

최종보고서(일반과제용)						보안등급		
						일반[✓], 보안[]		
중앙행정기관명	국토교통부			사업명	사업명	국토교통기술혁신연구		
전문기관명	국토교통과학기술진흥원			내역사업명		국토교통기술혁신연구		
공고번호	공고-제05호			총괄연구개발 식별번호	-			
				연구개발과제번호	21CTAP-C158040-02			
국가과학기술 표준분류	EE(정보통신)	33.3%	EE 02 소프트웨어	33.3%	EE 202	33.3%		
총괄연구개발명	국문	-						
	영문	-						
연구개발과제명	국문	3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템과 실시간으로 변화를 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발						
	영문	Development of 3D Geospatial Information & Local Dynamic Mapping Parallel Processing System						
주관연구기관	기관명	건국대학교 산학협력단			사업자등록번호	207-82-00062		
	주소	(우)05029 서울 광진구 능동로 120			법인등록번호	240171-00007625		
주관연구책임자	성명	서정현			직위	초빙 교수		
	연락처	직장전화	02-450-3097		휴대전화	010-9845-6222		
		전자우편	a21689@konkuk.ac.kr		국가연구자번호	10643710		
연구개발기간	전체	2020. 04. 13 - 2021. 12. 31 (1년 9개월)						
	1년차	2020. 04. 13 - 2020. 12. 31 (9개월)						
	2년차	2021. 01. 31 - 2021. 12. 31 (12개월)						
연구개발비 (단위 : 천원)	정부지원 연구개발비	기관부담 연구개발비		그 외 기관 등의 지원금		합계		
	현금	현금	현물	현금	현물	현금	현물	
총계	370,000	12,340	111,060	-	-	382,340	111,060	
1년차	160,000	5,340	48,060	-	-	165,340	48,060	
2년차	210,000	7,000	63,000	-	-	217,000	63,000	
공동연구기관 등	기관명	책임자	직위	휴대전화	전자우편	비고		
						역할	기관유형	
공동연구기관	(주)엠지아이에스	박정임	연구소장	010-5664-7759	jipark@mgis.co.kr	공동	중소기업	
위탁연구기관								
연구기관 외 기관								
연구개발담당자	성명	윤준성			직위	연구원		
실무담당자	연락처	직장전화	02-450-3097		휴대전화	010-9376-6146		
		전자우편	junchung6146@gmail.com		국가연구자번호	12442310		

이 최종보고서에 기재된 내용이 사실임을 확인하며, 만약 사실이 아닌 경우 관련 법령 및 규정에 따라 제재 처분 등의 불이익도 감수하겠습니다.

2021 년 2 월 24 일

주관연구책임자 :

서 정 현

주관연구기관의 장 : 건국대학교 산학협력단

송 창 선 (직인)

국토교통과학기술진흥원장 귀하

최종보고서(일반과제용)							보안등급					
							일반[✓], 보안[]					
중앙행정기관명	국토교통부			사업명	사업명		국토교통기술촉진연구					
전문기관명	국토교통과학기술진흥원				내역사업명		국토교통기술혁신연구					
공고번호	공고-제05호			총괄연구개발 식별번호		-						
				연구개발과제번호		21CTAP-C158040-02						
국가과학기술 표준분류	EE(정보통신)	33.3%	EE 02 소프트웨어	33.3%	EE 202		33.3%					
총괄연구개발명	국문	-										
	영문	-										
연구개발과제명	국문	3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템과 실시간으로 변화를 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발										
	영문	Development of 3D Geospatial Information & Local Dynamic Mapping Parallel Processing System										
주관연구기관	기관명	건국대학교 산학협력단			사업자등록번호	207-82-00062						
	주소	(우)05029 서울 광진구 능동로 120			법인등록번호	240171-00007625						
주관연구책임자	성명	서정현			직위	초빙교수						
	연락처	직장전화	02-450-3097		휴대전화	010-9845-6222						
		전자우편	a21689@konkuk.ac.kr		국가연구자번호	10643710						
연구개발기간	전체	2020. 04. 13 - 2021. 12. 31 (1년 9개월)										
	1년차	2020. 04. 13 - 2020. 12. 31 (9개월)										
	2년차	2021. 01. 31 - 2021. 12. 31 (12개월)										
연구개발비 (단위 : 천원)	정부지원 연구개발비	기관부담 연구개발비		그 외 기관 등의 지원금 지방자치단체 기타()				합계		연구개발비 외 지원금		
	현금	현금	현물	현금	현물	현금	현물	현금	현물		합계	
	총계	370,000	12,340	111,060	-	-	-	-	382,340		111,060	493,400
	1년차	160,000	5,340	48,060	-	-	-	-	165,340		48,060	213,400
	2년차	210,000	7,000	63,000	-	-	-	-	217,000		63,000	280,000
공동연구기관 등	기관명	책임자	직위	휴대전화	전자우편		비고					
							역할	기관유형				
공동연구기관	(주)엠지아이에스	박정임	연구소장	010-5664-7759	jipark@mgis.co.kr		공동	중소기업				
위탁연구기관												
연구기관 외 기관												
연구개발담당자 실무담당자	성명	윤준성			직위	연구원						
	연락처	직장전화	02-450-3097		휴대전화	010-9376-6146						
		전자우편	junchung6146@gmail.com		국가연구자번호	12442310						

이 최종보고서에 기재된 내용이 사실임을 확인하며, 만약 사실이 아닌 경우 관련 법령 및 규정에 따라 제재 처분 등의 불이익도 감수하겠습니다.

2021 년 2 월 24 일

주관연구책임자 : 서 정 현 (직인)

주관연구기관의 장 : 건국대학교 산학협력단 송 창 선 (직인)

국토교통과학기술진흥원장 귀하

< 요약 문 >

사업명		국토교통기술촉진연구			총괄연구개발 식별번호		-	
내역사업명		국토교통기술혁신연구			연구개발과제번호		21CTAP-C158040-02	
국가과학기술 표준분류		EE(정보통신)	33.3%	EE 02 소프트웨어	33.3%	EE 202		33.3%
총괄연구개발명		-						
연구개발과제명		3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템과 실시간으로 변화를 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발						
전체 연구개발기간		2020. 04. 13 - 2021. 12. 31(1년 9개월)						
총 연구개발비		총 493,400 천원 (정부지원연구개발비 : 370,000천원, 기관부담연구개발비 : 123,400천원, 지방자치단체 : 천원, 그 외 지원금 : 천원)						
연구개발단계		기초[] 응용[] 개발[☒] 기타(위 3가지에 해당되지 않는 경우)[]			기술성숙도		착수시점 기준(2단계) 종료시점 목표(7단계)	
연구개발과제 유형		지정공모 [] 자유공모 [☒]						
연구개발과제 특성		실용화						
연구 개발 목표 및 내용	최종 목표	○ 3차원 공간정보 제작 기간 단축을 위한 CPU병렬처리시스템 개발 ○ Image Matching, 인공지능을 이용한 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발						
	전체 내용	○ CPU 병렬처리를 통한 ‘3차원 공간정보’ 제작공정의 시간 단축과 자동화 방안을 모색하고 최적화 시스템을 설계/제작 ○ Image Matching 기법으로 드론 촬영 사진을 '3차원 공간정보' 위에 正 위치시키는 알고리즘 연구 ○ Local Dynamic Mapping을 위한 3차원 공간정보의 변화를 감지하고 갱신할 수 있는 인공지능 알고리즘 연구 및 적용						
	1년차	목표	1. CPU 병렬처리시스템 H/W 설계 및 제작 2. Image Matching 알고리즘 연구 3. 지형지물 인지를 위한 인공지능 알고리즘 탐색과 선정 4. CPU 병렬처리시스템 S/W 설계 및 제작					
		내용	1. CPU 병렬처리시스템 H/W 설계 및 제작 - 실험을 통한 비용대비 최적화 System 설계 및 실험결과 보고서 제출 - 설계된 시스템의 외주 주문제작 2. Image Matching 알고리즘 연구 - 일반 Pair 사진을 이용하여 tie point 최소 10점 이상 추출 3. 지형지물 인지를 위한 인공지능 알고리즘 탐색과 선정 - 지형지물 자동인지 가능 여부 탐색 및 AI 알고리즘 선정결과보고서 제출 4. CPU 병렬처리시스템 S/W 설계 및 제작 - 병렬처리시스템 H/W에서 구현되는 100% 자동화된 소프트웨어 제작 - 병렬처리시스템 내의 처리시간을 1/10로 단축결과보고서 제출					
연구 개발 목표 및 내용	2년차	목표	1. Image Matching 기법을 이용한 S/W제작 2. 인공지능을 이용한 기계학습으로 ‘빌딩’ 자동인지 알고리즘 개발 3. 개발된 알고리즘을 이용한 Web Service 개발					
		내용	1. Image Matching 기법을 이용한 S/W제작 - 사진의 중심좌표와 기울기를 가지고 있는 pair의 사진에서 tie point 10개 이상 추출 2. 인공지능을 이용한 기계학습으로 ‘빌딩’ 자동인지 알고리즘 개발 - 기계학습을 통하여 빌딩 인지율 60% 이상 달성 3. 개발된 알고리즘을 이용한 Web Service 개발 - 인공지능 알고리즘 이용한 Web Service 개발					

연구개발성과	○ CPU 병렬처리 시스템 - ‘Node-Client-Server’로 구성된 분산 병렬처리시스템의 비용대비 최적 Node 수 선정 및 최적화 시스템 설계 - 병렬처리시스템에서 구동되는 사진측량 공간정보 제작 전 공장 자동화 S/W 제작 - CPU 병렬처리 시스템을 활용한 대규모지역(1km²) 공간정보 생성시간 1/10로 단축 ○ Image matcing S/W - 사진의 중심좌표와 기울기가 없는 일반 Pair 사진을 이용하여 tie point 10점 이상 추출 - 사진의 중심좌표와 기울기가 있는 드론 촬영 Pair 사진을 이용하여 tie point 10점 이상 추출 - Image Matching 기법으로 드론 촬영 사진을 정사영상 위에 正 위치시키는 S/W 개발 ○ 지형지물 인지 알고리즘 개발 - A.I의 기계학습을 통한 지형지물(빌딩) 자동인지 알고리즘 개발 - 지형지물(빌딩) 자동인지 알고리즘을 활용한 Web Service 개발											
	○ 계속 갱신 가능한 3차원 공간정보 공급 ○ 드론의 안전비행 ○ 갱신 정보 중, 자율주행차량에 필요한 정보를 실시간으로 제공 ○ 스마트시티를 포함한 Digital Twin에 기여											
	연구개발성과의 비공개여부 및 사유											
	해당없음											
연구개발성과의 등록·기탁 건수	논문	특허	보고서 원문	연구 시설· 장비	기술 요약 정보	소프트 웨어	표준	생명자원		화합물	신품종	
								생명정 보	생물 자원		정보	실물
	2	2		1		2						
연구시설· 장비 종합정보시스템 등록 현황	구입기관	연구시설· 장비명	규격 (모델명)	수량	구입 연월일	구입가격 (천원)	구입처 (전화)	비고 (설치장소)		ZEUS 등록번호		
국문핵심어 (5개 이내)	드론		병렬처리		인공지능		최적화 시스템		3차원 공간정보			
영문핵심어 (5개 이내)	3D Model		Dynamic Mapping		Image Matching		Digital Twin		Smart City			

< 목 차 >

1. 연구개발과제의 개요
2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행내용
3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도
4. 목표 미달 시 원인분석(해당 시 작성)
5. 연구개발성과 및 관련 분야에 대한 기여 정도
6. 연구개발성과의 관리 및 활용 계획

별첨자료(참고문헌 등)

1. 연구개발과제의 개요

1) 연구개발과제의 최종 목표

- 3차원 공간정보를 신속히 제작할 수 있는 CPU 병렬처리시스템 개발 및 제작
- Image Matching 기법과 인공지능을 이용한 기계학습 방법으로 공간정보의 변화를 감지하고 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping S/W를 개발

2) 연구개발과제의 년차별 목표

- 1차 연도
 - 주관연구기관(건국대학교 산학협력단)
 1. CPU 병렬처리시스템 H/W 설계 및 제작
 2. Image Matching 알고리즘 연구
 3. 지형지물 인지를 위한 인공지능 알고리즘 탐색과 선정
 - 공동연구기관((주)엠지아이에스)
 1. CPU 병렬처리시스템 S/W 설계 및 제작
- 2차 연도
 - 주관연구기관(건국대학교 산학협력단)
 1. Image Matching 기법을 이용한 S/W제작
 2. 인공지능을 이용한 기계학습으로 '빌딩' 자동인지 알고리즘 개발
 - 공동연구기관((주)엠지아이에스)
 1. 개발된 알고리즘을 이용한 Web Service 개발

구분	연구개발목표	핵심 연구개발성과 (연구개발성과물)	현재 국내·외 기술수준	연구개발 목표치	목표치 설정 근거	가중치 (%)
1년차 (2020)	CPU 병렬처리시스템	CPU 병렬처리 시스템	(스위스/Pix4D Mapper사) 7일/1km ²	10시간 內/ km ²	- 연구 전 개념에 의 거한 시험 경험 - 현장에서 즉시 사용 가능한 시스템 제작	50%
	Image Matching S/W	Image Matching S/W 개발	(스위스/Pix4D Mapper사) tie point 2000이상	일반사진 10 point 이상	- 다양한 분야에서 유 사연구 진행 되고 있음	5%
	지형지물인지 인공지능 알고리즘 개발 및 S/W 제작	지형지물(건물)인지 인공지능 S/W개발	다수국가 연구 중	건물의 경우 인지 가능 여부 판단	- 지형지물을 인공지 능으로 인지하고자 하는 연구는 시초단 계	10%
2년차 (2021)	Image Matching S/W	Image Matching S/W 개발	(스위스/Pix4D Mapper사) tie point 2000이상	항공사진 10point 이상	- 매우 불규칙하고 해 석이 난해한 드론촬영 사진을 Match 시 키는 것은 매우 높 은 단계	15%
	지형지물인지 인공지능 알고리즘 개발 및 S/W제작	지형지물(건물)인지 인공지능 S/W개발	지형지물 자동인지 인공지능은 발표된 바 없음. 다수국가에서 연구 중	60% 이상 인지	- 구체적 지형지물 코 드분류하여 연구기 반 조성하고 기계학 습을 진행 시켜 봄 으로써 전체를 시작 하는 선구자적 역할 이 가능할 것으로 판단	20%

2. 연구개발과제의 수행 과정 및 수행 내용

○ CPU 병렬처리 시스템

1. CPU 병렬처리 시스템 개요

기존의 공간정보 취득방식은 인공위성 혹은 항공사진을 이용하여 획득하였으며 이는 광범위한 지역에는 적합하나 정밀성과 정확성이 보장되지 못한다. 정밀한 자료 제작 시 다양한 측량도구들을 이용한 현지 측량 및 조사를 수행하나 대규모 인력이 필요하며 생산성이 낮아 국지적 경우에 이용되었다.

무인기를 활용한 매핑은 낮은 고도에서 다양한 비행을 통하여 정확한 공간정보를 획득한다는 점에서 기존 공간정보 생성방식과 차별적 특징을 가진다. 항공사진의 경우 최소 800m, 인공위성은 400km 이상 고도에서 비행하여 자료를 획득하지만 무인기의 경우 30m~150m 높이에서 비행하며, 근접촬영이 가능하다. 또한 비행 절차 및 방법이 간단하며 실시간 측량/측정이 가능하며 실시간으로 지상에 무선 방식으로 정보가 제공되어 초연결성을 가지고 있다. 기존 방식과 무인기를 활용한 공간정보 제작방식의 자세한 차별성은 다음과 같다.

차별성	위성/항공 측량	무인기 활용 매핑
근접촬영	- 화물차/승용차 구별 - 건물형태식별	- 차선 두께 묘사 - 활엽수 / 침엽수 식별 - 작물 개체 별 건강지수 측정 가능
촬영의 용이성	- 배청일 수 45일/년간 - 기상의 영향 - 납기 : 3개월 이상 소요	- 실시간 / 수시 / 야간촬영 - 시간 / 날자 / 계절별 변화 - 동일 루트 자동비행 재촬영
작업공정 자동화	- 수작업 도화 - 수작업 수치지도(도면) 작성	3차원 모델링까지 자동화 3차원 모델 이용 도면 작성
신기술 대두	- 세계최초 스테레오 위성영상 - 항삼 - 정사영상 - 도화 - 도면작성	- Tie Point/Matching - Point Cloud - 3D모델 - 디지털라이징 - 도면작성 - 컴퓨터 적합 공정/알고리즘
3D모델링	- 도화/수치지도제작 → 벡터 도면 - 벡터도면 + 높이값 → 3차원 모델	- Point Cloud ~ 3D Model 자동생성 - 다수의 신산업 창출

표 2.1 무인기 활용 매핑의 차별성

무인기를 활용한 3D 매핑기술을 토지, 주택, 토목건설 측면에서 BIM에 입각한 생애주기 관리에 활용한다면 공사업무관리, 위험지역 및 위험 행동 사전 파악 및 저지, 공사량의 정확한 판단, 정밀한 진도파악 및 실시간 3차원 모델링을 통한 형상관리 등이 가능하게 될 것이며 건물 및 시설의 Life cycle 전 주기에 걸친 관리 또한 가능해질 것이다.

Photogrammetry 알고리즘은 매트릭스를 풀기 위하여 단순/반복하는 알고리즘이며 사진의 해상도 증가와 target area 확대, 촬영 object 다양화를 이유로 처리해야하는 사진의 수가 늘어나고 있는 추세이다. 무인항공촬영사진을 활용한 정밀한 공간정보 생성 시 통상 1 Batch로 처리하는 사진의 매수가 적게는 수천 매에서 많게는 수 만매에 이르며 물리적 용량 역시 수십 Gbyte에 이르게된다. 이러한 이유로 단일 PC(Stand alone)를 사용하여 대규모지역(1km²)에 대한 자료처리시 여러 날이 소요되며 대량의 사진을 신속하게 처리하기 위하여 가장 좋은 방법은 병렬처리를 수행하는 것이다. CPU병렬처리방식은 여러 CPU로 하드웨어를 구성하고 한 CPU가 서버가 되어 나머지 CPU들에게 업무를 분산하여 처리하도록 하여 시간을 획기적으로 단축시켜 빠른 결과물을 만들어 낼 수 있는 방법으로 본 연구에서는 client - node의 조합으로 CPU 병렬처리 방식의 시스템을 구축하였다.

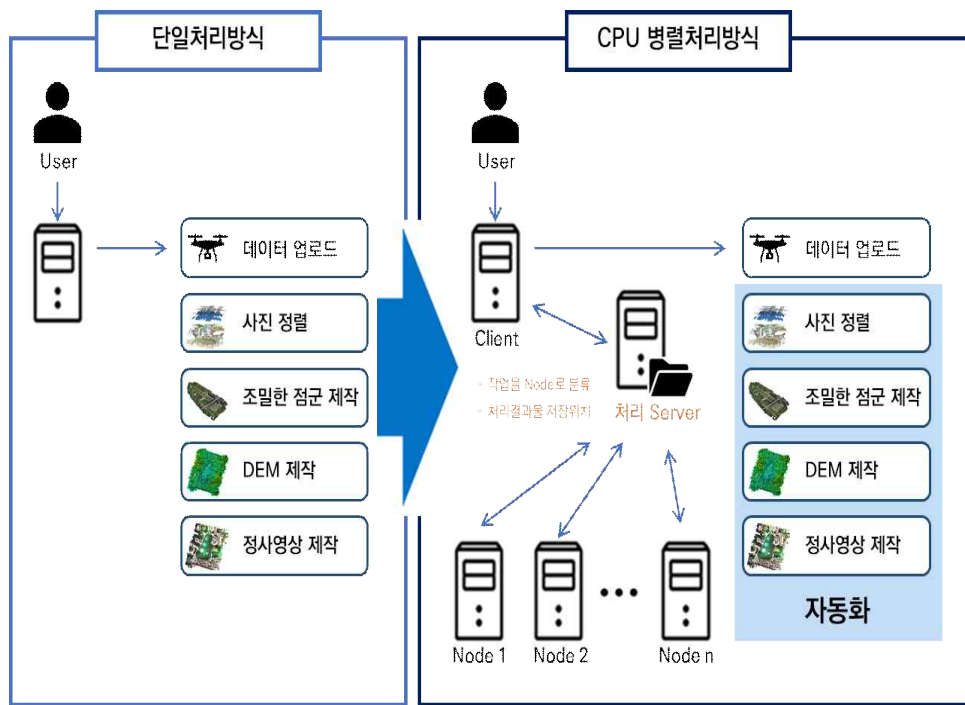


그림 2.1 CPU 병렬처리 개념도

2. 하드웨어 설계 및 제작

- 실험을 통한 비용대비 최적화 System 설계 및 실험

CPU 병렬처리 방식은 단일 처리방식에 비해 매우 빠른 처리속도와 대용량처리 및 편리한 자동처리가 가능하다는 장점이 있다. CPU 병렬처리는 활용 Node의 수 가 많을 수록 처리속도를 단축시켜 빠르게 처리가 가능하나 활용 사진측량 소프트웨어의 Point cloud생성, DSM제작 등 공간정보 제작 단계별 사용 특성과 Network 속도 등의 영향으로 Node 증가에 따른 처리속도 단축 결과가 비선형적인 상관관계를 가지기 때문에 비용대비 효과를 고려한 병렬처리 시스템의 최적의 적정 Node수를 찾는 것이 매우 중요하다.

자료처리의 전체 과정은 Server에 의지한 client가 반복 계산을 여러 대의 node로 나누어 처리시킨 후 취합하여 결과값을 내는 분산병렬처리 방식을 사용하였으며 적정 node수를 찾기 위하여 Node 수를 단일 Node 로부터 최대 18개의 Node까지 Node를 3의 배수로 늘려가며 사용하였다. Network 속도의 경우 자료 처리에 영향이 클것으로 판단되나 network속도 증가에 따른 자료처리속도가 비례적으로 사료되어 GiGA Internet을 기준으로 사용하였다. 자세한 자료처리 실험에 사용된 조건은 다음과 같다.

CPU	Intel i5
RAM	16Gbyte
GPU	None
Network	GiGA Internet
대상 면적	0.65km ²
사진 매수	6,700매
사진 정확도	2cm
Option	Alignment: Highest accuracy
	Point cloud: Ultra high quality
	Mosaic: 정밀도 2cm

표 2.2 자료처리 조건

CPU 1대(1PC)로 각각 처리	intel i5 PC (window 10)	1회
	intel i5 PC (window 10) + Geforce 1080(NVIDIA) 1장	1회
Network 처리 가능 S/W로 병렬처리	[1차] intel i5 PC 19대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(17대)	각 1회
	[2차] intel i5 PC 16대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(14대)	
	[3차] intel i5 PC 13대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(11대)	
	[4차] intel i5 PC 10대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(8대)	
	[5차] intel i5 PC 7대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(5대)	
	[6차] intel i5 PC 4대 + Network - 구성: Server(1대) + Client(1대) + Node(2대)	

표 2.3 병렬처리시스템의 최적 Node 수 선정 실험 계획

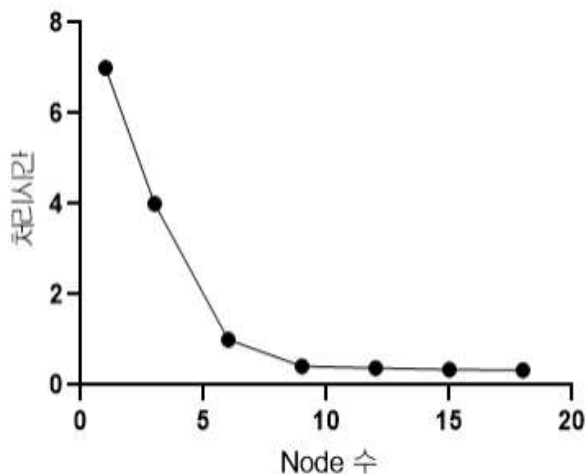


그림 2.2 Node 수 - 처리시간 곡선

node 수	최종 산출시간	가격대비 성능변화
18	8시간	0.012
15	8.5시간	0.03
12	9시간	0.041
9	10시간	0.58
6	1일	3
3	4일	4.5
1(stand alone)	7일	기준

표 2.4 가격대비 성능비

실험 결과는 표 2.3과 같이 나타났으며 Node수-처리시간 곡선의 변곡점인 8개의 Node에서 가격대비 최적의 성능을 나타내었으며 최적 Node 수 구성 시 처리시간이 단일(stand alone) 작업 대비 1/10 이상으로 단축됨을 확인할 수 있었다.(별첨2. 증빙자료집 2p)

- 시스템 설계 및 제작

CPU 병렬처리 시스템의 적절한 부품 선정을 위하여 단일 CPU 및 그래픽 영향을 분석하였다. 부품 선정을 위한 실험은 공간정보 생성을 위한 드론촬영 이미지 Benchmark dataset을 활용하여 수행되었으며 공간 정보 생성 단계 별 처리시간을 기준으로 미치는 영향을 분석하였다. 분석 결과 CPU core 수에 따른 성능향상은 상대적으로 낮은 코어 수 구간에서(4core → 6core) 높은 코어 수 구간(6core → 8core) 대비 큰 폭의 처리시간 단축을 확인할 수 있었다. 또한 GPU의 경우 조밀 점군제작(Dense cloud) 단계에서 가장 영향이 크게 나타났으며, Orthomosaic map 제작 단계에서 GPU의 영향이 기대보다 현저히 적게 나타났다. GPU 수의 경우 추가장착 대비 처리성능의 향상 폭이 크지않아 Node PC당 Single GPU 구성이 효율적임을 확인하였다.

CPU	7500(4cores, 3.40Ghz)		9400F(6cores, 2.90Ghz)		9900K(8cores, 3.60Ghz)	
GPU	No GPU	1050	No GPU	1660ti	No GPU	2080S
Align	0:32:51	0:13:05	0:22:42	0:08:00	0:18:57	0:05:43
Dense Cloud	11:23:33	2:59:34	7:00:00	2:06:10	5:45:35	0:52:46
DEM	0:2:20	0:02:20	0:02:00	0:02:00	0:01:45	0:01:46
Ortho	0:12:16	0:12:18	0:08:00	0:08:00	0:06:08	0:05:48
Total time	12:11:00	3:27:17	7:32:42	2:24:10	6:12:25	1:06:03
Ratio	1.00	0.28	0.62	0.20	0.51	0.09

표 2.5 부품 구성별 영향 분석결과

CPU	9900KF(8cores, 3.60Ghz)				
GPU	No GPU	2080S	2080S_x2	1660ti	1660ti_x2
Align	0:16:39	0:04:56	0:03:22	0:06:38	0:05:33
Dense Cloud	4:27:31	0:51:54	0:40:21	1:01:31	0:48:00
DEM	0:01:34	0:01:35	0:01:39	0:01:30	0:01:30
Ortho	0:05:31	0:05:35	0:05:49	0:06:14	0:06:16
Total time	4:51:15	1:04:00	0:51:11	1:15:53	1:01:19
Ratio	1.00	0.19	0.18	0.26	0.21

표 2.6 GPU 영향 분석결과

실험결과에 따라 ‘Server + Client + Node(7대)’로 분산병렬처리시스템을 설계하고 client 또한 하나의 Node로 동작하도록 구성하였다. 병렬처리시스템의 구성 부품은 상용화와 공간정보 생성 처리성능을 고려하여 적절한 부품으로 선정하였으며 상세 내용은 표 2.4와 같다. 부품구성이 완료된 뒤 시스템의 성능안정화를 위하여 Power supply, Power surge, 냉각 System을 구성하였다.

CPU	라이젠 9 마티스 3900X 3.8GHz
GPU	GeForce RTX 2070 SUPER EX BLACK OC D6 8GB
LAN Card	NEXT-562SFP-10G (유선랜카드/PCI-E/10Gbps/2port)
Mainboard	X570 AORUS PRO (AMD X570/ATX)
RAM	DDR4 32G PC4-28800 CL16 TRIDENT Z NEO C (16Gx2) 2set
SSD	Firecuda 520 PCIE 4.0 M.2 NVMe 2TB TLC

표 2.7 CPU 병렬처리시스템 Node specification

KKU-PPS System

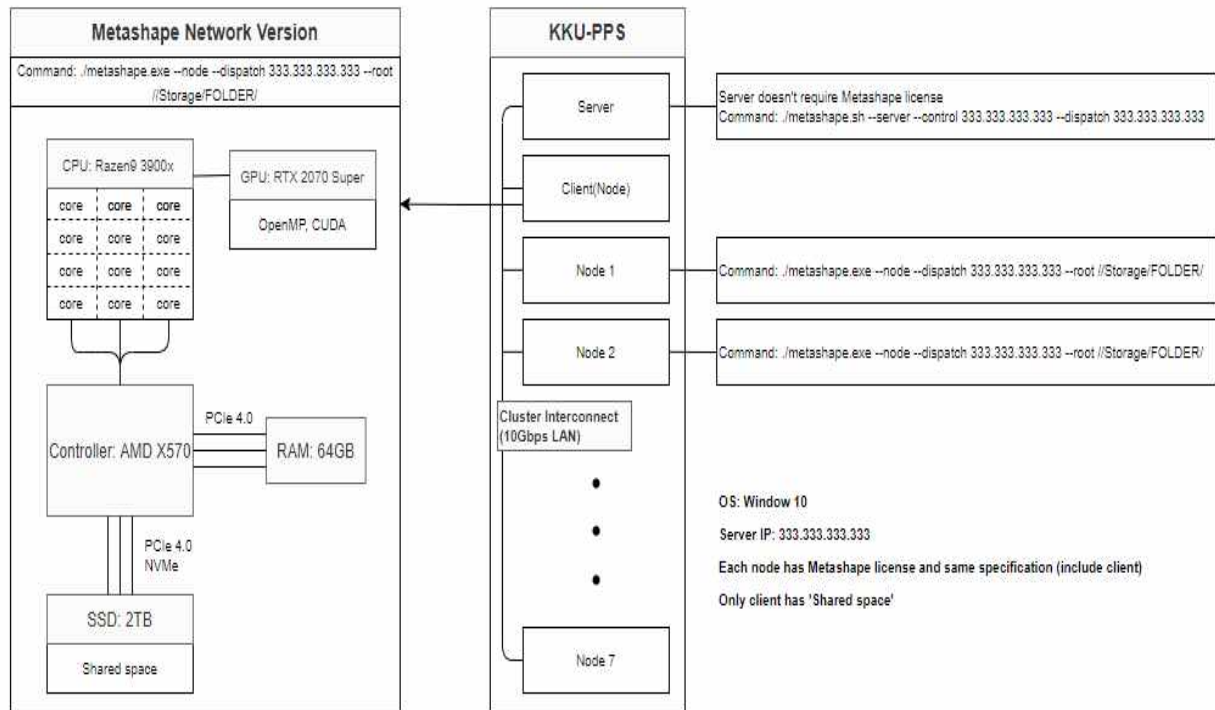


그림 2.3 CPU 병렬처리시스템 Block Diagram

3. 소프트웨어 설계 및 제작

– 병렬처리 시스템 하드웨어에서 구현되는 100% 자동화된 소프트웨어 제작

장비 구축에 사용된 Photogrammetry S/W는 병렬처리에 큰 강점을 지닌 Agisoft사의 Metashape를 사용하였다. Metashape를 활용한 공간정보 제작 과정 중 사진입력(데이터 업로드) 단계를 제외한 ‘사진정렬 – Point cloud생성 – 수치표면모델제작 – 정사영상제작’ 과정을 100% 자동화하였으며 모든 공정을 병렬처리를 기반으로 동작하도록 설계하여 CPU 병렬처리 시스템의 Client에서 구동되는 자동화 소프트웨어를 제작하였다. 산출되는 최종 결과물은 DSM(Digital Surface Model)과 정사영상(Orthomosaic map)이며 입력 데이터와 프로젝트 데이터의 디렉토리 정렬을 통하여 기존 생성 데이터에 대한 백업 및 진행내역 확인, 추가적인 프로세싱이 가능하도록 구성하였다.

– 개발환경구성

- 프레임워크: spring-boot 2.3.4
- JAVA VERSION: jdk 1.8
- DBMS: PostgreSQL 9.4
- Python: Python 3.

– 개발목록

- Client Program: HTML / JavaScript / CSS
- Server Program: JAVA
- Node Program: PYTHON

- DB 구성

- Tables 구성: bs_drone_progress / bs_drone_request / bs_drone_request_file / bs_drone_result
- Sequences 구성: sqp_drone_request_file_sn / sqp_drone_request_sn

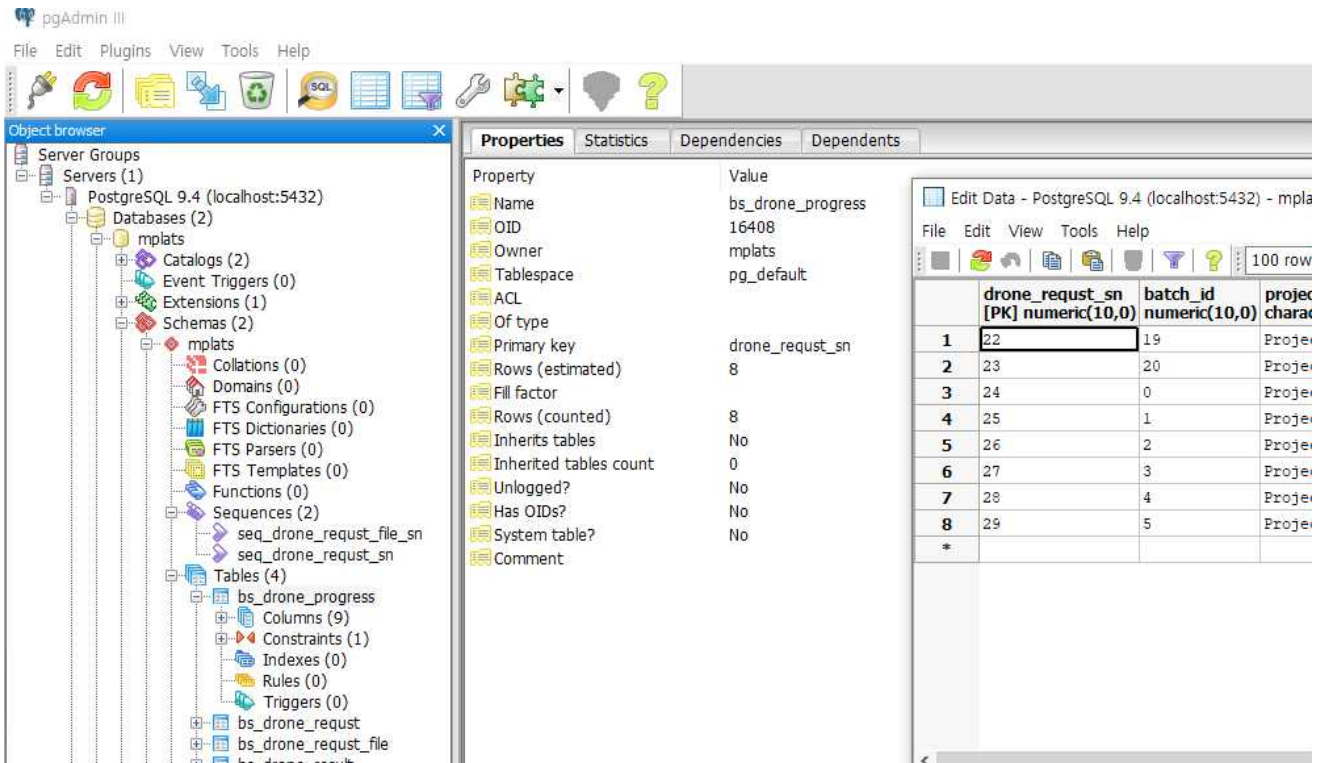


그림 2.4 DB구성 및 접속

- UI 구성

- 파일찾기(파일이동) / 병렬처리 진행내역(프로젝트파일, 상태, 시작시간, 진행시간, 결과파일, 취소) / 병렬처리 완료내역(프로젝트파일, 상태, 시작시간, 진행시간, 종료시간, 결과파일)

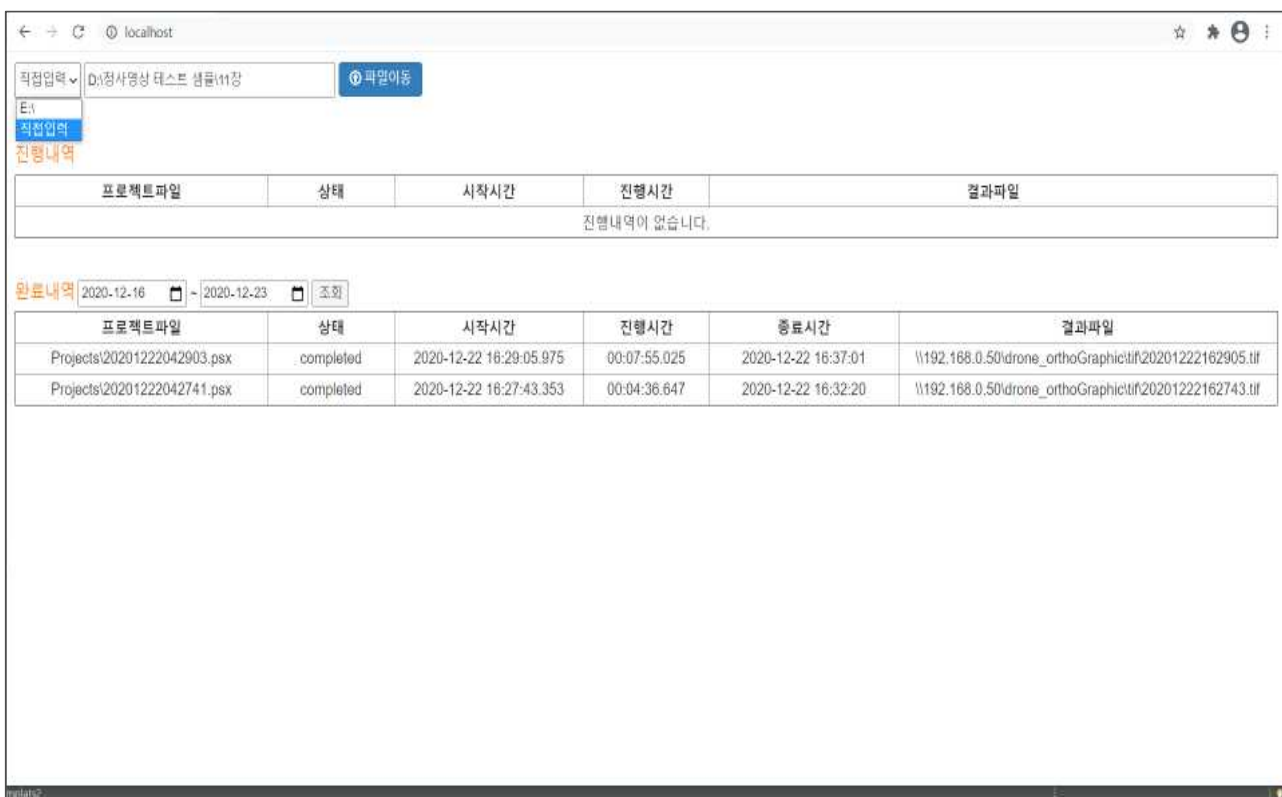


그림 2.5 네트워크 프로세싱 UI 구성

- 소스 구성

- 병렬처리시스템 화면을 구성하는 html 및 css 개발
- 병렬처리분석을 호출 및 Data 통신을 위한 Java 개발
- 병렬처리분석을 실시 및 구성하는 Python 개발

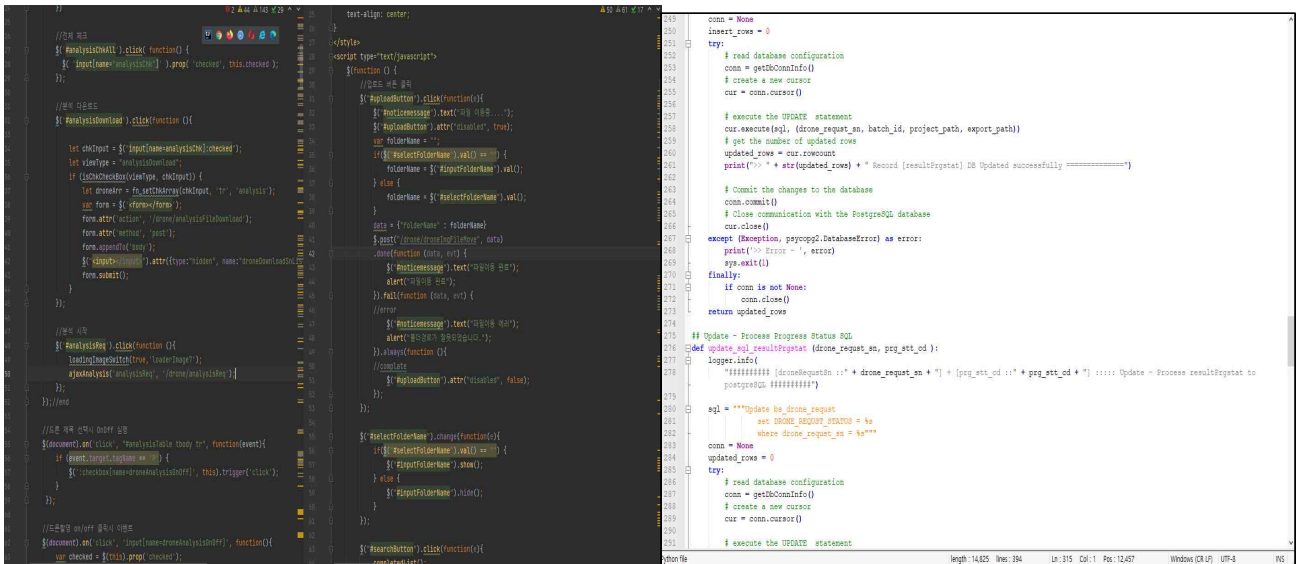


그림 2.6 JSP 코드 구성

그림 2.7 PYTHON 코드 구성

- 병렬처리 진행 로그 화면(서버)

- 병렬처리 분석실행

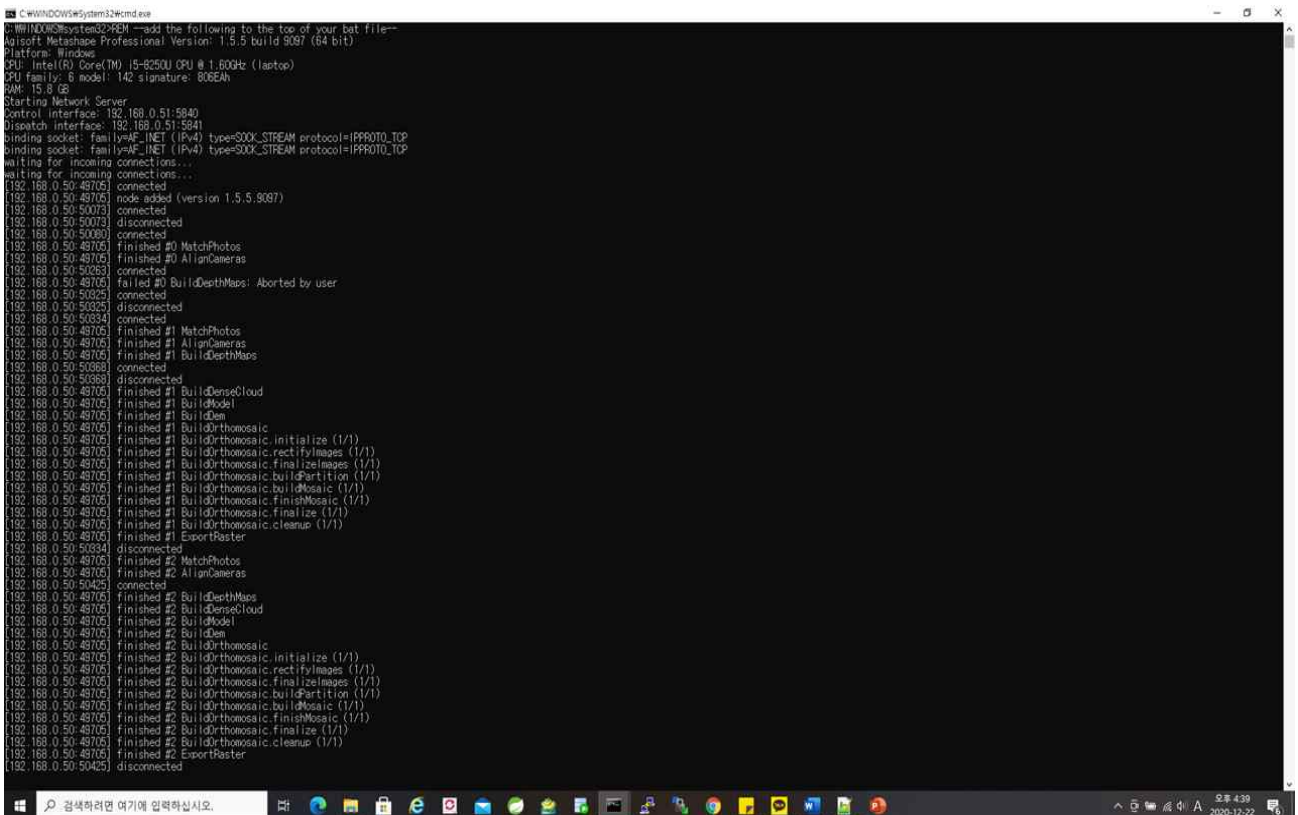


그림 2.8 서버 진행 로그 (Start Network Server)

4. CPU 병렬처리 시스템 시제품 구축

- 시제품 H/W 주문제작

- 모델명: KKU-PPS
- 네트워크 속도: 10Gbps
- Node capacity: 9 이상
- Power supply 및 cooling system 탑재
- 각 Node 별 최적 선정 부품 조립 (표 2.7)
- PAN S/W 설치 및 네트워크 구성
- 전체 부품 조립 및 System 캐비넷 외장 설계 및 제작



그림 2.9 CPU 병렬처리 시스템 시제품 H/W

- 자동화 S/W 설치

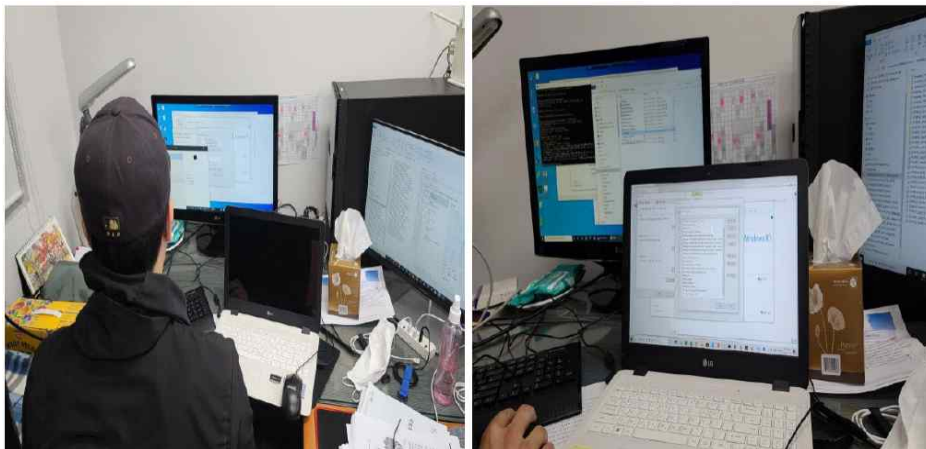


그림 2.10 CPU 병렬처리 시스템 자동화 툴 설치

- 병렬처리 시스템의 각 Node의 Network 연결 및 작업 디렉토리 구축/연결
- CPU 병렬처리 시스템 자동화 S/W Porting

5. 병렬처리 시스템을 활용한 처리시간 단축 결과

- 처리시간 단축 결과

병렬처리 시스템의 처리시간 단축 시험에 활용된 데이터로 경기도 양평군 일대의 0.65km² 지역으로 기존 연구 개발된 정확도 2cm의 드론탑재 카메라 장비를 활용하여 취득된 6,700매의 90% 드론촬영사진을 활용하였다. 처리시간 비교를 위해 동일한 무인항공사진 데이터셋을 활용하여 CPU 병렬처리 시스템과 단일처리 방식의 아래 표 2.5의 공간정보 생성을 위한 작업 option으로 각 단계 및 최종 결과물 생성시간을 비교하였다.

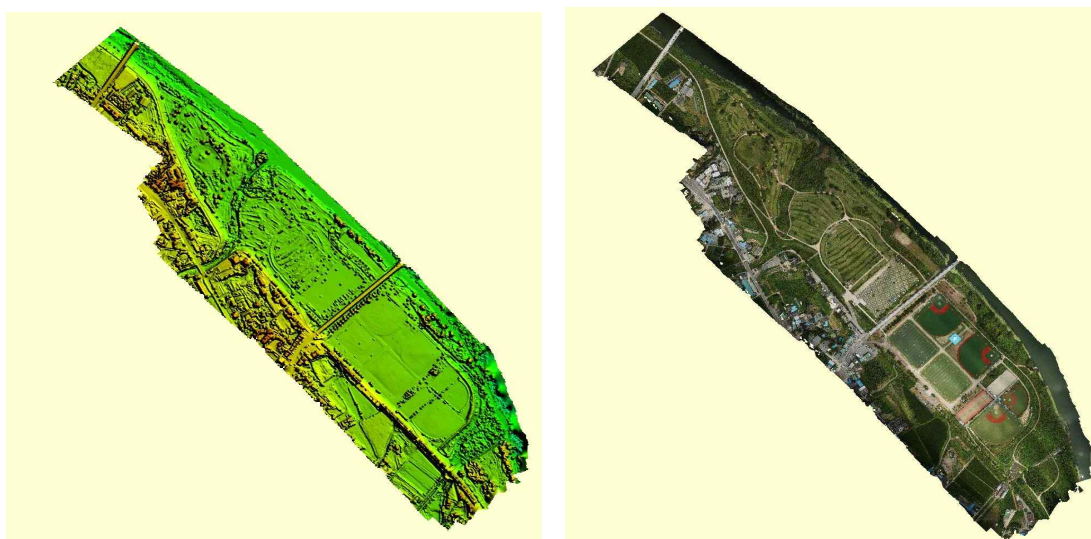
Processing Workflow Option
1. Align Photos – Accuracy: High, Preselection: Generic+Reference(Source)
2. Optimize Camera
3. Build Dense Cloud – Quality: High, Filter: Aggressive
5. Build Mesh – Quality: High, Source: Depth Map
6. Build DEM(DSM) –Source: Mesh
7. Build Orthomosaic

표 2.8 처리시간 비교 시험 Workflow

대상품목 별 공간정보 산출을 위한 총 처리시간은 단일처리방식이 15,570분이 소요된 반면 CPU 병렬처리 시스템(KKU-PPS)의 경우 1,428분으로 전 공정에 대한 처리시간이 약 10.9이 단축되었음을 확인하였다. CPU 병렬처리 시스템의 공간정보 생성을 위한 Workflow의 단계 별 처리시간은 단일처리방식 대비 조밀한 점군 생성(Build Dense Cloud) 단계에서 16.9배의 가장 큰 폭으로 단축되었으며, Mesh 생성(Build Mesh) 단계에서 13.5배, 사진정렬(Align Photo) 단계에서 4.8배의 획기적인 처리시간 단축을 달성하였다.

Work flow	단일 처리방식	CPU 병렬처리 시스템
1. Align Photos	11h 30m	2h 24m
2. Optimize Camera	22m	11m
3. Build Dense Cloud	4d 16h 9m	6h 38m
5. Build Mesh – Quality	4d 12h 35m	8h 2m
6. Build DEM(DSM)	24m	13m
7. Build Orthomosaic	6h 30m	6h 20m
총 처리시간	10d 19h 30m	23h 48m

표 2.9 대상품목별 공간정보 생성 처리시간 결과 비교



Digital Surface Model

Ortho-Mosaic Image Map

그림 2.11 처리시간 비교 테스트를 통해 산출된 공간정보

6. CPU 병렬처리 시스템을 활용한 공간정보 생성 실증

- Target Area #1: 건국대학교 일대

- Data 획득



[1차 비행]: 대상지역 8구역 분할비행 (1 sortie 기준 지역분립)
구역당 2회 비행 (총 16회), 드론 촬영사진 5,119장 획득

[2차 비행]: 대상지역 2구역 분할비행 (고층, 저층 빌딩 지역분립), 지역 간 불 부합 해소 및 추가 보완지역 data 확보 드론촬영사진 6,912매 획득

- 병렬처리 시스템을 활용한 공간정보 생성 결과



그림 2.12 건국대학교 일대 Digital Surface Model



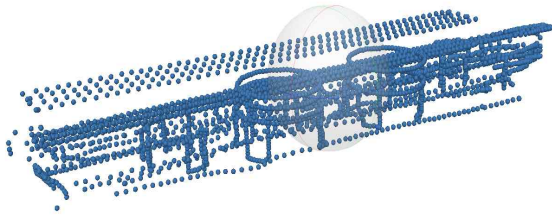
그림 2.13 건국대학교 일대 Orthomosaic Map



그림 2.14 건국대학교 일대 3D Model

- Target Area #2: 경북 예천군 비룡교 일대

- Data 획득



3D Model 생성을 목적으로 수동 조작하여 근접 촬영 및 Way point 기반의 비행을 실시하여 총 4,701매의 드론 촬영 사진 획득

- 수직사진: 1,809매
- 경사사진: 1,610매
- 수평사진: 1,282매

- 병렬처리 시스템을 활용한 공간정보 생성 결과

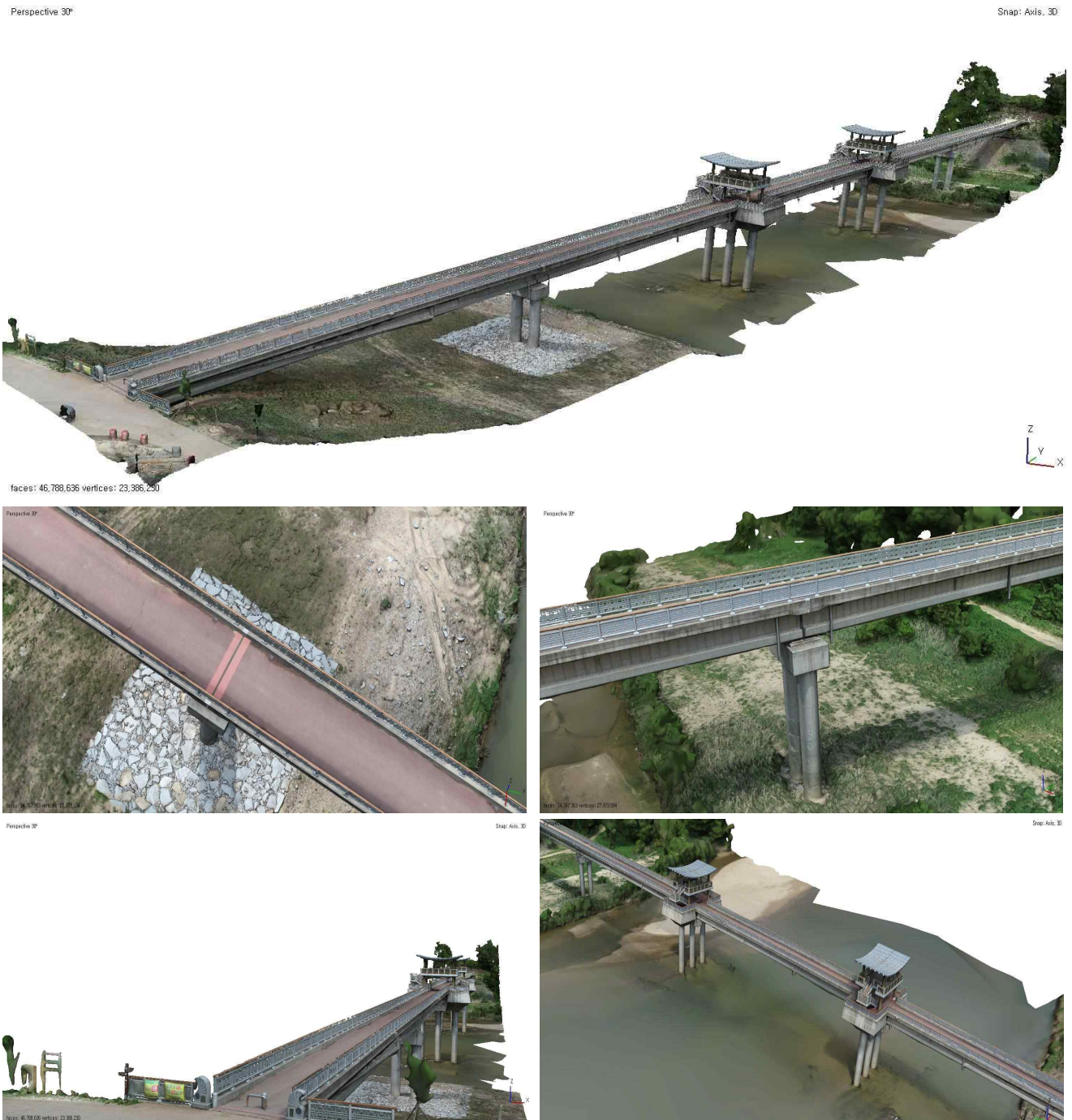


그림 2.15 예천군 비룡교 3D Model

○ Image Matching S/W 개발

1. Image Matching 알고리즘 연구

- Image matching 알고리즘의 활용 가능성

이미지 정합(Image matching)은 Computer vision 분야에 널리 사용되는 알고리즘으로 각 영상의 특징점(Key point)을 찾고 서술자를 생성하는 Feature Detection & Discription 단계와 대상이 되는 영상들의 특징점들을 각각 매칭시키는 Feature Matching, RANSAC 알고리즘을 활용하여 부적절한 Outlier 제거 및 변환 대상이미지를 원근변환(Perspective transform)하는 matrix를 찾는 Derivation of Transformation Function 단계를 거쳐 대상 이미지들을 서로 이어붙이는 Recognition & Stitching 단계로 이루어진다.

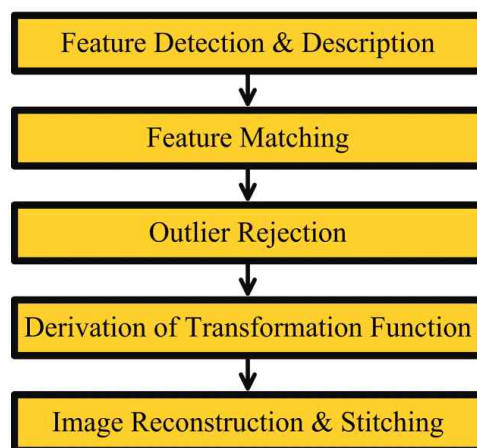


그림 2.16 Image Matching Procedure [1]

무인기 영상 기반의 Photogrammetry 방식의 공간정보는 대규모 지역을 대상으로 공간정보 생성 시 여러 날이 소요되며 대상 지역의 데이터(드론 촬영사진)를 새로 획득하여 Processing 해야한다. 그러나 무인기 촬영 영상과 기존 영상지도의 이미지 정합(Image matching)을 통하여 변화된 지형지물의 정보를 기존 공간정보에 정확한 위치에 도시할 수 있다면 대상 지역일대의 새로운 공간정보 생성 없이 한정적인 지역의 공간정보를 갱신하여 보다 효율적으로 공간정보의 변화 파악 및 갱신을 가속화 할 수 있을 것이다.



그림 2.17 드론측량을 위한 촬영[32]



그림 2.18 UAM(Urban Air Mobility)[33]

영상지도와 드론 촬영영상의 Image matching은 더 나아가 드론의 GPS, IMU를 통한 위치추정이 불가한 상황에서 위도, 경도가 Metadata로 내포되어있는 Base Map과 현재 위치에서 촬영된 이미지의 Matching을 통하여 기체의 자기위치를 역으로 추적 가능하게 할 것이며 이는 자율비행으로 운용될 UAM(Urban Air Mobility)의 운용에도 적용 가능할 것이다.

- 사진의 기울기가 없는 일반 Pair 사진을 이용한 tie point 추출

복잡하고 난해한 구도를 지닌 드론 촬영 영상과 수cm의 지상표본거리를 가지는 정사투영 지도간의 Image matching을 위한 사전 연구로 Image matching 단계 중 Feature Detection & Discription 단계에서의 Keypoint 및 tie point 검출을 위한 여러 알고리즘을 분석하였다. 특징점 검출을 위하여 Harris corner detector[2], GFTT[3], FAST[4], MSER[5], SIFT[6], SURF[7], ORB[8], KAZE[9], AKAZE[10]의 총 9가지 특징점 검출 알고리즘을 활용하였다. 각 알고리즘을 활용하여 도형이미지, 일반사진, 복잡사진 순으로 사진의 복잡도를 단계별로 높여가며 Python 기반의 OpenCV 오픈소스 라이브러리를 활용하여 수행되었다.

- 일반 Pair 사진 Tie point 추출을 위한 Keypoint 검출

1) Keypoint detector algorithm: FAST

FAST 특징점 검출 알고리즘 적용 (좌)

반응값 기준 내림차수 정렬 Keypoint 선정 후 특정 거리오차보다 작은 특징점 제거(우)

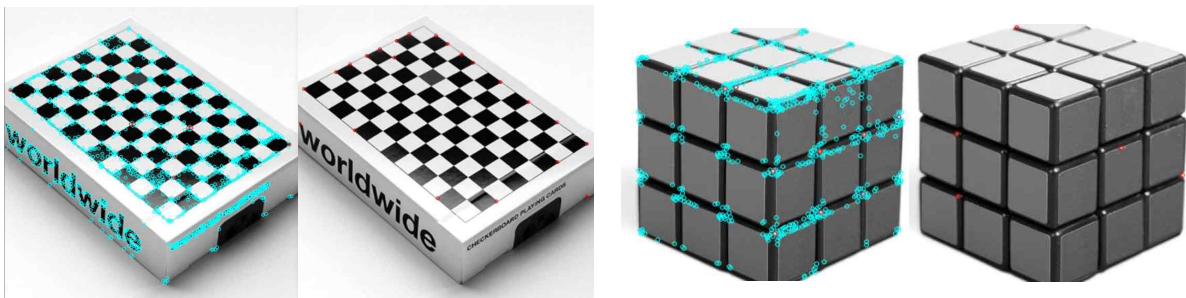


그림 2.19 Fast알고리즘 활용 Keypoint 검출

2) Keypoint detector algorithm: FAST

MSER 특징점 검출 알고리즘 적용 (좌)

반응값 기준 내림차수 정렬 Keypoint 선정 후 특정 거리오차보다 작은 특징점 제거(우)

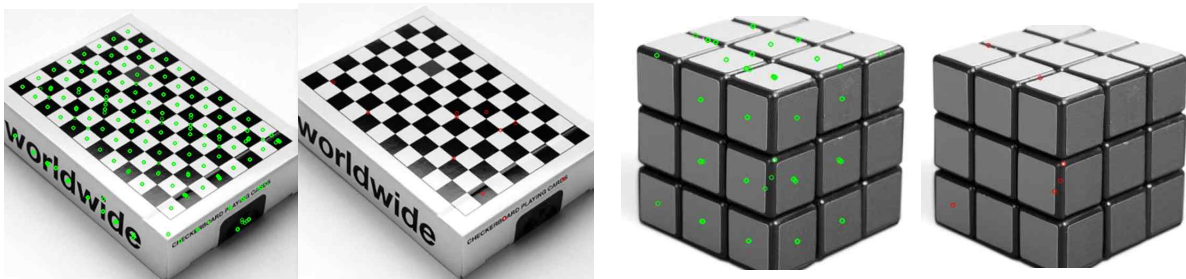


그림 2.20 MSER 알고리즘 활용 Keypoint 검출

3) Keypoint detector algorithm: GFTT

Good Feature To Track 특징점 검출 알고리즘 적용 (좌)

maxCorners, qualitylevel, minDistance 등 Parameter 조정(우)

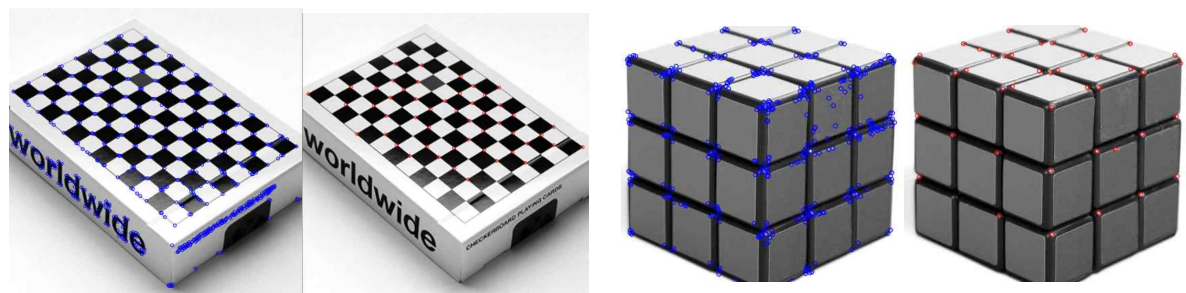


그림 2.21 GFTT 알고리즘 활용 Keypoint 검출

- 일반 Pair 사진 Tie point matching test

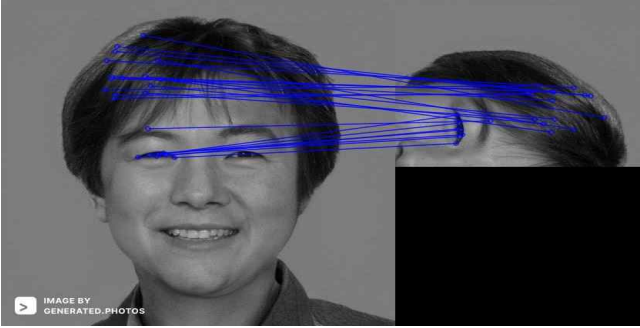


그림 2.22 인물사진 Tie point 검출



그림 2.23 복잡사진 Tie point 검출

특징점 검출 알고리즘 중 Descriptor 자동검출이 가능한 알고리즘을 대상으로 인물사진 및 복잡사진에 대한 tie point 검출 테스트를 수행하였다. Tie point 검출을 위해 BRISK, ORB, SIFT, SURF, KAZE, AKAZE 알고리즘을 활용하여 각 이미지의 특징점(Key point)와 서술자(Descriptor)를 생성하고 Brute-Force matching 알고리즘을 활용하여 각 Pair 사진에서 검출된 특징점 중 동일한 특징점을 Matching을 수행하였다. 이후 최근접 이웃(K-Nearest Neighbor) 알고리즘을 활용하여 서술자 당 k개의 최근접 이웃 매칭점을 가까운순서대로 배열하여 검출된 매칭쌍들 중 유사도 거리가 가까운 10점의 매칭쌍(Tie point)를 도시하여 각 알고리즘의 특성 및 Pair 사진의 매칭 가능성을 확인하였다.

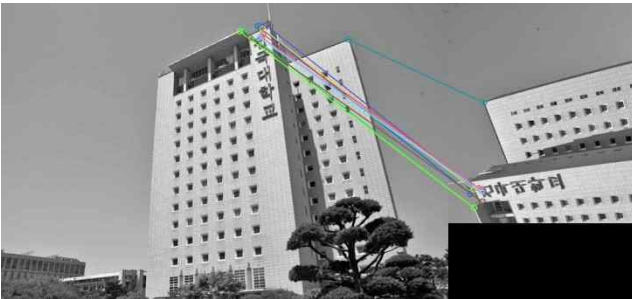


그림 2.24 BRISK 알고리즘 활용한 Tie point 검출

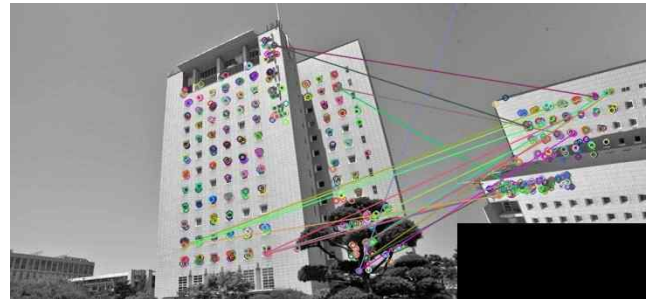


그림 2.25 ORB 알고리즘 활용한 Tie point 검출



그림 2.26 SIFT 알고리즘 활용한 Tie point 검출



그림 2.27 SURF 알고리즘 활용한 Tie point 검출

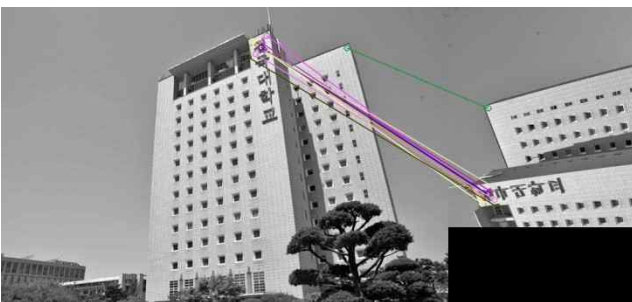


그림 2.28 KAZE 알고리즘 활용한 Tie point 검출

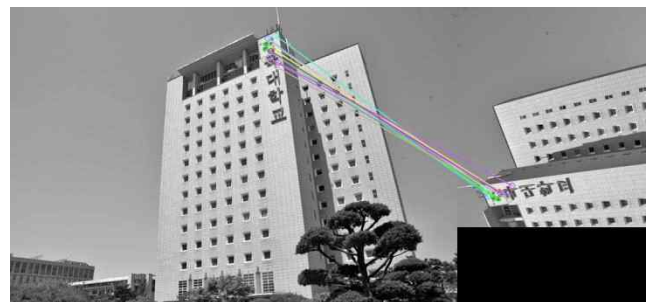


그림 2.29 AKAZE 알고리즘 활용한 Tie point 검출

각 알고리즘을 적용하여 tie point 검출한 결과 KAZE알고리즘을 제외한 BRISK, SIFT, SURF, AKAZE 알고리즘에서 Pair 이미지 사이의 특징점들의 적절한 matching이 수행됨을 확인하였다. ORB알고리즘의 경우 복잡사진 단계에서 최근접 이웃 알고리즘(KNN)을 활용한 좋은 매칭 쌍 검출 시 다수의 매칭오류가 발생됨을 확인하였다.

- Edge-Preserving Noise Removal Filter 적용을 통한 Tie point 검출 성능 향상

강건한 Tie point 검출을 위하여 영상의 Noise 제거 필터를 적용하였다. 영상 특징점들은 영상의 코너점들을 기반으로 판별되기 때문에 각 픽셀과 이웃하는 픽셀 사이의 거리와 픽셀값의 차이를 동시에 가중치에 반영하여 Noise 제거와 함께 영상의 Edge라인을 선명하게 처리하는 Bilateral filter를 Pair 이미지에 각각 적용하여 최근접 이웃 알고리즘(KNN)을 적용 시 보다 적절한 matching이 이루어짐을 확인하였다. 각 이미지에 적용된 Bilateral filter의 수식은 아래 식(1)과 같다.

$$(1) \quad BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) I_q$$

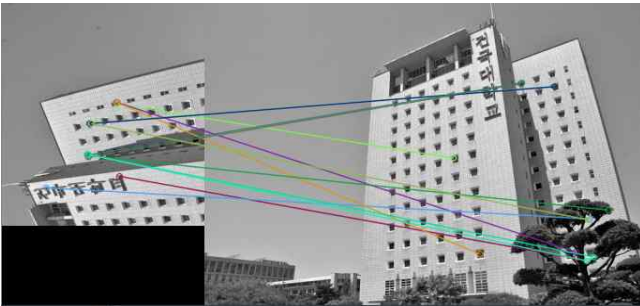


그림 2.30 Bilateral filter 적용 전

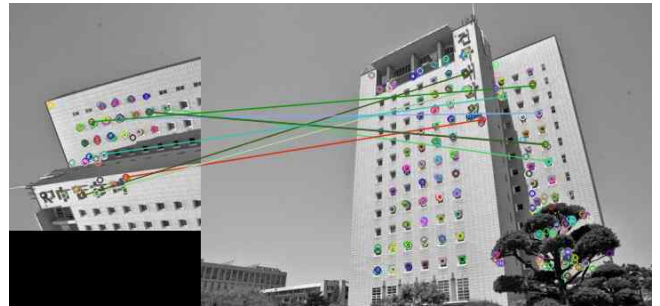


그림 2.31 Bilateral filter 적용 후

2. Image Matching 기법을 이용한 S/W제작

– 사진의 중심좌표와 기울기를 가지고 있는 pair의 사진에서 tie point 추출

사진의 중심좌표와 기울기를 가진 드론 촬영영상 Pair 이미지를 대상으로 특징점 검출 및 Tie point를 추출을 수행하였다. 총 30쌍의 Pair 이미지로부터 평균적으로 이미지 당 13597.5개의 특징점을 검출하였으며 Pair 663.8개의 Tie point를 검출하였다. Tie point 검출을 위해 사용된 드론 촬영영상은 DJI사의 Phantom4 pro2.0기체를 사용하여 고도 AGL 60m~90m에서 촬영된 수직촬영 영상이 사용되었다.

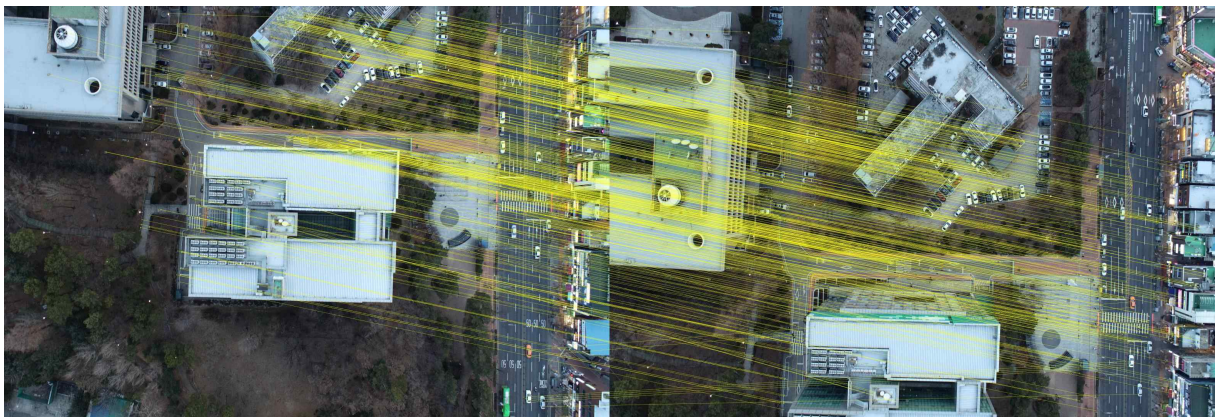


그림 2.32 드론촬영영상 Pair #1 (Tie point: 595)

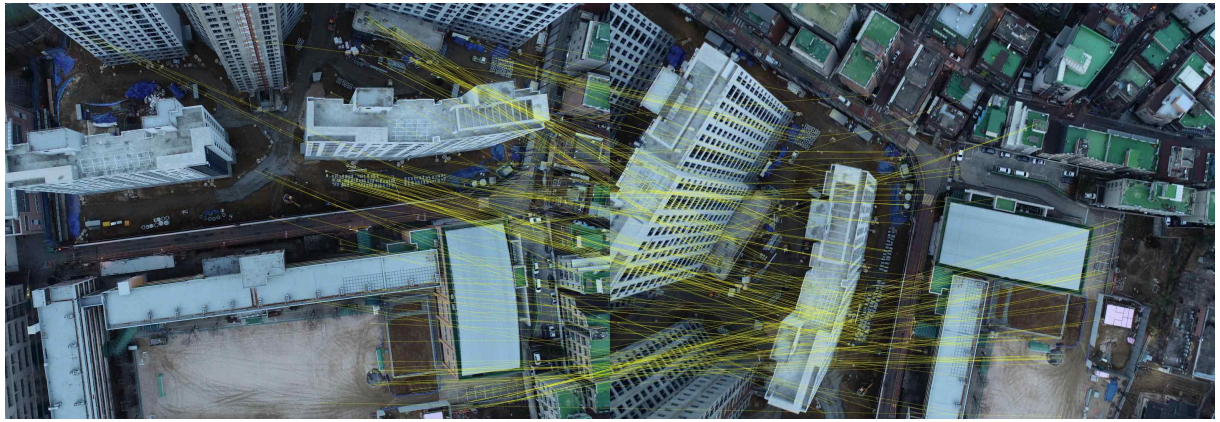


그림 2.33 드론촬영영상 Pair #2 (Tie point: 231)

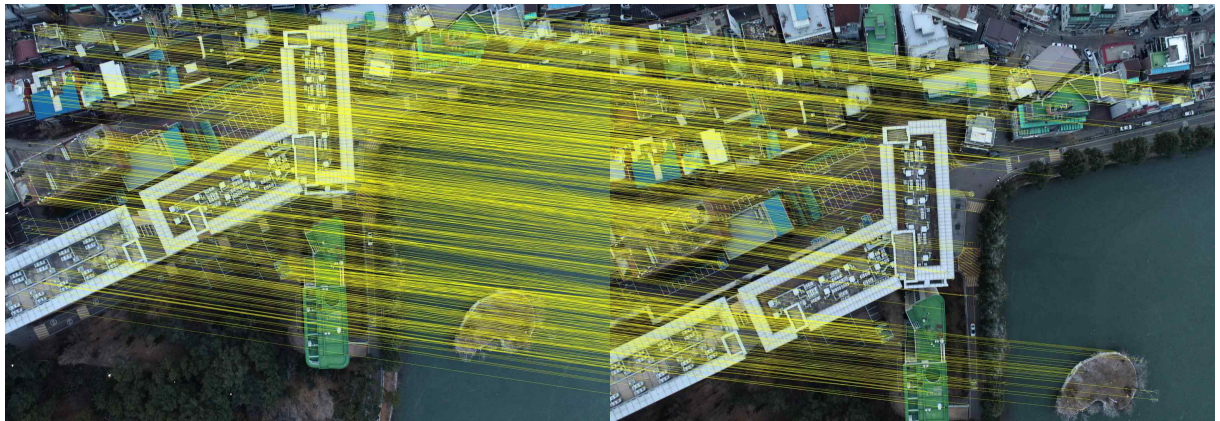


그림 2.34 드론촬영영상 Pair #3 (Tie point: 1176)

- 드론 촬영 사진 Pair의 Image Matching

사진의 중심좌표와 기울기가 있는 고해상도(5,472x3,648)의 드론 수직 촬영 사진 Pair에 대하여 Tie point 검출을 거쳐 Image matching을 수행하였으며 Outlier Rejection, Derivation of Transformation Function 단계에서 적절한 Homography matrix를 계산하여 변환대상 이미지(Image#1)의 Reconstruction과 각 이미지의 Stitching이 성공적으로 이루어졌음을 확인하였다.

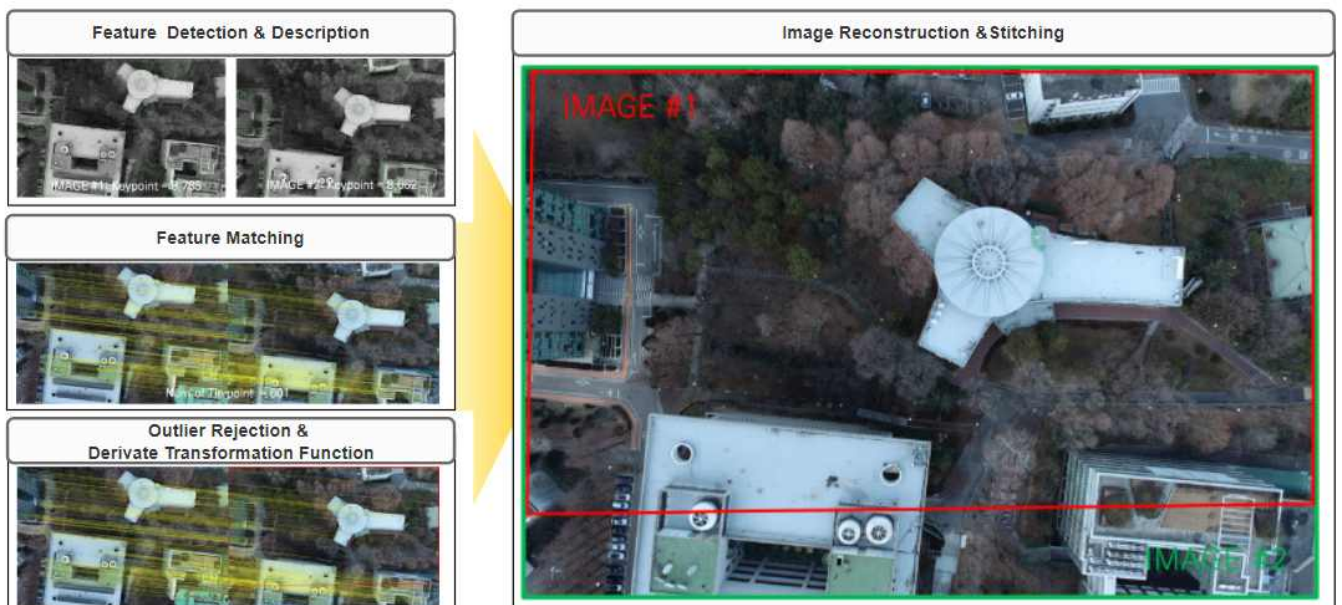


그림 2.35 드론 촬영 사진 pair의 Image Matching 예

- 정사영상의 Keypoint 검출 및 드론촬영 이미지와의 Image matching

- 정사영상지도(orthomosaic map) - 드론수직촬영사진 Image matching 실험

지상표본거리가 수cm에 이르는 정밀한 정사영상지도의 특징점 검출과 고해상도 드론영상과의 Image matching을 위한 알고리즘 선정을 위하여 최대 특징점 검출수와 알고리즘 별 Computational cost를 비교하였다. 정사영상과 드론 촬영사진의 Image matching은 그림 2.28과 같이 Tie point를 검출하는 Feature Detection/Description 및 Feature Matching 단계이후 RANSAC 알고리즘을 활용한 Matching point들의 Outlier 제거를 수행하는 Outlier Rejection단계와 Transform matrix를 산출하는 Derivation of Transformation Function 단계, 드론 영상의 원근변환과 영상정합을 수행하는 Reconstruction/Stitching단계의 순서로 진행되었다.

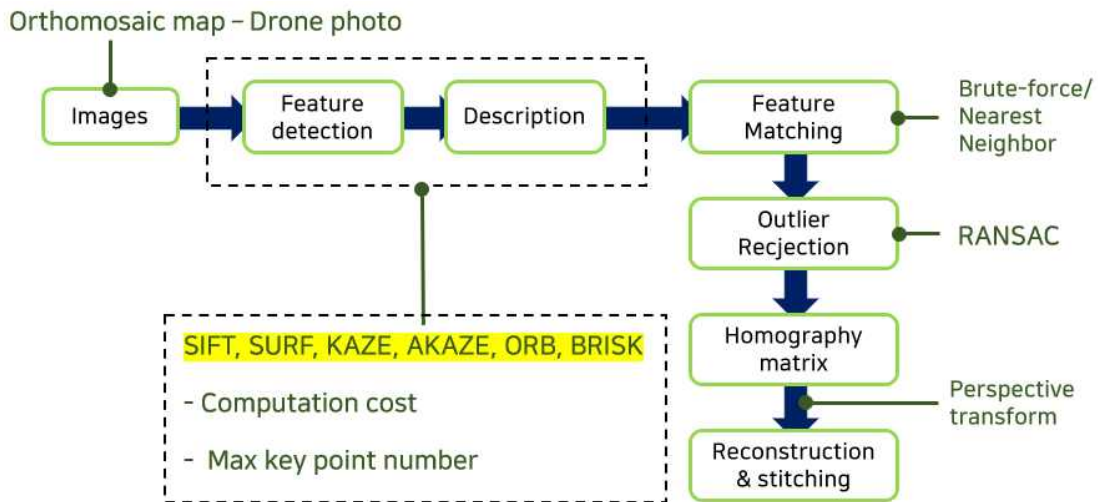


그림 2.36 정사영상-드론영상 이미지 매칭 Workflow

활용된 정사영상은 건국대학교 일감호일대의 Micasense사의 Rededge-M 카메라를 활용한 다중분광영상으로 제작된 9,610x10,844의 해상도를 지닌 지상표본거리 6.84cm/px의 정사영상이 사용되었으며 Image matching 대상 드론촬영사진은 정사영상 제작에 사용된 지형지물의 특징이 잘 나타나있는 6매의 사진을 선별하여 사용하였다.



그림 2.37 Orthomosaic map 특징점

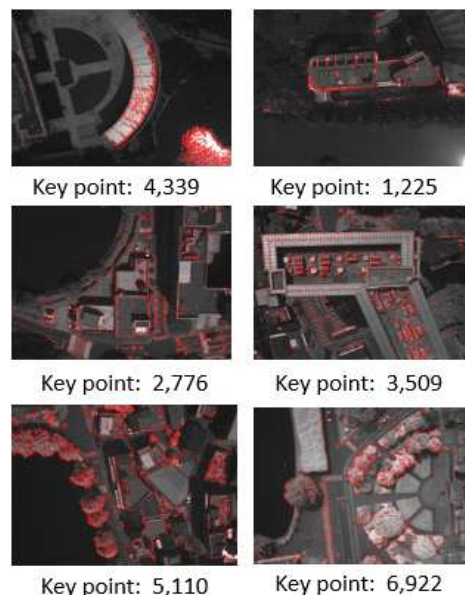


그림 2.38 드론 촬영영상 특징점

- 정사영상지도(orthomosaic map) - 드론수직촬영사진 Image matching 결과 분석

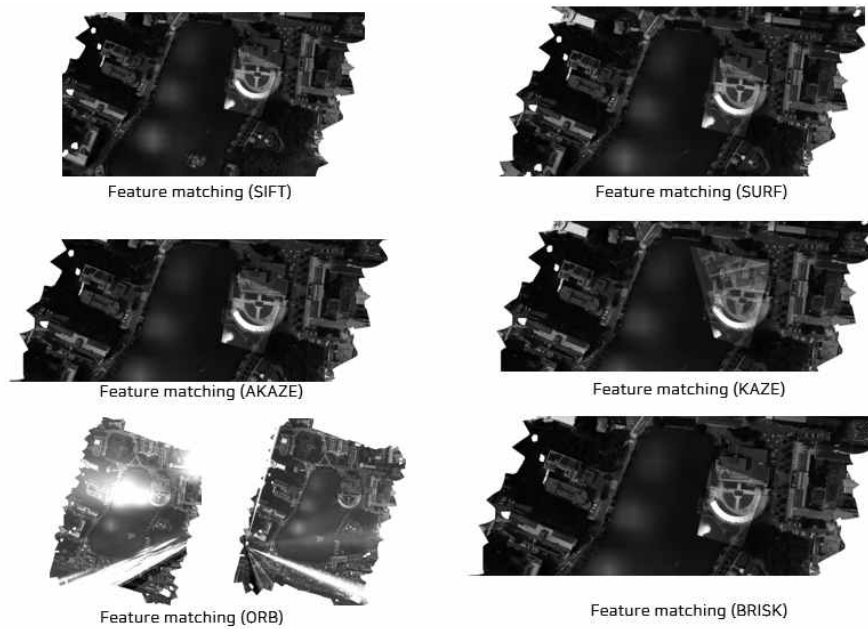


그림 2.39 알고리즘 별 Image matching 결과

Image matching 소요시간 및 Tie point 검출은 I5-3470 CPU, 8GB RAM 환경에서 수행되었다. 정사영상의 특징점(Keypoint)은 SIFT 알고리즘에서 85,462개의 가장 많은 특징점이 검출되었으며 SURF(82,183), BRISK(58,063), KAZE(46,359), AKAZE(48,554), ORB(500) 순으로 정사영상의 특징점을 많이 검출하였다. 정사영상과 드론촬영영상에서 가장 많은 Tie point를 검출한 알고리즘은 SURF로 평균 4,121개의 Tie point를 검출하였으며 SIFT가 3,980개로 두 번째로 많은 Tie point를 검출하였다. 소요시간은 영상의 특징점을 검출하는 Feature Detection/Description 단계부터 Reconstruction/Stitching 단계까지 소요되는 시간을 측정하였다. ORB 알고리즘의 경우 최대 검출 특징점 수의 제한으로 영상 정합이 제대로 이루어지지 않았으며 영상정합까지 소요시간 가장 적게 소요되는 경향을 보였으나 정합 정확성 문제로 제외하였다. KAZE 알고리즘의 경우 부정확한 Transformation matrix가 산출되어 부적절한 형태의 Reconstruction이 수행되는 경향을 보였다. ORB, KAZE를 제외한 유효한 영상정합 결과를 보인 알고리즘 중 BRISK 알고리즘이 16.9777s로 가장 소요시간(computational cost)가 적은 것으로 나타났다.

알고리즘		#1	#2	#3	#4	#5	#6	평균
SIFT	소요시간(s)	41.3279	44.2268	43.7059	43.1817	45.2508	44.8057	43.7455
	Tie point	4,339	1,225	2,776	3,509	5,110	6,922	3,980
SURF	소요시간(s)	54.8846	59.1437	56.7308	58.4078	59.4175	56.6052	57.5316
	Tie point	3,216	1,710	3,763	5,937	4,502	5,598	4,121
AKAZE	소요시간(s)	27.4575	29.6376	29.7840	30.8401	31.0121	30.6258	29.8928
	Tie point	1,483	771	1,386	2,512	1,701	2,113	1,661
KAZE	소요시간(s)	-	-	-	-	-	-	-
	Tie point	1,524	878	1,258	2,488	1,684	2,321	1,692
ORB	소요시간(s)	-	-	-	-	-	-	-
	Tie point	500	500	500	500	500	500	500
BRISK	소요시간(s)	16.0671	16.3648	17.0573	17.6847	17.7291	16.9634	16.9777
	Tie point	4,465	1,216	2,176	2,598	3,279	3,517	2,875

표 2.10 알고리즘 별 비교 결과

정사영상은 대상지역이 넓어지고 지상표본거리가 정밀할수록 해상도가 높아지며 이에 따라 검출되는 특징점의 수가 증가함에 따라 처리시간이 중요하지만, 정사영상과 드론촬영영상 간의 정확한 정합을 고려하였을 때 검출되는 Tie point 수가 정확도가 알고리즘으로 SIFT 알고리즘을 선정하였다.

3. Image matching S/W 제작

- Image matching S/W 설계

드론 촬영영상과 정사영상의 영상정합을 목적으로 정사영상 및 드론 촬영영상의 영상정보와 지리참조데이터를 불러오는 Data Import단계, 영상정보를 사용하여 두 영상을 정합하는 Image Matching 단계, 정합된 영상에 정사영상의 지리참조데이터를 매핑시키는 Georeferencing 단계의 총 세 단계로 구성된 Python 기반의 모듈형 Software를 구성하였다. 각 모듈 별 수행내용은 아래와 같다.

- Data Import Module

- 1) 정사영상(Input), 드론 촬영영상(Input)의 경로로부터 데이터 입력
- 2) OSGEO의 GDAL Library를 활용하여 정사영상의 지리참조데이터(Format, Resolution, Size, Coordinate system, Range, Ground sample distance) 획득
- 3) 드론 촬영영상의 Metadata 중 GPS 로깅데이터(Latitude, Longitude, Altitude) 획득

```
[Import Data]
Orthomosaic map: KU_2021_5cm.tif
- Format: GTiff/GeoTIFF
- Size: 23204 x 16021 x 4
- EPSG: 5186
- Range: 206235.06916054574:207395.26916054575, 549544.3686416252:548743.3186416251
- Ground sample distance : 0.05m

Drone Image Coordinate
- Latitude: (37.0, 32.0, 28.9783)
- Longitude: (127.0, 4.0, 39.7217)
- Altitude: 138.0
```

그림 2.40 Ortho/Drone photo Information 예시

- Image Matching Module

- 1) Data Import Module에서 정사영상과 드론 촬영영상의 영상정보 전달
- 2) 정사영상, 드론 촬영영상의 특징점 검출 전처리로 Bilateral Filter 적용 및 Grayscale 변환
- 3) SIFT 알고리즘을 활용한 특징점(Key point) 및 서술자(Descriptor)검출
- 4) Brute Force 알고리즘을 활용한 특징점 매칭을 통한 Tie point 검출 및 최근접 이웃 오차알고리즘을 활용한 거리오차 필터링
- 5) RANSAC 알고리즘을 활용한 Outlier 제거
- 6) Transformation matrix 산출 및 드론 촬영영상 원근변환
- 7) 정사영상에 원근변환된 드론 촬영영상 Stitching을 통한 Stitched Image 생성

```
[Start to matching]
Start to detect keypoints...
- Orthomosaic keypoints: 670994
- Drone_image keypoints: 23174
Matching key points...
- Filtered tie points: 257
```

그림 2.41 특징점 및 Tie point 검출 결과 예시

- Georeferencing Module

- 1) Image Matching Module의 Stitched Image의 Geotiff 변환
- 2) Data Import Module에서 받아온 지리참조 데이터를 활용한 Stitched Image를 대상으로 Georeferencing 수행을 통한 최종 결과물(Output) 생성
- 3) 최종 결과물 정의된 Save Directory에 저장

- GUI 및 Dataflow

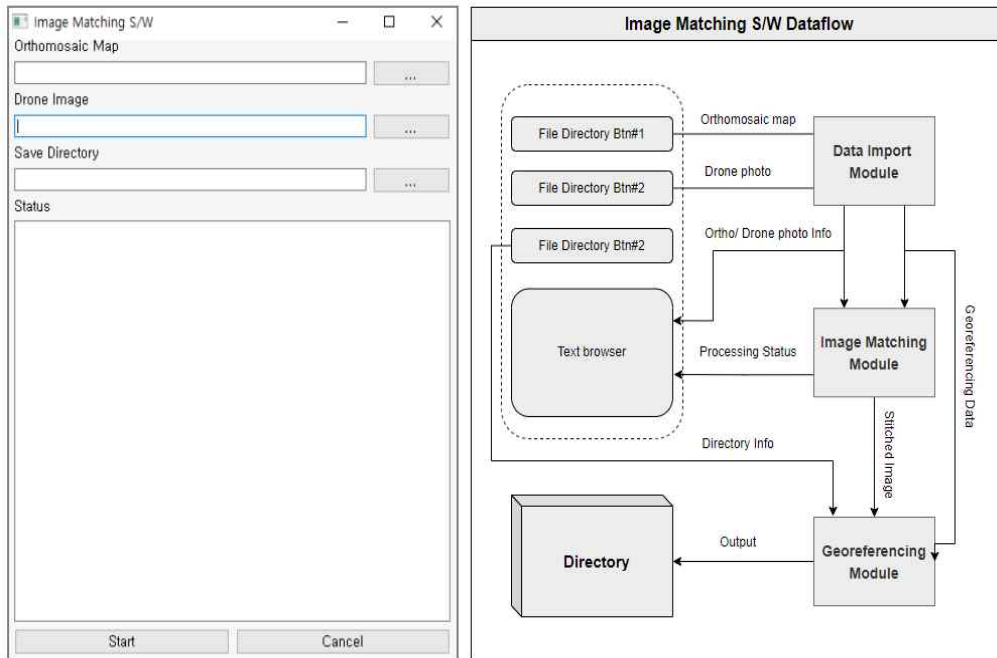


그림 2.42 Image matching S/W GUI 및 Dataflow

- Image matching S/W를 활용한 정사영상-드론촬영영상의 영상정합 결과

• 입력 Data

영상정합에 사용된 data는 CPU 병렬처리 시스템을 활용하여 1차년도에 제작된 건국대학교 일대 정사영상과 동일 대상지역의 2차년도 드론 촬영사진을 활용하였다. 정사영상지도는 지상표본거리 5cm의 23,204 x 16,021의 해상도를 가지며 드론 촬영 이미지는 DJI phantom RTK 기체로 고도 138.0m에서 수직 촬영된 5,472 x 3,648 해상도의 이미지를 사용하였다.



그림 2.43 Image matching S/W 입력 데이터

• 특징점 검출(Key point)

드론 촬영사진: 23,174개, 정사영상 특징점: 670,994개



그림 2.44 Image matching S/W 특징점 검출 결과

- Tie point 검출

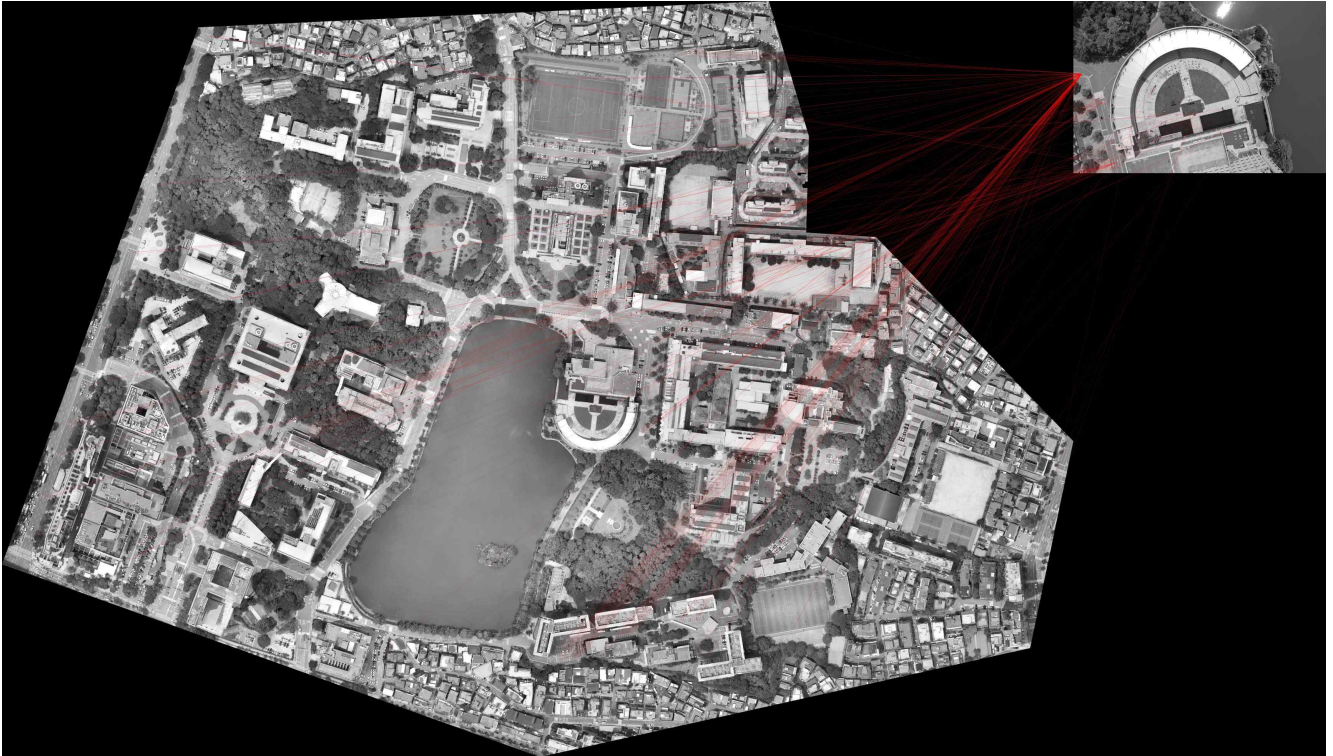


그림 2.45 특징점 matching을 통한 Tie point 검출 결과

- 드론 촬영영상 Reconstruction 및 Stitching 결과

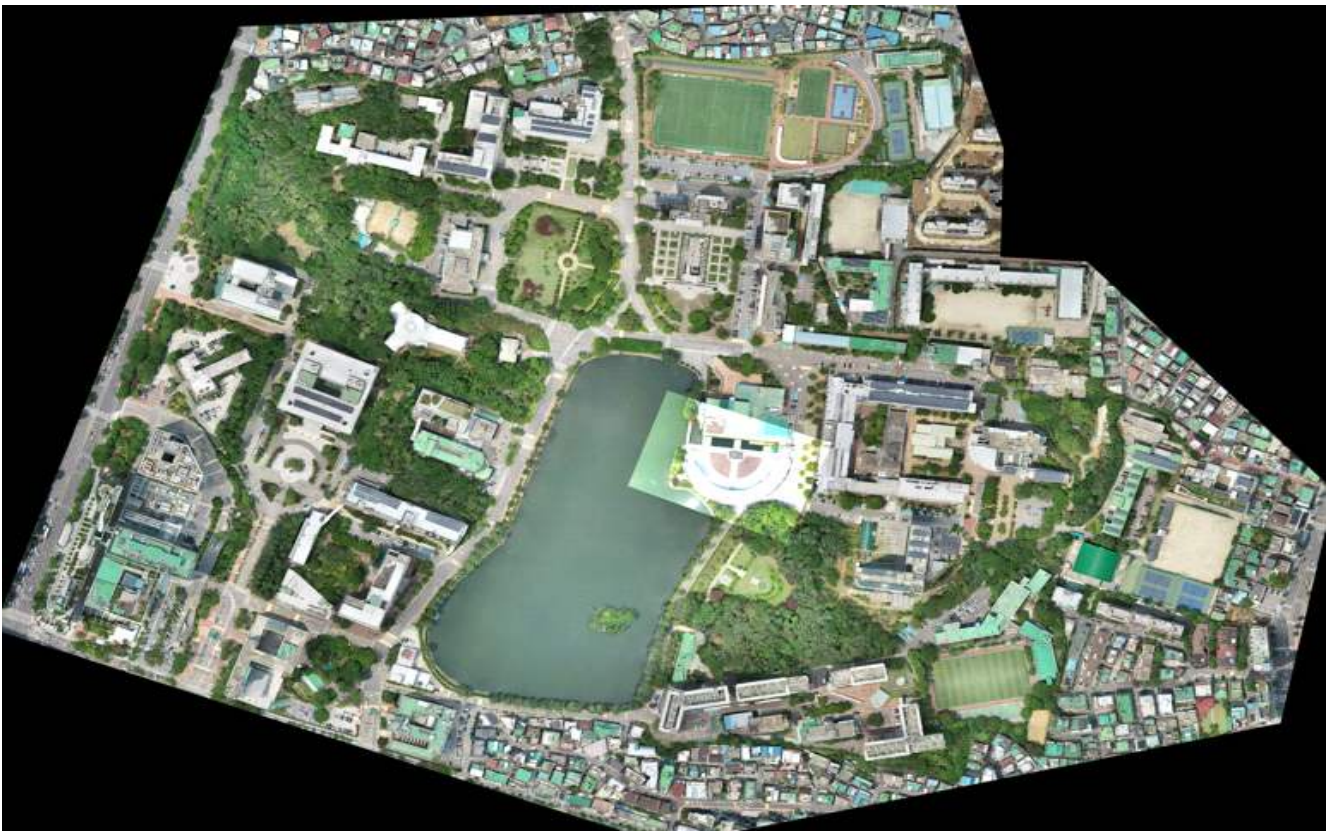


그림 2.46 Reconstruction 및 Stitching 결과

- Georeferencing 및 Image matching 결과

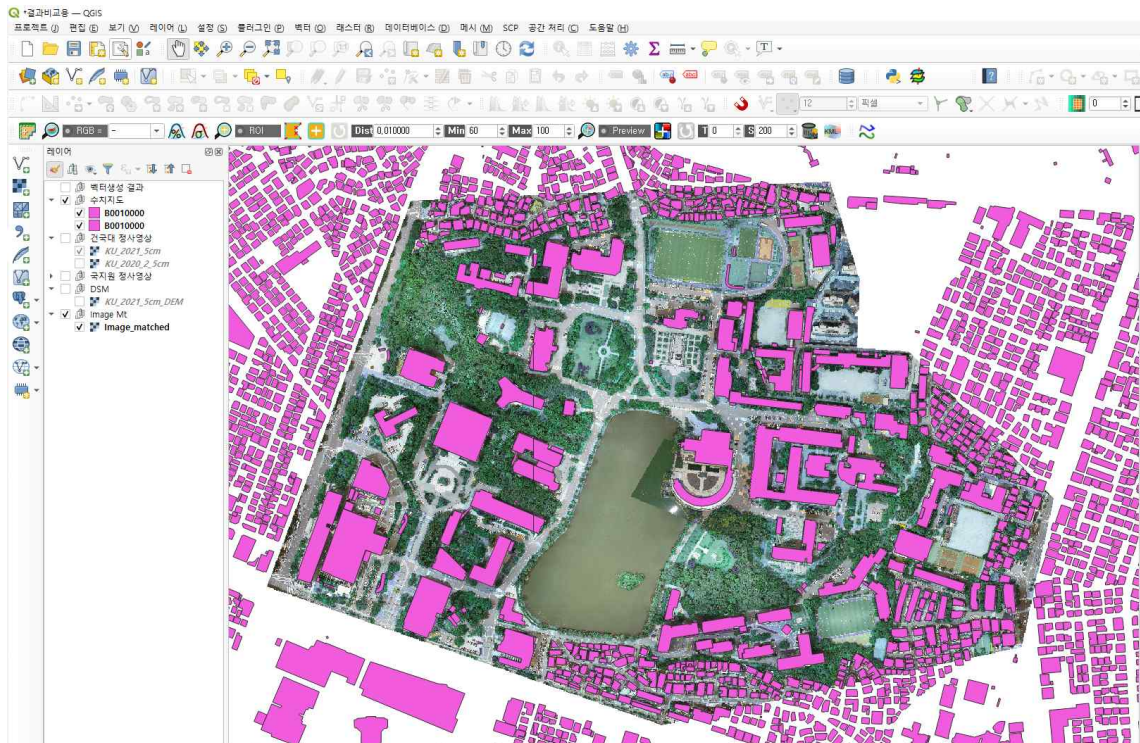


그림 2.47 Image Matching 결과물의 Georeferencing

상용 오픈소스 GIS S/W(QGIS)를 활용하여 대상지역의 건물 수치지도 데이터(출처: 국토지리정보원)와 Image matching S/W를 통하여 생성된 정사영상지도와 드론촬영사진의 Image matching 결과물의 비교를 통하여 Image matching 결과물의 Georeferencing 여부를 확인하였다. 수치지도와 원본 드론 정사영상지도, Image matching 결과물 모두 동일 좌표체계(GRS80 중부원점/ EPSG:5186)와 건물의 위치가 동일하게 나타나 Image matching 결과물이 기존의 공간정보 유의미한 활용이 가능함을 검증하였다.

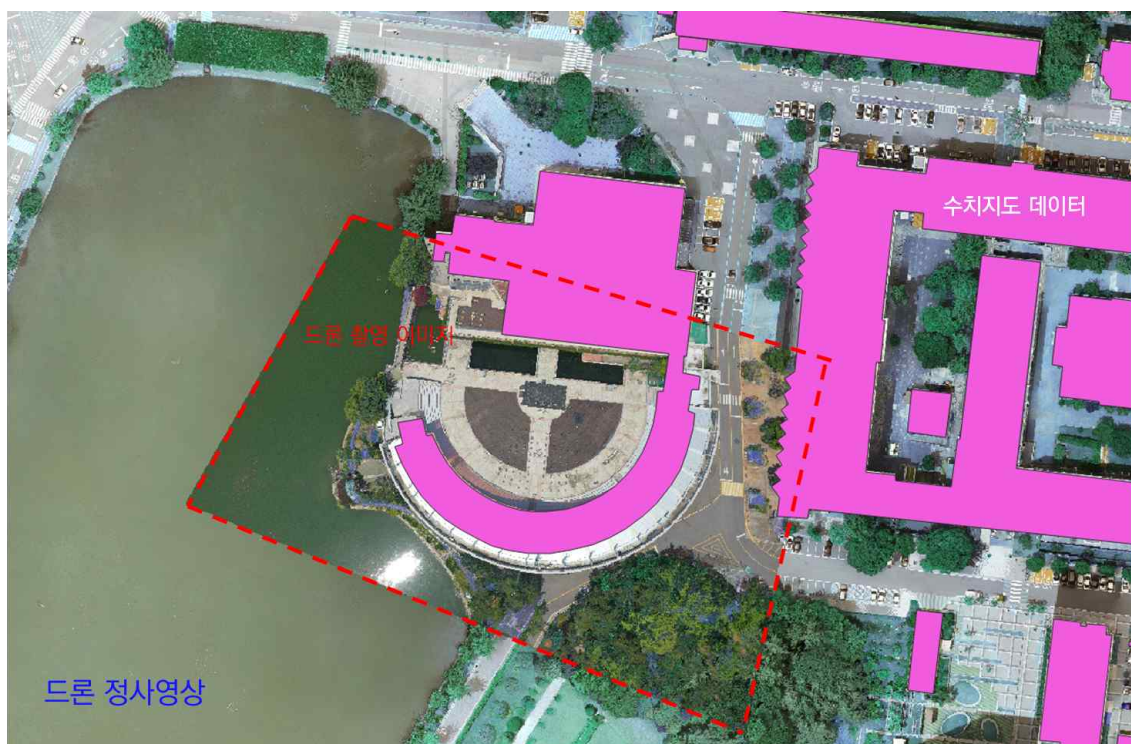


그림 2.48 Image Matching 결과물과 기존 공간정보와의 비교

○ 지형지물인지 인공지능 알고리즘 개발 및 S/W제작

1. 드론 정사영상 내 지형지물 인지를 위한 인공지능 알고리즘 탐색과 선정

- 지형지물 자동인지 가능 여부 탐색

2012년 ILSVRC 대회에서 AlexNet이 CNN(Convolution Neural network)기술을 이용하여 기존 컴퓨터 비전기술을 압도하는 성능을 보여준 이후로 영상을 분류하는 classification 분야에서 인공지능을 사용하는 것은 일반적인 인식으로 받아들여지고 있다. 디지털 이미지 내의 특정 객체를 탐지하고 위치정보를 나타내는 Object detection 분야 등 여러 컴퓨터 비전 분야 역시 Convolution Neural network을 이용한 연구가 활발히 진행되며 ResNet, SSD, YOLO 등의 유명한 모델들이 다수 연구되고 여러 산업분야에 활용되고 있다[11]. 영상 데이터 내의 지형지물을 정확히 인지(Recognition)하기 위해서는 지형지물의 위치정보를 나타내는 수준에 그치는 것이 아닌 이미지의 픽셀 단위로 객체의 class 분류를 수행하는 Sementic segmentation 또는 class 사이의 instance 수를 구분하는 Instance segmentation 기술이 요구된다. 영상 내의 의미있는 부분을 검출하는 Semantic Segmetation은 자율주행 자동차, 적외선 이미지 분석, 의료영상 분석 등 다양한분야에 적용되며 DCNN(Deep Convolutional Neural Network)을 활용한 딥러닝 기반 Segmentation 네트워크인 Fully Convolutional Network(FCN)[12], SegNet[13], U-Net[14], DeepLab[15], PSPNet[16] 등이 모델들이 개발되어 활용되고 있다. 이러한 CNN 기반의 딥러닝기술을 활용하여 고해상도 위성영상 시계열데이터의 차영상으로부터 건축물, 도로, 농경지 등의 구성객체들을 분할 추출하는 연구[17], UAV 정사영상과 항공촬영사진으로부터 건축물을 탐지하고 추출해내는 연구[18] 등 영상지도에서 다양한 지형지물 검출을 위한 연구가 진행 중에 있다.

- 인공지능 알고리즘 선정

- 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network)을 활용한 이미지 변환 모델

이미지에서 픽셀단위로 관심 객체를 추출하는 영상분할은(Image segmentation)은 DCNN(Deep Convolution Neural Network) 구조의 인공지능을 활용한 연구 주로 진행되어왔으나 CNN 방식은 손실함수에 의하여 Convolutional 필터의 가중치가 결정되며 일반적으로 평균값을 취하게 됨에 따라 영상이 블러링(Blurring)되는 문제가 발생한다[19]. 반면 적대적 생성 신경망의 경우 판별 신경망이 일종의 손실함수 역할을 하기 때문에 이미지를 생성하는 신경망의 추측결과와 정확도를 높이고, 판별 신경망은 생성된 결과와 정답 이미지를 잘 비교할 수 있는 구조를 가지고 있는 장점이 있다[20]. 이미지 변환 모델은 이미지를 입력받아 가짜 이미지를 생성하는 생성 신경망과 이미지가 생성신경망에서 생성된 이미지인지 정답 이미지 인지 확률을 계산하는 판별 신경망으로 구성되어 각각 독립적인 아키텍처를 구축하였다.

적대적 생성신경망(Generative Adversarial Network)[21]은 하나의 인공신경망을 학습시키는 기존 딥러닝 방식들과는 달리 생성(Generative)과 판별(Discriminative)로 나누어진 두 신경망의 서로 상호작용으로 학습하여 진짜 이미지와 구분하기 어려운 이미지를 만드는 기술이다. 적대적 생성신경망의 목표는 실제 데이터 분포에 가까운 데이터를 생성하는 것이며 가짜(fake) 이미지를 생성하는 생성신경망과 생성된 이미지의 진위 여부를 구별하는 판별신경망으로 구성된다. 생성 신경망은 정답 데이터의 확률분포를 생성 이미지에서 재현하여 생성 이미지와의 차이를 감소시키는 방향으로 학습되며 판별 신경망은 데이터가 실제 데이터인지 생성 신경망에서 생성된 데이터인지 구별하여 각각의 확률을 평가하며 학습되기 때문에 서로 적대적인 관계를 가지고 학습된다. 이러한 적대적 학습을 통하여 생성 신경망, 판별 신경망 두 모델의 성능을 향상시켜 최종적으로 판별자가 생성 이미지의 진위여부를 맞출 확률이 50%가 되어 생성 신경망은 실제 데이터와 구분하기 어려운 이미지를 생성할 수 있게 된다.

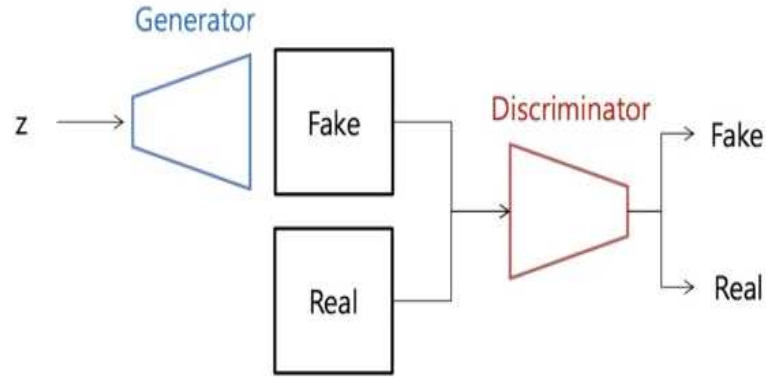


그림 2.49 적대적 생성 신경망의 구조

적대적 생성 신경망의 목적함수는 아래 식으로 표현되며 판별 신경망(D)은 입력으로 들어온 x 가 원본 데이터 분포 $P_{data}(x)$ 에서 들어왔을 확률인 $D(x)$ 값을 최대화하고, 노이즈의 분포인 $P(z)$ 에서 들어온 입력인 가짜 입력 $G(z)$ 가 진짜 데이터 분포에서 들어왔을 확률인 $D(G(z))$ 값을 최소화 해야한다. 반면 생성 신경망은 $1 - \log(D(G(z)))$ 를 최소화를 목적으로 학습되기 때문에 결국 판별 신경망(D)와 생성 신경망(G)의 minmax게임의 형태가 된다.

$$(2) \quad \min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data(x)}} [\log D(x)] + E_{z \sim p(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

적대적 생성 신경망은 초기 잠재벡터(latent vector)와 같은 noise입력에서 다양한 이미지를 생성하였으나 U-Net 구조를 활용하는 Pix2Pix모델[G2]로 대표되는 Conditional GAN이 제시된 이후 Edge, segmentation map 이미지 등의 3차원 텐서를 입력으로 받아 학습 데이터에 대한 분포를 가진 이미지를 변환하도록 확장되었다.



그림 2.50 Pix2Pix 모델의 이미지 변환[20]

이러한 변환 모델은 특정 이미지 입력에 따른 다른 형식의 이미지를 출력하기 때문에 noise 입력으로 이미지를 생성하던 비지도학습 범주의 적대적 생성 신경망을 일종의 지도학습 모델로 변화시켰다. 그러나 이러한 초기 GAN모델들의 생성 이미지는 저해상도(256x256)에서만 좋은 변환성능을 보였으나 이후 초저해상도(4x4) 부터 고해상도(1,024x1,024)까지 이미지를 단계별로 생성하여 학습하는 progressive growing 방법 [22] 등의 연구를 통하여 고해상도 이미지 생성에 성공하였다. 또한 segmentation map과 instance 정보를 활용한 고해상도 이미지 변환 모델인Pix2PixHD[23]의 아키텍처가 개발된 이후 더욱 Photo-realistic 한 이미지 변환에 대한 연구가 계속 진행 중이다. 이러한 적대적 생성 신경망의 이미지 변환은 저해상도 이미지 복원, 배경이미지 제거 및 데이터 셋 증강 등 다양한 분야에 적용 중이며 기존의 데이터를 분석하는 딥러닝을 넘어 사용자의 의도에 맞게 데이터를 생성하는 부분에서 높은 성능을 보여주어 여러 분야에 적용될 수 있음을 보여주고 있다[24].

2. 인공지능을 이용한 기계학습으로 드론 정사영상 내 ‘빌딩’ 자동인지 알고리즘 개발

- 정사영상 내 인공지능을 이용한 지형지물 자동인지 알고리즘

고해상도의 정사영상으로부터 빌딩을 자동인지하고 빌딩을 벡터로 추출하기 위한 알고리즘은 그림 2.42과 같다. 알고리즘은 총 3단계로 고해상도 드론 정사영상으로부터 좌표계 및 좌표정보를 추출하고 이미지 화질개선 및 일정한 크기의 Tile로 정사영상을 분할하는 ‘전 처리(Preprocessing)단계’, 분할된 Tile 이미지를 건물 영역만 객체분할(segmentation)된 이미지로 변환하는 ‘이미지 변환단계(Image to Image translation)’와 변환된 이미지들을 이어 붙여 원본 정사영상 이미지 크기로 만들고 건물 외곽을 추출하여 벡터로 만드는 ‘후 처리 및 벡터화 단계(Postprocessing and Polygonization)’로 구성된다.

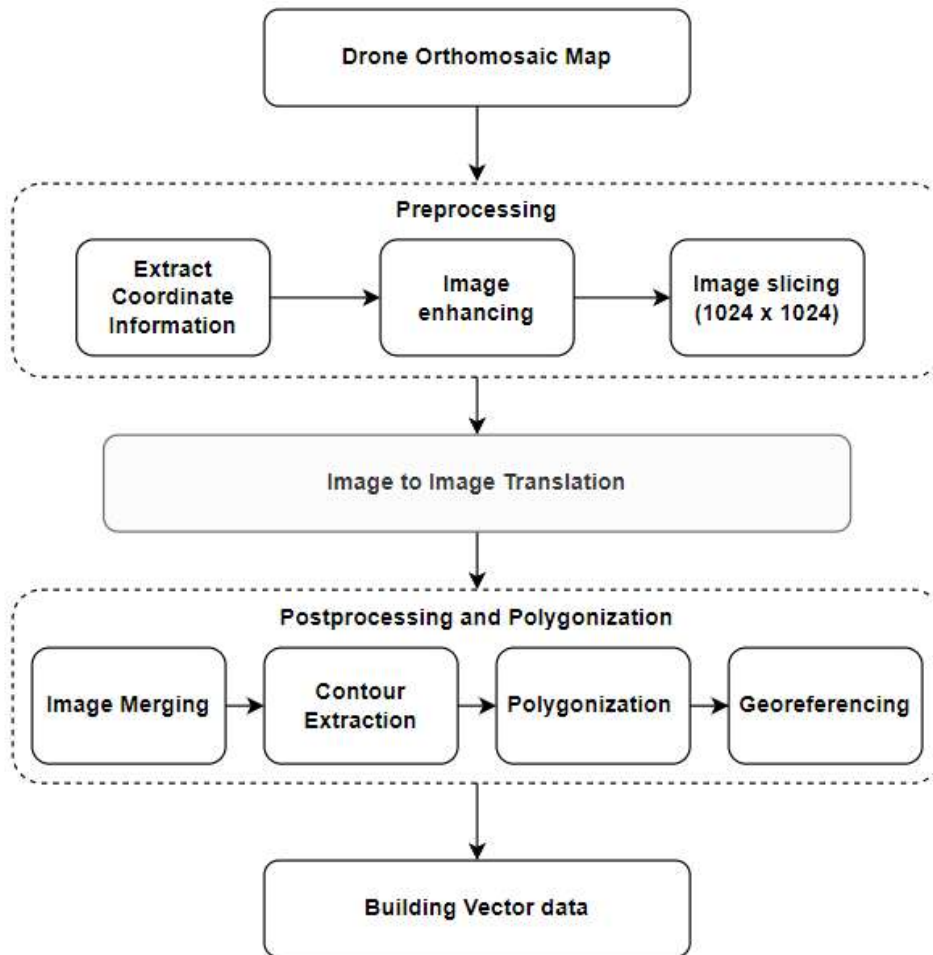


그림 2.51 드론 정사영상의 건물 벡터데이터 생성 workflow

- 전처리 단계(Preprocessing)

- 변환 이미지 크기 선정

적대적 생성 신경망을 활용한 이미지 변환은 생성 신경망이 깊어지고 딥러닝에 최적화된 프로세서 등의 발전 등을 토대로 생성 이미지의 해상도를 점차 높여가고 있으나 드론 정사영상을 원본 크기로 입력하여 변환하기에는 학습 데이터셋 구성 및 학습 소요시간 등에 한계가 있다. 따라서 적대적 생성 신경망의 적절한 입력 이미지 크기를 선정하고 드론 정사영상을 선정된 크기의 이미지들로 분할된 이미지들을 변환에 사용한다. 기존의 보다 넓은 범위를 촬영하는 항공사진 및 위성영상의 이미지 변환 역시 원본 영상을 분할하여 이미지변환을 수행하며 256x256 이하의 해상도로 분할하여 연구되어 왔으며[25][26], 근래에 와서야 점차 고해상도 항공사진에 대한 512x512 해상도 수준의 분할 이미지에 대한 변환을 적용하고 있다[17].



그림 2.52 드론 정사영상(좌), 항공사진(우)의 건물 면적 비교

그림 2.51은 동일 지역을 대상으로 256x256 해상도를 드론 정사영상과 항공사진(출처: 국토지리정보원)을 대상으로 건축면적 336m²의 소형건물의 영역을 나타내 비교하였다. 위 그림에서 볼 수 있듯 드론 정사영상은 항공사진 및 위성영상 대비 공간해상도가 높아 동일한 해상도 크기의 이미지 내 같은 지형지물이 더 넓은 영역을 차지함을 확인할 수 있다.

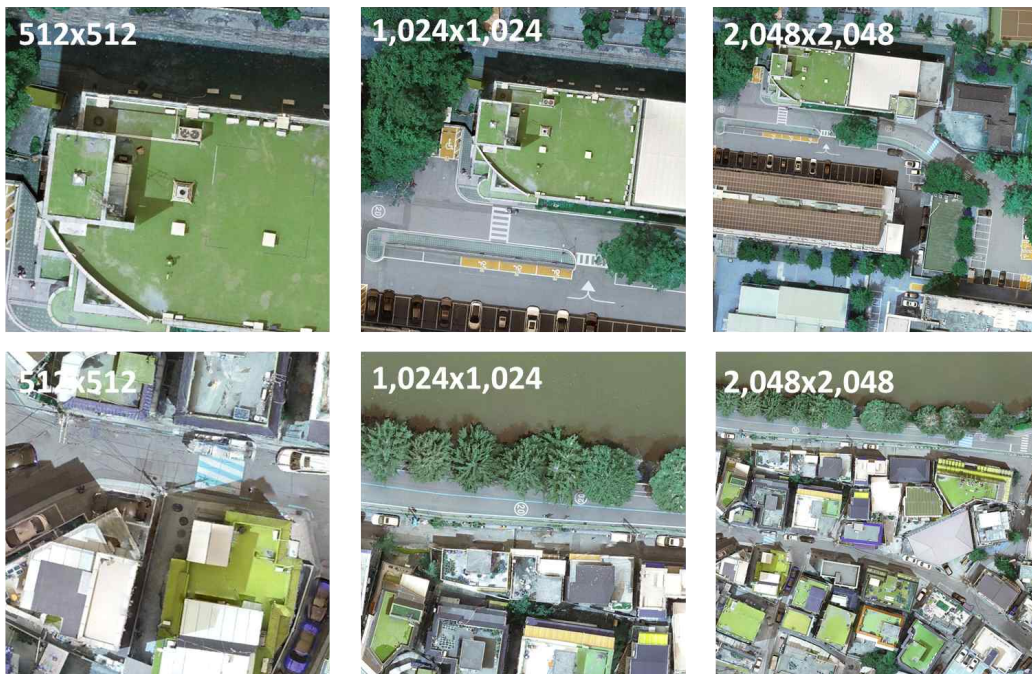


그림 2.53 해상도 별 드론 정사영상 비교

따라서 건물과 같은 지형지물에 대한 객체를 대상으로 이미지 변환 수행 시 객체의 전반적인 윤곽 정보의 포함이 가능한 변환 이미지의 해상도의 선정이 요구된다. 높은 해상도의 이미지를 변환은 학습 데이터셋 구축에 어려움이 있으며, 일반적으로 높은 성능을 내기 위하여 보다 깊은 구조의 신경망 구축이 요구됨에 따라 학습 대상 파라미터의 수가 현저히 증가하고, 인공신경망의 오차역전파(error backpropagation) 학습 시 일부 파라미터들의 기울기가 0에 가까워져 Error rate가 충분히 낮아지지 못하여 Global minimum이 아닌 Local minimum에 수렴하게 되는 기울기 소실 문제(Gradient vanishing problem)이 발생할 수 있다. 이러한 점을 고려하여 드론 정사영상의 공간 해상도 특성과 고해상도의 이미지 변환 대한 인공 신경망의 고려하여 원본 정사영상을 분할 변환할 이미지의 크기는 1,024 x 1,024로 선정하였다.

- Image Enhancing

이미지 변환 인공지능의 입력데이터 구축의 전처리단계로 서로 상이한 Contrast 분포를 지닌 정사영상의 보다 변환을 목적으로 입력 정사영상 이미지에 대한 히스토그램 평준화(Histogram equalization)을 수행한다. 인공지능 모델의 학습을 위한 데이터셋 구축 시 동일한 히스토그램 평준화 작업을 적용하여 학습에 사용하였으며 일반적인 평준화 적용 시 발생하는 정보 손실을 감소시키기 위하여 이미지를 작은 tile들로 분배한 뒤 Histogram Equalization을 적용하여 각 tile에 대한 평준화 진행을 통하여 전체 영상에 대한 과도한 contrast 조정을 방지하는 Adaptive histogram equalization인 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)알고리즘을 적용하였다.



그림 2.54 CLAHE 적용(우)

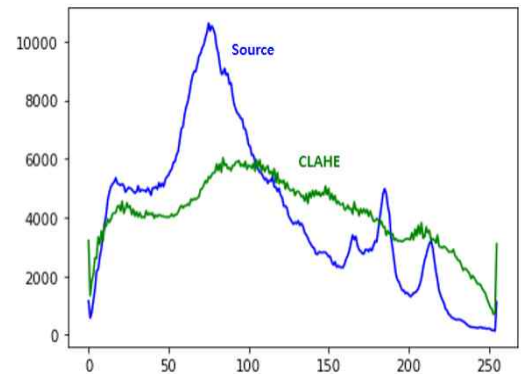


그림 2.55 Histogram Equalization 결과

- 이미지 슬라이싱(Image Slicing)

입력된 Geotiff 데이터를 인공지능의 입력 데이터 크기로 변환하기 위하여 1,024x1,024 크기의 Tile로 슬라이싱을 수행한다. 각 Tile이미지의 경계에서 지형지물이 변환되지 않는 경우에 대비하기 위하여 픽셀 이미지 평면 좌표계(Pixel Image coordinate system)의 (0,0), (512,512) 두 픽셀을 시작점으로 슬라이싱된 두 Tile 데이터셋을 생성한다.

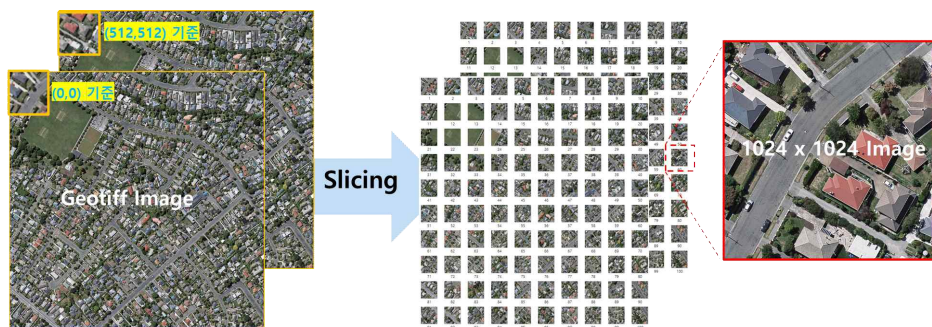


그림 2.56 슬라이싱 이미지 데이터셋 생성

- 지리참조(Georeferencing) Data 추출

메타데이터 형식의 Geotiff data로부터 산출 벡터데이터에 Georeferencing 할 좌표계, 좌표정보 및 입력 정사영상의 해상도, Range, Ground Sample Distance를 추출한다. 입력 정사영상의 지리참조 데이터 추출은 오픈소스 OSGEO의 GDAL 라이브러리를 활용하여 수행되었다.

```
In [5]: runfile('D:/LDM/Code/Model_Test/test_1201.py', wdir='D:/LDM/Code/Model_Test')
- File Name: christchurch_448.tif
- Format: GTiff/GeoTIFF
- Size: 10000 x 10000 x 3
- Projection: EPSG:2193
- Range: 1566960.3249999983:1567710.3249999983, 5183970.000000001:5183220.000000001
- Ground Sample Distance : 0.074999999999999182
```

그림 2.57 지리참조데이터(Georeferencing) 추출 예시

- 이미지 변환 단계(Image to Image Translation)

- Image translation A.I 모델

1) 학습 데이터 셋(Training dataset) 구성

적대적 생성 신경망의 이미지 변환 학습을 위하여 입력(Input) 이미지와 변환(target) 이미지의 한 쌍으로 이루어진 학습 데이터 셋을 구성하였다. 이미지 변환을 통한 건물영역 분리를 위하여 정사투영(Orthorectified)되어 기복 변위가 제거된 고해상도 항공 이미지와 건물과 건물이 아닌 영역으로 분리된 Ground truth 이미지로 구성된 AIRS(Aerial Imagery for Roof Segmentation)[27] dataset, Inria Aerial Image Labeling Dataset[28] 두 벤치마크 데이터셋을 사용하였으며 각 데이터셋의 고해상도 이미지들을 이미지 변환 모델의 입력 크기인 1,024 x 1,024크기의 이미지로 슬라이싱하여 히스토그램 평준화 작업을 수행하였다.

Dataset	AIRS	Inria Aerial
GSD	7.5cm/px	30cm/px
Size of images	10,000 x 10,000	5,000 x 5,000
Coverage	457(km ²)	850(km ²)
Number of images	1,046	360

표 2.11 Benchmark dataset 비교

학습 데이터셋은 정사영상의 지상표본거리에 보다 강건하게 작동할 수 있도록 공간해상도 7.5cm/px의 이미지 3,000장과 30cm/px 이미지 2,880장으로 구성하였으며 추가로 AIRS dataset의 이미지를 685 x 685 크기로 분할 후 변환 이미지 크기에 맞게 scale을 재조정하여 공간해상도 5cm/px의 이미지들을 추가 생성하여 총 8,880 장의 다양한 공간 해상도를 지닌 데이터 셋을 이용해 학습 데이터셋을 구축하였다. 인공지능 알고리즘 학습 시 학습데이터 수가 적으면 모델의 정확도가 낮아지고, 반대로 너무 많은 경우 학습데이터에만 좋은 성능을 보이는 Overfitting 문제가 발생할 수 있기 때문에[19] 총 학습 데이터셋은 모델훈련에 사용되는 훈련 데이터셋과 모델의 성능평가에 사용되는 테스트 데이터셋의 비율을 8:2로 나누어 사용하였다.

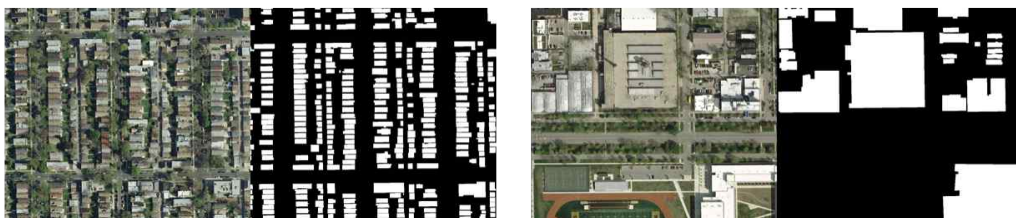


그림 2.58 Inria Aerial dataset 분할 이미지 30cm/px

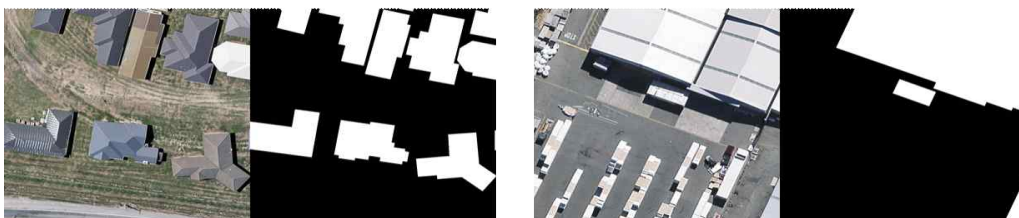


그림 2.59 AIRS dataset 분할 이미지 7.5cm/px

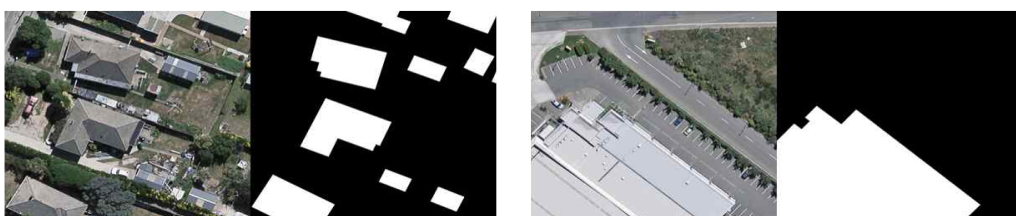


그림 2.60 AIRS dataset 분할 이미지 5cm/px

2) 모델 아키텍처 구성

생성 신경망 아키텍처는 고해상도 이미지의 변환을 목적으로 U-Net 구조를 변형하여 구축하였다. U-net[14]은 인접한 이미지 픽셀간의 관계인 context 인식과 localization의 trade-off 관계를 U자 형태의 대칭 구조를 가진 아키텍처와 얇은 층의 특징맵과 깊은 층의 특징맵을 결합을 위하여 down sampling과 up sampling의 결과를 연결하여 사용하는 skip connection의 활용으로 해결하여 영상의 객체 분할에서 높은 성능을 나타내는 구조이다.

생성 신경망은 convolution layer block과 deconvolution layer block으로 구성되며 인코더 부분에서는 3x3크기의 필터를 사용하는 convolution layer block 다음에 max pooling layer를 추가하여 downsample된 특징맵을 생성하였다. 디코더 부분에서는 Transconvolution layer를 활용하여 특징맵을 upsampling 하여 원본 입력과 동일한 크기의 이미지가 생성되도록 구성하였다.

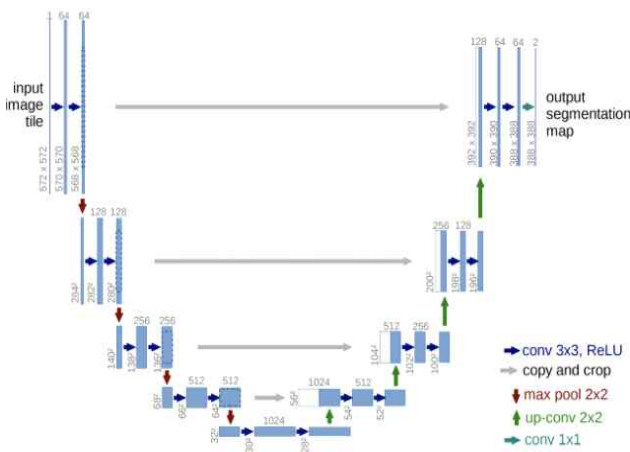


그림 2.61 U-net 아키텍처[14]

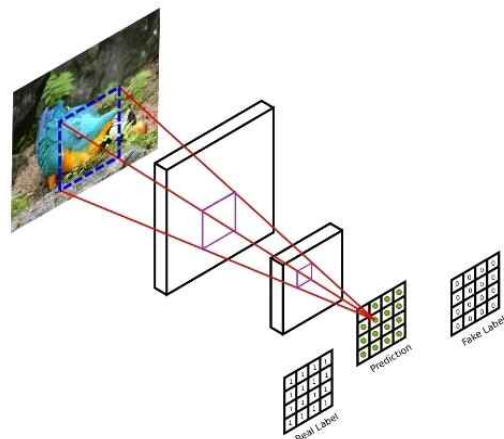


그림 2.62 Patch GAN의 Receptive field [29]

판별 신경망은 PatchGAN[G12]의 구조를 사용하였다. PatchGAN은 전체 영역이 아닌 특정 크기의 patch 단위로 생성 신경망이 제작한 이미지의 진위여부를 판단한다. Patch는 입력된 이미지가 판별 신경망을 통과한 결과물의 한 픽셀이 원본 이미지에 담당하는 범위를 의미하며 일반적으로 Receptive field로 정의된다. 본 연구에서는 판별 신경망은 원본 1,024x1,024 크기의 입력이미지와 동일한 크기의 생성 신경망에 입력 이미지를 넣어 만든 생성 이미지를 서로 Concatenate하여 최종적으로 125x125 크기를 특징맵을 생성한다. 판별 신경망의 결과로 생성된 특징맵은 1픽셀당 입력영상의 120픽셀 크기의 Receptive field를 나타낸다.

이러한 PatchGAN 구조는 전체 이미지가 아닌 작은 이미지 패치단위로 sliding window 방식의 연산을 수행하기 때문에 파라미터 수가 작아져 연산속도에 이점이 있으며, Patch 단위로 Loss가 역전파되어 생성 신경망이 더 자세한 부분에 대한 피드백을 받을 수 있다.

3) 모델 학습

모델의 학습을 위한 손실함수(Loss function)로 LSGAN에서 제안한 Least square loss function을 사용하였다. 적대적 생성 신경망에서 주로 사용되어오던 Sigmoid cross-entropy의 경우 생성 신경망이 판별 신경망을 속이는 것에 치중되어 이미지 생성 시 과다한 변형 발생 및 일부 파라미터의 기울기 소실(Vanishing gradient) 발생하는 경향이 있으며 LSGAN에서 제시한 Least square loss function의 경우 판별 신경망에서 생성 이미지의 진위여부를 판별하는 boundary와 각 샘플(생성 이미지)들 간의 유클리디언 거리를 계산하여 학습에 사용함으로써 Sigmoid cross-entropy 사용 시 발생하는 기울기 소실 문제를 해결하였다.

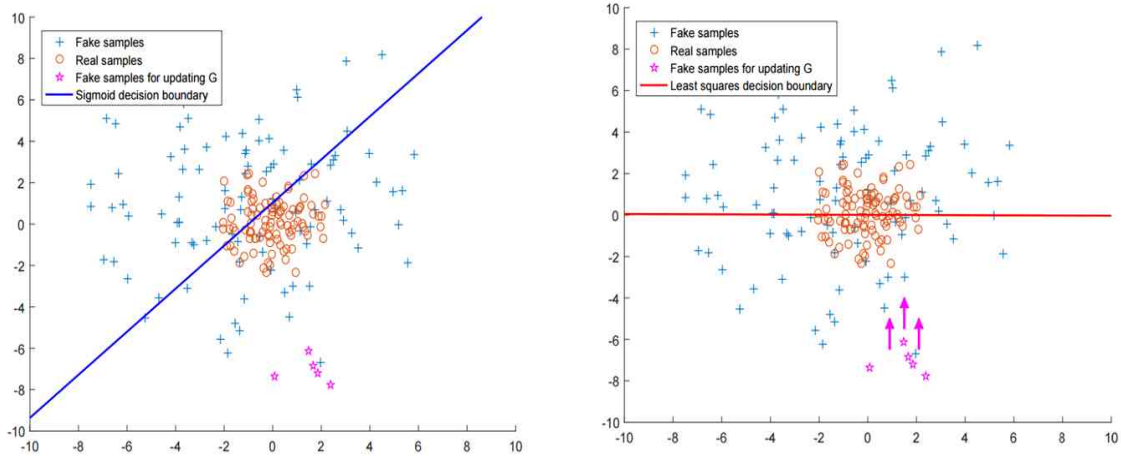


그림 2.63 Sigmoid cross-entropy(좌)와 Least square loss function(우) boundary 비교[30]

- 인공신경망 모델을 활용한 이미지 변환

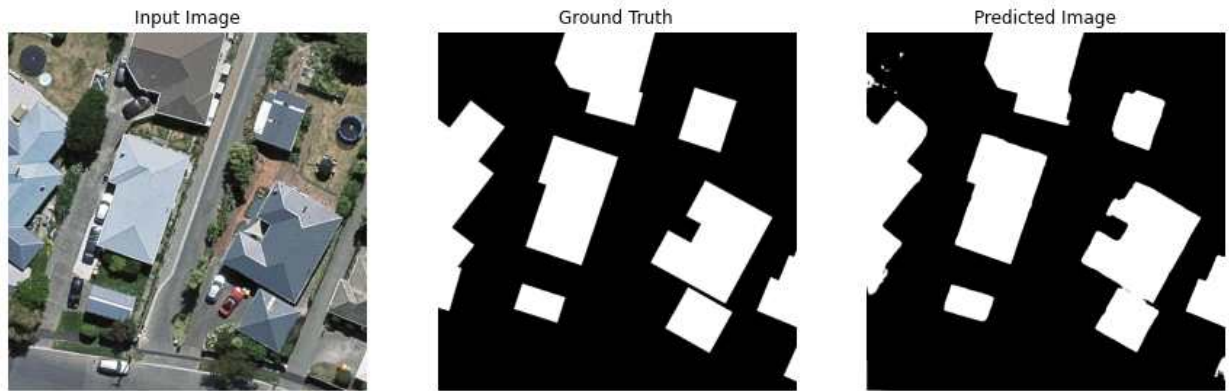


그림 2.64 생성 신경망 모델의 이미지 변환

Image translation A.I 모델의 생성 신경망을 활용하여 Image to Image 변환을 수행한다. 인공신경망의 입력데이터는 전처리 Preprocessing 단계의 결과물인 1,024x1,024 크기의 Tile 이미지데이터 셋이며 각 Tile 이미지들을 대상으로 건물 영역이 이진 분리된 이미지로 변환을 수행하여 변환된 Tile 이미지 데이터셋을 생성한다.

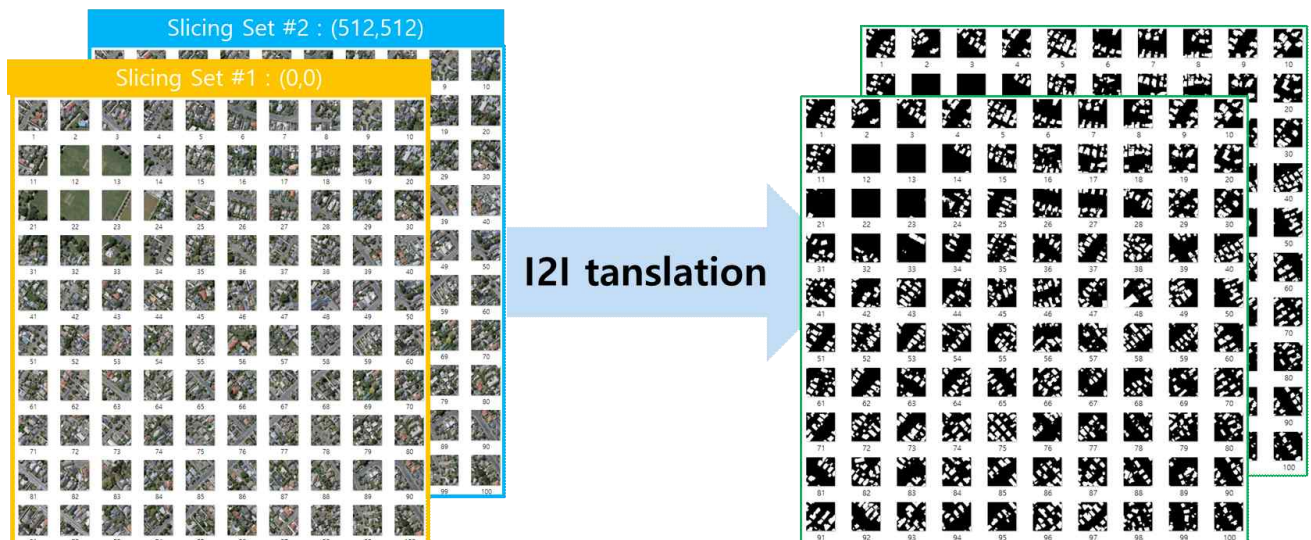


그림 2.65 슬라이싱 데이터별 Image 변환

- Postprocessing and Polygonization

- Image merging

변환된 각 슬라이싱 이미지셋의 이미지들을 이어 붙여 원본 입력이미지 크기의 변환하여 원본 정사영상과 동일한 해상도의 변환이미지를 생성한다. Image merging은 변환된 이미지들을 가로 방향으로 이어붙인 이미지를 생성하는 Horizontal concatenate 단계와 가로로 이어붙인 이미지들을 세로로 이어붙이는 Vertical concatenate의 두 단계로 수행된다. (512,512) 픽셀을 기준으로 슬라이싱된 데이터셋은 변환 이미지들을 이어붙인 이후 이미지의 외곽에 256만큼 Zero padding하여 원본이미지 크기를 유지시키 변환된 각 픽셀이 변환 전과 동일한 위치에 위치하도록 하였다. 위 과정으로 생성된 두 원본 정사영상 크기의 변환 이미지를 합성하여 최종 변환 이미지 생성한다.

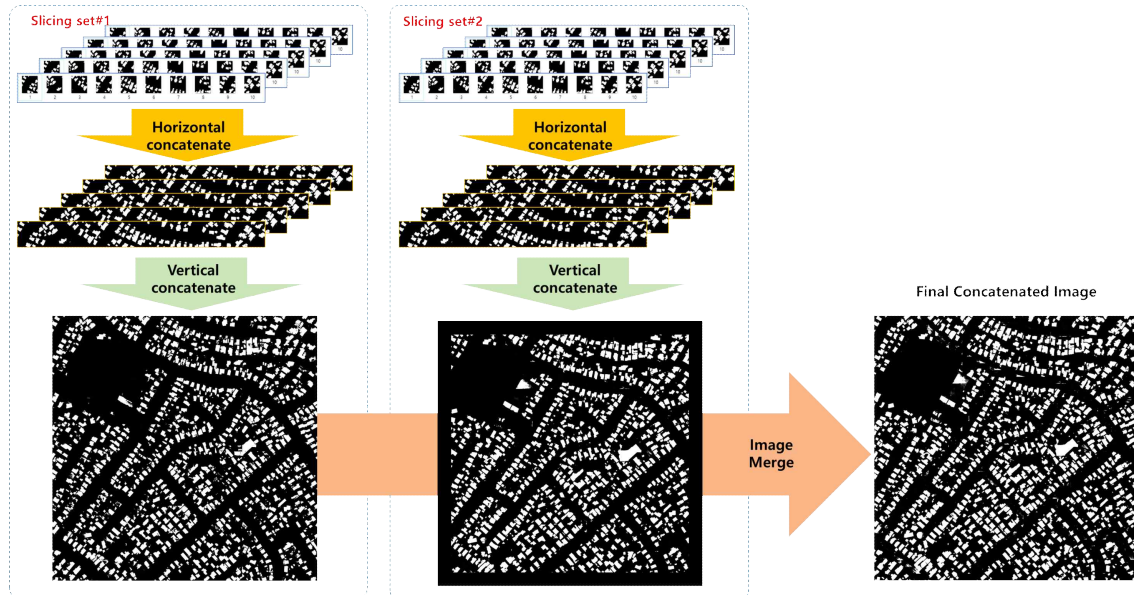


그림 2.66 변환 이미지들의 Merging

- Extract Contour 및 Polygonization

Image Merge 단계의 결과물인 원본 정사영상과 동일한 크기의 최종 변환 이미지의 노이즈 제거를 위하여 Opening 연산을 수행한다. Opening 연산으로 노이즈를 제거한 뒤 변환 이미지의 건물의 외곽을 Contour를 추출을 통하여 검출한다. Contour 추출은 오픈소스 Computer vision 라이브러리인 OpenCV를 활용하여 수행되었다.

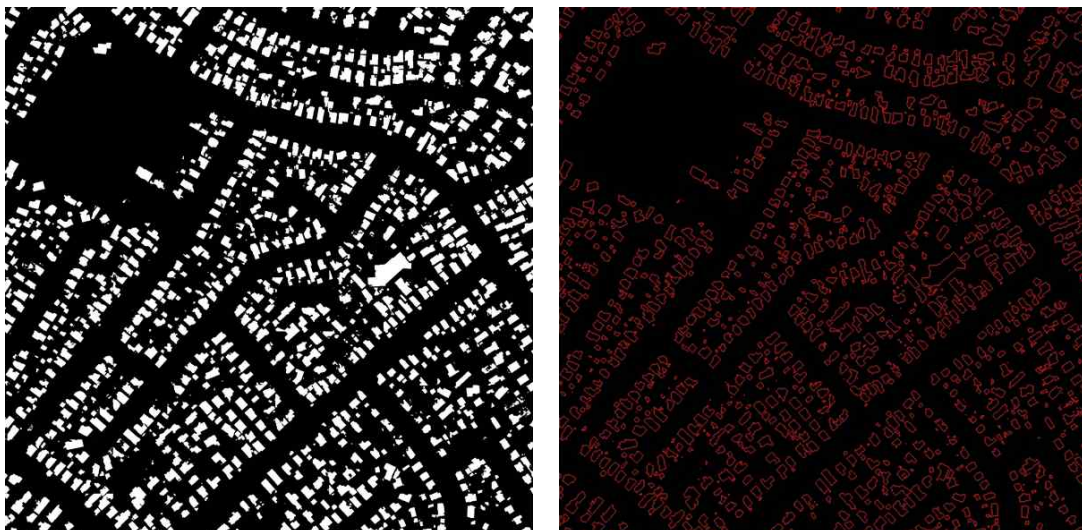


그림 2.67 건물 영역 변환이미지의 Contour 추출 예시

정사영상의 지상표본거리가 낮아질수록 동일 대상지역을 나타내는 영상지도의 Size는 커지며 각기 다른 지상표본거리의 영상지도로부터 산출되는 벡터의 크기는 지상표본거리만큼 확대되어 나타난다. 산출된 벡터 데이터와 타 공간정보 데이터의 유의미한 상호작용을 위해서 지상표본거리를 기반으로한 스케일 조정이 요구되며 이에 따라 변환이미지로부터 contour 추출을 통해 건물외곽이 도시된 이미지를 전처리단계에서 추출된 정사영상의 지상표본거리 값을 활용하여 스케일 조정을 수행한 뒤 추출된 각 Contour들을 Polygon 형식의 벡터로 변환하였다. Contour 변환은 오픈소스 GIS 라이브러리인 Geopandas와 Shapely를 사용하여 수행되었다.

벡터로 추출된 건물 외곽에 대하여 벡터데이터 근사화에 사용되는 Douglas-peucker 알고리즘을 적용하여 선형단순화 진행하였다. Douglas-peucker 알고리즘은 복잡한 선 구조를 단순화 하는 선형 단순화 기법으로 여러 꼭지점으로 구성된 벡터를 최대 정밀도에 따라 설정된 임계값을 통하여 비 중요 꼭지점을 판별하여 제거함으로써 단순화를 수행한다[31].

- Georeferencing

Contour 검출 및 Polygonization 단계에서 생성된 벡터 데이터에 원본 정사영상의 지리참조데이터를 매핑시키는 Georeferencing 작업을 통하여 위치정보를 가지는 벡터데이터를 생성한다. 지리참조데이터는 정사영상(Geotiff)에서 추출한 CRS(coordinate reference system)데이터, 좌표범위를 Georeferencing을 진행한다.

Tie point

검출

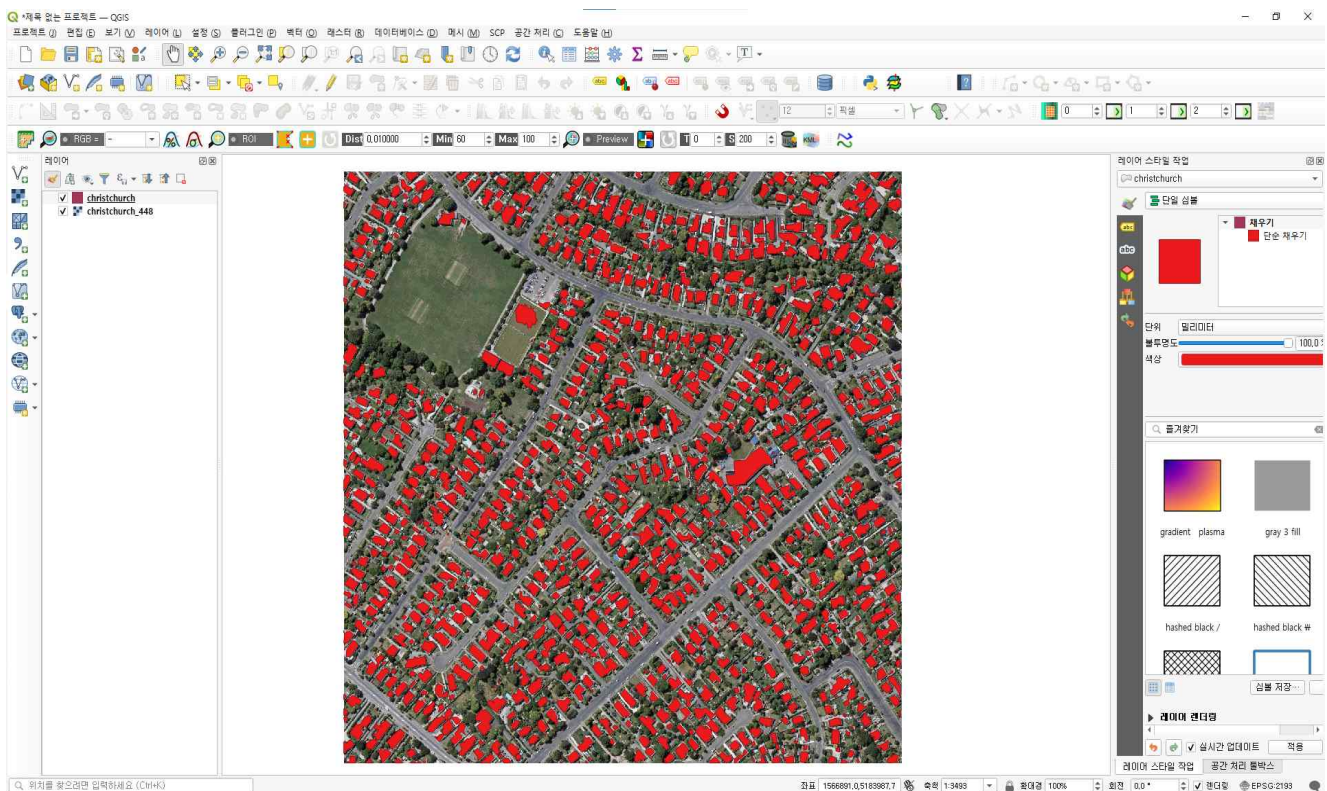


그림 2.68 벡터 데이터의 Georeferencing 결과 예시

최종 산출된 벡터 데이터는 원본 입력데이터와 동일한 지리참조정보(Georeference Information)를 갖는 것을 상용 GIS S/W(QGIS)를 활용하여 확인하였으며 개발된 알고리즘을 활용하여 테스트 데이터셋에 적용 결과 95% 이상의 대상 지형지물(빌딩)을 검출함을 확인하였다.

3. 지형지물인지 알고리즘을 활용한 드론정사영상의 건물벡터 추출 Software 개발

- Software 모듈 구성

인공지능을 활용한 지형지물인지 알고리즘을 이용하여 무인항공사진측량을 통해 제작된 대규모지역의 드론 정사영상지도 내 건물을 인지하고 건물벡터를 추출을 목적으로 Python 기반의 모듈형 Software를 구성하였다. Software는 개발 알고리즘의 각 단계별로 동일한 기능을 수행하는 Preprocessing 모듈, Image 2 Image Translation 모듈, Postprocessing & Polygonization 모듈로 구성하였으며 각 모듈 별 수행내용은 아래와 같다.

- Preprocessing Module

- 1) 정사영상(Input)의 경로로부터 데이터 입력
- 2) OSGEO의 GDAL Library를 활용하여 정사영상의 지리참조데이터(Format, Resolution, Size, Coordinate system, Range, Ground sample distance) 획득 혹은 사전에 입력한 좌표계 선정
- 3) OpenCV Library를 활용하여 Image enhancing 작업 수행
- 4) (0,0), (512,512) 두 픽셀을 시작점으로 하여 정사영상을 슬라이싱하여 1,024x1,024 크기의 Tile 이미지 데이터셋 생성

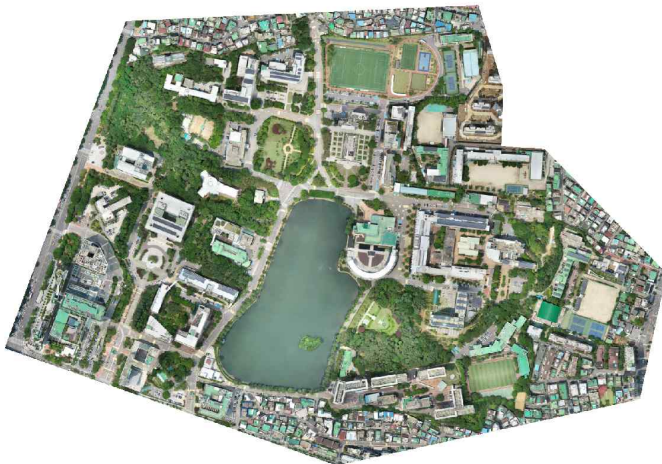


그림 2.69 입력 드론 정사영상지도



그림 2.70 슬라이싱으로 생성된 Tile 이미지

```
[Step 2] Importing Orthomosaic Map
- File Name: KU_2021_5cm_white.tif
- Format: Gtiff/GeoTIFF
- Size: 23204 x 16021 x 4
- Projection: EPSG:5186
- Projection: PROJCS["Korea 2000 / Central Belt 2010",GEOGCS["Korea 2000",DATUM["Geocentric datum of Korea",SPHEROID["GRS 1980",6378137,298.257222101004,AUTHORITY["EPSG","7019"]],TOWNS84[0,0,0,0,0,0,AUTHORITY["EPSG","6737"]],PRIMEM["Greenwich",0],UNIT["degree",0.0174532925199433,AUTHORITY["EPSG","9122"]],AUTHORITY["EPSG","4737"]],PROJECTION["Transverse Mercator"],PARAMETER["latitude_of_origin",38],PARAMETER["central_meridian",127],PARAMETER["scale_factor",1],PARAMETER["false_easting",200000],PARAMETER["false_northing",600000],UNIT["metre",1,AUTHORITY["EPSG","9001"]],AXIS["Easting",EAST],AXIS["Northing",NORTH],AUTHORITY["EPSG","5186"]]
- Range: 206235.06916054574:207395.26916054575, 549544.3686416252:548743.3186416251
- Ground sample distance : 0.0500000000000005
```

그림 2.71 드론 정사영상의 지리참조 데이터

- Image to Image Translation Module

- 1) 지형지물(빌딩)인지 알고리즘 개발단계에서 학습완료된 적대적 생성 신경망의 생성 신경망 모델 및 모델 가중치 Import
- 2) 생성 신경망 모델을 활용하여 Preprocessing Module에서 Slicing으로 생성된 드론 정사영상의 Tile 이미지들을 대상으로 건물 영역만 나타나있는 목표 이미지로 변환 수행

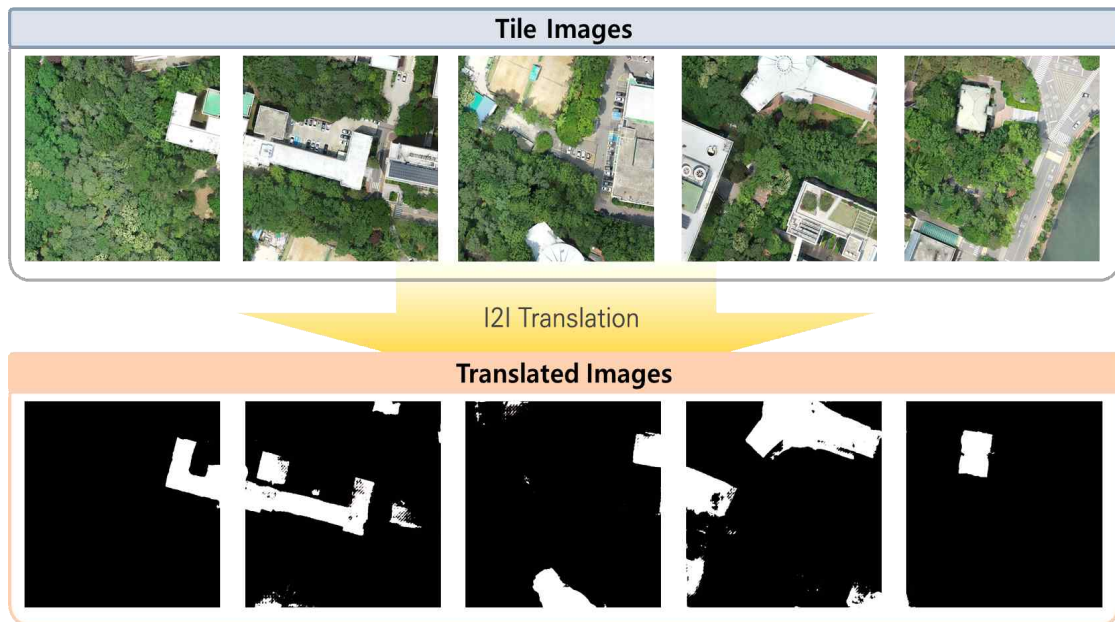


그림 2.72 Image to Image Translation 결과

- Postprocessing & Polygonization Module

- 1) 입력 정사영상 크기와 동일한 크기(해상도)의 변환이미지 생성을 위하여 Image to Image Translation Module로 변환된 Tile 이미지들을 대상으로 Image merging 작업 수행
- 2) Merge된 변환이미지에 대하여 opening 연산 수행 및 Preprocessing 단계에서 추출한 정사영상의 Ground Sample Distance 데이터를 활용하여 스케일 조정
- 3) 스케일 조정된 변환이미지로부터 OpenCV Library를 활용하여 Contour 추출 및 길이 기반 필터링 수행
- 4) 추출된 건물의 Contour를 Shapely Library를 활용하여 Polygon 형식의 벡터데이터(shp file)로 변환
- 5) 변환된 벡터데이터를 Douglas-peucker 알고리즘을 적용하여 선형단순화
- 6) Preprocessing Module에서 받아온 지리참조 데이터를 활용한 Stitched Image를 대상으로 Georeferencing 수행을 통한 최종 결과물(건물 벡터데이터) 생성
- 7) 최종 결과물인 건물 벡터데이터를 정의된 Save Directory에 저장

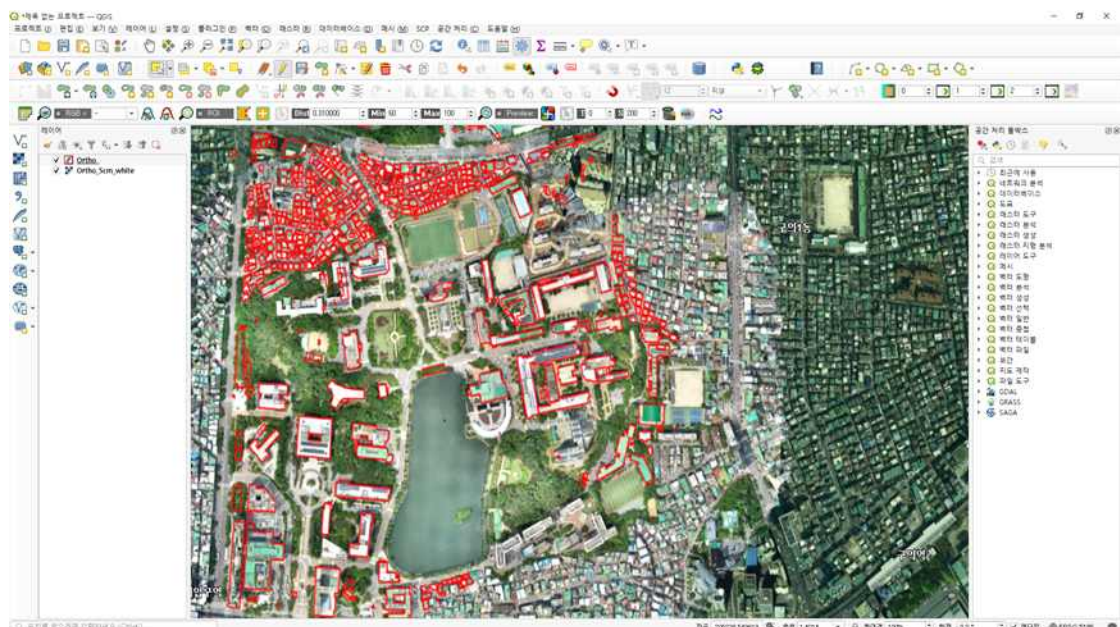


그림 2.73 생성된 건물 벡터의 Georeferencing 결과

- GUI 구성 및 Dataflow

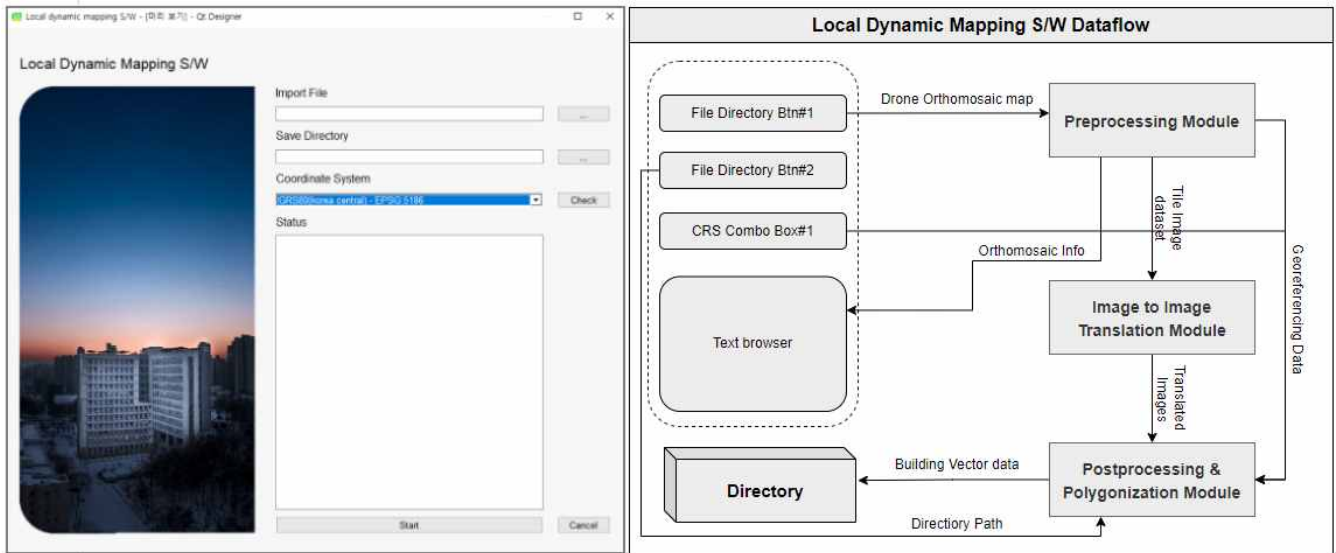


그림 2.74 GUI 및 Dataflow

4. 개발된 알고리즘을 이용한 Web Service 개발

- 인공지능 알고리즘 이용한 Web Service 개발.

CPU 병렬처리 시스템의 자동화 툴을 활용하여 드론 정사영상을 생성하고 생성된 드론 정사영상을 대상으로 지형지물 인지 AI알고리즘이 적용된 S/W를 사용하여 건물벡터 데이터를 추출한 내용을 3D 공간정보 Web Service에 업로드.

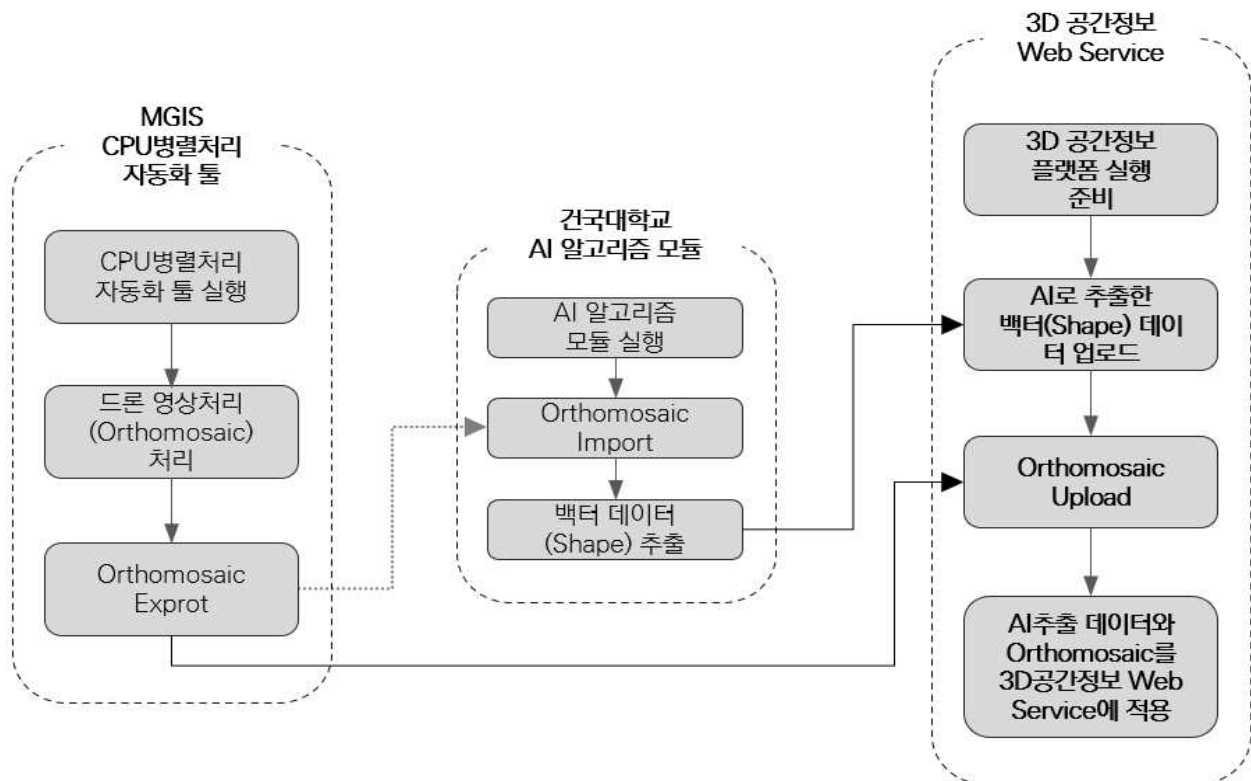


그림 2.75 CPU 병렬처리 자동화 툴 및 AI알고리즘 모듈을 이용한 3D공간정보 Web Service 흐름도

- 추출한 Data 결과물을 활용한 공간정보 Web Service

1) 메인 화면 및 초기화면



그림 2.76 3D 공간정보 Web System 메인화면



그림 2.77 3D 공간정보 웹 초기화면

2) 데이터 업로드 및 서비스 레이어 리스트

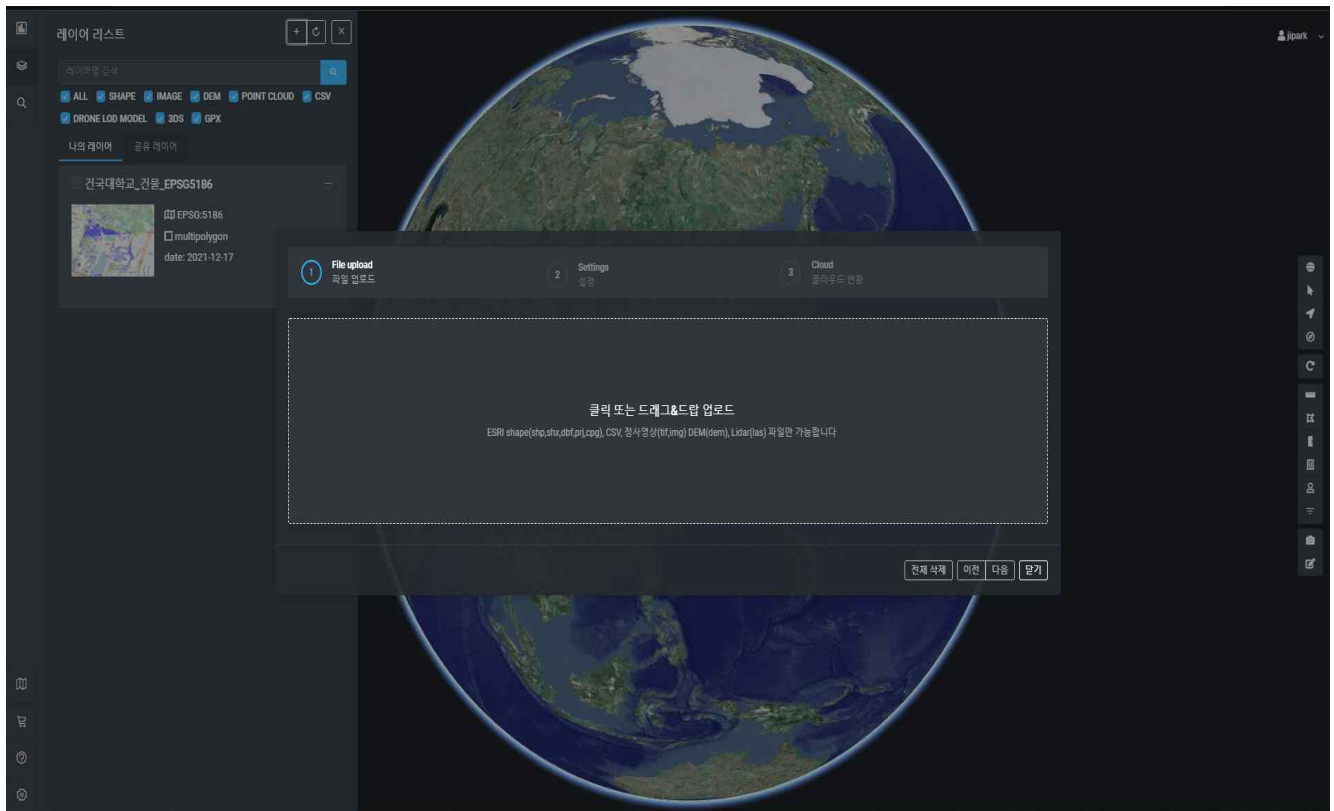


그림 2.78 3D 공간정보 Web System 데이터 업로드 화면

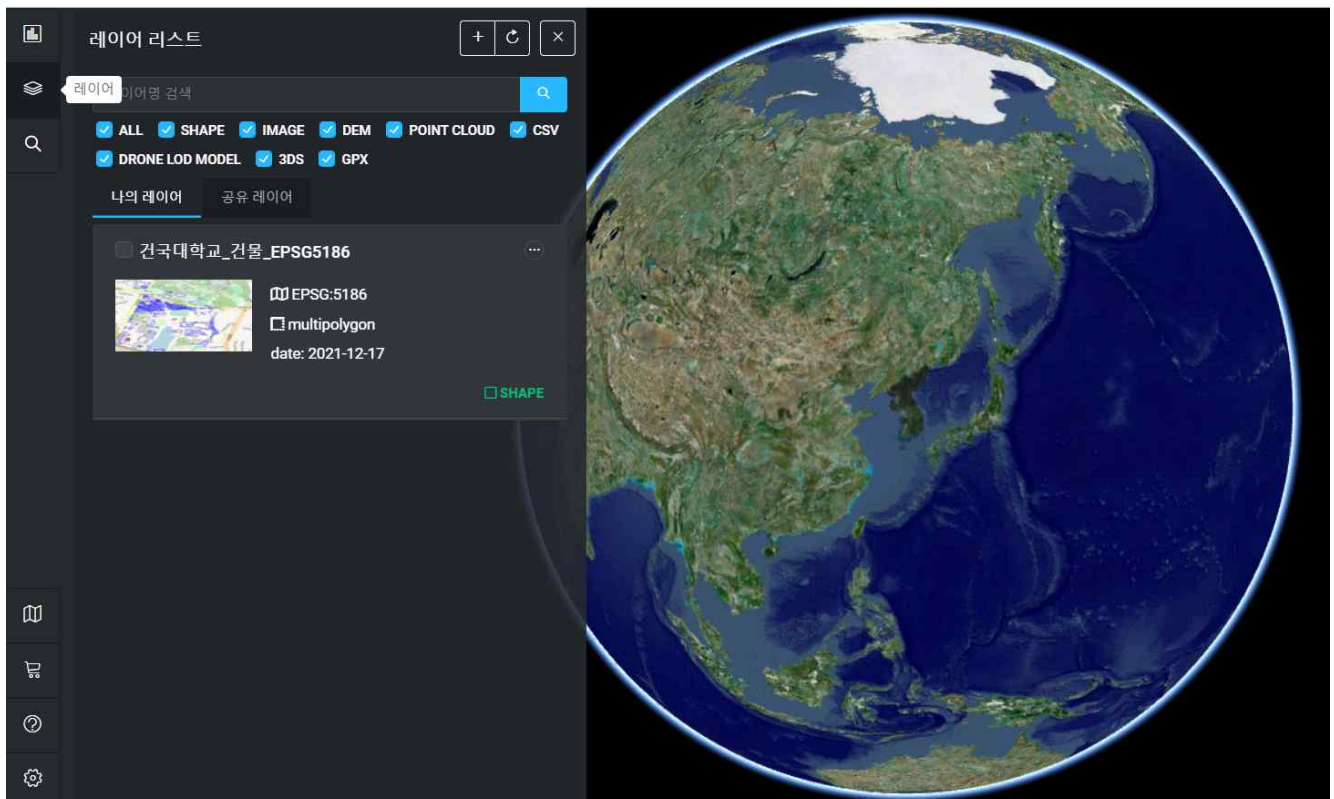


그림 2.79 3D 공간정보 Web System 레이어 리스트

3) 3D 공간정보 웹 서비스 적용 결과 및 레이어 조회

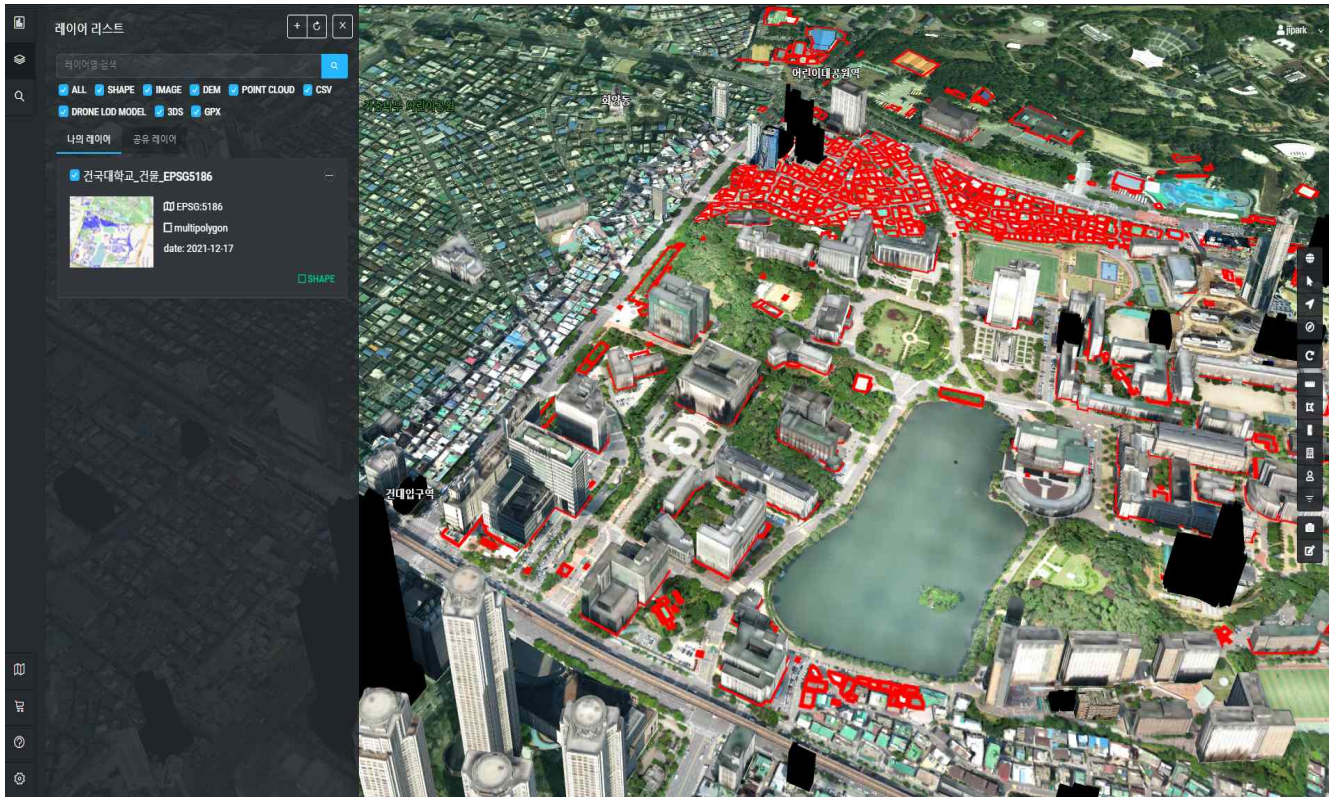


그림 2.80 3D 공간정보 Web System 레이어 조회결과

3. 연구개발과제의 수행 결과 및 목표 달성 정도

1) 연구수행 결과

(1) 정성적 연구개발성과

○ CPU 병렬처리 시스템

1. CPU 병렬처리 시스템 H/W 설계 및 제작
- H/W 설계
- 최적 Node 수 선정 실험을 통한 병렬처리시스템 구성 설계

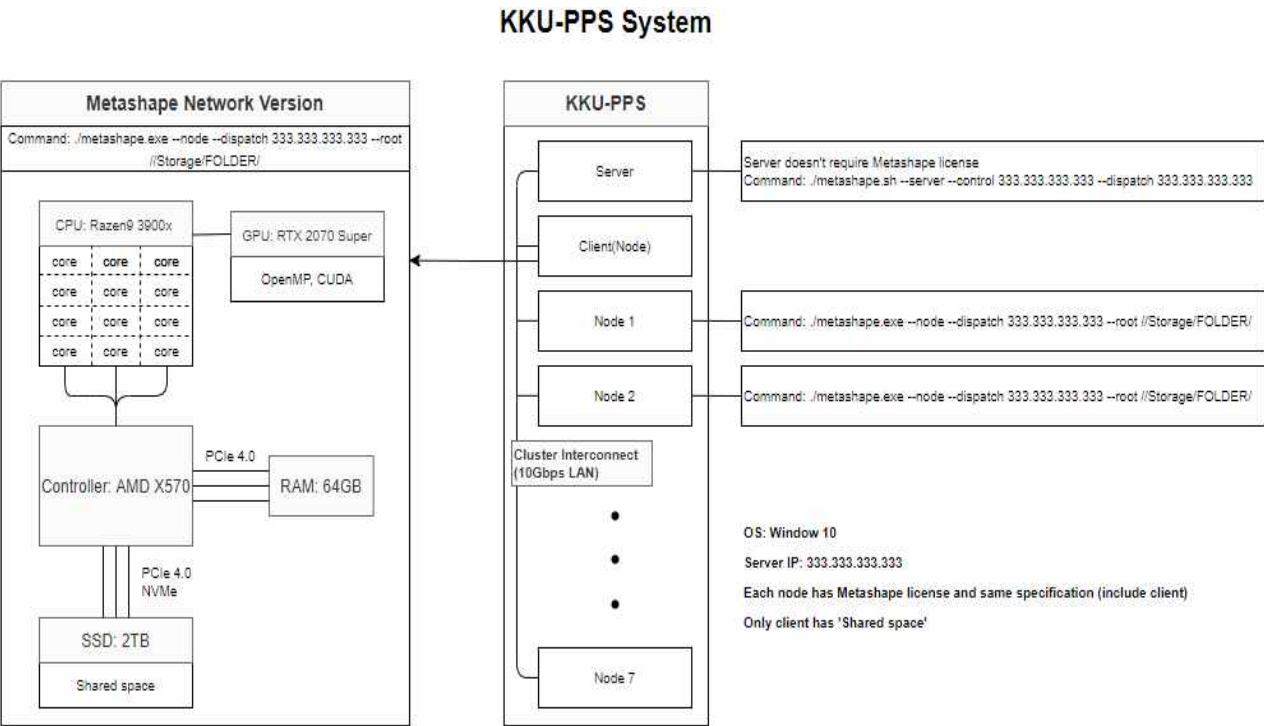


그림 3.1 CPU 병렬처리시스템 Block Diagram

- 프로세서별 성능 영향분석을 통한 적정 부품 선정

CPU	라이젠 9 마티스 3900X 3.8GHz
GPU	GeForce RTX 2070 SUPER EX BLACK OC D6 8GB
LAN Card	NEXT-562SFP-10G (유선랜카드/PCI-E/10Gbps/2port)
Mainboard	X570 AORUS PRO (AMD X570/ATX)
RAM	DDR4 32G PC4-28800 CL16 TRIDENT Z NEO C (16Gx2) 2set
SSD	Firecuda 520 PCIE 4.0 M.2 NVMe 2TB TLC

표 3.1 CPU 병렬처리시스템 Node specification

- 자동화 툴 S/W 개발 및 Porting

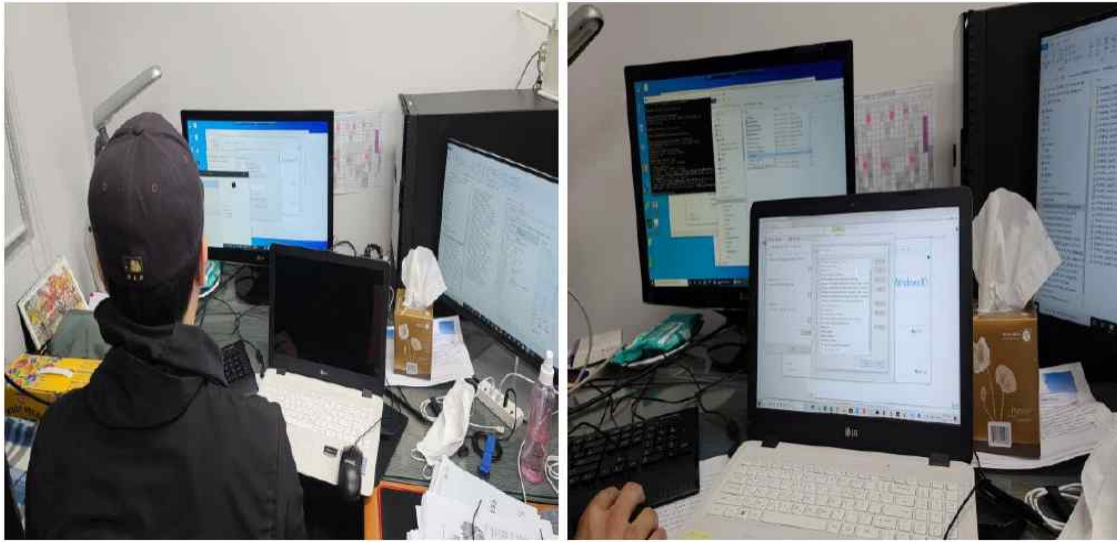


그림 3.2 CPU 병렬처리 시스템 자동화 툴 설치

– 자동화 툴 S/W 개발 완료

직접입력	D:\정사영상 테스트 샘플\11장	① 배열여동
E\		
직접입력		
진행내역		

프로젝트파일	상태	시작시간	진행시간	결과파일
진행내역이 없습니다.				

완료내역 2020-12-16 - 2020-12-23 조회

프로젝트파일	상태	시작시간	진행시간	종료시간	결과파일
Projects\20201222042903.psx	completed	2020-12-22 16:29:05.975	00:07:55.025	2020-12-22 16:37:01	\\192.168.0.50\drone_orthoGraphic\tf\20201222162905.tif
Projects\20201222042741.psx	completed	2020-12-22 16:27:43.353	00:04:36.647	2020-12-22 16:32:20	\\192.168.0.50\drone_orthoGraphic\tf\20201222162743.tif

그림 3.3 자동화 툴 S/W

○ Image Matching S/W 개발

1. Image Matching 알고리즘 연구

- 일반 Pair 사진에서 Tie point 10점 이상 추출

- 특징점 검출 및 Image matching 알고리즘 분석을 통한 기울기와 중심좌표가 없는 일반사진의 Tie point 검출

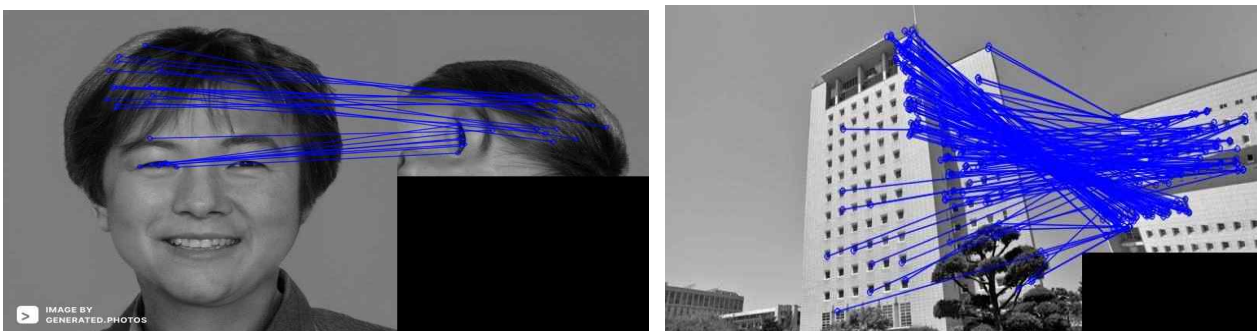


그림 3.4 일반 사진Tie point 검출

2. Image Matching 기법을 이용한 S/W제작

- 중심좌표와 기울기를 가지고 있는 Pair 사진의 tie point 10점 이상 추출
 - 중심좌표와 기울기를 가진 드론 항공촬영 사진 Pair의 tie point 검출



그림 3.5 드론 촬영 사진 pair의 Image Matching

○ 지형지물인지 인공지능 알고리즘 개발 및 S/W제작

1. 인공지능을 이용한 기계학습으로 '빌딩' 자동인지 알고리즘 개발
 - 지형지물(건물) 자동인지 알고리즘 개발

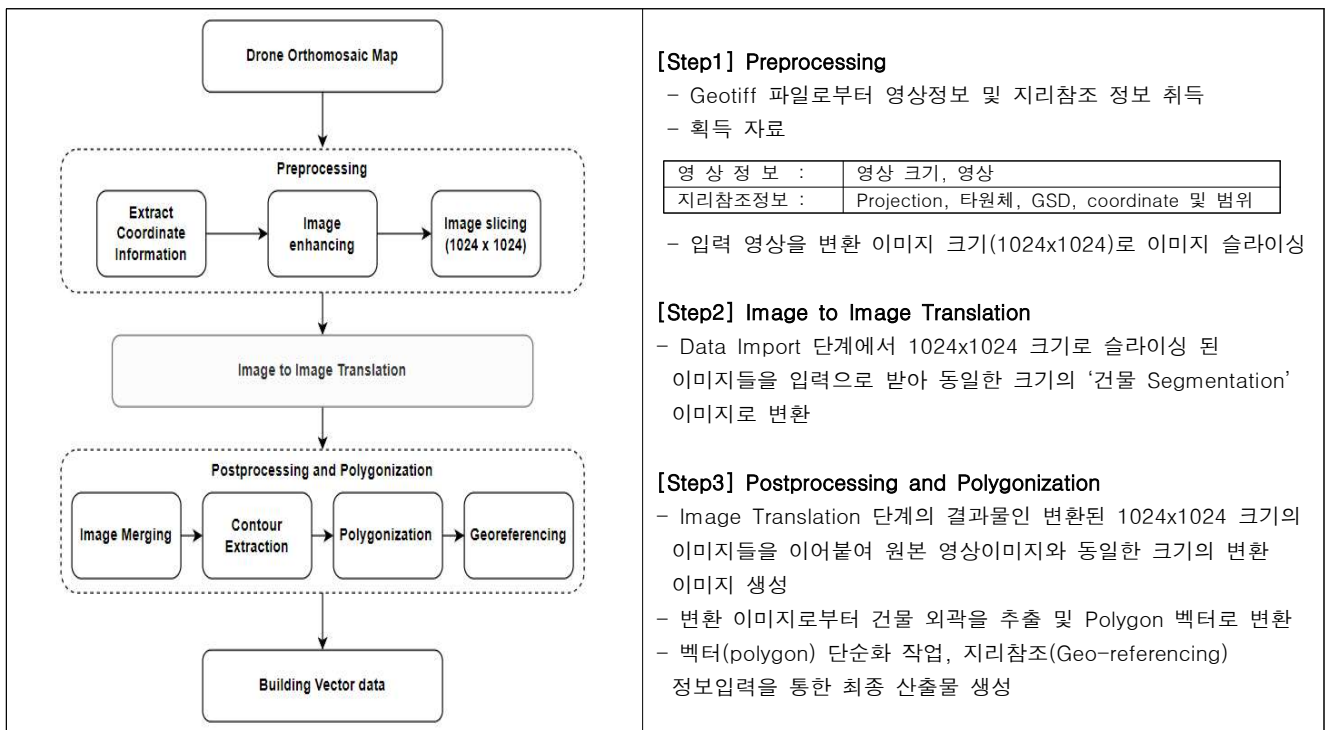


표 3.2 지형지물(건물) 자동인지 알고리즘 개발

2. 개발된 알고리즘을 이용한 Web Service 개발

- 인공지능 알고리즘 이용한 S/W제작
 - 3D 공간정보 웹 서비스 메인화면

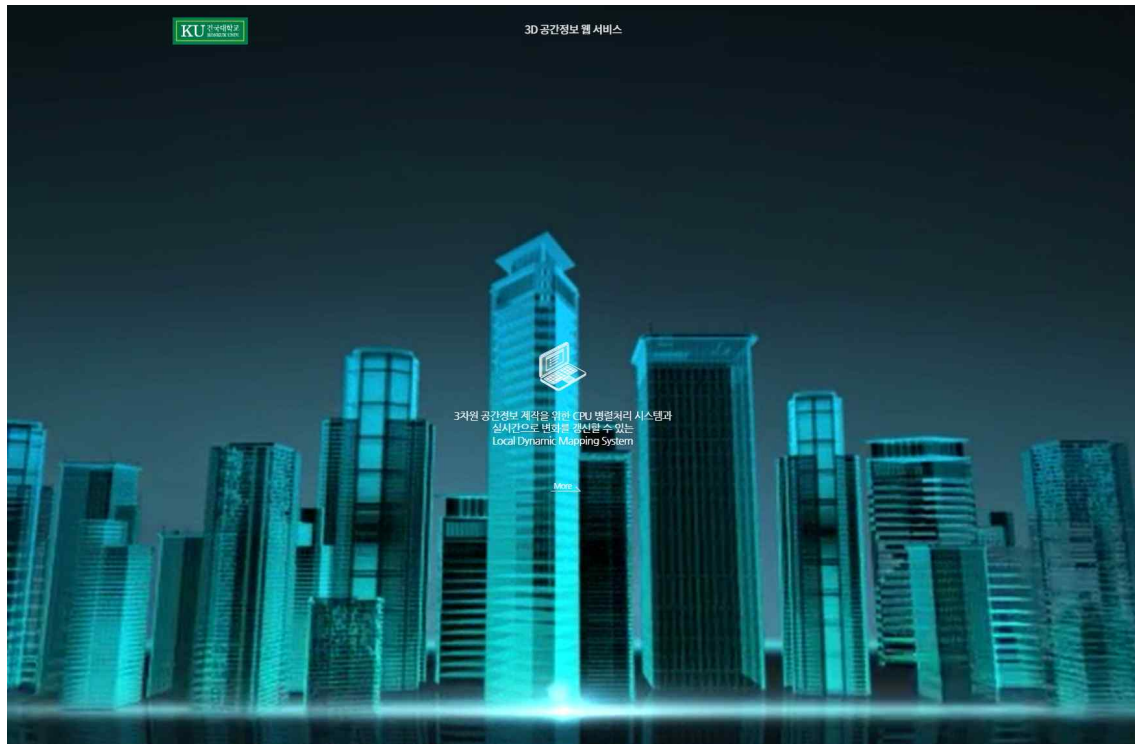


그림 3.6 3D 공간정보 Web System 메인화면

- 연구 개발 목표 완료 성과물 및 작업 흐름도

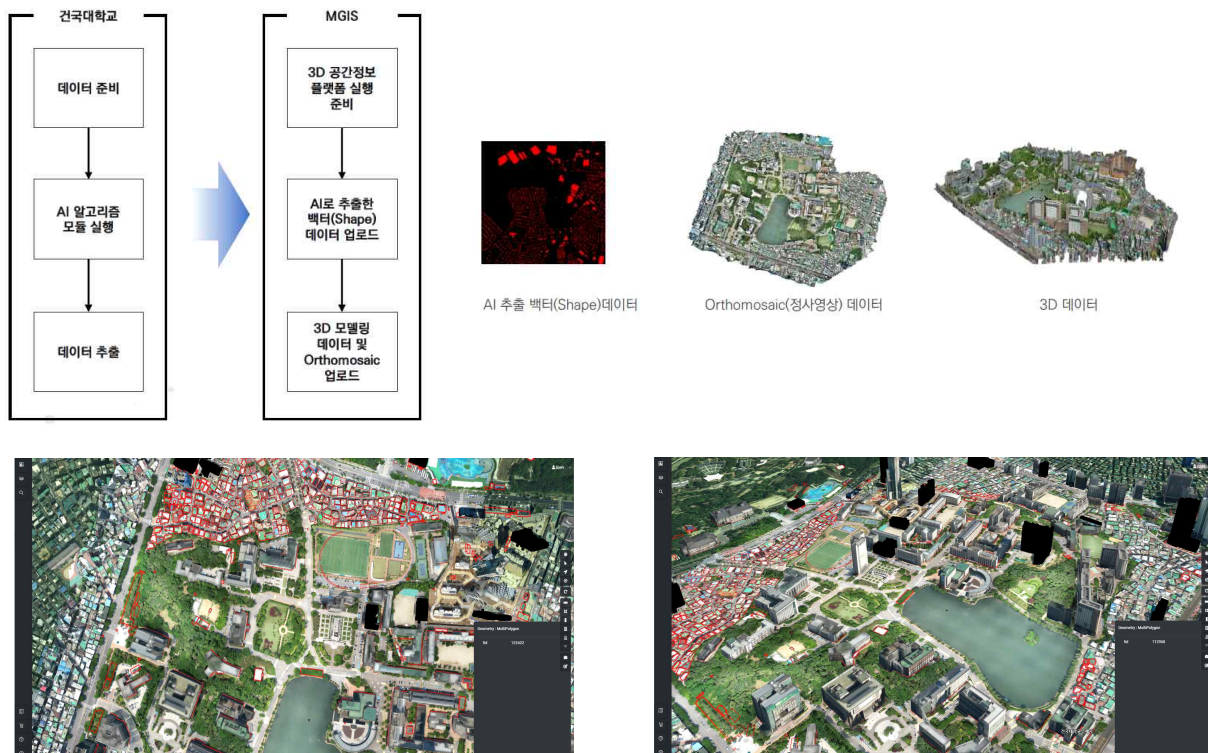


그림 3.7 AI알고리즘 결과물 벡터 Data + Orthomosaic + 3D 공간정보 Web

(2) 정량적 연구개발성과

○ CPU 병렬처리 시스템

1. CPU 병렬처리 시스템 H/W 설계 및 제작



그림 3.8 CPU 병렬처리 시스템 시제품

[서식]

「시제품 제작」 성과 확인서			
□ 과제정보			
사업명	국토교통기술촉진사업	과제번호	20CTAP-C158040-01
과제명	3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템과 실시간으로 변화를 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발		
연구기관	건국대학교 산학협력단	연구책임자	서정현
□ 현장시험·검증 성과			
구분	시험시공		
시제품명	KKU-PPS		
제작일시	2020. 11. 18	제작업체	컴퓨터안심서비스/분당데이터
목적	3차원 공간정보 생성시간 단축		
내용	3차원 공간정보 생성시간 10시간 이내 단축		
활용계획	사진 매수가 많은 대규모 지역 3D-mapping		
증빙	[첨부] 증빙 내역(시험결과보고서)		
위 연구과제를 통해 발생된 성과와 증빙이 상기와 같음을 확인합니다.			
2020 년 12 월 9 일			
연구기관	건국대학교 산학협력단	책임자	송창선
		국토교통부장관 귀하	

그림 3.9 시제품 성과확인서

2020. 12. 15.

출원번호통지서

관인생략

출원번호통지서

출원일자 2020.12.14
 특기사항 심사청구(유) 공개신청(무) 참조번호(KU20L011P)
 출원번호 10-2020-0174628 (접수번호 1-1-2020-1355995-25)
 (DAS접근코드 40C4)
 출원인명칭 건국대학교 산학협력단(2-2004-015764-8)
 대리인성명 정부연(9-2007-001006-1)
 발명자성명 김상호
 발명의명칭 3차원 공간정보 생성을 위한 병렬처리 장치 및 방법

특허청장

<< 안내 >>

- 귀하의 출원은 위와 같이 정상적으로 접수되었으며, 이후의 심사 진행상황은 출원번호를 통해 확인하실 수 있습니다.
- 출원에 따른 수수료는 접수일로부터 다음날까지 동봉된 납입영수증에 성명, 납부자번호 등을 기재하여 가까운 우체국 또는 은행에 납부하여야 합니다.
※ 납부자번호 : 0131(기관코드) + 접수번호
- 귀하의 주소, 연락처 등의 변경사항이 있을 경우, 즉시 [특허고객번호 정보변경(경정), 정정신고서]를 제출하여야 출원 이후의 각종 통지서를 정상적으로 받을 수 있습니다.
※ 특허료(patent.go.kr) 접속 > 민원서비스다문로드 > 특허법 시행규칙 별지 제5호 서식
- 특허(실용신안등록)출원은 명세서 또는 도면의 보정이 필요한 경우, 등록결정 이전 또는 의견서 제출기간 이내에 출원서에 최초로 첨부된 명세서 또는 도면에 기재된 사항의 범위 안에서 보정할 수 있습니다.
- 외국으로 출원하고자 하는 경우 PCT 제도(특허 실용신안)나 마드리드 제도(상표)를 이용할 수 있습니다. 국내출원일을 외국에서 인정받고자 하는 경우에는 국내출원일로부터 일정한 기간 내에 외국에 출원하여야 우선권을 인정받을 수 있습니다.
※ 제도 안내 : <http://www.kipo.go.kr>-특허마당-PCT/마드리드
※ 우선권 인정기간 : 특허 실용신안은 12개월, 상표디자인은 6개월 이내
※ 미국특허상표청의 선출원을 기초로 우리나라에 우선권주장출원 시, 선출원이 미공개상태이면, 우선일

<https://www.patent.go.kr/ipp/ippone/onlineapp/NoOfAct.do>

1/4

그림 3.10 특허출원 출원번호 통지서

3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템에 관한 연구

Study of parallel processing system to build 3D Geospatial information

서정현*, 김성호**, 윤준성***

Jeongheon Seo, Sangho Kim, Junseong Yun

건국대학교 스마트융합공학과 초빙교수(a21689@konkuk.ac.kr)

건국대학교 스마트융합공학과 교수(kimsh85@konkuk.ac.kr)

건국대학교 스마트융합공학과 석사과정(springboat@konkuk.ac.kr)

요약

본 연구에서는 드론측량을 위한 Photogrammetry s/w중에서 network를 이용하여 병렬 처리를 수행할 수 있는 Agisoft사의 Metashape를 기반으로 자료처리 시간을 단축하기 위한 실험을 수행하였고 그 실험결과로 가격대비 성능비가 최적 이 되는 Node의 수를 결정하였다. 특히 본 실험을 통하여 client-node 방식의 병렬처리 방식으로 자료처리 시간을 1/10로 줄일 수 있다는 것을 알 수 있었다.

1. 서론

드론을 이용한 사진측량은 값싼 가격과 운용 및 자료처리의 용이성 등으로 인하여 병행화 되고 있는 추세이다. 대단히 광범위하게 이용되고는 있으나 아직 드론 측량이 산업화 되어서 한 축을 담당하고 있지 못한 이유는 아래의 3가지 측면이 있다. 첫째 드론의 비행시간과 비행거리의 제한으로 인하여 공간정보 제작 물량의 기본단위인 1km2조차도 1 sortie에 Data 획득을 끝내지 못하며 둘째 사진 측량의 기본 값인 편조의 중심좌표와 사진의 기울기 값을 드론의 Flight Controller로부터 제공받고 있으나 측량 결과의 정밀도와 정확도를 보장하

기에는 부족하다. 마지막으로 이를 극복하기 위하여 H/W적으로 그리고 S/W적으로 다양한 보완책이 제시되고 있으나 시장에서 쉽게 획득 할 수 있는 방안은 아직 찾기 힘들다.

본 연구의 사진 측량을 통하여 산출물의 정확도를 보장할 수 있는 고가의 INS와 정밀도가 보장되는 카메라를 결합하여 드론측량용 카메라를 제작하여 공인 받았으며, S/W적으로 사진의 밀도를 높여서 한 점의 point 값을 측정하는데 50 수만점의 pair(120pair)를 중복 계산하여 정확도 2cm를 달성하였다. 본 연구에서는 위의 카메라로 촬영된 6700매의 (90%의 중복도) 사진들 고속으로 처리하기 위하여 CPU 병

CPU, 그리고 GPU 2장과 GPU6장에 대한 실험도 수행하였으나 별 성과 없었으며 이유는 현재 가용한 대부분의 사진측량 S/W들이 GPU coding을 하고 있다고는 하나 실제 실험결과에 의하면 아주 적은 부분에서 극히 일부만 GPU를 사용하고 있는 것으로 나타났다. 이는 앞으로 전면적인 GPU coding이 된 S/W를 개발한다면 매우 경쟁력이 있을 것을 시사한다.

획득된 사진은 총 6,700매로서 비행고도 60m, 편조 측정거리 16mm이며 촬영 중복도는 90% 이상으로 사진이 획득되었다. 자료처리 option은 정확도 2cm를 보장할 수 있도록 최대한 정밀하고 정확도를 높일 수 있는 option이 선택되어 자료처리 되었다. option 중 중요한 요소들은 다음과 같다.

중요한 option

1. Alignment : highest accuracy & Alignment Optimization(Pe-Alignment)
2. Point Cloud : ultra high quality
3. Mosaic : 정밀도 2cm

감사의 글

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 20CTAP-C158040-01)

참고문헌

1. Agisoft, 2020, Agisoft Metashape Network Version, <http://www.agisoft.com/>

3. 결론

항공사진측량의 자료처리 과정은 단순 반복작업의 연속으로서, 병렬처리를 한다면 처리속도를 기하급수적으로 단축할 수 있으나 병렬의 수는 최적의 수가 존재하며 두 번 더 증가하지 않는다는 것을 알 수 있었다.

본 연구에서는 현재의 조건하에서 8개의 Node수가 가격대비 최적의 수인 것으로 판단되었으며 고속의 CPU를 사용하고, 더 많은 RAM을 장착하고, 더 빠른 Network를 사용하는 등 더 성능이 좋은 H/W를 사용한다면 처리시간은 더욱 단축될 것이며 현장에서 요구하는 조건인 1km2의 지역에 대한 공간정보 생산 시간을 4시간 이내로 단축하는 것이 가능할 것으로 판단된다.

그림 3.11 CPU 병렬처리 시스템 최적 CPU 수 선정 논문(보고서 대체)

2. CPU 병렬처리시스템 자동화 S/W 설계 및 제작



그림 3.12 자동화 S/W 저작권 등록증

○ 지형지물인지 인공지능 알고리즘 개발 및 S/W제작

1. 인공지능을 이용한 기계학습으로 ‘빌딩’ 자동인지 알고리즘 개발(건국대 작성)

- 지형지물 인지가능연구 보고서 제출

드론영상사영상을 이용하여 인공지능 신경모델로 벡터지도를

자동생성하는 기법

Vector map auto generating technique using UAV photogrammetry and artificial neural network

윤준성* · 서정현** · 김상호***

Junseong Yun · Jeongheon Seo · Sangho Kim*

건국대학교 스마트운행체공학과 석사과정 (springboat@konkuk.ac.kr)
건국대학교 스마트운행체공학과 초빙교수 (a21689@konkuk.ac.kr)
건국대학교 스마트운행체공학과 교수 (kimsh85@konkuk.ac.kr)

요약

최근 위성영상, 항공사진 등 영상자료로부터 인공지능을 활용하여 벡터형태의 공간정보를 추출하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 그러나 드론을 활용한 무인항공사진측량으로 제작된 수cm의 지상표본거리를 가지는 영상자료는 위성영상, 항공사진 대비 지형지물이 차지하는 면적이 커 벡터형태의 공간정보 추출에 어려움이 있다. 본 연구에서는 적대적 생성 신경망 구조의 이미지 변환 인공지능 모델을 활용하여 드론영상사영상으로부터 벡터지도를 자동생성하는 기법을 제시하고 도심지의 주요 지형지물 중 하나인 건물의 벡터를 자동 생성하였다.

1. 서론

최근 인공지능을 활용하여 영상정보로부터 건물, 도로, 산림지역 및 농경지 등 다양한 공간정보를 추출하는 연구가 이루어지고 있다. 이러한 인공지능 기반의 영상분석을 활용한 영상자료로부터 지형지물을 추출하는 연구들은 대부분 위성영상 또는 항공사진을 대상으로 하고 있다. 드론을 활용한 공간정보 생성방식은 30~150m의 근접촬영을 통하여 자료를 획득하기 때문에 앞의 두 방식 대비 정확한 영상영상 제작이

가능한 이점이 있으나 기존의 위성영상 등에 적용되는 인공지능을 활용한 지형지물 추출 방법 적용 시 지상표본거리가 상대적으로 작아 지형지물들이 차지하는 면적이 큰 드론영상사영상으로부터 대상물의 추출이 어렵다. 본 연구에서는 수cm의 지상표본거리를 가지는 고해상도의 드론영상사영상으로부터 적대적 생성신경망 구조의 인공 신경 모델을 활용하여 고해상도 이미지 변환으로 지형지물을 검출하고 검출된 지형지물을 활용하여 벡터지도를 자동으로 생성하는 기법을 연구하였다.

2. 본론

본 연구에서는 지상표본거리 5cm/pix의 드론영상사영상에서 건물을 대상으로 벡터 지도를 자동 생성하였다. 벡터 지도 생성을 위하여 제안하는 절차는 그림 1과 같다.

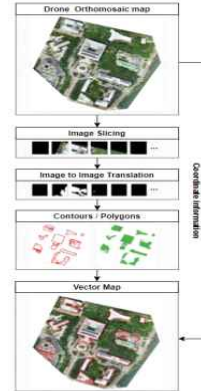


그림 1 Workflow

드론을 활용한 무인항공측량으로 생성된 영상사영상을 이미지 변환 AI모델의 입력 크기로 분할하고 각 이미지에 대하여 건물 영역만 분할된 이미지로 변환한다. 이미지 변

환 모델의 입력 크기는 1,024x1,024로 건물의 전반적인 형태가 이미지 내에 나타날 수 있는 크기로 선정하였다. 이미지 변환을 위하여 생성자와 판별자 두 개의 신경망을 경쟁하며 학습되는 적대적 생성 신경망(GAN) 구조의 네트워크를 구축하고 고해상도 이미지 변환 시 요구되는 같은 구조의 네트워크에 발생하는 기울기 소실 문제를 안정적인 Multi-scale gradient를 사용하는 Unet 형태의 모델을 활용하였다[1].

이후 각 변환된 이미지들을 이어 붙여 영상사영상과 동일한 크기의 변환 이미지를 생성하였다. 생성된 건물 분할 이미지로부터 건물의 외곽선을 추출하고, 이후 건물 외곽을 다각형(Polygon)형태로 추출하여 벡터 데이터를 생성한 뒤 드론영상사영상의 절대좌표 및 좌표계를 매핑하여 벡터지도를 생성하였다.

3. 결론

본 연구에서는 인공 신경망 모델을 활용하여 드론영상사영상으로부터 벡터지도를 자동으로 생성하는 방법을 제안하였다. 추가적인 지형지물에 대하여 제시한 방법을 적용하여 건물만이 아닌 다양한 지형지물에 대한 벡터지도를 생성할 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 : 21CTAP-C158041-02)

참고문헌

[1] K. Laxman, et al. "Efficient High-Resolution Image-to-Image Translation using Multi-Scale Gradient U-Net"[2021]

그림 3.12 지형지물인지 인공지능 알고리즘 관련 제출 예정 논문(보고서 대체)

- 개발된 지형지물인지 인공지능 알고리즘을 대상으로 첨부된 증빙 3(별첨자료 7p)의 내용을 보완하여 전문 학술지 논문 투고 진행예정 (SCI 급 국내외 공간정보관련 학회 / 2022년 內)

2. 인공지능 알고리즘을 이용한 Web Service 개발(MGIS 작성)

- 한국저작권위원회를 통한 저작권등록 진행 계획

제 C-2022-004301 호

저작권 등록증

1. 저작물의 제호(명명)	3D 공간정보 웹 서비스
2. 저작물의 종류	컴퓨터프로그램 저작물>응용프로그램>프로그램 개발용 S/W를 개발 도구
3. 저작자 성명(법인명)	주식회사 영지아이에스 경기도 광명시 새빛광명로
4. 생년월일(법인등록번호)	131111-0380427
5. 창작연월일	2021년12월31일
6. 공표연월일	-
7. 등록연월일	2022년01월10일
8. 등록사항	제작자 : 주식회사 영지아이에스, 창작 : 2021.12.31

*저작권법 제53조에 따라 위와 같이 등록되었음을 증명합니다.

2022년 01월 10일

한국저작권위원회

그림 3.12 Web Service S/W 저작권

등록증

(3) 세부 정량적 연구개발성과

[과학적 성과]

☐ 논문(국내외 전문 학술지) 게재

번호	논문명	학술지명	주저자명	호	국명	발행기관	SCIE 여부 (SCIE/비SCIE)	게재일	등록번호 (ISSN)	기여율
1	3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템에 관한 연구	대한공간정보학회 춘계 학술대회	서정현	2020년	대한민국	대한공간정보학회	비SCI	2020.06.12.		100%
2	식생지수 판단에 최적화되어있는 다중분광 센서를 이용한 하천의 녹조탐지 가능성 연구	대한공간정보학회 추계 학술대회	서정현	2020년	대한민국	대한공간정보학회	비SCI	2020.11.24		100%
3	드론정사영상을 이용하여 인공지능 신경모델로 벡터지도를 자동생성하는 기법	대한공간정보학회 춘계 학술대회	윤준성	2022년	대한민국	대한공간정보학회	비SCI	게재 예정		100%

☐ 국내 및 국제 학술회의 발표

번호	회의 명칭	발표 내용	발표자	발표 일시	장소	국명

☐ 기술 요약 정보

번호	연도	기술명	요약 내용	기술 완성도	등록 번호	활용 여부	미활용사유	연구개발기관 외 활용 여부	허용방식

☐ 보고서 원문

번호	연도	보고서 명	발간일	등록 번호

☐ 생명자원(생물자원, 생명정보)/화합물

번호	생명자원(생물자원, 생명정보)/화합물 명	등록/기탁 번호	등록/기탁 기관	발생 연도

[기술적 성과]

☐ 지식재산권(특허, 실용신안, 의장, 디자인, 상표, 규격, 신품종, 프로그램)

번호	구분	지식재산권 등 명칭 (건별 각각 기재)	국명	출원			등록			기여율	활용 여부
				출원인	출원일	출원번호	등록인	등록일	등록번호		
1	특허	3차원 공간정보 생성을 위한 병렬처리 장치 및 방법	대한민국	김상호	2020.12.14.	10-2020-0174628				100%	
2	특허	드론 정사영상을 이용하여 인공지능 신경모델로 벡터지도를 자동생성하는 기법	대한민국	김상호	출원 진행 중	출원 진행 중				100%	

○ 지식재산권 활용 유형

번호	제품화	방어	전용실시	통상실시	무상실시	매매/양도	상호실시	담보대출	투자	활용 예정	기타

☐ 저작권(소프트웨어, 서적 등)

번호	저작권명	창작일	저작자명	등록일	등록번호	저작권자명	기여율
1	드론촬영 데이터 정사영상생성을 위한 네트워크 병렬처리자동화시스 템	2020년12월22일	주식회사 엠지아이에스	2021년01월04 일	C-2021-00024 9	주식회사 엠지아이에스	100%
2	3D 공간정보 웹 서비스	2021년 12월 31일	주식회사 엠지아이에스	2022년 1월 10일	C-2022-00430 1	주식회사 엠지아이에스	100%

☐ 신기술 지정

번호	명칭	고시일	보호기간	지정번호

☐ 기술 및 제품 인증

번호	인증 분야	인증기관	인증 내용		인증 획득일	국가명
			인증명	인증번호		

☐ 표준화

○ 국내표준

번호	인증구분	인증여부	표준명	표준인증기구명	제안주체	표준종류	제안/인증일자

○ 국제표준

번호	표준화단계 구분	표준명	표준기구명	표준분과명	의장단 활동여부	표준특허 추진여부	표준개발 방식	제안자	표준화 번호	제안일자

[경제적 성과]

☐ 시제품 제작

번호	시제품명	출시/제작일	제작업체명	설치장소	이용분야	사업화 소요 기간	인증기관 (해당 시)	인증일 (해당 시)
1	KKU-PPS	2020.11.18	컴퓨터안심서 비스/ 분당데이터	건국대학교 공학관C동 485-1	3차원 공간정보 생성	-	-	-

☐ 현장적용

번호	적용기술명	적용일	발주기관명	적용 연구개발기관명	적용현장명(장소)

☐ 기술 실시(이전)

번호	기술 이전 유형	기술 실시 계약명	기술 실시 대상 기관	기술 실시 발생일	기술료	
					발생 연도	발생액(천원)

☐ 사업화 투자실적

번호	연도	투자 자금 성격*	추가 연구개발 투자(천원)	설비 투자(천원)	기타 투자(천원)	합계(천원)

☐ 사업화 현황

번호	사업화 방식	사업화 형태	지역	사업화명	내용	업체명	매출액		매출 발생 연도	기술 수명
							국내 (천원)	국외 (달러)		

☐ 매출 실적(누적)

번호	사업화명	발생 연도	매출액		합계	산정 방법
			국내(천원)	국외(달러)		
합계						

□ 사업화 계획 및 무역 수지 개선 효과

성과					
사업화 계획	사업화 소요기간(년)				
	소요예산(천원)				
	예상 매출규모(천원)		현재까지	3년 후	5년 후
	시장 점유율	단위(%)	현재까지	3년 후	5년 후
		국내			
		국외			
향후 관련기술, 제품을 응용한 타 모델, 제품 개발계획					
무역 수지 개선 효과(천원)	수입대체(내수)		현재	3년 후	5년 후
	수 출				

□ 고용 창출

번호	사업화명	사업화 업체명	고용창출 인원(명)		합계(명)
			yyyy년	yyyy년	
합계					

□ 고용 효과

구분			고용 효과(명)
고용 효과	개발 전	연구인력	
		생산인력	
	개발 후	연구인력	
		생산인력	

□ 비용 절감(누적)

번호	사업화명	발생 연도	산정방법	비용 절감액(천원)
합계				

□ 경제적 파급 효과

(단위 : 천원/년)

구분	사업화명	수입 대체	수출 증대	매출 증대	생산성 향상	고용 창출 (인력 양성 수, 명)	기타
해당 연도							
기대 목표							

□ 산업 지원(기술지도)

번호	내용	기간	참석 대상	장소	인원(명)

□ 기술 무역

(단위 : 천원)

번호	계약 연월	계약 기술명	계약 업체명	계약업체 국가	총 계약액	기 징수액	해당 연도	징수액	향후 예정액	수출/ 수입

[사회적 성과]

□ 법령 반영

번호	구분 (법률/시행령)	활용 구분 (제정/개정)	명 칭	해당 조항	시행일	관리 부처	제정/개정 내용

□ 정책활용 내용

번호	구분 (제안/채택)	정책명	관련 기관 (담당 부서)	활용 연도	채택 내용

□ 설계 기준/설명서(시방서)/지침/안내서에 반영

번호	구분 (설계 기준/설명서/지침/안내서)	활용 구분 (신규/개선)	설계 기준/설명서/ 지침/안내서 명칭	반영일	반영 내용

□ 신진연구자 채용

번호	채용 연구개발기관명	채용일	근로기간	채용인원(명)	채용인원 중 청년인력(명)
1	(주)엠지아이에스	2020-04-13	7개월	1	
2	(주)엠지아이에스	2021.06.01	6개월	1	

□ 전문 연구 인력 양성

번호	분류	연도	현황(명)										
			학위별				성별		지역별				
			박사	석사	학사	기타	남	여	수도권	충청권	영남권	호남권	기타

□ 산업 기술 인력 양성

번호	연도	프로그램명	프로그램 내용	교육 기관	교육 개최 횟수	총 교육 시간	총 교육 인원

□ 다른 국가연구개발사업에의 활용

번호	연도	중앙행정기관명	사업명	연구개발과제명	연구책임자	연구개발비(천원)

□ 국제화 협력성과

번호	구분 (유치/파견)	기간	국가	학위	전공	내용

□ 홍보 실적

번호	홍보 유형	매체명	제목	홍보일

□ 포상 및 수상 실적

번호	종류	포상명	포상 내용	포상 대상	포상일	포상 기관

[인프라 성과]

□ 연구시설·장비

번호	구축 기관	연구시설/ 연구장비명	규격 (모델명)	개발여부 (○/×)	연구시설·장비 종합정보시스템* 등록여부	연구시설·장비 종합정보시스템* 등록번호	구축일자 (YY.MM.DD)	구축비용 (천원)	비고 (설치 장소)

[그 밖의 성과](해당 시 작성)

○ CPU 병렬처리시스템 자동화 툴에 대한 특허출원

관인생략

출원번호통지서

출원일자 2021.02.05
 특기사항 심사청구(유) 공개신청(무)
 출원번호 10-2021-0016810 (접수번호 1-1-2021-0152323-25)
 (DAS접근코드631B)
 출원인명칭 주식회사 엠지아이에스(1-2020-097594-3)
 대리인성명 최영복(9-1998-000571-2)
 발명자성명 박정임 김정우
 발명의명칭 네트워크 병렬 처리를 이용한 정사영상 자동화 생성 방법

특 허 청 장

<< 안내 >>

1. 귀하의 출원은 위와 같이 정상적으로 접수되었으며, 이후의 심사 진행상황은 출원번호를 이용하여 특허로
 홈페이지(www.patent.go.kr)에서 확인하실 수 있습니다.
 2. 출원에 따른 수수료는 접수일로부터 다음날까지 동봉된 납입영수증에 성명, 납부자번호 등을 기재하여 가
 까운 은행 또는 우체국에 납부하여야 합니다.
 ※ 납부자번호 : 0131(기관코드) + 접수번호
 3. 귀하의 주소, 연락처 등의 변경사항이 있을 경우, 즉시 [특허고객번호 정보변경(경정), 정정신고서]를 제출하
 여야 출원 이후의 각종 통지서를 정상적으로 받을 수 있습니다.
 4. 기타 심사 절차(제도)에 관한 사항은 특허청 홈페이지를 참고하시거나 특허고객상담센터(☎ 1544-8080)에
 문의하여 주시기 바랍니다.
 ※ 심사제도 안내 : <http://www.kipo.go.kr>-지식재산제도

(4) 계획하지 않은 성과 및 관련 분야 기여사항(해당 시 작성)

○

-

○

-

2) 목표 달성 수준

연구개발목표	달 성 내 용	달성도(%)
3차원 공간정보를 신속히 제작할 수 있는 CPU 병렬처리시스템 개발 및 제작	○ 대규모 지역(1km X 1km)을 대상으로 1회에 처리 가능하며 기존대비 처리 속도를 1/10로 단축할 수 있는 CPU 병렬처리시스템 H/W 설계 및 제작. - 최소 CPU 5개 이상의 병렬처리 시스템 설계 - 비용대비 효율성 최적화 실험을 통한 최적 CPU의 수를 탐색하고 실험보고서 제출 - 설계된 병렬처리시스템을 외주 주문제작 ○ CPU 병렬처리시스템 H/W에서 운용될 자동화 소프트웨어 제작 - 시스템 엔진으로 사용할 병렬처리 가능 소프트웨어를 선정 - 전체 공정(최초사진입력 제외)을 100% 자동화하는 공간정보제작 소프트웨어 제작 ○ CPU 병렬처리시스템(H/W+S/W)의 처리속도도 기존 단일처리시스템 대비 1/10로 단축.	100%
Image Matching 기법과 이용한 기계학습 방법으로 공간정보의 변화를 감지하고 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping S/W 제작	○ Image Matching 알고리즘을 연구하고 소프트웨어를 제작하여 한 쌍의 사진에서 10개 이상의 tie point 추출. - 1차: 사진의 중심좌표와 기울기가 없는 일반 사진을 이용한 tie point 추출 - 2차: 사진의 중심좌표와 기울기가 있는 사진을 이용한 tie point 추출 - tie point를 이용한 Pair Image의 Matching 실시 ○ 인공지능을 이용한 기계학습방법으로 지형지물을 인지하는 S/W를 개발. - 국가표준지형지물 코드(2000종이상)를 분석하여 기계학습에 이용할 수 있는 코드표 보완 보고서 제작 - 지형지물(빌딩에 국한) 인지를 기계학습으로 가능한지에 대한 탐색 및 적정 알고리즘 선정하고 결과보고서 제출. - 국가표준지물 코드 중에서 빌딩에 한하여 기계학습 시행 후 대상물 자동인지가 가능한 소프트웨어 개발 (인지율 60%이상) - 지형지물(건물) 자동인지 알고리즘을 이용한 Web Service 개발.	100%

4. 목표 미달 시 원인분석(해당 시 작성)

1) 목표 미달 원인(사유) 자체분석 내용

○

-

○

-

2) 자체 보완활동

○

-

○

-

3) 연구개발 과정의 성실성

○

-

○

-

5. 연구개발성과의 관련 분야에 대한 기여 정도

- Image Matching과 인공지능 알고리즘 구현 S/W를 적절히 융합하면 실시간으로 공간정보의 갱신이 가능한 Local Dynamic Mapping을 가능케 할 것이다. 현재 Mapping의 추세는 Vector Map을 작성하는 '대상물추출(Feature Extraction)'로부터 '대상물인지(Feature Recognition)'로 넘어가고 있는 과정이다. 이런 흐름에 맞추어서 새로운 Mapping System으로 도약하는 기초가 될 것이다.
 - 빠르고 자동화된 시스템은 고도의 기술만으로 가능 한 것은 아니다. 분명히 GPU병렬처리 방식이 더 빠른 처리속도를 보장 할 것이지만, 이미 확보되어 있는 기술을 응용하여 빠른 시간에 시장에 저가의 시스템을 내어 놓는 것 역시 매우 중요하며 대안이 될 수 있다.
 - 본 연구에서 양적으로 부분적이기는 하지만 Local Dynamic Mapping을 구현한다고 하는 것은 모든 공간정보 엔지니어들의 목표이며 현재 각국에서도 활발한 연구가 시도되고 있다. 특히 대축척 지도(1/5,000)를 보유하고 있는 몇 안 되는 국가 중의 하나인 우리나라는 도면수준의 1/500축척 3D 공간정보를 구축하기에 준비된 나라이다. 이와 같은 정밀한 3D공간정보를 인공지능으로 인지하고 갱신할 수 있다면 Digital Twin의 기술도 세계에서 최초로 달성할 수 있을 것이다. 이를 위하여 앞으로 실내정보와 실외정보의 융합에 관한 연구도 차후에는 이루어져야 한다.
 - 적절한 가격의 시스템 출현은 해당산업을 활성화 시키는 모멘텀을 제공한다. 특히 기술적으로 충분히 검증되어 있는 드론의 공간정보 제작 시장은 폭발적으로 활성화 될 가능성이 매우 크며 전 세계를 선도해 나갈 것이다.
 - CPU 병렬처리시스템은 국가적으로 새로운 시대를 가능케 하는 실마리를 제공할 것이다. 지금까지 이론 상으로만 존재하며 시범적으로만 구현하던 3D Model을 대규모로 Data Construction이 가능해지는 것을 의미한다. 이는 Digital Twin으로 가는 발자국 넓고 넘어갈 수 없는 징검다리를 놓아 주는 역할이 되는 것이다.
-

6. 연구개발성과 관리 및 활용 계획

- 본 연구과제를 통하여 개발된 각 기술들은 연구팀내 기 개발 기술인 광역 맵핑 수행이 가능한 eVTOL 드론 자체제작 기술, 세계 최고 수준인 2cm 정확도를 가지는 센서와 함께 활용하여 실시간 고속맵핑 시스템인 Local Dynamic Mapping System 구축하고자 한다. Local Dynamic System은 5/6G 기반의 분산 메시징 기술 및 스마트센서를 활용한 이동체의 인식정보 수집 기술 등과 융합하여 지능형 이동체를 활용한 빅 데이터 기반의 3차원 Layer4 LDM 운영 플랫폼 구축을 목표로 하고 있으며 이는 자율협력 주행의 실시간 내비게이션제공을 위한 핵심요소로 활용해 나아갈 예정이다.
 - 지형지물(건물)인지 인공지능 알고리즘의 Vector Map의 정확도 증가와 추가적인 지형지물에 대한 적용 등 계속 연구를 통하여 UAM(Urban Air Mobility) Platform의 Framework Data로서 활용가능하도록 Data Structure 와 Specification 연구 및 표준화 진행을 계획 중이다.
 - CPU 병렬처리 대비 획기적 처리속도 향상이 예상되는 3차원 공간정보 제작 GPU 병렬처리연구 및 국가 슈퍼 컴퓨팅센터와의 3차원 공간정보 대규모 프로세싱 공동연구를 통한 계속된 연구를 수행해 나갈 예정이다.
-

< 별첨 >

별첨 자료
1. 참고문헌
2. 총 연구개발기간 성과점검기준표 및 증빙자료

주 의

1. 이 보고서는 국토교통부에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업 ‘3차원 공간정보 제작을 위한 CPU 병렬처리 시스템과 실시간으로 변화를 갱신할 수 있는 Local Dynamic Mapping 소프트웨어 개발 기술 개발’ 연구개발과제 최종보고서이다.
2. 이 연구개발내용을 대외적으로 발표할 때에는 반드시 국토교통부(국토교통과학기술진흥원)에서 시행한 국토교통과학기술 연구개발사업의 결과임을 밝혀야 한다.
3. 국가과학기술 기밀 유지에 필요한 내용은 대외적으로 발표 또는 공개하여서는 안 된다.