머신러닝(Machine Learning)

데이터 처리

목 차

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ 표준화(StandardScaler)

(가) 각 특성(feature)의 평균을 0, 분산을 1로 변경

▶ RobustScaler

(가) 같은 스케일을 갖는다.

(나) 평균과 분산 대신 중간 값(median)과 사분위 값(quantile)을 사용.

▶ MinMaxScaler - 정규화

(가) 모든 특성이 정확하게 0과 1사이에 위치하도록 데이터를 변경

▶ Normalizer

(가) 유클리디안 길이가 1이 되도록 데이터 포인트를 조정.

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ 표준화(StandardScaler)

(가) 각 특성(feature)의 평균을 0, 분산을 1로 변경

(나) StandardScaler 공식

$$X_{new} = \frac{X - X_{mean}}{X_{std}}$$

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ RobustScaler

(가) 통계적 측면에서 StandardScaler과 유사.

(나) 평균과 분산 대신 median과 quantile을 사용.

* outlier의 영향을 받지 않음.

* 이상치가 있고 이를 제거하지 않을 경우, RobustScaler가 최선

(다) RobustScaler 공식

$$X_{new} = \frac{X - X_{median}}{(q3 - q1)}$$

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ 정규화(MinMaxScaler)

(가) 모든 특징이 정확하게 0과 1사이에 위치하도록 데이터를 변경

(나) MinMaxScaler 공식

$$X_{new} = \frac{X - X_{min}}{(X_{max} - X_{min})}$$

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ Normalizer

(가) 유클리디아 길이가 1이 되도록 데이터 포인트를 조정.

* 지름이 1인 원에 데이터 포인트 투영한다.

* 데이터의 방향(또는 각도)만이 중요할 때 많이 사용.

01 데이터 전처리와 스케일 조정

▶ 스케일링의 목적

(가) 표준화된 스케일로 각 특징을 다시 표현하여 너무 큰 값으로 인한 잠재적인 수치 불안정성을 방지한다.

02 원 핫 인코딩(가변수)

▶ Label Encoding : 범주형 데이터를 숫자로 변경

(가) 머신러닝 알고리즘에서 범주형 데이터는 숫자로 변경되어야 한다.

▶ 원핫 인코딩 작업 절차

(가) 범주형 변수는 정수 값으로 변경 (라벨 인코딩)

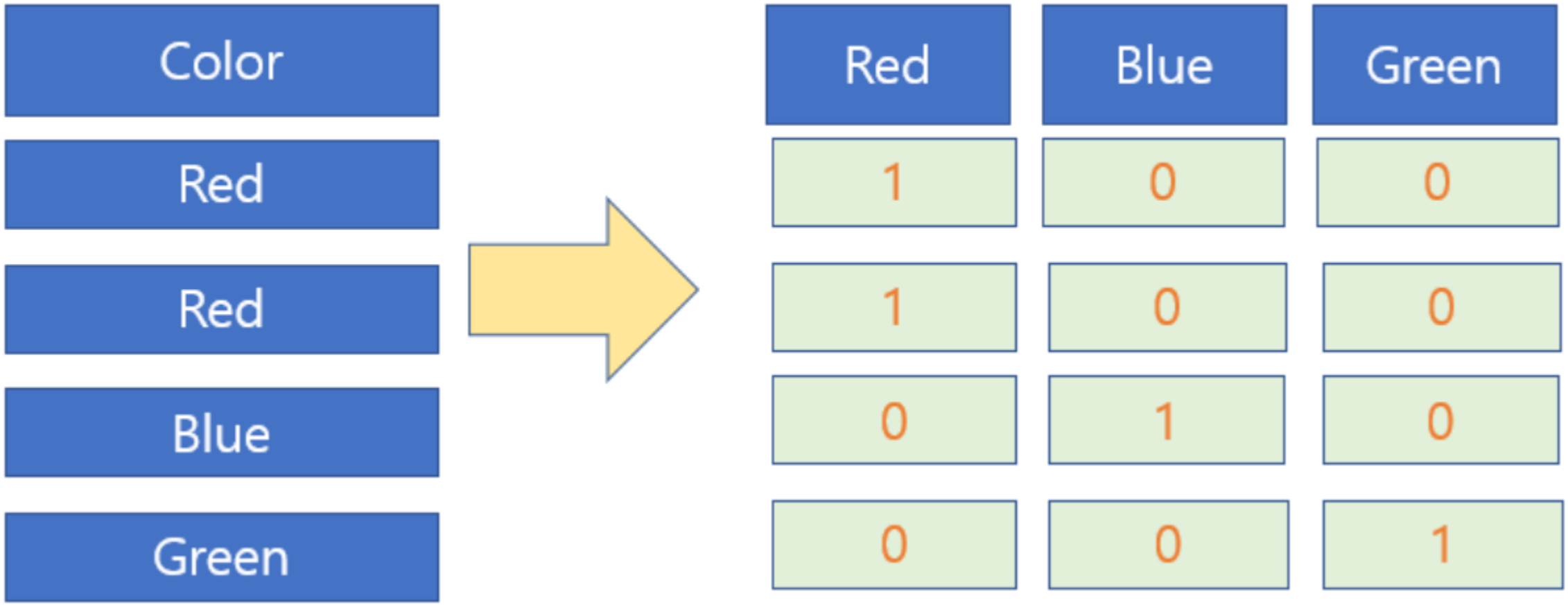
(나) 각각의 정수 값은 해당되는 위치에 1로 표시. 나머지는 0으로 표시

02 원 핫 인코딩(가변수)

- Label Encoding 이 범주형 구분을 숫자로 변경
- 범주형 변수를 표현하는데 가장 널리 쓰이는 방법
- 가변수는 범주형 변수를 0 또는 1 값을 가진 하나 이상의 새로운 특성으로 바꾼 것.
- 통계학에서 사용하는 더미 코딩(dummy coding)과 비슷하지만 완전히 같지 않음.

02 원 핫 인코딩(가변수)

▶ 범주형 데이터를 이진 벡터(0,1)로 표현



03 구간 분할(bining)

- 연속형 데이터에 가장 강력한 선형 모델을 만드는 방법 중 하나.

- 한 특성을 여러 특성으로 나누는 구간 분할(bining)

04 원본 특성에 다항식을 추가하기

- preprocessing 모듈의 PolynomialFeatures을 이용 가능.

05 비선형 변환

- log, exp, sin 같은 수학함수를 이용하여 특성 변환.

- log, exp 함수는 데이터의 스케일을 변경해 선형 모델과 신경망의 성능의 향상 시킴.

