

실습 2

Logistic Regression를 사용한
별점 테러 방지

[Lecture] Dr. HeeSuk Kim

2

AI, 별점 테러 방지 부탁해!

Logistic Regression를 사용하여
상품 평점을 분류해 보자.

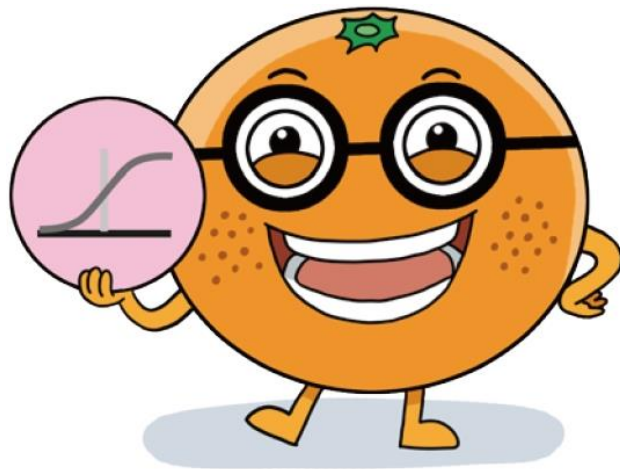
데이터 종류:

정형 데이터



사용하는 모델:

Logistic Regression



1 해결해야 할 문제는 무엇일까?

문제 상황

요즘 뉴스 기사 또는 온라인 커뮤니티에 '별점 테러'에 관한 글을 쉽게 찾아볼 수 있다. 자영업자들이 이구동성으로 별점 테러에 심리적 불안감을 공유하는 글들이 대부분이다. 음식이나 제품에 문제가 있거나 판매자측 실수가 있었다면 받아들이고 개선하겠지만, 허위 또는 악성 리뷰에 관해서는 해결 방법을 찾기가 어렵다. 2020년 기준, 사용자가 2,000만 명을 넘은 C 사의 경우, 맛 만족도, 싱싱함, 당도 등의 세부 평점이 좋은 반면 총 평점이 좋지 않은 사례가 많았다.

총 평점을 나쁘게 주는 '별점 테러'를
방지하는 인공지능 모델을 만들어 보자.



2 데이터를 준비하자!

1 외부 데이터 다운로드

데이터 다운로드 링크

훈련 데이터: <https://bit.ly/39CtMVO>

테스트 데이터: <https://bit.ly/3AOpl6f>

| | A | B | C | D | E |
|-----|-------|-------------|-------|-----------|------|
| 1 | scope | Taste satis | Fresh | Sugar con | Sour |
| 2 | 1 | 3 | 3 | 2 | 3 |
| 3 | 1 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 4 | 1 | 2 | 3 | 3 | 3 |
| 5 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 6 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 7 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 8 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 9 | 1 | 3 | 3 | 2 | 3 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 306 | 5 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 307 | 5 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 308 | 5 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 309 | 5 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 310 | 5 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 311 | 5 | 1 | 1 | 1 | 2 |

실제 C사 감귤
판매 **훈련 데이터**
310개 수집한 자료

테스트 데이터
15개 별도 수집

| | A | B | C | D | E |
|----|-------|-------------|-------|-----------|------|
| 1 | scope | Taste satis | Fresh | Sugar con | Sour |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 |
| 3 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 |
| 4 | 1 | 1 | 3 | 1 | 1 |
| 5 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 6 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| 7 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 8 | 3 | 2 | 2 | 2 | 2 |
| 9 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 10 | 3 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 11 | 4 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 12 | 4 | 2 | 3 | 3 | 2 |
| 13 | 4 | 3 | 2 | 2 | 3 |
| 14 | 5 | 2 | 2 | 2 | 3 |
| 15 | 5 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 16 | 5 | 2 | 1 | 2 | 2 |

그림 2-1 훈련 데이터(감귤평점훈련.xlsx)

그림 2-2 테스트 데이터(감귤평점테스트.xlsx)

2 데이터 불러오기

Data 카테고리 - [File] 위젯을 가져와서 더블 클릭한 후
훈련 데이터(감귤평점훈련.xlsx) 파일 열기

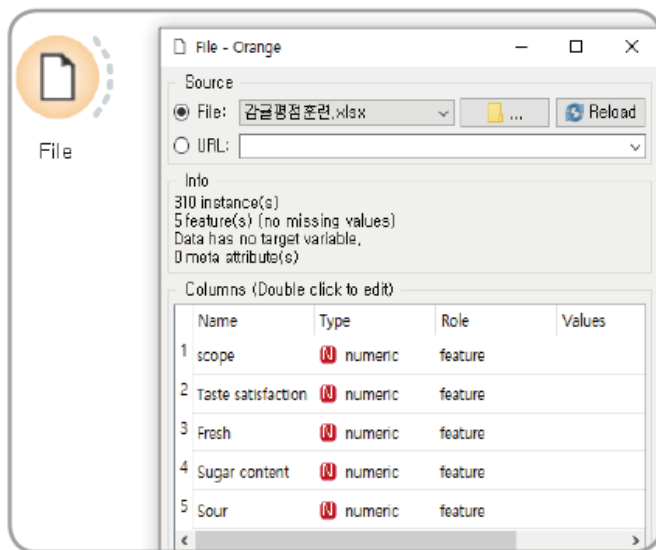
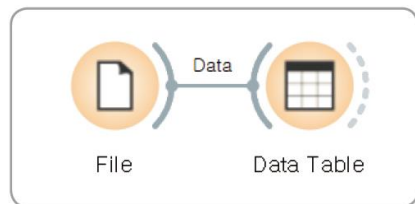


그림 2-3 [Data Table] 위젯으로 본 감귤 평점 데이터

Data 카테고리에서 [Data Table] 위젯을 가져와서 [File] 위젯과 연결한 후 더블 클릭



Data Table

Info

310 instances (no missing data)
5 features
No target variable,
No meta attributes

Variables

☒ Show variable labels (if present)
☐ Visualize numeric values
☒ Color by instance classes

Selection

☒ Select full rows

Restore Original Order

☒ Send Automatically

310 310 | 310

속성명

| | scope | Taste satisfaction | Fresh | Sugar content | Sour |
|----|-------|--------------------|-------|---------------|------|
| 1 | 1 | 3 | 3 | 2 | 3 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 3 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 4 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 5 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 6 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 7 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 8 | 1 | 3 | 3 | 2 | 3 |
| 9 | 1 | 3 | 3 | 3 | 2 |
| 10 | 1 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 11 | 1 | 3 | 3 | 2 | 3 |
| 12 | 1 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 13 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 14 | 1 | 2 | 3 | 3 | 3 |
| 15 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 16 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 17 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 18 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 19 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 20 | 1 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| 21 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 |
| 22 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 |
| 23 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 |
| 24 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 |
| 25 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 |

각각 5개의 속성으로 구성된
310개의 감귤 평점 데이터 정보

그림 2-3

[Data Table] 위젯으로 본 감귤 평점 데이터

3 데이터 속성 정보 확인하기

맛 만족도, 싱싱함, 당도, 새콤함은
점수가 낮을수록 좋은 상품

| 종합 평점(scope) | 맛 만족도(Taste satisfaction), 싱싱함(Fresh), 당도(Sugar content), 새콤함(Sour) | | |
|--------------|---|---------|--------------|
| 1~5 | 1. 예상보다 괜찮아요 | 2. 괜찮아요 | 3. 예상보다 별로예요 |

◆ 감귤 평점 데이터: 310개 감귤 평점 데이터의 5개 속성 정보

| 속성명 | 속성 정보 |
|--------------------|--|
| scope | 종합 평점 (1~5: 점수가 높을수록 좋은 상품) |
| Taste satisfaction | 맛 만족도 (1: 예상보다 맛있어요, 2: 괜찮아요, 3: 예상보다 맛이 없어요) |
| Fresh | 싱싱함 (1: 예상보다 싱싱해요, 2: 보통이에요, 3: 예상보다 싱싱하지 않아요) |
| Sugar content | 당도 (1: 아주 달콤해요, 2: 적당히 달아요, 3: 달지 않아요) |
| Sour | 새콤함 (1: 많이 새콤해요, 2: 적당히 새콤해요, 3: 새콤하지 않아요) |

4 데이터 전처리하기

① 데이터 역할(Role) 변경하기

- [File] 위젯을 더블 클릭한 후 scope 속성만 target으로 설정하고, 나머지 속성은 feature로 설정

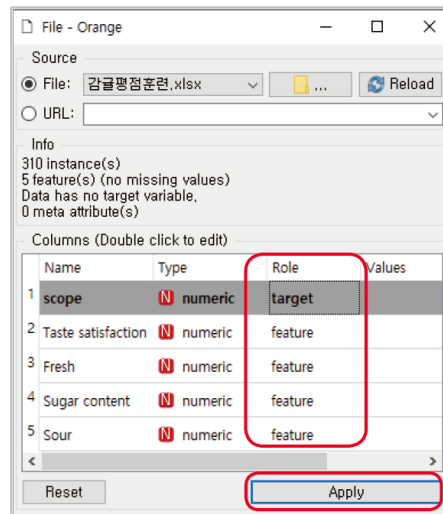
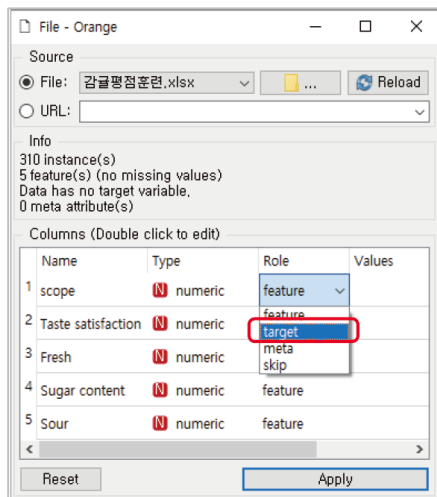


그림 2-4 [File] 위젯 창에서 데이터 역할 설정

② 데이터 형식(Type) 변경하기

- 각 데이터 형식(Type) 모두 categorical(**C**)로 설정

numeric로 설정하면 소수점까지 포함하여 1.3, 2.87 등으로 예측되기 되므로, **categorical**로 설정하여 1,2,3,4,5로 예측하게 한다.

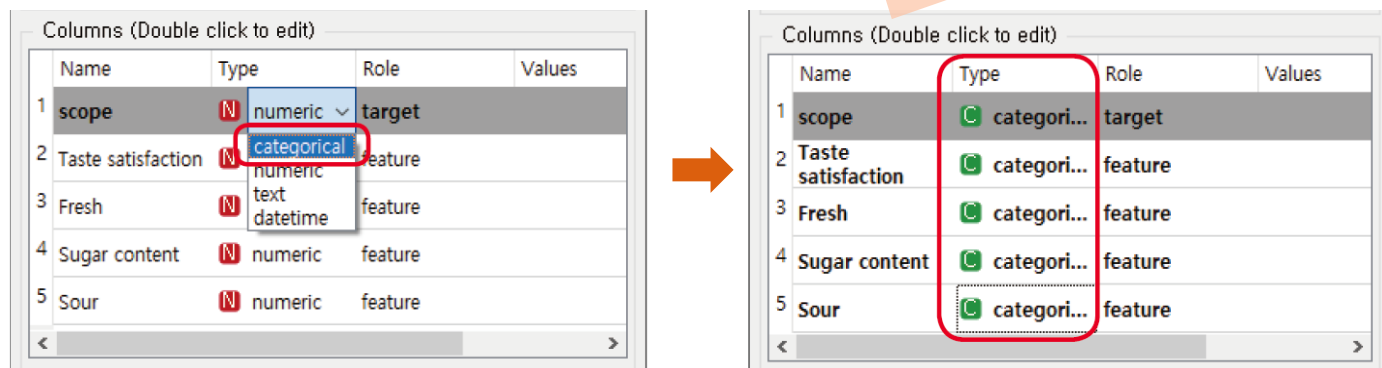
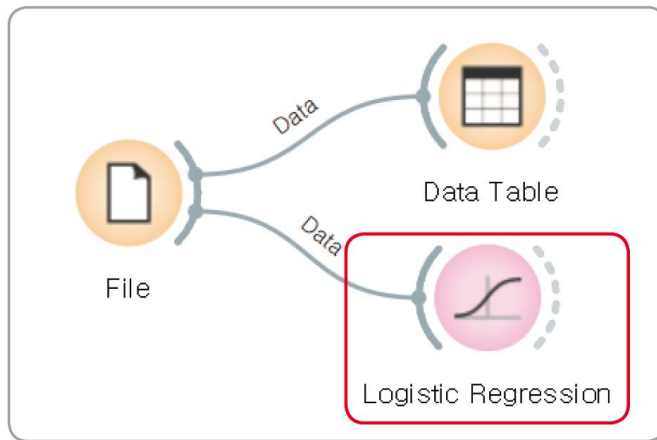


그림 2-5 [File] 위젯 창에서 데이터 형식 설정

3 어떤 모델을 선택하고 학습시킬까?

1 학습 모델 선택하기

- Model 카테고리의 [Logistic Regression] 위젯을 [File] 위젯과 연결



사용 데이터:
훈련 데이터(감귤평점훈련.xlsx)

그림 2-6 로지스틱 회귀 모델 연결

2 학습시키기

- [Logistic Regression] 위젯을 더블 클릭
- 설정 변경에 따라 인공지능 모델 성능이 다름
- 데이터 특성에 맞게 설정 필요

과적합 방지를 위한 정규화

- **Ridge**: 분류를 위한 식의 가중치 제곱의 합 (L2)
- **Lasso**: 분류를 위한 식의 가중치 절댓값의 합 (L1)
- **Weak**와 **Strong**: 데이터를 분류할 때의 강도

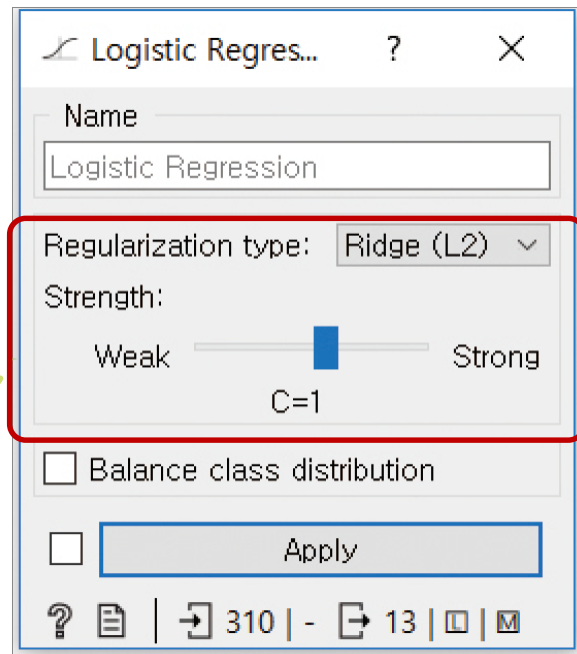


그림 2-7 [Logistic Regression] 위젯 창

AI랑 친해지기

로지스틱 회귀

- 분류 모델로, 스팸 메일 필터, 텍스트 분류, 감정 분석, 추천 시스템 등에 광범위하게 활용

- 선형 회귀와 유사한 점: 연속적인 값을 예측하는 선형 회귀와 동일한 선형 방정식으로 학습

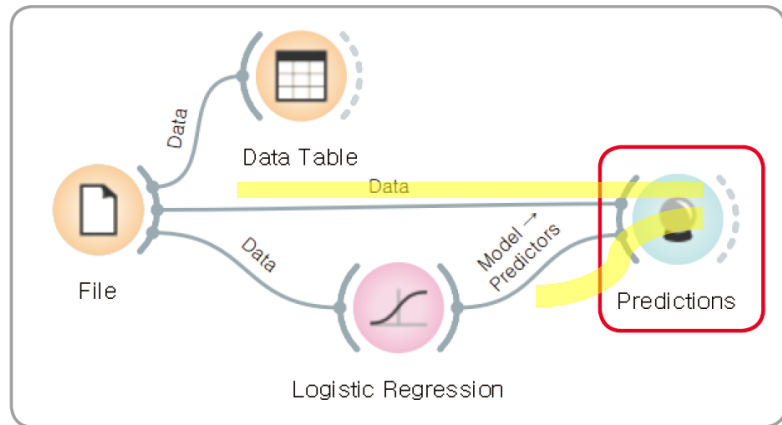
- 선형 회귀와 다른 점: 방정식을 통해 나온 일정한 값(연속적이지 않은 값)을 기준으로 분류

4 모델의 성능을 확인해 보자!

1 학습 결과 확인하기

① [Predictions]위젯 연결하기

- Evaluate 카테고리의 [Predictions]위젯을 [File]위젯과 [Logistic Regression]위젯에 각각 연결



② 로지스틱 회귀 모델 평가하기

- [Predictions]위젯 더블 클릭

Predictions - Orange

Show probabilities for: **Classes in data** Restore Original Order

| | Logistic Regression | scope | taste satisfaction | Fresh | Sugar content | Sour |
|----|-------------------------------|-------|--------------------|-------|---------------|------|
| 1 | 0.39 : 0.36 : 0.25 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | |
| 2 | 0.34 : 0.37 : 0.29 : 0.00 → 2 | 1 | 2 | 3 | 3 | |
| 3 | 0.45 : 0.14 : 0.41 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 4 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 5 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 6 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 7 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 8 | 0.39 : 0.36 : 0.25 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | |
| 9 | 0.38 : 0.24 : 0.37 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 2 | |
| 10 | 0.34 : 0.37 : 0.29 : 0.00 → 2 | 1 | 2 | 3 | 3 | |
| 11 | 0.39 : 0.36 : 0.25 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | |
| 12 | 0.34 : 0.37 : 0.29 : 0.00 → 2 | 1 | 2 | 3 | 3 | |
| 13 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 14 | 0.45 : 0.14 : 0.41 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 15 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 16 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 17 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 18 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 19 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |
| 20 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 → 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | |

☒ Show performance scores Target class: (Average over classes)

| Model | AUC | CA | F1 | Precision | Recall |
|---------------------|-------|-------|-------|-----------|--------|
| Logistic Regression | 0.952 | 0.819 | 0.811 | 0.825 | 0.819 |

310 | 310 | 1x310

로지스틱 회귀(Logistic Regression)의 분류가 종합 평점(scope)과 유사


스크롤을 내려 scope와 로지스틱 회귀(Logistic Regression) 분류 결과를 확인해 본다.

모델 성능 지표 AUC가 0.952로 매우 높은 정확도를 보여줌(AUC: 0~1).

그림 2-8 로지스틱 회귀 모델 평가

2 성능 결과 확인하기

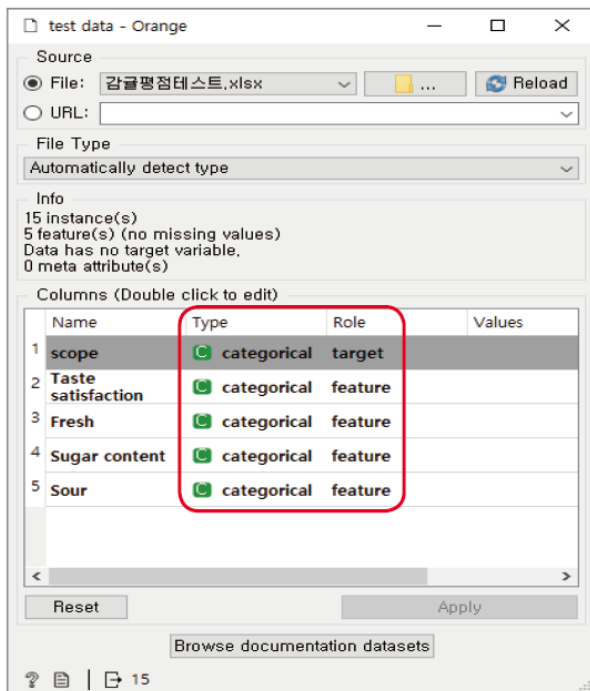
예시 자료를 참고하여 실제 별점 테러를 당한 몇 개의 평점들을 조사한 테스트 데이터인 감귤평점테스트.xlsx로 별점 테러를 방지해 보자.

| | |
|---|--|
| <p>스라임</p> <p>★★★★★ 2021.04.19</p> <p>올레길감귤 당도선별 진지향, 1kg, 1팩</p>  <p>작아요</p> <p>금귤인줄 알았네요 맛은 좋은데 크기가 너무 작아 까먹기 귀찮아요 ㅠ</p> <p>맛 만족도 예상보다 맛있어요</p> <p>싱싱함 예상보다 싱싱해요</p> <p>당도 아주 달콤해요</p> <p>새콤함 많이 새콤해요</p> <p>구매 도움이 되었나요? <input type="button" value="도움이 돼요"/> <input type="button" value="도움 안 돼요"/></p> | <p>★★★★★ 2021.03.28</p> <p>올레길감귤 당도선별 진지향, 1kg, 1팩</p> <p>껍질 까다 성질버립니다.</p> <p>껍질이 진짜 다 조각조각납니다. 툰다 성질나고요.</p> <p>안에 귤껍질이 너무 얇아서 껍질 까면 바로 속알맹이가 까공하고 나와요. 이런 껍질은 정말 싫어요.</p> <p>맛 만족도 괜찮아요</p> <p>싱싱함 예상보다 싱싱해요</p> <p>당도 아주 달콤해요</p> <p>새콤함 많이 새콤해요</p> <p>상품평이 도움 되었나요? <input type="button" value="도움이 돼요"/> <input type="button" value="도움 안 돼요"/></p> |
|---|--|

실제 맛 만족도, 싱싱함, 당도, 새콤함 정도는 우수하지만, 껍질을 까기 귀찮다는 이유만으로 종합 평점이 낮은 사례

그림 2-9 실제 C사 감귤 평점 테러 사례 예시

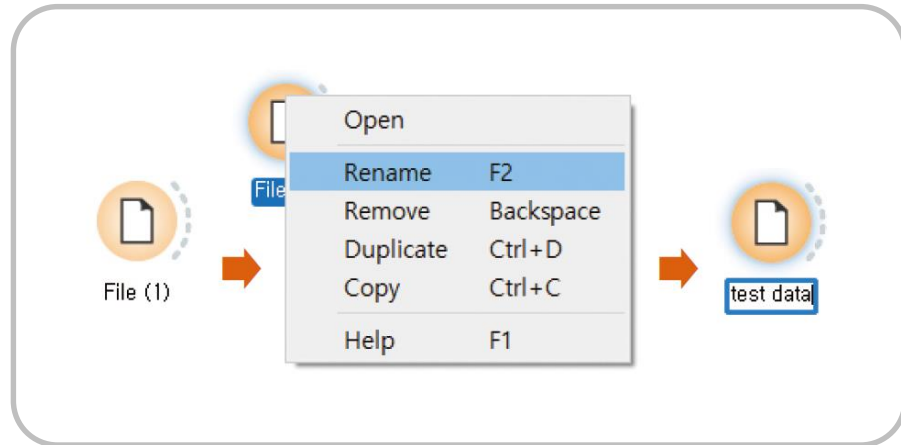
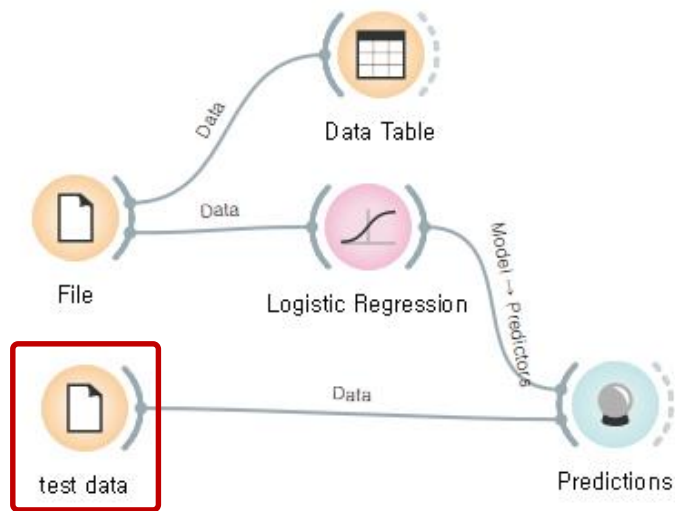
① 테스트 데이터 불러오기



- Data 카테고리 - [File] 위젯을 가져와서 더블 클릭 후 테스트 데이터인 **감귤평점테스트.xlsx** 파일 열기
- [File(1)] 위젯으로 테스트 데이터를 불러와 데이터의 형식(Type)과 역할(Role)을 왼쪽 그림과 같이 변경

그림 2-10 테스트 데이터 적용

잠깐 test data 파일은 어떻게 만들었을까(이름 변경)?



불러온 [File(1)] 위젯에서 마우스 오른쪽 버튼을 눌러 나오는 메뉴에서 [Rename]을 클릭하여 이름을 'test data'로 변경한 후 위와 같이 사용할 위젯을 연결한다.

그림 2-10 테스트 데이터 적용 후 이름 변경

② 결과 확인하기

오차: 실제 값을 y 라고 하고 예측 모델에 x 값을 넣어 나온 예측 값을 $H(x)$ 라고 할 때 그 차이

오차 처리: 오차는 부호를 갖고 있으므로 처리 후 모델 평가

Predictions - Orange

Show probabilities for: **Classes in data** Restore Original Order

| | Logistic Regression | scope | Taste satisfaction | Fresh | Sugar content | Sour |
|----|--------------------------------------|-------|--------------------|-------|---------------|------|
| 1 | 0.00 : 0.01 : 0.25 : 0.73 : 0.01 → 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 2 | 0.02 : 0.11 : 0.70 : 0.17 : 0.01 → 3 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 3 | 0.10 : 0.22 : 0.05 : 0.03 : 0.60 → 5 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 4 | 0.00 : 0.00 : 0.00 : 0.05 : 0.94 → 5 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 5 | 0.00 : 0.00 : 0.02 : 0.14 : 0.84 → 5 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 6 | 0.00 : 0.22 : 0.07 : 0.19 : 0.51 → 5 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 |
| 7 | 0.00 : 0.01 : 0.25 : 0.73 : 0.01 → 4 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 8 | 0.00 : 0.22 : 0.07 : 0.19 : 0.51 → 5 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 9 | 0.00 : 0.00 : 0.00 : 0.05 : 0.94 → 5 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 10 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 : 0.00 → 1 | 4 | 2 | 3 | 3 | 3 |
| 11 | 0.10 : 0.09 : 0.78 : 0.03 : 0.00 → 3 | 4 | 2 | 3 | 3 | 3 |
| 12 | 0.09 : 0.41 : 0.46 : 0.03 : 0.01 → 3 | 4 | 3 | 2 | 2 | 3 |
| 13 | 0.02 : 0.11 : 0.70 : 0.17 : 0.01 → 3 | 5 | 2 | 2 | 2 | 3 |
| 14 | 0.01 : 0.02 : 0.04 : 0.03 : 0.89 → 5 | 5 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| 15 | 0.00 : 0.02 : 0.19 : 0.66 : 0.14 → 4 | 5 | 2 | 1 | 2 | 2 |

1번 사례는 맛 만족도, 싱싱함, 당도, 새콤함이 모두 괜찮았는데
Logistic Regression 모델로 적용해 보니
평점 4

6번 사례는 맛 만족도 보통, 나머진 아주 괜찮았지만,
실제 껍질 까기 귀찮아서 별점 2주어 **Logistic Regression 모델**에서
평점 5

10번 사례는 전체적으로 상품이 불만족스럽지만,
낮은 별점을 주기 곤란하여 별점 4를 주어 **Logistic Regression 모델**에서
평점 1

그림 2-11 테스트 데이터 적용 결과



Orange3 장점

Q Orange3 평가 시 나타나는 색은 무슨 의미인가요?

A

| | |
|----|--------------------------------------|
| 1 | 0.00 : 0.01 : 0.25 : 0.73 : 0.01 → 4 |
| 2 | 0.02 : 0.11 : 0.70 : 0.17 : 0.01 → 3 |
| 3 | 0.10 : 0.22 : 0.05 : 0.03 : 0.60 → 5 |
| 4 | 0.00 : 0.00 : 0.00 : 0.05 : 0.94 → 5 |
| 5 | 0.00 : 0.00 : 0.02 : 0.14 : 0.84 → 5 |
| 6 | 0.00 : 0.22 : 0.07 : 0.19 : 0.51 → 5 |
| 7 | 0.00 : 0.01 : 0.25 : 0.73 : 0.01 → 4 |
| 8 | 0.00 : 0.22 : 0.07 : 0.19 : 0.51 → 5 |
| 9 | 0.00 : 0.00 : 0.00 : 0.05 : 0.94 → 5 |
| 10 | 0.75 : 0.17 : 0.08 : 0.00 : 0.00 → 1 |
| 11 | 0.10 : 0.09 : 0.78 : 0.03 : 0.00 → 3 |
| 12 | 0.09 : 0.41 : 0.46 : 0.03 : 0.01 → 3 |
| 13 | 0.02 : 0.11 : 0.70 : 0.17 : 0.01 → 3 |
| 14 | 0.01 : 0.02 : 0.04 : 0.03 : 0.89 → 5 |
| 15 | 0.00 : 0.02 : 0.19 : 0.66 : 0.14 → 4 |

왼쪽 그림에서 로지스틱 회귀(Logistic Regression) 모델로 분류 결과를 나타낼 때 값들 밑에 색 막대가 나타나는데 이것은 각각의 예측 정도를 나타냅니다.

예를 들어, 빨간색 막대가 가장 길면 이 빨간색이 예측 결과에 해당합니다. 또한 다른 각각의 값을 얼마만큼의 확률로 예측하는지도 알 수 있습니다. 이 밖에도 Orange3에서는 산점도의 점, 지역 등을 여러 가지 색으로 표현하여 보기 쉽게 해 줍니다.



전문가
되기



분류 모델 평가 지표

분류 모델 학습에서 예측(Predictions) 위젯이나 성능 평가(Test&Score) 위젯을 실행하면 아래와 같은 평가 지표가 나타난다. 이 값의 의미는?

| Model | AUC | CA | F1 | Precision | Recall |
|---------------------|-------|-------|-------|-----------|--------|
| Logistic Regression | 0.992 | 0.960 | 0.960 | 0.960 | 0.960 |

그림 2-12 평가 지표

평가 지표를 이해하기 위해서는 기계학습 분류 모델의 모델 성능을 평가하는 지표인 혼동 행렬(Confusion Matrix)을 이해해야 한다.

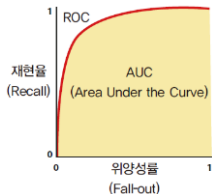
혼동 행렬(Confusion Matrix)

| | | 예측값 | |
|-----|-------|----------|----------|
| | | Positive | Negative |
| 실제값 | True | TP | FN |
| | False | FP | TN |

Positive: 1로 예측, Negative: 0으로 예측

- **TP(True Positive):** 실제 값이 True(참)인 것을 Positive(참)라고 예측한 것
- **TN(True Negative):** 실제 값이 False(거짓)인 것을 Negative(거짓)라고 예측한 것
- **FP(False Positive):** 실제 값이 False(거짓)인 것을 Positive(참)라고 예측한 것
- **FN(False Negative):** 실제 값이 True(참)인 것을 Negative(거짓)라고 예측한 것

그림 2-13 혼동 행렬의 의미

| 지표 | 의미 | 그래프 또는 식 |
|-----------------|--|---|
| AUC | 재현율(Recall, 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 분류한 것)과 위양성률(Fall-out, 실제 False인 것 중에서 모델이 True라고 분류한 것)의 비율 관계를 나타낸 ROC 그래프의 아래쪽 면적 |  |
| 분류 정확도 (CA) | 모델이 입력된 데이터에 대해 얼마나 정확하게 분류하는지를 나타내는 값 | $\text{정확도} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$ |
| 정밀도 (Precision) | 모델이 True라고 분류한 것 중에서 실제 True인 것의 비율 | $\text{정밀도} = \frac{TP}{TP + FP}$ |
| 재현율 (Recall) | 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 분류한 것의 비율 | $\text{재현율} = \frac{TP}{TP + FN}$ |
| F1 | 정밀도와 재현율, 두 값의 조화 평균으로 하나의 수치로 나타낸 지표 | |

평가 지표 중 **CA(Classification Accuracy)**는 가장 일반적인 성능 평가 지표로, '맞게 분한 경우의 수'를 '전체 경우의 수'로 나눈 정확도이다. **1에 가까울수록 정확도가 높다.**

정리하기

앞서 만든 C사 별점 테러 방지 분류 모델의 결과를 살펴보았을 때 **맛 만족도, 싱싱함, 당도, 새콤함 중 만족도만 보통이고 나머지는 아주 괜찮았지만, 실제 껍질을 까기 귀찮아서 평점 2**를 주었던 사례가 **분류 모델을 적용하여 평점 5**로 나온 것을 볼 수 있었다.

이처럼 우리는 실생활에서 데이터를 직접 수집한 후 인공지능 분류 모델을 적용하여 사회 문제를 해결할 수 있음을 경험하였다.

A large green circle with a thick border is centered on a background of repeating green chevron patterns. Inside the circle, the text "Q & A" is written in a bold, dark grey sans-serif font.

Q & A