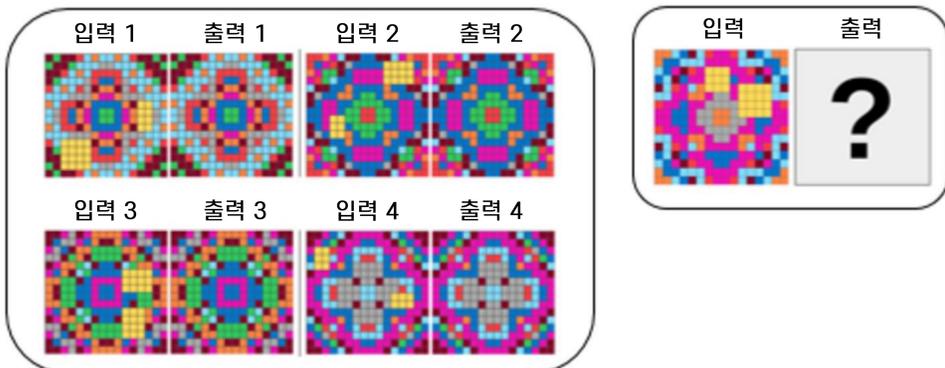


1. 서론

작업 예시

테스트



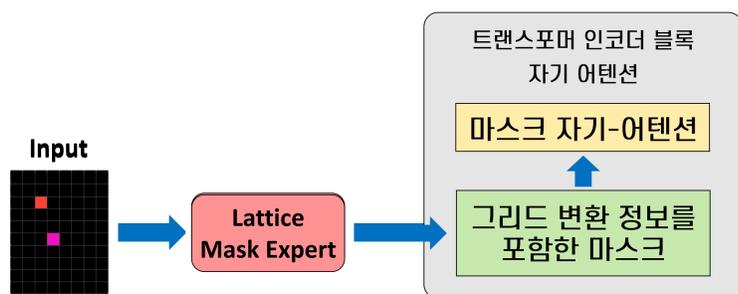
ARC 데이터셋은 Francois Chollet가 인공지능의 일반화 능력을 측정하기 위해 고안했다. 각 task 별로 입출력 사이에 특정한 규칙을 보여주는 예시 2~5개가 존재한다. Task 별로 예시가 적기 때문에, 충분한 학습 데이터가 필요한 모델은 ARC 데이터셋의 task들을 전부 해결할 수 없다.

기존 트랜스포머 모델은 ARC 데이터셋에 포함된 사전지식들을 학습하는 데 두 가지 주요한 약점이 있다.

- 추가적인 추론 편향을 제공받지 않는 한, 규칙을 학습하기 위해 많은 양의 학습 데이터가 필요함
- 특정 작업에 최적화되고 나면 다른 작업에 적용할 수 없음

2. LatFormer 구조

LatFormer는 기존 트랜스포머 모델의 단점을 해결하기 위해 학습 과정에서 '그리드 변환'에 대한 사전 지식을 귀납 편향으로 제공한다. '그리드 변환'을 설명하기 위해 정수 좌표 격자점 (1, 1), (3, 2), (2, 3), (5, 5)를 예로 들겠다. 이 네 격자점을 각각 x, y축으로 3씩 이동해도 격자점들은 정수 좌표에 존재한다. 이처럼 어떤 변환을 적용한 후에도 격자점들의 좌표가 정수가 되도록 하는 이동, 회전, 대칭이동의 집합을 '그리드 변환'이라고 한다.

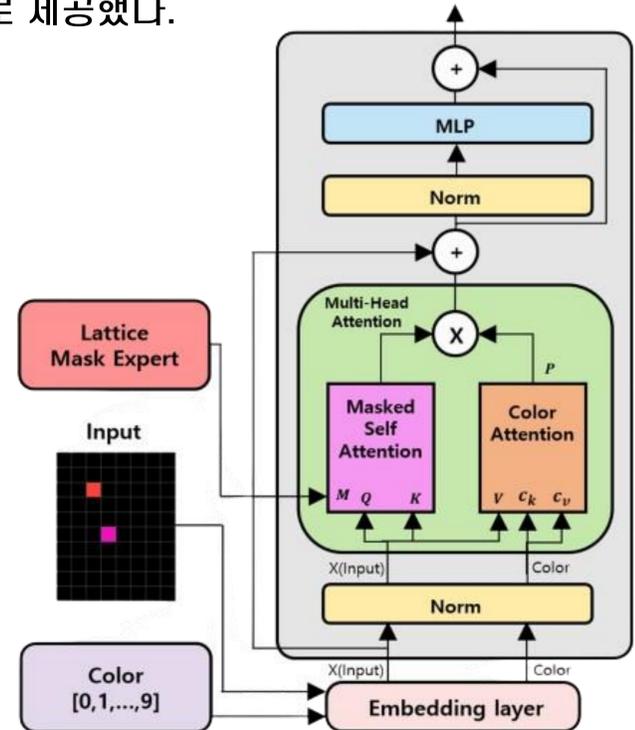


이런 편향은 그리드 변환 정보를 포함한 마스크로 마스크 자기 어텐션을 수행함으로써 제공된다. 이러한 마스크는 위 그림처럼 Lattice Mask Expert에서 입력 데이터를 전달 받아서 생성된다.

이후 모델의 구조는 기존 ViT 모델과 동일하다.

3. 색채 어텐션

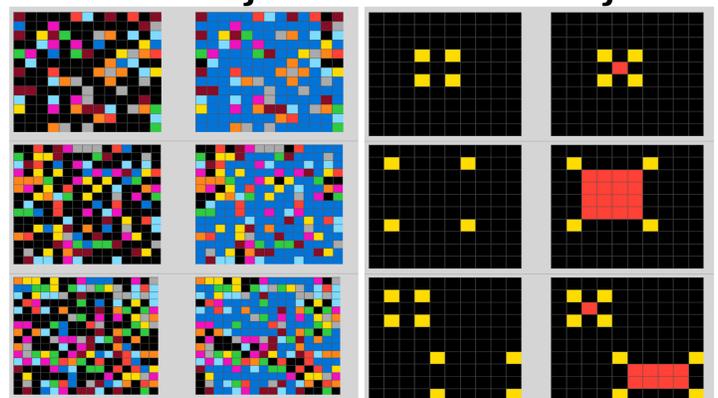
LatFormer에서 귀납 편향으로 제공한 '그리드 변환'에 대한 사전 지식만으로는 ARC 데이터셋의 문제를 전부 해결하지 못한다. 그러므로 본 연구에서는 색채 어텐션을 고안해서 ARC 데이터셋의 색채 정보에 대한 사전 지식을 귀납 편향으로 제공했다.



위 그림처럼 0부터 9까지 이루어진 1차원 색채(Color) 행렬을 입력 데이터와 함께 모델의 입력으로 넣어준다. 입력과 같은 임베딩을 거치면서 색채 행렬은 입력 데이터의 색채 정보를 포함한다. 마스크 자기-어텐션을 하기 전에 입력과 색채 행렬끼리 색채 어텐션을 함으로써 입력 그리드 픽셀의 색채에 대한 정보를 포함한 P라는 결과를 도출한다. 그 후, 마스크 자기 어텐션을 진행한다.

4. 실험 및 결론

9edfc990.json 0ca9ddb6.json



	LatFormer	LatFormer + 색채 어텐션
0ca9ddb6.json	100%	100%
9edfc990.json	88.56±5.63%	85.73±8.87%

본 연구는 LatFormer에 색채 정보라는 추가적인 귀납 편향을 주기 위한 연구이다. 그러나 실험으로 유의미한 학습 능력 차이가 났는지는 확인하기 어렵다. 추후에는 같은 사전 지식을 공유하는 문제들을 색인으로 묶어서 모델이 여러 사전 지식을 한 번에 학습하도록 할 것을 예상된다.