



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

무인 항공기용 표면 부착형
영구자석 전동기와 전기자동차
구동용 매입형 영구자석 전동기
최적 설계

**Optimal Design of Surface mounted Permanent
Magnet Synchronous Motor for Unmanned Aerial
Vehicle and Interior Permanent Magnet
Synchronous Motor for Electric Vehicle Traction**

울산대학교 대학원

전기·전자·컴퓨터 공학과

안 종 민

무인 항공기용 표면 부착형
영구자석 전동기와 전기자동차
구동용 매입형 영구자석 전동기
최적 설계

지도교수 임 동 국

이 논문을 공학석사
학위논문으로 제출함

2021년 11월

울산대학교 대학원
전기·전자·컴퓨터 공학과
안 종 민

안종민의 공학석사
학위 논문을 인준함

심사위원장 : 전태원 (인)

심사위원 : 임동국 (인)

심사위원 : 임재원 (인)

울산대학교 대학원
2022년 2월

국문초록

본 논문에서는 두 가지 제안된 최적화 알고리즘을 적용한 영구자석 동기 전동기의 최적 설계방안을 제안한다. 전동기와 같은 대부분의 전기기기 설계는 대부분 여러 가지 조건을 동시에 만족해야 하는 다중 목적함수 문제가 대부분이다. 따라서, 여러 가지 목적함수를 고려할 수 있는 두 가지 최적화 알고리즘을 제안하고 이를 전동기 최적 설계에 적용하여 최종 설계안을 도출한다. 먼저, 코깅 토크의 최소화를 목적함수로 멀티모달 최적화 알고리즘을 고고도 장기 체공(high altitude long endurance : HALE) 무인 항공기용(unmanned aerial vehicle : UAV) 표면 부착형 영구자석 동기 전동기(surface-mounted permanent magnet synchronous motor : SPMSM) 설계에 적용하여 최적화를 진행한다. 도출된 지역 최적해들의 토크 리플, 역기전력 전 고조파 왜율(total harmonic distortion : THD), 평균 토크를 비교해 최종해를 선택하고 최적 설계안을 도출한다. 두 번째, 다중목적함수 최적화 알고리즘을 전기자동차(electric vehicle : EV) 구동용 매입형 영구자석 동기 전동기(interior permanent magnet synchronous motor : IPMSM)설계에 적용하여 최적화를 진행한다. 코깅 토크와 역기전력 THD를 목적함수로 비지배해들의 집합인 Pareto front set을 도출한다. 목적함수에 가중치를 부여해 최적해를 선정하고 최적 설계안을 도출한다.

HALE UAV는 장기체공을 하므로 지속적이면서 안정적인 운행이 필요하고 EV는 사용자에게 직접 전달될 수 있는 진동 및 소음의 저감이 필요하다. 따라서, 전동기의 효율과 성능을 떨어뜨리고 진동과 소음을 발생시키는 코깅 토크, 토크 리플, 역기전력 THD 등을 저감할 수 있는 최적 설계가 필수적이다. 또한, 본 논문에서

는 부하, 무부하 특성을 분석하기 위해 유한요소법(finite element method : FEM)을 사용한다. FEM은 상대적으로 정확한 해석이 가능하지만 상당한 시간이 소요되므로 최소한의 해석으로 최적해를 찾을 수 있도록 최적 설계가 필요하다.

UAV용 전동기는 운용조건을 고려하여 고효율, 경량화가 가능한 외전형 SPMSM을 선택하였다. SPMSM에 멀티모달 최적화 알고리즘을 사용함으로써 전역 최적해뿐만 아니라 여러 개의 지역 최적해를 구할 수 있고 각 해들의 다양한 특성을 비교하여 최적해를 선정한다. 이를 통해 간접적으로 다중 목적함수 최적화 알고리즘으로 활용할 수 있다.

EV 구동용 전동기는 고효율, 고출력 및 넓은 속도 영역의 운전이 가능한 IPMSM을 선택하였다. IPMSM에 다중 목적함수 최적화 알고리즘을 적용하여 넓은 범위의 Pareto front set을 도출함으로써 사용자가 선택할 수 있는 해를 다양화한다.

UAV용 SPMSM에 멀티모달 최적화 알고리즘을 적용하여 전동기의 효율과 성능을 감소시킬 수 있는 코깅 토크를 저감하도록 최적화를 진행하고 도출된 지역 최적점들의 토크 리플과 역기전력 THD를 비교하여 가장 우수한 해를 선택하여 최적 설계안을 도출한다. 최적화 결과 초기 모델에 비해 최적 모델은 코깅 토크가 95.7%, 토크 리플이 87.46%, 역기전력 THD도 82.3% 감소하였다. EV 구동용 IPMSM에는 다중 목적함수 최적화 알고리즘을 적용하여 전동기 소음과 진동의 원인이 될 수 있는 코깅 토크와 역기전력 THD의 저감을 목표로 최적화를 진행한다. 도출된 Pareto front set의 해 중에서 목적함수의 중요도에 따라 가중치를 부여하여 최적해를 선택하고 최적 설계안을 도출한다. 최적화 결과 코깅 토크는 약 27.37%, 역기전력 THD는 약 45.56% 감소하였다.

따라서, 본 논문에서는 테스트 함수를 이용한 최적화 알고리즘

검증을 통해 우수성을 확인했고 이를 FEM 해석과 연동하여 최적의 설계안을 도출하였다. 본 논문의 연구 성과는 다양한 목적함수를 동시에 고려 해야하는 전동기 최적 설계에 폭넓게 적용될 것으로 기대된다.

주요어 : 다중 목적함수 최적화(multi-objective optimization), 매입형 영구자석 전동기(interior permanent magnet synchronous motor), 멀티모달 최적화(multi-modal optimization), 무인항공기(unmanned aerial vehicle), 전기자동차(electric vehicle), 표면 부착형 영구자석 동기 전동기(surface-mounted permanent magnet synchronous motor)

학 번 : 20205101

목 차

국문초록.....	i
목 차.....	iv
그림 목차.....	vi
표 목차.....	viii
기호 및 약어 설명.....	ix
제 1 장 서 론.....	1
1.1 연구 배경 및 목적.....	1
1.2 논문 구성.....	5
제 2 장 영구자석 동기전동기 이론.....	7
2.1 영구자석 동기전동기의 개요.....	7
2.2 표면 부착형 영구자석 동기전동기 (SPMSM).....	9
2.3 매입형 영구자석 동기전동기 (IPMSM).....	13
제 3 장 최적화 알고리즘 연구.....	23
3.1 기존의 멀티모달 최적화 알고리즘.....	23
3.2 제안된 멀티모달 최적화 알고리즘.....	25
3.2.1 TPSO.....	25
3.2.2 멀티모달 최적화 알고리즘 성능 비교	33
3.3 기존의 다중목적 최적화 알고리즘.....	36
3.3.1 NSGA-II.....	36
3.3.2 MOPSO.....	39
3.4 제안된 다중목적 최적화 알고리즘.....	40
3.4.1 SKMOO.....	40
3.4.2 다중 목적함수 최적화 알고리즘 성능 비교.....	49

제 4 장 UAV용 SPMSM 설계.....	58
4.1 UAV용 SPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건.....	58
4.2 TPSO를 이용한 SPMSM 최적 설계.....	60
4.2.1 목적함수 및 설계변수	60
4.2.2 최적 설계 결과.....	61
제 5 장 EV 구동용 IPMSM 설계.....	65
5.1 EV 구동용 IPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건.....	65
5.2 SKMOO를 이용한 IPMSM 최적 설계.....	67
5.2.1 목적함수 및 설계변수	67
5.2.2 최적 설계 결과.....	69
제 6 장 고찰 및 결론.....	75
6.1 고찰.....	75
6.2 결론.....	77
참고 문헌.....	78
Abstract.....	84

그림 목차

그림 1.1. 드론의 세계 시장규모 예측.....	1
그림 1.2. 전 세계 전기자동차 판매량.....	3
그림 2.1. 영구자석 동기전동기의 형상별 구조.....	8
그림 2.2. 표면 부착형 영구자석의 회전자 형상과 d, q축.....	9
그림 2.3. 매입형 영구자석의 회전자 형상과 d, q축.....	13
그림 2.4. 돌극형 영구자석 동기 전동기.....	13
그림 3.1. TPSO의 흐름도.....	26
그림 3.2. PSO 개념도 (a) $pBest$ (b) $gBest$	27
그림 3.3. PSM의 개념도.....	29
그림 3.4. (a) PSO 결과와 (b) PSM으로 찾은 최적해에 영역 생성.....	30
그림 3.5. 영역 할당.....	30
그림 3.6. 개체 소멸.....	31
그림 3.7. 시험함수의 3차원 형상. (a) 최적점이 6개인 시험함수 1. (b) 최 적점이 10개인 시험함수 2.....	34
그림 3.8. 비지배 분류법.....	37
그림 3.9. 군집 거리 방법.....	37
그림 3.10. NSGA-II의 수행과정.....	38
그림 3.11. Pareto front set의 빈 곳에 해 추가.....	40
그림 3.12. 랜덤 샘플링과 라틴하이퍼 큐브 샘플링.....	41
그림 3.13. 유클리디안 거리 계산과 예측 해 추가.....	43
그림 3.14. 역탐색의 개념도.....	44
그림 3.15. 크리깅 격자 세분화의 개념도.....	46
그림 3.16. Fill blank method의 개념도.....	47
그림 3.17. SKMOO 알고리즘의 순서도.....	48
그림 3.18. NSGA-II를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과.....	49
그림 3.19. MOPSO를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과.....	50
그림 3.20. SKMOO를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과.....	50
그림 3.21. NSGA-II를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과.....	52
그림 3.22. MOPSO를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과.....	53

그림 3.23. SKMOO를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과.....	53
그림 3.24. NSGA-II를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과.....	55
그림 3.25. MOPSO를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과.....	55
그림 3.26. SKMOO를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과.....	56
그림 4.1. 설계 모델의 1/12 주기 해석 모델과 설계변수.....	60
그림 4.2. 최적 모델의 자속 밀도.....	63
그림 4.3. 초기 모델과 최적 모델의 토크.....	63
그림 4.4. 초기 모델과 최적 모델의 코깅 토크.....	64
그림 5.1. 참조 모델의 1/4 주기 해석 모델.....	67
그림 5.2. 최적 모델의 1/4주기 해석 모델과 설계변수.....	68
그림 5.3. SKMOO를 통해 도출된 IPMSM의 pareto front set.....	69
그림 5.4. 최적 모델의 자속 밀도.....	70
그림 5.5. 초기 모델과 최적 모델의 토크.....	71
그림 5.6. 초기 모델과 최적 모델의 선간 역기전력.....	71
그림 5.7. 초기 모델과 최적 모델의 코깅 토크.....	72
그림 5.8. 정격 속도에서 Von Mises 응력해석 결과.....	74
그림 5.9. 최대 속도에서 Von Mises 응력해석 결과.....	74

표 목차

표 3.1. TPSO와 NGA의 성능 비교 (모든 최적점).....	34
표 3.2. TPSO와 NGA의 성능 비교 (상위 N개의 최적점).....	35
표 3.3. 시험함수 I의 결과 비교.....	51
표 3.4. 시험함수 II의 결과 비교.....	54
표 3.5. 시험함수 III의 결과 비교.....	56
표 4.1. UAV용 SPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건.....	58
표 4.2. 설계변수의 범위.....	61
표 4.3. 모델별 설계 변수값과 성능 비교.....	62
표 4.4. 초기 모델과 최적 모델의 출력 특성.....	64
표 5.1. EV 구동용 IPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건.....	65
표 5.2. 설계변수의 범위.....	69
표 5.3. 모델별 설계 변수값과 성능 비교.....	72
표 5.4. 기계적 응력해석을 위한 조건 및 사양.....	73
표 5.5. 기계적 응력해석 결과.....	73

기호 및 약어 설명

v_{as}	고정자 a상 전압[V]
v_{bs}	고정자 b상 전압[V]
v_{cs}	고정자 c상 전압[V]
R_s	고정자 저항[Ω]
i_{as}	고정자 a상 전류[A]
i_{bs}	고정자 b상 전류[A]
i_{cs}	고정자 c상 전류[A]
λ_{as}	고정자 a상 권선 쇄교 자속[Wb]
λ_{bs}	고정자 b상 권선 쇄교 자속[Wb]
λ_{cs}	고정자 c상 권선 쇄교 자속[Wb]
L_{asas}	고정자 a상 자기 인덕턴스[H]
L_{bsbs}	고정자 b상 자기 인덕턴스[H]
L_{cscs}	고정자 c상 자기 인덕턴스[H]
L_{asbs}	고정자 a상 상호 인덕턴스[H]
L_{ascs}	고정자 a상 상호 인덕턴스[H]
L_{bsas}	고정자 b상 상호 인덕턴스[H]
L_{bscs}	고정자 b상 상호 인덕턴스[H]
L_{csas}	고정자 c상 상호 인덕턴스[H]
L_{csbs}	고정자 c상 상호 인덕턴스[H]
L_A	자화 인덕턴스 평균값[H]
L_B	자화 인덕턴스 변동분[H]
$[\]^T$	전치 행렬
T_θ	변환 행렬
L_s	고정자 인덕턴스[H]
L_f	영구자석 인덕턴스[H]
i_{ds}	고정자 d축 전류[A]
i_{qs}	고정자 q축 전류[A]

THD	전 고조파 왜형률(total harmonic distortion)
UAV	무인 항공기(unmanned aerial vehicle)
SPMSM	표면 부착형 영구자석 전동기(surface-mounted permanent magnet synchronous motor)
EV	전기자동차(electric vehicle)
IPMSM	매입형 영구자석 전동기(interior permanent magnet synchronous motor)
HALE	고고도 장기체공(high altitude long endurance)
FEM	유한요소법(finite element method)
PSO	개체 군집 최적화(particle swarm optimization)
TPSO	영역 개체 군집 최적화(territory particle swarm optimization)
MOO	다중 목적함수 최적화(multi-objective optimization)
SKMOO	크리깅 세분화 다중 목적함수 최적화(subdivided kriging multi-objective optimization)
NGA	니칭 유전알고리즘(niching genetic algorithm)
PSM	패턴 서치 방법(pattern search method)
NSGA-II	비지배분류 유전알고리즘-II(non-dominated sorting genetic algorithm-II)
MOPSO	다중 목적 개체 군집 최적화(multi-objective particle swarm optimization)
LHS	라틴 하이퍼큐브 샘플링(latin hypercube sampling)

제 1 장 서 론

1.1 연구 배경 및 목적

초기 무인 항공기(unmanned aerial vehicle : UAV)는 항공 분야 선진국들이 과점 해왔다. 과거 무인 항공기는 대부분 군사용으로 사용되었으나 후발 기술국과 구글, 아마존과 같은 IT 기업들이 초소형 드론부터 시작해 무인기 시장의 경쟁에 뛰어들고 있다. 이로 인해 교통, 구조, 통신 등 다양한 분야에서 급속도로 확산되고 있다[1]. 또한, 전자 제어기의 저가화와 소형화에 따라 민간용으로도 사용영역이 넓어지고 있는 추세이다. 민간용 무인 항공기가 항공촬영, 농업 등의 분야에서 각광을 받고 있고 구글에서는 택배 수송용으로 사용할 계획이다[2]. 그림 1.1에 보이듯이 민간용 무인 항공기는 지속적으로 증가할 것으로 예측되므로 앞으로 무인 항공기는 항공 시장의 성장을 주도할 것으로 예상된다[3].

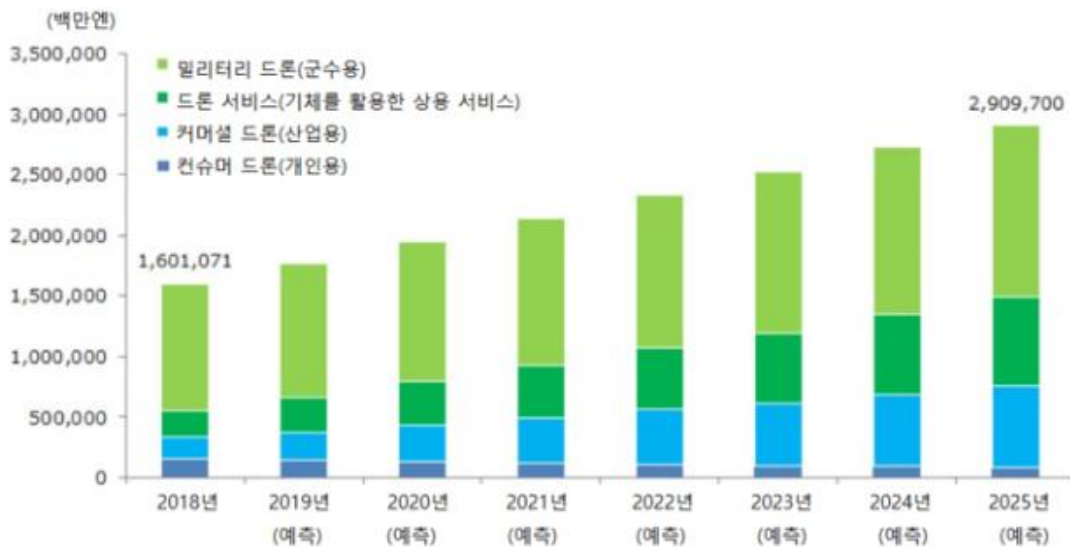


그림 1.1. 드론의 세계 시장규모 예측 [3]

Fig. 1.1. Global market breadth prediction of drone [3]

또한, 최근 환경 문제와 화석연료의 고갈 문제로 인해 친환경적인 에너지

지원을 개발하고 있고 항공 분야도 이러한 추세를 바탕으로 적은 연료로 오랜 비행이 가능하도록 높은 연료 효율의 항공기를 개발 중이며 나아가 태양광 발전을 이용하여 장기 비행이 가능하도록 연구 중이다[4]-[8].

고고도 장기체공(high altitude long endurance : HALE) UAV는 20km 정도의 성층권에서 장기 체공하며 다양한 임무를 수행한다 [9]-[10]. 마치 인공위성처럼 지속적인 운행을 해야 하므로 가속 및 감속 운전에 유리한 매입형 영구자석 동기전동기(interior permanent magnet synchronous motor : IPMSM) 보다는 정속 운전에 유리한 외전형 표면 부착형 영구자석 동기 전동기(surface-mounted permanent magnet synchronous motor : SPMSM)타입을 선정하였고 외전형 SPMSM은 동일 크기에 많은 자석을 삽입할 수 있어 크기를 줄이면서 효율을 높일 수 있다. 전동기에서 코깅 토크와 토크 리플, 역기전력 전 고조파 왜율(total harmonic distortion : THD)은 전동기의 효율 및 특성을 악화시킨다. 그러므로, 안정적인 운전을 필요로 하는 HALE UAV용 SPMSM의 코깅 토크를 저감 하는 것을 목표로 하여 설계를 진행한다. 전동기의 특성은 비선형적인 경우가 대부분이므로 유한요소법(finite element method : FEM)이 필수적이다. 그러나 FEM은 비교적 정확한 해석 결과를 나타내지만 해석 시간이 오래 걸리는 문제가 있다[11]. 따라서, 본 논문에서는 해석 시간을 줄일 수 있는 멀티모달 최적화 알고리즘 영역 개체 군집 최적화(territory particle swarm optimization : TPSO)를 제안한다. 멀티모달 최적화는 문제 영역의 전역 최적해와 더불어 지역 최적해를 찾음으로써 여러 가지 목적함수를 고려하여 최적해를 선정할 수 있다. 제안된 알고리즘 TPSO는 확률론적 최적화 방법인 개체 군집 최적화(particle swarm optimization : PSO)에 결정론적 최적화 방법인 패턴 서치 방법(pattern search method : PSM)을 결합하였고 영역의 개념을 추가하여 멀티모달 문제를 해결할 수 있도록 하였다. 또한, 문제 영역의 모든 지역 최적점을 찾는 것이 아니라 사용자가 지정한 N개의 지역 최적점을 기준 알고리즘과 비교해서 더 빠르고 정확하게 찾을 수 있다. 실제 설계에서 우리가 사용하는 최적해는 그렇게 많지 않기 때문에 제안된 알고리즘이 상당히 효율적일 것이라 예상된다. 제안된 알고리즘은 수학적 함수에서 기존 알고리즘과 비교하였고 마지막으로 HALE UAV용 SPMSM 최적

설계에 적용하여 최적의 설계안을 도출하였다.

전기자동차(electric vehicle : EV)의 경우 전 세계적인 자동차 환경 문제와 관련하여 그 해결법으로 지속적인 관심을 받고 있다. EU는 파리기후협약에 따라 2030년까지 CO₂ 배출량을 21년 대비 승용차는 37.5%, 승합차는 31% 감축을 목표로 제시하였고 목표 달성을 위해 차량의 CO₂ 배출 허용량을 줄여 규제를 강화하고 미충족 차량에는 벌금을 부여하고 있다[12]-[14]. 그림 1.2와 같이 이러한 환경 규제 강화에 따라 EV 판매량은 확대될 것으로 전망된다.

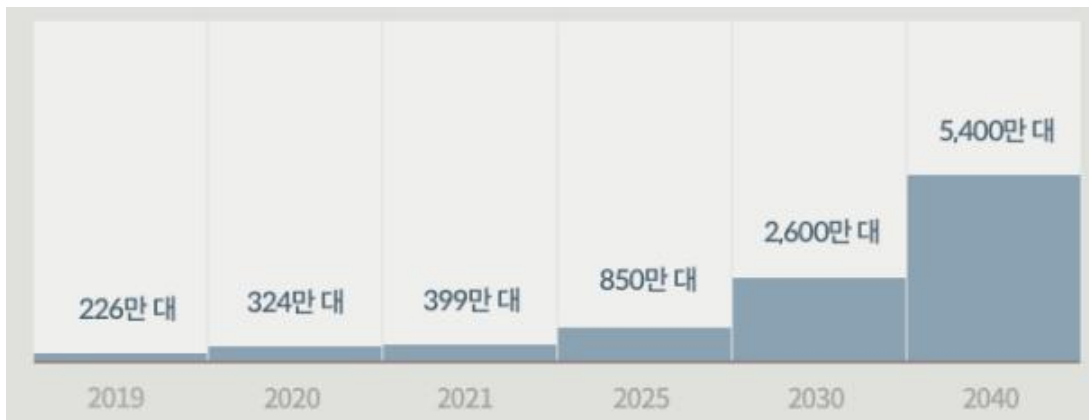


그림 1.2. 전 세계 전기자동차 판매량 [15]

Fig. 1.2. Sales of worldwide electric vehicles [15]

EV 구동용 전동기로 영구자석 전동기의 사용이 지속적으로 증가하고 있다. 영구자석 동기 전동기는 높은 효율과 토크 출력밀도, 무게 대비 토크 비가 크다는 장점이 있다[16]-[18]. 그 중에서 IPMSM은 d-q축 자속 경로에서 유효 공극의 길이가 같지 않기 때문에 자석에 의한 토크뿐만 아니라 자기저항 차이에 의한 토크도 발생한다. 이로 인해 SPMSM에 비해 더 큰 토크를 발생시킬 수 있다[19]-[21]. 또한, 짧은 유효 공극으로 전기자 반작용이 크며 자기저항 토크의 비율이 크기 때문에 넓은 출력영역의 운전이 가능하다. 이러한 장점들 때문에 높은 출력밀도와 효율을 필요로 하는 EV에 적합하다. 그러나 IPMSM은 상대적으로 코깅 토크와 토크 리플, 역기전력 THD가 크다. 이는 EV의 조용하고 편안한 운영을 방해한다. 따라서 본 논문에서는 IPMSM의 코깅 토크와 역기전력 THD

저감을 설계의 목적함수로 선정하였다. IPMSM의 설계에서도 SPMSM과 마찬가지로 FEM 해석을 통해 전동기의 특성을 확인하였고 최적화 알고리즘과 FEM 해석을 연동하여 최적 설계를 진행하였다. 제안된 다중 목적함수 최적화 알고리즘은 대리 모델을 이용하여 해석 시간을 줄였다. 제안된 알고리즘의 성능은 세 가지 테스트 함수에서 두 가지 기존 다중 목적함수 알고리즘과 비교하였다. 마지막으로 제안된 알고리즘을 IPMSM 최적 설계에 적용하여 코깅 토크와 역기전력 THD가 저감된 최적 설계안을 도출하였다.

1.2 논문 구성

본 논문은 총 6장으로 구성되어 있으며, 각 장의 연구 범위 및 내용은 다음과 같다.

제 1장에서는 연구 배경, 논문 구성에 대하여 요약하였다.

제 2장에서는 영구자석 동기 전동기의 기본적인 구조와 전반적인 이론에 대해 살펴본다. 영구자석 동기 전동기의 이론은 크게 매입형 영구자석 동기 전동기와 표면 부착형 영구자석 동기 전동기로 분류하고 각 전동기 별 장단점을 설명한다. 또한, UAV용 전동기로 SPMSM이 선정된 이유와 EV 구동용 전동기로 IPMSM이 선정된 이유를 설명한다.

제 3장에서는 UAV용 SPMSM, EV용 IPMSM의 최적 설계 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 멀티모달 최적화 알고리즘과 다중 목적함수 최적화 알고리즘인 TPSO와 크리깅 세분화 다중 목적함수 최적화 (subdivided kriging multi objective optimization : SKMOO) 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘의 우수성은 테스트 함수에서 기존 최적화 알고리즘과의 비교를 통해 검증한다.

제 4장에서는 UAV용 SPMSM 설계를 수행한다. 설계를 위한 요구 조건 및 제한 조건을 정의하고 요구 조건에 적합한 전동기를 선택하고 초기 설계안을 도출한다. 마지막으로 제안한 TPSO 알고리즘을 SPMSM 설계에 적용하여 정격 토크를 만족 시키며 코깅 토크를 최소로 하는 최적의 설계안을 도출한다.

제 5장에서는 EV 구동용 IPMSM 설계를 수행한다. 설계를 위한 요구 조건 및 제한 조건을 정의하고 요구 조건을 만족하는 전동기 형상으로 초기 설계안을 도출한다. 마지막으로 제안한 SKMOO 알고리즘을

IPMSM 설계에 적용하여 코깅 토크와 역기전력 THD를 최소로 하는 최적 설계안을 도출한다.

제 6장에서는 본 논문의 고찰과 결과에 대해 정리한다.

제 2 장 영구자석 동기 전동기 이론

2.1 영구자석 동기 전동기의 개요

영구자석 동기 전동기는 회전자 자속을 영구자석으로부터 얻는다. 영구자석 동기 전동기는 자속을 발생하기 위한 여자 회로가 없으므로 여자 권선의 동손이 없어 효율과 출력밀도가 높다[22]-[23]. 영구자석 동기 전동기는 그림 2.1과 같이 영구자석이 회전자의 표면에 부착되어있는 표면 부착형 영구자석 동기 전동기와 영구자석이 회전자 내부에 삽입되어있는 매입형 영구자석 동기 전동기로 구분된다. 각 전동기는 장단점을 가지고 있기 때문에 응용 분야에 따라 적절한 종류를 선택하여 사용한다.

표면 부착형 동기 전동기는 매입형 구조에 비해 간단한 자기회로 설계 및 응답성이 빠르고 선형적인 토크-전류, 속도-전압 특성을 가지고 있어 제어 알고리즘이 간단하다. 또한, d , q 축 자기저항의 차이에 의한 자기적 돌극성이 없기 때문에 토크 리플 저감에 유리하다. 그러나 회전자 표면의 영구자석으로 인한 비산 문제가 발생할 수 있고 유효 공극의 크기 증가 때문에 고정자 인덕턴스가 작아지고 고속 운전을 위한 약자속 제어가 어렵다[24]-[26].

매입형 영구자석 동기 전동기는 다시 자석의 배열에 따라 원주와 평행하게 매입된 형태와 원주와 수직 방향으로 매입된 형태로 나누어진다. 원주 평행 구조는 상대적으로 코깅 토크와 토크 리플이 작고 약자속 제어 측면에서도 유리하기 때문에 매입형 영구자석 동기 전동기에 주로 사용된다. 원주 수직 구조는 영구자석의 자속을 집중시킬 수 있어서 공극 자속 밀도와 킬러턴스 토크를 크게 할 수 있고 극수를 많게 할 수 있다는 장점이 있다. 원주 평행 매입형은 d 축 자로에 영구자석이 배치되어있어 d 축 인덕턴스가 q 축 인덕턴스보다 작지만, 원주 수직 매입형의 경우는 반대로 d 축의 인덕턴스가 q 축 인덕턴스보다 크다. 이러한 인덕턴스의 차이를 이용하여 영구자석에 의한 토크뿐만 아니라 추가적으로 킬러턴스

토크가 발생한다. 따라서 표면 부착형 영구자석 전동기에 비해 더 큰 출력 토크를 발생시킬 수 있으며 릴럭턴스를 이용해 넓은 속도영역에서 운전이 가능하다. 그러나 공극에서의 릴럭턴스 변화와 큰 공간 고조파로 인해 SPMSM에 비해 더 많은 코깅 토크와 토크 리플을 가진다 [27]-[29].

본 논문에서는 외전형 SPMSM의 가속 및 감속 운전보다 정속 운전에 유리한 특성을 고려하여 HALE UAV에 적용하였고, IPMSM의 추가적인 릴럭턴스 토크를 이용해 SPMSM보다 더 큰 토크를 발생할 수 있으므로 EV에 적용하였다.

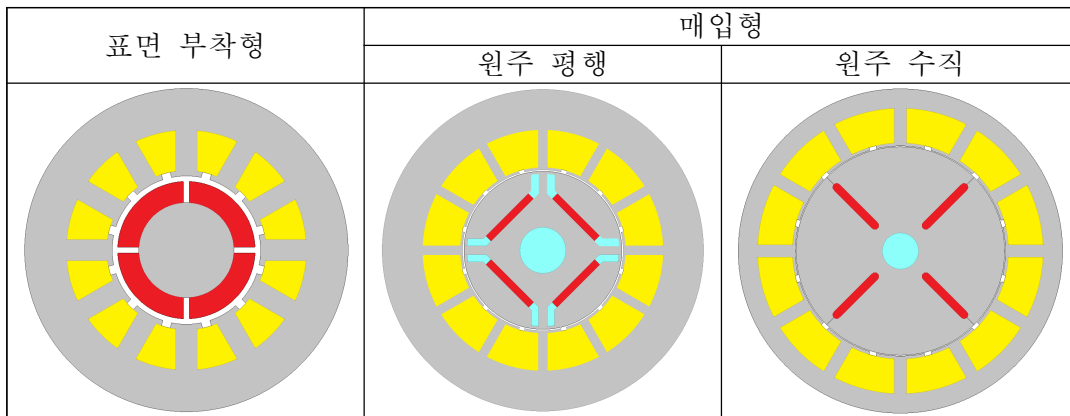


그림 2.1. 영구자석 동기 전동기의 형상별 구조

Fig. 2.1. Structure of permanent magnet synchronous motor by shape

2.2 표면 부착형 영구자석 동기 전동기(SPMSM)

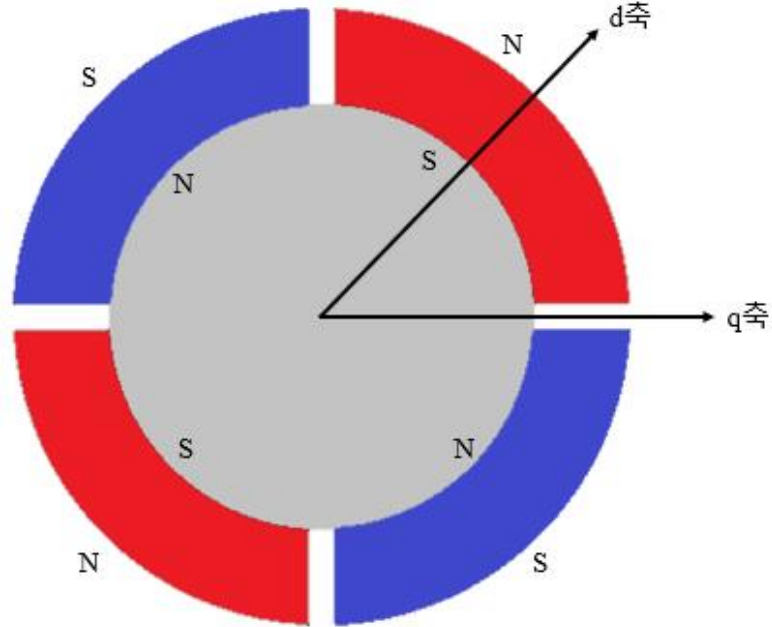


그림 2.2. 표면 부착형 영구자석의 회전자 형상과 d, q축

Fig. 2.2. Rotor structure of SPMSM and d, q axis

SPMSM은 회전자 표면에 영구자석을 부착한 구조로 유효 공극은 실제 물리적인 공극보다 커지게 되어, 같은 고정자 내경을 가진 IPMSM보다 고정자 인덕턴스가 수 배 이상 작아진다. 이러한 SPMSM의 고정자 전압 방정식과 고정자 권선의 쇄교 자속식은 다음과 같이 표현된다.

$$v_{abcs} = R_s i_{abcs} + \frac{d\lambda_{abcs}}{dt} \quad (2.1)$$

$$\lambda_{abcs} = L_s i_{abcs} + L_f I_f \quad (2.2)$$

d, q축 전압 방정식은 다음과 같다.

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\lambda_{ds}}{dt} - \omega \lambda_{qs} \quad (2.3)$$

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\lambda_{qs}}{dt} + \omega \lambda_{ds} \quad (2.4)$$

$$v_{ns} = R_s i_{ns} + \frac{d\lambda_{ns}}{dt} \quad (2.5)$$

SPMSM의 경우에는 일정한 공극을 가지기 때문에 회전자의 위치와 관계없이 공극의 길이가 균일하여 d, q축 인덕턴스가 같다. 따라서, 돌극 요소를 제거하면 다음과 같다.

$$L_s = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_A & -\frac{1}{2}L_A & -\frac{1}{2}L_A \\ -\frac{1}{2}L_A & L_{ls} + L_A & -\frac{1}{2}L_A \\ -\frac{1}{2}L_A & -\frac{1}{2}L_A & L_{ls} + L_A \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

영구자석의 자속이 고정자 권선에 쇄교하는 자속 ϕ_f 는 다음과 같다.

$$\phi_f = \phi_m \begin{bmatrix} \cos \theta_r \\ \cos(\theta_r - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

이러한 값을 가지는 SPMSM의 abc축 좌표계의 고정자 쇄교 자속을 각 속도 ω 로 회전하는 d, q축 좌표계로 변환하면 다음과 같다[30]-[31].

$$\lambda_{abcs} = L_s i_{abcs} + \phi_f \quad (2.8)$$

$$T(\theta)\lambda_{abcs} = T(\theta)L_s i_{abcs} + T(\theta)\phi_f \quad (2.9)$$

$$\lambda_{dqns} = T(\theta)L_s (T(\theta)^{-1}i_{dqns}) + T(\theta)\phi_f \quad (2.10)$$

$$\begin{aligned} T(\theta)L_s T(\theta)^{-1} &= \begin{bmatrix} L_{ls} + \frac{3}{2}L_A & 0 & 0 \\ 0 & L_{ls} + \frac{3}{2}L_A & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} L_{ls} + L_m & 0 & 0 \\ 0 & L_{ls} + L_m & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} + L_m \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$T(\theta)\phi_f = \phi_m \begin{bmatrix} \cos(\theta - \theta_r) \\ -\sin(\theta - \theta_r) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

여기서, $L_m = \frac{3}{2}L_A$, $L_s = L_{ls} + L_m$ 으로 놓게 되면 최종적으로 d, q축에서의 고정자 쇄교 자속식은 다음과 같이 표현된다.

$$\lambda_{dqns} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{ns} \end{bmatrix} + \phi_f \begin{bmatrix} \cos(\theta - \theta_r) \\ -\sin(\theta - \theta_r) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

위 식에서 시변 성분을 제거하기 위해 $\theta = \theta_r$ 이 되도록 하면 정리하면 다음과 같다.

$$\lambda_{dqns} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{ns} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_f \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

d-q축 좌표계에서 SPMSM의 출력 토크식을 $L_{ds} = L_{qs} = L_s$ 로 하여 정리하면 다음과 같은 SPMSM 토크 식을 얻을 수 있다.

$$T_e = \frac{P}{2} \frac{3}{2} \phi_f i_{qs} \quad (2.15)$$

위 토크 식에서 SPMSM의 토크는 영구자석의 자속 ϕ_f 와 자속과 90° 의 위상차를 가지는 고정자 전류의 q축 성분 i_{qs} 와의 상호작용으로 발생하는 것을 알 수 있다.

2.3 매입형 영구자석 동기 전동기(IPMSM)

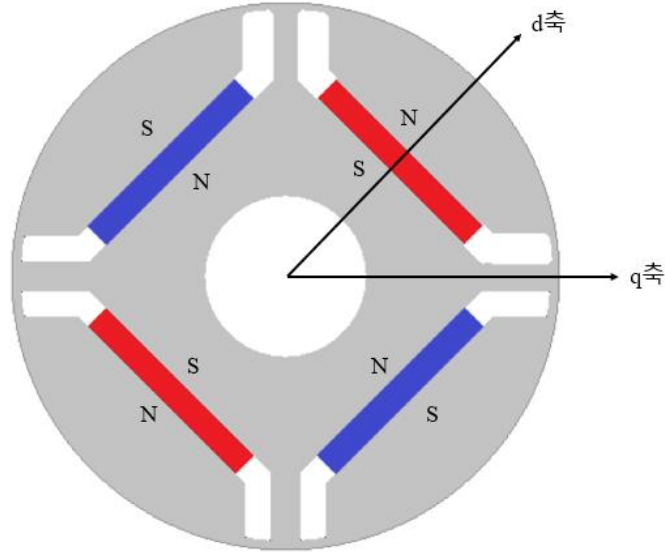


그림 2.3. 매입형 영구자석의 회전자 형상과 d, q 축
 Fig. 2.3. Rotor structure of IPMSM and d, q axis

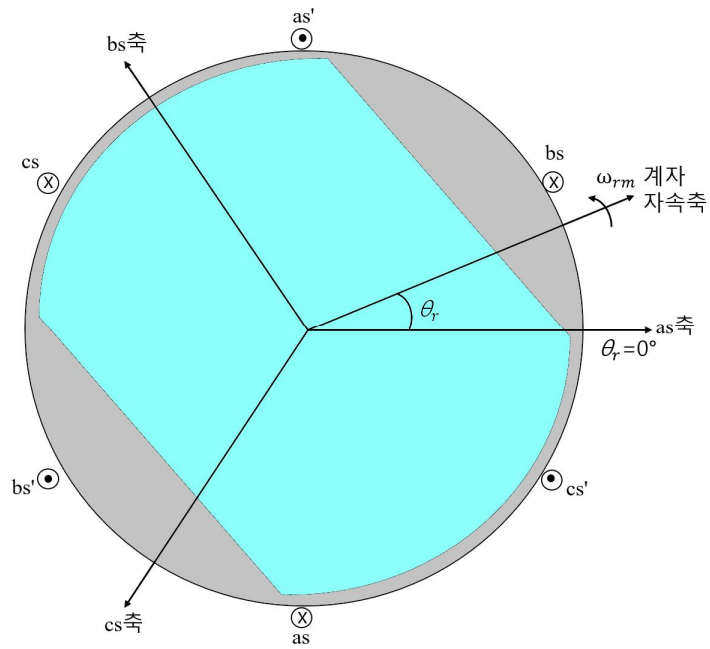


그림 2.4. 돌극형 영구자석 동기 전동기
 Fig. 2.4. Salient pole PMSM

IPMSM은 원주 평행형과 원주 수직형이 있다. 두 모델의 전동기 식은 다르지 않고 단지 d, q축 인덕턴스의 크기만 다르다. 본 논문에서는 원주 평행형을 기준으로 설명한다. 원주 평행 IPMSM은 회전자에 삽입된 영구자석의 위치로 인해 d축 인덕턴스가 q축 인덕턴스보다 크다. 따라서, 그림 2.4와 같이 실제 회전자는 원통형으로 생겼지만, 자기회로의 측면에서는 돌극형 구조와 등가적으로 고려될 수 있다. PMSM은 회전자 회로가 없기 때문에 영구자석의 자속이 고정자 전압방정식에 반영된다. 고정자 전압 방정식은 다음과 같다.

$$v_{as} = R_s i_{as} + \frac{d\lambda_{as}}{dt} \quad (2.16)$$

$$v_{bs} = R_s i_{bs} + \frac{d\lambda_{bs}}{dt} \quad (2.17)$$

$$v_{cs} = R_s i_{cs} + \frac{d\lambda_{cs}}{dt} \quad (2.18)$$

영구자석 동기 전동기의 고정자 권선에는 3상 권선에서 발생한 자속과 영구자석에서 발생한 자속이 쇄교 하므로 다음 식과 같이 쇄교 자속이 구성된다.

$$\lambda_{as} = \lambda_{asas} + \lambda_{asbs} + \lambda_{ascs} + \phi_{asf} \quad (2.19)$$

$$\lambda_{bs} = \lambda_{bsas} + \lambda_{bsbs} + \lambda_{bscs} + \phi_{bsf} \quad (2.20)$$

$$\lambda_{cs} = \lambda_{csas} + \lambda_{csbs} + \lambda_{cscs} + \phi_{csf} \quad (2.21)$$

쇄교 자속은 자속을 발생하는 전류와 인덕턴스의 곱으로 표현할 수 있고 영구자석에 의한 자속은 일정하므로 정전류원의 계자 전류에 의한 권선의 발생 자속으로 등가화하면 다음과 같다.

$$\lambda_{as} = L_{asas}i_{as} + L_{asbs}i_{bs} + L_{ascs}i_{cs} + L_{asf}I_f \quad (2.22)$$

$$\lambda_{bs} = L_{bsas}i_{as} + L_{bsbs}i_{bs} + L_{bscs}i_{cs} + L_{bsf}I_f \quad (2.23)$$

$$\lambda_{cs} = L_{csas}i_{as} + L_{csbs}i_{bs} + L_{cscs}i_{cs} + L_{csf}I_f \quad (2.24)$$

고정자 쇄교 자속을 얻기 위해 필요한 고정자 인덕턴스 L_s 는 다음과 같다.

$$L_s = \begin{bmatrix} L_{asas} & L_{asbs} & L_{ascs} \\ L_{bsas} & L_{bsbs} & L_{bscs} \\ L_{csas} & L_{csbs} & L_{cscs} \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

L_{asas} , L_{bsbs} , L_{cscs} 는 고정자 3상 권선의 자기 인덕턴스이며, L_{asbs} , L_{ascs} , L_{bsas} , L_{bscs} , L_{csas} , L_{csbs} 는 고정자 권선의 상호 인덕턴스이다. IPMSM에서는 회전자의 위치에 따라 유효 공극의 길이가 달라지는 돌극성을 가지므로 자화 인덕턴스의 크기는 회전자의 회전각에 따라 달라진다. ω_{rm} 의 속도로 회전하는 회전자 위치는 $\theta_r = \int \omega_{rm}(t)dt$ 이다. 회전자의 회전각 $\theta_r = 90^\circ$, $\theta_r = 270^\circ$ 일 때 공극이 최소가 되고, 따라서 쇄교하는 자속이

가장 많아진다. 반대로 회전자의 회전각 $\theta_r = 0^\circ$, $\theta_r = 180^\circ$ 일 때 쇄교 자속의 양이 최소가 된다. 즉, 자화 인덕턴스는 회전에 따라 $\cos 2\theta_r$ 로 변동한다. 이러한 특성에 의해 고정자 3상 권선의 자기 인덕턴스는 다음과 같이 표현된다.

$$L_{asas} = L_{ls} + L_{ma} = L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\theta_r \quad (2.26)$$

$$L_{bsbs} = L_{ls} + L_{mb} = L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (2.27)$$

$$L_{csbs} = L_{ls} + L_{mc} = L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \quad (2.28)$$

L_A 는 자화 인덕턴스의 평균값이고 L_B 는 자화 인덕턴스의 변동분이다. 상호 인덕턴스도 마찬가지로 회전자의 위치에 따라 달라지며 회전에 따라 $\cos 2\theta_r$ 로 변동한다. 따라서, 고정자 3상 권선의 상호 인덕턴스는 다음과 같다.

$$L_{asbs} = L_{bsas} = -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{\pi}{3}\right) \quad (2.29)$$

$$L_{ascs} = L_{csas} = -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{\pi}{3}\right) \quad (2.30)$$

$$L_{bscs} = L_{csbs} = -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2(\theta_r + \pi) \quad (2.31)$$

앞에서 구한 자기 인덕턴스와 상호 인덕턴스를 종합하면 IPMSM의 고정자 인덕턴스는 다음과 같이 정리된다.

$$L_s = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\theta_r & -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{\pi}{3}\right) \\ -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{\pi}{3}\right) & L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2(\theta_r + \pi) \\ -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A - L_B \cos 2(\theta_r + \pi) & L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

다음은 영구자석의 자속이 고정자 권선에 쇄교하는 양을 나타내는 상호 인덕턴스이다. 회전자의 위치에 따라 쇄교 양이 달라지므로 상호 인덕턴스의 크기도 달라진다. 영구자석에 의한 자속이 a상 권선에 더해지는 방향으로 가장 많이 쇄교하는 경우 회전자 위치 $\theta_r = 0^\circ$ 일 때이고 감소하는 방향으로 가장 많이 쇄교하는 경우 $\theta_r = 180^\circ$ 이다. 따라서 상호 인덕턴스는 자기 인덕턴스와 달리 회전에 따라 $\cos\theta_r$ 로 변동한다. 이러한 특성을 고려할 때 상호 인덕턴스는 다음과 같다.

$$L_{asf} = L_{sf} \cos\theta_r \quad (2.33)$$

$$L_{bsf} = L_{sf} \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (2.34)$$

$$L_{csf} = L_{sf} \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \quad (2.35)$$

L_{sf} 는 영구자석의 자속 크기에 따라 결정되는 인덕턴스 값이다.

이렇게 얻은 인덕턴스로부터 IPMSM의 총 고정자 쇄교 자속은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \lambda_{abc} &= L_s i_{abc} + L_f I_f \\
 &= \begin{bmatrix} L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\theta_r & -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \\ -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) & L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\theta_r \\ -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & -\frac{1}{2}L_A + L_B \cos 2\theta_r & L_{ls} + L_A - L_B \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} \\
 &\quad + L_{sf} \begin{bmatrix} \cos \theta_r \\ \cos\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} I_f \tag{2.36}
 \end{aligned}$$

IPMSM의 abc축 전압방정식은 시변 계수를 갖는 미분 방정식이다. 따라서 해석을 쉽게 할 수 있도록 d, q축 회전 변환을 적용하여 시변 계수를 제거한다[30]-[31].

abc상 좌표를 d, q축 좌표계로 변환하는 것을 좌표변환이라 하고 좌표 변환식은 다음과 같다.

$$f_{dq} = T(\theta) f_{abc} \tag{2.37}$$

여기서, $f_{dq} = [f_d f_q f_n]^T$, $f_{abc} = [f_a f_b f_c]^T$ 이고 $[]^T$ 는 전치 행렬을 의미한다. f 는 임의의 전동기 변수이다. $T(\theta)$ 는 변환행렬로 다음 식으로 정의된다.

$$T(\theta) = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} & \sqrt{\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

여기서, 좌표축의 회전각 $\theta = \int \omega(t)dt + \theta(0)$ 이다. 영구자석 동기 모터에서 회전자의 각속도 ω 로 회전하는 d, q축 쇄교 자속 식은 다음 과정을 통해 얻을 수 있다. 먼저 IPMSM의 abc축 고정자 쇄교 자속 방정식은 다음과 같다.

$$\lambda_{abc} = L_s i_{abc} + L_f I_f \quad (2.39)$$

수식 (2.39)에 변환행렬 $T(\theta)$ 를 곱하면

$$T(\theta)\lambda_{abc} = T(\theta)L_s i_{abc} + T(\theta)L_f I_f \quad (2.40)$$

위와 같은 식이 되고 d, q축에서 쇄교 자속식은 다음식이 된다.

$$\lambda_{dqns}^\omega = T(\theta)L_s (T(\theta)^{-1} i_{dqns}^\omega) + T(\theta)L_f I_f \quad (2.41)$$

여기서 고정자 인덕턴스 L_s 와 영구자석 인덕턴스 L_f 의 변환은 다음과 같다. 먼저 고정자 인덕턴스 L_s 의 경우 시변 인덕턴스 θ_r 을 분리하여 나타내면 다음 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned}
L_s &= \begin{bmatrix} L_{ls} + L_A & -\frac{1}{2}L_A & -\frac{1}{2}L_A \\ -\frac{1}{2}L_A & L_{ls} + L_A & -\frac{1}{2}L_A \\ -\frac{1}{2}L_A & -\frac{1}{2}L_A & L_{ls} + L_A \end{bmatrix} \\
-L_B &= \begin{bmatrix} \cos 2\theta_r & \cos 2\left(\theta_r - \frac{\pi}{3}\right) & \cos 2\left(\theta_r + \frac{\pi}{3}\right) \\ \cos 2\left(\theta_r - \frac{\pi}{3}\right) & \cos 2\left(\theta_r - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos 2(\theta_r + \pi) \\ \cos 2\left(\theta_r + \frac{\pi}{3}\right) & \cos 2(\theta_r + \pi) & \cos 2\left(\theta_r + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (2.42)
\end{aligned}$$

$$T(\theta)L_sT(\theta)^{-1} = \begin{bmatrix} L_{ls} + \frac{3}{2}L_A & 0 & 0 \\ 0 & L_{ls} + \frac{3}{2}L_A & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix} + \frac{3}{2}L_B \begin{bmatrix} -\cos 2(\theta - \theta_r) & \sin 2(\theta - \theta_r) & 0 \\ \sin 2(\theta - \theta_r) & \cos 2(\theta - \theta_r) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

위 식에서 시변 성분을 제거하기 위해 $\theta = \theta_r$ 이 되도록 하면 시변 성분 중 \cos 함수는 1, \sin 함수는 0이 되어 식 (2.43)을 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
T(\theta)L_sT(\theta)^{-1} &= \begin{bmatrix} L_{ls} + \frac{3}{2}(L_A - L_B) & 0 & 0 \\ 0 & L_{ls} + \frac{3}{2}(L_A + L_B) & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} L_{ds} & 0 & 0 \\ 0 & L_{qs} & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.44}$$

여기서, $L_{ds} = \frac{3}{2}(L_A - L_B)$, $L_{qs} = \frac{3}{2}(L_A + L_B)$ 이다. 시변 인덕턴스를 포함하는 함수인 영구자석 인덕턴스 L_f 의 경우에도 d, q축 변환하게 되면

$$L_f = L_{sf} \begin{bmatrix} \cos\theta_r \\ \cos(\theta_r - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta_r + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \tag{2.45}$$

$$T(\theta)L_f = L_{sf} \begin{bmatrix} \cos(\theta - \theta_r) \\ -\sin(\theta - \theta_r) \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2.46}$$

위 식에서 시변 성분을 제거하기 위해 $\theta = \theta_r$ 이 되도록 하면 정리하면

$$T(\theta)L_f = \begin{bmatrix} L_{sf} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2.47}$$

위의 식을 얻을 수 있다. 따라서, 식 (2.44)와 식 (2.46)의 결과로 동기 전 동기의 고정자 쇄교 자속식을 얻을 수 있다.

$$\lambda_{dqns} = \begin{bmatrix} L_{ds} & 0 & 0 \\ 0 & L_{qs} & 0 \\ 0 & 0 & L_{ls} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{ns} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_f \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.48)$$

d, q축 좌표계에서 IPMSM의 출력 토크는 전동기의 기계적 출력으로부터 구할 수 있다. 먼저 IPMSM의 입력 전력은 다음과 같다.

$$P_{in} = \frac{3}{2}(v_{ds}i_{ds} + v_{qs}i_{qs}) \quad (2.49)$$

식 (2.49)에 앞서 구한 d, q축 고정자 전압과 쇄교 자속 식을 대입하여 정리하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$P_{in} = \frac{3}{2} \left(R_s(i_{ds} + i_{qs}) + i_{ds} \frac{d\lambda_{ds}}{dt} + i_{qs} \frac{d\lambda_{qs}}{dt} + \omega_{rm} \phi_f i_{qs} + \omega_{rm} (L_{ds} - L_{qs}) i_{ds} i_{qs} \right) \quad (2.50)$$

위 식에서 첫 두 항은 고정자 동손이고 다음 두 항은 자기에너지 변동분 그리고 나머지 항이 기계적 출력을 의미한다. 따라서, 토크는 기계적 출력 P_{out} 을 전동기 각속도 $\omega_m (= \frac{2}{P} \omega_{rm})$ 으로 나눈 것이므로 토크 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$T_e = \frac{P_{out}}{\omega_m} = \frac{P}{2} \frac{3}{2} \left[\phi_f i_{qs} + (L_{ds} - L_{qs}) i_{ds} i_{qs} \right] \quad (2.51)$$

여기서 P 는 극수를 의미하고 식에서 보면 IPMSM은 영구자석의 자속 ϕ_f 에 의한 토크뿐만 아니라 인덕턴스의 차이에 의해 발생하는 릴럭턴스 토크가 존재한다는 것을 알 수 있다.

제 3 장 최적화 알고리즘 연구

전동기와 같은 대부분의 전기기기는 성능, 가격, 크기 등 다양한 요구 조건들이 동시에 고려되어야 한다. 따라서 전동기 설계 시 전역 최적해에 국한되지 않고 지역 최적해도 찾을 수 있는 멀티모달 알고리즘을 적용하였고 도출된 지역 최적해들의 여러 가지 특성을 비교하여 다양한 목적함수를 고려하였다. 또한, 최적화 알고리즘과 FEM 연동 해석에서 다중 목적함수 알고리즘을 적용함으로써 두 가지 목적함수에 대한 최적해인 pareto front set을 도출하였다.

FEM은 전동기 형상에 대한 정확한 해석과 더불어 전동기의 비선형적인 특성을 해석할 수 있으므로 전동기 해석에 필수적이다. 그러나 FEM은 반복 해석을 통해 근을 구하는 방식으로 해석 시간이 오래 걸리는 문제가 있다[32]-[33]. 최적화 알고리즘을 설계에 적용하는 경우에 함수 호출은 FEM 해석 수를 의미하기 때문에 해석 시간을 줄이기 위해서는 함수 호출 횟수를 줄일 필요가 있다.

따라서, 본 논문에서는 멀티모달 문제에서 함수 호출 횟수를 저감한 TPSO와 다중 목적함수 문제에서 함수 호출 횟수를 저감한 SKMOO를 제안한다. 그리고 각 알고리즘의 성능은 기존 알고리즘들과의 수학적 함수 비교를 통해 검증하였다.

3.1 기존의 멀티모달 최적화 알고리즘

멀티모달 문제를 해결하기 위해 다양한 연구들을 진행해 왔다. 그 중 가장 널리 쓰이는 유전 알고리즘과 면역 알고리즘에 대해 설명한다.

유전 알고리즘(genetic algorithm : GA)은 다윈이 주장한 자연 진화의 법칙인 적자생존과 자연도태의 원리를 토대로 정립된 최적화 알고리즘이다. 자연 진화 법칙에 따르면 그 환경에 적합한 형질을 가진 개체가 생존할 확률이 높다. 이를 설계에 적용하면 목적함수 값과 설계 조건을

고려하여 각 개체에 적합성을 부여하고 적합성이 클수록 교배와 변이 과정에 참여할 확률을 높여 적합도가 높은 개체와 비슷한 형질을 가진 개체가 다음 단계에 더 많이 형성되도록 하여 진화의 과정이 되풀이 될 수록 전체 개체들은 더 좋은 방향으로 탐색이 진행되게 된다. 그러나 GA는 여러 지역 최적해 중 전역 최적해를 찾아주는 알고리즘으로 동시에 여러 가지를 만족해야 하는 전기기기 최적화에 적합하지 않다. 따라서, 이러한 문제를 해결하기 위해 유전 알고리즘에 니체 개념을 도입하여 지역 최적해를 찾을 수 있도록 한 니체 유전 알고리즘(niching genetic algorithm : NGA)이 있다. 니체 영역은 미리 정의된 크기를 가지고 만약 다음 반복 과정에서 생성된 니체 반경 안에 샘플이 생성되면 샘플을 삭제하고 함수 호출도 하지 않는다. 다음과 같은 방법으로 진행하면 사용자가 정의한 N개의 최적점을 찾을 때까지 알고리즘을 반복한다. 그러나 NGA에는 비대칭적인 형상을 가지는 최적점이 있는 경우에 니체 반경 안에 최적점이 존재하여 최적점을 놓치는 문제가 발생할 수 있다[35].

면역 알고리즘은 인간의 면역 체계는 인체에 침입한 바이러스나 병원균과 같은 항원을 막기 위해 항체를 생성하여 항원을 배제하는 시스템을 가지고 있다. 이러한 체계를 모방하여 최적화에 도입한 것이 면역 알고리즘이다. 면역 알고리즘은 다음 두 가지 특징을 가진다. 첫 번째, 면역 알고리즘은 최적해로의 수렴을 보장하기 위해 기억세포를 가지고 최적화를 수행한다. 기억세포는 매 세대마다 개선되는 개체 중 우수한 개체를 기억하는 해 집단으로, 이후에 침입하는 2차 항원에 대하여 최적의 항체를 빠르게 생성하기 위한 목적을 달성하기 위한 것이다. 두 번째, 면역 알고리즘에는 친화도라는 개념을 도입한다. 친화도는 항원과 항체 간의 친화도, 항체와 항체 간의 친화도로 나뉜다. 항원-항체 친화도는 서로 간의 결합력 정도를 나타내는 값으로 목적함수 값을 나타낸다. 항체-항체 친화도는 상호 간의 유사성을 평가할 수 있는 기준으로, 이를 통해 지역 최적점도 탐색할 수 있다[34].

3.2 제안된 멀티모달 최적화 알고리즘

3.2.1 TPSO(territory particle swarm optimization)

먼저, 기존의 PSO는 군집 생활을 하는 무리들이 먹이를 탐색하는 과정을 모사한 최적화 기법으로 만약 먹이를 탐색하며 비행하는 새들을 예로 들면 각각의 새들은 자신이 날아가는 진행 방향으로 먹이를 탐색하며 서로 간에 정보를 공유하고 공유된 정보를 이용하여 더 좋은 먹이를 향해 위치를 변경하는 과정이다. 새들의 진행 방향은 3가지 위치 벡터에 의해 결정된다. 첫 번째, 각각의 개체가 진행하고 있던 진행 방향 벡터이고 두 번째는 각 개체가 기억하고 있는 가장 좋았던 위치 벡터이고 세 번째는 무리가 발견한 가장 좋은 위치 벡터이다. 각각의 위치 벡터는 확률론적으로 정해지므로 지역 최적점에 빠지는 것을 방지할 수 있고 다른 진화 연산 알고리즘에 비해 우수한 수렴 특성을 가진다. 이러한 PSO의 장점을 이용하여 TPSO는 전역 최적점만을 찾을 수 있는 PSO에 영역을 부여하고 패턴 서치 방법을 결합하여 PSO를 멀티모달 문제에 적용할 수 있도록 하여 전역 최적점뿐만 아니라 지역 최적점도 찾을 수 있도록 하였다. 멀티모달 문제에서 실제로 사용자가 사용하는 솔루션은 많지 않다. 따라서, 본 논문에서는 문제 영역의 모든 지역 최적점을 찾는 것이 아니라 사용자가 지정한 상위 N개의 지역 최적점만을 찾는다. 또한, NGA가 가지는 영역 설정 문제도 6 방향 검사를 통해 해결하였다.

TPSO의 흐름도는 그림 3.1과 같다.

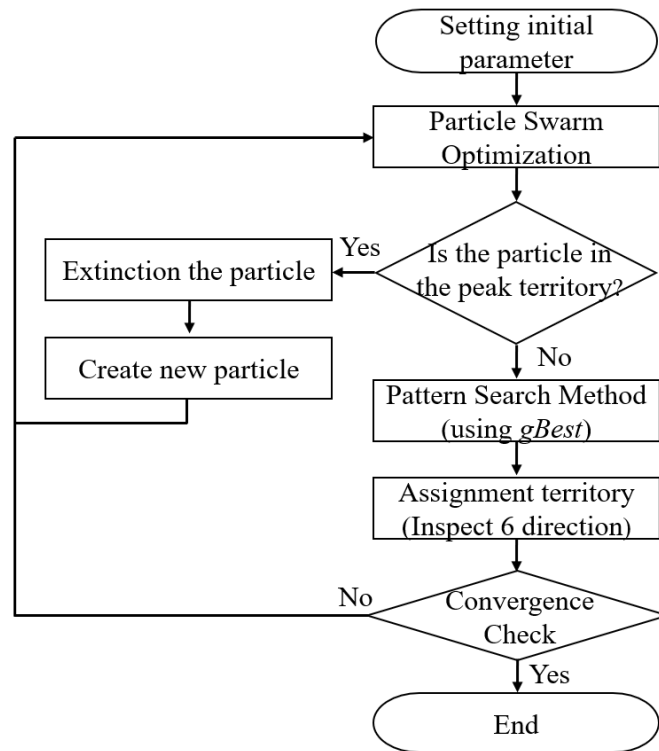


그림 3.1. TPSO의 흐름도
 Fig. 3.1. Flow chart of TPSO

Step 1. 초기화

최적화를 하려고 하는 설계변수의 영역 범위 및 초기 샘플 개수, 종료 조건 등의 설계 파라미터를 지정한다.

Step 2. PSO(particle swarm optimization) 진행

초기 문제 영역 전체에 랜덤하게 뿌리고 각 개체의 적합도를 계산하여 $pBest$ 와 $gBest$ 를 결정한다. 그림 3.2.(a)에 보이듯이 $pBest$ 는 각 개체가 진행하며 찾은 가장 좋은 해이고 $gBest$ 는 무리가 찾은 가장 좋은 해를 의미한다. 즉, 그림 3.2.(b)처럼 $gBest$ 는 $pBest$ 중 가장 좋은 해를 뜻한다.

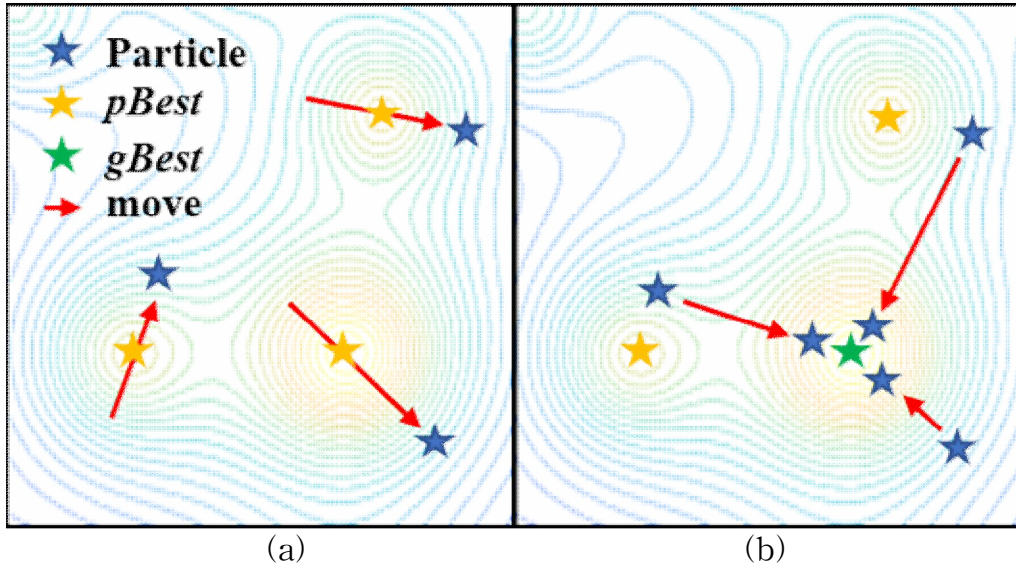


그림 3.2. PSO 개념도 (a) *pBest* (b) *gBest*

Fig. 3.2. Conceptual diagram of PSO (a) *pBest* (b) *gBest*

*pBest*와 *gBest*가 정해지면 속도는 다음 식에 의해서 업데이트 된다.

$$V_{i+1} = wV_i + C_1r_1(pBest - particle) + C_2r_2(gBest - particle) \quad (3.1)$$

$$w(i+1) = \frac{w_{\max} - w_{\min}}{i} i_{\max} \quad (3.2)$$

V_i 는 이전 속도, C_1, C_2 는 가속 가중치, r_1, r_2 는 0과 1사이의 랜덤한 수 이고 w 는 관성 가중치 값이며 i 는 반복 횟수를 의미한다. C_1 값이 커지게 되면 각 개체의 독립성이 커지는 것을 의미하며 *pBest*를 향해 나아가려는 성질이 커진다. C_2 값이 커지면 개체의 사회성이 커지는 것을 의미하며 *gBest*를 향해 나아가려는 성질이 커진다. w 값은 클수록 전역 탐색능력이 강화되고 작을수록 지역탐색 능력이 강화된다. 따라서 초기에는 전

역 탐색을 위해 큰 값을 주고 이후 빠른 수렴을 위해 작은 값을 부여한다. 업데이트 된 속도를 이용하여 다음 위치가 결정된다. 위치 식은 다음과 같다.

$$particle_{i+1} = particle_i + V_{i+1} \quad (3.3)$$

개체들은 속도에 의해 이동하며 각 개체들은 $gBest$ 를 향해 모인다. 수렴할 때까지 위 과정을 반복한다. 식 (3.1)과 식 (3.3)은 속도와 관련된 수식이므로 거리 계산에 사용하기 위해서는 기준 시간이 필요하다. 본 연구에서는 기준 시간을 1초로 정하였다.

Step 3. PSM(pattern search method) 진행

PSO를 통해 얻은 $gBest$ 를 이용하여 PSM을 진행한다. PSM은 결정론적 방법으로 최적해를 구하는 과정에 어떠한 패턴이 존재한다는 가정하에 해를 탐색한다. 패턴 탐색은 하나의 점으로 최적해를 찾기 때문에 PSO에 접목하여 해를 효율적으로 찾는다. PSM은 탐험 이동과 패턴 이동에 의해 진행된다. 탐험 이동은 국부적인 경향을 실험하여 일정한 변화 방향을 찾아내는 방법이다. 패턴 이동은 탐험 이동에서 나타난 방향 정보를 이용하여 탐색하는 과정이다. 패턴 이동 수식은 다음과 같다.

$$x_p^{(k+1)} = x^{(k)} + (x^{(k)} - x^{(k-1)}) \quad (3.4)$$

$x_p^{(k+1)}$ 는 패턴 이동의 결과이고 $x^{(k)}$ 는 탐험 이동의 결과이고 $x^{(k-1)}$ 는 시작 점을 나타낸다.

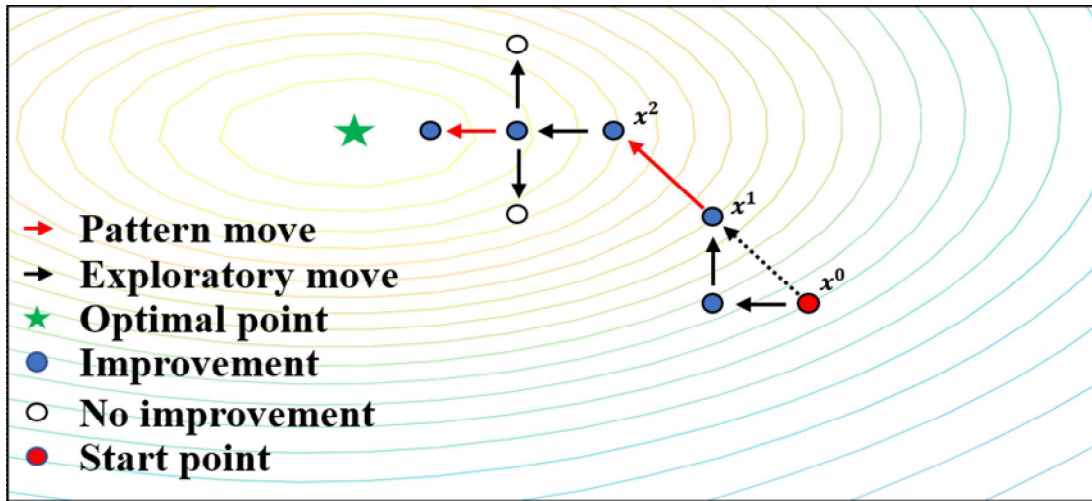


그림 3.3 PSM의 개념도

Fig. 3.3 Conceptual diagram of PSM

그림 3.3에서 x^0 을 시작점이라고 했을 때, 탐험 이동을 한 결과가 x^1 이라면 탐험 이동의 방향 정보인 $x^1 - x^0$ 값을 이용하여 패턴 이동을 시행하고 그 결과가 x^2 로 나타난다. 최적점 근처에 접근하여 더 이상 패턴 이동의 방향이 설정되지 않을 경우 이동 간격을 줄이고 종료 조건을 만족할 때까지 위 과정을 반복한다.

Step 4. 영역 할당

그림 3.4에서는 PSO를 통해 $gBest$ 를 구하고 구해진 해를 통해 PSM을 실행한다. 이를 통해 얻은 최적해에 영역을 할당한다.

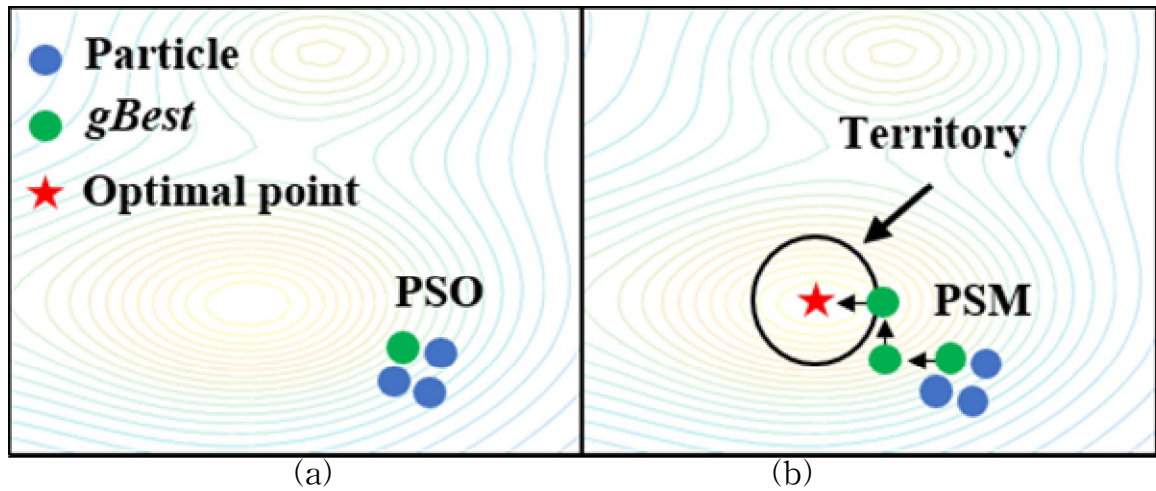


그림 3.4. (a) PSO 결과와 (b) PSM으로 찾은 최적해에 영역 생성

Fig. 3.4. (a) Result of PSO and (b) Creation territory in the optimal point found by PSM

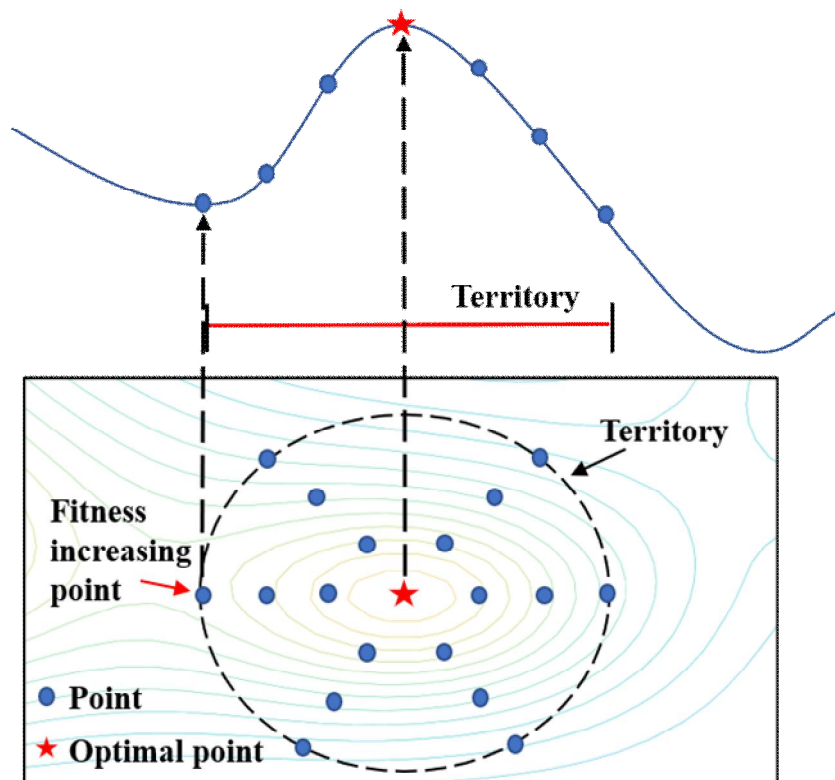


그림 3.5. 영역 할당

Fig. 3.5. Assignment of territory

영역의 크기는 함수 호출 횟수와 정확도를 고려하여 여섯 개의 방향으로 검사를 하여 정해진다. 그림 3.5처럼 최적해에서 여섯 개의 방향으로 일정한 거리만큼 늘려가며 적합도 검사를 하여 적합도가 감소하다가 다시 증가하는 곳을 최적해의 영역으로 설정하였다. 이렇게 영역의 크기를 선정했을 때 최적점을 놓치는 문제를 해결할 수 있다.

Step 5. 개체 소멸

그림 3.6에서는 다음 반복 시 개체가 생성된 영역 안에 들어갈 경우 그 개체를 소멸시킨다. 또한, 이 개체가 다른 개체들에게 영역 안의 적합도가 매우 낮다는 정보를 공유하도록 하여 다른 개체들이 이 영역으로 오지 않도록 하여 다음 상위의 최적점을 찾도록 한다.

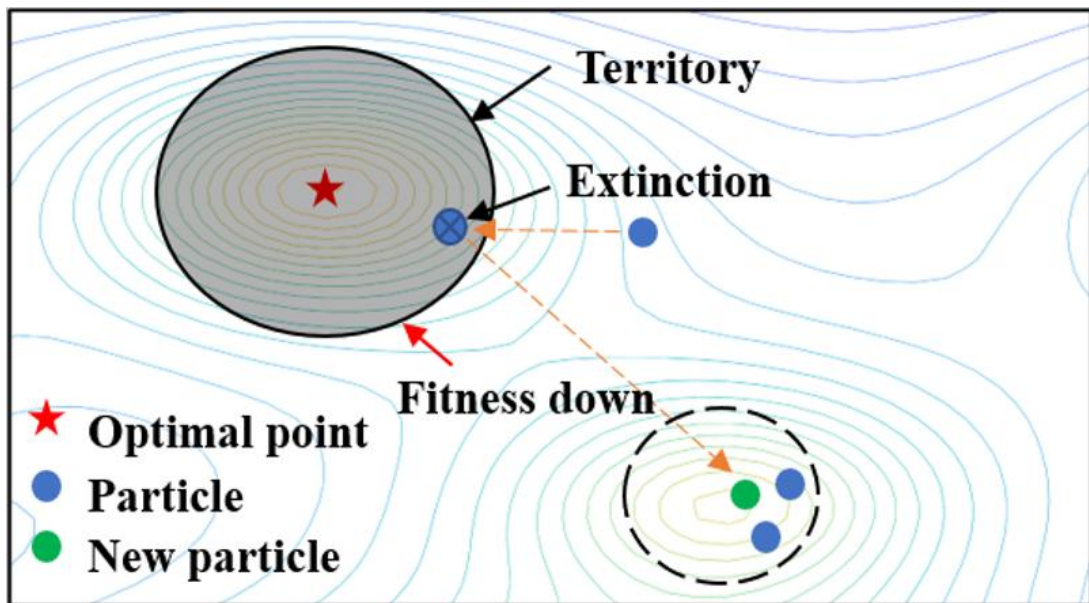


그림 3.6. 개체 소멸

Fig. 3.6. Extinction of particle

Step 5. 변이 생성

개체가 소멸 되었을 경우 소멸된 개체의 수 만큼 문제 영역에 다시 개체를 추가해서 최적점이 존재할지도 모르는 미탐색 영역에 대한 탐색 가능성을 높여 준다.

Step 6. 수렴성 판별

사용자가 지정한 N개의 최적점을 찾고 나면 알고리즘은 종료되고 최적점들은 문제 영역에서 상위의 적합도를 가지는 순으로 찾아진다. 만약 수렴 조건을 만족하지 못한다면 Step 2로 돌아가 알고리즘을 반복한다.

3.2.2 멀티모달 최적화 알고리즘 성능 비교

본 절에서는 TPSO의 성능을 확인하기 위하여 두 가지 시험함수를 이용하여 멀티모달 최적화를 수행하였는데, TPSO 성능의 객관적인 분석을 위하여 기존 멀티모달 알고리즘인 NGA를 이용하여 비교하였다. 알고리즘의 성능은 수렴 조건을 만족하여 알고리즘이 종료되었을 때 소요된 함수 호출 횟수와 성공률로 비교하였다. 성공률은 실제 최적해와 알고리즘을 통해 얻은 최적해의 차이가 5% 미만일 때 알고리즘이 성공했다고 판단하고 전체 최적점 수와 성공한 최적점 수의 비를 의미한다. 알고리즘에 확률적인 부분을 추가하기 위해 100회 반복하였다. 사용된 시험함수 식은 다음과 같다.

$$f(x, y) = \sum_{k=1}^{N_{peak}} \frac{a_k}{1 + \{(x - x_k)\}^2 + (y - y_k)^2 / b_k} \quad (3.5)$$

N_{peak} 는 최적점의 수, x_k, y_k 는 k 번째 최적점의 위치, a_k, b_k 는 최적점의 기울기와 크기에 관련된 값이다. 그림 3.7은 두 시험함수의 3차원 형상이다. 시험함수 1의 최적점은 6개이고 상대적으로 일정한 위치에 최적점이 존재한다. 시험함수 2의 최적점은 10개이고 위치와 크기가 불규칙적이다. 표 3.1은 모든 최적점을 찾을 때의 시험 결과를 나타낸다. 확률론적 방법과 결정론적 방법의 결합으로 인해 비슷한 함수 호출 횟수로 제안된 알고리즘의 정확도가 더 높은 것을 확인할 수 있다. 표 3.2는 N개의 최적점을 찾을 때의 시험 결과이다. 서로의 정보를 공유하는 PSO의 특성을 이용하여 상위의 지역 최적해를 먼저 찾을 수 있고 결정론적 방법의 결합으로 제안된 알고리즘에서 적은 함수 호출 횟수로 높은 성공률을 보인다.

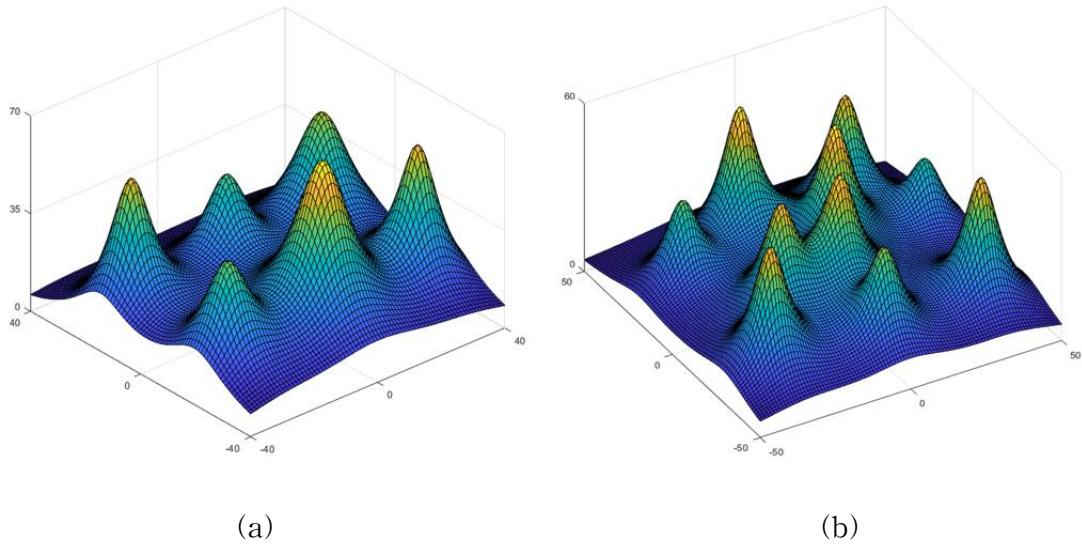


그림 3.7. 시험함수의 3차원 형상. (a) 최적점이 6개인 시험함수 1. (b) 최적점이 10개인 시험함수 2.

Fig. 3.7. Three-dimensional plot of test functions. (a) Test function 1 with 6 peaks. (b) Test function 2 with 10 peaks.

표 3.1. TPSO와 NGA의 성능 비교 (모든 최적점)

Table 3.1. Performance comparison between TPSO and NGA (All peak)

시험함수 1 [최적점 6개]	함수 호출 횟수	성공률 [%]
NGA	975	94.7
TPSO	960	99.7
시험함수 2 [최적점 10개]	함수 호출 횟수	성공률 [%]
NGA	2280	90.4
TPSO	2252	99.2

표 3.2. TPSO와 NGA의 성능 비교 (상위 N개의 최적점)

Table 3.2. Performance comparison between TPSO and NGA (N peak)

시험함수 1 [최적점 3개 검출]	함수 호출 횟수	성공률 [%]
NGA	216	81.3
TPSO	198	91.7
시험함수 2 [최적점 5개 검출]	함수 호출 횟수	성공률 [%]
NGA	553	85.6
TPSO	512	92.0

3.3 기존의 다중목적 최적화 알고리즘

3.3.1 NSGA-II (non-dominated sorting genetic algorithm-II)

NSGA-II는 유전 알고리즘에 비지배 분류법과 군집 거리 방법을 접목하여 다중 목적함수 문제를 푸는 최적화 방법이다[36]-[38].

그림 3.8은 목적함수 f_1 , f_2 를 최소화하는 문제에서 비지배 분류법에 대한 설명이다. 먼저, 해 A 와 해 C 를 비교하면 해 A 가 f_1 , f_2 를 기준으로 하였을 때 모두 우수한 값을 가진다. 이때 해 C 는 해 A 에 지배된다. 반면에 해 A 와 해 B 를 비교하는 경우에 f_1 을 기준으로 해 A 가 우수하고 f_2 를 기준으로 해 B 가 우수하다. 이러한 상황처럼 서로 우위를 가릴 수 없는 경우를 비지배 관계라 하고 이러한 해들을 비지배 해라고 하며 비지배 해들의 집합을 Pareto front set이라 한다. 지배 관계에 따라 각 Pareto front set에 Rank를 부여한다. 상위의 Rank에 더 높은 적합도를 부여하여 다음 세대에 생존할 확률을 크게 한다[39].

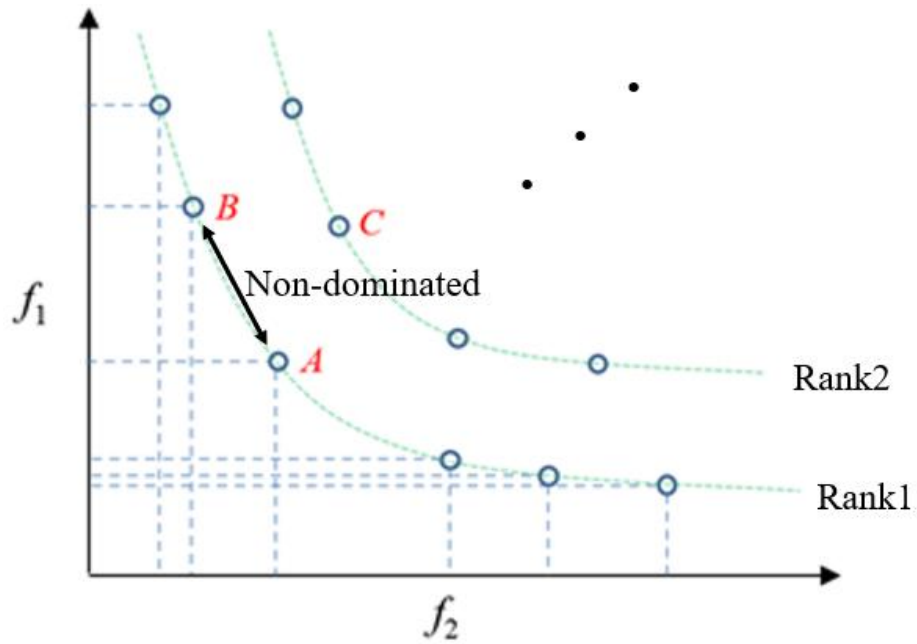


그림 3.8. 비지배 분류법

Fig. 3.8. Non-dominated sorting

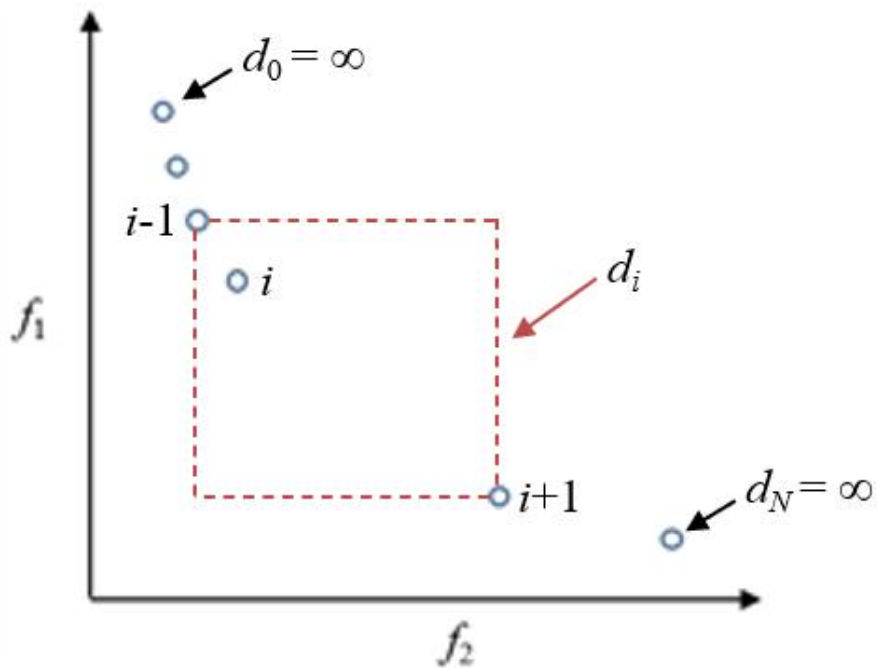


그림 3.9. 군집 거리 방법

Fig. 3.9. Crowding distance

그림 3.9는 군집 거리 기법에 대한 설명으로 Pareto front set에서 해 주변의 두 해의 목적함수 거리의 합을 이용한다. 군집 거리가 큰 해에 더 높은 적합도를 주어 다음 세대에 Pareto front set의 빈 곳에 해가 간접적으로 채워질 수 있도록 한다. 이때, 양 끝의 해에는 아주 높은 적합도를 부여하여 다음 세대에 남을 수 있도록 하여 해를 확장 시켜 나갈 수 있도록 한다. 균일한 Pareto front set은 사용자에게 다양한 선택지를 제공할 수 있다.

NSGA-II의 수행과정을 살펴보면 그림 3.10처럼 부모해 N개와 자식해 N개의 집단이 있을 때 비지배 분류법을 이용하여 Rank를 부여하고 정렬된 해 중 N개의 부모해를 추출하기 위해 상위 Rank순으로 추출한다. 만약 그림의 Rank3과 같이 같은 Rank 안에서 선택되어야 한다면 군집 거리 기법을 이용해 군집 거리가 큰 곳이 선택될 확률을 높도록 한다. 이렇게 생존한 N개의 해들이 새로운 부모해가 되고 다시 교차와 변이 과정을 시행하고 위 과정을 반복한다.

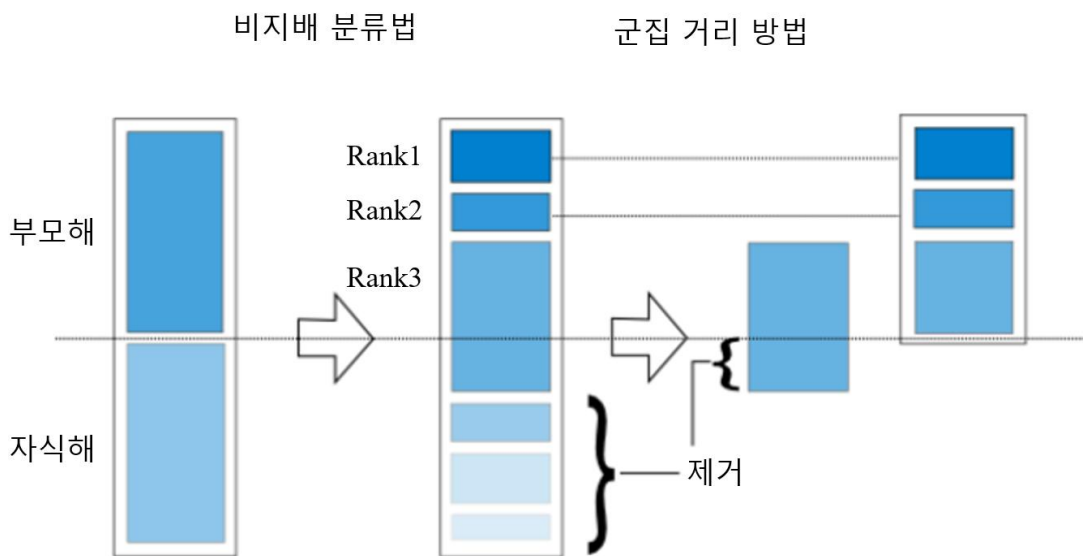


그림 3.10. NSGA-II의 수행과정
Fig. 3.10. Procedure of NSGA-II

3.3.2 MOPSO (multi-objective particle swarm optimization)

MOPSO는 PSO 기법을 다중 목적함수 문제에 적용하기 위해 몇 가지 과정을 추가한 알고리즘으로 기존의 PSO와 마찬가지로 현재 위치에서의 진행 방향과 각 개체가 발견한 가장 좋은 해 $pBest$, 무리가 발견한 가장 좋은 해 $gBest$ 의 방향을 합하여 이동하는 방식이다. 여러 가지 목적함수를 동시에 고려하기 위해 동일한 설계 변수 위치에서 각 목적함수에 대해 함수호출을 하고 하나의 목적함수에 편향되지 않도록 정규화하여 통합 적합도를 계산하고 통합 적합도에 따라 $pBest$ 와 $gBest$ 를 선정한다. $pBest$ 와 $gBest$ 를 찾으며 탐색된 해들 중 비지배 관계를 따져 Pareto front set을 도출한다[40]-[43].

3.4 제안된 다중 목적함수 최적화 알고리즘

3.4.1 SKMOO (subdivided kriging multi objective optimization)

기존의 다중 목적함수 최적화 알고리즘들은 구현이 간단하고 여러 방면으로 적용할 수 있지만 설계변수나 목적함수가 증가함에 따라 함수 호출이 상당히 증가한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 대리 모델을 이용한 최적화 알고리즘 SKMOO를 제안한다. 제안된 알고리즘은 대리 모델의 정보를 이용하여 그림 3.11처럼 목적함수 영역에서 직접적으로 Pareto front set의 빈 공간에 해를 추가하여 함수 호출 횟수를 줄이고 더 균일한 Pareto front set을 구성할 수 있다.

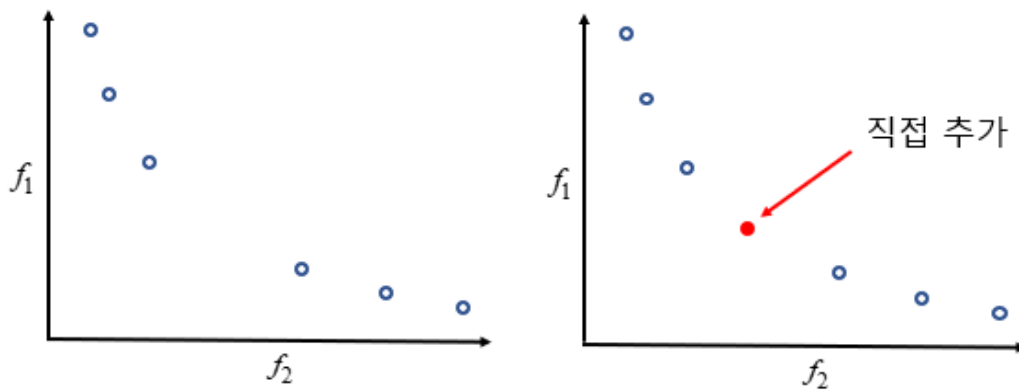


그림 3.11. Pareto front set의 빈 곳에 해 추가

Fig. 3.11. Addition of solution to the empty space of the Pareto front set

SKMOO의 수행과정과 그림 3.17은 알고리즘의 흐름도이다.

Step 1. 초기화

목적함수들을 선정하고, 설계변수의 범위, 초기 해의 개수, 종료 조건 등 설계 파라미터를 결정한다.

Step 2. 초기 샘플 생성 : LHS(latin hypercube sampling)

불균일한 초기 샘플은 대리모델의 정확도를 현저히 떨어뜨린다. 그러므로, 초기 샘플이 균일하면서도 무작위성을 유지할 수 있도록 LHS 방법을 사용한다. 만약 샘플이 N 개 라면 문제 영역을 $N \times N$ 으로 나누어 준다. 그리고 그림 3.12처럼 분할된 그리드의 각 행과 열에 하나의 샘플만 포함되도록 샘플을 생성한다[44]-[48].

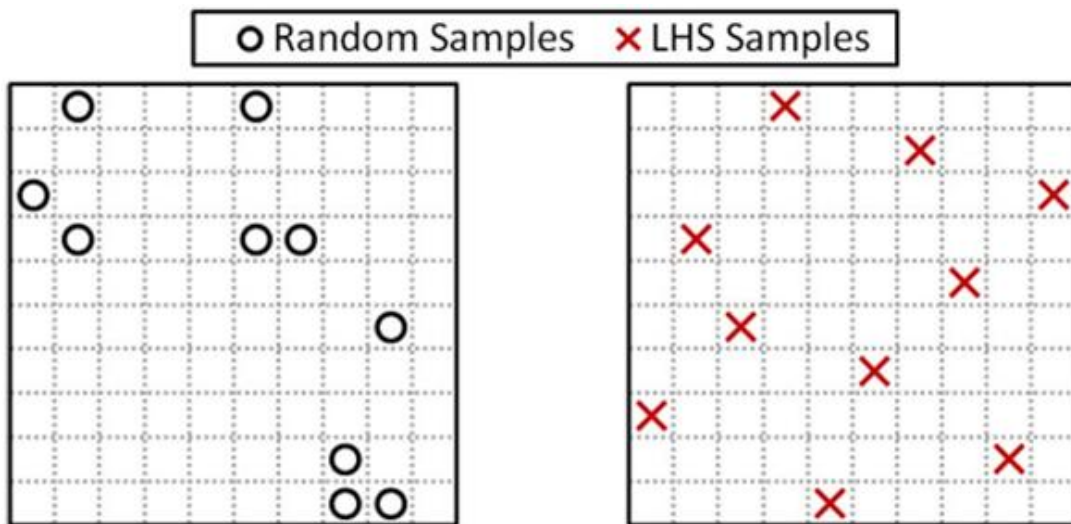


그림 3.12. 랜덤 샘플링과 라틴하이퍼 큐브 샘플링

Fig. 3.12. Random sampling and latin hypercube sampling

Step 3. 대리 모델 생성

초기 샘플들을 이용하여 비선형적인 함수를 근사화하는 kriging method로 대리 모델을 생성한다.

Step 4. 비지배 분류법

비지배 분류법을 이용하여 모든 샘플들을 정렬시킨다. 앞서 설명한 것처럼 비지배 해들의 집합인 Pareto front set을 추출한다.

Step 5. Euclidean distance 계산

Euclidean distance는 인접한 솔루션들의 거리를 의미한다. ED_{\max} 는 가장 큰 Euclidean distance로 정의된다. ED_{\max} 는 다음 식으로 계산된다.

$$Norm_i = \max(f_i) - \min(f_i) \quad (3.6)$$

$$ED_{\max} = \max_{j=1, \dots, N_n-1} \left(\sum_{i=1}^{N_o} \left| \frac{f_i(j) - f_i(j+1)}{Norm_i} \right| \right) \quad (3.7)$$

$Norm_i$ 는 정규화를 위한 i 번째 목적함수의 범위이고, N_n 는 해의 개수, N_o 는 목적함수의 개수이다.

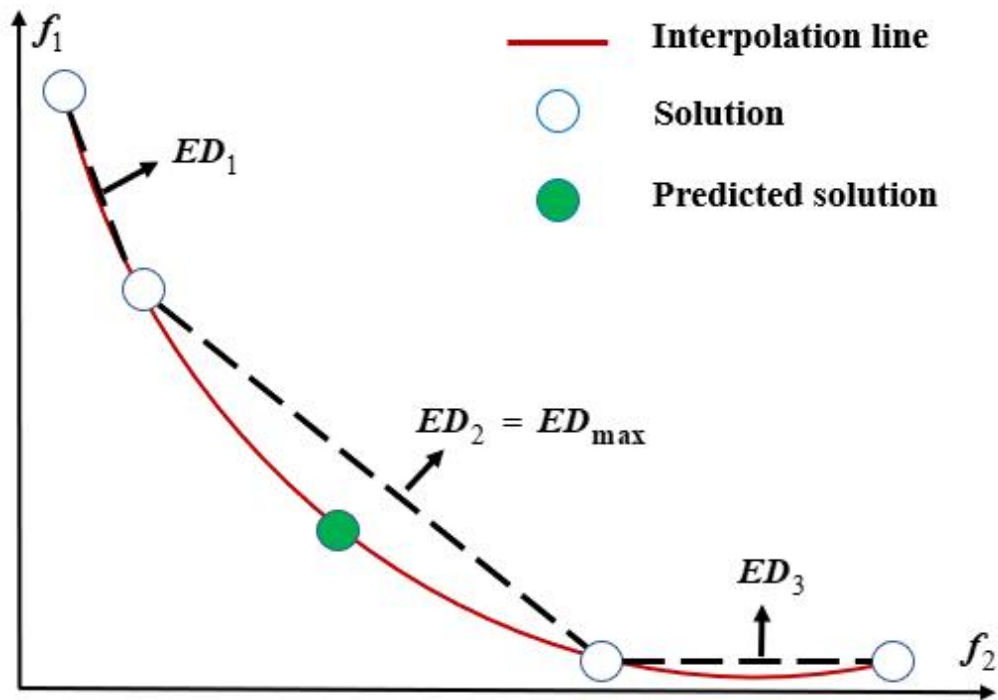


그림 3.13. 유클리디안 거리 계산과 예측 해 추가

Fig. 3.13. Calculation Euclidean distance and addition of predicted solution

그림 3.13에서 점선은 Euclidean distance를 의미한다. 예측 해는 ED_{\max} 를 가지는 두 해 사이에 직접 추가된다. 추가적으로 해의 정확도를 높이고 Pareto front set을 더 연속적으로 만들기 위해 spline 보간을 이용한다. 따라서, 예측 해는 그림 3.13의 초록색 점처럼 Pareto front set의 빈 곳을 채운다.

Step 6. 역탐색

앞서 Pareto front set을 채운 예측 해를 실제로 생성하기 위해서는 그 목적함수 값을 가지는 설계변수 조합을 탐색해야 할 필요가 있다.

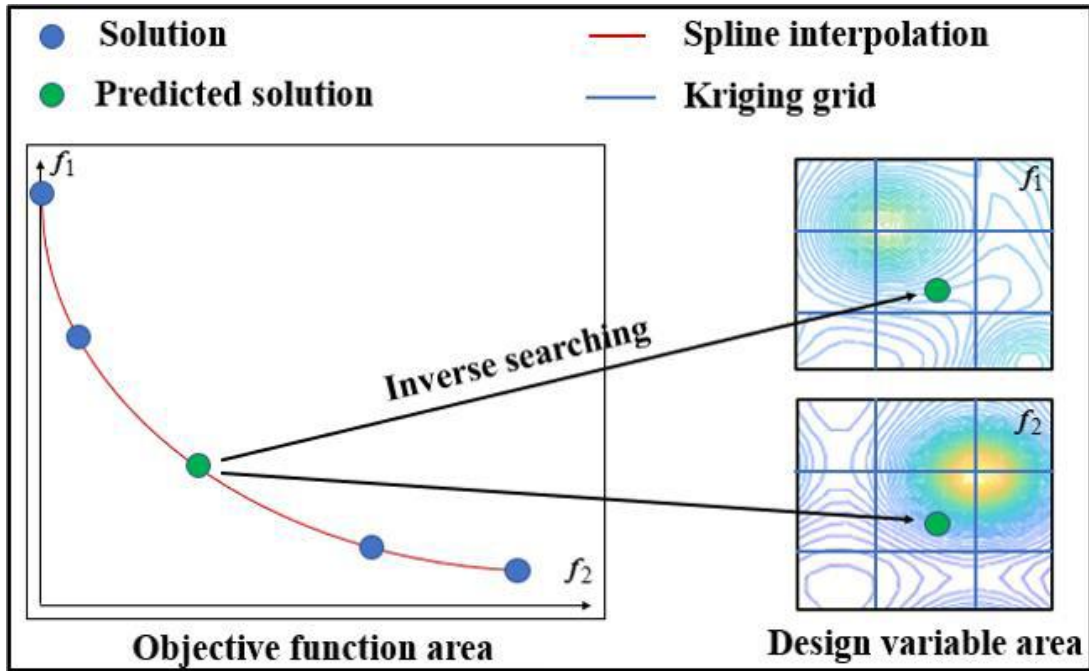


그림 3.14. 역탐색의 개념도

Fig. 3.14. Conceptual diagram of inverse searching

그림 3.14에서 목적함수 영역의 예측 해는 설계변수 영역의 f_1, f_2 에서 동일한 위치에 놓여진다. 대리 모델을 통해 얻은 목적함수 값과 예측 해의 목적함수 값을 비교하여 그 차이가 가장 작은 설계변수 조합을 찾는다. 역탐색을 위한 수식은 다음과 같다.

$$\epsilon_{\min} = \min_{i,j} \sum_{k=1}^{N_o} |f_{k,pre} - f_k(x_1(i), x_2(j))| \quad (3.8)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, N_{x_1}\}, j \in \{1, 2, \dots, N_{x_2}\} \quad (3.9)$$

x_1, x_2 는 설계변수를 의미하고, i, j 는 각각 균일하게 나누어진 설계변수 값이다. N_{x_1}, N_{x_2} 는 각각 설계변수 x_1, x_2 의 개수를 나타낸다. $f_{k,pre}$ 는 예측

해의 k 번째 목적함수 값을 의미한다.

Step 7. 크리깅 격자 세분화

역탐색을 통해 실제 해를 얻었다. 그러나 실제 해는 크리깅 격자에서만 생성되기 때문에 실제 해와 예측 해 사이에는 오차가 발생할 수 있다.

그림 3.15의 설계변수 영역의 왼쪽을 보면 실제 해를 의미하는 빨간색 점이 크리깅 격자를 의미하는 파란색 실선 위에 있는 것을 알 수 있다. 따라서, 제안된 알고리즘에서는 이러한 오차를 줄이기 위해 크리깅 격자를 빨간색 점선과 같이 세분화하여 실제 해가 예측 해가 될 수 있도록 오차를 줄였다. 이처럼 크리깅 격자를 더 잘게 나눌수록 해의 정확도는 더 높아지겠지만 모든 크리깅 격자점과 예측 해를 비교해야 하므로 계산 시간이 증가할 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 알고리즘의 초반부터 격자를 잘게 나누지 않고 어느 정도 수렴이 진행된 이후에 격자를 세분화하여 계산 시간도 줄이고 해의 정확도도 증가시켰다. 또한, 더 균일한 Pareto front set을 얻기 위해 만약 해가 사용자가 정의한 기준보다 가까이 있을 경우 해를 삭제하고 삭제된 해와 인접해 있는 두 해의 사이에 새로운 해를 추가하였다.

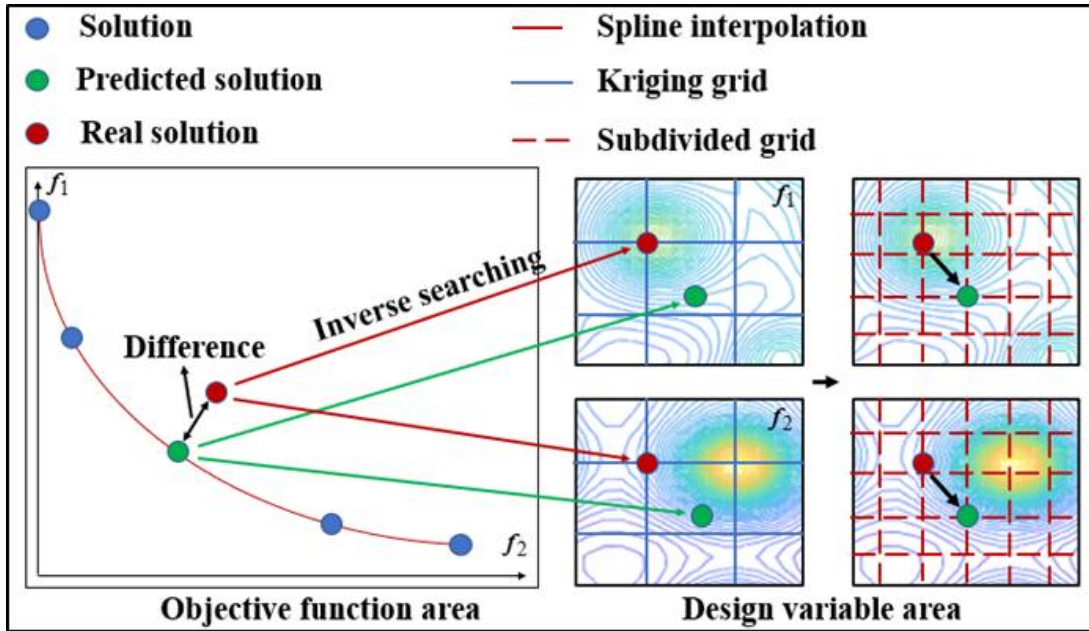


그림 3.15. 크리깅 격자 세분화의 개념도

Fig. 3.15. Conceptual diagram of subdivided kriging grid

Step 8. Fill blank method

Fill blank method는 조기 수렴을 방지하기 위해 사용된다[49]. 이 방법은 이미 탐색한 영역을 중복하여 탐색하지 않기 때문에 매우 효율적이다. 그림 3.16에서 샘플들이 불규칙적으로 놓여있는 것을 확인할 수 있다. 조기 수렴을 막기 위해 샘플이 추가되어야 한다면 샘플이 가장 없는 오른쪽 아랫부분이 될 것이다. 수식은 다음과 같다.

$$R_{\max} = \max_{i,j} \left\{ \min_k \sqrt{(x_1(i) - \text{sample}_{k,x_1})^2 + (x_2(j) - \text{sample}_{k,x_2})^2} \right\} \quad (3.10)$$

$$i \in \{1, 2, \dots, N_{x_1}\}, j \in \{1, 2, \dots, N_{x_2}\}, k \in \{1, 2, \dots, N_{\text{sample}}\} \quad (3.11)$$

x_1, x_2 는 설계변수이고, i, j 는 사용자가 분할한 좌표, $sample_{k,x1}$ 은 k번째 샘플 x_1 의 좌표값, N_{sample} 은 샘플의 개수이다.

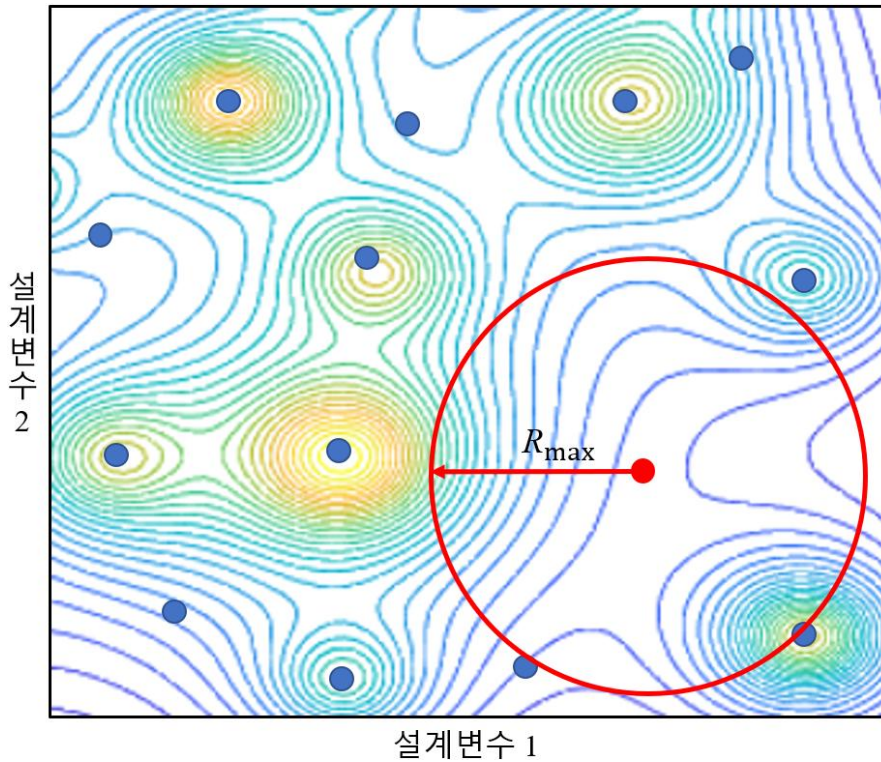


그림 3.16. Fill blank method의 개념도

Fig. 3.16. Conceptual diagram of Fill blank method

수식에서 보면 분할된 좌표에서 각 샘플의 거리를 계산하여 가장 가까운 위치의 샘플을 찾는다. 즉, 분할 좌표와 샘플의 거리를 반지름으로 하는 원 중 가장 작은 원을 의미하고, 좌표를 옮겨가며 각 좌표에서 그런 원 중 가장 큰 원을 탐색하고 그 반지름을 R_{max} 라 한다.

Step 9. 수렴성 판별

마지막으로 수렴 조건을 판별하여 정해진 반복 횟수 이상이 되거나 지정한 함수 호출 횟수 이상일 경우 수렴하고 수렴 조건을 만족하지 못하면 Step 3으로 돌아가 위 과정을 반복한다.

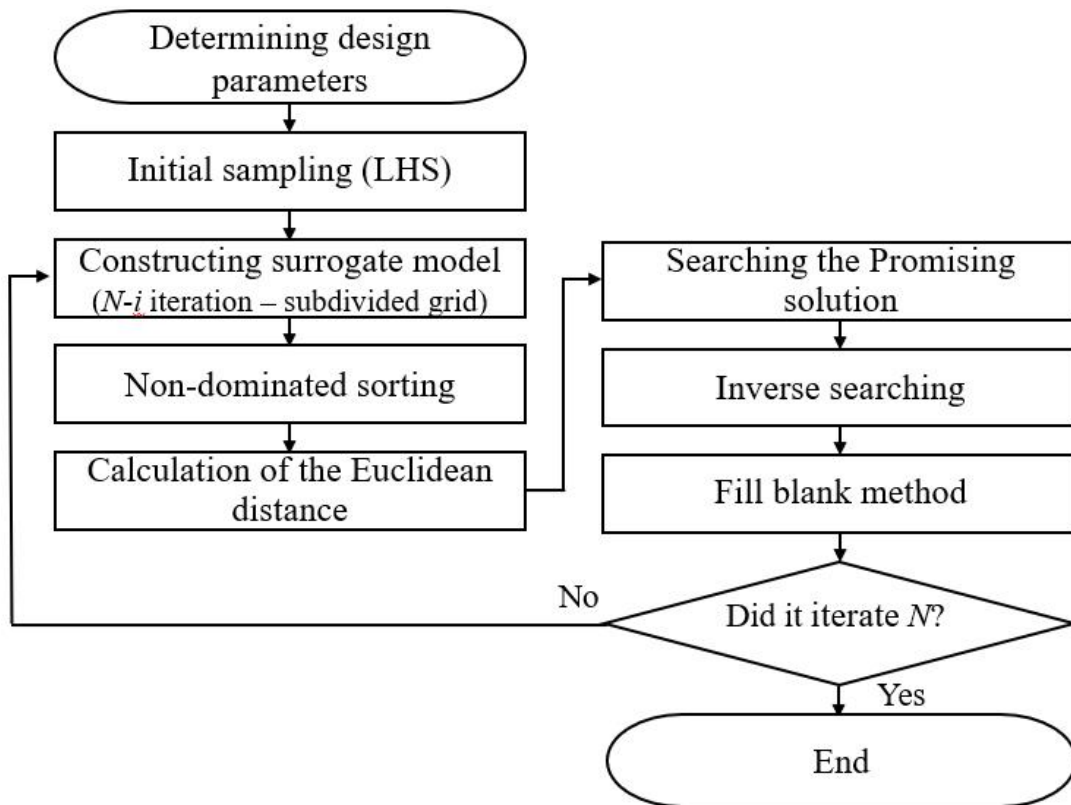


그림 3.17. SKMOO 알고리즘의 순서도
 Fig. 3.17. Flow chart of SKMOO algorithm

3.4.2 다중 목적함수 최적화 알고리즘 성능 비교

본 절에서는 SKMOO의 성능을 확인하기 위하여 세 가지 시험함수를 이용하여 다중 목적함수 최적화를 수행하였고, SKMOO 알고리즘 성능의 객관적인 분석을 위해 기존 다중 목적함수 최적화 알고리즘인 NSGA-II와 MOPSO를 이용하여 최적화 성능을 비교하였다.

(1) 시험함수 I

$$\begin{aligned} \text{Minimize } f &= f_1(x), f_2(x, y), \\ f_1 &= x, f_2 = (1+y)/x, 0.1 < x < 1, 0 < y < 5 \end{aligned} \quad (3.12)$$

식 (3.13)의 시험함수 I은 2개의 목적함수 f_1 과 f_2 의 최소화 문제이다.

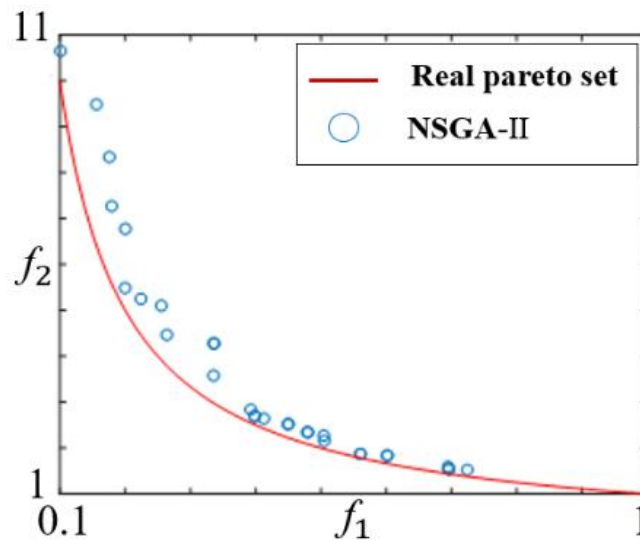


그림 3.18. NSGA-II를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과

Fig. 3.18. Optimization result for a test function I by using NSGA-II

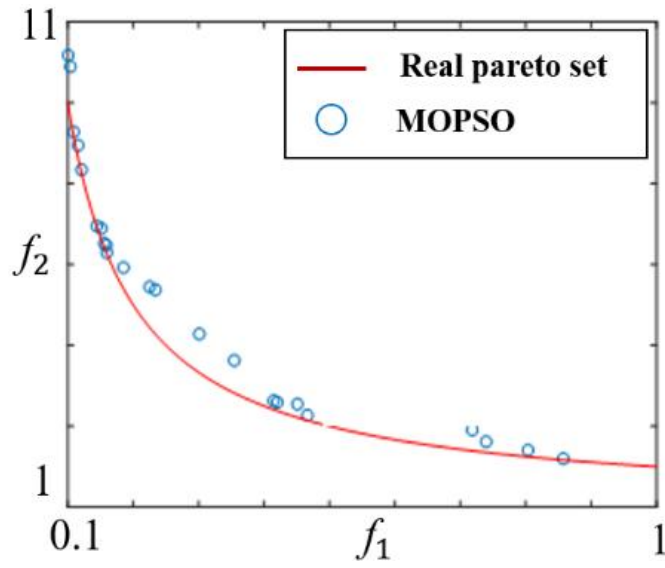


그림 3.19. MOPSO를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과

Fig. 3.19. Optimization result for a test function I by using MOPSO

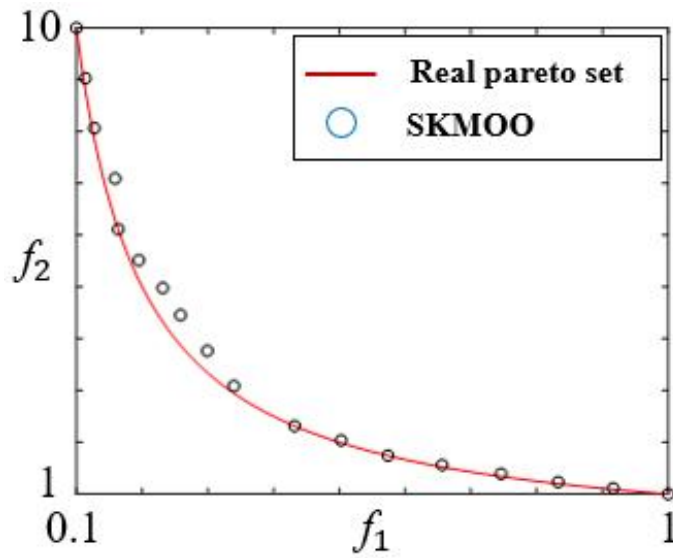


그림 3.20. SKMOO를 이용한 시험함수 I의 최적화 결과

Fig. 3.20. Optimization result for a test function I by using SKMOO

그림 3.18-3.20은 각각 NSGA-II, MOPSO, SKMOO 알고리즘을 이용한 시험함수 I의 최적화 결과이다. SKMOO로 도출한 pareto front set이 가장 실제 pareto front set에 가깝고 가장 균일한 분포를 가진다.

표 3.3. 시험함수 I의 결과 비교

Table 3.3. Comparison results for the test function I

	<i>GD</i>	<i>SP</i>	함수 호출 횟수
NSGA-II	0.0634	0.5577	660
MOPSO	0.0244	0.4297	680
SKMOO	0.0082	0.3115	502

표 3.3은 알고리즘을 100회 반복했을 때 평균 결과이다. 알고리즘을 평가하는 성능지표인 GD(generational distance)는 실제 Pareto front set과의 거리를 나타낸다. 계산 식은 다음과 같다.

$$GD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_n} d_i^2}}{N_n} \quad (3.13)$$

d_i 는 도출한 Pareto front set의 i 번째 비지배해와 실제 Pareto front set의 비지배해 중 가장 가까운 위치의 비지배해 사이의 거리를 의미한다. GD 가 0에 가까울수록 도출한 Pareto front set이 정확하다는 것을 의미한다. 두 번째 성능지표인 SP(spacing)는 도출한 Pareto front set의 비지배해들이 얼마나 균일하게 분포해 있는가를 나타낸다. SP 계산 식은 다음과 같다.

$$SP = \sqrt{\frac{1}{N_n - 1} \sum_{j=1}^{N_o - 1} \left(\bar{d} - \sum_{i=1}^{N_o} (f_i(j) - f_i(j+1))^2 \right)^2} \quad (3.14)$$

\bar{d} 는 도출한 Pareto front set의 비지배해들 간의 평균 거리이고 N_n 은 비지배 해의 개수, N_o 는 목적함수의 개수이다. SP 가 0에 가까울수록 비지배 해들이 균일하게 분포한다는 것을 의미한다. 따라서, SKMOO가 가장 실제 Pareto front set에 가깝고 해들이 서로 균일하게 분포해 있으며 함수 호출 횟수도 가장 작은 것을 알 수 있다.

(2) 시험함수 II

$$\begin{aligned} \text{Maximize } f &= f_1(x), f_2(x, y), \\ f_1 &= 1.1 - x, \quad f_2 = 60 - (1 + y)/x, \quad 0.1 < x < 1, \quad 0 < y < 5 \end{aligned} \quad (3.15)$$

식 (3.15)의 시험함수 II는 2개의 목적함수 f_1 과 f_2 를 최대화하는 문제이다.

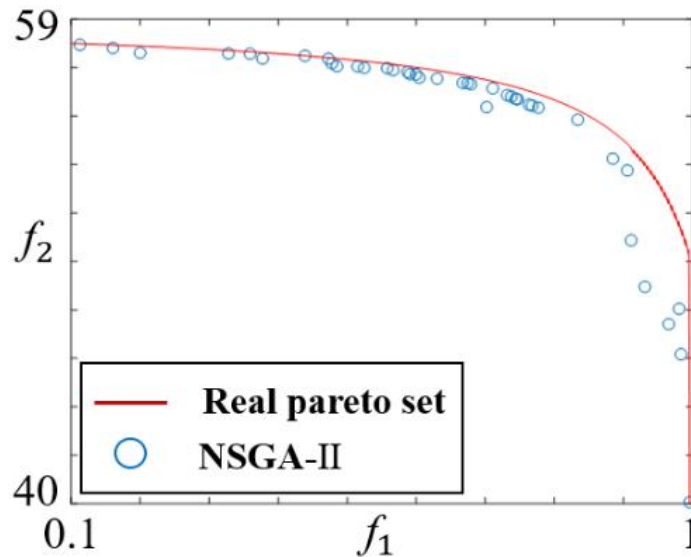


그림 3.21. NSGA-II를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과

Fig. 3.21. Optimization result for a test function II by using NSGA-II

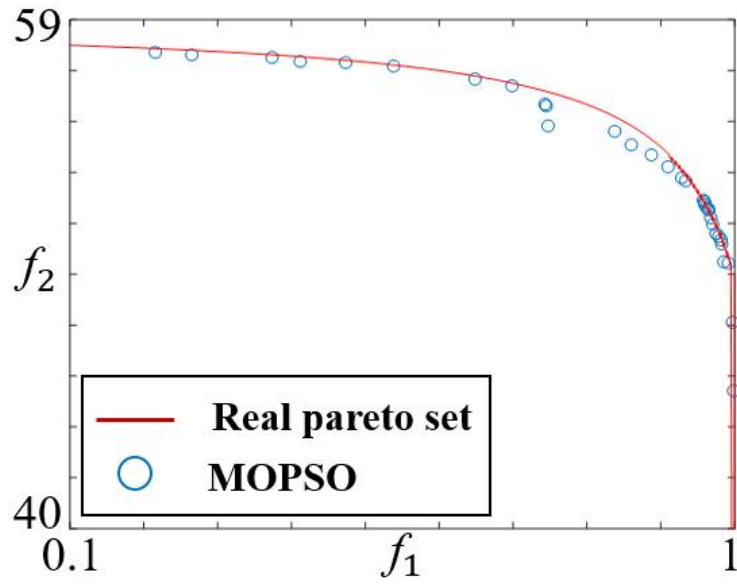


그림 3.22. MOPSO를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과
 Fig. 3.22. Optimization result for a test function II by using MOPSO

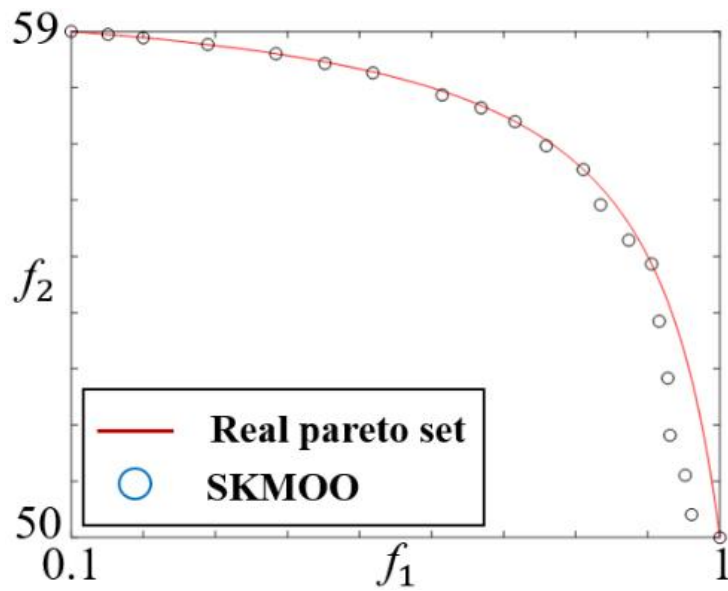


그림 3.23. SKMOO를 이용한 시험함수 II의 최적화 결과
 Fig. 3.23. Optimization result for a test function II by using SKMOO

그림 3.21-3.23은 각각 NSGA-II, MOPSO, SKMOO 알고리즘을 이용한 시험함수 II의 최적화 결과이다. SKMOO로 도출한 Pareto front set이 가장 실제 Pareto front set에 가깝고 가장 균일한 분포를 가진다.

표 3.4. 시험함수 II의 결과 비교

Table 3.4. Comparison results for the test function II

	<i>GD</i>	<i>SP</i>	함수 호출 횟수
NSGA-II	0.0130	1.5110	1266.7
MOPSO	0.0115	0.8913	1433.3
SKMOO	0.0078	0.2558	682.0

표 3.4는 알고리즘을 100회 반복했을 때 평균 결과이다. 대리 모델을 이용하여 직접 해를 추가하기 때문에 SKMOO의 함수 호출 횟수가 적고 크리깅 격자를 세분화하여 정확하고 균일한 Pareto front set을 도출한 것을 확인할 수 있다.

(3) 시험함수 III

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } f = (f_1(x_1, x_2), f_2(x_1, x_2)), \quad -4 < x_1, x_2 < 4 \\
 & f_1 = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^2 \left(x_i - \frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2\right), \quad f_2 = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^2 \left(x_i + \frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2\right) \quad (3.16)
 \end{aligned}$$

식 (3.16)의 시험함수 III은 2개의 목적함수 f_1 과 f_2 를 최소화하는 문제이다.

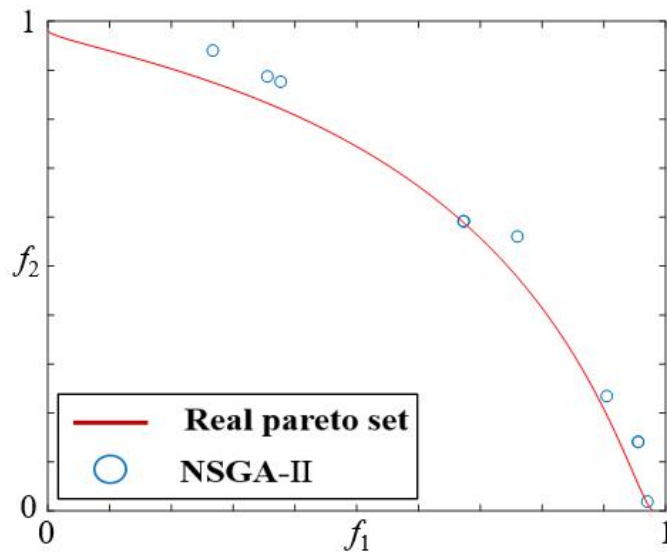


그림 3.24. NSGA-II를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과

Fig. 3.24. Optimization result for a test function III by using NSGA-II

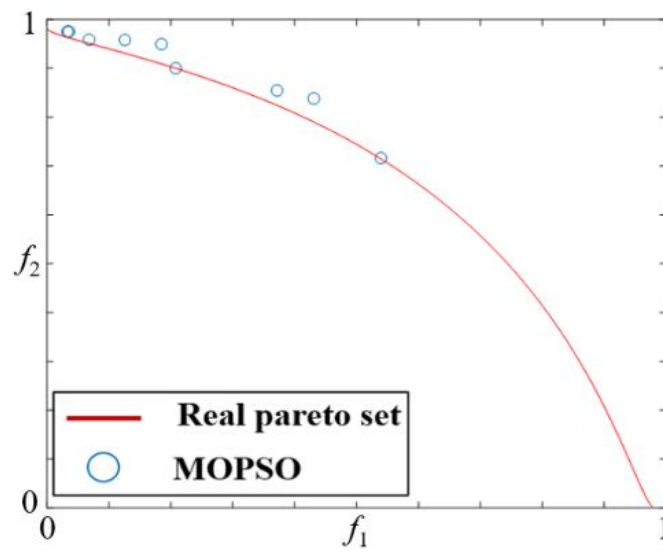


그림 3.25. MOPSO를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과

Fig. 3.25. Optimization result for a test function III by using MOPSO

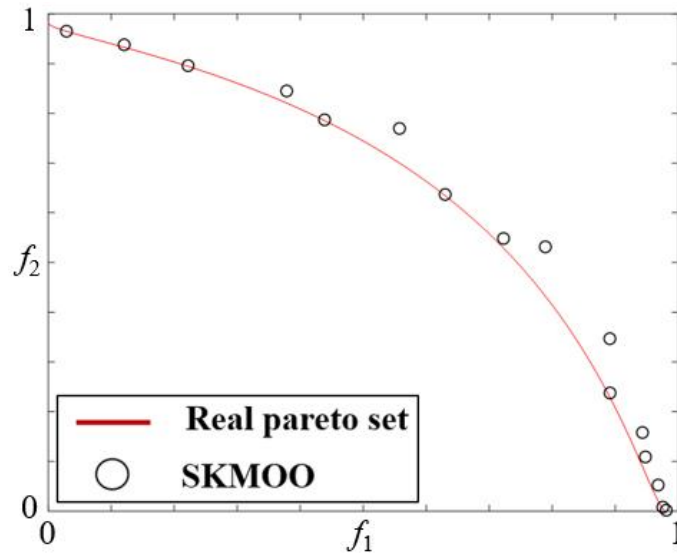


그림 3.26. SKMOO를 이용한 시험함수 III의 최적화 결과

Fig. 3.26. Optimization result for a test function III by using SKMOO

그림 3.24-3.26은 각각 NSGA-II, MOPSO, SKMOO 알고리즘을 이용한 시험함수 III의 최적화 결과이다. SKMOO 알고리즘을 이용해 도출한 Pareto front set이 가장 실제 Pareto front set에 가깝고 균일한 분포를 가짐을 확인할 수 있다.

표 3.5. 시험함수 III의 결과 비교

Table 3.5. Comparison results for the test function III

	GD	SP	함수 호출 횟수
NSGA-II	0.0112	0.1713	1580
MOPSO	0.0077	0.1568	2130
SKMOO	0.0056	0.0560	1022

표 3.5는 각각 알고리즘을 100회 반복했을 때 평균 결과이다. 대리 모델을 이용하여 Pareto front set의 빈 곳에 해를 직접 추가하는 것과 크리깅 격자 세분화로 인해 SKMOO가 적은 함수 호출로 정확하고 균일한 Pareto front set을 도출한 것을 확인할 수 있다.

제 4 장 UAV용 SPMSM 설계

4.1 UAV용 SPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건

표 4.1. UAV용 SPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건
Table 4.1. Requirement and constraint of SPMSM for UAV

항 목		값
연속 부하	출력	320[W]
	요구 토크	2.5[Nm]
	회전 속도	1,200[rpm]
효율		89[%] 이상
역기전력 THD		10[%] 미만
공극 길이		0.5[mm]
회전자 외경		145[mm]
축 방향 길이		9.6[mm]
동작 온도		40[°C]
고정자/회전자 철심 재질		35PN230
영구자석 재질		NdFeB (Br=1.30[T])

표 4.1은 UAV용 전동기 설계의 요구 조건 및 제한 조건을 나타내고 있다. HALE UAV는 비행하는 물체이므로 무게를 최소화해야 한다. UAV의 부품 중 전동기가 차지할 수 있는 공간이 한정되므로 소형화 및 박형화가 필수적이다. 또한, 인공위성처럼 동일한 궤도를 따라 임무를 수행하므로 일정하고 지속적인 운행이 필요하다.

위의 요구 조건에 따라 가속 및 감속 운행보다 정속 운전에 유리한 외전형 SPMSM을 선택하였고 허용 공간을 고려하여 최대 회전자 외경과

축 방향 길이를 결정하였다. 집중권 방식은 분포권에 비해 권선 저항을 대폭 줄일 수 있어서 동손을 감소시키며, 제작이 용이하여 전동기를 소형화 시키는데 유리하고 제작성도 용이하다. 슬롯수가 증가하면 정현파 역기전력 구현이 용이하고 코깅 토크와 토크 리플이 저감되기 때문에 36 슬롯으로 정하였다. 소형화 및 박형화하며 요구 토크와 출력을 만족하기 위해 자석을 많이 사용할 수 있는 외전형 구조로 48극의 회전자를 선택하였다. 설계 모델은 정격 속도 1,200rpm에서 2.5Nm의 정격 토크를 가진다. 역기전력 THD가 10% 미만이 되도록 하고 코깅 토크와 토크 리플을 고려하여 최종 모델을 선정하였다.

4.2 TPSO를 이용한 SPMSM 최적 설계

4.2.1 목적함수 및 설계변수

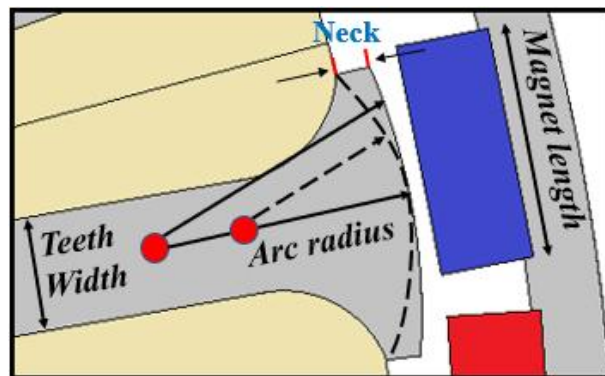
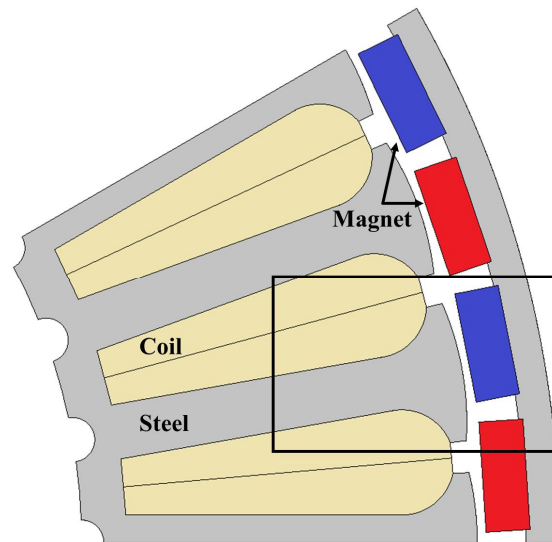


그림 4.1. 설계 모델의 1/12 주기 해석 모델과 설계변수.

Fig. 4.1. 1/12 periodic analysis model of design model and design variables.

그림 4.1은 초기 SPMSM 모델의 1/12 주기 해석 모델과 설계변수들이다. 코깁 토크는 무부하 운전시 회전자의 영구자석과 고정자의 슬롯 간의 상호작용에 의해 발생하고 토크 리플을 발생시켜 전동기 성능을 저하시키므로 목적함수는 코깁 토크의 최소화로 선정하였다. FEM 해석 수를 의미하는 함수 호출 횟수의 저감과 더 정확한 지역 최적해를 얻을 수 있도록 TPSO 알고리즘을 적용하여 여러 지역 최적해를 얻고 코깁 토크 특성이 우수한 해들 중 역기전력 THD와 토크 리플을 고려하여 최종 설계안을 도출한다. 설계변수는 코깁 토크에 큰 영향을 미치는 변수들인 자석 길이, 치 폭, *Arc radius*로 선정하였다. *Arc radius*는 neck 부분의 호 반지름으로 이 반지름은 모터의 중심으로부터의 거리가 아니다. neck의 길이는 호 반지름의 거리에 따라 달라진다. 따라서 neck의 길이가 변경되면 호 반지름의 중심도 변경되게 된다. *Arc radius*는 슬롯 오프닝 부분의 강판을 날카롭거나 뭉툭하게 만든다. *Arc radius*가 짧을수록 강판은 날카로워지고 *Arc radius*가 커질수록 강판은 뭉툭해진다. 이때 공극의 길이는 변하지 않도록 고정하였다. 자석의 길이는 자석끼리 겹치지 않도록 범위를 선정하였고 치 폭은 포화도 고려 및 코일이 겹치지 않는 범위 내에서 선정하였다. 설계변수들의 범위는 표 4.2에 나타나 있다.

표 4.2. 설계변수의 범위

Table 4.2. Range of design variables

설계변수	범위
<i>Arc radius</i>	9.7 to 34.9 [mm]
<i>Magnet length</i>	6 to 8 [mm]
<i>Teeth Width</i>	2 to 3.7 [mm]

4.2.2 최적 설계 결과

제안된 멀티 모달 최적화 알고리즘인 TPSO를 FEM 해석에 결합하여 코깁 토크가 저감된 최적 설계안을 도출하였다. 3가지 설계변수 조합에 대한 목적함수를 코깁 토크로 하여 해석이 진행된다. TPSO를 통해 코

깁 토크가 저감된 3가지 최적해가 도출되었다.

표 4.3. 모델별 설계 변수값과 성능 비교

Table 4.3. Design variable value and performance comparison of each model

	Initial model	Case 1	Case 2	Case 3	Unit
<i>Arc radius</i>	18.24	15.39	10.83	11.03	mm
<i>Magnet length</i>	7.48	6.62	6.94	6.68	mm
<i>Teeth Width</i>	3.3	3.12	3.68	3.34	mm
Cogging torque	630	9.05	27.0	4.87	mNm
Torque ripple	22.8	12.98	2.86	6.55	%
THD	9.05	9.0	1.6	4.99	%
Average torque	2.61	2.54	2.57	2.49	Nm

표 4.3은 모델별 해석 결과를 정리한 표이다. Case 3번은 최적화의 결과로 나온 전역 최적점으로 코깁 토크가 가장 작다. 그러나 평균 토크가 요구 조건을 만족하지 못하므로 최적 설계안으로 선택되지 못하였다. Case 1은 Case 3번 다음으로 코깁 토크가 작은 모델이다. 그러나 토크 리플과 THD를 Case 2번과 비교했을 때 높은 값을 보인다. 따라서, 코깁 토크는 세 모델 중 가장 크지만 요구 토크를 만족하며 토크 리플과 THD가 가장 작은 Case 2번을 최적 모델로 선정하였다.

그림 4.2는 최적 모델의 자속 밀도 분포이다. 그림 4.3과 4.4는 초기 모델과 최적 모델의 토크 파형과 코깁 토크 파형을 나타낸다. 코깁 토크는 초기 모델과 최적 모델이 각각 630mNm와 27mNm로 최적 모델이 약 95.7% 작다. 비록 평균 토크는 약 1.5%정도 떨어지지만 요구 조건인 2.5Nm를 만족한다. 토크 리플도 22.8%와 2.86%로 약 87.46% 감소하였고 THD도 9.05%와 1.6%로 약 82.3% 감소하였다.

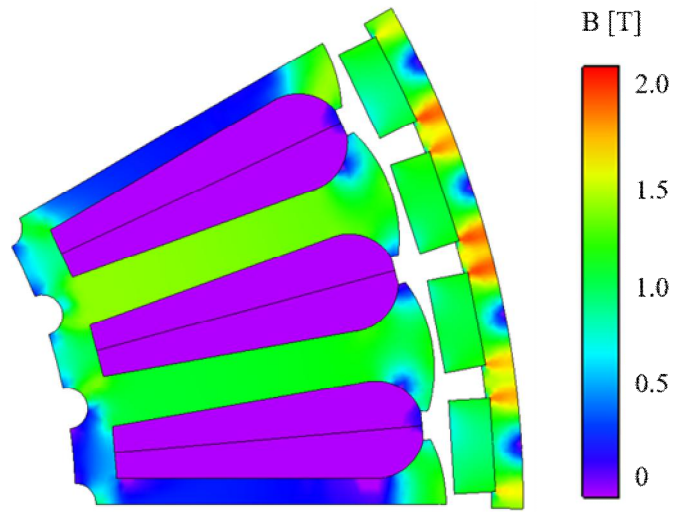


그림 4.2. 최적 모델의 자속 밀도

Fig. 4.2. Magnetic flux density of the optimal model

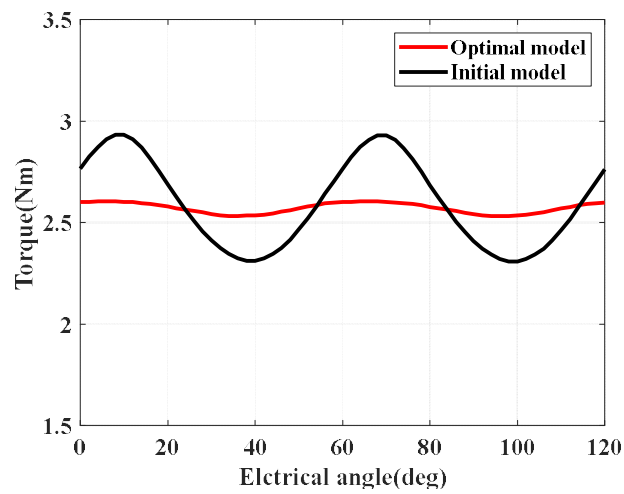


그림 4.3. 초기 모델과 최적 모델의 토크

Fig. 4.3. Torque of initial model and optimal model

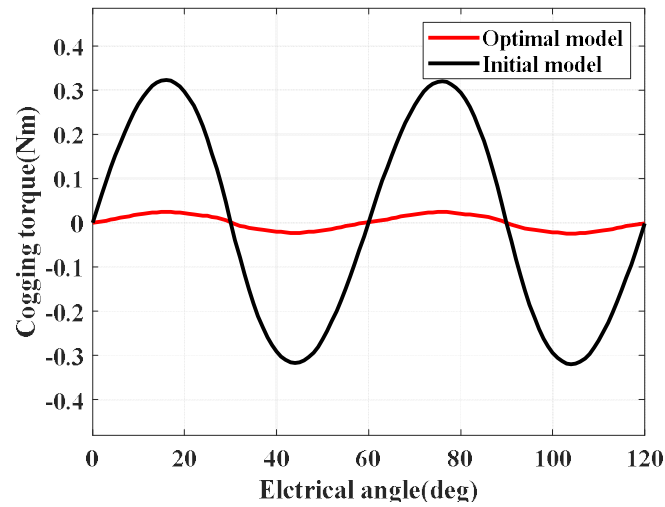


그림 4.4. 초기 모델과 최적 모델의 코깅 토크

Fig. 4.4. Cogging torque of initial model and optimal model

표 4.4. 초기 모델과 최적 모델의 출력 특성

Table 4.4. Power characteristic of initial model and optimal model

	Initial model	Optimal model	Unit
Copper loss	22.84	12.15	W
Core loss	17.24	14.87	W
Total loss	40.08	27.02	W
Input power	367.05	350.26	W
Outer power	326.97	323.24	W
Efficiency	89.08	92.28	%

표 4.4는 초기 모델과 최적 모델의 출력 특성을 나타낸 표이다. 초기 모델의 동손이 22.84W, 최적 모델의 동손이 12.15W이고 초기 모델의 철손이 17.24W, 최적 모델의 손실이 14.87W로 전체 손실에서 최적 모델이 약 26.9% 감소하였다. 이러한 손실 감소로 인해 효율이 약 3.59% 증가하였다.

제 5 장 EV 구동용 IPMSM 설계

5.1 EV 구동용 IPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건

표 5.1. EV 구동용 IPMSM 설계의 요구 조건 및 제한 조건

Table 5.1. Requirement and constraint of IPMSM for EV

항 목		값
연속 부하	출력	80 [kW]
	요구 토크	285.5[Nm]
	회전 속도	2,850[rpm]
최대 속도		12,000[rpm]
역기전력 THD		5 [%] 미만
코깅 토크		4.85 [Nm] 미만
공극 길이		0.8[mm]
고정자 외경		200[mm]
축 방향 길이		130.9[mm]
동작 온도		20[°C]
고정자/회전자 철심 재질		27PNX1350F
영구자석 재질		N46UH-G_E (Br=1.31[T])

표 5.1은 EV 구동용 전동기 설계의 요구 조건 및 제한 조건을 나타내고 있다. EV 구동용 전동기는 고출력밀도 및 고토크가 요구된다.

영구자석 동기 전동기는 토크 밀도와 효율을 높일 수 있어 EV에 주로 사용되고 특히 IPMSM의 경우 SPMSM과 비교하여 돌극성에 의한 자기

저항 토크를 추가적으로 발생할 수 있어서 고 토크화가 가능하고 유효 공극이 작아 일정 토크 영역뿐만 아니라 일정 출력 영역까지 넓은 속도 영역에서 운전이 가능하므로 EV 구동용 전동기로 IPMSM을 선택하였다. 분포권 방식은 고폭, 고풍출력 및 넓은 정출력 운전 영역과 같은 출력 성능 면에서 유리하다. 슬롯수가 증가하면 정현파 역기전력 구현이 용이하고 코깅 토크와 토크 리플이 저감되기 때문에 72슬롯으로 정하였다. 회전자의 형상과 극수/슬롯수는 [31]을 참고하였으며 이 논문에서는 IPMSM의 자석 매입 형태에 따라 4가지 타입으로 비교하였다. 회전자의 토폴로지와 매극매상슬롯 수를 조합하여 여러 모델을 비교하였고 성능이 우수한 모델 중 기계적 응력을 고려하여 8극 72슬롯의 Double-V 타입을 선정 하였다.

코깅 토크는 토크 리플을 발생시켜 전동기 성능을 저하시키고 역기전력의 기본파 성분만 유효 토크 및 출력에 기여하고 고조파 성분들은 토크 리플과 열을 발생시킨다[27]. 따라서, 설계 시 코깅 토크와 역기전력 THD의 값에 제한을 두었다.

5.2 SKMOO를 이용한 IPMSM 최적 설계

5.2.1 목적함수 및 설계변수

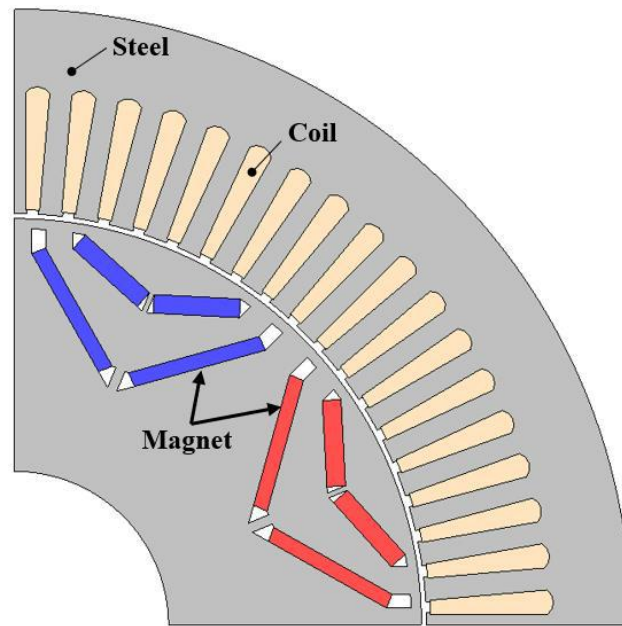


그림 5.1. 참조 모델의 1/4 주기 해석 모델.

Fig. 5.1. 1/4 periodic analysis model of reference model.

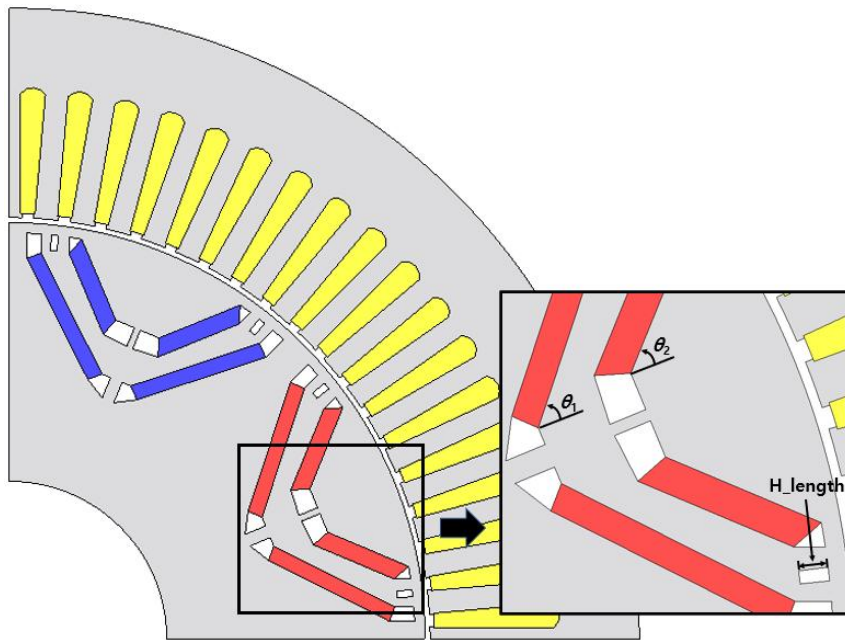


그림 5.2. 최적 모델의 1/4 주기 해석 모델과 설계변수.

Fig. 5.2. 1/4 periodic analysis model of optimal model and design variables.

그림 5.1은 IPMSM 참조 모델의 1/4 주기 해석 모델이고 그림 5.2는 설계변수들과 알고리즘을 적용하여 얻은 최적 모델의 형상이다. 목적함수는 토크 리플을 발생시켜 전동기 성능을 저하시키는 코깅 토크의 최소화 및 토크 리플과 열을 발생시키는 역기전력 THD의 최소화로 선정하였다. 대리 모델을 사용하여 FEM 해석 시간을 현저히 줄이고 기존 알고리즘에 비해 더 균일하고 정확한 Pareto front set을 얻을 수 있는 SKMOO 알고리즘을 통해 Pareto front set을 얻고 우수한 설계변수 조합을 선택하여 최종 모델로 선정하였다. 설계변수는 역기전력 THD, 코깅 토크 및 토크 리플에 많은 영향을 미치는 1, 2층의 자석 각도와 자석 끝 브릿지 사이의 중공의 길이로 정하였다. 자석 각도의 범위는 1,2층 자석이 서로 겹치지 않도록 하였고 자석의 길이와 두께는 고정하였다. 중공의 범위는 1,2층 자석 끝 브릿지의 길이를 고려하여 적절한 범위를 선정하였다. 설계변수들의 범위는 표 5.2에 나타나 있다.

표 5.2. 설계변수의 범위

Table 5.2. Range of design variables

설계변수	범위	단위
θ_1	47 to 55.6	deg.
θ_2	45 to 70.5	deg.
H_length	0 to 2.6	mm

5.2.2 최적 설계 결과

제안된 다중목적함수 최적화 알고리즘인 SKMOO를 FEM 해석에 결합하여 코깅 토크와 역기전력 THD가 저감된 최적 설계안을 도출하였다. 3가지 설계변수 조합에 대한 목적함수를 코깅 토크와 THD로 하여 해석이 진행된다. SKMOO를 통해 최적해들의 집합인 Pareto front set이 도출되었다. 도출된 Pareto front set은 그림 5.3에 나타나 있다.

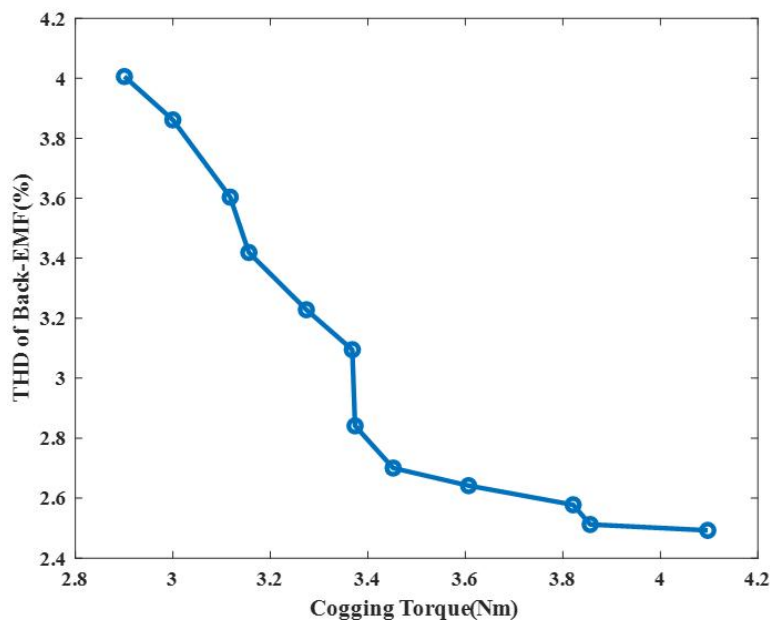


그림 5.3. SKMOO를 통해 도출된 IPMSM의 Pareto front set

Fig. 5.3. Pareto front set of IPMSM using SKMOO

Pareto front set에서 최적 설계를 위한 최적점은 사용자의 목적이나 목적함수의 중요도에 따라 달라진다. 본 논문에서는 목적함수에 가중치를 주는 방식을 사용한다. 본 설계에서는 토크 리플을 발생시키고 전동기의 성능을 저하시키는 코깅 토크의 최소화와 토크 리플과 열 손실을 유발하는 역기전력 THD의 최소화 모두 전동기 성능에 중요한 요소로 작용하므로 가중치를 동일하게 부여하였다. 즉, 각 목적함수의 값에 0.5의 가중치를 곱했을 때 그 합이 가장 작은 해를 선택하였다. 이때, 하나의 목적함수에 대해 편향된 값을 가지지 않도록 각 목적함수의 최댓값과 최솟값의 차를 나누어준다. 그 결과, 최적해는 목적함수 값으로 코깅 토크 3.45Nm, 역기전력 THD가 2.70%를 가지는 해가 선택되었다.

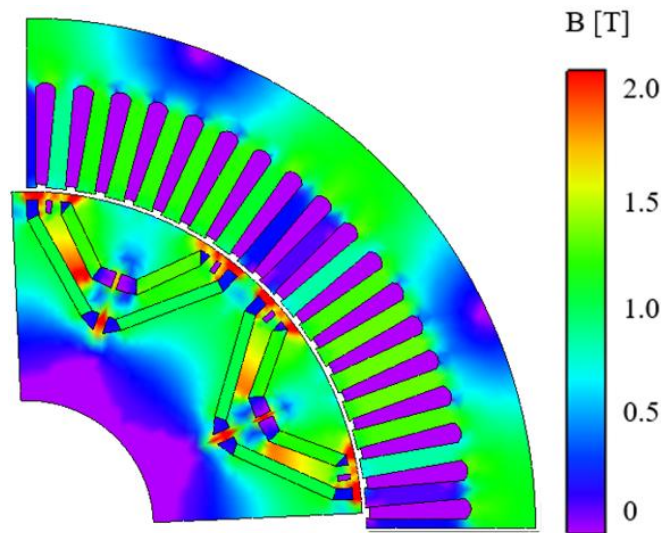


그림 5.4. 최적 모델의 자속 밀도

Fig. 5.4. Magnetic flux density of optimal model

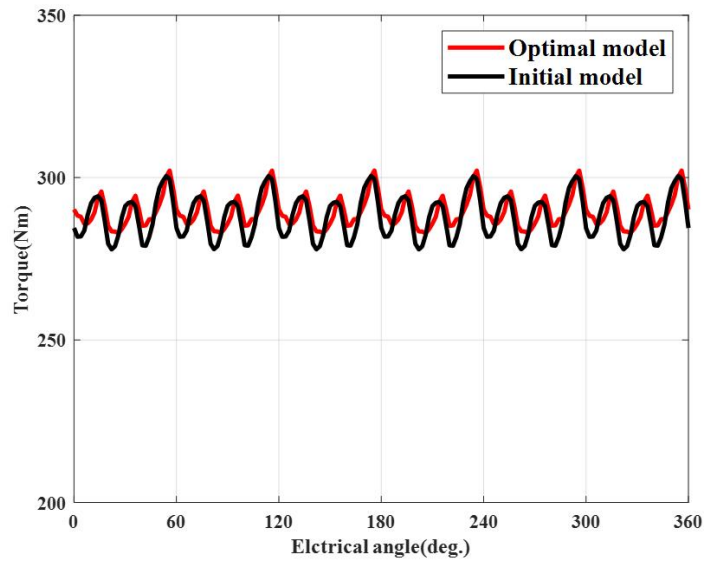


그림 5.5. 초기 모델과 최적 모델의 토크

Fig. 5.5. Torque of initial model and optimal model

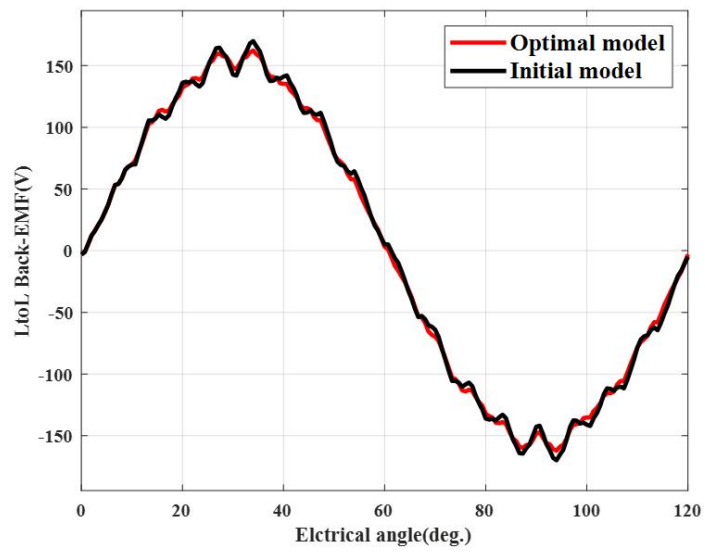


그림 5.6. 초기 모델과 최적 모델의 선간 역기전력

Fig. 5.6. LtoL Back-EMF of initial model and optimal model

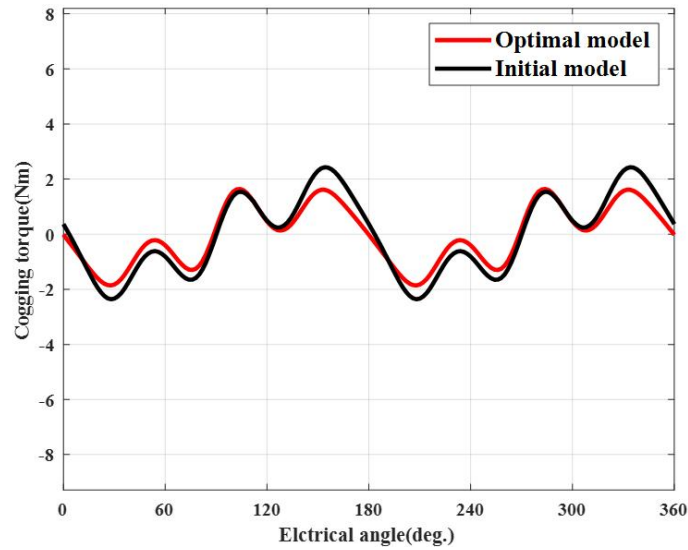


그림 5.7. 초기 모델과 최적 모델의 코깅 토크

Fig. 5.7. Cogging torque of initial model and optimal model

표 5.3. 모델별 설계 변수값과 성능 비교

Table 5.3. Design variable value and performance comparison of each model

	Initial model	Optimal model	Unit
θ_1	54.17	49.23	deg
θ_2	45.02	45.35	deg
H_length	0	2.44	mm
Average torque	288.15	289.50	Nm
Back-EMF THD	4.96	2.70	%
Cogging torque	4.75	3.45	Nm

그림 5.4는 최종 모델의 자속 밀도 분포이다. 회전자 자석 끝부분에 포화도가 높게 나오는데 이는 공극 자속 밀도를 정현파에 가깝도록 만들어 주어 역기전력의 THD가 낮아진다. 표 5.3은 초기 모델과 최적 모델을 비교한 표이고 그림 5.5-5.7은 초기 모델과 최적 모델의 부하 및 무부하

특성을 비교한 것이다. 최적 모델의 평균 토크는 초기 모델에 비해 약 0.47% 증가하였다. 역기전력 THD는 초기 모델은 4.96%, 최적 모델은 2.7%로 약 45.56% 감소하였다. 코깅 토크에서는 초기 모델 4.75Nm, 최적 모델 3.45Nm로 약 27.37% 감소하였다.

기계적 응력해석은 회전자 회전할 때 내부에 삽입된 영구자석의 원심력에 의해 강판에 가해지는 힘을 확인하기 위해 수행하였다. 조건 및 사양은 표 5.4에 제시되어 있다.

그림 5.8과 그림 5.9는 정격 및 최대 속도에서의 Von Mises 응력을 나타낸다. 표 5.5는 해석 결과를 보여준다. 정격 속도에서 Von Mises 응력값은 14.78MPa 이고 최대 속도에서 Von Mises 응력값은 262.07MPa 이다. 강판의 항복 응력이 450MPa이고, 안전계수가 1.7 수준이므로 최적 모델은 응력해석 결과로부터 기계적으로 안전하다는 것을 확인하였다.

표 5.4. 기계적 응력해석을 위한 조건 및 사양

Table 5.4. Conditions and specification for mechanical stress analysis

Specification	Value	Unit
Young's modulus (Steel / Magnet)	200 / 150	GPa
Friction coefficient	0.3	.
Density (Steel / Magnet)	7,900 / 7,600	kg/m ³
Rotation speed (Rated / Maximum)	2,850 / 12,000	rpm
Yield stress of steel	450	MPa

표 5.5. 기계적 응력해석 결과

Table 5.5. Mechanical stress analysis result

Rotation speed	Maximum Von Mises stress	Unit
2,850[rpm]	14.78	MPa
12,000[rpm]	262.07	MPa

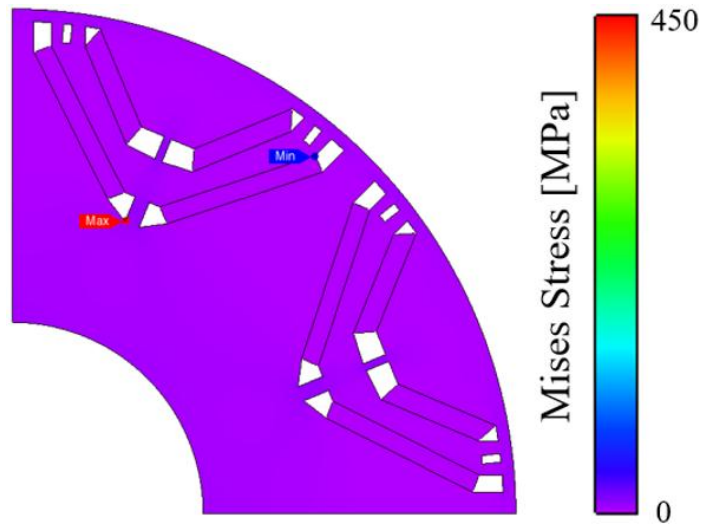


그림 5.8. 정격 속도에서 Von Mises 응력해석 결과
 Fig. 5.8. Von Mises stress analysis result at rated speed

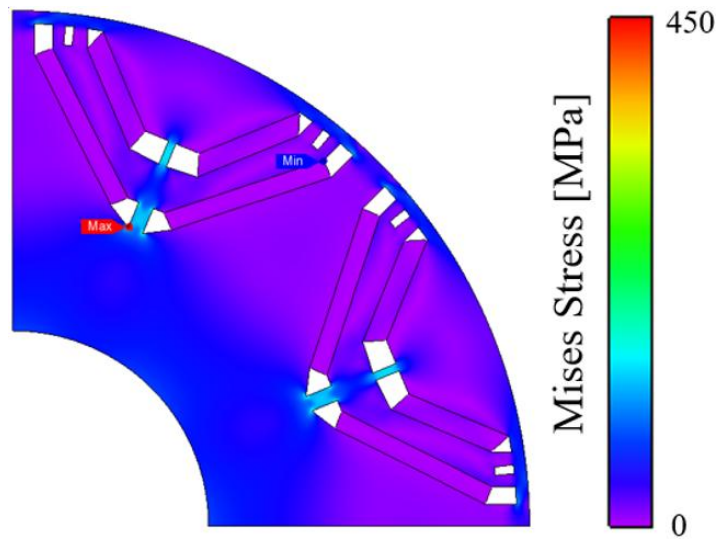


그림 5.9. 최대 속도에서 Von Mises 응력해석 결과
 Fig. 5.9. Von Mises stress analysis result at maximum speed

제 6 장 고찰 및 결론

6.1 고찰

4장에서는 TPSO를 SPMSM의 최적 설계에 적용하여 토크 리플과 전동기 성능 저하의 원인이 되는 코깅 토크의 최소화를 목적함수로 최적화를 진행하였다. 그 결과, 표 4.3과 같이 3개의 지역 최적점을 얻을 수 있었다. 결과에서 설계변수에 따라 경향을 살펴보는 않았지만 *Arc radius*가 작을수록 토크 리플과 역기전력 THD 측면에서는 유리한 경향을 보인다. Case 2번은 코깅 토크가 다른 Case보다 크지만, 토크 리플과 역기전력 THD 측면에서 우수하고 토크도 가장 크므로 최적해로 선정하였다. 최적 모델은 초기 모델에 비해 코깅 토크는 약 95.7%, 토크 리플은 약 87.46%, 역기전력 THD도 약 82.3% 감소하여 최적화 알고리즘을 적용한 SPMSM 최적 설계가 상당히 효과가 있었음을 확인하였다.

5장에서는 SKMOO를 IPMSM의 최적 설계에 적용하여 토크 리플을 발생 시키는 코깅 토크의 최소화과 토크 리플과 열 손실을 발생시키는 역기전력 THD의 최소화를 목적함수로 최적화를 진행하였다. 그림 5.3과 같이 12개의 비지배해 집합인 Pareto front set을 얻을 수 있었다. 사용자에게는 균일하고 넓게 분포된 Pareto front set이 다양한 해를 선택할 수 있으므로 중요하다. 도출된 Pareto front set은 해들이 비교적 균일한 간격으로 분포해 있고 범위도 역기전력 THD는 2.4%에서 4.2%, 코깅 토크는 2.8Nm에서 4.2Nm로 비교적 넓게 분포한 것을 확인 할 수 있다. 본 논문에서는 코깅 토크와 역기전력 THD의 최소화 모두 전동기 성능에 중요한 요소이므로 가중치를 동일하게 부여하여 코깅 토크가 3.45Nm, 역기전력 THD가 2.70%를 가지는 해를 최적해로 선정하였다. 최적 모델은 초기 모델과 비교하여 코깅 토크는 약 27.37%, 역기전력 THD는 약 45.56%가 감소하여 SKMOO를 적용한 IPMSM 최적 설계의 우수성을 확인하였다.

본 연구는 FEM 해석을 통해 최적 설계 결과를 확인하였는데, 제안된 알고리즘의 유효성을 검증하기 위해서는 도출된 최적 설계안으로 실제 진동기를 제작하는 것이 필요하며, 다중 목적함수 최적화 연구는 차원을 증가시키고 제작 공차 등으로 인해 발생하는 불확실성을 고려하여 설계안의 신뢰도를 향상 시킬 수 있도록 강건성을 추가한다면 더 유효하게 활용될 수 있을 것이다.

6.2 결론

본 논문에서는 두 가지 제안된 알고리즘으로 HALE UAV용 SPMSM과 EV 구동용 IPMSM의 최적 설계를 제안하였다.

TPSO는 기존의 PSO가 멀티모달 문제를 해결하지 못하는 단점을 영역을 부여하여 해결하였고 NGA가 가지는 영역 설정 문제도 6방향 검사를 통해 해결하였다. 알고리즘의 우수성을 확인하기 위해 기존 알고리즘과 비교하였고 적은 함수 호출 횟수로 더 정확한 해를 찾는 것을 확인하였다. 마지막으로 UAV용 SPMSM에 TPSO를 적용하여 코깅 토크가 저감된 지역 최적해들을 도출했고 그 중에서 역기전력 THD와 토크 리플을 고려하여 최적해를 선정하였고 최적 모델은 초기 모델과 비교하여 코깅 토크, 토크 리플, 역기전력 THD 특성이 크게 향상되었다.

SKMOO는 대리 모델을 사용하여 목적함수 영역에 해를 직접 추가함으로써 함수 호출 횟수를 상당히 저감 하였고 크리깅 격자 세분화로 해의 정확도를 향상 시켰다. 제안된 알고리즘의 성능은 기존 알고리즘들과의 비교를 통해 적은 함수 호출 횟수로 실제 해에 더 가깝고 해들이 서로 균일하게 분포해 있는 Pareto front set을 도출함으로써 우수성을 검증하였다. SKMOO를 EV 구동용 IPMSM의 최적 설계에 적용하여 코깅 토크와 역기전력 THD가 저감된 Pareto front set을 도출하였다.

따라서, 본 논문은 다양한 요구 조건을 동시에 만족해야 하는 전동기 설계에서 여러 가지 조건을 동시에 고려할 수 있는 최적 설계 방법을 제안하고 증명함으로써 향후 전동기 최적 설계에 크게 기여할 것으로 예상된다.

참 고 문 헌

- [1]Ebtehal Turki Alotaibi, Shahad Saleh Alqefari and Anis Koubaa, "LSAR: Multi-UAV Collaboration for Search and Rescue Missions," *IEEE Access*, vol.7, Apr. 2019.
- [2]"드론 배송의 현재," 한국교통연구원, 2019.
- [3]"드론(UAV/UAS) 세계 시장에 관한 조사결과(2019년)," 야노경제연구소, 2020.
- [4]W. J. Jin, Y. G. Lee, C. W. Kim, S. M. Ahn, and D. S. Lee, "Computational Analysis of Aerodynamic Performance of a small-scale Electric Aerial Vehicle," *Proceeding of the 2010 Korean Society for Aeronautical & Space Sciences (KSAS) Fall Conference*, Vol. 1. pp. 473-476, 2010.
- [5]Y. G. Lee, W. J. Jin, S. M. Ahn, and D. S. Lee, 2011, "Numerical and In-Flight Drag Estimation of a Small Electric Aerial Vehicle," *Proceeding of the 2011 Korean Society for Aeronautical & Space Sciences (KSAS) Spring Conference*, Vol.1. pp.473-476, 2011.
- [6]W. J. Jin, Y. G. Lee, "Computational Analysis of Aerodynamic Performance of a Long-Endurance UAV," *International Journal of Aeronautical Space & Sciences*, Vol.15, No.4, Dec. 2014.
- [7]Y. G. Lee, S. J. Whang, S. K. Kim, C. Kim, S. M. Ahn, and D. S. Lee,, "Development of an Electrically Powered High Altitude Long Endurance UAV" *Proceedings of the 2013 KSAS Spring Conference*, April, 2013.
- [8]Y. G. Lee, S. J. Whang, S. K. Kim, D. H. Park, C. Kim, S. H. Kim, and B. H. Chang, "Development and Flight Tests of a Scaled Electrically Powered HALE UAV," *Proceedings of the 2014 KSAS Fall Conference*, Nov., 2014.
- [9]Chunhua Liu, Jincheng Yu and Christopher H. T. Lee, "A New

- Electric Magnetic-Geared Machine for Electric Unmanned Aerial Vehicles,” *IEEE Trans. Magnetics*, vol.53, no.11, Nov. 2017.
- [10] Longxian Xue, Dongli Ma and Xuhui, “Low temperature characteristic analysis and enhancement of hydraulic system on high-altitude and long-endurance unmanned vehicle,” *2016 IEEE International Conf. Aircraft Utility Systems (AUS)*, Beijing, China, Oct. 2016.
- [11] Chung-Hee Yoo, Dong-Kuk Lim, Dong-Kyun Woo, Jong-Ho Choi, Jong-Suk Ro and Hyun-Kyo Jung, “A new multimodal optimization algorithm for the design of in-wheel motors,” *IEEE Trans. Magnetics*, Vol. 51, no. 3, Mar. 2015.
- [12] “Global EV Outlook 2019,” IEA, 2019.
- [13] “세계 에너지시장 인사이트 제19-23호,” 에너지경제연구원, 2019.
- [14] “EU, 자동차 CO2 배출규제 주요 내용,” 국제환경규제기업지원센터, 2019.
- [15] “글로벌 온실가스 감축 정책, 전기차 시장 확대에 불을 붙이다,” 현대자동차그룹, 2021.
- [16] Zhang. W, Huang. S, Gao. J, Li. R, Dai. L, “Electromagnetic Torque Analysis for All-Harmonic-Torque Permanent Magnet Synchronous Motor,” *IEEE Trans. Magnetics*, 2018.
- [17] X. Liu, H. Chen, J. Zhao, A. Belahcen, “Research on the Performances and Parameters of Interior PMSM Used for Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Industrial Electronics*, 2016.
- [18] Z. Shi, “Torque Analysis and Dynamic Performance Improvement of a PMSM for EVs by Skew Angle Optimization,” *IEEE Trans. Applied Superconductivity*. 2019.
- [19] S. H. Lim, S. J. Min, and J. P. Hong, “Level-set-based optimal stator design of interior permanent-magnet motor for torque ripple reduction using phase-field model”, *IEEE trans. Magnetics*, vol.

- 47, no. 10, pp. 3020–3023, Oct. 2011.
- [20]J. H. Kwack, S. J. Min, and J. P. Hong, “Optimal stator design of interior permanent magnet motor to reduce torque ripple using the level set method”, *IEEE trans. Magnetics*, vol. 46, no. 6, pp. 2108–2111, Jun. 2010.
- [21]S. I. Kim, J. Y. Lee, Y. K. Kim, J. P. Hong, Y. Hur, and Y. H. Jung, “Optimization for reduction of torque ripple in interior permanent magnet motor by using the taguchi method”, *IEEE trans. Magnetics*, vol. 41, no. 5, pp. 1796–1799, May 2005.
- [22]Shuhua Fang, Huan Liu, Haitao Wang, Hui Yang and Heyun Lin, “High Power Density PMSM With Lightweight Structure and High-Performance Soft Magnetic Alloy Core,” *IEEE Trans. Applied Superconductivity*, vol.29, no.2, Mar. 2019.
- [23]Wenjuan Zhang, Shoudao Huang, Jian Gao, Rui Li and Litao Dai, “Electromagnetic Torque Analysis for All-Harmonic-Torque Permanent Magnet Synchronous Motor,” *IEEE Trans. Magnetics*, vol.54, no.11, Nov. 2018.
- [24]Chengyuan He and Thomas Wu, “Analysis and design of surface permanent magnet synchronous motor and generator,” *CES Trans. Electrical Machines and Systems*, vol.3, no.1, Mar. 2019.
- [25]Sai Sudheer Reddy Bonthu, Md. Tawhid Bin Tarek and Seungdeog Choi, “Optimal Torque Ripple Reduction Technique for Outer Rotor Permanent Magnet Synchronous Reluctance Motors,” *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol.33, no.3, Sep. 2018.
- [26]김세원, “표면 부착형 영구자석 동기 전동기(SPMSM)의 모델 기반 센서리스 제어 기법 분석,” 공학석사 학위논문, 아주대학교, 2019.
- [27]임동국, “전기자동차 주행거리 확장용 매입형 영구자석 발전기 최적 설계”, 공학박사 학위논문, 서울대학교, 2017.

- [28]D. K. Lim, K. P. Yi, S. Y. Jung, H. K. Jung, and J. S. Ro, “Optimal design of an interior permanent magnet synchronous motor by using a new surrogate-assisted multi-objective optimization”, *IEEE trans. Magnetics*, vol.51, no. 11, Nov. 2015, Art. ID 8207504.
- [29]박형일, 김관호, 신경훈, 장석명, 최장영, “표면부착형 / 매입형 영구 자석 동기 전동기의 비교 분석,” *The Trans. Korean Institute of Electrical Engineers*, vol. 65, no. 6, pp. 987~994, 2016.
- [30]정호창, “상용전기차용 휠 구동 전동기의 최소 소비 에너지 정합 설계”, 공학박사 학위논문, 성균관대학교, 2015.
- [31]이진환, “지능형 개체 수 제어기법 기반 Particle Swarm Optimization의 개발과 EV구동용 모터의 최적설계,” 공학박사 학위 논문, 성균관대학교, 2017
- [32]N. Chen, S. L. Ho, and W. N. Fu, “Optimization of permanent magnet surface shapes of electric motors for minimization of cogging torque using FEM,” *IEEE Trans. Magnetics*, vol. 46, no. 6, pp. 2478 - 2481, Jun. 2010.
- [33]Jian Gao, Litao Dai and Wenjuan Zhang, “Improved genetic optimization algorithm with subdomain model for multi-objective optimal design of SPMSM,” *CES Trans. Electrical Machines and Systems*, vol.2, no.1, Mar. 2018.
- [34]Jang-Sung Chun, Hyun-Kyo Jung, and Song-Yop Hahn, “A Study on Optimization Performances between Immune Algorithm and other Heuristic Algorithms”, *IEEE trans. Magnetics*, vol. 34, no. 5, pp. 2972-2975, Sep. 1998.
- [35]Dong-Hyeok Cho, Jae-Kwang Kim, Hyun-Kyo Jung and Cheol-Gyun Lee, “Optimal design of permanent-magnet motor using autotuning niching genetic algorithm ,” *IEEE Trans. Magnetics*, vol.39, no.3, May. 2003.

- [36]K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II”, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, Apr. 2002.
- [37]H. Li and Q. Zhang, “Multiobjective optimization problems with complicated pareto sets, MOEA/D and NSGA-II”, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, vol. 13, no. 2, pp. 284–302, Apr. 2009.
- [38]J. Q. Yang, Q. R. Yuan, F. Yang, H. J. Zhou, Z. P. Nie, and Z. Q. Zhao, “Synthesis of conformal phased array with improved NSGA-II algorithm”, *IEEE Trans. Ante. and Prop.*, vol. 57, no. 12, pp. 4006–4009, Dec. 2009.
- [39]D. K. Lim, D. K. Woo, H. K. Yeo, S. Y. Jung, J. S. Ro, and H. K. Jung, “A novel surrogate-assisted multi-objective optimization algorithm for an electromagnetic machine design,” *IEEE trans. Magn.*, vol. 51, no. 3, Mar. 2015, Art. ID 8200804.
- [40]C. A. C. Coello, G. T. Pulido, and M. S. Lechuga, “Handling multiple objectives with particle swarm optimization”, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, vol. 8, no. 3, pp. 256–279, Jun. 2004.
- [41]J. S. Heo, K. Y. Lee, and R. G. Ramirez, “Multiobjective control of power plants using particle swarm optimization techniques”, *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 21, no. 2, pp. 552–561, Jun. 2006.
- [42]W. Hu and G. G. Yen, “Adaptive multiobjective particle swarm optimization based on parallel cell coordinate system”, *IEEE Trans. Evol. Comp.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–18, Feb. 2015.
- [43]Alkebsi. K, Du. W, “A Fast Multi-Objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on a New Archive Updating Mechanism,” *IEEE Trans. Industry Applications*, vol. 8, pp. 124734 - 124754, 2020.
- [44]Q. Xu, Y. Yang, Y. Liu, X. Wang, “An Improved Latin Hypercube

- Sampling Method to Enhance Numerical Stability Considering the Correlation of Input Variables,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 15197–15205, 2017.
- [45]S. Bidah, O. Zakary, M. Rachik, “Stability and Global Sensitivity Analysis for an Agree–Disagree Model: Partial Rank Correlation Coefficient and Latin Hypercube Sampling Methods,” *International Journal of Differential Equations*. 2020.
- [46]Li. X, Li. Y, Liu. L, Wang. W, Li. Y, Cao. Y, “Latin Hypercube Sampling Method for Location Selection of Multi–Infeed HVDC System Terminal,” *Energies*, 2020.
- [47]P. Ma, Y. Zhou, X. Shang, M. Yang, “Firing Accuracy Evaluation of Electromagnetic Railgun Based on Multicriteria Optimal Latin Hypercube Design,” *IEEE Trans. Plasma Science*, vol. 45, pp. 1503–1511, 2017.
- [48]Rosli. S.J, Rahim. H.A, Abdul Rani. K.N, Ngadiran. R, Ahmad. R.B, Yahaya. N.Z, Abdulmalek. M, Jusoh. M, Yasin. M.N.M, Sabapathy. T, Andrew. A.M, “A Hybrid Modified Method of the Sine Cosine Algorithm Using Latin Hypercube Sampling with the Cuckoo Search Algorithm for Optimization Problems,” *Electronics*, vol. 9, pp. 1786, 2020.
- [49]I. W. Kim, D. K. Woo, D. K. Lim, S. Y. Jung, C. G. Lee, J. S. Ro, and H. K. Jung, “Minimization of a cogging torque for an interior permanent magnet synchronous machine using a novel hybrid optimization algorithm,” *J. Elect. Eng. Technol.*, vol. 9, no. 3, pp. 859 - 865, May 2014.

Abstract

Optimal Design of Surface mounted Permanent Magnet Synchronous Motor for Unmanned Aerial Vehicle and Interior Permanent Magnet Synchronous Motor for Electric Vehicle Traction

Jong-min Ahn

Dept. of Electrical, Electronic and Computer

Engineering

Graduate School

University of Ulsan

In this paper, the optimal design methods for permanent magnet synchronous motors (PMSMs) with two optimization algorithms are proposed. Most electric machinery design is mostly multi-objective function problems that must satisfy various conditions at the same time. Therefore, two optimization algorithms that can consider multi-objective functions are proposed and the final design is derived

by applying these algorithms to the optimal motor design. First, the optimization was carried out by applying multi-modal optimization algorithm to a surface-mounted permanent magnet synchronous motor (SPMSM) for high altitude long endurance (HALE) unmanned aerial vehicle (UAV) as objective function for minimizing cogging torque. The optimal solution is selected by comparing the torque ripple, back electromotive force (EMF) total harmonic distortion (THD), and average torque of derived local optimal solutions, and the optimal design is derived. Second, optimization is carried out by applying the multi-objective function optimization algorithm to the interior permanent magnet synchronous motor (IPMSM) for electric vehicle (EV) traction. The Pareto front set that is a set of non-dominant solutions is derived from the cogging torque and back-EMF THD as the objective functions. The optimal solution is selected by weighting the objective function, and the optimal design is derived.

Since the HALE UAV stays in the air for a long time, it needs continuous and stable operation, and the EV needs to reduce vibration and noise that can be delivered directly to the user. Therefore, an optimal design is essential to reduce cogging torque, torque ripple, and back-EMF THD, which reduce the efficiency of the motor and generate vibration and noise. In addition, a finite element method (FEM) is used to analyze load and no-load characteristics in this paper. FEM can perform a relatively accurate interpretation. However, it takes a considerable amount of time. Therefore, optimal design is essential to find an optimal solution with minimal interpretation.

An outer-rotor SPMSM that has high efficiency and light weight is selected according to the operating conditions for the UAV motor. Not only global optimization but also multiple local optimal solutions can be obtained by using a multi-modal optimization algorithm for

SPMSM, and optimization solutions are selected by comparing various characteristics. Through this, it can be used indirectly as multi-objective function optimization algorithm.

An IPMSM is selected to satisfy the requirements of high efficiency and high output power for EV driving motors. A wide Pareto front set is derived by applying multi-objective function optimization algorithm for IPMSM in order to diversity the solutions that users can select.

A multi-modal optimization algorithm is applied to SPMSM for UAV to reduce cogging torque that reduce motor efficiency and performance, and the optimal solutions is selected by comparing the torque ripple and back-EMF THD of the derived solutions. As a result of the optimization, the optimal model decrease in cogging torque 95.7%, torque ripple 87.46%, and back-EMF THD 82.3% compared to the initial model. A multi-objective function is applied to IPMSM for EV traction. The optimization is carried out with the aim of reducing cogging torque and back-EMF THD that may cause motor noise and vibration. The optimal solution is selected by assigning weights according to the importance of the objective function among the solutions of the derived Pareto front set, and an optimal design is derived. As a result of optimization, the cogging torque decreased 27.37%, and the back-EMF THD decreased 45.56%.

Therefore, the excellence is confirmed through verification of an optimization algorithm using test functions, and an optimal design is derived combination with FEM analysis. The research results of this paper are expected to be widely applied to the optimal design of motors that require simultaneous consideration of various objective functions.

keywords : Electric vehicle, interior permanent magnet synchronous motor, multi-modal optimization, multi-objective optimization, surface-mounted permanent magnet synchronous motor, unmmanned aerial vehicle

Student Number : 20205101