

e-러닝 기반의 SPRT형 CAT모델에서 학습정보이력 요소의 적용이 판정의 정확성에 미치는 영향

김경현[†]

요 약

본 연구는 e-러닝 기반의 SPRT형 CAT모델에서 학습정보이력 요소(학습시간 및 모의테스트 점수)의 적용이 판정의 정확성에 어떠한 영향을 미치는지 알아보고자 보았다. 그 결과, e-러닝 기반의 SPRT 판정에 학습정보이력요소(학습시간과 모의테스트 점수) 변인을 적용하면 SPRT 판정의 정확성을 효율적으로 개선할 수 있음을 밝혀내었다. 특히 모의테스트 점수 변인은 거의 90%에 이르는 개선 효과를 보여주어 실제 e-러닝 평가 환경에서 곧바로 활용할 수 있는 변인으로 판명되었다. 따라서 학습정보이력요소를 평가영역의 SPRT와 접목시킨다면 학습자의 성적을 보다 정확하고 신속하게 판정할 수 있어, 궁극적으로 e-러닝 학습자의 개별화 촉진에 실제적으로 기여할 수 있을 것이다. 향후 다양한 학습정보이력요소를 반영한 알고리즘을 개발한다면 한 단계 높은 수준의 e-러닝 평가 프로그램을 제작할 수 있을 것이다.

키워드 : 컴퓨터 적용형 평가, e-러닝, SPRT

The Effects of Elements of Learning Information's Record on the Correctness of Decision When Applied to the E-Learning based on CAT with SPRT Model

Kyung-Hyun Kim[†]

ABSTRACT

The purpose of this research is to show that elements of learning information's record(learning time and the score of practice test) have a significant effect on the correctness of decision when they are applied to e-Learning based on CAT with SPRT model. Especially, the score of practice test can be used in the real e-learning environment as its effect showed approximately 90% improvement. Therefore, if we apply learning information's record to SPRT in evaluation, we can evaluate the learner's ability more precisely and quickly, contributing to the enhancement of the individualization of learners. If an algorithm with variables from learning information's record can be developed, a better e-Learning evaluation program will be made in the future.

Keywords : CAT, e-Learning, SPRT

1. 문제의 제기

1.1 연구의 필요성 및 목적

[†] 정 회 원: 원광대학교 사범대학 교육학과 교수(교신저자)
논문접수: 2007년 6월 17일, 심사완료: 2007년 9월 10일
* 이 논문은 2007년도 원광대학교의 교비지원에 의해서 수행됨

'어떻게 하면 학습자의 성적을 정확하고 신속하게 판정하여 개인차를 고려한 수업을 효과적으로

로 지원할 것인가?’는 평가영역에서 늘 중요한 문제로 대두되어왔다. 특히 최근의 e-러닝 기반 학습환경에서는 이러한 필요성이 더욱 증대되고 있는데, 이는 기존 오프라인 학습환경에서는 구현이 어려웠던 평가 알고리즘의 실행이 하드웨어 및 소프트웨어의 비약적인 발전에 따라 가능하게 되었다는 점과 평가시간의 단축을 통해 학습자의 실제학습시간(ALT: Actual Real Time)을 늘려야 한다는 사회적 요구와도 합치되기 때문이다.

최근 e-러닝 기반 학습환경에서 컴퓨터를 활용하여 개별 학습자의 성적을 정확하고 신속하게 평가하는 여러 방법 중, CAT¹⁾ 방법이 널리 사용되고 있다. CAT란 ‘컴퓨터 활용 적응 평가’ 방식으로 짧은 시간 내에 적은 수의 평가문항을 사용하면서도 학습자의 학습능력을 정확하고 신속하게 판정하는 방식으로, MAIS²⁾, 문항반응이론(IRT³⁾), SPRT⁴⁾, EXSPRT(Expert-SPRT) 등 다양한 형태가 존재한다. CAT는 미국 일반 대학원 입학시험(GRE), 미국임상병리학회 의학기술자 자격시험(MLT⁵⁾), TOEFL, ACAP⁶⁾, 씨디캣(CT & CAT⁷⁾) 등 국내외에서 실제 사용되고 있어 실용적 평가 모델로 받아들여지고 있다.

다양한 CAT 형태 중 Wald(1947)의 모델에 기반하여 Frick[1]이 더욱 정교화시킨(김중환) 평가 모델이 SPRT다. SPRT는 기존 CAT 모델에서 요구하였던(주로 IRT 방식) 복잡한 문제 출제 및 검증의 과정을 거칠 필요 없이, 단지 일선 교사의 기초 평가 소양에 의거한 평가 출제로만으로도 신뢰도와 타당도가 높은 평가를 실시할 수 있다는 측면에서 그 실용적 가치가 높게 평가된다. 뿐만 아니라 문항모수치의 계산을 위한 사전데이터가 필요 없는 Bayesian 이론을 기반으로 하고 있다는 점에서 다른 CAT들에 비해 대단히 쉬운

장점이 있다[5].

반면, 이러한 장점에도 불구하고 SPRT 방식은 아직도 다른 방식들(IRT, EXSPRT 등)과 비교하면 판정의 정확성 면에 있어서 다소 개선의 여지가 있는 것이 사실이다. 특히 SPRT 방식은 기존의 IRT나 EXSPRT 방식에 비해 판정 미정(non-decision, 未定)의 횟수가 상대적으로 많아, 이는 전체 검사의 효율성을 저해하는 요소로까지 나타나고 있다. 뿐만 아니라, 일부 SPRT 관련 연구에서는[5][6] 검사의 결과가 학생들에게 얼마나 실질적인 영향력을 발휘하는가의 여부(예를 들면, 성적 반영 유무)에 의해서도 판정의 정확성에 차이가 나는 것으로 보고되고 있어서 판정의 정확성을 개선하기 위한 부가적인 형태의 변인이 요구되고 있는 실정이다. 이와 관련하여 최근 진행된 선행연구[5][6]에서는 문항별 풀이시간, 학습자의 자신감, 불안감 등 여러 가지 변인을 추가함으로써 판정의 정확성을 일정 정도 개선시킬 수 있음을 제안하고 있다.

그러나 선행연구에서 제안한 문항별 풀이시간, 학습자의 자신감, 불안감 등의 변인은 다음의 측면에서 SPRT 판정의 정확성을 개선하기 위한 실용성 있는 해법으로 채택하기에는 다소 불충분하다. 먼저, 문항별 풀이시간은 각 문항에 따른 세밀한 관리가 필요하므로 SPRT의 장점인 ‘출제의 편의성 증대’라는 중대한 원칙에 위반되며, 학습자의 문항 풀이 시간은 개별 문항의 특징에 기인한 사항이 많으므로 실제 상황에서 투입하기에는 다소 무리가 있다. 자신감 및 불안감은 선행연구[5]에서 제시하였듯이 심장박동이나 광의 배출 등 긴장감에 관련한 변인을 측정할 수 있는 마우스나, 눈동자의 움직임을 측정하고 분석할 수 있는 첨단 장치가 병행되어야 하므로 그 실용적 가치는 현저히 떨어진다.

본 연구에서는 편리하고 조작 가능한 변인으로 최근 e-러닝 교육현장에 활발히 적용되고 있는 웹기반의 LMS⁸⁾에 근거하여 학습정보이력을 추출하고, 그 중 학습시간과 모의테스트 점수의 두 부가적인 변인을 기준으로 SPRT 모델의 정확성을 개선할 수 있는지에 대해 검증해 보았다. 이

1) Computerized Adaptive Testing
2) Minnesota Adaptive Instructional System
3) Item Response Theory
4) Sequential Probability Ratio Testing
5) Medical Laboratory Technician Examination
6) Accelerated CAT-ASVAB Project: 미 해군의 통신망 활용 시스템 관련 프로젝트
7) 한국교육과정평가원(KICE: Korea Institute of Curriculum & Evaluation)의 홈페이지에서 서비스되고 있는 중학교 학력검사 시스템

8) Learning Management System

들 변인은 LMS의 간단한 조작만으로도 상호 연동이 가능하므로 기존 SPRT 모델의 실용성을 실제적으로 증진할 수 있다는 특징이 있다. 이를 위해서는 앞서 논의한 바와 같이 SPRT 판정의 정확도를 저하시키는 주요 원인인 판정 미정의 횟수를 줄이는 데 초점을 둔 연구가 필요하다.

이상의 논의를 바탕으로, 본 연구는 e-러닝 기반의 SPRT형 CAT모델에서 학습정보이력 요소(학습시간⁹⁾ 및 모의테스트 점수¹⁰⁾의 적용이 판정의 정확성에 어떠한 영향을 미치는지 밝혀 보았다.

1.2 연구 문제

연구의 목적을 달성하기 위해 다음과 같은 연구 문제를 설정하였다.

[연구문제 1]

e-러닝 기반의 SPRT형 CAT에서 학습시간 정보를 반영할 경우 학습능력의 이원판정(합격·불합격)의 정확성에 있어 어떤 차이가 있을 것인가?

[연구문제 2]

e-러닝 기반의 SPRT형 CAT에서 모의테스트 점수 정보를 반영할 경우 학습능력의 이원판정(합격·불합격)의 정확성에 있어 어떤 차이가 있을 것인가?

2. 이론적 배경

2.1 SPRT의 기본 모형

SPRT 이론은 Bayesian 이론에 기반하여 발전되었다. Bayesian 방법은 종래에는 제조업 분야에서 상품의 불량률을 검사하는 데 널리 사용되어졌었는데 Wald(1947)는 이를 교육현장에서 평

가 분야에 도입하였고(주로 합격·불합격의 이원판정), 이것이 바로 SPRT다. SPRT에 있어서 문항 표집은 해당 판정에 도달했을 때 끝나게 되어 있다. SPRT 판정의 규칙은 다음과 같다.

규칙 S1. 만약 선택의 사후확률비가 $(1-\beta)/\alpha$ 보다 크거나 같으면 첫번째 결정을 따른다.

규칙 S2. 만약 선택의 사후확률비가 $\beta/(1-\alpha)$ 보다 작거나 같으면 두번째 결정을 따른다.

규칙 S3. 만약 S1, S2 둘 다 아니면 판정을 계속한다.

여기서, 판단 예러 α 는 두번째 판정이 합격일 때, 첫번째 판정을 수용할 확률을 의미하고 β 는 반대 상황을 의미한다. 문제를 랜덤 형식으로 제시한 다음 학생이 이에 반응을 하면 확률 비율(PR^{11})을 계산한다.

$$PR = \frac{PomPm^r(1-Pm)^w}{PonPn^r(1-Pn)^w}$$

위의 식에서 Pom 과 Pon 은 합격과 불합격에 대한 확률의 초기값이다. 만약 여기서 초기의 Pom 과 Pon 확률이 동일하다면 위의 공식에서 그들은 서로 소거될 수 있다. Pm 은 합격자일 경우 그 문제를 맞을 확률을 의미하고, 반면 Pn 은 불합격자일 경우 해당 문제를 맞힐 확률을 의미한다. r 과 w 는 현재까지 사용자가 응답한 정답의 개수와 오답의 개수를 의미한다.

규칙 S1'. 만약 $PR \geq (1 - \beta) / \alpha$ 이면, 합격 판정을 한다.

규칙 S2'. 만약 $PR \leq \beta / (1 - \alpha)$ 이면, 불합격 판정을 한다.

규칙 S3'. 만약 S1' 도 S2' 도 아니면, 사용자의 응답을 기다려 PR 을 재계산 한 후 S1'에서 S3' 과정을 계속 진행한다.

여기서, 만약 SPRT의 규칙 S3'에서 끝없이 되풀이 된다면 어떻게 될지가 중요한 문제로 대두될 수 있다. 이 문제에 대해 Wald는 SPRT 수식이 수학적으로 반드시 끝남을 증명했지만, 실제로 평가의 적용에 있어서는 경우가 다를 수 있다. 상대적으로 문항의 수가 적고 따라서, 합격·불합격 판정에 도달하기도 전에 문제가 고갈될 가능성이 많기 때문이다. 위의 규칙에 의거하면

9) 학습자가 e-러닝 시스템에서 실제 학습한 시간 정보

10) 학습자가 e-러닝 시스템에서 실행한 퀴즈 또는 모의고사 형태의 점수

11) Probability Ratio

필요한 문항의 수는 학습자가 어떻게 반응하는가와 밀접한 관련이 있다. 특히 규칙 S3'는 α 와 β , Pm, Pn과 밀접한 관련이 있다. 만약 α , β , Pm, Pn 수치가 명확하다면 합격 또는 불합격 판정의 도달이 초기에 가능해지며, 따라서 상대적으로 적은 문항을 요구할 것이다. 만약 명확하지 못하다면 좀 더 많은 문항들이 요구된다는 것이다. 먼저 SPRT 판정 과정을 진행하기에 앞서 허용 오차를 설정하면 다음과 같다.

$\alpha = 0.25$, $\beta = 0.25$ 로 설정하면 $LBM^{12)} = (1 - \beta) / \alpha = (1 - 0.025) / 0.025 = 39$, $UBN^{13)} = \beta / (1 - \alpha) = 0.025 / (1 - 0.025) = 0.025641$ 이 된다. 따라서, $LBM \leq PR \leq UBN$ 즉, $0.025641 \leq PR \leq 39$ 이면 판정을 계속 반복하게 된다.

SPRT 단계 1

앞의 측정에서와 동일한 과정으로 진행된다. 먼저 첫번째 문제를 틀렸다고 가정하자. 학습자가 문제를 맞힐 확률과 틀릴 확률은 동일한 것으로 간주한다. 따라서, 사후확률비는 $0.20 / 0.80 = 0.25$ 가 된다. 0.25는 0.025641과 39 사이에 있으므로 판정을 유보하고 다음 단계로 진행한다.

SPRT 단계 2

두번째 문제는 맞았다고 가정할 때, PR은 $0.347 / 0.653 = 0.531$ 이 된다. 역시 LBM과 UBN 사이에 존재하므로 판정을 유보하고 다음 단계로 진행한다.

SPRT 단계 3

세번째 문제 역시 틀렸다고 가정할 때 PR은 $0.306 / 0.144 = 2.125$ 가 된다. 역시 LBM과 UBN 사이에 존재하므로 판정을 유보하고 다음 단계로 진행한다.

SPRT 단계 4

네번째 문제도 틀렸다고 가정하자, 여기서 PR은 $0.032 / 0.968 = 0.033$ 이 된다. 판정을 내릴 수 있는 상당히 근접한 수치이지만 LBM 보다는 여전히 크다. 따라서, 판정을 유보하고 다음 단계로 진행한다.

SPRT 단계 5

다섯번째 문제도 틀렸다고 하면 PR은 $0.008 / 0.992 = 0.0081$ 이 된다. 이 수치는 0.025641 보다 작으므로 불합격 판정을 한 후 측정을 중단한다 [2](재인용).

2.2 SPRT 정확성 향상과 관련한 선행연구

2.2.1 문제 풀이시간 및 자신감의 영향

김영환과 동료[5][6]에 의해 수행된 연구로, 문제를 푸는데 소요된 시간과 자신감이 판정의 정확성에 영향을 미치는지 여부에 대해 이루어진 실험 연구다. 연구 결과 문제를 푸는데 소요된 시간이 적을수록, 문항에 대한 자신감이 높을수록 판정의 정확성에 긍정적인 영향을 미친 것으로 밝혀졌다.

그러나 실제 상황에서 문제 풀이시간이나 자신감 변인을 조절하는 데 있어서는 상당한 노력이 투입되어야 하므로 위 변인을 실제 적용하는 데에는 다소 한계가 있을 수 있다.

2.2.2 피드백제공 및 다시풀기 허용의 영향

김경현[2]은 SPRT 테스트 과정에서 사용자가 답한 문항에 대해 기본적인 피드백을 제공하거나 다시풀기를 허용하면 판정의 정확성에 어떤 영향을 미치는지에 대해 연구하였다. 그 결과 피드백과 다시풀기를 제공하면 판정의 정확성에 부정적인 영향을 미치는 것으로 판명되었다. 그러나 이후 수행된 이승진의 연구[3]에서는 상이한 결과가 도출되었는데 이에 대해서는 체계적인 검토가 요구된다.

그러나 피드백을 제공하는 경우 문항의 독립성을 심각하게 저해하므로 신뢰성이 요구되는 평가에 적용하는 데는 다소 무리가 있으며, 다시풀기를 허용할 경우 SPRT의 기본 알고리즘을 부정하게 되므로 문제가 발생한다고 볼 수 있다.

이상에서 살펴본 바와 같이, 지금까지의 이루어진 선행연구는 SPRT의 정확성을 향상시킬 수 있는 실천적인 방안과는 다소 거리가 먼 연구라 볼 수 있다. 이러한 측면에서 본 연구는 SPRT의

12) Lower Bound for the Mastery

13) Upper Bound for the Nonmastery

실용성 향상에 강조점을 둔 연구를 실행하였다. 특히 본 연구에서는 편리하고 조작 가능한 변인으로 최근 e-러닝 교육현장에 활발히 적용되고 있는 웹기반의 LMS에 근거하여 학습정보이력을 추출하고, 그 중 학습시간과 모의테스트 점수의 두 부가적인 변인을 기준으로 SPRT 모델의 정확성을 개선할 수 있는지에 대해 검증해 보았다. 이 점에서 기존 연구와의 차별성이 부각된다. 이들 변인은 LMS의 간단한 조작만으로도 상호 연동이 가능하므로 기존 SPRT 모델의 실용성을 실제적으로 증진할 수 있다는 장점이 있다.

3. 연구 방법 및 절차

3.1 연구 대상 및 기간

본 연구의 대상은 2007년 원광대학교¹⁴⁾ 사범대학 1학기 교직과목인 '교육방법 및 교육공학'을 수강한 총 210명 중, 학기중간에 수강을 포기한 학생과 학기말 평가결과 F 학점을 받은 학생을 제외하고 최종 193명의 학생을 대상으로 하였다. 이 중 남학생은 57명, 여학생은 136명으로 구성되었다¹⁵⁾.

본 연구는 2007년 3월부터 6월까지 약 3개월간 수행되었다.

3.2 연구 도구

이 연구에 사용된 연구도구는 본 연구자의 홈페이지(www.edusugar.com)의 임용고사 모의테스트에 SPRT 알고리즘을 삽입하여 제작되었으며, 본 연구자가 직접 개발하였다(홈페이지 및 <그림 1> 참조). 또한 본 프로그램의 제작에는 HTML, ASP, JAVA, MS SQL, FLASH 프로그램이 사용되었다. 기본적으로 제공되는 서비스 환경(교수 및 학습환경)은 문제 출제 기능(객관

식, 주관식), 정답 및 오답에 대한 피드백 제공 기능, 답안 제출 기능(서버에 점수가 전송되어 DB화), 정오답 확인 기능, 틀린 문제 다시 보기 기능, 오답에 대해 질문하기 기능 등이 있다.

총 680문항으로 이루어져 있으며 이 중 모의고사는 30문항이 출제되며 각 문항마다 SPRT 점수와 총점에 기반한 점수가 누적되도록 설계하였다. 한편 문항은 5지선다로 출제되었으며 기말고사 점수에 20%를 반영하여 학생들이 테스트에 진지하게 임하도록 하였다.

SPRT 알고리즘에 구현된 $\alpha=\beta=0.05$, 합격추정점=75점, 불합격추정점=45점, 합격판정점=60점으로 설정하였다(이와 관련한 자세한 설명은 이론적 배경 참조).

3.3 연구 절차

본 연구는 크게 다음과 같은 여섯 단계의 절차에 의해 수행되었다(<그림 2>, <그림 3> 참조).

- 1) 학기 초 수업안내(홈페이지 사용법, 홈페이지 콘텐츠 소개, 모의테스트 수행 방법, 성적 반영 방법 등)
- 2) 약 3개월간의 학습자의 학습시간 및 모의테스트 점수를 평균하여 상, 중, 하의 3단계로 분류
- 3) 웹에 기반한 평가 실시(30문항)
- 4) 대상자 총 193명 중 SPRT 알고리즘에 의한 판정 미정자 25명 선정¹⁶⁾
- 5) 판정 미정자 25명의 총점 점수(30문항에 대한 점수)와 학습시간 점수를 상호교차하여 다음의 여섯 가지 상황으로 분류함

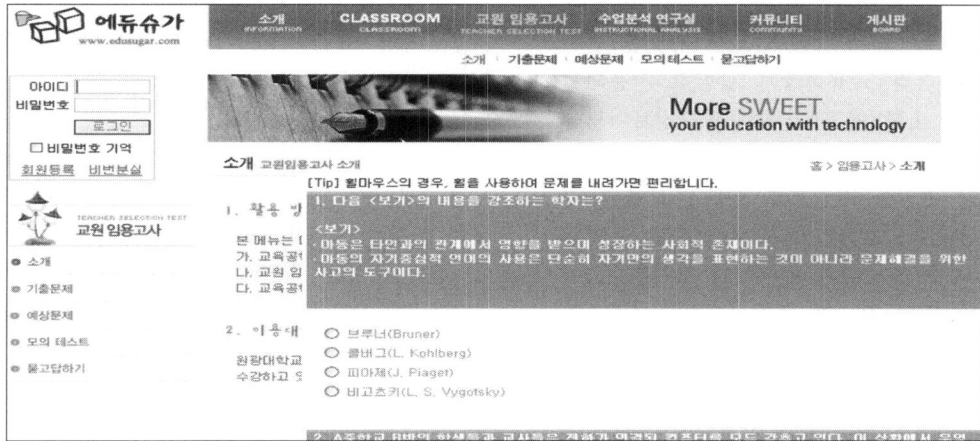
① 총점기준 합격자(60점 이상)이면서 학습시간이 상인 학생

② 총점기준 불합격자(60점 미만)이면서 학습시간이 하인 학생

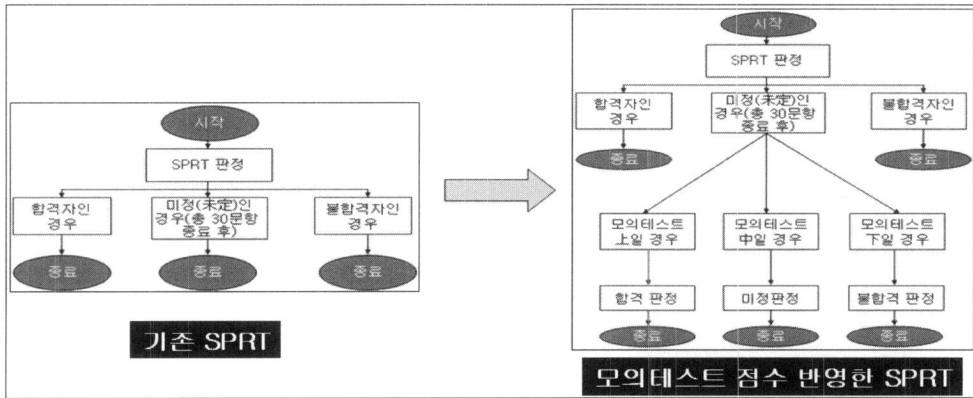
16) 일반적으로 SPRT 알고리즘을 적용하면 평균 15문항 이내로 합격·불합격이 판정되나, 30문항을 모두 풀 뒤에도 판정 미정의 경우가 나오는데, 여기서는 이들 학생수가 25명이라는 의미임. 전술한 바와 같이, 이러한 판정 미정의 경우에 있어서 총점 점수(30문항을 풀 최종 점수)와 비교하여 SPRT 판정의 정확도를 개선해 주는 것이 본 연구의 주요 목적임

14) 본 연구 결과와 관련하여 정보유출로 인한 부작용은 없다고 판단하여, 독자의 연구 이해도를 높이기 위해 학교 실명을 기록하였음

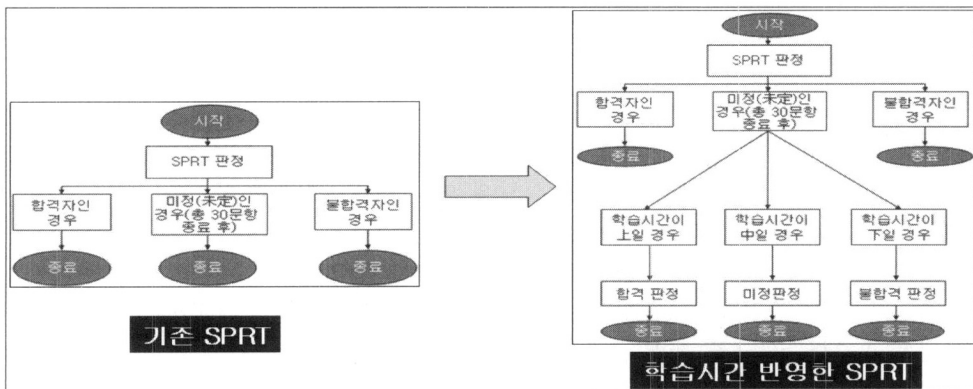
15) 일반적으로 사범대학은 여학생의 비율이 월등히 많으나, 본 연구에서는 체육교육과 학생이 본 수업에 다수 참여하였음



<그림 1> 모의테스트 점수 변인을 반영한 SPRT 판정 흐름도



<그림 2> 모의테스트 점수 변인을 반영한 SPRT 판정 흐름도



<그림 3> 학습시간 변인을 반영한 SPRT 판정 흐름도

- ③ 총점기준 합격자(60점 이상)이면서 학습시간이 하인 학생
- ④ 총점기준 불합격자(60점 미만)이면서 학습시간이 상인 학생
- ⑤ 총점기준 합격자(60점 이상)이면서 학습시

- 간이 중인 학생
- ⑥ 총점기준 불합격자(60점 미만)이면서 학습시간이 중인 학생
- 동일한 방법으로 모의테스트 점수에 대해서도 여섯 가지 상황으로 분류함

6) 각 유형에 따른 사례를 조사하고 정확도 개선율을 도출함

4. 연구 결과 및 논의

4.1 학습시간 정보의 반영이 판정의 정확성에 미치는 영향

SPRT형 CAT모델에서 학습시간 정보의 반영이 판정의 정확성에 미치는 결과는 아래 <표 1>과 같다.

<표 1> 학습시간 변인 투입 결과 분석

미정자(N)	학습시간 변인 투입 결과		정확도 개선율 ¹⁷⁾
	판정 유형	N	
25	①총점 합격자 & 학습시간 上	10	68.0%
	②총점 불합격자 & 학습시간 下	7	
	③총점 합격자 & 학습시간 下	2	
	④총점 불합격자 & 학습시간 上	3	
	⑤총점 합격자 & 학습시간 中	1	
	⑥총점 불합격자 & 학습시간 中	2	

위 결과에 의하면 정확도 개선율이 68%에 이르러, 학습시간 정보의 제공이 SPRT 판정 미정자의 판정 정확성을 비교적 효과적으로 개선하고 있음을 알 수 있다. 하지만 약 32%의 오차를 보이고 있어서 본 결과를 일반화하기에는 다소 무리가 있다 하겠다.

특히 심각한 판정의 오류(유형 ⑤, ⑥)가 5건으로 전체의 약 20%를 차지하는 데 있는 점은 그 원인에 대해 후속적인 규명이 요구된다. 이에 대해 몇 가지 유추할 수 있는 점은 두 가지로, 첫째, 학습시간을 측정하는 데 있어 여러 가지 오차에 기인할 수 있다. 본 프로그램에서 측정하는 학습시간은 로그인하여 학습한 시간에 근거하였으므로, 로그인한 시간동안 학생이 오로지 학습에 전념했는지에 대한 정확한 정보를 판단하기 힘들다는 한계가 있다. 둘째, 학습시간은 적었지만 시험에 임박하여 집중학습을 하여 성적을 향상시킨

경우도 이에 해당한다고 볼 수 있다.

그러나 전체적으로 볼 때 총 68%의 학생을 정확히 판정하였으므로, 위 두 사례(유형 ①, ②)에 한해서 SRPT의 미정 판정의 경우에 있어서 학습시간 변인 결과를 조합한 이 결과를 최종으로 반영한다면 SPRT 모델의 개선효과는 크다고 할 수 있다.

4.2 모의테스트 점수 정보의 반영이 판정의 정확성에 미치는 영향

SPRT형 CAT모델에서 모의테스트 점수 정보의 반영이 판정의 정확성에 미치는 결과는 아래 <표 2>와 같다.

<표 2> 모의테스트 점수 변인 투입 결과 분석

미정자(N)	모의테스트 점수 변인 투입 결과		정확도 개선율 ¹⁸⁾
	판정 유형	N	
25	①총점 합격자 & 모의테스트 上	15	88.0%
	②총점 불합격자 & 모의테스트 下	7	
	③총점 합격자 & 모의테스트 下	0	
	④총점 불합격자 & 모의테스트 上	1	
	⑤총점 합격자 & 모의테스트 中	1	
	⑥총점 불합격자 & 모의테스트 中	1	

위 결과에 의하면 정확도 개선율이 88%에 이르러, 모의테스트 점수 정보의 제공이 SPRT 판정 미정자의 판정 정확성을 매우 효과적으로 개선하고 있음을 알 수 있다.

특히 앞서 학습시간 정보와는 달리 심각한 판정의 오류(유형 ⑤, ⑥)가 단지 1건으로 전체의 약 4%로 밖에 차지하지 않는 점은 위 변인의 신뢰성을 말해준다. 이 사례에서 1건의 경우는 모의테스트 점수가 낮은 학생이 시험에 임박하여 집중공부를 한 결과로 해석된다.

전체적으로 볼 때 총 88%의 학생을 정확히 판정하였으므로, 위 세 사례(유형 ①, ②, ③)에 한해서 SRPT의 미정 판정에 있어 모의테스트 점수 변인 결과를 조합한 결과를 최종으로 반영한다면 SPRT 판정 정확도의 개선 효과는 매우

17) $(17 \div 25) \times 100 = 68.0\%$

18) $(22 \div 25) \times 100 = 88.0\%$

크다 할 수 있다.

5. 기대효과 및 제언

본 연구는 e-러닝 기반의 SPRT 판정에 학습 정보이력요소(학습시간과 모의테스트 점수) 변인을 적용하면 판정의 정확성을 효율적으로 개선할 수 있음을 밝혀내었다. 따라서 학습정보이력요소를 평가영역의 SPRT와 접목시켜 학습자의 성적을 보다 정확하고 신속하게 판정하여, e-러닝 학습자의 개별화 촉진에 실제적으로 기여할 수 있을 것이다. 또한 본 연구결과는 그간 SPRT의 난제(難題)였던 판정 미정의 사례를 획기적으로 개선해 줄 수 있어, 향후 다양한 학습정보이력요소를 반영한 알고리즘을 개발한다면 한 단계 높은 수준의 e-러닝 평가 프로그램을 제작할 수 있을 것이다. 뿐만 아니라 이 변인을 적용하는 데에는 기존 LMS의 다양한 학습정보이력을 조회하여 사용하므로 기존의 연구에서 제안하였던 바와 같이 첨단 하드웨어나 고가의 소프트웨어를 구입할 필요가 없다는 장점이 있다.

후속 연구를 위한 본 연구의 제한점 및 제언은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 학습시간과 모의테스트의 각각 변인에 대해 검증하였으나, 후속 연구에서는 이들 두 변인을 조합한 연구가 이루어질 필요가 있다. 둘째, 총 193명의 사례를 대상으로 하였으나 실제 판정 미정의 사례는 25건으로, 사례를 확대했을 때에도 본 연구결과와 비슷한 결과를 나타내는지 검증할 필요가 있다. 셋째, 학습시간의 측정에 대해 보다 세밀한 제어가 요구된다. 예를 들면, 글 조회수, 입력수, 글 채택수, 로긴 연결 시간 단축 등의 다양한 방법을 상호 적용했을 때 학습시간의 정확성이 어떻게 개선되는지에 대한 연구가 요구된다. 넷째, 다양한 정보이력요소를 반영할 필요가 있다. 예컨대, 매뉴얼 e-CRM¹⁹⁾ 요소나 학습 수준, 성취동기, 혹은 LCMS²⁰⁾의 메타데이터 등의 다양한 학습정보요소를 반영한다면 판정의 정확도를 향상시킬 수 있을 것이다. 다섯째, 본 연구에서는 학습시간 및

모의테스트를 3단계 척도(상, 중, 하)로 사용했는데, 향후 연구에서는 5단계, 7단계 등으로 세분화한다면 어떤 결과가 나타나는지에 대한 검토가 필요하다. 마지막으로, 본 연구는 e-러닝 학습환경을 기준으로 하였으므로, 최소 1개월 이상의 학습과정을 수반하지 않는 평가 단독으로 진행되는 유형의 학습에는 충분히 검증되지 않았음을 알려둔다.

참 고 문 헌

- [1] Frick, T. W.(1990). A comparison of three decision models for adapting the length of computer-based mastery tests. *Journal of Educational Computing Research*, 5(1).
- [2] 김경현(1999). CAT에서 피드백 또는 다시풀기가 판정의 정확성과 효율성에 미치는 영향. 부산대학교 대학원 석사학위 논문.
- [3] 이승진(2002). SPRT형 CAT에서 문항뛰어넘기와 피드백이 판정의 정확성과 효율성에 미치는 영향. 부산대학교 대학원 석사학위 논문.
- [4] 김영환, 손미, 정희태(2002). 컴퓨터 기반 적응적 검사(CAT)의 이론과 실제. 서울: 문음사
- [5] 김영환, 손미, 최용석, 정희태(2001). SRPT형 CAT에서 문항별 풀이시간 및 학습자의 자신감이 합격/불합격 판정에 미치는 영향. *교육정보방송연구*, 7(2).
- [6] 김영환, 손미, 최용석, 정희태, 김영진(2002). SPRT형 CAT의 판정에 대한 학습자의 풀이시간 및 자신감의 영향. *교육정보방송연구*, 8(4).
- [7] 조현준, 김영환, 정희태(2003). SPRT형 CAT에서 검사의 신뢰도가 판정의 정확성과 효율성 미정판정에 미치는 영향. *교육정보미디어연구*, 9(1).

19) e-Customer Relationship Management

20) Learning Contents Management System

김 경 현



1992 부산교육대학교
(교육학 학사)

1999 부산대학교
교육대학원(교육학 석사)

2003 부산대학교 대학원(교육학 박사)

2006~현재 원광대학교 사범대학 교육학과교수
(교육공학 전공)

관심분야: e-러닝, CAT, 수업분석

E-Mail: edukim@wku.ac.kr

Homepage: www.edusugar.com