학습자 코드 기반 유사 알고리즘 정답 추천 서비스 개발

정성호°, 박상근 경희대학교 소프트웨어융합학과 kjeng7897@khu.ac.kr, sk.park@khu.ac.kr

Development of Learner Code-Based Similar Answer Recommendation Service

Sungho Jung°, Sangkeun Park
Department of Software Convergence, Kyung Hee University

요 약

최근 코딩 테스트 및 알고리즘 문제 풀이를 위한 온라인 저지 플랫폼의 사용이 증가하고 있다. 학습자들은 다양한 풀이 전략과 고유한 코딩 스타일을 통해 문제를 해결하고자 하지만 자신의 접근 방식과 유사한 정답 코드를 찾기 위해 많은 시간을 소요하게 된다. 이에 본 연구는 실제 정답 코드를 기반으로 학습자의 사고 경로와 유사한 정답을 추천함으로써, 검색 부담을 줄이고 자기 주도적 학습 흐름을 유지할 수 있도록 지원하는 서비스를 제안한다. 제안한 시스템은 백준 온라인 저지 플랫폼에 적용 가능한 크롬 플러그인형태로 구현하였으며, 이를 통해 유사 정답 추천 기능의 활용 가능성을 확인했다.

1. 서론

최근 코딩 테스트 및 알고리즘 문제 풀이를 위한 온라인학습 플랫폼의 사용이 급격히 증가하고 있다. 국내외 다양한 IT 기업들이 프로그래머 채용 시 코딩 테스트를 실시함에 따라, IT 기업 입사를 준비하는 사람들은 LeetCode¹⁾, Baekjoon²⁾과 같은 온라인 저지(Online Judge) 서비스를 적극 활용하고 있다. 이처럼 온라인 저지 사이트를 통한 알고리즘 문제 풀이는 취업 대비를 위한 필수적인 학습 도구로 자리잡고 있다.

알고리즘 문제를 풀이할 때, 동일한 문제라도 사람마다다양한 방식으로 해결할 수 있다. 예를 들어, 하나의 문제를 그리디 알고리즘으로 해결할 수도 있고, 깊이 우선탐색을 통해 접근할 수도 있다. 동일한 전략을 사용하더라도 반복문을 구현할 때 for문을 사용할 수도 있고 while문을 사용할 수도 있다. 학습자는 이러한 다양한 풀이 전략과 구현 스타일 중 하나를 선택하여 문제를 해결하는 과정에서 막히게 되면, 주로 검색을 통해 해답을찾는다. 그러나 방대한 검색 결과 중에서 본인의 전략및 구현 스타일과 유사한 해답을 찾는 데에는 많은 시간이 소요된다는 한계가 존재한다. 학습자의 풀이 방식과유사한 정답을 빠르게 찾는 것이 장기적인 학습 능률 향상에 더 도움이 될 수 있다.

최근에는 생성형 AI를 통해 해답을 찾아보는 시도도 증가하고 있다. 많은 학생들이 ChatGPT 등의 생성형 AI를

활용하여 학습 중 마주한 어려움을 해결하고 있다[2]. 알고리즘 문제 풀이 과정에서 어려움을 느낀 학습자는, 지금까지 자신이 작성한 코드를 기반으로 생성형 AI에게 정답 코드를 완성해달라고 요청할 수 있다. 하지만 생성 형 AI는 부정확하거나 검증되지 않은 해결책을 제시하는 경우가 많아, 학습자가 다시 해답을 검토하고 검증해야 하는 부담이 생긴다[3].

본 연구에서는 온라인 저지 서비스에서 학습자가 제출한 코드가 정답이 아니더라도, 해당 코드와 가장 유사한 정답 풀이를 추천해주는 크롬 플러그인 서비스를 제안한다. 이를 통해 학습자는 알고리즘 문제 풀이 과정에서 자신의 사고 경로를 유지하며, 시행착오를 학습 자산으로 전환할 수 있다. 본 연구는 이 서비스를 통해 정답중심의 기존 시스템이 가진 한계를 극복하고, 학습자의 내적 동기와 몰입도를 향상시키며, 나아가 장기적인 문제 해결 역량을 증진시키는 것을 목표로 한다.

2. 관련 연구

알고리즘 문제 풀이에서 학습자가 코드를 완성할 수 있 도록 지원하기 위한 다양한 연구가 수행되어 왔다. Pavia et al.[4]는 제출된 정답 코드를 스타일에 따라 클 러스터링한 뒤, 학습자의 코드가 속한 군집 내에서 대표 적인 모범 해답을 제공하는 시스템을 제안하였다. Kurniawan et al.[5]는 여러 개의 정답 코드를 클러스터 링하고, 학습자의 오답 코드와 가장 유사한 군집을 기반 으로 힌트를 제공하는 방식을 개발하였다. 이들 기존

¹⁾ https://leetcode.com

²⁾ https://www.acmicpc.net

```
C 25 ac
                   ▼ 언어 설정
                                 다음 유사코드
                                                내 코드 제축하기
                                                                 결과 살펴보기
소스 코드 공개
          ◎ 공개
          ○ 비공개
          ○ 마아은 때마 고개
  소스 코드
           1 from itertools import combinations as cb
            2 import sys
            4 def dfs(round):
                 global ans
                 # 중단조건
                 # 15라운드가 지나고, 승. 무. 패가 모두 0이면 answer = 1
                 if round == 15:
                     ans = 1
           10
                     for rs in res :
                         if rs.count(0) != 3:
                            ans = 0
                            break
           14
                     return
```

```
C acmicpc.net/submit/6987/83471267
           유사도 : 91.5328 ▼
언어 설정
                                    다음 유사코드
                                                       분석 완료
                                                                      결과 삼펴보기
소스 코드 공개
           ◎ 공개
           ○ 비공개
           ○ 마아은 때마 고개
            1 import sys
   소스 코드
             2 from itertools import combinations
             3 input = sys.stdin.readline
            5 answer, result = 0. []
             6 def math dfs(round):
                  global answer
                   if round == 15:
            10
                       answer = 1
                       for res in result :
                           if res.count(0) != 3:
            13
                              answer = 0
                               break
```

그림 1. 서비스 실행 화면 (왼쪽:사용자가 작성한 코드, 오른쪽:사용자 작성코드 기반으로 추천된 유사 정답 코드)

연구는 주로 정답 코드 또는 정답 기반 힌트를 제공하는 데 초점을 맞추고 있어, 학습자가 스스로 설정한 문제 해결 방향이나 코딩 스타일을 유지한 채 정답을 탐색하는 데에는 한계가 있다.

최근에는 학습자가 본인이 작성 중인 코드와 유사한 해결 방안을 찾기 위해 생성형 AI를 활용하는 경우도 증가하고 있다. 그러나 생성형 AI는 종종 존재하지 않는 정보나 잘못된 코드를 사실인 것처럼 제시하는 '할루시네이션(hallucination)'문제가 지적되고 있다. Gosmar & Dahl[6]은 이러한 할루시네이션 현상이 생성형 AI에 대한 신뢰도를 저하시키는 요인임을 언급하였으며, OpenAI의 2025년 보고서 "OpenAI o3 and o4-mini System Card"에 따르면, OpenAI 사내 평가용 질문모음인 PersonQA에서 o3와 o4-mini의 환각 발생률은 각각 0.33과 0.48로, 이전 추론 모델보다 두 배 이상 높아졌고, 여전히 높은 수치를 유지하고 있다.[7]

본 연구에서는 학습자가 자신의 사고 과정과 문제 해결 전략을 유지한 채 정답 코드를 완성할 수 있도록 지원 하는 서비스를 개발하였다. 특히, 실제 정답 코드를 기 반으로 유사한 정답을 추천함으로써, 보다 신뢰도 높은 코드 추천이 가능하도록 구현하였다.

3. 유사 정답 코드 추천 서비스 개발

본 연구에서는 국내에서 널리 사용되고 있는 온라인 저지 서비스인 백준(Backjoon)을 기반으로, 학습자가 작성한 코드와 유사한 정답 코드를 추천해주는 크롬 플러그인을 개발하였다 [그림 1].

3.1. 서비스 개요

학습자가 백준에서 알고리즘 문제를 풀이하다가 막히는 경우, 플러그인을 실행하면 제출한 코드 상단에 [내 코드 제출하기], [결과 살펴보기], [다음 유사코드]의 세가지 버튼이 표시된다. [내 코드 제출하기] 버튼을 클릭하면, 사용자의 제출 코드를 서버로 전송하고, 이를기반으로 다른 사용자들이 제출한 코드 중 유사도가 높

은 코드들을 수집한다. [결과 살펴보기] 버튼을 누르면, 수집된 코드 중 가장 유사한 코드를 확인할 수 있다. [다음 유사코드] 버튼을 클릭하면, 최대 5개까지 유사 한 코드를 순차적으로 탐색할 수 있다.

본 시스템을 통해 학습자는 정답만을 일방적으로 확인하는 것이 아니라, 자신의 사고 흐름과 유사한 접근 방식을 참고하여 문제를 해결할 수 있어, 문제 해결 과정에서의 몰입도와 자기주도적 학습효과를 높일 수 있다.

3.2. 서비스 구현

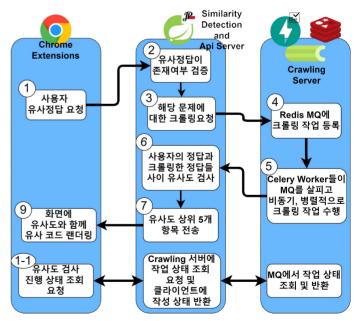


그림 2. 유사 알고리즘 정답 추천 서비스 구조

서비스의 전체 구조는 [그림 2]와 같다. 사용자가 유사코드 추천을 요청 시, 서버로 작성한 코드가 전송된다. 서버는 해당 문제를 맞춘 정답 코드를 수집한 뒤, 제출코드와의 유사도를 계산하여 상위 5개의 코드를 추천용으로 저장한다. 서비스의 전체 구조는 [그림 2]와 같다. 사용자가 유사코드 추천을 요청하면, 서버로 작성한 코드가 전송된다. 서버는 해당 문제를 맞춘 정답 코드를 수집한 뒤, 제출코드와의 유사도를 계산하여 상위 5개의 코드를 추천용으로 저장한다.

다만 백준 플랫폼의 특성상, 정답 코드에 접근하려면 해당 문제에 대한 맞힌 이력이 필요하다. 이를 해결하기 위해, 서버는 별도의 계정을 활용하여 GitHub에 존재하는 정답 코드를 해당 문제에 자동 제출함으로써 '맞힌 이력'을 생성한다. 그 후 백준에서 해당 문제에 제출된 상위 200개의 정답 코드를 수집한다. 이 작업은모두 별도의 자동화 계정을 통해 이루어지며, 학습자의실제 계정과는 무관하다.

수집된 정답 코드는 JPlag³⁾ 라이브러리를 통해 사용자의 코드와 유사도 검사를 수행한다. JPlag는 코드를 토 큰화(tokenization)하여 변수명, 함수명 등의 표면적 표현은 제거하고, 알고리즘 구조 및 논리적 흐름에 기반한 유사도를 측정한다. 이를 통해 문법이나 코딩 스타일이 다르더라도 핵심 로직이 유사한 정답 코드를 효과적으로 탐지할 수 있다. 유사도 결과를 기준으로 상위5개의 코드가 추천 대상으로 저장되며, 사용자는 [다음유사코드] 버튼을 눌러서 추천된 유사 코드를 하나씩확인할 수 있다.

4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 알고리즘 코딩 테스트 문제 풀이 과정에서 학습자가 자신의 사고 흐름을 확장할 수 있도록, 본인의 코드와 유사한 정답 코드를 추천하는 서비스를 제안하였다. 기존 연구들이 학습자의 문제 해결 과정을 충분히 반영하지 못하는 한계를 지닌 반면, 본 연구는학습자가 자신의 풀이 방향을 유지하면서 다양한 해법을 비교·분석할 수 있도록 지원한다는 점에서 차별성을 가진다. 이를 통해 학습자는 시행착오를 통해 얻은 경험을 학습 자산으로 전환할 수 있으며, 자기주도적 학습 몰입도와 장기적인 문제 해결 역량을 향상시키는 데기여할 수 있다는 점에서 본 연구의 의의가 있다.

다만, 제안한 시스템은 코드 유사도 평가 알고리즘의 정확도 및 추천 사례의 다양성 측면에서 일부 한계를 지닌다. 향후 연구에서는 보다 정교한 유사도 측정 기 법을 도입하고, 실제 알고리즘 문제 풀이 학습 환경에 서의 효과를 실증적으로 검증함으로써, 시스템의 활용 성과 적용 범위를 더욱 확대할 수 있을 것으로 기대된 다.

참고문헌

- [1] 2023 HackerRank Developer Skills Report, https://www.hackerrank.com/research/developer-skills/2023
- [2] Gaol and Manalu. "Penggunaan. ChatGPT dalam Pembelajaran: Persepsi Mahasiswa." In Search, 22, 1, 254-259, 2023.
- [3] H Kim, SW Lee. "Investigating the Effects of Generative-Al Responses on User Experience After Al Hallucination." PEOPLE: International Journal of Social Sciences, 92-101, 2024.
- [4] Paiva et al. "Incremental Repair Feedback on Automated Assessment of Programming Assignments." Electronics, 14, 4, 819, 2025.
- [5] Kurniawan et al. "How Helpful do Novice Programmers Find the Feedback of an Automated Repair Tool?." 2023 IEEE International Conference on Teaching, Assessment and Learning for Engineering (TALE), 1-6, 2023.
- [6] Gosmar and Dahl. "Hallucination Mitigation with Agentic Al NLP-Based Frameworks." SSRN, 1-18, 2025.
- [7] OpenAl. OpenAl o3 and o4-mini System Card, OpenAl Technical Report, 1-33, 2025.

³⁾ https://github.com/jplag/JPlag