



Deep learning based Feature Selection Study

Sanghyuck Lee

2021. 07 13.

Outline

- Deep Learning based Feature Selection study
- 중견 연구 과제
- 갑상선 연구 과제
- 산학 협력 과제

Motivation for Reading

Scop: Scientific control for reliable neural network pruning

[Y Tang](#), [Y Wang](#), [Y Xu](#), [D Tao](#), [C Xu](#), [C Xu](#)... - arXiv preprint arXiv ..., 2020 - arxiv.org

This paper proposes a reliable neural network pruning algorithm by setting up a scientific control. Existing pruning methods have developed various hypotheses to approximate the importance of filters to the network and then execute filter pruning accordingly. To increase the reliability of the results, we prefer to have a more rigorous research design by including a scientific control group as an essential part to minimize the effect of all factors except the association between the filter and expected network output. Acting as a control group ...

☆ 12회 인용 관련 학술자료 전체 2개의 버전

Categories > Engineering & Computer Science > Artificial Intelligence ▾

	Publication	h5-index	h5-median
1.	International Conference on Learning Representations	203	359
2.	Neural Information Processing Systems	198	377
3.	International Conference on Machine Learning (ICML)	171	309

Paper Title & Abstract

Paper Title:

SCOP: Scientific Control for Reliable Neural Network Pruning

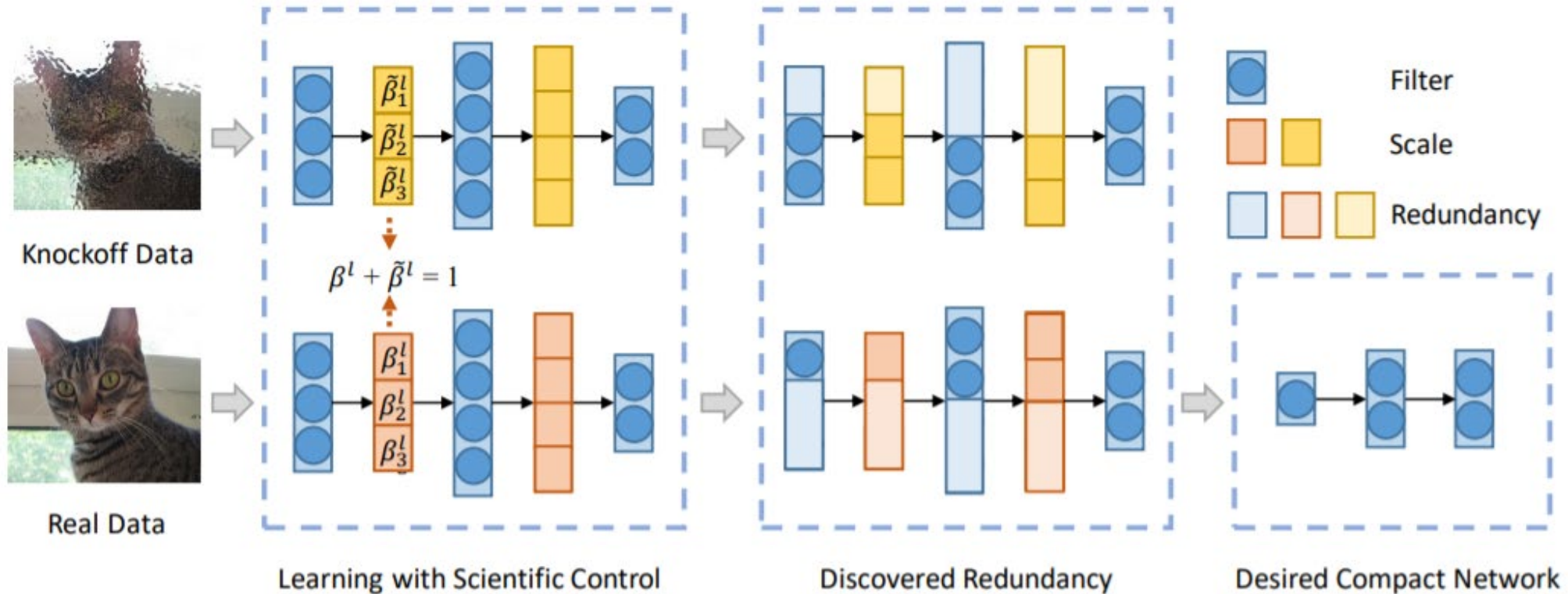
reliable 미국·영국 [rɪˈlaɪəbl̩]  영국식  ★

1. 형용사 믿을[신뢰할] 수 있는 (=dependable)
2. 형용사 (옳을 것으로) 믿을 만한 ($\leftrightarrow$ unreliable)

Abstract

- Filter Pruning with a Scientific Control Group
- Mimic the Feature Map
- Adversarial Process to discover Redundant Filters
- Parameters and FLOPs, while preserving Performance

Overall Framework



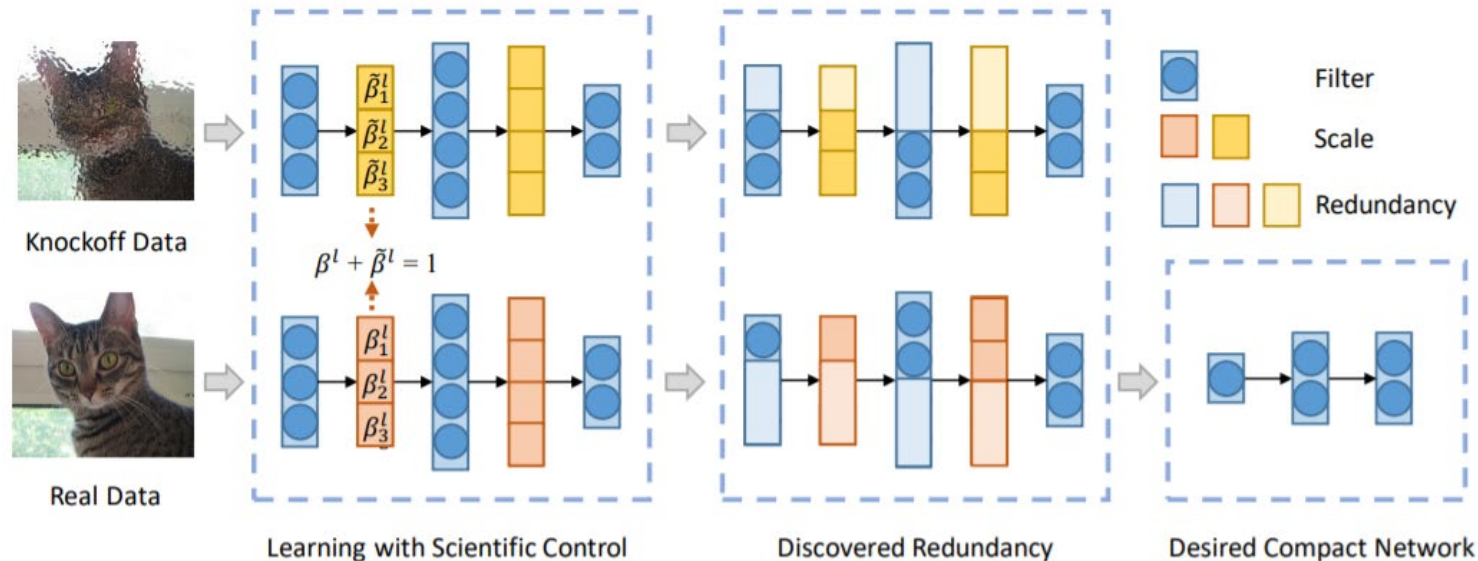
- The real data and their knockoffs are simultaneously inputted to the **pre-trained network**.
- During optimization, the **parameters** of the **pre-trained network** (e.g., weights in convolutional layers) are **fixed** and **only the scaling factors** $\beta^l, \tilde{\beta}^l$ are **updated** to excavate redundant filters.
- **Filters with large scaling factors for knockoff features** but small factors for real features should be **pruned**.

Generating Knockoffs

Lemma 1: Knockoff condition can be preserved even through **any element-wise activation function**.

Lemma 2: Knockoff condition can be preserved even after passing through a **linear transformation and a specific bias term**.

=> The relationship between the knockoff and the original is approximately maintained in **any subsequent layers**.



Filter Pruning

Selection Procedure can be designed from

$$\min_{A^l, \tilde{A}^l} E([A^l, \tilde{A}^l], Y), s. t. ||[A^l, \tilde{A}^l]||_0 \leq k^l$$

Where $\tilde{A}^l = f^l(\tilde{X}, W^{1:l})$ is knockoff feature of original feature $A^l = f^l(X, W^{1:l})$, E is the loss function, Y denotes ground-truth labels and k^l is the desired number of preserved filters for the l -th layer.

Adversarial Selection Layer:

$$A^{l+1} = \varphi(W^{l+1} * (\beta^l \odot A^l + \tilde{\beta}^l \odot \tilde{A}^l))$$

Where φ is the activation function, $*$ is the convolutional operation and $\odot$ denotes element-wise multiplication.

$$\min_{\beta, \tilde{\beta}} E(X, \tilde{X}, Y, \beta, \tilde{\beta}), s. t. \beta^l + \tilde{\beta}^l = 1, l \in [1, 2, \dots, L]$$

Filter Pruning

Intuitively, if the real feature cannot suppress its knockoff counterpart (i.e., small β^l and large $\tilde{\beta}^l$), the corresponding filter $w_j^l \in W^l$ should be pruned.

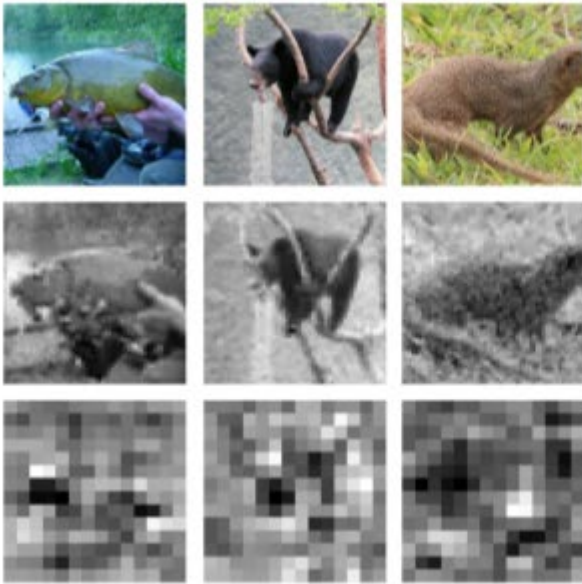
Calculate statistics

$$I^l = \beta^l - \tilde{\beta}^l$$

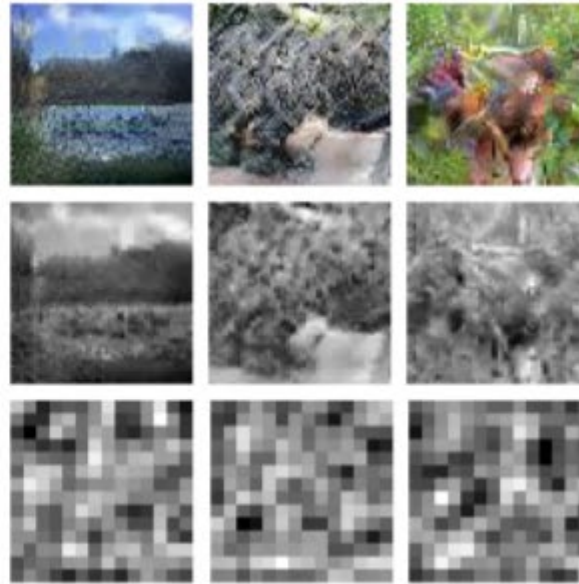
Summary

Pre-trained Network -> Pruning ->

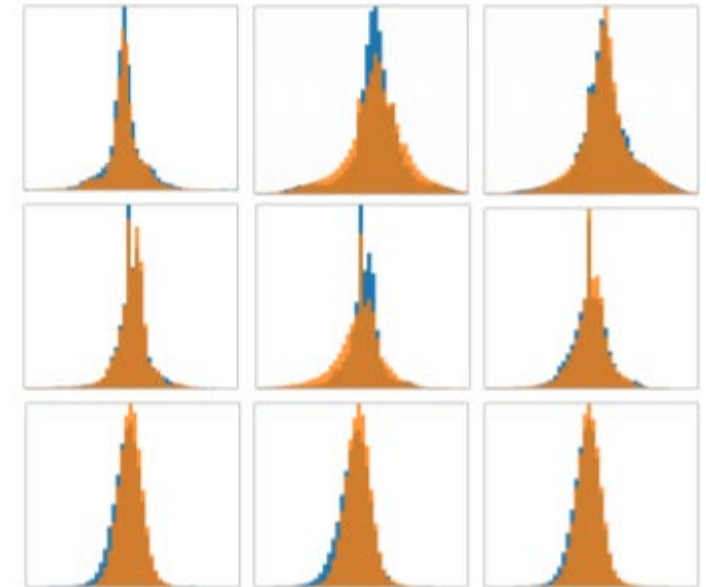
Generating Knockoffs -> Filter Selection for each Layers



(a) Real data and features



(b) Knockoff data and features



(c) Frequency distribution histogram

중견 연구 제안서 작성

- 가제:

한글: 의료 분야내 주요 관심 구조물 세그멘테이션을 위한 사전훈련 최신 딥러닝 모델 개발

영문: Development of Pre-trained Deep Learning Model for Segmentation of Structures of Major Interest in the Medical Field

- 연구 목표:

본 과제에서는 몇몇 주요한 해부학적 구조에 대해서 세계 최고 수준의 성능을 갖는 사전학습된 세그멘테이션 모델을 배포함으로써, 다양한 의료분야 응용에 성공적으로 기여하는 것을 최종 목표로 하며, 이를 위해 다음과 같은 연차별 연구 목표를 설정하여 추진한다.

중견 연구 제안서 작성

1. 연구의 목표 (2페이지)

- 최종 연구 목표
- 연차별 목표 및 개요도
- 연차별 연구 개발 내용, 창의성 및 도전성, 추진 전략, 주요 결과물

2. 연구의 필요성 (2페이지)

- 4~5개로 나누어 총 2페이지

3. 연구자의 연구 수행역량 (1페이지)

- 연구실 스펙 및 노하우 등 자랑거리

중견 연구 제안서 작성

4. 연구의 추진 전략 및 방법 (연차별 1.5페이지)

- 연차별 상세 내용 및 주요 기술 설명 (그림 포함하여, 연차당 3가지 정도)

5. 연구결과의 중요성 (0.5페이지)

- 학문적/기술적 파급 효과
- 경제적/사회적 파급 효과

6. 연구기간 및 연구비 적정성 (0.5페이지)

- 추진일정 등
- 연구비 적정성

중견 연구 제안서 작성

- 진행 중인 내용:

53개 오픈 의료 데이터셋, 조사 진행 중(~7/16, 다음 주 금)

국내 의료 데이터셋 현황도 같이 진행

(실제 확보보다는, 연구의 실현 가능성 관련 내용 확보)

=> 연차별 내용을 작성하는 데, 기반이 될 수 있음

갑상선 연구

- 세그멘테이션 완료 데이터셋 전달 완료
- 세그멘테이션 모델 비교 실험 (1회)
 - 기존 AX1~5 -> AX 통합 (CO1~3, SA 등, 총 31개 타겟)
 - Real Segmentation: 실제 세그멘테이션 출력 이미지에 대한 Dice 값

타겟	Max Validation Dice				Real Segmentation Dice Using Test set			
	Unet	Unet Attention	Unet 3+	Hardnet	Unet	Unet Attention	Unet 3+	Hardnet
AX 내직근 Left	0.932	0.915	0.934	0.734	0.785	0.773	0.783	0.477
AX 내직근 Right	0.947	0.928	0.950		0.780	0.767	0.775	
AX 눈 Left	0.989	0.987	0.99		0.987	0.986		

- 실행 시간 비율 (훈련 시작부터 테스트 완료까지):

Unet : Unet Attention : Unet 3+ = 1 : 1.75 : 3.81

산학 협력 프로젝트

- 제출 실적

- SW 제작 (산학 1), 국제학술대회 논문 1편 이상 게재 (산학 2), 국내 특허출원 1건 이상 (산학 2)

- 현재 진행 사항

- SW 등록: 완료
- 특허 출원: 문서 제출 완료
- 국제 컨퍼런스 논문 작업: 아성이 PlatCon 컨퍼런스 논문 작업

References

Tang, Yehui, et al. "Scop: Scientific control for reliable neural network pruning." *arXiv preprint arXiv:2010.10732* (2020).