

# LLMを用いた科目-概念二層グラフによる 大学カリキュラムの地図化

梅本 陸央<sup>1</sup> 吳 謙<sup>2</sup> 上田 浩<sup>2</sup>

1. 法政大学 理工学部 応用情報工学科
2. 法政大学 情報メディア教育研究センター



## 大学カリキュラム

### 【理想】

- ・ 個別科目の羅列ではなく知識やスキルが段階的に積み上がる構造を持つ
- ・ その構造を学生が理解できる

### 【現実】

- ・ シラバスに記載された前提概念(知識・スキル)の記述が曖昧
- ・ 履修要件として明示されていないが実質的に前提となる概念が存在
- ・ 科目間の内容重複
- ・ 用意された履修モデルやコースが機能していない

### 【問題】

- ・ 学生のキャリア目標に対して履修計画が組みにくい
- ・ 修得済み概念(知識・スキル)から次に活かせる科目が不明確
- ・ 修得したい概念に向けて不足する概念とそれを修得できる科目の遡及的探索が不可能

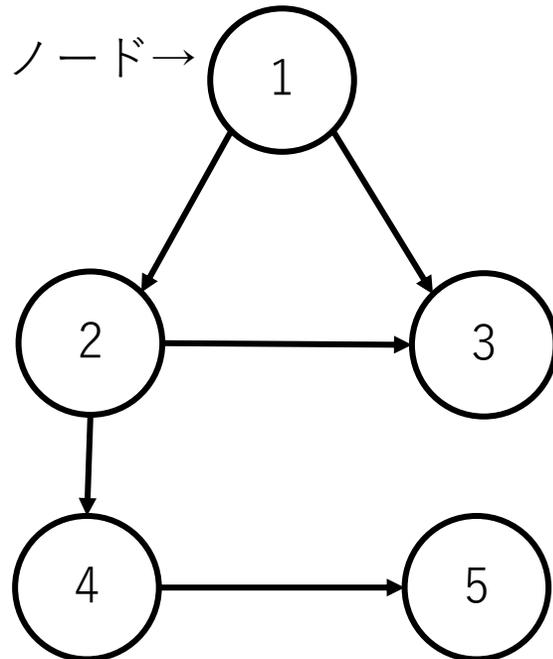
→カリキュラムの構造化・可視化

# 関連知識

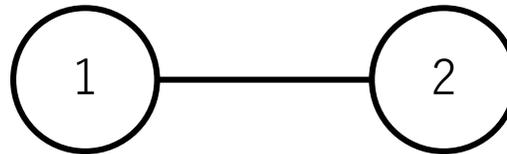
## 有向非巡回グラフ (Directed Acyclic Graph : DAG)

- ・巡回が存在しない有向グラフ
- ・タスクの依存関係や因果関係を表現するのに広く使用される
- ・ノードとエッジを用いて関係を表現

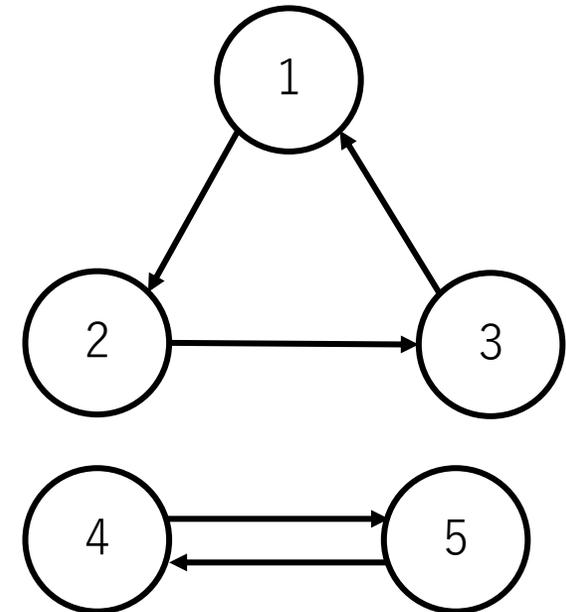
### 例：有向非巡回グラフ



× 辺に方向がない  
(無向グラフ)



× 有向サイクルがある  
(巡回グラフ)



# 提案手法

---

大学カリキュラムを**2層の有向非巡回グラフ**として数理的に表現

## 【ノード】

- ・ 科目
- ・ 概念(スキル・知識など)

## 【エッジ】

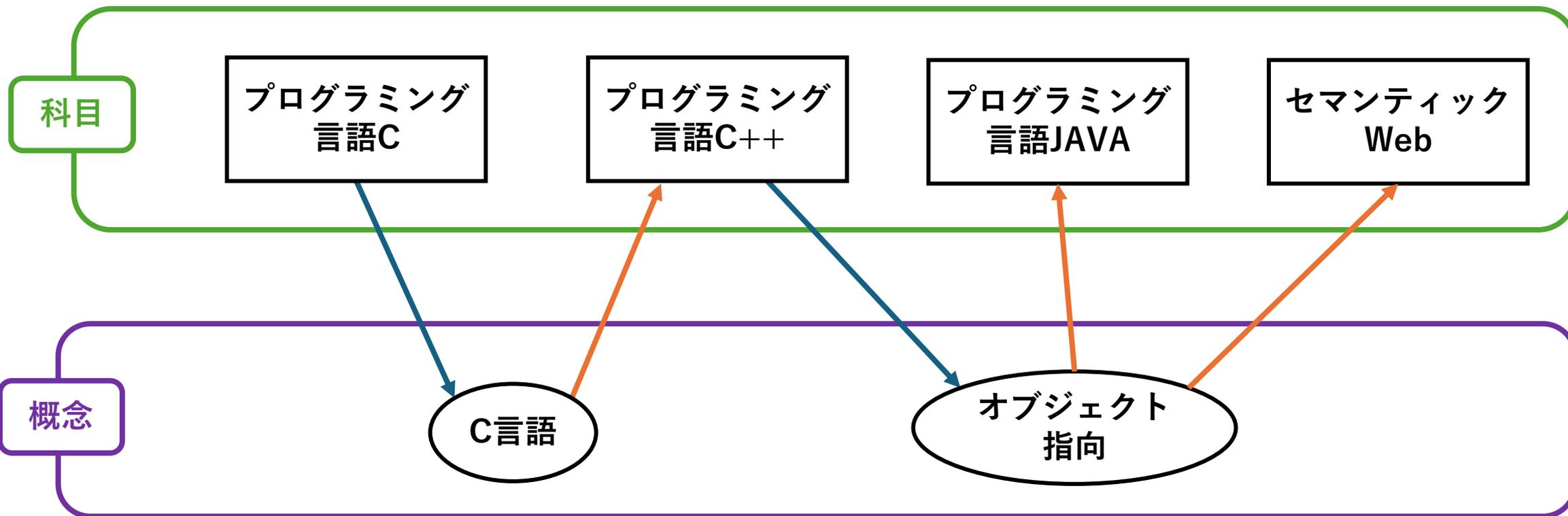
- ・ teaches : 科目を学習することで修得できる概念 (科目→概念)
- ・ requires : 科目を履修するにあたって前提となる概念 (概念→科目)

概念とエッジはシラバスの文面から抽出

→**大規模言語モデル(Large Language Model : LLM)**を用いる

# 提案手法

## 科目-概念二層有向非巡回グラフ



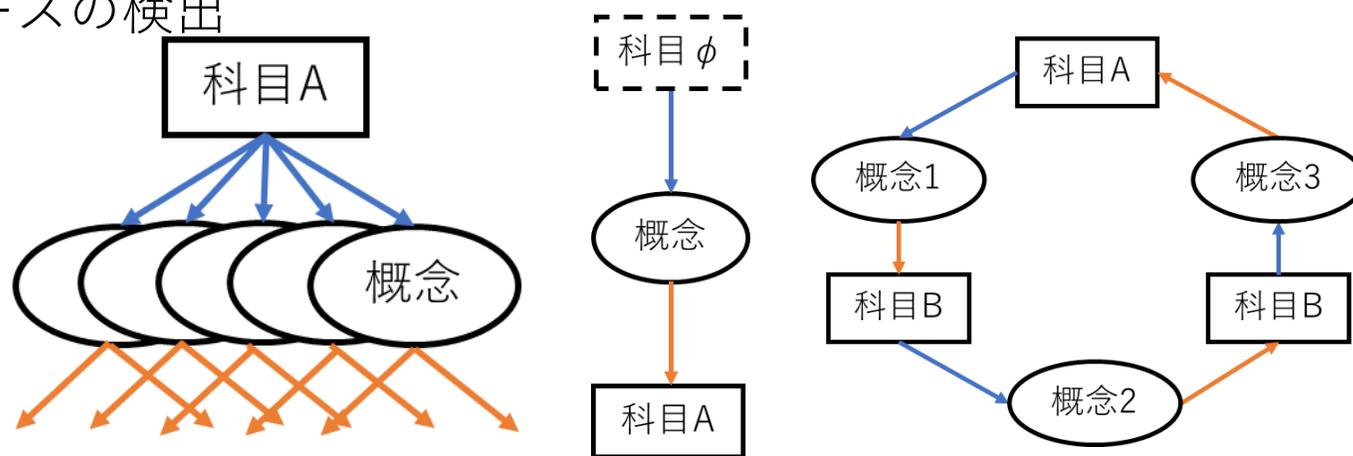
(科目→概念)科目を学習することで修得できる

(概念→科目)科目を履修する際に前提となる概念

# 貢献

## 【教員側への貢献】

- ・カリキュラム作成の意思決定に客観的根拠を与える
- ・履修上のボトルネックとなる科目を特定  
→他科目への到達性が高い重要な基礎科目の可能性
- ・暗黙の学習トラック（例えば理論系、応用系、実装系など）を抽出
- ・内容類似度の高い科目ペアを冗長候補として提示
- ・前提知識を与える科目が存在しないケースの検出
- ・前提知識サイクルの検出



## 【学生支援】

- ・個々の学生の志望分野や既履修状況に応じた「推奨履修経路」を自動生成(応用)
- ・修得したい概念に向けて不足する概念とそれを修得できる科目の逆及的探索

# 実装

---

LLMを用いて法政大学A学部B学科のシラバスから概念と科目間の関係を抽出

- ① 各科目が修得させる概念(teaches)をシラバスから抽出
- ② 各科目のシラバスに明示された前提概念(requires)を3段階で抽出
  - required : 必須
  - recommended : 推奨
  - assumed : 想定
- ③ 各科目のシラバスに明記されていないが前提となる「暗黙requires」の抽出
  - シラバスの文章からLLMが推定

概念抽出はローカル環境(Ollama)で実行  
モデル : Qwen2.5(72B), Alibaba 社

# 実装

---

## 【機械的正規化】

- ・ 表記揺れをルールベースで統一
- ・ 空白, 記号 (/や・) の統一
- ・ 大小文字・記号の正規化

例: TCP/IP, TCP・IP

→別概念として扱うとグラフが破損

## 【意味的正規化】

- ・ 同一概念の言語差・表現差を統一
- ・ LLM (ChatGPT) による正規化候補の生成
- ・ 人間による最終判断

例: Deep Learning → 深層学習, Machine Learning → 機械学習, 言語C → C言語

→同一概念



# 課題

---

- ① 概念の粒度・抽象度の不一致  
例：「プログラミング能力」を前提とする科目に対してC言語やJavaからグラフが繋がらない
  - ② 同義語・表記揺れ問題  
→正規化では完全には防げない
  - ③ 1年春学期の科目も前提を持ってる  
→シラバスに明示されてしまっている場合，LLMの推測の両方
  - ④ 学科専門科目以外との関連が切断されている  
例：数学，物理からなる概念が独立する
- 

- ①，②，③→上位概念，下位概念の作成  
例：プログラミング言語（C言語，Java，C++，Python）
- ④ 他学科や教養にグラフを広げることは可能だが①，②，③その他手法の改善が必要  
→時間要，グラフ破損率

# まとめ

---

## 【主結論】

- ・ LLMを用いてシラバスから科目と概念の関係を自動抽出
- ・ 大学カリキュラムを科目-概念二層の有向非巡回グラフとして表現する手法を提案
- ・ 従来は曖昧であった前提知識・到達概念・科目間依存関係の可視化を実現

## 【貢献】

- ・ 教育機関に対しカリキュラム設計の基盤として客観的指標を提供
- ・ 学生に対し目標概念に基づく履修計画支援の可能性
- ・ 学習経路の可視化により教育の透明性・説明性を向上

## 【今後の課題】

- ・ 概念の階層構造（上位・下位概念）の生成（自動化）
- ・ 教養科目や他学科への拡張

## 【展望】

- ・ 本手法は大学教育を向上させる第一歩
- ・ 大学カリキュラム評価への応用
- ・ 個別最適化された学習支援や教育改善への応用が期待