

On-device 얼굴 인식 기반 Identify-Attribute Dual-path 개인화 디지털 사이니지 프로토타입 구현

임재성¹, 정원영¹, 양윤모², 유현성¹, 김영실¹, 김지예^{1*}

대림대학교¹, 디카모(주)²

limjaesung732@gmail.com, yesdino06@gmail.com, lulzm@dicamo.com,
uhs@daelim.ac.kr, pewkys@daelim.ac.kr, *jykim@daelim.ac.kr

Implementation of an Identify-Attribute Dual-Path Personalized Digital Signage Prototype Based on On-Device Face Recognition

Jae Seong Lim¹, Won Young Jung¹, Yun Mo Yang², Hyun Seong Yu¹, Young Sil Kim¹, Ji Ye Kim^{1*}

Daelim Univ.¹, DICAMO Co., Ltd.²

요약

본 논문에서는 편의점 환경에서 적용 가능한 개인화 디지털 사이니지 시스템의 프로토타입을 제안한다. 제안 시스템은 On-device 얼굴 인식 모듈을 통해 방문 사용자의 얼굴로부터 식별 정보와 속성 정보를 추출하며, 등록 여부에 따라 서로 다른 추천 경로를 수행하는 Identify - Attribute Dual-path 전략을 적용한다. 기존 등록 고객은 개인 구매 이력 기반 상품 추천을 우선적으로 제공받고, 미등록 고객은 연령대와 성별 정보를 기반으로 데이터베이스(DB)에 기록된 구매 통계를 활용한 상품 추천을 제공받는다. 추천 로직은 모두 DB 기반 통계에 의해 이루어지며, 초기 구현 및 검증을 위해 가상의 구매 이력이 사전 삽입되었다. 본 논문에서는 전체 시스템 구성, 데이터 처리 파이프라인, 추천 로직 및 프로토타입 구현 세부 내용을 기술하며 제안 시스템의 특성과 적용 가능성을 확인한다.

I. 서론

편의점과 같은 근거리 유통 매장은 다수의 고객이 짧은 시간 동안 반복적으로 방문하는 특성을 가지며, 매장 내 상품 노출과 추천 전략은 구매 전환율과 사용자 경험에 영향을 줄 수 있다. 디지털 사이니지(digital signage)는 이러한 환경에서 시각적 메시지를 전달하는 도구로 활용되며 최근에는 개인화(personalization)와 결합되어 상업적 가치가 증가하는 추세이다.

웹 기반 추천 시스템은 협업 필터링, 콘텐츠 기반 필터링 등 다양한 방법을 통해 개인화를 수행하지만, 오프라인 환경에서는 로그인이나 사용자 인증 절차가 일반적으로 제공되지 않으며, 방문 고객 대부분이 미등록 상태라는 점에서 적용이 제한적이다. 특히 신규 방문자는 구매 이력이 존재하지 않기 때문에 초기 데이터 부재나 부족으로 인한 cold-start 문제가 발생하며 반복 방문자의 경우에도 식별 기반 개인화를 수행하기 어렵다. 본 연구에서는 얼굴 인식 기반 사용자 상태 판별과 DB 기반 추천을 결합한 Identify - Attribute Dual-path 전략을 제안하며 On-device 방식의 얼굴 분석을 통해 네트워크 의존성과 개인정보 처리 부담을 줄이고, 편의점 환경에서 신규 및 반복 방문자 모두에게 추천을 수행할 수 있는 구조를 갖춘 프로토타입을 구현하였다.

II. 본론

2.1 관련 연구

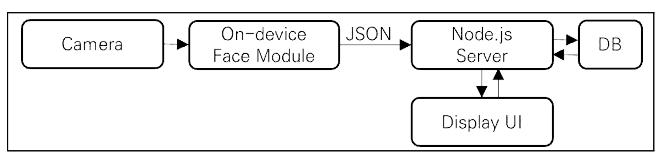
최근 얼굴 인식 기술은 deep embedding 기반 metric learning 방식의 적용을 통해 성능이 향상되었으며, FaceNet을 기점으로 ArcFace에 이르기 까지 대규모 벤치마크에서 상용 수준의 정확도가 보고되고 있다[1][2]. 또

한 모바일 디바이스나 임베디드 장치에서 실행 가능한 On-device inference 방식도 등장하였다. Attribute 추출 기술은 얼굴 영상으로부터 연령대, 성별, 시선 방향 등을 실시간으로 산출하며 추천의 입력 신호로 활용될 수 있다.

디지털 사이니지 기술은 초기의 단순한 정적 콘텐츠 재생에서 시간대나 기상 상황과 같은 환경적 맥락을 반영하여 콘텐츠를 제어하는 방식으로 확장되었으며, 최근에는 설치 위치나 공간적 특성 뿐 아니라 사용자 속성, 행동 신호, 구매 상황 등 보다 정교한 정보를 활용하여 개인화된 콘텐츠 추천을 수행하는 방향으로 진화하고 있다. 그러나 등록 고객과 미등록 고객을 동시에 처리할 수 있는 구조는 부족하며 cold-start 문제 역시 해결되지 않았다. 본 연구는 DB 기반 구매 통계 분석을 활용하여 적용 범위를 확장하였다.

2.2 전체 시스템 구성

제안 시스템의 전체 구성도는 [그림1]과 같으며 웹캠 기반 카메라, On-device 얼굴 분석 모듈, 서버, DB 및 Display UI로 구성된다. 얼굴 인식 및 Attribute 추출 과정은 On-device 모듈에서 수행되며, 서버는 JSON 응답을 수신하여 사용자 상태를 판별하고 추천 결과를 Display UI로 전송한다. 방문 기록 및 구매 기록은 DB에 저장되며 통계 기반 추천에 활용된다.



[그림1] 제안 전체 시스템 구성도

2.3 사용자 상태 분류

본 연구는 방문 사용자를 등록 고객(registered customer)과 미등록 고객(unregistered customer)으로 구분한다. 구분 기준은 얼굴 인식 결과와 DB 매핑 여부이며 단순 방문 횟수가 아니라 별칭(alias) 등록을 통해 사용자 프로필이 DB에 연동되었는가 핵심이다. On-device 얼굴 인식 결과가 DB 내 얼굴 특징과 매칭될 경우 등록 고객으로 판정되며 매칭되지 않을 경우 미등록 고객으로 판정된다. 미등록 고객은 현장에서 별칭을 입력하여 등록 고객으로 전환할 수 있으며 반대로 등록을 하지 않는 경우 이후 방문에서도 항상 Attribute 기반 추천을 받는다.

2.4 Identify - Attribute Dual-path 전략

Dual-path 전략은 등록 고객과 미등록 고객의 데이터 특성을 반영하기 위한 구조로 표 1과 같다.

[표1] identify path와 attribute path 비교

경로	대상	입력 데이터	목적
Identify 경로	등록 고객	개인 구매 이력 + DB 통계	정밀도 향상
Attribute 경로	미등록 고객	연령대×성별 기반 DB 통계	적용 범위 확대

등록 고객은 개인 구매 이력을 활용한 추천이 가능하며 미등록 고객은 Attribute 기반으로 어느 정도 개인화된 추천을 제공받는다.

2.5 추천 로직

본 연구의 추천은 모두 DB에 저장된 구매 기록을 기반으로 하며 외부 인구통계 모델이나 머신러닝 기반 추천 모델은 사용하지 않는다. 추천 영역은 10개의 슬롯으로 구성되며 등록 및 미등록 고객에 대해 서로 다른 Fallback 순서를 사용한다.

(1) 등록 고객 추천

등록 고객은 개인 구매 이력 기반 추천 → 연령대×성별 조합별 인기 → 연령대 기반 인기 → 성별 기반 인기 → 전체 인기 순서로 추천한다.

(2) 미등록 고객 추천

미등록 고객은 구매 이력이 없으므로 연령대×성별 조합별 인기 → 연령대 기반 인기 → 성별 기반 인기 → 전체 인기 순서로 추천한다.

(3) 수식 기반 통계 계산

아래는 추천 계산식 표현에 사용된 기호(notation) 정의이다.

- U : 사용자 집합, I : 상품 집합, O : 구매 기록 집합
- $o \in O$: 구매 기록(거래 기록) 중 하나
- $o.user \in U$, $o.i \in I$
- a : 연령대(age group), g : 성별(M/F)
- $|S|$: 집합 S 의 원소 개수(카운트)
- $freq(\cdot)$: 구매 빈도(frequency)

이를 바탕으로 연령대×성별 조합별 구매 빈도는 다음과 같이 정의하며, 이것은 연령대 a 와 성별 g 에 속한 사용자들이 상품 i 를 구매한 횟수를 의미한다.

$$freq(i, a, g) = |\{o \in O | o.user.age \in a, o.user.gender = g, o.i = i\}|$$

연령대 및 성별 단위의 빈도는 각각 다음과 같다.

$$freq(i, a) = \sum_g freq(i, a, g), \quad freq(i, g) = \sum_a freq(i, a, g)$$

전체 구매 빈도는 다음과 같다.

$$freq(i) = \sum_{a,g} freq(i, a, g)$$

등록 고객의 개인 구매 이력은 다음과 같이 정의하며 사용자 u 가 상품 i 를 몇 번 구매했는지를 의미한다.

$$f_u(i) = |\{o \in O | o.user = u, o.i = i\}|$$

이 수식들은 단순히 구매 기록을 연령대·성별·개인 단위로 침투하는 과정이며 이를 기반으로 Fallback 순서대로 추천 상품군을 구성함으로써 cold-start 사용자에 대한 추천 품질 저하를 완화한다.

2.6 프로토타입 구현

프로토타입은 Node.js 기반 서버, MySQL, React 기반 Display UI로 구성되었으며 얼굴 분석은 국내 기업인 디카모의 On-device 얼굴 인식 모듈을 사용하였다. 본 연구에서 사용된 얼굴인식 모듈(DICAMO DUSTA Face v1.0)은 2025년 KISA의 얼굴인식 성능 시험을 완료한 제품으로 상용 환경에서의 적용 가능성을 검증받은 바 있다[3]. On-device 얼굴 인식 모듈에서 출력하는 JSON 응답 예시는 다음과 같다.

```
{
    name: '홍길동',
    age: 23,
    gender: 1,
    yaw: -8.07,
    pitch: -0.45,
    roll: 23.11
}
```

초기 검증 단계에서는 추천 로직 테스트를 위해 가상의 구매 이력이 DB에 사전 삽입되었다.

III. 결론

본 논문에서는 Identify - Attribute Dual-path 전략을 적용한 개인화 디지털 사이니지 프로토타입을 제안하였다. 제안 시스템은 얼굴 인식 기반 등록 고객 식별과 Attribute 기반 미등록 고객 처리를 동시에 지원하며 DB 기반 구매 통계를 활용함으로써 신규 및 반복 방문자 모두에게 추천을 제공할 수 있다. On-device 얼굴 분석을 통해 네트워크 의존성과 개인정보 처리 부담을 줄일 수 있으며 편의점 환경에서의 적용 가능성을 확인하였다. 향후 연구에서는 실제 매장 환경에서의 정량 평가, UI 최적화 및 등록 과정 개선이 필요하다.

ACKNOWLEDGMENT

본 과제(결과물)는 2025년도 교육부 및 경기도의 재원으로 경기RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다.(2025-RISE-09-B09)

참 고 문 헌

- [1] Schroff, Florian, Dmitry Kalenichenko, and James Philbin. "Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [2] Deng, Jiankang, et al. "Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019.
- [3] 한국인터넷진흥원, “얼굴인식 성능 시험 결과보고서”, 2025.