1. **자카드 유사도 (skill 집합끼리 비교)**자카드 유사도(Jaccard Similarity)는 2개의 집합 𝐴, 𝐵가 있을 때 두 집합의 합집합 중 교집합의 비율입니다. 즉, 두 집합이 완전히 같을 때는 자카드 유사도가 1이며, 두 집합에 교집합이 없는 경우는 0입니다.
2. **Adamic-Adar 유사도(부적합)**두 노드가 공통으로 연결된 이웃을 많이 가질수록 이들 노드 간의 유사성이 높다고 판단합니다.  
   1. 두 노드 u와 v사이의 공통 이웃을 찾습니다.  
   2. 각 공통 이웃 노드의 degree(연결될 노드 수)의 역수를 계산합니다. 이 값은 노드의 중요도를 반영하는 척도로 사용합니다. Degree가 높은 노드일수록 해당 노드의 역수 값은 작아집니다. (ex. 연예인처럼 많은 사람들이 알고 있는 즉, degree가 큰 노드의 중요도를 낮추기 위해서)  
   3. 이 역수 값을 모든 공통 이웃에 대해 합산합니다.  
   Adamic-Adar 유사도(*A*,*B*)=∑*u*∈*A*∩*B*​log∣Γ(*u*)∣1  
     
     
   결론: 부적합  
   이유: 2번의 이유로 부적합하다. Skill과 연결된 노드가 많을수록 더 중요도가 높은 skill이라고 판단해야하기 때문에.
3. **코사인 유사도**  
   주로 텍스트 데이터를 벡터로 표현한 후, 이 벡터들 간의 각도를 비교함으로써 문서나 문장들 간의 유사성을 측정합니다. 일반적으로 텍스트를 벡터로 표현할 때에는 각 단어를 차원으로 갖는 벡터 공간 모델을 사용합니다. 이 때 각 차원은 단어의 빈도수나 TF-IDF 등과 같은 방법을 사용하여 값을 할당합니다.  
   텍스트, 폰트, 라인, 친필이(가) 표시된 사진

   자동 생성된 설명
4. **유클리드 거리**  
   유클리드 거리는 벡터 공간에서 두 점(벡터) 간의 직선 거리를 측정하는 지표입니다.  
   텍스트, 폰트, 라인, 친필이(가) 표시된 사진

   자동 생성된 설명
5. **피어슨 상관 계수(부적합)**  
   피어슨 상관 계수는 주로 데이터 간의 선형적 관계를 측정하기 위해 사용되며, 데이터의 분포가 정규 분포를 따르고 선형성을 보일 때 가장 잘 작동한다.

**P.S 제 아이디어**skill노드는 무조건 직업 노드랑 연결되어 있다.  
skill노드의 degree(edge)의 수가 많을수록 다른 직업에도 필요한 능력이다. 범용성, 중요도가 높다고 판단할 수 있지 않을까?  
사용자 skill노드의 degree의 수가 많은 것에 가중치를 줘서 해당 skill관 연관된 다른 직업들을 추천해준다.  
유사도가 높은 직업은 현재 직업과 연관이 많을 수 밖에 없음. 하지만 위의 방법을 쓴다면 내가 가지 skill 중 내 생각보다 더 수요가 많은 skill을 찾을 수도 있고 전혀 생각지도 못한 분야의 직업을 추천받을 수도 있다. 다양한 관점에서 사용자에게 결과를 주어 사용자에게 인사이트(깨달음)을 줄 수도 있다.