

# 컴퓨터과학 교육과정-산업체 요구역량 연계성 정량 분석

오인경\*, 유석종\*\*

## Quantitative Analysis of Alignment between CS Curricula and Industry Requirements

In-Kyung Oh\*, Seok-Jong Yu\*\*\*

### 요 약

본 연구는 국내 주요 대학의 컴퓨터과학 교육과정과 산업 현장의 직무 요구 간 연계성을 정량적으로 분석하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 대학 강의계획서와 기업 채용 공고를 수집, 정제하여 교과목과 직무 단위의 다층적 데이터셋을 구축하였다. 또한 CS2023 Knowledge Area와 연구자가 설계한 채용 플랫폼 기반 직무 분류 체계를 활용하여 교육과 산업 수요를 간접적으로 비교하고, TF-IDF, 코사인 유사도, 키워드 매칭, Pearson 상관계수 등의 정량적 분석 기법을 적용하였다. 분석 결과를 바탕으로 대학과 기업 간 연계성과 정합성 수준을 실증적으로 확인하고, 분석 기준 및 도구의 효과성을 비교한다. 본 연구는 국내 대학 교육과정을 국제 표준과 산업 수요의 관점에서 진단하고, 향후 교육과정 설계 및 개선을 위한 정량적 근거를 제시한다는 점에서 의의를 지닌다.

### Abstract

This study empirically analyzes the connection between the computer science curriculum of major domestic universities and the job requirements of the industry. A multi-layered dataset was constructed at the process and job level by collecting the university course lecture plan and corporate recruitment announcement. Based on the CS2023 knowledge domain and the recruitment platform-based job classification framework, the content of education and industry needs were compared indirectly through quantitative analysis methods such as TF-IDF, cosine similarity, keyword matching, and Pearson correlation coefficient. This result provides empirical evidence on the degree of linkage between universities and companies and provides quantitative insights to support future curriculum design and improvement.

### Keywords

computer science curriculum, industrial demand competency, CS2023, job classification system, data-based quantitative analysis, education-industry connectivity

\* 숙명여자대학교 컴퓨터교육전공 석사과정  
- ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-2437-6267>  
\*\* 숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수(교신저자)  
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1631-4034>

• Received: Feb. 20, 2026, Revised: Apr. 02, 2026, Accepted: Apr. 05, 2026  
• Corresponding Author: Seok-Jong Yu  
Dept. of Computer Science, Sookmyung Women's University,  
Cheongpa-ro 100, 47-gil, Cheongpa-ro, Yongsan-gu, Seoul, Korea  
Tel.: +82-2-710-9831, Email: [sjyu@sookmyung.ac.kr](mailto:sjyu@sookmyung.ac.kr)

## I. 서 론

4차 산업혁명과 디지털 전환의 가속화로 산업 구조와 인재 채용 기준 전반에 큰 변화가 나타나고 있다. 기업은 단순한 프로그래밍 지식보다 클라우드 환경 운영, 데이터 기반 서비스 설계, 자동화 및 DevOps, 협업 도구 활용, 보안 이해 등과 같은 현장 중심의 실무 역량을 핵심 채용 기준으로 삼고 있다. 이는 대학 졸업생에게 즉시 실무에 투입 가능한 수준의 역량을 기대하고 있음을 보여준다.

그러나 이러한 산업 환경의 변화에도 불구하고, 국내 대학의 컴퓨터과학 교육과정은 여전히 알고리즘, 자료구조, 운영체제 등 이론 중심의 학문적 체계에 머무르는 경우가 많다. 그 결과 산업 현장에서 요구되는 도구 활용 능력이나 실무 경험을 체계적으로 제공하지 못하고 있으며, 이로 인해 학생들은 졸업 이후 부트캠프, 자격 과정, 인턴십 등 외부 학습 경로를 통해 실무 역량을 보완하고 있다. 이러한 구조는 학습 비용과 시간을 이중으로 소모하게 만들 뿐 아니라, 실제 채용 경쟁력 강화로도 충분히 이어지지 못하고 있다. 이러한 불일치는 대학과 기업이 지향하는 목적의 차이에서 비롯된다. 대학은 학문적 탐구와 연구를 본연의 목적으로 삼는 반면, 기업은 시장성과 수익성을 중심으로 즉시 활용 가능한 인력을 선호한다. 그럼에도 불구하고 다수의 학생들은 대학 졸업 이후 산업 현장으로 진출하고 있으며, 이러한 현실을 고려할 때 대학 교육과정 역시 학문적 정체성을 유지하면서도 일정 수준의 산업 적합성을 반영할 필요가 있다[1][2].

정부는 이러한 문제를 인식하고 SW중심대학, 디지털 혁신공유대학, LINC 3.0 등 다양한 산학협력 정책을 추진해 왔으나, 이는 여전히 일부 대학에 국한되거나 개별 교과목 수준의 개선에 머무르는 한계를 지닌다. 따라서 교육과정 전체 차원에서 대학과 산업 간 연계성을 진단하고 구조적으로 개선할 수 있는 실증적 근거가 요구된다.

이에 본 연구는 국내 주요 대학의 컴퓨터과학 교육과정과 산업 현장의 직무 요구 간 연계성과 정합성 수준을 실증적으로 분석하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 대학 강의계획서와 기업 채용 공고를 수

집 및 정제하여 교과목 및 직무 단위의 데이터를 구축하고, CS2023 Knowledge Area[3]와 연구자가 설계한 채용 플랫폼 기반 직무 분야 분류체계를 활용하여 교육과 산업 수요를 간접적으로 비교한다. 또한 TF-IDF, 코사인 유사도, 키워드 매칭, Pearson 상관계수 등의 정량적 분석 기법을 적용하여 연계성 수준을 산출하고, 분석 기준과 도구의 효과성을 비교하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 선행 연구를 검토하고 교육과 산업 간의 차이를 분석한다. 3장에서는 연구 방법과 분석 절차를 제시하며, 4장에서는 분석 결과를 제시한다. 마지막으로 5장에서는 연구 결과를 종합하여 결론과 제언을 논의한다.

## II. 교육 과정 및 산업체 역량간 비교 분석

### 2.1 선행 연구 분석

대학 교육과정과 산업 수요 간의 연계성 문제는 다양한 학문 분야에서 지속적으로 논의되어 왔다.

J. Choi et al.[4][5]는 국내 컴퓨터, 소프트웨어 전공 교육과정을 대상으로 4차 산업혁명 핵심 기술의 반영 수준을 정량적으로 분석하였다. 해당 연구는 교과목 개설 현황을 지수화하여 교육과정 변화 추이를 제시했다는 점에서 의의가 있다. 그러나 산업계 수요와의 직접적인 비교는 수행되지 않았다는 한계를 가진다.

H. Yang et al.[6]는 텍스트 마이닝 기법을 활용하여 인공지능 교과목과 교재 간의 정렬도를 분석하였다. 분석 결과, 기초 이론 영역에서는 높은 일치도를 보였으나 최신 응용 분야에서는 교육과정 반영이 상대적으로 미흡한 것으로 나타났다. 이는 교육과정이 신기술 수용에 있어 일정 부분 보수적인 성향을 보일 가능성을 시사한다. 다만, 분석 범위가 특정 전공 및 교재에 한정되었다는 점에서 일반화에 제약이 있다.

N. R. Aljohani et al.[7]는 교육과정과 산업 수요 정합성 연구에 대한 국제적 동향을 서지분석을 통해 제시하였다. 해당 연구는 ‘고용가능성’을 중심으로 연구 흐름을 체계화 했다는 점에서 의미가 있

나, 실제 교육과정 문서나 채용공고 데이터를 직접 분석하지는 않았다.

S. Kim[8]은 자연어 처리 기반 임베딩 기법을 활용하여 직업 정보 문서와 직무 표준 문서 간의 의미적 유사도를 분석하였다. 문맥 기반 임베딩의 효과성을 입증했으나, 대학 강의계획서나 기업 채용공고를 분석 대상으로 포함하지는 않았다.

종합하면, 기존 연구들은 교육과정 내 기술 반영 수준을 정량화하거나 교과목과 교재 간의 정렬도를 분석하고, 직무 문서 간 의미적 정합성을 검토하거나 서지분석을 통해 연구 동향을 정리하는 데 주로 초점을 두어 왔다. 그러나 실제 대학 강의계획서와 기업 채용공고를 공통 분석 단위로 설정하여 두 영역을 직접적으로 비교 및 분석한 연구는 여전히 부족하다. 따라서 본 연구는 대학 강의계획서와 기업 채용공고를 동일한 텍스트 분석 체계 하에서 정량적으로 비교함으로써, 교육과정과 산업 수요 간의 의미적 정합성을 실증적으로 규명하고자 한다.

## 2.2 교육 과정-산업 역량 간의 차이점

대학 교육과정과 산업 현장은 요구 역량, 프로젝트 경험, 평가 방식 측면에서 뚜렷한 차이를 보인다. 이러한 차이를 구체적으로 살펴보기 위해 본 연구에서는 특정 대학의 클라우드 관련 교과목과 기업의 클라우드/인프라 직무 채용공고를 비교 분석하였다. 분석 결과, 대학 교과목은 클라우드의 기본 원리와 구조, 기술적 개념에 대한 이해를 중심으로 구성되어 있는 반면, 기업은 데이터베이스 운영, 분산 시스템 관리, 장애 대응, 보안 강화 등 실제 서비스 환경에서 발생하는 문제를 종합적으로 해결할 수 있는 실무 역량을 요구하는 것으로 나타났다[9].

프로젝트 경험에서도 차이가 확인되었다. 대학의 프로젝트는 주로 단기적인 산출물에 초점을 맞추는 반면, 산업 현장의 프로젝트는 지속적인 개발과 배포, 운영 과정을 전제로 하며, 다수의 구성원과의 협업 속에서 진행된다. 평가 방식 또한 상이하다. 대학은 시험과 보고서를 중심으로 학습 성취를 평가하는 반면, 산업에서는 협업 기여도, 코드 품질, 시스템 운영 성과 등 실제 직무 수행 과정에서의

종합적 역량을 중요하게 평가한다. 이러한 결과는 대학 교육과정이 기초적인 이론과 분석 능력을 함양하는 데에는 효과적이지만, 산업 현장에서 요구되는 실무 중심의 역량을 충분히 반영하지 못하고 있음을 시사한다.

## III. 연구 방법

### 3.1 전체 분석 절차

본 연구는 국내 대학의 컴퓨터과학 교육과정이 산업 현장의 직무 요구와 어느 정도의 정합성을 갖추고 있는지를 정량적으로 분석하는 것을 목적으로 한다. 전체 분석 절차는 다음과 같다.

1) 국내 대학의 컴퓨터과학 교육과정과 기업 채용공고 데이터를 수집, 전처리하여 교과목 단위와 직무 단위의 다층적 데이터셋을 구축한다. 이 과정에서 원 자료를 핵심 키워드 집합으로 변환하여 정량 분석이 가능한 형태로 구조화한다.

2) 교과목 및 직무 데이터를 CS2023의 지식 영역(KA, Knowledge Area)과 플랫폼 기반 직무 분야(PA, Platform Area)에 간접 매핑하고, TF-IDF, 코사인 유사도, 키워드 매칭 기법을 적용하여 대학 교육과 산업 수요 간 연계 수준을 수치화한다.

3) 영역별 순위 기반 상관관계 분석을 통해 분석 기준(KA/PA)과 분석 도구(코사인 유사도/키워드 매칭)의 효과성을 비교/검증하고, 이를 바탕으로 대학 교육과 산업 수요 간 정합성 수준에 대한 시사점을 도출한다.

### 3.2 교육과정 분석 기준

교과목과 직무는 동일한 명칭을 사용하더라도 대학의 교육 방향이나 기업의 비즈니스 모델에 따라 세부 내용과 수행 수준이 상이하게 구성된다. 따라서 교과목과 직무를 일대일로 직접 대응하여 비교할 경우 내부적 불일치와 비교 왜곡이 발생할 수 있다. 이에 본 연구는 교과목과 직무를 직접 비교하지 않고, 표 1의 CS2023의 KA(Knowledge Area)와

연구자가 설계한 표 2의 PA를 공통 분석 기준으로 활용하여 교육과 산업을 간접적으로 비교한다. 이러한 기준은 비교의 왜곡을 최소화하고 교육과 산업 간 적합성을 체계적으로 분석하기 위한 준거로 기능한다.

표 1. CS 2023의 지식영역

Table 1. Selected CS 2023 knowledge areas

| KA  | Representative subjects                                        |
|-----|----------------------------------------------------------------|
| AI  | Machine learning, Natural language processing, computer vision |
| AR  | Computer structure, microprocessor, embedded systems           |
| DM  | Database, data mining, big data analysis                       |
| FPL | Object-Oriented Programming, Functional Programming            |
| GIT | Computer graphics, game development, augmented/virtual reality |

표 2. 채용 플랫폼 기반 직무 분야 일부

Table 2. Selected PA based on recruitment platform

| PA  | Representative jobs                                      |
|-----|----------------------------------------------------------|
| HCF | Front-end developer, UI/UX engineer, publisher           |
| SAB | Back-end developer, server engineer, system architect    |
| CDE | Cloud engineer, data engineer                            |
| CSP | Security engineer, incident response specialist          |
| AID | Machine learning engineer, data scientist, AI researcher |

CS2023은 ACM, IEEE-CS, AAAI가 공동으로 제시한 최신 컴퓨터과학 교육과정 지침으로, 총 17개의 지식 영역(KA)으로 구성되어 있다[3]. 알고리즘, 운영체제, 컴퓨터 구조와 같은 기초 영역뿐 아니라 인공지능, 데이터 관리, 보안, 병렬/분산 처리 등 산업 수요가 높은 응용 영역을 포괄하며, 학문적 토대와 실무 역량을 균형 있게 다루도록 설계되었다. 또한 핵심 영역과 심화 영역을 구분하여 각 대학이 여건에 맞게 교육과정을 설계할 수 있도록 지원한다.

본 연구에서 제안하는 PA 분류체계는 국내 주요 채용 플랫폼 ‘사람인’의 직무 데이터를 기반으로 구축되었다. 채용 플랫폼의 직무 카테고리를 정제, 통합하여 IT직무 범주를 도출하고, 각 범주에 대해 전문분야 키워드와 기술 스택 정보를 수집, 분류하였

다. 이후 직무, 전문분야, 기술 스택 정보를 종합하여 코드화한 결과, 총 9개의 PA를 도출하였다.

### 3.3 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 국내 대학의 컴퓨터과학 교육과정과 IT 기업의 채용 수요를 정량적으로 분석하기 위해, 외부에 구체적 내용을 공개하고 있는 3개 대학의 강의계획서와 3개 기업의 채용공고를 수집하여 분석용 데이터셋을 구축하였다. 대학 데이터는 각 대학의 공식 학사정보시스템을 기준으로 2024학년도 2학기 개설 교과목을 대상으로 수집하였으며, 3개 대학 총 104건의 강의계획서(대학1-32건, 대학2-38건, 대학3-34건)를 확보하였다. 기업 데이터는 국내 주요 IT 기업의 공식 채용 사이트를 통해 수집한 3개 기업 총 47건의 채용공고(기업1-22건, 기업2-18건, 기업3-7건)를 분석 대상으로 선정하였다. 특히 국내 IT 기업 채용이 수시채용 중심으로 운영되다는 특성을 고려하여, 연구 기간 중 공개된 채용공고를 표본으로 설정하였다.

대학과 기업 데이터는 작성 주체에 따라 표현 방식과 용어 체계가 상이하므로, 동일한 기준에서 비교·분석하기 위해 공통 전처리 절차를 적용하였다. 전처리 과정은 데이터 수집, 핵심 항목 중심의 구조화, 영문 변환, 텍스트 통합, 정제 및 토큰화, 핵심 키워드 추출의 여섯 단계로 구성된다. 강의계획서 상에서 추출된 토큰 중 의미없는 키워드들로 자체 불용어 리스트를 구축하여 제거하였다. 이 과정을 통해 교과목별, 직무별 핵심 키워드 집합을 도출하고 CSV 형태의 분석 데이터를 생성하였으며, 해당 데이터는 이후 KA/PA 기반 유사도 분석과 키워드 매칭 분석의 입력 자료로 활용되었다.

### 3.4 코사인 유사도 분석

본 연구에서는 대학 교과목과 기업 직무를 CS2023 지식 영역(KA)에 대응시키기 위해 TF-IDF 기반 코사인 유사도 분석을 수행하였다. 모든 분석은 Python 환경에서 수행되었으며, scikit-learn 라이브러리의 TfidfVectorizer와 cosine\_similarity 모듈을

활용하였다.

분석 입력 데이터로는 전처리 단계에서 구축한 영문 통합 텍스트를 사용하였다. 교과목 데이터는 과목명, 개요, 교육목표, 주차별 학습내용을 통합한 텍스트로 구성하였고, 직무 데이터는 직무명, 직무 설명, 요구 역량, 우대 사항을 통합한 텍스트를 활용하였다. 또한 CS2023에서 제시한 17개 KA별 대표 교과목을 수집하여, 각 KA의 학문적 범위와 핵심 주제를 반영하는 기준 텍스트를 별도로 구축하였다.

교과목 또는 직무 텍스트와 KA 기준 텍스트를 하나의 코퍼스로 결합한 후 TF-IDF 벡터 행렬을 생성하고, 이를 기반으로 코사인 유사도를 산출하였다. 코사인 유사도 값은 0과 1 사이의 연속값으로, 값이 클수록 해당 교과목 또는 직무가 특정 KA와 의미적으로 밀접하게 연관되어 있음을 의미한다. 분석 결과, 하나의 교과목이나 직무가 복수의 KA와 동시에 매칭되는 다중 매핑 특성이 확인되어, 모든 매칭 결과와 유사도 값을 기록하였다.

한편 대학별 교과목 수와 기업별 채용공고 수, 텍스트 분량에는 차이가 존재하므로, 개별 대학 또는 기업 단위의 유사도 값만으로 두 집단을 직접 비교하는 데에는 한계가 있다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 대학 단위와 기업 단위에서 산출된 KA별 유사도 합을 집단 수준에서 평균화하여 비교하였다. 이러한 집단 평균 기반 접근은 데이터 규모 차이에 따른 편차를 완화하고, KA 영역별 전반적 특성을 보다 안정적으로 반영할 수 있도록 한다.

$KA_j$ 가 17개의 KA 중 하나를 의미할 때,  $KA_j$ 에 대하여 대학1, 대학2, 대학3의 유사도 합을 각각  $S_{U1, KA_j}^{course}$ ,  $S_{U2, KA_j}^{course}$ ,  $S_{U3, KA_j}^{course}$  라 하면 대학 집단의 KA별 평균 유사도 값은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\overline{S_{KA_j}^{course}} = \frac{(S_{U1, KA_j}^{course} + S_{U2, KA_j}^{course} + S_{U3, KA_j}^{course})}{3} \quad (1)$$

또한 기업 채용이 수시채용 중심으로 이루어져 확보 가능한 데이터의 양이 상대적으로 제한적이라는 점을 고려하여, 평균값 비교의 한계를 보완하고자 KA 중요도 순위를 기준으로 대학 집단과 기업

집단 간 순위 일치 정도를 분석하는 Pearson 상관계수 분석을 추가로 수행하였다.

분석 대상은 대학 집단 평균 순위 벡터  $R^U = (R_1^U, R_2^U, R_3^U, \dots, R_{17}^U)$  와 기업 집단 평균 순위 벡터  $R^E = (R_1^E, R_2^E, R_3^E, \dots, R_{17}^E)$  이다.

Pearson 상관계수는 두 벡터간의 선형적 관계를 측정하는 지표로 식 (2)와 같이 정의된다.

$$r = \frac{\sum_{j=1}^{17} (R_j^U - \overline{R^U})(R_j^E - \overline{R^E})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{17} (R_j^U - \overline{R^U})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^{17} (R_j^E - \overline{R^E})^2}} \quad (2)$$

여기서  $R_j^U$  ( $U = University$ )는 대학 집단에서  $KA_j$ 가 차지하는 순위,  $R_j^E$  ( $E = Enterprise$ )는 기업 집단에서  $KA_j$ 가 차지하는 순위를 의미한다. 또한  $\overline{R^U}$ 와  $\overline{R^E}$ 는 각각 대학 집단과 기업 집단 순위의 평균이다. 해당 분석 절차는 채용 플랫폼 기반 직무 분야 분류체계인 PA에 대해서도 동일하게 적용하였다.

### 3.5 키워드 매칭율 분석

본 연구에서는 코사인 유사도 분석과 더불어, 대학 교과목과 기업 직무를 CS2023 지식 영역(KA)에 대응시키는 키워드 매칭율 분석을 수행하였다. 키워드 매칭율 분석은 교과목과 직무에서 실제로 다루어지는 세부 기술 요소와 KA 간의 대응 관계를 직접적으로 확인할 수 있어, 교육과정과 산업 수요 간 정합성을 미시적 수준에서 분석하는 데 적합하다.

분석에는 전처리 단계를 거쳐 도출된 교과 키워드 집합과 직무 키워드 집합을 입력 데이터로 사용하였다. 또한 CS2023을 기준으로 각 KA의 학문적, 기술적 범위를 반영한 대표 키워드 사전을 구축하여 매칭 기준으로 활용하였다. 키워드 매칭은 정규식 기반 문자열 매칭을 기본으로 수행하였으며, 의미적 유사성이 있으나 자동 매칭이 어려운 경우에는 수작업을 통해 보완하였다. 이 과정에서 유사어나 표현상의 차이가 존재하더라도 동일한 KA로 매핑될 수 있도록 일관성을 유지하였다.

개별 키워드는 하나의 KA에 국한되지 않고 복수의 KA와 동시에 매핑될 수 있도록 허용하였으며, 이에 따라 KA별로 매칭된 키워드 수를 누적하였다. 이후 KA별 키워드 수를 전체 키워드 수로 정규화하여 KA별 키워드 매칭율을 산출하였다. 해당 매칭율은 특정 KA가 전체 키워드 집합에서 차지하는 상대적 비중을 의미하며, 단순 빈도 비교로는 드러나지 않는 교육과 산업 간 중요도 차이를 비교하는 지표로 활용되었다.

마지막으로 KA별 평균 매칭율을 기준으로 대학 집단과 기업 집단의 중요도 순위를 도출하고, 두 집단 간 순위 일치 정도를 분석하기 위해 Pearson 상관계수를 산출하였다. 이를 통해 교육과 산업이 KA의 중요도를 얼마나 유사하게 인식하고 있는지를 정량적으로 평가하였다. 해당 분석 절차는 채용 플랫폼 기반 직무 분야 분류체계인 PA에 대해서도 동일하게 적용하였다.

#### IV. 정량 분석 결과

##### 4.1 KA 기반 분석 결과

KA 기준 코사인 유사도 및 키워드 매칭율 분석을 종합한 결과, 표 3과 같이 대학 집단과 기업 집단은 KA 중요도 인식에서 전반적으로 상이한 경향을 보였다. 대학은 AL, OS, DM, AI, FPL 등 전통적 핵심 이론 영역에서 상대적으로 높은 유사도를 나타내며 학문적 기초 역량 중심의 교육 구조를 보였다.

표 3. 대학-기업 KA-코사인 유사도 합의 평균 및 순위  
Table 3. Average cosine similarity sum by KA (Univ. - Ent.)

| Rank | Average sum of cosine similarity (Three univ.) |      | Rank | Average sum of cosine similarity (Three ent.) |      |
|------|------------------------------------------------|------|------|-----------------------------------------------|------|
|      | KA                                             | Avg  |      | KA                                            | Avg  |
| 1    | AL                                             | 5.77 | 1    | DM                                            | 1.18 |
| 2    | OS                                             | 3.28 | 2    | NC                                            | 0.82 |
| 3    | DM                                             | 3.16 | 3    | SDF                                           | 0.73 |
| 4    | AI                                             | 3.04 | 4    | SPD                                           | 0.63 |
| 5    | FPL                                            | 2.56 | 5    | AL                                            | 0.55 |

반면, 표 4와 같이 기업은 DM, NC, SDF, SPD 등 데이터 관리, 네트워크 인프라, 소프트웨어 개발 및 시스템 구현과 관련된 영역에 높은 비중을 두어 실무 적용과 운영 환경 중심의 특성을 보였다. 두 집단 모두 DM 영역이 상위에 위치한다는 공통점은 확인되었으나, KA 전반의 중요도 분포에서는 구조적 차이가 존재함을 알 수 있다.

표 4. 대학-기업 KA-평균 키워드 매칭율 및 순위  
Table 4. Average keyword matching rate by KA (Univ. - Ent.)

| Rank | Average keyword matching rate (Three univ.) |        | Rank | Average keyword matching rate (Three ent.) |        |
|------|---------------------------------------------|--------|------|--------------------------------------------|--------|
|      | KA                                          | Avg(%) |      | KA                                         | Avg(%) |
| 1    | AI                                          | 17.2   | 1    | SPD                                        | 25.20  |
| 2    | AR                                          | 12.1   | 2    | SE                                         | 20.67  |
| 3    | MSF                                         | 11.7   | 3    | DM                                         | 20.63  |
| 4    | FPL                                         | 9.4    | 4    | PDC                                        | 20.13  |
| 5    | DM                                          | 9.0    | 5    | SEC                                        | 13.07  |

##### 4.2 PA 기반 분석 결과

표 5와 표 6과 같이, PA 기준 코사인 유사도 및 키워드 매칭율 분석을 종합한 결과, 대학 집단과 기업 집단은 PA 중요도 인식에서 전반적으로 유사한 경향을 보였다. 이는 직무 및 플랫폼 관점에서 볼 때, KA 기준 분석에 비해 대학 교육과 산업 수요 간 구조적 연계성이 상대적으로 높게 나타났음을 의미한다.

코사인 유사도 분석에서 대학은 GSE, SAB, AID, CDE 영역에서 높은 유사도를 보였으며, 기업 역시 GSE와 SAB를 상위 영역으로 나타내어 소프트웨어 개발 기본 구조와 시스템 설계 역량을 공통적으로 중시함을 확인할 수 있었다. 다만 기업은 CDE와 NIO 등 클라우드, 데이터 엔지니어링, 네트워크·인프라 운영과 같은 플랫폼 기반 기술 영역에 상대적으로 더 높은 비중을 두는 경향을 보였다.

키워드 매칭율 분석에서도 상위 PA 영역은 대체로 일치하였으나, 세부 순위와 비중에서는 차이가 나타났다. 이는 직무 구조 차원에서는 유사성이 유지되지만, 실제 요구되는 세부 기술 수준과 실무 역량에서는 대학과 기업 간 차이가 존재함을 시사한다.

표 5. 대학-기업 PA-코사인 유사도 합 및 순위

Table 5. Average cosine similarity sum by PA (Univ. - Ent.)

| Rank | Average sum of cosine similarity (Three univ.) |      | Rank | Average sum of cosine similarity (Three ent.) |      |
|------|------------------------------------------------|------|------|-----------------------------------------------|------|
|      | KA                                             | Avg  |      | KA                                            | Avg  |
| 1    | GSE                                            | 4.45 | 1    | GSE                                           | 1.62 |
| 2    | SAB                                            | 3.37 | 2    | CDE                                           | 1.39 |
| 3    | AID                                            | 2.96 | 3    | NIO                                           | 1.06 |
| 4    | CDE                                            | 1.85 | 4    | SAB                                           | 0.86 |
| 5    | NIO                                            | 1.34 | 5    | HCF                                           | 0.77 |

표 6. 대학-기업 PA-평균 키워드 매칭율 및 순위

Table 6. Average keyword matching rate by PA (Univ. - Ent.)

| Rank | Average keyword matching rate (Three univ.) |        | Rank | Average keyword matching rate (Three ent.) |        |
|------|---------------------------------------------|--------|------|--------------------------------------------|--------|
|      | PA                                          | Avg(%) |      | PA                                         | Avg(%) |
| 1    | SAB                                         | 35.0   | 1    | CDE                                        | 33.3   |
| 2    | GSE                                         | 32.1   | 2    | NIO                                        | 30.7   |
| 3    | AID                                         | 23.8   | 3    | GSE                                        | 30.3   |
| 4    | NIO                                         | 22.2   | 4    | SAB                                        | 26.7   |
| 5    | CVR                                         | 15.5   | 5    | HCF                                        | 21.3   |

#### 4.3 상관계수 기반 종합 시사점

Pearson 상관계수 분석 결과를 바탕으로, 본 절에서는 분석 기준과 분석 도구의 효과성을 비교하였다. KA 기준 간접 비교에서는 코사인 유사도 상관계수 0.137, 키워드 매칭율 -0.179로 낮은 상관 또는 역상관을 보였다. 이는 KA 단위 분석이 산업 기술의 세부적 변화나 응용 중심 특성을 충분히 반영하지 못하며, 대학과 기업이 중시하는 지식 영역의 구조적 차이를 설명하는 데 한계가 있음을 시사한다. 반면 PA 기준 간접 비교에서는 코사인 유사도 0.717, 키워드 매칭율 0.433으로 상대적으로 높은 양의 상관관계를 나타냈다. 이는 대학 교육이 산업의 기술 스택 및 플랫폼 중심 구조와 비교적 높은 수준의 정합성을 유지하고 있음을 보여준다.

또한 KA 기준 분석의 한계를 검증하기 위해 실무 중심 교과목 10개를 선별하여 재분석한 결과, 코사인 유사도는 0.228로 상승하였고, 키워드 매칭 상관계수는 0.538로 보통 수준의 상관관계를 나타냈

다. 이는 KA 기준 자체에는 제약이 존재하지만, 실무 중심 교과목을 분리하여 분석할 경우 산업 연계성이 유의미하게 개선될 수 있음을 의미한다.

#### V. 결론 및 제언

본 연구는 국내 대학의 컴퓨터과학 교육과정과 산업계 채용 요구 간 정합성을 정량적으로 분석하고, 분석 기준(KA/PA)과 분석 도구의 효과성을 비교하였다. 분석 결과, PA 기준 코사인 유사도 분석에서 상대적으로 높은 연계성이 확인된 반면, KA 기준 분석에서는 낮은 상관 및 역상관 관계가 나타나, KA 단위의 비교만으로는 산업 현장의 세부 기술 변화와 응용 중심 특성을 충분히 반영하기 어렵다는 점을 확인하였다. 또한, 정량 분석에 대한 관련 사례가 부족하여 직접적 비교가 이루어지지 못한 점과 다양한 머신러닝 모델을 활용하지 못한 한계점을 갖는다. 대학 교육이 학문적 기초와 문제 해결 역량 함양에는 강점을 지니고 있으나, 빠르게 변화하는 산업 기술 요구와의 간극을 개선하기 위해 PBL교육 등 다양한 산업 협업 노력이 요구된다. 본 연구는 이러한 연계성을 정량적으로 진단할 수 있는 분석 틀을 제시하였다는 점에서 의의를 지니며, 향후 컴퓨터과학 교육과정 설계 및 개선을 위한 실증적 근거로 활용될 수 있을 것이다.

#### References

- [1] Ministry of Employment and Labor, Korea Employment Information Service, "Announcement of the Results of the 2023 Second Half Corporate Recruitment Trends Survey", Press release, Mar. 2024.
- [2] Ministry of Employment and Labor, Korea Employment Information Service, "Second Announcement of the Results of the 2024 Second Half Corporate Recruitment Trends Survey", Press release, Mar. 2025.
- [3] A. N. Kumar and R. K. Raj, "Computer Science Curricula 2023", ACM Press, IEEE Computer

Society Press, and AAAI Press, New York, United States, pp. 25-56, May 2024. <https://doi.org/10.1145/3664191>.

- [4] J. Choi and C. Choi, "An Analysis of Fourth Industrial Revolution-Oriented Curricula in Computer and Software Majors Based on Standard Classification", Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 15, No 3, pp. 587-592, Jun. 2020. <https://doi.org/10.13067/JKIECS.2020.15.3.587>.
- [5] J. Choi and C. Choi, "Analysis of Changes in Fourth Industrial Revolution-Oriented Curricula in Computer and Software Majors Before and After the COVID-19 Pandemic", Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 19, No. 3, pp. 625-632, Jun. 2024. <https://doi.org/10.13067/JKIECS.2024.19.3.625>.
- [6] H. Yang, J. Kim, and W. Lee, "Analyzing the Alignment between AI Curriculum and AI Textbooks through Text Mining", Applied Sciences, Vol. 13, No. 18, pp. 1-29, Sep. 2023. <https://doi.org/10.3390/app131810011>.
- [7] N. R. Aljohani, A. Aslam, A. O. Khadidos, and S. U. Hassan, "Bridging the skill gap between the acquired university curriculum and the requirements of the job market: A data-driven analysis of scientific literature", Journal of Innovation & Knowledge, Vol. 7, No. 3, pp. 1-10, Jul. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100190>.
- [8] S. Kim, "A Study on a Deep Learning-Based Document Similarity Extraction Algorithm between Occupations and Jobs", Master's thesis, Graduate School of Information and Communication, Hanbat National University, 2020.
- [9] H. Jin, B. Yoon, and S. Shin, "Trends and Implications of SW Convergence Workforce Demand Based on Job Posting Data Analysis", SPRi Issue Report, IS-174. Software Policy & Research Institute, Jul. 2024.

## 저자소개

### 오 인 경 (In-Kyung Oh)



2022년 2월 : 숙명여자대학교

컴퓨터과학전공(공학사)

2024년 3월 ~ 현재 :

숙명여자대학교 교육대학원

컴퓨터교육전공 석사과정

관심분야 : 데이터 분석, 자연어

처리, 인공지능 교육,

### 유 석 종 (Seok-Jong Yu)



1994년 2월 : 연세대학교

컴퓨터과학과(이학사)

1996년 2월 : 연세대학교

컴퓨터과학과(이학석사)

2001년 2월 : 연세대학교

컴퓨터과학과(공학박사)

2005년 3월 ~ 현재 :

숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수

관심분야 : 데이터마이닝, 추천시스템, 정보시각화