

## 얼굴영상의 초해상도화 및 Tanh-polar 변환 기반의 인지나이 예측

안일구 · 이시우\*

한국한의학연구원 한의약데이터부

## Perceived Age Prediction from Face Image Based on Super-resolution and Tanh-polar Transform

Ilkoo Ahn and Siwoo Lee\*

KM Data Division, Korea Institute of Oriental Medicine

(Manuscript received 27 September 2023 ; revised 13 October 2023 ; accepted 16 October 2023)

**Abstract:** Perceived age is defined as age estimated based on physical appearance. Perceived age is an important indicator of the overall health status of the elderly. This is because people who appear older tend to have higher rates of morbidity and mortality than people of the same chronological age. Although perceived age is an important indicator, there is a lack of objective methods to quantify perceived age. In this paper, we construct a quantified perceived age model from face images using a convolutional neural network. The face images are enlarged to super-resolution and the skin, an important feature in perceived age, is made clear. Moreover, through Tanh-polar transformation, the central area of the face occupies a relatively larger area than the boundary area, helping the neural network better recognize facial skin features. The experimental results show mean absolute error (MAE) of 6.59, showing that the proposed model is superior to existing method.

**Key words:** Perceived age, Age estimation, Facial image, super-resolution, Tanh-polar

329

### 1. 서 론

나이는 인간의 중요한 생물학적 특징이며 인간의 행동 패턴과 인지 수준에 영향을 미치는 주요 요인이기도 하다. 인간의 얼굴 이미지는 신원, 나이, 성별, 표정과 같은 다양한 특징을 포함하여 중요한 생물학적 정보를 전달한다. 얼굴영상의 나이예측은 헬스케어 서비스[1,2], HCI(Human-Computer Interaction) [1,2], 신원 인증[1,3], 개인화 정보 서비스 [1,4] 등 다양한 분야에서 수요가 증가함에 따라 많은 관심을 받고 있다.

특히 최근에는 헬스케어 서비스가 각광받고 있다. 20세기 후반 및 21세기 들어서 평균 수명이 크게 늘어남에 따라 노년과 관련된 신체적, 정신적 질병을 예방하기 위한 건강한 노화 전략이 필수가 되었다[5]. 건강과 나이 사이에는 밀접한 연관성이 있다. ‘연대기 나이(Chronological age)’는 일반적으로 한 개인이 태어난 이후 경과한 연수로 정의된다. 하지만 사람마다 노화속도가 다르기 때문에 연대기 나이는 노화 과정에 대한 명확한 지표를 제공하지 못한다. 이러한 이유로 동일한 연대기 나이를 가진 다른 사람과 관련하여 개인의 기능적 상태를 설명하기 위해 ‘생물학적 나이(biological age)’라는 용어가 만들어졌다[6]. 노화 과정에 수반되는 변화 중 가장 큰 특징 중 하나는 외모의 점진적인 변화일 것이다. 이를 설명하기 위해 신체적 외모를 기반으로 시각적으로 추정되는 나이인 ‘인지나이’이라는 용어가 사용된다.

인지나이는 노인의 건강에 대한 좋은 추정치를 제공하기 때문에 건강한 노화를 평가하기 위한 좋은 임상지표인 것으로

\*Corresponding Author : Siwoo Lee  
Dasan building #202, Korea Institute of Oriental Medicine, 1672, Yuseong-daero, Yuseong-gu, Daejeon 34054, Republic of Korea  
Tel: +82-42-868-9555  
E-mail: bfree@kiom.re.kr  
본 연구는 한국한의학연구원의 ‘빅데이터 기반 한의 예방 치료 원천 기술개발(KSN1731121)’의 지원을 받아 수행되었음.

나타났다[7]. 인지나이는 노인의 사망률을 잘 예측하는 것으로 나타났으며[8,9], 이환율(morbidity)과 사망률(mortality)에 있어서 더 높은 위험과 연관성이 있었다[10]. 또한 연대기 나이에 비해 나이 들어 보이는 피험자는 높은 혈당 수치[11], 높은 코티솔 수치[12], 우울증[13]과 연관성이 있었다. 인지 나이는 자외선노출, 오염, 흡연, 식습관, 수면습관, 스트레스와 같은 외적요인과 내적요인의 결과물로 추정된다[14]. 특히 얼굴영상에 있어서는 피부 주름[7], 입술 크기[7], 피부색의 균일성[15], 처짐[16]과 같은 얼굴 특징의 변화 모두 인지된 나이와 연관되어 있었다.

생물학적 나이에측은 주로 얼굴영상 또는 유전자정보를 이용하여 수행된다[17-19]. 유전자정보를 이용한 생물학적 나이에측은 침습적이며 조직 샘플에 대한 고가의 분석에 의존한다는 단점이 있지만[17], 얼굴영상을 이용한 예측은 비교적 쉽게 취득 가능하다는 특징으로 인해 자주 이용된다.

일반적으로 얼굴영상을 이용한 나이에측은 분류 문제 또는 회귀 문제로 간주된다[20-22]. 분류에서는 전체 연령대를 독립적이거나 중복된 연령대로 나누는 반면, 회귀에서는 나이를 연속 변수로 취급하고 회귀 모델을 설정하여 예측한다. 일반적으로 나이에측에는 이미지 특징 표현(feature representation)과 특징의 나이에측(age estimation)이라는 두 가지 연속적인 절차가 포함된다. 특징 표현 과정은 나이에 따른 얼굴 정보를 추출하여 표현하고 추출된 특징을 분류 모델이나 회귀 모델에 입력하여 나이를 예측하는 과정이다. 계층적 특징 표현(feature representation)을 자동으로 학습하는 강력한 도구이며 이미지 인식 분야에서 큰 성공을 거둔 콘볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 나이에측에도 매우 적합한 도구이다.

저해상도 카메라를 이용하여 영상을 획득하거나 카메라로부터 먼 거리에서 영상을 획득하는 경우에 영상의 해상도가 저해된다. 이러한 경우 나이에측에 중요한 주름과 같은 얼굴 질감에 대한 정보가 손실되어 CNN의 성능에 큰 영향을 미친다. 본 논문에서는 이러한 문제를 보완하기 위해 GAN (Generative Adversarial Network)을 이용한 저해상도 얼굴영상의 초해상도화를 수행하여 얼굴영상으로 재구성하고 이를 입력으로 사용하는 심층 CNN 기반 인지나이에측 방법을 제안한다. 또한 Cartesian 좌표계와 비교하여 회전 및 스케일링과 같은 특정 변환에 덜 민감한 극좌표 표현(polar representations)을 이용하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II절에서는 나이에측에 대한 관련 연구들을 검토하고 인지나이에측을 위해 제안된 CNN 네트워크를 설명한다(그림 1 참조). III절에서 연구 결과를 살펴보고 IV에서 고찰 및 결론을 제시한다.

## II. 연구 방법

### 1. 관련 연구

특징 추출은 이미지 기반 나이에측 작업에서 중요한 역할을 한다. 대부분의 초기 연구들은 얼굴 이미지로부터 수작업 특징(hand-crafted features)을 추출하였다. Kwon[23]등이 제안한 인체측정학적 모델(anthropometric model)은 두개 안면발달이론을 기반으로 얼굴의 기하학적 구조를 측정하여 안면인체측정법을 정의하였다. 두개안면 연구는 노화 과정에서 인간의 얼굴이 어떻게 변하는지를 보여주었으며 이는 인간 나이에측 연구의 이론적 토대를 제공했다[24]. 그러나 인체측정 모델 기반 특징은 어린 얼굴만 예측할 수 있는데,

330

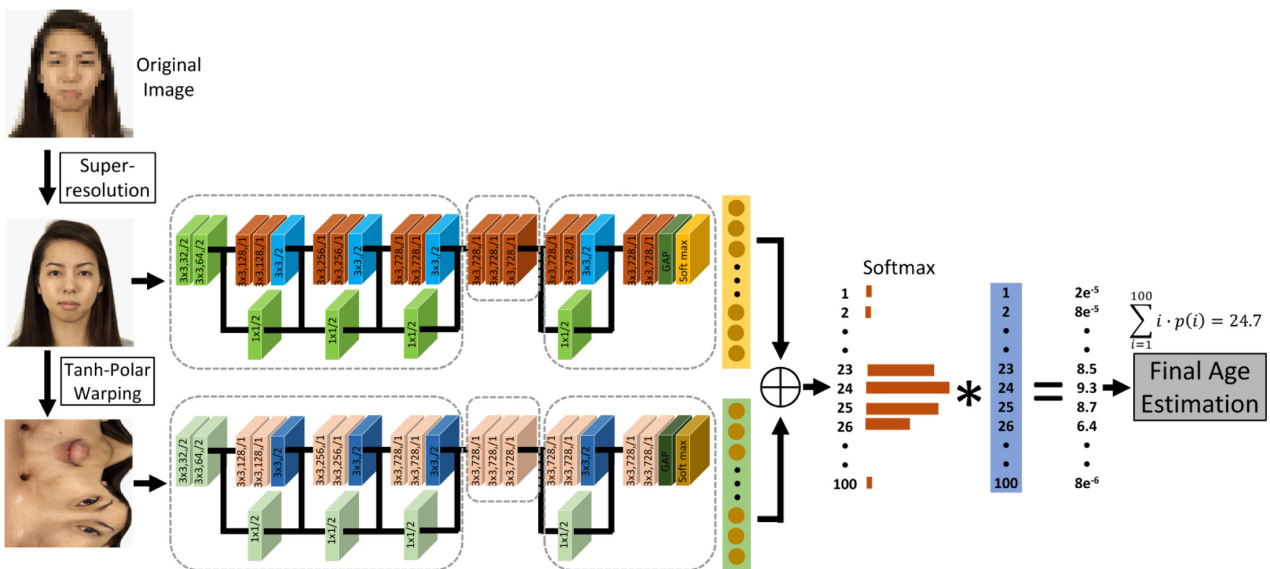


그림 1. 제안하는 방법의 신경망 아키텍처  
Fig. 1. The neural network architecture of the proposed model

이는 대부분 유아기부터 성인기에 이르기까지 형태 변화가 발생하기 때문이다. 인체측정학적 모델과 달리, Gabor[25] 특징은 사인 함수로 모듈레이션 된 가우시안 필터(Gaussian Filter)를 사용하여 텍스처 특징을 추출하였다. 노화 패턴 하위공간(aging pattern subspace, AGES)[26]은 다차원 특징 공간에서의 효율적 패턴 분할 기법을 이용하여 나이를 예측하였다. AAM(Active Appearance Models)[27]은 통계적 형태 모델(statistical shape model)과 밝기(intensity model) 모델을 통해 모양과 질감 변화 특징을 모두 이용했다. 결과적으로 AAM은 모든 나이에 대해 나이에측을 수행할 수 있었다. 외모 기반 모델(Appearance based models)도 나이에측을 위한 인기 있는 수작업 특징이다. Yan 등[28]은 노화하는 동안 얼굴의 외모 변화를 인식하기 위해 SFP(Spatially Flexible Patch)를 제안했는데, SFP의 한 가지 장점은 약간의 포즈와 조명변화에 강건하다는 것이다. Guo 등[29]은 나이에측을 위해 BIF(Biologically Inspired Features)라는 기능을 제안했으며, 이는 사람의 나이에측에 좋은 성능을 보였다. 한편, 매니폴드 기반 나이 특징[30]은 인간 나이에측을 위한 부분 공간(subspace)의 특징을 학습하기 위해 LPP(Locality Preserving Projection)[31]와 같은 차원 감소 기술을 사용했다.

최근에는 이미지로부터 특징을 추출하고 나이를 학습할 수 있는 딥러닝 기반 나이에측 기법이 제안되고 있다. CNN은 이미지의 패턴을 찾는 데 유용한 알고리즘으로 이미지 데이터로부터 패턴을 학습하고 분류 또는 회귀를 수행한다. CNN은 이미지의 공간 정보를 유지하면서 공간(spatial) 계층을 자동으로 학습하도록 설계되었다. VGG[32], Xception[33], Resnet[34]과 같은 깊은 콘볼루션 신경망(CNN)의 특징이 시각적 인식 작업에 효과적인 것으로 입증되었다. DEX[35,36]는 나이에측을 위한 CHALEARN 대회에서 1위를

차지한 네트워크로 20개의 VGG-16 신경망의 앙상블 네트워크로 나이에측을 수행하였다.

## 2. 초해상도화 및 Tanh-polar 변환 기반의 인지나이에측

제안하는 방법에서는 얼굴영상이 초해상도와 Tanh-polar 변환을 거쳐 신경망에 입력된다. 본 절에서는 초해상도와 Tanh-polar 변환을 자세하게 설명한다.

### (1) 초해상도화를 통한 선명화

얼굴영상 연구를 위한 대부분의 데이터셋은 고화질이 아니며 흐릿한 경우도 많고 얼굴의 위치, 포즈 및 각도도 다양하다. 그 이유는 제안하는 알고리즘이 일상생활에서 촬영된 얼굴사진에서도 잘 작동함을 목표로 하기 때문이다. 저해상도 카메라를 이용하여 촬영하거나 원거리의 얼굴영상을 촬영한 경우 영상의 해상도가 저하되어 주름과 텍스처(texture)가 소실되어 나이에측에 부정적인 결과를 가져온다. 해상도 저하 문제를 해결하기 위해 가장 많이 사용되는 방법은 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 복원하는 초해상도화(super-resolution, SR) 기술이다.

과거에는 쌍선형 보간(bilinear interpolation), 쌍삼차 보간(bicubic interpolation), 희소 코딩(sparse-coding) 기반의 방법으로 영상을 복원하였다. 그러나 최근에는 일반적인 장면 이미지에 대해 딥러닝 기법을 도입한 CNN 기반의 SR 기법들이 활발히 연구되고 있다[37,38]. Ledig[37] 등은 판별자(discriminator)와 생성자(generator) 간의 적대적 학습을 수행하는 GAN을 도입하여 일반 장면 이미지에 대한 SR을 수행했다. 구체적으로, 생성자를 구성하기 위해 잔차 블록을 위한 바로가기 연결(shortcut connection)을 고안했으며 사전 훈련된 VGG의 필터 크기도 3×3 크기로 수정했다.



그림 2. 얼굴영상의 초해상도화. 좌: 원본영상, 우: 초해상도영상

Fig. 2. Super-resolution results of face images. Left: original image. Right: super-resolution image

GFPGAN[38]은 FFHQ 데이터셋[39]에서 학습된 StyleGAN2를 얼굴 사전정보(facial priors)로 이용했다. 구체적으로, GFP-GAN은 성능 저하 제거 모듈(degradation removal module)과 사전정보역할을 하는 사전학습된 얼굴 GAN으로 구성된다. 이 두 모듈은 직접적인 잠재 코드 매핑(direct latent code mapping) 레이어와 CS-SFT(Channel-Split Spatial Feature Transform) 레이어로 연결된다. CS-SFT 레이어는 특징 분할에 대한 공간적 모듈레이션을 수행하고 더 나은 정보 보존을 위해 남겨진 특징을 직접 통과하도록 유도한다. 또한, 얼굴의 세부영역도 보다 잘 인지할 수 있도록 국부 판별자(local discriminators)를 사용하여 얼굴 요소 손실을 도입하고 충실도(fidelity)를 더욱 향상시키기 위해 정체성 보존 손실(identity preserving loss)을 사용한다. 본 논문에서는 저해상도 얼굴영상의 초해상도화를 위해 GFPGAN을 이용한다(그림 2 참조).

(2) Tanh-polar 변환

일반적으로 얼굴영상 분석 연구분야에서는 얼굴영역을 검출하여 얼굴영역만을 자르기(crop)하여 일정한 크기로 크기 조정(resize) 후 영상을 분석하거나 얼굴의 랜드마크(landmarks)를 검출 및 정렬(align) 후 영상을 분석한다. 얼굴영역 검출 후 크기조정 방법은 얼굴 외부 여백을 주는 정도에 따라 분석 결과에 영향을 미치게 된다. 또한 랜드마크 검출 후 정렬 방식은 얼굴검출 보다 정교한 기술인 랜드마크 검출 알고리즘을 이용해야 한다.

최근 이러한 전처리 방법과 달리 얼굴 외 여백에 영향을 덜 받으며 영상의 회전(rotation)에 덜 민감한 Tanh-polar 변환[40]이 얼굴영상에 적용되었다(그림 3 참조). 구체적으로, 검출된 얼굴영역을 중심으로 타원을 적합(fitting)시킨다(그림 3(a)). 극좌표계(polar coordinate)의 원점(origin)을 얼굴영역의 중심점으로 하고 데카르트 좌표계(Cartesian

coordinate) 영상 내의 임의의 한 포인트의 위치를  $P(x, y)$ 라 할 때, 이 포인트의 극좌표계상의 위치는  $P(\rho, \theta)$ 이며 Tanh-polar 변환은 다음과 같이 식 (1)로 정의된다.

$$f(\vec{v}) = (\tanh(y/x), \tanh(\frac{\|\vec{v}\|}{|\vec{v}_e|})) \tag{1}$$

여기서  $v = (x, y)$ 와  $\vec{v}_e = (x_e, y_e)$ 은 각각 영상 위의 임의의 점과 얼굴영역에 적합된 타원의 가장자리 위에 있는 벡터이며  $\vec{v}$ 와  $\vec{v}_e$ 은 평행이다. 이 변환공식에 따라 데카르트 좌표계에서의 사각형의 그리드(rectangular grid) 입력영상은 Tanh-polar 좌표계의 방사형 그리드로 매칭된다(그림 3(b)). 변환된 영상은 이 매칭을 이용하여 이중선형보간법으로 리샘플링(re-sampling)된다(그림 3(c)).

ROI Tanh-polar 변환은 다음과 같은 특징이 있다. 1) 입력영상의 모든 정보는 변환된 후에도 모두 보존되며, 타원 위의 벡터  $\vec{v}_e$ 로 정규화하기 때문에 얼굴영역은 언제나 76% 이상 존재한다( $\tanh(1) = 0.76$ ) 2) 변환 후 영상은 입력영상의 회전변환보다 회전으로 인한 차이가 적다. 이는  $R_\theta \vec{v} = (x \cdot \cos\theta - y \cdot \sin\theta, x \cdot \sin\theta + y \cdot \cos\theta)$ 로 표현되는 회전변환을 식 (1)에 의한 변환결과는 식 (2)와 같기 때문이다.

$$f(R_\theta \vec{v}) = f(\vec{v}) + \mathbf{e}_\theta \tag{2}$$

여기서  $\vec{e}_\theta = (\theta, 0)$ 이다.

(3) 이미지 분류 모델

높은 성능의 딥러닝 모델에는 수백만 개의 가중치가 필요하며, 이 가중치를 처음부터 학습하려면 많은 양의 데이터가 필요하다. 이러한 문제를 극복하기 위해 데이터가 풍부한 데이터셋으로부터 학습된 딥러닝 모델의 가중치를 새로운 소량의 데이터셋에 맞게 가중치 파라미터를 미세조정(fine tuning)시키는 전이학습(transfer learning)이 이용되고 있다. 대표적으로 ImageNet에서 학습된 가중치가 이용된다.

332

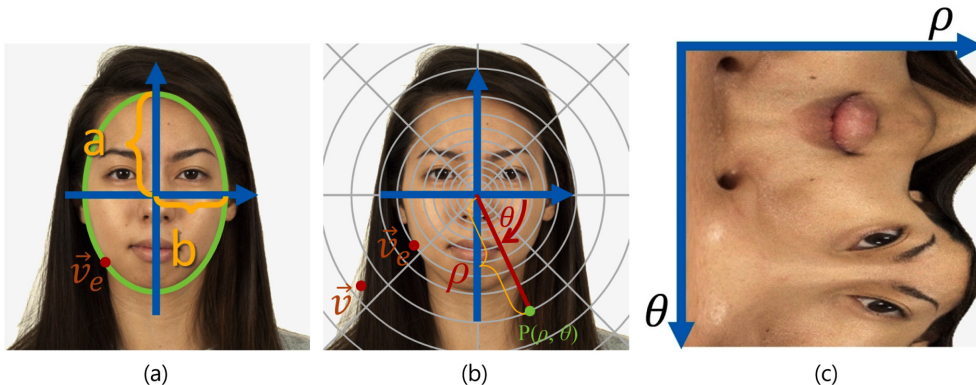


그림 3. 얼굴영상의 Tanh-polar 변환. (a) 타원이 검출된 얼굴영역의 중심점에 적합된다 (b) Tanh-polar 샘플링 그리드 (회색패턴). (c) Tanh-polar 변환된 영상  
 Fig. 3. Tanh-polar transform of a face image. (a) An ellipse is fitted to the center point of the detected facial area. (b) Tanh-polar sampling grid (the gray patterns). (c) Tanh-polar transformed image

딥러닝의 전이학습에는 VGG, Inception, Xception, ResNet, MobileNet 등의 사전학습 모델이 자주 이용되며 본 연구에서도 이 모델들을 이용하여 실험을 수행했으며, 가장 성능이 좋은 VGG-16[32], Xception[33], Resnet-50[34] 모델을 선택하였다.

제안하는 방법에서도 ImageNet에서 사전 학습된 가중치를 사용했다. 나이에측은 나이 값이 연속적이므로 분류 문제가 아닌 회귀 문제이다. 회귀에서는 신경망의 마지막 레이어에 1개의 출력 뉴런만 필요하며 유클리드 손실 함수가 사용된다. 그러나 이러한 회귀 모델을 학습하는 것은 이상치(outliers)로 인해 상당한 오류가 발생할 수 있어 불안정하다. 이 문제를 해결하기 위해 회귀 대신 분류 방법을 사용한다. 소수점이 있는 연속적인 나이 값을 정수로 이산화하여 나이값을 계산하도록 한다. 즉, 신경망의 소프트맥스(softmax) 값과 이산화된 나이의 곱의 합계가 예측된 나이가 되며(식 (3) 참조) 이러한 방식으로 회귀문제를 분류문제로 대체하여 예측을 수행한다.

$$E(P) = \sum_{i=1}^{|X|} i \cdot p_i \quad (3)$$

여기서  $P = 1, 2, \dots, 100$ 은 마지막 레이어의 출력이며  $p_i \in P$ 는 소프트맥스 정규화를 통해 얻어진 클래스  $i$ 일 확률을 나타낸다.

### III. 연구 결과

#### 1. 데이터셋

본 연구는 APPA-REAL[41] 데이터셋을 이용하여 실험하였다. 다른 얼굴영상을 이용한 나이에측 데이터셋은 연대기나이를 제공하지만, 이 데이터셋은 연대기나이와 인지나이를 함께 제공하고 있다. 이 데이터셋은 훈련/검증/테스트 데이터셋으로 이루어져 있으며 각각 4113/1500/1978개이며 총 7591개이다. 각 이미지 x.jpg와 함께 x.jpg\_face.jpg도 함께 제공되는데 x.jpg\_face.jpg는 40%의 여백을 포함한, 얼굴영역만이 회전되고 자르기(crop)된 이미지이다. 각 이미지마다 연대기나이(real age)와 평가된 인지나이(apparent age ratings)가 제공되며, 평가된 인지나이는 다수의 사람들이 얼굴영상을 보고 인지나이를 추측한 값을 평균한 값이다. 1장당 평가자 수는 가장 적은 이미지는 10명, 많은 이미지는 609명이며 1장당 평균 평가자수는 약 38명이며 평가된 인지나이의 표준오차는 약 0.3이다. 평가된 인지나이의 범위는 0.923077~95.56757세이며 연대기나이의 범위는 1~100세이다.

#### 2. 평가방법

평가방법으로는 나이에측에서 자주 쓰이는 Mean Absolute

Error(MAE)를 이용하였다. MAE는 테스트셋의 정답값(ground-truth)과 예측값(predicted value)의 차이의 절대값의 평균값이다 (식 (4) 참조).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (4)$$

여기서  $y_i$ 와  $x_i$ 는 정답값과 예측값이다.

#### 3. 실험결과

모든 실험에서 학습 전 ImageNet에서 학습된 가중치로 초기화한 후 학습하였다. 학습 시 배치 크기는 32이고 학습률은 0.0001이며 Adam 옵티마이저를 사용하여 네트워크를 훈련했다. 텐서플로우 2.10버전을 이용하여 구현하였으며 Nvidia GeForce GTX TITAN X를 이용하였다.

입력된 얼굴영상은 초해상도화와 Tanh-polar 변환 모듈을 거쳐 VGG-16[32], Xception[33], Resnet-50[34]과 같은 신경망 아키텍처에서 학습되었다. 두 신경망(초해상도영상 및 Tanh-polar영상)으로부터 얻어진 소프트맥스 확률값의 평균으로부터 최종 인지나이가 계산된다. 제안하는 방법을 기존 방법과 비교하기 위해 DEX를 구현한 코드[42]를 이용하였다. 표 1은 그 결과를 나타낸다. VGG-16[32]와 Xception[33]은 DEX[36]보다 나은 성능을 보였지만 Resnet-50[34]은 DEX보다 성능이 좋지 않았다. Resnet은 Residual Learning이라는 개념을 도입하여 신경망의 깊이가 깊어도 안정적으로 학습되어 딥러닝 분야에서 많이 쓰이는 아키텍처이지만 본 인지나이 실험에서는 좋지 못한 성능을 보여주었다. Xception이 가장 좋은 6.59의 성능을 보였으며 이는 VGG-16, Xception, Resnet-50의 앙상블 분류기보다 더 좋은 성능을 보였다.

3×3 이상의 커널을 이용하는 일반적인 컨볼루션 연산은 데이터의 높이(height), 너비(width), 깊이 또는 채널(depth or channel)을 동시에 처리하여 공간차원(spatial dimension)과 채널차원(channel dimension)에서의 특징을 추출한다. 반면

표 1. APPA-REAL [41] 데이터셋에 대한 성능(MAE) 평가결과  
Table 1. Performance (MAE) comparison on APPA-REAL [41]

	Method	MAE
Original images (no preprocessing)	VGG-16 [32]	7.35
	Xception [33]	7.29
	Resnet-50 [34]	9.10
	VGG-16+Xception+Resnet-50	7.13
	DEX [36]	7.32
Ours (with SR+ Tanh-polar transform)	VGG-16 [32]	7.00
	Xception [33]	6.59
	Resnet-50 [34]	7.68
	VGG-16+Xception+Resnet-50	6.68

Xception은 데이터의 채널간 연관성(cross-channel correlation)과 공간적 연관성(spatial correlation)을 분리하여 처리하는 것이 목적이다. Xception은 1×1 커널을 이용한 콘볼루션을 수행하여 공간차원은 배제하고 채널간 연관성을 분석한 뒤, 3×3 커널을 이용한 콘볼루션을 통해 공간적 연관성을 분석한다. Xception이 DEX보다 에러율이 적은 이유는 채널간 연관성과 공간적 연관성을 분리하는 개념이 인지나이예측에 보다 민감한 특징을 제공하기 때문으로 판단된다.

앞장에서도 언급하였듯이, 제안하는 방법에서는 인지나이 예측을 회귀문제가 아닌 분류문제로 대체하여 모델링하였다. 회귀가 아닌 분류로 대체한 것이 보다 나은 성능을 보이는지 알아보기 위해 실험을 실시하였다. 마지막 레이어를 노드 1개로 대체하였으며 활성화함수는 linear로 설정하였다. 그 결과 MAE는 11.02로 분류보다 낮은 성능을 보임을 알 수 있었다.

### III. 고찰 및 결론

본 연구에서는 노화 과정에 수반되는 얼굴외모의 점진적인 변화를 얼굴영상으로부터 예측하기 위한 인지나이 예측방법을 제안하였다. 인지나이 예측을 위한 얼굴 데이터셋의 이미지 수가 부족하고 화질이 저하된 이미지가 많은 문제를 해결하기 위해 초해상도와 Tanh-polar 변환을 이용하는 방법을 제안했다. 초해상도화를 수행하여 신경망이 인지나이를 보다 정확히 인식하도록 하였으며, Tanh-polar 변환을 통해 얼굴 내부영역을 보다 강조하도록 유도하였다. 나이예측은 연속적인 값을 예측하는 회귀문제가지만 분류문제로 접근하여 예측 안전성을 높였으며, VGG-16, Xception, Resnet-50과 같이 분류에 탁월한 성능을 보인 신경망을 이용한 트랜스퍼러닝으로 인지나이를 예측하였다. Xception을 이용할 때 MAE 6.59의 결과를 보였으며 DEX보다 에러율이 약 0.73 적었다.

제안하는 방법은 헬스케어 서비스, 병·의원, 피부미용샵, 제약회사, 의료기기, 건강식품제조사 등 건강 관련 산업에 이용되어 개인의 육체적, 정신적, 미적 건강을 관리하고 질병을 예방하는 데 도움이 될 수 있을 것으로 생각된다.

향후 연구는 보다 적은 가중치만으로 좋은 성능을 낼 수 있는 효율적인 모델을 만드는 것이며 제안하는 방법은 나이 예측 뿐 아니라 성별 분류, 인종 분류, 감정표현분류 또는 건강상태 예측과 같은 분야에도 적용될 수 있다.

### References

[1] Angulu R, Tapamo JR, Adewumi AO. Age estimation via face images: a survey. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. 2018;(1):1-35.

[2] Geng X, Zhou ZH, Zhang Y, Li G, Dai H. Learning from facial aging patterns for automatic age estimation. In *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia*. 2006;307-316.

[3] Song Z, Ni B, Guo D, Sim T, Yan S. Learning universal multi-view age estimator using video context. In *2011 International Conference on Computer Vision*. 2011;241-248.

[4] Shu X, Tang J, Lai H, Liu L, Yan S. Personalized age progression with aging dictionary. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2015;3970-3978.

[5] Clatici VG, Racoceanu D, Dalle C, Voicu C, Tomas-Aragones L, Marron SE, Wollina U. Perceived age and life style. The specific contributions of seven factors involved in health and beauty. *Maedica*. 2017;12(3):191.

[6] Coma M, Valls R, Mas JM, Pujol A, Herranz MA, Alonso V, Naval J. Methods for diagnosing perceived age on the basis of an ensemble of phenotypic features. *Clinical, Cosmetic and Investigational Dermatology*. 2014;17:133-7.

[7] Gunn DA, Rexbye H, Griffiths CE, Murray PG, Fereday A, Catt SD, Tomlin CC, Strongitharm BH, Perrett DI, Catt M, Mayes AE. Why some women look young for their age. *PloS one*. 2009;4(12):e8021.

[8] Christensen K, Iachina M, Rexbye H, Tomassini C, Frederiksen H, McGue M, Vaupel JW. "Looking old for your age": genetics and mortality. *Epidemiology*. 2004;15(2):251-2.

[9] Bulpitt CJ, Markowe HL, Shipley MJ. Why do some people look older than they should?. *Postgraduate medical journal*. 2001;77(911):578-81.

[10] Christensen K, Thinggaard M, McGue M, Rexbye H, Aviv A, Gunn D, van der Ouderaa F, Vaupel JW. Perceived age as clinically useful biomarker of ageing: cohort study. *Bmj*. 2009;(14):339.

[11] Noordam R, Gunn DA, Tomlin CC, Maier AB, Mooijaart SP, Slagboom PE, Westendorp RG, De Craen AJ, Van Heemst D, Leiden Longevity Study Group. High serum glucose levels are associated with a higher perceived age. *Age*. 2013;35:189-95.

[12] Noordam R, Gunn DA, Tomlin CC, Rosing MP, Maier AB, Slagboom PE, Westendorp RG, van Heemst D, De Craen AJ, Leiden Longevity Study group. Cortisol serum levels in familial longevity and perceived age: the Leiden longevity study. *Psychoneuroendocrinology*. 2012;37(10):1669-75.

[13] Rexbye H, Petersen I, Johansens M, Klitkou L, Jeune B, Christensen K. Influence of environmental factors on facial ageing. *Age and Ageing*. 2006;35(2):110-5.

[14] Farage MA, Miller KW, Elsner P, Maibach HI. Intrinsic and extrinsic factors in skin ageing: a review. *International journal of cosmetic science*. 2008;30(2):87-95.

[15] Matts PJ, Fink B, Grammer K, Burquest M. Color homogeneity and visual perception of age, health, and attractiveness of female facial skin. *Journal of the American Academy of Dermatology*. 2007;57(6):977-84.

[16] Özdemir R, Kiliç H, Ünlü ER, Uysal ÇA, Sensöz O, Baran NC. Anatomicohistologic study of the retaining ligaments of the face and use in face lift: retaining ligament correction and SMAS plication. *Plastic and reconstructive surgery*. 2002;110(4):1134-47.

[17] Xia X, Chen X, Wu G, Li F, Wang Y, Chen Y, Chen M, Wang X, Chen W, Xian B, Chen W. Three-dimensional facial-image analysis to predict heterogeneity of the human ageing rate and the impact of lifestyle. *Nature metabolism*. 2020;2(9):946-57.

- [18] Rutledge J, Oh H, Wyss-Coray T. Measuring biological age using omics data. *Nature Reviews Genetics*. 2022;23(12):715-27.
- [19] Marioni RE, Belsky DW, Deary IJ, Wagner W. Association of facial ageing with DNA methylation and epigenetic age predictions. *Clinical Epigenetics*. 2018;10(1):1-3.
- [20] Guo G, Mu G, Fu Y, Huang TS. Human age estimation using bio-inspired features. In 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2009;112-119.
- [21] Geng X, Yin C, Zhou ZH. Facial age estimation by learning from label distributions. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2013;35(10):2401-12.
- [22] Shen W, Guo Y, Wang Y, Zhao K, Wang B, Yuille AL. Deep regression forests for age estimation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018;2304-2313.
- [23] Kwon YH, da Vitoria Lobo N. Age classification from facial images. *Computer vision and image understanding*. 1999;74(1):1-21.
- [24] Albert AM, Ricanek Jr K, Patterson E. A review of the literature on the aging adult skull and face: Implications for forensic science research and applications. *Forensic science international*. 2007;172(1):1-9.
- [25] Gao F, Ai H. Face age classification on consumer images with gabor feature and fuzzy lda method. In *Advances in Biometrics: Third International Conference, ICB 2009*;132-141.
- [26] Geng X, Zhou ZH, Smith-Miles K. Automatic age estimation based on facial aging patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2007;29(12):2234-40.
- [27] Cootes TF, Edwards GJ, Taylor CJ. Active appearance models. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2001;23(6):681-5.
- [28] Yan S, Zhou X, Liu M, Hasegawa-Johnson M, Huang TS. Regression from patch-kernel. In 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2008;1-8.
- [29] Guo G, Mu G, Fu Y, Huang TS. Human age estimation using bio-inspired features. In IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2009;112-119.
- [30] Guo G, Fu Y, Dyer CR, Huang TS. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2008;17(7):1178-88.
- [31] Huang S, Zhuang L. Exponential discriminant locality preserving projection for face recognition. *Neurocomputing*. 2016;208:373-7.
- [32] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556. 2014;Sep 4.
- [33] Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017;1251-1258.
- [34] He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016;770-778.
- [35] Rothe R, Timofte R, Van Gool L. Dex: Deep expectation of apparent age from a single image. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision workshops. 2015;10-15.
- [36] Rothe R, Timofte R, Van Gool L. Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks. *International Journal of Computer Vision*. 2018;126(2-4):144-57.
- [37] Ledig C, Theis L, Huszár F, Caballero J, Cunningham A, Acosta A, Aitken A, Tejani A, Totz J, Wang Z, Shi W. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017;4681-4690.
- [38] Wang X, Li Y, Zhang H, Shan Y. Towards real-world blind face restoration with generative facial prior. In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021;9168-9178.
- [39] Karras T, Laine S, Aila T. A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019;4401-4410.
- [40] Lin Y, Shen J, Wang Y, Pantic M. Roi tanh-polar transformer network for face parsing in the wild. *Image and Vision Computing*. 2021;112:104190.
- [41] Agustsson E, Timofte R, Escalera S, Baro X, Guyon I, Rothe R. Apparent and real age estimation in still images with deep residual regressors on appa-real database. In 2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017). 2017;87-94.
- [42] <https://github.com/you4u/age-gender-estimation>, accessed on Aug. 26, 2023.