

상황 인식 서비스를 위한 역할 분담 기반 객체 협업 모델

(An Object Collaboration Model Based on Role Splitting for Context-Aware Services)

박종현*

(JongHyun Park)

요약

상황 인식 서비스는 프라이버시 보존, 컴퓨팅 자원의 제약 그리고 상황인식을 위한 정보의 부족이라는 세 가지 구조적 문제를 동시에 해결하기 어렵다. 특히 개인·공간 맥락이 서로 다른 객체에 분산되어 있음에도 중앙집중형으로 통합하는 관행은 현실 환경의 제약을 충분히 반영하지 못한다. 본 논문은 스마트 공간에서 상황 인식 서비스를 제공하기 위하여 모바일 객체와 고정 객체의 역할을 분리하고, 두 객체가 협업적으로 추론을 수행하는 역할 분담 기반 객체 협업 모델을 제안한다. 모바일 객체는 사용자의 개인 맥락을 유지하며, 고정 객체는 공간 맥락을 유지한다. 제안 모델은 개인의 프라이빗 정보와 공용의 주변 상황 정보를 서로 다른 객체에 분산 저장하고, 서비스 요청 시 데이터를 공유하여 추론을 수행한다. 이를 위해 본 논문은 정보의 정규화, 가중치 부여, 프로파일 생성, 유사도 기반 필터링, 가중 결합 추론의 절차를 정의한다. 또한 본 논문은 실험을 통해 제안 방법이 중앙집중형 서비스 추론 방식과 유사한 사용자 만족도를 유지하며, 추론 시간을 줄이는 것을 보인다.

■ **중심어** : 스마트 공간 ; 상황 인식 서비스 ; 역할 분담 ; 사물 간 협업

Abstract

Context-aware services face difficulty in simultaneously addressing three structural challenges: privacy preservation, limited computing resources, and insufficient contextual information for accurate inference. In particular, the conventional practice of centrally integrating information—despite personal and spatial contexts being distributed across different entities—fails to adequately reflect real-world constraints. This paper proposes a role-based collaborative object model that separates the responsibilities of mobile and fixed objects to provide context-aware services in smart environments. Mobile objects maintain users' personal contexts, while fixed objects manage spatial contexts. The proposed model distributes private user information and shared environmental context across different objects, and performs inference through data sharing upon service requests. To support this process, the paper defines a series of procedures including information normalization, weighting, profile generation, similarity-based filtering, and weighted combination inference. Experimental results demonstrate that the proposed approach maintains a level of user satisfaction comparable to that of centralized service inference methods, while reducing inference time.

■ **keywords** : Smart space ; context-awareness ; role-splitting ; object collaboration

1. 서론

최근 스마트 공간은 스마트폰, 웨어러블, 키오스크, 디지털 사이니지, 출입 게이트, 공유 게이트웨이 등 다양한 객체로 구성되며, 각 객체는 서로 다른 계산 능력, 저장 자원, 센서 구성, 접근

가능한 데이터 범위를 가진다[1, 2, 3]. 또한 엣지 컴퓨팅의 확산은 중앙 서버에 모든 처리를 집중시키는 방식에서 벗어나, 데이터가 생성되는 위치와 가까운 곳에서 맥락 분석과 서비스 추론을 수행하는 방향으로 서비스 구조를 변화시키고 있다[4, 5]. 모바일 객체는 사용자의 사용 이력, 선호도, 이동 상태, 센서 정보 등 개인과 밀접한

*정회원, 한신대학교 SW교육센터

이 논문은 한신대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

접수일자 : 2026년 03월 09일

수정일자 : 1차 2026년 04월 10일, 2차 2026년 05월 02일

게재확정일 : 2026년 05월 07일

교신저자 : 박종현 e-mail : jh7park@hs.ac.kr

정보를 가장 정확하게 보유할 수 있으나, 계산 자원과 배터리 측면에서 제약이 크다. 반면 고정 객체는 상대적으로 안정적인 전원과 네트워크, 더 큰 저장 공간을 이용할 수 있으므로 장소 주변의 공용 정보, 환경 상태, 자원 상태를 지속적으로 수집하고 관리하는 데 유리하다. 그럼에도 불구하고 실제 상황 인식 서비스 환경에서는 데이터를 한 지점에 통합하거나 특정 외부 데이터원 중심으로 문제를 정의하는 경우가 많아, 실제 객체 특성에 기반한 역할 분담 구조를 충분히 반영하기 어렵다.

본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위해 상황 인식 서비스를 위한 역할 분담 기반 객체 협업 모델을 제안한다. 제안 모델의 핵심은 첫째, 모바일 객체와 고정 객체가 서로 다른 종류의 맥락 정보를 지속적으로 관리하도록 역할을 명확히 구분하는 것이다. 둘째, 서비스 요청 시 두 객체가 원시 데이터를 직접 공유하지 않고 정규화된 요약 프로파일만 교환하여 협업적으로 추론을 수행하는 것이다. 셋째, 개인 정보는 모바일 객체 내부에 저장 및 관리하고, 공용 데이터와 주변 상황 정보는 고정 객체가 저장 및 관리함으로써 프라이버시 보호와 서비스 적시성을 동시에 확보하는 것이다.

본 논문의 기여는 다음과 같다. 첫째, 모바일 객체와 고정 객체의 역할 분담 및 요약 정보 교환을 기반으로 하는 협업 추론 구조를 제시한다. 둘째, 각 객체가 수집한 데이터를 정규화하고 가중치를 부여한 후 맥락 정보 처리 모델로 재구성하고 이를 기반으로 상황 인지 서비스를 구성하는 방법을 제안한다. 셋째, 서비스 시나리오와 실험을 통해 제안 구조가 기존 방식과 유사하거나 더 높은 만족도를 유지함을 보여 논문에서 제안한 방법의 유효성을 보인다.

II. 관련연구

상황 인식 서비스는 사용자의 위치, 시간, 활동, 주변 환경, 장치 상태 등 다양한 맥락 정보를 활

용하여 현재 상황에 적합한 정보나 기능을 제공하는 서비스 패러다임이다[1]. IoT와 스마트 공간 환경으로 연구가 확장되면서 맥락 수집, 모델링, 추론, 배포를 하나의 라이프사이클로 다루는 관점이 제시되었고[3], 대규모 센서와 장치가 동시에 연결되는 환경에서 맥락 처리를 분산해야 한다는 필요성이 강조되었다. 엣지 컴퓨팅 연구는 데이터가 생성되는 장소 가까운 위치에서 처리를 수행함으로써 응답 지연과 프라이버시 노출을 완화할 수 있음을 보여주었으며[4, 5], 이는 상황 인식 서비스가 중앙 서버 중심 구조에서 벗어나 객체 수준의 분산 구조를 채택해야 함을 시사한다. 그러나 기존 연구의 다수는 분산 처리의 필요성을 제시하면서도, 어떤 객체가 어떤 종류의 맥락 정보를 장기적으로 관리해야 하는지는 상대적으로 적게 다루었다. 특히 개인 정보와 공용 정보가 서로 다른 성격을 가지며, 저장 위치와 관리 책임도 달라져야 한다는 점은 실제 서비스 설계에서 매우 중요하다. 본 연구는 이 지점에서 모바일 객체와 고정 객체의 역할을 명시적으로 구분하고, 서비스 요청 시 두 객체가 협업적으로 추론을 수행하는 구조를 제안한다.

맥락 인지 추천 시스템은 사용자의 선호를 정적인 프로파일로만 다루지 않고 시간, 위치, 목적, 동행 여부와 같은 상황 단서를 함께 반영하는 방향으로 발전해 왔다[6]. 또한 위치 기반 서비스와 POI(Point Of Interest) 추천 연구에서는 사용자의 이동 경로와 장소 특성을 동시에 고려하는 방법이 활발히 제안되었으며[7], 사회적으로 중요한 장소를 추출하거나 장소 기반 관심을 모델링하는 연구도 보고되었다[8]. 이러한 연구들은 개인 맥락과 공간 맥락을 동시에 고려하는 것이 추천 품질을 높이는 데 효과적임을 보여준다. 다만 많은 기존 방법은 개인 맥락과 공간 맥락을 하나의 데이터 저장소 또는 하나의 분석 엔진 안에서 통합해 처리하는 전제를 둔다. 이 경우 추천 품질은 높일 수 있으나, 실제 스마트 공간에서 개인의 프라이빗 정보와 공용 환경 정보를 서로 다

른 객체가 보유해야 한다는 구조적 요구를 충분히 반영하지 못한다. 그러므로 본 연구는 기존의 맥락 인지 추천 아이디어를 계승하되, 데이터의 저장 위치와 처리 책임을 객체 단위로 나눈 뒤 서비스 시점에 협업적으로 결합하는 구조로 일 반화한다.

서로 다른 출처의 텍스트, 로그, 센서 신호를 일 관된 맥락 표현으로 변환하기 위해서는 수집 이 후 정규화와 가중치 부여 과정이 필요하다. 핵심 어 추출 관점에서 TextRank는 단어 공기 관계를 그래프로 구성하여 중요 항목을 추출하는 대표 적인 그래프 기반 방법이며[9], 짧은 텍스트를 위 키피디아 개체 수준으로 연결하는 TagMe는 의 미 정규화에 널리 사용되는 방법이다[10]. 또한 개체 연결과 의미 중의성 해소를 통합적으로 다 루는 연구는 다양한 표현을 동일 개념 단위로 정 렬하는 데 도움을 준다[11]. 본 연구는 이러한 기 존에 검증된 정규화 기법들을 역할 분담 기반 객 체 협업 구조에 맞게 조합한다. 즉, 모바일 객체 와 고정 객체는 각기 다른 출처의 입력을 수집하 더라도 최종적으로 동일한 의미 항목 공간으로 정규화된 맥락 단서 집합을 형성한다. 이와 같은 공통 표현 공간은 이후 개인 맥락과 공간 맥락을 직접 비교하고 결합할 수 있는 기반이 된다.

협업 필터링은 사용자와 항목 사이의 상호작용 을 이용해 개인화 결과를 생성하는 대표적 방법 으로, 맥락 인지 서비스의 비교 기준으로 자주 활 용된다[12]. 한편 IoT 환경에서는 데이터가 다양 한 객체에 분산되어 존재하기 때문에 보안과 프 라이버시 문제를 시스템 구조 단계에서 고려해 야 한다는 문제가 지속적으로 제기되어 왔다[13]. 즉, 정확한 추천 성능뿐 아니라 어떤 정보가 어느 객체에 저장되고 어떤 수준의 요약 정보만 교환 되는지까지 함께 설계되어야 한다. 최근 이중 그 래프 기반 링크 예측이나 차세대 POI 추천 연구 처럼 사용자, 장소, 자원, 상황 단서를 복합적으 로 연결하는 모델도 활발히 연구되고 있다[14, 15]. 그러나 이러한 흐름에서도 개인 맥락은 모바

일 객체가, 공용 환경 맥락은 고정 객체가 유지하 도록 역할을 분담하고, 서비스 요청 시 정규화된 요약 정보만 교환하여 협업 추천을 수행하는 구 조는 충분히 정리되지 않았다. 본 논문은 이러한 문제를 보완하는 모델을 제안한다.

III. 역할 분담 기반 객체 협업 모델 설계

본 논문에서 제안하는 상황 인식 서비스를 위 한 역할 분담 기반 객체 협업 모델은 개인의 프 라이빗 정보와 공용의 주변 상황 정보를 저장 계 층에서부터 분리한다. 그리고 서비스 요청 시 필 요한 최소 수준의 요약 정보만 교환하며 모바일 객체와 고정 객체가 협업하여 서비스 후보를 결 정한다. 모바일 객체는 스마트폰, 태블릿, 스마트 위치처럼 사용자와 함께 이동하는 장치이며, 고 정 객체는 키오스크, 디지털 사이니지, 실내 서 버, 공유 게이트웨이처럼 특정 장소에 고정된 장 치이다. 모바일 객체는 개인 정보에 접근하기 쉽 지만 계산 자원과 배터리 측면의 제약을 갖고, 고 정 객체는 상대적으로 안정적인 전원과 저장 자 원, 연산 능력을 활용할 수 있다.

다음은 객체기반 협업 모델을 활용한 상황 인 식 서비스의 시나리오이다. (1)사용자가 대규모 IT 전시회에 방문하여 개인용 모바일 객체에 "1 시간 동안 가볼 만한 부스를 추천해줘" 라고 요 청한다. (2)사용자의 모바일 객체는 사용자가 최 근 검색한 정보, 오래 머문 콘텐츠, 선호 주제, 위 치 정보 등을 기반으로 이를 정규화한 PCP(Personal Context Profile)를 생성한 후 주 변 고정 객체에 전달한다. (3)고정 객체는 부스의 주제, 위치, 혼잡도, 대기시간, 진행 이벤트, 실시 간 인기 지표 등을 이용해 관리하고있던 SCP(Spatial Context Profile)를 PCP와 매칭하여 상위 후보들을 모바일 객체로 전송한다. 예를 들 어 사용자가 최근 게임 분야의 검색을 많이 했으 며, VR(virtual Reality) 관련 콘텐츠에 많은 시

간을 할애했고, 혼잡한 공간에 오래 머무르지 않았던 성향이라면, 혼잡도가 낮은 VR 게임 부스를 추천할 것이다. (4)최종적으로 모바일 객체는 추천된 SCP를 기반으로 사용자에게 결과 목록을 추천한다.

1. 객체별 맥락 처리와 정규화

모바일 객체는 사용자의 사용 이력, 선호도 정보, 센서 정보 등을 관리하며, 고정 객체는 주변 환경 정보, 공용 자원 정보, 웹 및 공개 소셜 정보 등을 관리한다. 이러한 정보들은 정보의 형태에 따라 전처리, 핵심 항목 후보 생성, 의미 정규화, 가중치 부여, 벡터화의 단계를 거친다. 전처리 단계는 텍스트형 입력에 대해 토큰화, 불용어 제거, URL(Uniform Resource Locators) 및 멘션 제거, 표기 변형 통합과 같은 일반적인 자연어 처리 절차를 수행한다. 로그형 입력에 대해서는 검색, 클릭, 저장, 재방문과 같은 행동을 서비스 카테고리 수준의 이벤트로 변환한다. 센서형 입력은 시간, 이동 속도, 체류 시간, 배터리 상태와 같은 값을 0과 1 사이 범위로 변환하는 일반적인 스케일링 방식으로 정규화한다. 핵심 항목 후보 생성 단계에서는 텍스트형 입력으로부터 서비스 관련성이 높은 핵심어 또는 구를 추출한다. 이를 위해 그래프 기반 핵심어 추출 방법인 TextRank를 사용한다[9]. TextRank는 그래프에서 중요도를 계산하여 핵심 항목을 추출하는 대표적 방법으로, 모바일 객체와 고정 객체가 수집한 텍스트형 맥락 정보로부터 상위 후보 항목을 얻는 데 사용된다. 의미 정규화 단계에서는 서로 다른 표기나 표현을 동일한 의미 단위로 통합한다. 예를 들어 ‘카페’, ‘커피전문점’, ‘coffee shop’은 서로 다른 표기이지만 동일한 서비스 범주를 의미할 수 있다. 이와 같은 의미 정규화를 위해 본 연구는 짧은 텍스트를 위키피디아 개체 수준으로 연결하는 TagMe 기반 개체 연결 방법을 활용한다[10]. 또한 개체 연결 결과가 중의적일 수 있는 경우에는 개체 연결 결과 의미 중의성 해소를 통합적으로 다루는 기

준 관점을 참고하여 동일 의미 항목으로 다시 정렬한다[11]. 따라서 본 논문에서 정규화의 기준은 단순 문자열 일치가 아니라 개체 기반 의미 정규화이다. 가중치 부여 단계에서는 정규화된 항목의 중요도를 계산하는 단계로 본 논문에서는 정보검색과 맥락 분석에서 널리 사용되는 빈도, 최신성, 상황 적합도의 선형 결합 방식을 사용한다. 항목 k 의 객체 o 에서의 가중치는 관측 빈도 (frequency, freq), 최신성(recency), 상황 적합도 (context fit, contextfit)를 반영하여 식 (1)과 같이 정의되며, 이후 해당 항목이 총 가중치에서 얼마만큼의 비율인지를 계산하는 식 (2)에 의해 정규화된다. 이때 사용하는 가중치 λ 는 응용의 특성에 맞게 조정할 수 있다.

$$w_{k,o} = \lambda_f \cdot freq_{k,o} + \lambda_r \cdot recency_{k,o} + \lambda_c \cdot contextfit_{k,o} \quad (1)$$

$$W_{k,o} = \frac{w_{k,o}}{\sum_{k'} w_{k',o}} \quad (2)$$

선형 결합 방식은 해석 가능성이 높고 모바일 객체와 고정 객체 모두에 동일하게 적용할 수 있다는 장점을 가진다. 벡터화 단계에서는 정규화된 항목과 가중치를 이용하여 각 객체의 맥락 프로파일을 벡터 형태로 표현한다. 모바일 객체는 개인 맥락 프로파일을, 고정 객체는 공간 맥락 프로파일을 유지하며, 두 프로파일은 동일한 의미 항목 공간 위에서 정의된다. 본 논문에서정보의 정규화를 위해 사용한 방법들은 대부분 이미 기존에 사용하고 있는 방법들이다. 그러나 응용의 특성에 맞게 정규화를 위한 맞춤형 기술들을 사용한다면 보다 효과적인 결과를 도출할 수 있다.

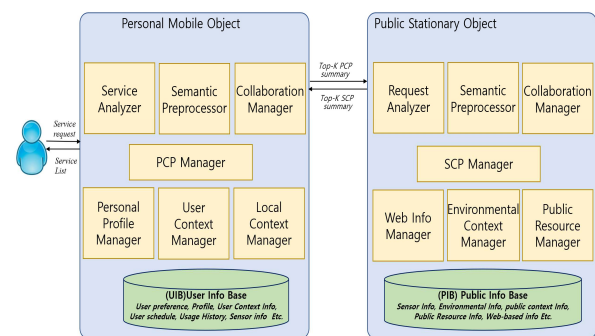


그림 1. 개인 모바일 객체와 공용 고정 객체 협업 모델

그림 1은 제안하는 모델의 구조를 보인다. 모바일 객체의 Service Analyzer는 사용자 요청을 해석하고, User Context Manager와 Local Context Manager는 사용자 행동 정보와 현재 상황 정보를 수집하며, Personal Profile Manager는 장기 사용자 프로파일을 관리한다. Semantic Preprocessor는 수집된 원시 데이터를 의미 항목 수준으로 정규화하고, PCP Manager는 이를 기반으로 개인 맥락 프로파일을 유지하며 요청 적용형 상위 K 개의 PCP summary를 생성한다. Collaboration Manager는 요청 메시지 생성, 고정 객체와의 요약 정보 교환, 후보 필터링, 최종 서비스 랭킹을 담당한다. 고정 객체의 Request Analyzer는 모바일 객체의 요청 메시지를 해석하고, Web Info Manager, Environmental Context Manager, Public Resource Manager는 각각 외부 공개 정보, 주변 환경 정보, 공용 자원 정보를 관리한다. Semantic Preprocessor는 수집된 공간 정보를 의미 항목 수준으로 정규화하며, SCP Manager는 공간 맥락 프로파일을 유지하고 요청 적합도가 높은 상위 K 개의 SCP summary를 생성한다. Collaboration Manager는 이러한 내부 모듈들을 연계하여 응답 메시지를 구성하고 모바일 객체에 반환한다. 정규화를 거친 후 모바일 객체는 사용 이력 H_u , 선호도 P_u , 센서 정보 S_u 를 결합하여 개인 맥락 프로파일 PCP_u 를 생성한다. 고정 객체는 주변 정보 N_l , 외부 공개 정보 W_l , 공용 자원 정보 R_l 를 결합하여 공간 맥락 프로파일 SCP_l 를 생성한다. 두 프로파일의 결합 역시 추천 시스템과 정보 융합 분야에서 널리 사용되는 선형 결합 방식으로 구성한다.

$$PCP_u = Norm(\beta_h \cdot H_u + \beta_p \cdot P_u + \beta_s \cdot S_u) \quad (3)$$

$$SCP_l = Norm(\gamma_n \cdot N_l + \gamma_w \cdot W_l + \gamma_r \cdot R_l) \quad (4)$$

식 (3)과 식 (4)에서 $Norm(\cdot)$ 는 식 (2)의 정규화 연산을 의미한다. β 는 개인 맥락의 각 항목의 가중치이며, γ 는 공간 맥락 내 각 항목의 가중치를 의미한다. 이는 중요도를 조정하는 계수로 서비스 목적에 따라 유연하게 조정할 수 있다. 예를

들어 즉시형 추천에서는 센서 상태와 주변 상태의 비중을 높일 수 있고, 사전 계획형 추천에서는 개인 맥락의 선호도와 공용 자원 정보의 비중을 높일 수 있다. 이 역시 응용의 특성에 맞게 적절히 조정하여 사용할 필요가 있다.

2. 협업 기반 서비스 추론

서비스 요청이 발생하면 모바일 객체는 현재 위치, 시간, 요청 유형, 그리고 개인 맥락 프로파일의 상위 K 개 항목을 포함한 요약 요청을 생성하여 고정 객체에 전달한다. 이때 개인 정보 보호를 위해 원시 사용 이력이나 상세 선호 목록은 외부로 전송하지 않고, 다음과 같은 요청 메시지 q 를 전송한다. 현재 q 에는 사용자의 현재 위치 (l), 시간(t), 서비스 유형(r), 짧은 체류나 정지상태와 같은 상황 정보(z)와 식 (5)를 기반으로 계산한 연관관계가 가장 높은 상위 K 개의 PCP를 포함한다.

$$q = \langle l, t, r, z, PCP(K) \rangle$$

$$rel(x|q) = \beta_1 w(x) + \beta_2 w(v_x, v_r) + \beta_3 ctx(x, z) \quad (5)$$

식 (5)에서 x 는 카페, 전시, 공연, PC방과 같은 PCP 안에 포함된 개별 의미 항목이며, 이 항목이 얼마나 사용자 요청 q 와 관련 있는지를 계산한다. $w(x)$ 는 항목 x 의 기본 가중치이며, v_x 와 v_r 은 각각 항목 x 와 요청 서비스 유형 r 의 벡터 값이다. $ctx(x, z)$ 는 항목 x 와 현재 상황 정보 태그 z 의 적합도이다. 예를 들어 상황 정보 태그 z 가 “짧은 체류”인 경우 x 가 “전시” 보다는 “카페”인 경우 그 값이 더 높을 수 있다. $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 은 각 요소의 중요도이다.

$$v_p(K) = \sum_{x \in PCP(K)} w_x v_x \quad (6)$$

$$rel(y|q, PCP(K)) = \gamma_1 wl(y) + \gamma_2 sim(v_y, v_r) + \gamma_3 sim(v_y, v_p(K)) \quad (7)$$

모바일 객체로부터 서비스 요청을 받은 고정 객체는 식 (6)과 식 (7)을 이용해 요청한 PCP 요약을 반영한 상위 k 개의 SCP 요약을 선택한다. 식 (6)은 모바일 객체가 보낸 요약 $PCP(K)$ 를 하나의 벡터로 정의하기 위해 사용된다. 식 (7)의 y

는 카페, 신메뉴, 혼잡도, 전시, PC방과 같은 SCP 안에 포함된 개별 의미 항목이며, $w(y)$ 는 y 의 기본 가중치다. u_y 와 u_r , $u_{p(K)}$ 는 각각 항목 y 와 요청 서비스 유형 r , 그리고 식 (6)에 의해 계산된 모바일 객체가 보낸 개인 맥락 요약의 집계 벡터 값이다. $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ 은 각 요소의 중요도이다. 고정 객체는 식 (7)을 이용하여 각 SCP의 의미 항목 y 의 점수를 계산하고, 최종적으로 상위 k 개의 SCP 요약을 선택하여 모바일 객체에 반환한다. 이때 식 (5)와 식 (7)에 정의된 값들은 응용의 특성에 따라 수정하여 사용할 수 있다. 모바일 객체는 고정 객체로부터 받은 요약 SCP를 기반으로 후보 서비스의 관련성을 계산한다. 이를 위해 프로파일 간 비교에는 정보검색과 추천 분야에서 널리 사용하는 코사인 유사도 검사($\text{sim}()$ 함수)를 적용한다. 식 (8)은 관련성이 낮은 후보를 조기에 제거하기 위해 사용된다. θ 는 유사도 임계값이고 v_c 는 후보 서비스 c 의 특징 벡터이다. 후보 집합 C' 에 포함된 서비스들에 대해서는 개인 맥락과 공간 맥락을 가중 결합하여 최종 점수를 산출한다. 만약 후보 서비스의 공용 맥락이나 개인 맥락이 미리 정의한 임계값 θ 를 만족하지 못하면 최종 후보에서 탈락된다. 최종 랭킹 단계에서 사용되는 후보 서비스 벡터 vc 는 PCP 및 SCP와 동일한 의미 항목 공간에서 비교 가능하도록 구성된다. 이를 위해 본 논문에서는 모든 맥락 정보와 서비스 후보를 공통의 의미 항목 집합 $E=\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 상에서 표현한다. 후보 서비스 c 는 서비스 설명, 카테고리 정보, 사용자 리뷰 및 공개 메타데이터와 같은 다양한 입력으로부터 생성되며, 앞서 설명한 정규화 절차를 동일하게 적용하여 의미 항목 단위로 변환된다. 각 항목 e_i 에 대한 서비스 c 의 중요도는 빈도, 최신성, 상황 적합도를 반영하여 계산되며, 정규화를 통해 최종적으로 $vc=[vc(e_1), vc(e_2), \dots, vc(e_n)]$ 과 같은 벡터로 표현된다. 이와 같이 생성된 v_c 는 PCP 및 SCP와 동일한 표현 공간을 공유하므로, 식 (8)에서 정의된 유사도 기반 필터링과 식 (9)의 가중

결합 랭킹 과정에서 직접 사용된다. 즉, 후보 서비스는 개별 의미 항목 수준에서 개인 맥락 및 공간 맥락과 비교되며, 해당 유사도 결과가 최종 서비스 점수 계산에 반영된다.

$$C' = \{c \mid \text{sim}(PCP_w, v_c) \geq \theta \text{ or } \text{sim}(SCP_i, v_c) \geq \theta\} \quad (8)$$

$$\text{Score}(c) = \alpha \cdot \text{sim}(PCP_w, v_c) + (1 - \alpha) \cdot \text{sim}(SCP_i, v_c) \quad (9)$$

식 (9)는 하이브리드 추천에서 일반적으로 사용되는 가중 합 기반 결합 방식과 동일한 형태를 갖는다[6, 12]. α 는 개인 맥락과 공간 맥락의 상대적 중요도를 조절하는 계수로 이 역시 요청하는 서비스의 종류나 사용자의 명시적 요구 등과 같이 응용에서 값을 결정하여 사용할 수 있다.

IV. 실험 및 평가

역할 분담 기반 협업 구조를 평가하기 위하여 상황 인식 추천 시나리오를 구성하고 실험하였다. 시나리오는 캠퍼스와 대학로를 혼합한 공간을 가정하고, 사용자가 현재 장소에서 ‘지금 이용할 만한 서비스’를 요청하는 형태로 설정하였다. 예를 들어, 공강 시간별 설만한 장소, 회식 장소, 비오는 날 데이트 장소 등 12가지 서비스 시나리오를 정의했다. 실험 환경은 실제 환경을 반영한 시뮬레이터를 이용하였다. 시뮬레이터는 모바일 객체 12개와 고정 객체 4개로 구성하였다. 모바일 객체는 사용 이력 12종, 선호 태그 8종, 센서 상태 6종을 주기적으로 갱신한다고 가정하였다. 고정 객체는 구역별 혼잡도, 운영 상태, 주변 시설 정보, 공개 웹·소셜 단서, 자원 상태를 제공하였다. 총 880회의 서비스 요청을 생성하였고, 요청별 후보 서비스는 카페, 좌석, 충전 공간, 스티디룸, 전시, 소규모 공연, 편의시설 등 12개 범주로 구성하였다. 모바일 객체와 고정 객체에서 생성되는 텍스트형 단서는 3장에서 설명한 것과 동일하게 TextRank 기반 핵심 항목 추출, TagMe 기반 개체 정규화, 개체 수준 의미 정렬, 빈도·최신성·상황 적합도의 선형 가중 결합 절차를 거쳐 프로파일로 변환하였다. 즉, 실험은 새로운 세부

알고리즘의 우수성을 비교하기보다, 기존 기법들을 역할 분담 구조 위에 배치했을 때 구조적 이점이 나타나는지를 검증하는 데 초점을 둔다. 실험을 위한 다양한 상황 정보를 생성하기 위하여 시뮬레이터에 고정 객체의 공간 맥락 정보들을 웹 크롤링으로 수집하고 필요한 경우 관리자가 직접 정보를 추가하고 보정하였다. 개인용 모바일 객체의 정보는 22명의 대학생이 직접 본인의 선호 정보나 사용 이력 등을 시뮬레이터에 입력하여 매회 12개의 범주 중 10개의 서비스를 요청하여 결과의 만족도를 최고 5점 만점으로 측정하였으며 정보들을 수정하면서 총 4회 진행하였다. 통신 방법과 통신 비용은 본 논문의 범위 밖이므로, 본 실험의 추론 시간은 네트워크 지연을 제외한 응용 계층 추론 시간만을 측정 대상으로 두었다. 따라서 표에 제시된 시간은 프로파일 검색, 요약 결합, 후보 필터링, 랭킹 산출에 필요한 계산 시간을 의미한다.

표 1. K 에 대한 Precision@5/메시지 크기 비교

K	Precision@5	메시지크기(KB)	비고
1	0.741	8	정보 부족
3	0.781	24	기본 설정
5	0.792	40	증가 효과 경미
7	0.794	56	통신량만 증가

비교 방법은 네 가지로 구성하였다. 모바일 단독 방식은 모바일 객체의 PCP 만으로, 고정 단독 방식은 고정 객체의 SCP 만으로 추론을 수행한다. 중앙집중형 통합 방식은 모바일과 고정 객체의 정보를 하나의 중앙 처리기에서 통합하여 추론하는 전통적 구조를 가정한다. 제안 방식은 두 객체가 각자 프로파일을 유지한 뒤, 요청 시점에 상위 요약만 교환하여 모바일 객체에서 최종 추론을 수행한다. 본 실험을 위해 α 는 0.5로, λ_f , λ_r , λ_c 는 각각 0.5, 0.3, 0.2로, β_h , β_p , β_s 는 각각 0.3, 0.4, 0.3으로 δ_f , δ_r , δ_c 는 0.4, 0.4, 0.2로 정의한다. 일반적으로 유사도 기반 추천 시스템에서는 필터링 임계값을 0.3~0.5의 범위에서 사용하므로 본 실험에서 θ 의 값은 0.4를 사용한다. 표 1은 K

값에 따른 성능/비용 트레이드오프를 분석하였다. $K \geq 5$ 에서는 Precision@5가 1~2% 증가하는데 그쳤으나, 메시지 크기는 선형적으로 증가하였다. 따라서 본 논문에서는 $K=3$ 을 비용 대비 성능이 균형적인 지점으로 설정하였다.

표 2. 결과 비교

방법	Precision@5	nDCG@10	만족도 (5점)	평균 추론 시간(s)
모바일 단독	0.742	0.724	3.98	1.58
고정 단독	0.711	0.701	3.87	1.41
중앙집중형 통합	0.775	0.756	4.25	2.43
제안 방법	0.781	0.762	4.31	1.87

평가 지표는 첫째, Precision@5는 상위 5개 결과 중 관련 항목의 비율을 측정한다. 둘째, nDCG@10은 상위 10개 결과의 순위 품질을 측정한다. 셋째, 만족도는 5점 리커트 척도로 사용자 관점의 결과 수용성을 나타낸다. 넷째, 평균 추론 시간은 요청 접수부터 최종 후보 생성까지의 평균 계산 시간을 초 단위로 측정한다. 표 2는 서비스 추론을 개인 맥락만을 이용하여 모바일 객체에서 수행한 경우, 공간 맥락만을 이용하여 고정 객체 수행한 경우, 고정 객체에서 두 맥락 정보를 함께 이용하여 수행한 경우, 그리고 본 논문에서 제안한 방법으로 수행한 경우의 결과를 보인다. 모바일 단독과 고정 단독 방식은 본 논문에서 제안한 방법보다 조금 더 빠르게 추론하지만, 둘 중 하나의 맥락만 사용하기 때문에 만족도와 순위 품질에서 손실이 나타난 것을 보인다. 중앙집중형 방법은 개인 맥락과 공간 맥락을 모두 활용하므로 Precision@5, nDCG@10, 만족도 값은 제안 방법의 결과와 유사하다. 그러나 개인 맥락 정보를 모두 중앙에서 수집하고 통합하여 추론하므로, 요청 시점에 현재 장소와 관련된 상위 항목만 교환하여 추론하는 제안 방법과 비교하면 추론 시간이 상대적으로 길다. 제안 방법은 단순히 가장 빠른 구조를 지향하기보다 품질과 속도의 균형을 맞추는 실용적 대안으로 볼 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 상황 인식 서비스를 위해 모바일 객체와 고정 객체의 역할을 분리하고, 두 객체가 협업적으로 추론을 수행하는 역할 분담 기반 객체 협업 모델을 제안하였다. 제안 모델에서 모바일 객체는 사용 이력, 선호 정보, 센서 상태를 기반으로 개인 맥락 프로파일을 유지하고, 고정 객체는 주변 상태, 공용 자원 정보, 웹 및 공개 정보를 기반으로 공간 맥락 프로파일을 유지한다. 두 객체는 원시 데이터를 직접 공유하지 않고, 요청 적응형으로 선택된 상위 K 개의 요약 항목만을 교환함으로써 프라이버시 보호와 효율적인 서비스 추론을 동시에 달성하도록 설계되었다. 본 논문은 제안한 모델의 프로토타입 시스템을 구현하고 시뮬레이터를 이용하여 실험하였다. 실험 결과는 제안 모델이 중앙집중형 통합 방식과 비교하여 서비스 품질을 유지하거나 소폭 향상시키면서도, 추론 시간을 줄일 수 있음을 보여주었다. 이는 개인 맥락과 공간 맥락을 모두 활용되, 전체 프로파일이나 원시 데이터를 교환하지 않고 요청 적응형 상위 항목만을 교환하는 구조가 효율적인 서비스 생성에 유리함을 시사한다. 특히 개인 정보의 저장 및 관리 책임과 공용 데이터의 저장 및 관리 책임을 분리함으로써, 프라이버시 보호와 서비스 적시성을 동시에 고려할 수 있다는 점이 제안 모델의 중요한 장점이다. 향후 연구에서는 프로파일 갱신 주기, 상위 K 값의 선택, 계수 $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$ 임계값 θ 의 영향 등을 정량적으로 분석할 필요가 있다. 또한 제안 모델을 실제 환경에 적용할 경우, 객체 정보 교환을 위한 보안 방법과 통신 비용을 위한 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] M. Ben Sada, A. Yahyaouy, M. Sabri, and A. Aaroud, "Context-Aware Computing in IoT Systems: A Survey," *Future Internet*, vol. 15, no. 5, pp. 154, 2023.
- [2] S. Mouhim, and F. Lachhab, "Towards a Context Awareness System Using IoT, AI, and Big Data Technologies," *IEEE Access*, vol. 13, 2025.
- [3] J. Park, S. Kim, and H. Lee, "New Technologies and Applications of Edge/Fog Computing in IoT," *Applied Sciences*, vol. 14, no. 13, pp. 5583, 2024.
- [4] W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li, and L. Xu, "Edge

- Computing: Vision and Challenges," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 3, pp. 1761 - 1773, 2023.
- [5] A. Abbas, M. U. Khan, S. U. Khan, and A. Y. Zomaya, "Mobile Edge Computing: A Survey," *Future Generation Computer Systems*, vol. 128, pp. 1 - 16, 2022.
- [6] K. Haruna, M. Akmar Ismail, S. Suhendroyono, D. Damiasih, and M. P. Utomo, "Context-Aware Recommender Systems: A Review," *Knowledge-Based Systems*, vol. 247, pp. 108754, 2022.
- [7] H. Wang, Y. Zhao, L. Chen, and J. Wang, "Next Point-of-Interest Recommendation with Temporal and Spatial Context," *Information Sciences*, vol. 621, pp. 1 - 17, 2023.
- [8] T. Yin, H. Chen, X. Zhou, and Y. Zheng, "Modeling User Preferences for Location Recommendation," *ACM Transactions on Information Systems*, vol. 40, no. 1, pp. 1 - 23, 2022.
- [9] R. Mihalcea and P. Tarau, "TextRank: Bringing Order into Text," in Proceedings of EMNLP, pp. 404-411, 2004.
- [10] P. Ferragina and U. Scaiella, "TAGME: On-the-Fly Annotation of Short Text Fragments (by Wikipedia Entities)," *Proc. of CIKM*, pp. 1625-1628, 2010.
- [11] A. Moro, A. Raganato, and R. Navigli, "Entity Linking Meets Word Sense Disambiguation: A Unified Approach," *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 2, pp. 231-244, 2014.
- [12] X. Su and T. M. Khoshgoftaar, "A Survey of Collaborative Filtering Techniques," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 10256 - 10278, 2022.
- [13] R. Roman, J. Lopez, and M. Mambo, "Security and Privacy in Internet of Things: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 24, no. 2, pp. 1170 - 1201, 2022.
- [14] Z. Wu, S. Pan, F. Chen, G. Long, C. Zhang, and S. Y. Philip, "Graph Neural Networks for Recommendation Systems," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 34, no. 4, pp. 1234 - 1248, 2022.
- [15] Q. Zhang, Y. Liu, J. Wu, and L. Chen, "Heterogeneous Graph-based Point-of-Interest Recommendation," *Information Processing & Management*, vol. 60, no. 3, pp. 102345, 2023.

저자 소개



박종현(정회원)

2002년 충남대학교 컴퓨터학과 석사 졸업

2007년 충남대학교 컴퓨터학과 박사 졸업

현재 : 한신대학교 SW교육센터 교수

<주관심분야 : 사물인터넷, 자원 협업, 추론 알고리즘, 추천 시스템, 인공지능, 웹정보시스템, 데이터베이스>