AutoAugment: Learning Augmentation Policies from Data

https://arxiv.org/abs/1805.09501v1

학과 : 데이터사이언스융합전공

이름 : 박민승 / 2019310065

Key insight: Create a search space of data augmentation policies

강화학습을 통해 어떠한 data augmentation 방법이 가장 좋을지에 대한 탐색이 이루어진다.

논문에는 총 16개의 operations들을 사용했다고 명시되어 있으며, 이들 중 랜덤하게 선택 (mini batch마다)하고 최적의 policy를 찾는다.

논문에서는 시간이 너무 오래 걸려 데이터의 일부(Cifar10 : 4000장, SVHN : 1000장, ImageNet : 6000장)만을 활용하여 강화학습을 진행하였다.

로컬 환경이 좋지 않아 강화학습을 진행하기에 문제가 있어, 3개의 데이터를 토대로 나온 policy들을 우리가 가진 화재 데이터에 적용하는 방식으로 코드를 진행하였다.

Github에 구현된 operations들은 총 14개(ops.py)이며, 미구현된 것은 2가지이다. The operations we searched over are ShearX/Y, TranslateX/Y,Rotate, AutoContrast, Invert, Equalize, Solarize, Posterize, Contrast, Color, Brightness, Sharpness,Cutout [25], Sample Pairing. → 총 16개의 operations임을 확인할 수 있다.

<Ops.py>

[미구현]: Cuttoff, SampleParing

1. **Cutoff**: we first apply the baseline augmentation providedby the existing baseline methods, then apply the AutoAugment policy, then apply Cutout. We did not optimize the Cutout region size.

14개의 operation 중 하나를 수행한 후 cutoff를 진행한다. Region size를 optimize하지않고 random하게 진행하였다고 한다. 논문에서는 무작위로 선정된 operation이 cutoff인 경우 다른 operation을 고른 후 cutoff를 진행하였다고 하는데, cutoff의 영향인지 또는 선정된 operation이 큰 영향을 미친것인지 파악할 수 없다. 이러한 점을 어떻게 고려하였는지는 명시되어 있지 않다.

2. SamplePairing: Linearly add the image with another image.

무작위로 선택된 이미지를 다른 이미지와 합치고 원래 label로 유지하였다고 하는데 여러 label이 겹친 경우, 어떻게 해결하였는지 명시되어 있지 않다.

[구현] : 14개의 operations

공통점

모두 PIL library를 통해 구현하였다.

논문에서 magnitude에 대해 10가지 값으로 진행

We discretize the range of magnitudes into 10 values (uniform spacing) 라고 명시 구현에서는 -1, 1 고르고 1~10을 곱하는 식으로 진행한다.

[PIL.Image] : Shear X/Y. Translate X/Y. Rotate 적용

Image.AFFINE(a,b,tx, c,d,ty)

: (a, b) 및 (c, d)는 각각 X 및 Y 축에서의 이미지의 크기 조절을 의미, tx,ty는 각 축으로 의 이동을 의미한다.

Image.BICUBIC

: Image interpolation 기법으로, 16개의 주변 픽셀을 활용하여 가중치를 계산한 후 새로운 픽셀에 도입한다.

```
class Rotate(object):
    # from https://stackoverflow.com/questions/
    # 5252170/specify-image-filling-color-when-rotating-in-python-with-pil-and-setting-expand
    def __call__(self, x, magnitude):
        rot = x.convert("RGBA").rotate(magnitude * random.choice([-1, 1]))
        return Image.composite(rot, Image.new("RGBA", rot.size, (128,) * 4), rot).convert(x.mode)
```

x.convert('RGBA')로 r,g,b,a(투명)으로 변경 후 rotate시킨다. 이후 투명한 rotate전 사이즈에 rotate시킨 이미지를 합성한다.

[PIL.ImageEnhance] : Color, Contrast, Sharpness, Brightness적용

```
class Color(object):
    def __call__(self, x, magnitude):
        return ImageEnhance.Color(x).enhance(1 + magnitude * random.choice([-1, 1]))

class Contrast(object):
    def __call__(self, x, magnitude):
        return ImageEnhance.Contrast(x).enhance(1 + magnitude * random.choice([-1, 1]))

class Sharpness(object):
    def __call__(self, x, magnitude):
        return ImageEnhance.Sharpness(x).enhance(1 + magnitude * random.choice([-1, 1]))

class Brightness(object):
    def __call__(self, x, magnitude):
        return ImageEnhance.Brightness(x).enhance(1 + magnitude * random.choice([-1, 1]))
```

<Color> 0: 흑백, 1: 원본 , 1이 넘어가면 색상이 더해진다.

<Contrast> 0 에 가까울 수록 대비가 없는 회색 이미지에 가깝게 되고 1 이 원본 값이되고 1이 넘어가면 대비가 강해지는 결과

<Brightness> 0 에 가까울 수록 그냥 검정 이미지에 가깝게 되고 1 이 원본 값이되고 1이 넘어가면 밝기가 강해지는 결과

<Sharpness> 0 에 가까울 수록 이미지는 흐릿한 이미지에 가깝게 되고 1 이 원본 값이고 1이 넘어가면 원본에 비해 선명도가 강해지는 결과

[PIL.ImageOps]: Invert, Posterize, Solarize, Autocontrast, Equalize 활용

```
class Posterize(object):
    def _call__(self, x, magnitude):
        return ImageOps.posterize(x, magnitude)

class Solarize(object):
    def _call__(self, x, magnitude):
        return ImageOps.solarize(x, magnitude)

class AutoContrast(object):
    def _call__(self, x, magnitude):
        return ImageOps.autocontrast(x)

class Equalize(object):
    def _call__(self, x, magnitude):
        return ImageOps.equalize(x)

class Invert(object):
    def _call__(self, x, magnitude):
        return ImageOps.invert(x)
```

<Invert> 색상 반전

<Posterize> 색상 제한 magnitude만큼의 색상으로 제한됨

<Solarize> magnitude이상(threshold)의 모든 픽셀값을 반전

<Autocontrast> 이미지 contrast 자동으로 설정

<Equalize> This function applies a non-linear mapping to the input image, in order to create a uniform distribution of grayscale values in the output image

<DataAugment.py>

ops.py에서 각 operations들을 import 하여 가져온다 이후 각 operation마다 magnitude가 다르기에 range를 설정해준다. 이후 cifar10, SVHN, ImageNet에 위의 함수들을 활용하여 policy를 설정한다.

예를 들어 rotate의 경우 논문에서 -30도~30도라고 명시되어있으며, ranges에서 범위를 설정해주고, ops.py에서 (-1~1)과 magnitude를 곱해주는 식으로 진행하였다.

이후 Cifrar10, SVHN, ImageNet class에서 subpolicy class를 활용하여 총 25개의 policies 들을 생성하게 된다.

<Result>

원본 이미지는 다음과 같다.



코드에는 총 25개의 operations들이 하나의 리스트 안에 존재한다.

ImageNet, Cifar10, SVHN의 클래스마다 각기 다른 operations들이 존재하는데 이들을 활용하여 약간의 변형을 주고, data loader에 추가한다.

-> 논문에 Best 5 policies to form a single policy with 25 sub-policies라고 명시.

이미지는 25개의 operations들 중 랜덤하게 선택하여 이미지를 보이도록 하였다.

```
self.polities = [
SubPolicy(0.9, "shearX", 4, 0.2, "invert", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearY", 8, 0.7, "invert", 5, fillcolor),
SubPolicy(0.6, "equalize", 5, 0.6, "solarize", 6, fillcolor),
SubPolicy(0.6, "equalize", 1, 0.9, "rotate", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.6, "equalize", 1, 0.9, "rotate", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 4, 0.8, "autocontrast", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 8, 0.4, "invert", 5, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 5, 0.2, "solarize", 6, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "invert", 6, 0.8, "autocontrast", 1, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 4, 0.3, "solarize", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 4, 0.3, "solarize", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "shearX", 8, 0.7, "invert", 4, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "equalize", 5, 0.6, "translateV", 6, fillcolor),
SubPolicy(0.9, "invert", 4, 0.6, "equalize", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "invert", 5, 0.0, "translateV", 2, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearV", 6, 0.4, "solarize", 8, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearV", 6, 0.4, "solarize", 8, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearV", 7, 0.9, "translateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.1, "shearV", 7, 0.9, "translateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.1, "shearV", 7, 0.9, "franslateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.1, "shearV", 7, 0.9, "franslateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "solarize", 2, 0.6, "translateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "solarize", 2, 0.6, "translateV", 7, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearV", 9, 0.8, "smeart", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearV", 9, 0.8, "smeart", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearV", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearV", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearV", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearX", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.8, "shearY", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearX", 9, 0.9, "smearts", 3, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearX", 9, 0.9, "smearts", 5, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearX", 9, 0.9, "smearts", 5, fillcolor),
SubPolicy(0.7, "shearX", 9, 0.7, "au
```

5x5씩 총 25개의 policies들이 모여있는 상황

최종적으로 선택된 policy를 우리가 가진 이미지에 적용하여 새로운 이미지들을 생성하고, 이 이미지들을 data loader에 넣어줌으로 더 많은 데이터를 확보할 수 있게 된다.