영상 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발을 위한 예비연구

A Pilot Study for Development of Coastal Disaster Modeling Platform using Video AI Technique

2019.02.28

한 국 해 양 과 학 기 술 원

제 출 문

한국해양과학기술원장 귀하

본 보고서를 "영상 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발을 위한 예비연구"과제 의 보고서로 제출합니다.

2019.02.28

- 총괄연구책임자 : 유 제 선
- 참 여 연 구 원 : 유 제 선, 심 재 설, 김 진 아, 우 한 준,
 - 정 회 수, 박 준 용, 강 정 원, 김 무 종, 손 동 휘, 김 동 호, 엄 지 현, 이 준 호,
 - 최재 응, 정 은지, 박 찬 미, 강 승 구,
 - 이 신 제, 이 승 훈

보고서 초록

과제고유 번호	PE99704	해당단계 연구기간	2018.08 2018.12	.01. ~ .31	단계 구분	단년도 사업		
여그시어며	중사업명		주.	요사업(고-	유임무형사업)	·		
1 원두자협형	세부사업명							
	대과제명							
연구과제명	세부과제명	영상 AI기	영상 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발을 위한 예비연구					
여그채이고	은 계 서	해당단계 참여연구원수	총 : 내부: 외부:	편 편 편	해당단계 연구비	정부: 천원 기업: 천원 계 : 천원		
연구적합자	ㅠ세건	총연구기간 참여연구원수	총 : 내부: 외부:	18 명 명 명	총 연구비	정부: 110,000 천원 기업: 천원 계 : 110,000 천원		
연구기관명 및 소속부서명			참여	기업명				
국제공동연구								
위탁연구								
요약(९	친구결과를 중심.	요약(연구결과를 중심으로 개조식 500자 이내)			보고서 면수	75면		

현재까지, 연안의 파랑 흐름 및 지형의 이해를 위해 다양한 장비를 이용하여 모니터링을 수행해왔다. 관측 장비의 특성과 설치 위치의 한계로 인해 쇄파대 지역의 관측이 매우 힘들어 관측 시 주로 수심 10m 이상의 지역을 대상으로 하고 있어 해안선 인근의 연안지역의 특성을 충분히 확인하기 어려운 실정이다. 그리고 현상자체의 강한 비선형성으로 기존의 수치모델 및 경험식 기반의 모델링 방법들에 부정확도가 높아 실제 활용에 한계가 있다. 또한, 점 데이터를 기반으로 하고 있어 파랑의 중첩 및 간섭으로 발생하는 해류의 특성의 파악이 어렵고, 해역 전반적인 현상파악을 위해서는 여러 대의 장비를 필요로 하고 있어 인적, 재원적인 문제가 있다. 이에 해안 스테레오 영상과 CCTV 영상에 딥러닝 기술 등의 인공지능 기법을 적용하여 연안 쇄파대의 파랑 추출 및 예측 지형예측 기술 의 연구 개발을 위한 예비연구를 수행하였다.

스테레오 영상시스템의 시작품을 제작하여 실험실에서 내부보정을 수행한 결과, 픽셀 오차는 좌측 카메라의 경우 [0.10128 0.08681] 픽셀, 우측 카메라는 [0.08324 0.08620] 픽셀로 나타났다. 이는 현재 운용중인 시스템에서의 오차가 0.3 내외인 점을 비교하면 매우 정확한 결과이다. 해안 비디오 영상 에 딥러닝을 적용하여 파랑의 이동 및 변화 추적기술은 추적 대상 정의에 따라 3가지 구현 방법을 채택하여 각각에 대한 적용성을 테스트하였다. 즉, 1)파랑 단위 추적 물체 추적(Object Tracking) 기 술, 2) 외해 혹은 연안 외곽에서 파랑의 마루 혹은 파곡 발생 감지, 이후 비디오 프레임에서 감지 파랑 위치 추적, 3) 프레임 별 물체 감지 (Object Identification) 및 추적 (Tracking) 기술을 적용하 였다. 2019-2022년까지의 후속 연구과제에서는 예비연구의 성과물을 지속적으로 보완 및 개선해나 갈 예정이다.

	최 그	연안재난·재해, 비선형 연안파랑, 트윈드론 스테레오 이미지,
색인어	안 ㅋ	비디오지능 딥러닝, 인공지능
(각 5개 이상)	여서	Coastal disaster, Nonlinear coastal waves, Stereo image, Video
	8 9	intelligence, Machine learning, Artificial intelligence

과 제 요 약 서

연구목표	AI ¹⁾ 기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발 - AI 신기술을 이용, 해안 영상자료로부터 파랑기인 연안재해 현상의 자동인식 및 정량화 기술 개발 - 비디오 지능 AI 신기술 이용, 연안재해 발생 메커니즘의 비정상성 해석을 통한 모델링 기술 개발 - 당해연도 예비연구는 연안파랑의 3차원 영상 관측시스템 수립에 중점				
	 ○ 영상 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발 - 트윈(스테레오) 드론을 이용한 연안재해^{**} 현상의 3차원 영상 관측시스템 개발 [*]너울고파, 방파제월파, 위험이안류, 연안쇄파, 연안월류, 육빈침식 등 ▶ 스테레오 영상의 동기화 촬영을 위한 트윈 드론 스테레오 이미징시스템 개 발 ▶ 움직이는 스테레오 영상으로부터 3차원 육지면/해수면 생성 알고리즘 개발 				
연구내용	- 해안 3차· → 3차· → 비선 - 영상 4 → 비디 (연안 → 영상 → 구축	파랑관즉 3자원 영상기반 수심지형 역계산 예즉기술 개발 원 영상으로부터 입사파랑 특성량 평가기법 개발 1형 파랑이론을 이용한 연안 수심지형 역계산 예측기술 개발 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발 및 시범 운영 이오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링 : 쇄파대 및 포말대에서의 연안류 발생 및 지형변화 평가 등) 는 기반 통합 연안재해모델링 플랫폼 구축 등 플랫폼의 시범 운영을 통한 정확도 향상 등 시스템 고도화			
예상 연구성과	 C Targe (RFP) 이 영상 	 ○ Target : Pilot Study보고서 및 2차년도 이후 상세 연구수행 계획 (RFP) ○ 영상 AI 기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 (다년도 수행 성과물) 			
활용계획 및 기대효과	 차세대 AI 기반 연안파랑 모델링 기술력 확보로 국제적 선도 연구 수행 및 관련 시장 선점과 기술 산업화 추진 차세대 인공지능기술인 비디오 지능기술 도입을 위한 기반 구축 및 해양 빅데이터 활용 극대화 해양 재난·재해 대응과 피해 저감을 위한 예측기술 개발과 예측정확도 향상을 통한 국가·사회적 현안문제 해결에 기여 				
키워드	해양	·재난·재해	비선형 연안파랑	트윈드론 스테레오 이미지	
	ਸ)।	디오 지능	머신러닝·딥러닝	인공지능	

1) AI : Artificial Intelligence, 인공지능

SUMMARY and KEYWORDS

٦

Research Objective	Purpose	Development of wave-induced coastal-disaster modelling platform with application of 3-D imaging system (long-term objective) Pilot tests of 3-D imaging system and AI technique for coastal wave modelling (this year objective)			
Contents	 Development of wave-induced coastal-disaster modelling platform with application of an imaging system Development of 3-D imaging-based observation system for coastal disaster reduction Development of water depth inversion technique from reconstructed 3D coastal images Development of coastal wave modelling technology with application of image-based AI 				
Results	○ Target	Achievement :	Pilot Study Report and RFP	for next four years	
	Wave system	observation an (long-term resea	nd forecasting systems usin arch achievement)	g 3-D coastal imaging	
Expected Contribution	 Advancing next-generation coastal wave modelling capacity to obtain global level research and industrial leadership Maximizing use of oceanic data with association of coastal video data and AI techniques Reducting coastal disasters induced by ocean surface waves by improving wave prediction system 				
Kevwords	Coast	tal disaster	Nonlinear coastal waves	Stereo image	
	Video	intelligence	Machine learning	Artificial intelligence	

C O N T E N T S

Chapter 1	Introduction
Chapter 2	Status of Technology
Section 1	Domestic Trend
Section 2	Foreign Trend
Chapter 3	Research Contents and Performance12
Section 1	Principle of 3D Reconstruction Using Stereo Image
Section 2	Stereo Video System Construction and Test Results
Section 3	Nonlinear Wave Modeling Using Video Deep Learning
Section 4	Development of MSP Drawings for Marine Territory Management 50
Chapter 4	Attainment and Contribution
Chapter 5	Application of Research Achievements
Section 1	Wave Observation Using Stereo Image61
Section 2	Nonlinear Wave Modeling Using Video Deep Learning
Chapter 6	References

목	차	

제 1 장 서론
제 2 장 국내외 기술개발 현황
제 1절 국내
제 2절 국외
제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과
제 1 절 스테레오 영상을 이용한 3차원 복원의 원리
제 2 절 스테레오 영상 시스템 구축 및 테스트 결과
제 3 절 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링
제 4 절 해양영토관리를 위한 MSP 도면 개발 : MSP 시범 도면 제작50
제 4 장 연구개발목표 달성도 및 대외기여도60
제 5 장 연구개발결과의 활용계획61
제 1 절 스테레오 영상 시스템을 이용한 파랑 관측 및 지형조사61
제 2 절 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링62
제 6 장 참고문헌

제 1 장 서론

최근 연안지역에서 경제 및 사회활동이 급속도로 증가해왔다. 하지만 연안 재해에 대한 충분한 대응이 준비되어 있지 않아 수 m이상의 이상고파와 폭풍해일이 발생했 을 때 다수의 인명 피해 및 재산피해가 발생하기도 하였다(Oh et al., 2009). 또한, 인 공구조물과 같은 인위적인 개입으로 인해 해류패턴의 변화와 모래공급의 불균형이 발생해 단기간뿐만 아니라 장기간에 걸친 연안 지형변화가 발생하여 연안에 거주하 고 생활하고 여가활동을 즐기고 있는 시민에게 큰 피해를 입히고 있다. 이러한 피해 에 대응하기 위해 연안에서의 해수 유동에 대한 정밀한 분석이 필요하고, 또한 해수 유동과 관련된 해저지형변화에 대한 정확한 이해를 필요로 한다.

연안의 파랑 흐름 및 지형의 이해를 위해 다양한 장비를 이용하여 모니터링을 수행 해왔다. 관측 장비의 특성과 설치 위치의 한계로 인해 쇄파대 지역의 관측이 매우 힘 들어 관측 시 주로 수심 10m 이상의 지역을 대상으로 하고 있어 해안선 인근의 연안 지역의 특성을 충분히 확인하기 어려운 실정이다. 그리고 현상자체의 강한 비선형성 으로 기존의 수치모델 및 경험식 기반의 모델링 방법들에 부정확도가 높아 실제 활 용에 한계가 있다. 또한, 점 데이터를 기반으로 하고 있어 파랑의 중첩 및 간섭으로 발생하는 해류의 특성의 파악이 어렵고, 해역 전반적인 현상파악을 위해서는 여러 대 의 장비를 필요로 하고 있어 인적, 재원적인 문제가 있다. 이에 해안 스테레오 영상 과 CCTV 영상에 딥러닝 기술 등의 인공지능 기법을 적용하여 연안 쇄파대의 파랑 추출 및 예측 지형예측 기술을 연구 개발하고자 한다.



그림 1.1 파랑의 영향을 받는 연안지역



그림 1.2 영상 AI기반 관측 시스템 예시

본 예비연구에서는 영상 AI를 기반으로 쇄파대를 포함한 연안지역의 광역의 범위 를 대상으로 파랑 특성 및 해수 유동에 대한 관측이 가능하다. 이 기법은 아직 우리 나라 해역에서 충분한 검증이 이루어지지 않은 기법으로, 컴퓨터 비전에서 최첨단 에 피폴라(epipolar)기법을 사용하여 파도를 시·공간적으로 3차원 입체로 재구성하는 기 법이다. 공간적 적용범위와 설치적인 측면과 유지·보수적인 측면에서 비용이 다른 방법에 비해 적다는 큰 장점이 있다(Holland et al. 1997, Holland & Holman 1997). 또한, 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링을 위해 CCTV 비디오 입력 영상으로부터 파랑 검출 및 추적을 위한 객체 검출 및 객체 추적을 위한 영상 분석 과 딥러닝 기술의 적용에 대한 기존 연구 조사 및 시범 적용을 위한 연구를 수행하 였다.

제 2 장 국내외 기술개발 현황

제 1 절 국내

연안 파랑 및 월파 예측

- 국립해양조사원의 연구사업으로 수행된 "실시간 해수면(고파) 분석시스템 정확도 향상 연구(2013년)"에서는 동해안의 파랑 관측자료를 이용하여 너울성 고파의 발 생영역을 추정하는 너울성 고파 추정 시스템을 구축하였으나, 동해 남부해역에서 는 정확성이 떨어지는 한계가 있다.
- 소방방재청의 연구사업(2013) "IT기술을 이용한 너울성파랑 대처기술 개발"에서는 기상청, 국립해양조사원 등 관계기관의 파랑관측부이로부터 너울성 파랑 특성의 분석을 분석하고 수치모형의 구축을 통하여 너울성 고파를 재현하기 위한 연구를 수행하였다.
- 해양수산부의 연구개발사업(2014~2018) "연안 이상현상(이상고파, 이안류) 발생원
 인 규명 및 대응체계 구축"과제에서는 너울성 고파랑 및 이안류에 대한 예측모
 델의 정확도를 높이기 위해 발생원인 및 전파 메커니즘에 대한 수치모의기술을
 연구중이다.
- 국립해양조사원은 2011년부터 해운대 해수욕장에 대한 관측기반의 실시간 이안류 감시시스템을 구축하여 이안류 발생 가능성의 서비스를 제공하고 있다.

제 2 절 국외

1. 지형 관측 및 추정 방법의 종류

가. 직접적인 지형 조사

직접 지형 조사 기술의 성패는 해수의 광학적인 선명도에 달려있다. 통상적으로는 해수층과 해저면의 반사로 입사하는 빛의 산란 및 감쇠로 발생하는 복잡한 빛의 상 관관계를 통해 수심을 측정하기 위한 경험적 알고리즘을 필요로 한다. 연안 지형의 직접 조사를 위해 선도적인 연구로 분광 위성 및 항공기 기술 (Benny and Dawson 1983; Bierwirth et al. 1993; Sandidge and Holyer 1998; Lee et al. 2001; Adler-Golden et al. 2005)과 Light Detection And Ranging(LIDAR) 기술 (Irish and Lillycrop 1999)이 제안된 바 있다. Benny와 Dawson (1983)은 해도의 작성을 위해 Landsat MSS system을 이용하여 홍해 북단의 수심 18m 이내의 얕은 해역 지형과 경계를 탐지하였다. Bierwirth et al.(1993)은 Landsat TM system을 이용하여 호주 서쪽의 Shark bay를 조사하였는데 수 미터 가량을 과다산정하였다. 한편, Sandidge와 Holyer (1999)은 Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer(AVIRIS)를 이용한 초분광 이미지 자료를 기 반으로 미국 플로리다의 Tampa Bay의 0~ 6m 범위의 근해 수심지형을 조사하였고, Adler-Golden et al. (2005)는 AVIRIS의 초분광 이미지와 다중분광 이미지를 이용한 물리 기반 알고리즘으로 플로리다의 Tampa Bay와 하와이의 Kaneohe Bay의 해저지 형을 조사하였다. 수심의 오차는 수심 10m 이내의 지형에서 2~3m로 계산되었다.

Irish and Lillycrop (1999)는 LIDAR에 기반을 둔 방법을 통해 앞서 언급한 스펙트 럼 방법을 이용한 방법보다 높은 정확도를 보였고, 정확도는 최대 60m의 수심에서 15cm의 수직 오차밖에 나지 않았다. 이상의 직접 수심 조사방법은 이미지의 픽셀 강 도 자체를 직접 수심과 관련시키는 것이 특징적이다. 이러한 점에서 직접 측량방법의 적용 가능성은 일반적으로 수질의 선명도와 물과 깊이 사이의 관계에 대한 사전지식 에 의해 결정될 수밖에 없다.

나. 간접적인 지형 조사

수심에 영향을 받는 해수면의 특성을 원격으로 관측하기 위해 항공영상 (Dugan et al. 2001), 타워 탑재 영상 (Stockdon and Holman 2000), 마이크로파 X-band 레이더 (Bell 1999), Synthetic Aperture Radar(SAR), SPOT 위성 영상 (Leu et al. 1999)와 같은 원격 탐사 플랫폼이 개발되었다. 그 동안 원격으로 관측한 연안 이미지를 토대 로 한 다양한 해저 지형 추정방법이 개발되었는데, 이는 다음과 같은 방법으로 분류 할 수 있다: 주파수 또는 시간 영역의 역전 (Misra et al. 2003); 연역적 또는 전체적 접근법 (Narayanan at el. 2004); 수심기인 파랑특성에 의한 지형 추정, 쇄파에 의해 발생된 소산패턴에 의한 지형 추정 (Aarninkhof et al. 2005); 등이 있다. 이 분류는 기본적으로 수심 역추산 방법(depth inversion methods)와 관련된 물리적 과정을 고 려한 것이다.

앞서 언급한 이런 다양한 연안 원격탐사에는 통상 광역의 범위와 장기간의 지속적 인 모니터링이 요구된다. 하지만 상기할 점은 이러한 원격탐사 플랫폼은 파랑 및 지 형추정을 위한 이미지 데이터의 종류(예; 이미지 해상도, 공간적 범위, 단기 이미지 수집 등)에 따라 서로 다른 장점과 단점을 갖는다는 점이다. 원격으로 획득한 파랑 이미지 자료의 이용가능성과 질적인 측면은 각기 알맞은 지형 추정 방법과 분석 방 법의 선택에 따라 결정되기 때문이다. 따라서 연안 지형 추정 방법은 세부적으로 연 안 해수면 이미지 획득 방법에 따라 4개의 하위 그룹으로 분류된다: (a) 3D Data Cube를 이용한 지형 추정, (b) Timestack을 이용한 지형 추정, (c) 시간 노출 이미지 를 이용한 지형 추정, (d) Sparse time-lapsed 이미지를 이용한 지형 추정.

2. 원격 파랑 관측을 통한 연안 지형 추정 방법

3D Data Cube와 Timestack 방법에 기반을 둔 지형 추정 방법은 파주기(T), 파장 (L) 및 표면 유속과 같은 파랑 파라미터를 이용한다.

$$\omega = \sqrt{gk \times \tanh(kh)} + \vec{U} \cdot \vec{k}$$
(2.1)

여기서, $\omega = 2\pi/T$ 는 진동수, g는 중력가속도, h는 수심, \vec{U} 는 평균 유속 벡터, $\vec{k} = (k_x, k_y)$ 는 파수 벡터이고, k의 크기는 π/T 로 정의된다. 전파가 얕은 물속에서 진행 할 때에는 위상 속력은 다른 파의 매개변수보다 수심에 매우 민감하다. 다시 말해, 파 주파수나 파수와 같은 매개변수가 아닌 위상 속력으로 해저 지형을 추정하는데 사용하고 있다:

$$c = \frac{\omega}{k} = \sqrt{\left(\frac{g}{k}\right) \times \tanh(kh)} \tag{2.2}$$

여기서, $\vec{U} \cdot \vec{k} = 0$ 으로 가정한다. 얕은 물(kh < 0.05)에서의 식 (2.2)는 $c = \sqrt{gh}$ 가 되 어 파수에 독립적인 수심의 함수가 된다. 그러나 이전의 많은 연구를 통해 얕은 물에 서의 선형 분산관계식은 유한 진폭 효과(finite amplitude effects)로 인해 쇄파대에서 파속을 과소 산정 할 수 있음이 밝혀졌다(Suhayda and Pettigrew 1977; Thornton and Guza 1982).

Holland(2001)은 유한 파 진폭의 비선형 효과를 고려하여 cnoidal wave 속도 방정 식을 미 육군 수군 공학연구소에서 측정한 현장 데이터와 비교함으로써 얕은 물에서 의 분산관계식을 공식화하고, 원격 탐사 기반의 원격탐사에서 지형 추정의 기반인 얕 은 물에서의 분산 관계의 경험식을 제시하였다:

$$h = \frac{c^2}{g} - \alpha H_s = \frac{\omega^2}{gk^2} - \alpha H_s \tag{2.3}$$

여기서, *H_s*는 유의파고, α는 경험적 계수이다. Holland는 수심 4m 이내의 쇄파대에 서 α=0.48를 적용하여 얕은 깊이의 지형 추정에서의 평균적인 오차를 41cm에서 3cm로 줄였다.

가. 3D Data Cube를 이용한 지형 추정

3D Data Cube 방법은 시공간 해수면 높이 정보의 3차원 이미지 큐브로부터 3차원 방향 파 스펙터럼을 추출하여 저장하는데 사용된다. 3차원 이미지 큐브로 구한 스펙 트럼은 실제 파랑 신호 X(f)가 아닌 원격 센서 신호 G(f)를 기반으로 한다. 실제 값 과 관측값의 관계는 modulation transfer function M(f)로 G(f) = M(f)X(f)와 같이 나 타낼 수 있다. 이는 두 신호 사이의 위상과 진폭의 관계를 나타낸다(Gonzales and Woods, 1992). Lippmann와 Holman (1991)는 비디오와 압력 센서 데이터 사이의 관 계에 대한 예비 테스트를 통해 이들 사이의 교차 스펙트럼의 높은 일관성이 있음을 확인하였다. 3D FFT는 시공간 영역에서의 픽셀 강도 값 I(x,y,t)을 스펙트럼 파수-주 파수 영역으로 변환한다.

$$|FFT(I(x,y,t))|^2 = \Phi(k_x,k_y,\omega)$$
(2.4)

여기서 k_x와 k_y는 파수 벡터 k̃의 x, y방향 성분이고, Φ는 3차원 이미지의 에너지 스펙트럼이다. 이 스펙트럼 에너지는 파수-주파수 영역에서 분할 관계 쉘에 위치한 다. 그림 2.1(a)에서 심해의 흐름이 없는 조건에서의 파수-주파수 영역의 이론적인 분 산 쉘을 확인할 수 있다.

흐름이 없고 수심이 깊은 경우 스펙트럼 에너지는 그림 2.1(a)와 같이 대칭으로 구 부러진 분산 껍질처럼 분포한다. 하지만 이때 표면에서의 물의 움직임은 그림 2.1(b) 와 같이 분산 껍질을 변형시킨다. 일단 3차원 이미지 에너지 스펙트럼이 3D Data Cube를 통해 구해지면 분산 쉘을 3차원 에너지 스펙트럼 분포로 확인함으로써 수심, 표면 유속을 계산할 수 있다. Nieto et al.(2000)은 3차원 FFT 데이터 분석에 의해 입 사 방향과 주파수의 위상뿐만 아니라 유의파고(*H_s*) 정보도 함께 계산하였다. 이때 연 속 X-band 레이더 이미지를 통해 확인한 유의파고와 3차원 스펙트럼 큐브의 signal-to-noise 비율의 제곱근과의 경험식과의 관계를 사용하였다.



(b) 수심 4m. v 축방향 유속 65 cm/s(Piotrowski and Dugan, 2002).

Dugan et al. (2001)은 Duck, NC (US)에서 촬영한 항공사진으로부터 해양의 수심 및 외해방향의 흐름 정보를 획득하기 위하여 256×256의 상대적으로 낮은 해상도로 이 기법을 적용하였다. 그 결과, 수심 4 ~ 12m를 대상으로 평균제곱근(RMS) 오차는 5 ~ 13% 발생하였다. Trizna (2001)는 레이더 연속 이미지의 3차원 FFT분석을 통해 파고의 높이가 높을수록, 수심이 얕을수록 오차가 증가한다는 것을 확인했다. Piotrowski와 Dugan (2002)은 시·공간적으로 작은 크기의 데이터 큐브가 심각한 오 류에 기여하는 반면, 픽셀의 공간적 해상도 및 이미지 샘플링 속도는 오류에 큰 영향 을 미치지 않다는 것을 보여주었다.

3D Data Cube 접근법이 가능하다는 것은 파랑이 정상상태 균일 조건에서 전파되 고 수심은 100m 정도의 일반적인 범위에서 일정하다는 것을 의미한다. 따라서 이 접 근법의 가정은 파도가 쇄파대 영역에서 전파됨에 따라 수심이 샘플링 창에서와 다를 경우에는 적합하지 않다. 즉, 사용되는 샘플링 창의 크기는 연안의 급격한 지형변화 를 조사하는 데 너무 커서 사용하기 어렵다.

나. Timestack을 이용한 지형 추정

이 접근법은 2차원 영역에서 1차원 배열의 픽셀 강도의 시계열 자료를 수집하는 것 으로, 일반적으로 해안선 수직방향의 시계열 자료를 수집하는데 활용된다. 그림 2.2는 해안선 수직방향의 시계열 자료로, 파도의 마루와 쇄파 지점을 명확히 보여준다. 그 림 2.2의 가로축을 자세히 살펴보면, 시간에 따른 픽셀 강도의 변화에 의한 파의 진 폭 변화를 파악할 수 있다.



그림 2.2 해안선 수직방향의 픽셀 강도 예시(Aarninkhof and Ruessink 2004). Stockdon and Holman(2000)은 그림 2.2와 같은 timestack을 토대로 파의 주파수 및 연안방향 및 횡단수심 방향의 파수를 계산하였다. 그리고 흐름이 존재하지 않는다 는 가정 하에, 분산관계식을 이용하여 0~5m 범위의 수심을 구하였고, 파의 주파수는 각 횡단수심 지접(픽셀)의 timestack으로부터 에너지 스펙트럼을 구하는 것으로 추정 하였다. 횡단수심 방향의 파수는, 주파수 영역으로부터 complex empirical orthogonal function(CEOF)을 이용하여 계산하였다. 이 방법의 특성은 주로 픽셀 강도 신호의 정규화된 교차 스펙트럼 행렬에 적용할 수 있고, 서로 다른 주파수로 진행하는 신호 들을 감지하는데 이용할 수 있는데 있다. 그 후 횡단수심 방향으로의 수심을 계산하 기 위해, 파랑 스펙트럼의 첨두 파 주기와 파수를 식 (2.2)에도 적용하였다. 이와 같 은 방법으로 계산된 수심 추정 결과는 실제 Duck, NC (US) 현장측량 결과와 거의 유사한 패턴 및 크기 경향을 보였다. Stockdon and Holman(2000)의 수심 추정 결과 가 현장 관측 결과보다 평균적으로 약 13% 높게 도출되었다. 수심 3m 이하의 천해 영역에서의 평균 오차는 3m 이상의 수심 영역에서의 평균 오차인 0.2m 보다 세 배 이상 높게 나타났다.

다. 시간 노출 이미지를 이용한 지형 추정

이 방법은 쇄파대에서의 쇄파 현상 때문에 지속되는 높은 강도 값을 이용한다. 10 분에 걸쳐 녹화된 파랑 이미지를 평균화함으로써 통계적으로 안정된 쇄파 패턴을 얻 기 위해 고안된 것으로서, Lippmann and Holman(1989)에 의해 처음 사용되었다. 당 시 평균화된 쇄파 패턴의 2D 영상을 이용하여 연안지형변화 패턴을 시각화하였다. 이를 통해 연안사주의 위치 및 길이와 같은 특징들도 함께 분석 해냈다. Ruessink et al.(2000)은 시간 평균 X-band 레이더 영상을 이용하여 연안사주의 위치와 형태를 분 석하였다. 그리고 Van Enckevort and Ruessink(2001)은 네덜란드의 Egmond aan Zee 해변에서 시간 평균 강도 프로파일을 이용하여 구한 파랑 에너지 및 roller balance를 기반으로 이중으로 구성된 연안사주의 위치를 분석하였다. 실제 현장관측 을 통해 측정된 연연사주의 위치와 Van Enckevort and Ruessink(2001)에 의해 예측 된 연안사주의 위치 사이에는 약 10m 크기의 오차가 있었다. 예측된 연안사주의 위 치는 외해역의 파고가 증가하거나 해수면이 감소하는 경우에는 외해 방향으로 이동 하는 결과를 보였다.

Aarninkhof et al.(2005)는 근빈의 지형변화를 장기간 관찰하기 위해, 시간 노출 비 디오 영상을 이용한 Subtidal Beach Mapper(SBM)이라는 육빈 지도 모델을 개발한 바 있다. 이 모델을 효율적으로 사용하려면, 모델 구동 전에 관측 혹은 수치모델을 이용하여 얻은 초기 횡단수심 프로파일을 입력해야 한다. 아래 그림 2.3은 시간 노출 영상을 이용하여 얻을 수 있는 roller의 소멸 패턴에 대한 예를 도식화한 것이다.



그림 2.3 시간 노출 이미지 (상단), 해안선 이미지 강도 프로파일 (하단) (Aarninkhof et al. 2005).

비디오 영상을 이용하여 도출된 roller의 소멸 패턴($D_O(x)$)을 수치모델을 통해 예측 된 roller의 소멸 패턴($D_C(x)$)과 비교하였다. $D_C(x) - D_O(x)$ 계산 값의 양수 및 음수 에 대한 의미는 해당 지점마다의 해저 침식 및 해저 퇴적을 의미한다. 이를 통해 시 간에 따른 해저면의 지형변화에 대한 결과를 도출할 수 있다. Aarninkhof et al.(2005)는 네덜란드의 Egmond aan Zee 해변에서 1시간 간격으로 노출된 1년 동안 의 비디오 영상을 촬영하는 실험을 실시하였다. 내해 측 연안사주의 평균제곱근 오차 는 약 0.2m, 최대 오차는 외해 측 연안사주에서 0.6m인 결과가 도출되었다. 이 기법 은, 앞서 언급한 두 방법과 같이, 파랑 특성에 대한 추정은 포함하지 않는 것이 특징 적이다. 하지만, 이 기법은 시간 평균 이미지의 높은 강도를 이용하여 연안사주의 위 치 및 황단수심 프로파일의 변화를 정량화함으로써 연안지형변화를 모사할 수 있는 장점을 가진다.

라. Sparse time-lapsed 이미지를 이용한 지형 추정

이 기법은 높은 영상 이미지 프레임을 필요로 하지는 않지만, 파랑의 주기보다 짧 은 시간 간격동안 촬영된 파랑 위상 또는 수위 변화 영상이 요구된다. Leu et al.(1999) 그리고 Leu and Chang(2005)는 각각 심해 및 천해영역에서 두 개의 SPOT 위성 이미지로부터 12m 미만의 수심을 추론하였다. 심해에서 천해로 파랑 변형이 진 행된다고 가정한 후, 2차원 심해파 위상 영상으로부터 심해 파랑의 지배적인 파수와 주파수를 추정하였다. 그런 다음, 천해 영역 이미지의 2D 파수 스펙트럼과 분산관계 식을 이용하여 천해 영역의 수심을 도출하였다. 이때 샘플링 이미지의 물리적 거리는 32픽셀을 200m로 설정하였다.

실제 비선형 파랑의 분산 효과는 선형 분산관계식에 의해 계산된 천해 영역의 수심 값에 오차를 동반할 수 있다. 이러한 이유로 자유표면의 수위변화에 대한 합성지도는 비선형 파랑 모델에 의해 수치적으로 생성해야 한다. Grili(1998)은 일정한 횡단수심 프로파일 기울기를 지닌 해변을 가정한 후 fully nonlinear potential flow(FNPF) 모 델을 사용하여 파랑 데이터를 추출하였다. 파랑 데이터 분석을 통해 심해 영역에서의 파랑 전파 속도와 파의 비대칭성과의 관계에 대한 경험식을 도출하였다. 해당 경험식 은 파수(k), 수심(h) 및 외해 파랑 경사도(koHo)에 대한 함수로 구성된다. 이때 파랑 의 전파 속도(c), 파고(H) 그리고 두 개의 파장(Lc 및 Lt)은 두 개의 연속된 영상이 미지로부터 추출된다. 그런 다음, 수심(h)과 외해역 파고(Ho)는 경험식을 이용하여 추 정한다. 이러한 비선형 수심 변환 방법은 실제 횡단수심 프로파일을 재현함에 있어 약 1~6%의 정규화된 상대오차를 보인 반면, 선형파 이론 기반의 예측 방법은 동일 연구대상 해역에서 최대 50%의 오차를 보였다.

Kennedy et al.(2000)은 비선형 Boussinesq 모델을 이용하여 자유표면 수위 변화와 유체 입자의 속도를 계산할 목적으로 두 개의 합성 공간 지도를 생성시켰다. 자유표 면 수위변화, 유체입자의 속도 및 초기 수심 정보를 Boussinesq 모델의 입력 자료로 활용하면 추후 발생할 수 있는 자유표면 수위변화 및 유체입자의 속도를 예측할 수 있다. Misra et al.(2003)은 최소 제곱법을 이용하여 파랑 위상 속도에 대한 계산 방 법을 개선함으로써 Kennedy et al.(2000)의 기법을 발전시켰다. 또한, Misra et al.(2003)의 알고리즘은 자유표면 수위변화로부터 유체입자의 속도를 계산할 수 있고, 혹은 유체입자의 속도로부터 자유표면 수위변화에 대한 계산도 가능할 수 있도록 하였다.

3. 연안 파랑 및 월파 예측

- 미국, 일본 등 해외 선진국에서는 광범위한 해상 관측망을 이용하여 실시간으로 많은 관측자료를 확보하여 해양재해 요소들을 사전에 탐지하여 대비하는 경보체 계를 운영하고 있다.
- 미국 파랑관측망은 연해, 외해 및 대륙붕 지역에 걸쳐서 구축되어 있어서, 깊은
 바다에서 너울의 발생을 관측하여 미리 연안에 예측정보를 제공하고 있다.
- 일본의 국토교통성(항만국) 및 항만공항기술연구소에서는 일본의 전해역 72개 지 점에 대해서 파랑관측망(NOWPHAS: Nationwide Ocean Wave information network for Ports and HAbourS)을 구축하여 실시간 관측을 수행하고 있다.
- 연안에서 파랑의 처오름 및 월파에 대한 연구는 대부분 수리모형 실험을 통해 행 해졌으며, 이를 통해 처오름 높이 및 월파량을 산정하는 실험식을 제시하는 형태 로 행해졌다(Ahrens and Heimbaugh 1988; de Wall and van der Meer 1992; Hedges and Reis 1998; Besley 1999; Mori and Cox 2003, 등).
- 2000년도에는 유럽의 CLASH(Crest Level Assessment of Coastal Structure and Hazard Analysis)를 중심으로 하여 처오름 높이 및 월파에 대한 실험자료 데이터 베이스가 구축되었으며, 이를 이용하여 새로운 처오름 높이 및 월파에 대한 경험 식을 도출하였다(EurOtop, 2007).
- 미국은 이안류로 인한 인명피해 등 연안재해를 저감하기 위한 대응기술을 개발하 기 위해, SANDYDUCK(NC, 1997), RIPEX(CA, 2001), NCEX(CA, 2003), MUDEX(Brazil, 2005), RCEX(CA, 2007) 등 연안 파랑 및 흐름에 대한 대대적인 관측실험 및 예측모형의 개발연구가 수행되어 왔다.
- 호주는 연안재해평가 연구사업(CoastSAFE Alive Project)에 의해 개발된 연안 영 상 모니터링 시스템(CoastalCOMS)을 활용하여 이안류 발생정보를 실시간으로 제 공하는 연구를 수행중이다.
- 유럽의 Deltares는 2010년 이후 실시간 연안 안전 예경보시스템(Real-Time Safety on Sandy Coast)를 구축하여 폭풍해일, 너울 및 이안류 등에 대한 예측정 보를 서비스하고 있다.

제 3 장 연구개발수행 내용 및 결과

제 1 절 스테레오 영상을 이용한 3차원 복원의 원리

본 절에서 제시되는 스테레오 영상을 이용한 3차원 해수면의 복원의 원리에 관한 이 론적 설명은 Fedele et al. (2011)의 연구보고서로부터 주로 참조되었다.

1. 카메라 좌표계와 실제 좌표계

카메라를 이용하여 촬영된 이미지의 3차원 재구성은 컴퓨터를 이용한 시각화 과정 중 가장 보편적인 문제 가운데 하나이다(Faugeras, 1993). 이러한 문제를 해결하기 위해 이 분야에서 가장 오래된 방법 중 하나는 스테레오 분석 방법이다. 이 방법은 두 개 이상의 카메라를 이용하여 3차원 입체감을 구현하는 방법이다. 스테레오 분석 은 두 개의 정지 영상 이미지를 분석할 때에는 정적일 수 있고, 동영상 장면을 분석 할 때에는 동적일 수 있다. 스테레오 분석 시 가장 중요한 점은 첫 번째 이미지의 어 느 한 특정 지점을 설정한 후 두 번째 이미지에서도 해당 지점을 찾을 수 있게 한다 는 점이다. 이러한 과정은 일반적으로 대응(correspondence) 과정으로 알려져있다 (Klette et al., 1998). 보통 두 개의 카메라는 고정되고 보정된다(Zhang, 2000). 그 후 대응점을 찾아내는 과정은 에피폴라 선을 이용하는 방법으로 수행할 수 있다. 만약 이미지가 동영상과 같이 동적으로 구성되어 있다면, 동영상 내 어느 한 움직이는 물 체를 기준으로 해서 두 영상 이미지의 대응과정을 수행할 수 있다(Kanade and Morris, 1998). 하지만 파랑을 대상으로 수행하는 연구에서는 ad-hoc 알고리즘을 구 현하여 스테레오 분석을 할 수 있다.

본 연구과제에서는 원근(perspective) 카메라 모델을 이용했다. 이상적인 pinhole 카 메라는 원근 카메라 모델의 한 종류에 해당한다(Jahne, 1993). 이 모델을 사용할 때에 는 무엇보다 먼저 세 개의 좌표계부터 설정해야 한다. 그림 3.1는 스테레오 이미지를 분석하여 3차원 복원을 수행한 예이다.



그림 3.1 스테레오 이미지 분석에 의한 3차원 복원 예

첫 번째 좌표계는 장면을 관측하는 카메라에 고정시켜 카메라의 시선과 일치하도록 한다. 좌표는 $\vec{X} = [X, Y, Z]^T$ 로 나타낼 수 있다. 여기서 Z축은 카메라의 시선과 일치 하며, X축과 Y축은 CCD(Charge Coupled Device, 예: 카메라의 감지요소)와 평행하 게 한다. 카메라의 초점을 좌표계의 원점으로 하며, 원점에 대한 상대적 3차원 공간 좌표계를 $\vec{X_o} = [X_o, Y_o, Z_o]^T$ 로 표시한다. 두 번째 좌표계는 2차원 이미지에 대한 좌 표계이며, $\vec{J_o} = [j_o, i_o]^T$ 와 같이 표현할 수 있다. CCD 카메라를 사용하는 경우, 이 두 좌표계 간의 관계는 카메라-렌즈 시스템에서의 초점 거리, 픽셀의 크기와 형태 및 CCD 칩의 위치에 따라 달라진다. 핀홀 근사법(pinhole approximation)에 $\vec{X} = [X, Y, Z]^T$ 로 주어진 3차원 좌표를 갖는 점의 이미지 좌표는 다음과 같이 표현할

수 있다:

$$Z\begin{bmatrix} j\\ i\\ 1\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & o_x\\ 0 & f_y & o_y\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X\\ Y\\ Z\\ 1\end{bmatrix}$$
(3.1)

여기서, $f_x ext{ 및 } f_y$ 는 각각 픽셀의 너비와 높이 방향으로의 초점 길이를 의미하고, o_x 및 o_y 는 CCD 평면과 카메라 시선의 교차점 좌표이다. 세 번째 좌표계는 관찰된 장면 과 관련이 있는데, 일명 세계 좌표계(world coordinate)라고 한다. 세계 좌표계는 $\overrightarrow{X'} = [X', Y', Z']^T$ 의 형태로 나타낼 수 있다. 이 좌표계에서 Z'축은 수직 방향과 평행 하고, (Y', Z')평면은 수평 평면과 평행하도록 구성된다. 카메라와 세계 좌표계 사이의 방향은 축에 대한 세 회전 반경(ϕ , $\tau ext{ 및 } \sigma$)에 의해 주어진다. 아래 그림 3.2에는 카메 라와 세계 좌표계간의 관계와 세 회전 반경에 대한 간략한 도식화다.



그림 3.2 카메라 좌표계의 초점 $[X_c', Y_c', Z_c']$ 과 이미지 좌표계[i, j], 세계 좌표계 [X', Y', Z'], 수면 좌표계 $[X_o, Y_o, Z_o]$ 그리고 회전반경 (ϕ, τ, σ) 에 대한 개념도

세계 좌표계에서의 카메라 좌표계로의 변환은 강체 운동(g = [R, T])에 대한 행렬인 아래 형태와 같이 표현할 수 있다:

$$g = \begin{bmatrix} R & T \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix}$$
(3.2)

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & T \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \\ 1 \end{bmatrix}$$
(3.3)

여기서 *R*은 회전 반경 요소(φ,τ,σ)로 구성된 회전 행렬, 그리고 *T* 는 카메라 및 세계 좌표계 사이의 변환 행렬이다. 이를 이용하여 세계 좌표계에서 이미지 좌표계로 의 변환은 아래와 같이 나타 낼 수 있다.

$$Z\begin{bmatrix} j\\ i\\ 1\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & o_x\\ 0 & f_y & o_y\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & T\\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X'\\ Y'\\ Z'\\ 1 \end{bmatrix}$$
(3.4)

이 행렬을 좀 더 간단히 하면 다시 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$Z\begin{bmatrix} \vec{J}\\1 \end{bmatrix} = K\Pi_0 g\begin{bmatrix} \vec{X'}\\1 \end{bmatrix}$$
(3.5)

여기에서 상수 3×4 행렬은 투시 투영을 나타낸다. 식 (3.5)는 다시 아래 식 (3.6)과 같이 간략히 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \vec{J} \\ 1 \end{bmatrix} \approx P\begin{bmatrix} \vec{X'} \\ 1 \end{bmatrix}$$
(3.6)

여기서, 3×4 행렬 $P = K\Pi_0 g$ 를 카메라 투영 행렬이라 한다. 스테레오를 구성하는 두 개의 이미지로부터 그에 대응하는 3차원 좌표를 계산하는 것은 최소 제곱법 및 삼각법을 기반으로 한다. 이를 위해 카메라 투영 행렬 P를 다시 4개의 부분 행렬도 나눌 필요가 있다.

$$P = \begin{bmatrix} D_{2\times3} & b_{2\times1} \\ q_{1\times3} & \gamma_{1\times1} \end{bmatrix}$$
(3.7)

따라서 투영 프로세스는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z\begin{bmatrix}j\\i\\1\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}D_{2\times3} & b_{2\times1}\\q_{1\times3} & \gamma_{1\times1}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X'\\Y'\\Z'\\1\end{bmatrix}$$
(3.8)

여기서, Z는 비례계수로 간주되고, 다시 아래 행렬식과 같이 나타낼 수 있다.

$$Z\begin{bmatrix}j\\i\\1\end{bmatrix} = Z\begin{bmatrix}\vec{J}\\1\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}D\vec{X'}+b\\q\vec{X'}+\gamma\end{bmatrix}$$
(3.9)

$$\begin{cases} \vec{J} = (\vec{DX'} + b)/Z \\ Z = q\vec{X'} + \gamma \end{cases}$$
(3.10)

→ 카메라의 지점 J는 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{J} = \frac{D\vec{X'} + b}{q\vec{X'} + \gamma} \tag{3.11}$$

상기 식 (3.10)는 다시 다음 식 (3.12) 및 식 (3.13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\vec{J}(q\vec{X'}+\gamma) = D\vec{X'}+b \tag{3.12}$$

$$(\overrightarrow{J}q - D)\overrightarrow{X'} = b - \gamma \overrightarrow{J}$$
(3.13)

두 카메라 평면(L: 왼쪽 카메라, R: 오른쪽 카메라)에서 동일한 세계 좌표계 지점 $(\overrightarrow{X'})$ 의 이미지 좌표 (\overrightarrow{J}) 를 알고 있는 경우, 그림 3.3에 표시된 것처럼, 세 개의 좌표 $\overrightarrow{X'} = [X', Y', Z']^T$ 를 결정할 수 있다.



그림 3.3 스테레오 영상 시스템의 개념도

$$\begin{cases} (\overrightarrow{J_L} q_L - D_L) \overrightarrow{X'} = b_L - \gamma_L \overrightarrow{J_L} \\ (\overrightarrow{J_R} q_R - D_R) \overrightarrow{X'} = b_R - \gamma_R \overrightarrow{J_R} \end{cases}$$
(3.14)

세 개의 미지수와 4개의 방정식으로 된 앞의 시스템은 이보다 더 단순화할 수 없 다. 이후부터는 시스템의 각 행이 정규화된 후 오차를 최소화함으로써 계산해야 한 다. 상기 식 (18)은 3차원 세계 좌표계($\vec{X'}$)로 표현된다. 하지만 아직 세계 좌표계는 미지수로 추후 단계에서 계산되어 진다. 이는 여기에서 사용되는 스테레오 방법에서 기준 좌표계가 그림 3.4의 왼쪽 카메라 좌표계와 일치하도록 설정됨을 의미한다. 즉, 회전 행렬 R과 변환 벡터 T는 카메라 좌표계이 상호위치를 정의한다. 우측 좌표계에 서 좌측 좌표계로의 강체 운동 변환은 다음과 같이 수행할 수 있다.

$$X = X_L = RX_R + T \tag{3.15}$$

이 강체 운동은 카메라 보정 절차를 통해 구해진다(Ma et al., 2004). 동일한 방법 으로 유효 초점 길이와 주요 점 좌표도 결정된다. 여기서 제안된 스테레오 방식은 픽 셀을 기반으로 한다. 윈도우 창의 크기는 시간에 따라 동일한 크기로 고정하고, 이 창에서 영상 이미지의 회색 값의 분산이 임의 설정한 임계값보다 높은 경우에만 해 당 픽셀의 검색이 시작된다. 스테레오 영상에서 해당 픽셀을 자동으로 검색하려면 에 피폴라 기하학의 원리를 이용해야 한다(Ma et al., 2004). 특히 광학시스템에서 3차원 점 X_0 의 정확한 위치를 알 수 없는 경우에도 해당 이미지 지점 J_0 를 통과하는 광학 축 상에 놓여야 한다. 그림 6의 스테레오 시스템에서 J_L 이 왼쪽 이미지상에 존재한다 면, 대응되는 지점인 J_R 은 오른쪽 이미지 평면에서 J_L 의 광학 축 투영 상에 존재하게 된다. 아래 식 (3.16)을 조절하면 에피폴라 선에 대한 방정식을 유도할 수 있고, 이 방정식을 통해 대응점을 찾을 수 있다(Benetazzo, 2006). 아래 그림 3.4은 에피폴라 선을 이용하여 대응점을 찾는 과정의 한 예를 보여준다.

(3.16)



 $\overrightarrow{X'} = \overrightarrow{R} \overrightarrow{X} + \overrightarrow{T}$

그림 3.4 에피폴라 선을 이용한 카메라 대응점 검색의 예

대응점을 찾기 위해서는, 교차 상관관계식 및 피라미드형 프로세스가 이용된다. 스 테레오 매칭의 피라미드형 프로세스는 왼쪽 카메라 일반 격자에 있는 임의 픽셀에서 시작하여, 정규 격자를 정제하는 과정을 반복함으로써 밀집된 격차 지도를 얻는 과정 을 말한다. 첫 번째 단계에서는 격자의 각 픽셀에 대해 오른쪽 카메라면의 모든 에피 폴라 선의 대응점이 검색된다. 여기서 교차 상관 계수가 가장 높은 오른쪽 영상 픽셀 이 대응점으로 선택된다. 이 계수가 임계값(0.85로 설정)을 초과하는 경우에만 두 이 미지 평면에서 해당 픽셀의 위치와 카메라 투영 행렬을 이용하여 선택된 점에서의 3 차원 좌표 $\overrightarrow{X} = [X, Y, Z]^T$ 를 결정한다. 격자 내 소수의 픽셀은 오직 수면에서의 첫 번 째 근사치만 허용한다. 그런 다음, 나머지 평면에서 부분적으로 근사치를 구할 수 있 는 표면가설을 이용한다(그림 3.5).



그림 3.5 피라미드형 프로세스에 대한 개념도

이 가설은 정제된 새로운 격자의 각 픽셀에 대해 에피폴라 선의 대응점을 제시한 다. 이는 계산해야 하는 교차 상관 계수의 개수를 줄이고 계산 시간도 줄여준다. 새 로운 상호 관계가 정의되고 최대 교차 상관 계수가 선택된 임계값을 초과하게 되면 새로운 3차원 위치가 결정된다. 3차원 수면 형상은 새로운 국소 평면 근사치를 추정 할 수 있는 새로운 점으로 대체된다. 삼각법 과정 후 왼쪽 카메라에 3차원 수면에 대 한 공간과 시간 영역이 설정된다. 그 다음 데이터를 분석하기 위해 중력 가속도 방향 인 *Z*축을 설정하기 위한 3차원 점을 회전시켜야 한다. 일반적으로 신뢰할만한 *Z*'축 을 계산할 수 있는 방법은 아직 알려지지 않았다. 따라서, 현재 시도할 수 있는 방법 중 하나는 카메라 좌표계(이미지 평면 및 카메라 시선)에서 세계 좌표 시스템(수평 평면 및 수직 방향)으로 3차원 좌표를 변환하는 방법이다. 이 강체 변형 과정은 앞서 언급한 식 (20)과 같다.

카메라 좌표계에서의 평균 평면(aX+bY+cZ+d=0)의 방정식은 최소제곱법을 통해 구해진다. 세계 좌표계의 각 점에 대한 수위는 평균 평면으로부터의 거리로 계산된 다. 그 다음으로 회전행렬의 마지막 행 *R*이 주어진다.

$$r_3 = \frac{[a \ b \ -1]^T}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}} \tag{3.17}$$

특정 $[X, Y, Z]^T$ 점에 대해 수평 평균 평면으로부터 계산된 수위는 다음과 같이 나 타낼 수 있다.

$$Z' = r_3 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \frac{d}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}}$$
(3.18)

다른 두 행은 R행렬이 직교하고 정규화 되어있다는 가정으로부터 계산된다.

$$r_1 = \frac{\left[a, -(1+a^2)/b, -1\right]^T}{\sqrt{a^2 + ((1+a^2)/b)^2 + 1}}$$
(3.19)

$$r_2 = \frac{[b, 0, ab]^T}{\sqrt{a^2 b^2 + b^2}} \tag{3.20}$$

마지막으로, 행렬 R은 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$R = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix} \tag{3.21}$$

여기서 a와 b는 평균 평면의 방정식에서 도출된 매개변수이다. 따라서 카메라와 세

계 좌표계의 변화는 아래와 같이 주어진다.

$$\begin{bmatrix} X'\\Y'\\Z' \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X\\Y\\Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0\\0\\\frac{d}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}} \end{bmatrix}$$
(3.22)

3×3 정규 회전 행렬의 개별요소 R_{ij} 를 이용하여 카메라 축에 대한 3번의 연속 회전 을 계산한다(그림 3.6). 아래 그림 3.6 및 그림 3.7는 각각 세계 좌표계에서의 3차원 좌표를 얻기 위한 프로세스의 예 및 세계 좌표계에서의 2차원 수위 지도의 예를 보 여준다.



그림 3.6 카메라 좌표계로부터 실제 좌표계를 계산하는 프로세스의 예



그림 3.7 스테레오 이미지로부터 2차원 수위 지도 생성의 예

2. 스테레오 이미지를 이용한 해수면 추정의 정확도

일반적으로 스테레오 매칭은 표면이 난반사되지 않고 모든 방향에서 같은 밝기로 보이는 램버시안 속성을 갖는 경우에 적용될 수 있다(Jähne, 1997). 그러나 카메라의 위치와 표면의 특성에 대한 몇 가지 조건은 반사가 물 표면의 질감으로 고려될 수 있음을 보여준다(Jähne, 1997). 스테레오 삼각 매칭작업 후 물의 반사 특성으로 발생 하는 편향에 의해 물의 높이도 추정할 수 있다. 이러한 편향은 파도의 파장과 경사진 정도에 따라 달라진다. 경사면이 수평면과 이루는 각도가 카메라의 시선에 의한 경사 보다 훨씬 큰 경우에는 편향의 정도가 작아진다. 따라서 이 오류는 카메라의 시선 사 이의 각도가 작을수록 줄일 수 있다. 그런 반면, 이는 quantization 오차를 증가시키 기도 한다. 따라서 trade-off를 찾아야 한다: 이 작업에 사용된 카메라 설정은 그림 3.8과 같이 높이와 기저부의 비율(|T|/Z0)이 약 0.1이고 카메라의 시선 사이의 각도 가 약 0.05 라디안이다. 이는 일반적인 파도의 최대 경사와 비교했을 때 거의 무시할 정도로 작은 값이어서 스테레오 카메라에 의한 파도의 3차원 복원은 정확하게 이루 어질 수 있다. 해양 파도 높이 추정을 위해 사용된 스테레오 카메라의 설정은 표 3.1 에 요약되어 있다. 여기서 Res는 해상도이다. 고해상도를 유지하기 위해 |T|/Z0의 값으로 다소 큰 값이 사용되었다.

Reference	$ T /Z_0$	Size (m×m)	Z-Res (mm)	X/Y-Res (mm)
Cote et al. (1960)	0.6	900×600	150	600
Dobson (1970)	n/a	3.6×3.6	0.75	n/a
Holthuijsen (1983)	≈0.5	(54-220)×(54-220)	n/a	n/a
Shemdin et al. (1988)	0.4	2.5×2.5	3	8.5
Banner et al. (1989)	0.3-0.4	2.0×2.0	1	n/a
Santel et al. (2004)	0.25-1.0	200×200	40	40-80

표 3.1 스테레오 이미지를 이용한 3차원 복원 시 다른 연구에서 사용된 파라메터 값

스테레오 처리과정의 내적오류에는 양자화 오류(quantization error)가 있다. 이는 CCD에 의해 작동되는 픽셀 양자화 및 삼각 측량 프로세스에 의해 발생한다. 대상 영 역에서 양자화 오류는 균일하지 않고 최댓값만 추정될 수 있다. 스테레오 장비의 개 념도가 그림 3.8과 같이 표현되어 있다. 여기서 Z축은 기준선에 수직이고, X축은 기 준선과 평행하다. 3차원 파고 복원의 정확도는 대상과 카메라 사이의 수직거리(\hat{Z}), 초점 거리(f), 카메라의 해상도(즉, CCD 평면의 물리적 크기; CCD 셀 사이즈* 픽셀 수), 카메라 사이의 거리(T), 카메라 사이의 시야각(α)에 따라 달라진다. m과 n축은 CCD의 주요 포인트를 기준으로 각각의 카메라 이미지에 있는 픽셀의 이미지 좌표이 다. 아래 2차원 모형에서 CCD는 하나의 축으로 근사된다. N이 1차원 CCD의 픽셀 수라고 하면, 최대 양자화 오차는 m= -N/2, n= N/2인 경우에 발생한다. Z축을 따른 최대 절대오차($e_{r\hat{z}}$)는 기준선으로부터의 거리 \hat{Z} 에 대해서 다음과 같이 표현된다.

$$e_{r\hat{Z}} = \frac{\hat{Z}^2}{2|T|N} \frac{\sin(2\beta)}{\cos(\beta + \alpha)^2}$$
(3.23)

여기서, β는 카메라의 화각의 절반이다. X축의 최대오차는 픽셀해상도이다.

$$e_{r\hat{X}} = \frac{\hat{Z}}{2N} \frac{\sin(2\beta)}{\cos(\beta + \alpha)^2} \tag{3.24}$$

세 번째 축인 Y축의 오차는 다음과 같이 표현된다.

$$e_{r\hat{Y}} = \frac{\hat{Z}}{2N} \frac{\sin(2\beta)}{\cos(\beta)^2} \tag{3.25}$$

이 수식은 카메라 좌표계의 오차를 추정하는데 사용된다.



그림 3.8 - 스테레오 카메라를 이용한 파랑 추정의 2차원 개념도

세계 좌표계의 오차는 카메라 좌표계를 세계 좌표계로 변환하는 회전행렬(R)을 적 용한 카메라 좌표계의 오차로부터 계산된다.

$$\begin{bmatrix} er_X \\ er_Y \\ er_Z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} er_X \\ er_Y \\ er_Z \end{bmatrix}$$
(3.26)

스테레오 분석의 또 다른 가능한 오류는 일치 오류(matching error)이다. False negative(누락)와 false positive(잘못된 일치)의 두 가지 유형이 있다. 일련의 가상 실 험이 다음과 같이 수행되었다. 자연 및 인공물을 재현한 200개의 이미지가 생성되었 고 실제 물결의 스테레오 이미지도 고려되었다. 가상 스테레오 장비는 480×640 픽셀 카메라 2개로 구성되었다. 기준선([T])은 1.0m로 설정되었고 기준선과 목표 사이의 평균 거리(Z₀)는 10.0m 이다. 각 카메라의 시야각은 43° 이고, 카메라 시야 사이의 각 은 4°이다. 이 조건에서 Z 방향의 최대 양자화 오차는 약 0.065m이다. 각각의 가상 이미지는 텍스처와 같이 사인파(파장은 10m, 진폭은 0.5m)에 투영된다. 이 텍스처 된 사인파는 카메라 모델의 투영 행렬(projection matrix)에 의해 각각의 스테레오 카메 라 평면에 투영된다. 그런 뒤 이미지는 실제 CCD의 신호 잡음비의 특성과 같이 가우 스 노이즈가 적용된다. 마지막 단계로 스테레오 알고리즘이 적용된다. 수면의 모양이 재구성되고 원본 합성 웨이브가 스테레오 알고리즘을 통해 재구성한 웨이브와 비교 된다. 각 지점에서의 수위의 오류는 관측된 고도와 원래 합성 파의 고도 차이로 계산 된다. 일관성을 유지한 채 왼쪽 카메라의 Y축을 중심으로 간단한 회전과 동일한 축 에 평행한 방향으로의 이동을 하여 실험을 진행하였다. 이 실험에서 카메라의 위치는 실제 상황과 가깝게 배치되었다. 아래는 파라메터를 사용하여 이미지 간의 오차를 분 석한 것이다.

$$LV_{i}(Im) = E_{(i)} \left[(Im(i,j) - Im(i,j+1))^{2} \right]$$
(3.27)

여기서, Im(i,j)는 위치 (i,j)의 픽셀 강도 값이고, E(j)는 이미지 좌표계의 에피 폴라선의 좌표 j에 따른 기대 연산자이다(그림 3.9).

그림 3.9은 가상 실험에 대한 오차의 분산과 에피폴라리인 분산 $LV_i(Im)$ 사이의 관계를 나타낸다. 정상적인 오차 분포를 가정하면 matching 오차는 LV_i 파라메터에 따

라 0.005mm 와 0.8m 사이에 최대 오차를 나타낸다. 이를 통해 자연파(|T|/Z0=0.1)의 조건에서 스테레오 기법을 통한 수위 측정을 할 수 있는데, 일반적으로 여기서의 오 류는 무시할 수 있다. 스테레오 기법에서 2차원 subpixel detector가 매칭의 정확도 향상을 위해 사용되었다.



그림 3.9 합성 이미지와 실제 물표면 이미지 오차의 분산 분포. 가로축은 에피폴라 라인 분산을 나타내며, 픽셀 밝기를 나타내는 값의 제곱 값임.

제 2 절 스테레오 영상 시스템 구축 및 테스트 결과

1. 스테레오 영상 시스템의 하드웨어 사양

스테레오 카메라의 운용을 위한 하드웨어는 다음과 같이 구성된다. 고해상도의 카 메라, 왜곡도가 적은 렌즈를 사용하고, 4 FPS ~ 13.8 FPS의 이미지의 취득을 위해 고사양의 PC와 trigger board를 자체 제작하여 두 카메라 간의 이미지 취득시간을 1 *msec*이하로 줄여 동시간의 이미지를 취득한다.

표 3.2 스테레오 카메라 하드웨어 구성

구분	내용(품명)	비고	
PC	Mobile PC	- I7 8세대 - 32 GB RAM, 1 TB SSD	
		- 야외용 방수(IP65)	
카메라	TC0816-10Mp	- Blackfly 3.2 MP Color GigE PoE (Sony IMX265)	
렌즈		- Focal Length : 16 mm	
이미지 동기화 장치	- 별도 제작	- Camera Trigger 보드	
이미지 제어 프로그램	- 별도 제작	- 1 msec 이하 시간 동기화 이미지 취득	
기타 : 전원 및 제어용 cable (5m)			



그림 3.10 카메라



그림 3.11 렌즈



그림 3.12 이미지 수집용 PC

② Camera_Trigger-FINAL 아두이노 1.8.7	- 0 ×	🗞 FlyCap2 2.13.3.31 - Point Grey Research Blackfly BFLY-PGE-3154C (18481889) - 🗆 🗙
파일 편집 스케지 둘 도롱말		File View Settings Help
		0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
Camera_Trigger-FINAL		Camera Information
Int CMERA-8:	~	Frame rate
		Processed: 16.11 fps
		- Requested 16.23 fps
void setup() {		Received: 16.25 fps
DIR Note (CAMERA, DUTEUT):		Timestamp
		- Seconds: Tri Dec 21 03:43:34 2018 Microscophy 181001
)		- Camera timestamo secondo: \$7
10 m 1		- Camera timestamp count: 3939
void loop() {		- Camera timestamp offset: 0238
digita United CANERA HIGHD:		With 2014
		-Height 1536
delay(125):		- Pixel format: Raw 8
digital@rite(CAMERA, LOW):		- Bis per pixet: 8
detay (125);		Embedded image information Disgnostics
8		
0		
202 # E		
그케시는 프로그램 서당 동안 940 마이트((4)를 사용, 위대 사상	OUTE.	
그의 연수는 음악 에오린 9000트(대)할 사용, 200800트의 시1	1년구가 밥솥 : 의	
c		() A construction of the construction of th
10 Arth	size/Geneine Une on	City State (New / Dispillent/16.31 frs./18.55 frs./16.25 frs. Cursor (N/A) 1824 (N/A) Zoore/25 (N/1998) 25

그림 3.13 이미지 제어용 소프트웨어

Blackfly 3.2 MP Color GigE PoE 카메라를 사용하였고 대략적인 카메라 성능은 다음과 같다.

- Resolution 2048 x 1536
- Frame Rate 35 FPS
- Megapixels 3.2 MP
- Chroma Color
- Sensor Name Sony IMX265
- Sensor Type CMOS
- Readout Method Global shutter
- Sensor Format 1/1.8"
- Pixel Size $3.45 \ \mu m$
- Lens Mount C-mount

두 대의 카메라가 동시에 영상을 취득하는지 확인하기 위해서 1/1000 초까지 확인 되는 초시계를 이용하여 동시에 촬영을 시작하여 두 영상을 취득하였다. 그런 후 초 당 1프레임에서 10프레임까지 증가시키면서 확인하였다. 그림 4.5는 초당 10프레임에 서 좌우 두 카메라의 영상을 나타낸 것이다. 1/1000초까지 정확히 동시에 이미지를 취득하는 것을 확인한 다음에 이를 파도에 적용할 수 있다고 확인하였다.



Left

Right

그림 3.14 시간 동기화 테스트 (초당 10프레임 Left, Right 카메라 두 대를 사용하여 테스트)
2. 카메라 내부 보정 방법

카메라 렌즈의 굴곡으로 인해서 특히 카메라 이미지의 측면부에 왜곡이 많이 발생 한다. 이러한 왜곡을 보정하기 위해서 카메라 내부보정을 수행한다. 내부 보정을 통 해 초점 거리(Focal Length), 주점(Principal Point), 왜곡도(Distortion) 값을 구해 3차 원 파도 복원 과정 중 첫 번째 과정(Prepare)의 입력 변수로 사용이 된다. 이러한 과 정을 거치면 이미지가 정사보정이 되어 평평한 형태를 갖추게 된다.

보정을 위해 각각의 카메라를 정사각의 체크보드(가로, 세로 30mm의 사각형 각각 의 방향으로 10개)를 이용하여 보정을 위한 사진촬영을 한다(그림 3.15). 사진촬영 후 각 사진의 체크보드의 최 외곽 지점을 확인하여 지정하여 축을 설정 후 내부의 코너 부분을 지정한다. 이러한 과정을 모든 이미지에 적용하여 이미지 전체의 왜곡도를 파 악한다. 오차분석을 통해 잘못 지정된 외곽의 좌표를 수정하여 오차를 최소로 줄여 왜곡도를 확인한다.



(c)

(b)



그림 3.15 (a) 카메라를 통한 촬영한 체크보드 전체 이미지, (b) 외곽의 경계부분 지정, (c) 내부의 작은 정사각형의 외곽지점 자동 인식 아래 그림은 체크보드를 촬영한 이미지 전체의 모습을 좌표를 global 좌표계로 변 환한 사진이다. 촬영된 사진 중 총 12장의 사진이 선정되어 카메라 내부보정을 위한 사진으로 사용되었다. 카메라의 모든 영역을 포괄하는 이미지로 선정이 되었고, 빛에 의한 반사로 경계를 확인하기 어려운 사진은 제외되었다. 내부보정 결과는 그림 3.17 에 제시되어 있고 픽셀 오차는 좌측 카메라의 경우 [0.10128 0.08681], 우측 카메라는 [0.08324 0.08620]으로 매우 정밀하게 왜곡도 보정을 마쳤다. 이는 현재 운용중인 시 스템에서의 오차가 0.3 내외인 점을 비교하면 매우 정확한 결과이다. 그림 3.18를 통 해 카메라 이미지 내에서의 왜곡도 분포를 확인할 수 있다.



그림 3.16 왜곡도 보정 결과

(a)

Calibration results (with uncertainties):

```
      Focal Length:
      fc = [ 4764.51388 4760.02901 ] □ [ 297.30696 295.85383 ]

      Principal point:
      cc = [ 980.46554 768.28572 ] □ [ 13.29503 36.38091 ]

      Skew:
      alpha_c = [ 0.00000 ] □ [ 0.00000 ] => angle of pixel axes = 90.00000 □ 0.00000 degrees

      Distortion:
      kc = [ 0.02549 0.43776 -0.00056 -0.00174 0.00000 ] □ [ 0.00925 0.13282 0.00072 0.00063 0.00000 ]

      Pixel error:
      err = [ 0.10128 0.08681 ]
```

(b)

Calibration results after optimization (with uncertainties):

 Focal Length:
 fc = [4740.07870 4734.08524] +/- [74.86310 74.72695]

 Principal point:
 cc = [941.63359 794.95530] +/- [12.74188 10.74763]

 Skew:
 alpha_c = [0.00000] +/- [0.00000] => angle of pixel axes = 90.00000 +/- 0.00000 degrees

 Distortion:
 kc = [0.02977 0.31124 -0.00017 -0.00334 0.00000] +/- [0.00723 0.06294 0.00052 0.00059 0.00000]

 Pixel error:
 err = [0.08324 0.06620]

그림 3.17 좌우 카메라의 왜곡도 분석 결과 (a) 좌측 카메라, (b) 우측 카메라



그림 3.18 왜곡도 보정 결과

3. 3차원 파고 복원 예시

3차원 파고 복원의 현장 실험을 위해 송도해수욕장을 선정하여 실험을 진행하였다. 다음의 결과는 수차례 실험 중 파고가 가장 높았던 시기의 자료이다. 파고 복원의 과 정은 총 3단계의 과정으로 이루어져있다. 첫 번째 단계는 PREPARE로 사전에 카메 라 렌즈의 보정을 통해 계산한 distortion parameter와 intrinsic parameter를 불러와 각각의 사진 이미지의 왜곡을 보정하고 이를 통해 카메라의 위치에 관한 정보인 외 부 보정을 수행한다(그림 3.19). 두 번째 단계는 MATCH로 이 과정에서는 이미지 각 각의 특징점을 찾아 두 이미지에서 추출한 특징점의 상관관계 분석을 통해 일치하는 특징점을 추출하여 매칭하는 과정이다. 이 과정에서 1단계에서 계산한 외부보정계수 인 R, T matrix를 사용한다. 특징점의 매칭과정에서 매칭되는 점의 개수가 충분히 크지 않으면 3차원 복원을 진행할 수 없어 이미지 촬영 시에 충분한 검증을 통해 촬 영을 할 필요가 있다. 이 때 주요한 점으로 내부보정 파라메터는 카메라 각각에 대한 입력값으로 사용가능하여 각 카메라 보정 시 위치에 상관이 크지 않지만, 외부보정 파라메터는 두 카메라에 공통으로 적용이 되어 두 카메라의 회전과 대상지점과의 거 리 등의 조건을 일치시킬 필요가 있다. 3차원 복원 대상이 파도인 이유로 연속 이미 지 촬영과정에서 구조물 같이 정적으로 움직임이 없는 물체는 이 단계에서 제외된다.



그림 3.19 내부보정을 통한 오차 분석과 내부보정 파라메터를 통해 추출한 입력값

- 33 -



그림 3.20 각 이미지의 특징점 추출을 통한 매칭점 확인, (a) 좌측 카메라 이미지의 특징점, (b) 우측 카메라 이미지의 특징점, (c) 두 이미지 간의 특징점 매칭

마지막 단계는 STEREO로 이 단계에서는 앞서 계산한 매칭 점을 OpenCV 라이브 러리를 통해 이미지를 3차원으로 재구성한다. 3차원 재구성 방법은 다음과 같다. 프 레임에 저장된 외부·내부 보정 파라메터를 이용하여 두 이미지를 동일 선상에 배열 하여 MATCH단계에서 계산한 에피폴라 선과 일치시킨다(그림 3.21). 정렬 후 dense stereo algorithm을 이용하여 두 프레임 간의 disparity map을 구성한다(그림 3.22(a)). 이 맵은 매칭 영역의 경계에서 에러를 나타내는 경향이 있어 preliminary morphological filters를 적용하여 오차를 줄인다(그림 3.22(b)). 추가로 다양한 필터를 이용해 매칭점을 필터링 한다. 필터링을 마친 이미지의 매칭점은 항상 각각의 에피폴 라 선상에 있기 때문에 삼각 측량 접근법을 통해 높이 값을 계산할 수 있다. 하지만 삼각 측량 접근법을 직접 사용하기에 앞서 하나의 단일 점으로는 1대 1 매칭의 불확 실성 및 오차에 가능성이 높아 점군(point cloud)를 통해 높이를 추정한다. 이전의 필 터를 통과했을 가능성이 있는 매칭점의 아웃라이어를 제한하기 위해, 평균 평면의 robust RANSAC을 수행한다(Fischler and Bolles, 1981). 이렇게 필터링과 아웃라이 어가 제거된 점군으로부터 3개의 임의의 점군을 추출하여 평면을 구성하는 평면 매 개변수를 계산한다. 평면의 재구성을 반복하여 수행하여 최종적으로 이미지의 높이를 매끄럽게 추정한다. 최종적으로 계산한 높이는 그림 4.14와 같이 표현된다.



그림 3.21 스테레오 이미지의 외부보정 파라메터를 이용한 동일 분석 대상 지정

(a)





그림 3.22 Disparity map, (a) 경제부분에 필터 적용 전, (b) 경계부분에 필터 적용 후



그림 3.23 10 프레임(2.5초) 간격의 3차원 해수면 복원 결과

제 3 절 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링

1. 영상에서 객체 검출-분류-추적 기술

비디오로부터 입력받은 이미지는 전경객체(Foreground object)와 배경객체 (Background pixel)에 대한 픽셀 집합으로 구분할 수 있다. 처리된 이미지 결과는 바 이너리 이미지(binary image)나 마스크(mask) 형태로 나타나게 된다. 객체를 검출하 고 분류하며, 추적하는데 있어 기본적인 방법은 다음과 같다.

가. 객체 검출(Object Detection)

객체 검출은 객체의 클러스터 픽셀과 비디오 시퀀스에서 관심있는 객체를 인식하는 과정이다. 이는 Frame differencing, Optical flow, Background subtraction과 같은 다 양한 방법으로 수행 할 수 있다.

(1) Frame differencing

두 개의 연속되는 이미지 사이의 차이를 계산함으로써 움직이는 객체가 존재한다고 판단하는 방법이다. 이미지 사이의 차이는 결국 시간에 따라 변하기 때문에 시간변수 t를 이용하여 계산한다. 배경을 제거하고, 전경픽셀을 한계치로 하여 차이를 구함으로 써 이미지를 개선하게 된다. 이는 제일 쉽고 간단한 구현방법이고, 빈 현상(empty phenomenon)이 있을 때 적용하기 좋은 알고리즘이나, 움직이는 객체의 윤곽을 얻기 는 매우 어렵다.

(2) Optical Flow

Optical flow 방법은 관찰자(눈 또는 카메라)와 장면 사이에 관계있는 움직임에 의 해 발생되는 시각적 장면에서 가장자리와 표면, 객체의 동작들을 나타내는 패턴이라 할 수 있다. 각 위치에서 나타난 크기와 방향이 각 화살의 길이와 방향에 의해 나타 난다. 단순히, 영상에서 모션 벡터를 찾는 방법이라고 할 수 있다. 이 방법은 계산량 이 많고, 잡음에 민감하며 실시간 환경에서 적용하기에 알맞지 않은 알고리즘으로 CCTV와 같은 환경에 적용하면 계산량이 많아져 속도 저하의 단점이 있다.

(3) Background Subtraction

배경 추출 방법은 현재 이미지와 움직이는 객체를 탐지하기 위한 배경 이미지의 차 이를 이용하는 방법으로 핵심은 배경 모델링으로 모델링시 움직이는 객체를 충분히 인식해야 한다. 배경 모델링 방법으로 mean filter와 median filter를 주로 사용한다. 주위 외부 환경 변화에 대해 굉장히 민감한 특징이 있지만, 이는 배경에 대한 정보를 알고 있는 경우, 객체의 대한 정보를 완벽하게 얻을 수 있다. 배경 추출을 위한 대표 적 방법은 Gaussian of Mixture(가우시안 혼합모델), Approximate median, Adaptive background가 있다.

가우시안 혼합 모델은 여러 개의 가우시안 확률밀도함수로 데이터의 분포를 모델링 하는 방법으로 영상에서는 각각의 픽셀 값을 의미하며 배경의 학습을 통해 배경 모 델이 형성되고 이를 이용해 배경을 따로 추출해 낼 수 있다. 배경에 대한 학습이 이 루어지는 과정에서 배경과 객체를 분리하고, 깔끔한 객체를 따내기 위해선 median filter를 적용하는 과정을 거치면 된다.

나. 객체 분류(Object Classification)

객체 분류는 자동차, 새, 구름, 나무나 다른 움직이는 객체들로 분류될 수 있다. 이 리한 객체를 분류하기 위한 방법으로는 Shape-based classification, Motion-based classification, Color based classification and Texture based classification 등이 있다. Shape-based 방법을 제외하곤 계산 시간이 모두 오래 걸리고, 객체를 분류하는데 있 어서 가장 정확성을 가지는 알고리즘은 Texture, Color 를 이용한 방법이다. Shape 기반 모델은 동적인 환경에 알맞지 않으며, 내부의 움직임은 탐지가 불가능하다. 단 지 정해놓은 간단한 패턴에 대해서만 적용이 가능하다. Motion을 이용한 방법은 움직 이지 않는 객체에 대해서는 추적을 할 수 없다는 단점이 있다. 객체가 가능한한 계속 움직이는 환경에서 적용해야 좋은 알고리즘이다. Texture 정보를 이용한 방법은 영상 에 따라 부가적인 계산이 늘어 날 수 있다는 단점을 가지지만, 정확성은 높다. 마지 막으로 Color를 이용한 분류 방법은 Gaussian Mixture Model을 이용하여 보다 정확 하게 객체를 분류할 수 있다. Color에 의한 분류방법을 선호한다.

다. 객체 추적 (Object 추적)

객체 추적은 주변 환경에서 일어나는 이미지의 움직임, 경로를 추적하는 문제로, 영 상의 싱글 프레임 환경에서 객체의 움직임을 찾을 때 경로를 생성해가는 과정을 거 친다. 객체 추적은 움직이는 장면에서 이미지면에 있는 물체의 경로 근사치 구하는 문제라고 할 수 있다. 즉, 영상에서 관심있는 물체가 움직이는 경로가 얼마나 그 전 프레임과 유사한지 알아낸 다음 동일 객체라고 인식하게 되면, 그 물체를 계속 추적 하는 것이라고 할 수 있다. 객체를 추적하는 방법에는 Point 추적, Kernel 추적, Silhouette 등의 방법이 있다. point tracker는 매 프레임에서 상황을 결정하고, kernel 이나 contour 등을 이용한 추적 방법에서는 object가 오직 처음에 나타날 때만 detection하는 과정을 거치게 된다. (1) point 추적

이미지 구조에서 객체를 인식하고 움직이는 객체를 특징점에 의해 나타내며, 주로 Kalman filter를 사용하여 상황을 추적하고, 노이즈 측정에 대한 피드백을 계산한다. 추적을 위한 효과적인 계산을 할 수 있다. 칼만 필터는 상황을 추적하고, 노이즈 측 정에 관한 피드백을 제공해준다. 이와 달리 particle filtering은 다음 변수가 움직이기 전까지 한 가지 변수를 위한 모델을 생성한다. 무한하게(unboundedly) 다양한 변수들 을 다룰 수 있고, 동적인 상황의 변수들이 있을 때 유리한 알고리즘이다. 이는 항상 new operation of resampling 과정을 거치게 된다. 칼만 필터의 단점은 변수를 추정 하는 과정이 분산된다는 것으로 가우시안 분포를 사용하지 않는 변수에 대해서는 낮 은 성능을 보인다.

(2) Kernel 추적

주로 움직이는 객체를 계산하며 수행하는 방식으로 진행되며, 하나의 프레임에서 다음에 나올 프레임까지 embryonic(초기의, 배아의) 방식으로 객체의 영역을 나타내 게 된다. 객체의 움직임은 보통 translation, conformal, affine 등의 parametric motion의 형식으로 나타내게 되며, 이렇게 표현될 수 있는 움직임들에 대한 각각의 요소들을 계산하며 수행하는 방식으로 객체를 추적하게 된다.

(3) Silhouette Based 추적

실루엣 기반 추적 알고리즘은 간단한 geometric shape으로 정의될 수 없는 복잡한 모양을 추적할 때 사용하는 방법으로 객체에 대한 정확한 묘사를 위해 애쓰는 알고 리즘이다. 이 전 프레임으로부터 생성되는 오브젝트 모델의 의미를 매 프레임마다 객 체 영역에서 추적한다. 즉, 전 프레임으로부터 생성된 object model에 대해 의미가 있 는 것을 모든 frame을 찾는 과정이라고 할 수 있다. 실루엣 기반의 탐지는 배경을 추 출함으로써 수행되고, 오브젝트의 모들엔 밀도함수의 형식으로 나타낼 수 있다. 이는 Single object 환경에서 사용 할 수 있고, Hough transform 기술과 함께 수행될 수 있다.

2. 고전적 영상분석 방법에서 움직임 추정 (motion estimation)

영상에서 움직임 추정 방법 중 가장 대표적인 방법이 block matching algorithm (BMA)과 optical flow가 있으며, 실제 보행자 검출을 위해 응용 개발된 SVM을 이용 한 HOG(Histogram of Oriented Gradients) 기반 객체 추적 기술도 소개한다.

가. BMA는 프레임을 일정한 크기의 블록으로 나누고 현재 블록과 가장 유사한 블 록을 이전 프레임에서 찾아 그 블록을 현재의 블록으로 추정하는 방법으로, 탐색영역 내에 후보 블록과의 차이를 비교하여 유사한 블록을 찾기 때문에 예측효율과 정확도 가 뛰어나다. 그러나 움직임 벡터 추정과정에서 가장 정확한 값을 알아내기 위해서는 블록 주변의 모든 변위에 대해 평균 절대값 차이를 계산해야하는데, 이때 윈도우의 크기가 한정적이므로 벡터를 찾는데 제약이 따른다.

나. Optical flow란 연속적인 이미지 프레임에서 밝기 패턴이 어떻게 이동하는지를 나타내는 분포로, 지역적으로 물체들이 어떻게 보여지고 이동하는지에 대한 정보 추 출이 가능하다. 조명 및 그림자 등에 의한 밝기변화는 없다는 가정하에 이미지 픽셀 의 이동은 물체의 실제 물체의 이동과 동일시 되고, 물체의 이동속도를 알면 이미지 에서 해당 픽셀의 optical flow를 알 수 있다. 이를 계산하는 방법으로는 Lucas-Kanade 알고리즘, Horn-Schunck 알고리즘, Gunnar Farnebacks 알고리즘이 있다. Licas-Kanede 알고리즘은 가장 많이 사용되는 optical flow 방법으로 밝기 향 상성, 시간지속성, 공간 일관성의 3가지 가정을 기초로 구성되어 있다.

Lucas-Kanade방법은 영상에서 각 점마다 그 점을 중심으로 하는 불록을 설정하고, 그 블록 단위로 위 수식을 풀어 motion vector를 구하는 방법으로 한 프레임의 각 픽 셀 윈도우를 설정하고 다음 프레임에서 이 윈도우와 가장 잘 매칭되는 곳을 찾는 방 법으로 sparse optical flow에 속하여 코나와 같이 두드러지는 특징점을 사용하여 optical flow를 추적하기 때문에 연산량이 적다. 그러나 좁은 지역의 윈도우를 사용하 기때문이 윈도우보다 큰 움직임 발생시 움직임을 계산하지 못하는 담점이 있고, 특징 점을 사용하여 optical flow를 얻기 때문에 dense optical flow에 비해 정확도가 낮은 편이다. 이를 개선하기 위해 고안된 방법인 iterative lucas-kanade method with pyramid는 원본 영상으로부터 영상 스케일에 따른 영상 피라미드를 구성하여 영상 피라미드 상위계층에서 하위계층으로 추적하면서 다양한 스케일의 이미지를 탐색하 기 때문에 큰 움직임도 찾아낼 수 있다.

Horn-Schunck 알고리즘은 밝기 향상성 가정을 이용하여 속도 Vx, Vy의 smoothness constraint를 가정하여 해를 계산한다.

Gunnar Farnebacks방법은 인접한 두 프레임간의 움직임을 확장 다향식 기반으로 계산하는 dense optical flow의 한 종류로 모든 픽셀들의 값에 대한 optical flow를 계 산하므로 정확도가 높다. 평균적으로 lucas-kanade 알고리즘보다 2.0 degree 낮은 평 균에러를 갖는다. 그러나 계산 복잡도가 높아 계산시간이 오래걸리는 단점이 있다.





그림 3.24 Iterative Lucas-Kanade method with Pyramids

그림 3.25 Gunnar Farneback

다. SVM을 이용한 HOG(Histogram of Oriented Gradients) 기반 객체 추적 이미지의 지역적인 gradient(기울기 정보)를 해당영상의 특징으로 사용하는 방법으 로, HOG feature를 이용하며, SIFT 객체 검출기와 비교하여 지역적인 특징들보다는 전역적인 특징을 사용하는 것이 특징이다.

영상에서 gradient를 구하기 위해 소벨마스크, 로버츠 마스크, 프리윗 마스크 등을 이용하여 가장자리를 계산하는데 영상의 특징에 따라 다르겠지만 주로 소벨 마스크 를 가장 많이 사용한다. 가장자리 검출을 위해 1D 커널을 사용하여 x,y방향 가장자리 를 계산하고 actan함수를 이용하여 orientation(방향)을 계산한 다음 적당히 quantization 한다. 보통 40도로 나뉘는 9개 bin 또는 15개 bin을 사용한다.

구해진 gradient로부터 orientation map을 만들고 이를 histogram으로 생성해서 연 결하면 HOG feature가 된다. 히스토그램은 셀 단위로 만들어지고, 연결 방법은 블록 단위의 움직임에 의해 결정된다. 이렇게 구해진 HOG feature를 이용하여 객체분류 및 추적을 하게 된다.



그림 3.26 HOG+SVM 이용한 보행자 검출

3. 딥러닝 기술 적용을 통한 optical flow 기반 객체 추적

가. Learning optical flow with convolutional neural network

Optical Flow를 Deep Learning 계산한 연구로 좋은 성능, 적은 연산양의 모델 구조 를 제안했는데, 핵심은 correlation layer에 있다. 일반적인 CNN의 형태를 가지며 optical flow를 비교할 2개의 이미지를 쌓아서, 6채널의 입력을 만든다(RGB 3채널 이 미지 X 2개). 이 입력을 그대로 convolutional layer를 여러번 거쳐 최종 결과로 optical flow를 출력하도록 한다. Correlation layer를 이용한 딥러닝 모델은 조금 다른 형태를 갖는데, 2개의 이미지를 각각 따로 convolutional layer들을 통해 피쳐(feature) 를 얻는다. 그리고 이 둘을 correlation layer를 거치도록 한 후, 다시 convolutional layer를 반복하도록 하는 구조다. 즉, 각각의 이미지에서 얻은 피쳐를 잘 비교할 수 있는 correlation layer를 제안한 것이 핵심이며 모델의 아키텍쳐는 다음과 같다.



그림 3.27 correlation layer를 이용한 optical flow CNN 모델 아키텍처

나. Visual Tracking via Adversarial Learning (VITAL)

VITAL은 Tracking-by-detection 방식의 트래킹 모델로 크게 두 가지 학습을 진행 하게 되는데, 먼저 타겟을 중심으로 수많은 바운딩 박스를 샘플링한다. 그 다음 타겟 과 얼마나 겹쳐있는지를 판단하여 타겟과 배경을 레이블링하게 되고, 딥러닝 기반의 분류기 (타겟-배경을 분류하는 0-1 분류기)를 학습한다. 즉, 타겟과 배경을 잘 분별하 는 특징 (discriminative representations)을 분류기를 통해 학습하고, 우리가 원하는 타겟인지 아니면 배경인지를 분류함을 통해 트래킹을 진행하게 된다. 대표적인 모델 로 MDNet이 있으며, 딥러닝 기반 트래커 중에서는 SOTA 성능을 보여주는 모델이 다. 학습에 사용되는 positive sample들은 시간에 따라 변화하는 타겟의 외형 정보를 고려하지 못하고, 샘플링하여 학습에 사용하는 데이터는 클래스 불균형(class imbalance) 현상이 심하다는 단점을 보완하기 위해 트래킹 분야에서는 최초로 "Adversarial Learning"을 사용하여 외형 변화를 고려해서 positive sample을 얻은 후 모델을 학습하고, adversarial learning을 통해 외형 변화에 둔감하고 강인한 특징을 타겟에서 추출하는 장점을 지닌 모델이다.

VITAL의 모델 구조는 아래와 같고, 이미지에서 추출된 target candidate의 feature



그림 3.28 Visual Tracking via Adversarial Learning 모델 구조

map을 추출하기 위해 VGG-M 모델의 처음 3개의 ConvNet layer를 사용한다.
트래킹에서 가장 중요한 이슈 중 하나는 타겟의 모습이 시간에 따라 변화하고, 테
스트 영상에 나올 타겟의 구체적인 정보를 미리 알 수 없다. 그렇기 때문에 영상 속
에서 나타나는 타겟의 외형 변화 또는 주위 환경 변화 등에 유연하게 대처할 수 있
어야므로 결국, 특정 프레임에서 나타나는 특징이 아닌 타겟의 일반적인 특징을 잘
학습해야 이 문제를 해결할 수 있다. VITAL은 adversarial learning을 통해 mask를
학습함으로써, 특정 프레임에서만 두드러진 특징이 아닌 타겟의 일반적인 특징을 사용한 연구라는 점에서 의미가 있으며, mask를 attention의 일종으로 본다면, 2018년
CVPR에 발표된 연구들은 channel attention을 적절히 잘 사용한 연구들이 좋은 성능
을 낸다는 것을 알 수 있다.

4. 영상 AI기술을 이용한 연안 파랑모델링을 위한 적용 가능 딥러닝 기술 검토가. 비디오 생성 딥러닝 모델 기술 적용 및 검토

대용량 학습 비디오로 부터 약지도학습(weakly supervised learning)을 통한 scene dynamics 학습을 통해 랜덤변수로부터 움직이는 물체의 전경-배경-마스크 영 상의 생성 및 이의 합성을 통한 비디오 생성 모델 GAN(generative adversarial network)과 시계열 변화를 갖는 전경에 대한 자동 학습 등 영상 생성을 위한 관련 연구 조사 및 시범적용을 통한 딥러닝 기술을 살펴보았다.

기술 (발표년도)	기술 개요					
PredNet (2016)	• Convolutionalneural network (CNN)와 Long-short termmemory network (LSTM) 결합 모델을 이용하여, 비디오 영상예측을위한Representation을학습하고,이후예측된Representation으로부터 비디오를 생성하는 CNN 모델을 구축					
	•보행자 영상 데이터베이스 (KITTI)에서 10 frame씩 학습/평가 데이터 추출하여 사용. 1 frame 단위 예측. 영상 해상도는128x160					
Multi-scale Network (2016)	 비너오 예측 중 결과 영상의 선명노 향상을 위해 다중 CNN 네 트워크와 Upsampling 레이어로 구성되는 Multi-scale 구조와 adversarial 학습 방법 채택 UCF101 데이터베이스를 이용하여 평가. 8 frame 입력에서 다 음 8 frame 영상 예측. 영상 해상도는 32x32 					
Motion-focused Predictive Model (2016)	 LSTM 및 Spatial Transformer Network를 이용하여, 비디오에 서 움직이는 전경 (Foreground) 물체의 모션을 예측하는 모델 제안 물체 움직임에 대한 Label 정보 없이, 배경과 전경에 대한 Mask를 함께 생성하여 영상 합성, 10 frame 입력으로 10 frame 영상 예측, 64x64 해상도 사용 					
Generative Models with Scene Dynamics (2016)	 Random variable로부터 움직이는 물체의 전경, 배경, 전경 Mask 영상을 별도로 생성하여, 비디오를 합성하는 Generative Adversarial Network (GAN)을 제안 64x64 해상도 32 Frame 비디오 생성 자연 영상에서 시계열 변화를 갖는 전경에 대한 자동화된 학습이 가능하다는 장점 보유 					
Deep Voxel Flow (2017)	 입력 비디오 Sequence로부터 대상 Frame을 합성할 수 있는 Voxel Flow Map을 예측하는 Convolutional Encoder-Decoder 제안 입력 비디오 Frame들과 대상 Frame 사이의 Voxel Flow Map (Displacement Map)을 가지고 Frame 들 간 보간 혹은 외간을 수행해 최종 Frame 영상 합성 다른 기법에 비해 선명한 영상을 획득할 수 있으나, 1 Frame만 합성할 수 있음. HD 비디오 (1080 x 720) 해상도의 Frame 예측 가능 					
Decompositional Disentangled Predictive	• 고해상도 비디오 영상 생성을 위해 비디오를 여러 Component로 분류하고, Component별 시계열 예측을 수행하는 Recurrent Neural Network (RNN) 기반 Auto-encoder 제안					

Auto-Encoder	●10 frame 입력으로 10 frame 영상 예측, 128x128 영상 해상도 사용
(2018)	●총알 영상, MNIST 영상 데이터베이스를 사용하여 평가

나. 비디오 생성 딥러닝 모델의 안목해안 CCTV 적용 검토

비디오 생성 모델을 안목해안 CCTV 비디오에 적용하여 비디오 생성 딥러닝 모델 을 테스트해봄으로써 다음과 같은 결과와 연구개발 이슈를 도출하였다.

항목	설명					
	●1280 x 720 해상도, 초당 32 Frame 영상					
	●WMV, AVI 포맷					
파랑 비디오	●전처리를 통해 256 x 144 해상도로 변환					
데이터 명세	● 32 Frame 입력으로 연속 32 Frame 생성 Task 학습					
	•입력 데이터: 256 x 144 x 32 x 3 (RGB)					
	● 출력 데이터: 256 x 144 x 32 x 3 (RGB)					
	•조건부 GAN 모델로써 32 Frame 입력으로부터 32 Frame에 해당					
	하는 Mask, 전경 영상과 모든 Frame에 공통 적용되는 1 Frame					
	의 배경 영상을 생성					
	• Mask 영상은 각 Frame 생성 시 전경과 배경 간 비중을 결정하					
	며, 주로 움직이는 물체 영역 (전경)에 높은 화소값 보유.					
	•모델의 비디오 합성 성능을 평가하기 위해, 입력 영상을 그대로					
	생성하는 Auto-encoder 형 모델과 다음 32 Frame을 생성하는					
	예측 모델로 구현					
모델 구조						
	$m \cdot f + (1 - m) \cdot b$					
	<generative dynamics="" model="" scene="" with="" 구조="" 모델=""></generative>					
	. 제 1 정기소 이기지는 모델 정정이 파크가 키치막과 관람들에서					
	● Mask '중장근 움직이는 물제 '중역을 미교직 '중확하게 시성하였으 고, 개권 성진호 이러 성진체 개권 기러기 개단호 개간					
비디오 생성	나, 생성 영상은 입덕 영상에 미해 서와실 미니오 생성. 					
결과	● 과당 먼화 과라미터 수성 등 성량석 문석에 중문하지 않음.					
	연안 영역 외에서 자농차, 사람 등 관심 외 물체의 움직임도 함께					

	치스귀서 미디스 개서제 고차					
	약亩아여 미니오 생성에 포함. 					
	• 관심 외 물제들 제거하는 연안 비니오 선저리 기술 개말 필요.					
	• 파랑 영상 예즉을 위해서 장시간 파랑 영상에서 수요 변화를 보이					
	는 관심 시간대 선정이 필수적으로 요구되며, 이에 대한 통계적					
	정량적 분석이 필요함.					
	• Generative Model with Scene Dynamics 모델 파랑 영상 합					
	성 결과					
	The second s					
	and the second s					
	The second s					
	all and the second s					
	MANY ALL AND A REAL MANY AND					
	Areas and the areas and					
	the state of the s					
	•영상내 파도 외에 사람, 차량의 움직임을 함께 학습함으로써 오					
	차 발생, 모델 성능향상을 위한 정확한 scene dynamics 학습을					
	위해 학습데이터의 전처리가 필요함.					
해결해야할	• 마스크 영상은 움직이는 물체영역을 비교적 정확하게 추춬하였					
이슈사항	이나 새성 영상은 인력영상에 비해 저하직 비디오 새성이로 파					
	라 벼하 파라미터 츠추 드 저랴저 부서에 추부하지 아으 다기					
	이 단지 가지가지 가을 이 하지 한지가 하는데서 많다. 단거 하라세츠은 이렇 비디스 새서마데크 사용된기 이번 ~~~~~~					
	· 파장에국들 귀안 비너포 생성도별도 작용하기 취해 Super					
	resolution 등의 됩더닝 기눌 접독 개발이 요구됨.					

다. 객체 인식 및 추적 딥러닝 모델의 CCTV 영상이용 연안 파랑 모델링 적용 검 토

안목 해안 CCTV 영상으로부터 딥러닝 기반 영상 분석을 통해 파랑모델링을 위한

최신 연구를 조사하고 시범 적용해 보았다. 비디오 기반 파랑 모델링을 위해 필요한 기술 및 도전 이슈는 다음과 같다: 연속 비디오 프레임 간 파도 검출 및 이동/변화 추적, 연속된 대규모 시공간 관측자료의 효율적 처리, 측정 변수값의 오차 최소화, 파 랑 모델링을 위한 수 추정 결과와 관측값 비교, 기존 물리/수학적 모델과 연계 분석 기술.

파도 이동/변화 추적 기술은 추적 대상 정의에 따라 3가지 구현 방법을 고려할 수 있다. 파랑 단위 추적 → 물체 추적 (Object Tracking) 기술, 외해 혹은 연안 외곽에 서 파랑의 마루 혹은 파곡 발생 감지, 이후 비디오 프레임에서 감지 파랑 위치 추적, 프레임 별 물체 감지 (Object Identification) 및 추적 (Tracking) 기술에 해당, 프레임 별 파랑 위치 확보로 파랑 변수의 바로 측정 가능.

그러나 쇄파에 따른 파랑 형상 변화나 영상 품질 등이 추적 정확도 확보에 어려움 을 줄 것으로 예상된다.

물체 감지 및 추적 기술 예로 픽셀/영역 단위 추적하는 영상 정합 기술을 살펴보았 다. 연안 비디오 영상의 프레임을 픽셀 단위로 변환하여, 다음 프레임의 대응 픽셀 위치를 결정하는 기술로 영상의 비강체 변환은 파랑의 형상 변화에 강직한 추적을 가능하게 할 것으로 기대되고, 픽셀 별로 획득되는 위치 변환 벡터 (Displacement Vector)는 속도벡터를 추정할 수 있고, 연안 영역 별 파랑 변수를 추정에 사용 가능 하다. 그러나 물체 감지 기술에 비해 연산량이 많고, 정합 대상 프레임의 시간 간격 에 따라 정합 정확도가 달라지게 된다.

물체추적을 위해 위에서 이미 검토한 일반적으로 널리 사용되고 있는 특징점 단위 추적기법인 optical flow 기반 움직임 추정 기술을 파랑 추적에 적용한 결과 optical flow 방법은 물체 밝기, 시간 연속성, 공간 일관성 가정에 기반하여 영상 간 픽셀 혹 은 블록 단위 매칭을 통해 시간에 따른 움직임을 추정하기 때문에 영상 정합 기술에 비해 상대적으로 연산량 적지만, 추적 포인트들의 수에 따라 연산량 증가하고 대상 객체의 형상 변화에 취약하여 파랑 모델링에는 부적합하였다.

또한 2015년에 발표된 Hierarchical Convolutional Features for Visual Tracking 논 문에서 사용한 방법인 지도 학습 딥러닝 기반 물체 추적 기술은 프레임 별 관심 물 체의 위치를 추정하지만, 물체 형상 변형, Occlusion을 반영하지 못하고, 상대적으로 많은 연산량이 요구되며, 지도 학습을 위한 학습데이터 구축에 많은 노력이 요구됨으 로 본 연구에는 부적절하였다.

그 외 최신 기술들에서도 대부분 고정형 물체 추적을 대상으로 하며, 파랑과 같이 형상, 영상 특징에 변화가 많은 물체에 대한 추적 기술은 찾아보기 어려웠으며, 본 연구에서는 연산 속도, 정확도 측면에서 좋은 성능을 보이는 Fast Visual Tracking 기술과 영상 정합 기술로 비지도 학습 기반 영상 정합 기술을 검토하였다. 영상정합 기술은 Demons 알고리즘과 같이 최적 영상변환을 계산하는 최적화 알고리즘으로 구 현되며, 영상 크기에 따라 연산량 증가한다. 최근 연산량 감소를 위한 딥러닝 기반 영상 정합 기술이 제안되었으며, 지도 학습과 비지도 학습 모델로 구분된다. 본 연구 에서는 대규모 비디오 데이터 적용을 위한 비지도 학습 영상 정합 기술을 검토하고, 2018년 발표된 가장 최신 기술인 확률적 형상변화 정합을 위한 비지도 학습 기술을 안목 해안 CCTV 영상에 적용하여 테스트해 보았다.

방법	결과 요약							
	• 연안 가장 외곽에서 파랑 위치 지정 후 해안까지 추적 성능 확인							
	 다중 파랑 객체 추적을 위한 알고리즘 수정 감지 파랑의 중심 위치 지정에 따라 추적 결과와 파랑 변수 측정 결과가 달라질 수 있으며, 해안에 가까워질 수록 추적 정확도가 하락 파랑 영역이 파랑의 대부분을 감싸도록 확장하여 실험한 결과, 포함 							
	되는 배경 영역도 많아지	시면서 성능 저하 확업	<u>)]</u> .					
	●딥러닝 기술인 Hiera	rchical Convolution	Features 기법과 비교하여,					
	연산 속도 측면에서 장직	d을 보임 (초당 10	Frame 이상 처리 가능)					
묵체 추적	Frame51	Frame84	Frame111					
기술								
12	A Da	D						
	and the second							
	and the second sec							
	Frame171	Frame185	Frame237					
	<fast th="" visua<=""><th><u>l Tracking 기법 기법</u></th><th>반 파랑 추적 예> V로 기즈스크 기비 퍼기</th></fast>	<u>l Tracking 기법 기법</u>	반 파랑 추적 예> V로 기즈스크 기비 퍼기					
	●심안 파낭 번와를 모역	신 날짜의 연안 UCI	V를 기군으도 기법 평가					
영상 정합	●입덕 Frame과 내장 Fi	rame 간 간격을 15	Frame으도 ㅜ고, 입덕					
	Frame 면완 결과 미교] CO (9)에 15 France 타이크 - 나					
기술	●Frame 간격은 1 두려	1 60 (2조 군당) 샤너 레시 - 도 - 기 여	에 15 Frame 단위도 다					
	· 구어지, 입덕 Frame과 대 로 친이들신 가기	비상 Frame 산 영	상 사이와 파당의 이동 거리					
	글 똭인아어 신성 • 코라이 - 이도 기기기	റിറിപ് പ്ര പ്പ്	에 개크 이 코라지 마니다					
	┃● 파닝 커 이 ㅎ 거리가	설기나 같은 영역(게 새노군 파당이 나타나는					





제 4 절 해양영토관리를 위한 MSP 도면 개발 : MSP 시범 도면 제작

해양공간계획(MSP, Marine Spatial Planning)은 2018년 4월 17일 제정-공포된 해 양공간계획 및 관리에 관한 법률(이하 "해양공간계획법")에 따라 2019년 4월 18일부 터 해양수산부 주관으로 시행 예정인 국가계획이다. 동 법률에 따르면 "해양공간계획 "은 인간의 해양활동과 해양자원을 통합적으로 관리하기 위하여 1) 해양수산부장관이 수립하는 해양공간기본계획과 2) 해양수산부장관 또는 광역시장·도지사·특별자치도지 사가 수립하는 해양공간관리계획으로 정의된다. 한편, 해양공간관리계획 중 배타적 경제수역(EEZ)과 대륙붕 등 지역에 대한 해양공간관리계획은 해양수산부장관이 수립 하고, 이 외의 영해 등에 대한 해양공간관리계획은 시·도지사가 수립한다. 참고로, UNESCO-IOC는 해양공간계획을 아래와 같이 정의한바 있다. 즉, Marine spatial planning is a public process of analyzing and allocating the spatial and temporal distribution of human activities in marine areas to achieve ecological, economic and social objectives that have been specified through a political process.

해양수산부 장관 및 시도지사는 해양공간관리계획에 포함된 해양공간특성평가 결과 등을 고려하여 해양용도구역을 다음과 같이 지정 또는 변경할 수 있다. 즉,

1. 어업활동보호구역: 면허어업, 허가어업 등 어업활동을 보호·육성하고 수산물의 지속가능한 생산을 위하여 필요한 구역

2. 골재·광물자원개발구역: 바다에서 골재 및 광물자원의 효율적·안정적 공급을 위하여 필요한 구역

3. 에너지개발구역: 해양에너지 개발과 생산을 위하여 필요한 구역

4. 해양관광구역: 해양관광 기능의 유지 및 개발이 필요한 구역

5. 환경·생태계관리구역: 해양환경, 생태계 및 경관의 보전 및 관리가 필요한 구역
6. 연구·교육보전구역: 해양수산 연구와 교육활동을 위하여 필요한 구역
7. 항만·항행구역: 항만기능의 유지와 선박의 안전운항 등을 위하여 필요한 구역
8. 군사활동구역: 국방 및 군사 활동을 보호하기 위하여 필요한 구역

9. 안전관리구역: 해양에 설치한 시설물의 보호 및 해양안전을 위하여 필요한 구역

이러한 법률적 배경 아래에서 KIOST가 집중해야 할 연구항목은 첫째, EEZ 해역에 대한 공간관리계획 수립, 둘째, 영해 및 EEZ 해역 공간특성평가에 관한 것으로 보인 다. 우선, 국가차원에서 관리되어야 할 EEZ해역 정보에 대해, KIOST는 오랫동안 수 행해온 관할해역연구사업 및 기타 다양한 사업 등을 통해 확보된 우월적 지위를 확 보하고 있다고 생각된다. EEZ에 대한 수많은 연구정보 또는 자료가 각 대학과 기관 에 산재하고 있지만, 집대성되지 못하고 있는 것이 현실이다. 비록 국가해양자료센터 (NODC) 또는 JOISS DB/GIS 등을 통해 해양수산부가 관련 자료를 집대성하고 있지 만, 연구자의 핵심자료 독점과 자료가공(정보화)의 부족 등으로 자료 대부분이 그저 자료일 뿐이고 정보로 활용되지 못하고 있는 것이 암울한 현실이다. 연구자들 두뇌에 구축되어 있는 EEZ 해양정보 지식체계를 DB/GIS 형태로 이끌어 내는 것은 현실적 으로 불가능해 보인다. 더구나 공간계획 수립을 위한 핵심 고려요소중 하나인 해양지 질 및 자원특성자료는 KIOST의 K-EEZ DB/GIS에 독점적으로 구축, 정보화되어 있 을 뿐이다.

한편, 영해 공간특성 평가는 해양관련 업무에 종사하는 사람이면 쉽게 구할 수 있 는 일반적 용도구역 현황자료에 근거해 수행될 수 있다. 즉, 영해 공간특성 평가 업 무는 기존 자료를 DB/GIS에 취합-정리해서 GIS 형태로 정리하는 일상적 업무로 한 정될 수 있다. 그렇지만 KIOST가 수행해야 할 공간특성 평가는 이러한 일상적 업무 로 한정된 평가가 아닌, 지식기반의 미래지향적 평가로 판단된다. 해양공간계획이 현 재의 이용현황에 충실하면서도 미래 지향적으로 설계되어야 함은 재론의 여지가 없 다. 예를 들면 지속적으로 자연 침식이 진행되는 구역을 MPA로 지정하는 것은 불합 리할 수 있으며, 자연퇴적이 급속히 진행되는 곳을 통항구역으로 활용하는 것도 에너 지 낭비일 수 있다. 시간에 따라 지속적으로 변화하는 해양을 예측-평가하고, 이에 기반하여 지속가능한 공간계획을 수립하는 것이 미래지향적 공간특성 평가라고 생각 된다.

본 연구사업은 KIOST가 집중해야하는 사안 중 두 번째로 지목한 공간해역 특성평 가에 관련된 것으로, 미래지향적이고 지속가능한 공간계획 수립의 사례를 제시하는 것이다. 이러한 사례 제시를 통해, 해양수산부장관 및 각 시도지사가 좀 더 미래지향 적이고 지속가능한 공간계획 수립의 필요성을 인식하기를 기대한다. 한편, 본 연구사 업에서는 우리 연구팀이 현재 성실히 정보를 구축하고 있는 낙동강 하구역을 대상으 로 미래지향적 공간계획을 시범 제시하고, 이를 일반적으로 구축할 수 있는 공간계획 과 비교하고자 하였다. 그러나, 불행히도, 본 연구사업은 여건상 KIOST 주요사업으 로 추진하지 않기로 결정한 바 있다.

본 연구사업의 목적은 해양영토관리를 위한 MSP 도면 연구개발로, 해양영토의 체 계적 이용과 보전을 위한 MSP 시범 도면 제작으로 제시된 바 있다. 기술적 필요성 은 MSP를 위한 시범적 연구에 도전하는 것으로, 해양특성 연구가 연구로 끝나지 않 고 국가정책에 최종 접목되도록 노력하는 도전적 연구가 되기를 희망하였다. 경제· 산업적 측면에서는 MSP를 활용, 해양의 효율적 이용과 보전을 위한 밑그림을 제공 하는데 기여하는 것이었다. 사회문화적 측면에서는 선점식 해양이용이 아닌 선계획 후 해양이용 풍토를 조성하는데 기여하는 것이었다.

본 연구사업과 상위 목표와의 연계성은 첫째, 해양과기원 기관 고유미션 및 연구성 과계획서와의 연계성으로, 본 사업은 성과목표 4-3. 해양공간통합관리연구 성과목표 중 4-3-1. 해역별 해양공간특성과 관리계획수립과 연계되어 있다. 둘째, 국가적 아젠 다(정부 국정과제, 제4차 과학기술기본계획 등)와의 연계성으로, 문재인 정부 100대 국정과제에 해양공간계획 제도 도입이 명시된 점, 그리고 2018년 3월 30일 '해양공간 계획법률안'이 국회 본회의 통과된 사실 등과 연계되어 있다.

본 연구사업의 연구내용은 해양영토의 체계적 이용과 보전을 위한 MSP 시범 도면 제작이었다. 시범 해역은 부산광역시-대한해협 일부 구간, 그 중에서도 특히 낙동강 하구역을 대상으로 한 바 있다. 아울러 해양이용 현황 및 해양특성 모델화 연구를 통 한 MSP 구현을 위해, 해양물리학적 평균 특성 규명(장단기 조류, 파랑 특성 등), 해 양지질학적 평균 특성 규명(3D 퇴적물 조직 및 퇴적체 구조 특성 등), 해양방위안전 특성 규명(군사, 안전, 항행 현황 및 예측 등) 등을 추진하고자 한 바 있다. 훼손된 낙동강 하구역 특성평가를 위해, 대조구성 보전 하구역인 섬진강 하구역에 관한 자료 및 정보수집 등을 수행한 바 있고, 아울러 관련 전문가를 초빙하여 세미나 등을 개최 한 바 있다. 본 연구사업 추진과정에서 확보된 자료는 아래와 같고, ppt 형태로 정리 -제시한다.

- 낙동강 하구역 MSP 시범도면(Ver. 1.0, 2018년 12월 04일 현재상황)

- 해양공간계획의 추진 배경 및 정부의 의지

- 해외 해양공간계획 수립 사례(미국, 둑일, 중국 등)와 세계 각국의 MSP 추진 현황

- UNESCO/IOC의 해양공간계획 추진 흐름도
- 해양과학조사연구 자료를 어떻게 해양공간계획에 반영할 것인지에 대한 의문 제시
- EEZ 해역 현황 등
- 시범연구 도전의 필요성
- 연구추진 계획 제시

한편, 중앙정부 및 지방자치단체와 협력하는 연구추진전략이 무엇보다도 중요하다. 이를 위해 정부 중앙부처 및 부산광역시 등의 해역이용 현황과 계획, 관련자료 등을 수집해야 한다. 향후 정부차원의 MSP 수립을 위한 기초자료로 활용될 수 있도록, 부 산광역시 MSP 수립 해당 부서와 긴밀히 협력하는 것도 필요하다. 아울러 해양수산 부 및 해경 등 관련 기관과 협력체계를 구축하는 것 또한 요구된다. 아울러 본 연구 는 단계적 수행이 요구되었다. 즉 2018년 1차년도에는 연구추진을 위한 연관 협력체 계를 구축하고, 2차년도부터 본격 시행될 현장조사 및 자료활용 방안 등을 위한 기획 연구를 실시하고자 하였다(그러나 본 계획은 KIOST가 본 연구사업을 추진하지 않기 로 결정함에 따라 유보됨). 아울러 연관 협력 추진체계 즉 KIOST, KMI 및 해양수산 부, 해경, 해군, 부산광역시 등과의 협력체계를 구축해야 한다. 필요시 수산 및 생태 계 연구부서와도 협력체계를 구축, MSP 수립시 필수사항인 수산자원 이용현황, 향후 전망, 환경생태계 보전 관련 자료, MPA 자료 등을 통합해야 할 것이다.

본 연구사업의 기대성과는 해양의 지속가능한 이용을 위한 기반을 구축하는 것이 다. 즉 MSP 수립-추진을 위한 구체적 연구사례를 도출함으로써, 향후 모든 지방자치 단체 및 중앙정부의 MSP 수립을 위한 선험적 연구사례를 제공하는 것이다. 이를 통 해 수없이 수행될 MSP 수립연구의 선구자적 연구사례로 자리매김되는 것이 기대된 다. 본 연구개발결과는 MSP 수립의 선도적 연구사례로 활용될 것으로 기대되었다. 아울러 KIOST의 MSP 관련 연구사업 개발에 기 수행연구 성과로 활용될 수 있을 것으로도 기대되었다. 해양공간계획 추진을 위한 선험적 연구 사례로 활용되고, 해양 공간계획 추진을 위한 연구사업 개발, 그리고 정부의 MSP 추진을 위한 KIOST의 역 할과 기여가 확대되기를 기대한 바 있다. 한편, Target 성과물은 MSP 시범 도면이었 다.



그림 3.29 낙동강 하구역 MSP 시범도면(Ver. 1.0, 2018년 12월 04일 현재상황)



그림 3.30 해양공간계획의 추진 배경 및 정부의 의지





very rest processing and the second secon



사려] #3: Coastal planning of the Yangze river estuary based on China's third generation of MFZ (National Marine Functional Zoning, Year 2011-2020) initiated in 2010 (from msp.ioc-unesco.org)

그림 3.31 해외 해양공간계획 수립 사례(미국, 둑일, 중국 등)와 세계 각국의 MSP 추진 현황



Countries around the world that are using Marine Spatial Planning (from msp.ioc-unesco.org/)



• have experience?

- for STEP 5?, maybe yes, for STEP 6?, maybe not

그림 3.32 UNESCO/IOC의 해양공간계획 추진 흐름도

.... 올바른 바다 공간 디자인을 그리기 위해 이제 우리는 <u>'무엇을(What)'에서 '어떻게(How)'로</u> 관점을 전환할 필요가 있다. 먼 과거에 밤하늘의 별자리가 망망대해를 항해하는 배들의 길잡 이가 되었듯이, 이제는 해양공간계획이 바다 관리에 있어 그 역할을 대신해야 한다. 이를 위 해 두 가지 기준을 제시하고자 한다.

우선, 해양공간계획은 데이터에 기초한 과학적 접근 방법으로 세워져야 한다. 이를 위해 해양 환경, 수산자원, 선박 항해, 해양 레저 등 해양과 관련된 모든 데이터를 단일 플랫폼에 구현할 계획이다. 이렇게 생산된 통합 해양 정보는 바다 공간 밑그림의 훌륭한 소재가 될 것이다. 44 만㎞²에 달하는 우리 바다에 우선순위를 정해서 <u>중요 해역부터 차근차근 사계절 데이터를 확</u> 보해 나가야 한다..... (김명훈 해양수산부 장관, 조선일보 2018.05.16; http://news.chosun.com/site/data/html_dir/2018/05/15/2018051503134.html)

... 충남도가 오는 2020년까지 해양수산부와 공동으로 '충남도 해양공간계획'을 수립, 도내 전 해역에 대한 체계적이고 과학적인 관리에 나선다. (충청투데이, 2018년 05월 11일)

※ 해양과학조사 자료를 어떻게(how) 해양공간계획도 작성에 활(응)용할 것인가?

그림 3.33 해양과학조사연구 자료를 어떻게 해양공간계획에 반영할 것인지에 대한 의문 제시



그림 3.34 EEZ 해역 현황 등



낙동강 하구역



금강 하구역

그림 3.35 시범연구 도전의 필요성



* MSP: Marine Spatial Planning(해양공간계획)

* MPAs: Marine Protected Areas(해양보호수역) * SWOT: 강점(Strength), 약점(Weakness), 기회(Opportunity), 위협(Threat) 요인

그림 3.36 연구추진 계획 제시

제 4 장 연구개발목표 달성도 및 대외기여도

제 1 절 연구개발 목표 달성도

세부	성과목표	달성내용	달성도 (%)
영상 AI기반 파랑기인 연안재해 모델링 플랫폼 개발 예비연구	트윈(스테레오) 드론을 이용한 연안재해 현상의 3차원 영상 관측시스템 개발	 스테레오 영상시스템 시작품 제작 및 현장 테스트, 보고서 작성 2019~2022년 후속 연구수행을 위한 RFP 작성 	100
	해안 파랑관측 3차원 영상기반 수심지형 역계산 예측기술 개발	○ 2019~2022년 후속 연구수행을 위한 RFP 작성	100
	영상 AI기반 파랑기인 연안재해모델링 플랫폼 개발 및 시범 운영	 비디오 딥러닝 기술을 이용한 연안 파랑 영상 분석 시범테스트, 보고서 작성 2019~2022년 후속 연구수행을 위한 RFP 작성 	100
해양공간 관리기술 연구		 해역별 해양공간특성과 관리계획수립을 위한 시범 연구 보고서 작성 	100

제 5 장 연구개발결과의 활용계획

제 1 절 스테레오 영상시스템을 이용한 파랑 관측 및 지형조사

1. 스테레오 영상으로부터 3차원 해수면 생성 알고리즘 고도화

- 영상 이미지의 전처리 과정에 대한 일반화

: 카메라 각각의 렌즈의 굴곡에 따른 오차의 최소화를 위한 알고리즘

: 촬영된 스테레오 이미지의 밝기 및 밝기 분포도에 대한 일치

: 최적의 3차원 복원을 위한 이미지 촬영방법

- 이미지 처리 시간의 최적화 방안

: 기존 이미지 처리 시 방대한 계산 시간으로 인해 실시간 분석이 불가능하여 이에 대한 개 선

- 3차원 복원 결과와 실 데이터와의 비교를 통한 정확도 개선

: 3차원 수조에서의 파랑 재현 실험의 모니터링을 통한 정확도 개선

2. 3차원 영상기반 연안 파랑 특성 도출 및 수심지형 역계산 예측기술 개발

- 이미지 3차원의 시계열 데이터를 이용한 파랑 특성 도출

: 3차원 공간데이터로의 변환

: 분석 대상의 FFT 분석을 통한 파랑 특성 도출

: 다양한 파의 중첩을 통한 파랑 특징 확인

- 간접적인 지형 추정방법

: 해수면의 특징을 이용한 지형을 추정 방법 (3D Data Cube를 이용한 지형 추정, Timestack을 이용한 지형 추정방법 등이 있음)

: 스테레오 영상을 통해 도출한 파랑 특성을 지형추정에 적용

3. 스테레오 영상 시스템의 연안 모니터링을 통한 안정성 확보

- 대상 해역을 선정하여 모니터링 실시

: 연안지역을 대상으로 스테레오 카메라를 통한 모니터링 실시

: 쇄파대 인근의 파랑특성 모니터링

제 2 절 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링

향후 위와 같은 예비연구 결과를 바탕으로 비디오 딥러닝 기술적용을 통한 비선형 파랑모델링 을 위해 다음과 같은 연구를 수행할 예정이다.



그림 5.1 딥러닝 기술적용을 통한 연안 파랑 모델링

1. 해안 CCTV 영상 수집과 전처리를 통한 딥러닝용 대용량 학습 데이터 구축과 검증 데이터 확보 (신규 CCTV 영상 및 수리모형실험 영상 획득)

- 해안 CCTV 영상 수집 및 전처리통한 영상AI 딥러닝용 대용량 학습데이터 구축

: 동해 안목 해안 동시 2뷰 CCTV 영상 확보 및 지오레퍼런싱을 통한 좌표보정 수행

: 약지도학습(weakly supervised learning)을 위한 영상 마스킹 등 영상 전처리 수행

: 대용량 영상자료 핸들링 및 딥러닝 학습 데이터셋 구축

- 딥러닝 모델 검증 데이터 구축

: 전남대학교 분산공유형 수리모형실험을 통한 파랑변형 및 처오름-월파 계측과 비디오 영
 상 관측 및 자료 분석을 통한 검증 데이터셋 구축

: 동해 안목 해안 수심, 파랑, 유속 등 관측자료 확보 및 분석

: 기상 및 파랑 수치모델 재분석 자료 확보 및 분석

- 영상 AI기술 적용을 위한 베이스라인 딥러닝 모델 환경 구축

: 구글 메모리 네트워크, 페이스북 VGG Net, GAN (Generative Adversarial

Network) 모델 구현 및 테스트 (멀티 GPU 및 Python, Tensorflow, Caffe, PyTorch, Lua 등 개발환경)



그림 5.2 해안 CCTV 영상 확보 및 전처리를 통한 딥러닝 학습데이터 구축

비디오 이해 딥러닝 기술적용 연안 파랑 인식-검출-추적을 통한 쇄파대 파랑
 추출 기술 개발

- 비디오 이해 딥러닝 기술적용을 통한 연안 파랑 인식-검출-추적 기술 개발

: 연안 파랑 인식 및 검출 기술 개발을 위한 Fast R-CNN, VGG Net 등 딥러닝 모델 학습 과 추론을 통한 모델 최적화

: Optical Flow 기법 및 Scene Dynamics 학습을 통한 영상내 움직임 추적 지식 습득을 위 한 딥러닝 기술 개발과 연안 쇄파대 파랑 추적에 적용 테스트를 통한 모델 최적화

- 안목 CCTV영상에 대한 쇄파대 파랑 추출 및 검증

: 안목 CCTV 영상에 대한 연안 파랑 인식-검출-추적 기술 적용을 통한
 breaking wave 검출과 쇄파대 및 포말대 이동 추적을 통한 연안류 벡터장 추출
 : 안목 수심, 파랑, 유속 등 관측자료와 평가



그림 5.3 비디오 영상을 통한 객체 인식-검출-추적을 위한 딥러닝 모델 구조 (예) 컨셉 다이어그램

3. 비디오 생성 딥러닝 기술적용 연안 비선형 파랑 모델링을 통한 단기 예측기술 개발
- 비디오 이해 딥러닝 기술적용을 통한 연안 파랑 인식-검출-추적 기술 개발

: 연안 파랑 인식 및 검출 기술 개발을 위한 Fast R-CNN, VGG Net 등 딥러닝 모델 학습 과 추론을 통한 모델 최적화 : Optical Flow 기법 및 Scene Dynamics 학습을 통한 영상내 움직임 추적 지식 습득을 위 한 딥러닝 기술 개발과 연안 쇄파대 파랑 추적에 적용 테스트를 통한 모델 최적화

- 안목 CCTV영상에 대한 쇄파대 파랑 추출 및 검증

: 안목 CCTV 영상에 대한 연안 파랑 인식-검출-추적 기술 적용을 통한 breaking wave 검 출과 쇄파대 및 포말대 이동 추적을 통한 연안류 벡터장 추출

: 안목 수심, 파랑, 유속 등 관측자료와 평가



그림 54 비디오 영상을 통한 객체 인식-검출-추적을 위한 딥러닝 모델 구조 (예) 컨셉 다이어그램

4. 영상 AI기술을 이용한 연안파랑 모델링 기술 개발

- 안목 해안에 대한 비디오 생성 딥러닝 기술 적용을 통한 단기 시·공간 연안파랑 예측기술 개발

: 비디오 생성 딥러닝 모델 적용을 통해 안목 해안파랑 생성

: 생성된 비디오 평가를 통한 단기 연안파랑 예측정도 평가 및 검증

- 영상 AI기술 기반 비선형 연안파랑 모델 구축 및 성능평가를 통한 고도화와 최적화

: 연안파랑 인식-검출-추적 기술과 시공간 파랑 생성 기술을 통합한 영상 AI기반 비선형 연 안파랑 모델 구축

: 안목 해안 및 검증 데이터셋을 통한 성능평가를 통한 고도화 및 최적화



그림 5.5 영상 AI기술을 이용한 연안파랑 모델링 기술 개념도
제 6 장 참고문헌

Aarninkhof SGJ, Ruessink BG (2004) Video observations and model predictions of depth-induced wave dissipation. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing 42(11):2612-2622

Aarninkhof SGJ, Ruessink BG, Roelvink J (2005) Nearshore subtidal bathymetry from time-exposure video images. J Geophys Res 110:C06011. doi: 10.1029/2004JC002791

Adler-Golden SM, Acharya PK, Berk A, Matthew MW, Gorodetzky D (2005) Remote Bathymetry of the Littoral Zone from AVIRIS, LASH, QuickBird Imagery. IEEE Trans on Geos and Rem Sens 43(2):337-347

Bell PS (1999) Shallow water bathymetry derived from an analysis of X-band marine radar images. Coastal Eng 37:513-527

Betzel, R. F., & Bassett, D. S. (2017). Multi-scale brain networks. Neuroimage, 160, 73-83.

Bierwirth PN, Lee TJ, Burne RV (1993) Shallow sea-floor reflectance and water depth derived by unmixing multispectral imagery. Photogramm Eng Remote Sens 59(3):331-338

Dugan, JP, Piotrowski CC, Williams JZ (2001) Water depth and surface current retrievals from airborne optical measurements of surface gravity wave dispersion. J Geophys Res 106(C8):16903-16915

Fedele, F, A. Benetazzo and G. Forristall (2011) A Wave acquisition stereo system for the prediction of the expected highest waves and directional spectra at the oceanographic tower 'Acqua Alta', Venice, Italy, Research Report.

Fischler, M., Bolles, R., 1981. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Commun. ACM 24 (6), 381–395.

Gonzales RC, RE Woods (1992) Digital Image Processing. Addison-Weshley-Longman, Reading, MASS., 716 p

Holland TK (2001) Application of the linear dispersion relation with respect to depth inversion and remotely sensed imagery. IEEE Trans Geosci and Remote Sens 39(11):2060?2071

Holland, K.T. and R.A. Holman. 1997. Video estimation of foreshore topography using trinocular stereo. Journal of Coastal Research 13(1): 81-87

Holland, K.T., R.A. Holman, T.C. Lippmann, J. Stanley, and N. Plant. 1997. Practical use of video imagery in nearshore oceanographic field studies. IEEE Journal of Oceanic Engineering 22(1): 81–92.

Hsieh, J. T., Liu, B., Huang, D. A., Fei-Fei, L., & Niebles, J. C. (2018). Learning to Decompose and Disentangle Representations for Video Prediction. arXiv preprint arXiv:1806.04166.

Irish JL, Lillycrop WJ (1999) Scanning laser mapping of the coastal zone: The SHOALS system. ISPRS J Photogramm Remote Sens 54:123-129

James, S. C., Zhang, Y., & O'Donncha, F. (2018). A machine learning framework to forecast wave conditions. Coastal Engineering, 137, 1–10.

Kennedy AB, Dalrymple RA, Kirby JT, Chen Q (2000) Determination of inverse depth using direct Boussinesq modeling. Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering 126(4):206-214

Lee Z, Carder KL, Chen RF, Peacock TG (2001) Properties of the water column and bottom derived from Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer data. J Geophys Res 106:11639-11651

Leu LG, HW Chang (2005) Remotely sensing in detecting the water depths and bed load of shallow waters and their changes. Ocean Engineering 32:1174–1198

Leu LG, Kuo YY, Lui CT (1999) Coastal bathymetry from the wave spectrum of SPOT images. Coast Eng J 41:21-41

Lippmann TC, Holman RA (1989) Quantification of sand bar morphology: a video technique based on

wave dissipation. J Geophys Res 94:995?1011

Lippmann TC, Holman RA (1991) Phase speed and angle of breaking waves measured with video techniques. In: Proceedings of Coastal Sediments '91, pp 542-556

Liu, Z., Yeh, R. A., Tang, X., Liu, Y., & Agarwala, A. (2017, October). Video Frame Synthesis Using Deep Voxel Flow. In ICCV (pp. 4473-4481).

Lotter, W., Kreiman, G., & Cox, D. (2016). Deep predictive coding networks for video prediction and unsupervised learning. arXiv preprint arXiv:1605.08104.

Misra SK, Kennedy AB, Kirby JT (2003) An approach to determining nearshore bathymetry using remotely sensed ocean surface dynamics. Coastal Engineering 47:265–293

Nam, H., & Han, B. (2016). Learning multi-domain convolutional neural networks for visual tracking. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 4293-4302).

Narayanan C, Rama Rao V, Kaihatu J (2004) Model parameterization and experimental design numbers in nearshore bathymetry inversion. Journal of Geophysical Research 109:C08006. doi:10.1029/2002JC001756

Nieto BJC, Guedes SC (2000) Analysis of directional wave fields using X-band navigation radar. Coastal Engineering 40:375-391

Oh Sang-Ho, Jeong Weon-Mu, Lee Dong Young, Kim Sang Ik. (2010). Analysis of the Reason for Occurrence of Large-Height Swell-like Waves in the East Coast of Korea. The Korean Society of Coastal and Ocean Engineers, 22(2), 101-111.

Piotrowski CC, Dugan JP (2002) Accuracy of bathymetry and current retrievals from airborne optical time series of imaging of shoaling waves. IEEE Trans Geosci Remote Sens 165:27-39

Ruessink BG, Van Enckevort IMJ, Kingston KS, Davidson MA (2000) Analysis of observed twoand three-dimensional nearshore bar behaviour. Marine Geology 169:161-183

Sandidge JC, Holyer RJ (1998) Coastal bathymetry from hyperspectral observations of water radiance. Remote Sens Environ 65:341-352

Stockdon HF, Holman RA (2000) Estimation of wave phase speed and nearshore bathymetry from video imagery. J Geophys Res 105:22015-22033

Suhayda JN, Pettigrew NR (1977) Observations of wave height and wave celerity in the surf zone. J Geophys Res 82(9):1419-1424

Tang, M., Wang, W., Chen, X., & He, Y. (2018, September). Adaptive Hierarchical Motion-Focused Model for Video Prediction. In Pacific Rim Conference on Multimedia (pp. 579–588). Springer, Cham.

Thornton EB, Guza RT (1982) Energy saturation and phase speeds measured on a natural beach. J Geophys Res 87(C12):9499-9508

Trizna DB (2001) Errors in bathymetric retrievals using linear dispersion in 3D FFT analysis of marine radar ocean wave imagery. IEEE Trans Geosciences and Remote Sensing 39:2465–2469

Van Enckevort IMJ, Ruessink BG (2001) Effects of hydrodynamics and bathymetry on video estimates of nearshore sandbar position. Journal of Geophysical Research 106:16969-16979

Vondrick, C., Pirsiavash, H., & Torralba, A. (2016). Generating videos with scene dynamics. In Advances In Neural Information Processing Systems (pp. 613–621).

