제시해주신 관계 유형은 국회의원 간의 관계를 파악하는 데 매우 유용합니다. 특히 **학연, 혈연, 지연**은 일반적으로 고정되거나 잘 변하지 않는 배경적 관계를 나타내고, **감정**은 시시각각 변하며 정치적 역학 관계에 직접적인 영향을 미치는 동적인 관계를 포착할 수 있습니다.

이 네 가지 유형을 기반으로 하되, 더욱 심층적이고 분석적인 관계 그래프를 구축하기 위한 몇 가지 보완 및 확장 방안을 제안합니다.

## **1. 관계 유형 확장 및 세분화**

현재의 관계 유형도 좋지만, 정치 영역의 특성을 고려하여 아래와 같이 확장 및 세분화할 수 있습니다.

### **1.1. 정치적 관계의 심층화**

| **관계 유형** | **설명** | **세부 고려 사항 및 예시** |
| --- | --- | --- |

* **정당 관계:** 같은 정당 소속 여부는 기본입니다. 하지만 단순 소속을 넘어 **계파, 당내 파벌, 특정 위원회 소속** 등 더욱 구체적인 정치적 연대를 관계 데이터로 포함하면 좋습니다. (예: '국회운영위원회 동료', '친윤계', '비명계' 등)
* **정책 연대/갈등:** 특정 법안 발의, 공동 성명, 정책 토론에서의 찬반, 특정 사안에 대한 입장 차이 등을 관계의 강도와 방향을 부여할 수 있습니다. (예: 'A법안 공동발의', 'B정책 대립', 'C이슈 찬성 연대')
* **선거구/지역:** 현재 지연 관계와 비슷하지만, **선거구**는 정치적 이해관계와 직결되므로 더 중요하게 다룰 수 있습니다. 인접 선거구 의원 간의 협력/경쟁 관계 등도 중요합니다.
* **공직 경력/배경:** 과거 정부 요직, 공기업 임원, 시민단체 활동 등 정치인으로 성장하기까지의 배경을 관계 유형으로 추가할 수 있습니다. (예: 'YY정부 청와대 출신', 'ZZ시민단체 동료')

### **1.2. 비정치적 관계의 세분화**

* **학연:** 단순히 '같은 학교'를 넘어 **전공, 동아리, 학위 (학사/석사/박사), 졸업 연도** 등 구체적인 정보로 세분화하여 관계의 깊이를 다룰 수 있습니다.
* **혈연:** 배우자, 부모-자식, 형제-자매 등 **구체적인 혈연 관계**를 명시하는 것이 좋습니다.
* **지연:** 출생지뿐만 아니라 **유년기 거주지, 주 활동 무대** 등 다양한 지역적 연결고리를 포함할 수 있습니다.

## **2. 감정 수치 표시 알고리즘 (긍정/부정 관계 강도 측정)**

감정 관계는 동적이므로, **시간의 흐름에 따른 변화**를 포착하는 것이 중요합니다. 단순히 긍정/부정으로 이분화하기보다는 **감정의 강도**를 수치화하고, 이를 업데이트하는 알고리즘을 고려하는 것이 좋습니다.

### **2.1. 감정 강도 수치화**

* **범위 설정:** 감정 수치는 예를 들어 **-1 (극단적 부정)에서 +1 (극단적 긍정) 사이의 실수값**으로 표현하고, 0은 중립으로 설정합니다. 또는 -5에서 +5와 같이 좀 더 세분화된 정수 범위를 사용할 수도 있습니다.
* **발언 및 행보 분석:**
  + **긍정/부정 발언:** 감정 분석 모델을 통해 얻은 긍정/부정 점수를 직접 반영합니다. (예: 'A 의원이 B 의원에 대해 긍정 발언(점수 +0.7)', 'C 의원이 D 의원에 대해 부정 발언(점수 -0.9)')
  + **협력/대립 행보:** 언론 기사에서 특정 사안에 대한 **공동 참여, 공동 발의, 지지 표명** 등은 긍정적인 행보로, **비판, 반대, 불참, 고발** 등은 부정적인 행보로 판단하여 점수를 부여합니다. 이 역시 긍정/부정의 강도를 수치화해야 합니다. (예: 'A, B 의원 공동 성명 발표(점수 +0.5)', 'C, D 의원 법안 대립(점수 -0.6)')

### **2.2. 관계 수치 업데이트 알고리즘**

감정 관계는 시간이 지남에 따라 변하므로, 최신 정보가 더 큰 비중을 갖도록 **시계열적 가중치**를 부여하는 알고리즘이 효과적입니다.

* **이동 평균 (Moving Average):** 특정 기간(예: 7일, 30일) 동안의 감정 점수들을 평균하여 관계 강도를 업데이트합니다. 최신 데이터가 반영되지만 급격한 변화를 완화하는 효과가 있습니다.
* **지수 가중 이동 평균 (Exponentially Weighted Moving Average, EWMA):** 가장 최근의 감정 점수에 더 높은 가중치를 부여하고, 오래된 점수에는 점차 작은 가중치를 부여하여 관계 강도를 업데이트합니다. 이는 정치적 관계의 역동성을 잘 반영할 수 있습니다.  
  St​=α×Ct​+(1−α)×St−1​
  + St​: 현재 시점의 감정 관계 강도
  + Ct​: 현재 관측된 감정 점수 (기사/발언/행보를 통한 점수)
  + St−1​: 이전 시점의 감정 관계 강도
  + α: 가중치 계수 (0 < α < 1). α 값이 클수록 최근 데이터의 영향이 커집니다. (예: 0.1~0.3)
* **관계 빈도 고려:** 단순히 감정 점수만 보는 것이 아니라, 특정 기간 동안 두 의원 간의 상호작용(발언, 행보) 빈도가 높을수록 관계의 중요도 또는 강도를 높게 평가할 수 있습니다. 감정 수치와 상호작용 빈도를 조합하는 방법도 고려할 수 있습니다.

### **2.3. 감정 중립 처리 및 초기값 설정**

* **중립:** 긍정도 부정도 아닌 발언이나 행보는 0점 또는 아주 작은 값으로 처리하여 관계 수치에 큰 영향을 주지 않도록 합니다.
* **초기값:** 새로운 관계가 형성되거나 오랫동안 상호작용이 없었던 관계의 초기 감정 수치는 0(중립)으로 설정하고, 정보가 축적됨에 따라 업데이트합니다.

## **3. 시각화 및 분석 활용 방안**

* **그래프 구조 시각화:** 국회의원을 노드(Node)로, 관계를 엣지(Edge)로 표현합니다.
  + 엣지 색상: 긍정(파란색 계열), 부정(빨간색 계열)으로 표시
  + 엣지 두께/스타일: 관계 강도에 따라 두께를 조절하거나 실선/점선 등으로 표현
  + 노드 크기/색상: 의원의 영향력이나 소속 정당에 따라 다르게 표현
* **시계열 분석:** 시간에 따른 관계 강도의 변화를 시각화하여 특정 사건이 관계에 미친 영향을 분석할 수 있습니다.
* **관계 예측:** 축적된 데이터를 바탕으로 특정 사안에 대한 의원들의 연대 또는 대립 관계를 예측하는 모델을 구축할 수 있습니다.

제안드린 확장 방안들이 국회의원 간의 복잡한 감정 및 관계를 더욱 정교하게 분석하고 시각화하는 데 도움이 되기를 바랍니다. 어떤 관계 유형과 알고리즘이 가장 적합할지는 프로젝트의 구체적인 목표와 데이터의 특성에 따라 달라질 수 있으니, 이 점을 고려하여 최종 설계를 진행하시면 좋겠습니다.