

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.6.155

JCCT 2022-11-18

인공지능과 모발의 필수 미네랄 원소 함량을 이용한 피험자 연령 예측

Prediction of Hair Owners' Age using Hair Mineral Content and Artificial Intelligence

박준현*, 하병조**, 박상수***

Jun Hyeon Park*, Byeong Jo Ha**, Sangsoo Park***

요약 모발의 필수 미네랄 원소 농도 데이터로 인공지능을 학습시킨 후, 피험자의 모발 미네랄 원소 농도로 나이를 예측하도록 하고 그 결과를 피험자의 실제 나이와 비교하여 연관성을 조사하였다. 전체 모발 데이터는 296개이었으며 그 중 2/3를 인공지능 학습에 그리고 1/3을 피험자 데이터로 사용하였다. 25세 이하의 성장기 피험자의 실제 나이와 인공지능이 예측한 나이 사이에는 0.678 의 중상 정도의 상관관계가 있었다. 중년의 피험자 그룹에서는 연관성이 거의 없었고 노년의 피험자 그룹에서는 0.522의 약한 상관관계를 보였다. 모발의 미네랄 원소 농도 데이터를 이용한 인공지능의 유용성을 확보하기 위해서는 더 많은 수의 데이터를 제공하여 인공지능을 학습시키는 과정이 필요하다.

주요어 : 모발 미네랄 원소, 인공지능, 딥러닝, 골밀도

Abstract After artificial intelligence was trained with the data on the concentration of essential mineral elements in hair, the age was predicted by the concentration of mineral elements in the hair of the subject, and the result was compared with the actual age of the subject, and the correlation was investigated. The total number of hair data was 296, of which 2/3 were used for AI learning and 1/3 was used as the subject data. There was a correlation of 0.678 between the actual age of the young subjects under the age of 25 and the age predicted by the AI. There was almost no correlation in the middle-aged subjects group, and there was a weak correlation of 0.522 in the elderly subject group. In order to secure the usefulness of artificial intelligence using hair mineral element concentration data, it is necessary to provide a larger number of data to the artificial intelligence.

Key words : Mineral Element in Scalp Hair, Artificial Intelligence, Deep Learning, Bone Mineral Density

1. 서론

모발은 체내에서 배출되는 각종 미네랄(mineral) 원소의 저장소이며, 모발에 함유된 원소별 농도 분석을 통하여 미네랄 원소의 체내 과부족 정도를 추정하고 질병의

진단에도 활용될 수 있다[1,2]. 미네랄 원소는 인체의 조직과 조직액 속에 들어 있으며 생체의 생명유지에 필수적인 생리화학적 반응에 필요한 무기 원소를 말한다 [3]. 체내에서 합성이 가능하지 않으므로 섭취를 통하여 공급해야 하는 필수 미네랄은 1 일 필요량에 따라 100 mg

*정회원, 아주학교 전자공학과 박사후연구원 (제1저자)
**정회원, 을지대학교 미용예술학과 교수 (참여저자)
***정회원, 을지대학교 의료공학과 교수 (교신저자)
접수일: 2022년 9월 20일, 수정완료일: 2022년 10월 25일
게재확정일: 2022년 11월 1일

Received: September 20, 2022 / Revised: October 25, 2022
Accepted: November 1, 2022
***Corresponding Author: spark@eulji.ac.kr
Dept. of Biomedical Engineering, Eulji Univ, Korea

이상인 경우 주요 미네랄이라고 하며 필수 미네랄의 약 90%를 점유한다. 주요 미네랄에는 칼슘, 마그네슘, 나트륨, 칼륨, 인, 염소, 황의 7가지가 해당된다. 필수 미네랄의 주요한 역할은 신체의 골격을 구성하거나 효소의 활성 부위에서 보조인자로 작용하는 것이다. 체내 칼슘의 약 97%, 마그네슘의 60%, 인의 85%가 골격에 존재한다[4]. 인체의 세포에는 약 5,000여종의 효소가 생리현상을 조절하며 마그네슘은 약 300여종의 효소 작용에 관여하고, 아연은 약 250여종의 효소 작용에 관여하고 있다[5]. 필수 미네랄은 식품으로 섭취하여야 하며 섭취하는 필수 미네랄의 양과 인체가 필요로 하는 양의 차이가 발생하므로 여분의 미네랄은 대사작용을 통하여 용변으로 배출되거나, 모발과 손발톱에 저장되었다가 제거된다. 섭취하는 미네랄의 양은 나이에 따라 큰 차이가 없지만 인체가 필요로 하는 미네랄 원소의 양은 나이에 따라 변화하므로 손발톱이나 모발 내의 필수 미네랄 원소의 농도는 연령에 따라서 변화하는 것으로 알려져 있다. 그러나 미네랄 원소 농도의 개인별 차이가 커서 정확한 연령 의존성은 아직까지 확립되지 않은 상태이다[6].

인공지능(artificial intelligence)은 많은 데이터를 컴퓨터에 제공하여 딥러닝으로 데이터 간의 상관관계를 학습시킨 후, 시험 데이터의 해석에 사용하는 새로운 기술로 복잡한 자연 및 사회 과학의 해석에 적용될 수 있다. 인공지능은 적용범위가 지속적으로 넓어지고 있어서, 영상데이터의 해석, 얼굴 표정의 해석 등으로 적용범위가 확대되고 있다[7-10]. 본 연구에서는 모발의 미네랄 원소 데이터를 학습한 인공지능을 활용하여 모발 소유자의 연령을 예측할 수 있는지의 여부를 알아보려 하였다.

II. 연구방법

분석에 사용한 모발의 기증자 연령과 성별 분포는 표 1과 같다. 모발 기증자의 사회경제적 배경은 이전의 논문에 설명되어 있다[11]. 모발의 필수 미네랄 성분인 Ca, Mg, Zn, Cu, S의 농도는 ICP-Mass로 분석한 결과이다. 현재까지 보관된 총 300개의 필수 미네랄 성분 데이터를 기증자의 나이 순서로 배열하였다. 연령별 기증자의 수가 충분하지 않은 90세 이상 기증자 4명의 모발은 연구에서 배제하여 모두 296개의 모발 미네랄

데이터를 연구에 적용하였다. 나이 순서로 배열한 필수 미네랄 데이터의 첫 번째와 두 번째 마다의 데이터를 딥러닝 학습에 활용하고, 세 번째 마다 데이터의 필수 미네랄 농도를 인공지능에 넣어서 피험자의 나이를 예측하였다. 딥러닝에 사용한 필수 미네랄 농도 데이터는 모두 197개, 그리고 딥러닝의 결과를 테스트하기 위한 피험자 데이터는 모두 99개이었다. 피험자의 연령대는 성장기인 25세 이하, 중년기인 25-55세, 노년기인 55세 이상 그룹으로 구분하였다. 피험자의 실제 나이와 인공지능이 예측한 나이와의 관계를 선형 회귀분석으로 평가하고 Pearson 상관계수를 구하였다.

표 1. 연령대별 모발 기증자의 수
Table 1. No. of Scalp Hair Donors against Age Ranges

연령대	남	여	합계
0-4	5	3	8
5-9	22	14	36
10-14	17	15	32
15-19	9	7	16
20-24	3	11	14
25-29	4	8	12
30-34	3	7	10
35-39	7	16	23
40-44	9	21	30
45-49	7	15	22
50-54	8	8	16
55-59	2	9	11
60-64		7	7
65-69	7	3	14
70-74	7	5	10
75-79	9	5	14
80-84	6	5	11
85-89	2	10	12
90-94		2	2
95-101		2	2
	합계		300

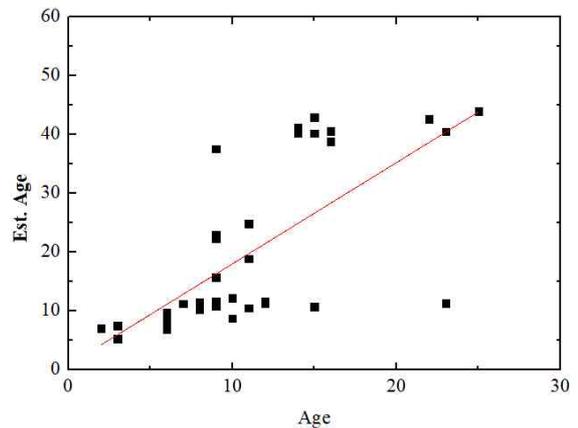


그림 1. 성장기 모발 소유자의 실제 연령과 인공지능 예측 연령
Figure 1. Estimated age by artificial intelligence vs. real age of hair owner in growing stage

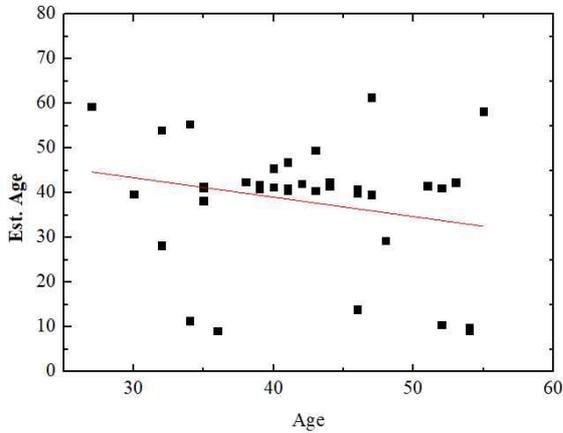


그림 2. 중년기 모발 소유자의 실제 연령과 인공지능 예측 연령
 Figure 2. Estimated age by artificial intelligence vs. real age of hair owner in middle-age stage

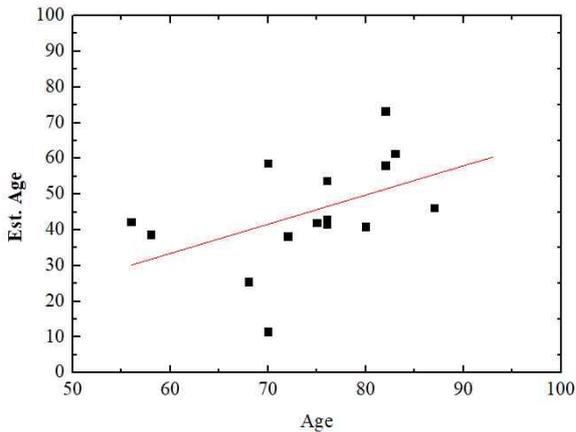


그림 3. 노년기 모발 소유자의 실제 연령과 인공지능 예측 연령
 Figure 3. Estimated age by artificial intelligence vs. real age of hair owner in old-age stage

표 2. 모발 소유자 실제 연령과 인공지능 예측 연령의 상관관계
 Table 2. Correlation of AI-estimated Age with Hair Owner's Real Age

Age Range	Slope	St. Error	Pearson Coefficient
≤ 25	1.721	0.315	0.678
25-55	-0.434	0.321	-0.226
> 55	0.817	0.345	0.522

III. 연구 결과

각 연령대에서 피험자의 실제 나이와 인공지능이 모발의 미네랄 농도 데이터로 예측한 나이와의 관계는 그림 1-3에 표시하였다. 각각의 연령대에서의 선형 회귀 분석 결과는 표 2에 정리하였다.

성장기 모발의 연령 예측. 성장기인 25세 미만의 모발 소유자의 실제 나이와 AI가 예측한 연령 사이의 관계는 그림 1에 표시하였다. 그림에서 x 축은 모발 소유자의 실제 나이이고, y 축은 인공지능이 예측한 나이이다. 두 값 사이의 상관관계는 선형 회귀 방법으로 분석하였고 그 결과는 그림 1에 직선으로 표시되어 있다. 성장기인 25세 미만에서 실제 나이와 인공지능 예측 나이 사이에는 1.721의 기울기를 가지며 Pearson 상관 계수는 0.678로 중상의 상관관계가 있음을 보여 준다(표 1). 이는 AI가 실제 나이보다 모발의 미네랄 농도로 판단하여 높게 나이를 예측할 가능성이 크다는 것을 의미한다. Kim & Park은 국민건강영양 조사를 통하여 남성 4,057명, 여성 4926명의 골밀도를 요추와 골반에서 조사하였다[12]. 연구 결과 남성은 24세에 최대 골밀도에 도달하며 여성의 경우 24세까지 최대 골밀도의 95%가 축적된다고 한다. 따라서 본 연구에서 성장기의 연령대를 25세 이하로 설정하였다. 위의 연구에 의하면 15-19세에서 남성의 경우 최대골밀도의 92%, 그리고 여성의 경우 96%의 골밀도가 축적된다고 한다. 최대 골밀도 값에 가까워질수록 섭취된 미네랄이 골에 축적되지 않고 모발을 통하여 배출되는 비율이 높아질 것이다. 따라서 최대골밀도에 도달하기 전에 모발을 통한 배출량은 성인의 경우에 비슷해질 것이며 이러한 결과가 그림 1에서 모발의 미네랄을 통한 연령의 예측이 실제 연령보다 크게 되는 이유가 될 것이라고 사료된다.

중년기 모발의 연령 예측. 중년기인 25-55세 사이 모발 소유자의 실제 나이와 AI가 예측한 연령 사이의 관계는 그림 2에 표시하였다. 피어슨 상관계수는 -0.226으로 거의 상관관계가 없음을 의미한다. 나이에 따른 기울기는 -0.434(+0.321)로 나이가 증가할수록 AI가 예측하는 나이는 약간 감소하는 경향을 보여준다. 그러나 기울기의 표준편차와 제한된 데이터 수를 감안했을 때 마이너스의 기울기는 큰 의미가 없는 것으로 판단되며, 중년기 모발의 미네랄 농도로 나이를 예측하기는 어렵다고 할 수 있다.

노년기 모발의 연령 예측. 노년기인 55세 이상 모발 소유자의 실제 나이와 AI가 예측한 연령 사이의 관계는 그림 3에 표시하였다. 피어슨 상관계수는 0.522로 약한 상관관계가 있음을 의미한다. Kim & Park의 연구에

의하면 남성의 경우 70세 이후 골밀도의 감소가 증가하며, 여성의 경우 폐경 이후 골밀도 감소가 급격히 진행되어 80세 이상에서는 최대 골밀도의 약 67%가 남는 것으로 보고하였다[12]. 노년기에 골밀도의 감소는 모발을 통한 미네랄의 배출량 증가를 초래하며 미네랄 배출량의 증가는 여성의 경우에서 더욱 현저하다[6]. 이렇게 노년기에 모발을 통한 미네랄의 배출이 증가하는 경향이 그림 3의 양의 기울기로 나타나는 것이라고 판단된다.

IV. 고 찰

본 연구에서는 모발의 칼슘, 마그네슘, 아연, 철, 황의 배출량을 학습시킨 인공지능에게 피험자의 모발 미네랄 농도를 제공하여 피험자의 나이를 예측하도록 하였다. 성장기 피험자의 경우 실제 나이와 AI가 예측한 나이 사이의 Pearson 계수는 0.678로 중상의 상관관계가 있었으며, 선형회귀법에 의한 기울기는 1 보다 커서 실제 나이보다 미네랄 배출이 더 빠른 속도로 진행됨을 보여주었다. 중년기의 피험자의 실제 나이와 AI가 예측한 나이 사이의 Pearson 계수는 -0.226으로 상관관계가 거의 없었다. 이는 중년의 나이에서 모발을 통한 미네랄의 배출량은 거의 변화가 없기 때문이다. 노년기 피험자의 실제 나이와 AI가 예측한 나이와의 사이의 Pearson 계수는 0.522로 약한 상관관계가 있었으며 이는 노년기에 특히 여성에서 폐경 이후 골밀도가 급격히 감소하며 모발을 통한 미네랄의 배출이 늘어나기 때문이다.

모발의 미네랄 농도를 학습시킨 인공지능을 이용하여 모발 소유자의 나이를 예측하는 방법은 성장기와 노년기에 유용성이 있기는 하지만, 본 연구는 다음과 같은 한계점을 가지고 있다.

첫째, 모발의 미네랄 배출량의 차이는 개인 간의 음식 섭취 경향 및 건강 상태 등에 의한 변화가 매우 크다[13]. 대표적으로 모발의 칼슘 농도의 경우에도 기준치가 160 - 1460 mg/g에 이르는 등 개인차가 매우 커서 연령별 모발을 통한 배출량으로 성장기 어린이의 나이를 예측하는 것은 유의성이 있지만, 성장기가 지난 성인에서는 모발의 미네랄 배출량을 통한 나이의 예측은 유의성이 매우 작다.

둘째, 기준치의 범위가 넓은 것을 커버하려면 많은

수의 데이터를 통하여 인공지능을 학습시켜야 한다. 본 연구에서는 성장기 모발 데이터 106 개 데이터 중 70개 데이터로 인공지능을 학습시켰지만, 만약 더 많은 수의 데이터로 학습시켰다면 더 정확한 모발 소유자의 나이 예측이 가능했을 것이다. 개인 간의 모발을 통한 미네랄 배출량의 차이가 큰 만큼, 인공지능을 활용하기 위해서는 많은 수의 데이터를 이용하여 인공지능을 학습시키는 과정이 우선되어야 할 것이다.

셋째, 노년기 모발 소유자와 인공지능이 예측하는 나이 사이에는 약한 상관관계가 있었다. 폐경이 큰 영향을 주는 시기이므로 남성과 여성의 데이터를 분리하여 인공지능을 학습시키고 또한 더 많은 수의 데이터를 학습시켜야 노년기의 모발로 피험자의 나이를 예측하는 인공지능의 유용성이 증명될 것으로 사료된다.

V. 결 론

개인별 연령과 모발의 미네랄 농도 데이터를 인공지능에 학습시켜, 피험자의 나이를 예측하게 하는 인공지능은 성장기의 피험자에게서는 중상의 상관관계가 있어서 유용성이 있는 것으로 사료된다. 중년에서는 피험자의 실제 나이와 미네랄 농도를 통하여 예측된 나이 사이에 상관관계는 확인되지 않았고, 노년에서는 폐경 이후 증가하는 모발의 미네랄 농도 때문에 약한 상관관계를 확인할 수 있었다.

References

- [1] M. Flore, et al. "Metal and essential element levels in hair and association with autism severity." *Journal of Trace Elements in Medicine and Biology*, Vol. 57, 126409, 2020. doi.org/10.1016/j.jtemb.2019.126409.
- [2] Y. M. Al-Farsi, et al. "Levels of heavy metals and essential minerals in hair samples of children with autism in Oman: a case-control study," *Biological Trace Element Research*, Vol. 151, No. 2, pp. 181-186, 2013.
- [3] S. Ko, Soetan, O, CO, Olaiya, E. O. O. "The importance of mineral elements for humans, domestic animals and plants-A review." *African Journal of Food Science*, Vol. 4. No. 5, pp. 200-222, 2010.
- [4] M. Rondanelli, et al. "An update on magnesium

- and bone health. *BioMetals*,“ Vol. 34. No. 4, pp. 715-736, 2021.doi.org/10.1007/s10534-021-00305-0.
- [5] J. P. O’connor, et al. “Zinc as a therapeutic agent in bone regeneration.” *Materials*, 13. No. 10, pp 2211, 2020,
- [6] B. J. Ha, et al. “Age-and sex-dependence of five major elements in the development of human scalp hair.” *Biomaterials Research*, Vol. 23, No. 1, pp 1-8, 2019. doi.org/10.1186/s40824-019-0179-5.
- [7] 안경희, 엄성용. “딥 러닝 기반 코로나 19 흉부 X 선 판독 기법,” *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 6.4: 789-795, 2020.
- [8] B. J. JEONG, M. S. Kang, Y. G. Jeong. “A study on the facial expression recognition using deep learning technique.” *International Journal of Advanced Culture Technology*, Vol. 6, No. 1, pp. 60-67, 2018. doi.org/10.17703/IJACT.2018.6.1.60.
- [9] H.M. Kwon, V. Kumaran, and S. Gupta, “A New Broadcast Scheduling Scheme,” *The International Journal of Advanced Culture Technology (IJACT)*, Vol. 1, No. 1, pp. 05-11, June 2013.
- [10] 소지호, 전영주. “체형 측정의 정확도를 높이기 위한 3 차원 영상 기반의 체형 측정 활용.” *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 6. NO. 4, pp. 803-806, 2020. doi.org/10.17703/JCCT.2020.6.4.803.
- [11] 이가연, 하병조.. “국내 경기도 남부지역을 대상으로 한 연령군 및 성별에 따른 모발의 필수 미네랄 평가.” *대한미용학회지*, Vol. 14. No. 1, pp. 47-54. 2018.
- [12] Y-R Kim C-S Park. “A convergence study of age-related bone loss and peak BMD in Korean.” *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol. 9. No. 5. pp. 77-83, 2018. doi.org/10.15207/JKCS.2018.9.5.077.
- [13] MIKULEWICZ, Marcin, et al. “Reference values of elements in human hair: a systematic review.” *Environmental Toxicology and Pharmacology*, Vol. 36, No. 3, pp. 1077-1086, 2013.

※ 이 논문은 2022년도 을지대학교 대학혁신
지원사업 지원으로 연구되었음.