. 결론

본 연구에서는 특정 조건 하에서 현장 적용이 용이하지 않은 중·고등학생 대상 퍼즐 기반 컴퓨터과학 프로그램 투입 후 결과를 계층적 베이저안 추론 모델링을 통해 예측하였고 그를 바탕으로 향후 중·고등학교에 투입할 프로그램의 주요 개선 항목과 개선 방향을 제안하고자 하였다.

이를 위해 선행연구에서 나온 CT증진 프로그램의 연령별, CT사고력(CT창의력, CT인지력) 항목별 데이터를 활용하여 상관관계 네트워크를 모델링하고 아직 검증되지 않은 중·고등학생에 대한 적용효과를 결측 데이터를 생성하여 아래의 3가지 방법으로 예측하였다.

첫 번째 1차 모델링에서는 두 대상(3~6학년, 예비초등교사)을 검증한 1가지 요소(CT창의력 6항목)로 1가지 요소(중·고등학생의 CT창의력 6항목)를 예측하였다. 두 번째로 2차 모델링에서는 1차 모델링에 1가지 요소(3~6학년 CT인지력 1항목)를 추가하여 그에 따른 2가지 요소(중·고등학생의 CT창의력 6항목과 CT인지력 1항목)를 예측하였다. 세 번째로 3차 모델링에서는 한 대상(3~6학년)을 검증한 2가지 요소(CT창의력 6항목, CT인지력 1항목)로 2가지 요소(중·고등학생의 CT창의력 6항목과 CT인지력 1항목)를 예측하였다. 그리고 각각의 효과 예측 결과를 바탕으로 결과를 분석하고 개선 방향을 제시하였다.

그리고 예측 모델링의 신뢰도 검증을 위해 1~3차 모델링에 사용된 데이터에 공통 연구대상인 5학년(31명)에 대한 3차 현장연구 CT창의력 결과를 사용하여 신뢰도 검증을 실시하였고 중·고등학생의 CT창의력과 CT인지력 예측 모델이 신뢰 구간의 상하한계 2.5%~97.5%이내의 구간에서 신뢰할 수 있는 것을 확인하였다.

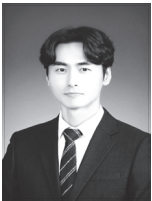
#### 참고문헌

[1] A. Carbonari, M. Vaccarini and A. Giretti(2014). *Bayesian Networks for Supporting Model Based Predictive Control of Smart Buildings. in Dynamic Programming and Bayesian Inference, Concepts and Applications*, Dr. Mohammad Saber Fallah Nezhad (Ed.), ISBN: 978-953-51-1364-5, InTech,

- <http://dx.doi.org/10.5772/58470>.
- [2] Andrew Keats, Eugene Yee, Fue-Sang Liena(2007), Bayesian inference for source determination with applications to a complex urban environment, *Atmospheric Environment*, vol. 41, pp.465 - 479.
- [3] Barr, V. & Stephenson, C.(2011). Bringing Computational Thinking to K-12: What is Involved and What is the Role of the Computer Science Education Community?. *ACM Inroads*, 2, 48-54.
- [4] CSTA & ISTE(2011), *Computational Thinking teacher resources second edition*. [https://id.iste.org/docs/ct-documents/ct-teacher-resources\\_2ed-pdf.pdf?sfvrsn=2](https://id.iste.org/docs/ct-documents/ct-teacher-resources_2ed-pdf.pdf?sfvrsn=2)(Accessed on 15 Aug. 2019)
- [5] Google for Education(2015). Computational Thinking Course. <https://computationalthinkingcourse.withgoogle.com/unit?lesson=8&unit=1>(Accessed on 15 Aug. 2019)
- [6] <http://andrewyuan.github.io/img/DeepLearning.png> (Accessed on 15 Aug. 2019)
- [7] Cho TJ, Lee JB, Kim SS(2012), The Risk Assessment and Prediction for the Mixed Deterioration in Cable Bridges Using a Stochastic Bayesian Modeling, *Journal of Korea institute for Structural Maintenance Inspection Vol.16* No.5 pp.29-39.
- [8] Jung MI, Jeong HI, Jeong SE, Kim YC(2013), An Integrative Analysis of the Creativity Researches Performed During 2001-2012. *Thinking development, Kim Jh. Vol.9*, No.1, pp.1-26.
- [9] Karplus, R. Science Teaching and The Development of Reasoning(1977). *Journal of Research in Science Teaching*, Vol.14(2). 169-175, <http://dx.doi.org/10.1002/tea.3660140212>
- [10] Kim JH(2009), *Secondary Education Program for Problem-solving Ability based on Computational Thinking*, Doctoral thesis, Korea University.
- [11] Kim YC(2002), *Test summary: Torrance TTCT(Figure) A & B*. Creativity Korea FPSP.
- [12] Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller A.H., Teller, E.(1953), *Equation of State Calculations by Fast Computing Machines*. Chem. Phys. J. 21, 1087-1092, doi:10.1063/1.1699114
- [13] Ministry of education, Ministry of Science ICT and Future Planning(2016), *Software education activation basic plan*, Press release 1-6.
- [14] Ministry of education, Ministry of Science and ICT(2019), *Leading School of Software Education in 2019*, Press release 7-18.
- [15] Morris Herman DeGroot(1970). *Optimal Statistical Decisions*. New York: McGraw-Hill.
- [16] Oh MS(2012), *Bayesian statistical inference with R and Monte-Carlo*, Freedom academy, pp. 201-202.
- [17] Oh JC, Kim JH(2014), Development and Application of Elementary Puzzle-Based Learning Program for Computer Science Education, *The Journal of Korean association of computer education*, Vol.17 No.3.
- [18] Oh JC, Kim JH, Kim JH(2014), Development and Application of Puzzle-Based Computer Science Learning Contents for Pre-service Teachers, *The Korean Society for Fisheries and Marine Sciences Education*, Vol.18 No.3.
- [19] Oh JC, Kim JH(2016), *A Development of a Puzzle-Based Computer Science Instruction Model and Learning Program to improve Computational Thinking for Elementary School Students*, Vol.28 No.5.
- [20] Satchwell, R. E., & Loepp, F. L.(2002). Designing and implementing an integrated mathematics, science, and technology curriculum for the middle school. *Journal of Industrial Teacher Education*, 39(3).
- [21] Seymour Papert(1996), "An exploration in the space of mathematics educations", *International Journal of Computers for Mathematical Learning 1*, <http://dx.doi.org/10.1007/BF00191473>
- [22] Siu, Nathan O., Kelly, Dana L., "Bayesian parameter estimation in probabilistic risk assessment", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, 1998, pp.89 - 116.
- [23] Treffinger, D. J., Isaksen, S. G., & Dorval, K.

- B.(2006). *Creative problem solving: An introduction* (4th Eds.) . Waco, TX: Prufrock Press.  
Middle school Choose subject curriculum.
- [24] Wing, J. M.(2006), Computational Thinking, *Communication of ACM, Vol.49*, No.3, pp.33~35
- [25] Zbigniew Michalewicz, Nickolas Falkner, Raja Sooriamurthi(2010), *Puzzle-Based Learning for Engineering and Computer Science*.
- [26] Zhang BT(2015), Deep Hypernetwork Models. *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineer Vol.33* No.8. pp.22

#### 저자 소개



##### 오 정 철

2014 제주대학교 과학교육학부 컴  
퓨터교육과 박사 수료  
2017~현재 제주중앙초등학교 교사  
관심분야 : SW교육, IT퍼즐  
E-Mail : love1748@korea.kr



##### 김 종 훈

1999~현재 제주대학교 교육대학  
초등컴퓨터교육전공 교수  
관심분야 : 컴퓨터교육  
E-Mail : jkim0858@jejunu.ac.kr