

머신러닝 기반 DAB 컨버터용 평면 변압기 최적 설계 연구

장호원, 김민승, 이은수
 한양대학교 ERICA 전자공학부

Optimal Planar Transformer Design of DAB by Machine Learning

Howon Jang, Minseung Kim, and Eun S. Lee
 Hanyang University ERICA Electrical Engineering

ABSTRACT

본 논문에서는 DAB (Dual Active Bridge) 컨버터의 고주파 변압기에 적용되는 머신러닝 기반 PCB 코일 평면 변압기 최적 설계 방법론을 제안하였다. 기존 DAB에 적용되는 고주파 변압기는 리즈 와이어를 사용하여 와인딩하므로 코일 제작성이 낮고, DAB 구동을 위한 추가적인 직렬 인덕터가 필요하다는 단점이 있었다. 이를 위해, 본 논문에서는 리즈 와이어를 대체할 수 있는 PCB 코일 기반 평면 변압기를 제안하였으며, 추가적인 직렬 인덕터 없이 변압기 자체의 누설 인덕턴스를 도출함과 동시에 머신러닝을 활용하여 저항이 최소화되는 PCB 권선의 너비를 도출하였다. 본 논문에서는 20kHz 구동시 PCB 권선의 저항이 최소가 되는 머신러닝의 강화학습 알고리즘을 구현하였으며, 이를 통해 PCB 코일 기반 평면 변압기 최적 설계가 가능함을 시뮬레이션을 통해 성능을 검증하였다.

1. 서론

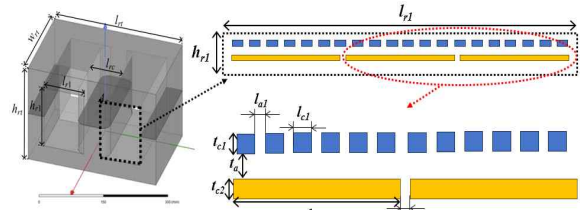
DAB (Dual Active Bridge) 컨버터는 2개의 풀 브릿지 회로와 고주파 변압기로 구성된다. DAB 컨버터는 상대적으로 단순한 구조를 가지고, 양방향 전력 제어가 가능하다는 장점으로 전기차 충전기 등 고전압 전력변환용 컨버터로 적합하여 널리 사용되고 있다. 기존의 DAB에 적용되는 고주파 변압기는 리즈 와이어를 사용하여 와인딩되므로 코일 제작성이 낮고, DAB 구동을 위한 추가적인 직렬 인덕터가 필요하다는 단점이 존재한다. 또한 변압기와 같은 코어를 다루는 자기 소자는 비선형 특성을 가지므로, 최적값을 수식으로 도출하는 것이 불가하므로 모든 경우의 수를 대입하여 유한 요소 방법(FEM) 시뮬레이션을 구동하는 것이 일반적인 방법이다 [1]. 본 논문에서는 DAB 컨버터에 필요한 직렬 인덕터를 누설 인덕턴스로 대체하여 자기 소자를 소형 경량화하였다. 또한, 리즈 와이어를 PCB 코일 기반 평면 변압기로 제작하기 위해, 머신러닝의 강화학습 알고리즘을 통한 PCB 코일 최적화를 수행하였으며 이를 시뮬레이션을 통해 성능을 검증하였다.

2. 제안하는 머신러닝 알고리즘

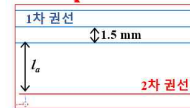
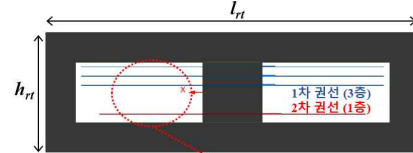
제안하는 DAB 컨버터는 변압기의 누설 인덕턴스를 직접 이용하여 자성체의 고전력밀도화를 구현하였으며 머신러닝을 통한 PCB 코일의 너비 및 코일간 간격을 최적화하여 효율을 향상시켰다.

2.1 누설 인덕턴스 설계

본 논문에서 제안된 DAB 컨버터는 20kHz 구동주파수, 10kW 전력전송, 1kV 입력전압 & 150V 출력전압, 1차 및 2차간 위상차 약 30~40도 수준에서 구동한다고 가정할 경우, 목표로 하는 직렬 인덕턴스는 약 40uH 수준임을 가정하자 [2]. 첫 번째로, 통합 변압기가 가지는 누설 인덕턴스를 원하는 값으로 선정하기 위해서는 권선 구조의 주요 설계 파라미터를 최적화해야 한다. 그림 1과 같이 해당 파라미터로는 1차 및 2차 권선간 공



(a) 코어내부 권선 배치의 예



(b) 제안하는 3층 1차권선 - 2층 2차권선 코일 구조
 그림 1. PCB 기반 변압기 최적 설계를 위한 변수 설정

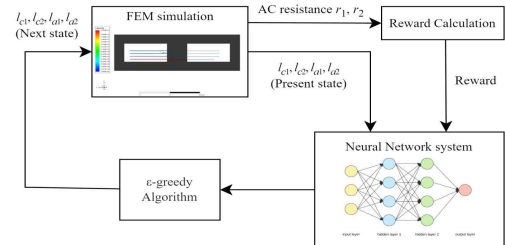


그림 2. 제안하는 최적너수 설계를 위한 DQN 강화학습 알고리즘

표 1. 1차↔2차 권선 간격간 누설 인덕턴스 선정

t_a [mm]	3.0	3.5	4.0	4.5
누설 인덕턴스 [uH]	32.80	35.70	38.71	42.24

극 t_a 1차 및 2차 권선의 배치 형상, 1차 및 2차 권선을 둘러싸는 코어 형상 등이 존재한다. 본 논문에서 제안된 변압기 형상은 그림 1에 제시된 것과 같이 64mm x 50mm 급 EI Planar core를 사용, Shell-type 코어 형상에 7턴을 갖는 1차권선이 3층, 3턴을 갖는 2차권선이 1층으로 구성되어 총 21:3 턴비를 갖는 DAB용 고주파 변압기이다. 이 경우, 누설 인덕턴스는 1차측 및 2차측간 간격인 t_a 에 의해 가장 큰 영향을 받는다. 이러한 설계 목표 하에 본 논문에서 1.5mm FR4 두께를 적용하면 1차권선 층간 거리는 1.5mm로 고정되고, 20oz PCB Copper 두께를 적용하면 $t_{c1} = t_{c2} = 70 \mu m$ 이다. 그러므로 t_a 변화에 따른 1차 및 2차권선간 누설 인덕턴스를 표 1과 같이 곧바로 도출할 수 있으며, 본 논문에서는 $t_a = 4.5mm$ 적용함을 가정하였다.

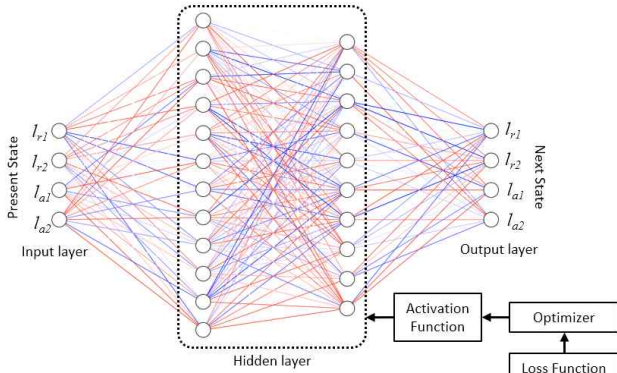


그림 3. 제안하는 강화학습 Neural Network

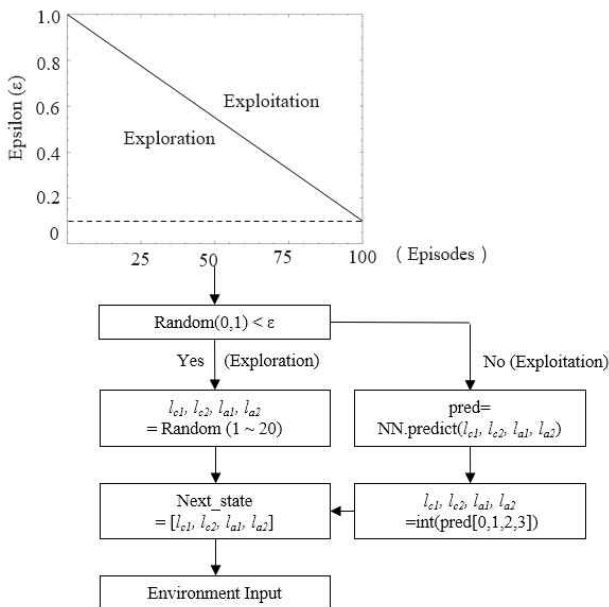


그림 4. 제안하는 ϵ -greedy 알고리즘

2.2 최적 변수값 도출을 위한 강화학습 알고리즘

제안하는 DQN 강화학습 알고리즘의 목적은 변압기 권선저항이 최소화되는 권선의 너비 l_{a1} , l_{a2} 및 권선간 간격 l_{r1} , l_{r2} 를 도출하는 것이다. 본 논문에서는 해당 4가지 변수별로 변화시 1차권선 및 2차권선의 저항 r_1 , r_2 가 최소화되는 것을 목표로 강화학습 알고리즘을 설계하였으며, 이를 그림2와 같이 나타내었다. 강화학습의 주체가 되는 Agent는 Neural Network System, Environment는 FEM 시뮬레이션 툴인 ANSYS Maxwell이며, State는 권선의 너비 및 권선간 간격인 l_{a1} , l_{a2} , l_{r1} , l_{r2} 이다. 본 논문에서 강화학습의 보상인 Reward는 $1/(r_1+r_2)$ 이며, Neural Network를 학습하고 Reward를 최대화되도록 추종하는 것이 목적이다. 그림 2에 제시된 Neural Network를 그림 3과 같이 모델링할 수 있으며, 본 논문에서 Hidden layer는 2개, 노드는 12개 및 10개이다. 그림 2에 제시된 ϵ -greedy algorithm을 그림 4에 제시하였고 이는 강화학습의 Policy에 해당되며, 어떻게 Agent가 Reward 및 Environment에서 동작할 것인지에 대한 정책을 나타낸다. 에피소드가 진행될수록 ϵ 값은 작아지며, 해당 값이 $\text{random}(0,1)$ 값과 비교되어 $\epsilon > \text{random}(0,1)$ 이면 탐험 (Exploration)을, 그 반대이면 보수 (Exploitation)을 선택하도록 한다. 여기서 탐험이 선택된다면 State의 l_{a1} , l_{a2} 는 임의의 값이 선정되어 NN를 학습하도록 한다. 본 논문에서 $\text{Random}(1\sim 20)$ 은 총 20단계로 나누었다는 의미

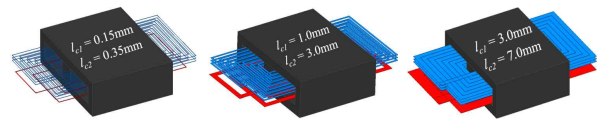


그림 5. FEM 시뮬레이션 모델링의 예

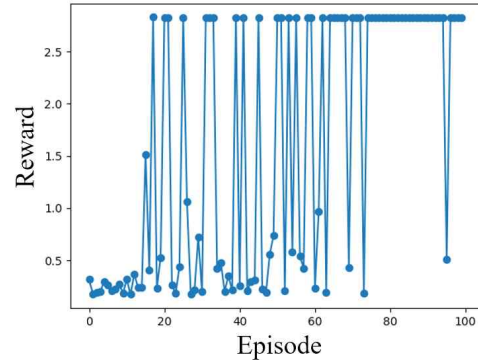


그림 6. Episode에 따른 Reward 시뮬레이션 결과값

이며, 1차 권선의 너비 $l_{a1} = 0 \sim 3\text{mm}$ 까지 0.15mm씩 총 20단계, 2차 권선의 너비 $l_{a2} = 0 \sim 7.2\text{mm}$ 까지 0.355mm씩 20단계로 나누는 것을 가정하였다. 만일 보수를 선택하게 된다면, NN에서 학습된 정보를 바탕으로 weight factor 지수를 가장 크게 갖는 State를 선택하도록 한다. 여기서 int로 변환해주는 이유는, predict의 경우 정수로 예측하지 않고 실수로 예측하여 NN 모델링에 변수를 지정시 발생하는 에러를 방지하기 위함이다.

3 시뮬레이션 검증

앞서 제안한 알고리즘의 성능 검증을 위해 시뮬레이션의 총 시행 횟수는 100회로 설정하였고, 머신러닝에 활용되는 모듈 및 최적화 함수는 Tensorflow 라이브러리에서 제공하는 함수를 활용하였다. FEM 형상은 그림 5와 같이 Planar PCB Coil 형상으로 모델링하였으며, 총 20단계로 변수(l_{a1} , l_{a2})가 변동되도록 설정하였다. 제안하는 강화학습 결과를 그림 7에 나타내었으며, ϵ -greedy 정책에 따라 전반 50 Episode까지는 Exploration이 주로 발생, 후반 50 Episode부터는 Exploitation 위주로 학습이 진행됨을 알 수 있다. 본 논문에서 제안하는 정책상 학습의 후반부에도 낮은 확률로 Exploration이 발생하는 것을 보이며, 최종적으로는 최적값으로 수렴하는 모습을 볼 수 있다. 제안하는 머신러닝을 통해 도출된 최적값은 $l_{a1} = 3.0\text{mm}$, $l_{a2} = 7.0\text{mm}$, $l_{r1} = 0.15\text{mm}$, $l_{r2} = 0.3\text{mm}$ 이며, 이는 Optimetric으로 sweep한 결과와 동일함을 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

4. 결론

본 논문에서는 DAB 컨버터에 적용되는 Planar PCB 코일 기반 고주파 변압기를 최적설계하기 위한 강화학습 기반 설계 방법론을 제안하였다. 제안하는 방법을 통해 원하는 누설인덕턴스를 확보할 수 있고, 권선손실을 최소화할 수 있는 권선 너비 및 간격을 도출할 수 있으며, 이를 FEM 시뮬레이션을 통해 제안하는 머신러닝 알고리즘의 유효성을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] Eun S. Lee *et al.*, "Optimal Number of Turns Design of the IPT Coils for Laptop Wireless Charging," *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 19548-19561, Feb. 2021.
- [2] 표기현 외 2명, "MVDC 절연형 컨버터 토폴로지 선정 연구," 2023년 하계 전력전자학회 논문지, 2023년 7월, pp. 401-402.