

데이터 전처리 기능을 활용한 음식 사진 인식 서비스 설계 및 구현

김학겸, 유연준, 신대현, 오주현, 이진아, 김영운

한국폴리텍대학 서울강서캠퍼스 데이터분석과

khkcar@naver.com, yeonjun0222@gmail.com, daehyun2ya@gmail.com,
ohju96@naver.com, vivid635@naver.com, luckkim@kopo.ac.kr

Food recognition service using HSV data preprocessing function

Hakkyeom Kim, Yeonjoon Yoo, Daehyun Shin, Juhyeon Oh, Jin-a Lee,
Youngwoon Kim

Dept. Data Analysis, Korea Polytechnic University Seoul Gangseo Campus.

-요 약-

한국을 방문하는 외국인들은 매년 증가하고 있고 방한 목적 중 식도락관광이 3위에 오를 만큼 세계에서 한국 음식은 위상이 높아지고 있다.

하지만, 한국에서의 알레르기 성분 표시는 법적 의무가 아니기 때문에 대부분의 한식당에서는 이를 표시하지 않고 있고 알레르기가 있는 외국인 관광객들은 한국 음식 섭취에 있어서 상당한 위험과 불편함을 부담하고 있다.

이에 본 논문에서는 머신러닝을 활용하여 사진 촬영만으로 쉽고 정확하게 알레르기 성분을 제공하고자 사물 이미지 데이터 전처리를 위한 HSV(Hue, Saturation, Value) 데이터 전처리 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 이미지의 HSV의 평균 및 분산, 표준편차를 통해 불필요한 데이터를 제거한다. 성능평가에서는 비빔밥, 불고기, 제육볶음 등 사진 약 500장의 데이터 셋을 구성하여 HSV의 평균 및 분산을 통해 이미지를 제거하는 방식으로 구축한 데이터 셋을 TensorFlow를 통해 정확도와 학습시간을 측정한다. 측정결과, 제안하는 기법으로 구축한 데이터 셋은 최소 15%에서 최대 25% 높은 정확도와 최소 37.96%에서 최대 42.85% 높은 정도 낮은 학습시간을 보여주었다. 향후 HSV를 활용한 데이터 전처리 기법은 더 많은 데이터를 통해 더욱 구체적인 성능 분석이 필요하다. 또한, 실질적인 개발 및 구현을 통해 제안하는 데이터 전처리 기법의 더욱 현실적인 검증이 필요하다.

1. 서론

한국관광공사 통계에 따르면 외국인 관광객 수는 2010년 약 879만 명에서 2019년 1,750만 명으로 해당 수치는 매년 증가하는 추세다. 또한, 방한 목적 중 식도락관광이 3위에 오를 만큼 한식에 대한 외국인의 관심은 점차 늘어나고 있다. 하지만, 한국에서의 알레르기 성분 표시는 법적 의무가 아니기 때문에 대부분의 한식당에서는 이를 표시하지 않고 있고 알레르기가 있는 외국인 관광객들은 한국 음식 섭취에 있어서 상당한 위험과 불편함을 부담하고 있다. 이에 본 서비스는 머신러닝을 활용하여 사진 촬영만으로 쉽고 간단하게 알레르기 성분을 제공하고자 한다. 그러나 최근 머신러닝을 위해 수집되는 학습데이터는 양과 품질을 고려하지 않았기 때문에 학습모

델을 구축하여 학습할 경우, 정확도가 저조하거나 학습시간이 늘어나는 문제점이 생긴다. 이는 가공되지 않은 데이터 전처리 방식에 따라 학습모델의 정확도와 시간의 결과가 다르게 나타난다. 본 논문에서는 이미지의 HSV 값을 통해 효율적인 데이터 전처리를 통해 적합한 데이터 셋을 구축하여보다 높은 정확도를 가지고 외국인 관광객에게 알레르기 정보를 제공하고, 안전한 식도락관광을 즐기게 하는 데 목적이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 연구의 핵심기능인 이미지의 구성요소인 HSV 색 공간과 데이터 전처리, TensorFlow를 살펴본다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 HSV를 활용한 사물 이미지 데이터 전처리 기법을 제시한다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 기법의 데이터 전처리 전과 후의

정확도와 학습시간을 분석하고, 5장에서는 번역기능에 대해 기술하며 마지막 5장에서는 결론 및 향후 연구 과제를 제시한다.

2. HSV, 데이터 전처리, TensorFlow

본 장에서는 이미지의 구성요소인 HSV와 데이터 전처리, TensorFlow를 살펴본다.

2-1. HSV(Hue, Saturation, Value)

HSV는 표현하는 하나의 방법으로, 그 방법에 따라 색을 배치하는 방식이다.

H(Hue)는 색상 값으로 가시광선 스펙트럼을 고리모양으로 배치한 색상환에서 가장 파장이 긴 빨강을 0°로 하였을 때 상대적인 배치 각도를 의미한다. 이 때문에 H 값은 0° ~ 360°의 범위를 갖고 있다. S(Saturation)는 채도 값으로 특정한 색상의 가장 진한 상태를 100%로 하였을 때 진함정도를 나타낸다. 채도 값 0%는 같은 명도의 무채색을 나타내며, V(value)는 명도 값으로 흰색, 빨간색 등을 100%, 검은색을 0%로 하였을 때 밝은 정도를 나타낸다.

[그림 1]은 HSV 색 공간 모형을 나타낸다.

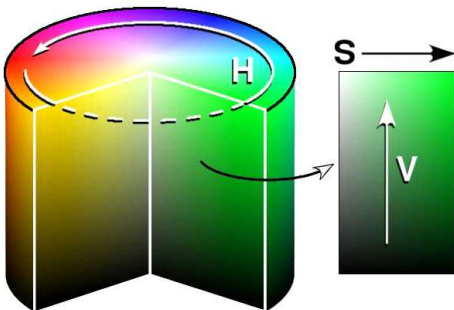


그림 1 HSV 색 공간 모형
fig 1 HSV color space model

HSV 색 공간 모형[그림1]은 원기둥모형으로 구성요소의 정의에 따라 HSV 색 공간은 그림과 같은 원기둥으로 표현할 수 있다. 원기둥의 표면과 내부의 한 점은 하나의 색을 나타낸다. 색상 값은 각도로 표현되고 채도는 반지름에 해당하며 명도는 높이에 해당한다.

2-2. 데이터 전처리

데이터 전처리는 기존의 데이터를 학습 알고리즘에 알맞은 데이터로 바꾸는 과정을 의미한다. 이러한 전처리 과정은 모델이 생성된 이후 예측하고자 하는 새로운 데이터에도 적용하는 과정이며 러닝 알고리즘에 맞는 전처리

과정을 거칠수록 학습의 성능을 높일 수 있다. 머신러닝은 명시적인 프로그래밍 없이 데이터를 이용해서 컴퓨터가 어떤 지식이나 패턴을 학습하는 것으로 정의된다. 따라서 학습하기 위한 데이터에 대해 그 데이터의 중요도를 파악하여 가공하고 더욱 올바른 학습이 이루어지게 하여 주는 것이 데이터 전처리이다.

2-3. TensorFlow

TensorFlow는 Google Brain팀에서 개발한 기계학습 및 심층신경망 연구 오픈소스 플랫폼이다. TensorFlow는 행렬 계산 및 Convolution 신경망을 이용하여 모델의 확정성을 제공한다. TensorFlow는 복잡한 신경망 구조를 역전파 구현에 구애받지 않고 만드는 것이 가능하다. TensorFlow는 이미지 분석 CNN(Convolution neural Network) 알고리즘에 의해 수행된다. TensorFlow는 CNN 알고리즘의 복수의 필터를 통해 이미지의 특징을 추출하고 추출된 특징을 학습한다. CNN 알고리즘은 필터를 공유 파라미터로 사용하여 일반적인 신경망과 달리 학습 파라미터가 매우 적어져 일반적인 인공 신경망보다 빠른 학습속도를 나타낼 수 있다.

3. 제안하는 데이터 전처리 기법

제안하는 데이터 전처리 기법은 색의 유사성으로부터 유효한 데이터를 추출하기 위해 RGB 값을 HSV로 치환하는 식(1)의 방법을 사용한다.

$$V = \max(R, G, B)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & \text{if } V \neq 0 \\ 0 & \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V - \min(R, G, B)} & \text{if } V = R \\ 120 + \frac{60(B-R)}{V - \min(R, G, B)} & \text{if } V = G \\ 240 + \frac{60(R-G)}{V - \min(R, G, B)} & \text{if } V = B \end{cases} \quad \text{식(1)}$$

$$\text{if } H < 0, H = H + 360$$

전처리 단계는 치환 단계, 통계 제거 단계로 구성된다. 치환 단계에서는 데이터 셋에 존재하는 이미지들의 RGB 값들을 HSV 값으로 치환한다. 통계 제거 단계는 데이터 셋의 HSV 평균, 분산, 표준편차를 구한 후 범위에서 벗어난 이미지들을 제거하는 방식으로 진행된다. 식(1)의 R, G, B는 0 ~ 1의 범위를 가진다. RGB가 0 ~ 255의 범위 일 때는 255로 나눈 값을 가진다. V는 명도 값으로 R, G, B의 값의 최댓값으로 계산하며, 0~1의 범위를 가진다. S

는 채도 값으로 V가 0이 아니면 V에서 R, G, B의 최솟값을 빼준 뒤 V로 나누어 계산하며, 0~1의 범위를 가진다. H는 색상 값으로 V값이 R값과 같다면 G 값에서 B값을 빼준 뒤 V값에서 R, G, B값의 최솟값을 나눈다. V값이 G값과 같다면 위에 계산에서 120을 더한다. V값이 B값과 같다면 위에 계산에 240을 더한다. 만약 h의 값이 0보다 작다면 360을 더해 계산한다.

4. 전처리 기법 성능평가

본 장에서는 제안하는 데이터 전처리 기법의 성능평가를 위해 데이터 전처리 전과 후의 정확도 및 학습시간을 분석한다. 전처리 기법은 PS를 정의하고, 전처리 전의 데이터 셋은 Pre로 정의한다.

4-1. 데이터 전처리 전과 후의 정확도 분석

데이터 전처리 전과 후의 정확도 분석은 제안한 기법을 구현하여 비빔밥, 불고기, 제육볶음 등 각 500장의 사진으로 데이터 셋을 구축하여 학습 횟수를 20회로 설정하고 성능평가를 수행한다. <그림 2>와 [표 1]는 제안한 기법의 학습 횟수에 따른 정확도 분석 결과를 나타낸다.

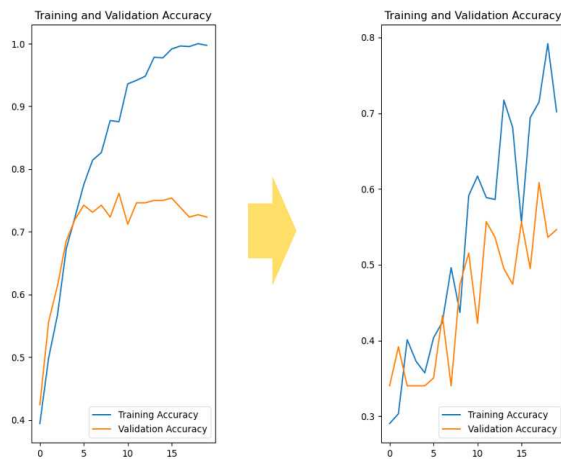


그림 2. 데이터 전처리에 따른 정확도 그래프

Fig. 2. Accuracy Graph by th Preprocessing data

표 1. 학습횟수에 따른 정확도

Table 1. Accuracy of Learning Count

Learning Count	DataSet (Pre.)(%)	DataSet (PS.)(%)	Raring(%)
5	100	99.8	0.2%
10	78.2	99.3	-21.1%
15	75.7	100	-24.3%
20	70.1	87	-16.9%

정확도 분석 결과, 제안하는 데이터 전처리 기법은 데이터 전처리 전보다 최소 15%에서 최대 25%의 정확도

차이가 나는 것으로 측정된다. 특히 제안하는 HSV를 활용한 데이터 전처리 기법은 전처리 전 데이터 셋에 비해 학습을 반복할수록 정확도 약 정도 증가한다.

4-2. 데이터 전처리 전과 후의 학습시간 분석

데이터 전처리 전과 후의 정확도 분석은 제안한 기법을 구현하여 비빔밥, 불고기, 제육볶음 등 각 500장의 사진으로 데이터 셋을 구축하여 성능평가를 수행한다. <그림 3>과 <표 2>은 제안한 기법의 학습 횟수에 따른 학습 시간 분석 결과를 나타낸다.

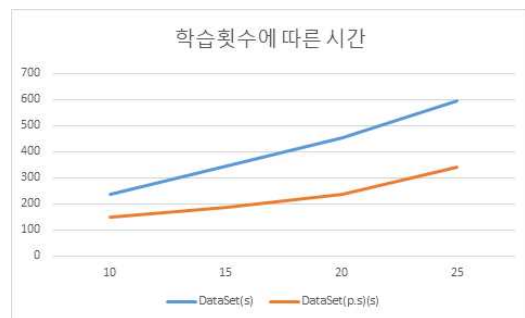


그림 3. 데이터 전처리에 따른 학습시간 그래프

Fig. 3. Learning Time of Learning Count

표 2. 학습횟수에 따른 학습시간

Table 2. Learning Time of Learning Count

Learning Count	DataSet (Pre.)(s)	DataSet (PS.)(s)	Ratin(%)
10	236.77000	146.88834	-37.96159
15	345.25704	186.96308	-40.05536
20	454.47256	235.92075	-41.48805
25	596.65089	340.98117	-42.85080

데이터 전처리 전과 후의 학습시간 분석 결과, 제안하는 HSV를 활용한 이미지 데이터 전처리 기법은 데이터 전처리 전보다 최소 37.96%에서 최대 42.85%까지 학습속도에서 차이가 나는 것으로 측정된다. 특히 제안하는 HSV를 활용한 데이터 전처리 기법은 학습을 반복할수록 학습시간이 37.96%에서 42.85%까지 줄어든다.

5. 결론

머신러닝은 2014년부터 세계 IT 시장에서 관심이 높아지고 있으며 많은 양의 데이터를 이용하여, 빅데이터와 연계하여 학습모델을 구축하여 컴퓨터 비전과 패턴 인식, 자율주행, 예측 등의 다양한 분야에서 사용되고 있다.

그러나 머신러닝을 위해 수집되는 학습데이터의 양, 품질을 고려하지 않은 데이터를 가지고 학습모델을 구축

하여 학습할 경우 정확도가 저조하거나 학습시간이 늘어나는 문제점이 생긴다.

이에 본 논문에서는 효율적인 데이터 셋을 구축하기 위해 HSV를 활용한 사물 이미지 데이터 전처리를 연구하였다. 제안하는 데이터 전처리 방식은 이미지 별 HSV의 평균, 분산, 표준편차를 활용하여 데이터를 전처리하여 정확도는 최소 15%에서 최대 25%까지 높이고 학습시간은 최소 37.96%에서 42.85%까지 감소 된다.

향후 HSV를 활용한 데이터 전처리 기법은 더 많은 데이터를 통해 더욱 구체적인 성능 분석이 필요하다. 또한, 실질적인 개발 및 구현을 통해 제안하는 데이터 전처리 기법의 더욱 현실적인 검증이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] 서진범, 장호혁, 조영복, “효율적 딥 러닝을 위한 이미지 전처리 알고리즘 분석”, 한국정보과학회논문지, 24(1), July 2020
- [2] Salvador García, Sergio Ramírez-Gallego, Julián Luengo, “Big data preprocessing: methods and prospects”, Department of ComputerScienceand Artificial Intelligence, University of Granada, CITIC-UGR, 18071 Granada, Spain , Jan 2016.
- [3] 조만석, “인공지능 오픈소스 라이브러리 텐서플로우(tensorflow)와 인공지능 응용 소프트웨어 개발, 한국통신학회지(정보와 통신) 제 34권 제 10호, sep 2017

-본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.-