

2장. 이진 판단 : 천체의 펄서 여부 판정 신경망

1. 개요

이진 판단 방법을 이용한 천체의 펄서 여부 판정 신경망 실험에서는 균형 잡힌 데이터, 즉 변형이 있는 데이터 사용의 필요성을 4가지 지표를 이용해 확인해보는 작업을 진행하였다. 이 실험에서 사용되는 비펄서와 펄서 데이터는 약 10:1의 비율로 치우쳐진 데이터이다. 따라서 신경망의 학습이 거의 이루어지지 않아도 무조건 펄서가 아니라고 하는 방법을 쓴다면, 쉽게 높은 정확도를 나타낼 수 있는 문제가 있다. 따라서 펄서 데이터 중복 사용, 잡음 추가 등의 방법으로 데이터의 균형을 맞추어 사용한다. 이 실험에서는 착시 없는 평가를 위해 정확도, 정밀도, 재현율, f1의 지표를 통해 데이터 균형의 영향을 알아보고자 한다.

2. 학습결과

우선 기존의 데이터, 즉 균형 잡히지 않은 데이터의 경우 회귀 분석 방법과 비교해 정확도를 살펴보고 나서 펄서 데이터 중복 사용의 방법으로 균형을 맞춘 데이터의 결과를 살펴보고자 한다.

2.1 pulsar와 abalone 데이터 적용 시 정확도 분석 (pulsar.ipynb)

(1) 모델 1

구분	내용
조건	- 에포크 횟수(epoch_count) : 10 - 미니배치 크기(mb_size) : 10
데이터 정확도	pulsar_exec : 97.6% , abalone_exec : 100.0%

결과 화면	<pre>pulsar_exec() Epoch 1: loss=0.154, accuracy=0.959/0.972 Epoch 2: loss=0.131, accuracy=0.966/0.972 Epoch 3: loss=0.136, accuracy=0.967/0.970 Epoch 4: loss=0.133, accuracy=0.968/0.970 Epoch 5: loss=0.121, accuracy=0.968/0.969 Epoch 6: loss=0.145, accuracy=0.968/0.974 Epoch 7: loss=0.122, accuracy=0.970/0.975 Epoch 8: loss=0.127, accuracy=0.970/0.976 Epoch 9: loss=0.125, accuracy=0.970/0.976 Epoch 10: loss=0.134, accuracy=0.968/0.976 Final Test: final accuracy = 0.976 abalone_exec() Epoch 1: loss=-40.173, accuracy=1.000/1.000 Epoch 2: loss=-119.967, accuracy=1.000/1.000 Epoch 3: loss=-199.559, accuracy=1.000/1.000 Epoch 4: loss=-279.150, accuracy=1.000/1.000 Epoch 5: loss=-358.740, accuracy=1.000/1.000 Epoch 6: loss=-438.331, accuracy=1.000/1.000 Epoch 7: loss=-517.923, accuracy=1.000/1.000 Epoch 8: loss=-597.514, accuracy=1.000/1.000 Epoch 9: loss=-677.104, accuracy=1.000/1.000 Epoch 10: loss=-756.694, accuracy=1.000/1.000 Final Test: final accuracy = 1.000</pre>
-------	---

(2) 모델 2

구분	내용
조건	<ul style="list-style-type: none"> - 에포크 횟수(epoch_count) : 100 - 미니배치 크기(mb_size) : 10
데이터 정확도	pulsar_exec : 97.7% , abalone_exec : 100.0%

결과 화면	<pre> pulsar_exec() Epoch 10: loss=0.134, accuracy=0.968/0.976 Epoch 20: loss=0.123, accuracy=0.971/0.969 Epoch 30: loss=0.126, accuracy=0.969/0.974 Epoch 40: loss=0.128, accuracy=0.970/0.975 Epoch 50: loss=0.123, accuracy=0.969/0.975 Epoch 60: loss=0.130, accuracy=0.970/0.974 Epoch 70: loss=0.127, accuracy=0.969/0.971 Epoch 80: loss=0.133, accuracy=0.971/0.975 Epoch 90: loss=0.124, accuracy=0.970/0.975 Epoch 100: loss=0.116, accuracy=0.971/0.977 Final Test: final accuracy = 0.977 abalone_exec() Epoch 10: loss=-753.259, accuracy=1.000/1.000 Epoch 20: loss=-1545.559, accuracy=1.000/1.000 Epoch 30: loss=-2337.859, accuracy=1.000/1.000 Epoch 40: loss=-3130.161, accuracy=1.000/1.000 Epoch 50: loss=-3922.461, accuracy=1.000/1.000 Epoch 60: loss=-4714.762, accuracy=1.000/1.000 Epoch 70: loss=-5507.063, accuracy=1.000/1.000 Epoch 80: loss=-6299.362, accuracy=1.000/1.000 Epoch 90: loss=-7091.663, accuracy=1.000/1.000 Epoch 100: loss=-7883.964, accuracy=1.000/1.000 Final Test: final accuracy = 1.000 </pre>
-------	---

2.2 균형 잡힌 데이터와 아닌 데이터 비교 (pulsar_ext.ipynb)

순서대로 정확도, 정밀도, 재현율, F1값(정밀도와 재현율의 조화 평균)을 나타내었다.

(1) 모델 3 (균형 잡히지 않은 데이터의 경우)

구분	내용
조건	<ul style="list-style-type: none"> - 에포크 횟수(epoch_count) : 10 - 미니배치 크기(mb_size) : 10 - adjust_ratio : false
데이터 결과	정확도: 96.7%, 정밀도: 97.6%, 재현율: 64.9%, F1값: 78.0%

결과 화면	<pre>pulsar_exec() Epoch 1: loss=0.139, result=0.965,0.975,0.624,0.761 Epoch 2: loss=0.128, result=0.971,0.969,0.696,0.810 Epoch 3: loss=0.130, result=0.973,0.951,0.734,0.828 Epoch 4: loss=0.131, result=0.973,0.917,0.762,0.832 Epoch 5: loss=0.130, result=0.975,0.953,0.755,0.843 Epoch 6: loss=0.127, result=0.974,0.893,0.809,0.849 Epoch 7: loss=0.130, result=0.972,0.950,0.718,0.818 Epoch 8: loss=0.119, result=0.974,0.960,0.743,0.837 Epoch 9: loss=0.116, result=0.974,0.971,0.727,0.832 Epoch 10: loss=0.120, result=0.967,0.976,0.649,0.780 Final Test: final result = 0.967,0.976,0.649,0.780</pre>
-------	--

(2) 모델 4 (균형 잡힌 데이터 - 펄서 데이터의 비율을 늘린 경우)

구분	내용
조건	<ul style="list-style-type: none"> - 에포크 횟수(epoch_count) : 10 - 미니배치 크기(mb_size) : 10 - adjust_ratio : true
데이터 결과	정확도: 91.5%, 정밀도: 90.9%, 재현율: 91.9%, F1값: 91.4%
결과 화면	<pre>pulsar_exec(adjust_ratio= True) Epoch 1: loss=0.405, result=0.923,0.939,0.902,0.920 Epoch 2: loss=0.376, result=0.918,0.983,0.848,0.910 Epoch 3: loss=0.377, result=0.904,0.879,0.934,0.906 Epoch 4: loss=0.364, result=0.915,0.987,0.839,0.907 Epoch 5: loss=0.378, result=0.925,0.941,0.905,0.923 Epoch 6: loss=0.367, result=0.923,0.982,0.859,0.916 Epoch 7: loss=0.369, result=0.917,0.986,0.844,0.909 Epoch 8: loss=0.363, result=0.927,0.940,0.910,0.925 Epoch 9: loss=0.349, result=0.926,0.981,0.867,0.920 Epoch 10: loss=0.378, result=0.915,0.909,0.919,0.914 Final Test: final result = 0.915,0.909,0.919,0.914</pre>

3.결론

2.1 (pulsar와 abalone데이터 적용 시 정확도 분석) 의 학습 결과를 살펴보면 다음 표와 같다.

에포크 횟수(= 미니배치 크기)		10	100
정확도	pulsar_exec	97.6%	97.7%
	abalone_exec	100%	100%

pulsar_exec의 경우 약 97%로 아주 높은 정확성을 보여주었다. 정확도가 높아서 좋은 평가 방법이라 생각할 수 있지만, 균형 잡히지 않은 데이터셋에서는 90% 이상의 정확도가 도달하기 쉬운 수치임에 주의해야 한다. 모든 문제에 펄서가 아니라고 답하게 되면 정확도가 아주 높아질 것이다. 즉, 정확도 결과에 착시가 포함될 수 있음에 주의해야 한다는 것이다. 또한, 에포크 횟수를 높여보았음에도 비슷한 수치의 정확도가 나오는 모습에서 착시가 포함되어있을 확률이 높음을 유추해 볼 수도 있다.

abalone_exec의 경우, 엉뚱한 loss값과 함께, 정확도가 100%에 달하는 모습을 보였다. 이는 pulsar.ipynb 파일에서 eval_accuracy(), forward_postproc(), backward_postproc()를 시그모이드 함수를 이용하여 이진 판단에 맞는 형태로 수정했기 때문이다. 회귀 분석의 성격에 맞지 않아 터무니 없는 정확도를 보였음을 유추해볼 수 있다.

위 결과에서 pulsar_exec의 결과 또한 너무 높은 정확도를 보여 온전한 성능 검사가 불가능하기에 정밀도, 재현율, F1 값의 확장된 척도를 사용해 이후 실험을 진행하였다.

$$cf) \text{ 정확도} = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN}, \text{ 정밀도} = \frac{TP}{TP + FP}, \text{ 재현율} = \frac{TP}{TP + FN},$$

$$F1 = \frac{2 * TP}{2 * TP + FP + FN}$$

2.2 (균형 잡힌 데이터와 아닌 데이터 비교 실험) 의 학습 결과를 살펴보면 다음 표와 같다.

데이터셋 변형	adjust_ratio	정확도	정밀도	재현율	f1값
X	false	96.7%	97.6%	64.9%	78.0%
O	true	91.5%	90.9%	91.9%	91.4%

cf) adjust_ratio가 false일 때는 데이터셋의 변형이 없다. (즉, 균형 잡히지 않은 데이터를 사용하였다.) 하지만, adjust_ratio가 true일 때는 펄서의 비율을 늘려, 별과 펄서의 양이 같도록 변경하였다.

이 결과에서 보면, 데이터셋 변형이 없을 때에 비해 변형이 있을 때 정확도 및 정밀도가 소폭 하락하는 모습을 볼 수 있다. 하지만 반대로, 재현율과 f1값은 크게 증가하는 것을 확인 할 수 있다.

2.1 실험의 결과에서도 보았듯이 균형 잡히지 않은 데이터셋에서는 높은 정확도에 쉽게 도달 가능하므로 (착시 현상이 있다.), 다른 지표의 결과 또한 좋은 모델이 성능이 더 뛰어나다라고 이야기 할 수 있을 것이다. 그런 관점에서 본다면, 별과 펄서 비율의 균형을 맞춘 모델이 재현율과 f1의 부분에서 큰 증가를 보여주었기에, 데이터셋의 변형이 없는 모델보다 성능이 개선되었다고 볼 수 있다.

위 실험을 통해 이진 판단을 이용한 신경망에서 데이터 비율 변경(데이터 중복 사용), 잡음 추가 등의 방법으로 데이터의 균형을 맞추어 사용하는 것이 균형 잡히지 않은 데이터를 사용할 때보다

여러 면에서 성능 개선의 결과를 가져올 수 있음을 확인할 수 있었다.