인공지능 겨울과 활성화 함수의 변화에 따른 역전파 알고리즘의 발전

30501 김도현

# 1. 서론

인공지능은 1950년대부터 연구가 시작되었지만, 여러 차례 침체기를 겪었다. 이를 인공지능의 겨울이라 부른다. 인공지능 연구는 연산 능력 부족, 데이터 부족, 알고리즘적 한계로 인해 실질적인 성과를 내지 못했다. 특히 신경망 학습 과정에서 활성화 함수 선택과 역전파 알고리즘의 효율 문제가 큰 제약으로 작용하였다. 본 보고서에서는 인공지능 겨울의 배경과 함께, 시그모이드 함수의 사용 이유와 한계, ReLU 함수의 등장과 역전파 알고리즘의 발전을 설명한다.

# 2. 인공지능의 겨울

1차 인공지능 겨울은 1970년대 초반에 나타났다. 퍼셉트론이라는 단층 신경망은 XOR 문제를 해결하지 못했고, 다층 신경망의 학습 방법이 알려지지 않아 한계를 드러냈다.  
  
2차 인공지능 겨울은 1980년대 후반부터 1990년대 초반까지 이어졌다. 역전파 알고리즘이 소개되었지만, 연산량이 많고 활성화 함수의 비효율성 때문에 학습 속도가 매우 느렸다. 이 시기 시그모이드 함수가 많이 사용되었지만, 이는 오히려 깊은 학습에 제약이 되었다.

# 3. 시그모이드 함수와 그 한계

시그모이드 함수는 입력을 0과 1 사이의 값으로 변환한다. 이 때문에 초기에는 확률적 해석이 가능하고, 미분이 가능하다는 점에서 널리 사용되었다. 그러나 한계가 명확했다.  
  
첫째, 입력의 절댓값이 커지면 기울기가 0에 가까워지는 기울기 소실 문제가 발생했다. 둘째, 출력 값의 평균이 0이 아니므로 가중치 업데이트가 비효율적으로 진행되었다. 셋째, 지수 함수 연산을 포함하기 때문에 계산량이 많았다. 이러한 문제는 심층 신경망의 학습을 크게 방해하였다.

# 4. ReLU 함수의 등장

ReLU 함수는 0보다 작은 값은 0으로, 0보다 큰 값은 그대로 출력하는 단순한 구조를 가진다.  
  
이 함수는 계산이 단순하고, 양수 영역에서 기울기가 항상 1이 유지되기 때문에 기울기 소실 문제가 크게 줄어든다. 이로 인해 깊은 신경망도 안정적으로 학습할 수 있게 되었고, 학습 속도 또한 빨라졌다. 다만 입력이 음수인 경우 기울기가 0이 되어 학습에 기여하지 못하는 뉴런이 생기는 죽은 ReLU 문제가 존재한다. 이를 보완하기 위해 Leaky ReLU, ELU 등의 변형 함수가 개발되었다.

# 5. 역전파 알고리즘과 수학적 원리

역전파 알고리즘은 오차를 출력층에서 은닉층으로 전달하여 각 가중치를 수정하는 과정이다. 이때 가장 중요한 수학적 도구는 합성함수의 미분, 즉 체인룰이다.  
  
합성함수의 미분은 여러 함수가 중첩되어 있을 때 바깥 함수부터 안쪽 함수 방향으로 차례대로 미분하는 과정이다. 예를 들어 y = f(g(x))라면, dy/dx = f’(g(x)) \* g’(x) 가 된다.  
  
신경망에서 출력은 여러 층을 거쳐 계산되므로, 결국 합성함수 형태를 띠게 된다. 따라서 각 층의 가중치가 학습되려면 반드시 합성함수의 미분을 적용해야 한다.  
  
체인룰은 합성함수의 미분을 일반화한 개념이다. 예를 들어 y가 u에 의해 결정되고, u가 다시 x에 의해 결정된다면, dy/dx = dy/du \* du/dx 로 나타낼 수 있다. 신경망의 역전파는 이 체인룰을 층마다 반복적으로 적용하는 과정이라고 볼 수 있다.  
  
또한 역전파 알고리즘에서는 가중치나 입력이 여러 개 존재하기 때문에, 특정 변수에 대해 미분을 수행해야 한다. 이를 편미분이라 한다. 예를 들어 y = f(x1, x2)일 때, ∂y/∂x1, ∂y/∂x2 와 같이 각각의 변수에 대한 영향도를 구하는 것이다. 신경망 학습에서 각 가중치마다 기울기를 구하는 것이 바로 이 편미분 과정이다.  
  
결국 역전파 알고리즘은 오차함수 E를 각 가중치 w에 대해 편미분하는 과정이다. ∂E/∂w = ∂E/∂y \* ∂y/∂z \* ∂z/∂w 와 같이 오차가 어떻게 출력에서부터 가중치까지 전달되는지를 체인룰과 편미분을 통해 계산하게 된다.

# 6. 역전파에서의 메모이제이션

역전파 알고리즘은 각 층에서 오차를 전파하기 위해, 활성화 함수의 출력 값과 그에 대한 편미분 값을 반복적으로 사용한다. 이때 매번 함수를 다시 계산하면 연산량이 급격히 늘어나기 때문에, 실질적인 구현에서는 메모이제이션 기법을 사용한다.  
  
첫째, 순전파 과정에서 각 뉴런의 활성화 함수 결과를 저장해 둔다. 역전파 시 다시 계산하지 않고, 저장된 값을 사용하여 미분을 간단히 구한다. 예를 들어 시그모이드 함수의 도함수는 σ(x)(1-σ(x))이므로, σ(x) 값만 저장해두면 도함수를 빠르게 계산할 수 있다.  
  
둘째, 각 층의 기울기 계산에서 동일한 항이 반복적으로 등장한다. 이를 한 번 계산한 뒤 메모리에 저장해 두면, 다른 가중치에 대한 편미분을 구할 때 효율적으로 활용할 수 있다.  
  
셋째, 메모이제이션을 활용하면 연산 속도가 크게 향상되고, 수치적 안정성도 확보된다. 따라서 실제 신경망 학습 프레임워크에서는 활성화 함수 값과 기울기 값을 모두 캐시 형태로 저장하여, 역전파 단계에서 재사용한다.

# 7. 결론

인공지능의 겨울은 단순히 연산 자원이 부족했기 때문만이 아니라, 활성화 함수와 학습 알고리즘의 한계에서 비롯되었다. 시그모이드 함수는 역사적으로 의미가 있었지만, 기울기 소실 문제 때문에 깊은 신경망 학습을 어렵게 만들었다. 이후 ReLU 함수와 같은 새로운 활성화 함수가 등장하면서 역전파 알고리즘이 효과적으로 작동할 수 있게 되었고, 이는 딥러닝의 발전을 이끌었다.

# 부록: 활성화 함수 그래프

