



공학박사 학위논문

함정의 생존성 향상을 위한 스텔스 함형 설계 시스템 개발

Development of stealth design systems for improving the survivability of a naval ship

2022년 8월

서울대학교 대학원

조선해양공학과

황 준 태

함정의 생존성 향상을 위한 스텔스 함형 설계 시스템 개발

지도교수 홍 석 윤

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함 2022년 8월

서울대학교 대학원 조선해양공학과

황 준 태

황준태의 박사 학위논문을 인준함 2022년 8월

위	원	장	(인)
부역	위원	신장	(인)
위		원	(인)
위		원	(인)
위		원	(인)

초록

함정의 생존성은 주어진 임무를 수행하면서 적대적인 환경을 회피하거 나 견딜 수 있는 능력으로 정의된다. 고도로 발전된 탐지시스템의 개발 로 적 탐지장비에 탐지될 확률을 줄이는 스텔스 기술은 함정의 생존성을 높이는 가장 중요한 기술 중 하나이다. 피격성의 주요 매개변수인 레이 다반사면(Radar Cross Section, RCS)이 작을수록 아함이 적 탐지 장비 에 의한 피탐 확률을 줄일 수 있어 레이다반사면적은 스텔스 설계 기술 에서 매우 중요한 요소이다. 또한, 해전 중 함정의 무장공간이 적에게 노출되면 단 한 발의 사격으로도 전투 시스템에 손상을 입어 함정의 생 존성에 영향을 줄 수 있다. 따라서 함정의 피격성을 줄이는 스텔스 함형 설계와 무장공간에 대한 피해를 최소화하여 생존성을 높이는 연구가 필 요하다.

본 연구에서는 스텔스 함형설계를 위한 레이다반사면적 해석 시스템을 개발하였다. 기존 레이다반사면적 해석 시스템의 경우 전체 형상에 대한 레이다반사면적 해석만 가능하여 높은 레이다반사면적을 나타내는 영역 의 특정이 어렵다. 또한, 레이다반사면적 기여도 분포 해석의 경우 요소 의 크기에 따라 기여도 분석에 차이가 발생하여 정확한 기여도 분포 해 석에 어려움이 있다. 이러한 기존 시스템의 한계를 보완하기 위해 해석 모델의 영역을 구분하여 레이다반사면적 특성 분석이 가능한 시스템을 구축하여 높은 레이다반사면적을 나타내는 형상을 특정하여 형상설계가 가능하도록 하였고, 기여도 분석 모델 생성을 통한 기여도 분포 해석 시 스템을 구축하여 짧은 해석시간에 정밀한 기여도 분석이 가능한 시스템

- i -

을 개발하였다. 또한, 함정 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사와 레이 다반사면적을 최소화하는 외부탑재장비 레이다반사면적 특성분석 시스템 을 개발하였다.

함정의 생존성능은 전투환경에 임무를 수행하고 생존할 수 있는 능력 으로 외부 형상의 스텔스 함형 설계를 통하여 함정의 생존성 향상이 가 능하다. 하지만 기존 생존성 설계변수는 피격사례, 전문가의 의견 등 경 험적 지식에 의존하여 정의할 수 있다. 경험적 지식에 의한 스텔스 설계 의 경우 설계자의 숙련도에 따라 차이가 발생하게 되는데, 전문가의 의 견, 설계자의 경험적 지식 없이 최적설계를 수행하기 위해 기계학습과 요소의 위상 설계를 결합하여 피격성을 향상시키는 자동화 시스템을 개 발하였다. 피격성 최적화를 위한 기계학습 모델은 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) 모델을 사용하였다. 합성곱 신 경망의 학습 데이터는 함정 모델의 요소로 설정하였고, 학습 데이터의 부족을 보완하기 위해 무작위로 생성된 요소를 학습 데이터에 추가 하였 다. 요소의 특성 데이터를 행렬로 표현하기 위해 등간격의 점들을 직교 투영하고 평면과 점 사이의 거리를 행렬 값으로 설정하였고, 레이블 데 이터는 방위각에서 희생각를 제외한 영역의 가장 높은 RCS 값으로 정의 하였다. 학습된 합성곱 신경망으로 도출하 함형의 피격성 분포를 통하여 높은 피격성을 나타내는 요소를 도출하여 요소의 위상 설계를 통하여 피 격성 감소 설계를 수행하였고. RCS 해석을 통하여 검증을 수행하였다.

함형의 피격성이 높은 영역에 취약성이 높은 격실이 배치될 경우 생존 성에 영향을 미친다. 함형의 피격성을 이용하여 생존성을 고려한 격실 배치 설계 프로세스를 자동화하고 최적의 격실 배치를 도출하기 위한 시 스템을 구현하였다. 내부공간을 모델링 하기위해 함정 모델 내부의 기하 학적 형상을 Box로 모델링하는 AABB 모델의 추출이 필요하다. 다양한 형상의 함정에 대하여 빠르게 AABB 모델을 추출하기 위해 LDSD(Line Distribution Space Division) 방법을 개발하였다. 함형 내부공간의 피격 성은 함형의 피격성 분포, AABB(Axis Aligned Bounding Box) 모델 그리고 손상 유발 체적을 사용하여 도출하였다. 생존성을 고려한 최적의 격실 배치를 도출하기 위해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)이 사용하여 최적배치를 도출하였다. 격실 배치에 따른 생존성 차이를 비교 하기 위해 최적 격실 배치와 최악 격실 배치의 분석을 통하여 피격성을 고려한 최적배치로 생존성 향상 효과를 분석 하였다.

주요어 : 생존성(Survivability), 피격성(Susceptibility), 취약성 (Vulnerability), 스텔스 함형 설계, 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN), 무장공간 최적 배치

학 번 : 2016-30259

목	차	

1. 서론 ······ 1.1 연구배경 및 내용 ······	1 1
1.2 논문 구성	6
2. 레이다반사면적 해석 시스템	3
	8
2.1 그 H 9 2 레이디바시며저 에츠 기버	0 0
2.2 데이디먼지 친구 계득 기십	9 0
2.2.1 데이다한사면적 정의	9 19
2.2.2 데이어린지코ㅋ 데숫따 2.2.3 레이다바사며저 예츠기버	12
2.2.0 데이어인지 한국 데이지 법 2.2.1 기하과하번 (20
2.2.4 기억 8 ~ 법 2 2 5 묵리과한번 (20
2.2.0 일어 6 기 6 2 2 6 회적이로	25
2.2.0 기 2 기 2 기 2 2 2 7 2 3 2 3 2 3 2 3 2 3 2 3 2 3 2 3	30
2.2.1 _ 1 = 1 = 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 +	32
2.2.9 은면과 가시면의 석정	35
2.2.10 다줏반사 표적	40
2.3 레이다바사면적 해석 시스텍 실험적 검증 4	43
24 하형 레이다바사며전 간소석계 시스템	<u></u> <u></u> 47
2.	1 7
2.4.1 데이어린이 가지고 한고 에이 2.4.2 여여병 레이다바사며저 트서 부서	51
2.4.2 이기를 배가하는 가는 기 이 눈 기	65
2.0 기 법제 8 기 기 기 계 기 ㅡ ㅁ	65
2.0.1 ㅜㅎㅎㅋ ㅋㅎㅋㅋ 초 신접구조를 애죽 ~~~~~ (67
2.0.2 위구함세종법 위종현재 총 기억포 관극 """"""""	07

3. 기계학습을 이용한 스텔스 함형 설계	70
3.1 도입	70
3.2 기계학습 기술	71
3.2.1 기계학습 개념의 정의	71
3.2.2 인공 신경망 구조와 학습 원리	74
3.2.3 합성곱 신경망	78
3.3 합성곱 신경망 데이터	84
3.3.1 합성곱 신경망 특성 데이터	84
3.3.2 합성곱 신경망 레이블 데이터	94
3.3.3 합성곱 신경망 학습 데이터	97
3.4 합성곱 신경망 모델	99
3.4.1 합성곱 신경망 학습 모델	99
3.4.2 합성곱 신경망 학습 결과	103
3.5 요소 위상 설계	105
3.6 설계 대상 요소 설정	110
3.7 피격성 도출 시스템을 이용한 함형 최적 설계 …	113
3.7.1 검증 모델 설정	115
3.7.2 피격성 최적 설계	119
3.7.3 레이다반사면적 해석적 검증	128
4. 피격성을 고려한 무장공간 최적배치	138
4.1 도입	138
4.2 함형 내부공간 모델링 기법	139
4.2.1 LDSD(Line Distribution Space Division) 기법…	139
4.2.2 격실배치 기법	143
4.3 손상유발체적	146
4.4 내부공간 피격성 정의	150
4.5 생존성 설계변수	155

4.5.1 격실의 피격성 정의	156
4.5.2 격실의 취약성 정의	158
4.6 유전알고리즘	160
4.7 피격성을 이용한 격실 최적배치	162
4.6.1 검증 모델 설정	164
4.6.2 함형 피격성을 이용한 내부공간 피격성 도출	168
4.6.2 격실 최적배치 설계	172

참고문헌	 184

Abstract		190
----------	--	-----

표 목 차

Table 7 Coordinates of arrangement areas and operation ranges of front gun, sensor, radar, and seaRAM166 Table 8 Layout ranges of front gun, sensor, radar, and seaRAM compartments167 Table 9 Compartment coordinates, susceptibility, vulnerability, killability, and survivability of optimal compartment layouts179 Table 10 coordinates, Compartment susceptibility, vulnerability, killability, and survivability of worst

그림 목차

Figure 1 Survivability evaluation structure: susceptibility,
vulnerability and recoverability5
Figure 2 Germany standard region16
Figure 3 U.K. standard region
Figure 4 Hidden surface determination: (a) Back-face-culling
method and (b) Hidden-surface elimination method
Figure 5 Visible surface of the naval ship model according
to the location of the radar 38
Figure 6 Optimization of hidden surface determination loop39
Figure 7 Concept of multiple reflections: (a) multiple
reflection paths and (b) effective area
Figure 8 Compact range system
Figure 9 Experimental ship model45
Figure 10 Analysis model45
Figure 11 RCS analysis verification 46
Figure 12 Comparison of RCS according to the number of
plate elements
Figure 13 RCS distribution: 66 elements
Figure 14 RCS distribution: 1,056 elements
Figure 15 Procedure of RCS distribution analysis by creating

and mapping a distribution anaysis model
Figure 16 RCS distribution analysis52
Figure 17 RCS distribution analysis by creating and mapping
a distribution analysis model52
Figure 18 RCS distribution and threatened areas53
Figure 19 Derivation of susceptibility for overall azimuth
angle53
Figure 20 Analysis model divided into 8 parts56
Figure 21 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 1
Figure 22 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 1
Figure 23 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 2
Figure 24 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 2
Figure 25 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 3 ······ 59
Figure 26 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 3 ······ 59
Figure 27 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 4 ······60

Figure 28 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 4 ······ 60
Figure 29 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 5 ·······61
Figure 30 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 5 ·······61
Figure 31 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 6 ···································
Figure 32 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 6 ···································
Figure 33 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 7 ······ 63
Figure 34 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 7 ······ 63
Figure 35 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part
and part 8 ·······64
Figure 36 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part
and part 8 ·······64
Figure 37 Equipment operating range interference structure
analysis
Figure 38 Multi-reflection path analysis of equipment
Figure 39 Optimal arrangement of equipment through the

multi-reflection path anaysis
Figure 40 Types of machine learning73
Figure 41 Artificial neural network model75
Figure 42 Structure of single layer artificial neural network
77
Figure 43 Structure of LeNet-5(LeCun et al., 1998)79
Figure 44 Fully connected layer
그림 4583
Figure 46 structure of filter
Figure 47 Pooling layer
Figure 48 Feature extraction of 3D analysis model
Figure 49 Convolutional neural network feature data of
analysis model
Figure 50 Expression of mesh as matrix feature data
Figure 51 Feature data: $15 \times 15 \times 3$ resolution
Figure 52 Feature data: $30 \times 30 \times 3$ resolution
Figure 53 Feature data: 50 \times 50 \times 3 resolution
Figure 54 Feature data: $70 \times 70 \times 3$ resolution
Figure 55 Cardinal points of the naval ship95
Figure 56 Label data for meshes96
Figure 57 The 3D models for datasets
Figure 58 Susceptibility derivation system using CNN 101

Figure 59 The architecture of the CNN-based model 102
Figure 60 Comparison of susceptibility derivation using RCS
analysis system and CNN-based model104
Figure 61 Mesh rotation107
Figure 62 Comparison of RCS analysis results according to
mesh rotation
Figure 63 Comparison of the original design and topology
design 109
Figure 64 Fishing boat model111
Figure 65 [Polar Chart] RCS analysis results of fishing boat
model
Figure 66 [X-Y Chart] RCS analysis results of fishing boat
model
Figure 67 Procedure of the automated topology design to
improve susceptibility using the CNN-based geometric deep
learning model
Figure 68 Naval ship model116
Figure 69 Design limit area117
Figure 70 Comparison of original model and topology
design model120
Figure 71 Susceptibility of the original model121
Figure 72 Susceptibility of the topology designed model 122

Figure 73 Susceptibility of the original model topology designed meshes123 Figure 74 Susceptibility of the topology designed model Figure 75 The degree of change in shape with the rotation angle of the x-axis125 Figure 76 The degree of change in shape with the rotation angle of the y-axis126 Figure 77 The degree of change in shape with the rotation angle of the z-axis127 Figure 78 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model 129 Figure 79 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model 129 Figure 80 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 1 ------ 130 Figure 81 [X-Y Chart]Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part Figure 82 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part

2 131
Figure 83 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
2
Figure 84 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
3 132
Figure 85 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
4
Figure 86 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
4
Figure 87 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
4
Figure 88 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
5
Figure 89 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
5 134

Figure 90 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
6 135
Figure 91 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
6
Figure 92 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
7
Figure 93 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
7
Figure 94 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
8
Figure 95 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis
results of the original and thetopology designed model part
8
Figure 96 Procedure of LDSD method140
Figure 97 Derivation of AABB model141
Figure 98 Extraction of AABB model from analysis model
using LDSD method142

Figure 100 Compartment layout of naval ship model 145 Figure 101 Damage ellipsoid volume curve with explosive Figure 102 Damage ellipsoid volume on a naval ship 148 Figure 103 Internal space susceptibility obtained using Figure 104 Damage ellipsoid volume in internal space using Figure 105 Susceptibility of damage ellipsoid volume in 106 Internal space susceptibility obtained using Figure susceptibility distribution, AABB model, and damage ellipsoid Figure 107 Definition of susceptibility of the compartment 157 Figure 108 Definition of Vulnerability of the compartment 159 Figure 109 Optimal compartment layout procedure using GA 161 Figure 110 Procedure of optimal compartment layout design

system considering survivability based on shape of naval

 1. 서론

1.1 연구배경 및 내용

전투 시스템의 급속한 발전에 따라 해군 함정은 충분한 전투력을 보 여야 하며 적의 위협 무기에 대한 적절한 방어 능력을 갖추어야 한다. 함정의 방어 능력은 생존성으로 표현되는데 생존성은 전투 환경에서 임 무를 수행하기 위한 시스템이나 능력 또는 적의 위협 무기를 회피하거나 견디는 능력으로 정의된다(Said, 1995). 함정의 생존성 목표는 전투 환 경하의 어떤 위헙 세력으로부터 함정이 생존하여 전투 성능을 유지함으 로써 주어진 임무를 지속적으로 수행할 수 있는 능력을 의미하며, 그림 1과 같이 피격성, 취약성, 회복성의 확률적인 지표를 통해 평가한다 (Ball, 1985). 피격성은 위협적인 무기에 노출되어 피격될 확률, 취약성 은 피격 후 위협무기에 따른 함정이 손상을 입을 확률, 회복성은 공격을 받은 후 피해를 복구하여 임무 완수에 필요한 주요 기능성과 능력을 의 미한다(Driels, 2004; Vaitekunas, 2010).

고도로 발전된 탐지 시스템의 개발로 적의 탐색 장비에 감지될 확률 을 감소시키는 스텔스 기술은 함정의 생존성 향상에 있어서 가장 중요한 기술 중 하나이다. 최근에는 함정의 스텔스 설계에 직접적인 요소인 피 격성과 피격되는 위치에 따라 달라지는 취약성을 연계하여 생존성을 향 상시키는 연구가 활발히 진행 되고 있다.

- 1 -

해군 함정의 개념 설계 단계는 설계 요구 사항과 개념이 적시에 적절 한 수준의 세부 사항으로 동시에 개발되어야 한다(Andrews, 2018), 함 정의 설계 중간 단계에서 생존성을 개선하는 것은 비용이 많이 들고 다 른 성능의 저하를 초래할 수 있다. 따라서 함정의 생존성은 함정 설계 및 건조에 있어 중요하게 고려되어야 할 요구사항으로써, 함정 건조 가 능성 검토 및 개념 연구단계부터 생존성 구성 요소간의 상호간 보완관계 를 통합적으로 고려하여 평가할 필요가 있다. 함정의 생존성을 증가시키 기 위해서는 적 레이다의 탐지를 감소시키는 함정의 스텔스 설계 기술을 적용하는 것이 필수적이다. 레이다반사면적은 피격성의 주요 파라미터 중 하나로 레이다반사면적이 작을수록 해군 함정의 피격성이 감소하여 레이다 탐지를 더 잘 회피할 수 있기 때문에 레이다반사면적의 감소는 스텔스 기술에서 매우 중요한 요소이다. 가장 효과적인 레이다반사면적 감소 기술은 복잡한 표적을 단순화하기 위해 형상 설계 및 차폐 적용을 포함하는 레이다 흡수 구조(Radar Absorbing Structure, RAS) 방법으 로, 레이다 흡수 구조 방식은 전자기파의 방향을 방사된 전자기파의 방 향과 다른 방향으로 바꾸는 것이다. 함정의 레이다반사면적은 고유의 스 텔스 성능을 나타내고 이 값이 곧 함정의 피격성을 나타내기 때문에 이 를 감소시키기 위한 많은 연구가 진행되고 있다.

해군 함정의 무장 공간이 적의 탐지 시스템과 무기에 노출되면 단 한 발의 사격으로도 전투 시스템이 손상될 수 있다. 따라서 해군 함정의 무 장공간에 대한 피해를 최소화하여 생존성을 향상시키는 연구가 필요하 다. 현재 해군 함정의 생존성을 향상시키기 위해 피격성, 취약성, 회복성 으로 생존성을 분류하여 선박 성능을 극대화할 수 있는 설계 방안을 수 립하는 연구가 진행되고 있다. 또한, 적의 무기의 공격 위치에 따라 달 라지는 취약성과 취약성을 통합하는 연구가 진행되고 있다.

해군 함정의 생존성 분석 및 생존성 개선에 대한 여러 연구가 보고되고 있다.

Shin et al. (2013)은 간이 취약성 해석 프로그램을 개발하여 개념 설 계 단계에서 격실 및 장비의 배치와 임무 수행 가능 여부 판단, 확률 통 계에 기반한 위협 시나리오 생성으로 함정의 취약성을 평가하였다. Kim et al. (2014)는 탐지 및 명중 확률을 고려하여 다발 관통 피격 상황에 서의 시스템 생존성 분석 절차를 정립하였다. Park et al. (2016)은 단 순화된 취약성 분석을 기반으로 함정의 손상 통제 훈련 시나리오 프로그 램으로 제안하였다. Stevens, (2016)은 개념 및 요구 사항 탐색 프로세 스 연구를 통하여 운용성을 보장하고 취약성을 줄이기 위한 함정의 예비 배치 탐색연구를 수행하였다. Goodfriend et al. (2018)은 피격성 측면 에서 해군 함정 시스템의 취약성을 탐색하기 위해 단순화된 예비 배치 및 취약성 모델링 접근 방식을 고안하였다. Hwang et al. (2019)은 함 정의 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사를 최소화를 통하여 적의 함정 레이다 탐지 범위를 줄이기 위해 유전알고리즘을 이용하여 외부탑재장비 최적배치설계 시스템을 개발하였다. 초기 선박 설계 단계에서 취약성 감 소를 평가하기 위해 피해 시나리오를 일반화하 Markov 모델을 제시하 였다(Habben Jansen et al., 2019, 2020). Shin et al. (2021)은 통합 마스트의 RCS 특성 분석과 마스트 형상 최적화를 통한 스텔스 함정의 RCS 감소 연구를 수행하였다. Chen et al. (2022)는 외부 하중을 받을 때 계단 구조의 RCS를 최소화하기 위해 요소 최적화 설계 방법을 고안 하였다. Choi et al. (2020)은 등가 TNT 중량과 장비에 대한 초기 설계 단계에서 주요 장비에 대한 최소 이격거리를 계산하는 간이식을 개발 하 였다.

하지만, 경험적 또는 확률적 분포를 기반으로 함정의 생존성을 평가하 는 방법은 함정의 크기와 배수량에 따른 평가방법으로 함정의 형상을 고 려 할 수 없다. 함정의 크기와 배수량이 같더라고 함정의 형상은 다양하 고 스텔스 형상 설계에 따른 생존성도 달라지게 된다. 따라서 함형을 고 려한 함정의 생존성 평가 방법에 대한 연구가 필요하다.



Figure 1 Survivability evaluation structure: susceptibility, vulnerability and recoverability

1.2 논문 구성

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 레이다반사면적 해 석 프로그램의 이론과 해석 프로그램을 설명하였다. 레이다반사면적의 정 의와 대푯값에 대해서 설명하였고 레이다반사면적 예측기법인 기하광학, 물리광 학이론과 회절이론, 프레넬 반사계수에 대해 알아보았다. 또한 복잡한 형상에 서의 정확한 해석결과를 얻기 위해 은면과 가시면 선정법과 다중반사에 의한 유효면적 산정법을 알아보았다. 기존 레이다반사면적 해석 시스템 의 경우 전체 형상에 대한 레이다반사면적 해석만 가능하여 높은 레이다 반사면적을 나타내는 영역의 특정이 어렵기 때문에 해석 모델의 영역을 구분하여 레이다반사면적 특성 분석이 가능한 시스템을 구축하여 높은 레이다반사면적을 나타내는 형상을 특정하여 형상설계가 가능하도록 하 였다. 또한, 함정 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사와 레이다반사면 적을 최소화하는 외부탑재장비 레이다반사면적 특성분석 시스템을 개발 하였다.

3장에서는 본 논문에서 사용한 핵심 기술인 기계학습 기술과 인공신 경망의 이론적인 개념을 정리하였다. 또한 본 연구에서 사용한 합성곱 신경망을 이용한 피격성 도출 모델을 개발하였다. 합성곱 신경망에 사용 한 특성 데이터, 레이블 데이터 그리고 학습 데이터를 정의하였다. 정의 한 합성곱 신경망에 데이터를 이용하여 함형의 피격성 도출 합성곱 신경 망 모델을 도출 하였고, 레이다반사면적 해석 프로그램의 결과와 비교를 통해 합성곱 신경망 모델 검증을 수행하였다. 또한, 요소의 피격성 감소 설계에 필요한 요소 회전 설계 이론을 설명하였다. 해상에는 함정 뿐만

- 6 -

아니라 어선 등의 민간 선박이 많기 때문에 함정의 레이다반사면적을 민 간 선박 수준으로 감소시키면 함정의 피격성을 크게 감소 시킬 수 있다. 따라서 설계 대상 요소를 민간 선박 수준으로 설정하였고, 어선에 대한 레이다반사면적 도출을 위해 어선 모델의 레이다반사면적 해석을 수행하 였다.

4장에서는 피격성을 고려한 무장공간 최적배치 절차를 정립하였다. 함정의 내부 공간에 격실을 배치하기 위해서는 함정의 형상에 따른 내부 공간 모델링이 필요하다. 내부공간 모델링으로는 함형의 기하학적 형상 의 구획의 크기와 모양을 Box로 근사화하는 AABB 모델을 이용하였다. 함형 모델에서 AABB 모델을 빠르게 추출하기 위해 LDSD(Line Distribution Space Division) 기법을 개발하였다. 또한 AABB 모델에 격실을 배치하기 위한 격실 배치 기법을 정의하였다. 함형의 피격성 분 포와 함형의 AABB 모델을 이용하여 피격성을 도출 할 경우 내부공간 안쪽의 피격성을 정의 할 수 가 없다. 내부 공간 안쪽의 피격성을 정의 하기 위해 함형의 피격성 분포, AABB 모델 그리고 손상 유발 체적을 적용하여 내부공간의 피격성을 정의 하였다. 함정 내부 격실의 생존성을 정의하기 위해 격실의 피격성과 취약성을 정의하였다. 격실의 피격성과 취약성을 고려한 효율적인 격실 배치를 위해 광역 최적화 방법 중 하나 인 유전 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 이용하여 내부 격실 배치를 수행하였다.

5장에는 본 연구를 통해 얻은 결과를 정리하였다.

2. 레이다 반사면적 해석 시스템

2.1 도입

기존 레이다반사면적 해석 시스템의 경우 전체 형상에 대한 레이다반 사면적 해석만 가능하여 높은 레이다반사면적을 나타내는 영역의 특정이 어렵고, 레이다반사면적 기여도 분포 해석의 경우 요소의 크기에 따라 기여도 분석에 차이가 발생하여 정확한 기여도 분포 해석에 어려움이 있 다. 또한, 함정의 외부탑재장비의 복잡한 형상에 의해서 발생하는 다중 반사는 경로를 예측하기 어렵고 높은 레이다반사면적의 원인이 된다. 이 러한 기존 시스템의 한계를 보완하기 위해 해석 모델의 영역을 구분하여 레이다반사면적 특성 분석이 가능한 시스템을 구축하여 높은 레이다반사 면적을 나타내는 형상을 특정하여 형상설계가 가능하도록 하였고, 기여 도 분석 모델 생성을 통한 기여도 분포 해석 시스템을 구축하여 짧은 해 석시간에 정밀한 기여도 분석이 가능한 시스템을 개발하였다. 또한, 함 정 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사와 레이다반사면적을 최소화하는 외부탑재장비 레이다반사면적 특성분석 시스템을 개발하였다.

2.2 레이다반사면적 예측 기법

2.2.1 레이다반사면적 정의

레이다반사면적(Radar Cross section, RCS)은 레이다의 중요한 파라 미터 중 하나로 레이다에서 송신된 전자파가 표적에 의하여 산란되어 되 돌아오는 산란파와 송신된 전자파의 전력의 비로 정의되며 레이다에 의 하여 탐지되는 정도를 나타내는 값으로아래의 식과 같이 표현된다(Knott et al. 1993).

$$\sigma(RCS) = \lim_{r \to \infty} 4\pi R^2 \frac{\left|\overrightarrow{E_s}\right|^2}{\left|\overrightarrow{E_i}\right|^2} = \lim_{r \to \infty} 4\pi R^2 \frac{\left|\overrightarrow{H_s}\right|^2}{\left|\overrightarrow{H_i}\right|^2}$$
(2.1)

여기서, R은 레이다와 표적간의 거리, $\overrightarrow{E_s}$ 와 $\overrightarrow{E_i}$ 는 산란 전기장 벡터와 입사 전기장 벡터를, $\overrightarrow{H_s}$ 와 $\overrightarrow{H_i}$ 는 산란 자기장 벡터와 입사 자기장 벡터를 나타낸다.

RCS는 단상태 양상태로 구분할 수 있는데, 단상태는 전자파의 입사방 향과 산란방향이 일치하는 경우로 레이다와 리시버가 같은 위치에 있는 것을 뜻하고, 양상태는 레이다와 리시버의 위치가 다른 것을 의미한다.

파장에 비해서 표적의 크기가 크고 무한히 먼 거리로부터 입사되는 전자파는 평면파로 입사하여 구면파로 산란된다고 할 수 있다. $\overrightarrow{E_s}$ 와 $\overrightarrow{E_i}$ 를 구면좌표계에서 다음과 같이 표현할 수 있다(Wang et al. 1997).

$$\overrightarrow{E_i} = (\hat{\theta_i} A_\theta + \hat{\phi_i} A_\phi) e^{-jk\hat{\zeta_i}\vec{r}}$$
(2.2)

$$\overrightarrow{E_s} = (\widehat{\theta_s}B_\theta + \widehat{\phi_s}B_\phi)\frac{e^{-jkR}}{R}$$
(2.3)

여기서, j는 단위 허수(= √-1)를, k는 전자기파의 파수(k=2πf/c)를 나타 내며, θ_i, φ_i, φ̂_i θ̂_i 는 입사파와 방향과 단위벡터를 나타내고, θ_s, φ_s, θ̂_s, φ̂_s는 산란파의 방향과 단위벡터를 나타낸다. A_θ, A_φ, B_θ, B_φ는 입사 및 산란 전기장 벡터의 θ편파 및 φ편파 성분크기를 의미하며, 산란파장에 서 구면좌표계에서 다음과 같은 산란행렬로 정의된다(Knott et al. 1993).

$$\begin{bmatrix} B_{\theta} \\ B_{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{\theta\theta} & B_{\theta\phi} \\ B_{\phi\theta} & B_{\phi\phi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{\theta} \\ A_{\phi} \end{bmatrix}$$
(2.4)

여기서, $B_{uv}(u,v=\theta,\phi)$ 는 입사 전기장 벡터가 v-방향, 산란 전기장 벡터 가 u-방향을 나타내는 산란행렬의 uv-편파 요소를 나타낸다. 위의 식에 서 $A_{\theta} = 1$, $A_{\phi} = 0(\theta\theta - 편파)$ 일 경우 $B_{\theta} = B_{\theta\theta}$, $B_{\phi} = B_{\phi\theta}$ 이고, $A_{\theta} = 0$, $A_{\phi} = 1(\theta\phi - 편파)$ 일 경우 $B_{\theta} = B_{\theta\phi}$, $B_{\phi} = B_{\phi\phi}$ 이다. 이는 입사하는 전자기 파가 표면적에 의하여 나타나는 편파효과를 반영하고 있음을 나타내며, RCS 해석에 반드시 고려되어야 하는 사항이다. RCS 행렬 [σ]과 산란 행렬 요소의 관계식은 다음과 같이 정의된다(Wang et al. 1997).

$$[\sigma] = \begin{bmatrix} \sigma_{\theta\theta} & \sigma_{\theta\phi} \\ \sigma_{\phi\theta} & \sigma_{\phi\phi} \end{bmatrix} = 4\pi \begin{bmatrix} |B_{\theta\theta}|^2 & |B_{\theta\phi}|^2 \\ |B_{\phi\theta}|^2 & |B_{\phi\phi}|^2 \end{bmatrix}$$
(2.5)

RCS 행렬요소 σ_{uv} 는 위 식로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_{uv} = 4\pi \left| B_{uv} \right|^2 = \lim_{R \to \infty} \left[4\pi R^2 \frac{\left| \overrightarrow{E_{s,u}} \right|^2}{\left| \overrightarrow{E_{i,v}} \right|^2} \right], u, v = \theta, \phi$$
(2.6)

여기서, $\overrightarrow{E_{i,v}}$ 는 입사 전기장 벡터의 u-편과성분, $\overrightarrow{E_{s,u}}$ 는 산란 전기장 벡터의 v-편과성분을 나타낸다.

2.2.2 레이다반사면적 대푯값

RCS 해석에 적용할 대푯값은 대상 위협 각도 범위 내에서 아래 표 2.1과 같이 평균값(average value), 중간값 (median value), 그리고 최 대값(maximum Value) 등으로 정의할 수 있다.

선택 기준에 따라 성능 평가에 다소 차이가 있을 수 있는데, 수신 신 호의 강도를 통계적인 관점에서 확률로 판단할 경우에는 대표값을 평균 값으로 정의하는 것이 타당하다. 중간값의 경우 방위각의 가장 많은 영 역이 중간값 근처에 위치하고 있으므로 위협 각도 측면에서 볼 때 유용 한 대표값이다. 또한 설계가 완료된 후 실제 설계검증은 시험평가에 의 한 측정을 통해 이루어지므로, RCS 측정 장비의 데이터 처리방법 및 레 이다 표적 탐지원리를 고려한다면 마찬가지로 평균값으로 적용하는 것이 합리적이다. 평균값의 의미는 평방미터로 정의된 RCS에서 평균을 취한 후 dBsm을 계산해야 한다. dB는 주로 선형치에서 동적 범위가 매우 클 때 효과적으로 나타내기 위한 방법으로 log 함수를 사용한다. 따라서 평 균값은 평방미터에서 얻어져야하며 dB의 평균은 실제 계산치에서 곱으 로 나타나게 되므로 평균의 의미를 잃어버리기 때문이다. 이런 예는 아 래의 간단한 계산 예로부터 확인할 수 있다.

- dB 정의 : 10log₁₀(a)
- 표본 : A = {-10, -3, 1, 3, 5, 10}

dBsm = {0.1, 0.5, 1.3, 2.0, 3.2, 10} m^2

• 선형치에서 평균 : 2.83 m^2 =4.53 dBsm

• dB 에서 평균 : 1dB sm = 1.26 m²

상기 예와 같이 dB의 평균은 선형치에서 0 dBsm보다 큰 경우 곱이 되고 작은 경우 나누기가 되어 평균의 본 의미인 표본의 합산을 개체 수 로 나누는 개념에 위배되게 된다. 결과적으로 dB 평균치는 선형 평균값 보다 작게 나타나며 평균 대상 RCS 분포가 클수록 효과는 증가한다.

전투기, 전차, 함정과 같은 군사 목적의 이동체는 각각의 고유한 임 무에 따라 상이한 위협 방위각 및 고도각을 갖는다. 전투기와 같은 공중 표적은 고속 이동과 레이다로 향하는 기동특성으로 인해 일반적으로 위 협 방위각이 -15 ~ +15도, 위협 고도각이 -15 ~ 0도 이내의 범위에 있다. 전차의 경우에는 주 위협이 지상 전투 차량이므로 위협 방위각이 0 ~ 360도의 전방위, 위협 고도각이 0 ~ 5도 이내의 범위이다. 함정 의 수상부분 주 위협세력은 함정 항공기 지상 등에서 운영하는 포 및 유 도탄이다. 따라서 위협 방위각은 전방위, 위협 고도각은 레이다에 대해 서는 0 ~ 5도 이내이고, 유도탄에 대해서는 기동특성에 따라 0 ~ 10 도 이내의 범위가 된다. 위협각도 범위에서 적의 탐지 장비에 대한 노출 을 억제하기 위해서 위협 각도 내의 전 범위에서 RCS를 감소시켜야 한 다. F-117, B-2와 같은 스텔스 전투기는 실제로 전 위협방위각에서 RCS를 현저히 감소시킨 것으로 알려져 있다. 그러나 함정과 같은 대형 구조물은 위협 각도 전 방위에서 RCS를 적절한 수준으로 감소시키는 데 에는 많은 어려움이 있다. 따라서 함정의 RCS 목표 수준 설정 시에는 형상 통제 시 RCS 감소가 혀실적으로 불가능하 희생각을 주요위치 근처 로 정의하는 것이 일반적이다. 희생각은 함수, 함미, 우현, 좌현 방향으 로 정의하여 이 방위각 범위는 RCS 감소를 우선하지 않고 오히려 반사 에너지를 회생각 방향으로 모이도록 유도하여 형상통제를 수행한다. 그 리고 강한 반사원이 함정 내 여러 곳에 존재하는 것은 확률적으로 적의 센서에 탐지될 가능성이 높아지기 때문에 이러한 지점은 가능한 특정한 방향으로 모이도록 하는 것이 필요하다. 회생각의 범위를 결정하는 규정 은 현재 존재하지 않으며 형상설계의 기술적 한계를 고려하여 경험적인 방법에 의하여 정의하는 경우가 많다.

함정의 RCS 해석을 진행할 경우 전자파가 함정에 입사하는 각도에 따라 RCS 값이 달라지게 된다. 따라서 함정을 전체 방위각에서 해석을 진행하고 RCS 패턴 등을 이용하지만, 하나의 수치적인 RCS 대푯값으로 나타내어 해석하기도 한다. RCS 대푯값은 전체방위각에서 입사각도에 따라 달라지는 RCS 값을 하나의 수치로 표현하기 때문에 정확한 결과보 다는 편의성이 강조된 방법이다. 주로 많이 사용되는 RCS 대푯값 기준 으로는 독일 기준과 영국 기준이 있다(Park, 2005).

독일 기준 RCS 대푯값은 그림 2와 같이 전체 방위각에 대하여 해석 을 진행한 후 RCS 평균을 나타낸다. 전체 RCS 평균을 나타낼 경우 함 정의 실제 RCS 평균을 나타내지만, dB단위로 나타내는 RCS에서 상대 적으로 RCS값이 크게 나타나는 함수, 함미, 우현, 좌현에 의하여 평균값 이 매우 높아져 함정의 RCS 특성을 파악하기 어렵다.

영국 기준 RCS 대푯값은 그림 3과 같이 상대적으로 RCS가 크게 나 타나는 함수, 함미, 우현, 좌현 영역을 제외한 나머지 영역에 대한 RCS 평균을 나타낸다. 제거되는 각도의 총합은 전체 해석각도의 10%이다. 방위각 360도 해석 시 36도에 해당하며, 4개의 면에서 각각 9도씩 제거 된다. 따라서 함수가 0도 함미가 180도에 위치할 경우 함수 -4.5 ~ 4.5도, 좌현 85.5 ~ 94.5도, 우현 175.5 ~ 184.5도, 함미 265.5 ~ 274.5도를 제거하여 RCS 평균을 나타낸다.



Figure 2 Germany standard region



Figure 3 U.K. standard region
2.2.3 레이다반사면적 예측기법

고주파수 영역에서의 RCS 예측 기법에 대해서 살펴보았다. 여기서 고 주파수 영역이라는 용어는 주파수가 몇 GHz 이상이 되어야 하는 등의 실제 주파수 값의 의미가 아니라는 것에 주의해야 한다. 고주파수 영역 이라 함은 구조물이 입사 파장(wave length)에 비해서 크게 되는 주파 수 영역으로, 표적의 크기와 함께 고려되어야 한다. 따라서 주파수가 아 무리 높아도 구조물의 크기가 작다면 고주파수 영역이라 말할 수 없게 되고, 그 때는 앞으로 설명할 고주파수 영역에서의 RCS 추정 기법들을 사용했을 때는 정확한 예측 값을 얻기 힘들게 된다.

고주파수 영역은 레이다 문제에서 중요한 관심 분야 중 하나였다. 감 시용의 레이다로는 저주파 영역이 사용되지만, 지대공 미사일을 유도하 는 등의 역할을 하는 레이다는 고주파수 영역이 많이 사용되어왔다.

VHF 영역이나 더 낮은 레이다를 쓰는 경우 보통 비행기 같은 표적은 파장의 2배 내지는 3배 정도로 고주파수 영역이라고 보기에 약간 무리 가 있을 수 있지만, UHF 영역이나 미사일을 유도하기 위해 쓰는 영역들 에서는 표적이 보통 최소 파장의 10배에서 수 백배 더 클 수 있는데, 이 런 영역은 고주파수 예측 기법들이 정확한 예측값을 준다.

고주파수 영역에서의 예측 기법들의 장점은 비교적 적용이 단순하다 는 점이다. 그 이유는 고주파수 영역에서는 산란체(scatterer)는 에너지 를 다른 부분들과는 독립적으로 자신만의 값을 산란을 시키기 때문이다. 즉, 표적의 한 부분이 산란시키는 에너지는 오직 그 부분으로 입사되는 에너지에 의해서만 지배되고, 다른 부분들에서 산란되는 에너지에는 영 향을 받지 않기 때문이다. 따라서 이러한 점들은 원거리(farfield) 산란 에너지를 구할 때, 표적에 대해서 각 부분들을 전체적으로 통합 적분함 으로써 산란장(scattered field)을 비교적 쉽게 예측할 수 있게 된다.

실제로 고주파수 예측 기법은 실린더, 평판, 구 등 수학적으로 표현될 수 있는 간단한 형상에 대해서만 적용이 가능하다. 따라서 실제 표적이 있을 때, 그 표적을 수학적으로 표현 가능한 간단한 형상들로 분해시키 는 과정을 거치게 된다. 이 때 주의해야 할 점은 전에 고주파수 영역이 라 함은 파장의 길이에 비해 표적이 크다는 것을 의미한다고 했는데, 그 표적의 길이가 전체 표적 예를 들면 비행기의 길이가 아니라, 표적이 간 단한 형상들의 집합으로 분해되었을 때, 그 간단한 형상을 갖는 요소들 의 길이와 파장의 길이를 비교해야 한다는 점이다. 따라서 고주파수 예 측 기법들을 사용하기 위해서는 표적이 분해된 간단한 형상의 요소들의 크기가 파장에 비해서 커야 한다는 조건이 만족되어야 한다.

고주파수 예측 기법을 간단히 설명하면 가장 먼저 가장 오래되고 단 순한 기법인 기하광학(geometrical optics)을 들 수 있다. 이를 이용하 면 RCS, 심지어 양상태의 RCS도 반사점(specular point)에서의 곡률 반 경만이 포함된 매우 간단한 식으로 얻을 수 있다. 하지만 이 기법은 한 쪽만 곡률을 가지고 있던가, 평면인 경우에 대해서는 곡률 반경이 무한 대로 발산하기 때문에 올바른 예측값을 주지 못하다.

이러한 단점을 극복하고자 제안된 기법은 바로 물리광학(physical optics)이다. 물리광학은 평면 또는 곡률이 한 쪽으로만 있는 경우에 대 해서도 표면이 너무 작지 않고, 산란 방향이 거울 반사되는 방향 (specular direction)과 너무 멀어지지 않는 한 올바른 예측값을 준다. 하지만 이도 거울 반사 방향에 비해 많이 벗어난 산란 방향에 대해서는 부정확한 예측값을 주고, 이를 보완하기 위해서는 회절(diffraction)이 고 려되어야 한다.

2.2.4 기하광학법

기하광학은 천체학자나 렌즈학자들로부터 오랜 기간에 걸쳐서 광학 시스템을 개발하고 설계하기 위해서 사용되어 왔다. 기하광학은 부드러 운 곡면을 갖는 표면에서 빛이 반사되는 것뿐만이 아니라 어떤 광선 (ray)이 다른 물리적 성질을 갖는 매개물(medium)을 투과할 때 경계면 에서 입사 각도가 틀려지는 현상들에 대해서도 연구되었다.

기하광학은 일종의 광선 추적(ray-tracing)이라고 볼 수 있는데, 가느 다란 튜브 형태의 관을 통해서 전파되는 에너지를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$u = Pe^{ikS} \tag{2.7}$$

여기서, 진폭 P는 진행하는 에너지의 인텐시티를 의미하고 P와 위상 인자(phase factor) S는 모두 공간에 대한 복소수(complex number) 함수이다.

부드럽고 볼록한 곡면을 가지는 표면에 에너지가 반사되는 과정을 살 펴본다. 이 때 에너지는 하나의 광선 튜브에서는 위치에 상관없이 에너 지가 보존해야 하므로 반사점에서 멀어질수록 에너지가 감소하게 된다. 그 것을 입사하는 튜브 쪽에서의 모든 에너지가 보전되어 반사되는 튜브 쪽 에너지로 모두 전파된다고 하면, 나오는 쪽에서의 파워 밀도와 들어 가는 쪽에서의 파워밀도의 비인 파워 밀도(power density) 비를 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\frac{|A(s)|^2}{|A(o)|^2} = \frac{\rho_1 \rho_2}{(s + \rho_1)(s + \rho_2)}$$
(2.8)

여기서, A(0)와 A(s)는 각각 입력 쪽과 출력 쪽의 필드 인텐시티(field intensity)이고 s는 튜브를 따라서 입력 쪽과 출력 쪽과의 거리이고 ρ_1 과 ρ_2 는 출력 쪽에서의 파면(wavefront)의 주곡률 반경(principal radius of curvature)이다.

반사점에서의 반사 파동의 파면의 곡률 반경은 입사 파면의 곡률 반 경과 표적의 곡률 반경의 함수로 표현되는데, 그 관계식은 표적 곡률의 주 평면(principal plane)이 입사 평면과 이루는 각도 등이 포함된 꽤 복 잡한 식으로 여기서 다루지는 않는다. 그 관계식이 위의 식에 대입되고, 거리 *s*가 반사점에서부터 관측 점까지의 거리로 측정되고, 관측 방향이 소스로 다시 되돌아 나오는 방향으로 잡히면 *s*는 *R*이 된다. 이 때 *R*을 무한대로 극한값을 취해서 입사 각도에 대해서 독립적으로 만들면 다음 과 같은 기하광학으로 구한 RCS 최종식이 유도된다.

$$\sigma = \pi a_1 a_2 \tag{2.9}$$

여기서, a_1, a_2 는 반사점에서 표적의 주 곡률 반경이 된다. 식 (2.9)에서 볼 수 있듯이 기하광학은 곡률 반경만이 포함된 매우 간단한 식으로 결 과가 나타나며 주파수에 대해서 독립적이라는 것을 알 수 있다. 또한 만 약 구(sphere)에 적용이 된다고 했을 때 RCS는 단순히 단상태, 양상태 모두 관계없이 구의 정사영 된 면적(projected area)이 됨을 알 수 있 다.여기서 주의할 점은 곡률 반경이 반사점에서의 곡률 반경이라는 점이 다. 따라서 식은 간단하지만 실제로 임의의 복잡한 형상을 갖는 표적에 대해서 적용될 때는 각 반사점을 찾아내는 알고리즘이 필요하므로, 실제 표적에 적용하는 것은 그렇게 쉽지는 않을 것이다. 또한 식 (2.9)에서 확인할 수 있듯이 곡률이 한 쪽으로만 존재하던지, 평면인 경우, 즉 곡 률 반경이 무한대의 값을 갖는 경우에는 기하광학은 무한대의 값을 주므 로 사용할 수 없게 되는 단점도 지니고 있다.

2.2.5 물리광학법

2.4에서 살펴본 기하광학이 갖는 단점, 즉 곡률이 한 쪽으로만 존재하는 경우나 평면인 경우에도 RCS를 예측 수 없다는 것을 극복할 수 있는 기법이 물리광학이다. 물리광학은 기본적으로 파장에 비해서 표적 표면이 매우 크고 평평하다라는 가정에서 출발해서, 반사되는 장(field)는 표면의 장의 값을 적분함으로써 예측할 수 있다라는 이론이다.

이 이론의 출발점은 Stratton-Chu 적분식으로 두 가지의 가정을 통해서 기하광학을 위한 식이 유도된다. 우선 첫 번째는 원거리 근사 (farfield Approximation)으로 표적에서 원거리의 관측점(observation point)까지의 거리 R이 표적의 길이 차원보다 훨씬 크다는 가정이다. 이 가정을 통해서 그린 함수(green's function)의 구배(gradient)는 다음의 식과 같이 근사화될 수 있다.

$$\nabla \psi = ik\hat{s}\psi \tag{2.10}$$

여기서, *s*는 산란 방향과 평행한 단위 벡터이다. 이 근사와 더불어 표적 이 미소 요소 *dS*에서 완벽하게 부드럽고 평평하다고 가정한 값을 표면 장(surface field)의 값으로 가정하는 접평면 근사(tangent plate Approximation)을 추가로 가정하면 Stratton-Chu 적분식은 평판이나 실린더, 구 같은 수학적으로 표현되는 간단한 형상의 표적에 대해서 RCS 값을 구할 수 있다.

그리고 뒤에서 살펴보겠지만, 물리광학으로 구해지는 RCS 식과 뒤에

서 다루어질 Kirchhoff Approximation으로 얻어지는 RCS 식은 서로 같 게 되는데, 이는 각 이론이 적용되는 분야가 기하광학의 경우 주로 레이 다 이론에서 쓰이는 반면 Kirchhoff Approximation은 음향학에서 쓰이 는 등 서로 분야가 틀리지만, 쓰이는 적분식의 형태가 모두 기본적으로 는 Helmholtz-Kirchhoff 적분식과 같은 형태라는 점에서 서로 같은 RCS 결과값을 주어진다고 볼 수 있다. 이는 뒤에서 다루어질 평판의 RCS 유도에서 자세히 살펴보았다.

2.2.6 회절이론

물리광학법을 이용한 RCS 추정식은 평판의 RCS을 계산함에 있어서 모서리(edge) 부분에서 발생하는 회절의 효과를 고려할 수 없다. 따라서 표면 반사에 의한 RCS에 모서리에서 발생하는 회절의 효과에 의한 RCS 을 더하여 줌으로써 좀 더 정확한 RCS을 추정할 수 있으며, 이로부터 보다 정확한 RCS 추정이 가능하다.

모서리에서 발생하는 회절의 효과를 계산하기 위하여 두 평판이 쇄기 (wedge) 형상으로 접해 있을 때 두 평판의 공통 모서리에 전기장과 자 기장의 선가진원(line source)이 존재한다고 가정한다면 단상태의 경우 에 대하여 모서리로부터 발생하는 전기장과 자기장의 인텐시티 (intensity)는 다음과 같다(Youssef, 1989, Knott, 1974).

$$\bar{I}_{e} = \frac{-2\hat{t} \cdot (\bar{E}_{i} \cdot \hat{t})f'}{jkZ\sin^{2}\beta}$$
(2.11)

$$\bar{I}_m = \frac{-2\hat{t}\cdot(\bar{H}_i\cdot\hat{t})g'}{jkY\sin^2\beta}$$
(2.12)

여기서, $\vec{E_i}$ 와 $\vec{H_i}$ 는 각각 전기장과 자기장이고 \hat{t} 는 모서리에 접하는 단 위 벡터이다. 그리고 Z와 Y는 각각 자유공간에서의 저항(impedance)과 어드미턴스(admittance)이고, β는 다음과 같다.

$$\beta = \cos^{-1}(\hat{k}_i \cdot \hat{t}) \tag{2.13}$$

여기서, $\hat{k_i}$ 는 단위 입사 벡터이다. 그리고 f'와 g'는 회절계수이다. 이 계 수는 GO에서 사용되는 회절계수(x, y)가 가지는 문제점을 개선한 것이 다. 각각의 계수들은 다음과 같은 값을 가진다.

i) 바닥면으로 입사할 때, 즉 $\pi \leq \delta \leq \gamma$

$$f' = x - y - \frac{1}{2} \tan(\gamma - \delta)$$

$$g' = x + y + \frac{1}{2} \tan(\gamma - \delta)$$
(2.14)

ii) 윗면으로 입사할 때, 즉 $0 \le \delta \le \gamma - \pi$

$$f' = x - y - \frac{1}{2} \tan \delta$$
$$g' = x + y + \frac{1}{2} \tan \delta \qquad (2.15)$$

iii) 양면으로 입사할 때, 즉 $\gamma - \pi \leq \delta \leq \pi$

$$f' = x - y - \frac{1}{2} \tan[\tan \delta + \tan(\gamma - \delta)]$$
$$g' = x + y + \frac{1}{2} \tan[\tan \delta + \tan(\gamma - \delta)] \qquad (2.16)$$

여기서, x, y는 GO에서의 회절계수들로써 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$x = \frac{\frac{1}{n} \sin(\frac{\pi}{n})}{\cos(\frac{\pi}{n}) - 1}$$
$$y = \frac{\frac{1}{n} \sin(\frac{\pi}{n})}{\cos(\frac{\pi}{n}) - \cos(\frac{2\delta}{n})}$$
(2.17)

여기서, δ는 단위 입사 벡터 $\hat{k_i}$ 와 쇄기 형상으로 인접한 두 평판의 윗면 사이의 각이고, γ는 두 평판이 이루는 외각이며, n은 γ를 π로 나눈 값이 다.

위의 식을 이용하여 방사장은 전기적 포텐셜(electric potential) $\frac{-}{\pi_e}$ 과 자기적 포텐셜(magnetic potential) $\frac{-}{\pi_m}$ 으로 나타낼 수 있다.

$$\overline{E}_{s} = \nabla \times \nabla \times \overline{\pi}_{e} + jkZ\nabla \times \overline{\pi}_{m}$$
(2.18)

여기서, $\overline{\pi_e} = \frac{Z}{jk} \oint_I \overline{I_e} \Phi dl$, $\overline{\pi_m} = \frac{Y}{jk} \oint_I \overline{I_m} \Phi dl$ 이다. 두 평판이 이루는 쇄기 형상의 모서리의 길이가 L이라고 가정하고, 이 모서리로 입사하는 평면 파에 대해서 모서리의 길이 L에 대해서는 동일한 위상을 가진다고 가정 한다면, $\overline{I_e}$ 와 $\overline{I_m}$ 은 상수의 값을 가진다. 따라서 전기적 포텐셜과 자기적 포텐셜은 선적분으로 대신할 수 있고, 원거리 근사화를 시키면 다음과 같은 수음점에서의 방사장은 다음과 같은 값을 가진다.

$$\hat{P}_{e} \cdot \overline{E}_{sw} = \frac{L}{2\pi} \frac{e^{jkr}}{r} \left| \overline{E}_{i} \right| \frac{\left[(\hat{e}_{i} \cdot \hat{t})(\hat{e}_{s} \cdot \hat{t})f' + (\hat{h}_{i} \cdot \hat{t})(\hat{h}_{s} \cdot \hat{t})g' \right]}{\sin^{2}\beta} \frac{\sin(kL\cos\beta)}{kL\cos\beta} e^{jk\hat{k}_{i}\overline{R}}$$

$$(2.19)$$

여기서, $\overline{E_{sw}}$ 는 쇄기 형상의 모서리에 의한 방사장이고, $\hat{e_s}$ 와 $\hat{h_s}$ 는 각각 전기장과자기장의 단위 편광 벡터(polarization unit vector)이다. 그리고 \overline{R} 은 원점에서 모서리의 중심까지를 나타내는 위치벡터이다.

위 식을 이용하여 모서리에 의한 Cross Section을 구하면 다음과 같 다.

$$\sigma = 4\pi l \lim_{r \to \infty} r^2 \frac{\left| \sum_{m=1}^{M} (\hat{P}_e \cdot \overline{E}_{sw})_m \right|^2}{\left| \overline{E}_i \right|^2}$$
(2.20)

여기서, M은 회절에 영향을 미치는 모서리의 개수이다. 위 식은 위상차

를 갖고 있지 않은 Cross Section식이므로 다음과 같은 위상차를 갖는 Cross Section을 사용한다.

$$\sqrt{\sigma} = \frac{L}{\sqrt{\pi}} e^{jkr} \sum_{m=1}^{M} \frac{\left[(e_i \cdot t)(e_s \cdot t)f + (h_i \cdot t)(h_s \cdot t)g\right]}{\sin^2 \beta} \cdot \frac{\sin(kL\cos\beta)}{kL\cos\beta} e^{jkk_i \cdot R}$$
(2.21)

위 결과식을 이용하여 회절 효과를 고려한 RCS를 구할 수 있다.

2.2.7 프레넬 반사계수

해양표적이 전자기파가 투과 가능한 다층면으로 구성되어 있을 경우, E-편파 및 H-편파에 대한 프레넬 반사계수 R_E 와 R_H 는 다음과 같은 식 으로 계산할 수 있다(Vinoy et al., 1996, Klement, et al., 1974)

$$R_{E} = \frac{Z_{iE}^{(2)} \cos\alpha^{(1)} - Z^{(1)} \cos\alpha^{(1)}}{Z_{iE}^{(2)} \cos\alpha^{(1)} + Z^{(1)} \cos\alpha^{(1)}}$$
(2.22)

$$R_{H} = \frac{Z^{(1)} \cos \alpha^{(1)} - Z^{(2)}_{iH} \cos \alpha^{(2)}}{Z^{(1)} \cos \alpha^{(1)} + Z^{(2)}_{iH} \cos \alpha^{(2)}}$$
(2.23)

여기서, $\alpha^{(1)}$ 과 $\alpha^{(2)}$ 는 다층구조 표면에 대한 입사각과 굴절각을 나타내 며, $Z^{(1)}$ 는 공기층의 임피던스 (약 377Ω)를, $Z_{iE}^{(2)}$ 와 $Z_{iH}^{(2)}$ 는 공기층과 두 번째 층 사이 표면에 대한 E-편파 및 H-편파 임피던스를 각각 나타내 고, $Z_{iE}^{(2)}$ 와 $Z_{iH}^{(2)}$ 는 아래 식의 반복계산으로부터 구할 수 있다.

$$Z_{iH}^{(n)} = \begin{cases} \frac{Z_{iH}^{(n+1)} \cos \alpha^{(n+1)} + Z^{(n)} \cos \alpha^{(n)} \tanh \left(k^{(n)} d^{(n)} \cos \alpha^{(n)}\right)}{Z^{(n)} \cos \alpha^{(n)} + Z_{iH}^{(n+1)} \cos \alpha^{(n+1)} \tanh \left(k^{(n)} d^{(n)} \cos \alpha^{(n)}\right)} & Z^{(n)}, n = 2, 3, \cdots, N-1 \\ Z^{(N)}, n = N \end{cases}$$

(2.24)

$$Z_{iE}^{(n)} = \begin{cases} \frac{Z_{iE}^{(n+1)} \cos\alpha^{(n)} + Z^{(n)} \cos\alpha^{(n+1)} \tanh(k^{(n)} d^{(n)} \cos\alpha^{(n)})}{Z^{(n)} \cos\alpha^{(n+1)} + Z_{iH}^{(n+1)} \cos\alpha^{(n)} \tanh(k^{(n)} d^{(n)} \cos\alpha^{(n)})} & Z^{(n)}, n = 2, 3, \dots N-1\\ Z^{(N)} & , n = N \end{cases}$$

$$(2.25)$$

여기서, n과 N은 층 번호와 총 층수를 나타내며, α⁽ⁿ⁾는 공기층에 대한 n-번째 층의 상대입사각(= cos⁻¹[$\sqrt{1-\mu_r^{(1)}\epsilon_r^{(1)}/(\mu_r^{(n)}\epsilon_r^{(n)})}$])을, $k^{(n)}$ 은 n-번째 층에서의 파수(= $\omega_0\sqrt{-\epsilon_0\epsilon_r^{(n)}\mu_0\mu_r^{(n)}}$)를, $Z^{(n)}$ 은 n-번째 층에 대 한 임피던스(= $\sqrt{\mu_0\mu_r^{(n)}/(\epsilon_0\epsilon_r^{(n)})}$)를, ω_0 는 전자기파의 주파수를 의미한다. 또한 ϵ_0 와 μ_0 는 공기층의 유전율과 투자율을 나타내며, $\epsilon_r^{(n)}$ 과 $\mu_r^{(n)}$ 는 n-번째 층의 비유전율과 비투자율을, $d^{(n)}$ 은 n-번째 층의 두께를 나타낸다. 한편, 해수면과 같이 1개의 경계를 갖는 표면의 경우(N=2), 위의 식을 정리하면 아래 식을 도출 할 수 있다(Klement, et al., 1974).

$$R_{H} = \frac{\sqrt{\epsilon_{r}^{(2)}/\mu_{r}^{(2)}}\cos\alpha^{(1)} - \sqrt{1 - 1/(\epsilon_{r}^{(2)}\mu_{r}^{(2)})\sin^{2}\alpha^{(1)}}}{\sqrt{\epsilon_{r}^{(2)}/\mu_{r}^{(2)}}\cos\alpha^{(1)} + \sqrt{1 - 1/(\epsilon_{r}^{(2)}\mu_{r}^{(2)})\sin^{2}\alpha^{(1)}}}$$
(2.26)

$$R_{E} = \frac{\sqrt{\mu_{r}^{(2)}/\epsilon_{r}^{(2)}}\cos\alpha^{(1)} - \sqrt{1 - 1/(\epsilon_{r}^{(2)}\mu_{r}^{(2)})\sin^{2}\alpha^{(1)}}}{\sqrt{\mu_{r}^{(2)}/\epsilon_{r}^{(2)}}\cos\alpha^{(1)} + \sqrt{1 - 1/(\epsilon_{r}^{(2)}\mu_{r}^{(2)})\sin^{2}\alpha^{(1)}}}$$
(2.27)

이 결과를 이용하면 전파흡수체를 적용한 RCS를 구할 수 있다.

2.2.8 임의의 다각평판에 대한 RCS

고주파수 영역에서의 복잡한 표적의 RCS추정은 전체 표적을 많은 수 의 기하학적으로 단순한 형태를 갖는 여러 개의 조각으로 나누어서 각각 의 RCS을 추정한 다음 표적의 총 RCS를 구한다.

간단한 형상을 갖는 표적의 경우에는 표적의 각각의 부분들에 의한 전체 표적에 대한 공헌도를 결합시켜서 전체 RCS를 추정할 때 각 부분 들이 지니는 상대적인 위상차를 고려해야 한다. 위상차는 레이다의 위치 와 표적의 위치에 대한 거리의 지수함수(exponential function)로서 표 현된다. 복잡한 표적의 RCS를 구하기 위하여 RCS 추정 기법을 도입하면,

$$\sqrt{\sigma}_{total} \approx \sum_{n} \sqrt{\sigma}_{n}$$
 (2.28)

여기서, $\sqrt{\sigma_{total}}$ 는 위상차를 가지는 전체 표적의 RCS이고 n은 나눈 총 부분요소의 개수, $\sqrt{\sigma_n}$ 는 위상 정보를 가지고 있는 각 부분에서의 RCS 를 의미한다.

하지만 크고 복잡한 표적의 경우는 많은 수의 여러 요소들로 나눠지 는 데 그러한 경우 각각의 요소들이 전체 표적 강도에 주는 영향도가 서 로 비슷비슷하게 된다. 이러한 경우 많은 수의 요소 부분들에 대한 상대 적인 위상차를 고려할 때 아주 작은 오차도 전체 RCS를 추정할 때 큰 오차를 유발시킬 수 있기 때문에 이러한 큰 오차를 피하기 위해서 아래 의 식과 같이 각각의 부분들에 대한 상대적인 위상차를 고려하지 않는 접근 방법 (noncoherent approach)을 사용하기도 한다.

$$\sigma_{total} \approx \sum_{n} \sigma_{n} \tag{2.29}$$

여기서, σ_{total} 는 위상차를 가지지 않는 전체 표적의 RCS이고 n은 나눈 총 부분요소의 개수, σ_n 는 위상 정보를 가지지 않는 각 부분의 RCS를 의미한다.

임의의 곡면을 갖는 복잡한 구조물에 대해서 신뢰성을 줄 수 있는 RCS를 추정하기 위해서는, 그 구조물의 형상을 정확히 모델링 해야 하 는 것이 가장 중요한 작업 중에 하나이지만, 직사각형 평판으로는 임의 의 곡면에 대한 정확한 모델링을 할 수 없게 된다. 따라서 변의 수가 3 개, 4개, 5개 이상 등등 이러한 임의의 다각형에 대한 식이 필요하게 된 다. 이에 대한 식은 Gordon 에 의해서 다음과 같은 식으로 유도되었다 (Gordon et al., 1975).

$$\sqrt{\sigma} = -\frac{\hat{n} \cdot \hat{e_r} \times \hat{h_i}}{\sqrt{\pi} T} e^{jk\overline{r_0}} \cdot \overline{w} \sum_{m=1}^M (\hat{p} \cdot \overline{a_m}) e^{jk\overline{r_m}} \cdot \overline{w} \frac{\sin(k\overline{a_m} \cdot \overline{w}/2)}{k\overline{a_m} \cdot \overline{w}/2} \quad (2.30)$$

여기서, 각 변수들은 다음과 같다.

- σ = 평판의 양상태 RCS
- n = 평판의 법선 단위 벡터

여기서, T 가 0이 될 때는 위의 식이 발산을 하게 되는 데 그 때는 아 래의 식을 쓴다.

$$\sqrt{\sigma} = -\frac{ikA}{\sqrt{\pi}} \cos\theta \exp[jk\overline{r_0} \cdot \overline{w}]$$
(2.31)

이 결과를 이용하면 복잡한 표적의 RCS를 쉽게 구할 수 있다.

2.2.9 은면과 가시면의 설정

복잡한 구조물에 대해서 RCS를 해석할 경우 레이다의 관측점에서 보 이는 부분만 해석을 수행하고 보이지 않는 부분에 대해서는 해석에서 제 외 시켜야 정확한 해석결과를 얻을 수 있다. 후면 적출법(Back-Face Culling)은 그림 4(a)와 같이 입사파가 x 방향일 때 평판의 법선벡터가 -x방향일 때, 즉 입사파의 벡터와 평판의 법선벡터의 내적이 0보다 작은 경우 해석에서 제외시켜 보이는 부분만 해석하는 방법이다. 이 방법을 이용할 경우 모델의 요소의 법선벡터가 모두 바깥쪽을 향하도록 모델링 을 수행하여야 한다. 또한 이 방법은 구와 같은 간단한 구조물에서는 잘 일치하지만, 구조물의 형상이 복잡하여 볼록한 형상이 겹칠 경우 앞의 구조물에 의해 가려진 부분을 고려하지 못하므로 정확한 해석을 진행할 수 없다.

후면적출법의 단점인 구조물이 겹치는 복잡한 형상에 대하여 해석하 기 위해서 그림 4(b)와 같이 은면제거(Hidden-Surface Eliminiation) 방 법을 사용해야 한다. 은면제거를 적용할 경우 그림 5와 같이 복잡한 구 조물의 형상에 의해 가려진 부분이 있을 경우에도 정확한 해석을 수행할 수 있다. 하지만 은면제거는 후면적출법에 비해 많은 시간이 소요된다. 구조물의 요소가 n개인 경우 후면 적출법의 경우 n번의 연산이 요구되 지만, 은면제거의 경우 가리는 요소와 가려지는 요소에 대해서 각각의 확인이 필요하므로 nⁿ번의 연산이 요구된다. 은면제거 단독으로 실행할 경우 연산시간이 오래걸리기 때문에 후면 적출법을 선행한 이후에 은면 제거를 수행한다. 은면제거의 연산시간을 최적화하기 위하여 그림 6과 같이 은면제거 loop 최적화를 수행 하였다. 먼저 해석 모델의 요소를 레 이다에서 가까운 순서로 새로운 번호를 부여한다. 제거될 요소의 루프는 가장 먼 요소부터 loop를 수행하고, 가리는 요소는 가장 가까운 요소부 터 loop를 수행한다. 제거될 요소보다 멀리 있을 경우 가리는 요소에 해 당하지 않기 때문에 loop에서 제거하여 loop를 최적화 하였다. 은면제거 loop 최적화를 통해 *n*ⁿ에서 *n*!로 해석 비용을 감소 시켰다.



Figure 4 Hidden surface determination: (a) Back-face-culling method and (b) Hidden-surface elimination method



Figure 5 Visible surface of the naval ship model according to the location of the radar



Figure 6 Optimization of hidden surface determination loop

반복 횟수 =nⁿ

and

반복 횟수 =n!

end

end

end

end

end

2.2.10 다중 반사 표적

다중 반사를 고려하기 위하여 평판에 파가 입사하고 반사될 때 파의 진행 경로를 찾고 이를 이용해 다중 반사 면적을 추정하는 방법은 다음 의 두 가지 방법이 있다.

첫째로 PO-PO를 통한 방법이 있다. PO-PO 방법을 이용할 경우 반 사파에 대한 RCS를 구하기는 어렵고 각각의 평판들이 서로 가깝게 인접 해 있기 때문에 PO의 가정인 원거리 근사법에 맞지 않는다. 더욱이 다 중 반사의 경우 반사에 의한 RCS을 구하기 위해 2번의 면적분이 수행 되는데, 다중 적분의 경우 여러 번의 면적분이 수행되어 많은 문제점을 가지고 있다.

다음으로 GO-PO를 통한 방법이 있다. 이 방법은 GO를 기반으로 다 른 평판으로 반사하는 파의 경로를 찾고 최종적으로 레이다로 들어오는 파에 의한 RCS을 PO를 통해 구하는 방법이다. 표적에 입사한 파가 4번 의 반사를 통해서 최종적으로 레이다로 입사한다고 한다면 3번의 GO를 통해서 반사 경로를 구하고 마지막 PO를 통하여 마지막 평판에서 레이 다로 입사하는 파에 대한 RCS을 구한다. GO를 통해 경로를 구함에 있 어서 각각의 평판들은 거울과 같은 역할을 한다고 가정한다. 즉, 평판의 법선 벡터에 대해 θ만큼의 각을 이루고 입사한 파는 다시 θ만큼의 각을 이루면서 반사된다.

그림 7(a)에서 알 수 있듯이 변의 길이가 b인 부분으로 입사한 파가 변의 길이가 a인 부분으로 반사되어 입사할 때 실제로 모든 길이 a로 입사하는 것이 아니고 길이 a'만큼만 입사한다. 즉 실제 입사한 파가 물 체에 의해 간섭되는 부분은 전체 변 중에서 길이가 a'인 부분만이 관여 하게 된다. 따라서 이 a'가 유효 길이가 되고 실제 RCS 값을 계산할 때 이 길이만 사용된다. 위와 같은 방법을 이용하여 그림 7(b)에 나타난 것 처럼 유효면적을 산정한다.



Figure 7 Concept of multiple reflections: (a) multiple reflection paths and (b) effective area

2.3 레이다반사면적 해석 시스템 실험적 검증

2.3.1 모형 모델을 이용한 실험적 검증

레이다반사면적 해석 시스템 검증을 위하여 외부탑재장비 모형을 이 용하여 실험결과를 이용해 해석결과와 비교하였다. 실험은 그림 8과 같 이 6 x 6 x 3 (m)의 Compact Range에서 측정하였다. 복잡한 형상에 대한 레이다반사면적 예측을 위하여 다중반사가 발생하도록 외부탑재장 비를 배치하여 모델을 3D 프린터로 제작하였고 표면은 알루미늄으로 처 리하여 완전 토체의 특성을 가지도록 제작 하였다. 실험 모델을 그림 9 와 같고 해석 모델은 그림 10과 같다. 실험 조건은 표 1과 같다. 모델의 크기는 0.5 x 0.5 x 0.18 (m) 이고, 실험 주파수는 18 GHz, 방위각 0 ~ 180도, 고각 0도 이다. 그림 11은 방위각 평면의 RCS 예측 및 측정 결과를 나타내고 있으며 두 결과가 잘 일치하고 있다. 또한, 150 ~ 170 도 사이에서 발생하는 다중반사가 실험 결과와 해석 결과가 잘 일치하는 것을 볼 수 있다.



Figure 8 Compact range system

Table 1 The measurement and analysis conditions

크기	5 x 5 x 1.8 m
주파수	18 GHz
레이다 각도	0-1800
레이다 고각	00



Figure 9 Experimental ship model



Figure 10 Analysis model



Figure 11 RCS analysis verification

2.4 함형 레이다반사면적 감소설계 시스템

2.4.1 레이다반사면적 기여도 분포 해석

레이다반사면적의 기여도 분포 해석을 통하여 특정 방위각에서 높은 레이다반사면적을 나타내는 영역을 분석 할 수 있다. 이를 바탕으로 기 여도가 높은 요소에 대해 형상 변화 및 전파흡수체 적용을 통해 레이다 반사면적 감소를 위한 설계 방안을 제시할 수 있다. 레이다반사면적의 기여도 분포는 해석 모델의 각 요소에 대한 독립적인 해석으로 도출 할 수 있다. 레이다반사면적은 식 (2.28)과 같이 구할 수 있는데, 여기서, 각각의 요소에 해당하는 $\sqrt{\sigma_n}$ 계산으로 요소의 기여도 분포를 도출 할 수 있다. 위상차를 고려한 레이다반사면적의 경우 동일한 평면상에 있을 경우 그림 12와 같이 요소의 개수와 상관없이 레이다반사면적이 일정하 기 때문에 곡면 등의 복잡한 형상이 아닐 경우 요소의 개수를 줄이면 해 석 시간에 유리하다. 그림 13과 그림 14는 동일한 형상에 대하여 66개 의 요소와 1,056개의 요소로 나눈 모델의 레이다반사면적 기여도와 해 석시간을 나타낸다. 66개의 요소로 구성된 모델의 해석시간은 4초로 매 우 빠르게 해석 되지만 요소의 개수를 줄여 요소의 크기가 균일하지 않 은 경우 요소의 크기가 큰 요소에서 높은 레이다반사면적 기여도가 도출 되어 되는 경향이 있어 정확한 레이다반사면적 기여도 분석이 어렵다. 1.056개의 요소로 구성된 모델의 경우 요소가 균일하게 나누어져 있어 정확한 기여도 분석이 가능하지만, 196초의 해석시간으로 매우 많은 해 석 시간이 소요된다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 기여도 분석 모델

생성을 통한 레이다반사면적 기여도분포 해석 절차를 개발 하였다. 그림 15는 기여도 분석 모델 생성을 통한 레이다반사면적 기여도 분포 해석 절차를 나타낸다. 빠른 해석을 위하여 요소의 개수를 줄인 모델을 입력 하고 입력된 모델을 이용하여 기여도 분석 모델을 생성한다. 입력된 해 석 모델을 이용하여 방위각 별 은면제거, 다중반사 해석을 수행한 후 생 성된 기여도 분석 모델과 가시면 요소와 다중반사 요소를 매칭 시킨 후 매칭 된 요소의 레이다반사면적 해석으로 기여도 분석을 도출한다. 해당 절차를 검증하기 위해 기존 기여도 분포와 기여도 분석 모델 생성 기여 도 분포 해석 결과를 비교하였다. 그림 16은 기존 기여도 분포 해석 결 과이고 그림 17은 기여도 분석 모델 생성 기여도 분포 해석 결 과이고 그림 17은 기여도 분석 모델 생성 기여도 분포 해석 결 과이고 그림 17은 기수도 분석 모델 생성 기수도 분포 해석 결과이다. 기존 기수도 분포 해석 결과와 기수도 분석 모델 생성 기수도 분포 해석 결과가 잘 일치하는 것을 볼 수 있고, 기존 기수도 분포 해석의 경우 3,017초, 기수도 분석 모델 생성 기수도 분석의 경우 12초의 해석시간 으로 기수도 분석 모델 생성을 통한 방법이 동일한 기수도 분석 결과를 나타내면서 기수도 분포 해석시간이 크게 감소한 것을 볼 수 있다.

특정 방위각에서 레이다반사면적이 높은 형상은 위협 무기에 피격될 확률이 높다. 따라서 그림 18과 같이 방위각별 상위 5%의 레이다반사면 적 요소를 위협지역으로 설정하여 전체 방위각에 대한 피격성 분포를 도 출하였고, 각 방위각에서 도출된 위협지역에 대한 레이다반사면적 분포 를 합산하여 전체 방위각에 대한 피격성 분포를 도출하였다. 그림 19는 전체 방위각에 대한 피격성 분포를 나타낸다.



Figure 12 Comparison of RCS according to the number of plate elements



Figure 13 RCS distribution: 66 elements



Figure 14 RCS distribution: 1,056 elements



Figure 15 Procedure of RCS distribution analysis by creating and mapping a distribution analysis model



Figure 16 RCS distribution analysis



Figure 17 RCS distribution analysis by creating and mapping a distribution analysis model


Figure 18 RCS distribution and threatened areas



Figure 19 Derivation of susceptibility for overall azimuth angle

2.4.2 영역별 레이다반사면적 특성 분석

함형 전체의 레이다반사면적 해석으로는 높은 피격성을 나타내는 영 역의 레이다반사면적 특성분석이 어렵다. 복잡한 형상의 함형에서는 다 중반사가 발생하는데 부분 영역의 단일 해석으로는 주변 구조물과의 다 중반사 효과를 고려할 수 없다. 주변 구조물과의 은면제거, 다중반사 효 과를 고려한 영역별 레이다반사면적 특성분석을 위해서는 해석 모델의 전체 해석 후 영역을 구분하여 RCS 특성 분석이 가능한 시스템 구축이 필요하다. 위상정보를 가지고 있는 레이다반사면적은 식(2.28)을 이용하 여 구할 수 있는데 여기서 √ σ_n 는 위상 정보를 가지고 있는 각 부분에 서의 RCS를 의미한다. 영역별 RCS 특성이 가능하도록 식 (2.28)을 아 래와 같이 변형하였다.

$$\sqrt{\sigma_{total}} = \sum_{n_1} \sqrt{\sigma_{n_1}} + \sum_{n_2} \sqrt{\sigma_{n_2}} + \dots + \sum_{n_{m-1}} \sqrt{\sigma_{n_{m-1}}} + \sum_{n_m} \sqrt{\sigma_{n_m}}$$
(2.32)

여기서 m은 영역의 개수를 의미하고, ∑_{nm}√o_{nm}는 m 번째 영역의 레이다 반사면적 특성을 나타낸다. 형상 변경에 대한 영역별 레이다반사면적 특성분 석을 수행하기 위하여 그림 20과 같이 함형의 영역을 나누어 레이다반사면적 특성 분석을 수행했다. 그림 21 ~ 36은 영역별 레이다반사면적 해석의 polar 그래프와 x-y 그래프를 나타낸다. 여기서 검정색 점선 그래프는 전체 영역의 레이다반사면적을 나타내고, 빨간색 그래프는 선택된 영역의 레이다반사면적을 나타낸다. 영역별 레이다반사면적의 결과가 전체 영역의 레이다반사면적과 일치 하는 방위각에서 높은 레이다반사면적 특성을 나타낸다고 볼 수 있다. 영역별 레이다반사면적 특성분석 결과 5번 영역과 8번 영역에서 높은 레이다반사면적 을 나타내는데, 이는 그림 16의 전체 방위각의 피격성 도출 결과의 높은 피격 성을 나타내는 영역과 일치한다. 이 결과로부터 영역별 레이다반사면적 특성 분 석시스템과 레이다반사면적 기여도 분석 시스템을 이용하면 높은 레이다반사면 적을 나타내는 영역의 특정이 가능한 것을 볼 수 있다.



Figure 20 Analysis model divided into 8 parts



Figure 21 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 1



Figure 22 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 1



Figure 23 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 2



Figure 24 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 2



Figure 25 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 3



Figure 26 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 3



Figure 27 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 4



Figure 28 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 4



Figure 29 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 5



Figure 30 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 5



Figure 31 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 6



Figure 32 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 6



Figure 33 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 7



Figure 34 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 7



Figure 35 [Polar Chart] The RCS analysis results of all part and part 8



Figure 36 [X-Y Chart] The RCS analysis results of all part and part 8

2.5 외부탑재장비 최적배치 시스템

함정의 외부탑재장비의 복잡한 형상에 의해서 발생하는 다중반사는 경로를 예측하기 어렵고 높은 레이다반사면적의 원인이 된다. 따라서 함 정의 외부탑재장비의 최적배치 설계가 RAS(Radar Absorbing Structure) 방법으로 고려되어야 한다. 본 연구에서는 함정 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사와 레이다반사면적을 최소화 하는 배치위치를 도출하 기 위한 외부탑재장비의 레이다반사면적 특성분석이 가능한 시스템을 개 발하였다.

2.5.1 무장장비 작동범위 간섭구조물 해석

외부탑재장비는 배치 위치에 따라 구조물간의 간섭이 발생한다. 배치 위치에 따른 간섭구조물을 분석하기 위하여 그림 37과 같이 외부탑재장 비 작동범위 간섭구조물 분석 시스템을 구축 하였다. 입력 값으로 장비 작동범위의 방위각, 고각, 장비의 위치좌표, 무장공간 배치범위를 입력하 면, 최적배치를 위한 출력 변수로 간섭구조물 발생 각도, 간섭구조물을 피할 수 있는 이탈거리, 외부탑재장비와 내부공간 사이의 거리가 출력된 다.



Figure 37 Equipment operating range interference structure analysis

2.5.2 외부탑재장비 다중반사 경로 분석

복잡한 형상의 외부탑재장비는 다중반사의 예측 경로가 어렵고 높은 레이다반사면적의 원인이 된다. 레이다의 위치 변화에 따른 외부탑재장 비의 다중반사 경로 분석을 위해 그림 38과 같이 다중반사 경로 분석 시스템을 구축하였다. 외부탑재장비의 다중반사 경로분석 시스템을 이용 하여, 그림 39와 같이 장비간의 다중반사가 최소가 되는 영역에 외부탑 재장비의 배치를 통하여 레이다반사면적 감소설계를 수행 할 수 있다.



Figure 38 Multi-reflection path analysis of equipment



Figure 39 Optimal arrangement of equipment through the multi-reflection path anaysis

3. 기계학습을 이용한 피격성 도출 연구

3.1 도입

함정의 생존성능은 전투환경에 임무를 수행하고 생존할 수 있는 능력 으로 외부 형상의 스텔스 함형 설계를 통하여 함정의 생존성 향상이 가 능하다. 하지만 기존 생존성 설계변수는 피격사례, 전문가의 의견 등 경 험적 지식에 의존하여 정의할 수 있다. 경험적 지식에 의한 스텔스 설계 의 경우 설계자의 숙련도에 따라 차이가 발생하게 되는데, 전문가의 의 견, 설계자의 경험적 지식 없이 최적설계를 수행하기 위해 기계학습과 요소의 위상 설계를 결합하여 피격성을 향상시키는 자동화 시스템을 개 발하였다. 학습된 합성곱 신경망으로 도출한 함형의 피격성 분포를 통하 여 높은 피격성을 나타내는 요소를 도출하여 요소의 위상 설계를 통하여 피격성 감소 설계를 수행하였고, RCS 해석을 통하여 검증을 수행하였 다.

3.2 기계학습 기술

3.2.1 기계학습 개념의 정의

최근 기계학습을 기반으로 하는 인공 지능 기술이 많은 주목을 받으 며 학계와 산업계뿐만 아니라 다양한 매체에서 사용되고 있다. 기계학습 은 인공지능(AI)의 하위 집합으로 컴퓨터가 사람처럼 생각하고 자체적으 로 수행하는 것으로, 데이터의 수학적 모델을 이용하여 사람이 직접 명 령 하지 않고 컴퓨터가 학습하도록 하는 기술이다. 기계학습은 알고리즘 을 사용하여 데이터 내의 패턴을 식별하여 예측을 할 수 있는 데이터 모 델을 생성하다. 인가이 연급을 통하여 학습하는 방식과 흡사하게, 기계 학습 역시 데이터와 환경이 향상되면서 결과도 더욱 정확해진다. 기계학 습은 적응성을 가지고 있으므로, 작업의 성격이 변하여 데이터가 변경되 거나, 최적화 솔루션 개발이 실질적으로 불가능한 시나리오에 적합하다. 인간의 추론 과정을 모방하도록 컴퓨터를 학습시키는 한가지 방법은 인 간 두뇌를 따라 모델링된 일련의 알고리즘인 신경망을 사용하는 것이다. 기계학습은 예측 분석의 한 유형이지만 기계학습이 더 많은 데이터를 획 득할 수 있기 때문에 실시간 업데이트를 통해 최적화된 학습모델을 구현 할 수 있다. 예측 분석은 일반적으로 정적 데이터 세트를 사용하며 업데 이트를 통해 학습을 수행한다.

기계학습은 그림 40과 같이 학습의 종류에 따라 비지도학습, 지도학 습, 강화학습으로 구분할 수 있다. 비지도 학습은 학습 데이터에서 여러 특성을 추출하는 것을 목표로 한다. 복잡한 데이터의 차원을 낮춰 특성 을 추출하는 차원 축소, 서로 같은 데이터의 특징을 군집화시키는 clustering 등을 이용하여 고차원 데이터의 복잡성을 낮출 수 있다. 지 도학습은 특성 데이터와 레이블 데이터로 이루어진 학습 데이터로 학습 을 수행한다. 자동차의 사진을 자동차, 배의 사진을 배로 분류하는 Classification이나 x가 주어지면 y를 예측하는 Regression이 대표적인 예이다. 강화학습은 지도학습과 비지도학습과 다르게 고정된 데이터로 학습을 수행하지 않는다. 기계가 특정 상태에서 행동을 취하면 환경으로 부터 보상을 받는데 이 때 기계의 경험으로 만들어진 상태, 행동 보상으 로 구성된 학습 데이터를 통해 학습을 수행하기 때문이다. 즉 환경에서 주어지는 보상과 기계 자신이 환경을 탐험하는 방법에 따라 학습 결과가 달라질 수 있다. 이 문제들은 환경에서 주어지는 보상과 그 보상에 대한 처리를 설계하고 정의한느 것이 어려울 때 발생한다. 이러한 문제가 지 도학습과 비지도학습보다 어렵게 하는 요인이다. 다만 설계를 잘 할 수 있다면 방대한 학습 데이터를 구하지 않고도 기계 스스로의 경험으로 학 습이 가능하다는 장점이 있다.

기계학습 프로세스는 먼저 데이터의 수집, 모델의 교육, 모델의 유효 성 검사, 결과해석 순으로 작동한다. 데이터의 수집에는 데이터의 원본 을 파악하여 사용 가능한 데이터를 컴파일 한다. 보유한 데이터 형식에 따라 사용할 수 있는 기계학습 알고리즘을 선택한다. 모델 교육은 학습 데이터와 검증 데이터 두 개의 그룹으로 분할하여, 학습 데이터를 이용 해 모델의 학습을 수행하고 테스트 데이터를 이용하여 성능 및 정확도를 평가한다.

본 논문에서 사용한 기계학습의 학습 방법은 특성 데이터와 레이블 데이터로 이루어진 학습 데이터를 이용한 지도학습을 사용하였다.



Figure 40 Types of machine learning

3.2.2 인공 신경망 구조와 학습 원리

인공신경망이란 인간의 뉴런 구조를 본떠 만든 기계학습 모델이다. 이 름에서 알 수 있듯이 생물의 신경망, 특히 인간의 시각, 청각을 본떠 만 든 알고리즘이다. 인공 신경망은 뉴런들을 연결하는 가중치(weight)와 입력에 비선형성을 주기 위한 활성 함수(activation function)으로 이루 어져 있다. 인공 신경망의 원리는 몇 개의 층을 만들어 그 안에 세포를 집어넣고 이들을 무작위로 연결 강도로 연결한다. 각 세포들은 자신에게 들어온 신호를 가중치와 곱해 모두 더하고 역치와 비교해서 다음 뉴런으 로 전달한다. 인공 신경망은 그림 41과 같이 서로 연결되어 있는 구조의 네트워크이며, 입력층(input layer)을 통해 학습하고자 하는 데이터를 입 력받고, 이렇게 입력된 데이터들은 여러 단계의 은닉층(hidden layer)을 지나면서 처리가 이루어져 출력층(output layer)을 통해 최종 결과가 출 력된다. 이러한 신경망을 3개 이상 중첩한 구조의 깊은 신경망(Deep neural network, DNN)이라고 부른다.



Figure 41 Artificial neural network model

인공신경망은 그림 42와 같이 입력(x)에 대해서 출력(y)를 가지고, 각 입력에 가중치를 곱하여 그 값들을 더한 뒤 활성함수(h)를 취해 출력을 계산하며 다음과 같다.

$$f(x) = h(\sum_{i} w_i x_i) = y \tag{3.1}$$

인공 신경망을 학습시키는 과정은 주어진 학습 데이터(X, Y)에 대하 여 출력되는 오차가 최소가 되는 가중치를 찾는 과정으로 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum ||Y - yvert|^2 = \frac{1}{2} \sum Y - h(\sum_i (w_i x_i))^2$$
(3.2)

이러한 최적화 연산에는 일반적으로 경사 하강법(gradient descent method)가 사용되며 매개변수의 업데이트는 다음과 같다.

$$w_{\tau+1} = w_{\tau} - \eta \,\nabla E(w_{\tau}) \tag{3.3}$$

여기서 *n*는 학습률이며 이 값이 커질수록 매개변수의 업데이트 정도가 커진다. ∇*E*는 오차의 경사를 나타낸다. 학습이 진행될수록 매개변수의 솔실 함수가 작아지는 값으로 변화하며, 반복학습을 통해 최적 가중치에 접근한다.



Figure 42 Structure of single layer artificial neural network

3.2.3 합성곱 신경망

합성곱 신경망은 컴퓨터 과학의 일종으로 시각적 이미지를 분석하는 데 쓰이는 인공신경망의 한 종류이다. David H. Hubel과 Torsten Wiesel은 1959년에 시각 피질의 구조에 대한 고양이 실험으로 시각 피 질 안의 많은 뉴런이 작은 국부 수용영역(local receptive field)을 가진 다는 사실을 밝혀냈다. local의 의미는 뉴런들이 시야의 일부 범위 안에 있는 시각 자극에만 반응을 한다는 것이다. 뉴런의 여러 국부 수용영역 들은 서로 겹칠 수 있고, 이를 합치면 전체 시야를 이루게 된다. 특히 simple cell은 수직선의 이미지에만 반응한다는 것과 complex cell은 더 큰 수용소를 가지고 있어 저수준의 패턴이 조합되어 더 복잡한 패턴에 반응하는 것을 보였다. 이러한 관찰을 통해 고수준의 뉴런이 이웃한 저 수준의 뉴런의 출력에 기반한다는 아이디어를 생각해 냈다. 이러한 아이 디어가 합성곱 신경망으로 점차 진화되어 왔으며 Lecun el al (1998)은 손글씨 숫자를 인식하는데 사용한 LeNet-5가 소개 되면서 CNN의 구조 를 제안하였다. 그림 43은 LeNet-5의 구조를 나타낸다. LeNet-5는 2 차원 형태의 이미지를 입력 받고 합성곱 층과 풀링 계층을 사용하여 입 력 데이터의 크기를 단순화하며 특징을 추출하였다. 이러한 특징에 완전 연결 계층을 연결하고 활성화 함수를 사용하여 최종 출력을 계산하다.



Figure 43 Structure of LeNet-5(LeCun et al., 1998)

합성곱이란 두 함수를 이용하여 한 함수의 모양이 나머지 함수에 의 해 모양이 수정된 제 3의 함수를 생성해주는 연산자로 통계, 컴퓨터 비 전, 자연어 처리, 이미지처리, 신호 처리 등 다양한 분야에 이용되는 방 법이다. 합성곱의 정의는 다음과 같다.

$$(f^*g)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau)g(t-\tau)d\tau$$
(3.4)

여기서, 좌변의 첫 번째의 $f(g^*t)$ 는 두 함수의 합성곱을 의미하고, t는 함수 f와 g의 독립변수를 의미하며 함수 g를 우측으로 t만큼 이동한 함 수 g(t-r)와 f(r)를 곱해진 함수의 적분으로, 합성곱 신경망은 하나의 함수와 또 다른 함수를 반전 이동한 값을 곱한 다음 구간에 대한 적분하 여 새로운 함수를 구하는 연산자이다.

완전 연결 계층은 서로 인접해 있는 계층의 모든 뉴런이 결합 되어 있는 신경망이다. 이는 입력 데이터와 가중치가 1 대 1로 대응한 상태를 완전연결이라고 한다. 완전 연결 계층의 문제점은 데이터의 형상정보가 소멸된다는 것이다. 입력 데이터가 다차원일 때, 완전 연결 계층에 입력 하기 위해서는 이 다차원 데이터를 1차원 벡터 형태로 변환 후 입력해 야 한다. 완전 연결 계층이 데이터의 공간적 정보를 무시하는 과정은 그 림 44와 같다.



Figure 44 Fully connected layer

합성곱 계층은 합성곱 신경망에서 가장 중요한 구성요소로 완전 연결 계층과는 다르게 데이터의 형상을 유지한다. 즉 3차원 데이터를 입력하 면 그 다음 계층에서도 3차원 데이터로 전달한다. 따라서 합성곱 신경망 은 이미지의 형상을 가진 데이터를 이해할 수 있다. 일반 신경망의 경우 그림 45와 같이 이미지 전체를 하나의 데이터로 처리하여 이미지가 회 전하거나 변형될 경우 이미지를 인식하지 못하지만 합성곱 신경망의 경 우 핔터링 기법으로 이미지를 분할처리하여 이미지의 부분적 특성을 추 출하여 변형된 이미지를 효과적으로 예측이 가능하다. 합성곱 계층의 입 출력 데이터는 특성 맵(Feature map)이라고 하며, 입력 데이터는 입력 특성 맵, 출력 데이터는 출력 특성 맵이라고 한다. 합성곱은 그림 46과 같이 특정 높이나 너비를 가지고 있는 필터(filter)를 일정 간격(stride) 로 이동하여 입력 데이터에 적용하는 것을 말한다. 풀링은 그림 47과 같 이 가로 및 세로 방향의 사이즈를 줄이는 연산으로 데이터의 크기를 감 소시킨다. 풀링으로 국소부위에서 대표되는 픽셀로 대체하면 데이터의 크기가 감소하게 되어 신경망의 계산 효율이 좋아진다. 풀링에는 최대 '풀링(Max pooling), 평균 풀링(Average pooling) 등이 있다. 최대 풀링 은 해당 영역에서 최대값을 취하는 연산이고, 평균 풀링은 대상 영역의 평균값을 계산하는 방법이다. 풀링을 이용할 경우 이미지를 구성하는 요 소가 바뀌더라도 출력값이 영향을 받는 문제를 줄일 수 있다.

함형을 요소로 모델링 할 경우 다양한 형상의 요소가 생성되는데 이 렇게 다양한 형상의 요소를 분석하기 위하여, 변형된 형상을 효과적으로 인식할 수 있는 합성곱 신경망을 이용하였다.



Figure 45 Comparison of neural networks and convolutional neural networks



Figure 46 structure of filter



Figure 47 Pooling layer

3.3 합성곱 신경망 데이터

3.3.1 합성곱 신경망 특성 데이터

형상 분석의 주요 목적은 변경된 3차원 모델의 형상 간의 차이점을 찾는 것이다. 3차원 데이터를 기하학적 데이터로 표현하는 방법으로는 점구름(point colud) 방법, 복셀(voxel) 방법, 요소를 이용한 폴리곤 (polvgon) 방법 등이 있다. 점구름 방법은 3차원 공간상에 퍼져있는 여 러 점의 집합의 좌표를 가지고 있는 점으로 형상을 나타내는 방법이다. 점구름 방법은 렌더링해서 형상은 볼 수 있지만, 대부분의 3차원 응용프 로그램에서 점구름 방식을 이용하는데 어려움이 있다. 복셀 방법은 2차 워 적인 픽셈을 3차워의 형태로 구현한 것으로 형상을 균일하게 분할된 공간으로 나타낸다. 복셀 방식은 공간 전체에 대해 특성값을 기록하므로 입체적인 물체의 표시 및 재구성이 가능하다. 하지만 물체가 많아지거나 커지면 데이터와 연산량이 기하급수적으로 늘어나 많은 계산 비용이 발 생한다. 요소를 이용한 폴리곤 방법은 면의 조합으로 물체를 표현하는 방법으로, 복셀 방식과는 다르게 표면만 표현한다. 그림 48와 같이 3차 원 형상을 합성곱 신경망에 학습시키기 위해서는 합성곱 신경망에 입력 이 가능하도록 (높이, 너비, 채널)을 가지는 3차원 텐서 데이터로 데이터 를 변환시켜야 한다. 적색, 녹색, 청색으로 표현 가능한 이미지의 경우 3 채널로 가능하지만 3차원의 복잡한 형상 전체를 텐서 데이터로 표현하 기에는 많은 어려움이 있다.

피격성 분석의 경우 표면 형상의 표현이 필요하므로 본 논문에서는 그림 49와 같이 요소를 이용한 폴리곤 방법으로 기하학적 형상을 데이 터로 표현하였다. 3차원 데이터 구조는 일반적인 2차원 데이터 형식보다 복잡하고 3차원 객체 분류에 합성곱 신경망을 직접 사용하는 것이 어렵 기 때문에 3차원 모델의 각 요소를 특성 데이터로 설정하였고, 균일한 피격성 분포 분석을 위하여 요소의 크기는 2m 크기로 제한하였다. 요소 를 합성곱 신경망의 입력 데이터인 행렬로 표현하기 위해 그림 50과 같 이 각 축의 등간격 n개의 점을 xy 평면, yz 평면, yz 평면으로 나누어 직교 투영하였다. 분포된 점과 요소 사이의 교차점은 각 행렬의 값으로 정의되고, 요소와의 교차점은 각 평면과 점 사이의 거리를 값으로 설정 하였다. 요소의 교차점 이외의 점에 대해서는 0으로 설정하여 n × n × 3 행렬의 특성 데이터를 도출하였다.



Figure 48 Feature extraction of 3D analysis model



Figure 49 Convolutional neural network feature data of analysis model



Figure 50 Expression of mesh as matrix feature data.
해상도는 형상의 특성을 얼마나 정밀하게 표현되는지를 나타내는데 점 사이의 간격은 해상도의 정도를 결정하는 데 중요하다. 분포된 점의 수는 점 사이의 간격에 의하여 결정된다. 그립 51~54는 점 간격의 크기 에 따른 해상도와 데이터의 크기는 각각 15 × 15 × 3 = 675, 30 × 30 × 3 = 2,700, 50 × 50 × 3 = 7,500, 70 × 70 × 3 = 14,700 이 다. 해상도가 높을수록 형상의 특성을 잘 표현하지만, 데이터의 양이 크 게 늘어나게 되어 형상의 특성과 데이터의 양을 고려하여 해상도를 설정 해야 한다. 15 × 15 × 3, 30 × 30 × 39 낮은 해상도는 형상의 특성 을 잘 표현하지 못하는 것을 볼 수 있다. 50 × 50 × 3, 70 × 70 × 3 의 높은 해상도는 형상의 특성을 잘 표현하는 것을 볼 수 있고, 70 × 70 × 3의 해상도의 데이터가 50 × 50 × 3 해상도의 데이터의 약 2배 이다. 본 연구에서는 형상 특성의 표현과 데이터의 양을 고려하여, 50 × 50 × 3 해상도의 특성 데이터를 사용하였다.



Figure 51 Feature data: 15 \times 15 \times 3 resolution



Figure 52 Feature data: 30 \times 30 \times 3 resolution



Figure 53 Feature data: 50 \times 50 \times 3 resolution



Figure 54 Feature data: 70 \times 70 \times 3 resolution

3.3.2 합성곱 신경망 레이블 데이터

레이다반사면적은 피격성의 주요 변수 중 하나로 레이다반사면적의 감소는 스텔스 기술의 주요 기술 중 하나이다. 해군 함정의 스텔스 설계 를 도출하기 위해서 높은 피격성을 나타내는 영역을 도출하여 형상 설계 를 수행해야 한다. 함정의 스텔스 설계에서 가장 기본적이고 중요한 방 법은 기하학적 설계(RAS) 방법이다. 레이다반사면적의 해석은 각각의 요소의 레이다반사면적 값을 합하여 도출하므로 요소의 형상변경을 통하 여 피격성을 감소시킬 수 있다. 그러나 해군 함정과 같은 대형 구조물은 전방위에서 적절한 수준으로 레이다반사면적을 줄이는데 많은 어려움이 있다. 따라서 함정의 스텔스 설계에서는 레이다반사면적을 특정각도를 제외한 방위각에서 낮은 RCS를 유지하기 위해 희생각에 RCS를 집중시 켜 피해를 감소시키도록 설계하는 것이 일반적이다(Shin et al., 2021). 함정의 희생각은 일반적으로 선수, 선미, 우현, 좌현 영역 영역으로 정의 된다. 이러한 예외적인 각도 범위는 레이다반사면적을 감소를 우선시하 지 않고 레이다반사면적이 희생각 방향으로 모이도록 형상 설계를 수행 함으로써 넓은 방위각에서 피탐 확률을 감소시킨다. 본 연구에서는 표 2 과 그림 55와 같이 선수, 선미, 우현, 좌현의 각각 9°를 희생각으로 정 의하였으며, 이는 전체 방위각의 10%에 해당한다.

스텔스 설계는 입사 전자파의 방향을 방사 전자파의 방향과 다른 방 향으로 바꾸거나 희생각에 집중하여 기하학적 설계를 수행해야 하므로 레이블 데이터를 전방위의 레이다반사면적 해석에서 희생각을 제외한 가 장 높은 값으로 정의하였다. 그림 56은 요소의 레이블 데이터를 나타낸 다.



Figure 55 Cardinal points of the naval ship.

Table	2	Cardinal	points	range
-------	---	----------	--------	-------

Bow	$0^{\circ} - 4.5^{\circ}, \ 355.5^{\circ} - 360^{\circ}$
Portside	85.5° – 94.5°
Stern	$175.5^{\circ} - 184.5^{\circ}$
Starboard	$265.5^{\circ} - 274.5^{\circ}$



Figure 56 Label data for meshes

3.3.3 합성곱 신경망 학습 데이터

그림 57은 합성곱 신경망의 학습 데이터에 대한 학습 데이터 모델을 나타낸다. 합성곱 신경망의 특성 데이터를 위한 학습 모델은 6개의 함정 모델과 8개의 장비 모델의 요소를 사용하였다. 학습 데이터의 부족을 보 완하기 위해 임의로 생성된 3,000,000개의 메쉬를 추가로 학습 데이터 로 사용하여 훈련에 사용된 총 메쉬 수는 약 3,300,000개이다. 합성곱 신경망의 검증 데이터는 임의로 생성한 500,000개의 요소를 이용하여 검증을 수행하였다.



Figure 57 The 3D models for datasets.

3.4 합성곱 신경망 모델

3.4.1 합성곱 신경망 학습 모델

본 연구에서는 합성곱 신경망을 함형의 피격성 도출에 적용하여 스텔 스 함형 설계에 적용 될 수 있는 시스템을 구현하기 위한 방안을 연구하 였다. 학습의 종류는 특성 데이터의 입력 정보와 레이블 데이터의 출력 정보가 있는 지도 학습방법을 이용하여 예측을 수행하였다. 기계학습에 사용되는 합성곱 신경망은 복잡한 구조로 이루어져 있어 구조의 크기가 증가할수록 최적화 변수인 가중치와 편향의 수가 증가한다. 또한 합성곱 신경망이 학습을 수행할 때 한번의 최적화만 수행한느 것이 아니라 주어 진 학습 데이터에서 임의로 데이터를 선택하고 오차를 계산하는 순전파 와 가중치를 조정하는 역전파의 반복 학습을 통하여 최적화를 수행한다. 학습을 수행할 때는 순전파와 역전파의 반복해석으로 긴 해석시간이 소 요되지만, 학습이 완료된 모델을 이용하여 새로운 데이터의 예측을 수행 할 때는 한번의 순전파 해석으로 예측을 수행 할 수 있다. 이러한 합성 곱 신경망의 특징을 고려하여 본 연구에서 개발하고자 하는 함형의 피격 성 분포 해석 시스템을 그림 58과 같이 정리 하였다.

RCS 해석 결과로부터 전방향각에 대한 함정의 민감도를 도출하여 최 적의 설계를 실증적으로 수행하는 데에는 한계가 있다. 따라서 합성곱 신경망을 이용하여 함형 형상의 피격성을 도출하는 합성곱 신경망 모델 을 도출하였다. 본 연구에서는 정확도 향상을 위해 6개의 깊은 합성곱층 을 구성하여 정밀한 특성 분석이 가능하도록 하였고, 파라미터의 수를 줄여 연삭 속도 최적화를 위해 2개의 최대 풀링을 수행하였다. 과적합 문제를 보완하기 위하여 드롭아웃 층을 구성 하였고, 출력을 평탄화 하 여 레이블 데이터로 분류하기 위하여 완전 연결계층을 적용하여 모델을 구성하였다. 학습 최적화를 위한 활성화 함수로는 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 사용하였다. 그림 59는 본 연구에서 사용된 합성곱 신경망을 나타낸다.



Figure 58 Susceptibility derivation system using CNN



Figure 59 The architecture of the CNN-based model.

3.4.2 합성곱 신경망 학습 결과

합성곱 신경망 학습 모델을 이용하여 도출된 피격성 분포를 검증하기 위하여 부록 B의 RCS 해석 프로그램을 이용한 피격성 분포 해석 시스 템의 결과와 비교하였다. 해석 모델은 21,785개의 요소로 구성된 함정 모델을 이용하여 검증을 수행하였고, 해석 환경은 AMD Ryzen 7 3700X 및 GeForce GTX 1050Ti GPU를 사용하였다. RCS 해석 시스 템을 이용한 피격성 분포의 경우 전체 방위각에 대한 RCS 해석이 필요 하므로 약 12시간이 소요 되었고, 합성곱 신경망 모델의 경우 학습된 모 델을 이용하여 피격성 분포를 도출하는데 약 3초가 소요되었다. 그림 60은 피격성 분포의 RCS 해석 시스템과 합성곱 신경망을 이용한 피격 성 분포를 나타낸다. 도출된 피격성 분포가 잘 예측되는 것을 볼 수 있 다. RCS 해석 시스템을 이용할 경우 많은 시간이 소요되어 스텔스 형상 설계 및 검증에 많은 시간이 요소 되지만, 합성곱 신경망을 이용할 경우 빠른 시간에 함형의 피격성 분포 예측이 가능하여 반복적인 스텔스 형상 설계 및 검증이 가능하다.



Figure 60 Comparison of susceptibility derivation using RCS analysis system and CNN-based model

3.5 요소 위상 설계

피격성의 주요 매개변수인 레이다반사면적은 입사파를 다른 방향으로 보내 감소시키는 RAS 방법을 이용하여 감소 시킬 수 있다. 레이다반사 면적이 높은 요소의 회전을 통하여 입사파를 다른 방향으로 보내 피격성 을 줄이는 것이 가능하다. 그림 61은 요소 회전 모델을 나타내고, 그림 62는 요소 회전에 따른 레이다반사면적을 나타낸다. 요소의 작은 회전으 로도 큰 레이다반사면적 감소 효과가 있는 것을 볼 수 있다.

R_x, *R_y*, *R_z*는 x축, y축, z축을 중심으로 하는 3차원 공간 사이의 점
 (x, y, z)을 회전시키는 행렬로 다음과 같이 설명된다.

$$R_x(\alpha) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0\cos\alpha - \sin\alpha\\ 0\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}$$
(3.5)

$$R_{y}(\beta) = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 \cos\beta \end{bmatrix}$$
(3.6)

$$R_{z}(\gamma) = \begin{bmatrix} \cos\gamma - \sin\gamma \ 0\\ \sin\gamma \ \cos\gamma \ 0\\ 0 \ 0 \ 1 \end{bmatrix}$$
(3.7)

회전 방향은 각 축에 대해 반시계 방향이다. 위의 세 가지 기본 회전 변환을 사용하여 임의의 3차원 회전은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P'_{1,2,3} = R_z(\gamma)R_y(\beta)R_x(\alpha)P_{1,2,3}$$
(3.8)

그림 63은 선택된 요소의 회전 결과이다. P_{1,2,3}은 회전 전의 원래 모

델이고 $P_{1,2,3}^{'}$ 은 요소의 위상 설계 모델이다.



Figure 61 Mesh rotation



Figure 62 Comparison of RCS analysis results according to mesh rotation



Figure 63 Comparison of the original design and topology design.

3.6 설계 대상 요소 설정

해상에는 함정 뿐만 아니라 어선 등 민간 선박이 많기 때문에 해군 함정의 레이다반사면적을 민간 선박 수준으로 감소시키면 함정의 피격성 을 크게 감소 시킬 수 있다. 따라서 본 연구에서는 어선 보다 높은 레이 다반사면적을 나타내는 요소를 설계 대상 요소로 설정하였다.

선박의 레이다반사면적 표에 따르면 어선의 레이다반사면적는 10dB 수준으로 알려져 있다(Williams et al., 1978). 어선의 레이다반사면적를 해석적으로 도출하기 위하여 어선 모델에 대하여 레이다반사면적 해석을 수행하였다. 어선 모델은 그림 64와 같고 해석모델의 정보와 해석조건은 표 2과 같다. 해석 방위각 0도에서 360도까지 0.2도 간격, 고각 0도 주 파수 대역은 18GHz로 해석을 수행하였다. 레이다반사면적 해석 결과는 그림 65와 그림 66은 레이다반사면적 해석의 polar 그래프와 x-y 그래 프를 나타낸다. 해석한 어선의 레이다반사면적 평균은 11.26dB로 선박 의 레이다반사면적 표에 나온 10dB와 유사한 것을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 설계 대상 요소의 최소 레이다반사면적을 10dB로 설정하 였다.



Figure 64 Fishing boat model

	Table 3	3	Specifications	of	the	fishing	boat	model
--	---------	---	----------------	----	-----	---------	------	-------

모델크기	16.4m x 3m x 2.5m		
주과수	18GHz		
각도	0° - 360°		
 고각	0°		
 요소수	1,726		



Figure 65 [Polar Chart] RCS analysis results of fishing boat model



Figure 66 [X-Y Chart] RCS analysis results of fishing boat model

3.7 피격성 도출 시스템을 이용한 함형 최적 설계

본 연구에서는 2장과 3장에서 구축한 함형의 피격성 도출 합성곱 신 경망 모델과 함형 요소의설계 모델을 이용하여 함정의 피격성 감소 시스 템을 개발 하였다. 개발된 시스템은 그림 67과 같다.

최적설계 모델을 합성곱 신경망 모델을 이용하여 피격성을 도출하고 높은 레이다반사면적을 나타내는 요소를 도출하여 위상 최적설계를 수행 한다. 최적 설계 대상의 요소는 어선의 레이다반사면적 수준인 10dB 이 상의 요소로 선정했다. 대상 요소의 위상 설계를 통하여 레이다반사면적 감소 설계를 수행하여 모든 요소가 설계 조건을 만족하거나 설정한 최대 반복횟수에 도달하면 최적화 해석을 중단한다.



Figure 67 Procedure of the automated topology design to improve susceptibility using the CNN-based geometric deep learning model

3.7.1 검증 모델 설정

개발된 시스템의 적용을 검증하기 위해 CNN 훈련 데이터에서 사용되 지 않은 함정 모델을 이용하여 검증을 수행하였다. 그림 68은 해석모델 을 나타내고, 그림 69는 설계한계영역을 나타낸다. 해석 모델의 사양을 표 4에 나타내었다. 함정의 모델은 흘수 이하에서는 저항성능 등에 영 향을 미치기 때문에 설계제한영역으로 설정하였다. 따라서 위상 설계 대 상 요소의 최소 RCS는 10dB로 설정 하였다. 또한, 메쉬의 회전 각도를 증가시키면 인접 요소와의 기하학적 이상을 유발하기 때문에 요소의 회 전 각도는 최대 5도로 설정하였고, 최적화의 반복 횟수는 3,000회, 메쉬 의 회전 간격은 0.1도로 설정하였다. 설계조건은 표 5와 같다.







Figure	69	Design	limit	area
--------	----	--------	-------	------

Table 4 Specifications of the naval ship model

	Length	Breadth	Draft	Mesh num.
Naval ship model	155 m	19 m	6.7 m	21,785

Table 5 Design conditions input value

Minimum RCS of topology design target mesh	10 dB
Rotation step of mesh	0.1
Maximum rotation of mesh	5
Maximum iteration	3,000

3.7.2 피격성 최적 설계

3.7.1장에서 설정한 해석 모델과 설계 조건을 이용하여 합성곱 신경 망을 이용한 피격성 감소 최적설계를 수행 하였다. 그림 70은 기존 모델 과 최적 설계 모델을 비교한 것으로, 기하학적 이상 없지 잘 설계된 것 을 볼 수 있다. 그림 71, 그림 72는 해석 모델과 최적 설계 모델의 피격 성 분포를 나타낸다. 높은 피격성을 나타내는 함교의 난간과 함미 측면 부의 피격성 분포가 낮아진 것을 볼 수 있다. 그림 73, 그림 74는 해석 모델과 최적 설계 모델의 최적 설계가 진행된 요소의 피격성을 나타낸 다. 그림에서 에서 유색 영역은 제약 조건 RCS를 초과하는 요소이거나 인접한 요소이며, 무색 요소는 변경되지 않은 요소를 나타낸다. 높은 피 격성을 나타내는 요소가 합성곱 신경망 모델을 이용한 최적설계로 10dB 이하의 피격성을 나타내는 것을 볼 수 있다. 그림 75 ~ 77은 최적 설계 모델의 설계 요소의 x축, y축, z축의 회전 각도를 나타낸다. RCS의 감 소는 x축으로 길게 뻗은 함형의 특성상 x 축 회전에 의하여 함형 감소 설계가 진행된 것을 볼 수 있다.



Figure 70 Comparison of original model and topology design model



Figure 71 Susceptibility of the original model



Figure 72 Susceptibility of the topology designed model



Figure 73 Susceptibility of the original model topology designed meshes



Figure 74 Susceptibility of the topology designed model topology designed meshes


Figure 75 The degree of change in shape with the rotation angle of the x-axis



Figure 76 The degree of change in shape with the rotation angle of the y-axis



Figure 77 The degree of change in shape with the rotation angle of the z-axis

3.7.3 레이다반사면적 해석적 검증

피격성 최적 설계 모델을 검증하기 위해 원본 모델과 최적 설계 모델 에 대한 RCS 해석을 수행하여 분석 하였다. 분석 조건은 주파수 4,8,12, 18GHz, 방위각 범위(1~360)°, 0.2°씩 변화, 레이다와 함정 모 델 사이의 거리 30km로 하였다. 그림 78, 그림 79는 원본 모델과 요소 최적화 모델의 레이다반사면적 해석의 polar 그래프와 x-y 그래프를 나 타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 34도와 326도에서 생성된 피크의 크 기는 크게 줄어들었고, 방위각((65~85)과 (275~295))도에서는 많은 RCS peak가 크게 줄어든 것을 볼 수 있다. 또한 레이다반사면적 평균 값은 18.01 dB에서 11.68 dB로 약 6.3dB 감소하였다.

특정 각도의 레이다반사면적을 감소시키기 위하여 함형의 스텔스 설 계를 수행하면 다른 각도의 레이다반사면적이 증가하거나 peak가 이동 하는 현상이 발생할 수 있다. 형상 변경에 대한 레이다반사면적 특성분 석을 수행하기 위하여 2장의 그림 20과 같이 함형의 영역을 나누어 RCS 특성 분석을 수행했다. 그림 80 ~ 95는 영역별 레이다반사면적 해 석의 polar 그래프와 x-y 그래프를 나타낸다. 형상 변경으로 피격성이 크게 감소한 5번 영역과 8번 영역에서 RCS 증가 또는 peak의 이동 없 이 RCS가 감소한 것을 볼 수 있다. 또한 형상 변경이 수행되지 않은 영 역에서는 RCS 변화가 없었다. 이 결과로부터 피격성 감소 시스템을 이 용하면 RCS의 증가 없이 효과적으로 RCS가 감소하는 것을 볼 수 있다.



Figure 78 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model



Figure 79 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model



Figure 80 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 1



Figure 81 [X-Y Chart]Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 1



Figure 82 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 2



Figure 83 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 2



Figure 84 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 3



Figure 85 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 4



Figure 86 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 4



Figure 87 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 4



Figure 88 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 5



Figure 89 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 5



Figure 90 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 6



Figure 91 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 6



Figure 92 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 7



Figure 93 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 7



Figure 94 [Polar Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 8



Figure 95 [X-Y Chart] Comparison of the RCS analysis results of the original and thetopology designed model part 8

4. 피격성을 고려한 무장공간 최적배치

4.1 도입

함형의 피격성이 높은 영역에 취약성이 높은 격실이 배치될 경우 생 존성에 영향을 미친다. 함형의 피격성을 이용하여 생존성을 고려한 격실 배치 설계 프로세스를 자동화하고 최적의 격실 배치를 도출하기 위한 시 스템을 구현하였다. 내부공간을 모델링 하기위해 함정 모델 내부의 기하 학적 형상을 Box로 모델링하는 AABB 모델의 추출이 필요하다. 다양한 형상의 함정에 대하여 빠르게 AABB 모델을 추출하기 위해 LDSD(Line Distribution Space Division) 방법을 개발하였다. 함형 내부공간의 피격 성은 함형의 피격성 분포, AABB(Axis Aligned Bounding Box) 모델 그리고 손상 유발 체적을 사용하여 도출하였다. 생존성을 고려한 최적의 격실 배치를 도출하기 위해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)이 사용하여 최적배치를 도출하였다. 격실 배치에 따른 생존성 차이를 비교 하기 위해 최적 격실 배치와 최악 격실 배치의 분석을 통하여 피격성을 고려한 최적배치로 생존성 향상 효과를 분석 하였다.

4.2 함형 내부공간 모델링 기법

4.2.1 LDSD(Line Distribution Space Division) 기법

함정의 내부 공간에 격실을 배치하기 위해서는 함정의 형상에 따른 내부공간 모델링이 필요하다. 내부공간 모델링으로는 함형의 기하학적 형상의 구획의 크기와 모양을 Box로 근사화하는 AABB 모델을 이용하 였다. 함형 모델에서 AABB 모델을 빠르게 추출하기 위해 LDSD(Line Distribution Space Division) 기법을 개발하였다. LDSD 기법은 모델에 가상선을 분포시켜 AABB 모델을 도출하는 기법으로 낮은 해석 비용으 로 AABB 모델을 생성할 수 있다. 그림 96은 LDSD 기법의 절차를 나 타내고 그림 97은 LDSD 기법의 예시를 나타낸다. LDSD 기법을 이용하 여 AABB 모델을 추출하기 위해 먼저 기하학적 해석 모델을 입력하고 해석 옵션으로 분할할 Box의 크기 L×W×H(m)를 설정한다. 다음으로 AABB 모델 도출 해석을 수행하면 해석 모델 주변에 x축으로는 L 간격 으로, z 축으로는 H 간격으로 가상의 선을 분포하여 모델 위의 선(빨간 색)과 모델 밖의 선(초록색)으로 구분한다. 다음으로 모델 위의 선(빨간 색)의 길이를 측정하여 선 사이의 공간에 입력된 W의 크기로 분할하여 Box를 생성한다.

그림 98은 본 연구에서 최적설계를 수행한 함형의 AABB 모델을 나 타낸다. AABB 모델이 함형의 형상과 일치하게 생성된 것을 볼 수 있다.

- 139 -



Figure 96 Procedure of LDSD method



Figure 97 Derivation of AABB model



Figure 98 Extraction of AABB model from analysis model using LDSD method

4.2.2 격실배치 기법

함정 형상 내부에 생성된 AABB 모델의 격실배치 방법을 그림 99와 같이 정의하였다. 먼저 원하는 격실의 요구공간, 격실의 중심좌표, 격실 의 높이를 설정한다. 다음으로 격실의 중심좌표와 AABB 모델 Box의 중심좌표와의 거리를 측정하여 내림차순으로 정렬하여 요구공간과 격실 의 높이를 만족하는 Box를 격실로 설정한다. 그림 100은 함정 내부에 생성된 AABB 모델의 격실배치 예시를 나타낸다.



Figure 99 Derivation of compartment layout



Figure 100 Compartment layout of naval ship model

4.3 손상유발체적

피격에 의한 함정의 손상범위를 추정하기 위한 자료로는 2차 세계대 전 시 내부 폭발에 의한 함정의 손상 상황에 대한 자료를 정리하여 폭약 중량에 따른 손상 체적을 도표로 나타낸 Gates curve (Gates, 1987)가 가장 신뢰성있게 활용되고 있다. 그림 101은 중량에 따른 손상 타원체 부피의 상한과 하한을 나타낸 것이다. Gates curve에서 손상 타원체의 부피는 처음에는 폭약의 중량에 따라 선형으로 증가하지만 이후에는 일 정해 지는 것을 볼 수 있는데 이는 내부 구조를 통과하면서 폭발이 감소 하기 때문이다. 또한, 폭발은 미사일의 진행방향으로 더 광범위하게 퍼 지기 때문에 손상 타원체의 부피는 미사일 방향으로 긴 타원체 방향이 다. 위협 무기의 TNT 등가 중량을 100kg으로 가정하여, 손상 유발 체 적의 부피는 1000m³, 길이 방향과 폭 방향의 비는 4:1로 가정하였다. 손상 유발 체적의 형상은 다음 식을 이용하여 도출하였다.

$$\left(\frac{x-x_{p}}{r_{x}}\right)^{2} + \left(\frac{y-y_{p}}{r_{y}}\right)^{2} + \left(\frac{z-z_{p}}{r_{z}}\right)^{2} = 1$$
(4.1)

여기서 r_x, r_y, r_z 는 각각 손상 유발 체적의 길이 방향, 폭 방향, 높이 방향 을 나타내고, (x_p, y_p, z_p) 는 피격 위치의 좌표를 나타낸다. 그림 102는 함정의 피격에 의한 손상 범위를 나타내고, 손상유발체적의 특성은 표 6 과 같다.



Figure 101 Damage ellipsoid volume curve with explosive weight (Gates, 1987)



Figure 102 Damage ellipsoid volume on a naval ship

TNT 중량	200kg
손상유발체적	1000m ³
진행방향	15.63m
수직방향	3.91m

Table 6 Characteristics of damage ellipsoid volume

4.4 내부공간 피격성 정의

함형의 높은 피격성을 나타내는 영역이 피격될 확률이 높기 때문에 함형의 피격성을 고려한 내부공간의 피격성 정의가 필요하다. 함형의 피 격성 분포와 함형의 AABB 모델을 이용하여 피격성을 도출 할 경우 그 림 103과 같이 내부공간 안쪽의 피격성을 정의 할 수 가 없다. 내부 공 간 안쪽의 피격성을 정의하기 위해 함형의 피격성 분포, AABB 모델 그 리고 손상 유발 체적을 적용하여 내부공간의 피격성을 정의 하였다. 내 부공간의 피격성은 그림 104와 같이 손상 유발 체적 내부의 AABB 모 델 Box로 정의하였고, 피격된 영역의 피격성은 그림 105와 같이 손상 유발 체적이 피격되는 영역의 최대 피격성을 내부공간의 피격성으로 정 의하였다. 함정의 모든 영역에 피격 받는 상황으로 가정하여 AABB 모 델 Box의 최대 피격성을 정의하였고, 함형의 피격성 분포, AABB 모델, 손상 유발 체적을 적용한 함형의 내부공간 피격성 분포는 그림 106과 같다. 내부 공간의 피격성 값은 0(최소, 파란색)과 1(최대, 빨간색) 범위 로 정의하였다.



Figure 103 Internal space susceptibility obtained using susceptibility distribution and AABB model



Figure 104 Damage ellipsoid volume in internal space using AABB model



Figure 105 Susceptibility of damage ellipsoid volume in internal space



Figure 106 Internal space susceptibility obtained using susceptibility distribution, AABB model, and damage ellipsoid volume

4.5 생존성 설계변수

함정의 생존성은 피격성(P_H), 취약성($P_{K/H}$), 회복성(P_R)의 세 가지 확 률 지표를 사용하여 다음과 같이 정량적으로 정의할 수 있다(Lillis, 2002).

$$P_{Survive} = 1 - \left[P_H \cdot P_{\underline{K}} \cdot (1 - P_R) \right]$$
(4.2)

함정이 적의 공격을 받았을 때 회복성이 없다고 가정하면 생존성은 다음과 같이 도출된다.

$$P_{Survive} = 1 - \left[P_{H'} P_{K/H} \right] \tag{4.3}$$

함정의 파괴 정도를 나타내는 파괴성은 피격성과 취약성의 곱으로 다 음과 같이 표현될 수 있다.

$$P_{Killability} = P_H \cdot P_{K/H} \tag{4.4}$$

4.5.1 격실의 피격성 정의

본 연구에서는 AABB 모델의 피격성을 이용하여 선택된 구획의 피격 성 분포를 설정하였다. 격실에 해당하는 Box가 결정되면 AABB 모델의 피격성을 이용하여 격실의 피격성을 정의할 수 있다. 그림 107은 격실 의 피격성(*P_{hi}*)을 나타내며 다음과 같다.

$$P_{hi} = \sum_{j=1}^{m} S_j \tag{4.5}$$

여기서 m은 격실의 Box의 수이고 S_j 는 격실의 j번째 상자의 피격성을 나타낸다. 격실의 수가 n인 경우 전체 격실의 피격성(P_H)은 다음과 같이 정의 하였다.

$$P_H = \frac{\sum_{i=1}^n P_{hi}}{n} \tag{4.6}$$

그림 00은 격실의 피격성을 나타낸다.



Figure 107 Definition of susceptibility of the compartment

4.5.2 격실의 취약성 정의

함정 격실의 취약성($P_{ki/hi}$)은 적의 공격으로 인한 피해를 견딜 수 있 는 능력을 말하며, 본 연구에서는 격실의 취약한 면적의 비율로 정의하 였고 다음과 같다.

$$P_{k_i/h_i} = \frac{A_{vi}}{A_{\pi}} \tag{4.7}$$

여기서 A_{vi} 및 A_{pi} 는 각각 격실의 취약 면적 및 전체 영역의 취약 면 적 이다. 구획의 수가 n인 경우 전체 격실의 취약성) $P_{K/H}$)은 다음과 같 다.

$$P_{K/H} = \frac{\sum_{i=1}^{n} P_{k_i/h_i}}{n}$$
(4.8)

본 연구에서는 격실 Box의 피격성이 10dB를 초과할 때 구획의 취약 성을 1, Box의 RCS가 0dB 에서 10dB 사이 일 경우 취약성을 0.5, Box의 RCS 분포가 0dB 미만일 경우 0으로 설정 하였다. 격실이 가연 성 물질을 저장하고 있는 경우 피격시 폭발할 수 있으므로 취약성을 1 로 설정 하였다. 그림 108은 격실의 취약성을 나타낸다.



Figure 108 Definition of Vulnerability of the compartment

4.6 유전알고리즘

함정의 생존성을 고려한 효율적인 격실의 배치를 위해 설계변수들이 종합적으로 고려되어야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 광역 최적화 방 법 중 하나인 유전 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)을 이용하여 내부 격실 배치를 수행하였다. 그림 109는 유전알고리즘을 이용한 격실 배치 절차를 나타낸다.

유전 알고리즘은 임의로 선택된 초기 격실 배치로 시작해 반복적으로 최적화를 거치면서 점차 적합도(fitness)가 좋아지는 방향으로 배치를 진 화 시키는 방법이다. 유전 알고리즘은 해를 반복적으로 탐색해 나아가는 데 선택(selection), 교배(crossover), 돌연변이(crossover) 등의 유전자 작동기(genetic operator)들을 사용한다. 이들의 특성으로 인하여 유전 알고리즘은 광역 최대(global maximum)를 찾아 최적 배치를 도출한다. 유전 알고리즘은 복수의 초기 배치로 출발하여 그 배치가 종료 시까지 계속 유지하고 있으므로 여러 개의 최적배치 해를 동시에 얻을 수 있다. 격실의 최적배치 설계에 필요한 유전알고리즘의 설계변수, 제약조건, 목 적함수는 Table 1과 같다. 설계 변수는 무기의 좌표 및 격실의 피격성 이고, 제약조건은 요구 영역, 격실의 높이 및 격실의 중복이다. 마지막으 로 목적함수는 격실의 최대 생존 가능성이다.




4.7 피격성을 이용한 격실 최적배치

본 연구에서는 구축한 생존성을 고려한 격실 최적배치 시스템을 구축 하였다. 개발된 시스템은 그림 110과 같다.

합성곱 신경망을 이용한 피격성 도출 시스템에서 도출된 최적의 함형 의 피격성 분포와 LDSD 기법으로 도출한 AABB 모델, 그리고 손상 유 발 체적을 이용하여 내부공간의 피격성을 도출한다. 내부 공간의 피격성 에 정의된 격실의 피격성과 취약성의 설계변수로 유전알고리즘을 이용한 최적배치를 수행한다.



Figure 110 Procedure of optimal compartment layout design system considering survivability based on shape of naval ship

4.7.1 검증 모델 설정

해전 중 해군 함정의 무장공간이 피격될 경우 전투 시스템이 손상되 어 생존성에 영향을 미친다. 따라서 본 연구에서는 무장장비의 무장공간 에 대한 최적배치 해석을 수행하였다. 개발된 시스템의 검증을 위해 함 포, 수직발사장치(VLS), 유인발사기, 지대지미사일(SSM), CIWS(Closein Weapon System)의 무장공간 무장공간은 함포 탄약고, 함포 R/S실, VLS 장비실, Torpedo 창고, SSM 탄약고, CIWS 장비실 및 CIWS 탄약 고에 대하여 무장공간 최적배치 해석을 수행하였다. 무장장비의 위치는 무장장비의 작동범위, 장비간의 연계성 등을 고려해야 하기 때문에 본 연구에서는 무장장비의 위치를 고정하여 무장공간의 배치 범위를 제한하 였다. 각 무장장비의 위치를 고정하여 무장공간의 배치 범위를 제한하 였다. 각 무장장비의 좌표, 요구면적, 배치조건은 표 7과 같다. 무장공간 의 크기와 배치요건을 고려하여 모든 격실의 x, y, z축에 따른 배치범위 를 도출하였으며 이를 표 8에 정리하였다. 그림 111은 배치범위 안에서 초기 격실 배치를 나타낸다.



Figure 111 Initial case of compartment layout

Exterior equipment	Coordinates of weapon	Compartment	Compart ment required area	Compartment placement requirements
Front Gun	[42 0 0]	Gun Magazine	30	Vertically below
	[43, 0, 9]	Gun R/S Room	40	Vertically below
VLS	[33, 0, 9.5]	VLS Eq. Room	25	Vertically below
CIWS	F 29 0 191	CIWS Eq. Room	25	Vertically below
	[-28, 0, 18]	CIWS Magazine	15	Vertically below
SSM	[-6.7, 7.5, 10]	SSM Magazine	15	Vertically below
Decoy	[18, , 20.5]	Decoy Store room	15	Vertically below

Table 7 Coordinates of arrangement areas and operation ranges of front gun, sensor, radar, and seaRAM

Compartment	x-axis of layout range [m]		y-axis of layout range [m]		z-axis of layout range [m]	
1	Negativ e direction	Positive direction	Negativ e direction	Positive direction	Negativ e direction	Positive direction
Gun Magazine	1	3	-	-	1	1
Gun R/S Room	1	3	-	-	1	1
VLS Eq. Room	2	2	-	-	1	1
CIWS Eq. Room	3	3	-	-	1	1
CIWS Magazine	3	3	-	-	1	1
SSM Magazine	3	3	2	2	1	1
Decoy Store room	3	3	2	2	1	1

Table 8 Layout ranges of front gun, sensor, radar, and seaRAM compartments

4.7.2 함형 피격성을 이용한 내부공간 피격성 도출

5.2.2장에서 도출한 피격성과 AABB 모델 손상유발체적을 이용하여 내부공간의 피격성을 도출하였다. 그림 112는 기본 모델의 내부공간 피 격성을 나타내고 그림 113은 최적 설계 모델의 내부공간 피격성을 나타 낸다. 그림 114는 내부공간의 피격성 분포를 보여준다. 최적 설계 결과 내부공간의 피격성이 10dB 이상을 나타내는 피격성이 10dB 이하의 피 격성 영역으로 이동한 것을 볼 수 있다.



Figure 112 Internal space susceptibility of the original model



Figure 113 Internal space susceptibility of the topology designed model



Figure 114 Comparison of internal space susceptibility of original model and topology design model

4.7.3 격실 최적 배치 설계

3.1절에서 설정한 격실의 배치 범위에 유전알고리즘을 이용하여 생존 성을 고려한 최적배치를 수행하였다. 격실 배치에 따른 생존성의 차이를 비교하기 위해 최적 격실 배치와 최악 격실 배치를 분석하였다. 최적의 격실 배치 분석을 위해 유전알고리즘의 목적함수는 생존성을 최대화하도 록 설정하였고, 최악의 구획 배치 분석에서는 생존성을 최소화하도록 설 정하였다. 함포의 R/S실, VLS 장비실, CIWS 장비실의 취약성은 격실의 취약부위 비율로 도출하였고, 전면포 탄창, 유인창고, SSM 탄창, CIWS 탄창은 폭발성 물질을 저장하는 격실이므로 취약성을 1로 설정하였다.

그림 115 ~ 120은 최적 격실 배치와 최악 격실 배치의 피격성, 취 약성, 파괴성을 나타내고, 표 8, 표 9는 격실의 좌표, 피격성, 취약성, 파 괴성, 생존성 측면에서 최적 격실 배치와 최악 격실 배치를 나타낸다. 각 격실의 최적 배치의 생존성은 최악 격실 배치의 생존성 보다 높았다. 최적 격실 배치 와 최악 격실 배치의 전체 생존성은 각각 0.59과 0.67 로 격실 배치에 따라 생존성이 최대 8%의 차이를 보였다. 위의 결과는 피격성 분포에 따라 격실 배치를 수행함으로써 함정의 생존성을 향상시 킬 수 있음을 보여준다.



Figure 115 Susceptibility of optimal compartment layout



Figure 116 Susceptibility of worst compartment layout



Figure 117 Vulnerability of optimal compartment layout



Figure 118 Vulnerability of worst compartment layout



Figure 119 Killability of optimal compartment layout



Figure 120 Killability of worst compartment layout

	Optimal Compartment Layout				
Compartment	Compartment center coordinates	Susceptibility	Vulnerability	Killability	Survivability
76-mm Gun Magazine	[43, 0, 2]	0.45	1	0.45	0.55
76-mm Gun R/S Room	[46, 0, 4]	0.46	1	0.46	0.54
VLS Eq. Room	[31, 0, 4.5]	0.49	0.94	0.46	0.54
CIWS Eq. Room	[-25, 0, 9]	0.21	0.40	0.08	0.92
CIWS Magazine	[-27, 0, 15]	0.42	1	0.42	0.48
SSM Magazine	[-9.7, 5.5, 4]	0.49	1	0.49	0.51
Decoy Store Room	[19, 18.5, 4]	0.57	1	0.55	0.43
Total	-	0.46	0.93	0.44	0.56

Table 9 Compartment coordinates, susceptibility, vulnerability,killability, and survivability of optimal compartment layouts

	Worst Compartment Layout				
Compartment	Compartment center coordinates	Susceptibility	Vulnerability	Killability	Survivability
76-mm Gun Magazine	[45, 0, 2]	0.49	1	0.49	0.51
76-mm Gun R/S Room	[42, 0, 6]	0.64	1	0.64	0.36
VLS Eq. Room	[35, 0, 6.5]	0.66	1	0.66	0.34
CIWS Eq. Room	[-29, 0, 11]	0.41	0.72	0.30	0.70
CIWS Magazine	[-28, 0, 14]	0.51	1	0.51	0.49
SSM Magazine	[-4.7, 5.5, 7]	0.59	1	0.59	0.41
Decoy Store Room	[19, 18.5, 4]	0.58	1	0.58	0.42
Total	-	0.56	0.97	0.55	0.45

Table 10 Compartment coordinates, susceptibility, vulnerability,killability, and survivability of worst compartment layouts

5. 결론

본 연구에서는 합성곱 신경망과 요소의 위상 설계를 이용하여 함형의 피격성 최적화 설계 시스템을 개발 하였고, 함형의 피격성 분포를 이용 하여 생존성을 고려한 내부 격실 최적배치 절차를 정립하였다. 개발된 시스템의 검증을 수행하기 위해 함형 모델의 피격성 최적화 설계와 무장 공간의 최적배치 해석을 수행하였다.

수행된 연구로부터 본 논문의 결론은 다음과 같이 정리하였다.

(1) 기존 레이다반사면적 해석 시스템의 경우 전체 형상에 대한 레이 다반사면적 해석만 가능하여 높은 레이다반사면적을 나타내는 영역의 특 정이 어렵고, 레이다반사면적 기여도 분포 해석의 경우 요소의 크기에 따라 기여도 분석에 차이가 발생하여 정확한 기여도 분포 해석에 어려움 이 있다. 또한, 함정의 외부탑재장비의 복잡한 형상에 의해서 발생하는 다중반사는 경로를 예측하기 어렵고 높은 레이다반사면적의 원인이 된 다. 이러한 기존 시스템의 한계를 보완하기 위해 해석 모델의 영역을 구 분하여 레이다반사면적 특성 분석이 가능한 시스템을 구축하여 높은 레 이다반사면적을 나타내는 형상을 특정하여 형상설계가 가능하도록 하였 고, 기여도 분석 모델 생성을 통한 기여도 분포 해석 시스템을 구축하여 짧은 해석시간에 정밀한 기여도 분석이 가능한 시스템을 개발하였다. 또 한, 함정 외부탑재장비에서 발생하는 다중반사와 레이다반사면적을 최소 화하는 외부탑재장비 레이다반사면적 특성분석 시스템을 개발하였다.

(2) 함형의 피격성 최적화를 위한 기계학습 모델은 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) 모델을 사용하였다. 합성곱 신 경망의 학습 데이터는 함정 모델의 요소로 설정하였고, 학습 데이터의 부족을 보완하기 위해 무작위로 생성된 요소를 학습 데이터에 추가 하였 다. 요소의 특성 데이터를 행렬로 표현하기 위해 등간격의 점들을 직교 투영하고 평면과 점 사이의 거리를 행렬 값으로 설정하였고. 레이블 데 이터는 방위각에서 희생각를 제외한 영역의 가장 높은 RCS 값으로 정의 하였다. 학습된 합성곱 신경망으로 도출한 함형의 피격성 분포를 통하여 높은 피격성을 나타내는 요소를 도출하여 요소의 위상 설계를 통하여 피 격성 감소 설계를 수행하였고, RCS 해석을 통하여 검증을 수행하였다. 개발된 함형의 피격성 도출 시스템을 검증하기 위해 해군 함정 모델을 이용하여 검증을 수행하였다. 함형의 최적 설계 효과 검증을 위해 원본 모델과 최적 설계 모델에 대한 RCS 해석을 수행하여 분석 하였다. 분석 조건은 주파수 18GHz, 방위각 범위(1~360)°, 0.2° 간격으로 하였고, 레 이다와 학정 모델 사이의 거리 30km로 하였다. 레이다반사면적 해석을 수행한 결과 레이다반사면적의 증가나 peak의 이동없이 레이다반사면적 이 감소하였고, 레이다반사면적 평균값은 18.01dB에서 11.68dB로 약 6.3 dB 감소하였다. 이 결과로부터 피격성 감소 시스템을 이용하면 RCS의 증가 없이 효과적으로 RCS가 감소하는 것을 볼 수 있고, 함형의 초기 설계 단계에 이용하면 피격성 감소에 효과적으로 적용 할 수 있을 것으로 판단된다.

(3) 함형 피격성을 고려한 함정 내부 격실의 생존성 향상 최적배치를 위해 함정 모델 내부의 기하학적 형상을 Box로 모델링하는 AABB 모델 의 추출이 필요하다. 다양한 형상의 함정에 대하여 빠르게 AABB 모델 을 추출하기 위해 LDSD(Line Distribution Space Division) 방법을 개 발하였다. 함형 내부공간의 피격성은 함형의 피격성 분포, AABB(Axis Aligned Bounding Box) 모델 그리고 손상 유발 체적을 사용하여 도출 하였다. 생존성을 고려한 최적의 격실 배치를 도출하기 위해 유전 알고 리즘(Genetic Algorithm, GA)이 사용하여 최적배치를 도출하였다. 격실 배치에 따른 생존성 차이를 비교하기 위해 최적 격실 배치와 최악 격실 배치의 분석을 통하여 피격성을 고려한 최적배치로 생존성 향상 효과를 분석 하였다. 함형의 피격성을 이용한 내부 격실의 최적배치 시스템을 검증하기 위해 해군 함정 모델을 이용하여 검증을 수행하였다. 격실 배 치에 따른 생존성의 차이를 비교하기 위해 최적 격실 배치와 최악 격실 배치를 분석하였다. 최적의 격실 배치 분석을 위해 유전알고리즘의 목적 함수는 생존성을 최대화하도록 설정하였고, 최악의 구획 배치 분석에서 는 생존성을 최소화하도록 설정하였다. 각 격실의 최적 배치의 생존성은 최악 격실 배치의 생존성 보다 높았고. 최적 격실 배치 와 최악 격실 배 치의 전체 생존성은 각각 0.59과 0.67로 격실 배치에 따라 생존성이 최 대 8%의 차이를 보였다. 위의 결과는 피격성 분포에 따라 격실 배치를 수행함으로써 함정의 생존성을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

참 고 문 헌

- Said, M.O. (1995). Theory and practice of total ship survivability for ship design, *Naval Engineers Journal*, 107(4), 191-203.
- Ball, R.E. (1985). The fundamentals of aircraft combat survivability analysis and design. 2nd ed. Reston (Virginia) : AIAA Education Series
- Driels, M. (2004). Weaponeering: conventional weapon system effec-tiveness. 2nd ed. Virginia: AIAA Education Series
- Vaitekunas, D.A. (2010). IR susceptibility of naval ships using ShipIR/NTCS. Procee-dings Volume 7662, Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XXI, 76620V
- Andrews, D. (2018). The sophistication of early stage design for complex vessels, *Trans RINA, Special Edition, International Journal of Maritime Engineering*, 1 – 54.

Shin, Y.H., Kwon, J.I. & Chung, J.H. (2013). Development of a

Simplified Vulnerability Analysis Program for Naval Vessel, Journal of the Society of Naval Architects of Korea, 50(6), 383-389

- Kim, K.S., Hwang, S.Y. & Lee, J.H. (2014). Naval ship's susceptibility assessment by the probabilistic density function, *Journal of Computational Design and Engineering*, 1(4), 266-271.
- Park, D. K., Shin, Y. H., Chung, J. H. & Jung, E.S (2016). Development of damage control training scenarios of naval ships based on simplified vulnerability analysis results, *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, 8(4), 386-397
- Stevens A.P. (2016). Naval Ship Preliminary Arrangements for Operability and Reduced Vulnerability, Master Thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University
- Goodfriend, D. & Brown, A.J. (2018). Exploration of System Vulnerability in Naval Ship Concept Design, *Journal of Ship Production and Design*, 34(1), 42–58.

- Hwang, J.T., Hong, S.Y., Song, J.H., & H.W. Kwon(2019). Optimum arrangement of navy ship equipment for radar cross section reduction, *Journal of Marine Science and Technology*, 27(3), 220-228
- Habben Jansen, A.C., Kana, A.A., & Hopman, J.J. (2019). A Markov-based vulnerability assessment for the design of on-board described systems in the concept phase, *Ocean Engineering*, 190, 106448
- Habben Jansen, A.C., Duchateau, E.A.E., Kana A.A., & Hopman, J.J.
 (2020). Assessing complex failure scenarios of on-board distributed systems using a Markov chain, *Journal of Marine Engineering and Technology*, 2020, 19, 45-61
- Shin, H., Yoon, D., Kim, C., Yang,Y.S., Lee, M.G., Park, J.Y., Hwang, K.C., & Park, Y.B. (2021) Optimization of an Integrated Mast for RCS Reduction of a Stealth Naval Vessel, *Applied Sciences*, 11(6), 2819.

Chen, F., Zhu, J. & Zhang, W. (2022) Radar cross section

minimization for step structures using topology optimization, Structural and Multidisciplinary Optimization, 65(51).

- Choi, W.S., Ruy, W.S., Lee, H.Y., Shin, Y.H., Chung, J.H. & Kim, E.Y. (2020) Development of a Simplified Formula for the Damage Radius of a Naval Ship due to an AIR EXplosion (AIREX), Journal of Ship Production and Design, 34(1), 42–58.
- LeCun, Y., Bottou, L.,Bengio, Y. & Haffner, P. (1998) Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition, *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278 – 2324
- Williams, P., Cramp, H.D. & Curtis, K. (1978). Experimental study of the radar cross-section of maritime targets, Iee Journal on Electronic Circuits and Systems, 2, 121-136
- Lillis, J.A. (2002). Analysis of the Applicability of Aircraft Vulnerability Assessment and Reduction Techniques to Small Surface Craft, Master Thesis, Naval Postgraduate School, Monterey, California.

- Knott, E. F., Shaeffer, J. F. and Tuley, M. T.(1993). Radar Cross Section, 2nd Edition, Artech House, Boston London, pp. 183-224.
- Wang, S. Y., and Jeng, S. K. (1997) A Deterministic Method for Generating a Scattering-Center Model to Reconstruct the RCS Pattern of Complex Radar Targets, *IEEE TRANSACTIONS ON ELECTROMAGNETIC COMPATIBILITY*, 39(4), PP 315-323
- Park, T. Y. (2005) A Study on a RCS Prediction Code for Battleships, Master Thesis, Pohang university of science and technology
- Youssef, N. (1989) Radar Cross Section of Complex Targets, in Proceed-ings of the IEEE, 77(5)
- Knott, E. F. and Thomas, B. A. (1974) Comparison of Three High-Frequency Diffraction Techniques, *Proceedings of the IEEE*, 72(11)
- Gordon, W. B. (1975) Far Field Approximation of the Kirchhoff -Helmholtz Representation of Scattered Fields, *IEEE Trans. on*

Antenna and Propag., 23(5), pp. 590-592, 1975.

- Vinoy, K. J. and Jha, R. M. (1996) Radar Absorbing Materials: From Theory to Design and Characterization, Kluwer Academic Publicshers, Norwell, Boston, USA
- Klement, D., Preissner, J. and Stein, V. (1974) Special problems in Applying the Physical Optics for Backscatter Computation of Complicated Objects, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 36(10), pp 1137-1147

Abstract

Development of stealth design systems for improving the survivability of a naval ship

Hwang, Joon-Tae

Department of Naval Architecture and Ocean Engineering The Graduate School

Seoul National University

A survivability of naval ship is defined as its ability to evade or withstand a hostile environment while performing a given mission. Stealth technology, which reduces the probability of being detected by enemy detection equipment with the development of a highly advanced detection system, is one of the most important technologies for improving the survivability of naval ships. Radar cross section (RCS) reduction is a very important factor in stealth technology, because the smaller RCS, which is the main parameter of susceptibility, making them better able to evade enemy detection equipment. Also, During naval warfare, if the armed space of a naval ship is exposed to the enemy, even a single shot can damage the combat system. Therefore, it is important to minimize damage to the armed space of naval ships and improve survivability. In this study, an automated topology design for improving susceptibility was developed by combining the geometric deep learning and the topology optimization. Also, a system was implemented to automate the ship compartment layout design process considering survivability and to derive the optimal compartment layout. A convolution neural network (CNN) model was used as the geometric deep learning model, and the triangle mesh of the naval ship models and equipment models were set as datasets. To compensate for the lack of training data, randomly generated meshes were additionally used as datasets. In order to express the feature data of the mesh as a matrix, points at equal intervals were projected orthogonally and the distance between plane and the point was set as a matrix value. The label data was defined as the highest RCS value excluding the cardinal After performing the topology design improving points. susceptibility using the developed system, verification was performed through RCS analysis of the original model and the topology designed model. The survivability of a compartment can be calculated using the susceptibility distribution obtained using the axis-aligned bounding box (AABB) model and damage ellipsoid volume. In addition, the line distribution space division (LDSD) method was developed to extract the AABB model from the analysis model. The internal space susceptibility was derived from the susceptibility distribution obtained using the AABB model and the damage ellipsoid volume. A genetic algorithm (GA) was used to derive an optimal compartment layout considering survivability. To compare the differences in survivability according to the compartment layout, optimal and worst compartment layout analysis was performed.

keywords : Survivability, Susceptibility, Vulnerability, Stealth design, CNN(Convolutional Neural Network), Compartment layout design *Student Number* : 2016-30259