딥러닝응용 과제

논문: Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting

**딥러닝 모델을 설계하다 보면 자주 마주치는 문제 중 하나가 바로 과적합이다. 이는 모델이 훈련 데이터에 너무 깊이 적응한 나머지 처음 보는 데이터에서는 제대로 성능을 내지 못하는 현상이다. 예를 들면, 예상 문제만 달달 외운 학생이 응용 문제에서 허둥대는 것과 비슷하다. 특히 복잡한 구조를 가진 심층 신경망에서는 이런 현상이 훨씬 더 두드러진다. 이유는 단순하다. 모델의 표현력이 너무 강해서, 데이터를 거의 암기해버리기 때문이다.**

**이 문제를 해결하기 위해 이전까지는 여러 방법들이 시도되어 왔다. L2 정규화처럼 가중치 크기를 제한하는 기법, 조기 종료처럼 검증 정확도를 기준으로 학습을 멈추는 방법 또는 아예 데이터를 늘리는 방식도 있었다. 하지만 이들 대부분은 적용이 까다롭거나 연산 비용이 많이 드는 단점이 있었다.**

**이 논문에서 제안한 Dropout은 접근 방식 자체가 다르다. 아이디어는 아주 간단하다. 학습할 때 신경망의 일부 뉴런을 랜덤하게 꺼버리는 것이다. 예를 들어, 확률 p=0.5로 설정하면 절반의 뉴런이 비활성화된 채로 학습이 진행된다. 이렇게 하면 매번 구조가 조금씩 다른 얇은 네트워크(thinned network)가 생성되고 결과적으로 수많은 작은 신경망을 앙상블한 것 같은 효과가 나타난다. 테스트할 때는 모든 뉴런을 다시 켜지만, 각 출력에 확률 p를 곱해줌으로써 훈련과 테스트 간의 스케일 차이를 보정한다.**

**이 방법이 흥미로운 점은 기존의 정규화 기법들과는 달리 구조 자체에 노이즈를 가한다는 점이다. 단순히 숫자를 제어하는 것이 아니라 학습 과정에서 아예 신경망의 일부를 흔들어 모델이 특정 뉴런에 의존하지 않도록 유도하는 방식이다. 이런 관점에서 보면 Dropout은 단순한 테크닉을 넘어 딥러닝의 사고방식에 변화를 준 시도라고도 할 수 있다.**

**실제로도 실험 결과는 인상적이다. MNIST나 CIFAR-10 같은 데이터셋뿐 아니라 ImageNet 같은 대규모 이미지 인식 문제에서도 Dropout을 적용한 모델이 더 좋은 성능을 보였다. MNIST에서는 오류율이 1.6%에서 1.2%로 줄었고 ImageNet에서는 Top-5 오류율이 16.6%에서 15.6%로 낮아졌다. 이처럼 단순한 기법 하나로 다양한 모델과 데이터셋에서 일관된 개선을 보였다는 점은 주목할 만하다.**

**물론 이 방법도 완벽하진 않다. 일단 학습 시간이 길어질 수 있다. 뉴런이 계속 바뀌기 때문에 수렴이 더디게 일어나기도 한다. 또한 Dropout 확률을 일일이 조정해줘야 하는 번거로움도 있다. 특히 최근 많이 사용되는 Batch Normalization과는 궁합이 좋지 않아 오히려 성능이 하락하는 경우도 존재한다.**

**이론적인 기반도 처음엔 부족했지만, 이후 Bayesian Dropout 같은 연구들이 그 이론적 정당성을 보완해왔다. 그럼에도 이 논문이 끼친 영향은 엄청나다. 이후 등장한 다양한 파생 기법들 예를 들어 DropConnect, Spatial Dropout, Monte Carlo Dropout 등 모두 이 아이디어에서 출발했다. 오늘날 CNN, RNN, LSTM, Transformer 등 거의 모든 딥러닝 구조에서 Dropout은 기본 요소로 자리 잡았다.**

**나는 이 논문이 단지 성능을 높인 것에 그치지 않고 딥러닝 모델 학습에 불확실성과 다양성의 개념을 전략적으로 도입했다는 점에서 진정한 가치를 갖는다고 생각한다. 기존에는 성능을 안정화하기 위해서 정제된 입력과 정확한 계산이 필요하다는 사고가 지배적이었다면 이 논문은 오히려 일정한 무질서를 활용해 학습을 더 견고하게 만들 수 있다는 가능성을 보여줬다.**

**총평하자면, 이 논문 *“Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting”* 은 딥러닝 모델이 지나치게 복잡해지는 흐름 속에서 단순함이 때론 더 강력한 해결책이 될 수 있음을 증명한 사례다. 그리고 이 단순한 아이디어는 딥러닝 정규화의 패러다임을 바꿨다는 점에서, 여전히 연구자와 실무자 모두에게 강력한 영감을 주고 있다.**

21016060 이승현

**딥러닝 모델을 설계하다 보면 자주 마주치는 문제 중 하나가 바로 과적합이다. 이는 모델이 훈련 데이터에 너무 깊이 적응한 나머지 처음 보는 데이터에서는 제대로 성능을 내지 못하는 현상이다. 예를 들면, 예상 문제만 달달 외운 학생이 응용 문제에서 허둥대는 것과 비슷하다. 특히 복잡한 구조를 가진 심층 신경망에서는 이런 현상이 훨씬 더 두드러진다. 이유는 단순하다. 모델의 표현력이 너무 강해서, 데이터를 거의 암기해버리기 때문이다.**

**이 문제를 해결하기 위해 이전까지는 여러 방법들이 시도되어 왔다. L2 정규화처럼 가중치 크기를 제한하는 기법, 조기 종료처럼 검증 정확도를 기준으로 학습을 멈추는 방법 또는 아예 데이터를 늘리는 방식도 있었다. 하지만 이들 대부분은 적용이 까다롭거나 연산 비용이 많이 드는 단점이 있었다.**

**이 논문에서 제안한 Dropout은 접근 방식 자체가 다르다. 아이디어는 아주 간단하다. 학습할 때 신경망의 일부 뉴런을 랜덤하게 꺼버리는 것이다. 예를 들어, 확률 p=0.5로 설정하면 절반의 뉴런이 비활성화된 채로 학습이 진행된다. 이렇게 하면 매번 구조가 조금씩 다른 얇은 네트워크(thinned network)가 생성되고 결과적으로 수많은 작은 신경망을 앙상블한 것 같은 효과가 나타난다. 테스트할 때는 모든 뉴런을 다시 켜지만, 각 출력에 확률 p를 곱해줌으로써 훈련과 테스트 간의 스케일 차이를 보정한다.**

**이 방법이 흥미로운 점은 기존의 정규화 기법들과는 달리 구조 자체에 노이즈를 가한다는 점이다. 단순히 숫자를 제어하는 것이 아니라 학습 과정에서 아예 신경망의 일부를 흔들어 모델이 특정 뉴런에 의존하지 않도록 유도하는 방식이다. 이런 관점에서 보면 Dropout은 단순한 테크닉을 넘어 딥러닝의 사고방식에 변화를 준 시도라고도 할 수 있다.**

**실제로도 실험 결과는 인상적이다. MNIST나 CIFAR-10 같은 데이터셋뿐 아니라 ImageNet 같은 대규모 이미지 인식 문제에서도 Dropout을 적용한 모델이 더 좋은 성능을 보였다. MNIST에서는 오류율이 1.6%에서 1.2%로 줄었고 ImageNet에서는 Top-5 오류율이 16.6%에서 15.6%로 낮아졌다. 이처럼 단순한 기법 하나로 다양한 모델과 데이터셋에서 일관된 개선을 보였다는 점은 주목할 만하다.**

**물론 이 방법도 완벽하진 않다. 일단 학습 시간이 길어질 수 있다. 뉴런이 계속 바뀌기 때문에 수렴이 더디게 일어나기도 한다. 또한 Dropout 확률을 일일이 조정해줘야 하는 번거로움도 있다. 특히 최근 많이 사용되는 Batch Normalization과는 궁합이 좋지 않아 오히려 성능이 하락하는 경우도 존재한다.**

**이론적인 기반도 처음엔 부족했지만, 이후 Bayesian Dropout 같은 연구들이 그 이론적 정당성을 보완해왔다. 그럼에도 이 논문이 끼친 영향은 엄청나다. 이후 등장한 다양한 파생 기법들 예를 들어 DropConnect, Spatial Dropout, Monte Carlo Dropout 등 모두 이 아이디어에서 출발했다. 오늘날 CNN, RNN, LSTM, Transformer 등 거의 모든 딥러닝 구조에서 Dropout은 기본 요소로 자리 잡았다.**

**나는 이 논문이 단지 성능을 높인 것에 그치지 않고 딥러닝 모델 학습에 불확실성과 다양성의 개념을 전략적으로 도입했다는 점에서 진정한 가치를 갖는다고 생각한다. 기존에는 성능을 안정화하기 위해서 정제된 입력과 정확한 계산이 필요하다는 사고가 지배적이었다면 이 논문은 오히려 일정한 무질서를 활용해 학습을 더 견고하게 만들 수 있다는 가능성을 보여줬다.**

**총평하자면, 이 논문 *“Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting”* 은 딥러닝 모델이 지나치게 복잡해지는 흐름 속에서 단순함이 때론 더 강력한 해결책이 될 수 있음을 증명한 사례다. 그리고 이 단순한 아이디어는 딥러닝 정규화의 패러다임을 바꿨다는 점에서, 여전히 연구자와 실무자 모두에게 강력한 영감을 주고 있다.**