

알파프로젝트 이수 신청서

구분	내용	비고
교과목	알파프로젝트 I (139940-01)	전공선택
신청학점(활동시간)	9학점(270 시간)	9학점 or 12학점 (학점당 주2시간)
지도교수 성명	이창우 교수님	
프로젝트명	GNN을 이용한 추천 시스템	
계획서(I,II)	별첨	

유의사항

- ※ 알파프로젝트 교과는 다음 학기 등록(재학) 예정 학생을 대상으로 함
- ※ 알파프로젝트 교과 수강신청 및 변경 기간 이외에 일체의 포기 및 변경 불가
- ※ 알파프로젝트 교과의 활동기간은 학기 개강일부터 학기 종료일로 함
- ※ 신청서, 계획서, 최종보고서 외에 지도교수 및 북악인성교육센터에서 요구하는 별도의 과제, 보고서 등이 있을 경우 제출해야 함
- ※ 알파프로젝트의 최종보고서는 I,II로 작성해야 하며 활동 중 4주 단위로 지도확인을 받은 후 최종보고서를 제출해야 학점 인정
- ※ 지원금은 보고서 등 제출 서류 평가를 바탕으로 9학점은 최소 90만원에서 최대 100만원을 개인별 지급하며, 평가 결과에 따라 내용 불충분·불성실참여 등의 사유로 지급대상에서 제외될 수 있음
- ※ 알파프로젝트 교과 지원금은 학기 중 분할 지급됨. (총 3회)
- ※ 성적부여는 P/N로 함
- ※ 학과의 졸업논문/학부(과)인증 또는 수업연계로 진행되는 활동은 중복인정 불가
- ※ 본 교과목은 대학혁신지원사업의 일환으로 기타 국고사업에 참여 중인 주제로 중복지원 받을 수 없음

상기 본인은 알파프로젝트 이수와 관련된 유의사항 및 제반안내를 확인하였으며 이와 같이 본 신청서를 제출합니다.

2023 . 07. 26 .

소프트웨어 학과/전공 연락처 010 8622 8244 학번 20195298 성명 박준용

 (인)

북악인성교육센터장 귀하

알파프로젝트 활동 계획서 (I)

-학기계획-

프로젝트명

GNN을 이용한 추천 시스템

<취지,동기>

1. 프로젝트 취지

본 프로젝트는 **GNN(Graph Neural Network)을 활용한 추천 시스템의 연구와 논문 등재**를 목표로 한다. 추천 시스템은 사용자에게 맞춤형 추천을 제공하여 사용자의 경험을 향상시키는 중요한 기술이다. 추천 시스템은 크게 정보 필터링 방법과 연관성 분석 방법이 존재한다. 그중 정보 필터링 방법 중 협력 필터링은 현재까지 가장 우수한 성능을 나타낸다고 알려진 기법으로 특정 아이템에 대해 선호도가 유사한 고객들은 다른 아이템에 대해서도 비슷한 선호도를 보일 것이라는 기본 가정을 바탕으로 사용자가 아이템에 대해 평가한 정보를 사용해 선호도를 예측한다. 그러나 기존의 추천 시스템은 사용자-아이템 관계를 일방적으로 고려하는 경향이 있어 개인화와 다양성 측면에서 한계점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 현재 추천 시스템의 패러다임은 딥러닝 기술을 적용하는 방향으로 발전하고 있다.

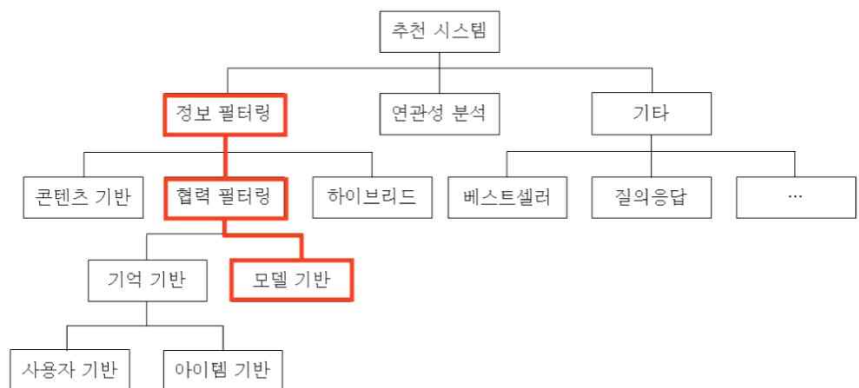


그림 1 추천 시스템 모델 기반

<http://koreascience.or.kr/article/JAKO201512053817215.page>

추천 시스템 기법 연구동향 분석

Collaborative Filtering

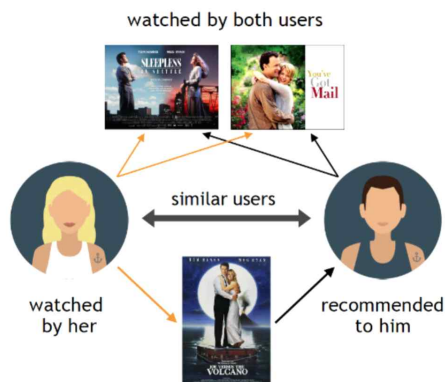


그림 2 협력 필터링 예시

<https://developer.nvidia.com/blog/how-to-build-a-winning-recommendation-system-part-1>

현재까지 추천 시스템에 RNN, KNN 등 다양한 딥러닝 알고리즘을 적용하는 시도를 하고 있다. 이러한 딥러닝 알고리즘 중에서도 추천 시스템의 정보를 그래프 관점에서 고려하는 그래프 학습 기반 방식인 GNN(Graph Neural Network)이 있다. 그래프는 점과 이를 연결하는 선의 집합이다. 노드의 이웃은 노드에 연결된 노드의 집합이며 그래프는 방향이 있는 방향 그래프거나 방향이 없는 무방향 그래프가 존재한다. GNN은 반복적인 프로세스를 사용하여 인접 노드의 특징 정보를 집계하고 이를 현재 중앙 노드 표현과 통합한다. 이는 집계 및 업데이트 작업을 모두 포함하는 여러 레이어를 쌓아 수행된다. 그 결과 제공된 그래프 데이터를 기반으로 보다 정확한 예측이 가능하다. 집계 단계에서는 평균 풀링 또는 어텐션 메커니즘을 사용하여 인접 노드의 특징을 결합한다. 업데이트 단계에서는 GRU라는 연결 또는 합계 연산과 같은 다양한 전략을 사용하여 집계된 피처를 중앙 노드 피처와 통합한다. 추천 시스템의 대부분의 데이터는 기본적으로 그래프 구조를 가지고 있다. 따라서 **그래프 신경망(GNN)을 활용**하여 사용자, 아이템, 상호작용 데이터를 그래프로 모델링하고 그래프의 관계와 상호작용을 고려한 추천 시스템을 연구하여 사용자-아이템 간의 복잡한 관계를 학습하여 표현할 수 있다.

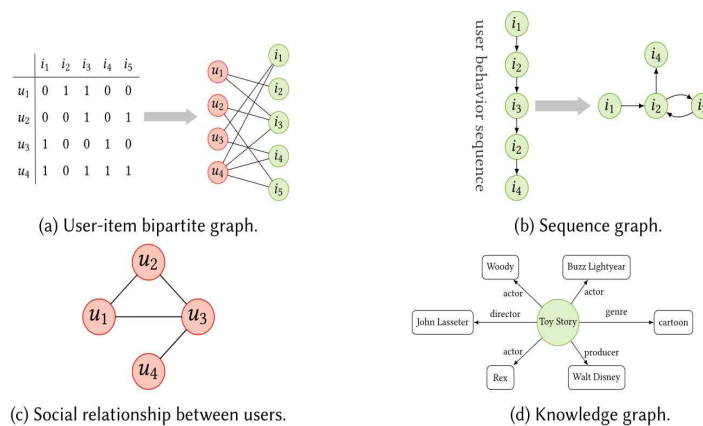


그림 3 사용자-유저 데이터 그래프 표현

<https://arxiv.org/abs/2011.02260>

Graph neural networks in recommender systems: a survey

추천 시스템에서 사용하는 사용자-아이템 상호작용 정보를 이용하는 협업 필터링에 최신 머신러닝 기법인 GNN 기법을 사용하여 정보 확산을 모델링하고 사용자-아이템 간의 상호 작용에서 고차 연결성을 포착하는 효율성을 개선할 수 있다. 여기서 GNN을 활용하기 위해서는 크게 4가지 부분을 고려해야 한다.

1. Graph Construction(그래프 구성)

사용자와 아이템 간의 관계를 표현하기 위해 그래프 구조를 만드는 과정을 말하며 사용자-아이템 이분 그래프는 이러한 관계를 표현하는 간단한 방법이다. 일부 노드의 연결 수가 적은 경우에는 노드를 추가하면 그래프 구조를 개선할 수 있다. 노드 주변을 샘플링하는 것도 계산 효율성을 위해 수행할 수 있지만 효과와 효율성 간의 절충이 필요하며 효과적인 샘플링 전략에 대해서는 더 많은 연구가 필요하다.

2. Neighbor Aggregation(이웃 집계)

그래프 또는 네트워크에서 인접한 노드의 정보를 결합하는 프로세스를 말한다. 인접 노드가 서로 다른 경우, 가중치를 사용하여 정보를 결합하는 것이 동일한 가중치를 사용하거나 차수별로 정규화하는 것보다 낫다 하지만 인접 노드가 비슷한 경우에는 동일한 가중치를 사용하거나 차수별로 정규화하는 것이 더 쉬울 수 있다. 프로세스를 개선하기 위해 이웃 노드가 서로 영향을 미치는 방식이나 중앙 노드가 이웃 노드에 연결되는 방식을 명시적으로 모델링 하는 것이 유용할 수 있다. 더 많은 데이터 세트에서 테스트해야 한다.

3. Information Update(정보 업데이트)

노드의 이웃 노드로부터 정보를 수집한 후에는 추가 정보 전파를 위해 노드의 표현을 업데이트하는 것이 중요하다. 노드의 표현을 업데이트하는 기존 방법은 노드의 원래 정보를 유지하는지 아니면 이웃 노드의 집계된 표현을 위해 완전히 폐기하는지에 따라 2가지 범주로 분류할 수 있다.

4. Final Node Representation(최종 노드 표현)

하위 레이어 표현을 개별 특징을 반영하고 상위 레이어 표현은 이웃 특징을 반영한다. 최근 연구에서는 서로 다른 계층의 메시지를 통합하여 출력으로 표현된 모든 연결의 이점을 활용한다.

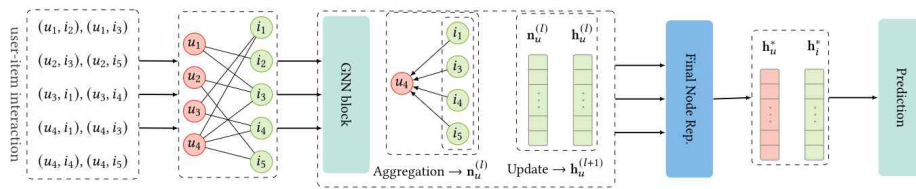


그림 4 협력필터링에 GNN을 적용하는 과정

<https://arxiv.org/abs/2011.02260>

Graph neural networks in recommender systems: a survey

추천 시스템에 사용되는 그래프 신경망(GNN)기법은 5가지가 존재한다.

1. GCN(Graph Convolutional Network)

GCN은 Graph Convolutional Network의 약자로, 그래프 구조의 데이터에 합성곱 연산을 적용하는 GNN의 한 종류이다. 합성곱 연산은 이미지나 텍스트와 같은 격자 구조의 데이터에 잘 작동하는데, 이를 그래프 구조의 데이터에도 확장할 수 있으며 GCN은 각 노드가 자신과 인접한 노드들의 정보를 공유하고 학습하는 방식으로 작동한다. 이렇게 하면 노드 간의 상관관계를 잘 반영할 수 있다.

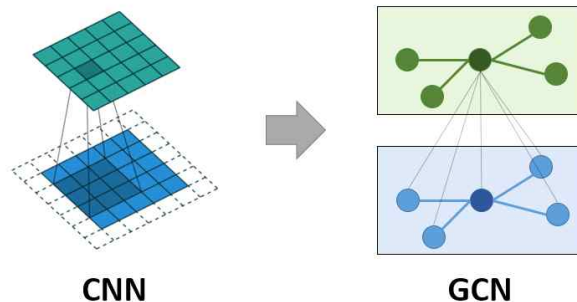


그림 5 CNN과 GCN

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/51990489>

2. GraphSAGE(Graph Sample and aggreGatE)

GraphSAGE는 각 노드가 자신과 인접한 노드들의 특성을 샘플링하고 집계하는 함수를 학습하는 방식으로 작동한다. GraphSAGE는 각 노드에 대해 고정된 수의 이웃을 선택한 다음 평균, 합계 또는 최대 풀링 기법을 사용하여 해당 이웃의 정보를 집계하며 이 집계된 정보를 현재 노드의 특징과 연결하고 비선형 활성화 함수와 학습 가능한 변환 행렬을 통과시켜 해당 노드의 업데이트된 특징을 얻는다.

GraphSAGE의 장점은 새로운 노드나 그래프에도 임베딩을 생성할 수 있다는 것이다. 기존의 GNN은 각 노드마다 고유한 임베딩을 학습하므로 새로운 데이터에 적용하기 어렵지만 GraphSAGE는 인접한 노드들의 특성을 활용하여 임베딩을 생성하므로, 이전에 보지 못한 데이터에도 유연하게 대응할 수 있다.

3. GAT(Graph Attention Network)

Graph Attention Network의 약자로, 그래프 구조의 데이터에 어텐션 메커니즘을 적용하는 GNN의 한 종류이다. 어텐션 메커니즘은 입력 데이터의 중요한 부분에 집중하는 방식으로 작동하는데, 이를 그래프 구조의 데이터에도 확장 가능하다. GAT은 각 노드가 자신과 인접한 노드들의 정보를 어텐션 가중치로 조합하여 학습하는 방식으로 작동한다. 이렇게 하면 노드 간의 상관관계와 특성을 잘 반영할 수 있습니다. GAT은 인접 행렬을 사용하지 않고 각 이웃 노드마다 다른 어텐션을 부여하여 자신의 임베딩을 업데이트 한다. 일반적으로 LeakyReLU 함수를 사용하며 GAT을 사용하는 이유는 사용자와 아이템 간의 관계를 그래프로 표현하고, 어떤 아이템에 더 집중할지 결정할 수 있기 때문이다.

4. GGNN(Graph Gated Neural Network)

그래프 구조의 데이터에 GRU를 적용하는 신경망의 한 종류이다. GGNN은 그래프의 노드와 엣지에 있는 특성을 활용하여 노드 임베딩을 생성하고, 이를 바탕으로 다양한 그래프 분석 문제를 해결할 수 있다. GGNN은 message passing이라는 방식으로 학습합니다. message passing이란 각 노드가 자신과 인접한 노드들과 정보를 주고받는 과정으로 GGNN은 message passing을 통해 각 노드의 임베딩을 업데이트 하고, GRU를 사용하여 임베딩의 변화를 제어한다.

5. HGNN(Hypergraph Neural Network)

하이퍼그래프 구조를 사용하는 신경망의 한 종류이다. 하이퍼그래프(그림 6)란 간단한 그래프와 달리 엣지가 두 개 이상의 노드를 연결할 수 있는 구조로, 고차원이고 복잡한 데이터 상관관계를 표현할 수 있다. 때문에 HGNN은 다중 모달 데이터나 이질적인 데이터와 같은 복잡한 실제 문제에 적용될 수 있으며 기존의 그래프 신경망보다 더 효과적인 표현 학습을 가능하게 한다.

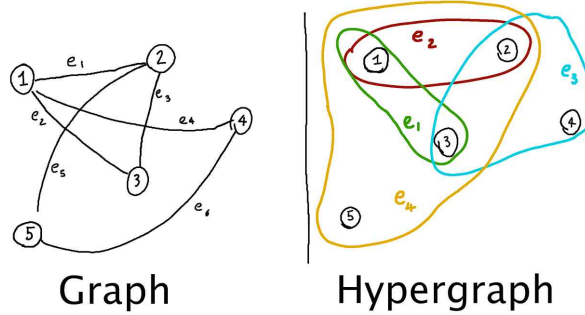


그림 6 하이퍼그래프

<https://www.angioi.com/visualizing-hypergraphs-networkx/>

현재까지도 GNN을 활용한 추천 시스템의 성능 향상을 위한 다양한 연구들이 진행되고 있으며, 이 프로젝트에서는 최신 연구 동향을 반영하여 사용자-아이템 데이터를 그래프로 표현하고, GNN을 활용하여 사용자의 선호도를 예측하기 위한 기법들을 탐구 및 구현하고, 그 결과를 **논문으로 등재**하고자 한다.

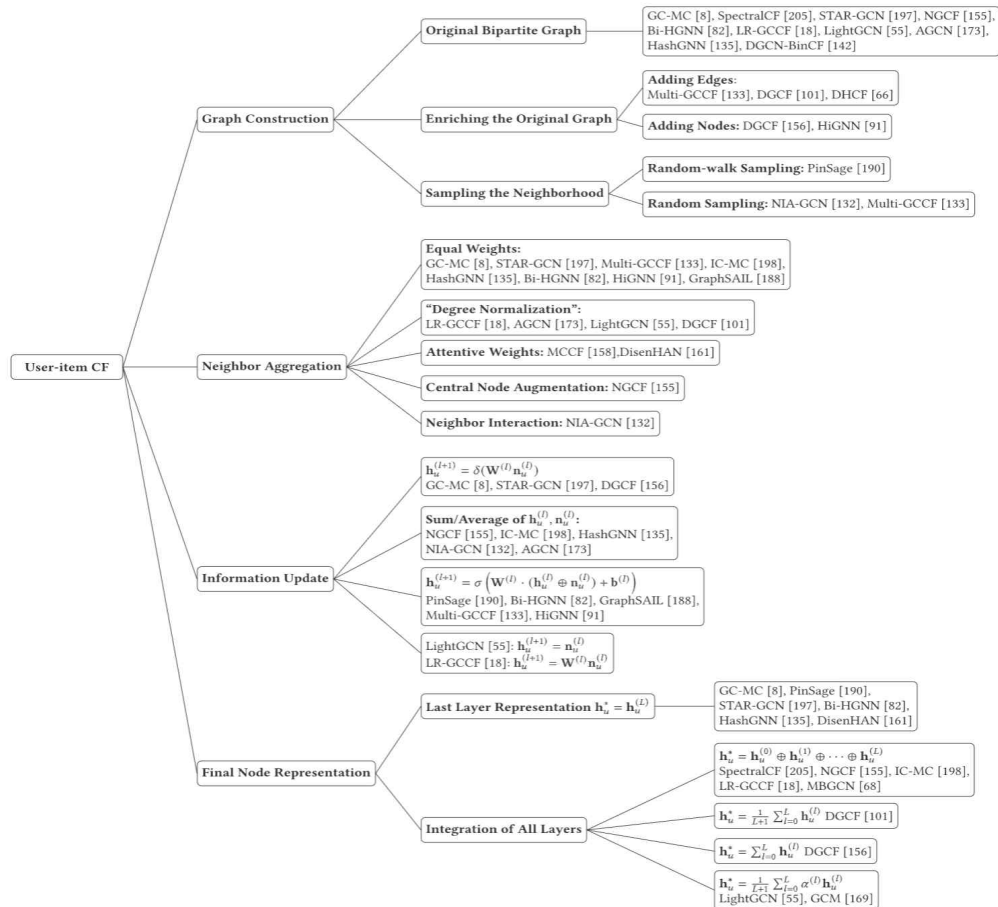


그림 8 GNN 4단계 구성 방법

<https://arxiv.org/abs/2011.02260>

Graph neural networks in recommender systems: a survey

2. 프로젝트 동기

개인화된 추천 시스템이 사용자들에게 더 나은 경험과 가치를 제공할 수 있다고 믿습니다. 사용자들의 개인적인 취향, 관심사, 행동 패턴 등을 고려하여 맞춤형 추천을 제공하면, 사용자들의 만족도를 높이고 서비스 이용의 편의성을 증대시킬 수 있습니다. 또한, 추천 시스템이 다양성 측면에서 중요하다고 생각합니다. 다양한 정보와 새로운 아이템을 발견할 수 있는 기능을 통해 사용자들에게 더욱 풍부한 경험을 제공할 수 있습니다. GNN(Graph Neural Network)은 **그래프 데이터에 대한 학습과 예측에 우수한 성능을 보여주는 기술**로 알려져 있습니다. 그래프 신경망을 추천 시스템에 적용함으로써 그래프의 관계와 상호작용을 고려한 추천을 구현할 수 있습니다. 이를 통해 기존의 방법보다 더 개인화된 추천을 제공하고, 사용자들의 다양한 취향을 반영하여 추천하는 효과적인 시스템을 개발하고자 합니다. 이와 더불어, 1학기 UROP 경험을 통해 GNN과 추천 시스템에 대한 기초적인 학습을 진행하였습니다. **GNN을 사용한 대표적인 모델(NGCF, Light GCN, ProtoCF)들을 구현**하고 그 성능을 평가하면서 GNN의 잠재력과 유용성을 깨달았습니다. 이러한 경험과 지식을 바탕으로 더 깊이 있는 연구를 진행하고, 개인화된 추천 시스템의 성능을 향상시키기 위해 GNN을 적용하는 프로젝트에 참여하고자 합니다. 뿐만 아니라 프로젝트 결과를 논문으로 정리하여 국내외 학회 또는 저널에 등재합니다. 이를 통해 학술적인 역량을 향상시키고, 추후에는 이러한 기법들을 실제 서비스에 적용하고 발전시킬 수 있는 기반을 마련하고자 합니다. **개인화와 다양성을 고려한 효과적인 추천 시스템을 개발하고, GNN을 활용하여 그래프의 관계와 상호작용을 고려한 추천을 구현**하고자 하는 열망과 동기부여가 크게 있습니다. 이를 통해 사용자들의 만족도를 높이고 새로운 경험과 가치를 제공하는 추천 시스템을 개발하는데 기여하고자 합니다.

- **사용자-아이템 관계를 그래프로 모델링하여 개인화된 추천 구현**

기존 추천 시스템의 개인화와 다양성 측면의 한계를 극복하기 위해 GNN을 활용하여 그래프로 사용자-아이템 관계를 모델링하고, 개인화된 추천을 제공

- **GNN의 우수한 성능을 활용한 추천 시스템 개발**

GNN은 그래프 데이터에 대한 학습과 예측에 우수한 성능을 보여주는 기술로, 이를 추천 시스템에 적용하여 더 나은 추천 성능을 달성

- **최신 연구 동향 반영과 논문 등재**

최신 연구 동향을 참고하여 GNN을 활용한 추천 시스템에 새로운 기법을 개발하고, 이를 국내외 학술 저널에 논문으로 등재하여 학계와 산업계에 결과를 공유

- **이전 학부연구 경험과의 연결**

1학기 동안 진행한 LightGCN, NGCF, 메타러닝 등의 기초적인 학습과 연구를 바탕으로 더 깊이 있는 GNN 기반 추천 시스템 연구를 진행

<주요계획, 목표>

1. 프로젝트 주요 계획

• 연구 주제 선정

GNN을 활용한 추천 시스템의 성능 향상에 초점을 두는 연구 주제로 선정됩니다. 기존 추천 시스템의 한계를 극복하고 개인화된 추천을 구현하기 위해 GNN을 활용하여 그래프 기반 추천 시스템을 연구합니다. 그래프를 사용하여 사용자-아이템 간의 상호작용을 더욱 잘 모델링하고, 이를 통해 개인화된 추천을 제공하는 방법을 연구합니다.

• 참고 문헌 조사

GNN과 추천 시스템에 대한 최신 연구 및 논문들을 철저히 조사하고 분석합니다. 기존 연구 결과와 동향을 파악하여 프로젝트에서 다룰 주요 이슈와 문제를 명확하게 정의합니다. 이를 통해 선행 연구들을 파악하고 최신 기술을 활용하여 우리의 프로젝트를 계획하고 구현할 수 있습니다.

• GNN 모델 설계

다양한 GNN 변형 및 확장 기법들을 고려하여, 주어진 추천 시스템에 적합한 GNN 모델을 선택하고 설계합니다. 그래프 구성, 이웃 집계, 정보 업데이트, 최종 노드 표현 등 GNN의 핵심 구성 요소를 고려하여 최적의 모델을 구축합니다. 그래프의 구성 방법과 인접 노드 정보의 집계 방식 등을 신중히 선택하여 추천 성능을 극대화합니다.

• 모델 학습 및 평가

설계한 GNN 모델을 학습시키고 성능을 평가합니다. 학습 데이터를 사용하여 모델을 학습하고, 테스트 데이터를 활용하여 모델의 정확도와 추천 시스템의 효과를 측정합니다. 다양한 평가 지표를 사용하여 모델의 성능을 정량적으로 분석하고, 개선 방안을 탐구합니다.

• 결과 분석 및 논문 작성

GNN 모델을 통해 얻은 추천 결과를 기존 추천 시스템과 비교하여 모델의 장단점을 파악하고 개선 방안을 분석합니다. 이를 바탕으로 논문을 작성하고, **연구 결과를 학회 또는 저널에 등재하는 것을 목표로** 합니다. 논문을 통해 프로젝트 연구 결과를 학계와 산업에 공유하고, 추후에는 이러한 기법들을 실제 서비스에 적용하고 발전시킬 수 있는 기반을 마련하고자 합니다.

이러한 프로젝트 계획을 통해 개인화와 다양성을 고려한 효과적인 추천 시스템을 개발하고, GNN을 활용하여 그래프의 관계와 상호작용을 고려한 추천을 구현하여 사용자 경험을 향상시키는데 기여하고자 합니다.

2. 프로젝트 목표

• 이 프로젝트의 주요 목표는 GNN(Graph Neural Network)을 추천 시스템에 적용하여 기존 추천 시스템의 성능을 향상시키고 **그 결과를 국내외 학술 저널에 논문으로 등재하는 것**입니다. 기존 추천 시스템의 한계를 극복하기 위해 GNN을 활용하여 사용자-아이템 관계를 그래프로 모델링하고, 그래프의 관계와 상호작용을 고려한 개인화된 추천을 구현하는 것이 이 프로젝트의 핵심적인 목표입니다. GNN은 그래프 데이터에 대한 학습과 예측에 우수한 성능을 보여주는 기술로 알려져 있으며, 추천 시스템에 적용함으로써 사용자들에게 더 나은 추천 결과를 제공할 수 있습니다. 이를 위해 GNN의 다양한 변형과 확장 기법을 고려하여 적절한 모델을 설계하고, 실제 추천 시스템의 데이터를 사용하여 모델을 학습하고 평가하고 학습된 GNN 모델을 기존 추천 알고리즘과 비교하여 성능의 우수성과 기여도를 분석하고, 개선된 추천 시스템의 성과를 확인합니다. 해당 프로젝트의 결과물은 학술적인 가치가 높아 **국내외 학술 저널(KCI, SCOPUS 등)에 논문으로 등재될 것을 목표로** 추천 시스템 분야에서 GNN의 활용 가능성과 성능 향상에 기여하고, 개인화된 추천 시스템의 발전에 기반을 마련하여 이를 통해 학술적인 역량을 향상시키고, 연구 결과를 다른 공유하여 기여하는 것이 목표입니다.

• GNN의 적용 가능성 평가

GNN을 추천 시스템에 적용할 수 있는 가능성을 탐구합니다. GNN은 그래프 데이터에 대한 학습과 예측에 우수한 성능을 보여주는 기술로 알려져 있습니다. 이러한 기술을 추천 시스템에 적용하여 어떻게 성능이 변화하는지 평가합니다.

• 기존 추천 시스템과의 비교 분석

GNN을 활용하여 구현한 추천 시스템의 성능을 기존 추천 시스템과 비교하여 분석합니다. 기존 추천 시스

템은 정보 필터링 방법과 연관성 분석 방법 등이 사용되고 있습니다. GNN 기반의 추천 시스템이 어떤 측면에서 우수한지 확인합니다.

- **GNN 기반 추천 시스템의 장점과 한계 분석**

GNN을 활용한 추천 시스템이 어떤 장점을 가지는지와 한계점을 분석합니다. 이를 통해 GNN을 사용하여 개선할 수 있는 부분을 파악하고 한계를 극복하는 방안을 모색합니다.

- **새로운 기법 제안**

GNN 기반 추천 시스템에서 기존 방식과 차별화된 새로운 기법이나 접근 방식을 제안합니다. 다양한 정보 집계, 업데이트 방식, 그래프 구성 등을 고려하여 성능 향상을 위한 새로운 기법을 개발합니다.

- **연구 결과 논문 작성 및 발표**

프로젝트 결과를 학회 또는 저널에 논문으로 작성하고 발표하여 학계와 산업계에 연구 결과를 공유합니다. 이를 통해 GNN을 활용한 추천 시스템의 기술적 기여도를 확립하고 학술적으로 인정받습니다.

- **국내 저널(KCI) 혹은 국외 저널(SCOPUS)에 게재**

최종 논문을 국내 저널(KCI) 혹은 국외 저널(SCOPUS)에 게재하여 지식을 공유합니다.

위의 목표를 달성함으로써 GNN을 활용한 추천 시스템의 성능 향상과 개인화, 다양성 측면에서의 기여도를 확인하고 학술적으로 새로운 지식을 확립하는데 기여하고자 합니다.

* 국외 저널

* <https://www.jicce.org/content/about/information.html>

* <http://jips-k.org>

상기 본인은 알파프로젝트 이수과 관련된 유의사항 및 제반안내를 확인하고 이와 같이 본 신청서를 제출합니다.

2023 . 07. 26.

소프트웨어 학과/전공 연락처 010 8622 8244 학번 20195298 성명 박준용

 (인)

1) 활동 계획서는 I,II 모두 제출하여야함.

2) 활동 계획서 I,II는 편집가능하며 각 A4 1장 이상으로 작성 (이미지, 표 등은 첨부 가능하며 별첨으로 함)

3) 활동계획서는 2부를 작성하여 지도교수에게 1부, 북악인성교육센터에 1부를 제출함.

알파프로젝트 활동 계획서 (II)

-주차별계획-

프로젝트명

GNN을 이용한 추천 시스템

주차별	활동계획	예상 소요시간	기타
1주차	GNN을 활용한 추천 시스템에 대한 연구 주제를 선정 - 참고 문헌 1. 추천 시스템 기법 연구동향 분석 2. Graph neural networks in recommender systems: a survey	18시간	
2주차	GNN과 추천 시스템에 관련된 최신 연구 논문을 조사 - 참고 문헌 1. Graph neural networks in recommender systems: a survey	18시간	
3주차	추천 시스템에 사용할 데이터셋을 수집 1. MovieLens : 유저-아이템 영화 평점 데이터 2. Book-Crossing : 유저, 평점, 아이템(책) 데이터	18시간	
4주차	GNN의 다양한 변형과 확장 기법을 조사 - 참고 문헌 1. Neural Graph Collaborative Filtering(NGCF) 2. LightGCN: Simplifying and Powering Graph ConvolutionNetwork for Recommendation 3. ProtoCF :Prototypical Collaborative Filtering for Few-shot Recommendation	18시간	
5주차	추천 시스템에 적합한 GNN 모델을 선택 1. Neural Graph Collaborative Filtering(NGCF) 2. LightGCN: Simplifying and Powering Graph ConvolutionNetwork for Recommendation 3. ProtoCF :Prototypical Collaborative Filtering for Few-shot Recommendation	18시간	
6주차	수집한 데이터를 활용하여 GNN 모델을 학습 1. PyTorch Geometric : PyTorch 기반의 GNN 라이브러리 2. Deep Graph Library (DGL) : MXNet, PyTorch 및 TensorFlow에서 GNN 모델을 구현하고 학습시키기 위한 라이브러리 3. recommenders : 마이크로소프트 오픈 소스 라이브러리 4. LibRecommender : 다양한 GNN 기반 추천 시스템 구현을 위한 라이브러리	18시간	
7주차	수집한 데이터를 활용하여 GNN 모델을 학습 1. PyTorch Geometric : PyTorch 기반의 GNN 라이브러리 2. Deep Graph Library (DGL) : MXNet, PyTorch 및 TensorFlow에서 GNN 모델을 구현하고 학습시키기 위한 라이브러리 3. recommenders : 마이크로소프트 오픈 소스 라이브러리 4. LibRecommender : 다양한 GNN 기반 추천 시스템 구현을 위한 라이브러리	18시간	
8주차	학습된 모델을 테스트 데이터로 평가하여 추천 시스템의 성능을 분석 - 정규화 정보 검색 평균 (Normalized Discounted Cumulative Gain, NDCG) - 정확도@k (Accuracy at k) - 순위 상호 작용 (Ranking reciprocal rank, RRR)	18시간	
9주차	GNN 모델을 통해 얻은 추천 결과를 분석	18시간	

	<ul style="list-style-type: none"> - 정규화 정보 검색 평균 (Normalized Discounted Cumulative Gain, NDCG) - 정확도@k (Accuracy at k) - 순위 상호 작용 (Ranking reciprocal rank, RRR) 		
10주차	기존 추천 시스템과의 비교를 통해 모델의 장단점을 도출 <ul style="list-style-type: none"> - CF(Collaborative Filtering) - GCN(Graph Convolution Network) - GAT(Graph Attention Network) 	18시간	
11주차	실험 결과에 대해서 논의 (논문 주력) 개선할 수 있는 방안에 대한 논의를 진행 <ul style="list-style-type: none"> - Target Conference/Journal 선정 - 국내 : KCI - 국외 : SCOPUS 	18시간	
12주차	논문 초안 작성 <ul style="list-style-type: none"> - 배경 설명(Introduction) - 기여도(Contribution) - 참고 문헌 (Related Work) : 5개 이상 관련 논문 간략 설명 (장단점) - 본 제안서(논문)이 제안하는 기법 (성능, 방식, 알고리즘 등) - Target Conference/Journal 및 일정 	18시간	
13주차	논문 수정 <ul style="list-style-type: none"> - 본 제안서(논문)이 제안하는 기법 (성능, 방식, 알고리즘 등) 	18시간	
14주차	논문 최종본 <ul style="list-style-type: none"> - 제목 - 시뮬레이션(실험 결과) - Target Conference/Journal 등록 절차 확인 	18시간	
15주차	논문 개재	18시간	
합계		270시간	

상기 본인은 위와 같이 알파프로젝트 활동 계획서를 제출합니다.

2023 . 07. 26.

소프트웨어 학과/전공 연락처 010 8622 8244 학번 20195298 성명 박준용

(인)

- 1) 활동 계획서는 I,II 모두 제출하여야함.
- 2) 활동 계획서 I,II는 편집가능하며 각 A4 1장 이상으로 작성 (이미지, 표 등은 첨부 가능하며 별첨으로 함)
- 3) 활동계획서는 2부를 작성하여 지도교수에게 1부, 북악인성교육센터에 1부를 제출함.

알파프로젝트 지도교수 배정 동의서

2023학년도 2학기

구분	내용			비고
교과목	알파프로젝트 I (139940-01)			전공선택
학점(활동시간)	9학점(270 시간)			9학점 or 12학점 (학점당 주2시간)
프로젝트명	GNN을 이용한 추천시스템			
신청자	소속 단과대학	학과/전공	학번	성명
	소프트웨어학부	소프트웨어	20195298	박준용

1. 지도동의

가. 알파프로젝트 지도교수로 배정됨에 동의함 ☒

2. 프로젝트 신청서 및 계획서 확인

가. 프로젝트팀이 제출한 프로젝트 신청서 및 계획서의 세부사항을 확인하였음 ☒

나. 아울러 학생 소속 학과의 졸업논문/학부(과) 인증 또는 타 교과목 수업내용으로 진행되는 활동과 중복되지 않음을 확인하였음. ☒

3. 프로젝트팀 관리에 대한 확인

가. 프로젝트팀의 프로젝트 진행에 대한 상시 지도(주차별 활동 확인)에 동의함. ☒

알파프로젝트 지도교수 배정에 관한 안내사항을 확인하였으며 배정에 동의합니다.

2023 . 07 . 26.

소속 : 소프트웨어학부

성명 : 이창우

이창우

- 1) 프로젝트는 학과 졸업논문, 학부(과) 인증 또는 타 교과목 수업내용으로 진행되는 활동과 중복될 수 없습니다
- 2) 알파프로젝트 교과는 책임시수 산정에서 제외됩니다
- 3) 지도교수지원금은 수강생 1인당 20만원으로, (학기당 100만원 상한)이며 두 번에 나누어 지급됩니다
- 4) 알파프로젝트는 1학기에 최대 2팀까지 지도 가능합니다
- 5) 성적은 P/NP 로 부여됩니다