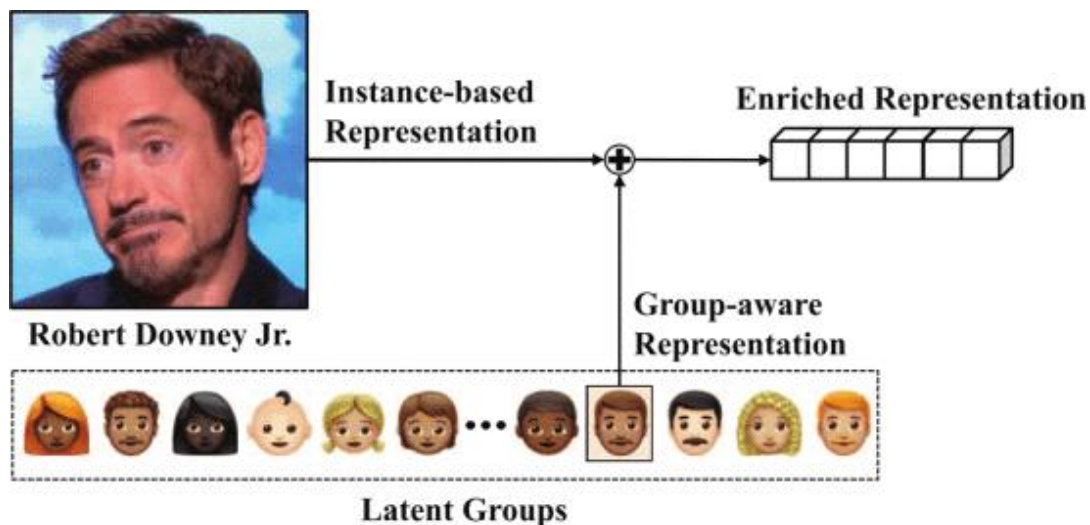


Group Face review

I . Introduction

- 객체 감지 기술의 일반적인 Backbone Network인 VGG, ResNet은 얼굴 인식 특성에 대한 고려가 없어 부적합
- 속도와 성능을 모두 높이기 위해 '그룹화'라는 기법 사용
 - 각 사람은 자신의 얼굴에 고유한 특성을 가짐.
 - 동시에, 그들은 한 그룹의 사람들과 공유되는 공통된 특성을 가짐.
 - 공통 특성으로 우선 분류하면, 정확한 사람 식별은 불가능하더라도, 후보를 줄이는 데 유용할 수 있다고 가정



<그림1> Conceptual scheme

- 공통된 특징을 임베딩 기능에 통합하고, 잘 분산된 그룹 레이블을 이용한 학습
 - 임베딩 : 이미지에서 추출된 정보를 숫자 리스트로 변환하는 작업
 - 레이블 : 정답 데이터, 이를 이용하여 예측 값과 정답이 얼마나 유사한지를 비교
- K-Means와 같은 그룹화, 클러스터링 알고리즘을 이용한 분류
 - 코사인 유사도, 유클리드 거리 같은 것을 고려한 데이터 분류
 - 그룹화 or 클러스터링 : (그래프에 표현했을 때) 데이터의 분포가 얼마나 가까운 거리에 있는지, 가깝다면 유사성이 높다고 생각할 수 있음.
- Mini-batch 사용 불가능
 - Mini-batch : 10번의 학습을 수행할 때, 학습마다 전체 데이터를 학습하는 것이 아닌, 랜덤하게 데이터의 일부(e.g, 30%)를 사용하여 학습하는 기법
 - 얼굴 인식 특성을 최대한 고려하기 위한 것으로 사료됨.

II. Method

- 그룹화 기법을 이용하여 표현을 구성하고, 인스턴스 기반 표현으로 통합하여 특징의 다양화 진행
 - 예) 임현택 = {수염 여부 : X, 눈동자 : 갈색, 인종 : 동양인, 쌍꺼풀 : X}와 같이 저장
- Softmax loss를 사용하여 훈련
 - (상기 내용 참조) loss는 실제 값(정답), 예측 값(AI 추출)을 비교했을 때 정답률이 얼마나 차이가 나는지를 구하는 기법임.
 - 인스턴스 기반 표현에서는 일반적으로 softmax를 사용함.
- 그룹의 해당 확률을 가중치로 사용하여 여러 그룹의 속성을 집계
 - 그룹(눈동자 색, 쌍꺼풀 여부 등)에 속하는 확률을 모두 저장
 - 해당 그룹 확률이 가장 높은 값을 가지면 그룹 인식 표현 중 하나를 선택
- 그룹 인식 유사성 기법을 이용한 정확도 향상
 - 그룹에 속하는 확률에는 높고 낮은 확률이 동시에 존재
 - 코사인 공간에서 추출한 그룹 중 각도 차이가 많이 나는(낮은 확률 특성)은 별점 부여
 - 얼굴은 3차원 공간에 표현 가능
 - 3차원 공간에서의 각도는 코사인 함수를 이용하여 구할 수 있음.
 - 즉, N개의 특성 간의 각도 차이가 5~10이고, a 특성과의 각도 차는 25라면, 별점을 부여하고, 이는 유저가 해당 특성을 가질 확률이 매우 낮음을 의미함.
- 그룹화를 위한 Naïve Labeling, Self-Distributed Labeling
 - 라벨링은 분류를 위해 설명을 기술한 것과 동일함.(e.g, 마트의 01. 주방용품)
 - Naïve Labeling
 - softmax의 최대 출력을 갖는 값 사용
 - softmax의 출력은 0~1 사이의 값이며, 이는 확률과 동일함.
 - Self-Distributed Labeling
 - 특성 간 균형을 맞추기 위해 정규화 확률 사용
 - 정규화 확률은 평균과 표준편차를 일치시키는 작업임.
 - 샘플 수가 무한대에 가까워질수록 안정된 라벨을 출력하게 됨.
- 상기 과정을 반복하면서, 모델이 훈련됨.
 - 이를, 모델의 학습이라고 표현