

석사학위논문

드론 기반 광역 모니터링 자연 시간 최소화를
위한 효율적 데이터 전송 프로토콜 및 선택적
이미지 정합 기법 연구

박동진

부산대학교 대학원

정보융합공학과

2026년 2월

드론 기반 광역 모니터링 자연 시간 최소화를
위한 효율적 데이터 전송 프로토콜 및 선택적
이미지 정합 기법 연구

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

박동진

부산대학교 대학원

정보융합공학과

지도교수 김태운

박동진의 공학석사 학위논문을 인준함

2025년 12월 18일

위원장	탁성우	인
위원	김원석	인
위원	김태운	인

목 차

제 1 장 서론	1
1.1 연구배경	1
1.2 연구목적	2
제 2 장 관련 연구	5
2.1 데이터 전송 프로토콜 최적화	5
2.2 이미지 정합 및 키프레임 선택	6
2.3 오픈소스 프로젝트 OpenDroneMap	7
제 3 장 알고리즘 제안	9
3.1 MIDTP: 대용량 비정형 데이터 전송 프로토콜	9
3.1.1 세그먼트 및 에폭 구조	9
3.1.2 신뢰성 보장 메커니즘	10
3.2 MIS: 특징점 매칭 기반 이미지 선별	13
3.2.1 이미지 선별 알고리즘	13
제 4 장 실험 및 결과	16
4.1 프로토콜 안정성 및 성능 평가	16
4.1.1 실험 환경	16
4.1.2 전송 성능 평가	17
4.2 선택적 이미지 정합	19
4.2.1 실험 환경 및 데이터셋	19
4.2.2 통합 뷰 생성 시간 단축 효과	20
4.2.3 정합 결과물 평가	22
4.3 종단 간 지연 평가	28
제 5 장 결론	31

그림 목록

1.1	드론 기반 광역 모니터링 파이프라인	2
1.2	MIDTP와 MIS를 적용한 드론 기반 광역 모니터링 파이프라인 제안	3
3.1	TCP, UDP의 데이터 전송 및 에러 복구 메커니즘 비교	10
3.2	MIDTP의 오류 복구 메커니즘	11
3.3	MIS에 의한 선별도별 이미지 선별 결과 시각화 (Farm 데이터셋)	15
4.1	MIDTP와 기존 프로토콜의 성능 비교	17
4.2	패킷 손실 환경에서 MIDTP와 기존 프로토콜의 성능 비교	17
4.3	데이터셋별 대표 샘플 이미지	20
4.4	데이터셋별 통합 뷰생성 시간 비교 그래프	21
4.5	패치 단위 비교를 위한 패치 추출 과정 일부	22
4.6	이미지 선별 기법별 정합 결과물 (City 데이터셋)	24
4.7	이미지 선택 방법 및 제외 비율에 따른 NIQE 값 (Part 1)	25
4.8	이미지 선택 방법 및 제외 비율에 따른 NIQE 값 (Part 2)	26
4.9	SAM 기반 객체 인식도 평가 절차	27

표 목록

4.1	실험 데이터셋의 환경적 특성 및 용량	21
4.2	최대 제외율에서의 이미지 선별 기법 및 패치 크기에 따른 NIQE 값 비교	24
4.3	모델 및 패치 크기에 따른 IoU 비교	27
4.4	Yard 데이터셋(9.2GB) 기준 시나리오별 종단 간 지연 시간 비교	29

드론 기반 광역 모니터링 지연 시간 최소화를 위한 효율적 데이터 전송 프로토콜 및 선택적 이미지 정합 기법 연구

박 동 진

부산대학교 대학원 정보융합공학과

요약

드론 기반 원격 모니터링은 추가적인 지상 인프라 없이 목표 지역을 효과적으로 관측할 수 있는 비용 효율적 수단으로, 재난 감시, 시설물 안전 점검, 산림 자원 관리 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 광범위한 지역을 대상으로 하는 광역 모니터링의 경우, 사전 계획된 비행 경로를 따라 드론이 획득한 이미지를 정합하여 통합 뷔를 생성하는 과정이 필수적이다. 그러나, 최근 카메라 센서의 해상도 향상으로 인해 드론이 촬영한 이미지의 용량이 급격히 증가하였고, 이는 데이터 전송 및 통합 뷔 생성의 처리 지연 증가를 야기한다. 본 연구에서는 광역 모니터링의 지연을 초래하는 두 개 병목 구간인 데이터 전송과 이미지 정합의 성능 개선을 위한 기법을 제안한다. 첫째, 로컬 네트워크 환경에 최적화된 전송 프로토콜인 MIDTP(Massive Irregular Data Transport Protocol)를 제안한다. MIDTP는 기법은 패킷 손실률이 낮은 (W)LAN 환경에서 ACK 응답을 최소화하도록 설계되어, 제어 오버헤드를 줄이는 동시에 신뢰성 있는 데이터 전송을 보장한다. 둘째, 인접 이미지 간 특징점 매칭 결과를 기반으로 중복도가 높은 이미지를 선별적으로 제거하는 MIS(Match based Image Selection) 기법을 제안한다. MIS는 통합 뷔 생성에 필수적인 이미지만 선별적으로 전송 및 정합함으로써, 정합 결과의 품질 저하를 최소화하는 동시에 데이터 전송량과 정합 연산의 복잡도를 낮춘다. 제안하는 기법의 유효성을 검증하기 위해 자체 구축한 드론 영상 데이터셋을 활용했으며, NIQE와 세그멘테이션 기반의 평가 지표를 사용하여 정합 결과의 품질을 정량적으로 분석하였다. 다양한 환경에서 수집된 데이터셋을 대상으로한 성능 평가 결과, 제안하는 기법은 데이터 전송 및 통합 뷔 생성 시간을 효과적으로 낮추는 동시에 통합 뷔 품질의 손실을 최소화할 수 있음을 확인하였다.

제 1 장 서론

1.1 연구배경

무인항공기 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV; 이하 ‘드론’)는 원격 조종 또는 자율 비행이 가능한 소형 항공기체로서, 멀티콥터와 고정익 등 다양한 형태로 제작된다. 드론은 광학·열화상·멀티스펙트럼 등의 다양한 센서와 통신 장치를 탑재하여 원격으로 데이터를 취득·전송·분석할 수 있다. 최근에는 별도의 부속 장비를 탑재함으로써, 재난 감시[1, 2], 지리 측량, 환경 데이터 수집[3], 화물 운송[4] 등 다양한 분야에서 활용되고 있다[5, 6]. 특히 드론을 이용하여 목표 구역을 정찰하는 광역 모니터링 기술은 광범위한 영역을 원격으로 관측할 수 있는 비용 효율적 수단으로 주목받고 있다[7, 6]. 광역 모니터링에 드론을 이용할 경우 CCTV와 같은 기반시설의 설치가 필요하지 않으며, 재난 혹은 분쟁 지역과 같이 사람이 직접 접근하기 어려운 곳에서도 모니터링을 수행할 수 있다는 장점이 있다[2, 6].

그러나 드론으로 촬영한 개별 이미지의 경우, 좁은 시야각으로 인해 넓은 영역을 한 눈에 파악하기 어렵다는 한계가 존재한다[8]. 이를 해결하기 위해 실제 상황에서는 드론이 촬영한 사진을 하나의 이미지로 정합하여 생성한 통합 뷰를 모니터링에 활용하고 있다[9, 10]. 개별 이미지를 정합하여 생성된 통합 뷰는 모니터링 구역을 종합적으로 관측할 수 있을 뿐만 아니라, GPS 정보와 SfM을 이용한 3D 재구성을 통해 추가적인 지리정보 및 공간정보를 활용할 수 있다는 점에서 그 활용가치가 높다. 하지만, 통합 뷰를 생성하는 정합과정은 계산복잡도가 높은 작업으로[8], 드론에서 원격으로 수행될 수 없다. 이로 인해 원격으로 촬영된 이미지는 정합작업을 위해 드론에서 고성능 지상 처리 장치(이하 ‘처리 노드’)로 전송하여 처리해야 한다. 그러나 카메라 해상도의 증가로 인해 개별 이미지 파일의 용량이 증가하고, 배터리 기술의 발전으로 인해 1회 비행에 촬영되는 이미지 수가 증가하게 되었다. 이러한 발전은 통합 뷰의 해상도 증가와 관측 구역의 확장을 가능하게 했지만 전체 데이터의 크기 증가로 이어지며 드론과 처리 노드간의 전송 시간과 전송 후 이미지 정합시간이 증가하는 원인이 된다[11]. 이로 인해 드론 기반 광역 모니터링 시스템의 실시간성이 저하되고, 신속한 의사결정이 지연되는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 드론 기반 광역 모니터링 시스템의 지연 시간을 최소화하기 위해 데이터 전송과 이미지 정합과정에서 발생하는 병목 현상을 해결하는 방안을 제안한다.

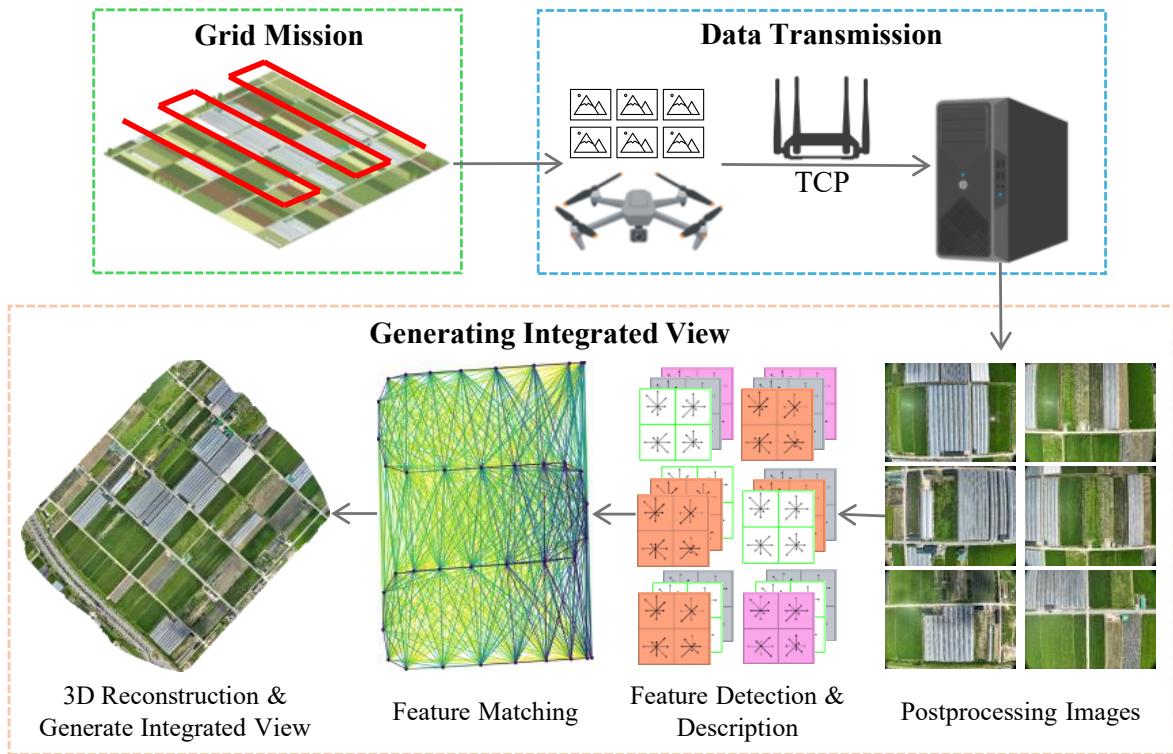


그림 1.1: 드론 기반 광역 모니터링 파이프라인

1.2 연구목적

드론 기반 광역 모니터링은 농작물의 생육 변화 추적, 적치장의 화물 적재 현황 파악, 군사 시설의 정기적 정찰 등과 같이 동일한 영역을 시간에 따라 반복적으로 관측하는 분야에서 널리 활용된다. 이러한 반복 모니터링 시나리오에서 각 모니터링 작업은 그림1.1와 같이 3단계로 구성된다: (i) 드론 정찰 임무 진행, (ii) 처리 노드로의 데이터 전송, (iii) 처리 노드에서의 전처리 및 정합(특징 추출-특징점 대정-3D 재구성-통합 뷰 생성).

위 과정에서 (ii)데이터 전송과 (iii)정합과정은 수집된 데이터의 규모에 비례하게 시간복잡도가 증가하는 경향이 있어 모니터링 영역이 커질수록 전체 지연이 크게 발생하게 된다[11]. 본 연구에서는 이러한 병목 현상을 해결하기 위하여 두 가지 보완 기법을 제안한다.

첫째, 드론과 처리 노드간 데이터 전송 과정에서 발생하는 불필요한 제어 오버헤드를 최소화하면서도 신뢰성을 유지하는 비정형 대용량 데이터 전송 프로토콜인 MIDTP(Massive Irregular Data Transport Protocol)를 설계 · 구현한다. 일반적으로 데이터 수집에서 복귀한 드론과 처리 노드간의 통신은 저손실 지역망(Local (W)LAN) 환경에서 이루어진다. 이러한 환경에서, TCP와 같은 범용 전송 프로토콜의 보수적인 혼잡 제어와 패킷당 ACK 기반 신뢰성 유지 정책은 불필요한 제어 오버헤드를 야기하여 처리율 향상을 제약한다. 본 연구에서는 이러한 특성을 고려하여, 최소한의 신뢰성을 보장하는 경량 제어 설계로 불필요한 피드백을 개선한 MIDTP를 제안한다. 이 기법은

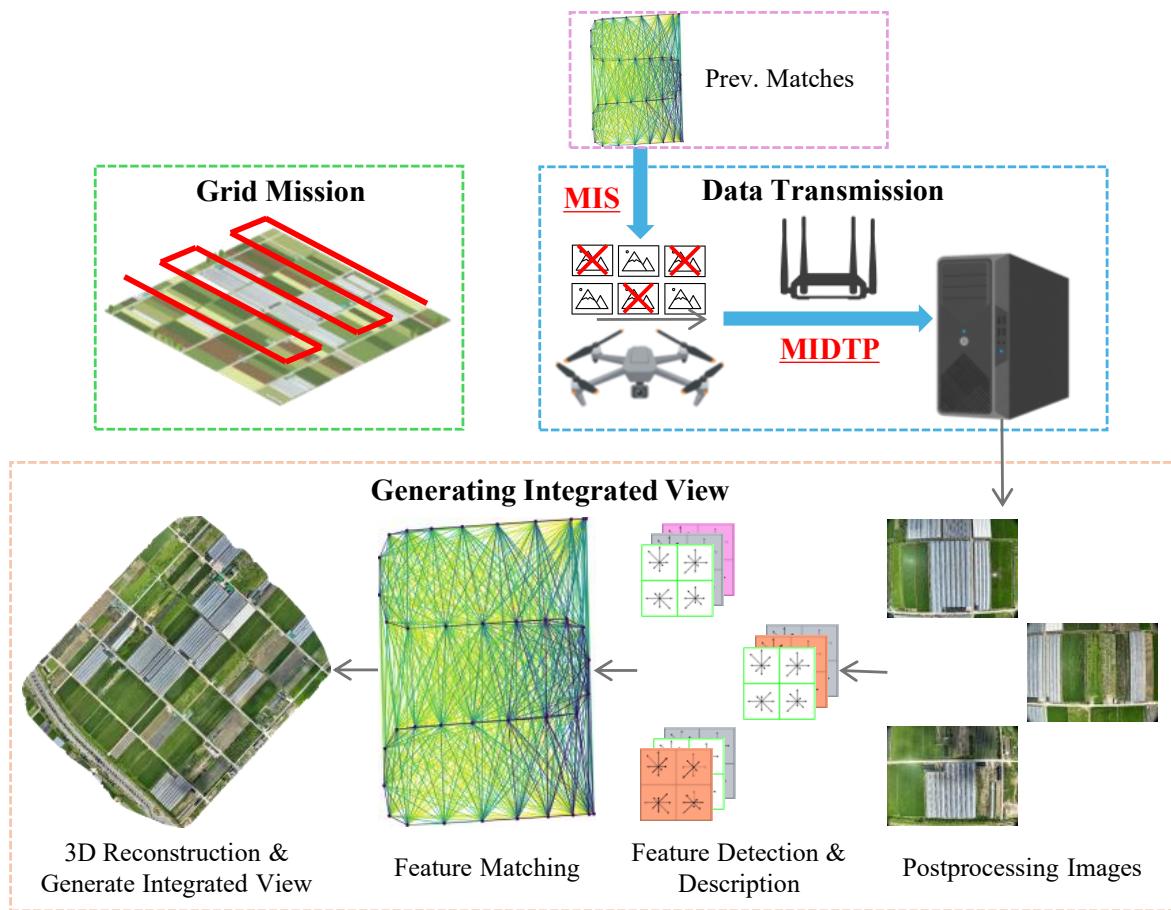


그림 1.2: MIDTP와 MIS를 적용한 드론 기반 광역 모니터링 파이프라인 제안

패킷의 손실률이 낮은 (W)LAN 환경에서 최소한의 ACK응답을 사용하도록 설계되어, 제어 오버헤드를 줄이면서도 신뢰성 있는 데이터 전송이 가능하다.

둘째, 인접 이미지 간 특징점 대응을 기반으로 통합 뷰품질을 유지하면서 전송 및 정합대상 프레임을 선별하는 MIS(Match based Image Selection) 기법을 제안한다. 광역 모니터링을 위한 데이터 수집 단계에서 드론은 사전 계획된 비행 경로를 따라 연속적으로 이미지를 촬영하므로, 인접 프레임 간 내용 및 기하학적 중복도가 높아지는 경향이 있다. 모든 중복 프레임을 전송하여 정합에 포함시키는 것은 데이터 전송 시간을 증가시킬 뿐만 아니라, 유효 정보의 증가 없이 그래프의 노드와 간선을 불필요하게 확장시켜 메모리 사용량과 처리 시간을 증가시킨다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여, 최초 모니터링에서 도출된 인접 프레임 간 특징점 매칭 결과를 활용하여 반복 모니터링 과정에서 정합기여도가 낮은 프레임을 제거하는 MIS 기법을 제안한다. 후속 모니터링 시, MIS를 통해 선별된 위치의 이미지만을 전송함으로써 데이터 전송량과 정합 연산의 복잡도를 감소시키면서도 통합 뷰품질 저하를 최소화한다.

본 연구는 두 기법의 적용을 통해 전송량과 정합계산량을 동시에 줄여 종단 간 지연을 체계적으로 감소시키는 것을 목표로 한다. 실제 사용 시나리오를 가정하여 지역망 환경에서 MIDTP와 기존

프로토콜의 전송 성능을 비교 평가하고, 자체 구축한 드론 이미지 데이터셋을 활용하여 MIS 기법의 효과를 정량적으로 분석한다. 선별된 데이터셋이 정합품질에 미치는 영향을 정량적으로 평가하기 위해 패치 단위의 NIQE(Natural Image Quality Evaluator) 무참조 화질 지표와 SAM(Segment Anything Model) 기반 객체 인식 평가 지표를 사용한다.

본 연구의 실험 결과, MIDTP는 세그먼트 크기 8760바이트 환경에서 TCP 대비 약 41.7%, QUIC 대비 약 32.2% 향상된 전송 속도(93.0Mbps)를 달성하였으며, MIS 기법은 데이터량을 최대 90% 까지 감소시키면서도 간격 샘플링 및 Skeletal Graph 방식 대비 우수한 시각적 품질과 객체 인식률을 유지하였다. 두 기법을 통합 적용한 결과, 9.2GB 규모의 산업단지 데이터셋 기준으로 기존 TCP 기반 전송 및 전체 정합 방식이 약 1시간 27분을 소요한 반면, 제안하는 시스템은 약 6분 14초 만에 작업을 완료하여 92.8%의 시간을 절감할 수 있었다. 이는 드론 착륙 후 현장에서 즉각적인 상황 파악과 의사결정이 가능한 수준으로, 재난 대응이나 시설물 관리 등 신속성이 중요한 응용 분야에서 높은 실용성을 갖는다. 설계 상세는 제 3.1절 및 제 3.2절에서 기술한다.

제 2 장 관련 연구

본 논문은 드론 기반 광역 모니터링 시스템에서, (1) 데이터 전송 지연과 (2) 이미지 정합의 계산 지연을 동시에 해결하는 것을 목표로 한다. 따라서 관련 연구 또한 이 두 가지 측면에서 분석한다.

2.1 데이터 전송 프로토콜 최적화

드론 기반 모니터링 시스템에서 신속한 의사결정을 지원하기 위해서는 수집된 대용량의 이미지 데이터를 처리 노드로 자체 없이 전송하는 것이 필수적이다. 임무를 마치고 복귀한 드론이 지상의 처리 노드와 연결되는 환경은 '고속의 저손실 로컬 (W)LAN'이라는 특수한 네트워크 특성을 갖는다. 현재 가장 널리 사용되는 전송 프로토콜인 TCP(Transmission Control Protocol)[12]는 3-Way Handshake를 통한 연결 지향적 통신, 순서 번호와 확인 응답(ACK)을 통한 신뢰성 보장, 그리고 혼잡 제어 메커니즘을 핵심으로 한다[13]. 이러한 견고한 설계를 바탕으로, TCP는 수십 년간 인터넷의 안정성을 보장하는 표준 프로토콜로 자리 잡았다.

그러나 TCP는 본질적으로 신뢰할 수 없는 공용 인터넷(WAN) 환경을 가정하여 설계되었다. 기본적인 TCP 알고리즘은 패킷 손실을 혼잡 신호로 간주하여 전송률을 보수적으로 제어하며, 빈번한 ACK 응답을 요구한다. 이는 짧은 전송거리, 대역폭 경쟁이 적은 사설망 환경에서는 불필요한 제어 오버헤드로 작용하여 전송 성능을 제한하는 요인이 된다. 이를 개선하기 위해 윈도우 크기를 공격적으로 증가시키는 CUBIC[14]과 Google의 BBR[15] 등 고도화된 혼잡 제어 기법이 도입되어 처리율과 지연 성능은 크게 향상되었다. 그러나 이러한 기법들 역시 TCP 프로토콜 위에서 동작하므로, TCP 고유의 연결 설정 절차와 ACK 오버헤드라는 구조적 한계는 여전히 존재한다.

반면, UDP(User Datagram Protocol)[16]는 연결 설정 및 ACK 응답이 없는 비연결형 프로토콜로, 최소한의 헤더 구조와 낮은 지연시간을 제공한다. 실시간 스트리밍이나 DNS 질의와 같이 지연에 민감하지만 일부 패킷 손실이 허용되는 응용에서 널리 사용된다. 그러나 UDP는 패킷 손실에 대한 어떠한 오류수정도 제공하지 않으며, 드론 이미지와 같이 완전한 무결성이 요구되는 대용량 파일 전송에서는, UDP만으로는 신뢰성 있는 전송을 보장하기 어렵다.

한편, TCP의 오버헤드를 방지하기 위해 QUIC(Quick UDP Internet Connection)[17, 18]과 같은 UDP 기반 프로토콜 역시 제안되었다. QUIC은 HOL 블로킹 해결, 0-RTT 연결 등 혁신적인 기능을 제공하지만, 범용 인터넷 환경을 고려한 높은 복잡도(스트리밍 관리, TLS 통합 등)를 내포한다[17]. 이는 '신뢰할 수 있는 지역망'에서의 단순 파일 전송 시나리오에서는 불필요한 오버헤드를 야기할 수 있다.

결론적으로, TCP는 신뢰성을 보장하지만 높은 제어 오버헤드를, UDP는 낮은 지연을 제공하

지만 신뢰성 부재를, QUIC은 범용성을 위한 높은 복잡도를 내포한다. 따라서 저손실 로컬망 환경에서 대용량 파일 전송을 위해서는, 최소한의 제어 오버헤드로 신뢰성을 보장하는 경량화된 전송 프로토콜이 필요하다.

2.2 이미지 정합 및 키프레임 선택

이미지 정합 기술은 여러 시점에서 촬영된 이미지들을 공간적으로 정렬하여 하나의 통합 뷰를 생성하는 핵심 기술이다. 일반적인 이미지 정합 기법은 SIFT[19], ORB[20] 등의 특징점 기반 알고리즘을 활용하여 이미지 간 대응점을 찾고, 호모그라피 행렬을 계산하여 이미지를 정렬하는 방식으로 이루어져 왔다[21]. 그러나 단일 호모그라피 행렬 기반 접근법은 깊이 변화나 시점 변화가 큰 복잡한 장면에서 정합 정확도가 저하되는 한계를 보였다.

이러한 한계를 극복하기 위해 메쉬 기반 이미지 워핑 기법이 제안되었다[22, 23, 24]. 이 방식은 단일 호모그라피가 아닌 이미지의 영역별로 서로 다른 변환을 적용하여 이미지 변형을 세밀하게 조정함으로써, 더욱 정확한 파노라마 생성을 가능하게 했다. 또한 이미지 워핑으로 인한 과도한 왜곡을 방지하기 위한 제약 조건 기반 최적화 기법[23]과 다중 관점에서 발생하는 시차 문제를 해결하는 연구[24]를 통해 이미지 정렬 기반 정합 기법이 더욱 고도화되었다. 최근에는 딥러닝 기반 객체 인식을 활용하여 사물 왜곡 최소화에 집중하는 기법도 제안되었다[25].

한편, 특징점 매칭 단계 자체를 개선하려는 딥러닝 기반 연구도 활발히 진행되고 있다. GNN (Graph Neural Networks)을 활용하여 특징점 간의 기하학적 관계를 그래프로 모델링하거나[26], 트랜스포머의 어텐션 메커니즘을 도입하여 이미지 쌍의 전역적 맥락을 고려하는 방식[27]이 대표적이다. 이러한 학습 기반 접근법은 기계적인 특징점 매칭 방식보다 조명 변화, 시점 변화, 가림 현상 등에 더욱 강건한 매칭 성능을 보였다.

그러나 이미지 정렬 기반의 정합 방식은 시차가 적은 파노라마 장면에는 효과적이나, 드론이 넓은 영역을 순회하며 촬영한 시차가 큰 이미지들의 정합에는 적합하지 않다. 특히 드론 기반 광역 모니터링에서는 촬영 위치의 이동으로 인해 발생하는 큰 시차와 높이 변화가 이미지 정렬 방식의 정합 품질을 크게 저하시킨다[10].

이러한 문제를 해결하기 위해 최근에는 SfM(Structure from Motion) 기반 3D 재구성을 중심으로 통합 뷰를 생성하는 방식이 널리 사용되고 있다[28, 8]. SfM은 다중 시점 이미지들 간의 특징점 대응 관계를 통해 카메라의 위치와 자세, 그리고 3D 포인트 클라우드를 동시에 추정하는 기법이다. 이는 단일 호모그라피 기반 방법보다 기하학적으로 정교한 정합을 가능하게 하며, 동시에 3D 공간 정보를 제공하여 지리정보시스템 응용에도 활용될 수 있다. 이러한 특성으로 인해 SfM 기반 접근법은 다양한 시점에서 촬영된 드론 영상 처리에 널리 채택되고 있다[8].

SfM 기반 접근법을 통해 더욱 정확한 드론 기반 광역 모니터링이 가능해졌지만, 높은 계산

복잡도는 여전히 주요 과제로 남아있다[8]. 드론이 촬영한 이미지 수가 증가할수록 특징점 추출, 이미지 간 매칭, 카메라 위치 추정, 번들 조정, 3D 재구성 등의 단계에서 요구되는 계산량이 급격히 증가하기 때문이다[11, 29].

이를 해결하기 위해 전체 이미지 중 대표적인 키프레임만을 선택하여 정합에 활용하는 기법들이 제안되어 왔다. 가장 기본적인 방법은 촬영 시간 간격 또는 드론의 이동 거리를 기준으로 균등 샘플링하여 이미지 수를 줄이는 방식으로, 사용자가 요구하는 압축률을 달성할 수 있고, 추가적인 연산이 수행되지 않는다는 장점이 있다. 그러나 각 이미지가 포함하는 정보의 고유성이나 인접 이미지들과의 기하학적 중복 관계를 충분히 고려하지 못한다.

이를 해결하기 위하여 특징점 매칭 결과를 활용한 키프레임 선택 기법들이 제안되었다. Skeletal Graph 기반 접근법[30]은 이미지 간 특징점 매칭 그래프를 구성하고, 그래프의 연결성을 유지하면서 중복도가 높은 노드를 제거하여 핵심 이미지 집합(Skeletal Set)을 추출한다. 이 기법은 특징점 매칭 정보를 활용하여 기하학적 중복성을 효과적으로 고려할 수 있다는 장점이 있으나, 선별된 이미지 집합이 드론이 촬영한 모든 영역을 완전히 커버하지 못하여 일부 영역에서 정보 손실이 발생할 수 있다는 한계가 있다. 또한, 비지도 학습을 통해 연속 프레임 간 시차를 추정하고 이를 기반으로 키프레임을 선택하는 딥러닝 기법[31]과 장면의 복잡도를 분석하여 키프레임 샘플링 간격을 동적으로 조절하는 적응형 기법[29]들이 연구되었다. 이러한 키프레임 선택 기법들은 정합에 사용되는 이미지 수를 줄임으로써 계산량을 감소시키고 처리 시간을 단축하는 데 기여한다. 그러나 딥러닝 기반 방법론은 높은 구현 복잡도와 인공지능 학습 및 추론과 같은 추가적인 연산 부담을 수반하며, 임계값 기반 필터링 방식은 사용자가 원하는 압축률을 정확히 달성하기 어렵다는 한계가 있다.

본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해, 이미지 정합 파이프라인의 근본 원리에 차안한 새로운 접근 방식을 제안한다. 구체적으로, SfM 기반 정합 과정에서 필수적으로 수행되는 인접 이미지 간 특징점 매칭 결과를 재활용하여, 추가적인 연산 없이도 각 이미지의 중요도를 정량적으로 평가하고 중복 이미지를 효과적으로 식별한다. 제안 기법은 사전에 특정 이미지를 선택하는 방식이 아닌, 특징점 매칭 그래프를 분석하여 중복도가 높은 이미지를 점진적으로 제외시키는 방식을 채택한다. 이를 통해 복잡한 구현 및 연산 없이 사용자가 원하는 압축률에 따라 유연하게 데이터 양을 조절할 수 있으며, 통합 뷰포드 저하를 최소화하는 범위 내에서 전송 및 정합대상 프레임을 선별할 수 있다.

2.3 오픈소스 프로젝트 OpenDroneMap

OpenDroneMap(ODM)은 드론으로 촬영한 이미지를 처리하여 지리정보시스템에서 활용할 수 있는 지도, 3D 모델, 포인트 클라우드 데이터 등을 생성하는 오픈소스 소프트웨어 툴킷이다[32].

ODM은 다양한 이미지 정합 알고리즘과 포인트 클라우드 생성 기법을 통합하여, 사용자가 손쉽게 드론 데이터를 처리하고 시각화할 수 있도록 지원한다. ODM은 특히 대규모 이미지 세트를 효율적으로 처리하기 위한 병렬 처리 기능과 분산 컴퓨팅 환경을 지원하여, 광역 모니터링 및 매핑 작업에 적합하다. 본 연구에서는 널리 사용되는 ODM의 이미지 정합 파이프라인을 활용하여 제안하는 MIS 기법의 유효성을 평가한다.

제 3 장 알고리즘 제안

본 장에서는 서론에서 제시한 두 가지 기법의 설계와 구현을 상세히 기술한다. 데이터 전송 프로토콜(MIDTP)은 제 3.1절에서, 특징점 매칭 기반 이미지 선별(MIS)은 제 3.2절에서 각각 다룬다.

3.1 MIDTP: 대용량 비정형 데이터 전송 프로토콜

MIDTP는 저손실 지역망 환경에서 대용량 비정형 파일 전송의 효율성을 극대화하기 위해 설계된 전송 프로토콜이다. 드론이 촬영한 이미지 데이터는 개별 파일의 크기가 수 MB에서 수십 MB에 이르며, 한 번의 임무에서 수백에서 수천 장의 이미지가 생성된다. TCP와 같은 범용 프로토콜은 다양한 네트워크 환경에 대응하기 위해 세그먼트 단위 ACK 응답과 동적 혼잡 제어 메커니즘을 채택하고 있으나, 패킷 손실률이 낮은 지역망 환경에서는 이러한 보수적 접근이 제어 오버헤드를 증가시켜 처리율을 제한한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 MIDTP는 신뢰 환경에서 신뢰성 검증 비용을 최소화한다는 설계 원칙에 기반한다. 그림 3.1은 기존 프로토콜인 TCP와 UDP의 전송 메커니즘을 비교한 것이다. TCP는 세그먼트 단위로 빈번한 ACK 응답을 요구하여 신뢰성을 보장하지만 제어 오버헤드가 크고, UDP는 ACK 응답을 생략하여 낮은 지연을 제공하지만 패킷 손실 시 복구 메커니즘이 없어 데이터 무결성을 보장하지 못한다. MIDTP는 이 두 프로토콜의 한계를 극복하기 위해 에폭 단위 누적 검증과 종료 ACK 중심 제어를 도입하였으며, 제어 패킷을 최소화하면서도 패킷 손실 발생 시 누락된 세그먼트만을 선택적으로 재전송하여 신뢰성과 효율성을 동시에 달성한다. MIDTP의 상세한 전송 및 오류 복구 메커니즘은 그림 3.2와 알고리즘 1, 알고리즘 2에서 각각 송신자와 수신자 관점으로 기술한다.

3.1.1 세그먼트 및 에폭 구조

MIDTP는 데이터 전송을 세그먼트와 에폭 단위로 계층화하여 관리한다. 세그먼트는 파일을 일정 크기의 블록으로 분할한 전송 단위로, 각 세그먼트는 8바이트 헤더와 데이터 페이로드로 구성된다. 헤더는 현재 세그먼트의 순서 번호(seq_{num})와 해당 에폭의 마지막 세그먼트 순서 번호(seq_{last})를 각각 4바이트로 저장한다. 모든 세그먼트에 seq_{last} 정보를 포함함으로써 수신자는 첫 세그먼트 수신 시점부터 전체 전송 범위와 에폭 종료 조건을 파악할 수 있으며, 별도의 제어 메시지 교환 없이도 에폭 완료를 판단할 수 있다. 4바이트 필드는 최대 약 43억 개의 세그먼트를 구분할 수 있어 대용량 파일 전송을 충분히 지원할 수 있다.

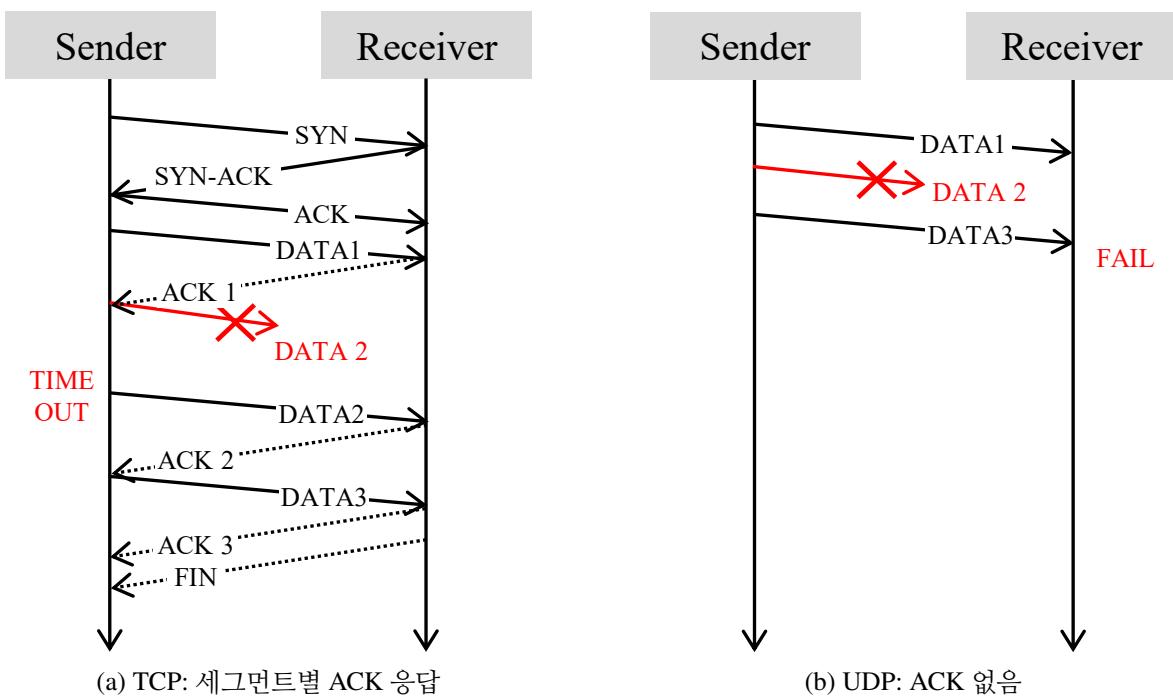


그림 3.1: TCP, UDP의 데이터 전송 및 에러 복구 메커니즘 비교

에폭은 MIDTP에서 하나의 완결된 전송 사이클을 의미하는 논리적 단위이다. 송신자는 한 에폭 내에서 세그먼트를 연속적으로 전송하고, 수신자는 각 세그먼트의 순서 번호를 기록하면서 $seqnum = seqlast$ 인 세그먼트를 수신하면 에폭 완료를 감지한다. 이 시점에 수신자는 기록된 순서 번호를 검사하여 누락 세그먼트 유무를 확인하고, 누락이 없으면 빈 ACK를 송신하여 전송을 종료하며, 누락이 있으면 해당 순서 번호 목록을 ACK에 포함하여 선택적 재전송을 요청한다. 송신자가 수신자로부터 비어 있지 않은 ACK를 수신하면, 누락된 세그먼트들을 재전송하는 다음 에폭이 진행되며, 전송이 완료될 때까지 이 과정이 반복된다. 저손실 환경에서는 대부분의 에폭이 단일 라운드로 완료되어 제어 오버헤드가 최소화되며, 이는 TCP가 세그먼트마다 ACK를 요구하는 것과 대조적으로 에폭당 단 1회의 ACK만으로 신뢰성을 보장할 수 있다.

3.1.2 신뢰성 보장 메커니즘

MIDTP는 손실된 세그먼트에 따라 다른 복구 메커니즘을 사용한다. 그림 3.2는 중간 세그먼트 손실과 마지막 세그먼트 손실 시나리오에 대한 복구 과정을 보여준다.

중간 세그먼트가 손실된 경우, 수신자는 이후 세그먼트를 계속 수신하면서 순서 번호를 기록한다. 마지막 세그먼트($seqnum = seqlast$)를 수신하여 에폭이 종료되면, 수신자는 기록된 순서 번호를 검사하여 누락 세그먼트 목록을 생성하고 이를 ACK에 포함하여 송신자에게 전달한다. 송신자는 수신한 누락 목록을 기반으로 해당 세그먼트들만 재전송하며, 이때 재전송 세그먼트들의

seq_{last} 를 누락 목록의 마지막 순서 번호로 갱신하여 수신자가 재전송 에폭의 종료 시점을 정확히 판단할 수 있도록 한다. 이러한 선택적 재전송 메커니즘은 이미 수신된 세그먼트의 중복 전송을 방지하여 대역폭 효율을 극대화한다.

마지막 세그먼트 또는 ACK가 손실된 경우, 에폭 종료 조건이 충족되지 않아 교착 상태가 발생 할 수 있다. MIDTP는 마지막 세그먼트가 에폭 종료를 트리거하는 FIN 역할을 하며, 이에 대응하는 ACK가 유일한 제어 신호라는 점에서 두 신호의 전달이 필수적이다. 이를 해결하기 위해, 송신자는 마지막 세그먼트 전송 후 타임아웃 시간 내에 ACK를 수신하지 못하면 마지막 세그먼트를 재전 송한다. 이러한 타임아웃 기반 복구 메커니즘을 통해 제어 신호 손실 상황에서도 전송의 완료를 보장한다.

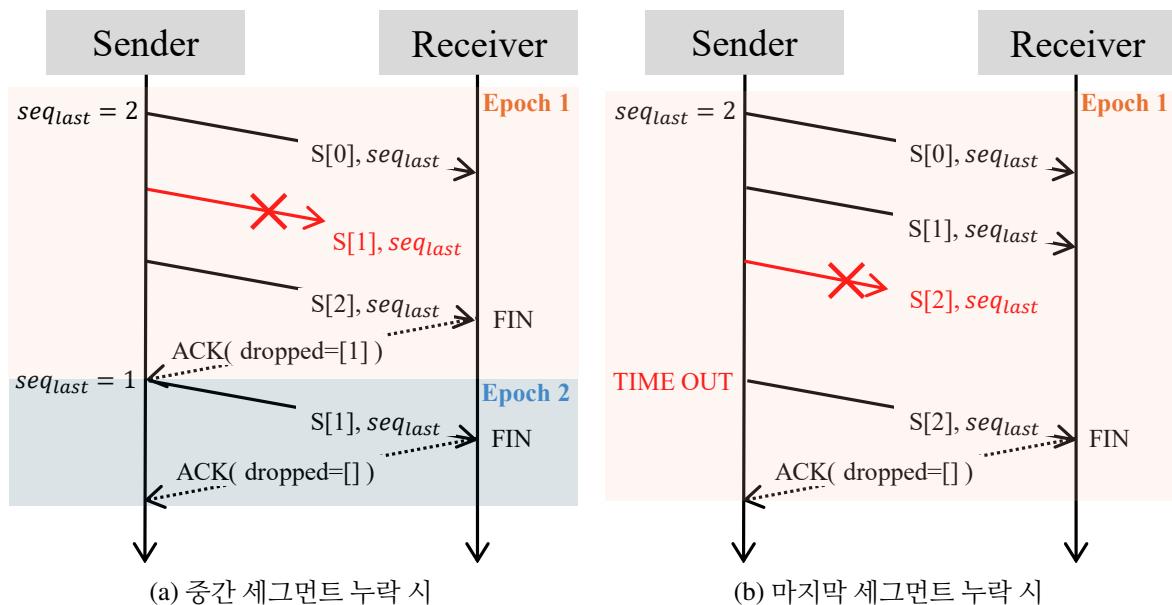


그림 3.2: MIDTP의 오류 복구 메커니즘

Note: (a) 중간 세그먼트 누락 시 수신자가 누락 목록을 송신하여 선택적 재전송 수행. (b) 마지막 세그 먼트 누락 시 송신자가 타임아웃 후 마지막 세그먼트만 재전송.

Algorithm 1 송신자 측 MIDTP 의사코드

```
1:  $S \leftarrow$  array of all segments to send
2:  $num_{seq} \leftarrow [0, 1, \dots, N - 1]$                                 ▷ Initial sequence numbers
3:  $seq_{last} \leftarrow N - 1$                                          ▷ Last sequence number of current epoch
4:  $done \leftarrow \text{False}$ 
5: while  $\neg done$  do
6:   for  $i \in num_{seq}$  do
7:     Send segment  $S[i]$  with header ( $seq_{num} = i, seq_{last}$ )
8:   end for
9:   Set timeout and wait for  $ack$  from receiver
10:  if timeout then                                              ▷ Last segment or ACK lost
11:    Resend segment  $S[seq_{last}]$  with header ( $seq_{num} = seq_{last}, seq_{last}$ )
12:  else                                                       ▷ ACK received
13:    if  $ack$  is empty then                                     ▷ All segments received successfully
14:       $done \leftarrow \text{True}$ 
15:    else                                                       ▷ Selective retransmission required
16:       $num_{seq} \leftarrow ack$                                      ▷ Get missing segment numbers from ACK
17:       $seq_{last} \leftarrow$  last element of  $num_{seq}$                 ▷ Update for retransmission epoch
18:    end if
19:  end if
20: end while
```

Algorithm 2 수신자 측 MIDTP 의사코드

```
1:  $R \leftarrow$  array to store received segments
2:  $seq_{last} \leftarrow$  unknown                                         ▷ Will be extracted from first segment
3:  $received \leftarrow \emptyset$                                          ▷ Set of received sequence numbers
4: while true do
5:   Wait for incoming segment
6:   Extract  $seq_{num}$  and  $seq_{last}$  from segment header
7:   Store segment in  $R$ 
8:   Add  $seq_{num}$  to  $received$ 
9:   if  $seq_{num} = seq_{last}$  then                                     ▷ Epoch complete
10:    Compute  $missing \leftarrow$  sequence numbers from 0 to  $seq_{last}$  not in  $received$ 
11:    if  $missing$  is empty then
12:      Send empty ack to sender
13:      break                                                       ▷ Transmission complete
14:    else
15:      Send ack containing  $missing$  to sender                  ▷ Keep  $received$  for next retransmission
        epoch
16:    end if
17:  end if
18: end while
```

3.2 MIS: 특징점 매칭 기반 이미지 선별

본 절에서는 정합파이프라인의 데이터 전송량과 계산복잡도를 감소시키기 위해, 통합 뷰생성에 대한 기여도가 낮은 중복 이미지를 선별적으로 제거하는 MIS 기법을 제안한다.

일반적으로 드론을 활용한 광역 모니터링을 위해 촬영된 이미지 시퀀스는 비행 경로를 따라 인접해 있어 프레임 간 내용 및 기하학적 중복도가 매우 높다. 이러한 높은 중복도는 통합 뷰의 품질을 일부 보완할 수는 있으나, 과도한 중복 데이터는 전송 대역폭을 낭비하고 정합과정의 불필요한 연산 부하를 가중시키는 주된 요인으로 작용한다[33, 34]. 이에 본 연구는 인접 이미지 간의 특징점 매칭 결과를 정량적 지표로 활용하여, 중복도가 높은 이미지를 선별적으로 제외하는 전략을 취한다.

전통적인 이미지 정합 및 SfM 파이프라인은 (i) SIFT, ORB 등의 알고리즘을 이용한 특징점 검출 및 기술자 생성, (ii) 기술자 비교를 통한 이미지 간 특징점 매칭 단계를 필수적으로 수행한다. 이 과정에서 도출된 대응점 정보는 카메라의 상대적 위치와 3D 구조를 추정하는 핵심 데이터로 사용된다. 본 연구에서 제안하는 기법은 이러한 특징점 매칭 과정에서 산출되는 대응점의 수를 이미지의 중복도를 판단하는 척도로 활용한다.

MIS는 특정 이미지가 다수의 인접 이미지와 많은 수의 특징점을 공유한다는 것은 해당 이미지가 포함한 시각적 정보가 다른 프레임들에 의해 충분히 대체될 수 있다는 아이디어에 기반한다. 즉, 이러한 고중복 이미지는 전송 대상에서 제외되더라도 인접 프레임들을 통해 해당 영역의 정보 복원이 가능하므로 제외 우선순위가 높다고 판단할 수 있다. 반면, 매칭되는 특징점 수가 적은 이미지는 비행 경로의 경계선과 같이 해당 프레임만이 담고 있는 대체불가능한 시각 정보를 포함할 가능성성이 높다. 이러한 프레임이 제거될 경우 해당 영역의 정보가 영구적으로 소실되어 통합 뷰에 공백이 발생하거나 정합이 실패할 위험이 있으므로 반드시 보존해야 한다.

3.2.1 이미지 선별 알고리즘

MIS는 이전 모니터링에서 사전 계산된 이미지 간 대응점을 기반으로, 대응점의 수가 많은 순서대로 이미지를 제거하는 탐욕적 알고리즘을 적용한다. 이 과정은 반복적인 모니터링 임무를 가정할 때 최초 1회 수행되며, 이후 임무에서는 첫 임무에서 확보된 매칭 정보를 재활용함으로써 추가적인 연산 비용 없이 최적의 전송 목록을 결정할 수 있다.

구체적인 이미지 선별 절차는 다음과 같다. 먼저, 전체 이미지 쌍에 대한 특징점 매칭을 수행하여 각 이미지가 다른 이미지들과 공유하는 특징점의 총합을 계산한다. 이후, 목표 제거 개수 N_{drop} 에 도달할 때까지 다음의 과정을 반복한다. (1) 현재 남아있는 이미지 집합 중 총 매칭 특징점 수가 가장 많은, 즉 중복도가 가장 높은 이미지를 선정하여 제거한다. (2) 해당 이미지가 제거됨에 따라, 인접 이미지들이 가지고 있던 '제거된 이미지와의 매칭 수'를 총합에서 차감하여 매칭 수를 업데이트한다.

이트한다. 이러한 동적 갱신(Dynamic Update) 메커니즘은 특정 밀집 구역의 이미지가 일괄적으로 제거되어 정보의 공백이 발생하는 것을 방지하고, 전체적인 이미지 간 연결성을 유지하면서 데이터 양을 효과적으로 감축시키는 핵심 역할을 한다. 또한, 사용자 요구사항이나 네트워크 대역폭 환경에 따라 제거할 이미지 수(N_{drop})를 유연하게 조절함으로써, 전송 속도와 결과물 품질 간의 트레이드오프(Trade-off)를 최적화할 수 있다.

MIS 알고리즘의 구체적인 절차는 알고리즘 3과 같다. 그림 3.3은 MIS에 의한 이미지 선별 과정을 시각화한 것으로, 매칭점의 수가 많은 이미지가 점진적으로 제거되는 모습을 확인할 수 있다.

Algorithm 3 MIS: 특징점 매칭 기반 이미지 선별 알고리즘

Require: \mathcal{I} : Set of original images ($|\mathcal{I}| = N_{orig}$)

Require: N_{drop} : Target number of images to drop

Require: \mathbf{M} : Match matrix where $M_{i,j}$ is the count of matched features between image i and j

Ensure: \mathcal{S} : Final set of selected images

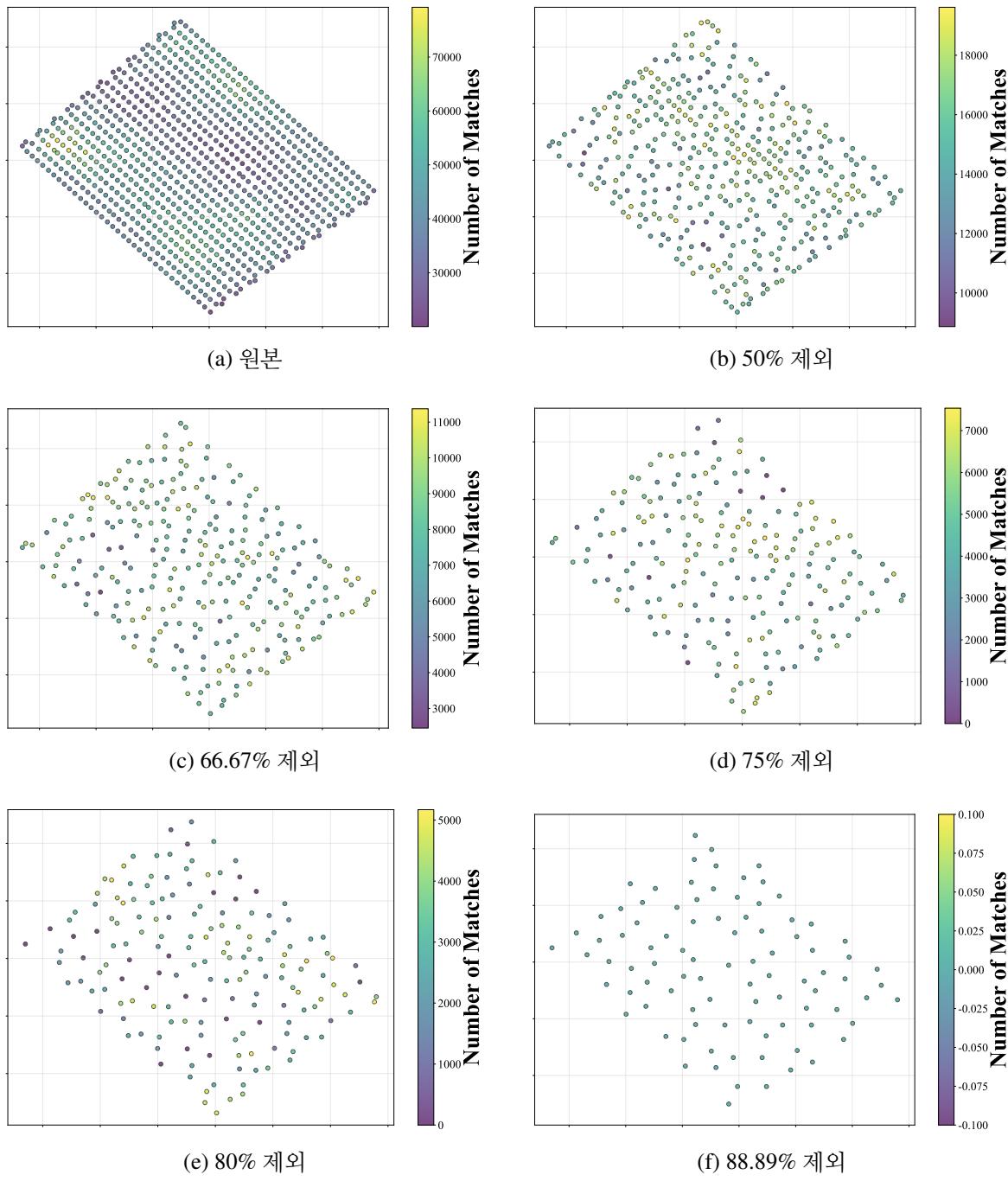
```

1: Initialize score vector  $\mathbf{C}$  for all  $i \in \mathcal{I}$ :
2:  $C_i \leftarrow \sum_{j \in \mathcal{I}, j \neq i} M_{i,j}$                                      ▷ Calculate initial total matches

3: for  $k \leftarrow 1$  to  $N_{drop}$  do
4:   Find image  $i^*$  with maximum connectivity:
5:    $i^* \leftarrow \arg \max_{i \in \mathcal{I}} C_i$ 
6:   Remove  $i^*$  from set  $\mathcal{I}$ :
7:    $\mathcal{I} \leftarrow \mathcal{I} \setminus \{i^*\}$ 
8:   Update connectivity scores for remaining images:
9:   for each  $j \in \mathcal{I}$  do
10:     $C_j \leftarrow C_j - M_{i^*,j}$                                          ▷ Subtract matches of dropped image  $i^*$ 
11:   end for
12: end for

13:  $\mathcal{S} \leftarrow \mathcal{I}$ 
14: return  $\mathcal{S}$ 

```



제 4 장 실험 및 결과

본 장에서는 제안한 MIDTP와 MIS 기법의 성능을 실험적으로 검증한다.

4.1 프로토콜 안정성 및 성능 평가

기존 범용 프로토콜과 비교하여 MIDTP의 전송 성능을 평가하기 위해, 실제 드론과 처리 노드 간의 데이터 전송 시나리오를 모사한 실험 환경을 구축하였다. 본 절에서는 MIDTP, TCP, QUIC, UDP의 전송 속도 및 신뢰성을 정량적으로 비교 분석한다.

4.1.1 실험 환경

본 실험은 드론과 지상 처리 노드간의 데이터 전송 환경을 모사하기 위해, 두 대의 컴퓨터를 공유기를 통해 연결하여 송신자와 수신자로 구성하였다. 송신자는 Apple M4 MacBook Pro (14코어, 48GB RAM)를, 수신자는 Intel Core i7-13700F (16코어, 24스레드, 32GB RAM) 데스크톱 시스템을 사용하였다. 두 시스템은 IPTIME AX 2004M 공유기를 통해 연결되었으며, 송신자는 2.4GHz 대역 802.11bg/n/ax 무선 연결을, 수신자는 1Gbps 유선 이더넷 연결을 사용하여 실제 드론과 처리 노드간 무선 통신 환경을 모사하였다.

전송 성능 평가를 위해 12.6MB 크기의 드론 이미지를 사용하였으며, 세그먼트 크기를 변화시키며 각 설정에서의 전송 시간과 성공률을 측정하였다. 세그먼트 크기는 일반적인 이더넷 환경의 MSS(Maximum Segment Size) 1,460바이트를 기준으로, 1배부터 10배까지 증가시켜 총 10개 구간에서 실험을 수행하였다. 각 설정에서 전송 속도와 성공률을 10회 반복 측정하여 평균값을 산출하였다. 전송 속도는 파일 크기를 전송 소요 시간으로 나누어 계산하였으며, 전송 성공률은 전송 완료 횟수를 전체 시도 횟수로 나누어 산출하였다.

프로토콜 구현은 TCP와 MIDTP의 경우 Python `socket` 라이브러리를, QUIC의 경우 `aioquic` 라이브러리를 사용하였으며, UDP는 신뢰성 메커니즘 없이 순수 `socket` 라이브러리로 구현하였다. TCP와 QUIC의 혼잡 제어 알고리즘은 CUBIC을 사용하였다. QUIC은 세그먼트 크기를 내부적으로 조절하므로 실험 환경에서의 평균 성능을 측정하였다. 패킷 손실 환경에서의 성능을 평가하기 위해, 송신자 측에서 무작위로 1% 및 2%의 패킷을 드롭하는 추가 실험을 수행하였다.

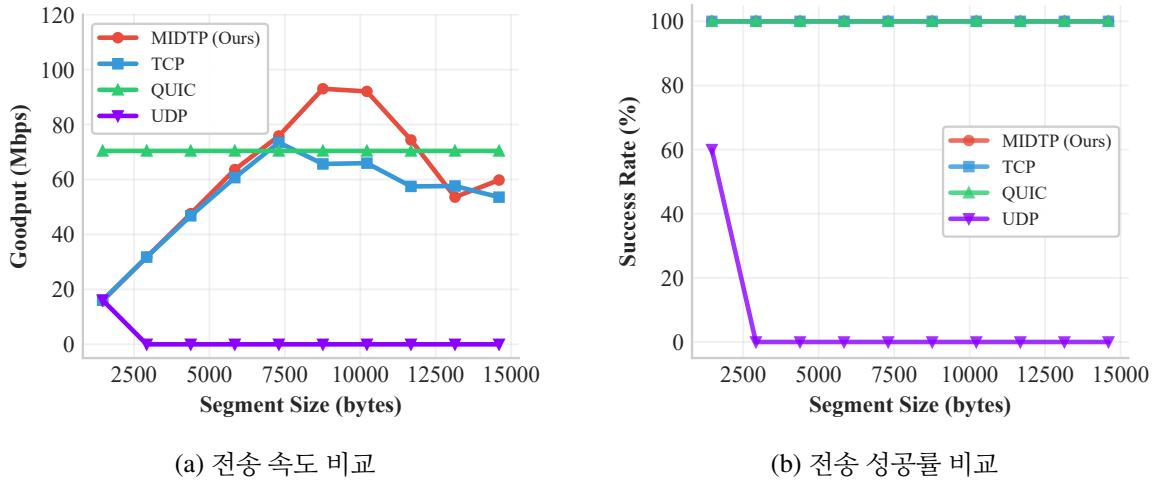


그림 4.1: MIDTP와 기존 프로토콜의 성능 비교

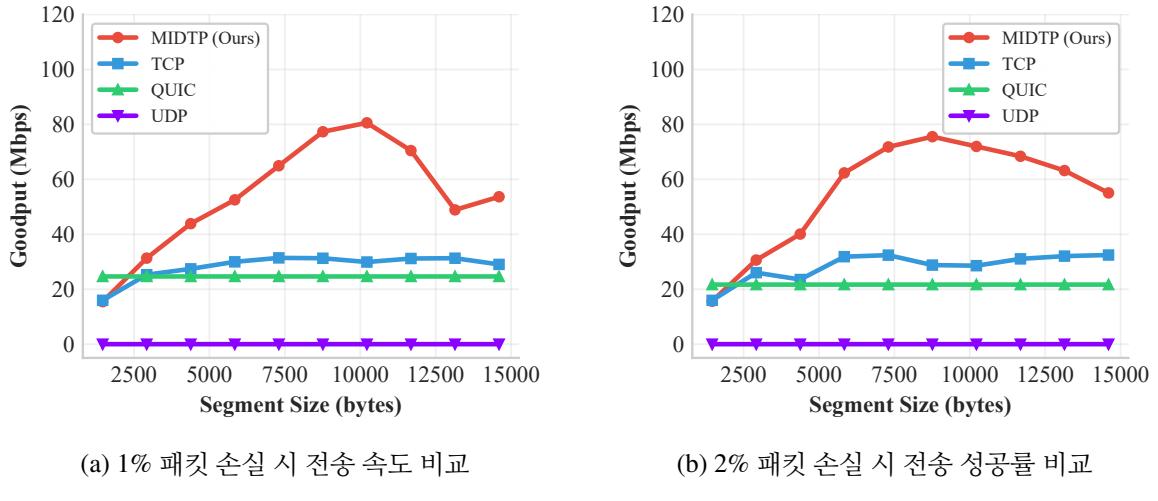


그림 4.2: 패킷 손실 환경에서 MIDTP와 기존 프로토콜의 성능 비교

4.1.2 전송 성능 평가

그림 4.1은 세그먼트 크기 변화에 따른 MIDTP와 기존 프로토콜(TCP, QUIC, UDP)의 전송 성능을 비교한 결과를 보여준다. 그림 4.1a는 세그먼트 크기에 따른 전송 속도(Mbps)를 나타내며, 그림 4.1b는 전송 성공률(%)을 보여준다.

전송 속도 분석

그림 4.1a에서 확인할 수 있듯이, 세그먼트 크기가 증가함에 따라 TCP와 MIDTP 모두 전송 속도가 향상되는 경향을 보인다. UDP는 세그먼트 크기 1,460바이트에서 16.08Mbps의 전송 속도를 기록하였으나, 2,920바이트 이상으로 증가하면서 신뢰성 메커니즘의 부재로 인한 패킷 손실이 발생하여 모든 전송에 실패하였다. TCP와 MIDTP는 모두 세그먼트 크기 증가에 따른 성능 향상

을 보였으나, TCP는 세그먼트마다 ACK를 요구하고 혼잡 제어를 수행하여 성능 향상이 제한적인 반면, MIDTP는 적극적인 대역폭 사용으로 인해 더 높은 최고 성능을 보였다. 특히 최적 세그먼트 크기인 8,760바이트에서 MIDTP는 93.04Mbps의 처리율을 달성하여 TCP의 65.68Mbps 대비 약 41.7%, QUIC의 70.4Mbps 대비 약 32.2% 향상된 성능을 기록하였다. 이는 TCP가 최적 세그먼트 크기인 7,300바이트에서 도달한 최고 성능 74.48Mbps와 비교해도 약 24.9% 높은 수치이다. 이러한 성능 차이는 MIDTP가 에폭 단위 누적 검증과 선택적 재전송 메커니즘을 통해 불필요한 제어 오버헤드를 최소화하고 대역폭 활용도를 극대화한 결과이다.

그러나 세그먼트 크기가 매우 커질 경우(11,680바이트 이상), MIDTP의 성능이 오히려 저하되는 것이 확인되었다. MIDTP는 혼잡 제어 메커니즘이 존재하지 않아 대용량 세그먼트 전송 시 패킷 손실이 발생하고, 이에 따른 재전송으로 인해 전체 처리율이 감소하는 것으로 분석된다. 반면, TCP는 혼잡 제어를 통해 전송률을 동적으로 조절하여 비교적 안정적인 성능을 유지할 수 있다. 이를 통해 MIDTP가 저손실 환경에 특화되어 있으며 적절한 세그먼트 크기 설정이 필요함을 확인할 수 있다.

전송 신뢰성 분석

그림 4.1b는 각 프로토콜의 전송 성공률을 비교한 결과이다. MIDTP, TCP, QUIC과 같이 신뢰성이 보장되는 프로토콜은 모든 세그먼트 크기에서 100%의 전송 성공률을 유지하였다. 반면 UDP는 세그먼트 크기 증가에 따라 급격한 성능 저하를 보였다. UDP의 경우, 최소 세그먼트 크기인 1,460바이트에서는 60%의 성공률을 기록하였으나, 세그먼트 크기가 2,920바이트 이상으로 증가하면 전송 실패율이 100%에 이르러 모든 전송에 실패하였다. 이는 세그먼트 크기 증가에 따라 전체 패킷 수가 증가하고, 신뢰성 보장 메커니즘이 없는 UDP는 Wi-Fi 환경의 일시적 혼잡이나 간섭으로 인한 단 하나의 패킷 손실만으로도 전체 파일 전송이 실패하기 때문이다. 반면 MIDTP는 에폭 종료 시점에 누락 세그먼트를 확인하고 선택적으로 재전송하는 신뢰성 보장 메커니즘을 구현하여, 패킷 손실이 발생하더라도 완전한 데이터 무결성을 달성할 수 있었다. 이는 MIDTP가 제어 오버헤드를 최소화하면서도 신뢰성 있는 전송이 가능함을 입증한다.

패킷 손실 환경에서의 성능 평가

그림 4.2는 1% 및 2% 패킷 손실 환경에서 MIDTP와 기존 프로토콜의 전송 속도를 비교한 결과이다. 패킷 손실률이 1%인 환경(그림 4.2a)에서 MIDTP는 최적 세그먼트 크기 10,220바이트에서 80.56Mbps를 달성하여 TCP의 29.92Mbps 대비 약 169%, QUIC의 24.64Mbps 대비 약 227% 향상된 성능을 보였다. 2% 패킷 손실 환경(그림 4.2b)에서도 MIDTP는 8,760바이트 세그먼트 크기에서 75.52Mbps를 기록하여 TCP의 28.80Mbps 대비 약 162%, QUIC의 21.68Mbps 대비 약 248% 향상

된 성능을 나타냈다.

패킷 손실 환경에서 TCP와 QUIC의 전송 속도가 크게 저하된 반면, MIDTP는 비교적 높은 성능을 유지하였다. 이는 TCP와 QUIC이 패킷 손실을 혼잡 신호로 해석하여 전송률을 보수적으로 감소시키는 반면, MIDTP는 혼잡 제어 없이 예폭 단위로 누락 세그먼트만 선택적으로 재전송하기 때문이다. 그러나 패킷 손실률이 증가할수록 재전송 빈도가 높아져 최적 세그먼트 크기가 작아지는 경향을 보였으며, 이는 세그먼트 크기가 클수록 재전송 오버헤드가 증가하기 때문이다. UDP의 경우 모든 패킷 손실 환경에서 전송에 실패하여 성능을 측정할 수 없었으며, 이는 신뢰성 메커니즘의 부재가 패킷 손실 환경에서 치명적임을 보여준다.

종합 평가

MIDTP는 적절한 세그먼트 크기(7,300바이트~10,220바이트) 설정 시 무선 지역망 환경에서 최대 93.04Mbps의 전송 속도를 달성하여 TCP 대비 최대 41.7%, QUIC 대비 최대 32.2%의 전송 속도 향상을 보이면서도 100%의 전송 성공률을 유지할 수 있다. 특히 패킷 손실 환경에서는 TCP 대비 최대 169%, QUIC 대비 최대 248%의 성능 향상을 보여 저손실 및 중간 손실 환경 모두에서 우수한 성능을 입증하였다. 이는 손실이 적은 지역망 환경에서 제안한 종료 ACK 중심의 경량 프로토콜 설계가 기존 범용 프로토콜 대비 뚜렷한 성능 우위를 제공함을 입증한다. 다만, 매우 큰 세그먼트 크기에서는 혼잡 제어의 부재로 인한 성능 저하가 발생할 수 있으므로, 네트워크 환경에 따른 적절한 세그먼트 크기 선택이 중요함을 확인할 수 있다.

4.2 선택적 이미지 정합

본 절에서는 제안하는 MIS 기법이 실제 드론 모니터링 환경에서 데이터 전송량과 처리 시간을 얼마나 효과적으로 단축하는지, 그리고 그 과정에서 통합 뷰의 품질을 어느 수준까지 유지하는지를 검증한다.

4.2.1 실험 환경 및 데이터셋

실험을 위해 다양한 지형적 특성을 반영한 5종의 드론 정사사진 데이터셋(Farm, Park, City, Village, Yard)을 구축하였다. 모든 데이터는 DJI Mavic 3 Enterprise를 이용하여 고도 약 120m에서 사전 계획된 경로를 따라 수집되었으며, 각 데이터셋의 상세 정보는 표 4.1과 같다. Farm과 Park는 비교적 개방된 지형으로 구조적 복잡도가 낮으나, City와 Village는 건물이 밀집해 있어 높은 정합 정확도가 요구되는 환경이다. Yard는 적재물이 산재한 산업 현장을 모사한다.

MIS 기법의 유효성을 검증하기 위해, 촬영 시간 순으로 등간격 추출을 수행하는 간격 샘플링

(Interval Sampling) 기법과 특징점 매칭 그래프 기반의 Skeletal Graph[30] 기법을 대조군으로 선정하였다. 실험은 각 데이터셋에 세 기법을 적용하여 이미지 제거율을 50%에서 최대 90%까지 단계적으로 증가시키며, 이에 따른 통합 뷔의 품질 변화를 정량적으로 측정하는 방식으로 진행되었다. 이때, 대조군인 간격 샘플링은 N 번째 프레임마다 이미지를 추출하는 방식으로 인해 선택 가능한 제거 비율이 이산적으로 제한된다. 따라서 공정한 성능 비교를 위해, 본 실험의 이미지 제거율은 이에 상응하는 50%, 66.67%, 75%, 80%, 88.89%, 90%의 6단계로 설정하였다. 단, MIS 기법의 경우 제거 비율이 88.89%를 초과하는 구간에서는 잔여 특징점 부족으로 인한 알고리즘 적용이 불가능하여, 일부 데이터셋에서는 90% 제거 조건의 실험을 제외하였다. 모든 실험은 Intel Core i9-13900KF (16 Cores, 24 Threads) CPU와 128GB RAM을 탑재한 워크스테이션 환경에서 수행되었으며, 이미지 정합 및 통합 뷔 생성에는 오픈소스 툴킷인 ODM[32]을 활용하였다.

그림 4.3: 데이터셋별 대표 샘플 이미지



4.2.2 통합 뷔 생성 시간 단축 효과

이미지 선별에 따른 처리 시간 감소 효과를 측정하기 위해, 간격 샘플링 기법을 적용하여 이미지 제거 비율 변화가 전체 파이프라인의 처리 시간(T_{proc})에 미치는 영향을 분석하였다. 본 실험은

표 4.1: 실험 데이터셋의 환경적 특성 및 용량

데이터셋	용량 (GB)	환경적 특성	이미지 수(장)
Farm	12.0	개방된 농경지, 단순한 자연 지형	818
Park	8.5	공원, 간헐적 인공 구조물 배치	596
City	16.2	고밀도 도심, 복잡한 건물 배치	1379
Village	7.6	교외 주거지, 규칙적 건물 배치	603
Yard	9.2	산업단지, 간헐적 적재물 밀집	879

입력 이미지 수 감소에 따른 정합 시간 변화를 정량적으로 측정하는 것이 목적이므로, 간격 샘플링 기법만을 적용하여 수행하였다. 그림 4.4는 각 데이터셋에서 간격 샘플링 기법에 의한 처리 시간 변화 추이를 보여준다.

실험 결과, 모든 데이터셋에서 이미지 제거 비율이 증가함에 따라 처리 시간이 감소하는 경향을 보였다. 이는 SfM 기반 정합 과정의 핵심인 특징점 매칭과 번들 조정(Bundle Adjustment) 단계의 연산 복잡도가 이미지 수에 따라 증가하는 특성을 가지기 때문이다. 구체적으로 Farm 데이터셋의 경우 원본 대비 90% 감축 시 처리 시간이 약 67분에서 3분으로 96%가량 단축되었으며, Village 데이터셋 또한 약 94%의 시간 절감 효과를 기록하였다. 이러한 결과는 이미지 선별을 통한 데이터 감축이 전송 지연뿐만 아니라 처리 노드에서의 연산 부하를 획기적으로 낮출 수 있음을 의미한다.

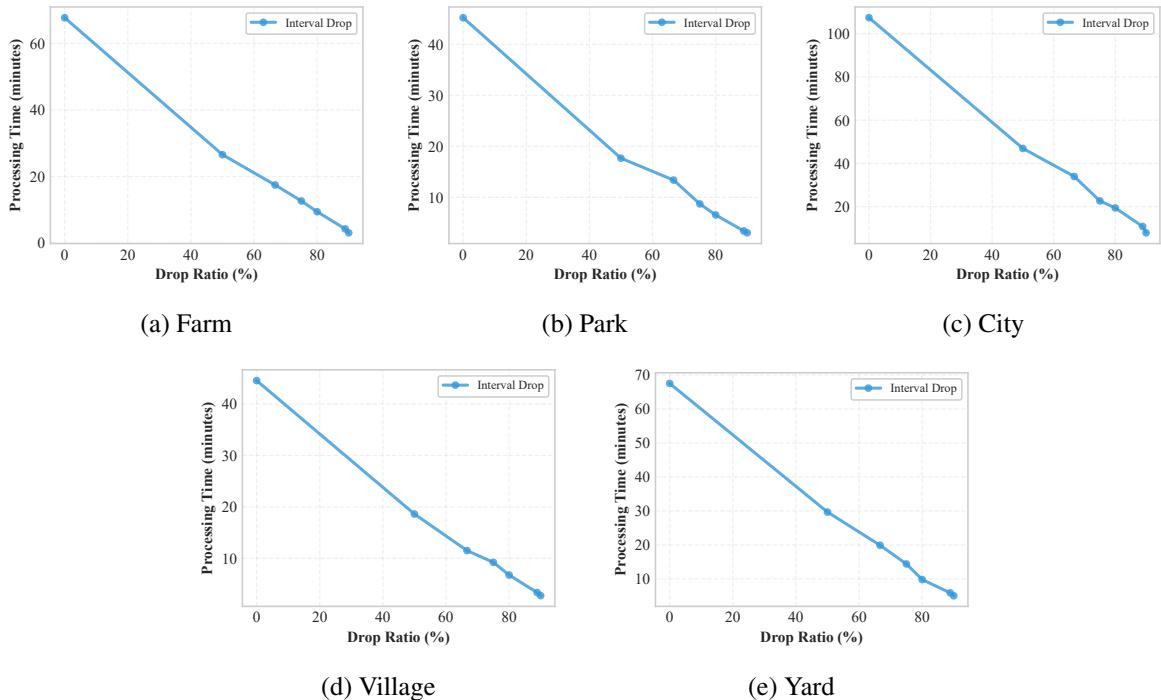


그림 4.4: 데이터셋별 통합 뷰생성 시간 비교 그래프

4.2.3 정합 결과물 평가

처리 데이터 감소를 통한 정합 시간의 감소는 제안하는 MIS기법이 아닌 일반적인 간격 샘플링 기법으로도 달성할 수 있다. 이미지 선별을 통해 처리 시간을 단축하더라도 최종 산출물인 통합 뷔의 품질은 모니터링 목적을 달성할 수 있는 수준으로 유지되어야 한다. 본 연구에서는 전체 이미지의 해상도가 매우 크다는 점(수만 픽셀 이상)을 고려하여, 전체 이미지를 한 번에 비교하는 대신 국소 영역을 정밀하게 분석하는 패치(Patch) 단위 비교 평가를 설계하였다.

패치 단위 비교 평가 방법

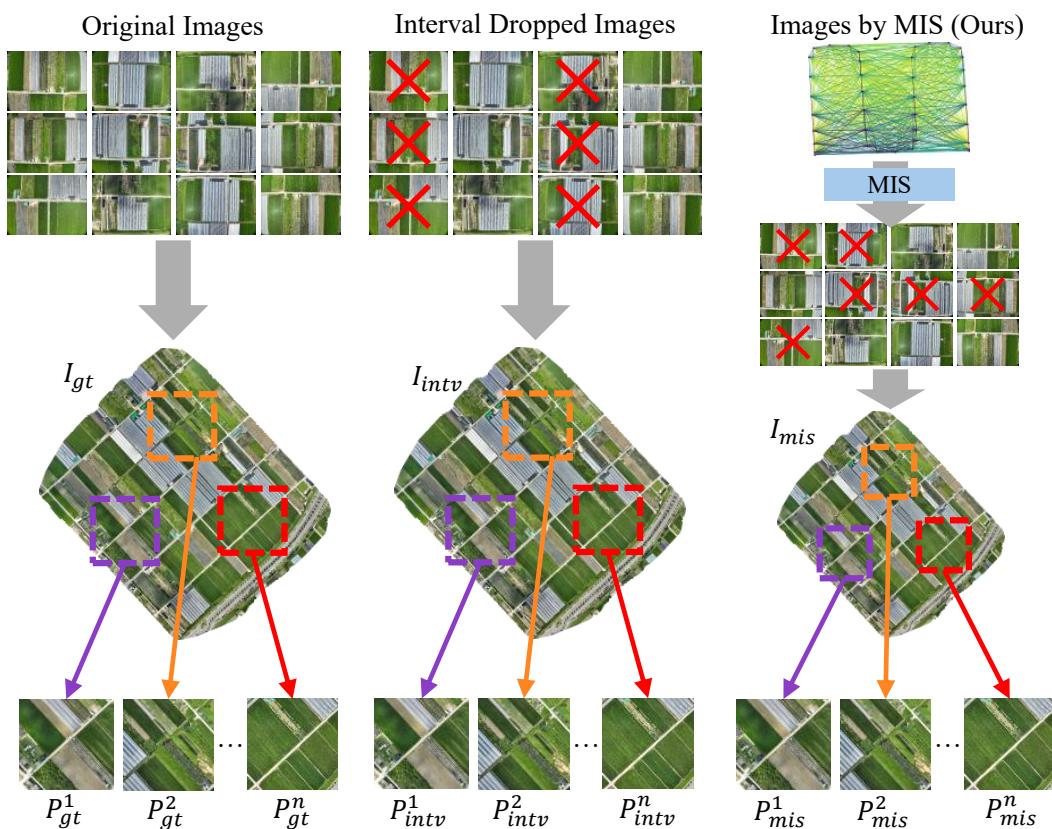


그림 4.5: 패치 단위 비교를 위한 패치 추출 과정 일부

정량 평가의 신뢰성을 확보하기 위해 그림 4.5과 같이 기준 데이터(Ground Truth)와 비교 데이터(MIS 및 간격 샘플링 기법)들 간의 동일 지리적 영역을 1:1로 대응시켜 평가를 수행하였다. 패치 비교를 위한 기준 데이터로는 원본 이미지를 모두 사용하여 생성된 고품질 통합 뷔(I_{gt})를 사용하였으며, 비교 대상으로는 제안하는 MIS 기법이 적용된 통합 뷔(I_{mis})와 대조군인 Skeletal Graph 결과(I_{skel}), 간격 샘플링 결과(I_{intv})를 각각 설정하였다. 패치 추출을 위해 I_{gt} 의 전체 영역 중 데이터가 존재하지 않는 외부 영역을 제외한 유효 영역 내에서 50개의 중심 좌표 (x_k, y_k)를 무작위로

선정하였다.

선정된 좌표를 중심으로 각 통합 뷰(I_{gt} , I_{mis} , I_{skel} , I_{intv})에서 $W \times H$ 크기의 대응 패치 (P_{gt}^k , P_{mis}^k , P_{skel}^k , P_{intv}^k)를 추출하였다. 추출된 패치들은 이후 시각적 품질 평가 및 객체 식별 성능 평가에 활용되었으며 각 통합 뷰외부 영역을 포함하는 패치는 제외 및 재추출하였다.

해상도에 따른 영향을 분석하기 위해 패치 크기(W, H)는 512와 1024 픽셀 두 가지로 설정하였고, 모든 통합 뷰는 동일한 GPS 및 GCP(Ground Control Point) 데이터를 기반으로 생성되었으므로, 추출된 패치들은 지리적으로 동일한 위치를 표시한다고 가정한다.

본 평가는 5종의 데이터셋 각각에 대해 독립적으로 수행되었다. 각 데이터셋에서 추출된 50개의 패치 세트에 대해 시각적 자연스러움을 나타내는 NIQE와 객체 식별 성능을 나타내는 SAM 기반 IoU를 개별적으로 측정하였다. 이를 통해 단순히 전체 평균을 비교하는 것을 넘어, 도심이나 산업 단지와 같은 각 환경적 특성에 따라 제안 기법의 성능이 어떻게 변화하는지 그 추이를 면밀히 분석하였다.

NIQE 기반 이미지 품질 평가

통합 뷰의 시각적 품질을 정량화하기 위해 참조 이미지 없이 영상의 통계적 자연스러움을 측정하는 NIQE[35] 지표를 활용하였다. 이 지표는 최근 연구[25]에서도 이미지 정합의 정확도 및 품질을 평가하는 척도로 활용된 바 있다. NIQE는 학습된 자연 영상의 통계 모델과 대상 영상 간의 거리를 측정하는 방식으로, 정합 과정에서 발생하는 이음새 불일치, 고스트 현상, 기하학적 왜곡 등은 NIQE 값을 상승시키는 요인이다. 따라서 NIQE 값이 낮을수록 부자연스러운 아티팩트가 적고 시각적 품질이 우수함을 의미한다. 최종적인 성능 지표는 각 데이터셋에서 추출된 50개의 패치에 대해 개별적으로 NIQE 값을 측정한 후 이를 산술 평균하여 도출하였다.

그림 4.7과 그림 4.8는 기법별 이미지 제외에 따른 NIQE 값의 변화 추이를 나타낸다. 실험 결과, 제외 이미지의 비율이 증가함에 따라 품질이 저하될 것이라는 예상과 달리, 데이터셋별로 상이한 경향이 관찰되었다. 특히 Farm 데이터셋의 경우, 데이터량이 감소함에 따라 오히려 NIQE 값이 낮아지며 품질이 개선되는 경향을 보였다. 이는 이미지 간 과도한 중복이 제거됨에 따라 정합 시 발생할 수 있는 왜곡이 감소했기 때문으로 해석된다.

주목할 점은 이러한 경향성 속에서도 제안하는 MIS 기법이 두 대조군인 간격 샘플링 및 Skeletal Graph 대비 전반적으로 낮은 NIQE 값을 유지했다는 것이다. Park와 City 데이터셋과 같이 데이터 감축에 따라 NIQE 값이 상승하는 구간에서도, MIS는 두 대조군보다 완만한 상승폭을 보이거나 더 낮은 값을 유지하였다. 특히 Skeletal Graph 방식은 대부분의 데이터셋에서 간격 샘플링보다 높은 NIQE 값을 기록하였는데, 이는 그래프 연결성 유지를 우선시하는 과정에서 그림 4.6와 같이 일부 영역의 커버리지가 부족해져 정합 품질이 저하되었기 때문으로 분석된다. 반면 MIS는 기계

적으로 이미지를 추출하는 간격 샘플링이나 그래프 연결성에만 집중하는 Skeletal Graph와 달리, 특징점 매칭 수가 높은 고종복 이미지를 우선적으로 제거하면서도 전체 영역의 커버리지를 유지함으로써 정보 손실을 최소화했다. MIS는 정합에 필수적인 프레임은 보존하고 품질에 영향을 덜 미치는 중복 프레임 위주로 선별했기 때문에 상대적으로 우수한 품질을 유지할 수 있었다.

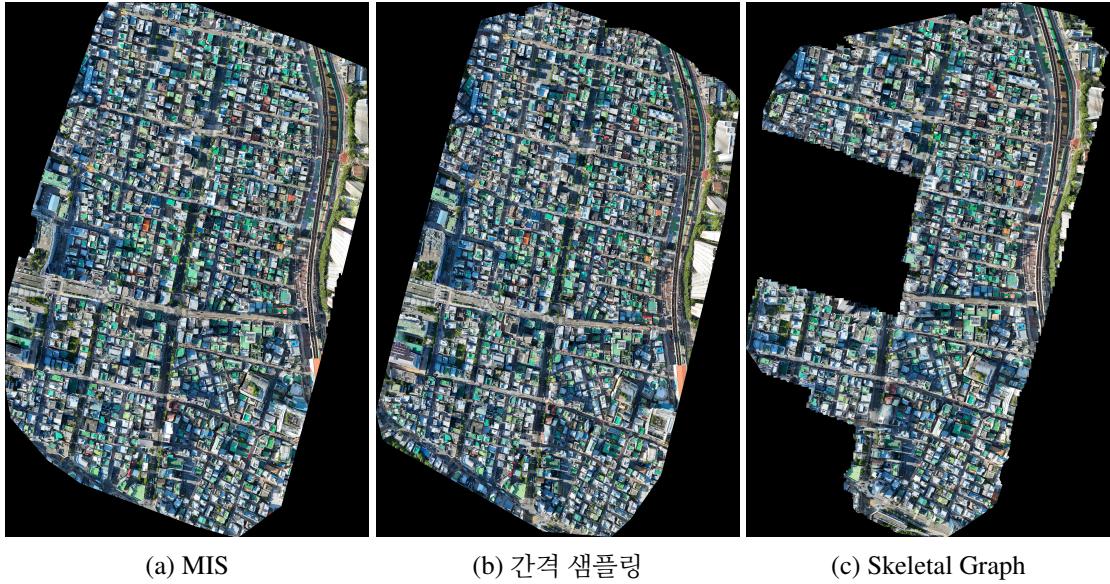


그림 4.6: 이미지 선별 기법별 정합 결과물 (City 데이터셋)

이러한 성능 차이는 데이터 최대 압축률 조건에서 더욱 명확하다. 표 4.2에 제시된 바와 같이, 모든 데이터셋과 패치 크기 조합에서 MIS 기법은 두 대조군 대비 가장 낮은 NIQE 값을 기록하였다. 특히 Yard 데이터셋(512×512 패치)에서 MIS는 6.16을 기록하여 Skeletal Graph의 7.50 대비 약 17.9%, 간격 샘플링의 6.49 대비 약 5.1% 향상된 수치를 보였다. 1024×1024 패치에서도 MIS는 3.28을 기록하여 Skeletal Graph의 3.52 대비 약 6.8%, 간격 샘플링의 3.33 대비 약 1.5% 우수한 성능을 보였다. 결과적으로 MIS는 특징점 기반의 선별 전략을 통해 데이터 전송량을 최소화하는 상황에서도 통합 뷰의 시각적 품질 저하를 효과적으로 억제함을 확인하였다.

표 4.2: 최대 제외율에서의 이미지 선별 기법 및 패치 크기에 따른 NIQE 값 비교

Dataset	Patch Size: 512×512			Patch Size: 1024×1024		
	MIS(Ours)	Skel.	Inter.	MIS(Ours)	Skel.	Inter.
Farm	6.51	6.97	6.66	5.07	5.32	5.18
Park	4.48	4.67	4.60	3.73	3.90	3.87
City	3.94	4.12	4.06	3.42	3.51	3.49
Village	4.13	4.23	4.22	3.14	3.28	3.22
Yard	6.16	7.50	6.49	3.28	3.52	3.33

Note: MIS는 제안하는 방법(Ours), Skel.은 Skeletal Graph[30] 방법, Inter.는 균등 간격 샘플링을 나타냄. 굵은 글씨는 각 설정에서의 최고 성능을 나타냄.

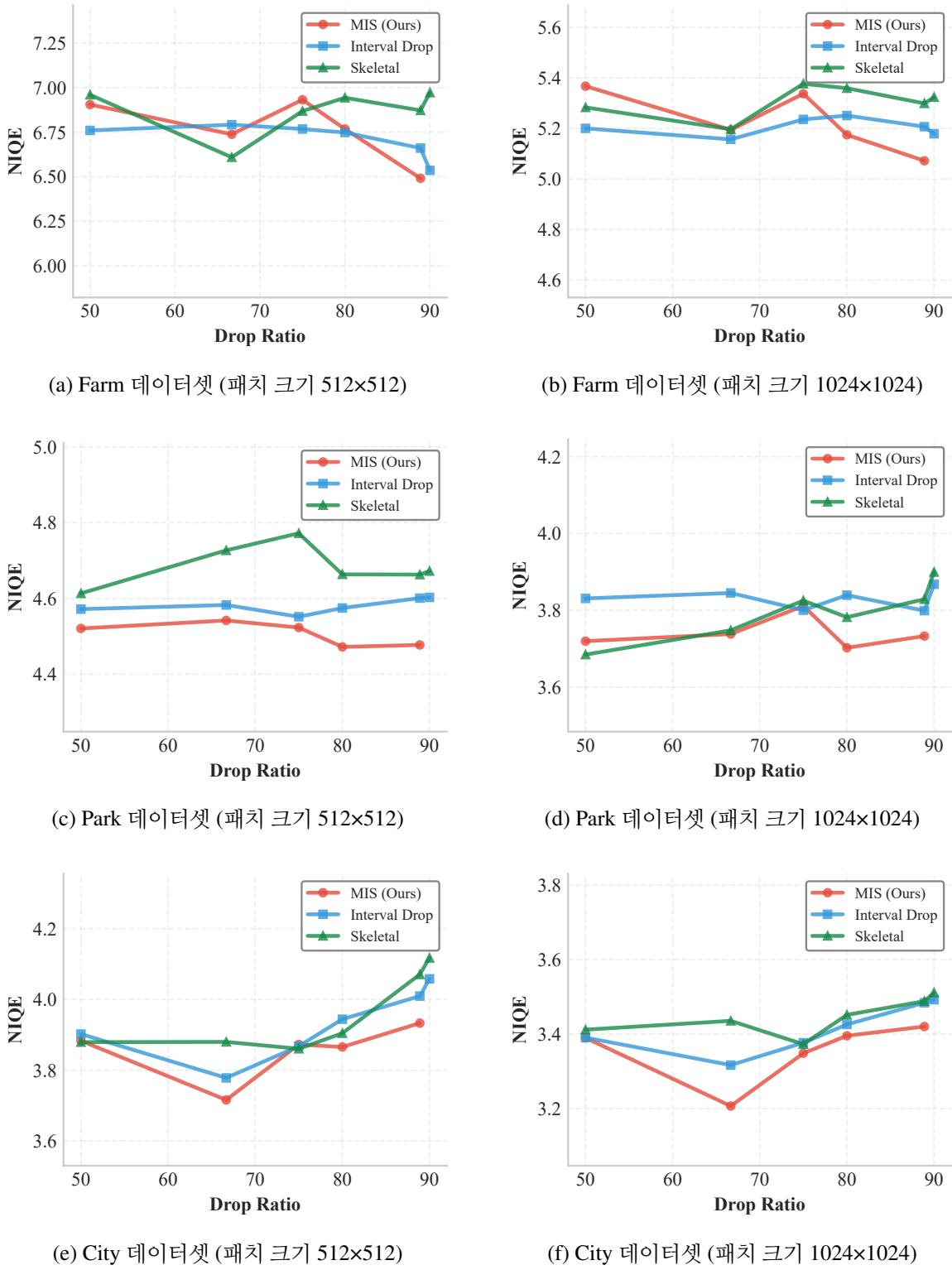


그림 4.7: 이미지 선택 방법 및 제외 비율에 따른 NIQE 값 (Part 1)

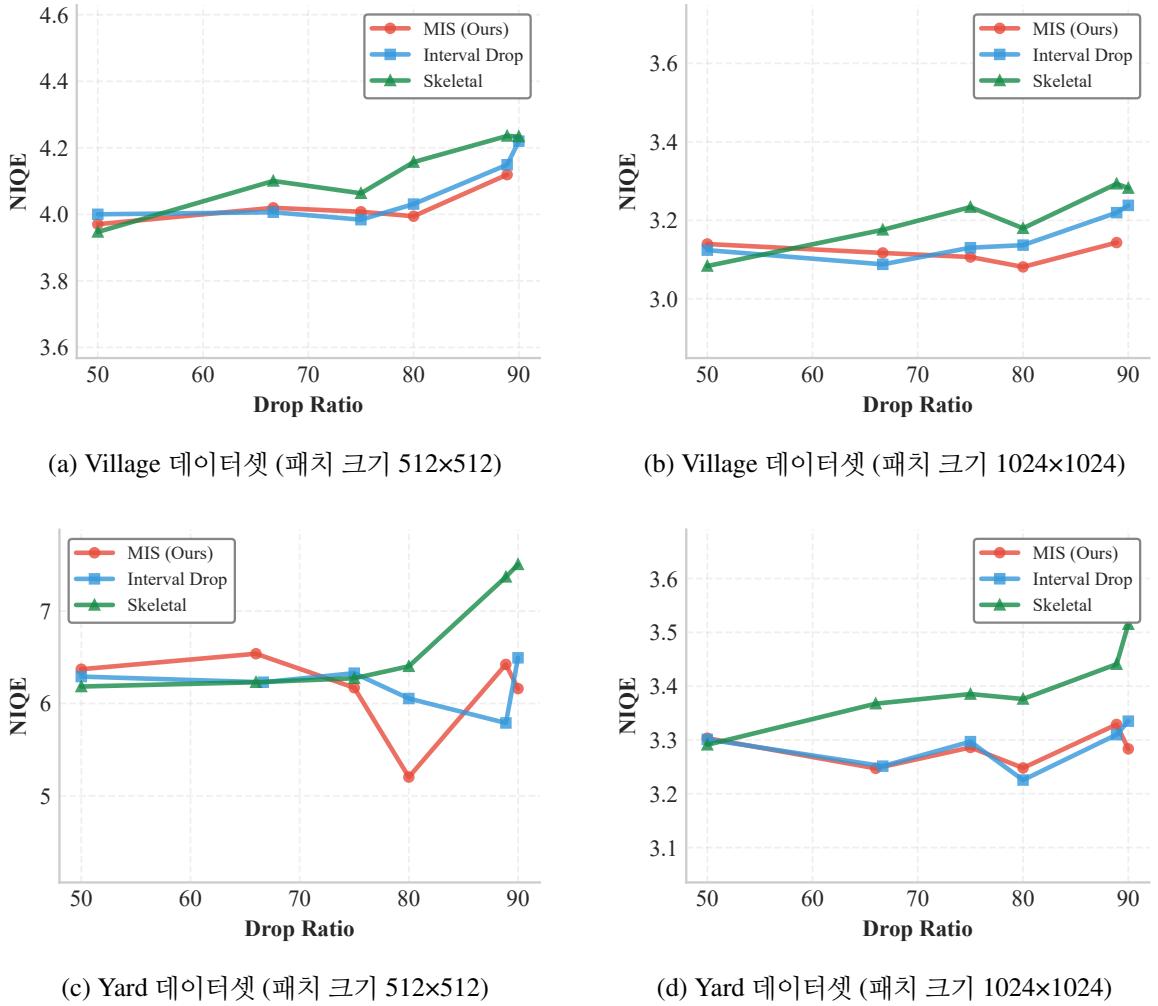


그림 4.8: 이미지 선택 방법 및 제외 비율에 따른 NIQE 값 (Part 2)

SAM 기반 인식도 평가

드론 기반 모니터링 시스템의 실용적 가치는 촬영된 영상에서 관심 객체를 얼마나 정확하게 식별할 수 있는지에 달려있다. 따라서 이미지 재거를 통한 전송량 감축이 최종 정합 결과의 객체 인식 성능에 미치는 영향을 분석하기 위해 SAM[36]을 활용한 객체 인식 기반 평가를 진행하였다. 평가는 앞서 그림 4.5과 동일한 방식으로 추출된 패치 쌍($P_{gt}^k, P_{mis}^k, P_{intv}^k, P_{skel}^k$)을 대상으로 다음과 같이 수행된다.

1. 기준 패치(P_{gt})에 SAM 모델을 적용하여 패치 내 존재하는 모든 객체에 대한 세그멘테이션 마스크(M_{gt})를 생성한다.
2. 그림 4.9과 같이 M_{gt} 에서 검출된 각 객체의 마스크 정보를 프롬프트(Prompt)로 입력하여, 비교 대상 패치(P_{comp})에서 동일한 영역에 위치한 객체의 마스크(M_{comp})를 추출한다.

3. 기준 마스크(M_{gt})와 비교 마스크(M_{comp}) 간의 IoU(Intersection over Union)를 계산하여 객체 형태와 위치의 보존율을 정량화한다.
4. 패치 내 검출된 모든 객체의 IoU 평균을 해당 패치의 객체 인식도 점수로 산정하며, 최종적으로 각 데이터셋의 전체 패치에 대한 평균 IoU를 도출한다. 마스크가 추출되지 않는 패치는 생략한다.

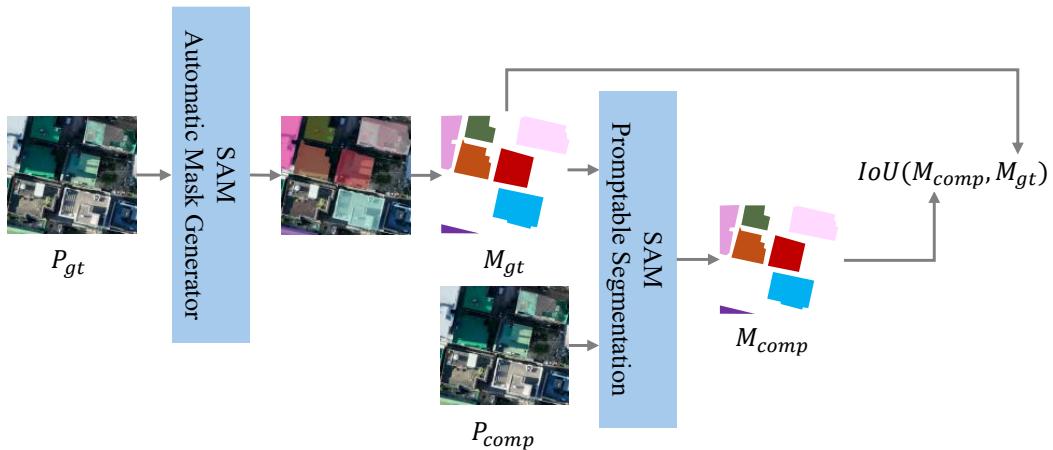


그림 4.9: SAM 기반 객체 인식도 평가 절차

이러한 방법은 단순히 시각적 유사도만이 아니라 모니터링 시스템이 실제 관심 객체를 정확하게 식별할 수 있는 가능성을 평가할 수 있다는 장점이 있다. 특히 기준 패치의 마스크를 프롬프트로 사용함으로써, 동일한 객체가 경량화된 정합 결과에서 일관되게 검출되는 정도를 측정할 수 있다. 높은 IoU는 원본 객체의 형태와 위치가 경량화된 정합 결과에서도 잘 보존되었음을 의미한다.

표 4.3: 모델 및 패치 크기에 따른 IoU 비교

Category	ViT-L (512)			ViT-L (1024)			ViT-H (512)			ViT-H (1024)		
	MIS	Skel.	Inter.	MIS	Skel.	Inter.	MIS	Skel.	Inter.	MIS	Skel.	Inter.
City	0.699	0.606	0.689	0.815	0.730	0.818	0.699	0.609	0.690	0.821	0.724	0.819
Farm	0.709	0.693	0.696	0.766	0.761	0.747	0.720	0.718	0.701	0.787	0.772	0.778
Park	0.604	0.563	0.550	0.675	0.668	0.626	0.605	0.557	0.545	0.678	0.669	0.623
Village	0.767	0.647	0.678	0.834	0.768	0.780	0.783	0.664	0.704	0.847	0.776	0.794
Yard	0.627	0.511	0.549	0.685	0.581	0.609	0.603	0.538	0.519	0.687	0.581	0.617
Average	0.681	0.604	0.632	0.755	0.708	0.716	0.682	0.617	0.632	0.764	0.704	0.726

Note: MIS는 제안하는 방법(Ours), Skel.은 Skeletal 방법, Inter.는 균등 간격 샘플링을 나타냄. 굵은 글씨는 각 설정에서의 최고 성능을 나타냄.

표 4.3은 SAM의 두 가지 모델(ViT-L, ViT-H)과 두 가지 패치 크기(512, 1024) 조합에 따른 IoU 측정 결과를 보여준다. 실험 결과, 거의 모든 데이터셋과 설정에서 제안하는 MIS 기법이 두 대조군인 간격 샘플링 및 Skeletal Graph보다 더 높은 평균 IoU를 기록하였다. 특히 Skeletal Graph는

NIQE 평가에서와 마찬가지로 대부분의 경우 가장 낮은 IoU를 보였으며, 이는 전체 영역 커버리지 부족으로 인해 객체 인식에 필수적인 정보가 손실되었기 때문으로 분석된다. Yard 데이터셋의 경우 MIS는 ViT-H 1024 설정에서 0.687을 기록하여 Skeletal Graph의 0.581 대비 약 18.2%, 간격 샘플링의 0.617 대비 약 11.3%의 성능 개선을 보였다. Park 데이터셋에서도 MIS는 0.678을 기록하여 Skeletal Graph의 0.669 대비 약 1.3%, 간격 샘플링의 0.623 대비 약 8.8% 향상된 성능을 나타냈다. Village 데이터셋(ViT-H, 1024)에서는 MIS가 0.847을 기록하여 Skeletal Graph의 0.776 대비 약 9.1%, 간격 샘플링의 0.794 대비 약 6.7% 우수한 성능을 보였다. 이는 MIS가 불규칙하거나 특징적인 구조물이 산재한 환경에서 객체 인식에 필수적인 시각 정보를 효과적으로 보존하고 있음을 시사한다.

그러나 City 데이터셋의 경우, 다른 데이터셋과 달리 MIS와 간격 샘플링 간의 성능 차이가 미미하거나, 일부 설정(ViT-L, 1024)에서는 간격 샘플링이 소폭 우세한 결과(0.818 vs 0.815)를 보였다. 이는 고밀도 도심 지역의 특성상 촬영된 모든 영역의 시각적 복잡도가 균일하게 높기 때문으로 분석된다. 모든 프레임이 다수의 건물과 복잡한 패턴을 포함하고 있어 특징점 밀도가 전 구간에서 높게 유지됨에 따라, 특징점 매칭 수를 기반으로 이미지의 중요도를 판별하는 MIS 알고리즘의 변별력이 상대적으로 감소한 것으로 판단된다.

종합하면, 제안하는 MIS 기법은 특징점 분포가 균일하게 높은 일부 도심 환경을 제외한 대부분의 모니터링 환경에서 간격 샘플링 및 Skeletal Graph 대비 우수한 객체 인식 성능을 보였다. 반면 MIS는 특징점 매칭 기반의 동적 개신 메커니즘을 통해 중복도가 높은 이미지를 선별적으로 제거하면서도 전체 영역의 정보를 균형있게 보존하여, 데이터 전송량을 획기적으로 감축하면서도 모니터링 시스템의 핵심인 객체 식별 능력을 안정적으로 유지할 수 있음을 입증한다.

4.3 종단 간 지연 평가

본 연구의 최종 목표는 드론이 수집한 데이터를 사용자가 실제로 활용 가능한 형태인 통합 뷰로 제공하기까지의 총 소요 시간을 최소화하는 것이다. 앞선 절에서는 MIDTP의 전송 성능과 이미지 선별에 따른 정합 시간 감소를 개별적으로 검증하였으나, 실제 모니터링 시스템에서는 두 기법이 결합되어 전체 파이프라인의 지연 시간에 영향을 미친다. 따라서 본 절에서는 MIDTP와 MIS를 통합 적용하였을 때 실제 모니터링 시나리오에서 종단 간 지연 시간 단축을 종합적으로 평가한다.

종단 간 지연 시간(T_{total})은 드론의 비행 종료 후 데이터를 처리 노드로 전송하는 시간(T_{trans})과 전송된 데이터를 정합하여 통합 뷰를 생성하는 시간(T_{proc})의 합으로 정의된다.

$$T_{total} = T_{trans} + T_{proc} \quad (4.1)$$

본 평가에서는 실험 데이터셋 중 중간 수준의 용량과 복잡도를 가지며 비정형 적재물이 산재한 산업단지 환경인 Yard 데이터셋(9.2GB)을 기준으로 네 가지 시나리오를 비교하였다. 기준이 되는 TCP/No Comp 시나리오는 표준 TCP를 이용하여 원본 데이터(9.2GB) 전체를 전송하고 모든 이미지에 대해 정합을 수행하는 일반적인 모니터링 환경을 가정한다. 전송 프로토콜 최적화만의 효과를 검증하기 위한 MIDTP/No Comp 시나리오는 원본 데이터를 MIDTP 프로토콜로 전송하고 전체 정합을 수행한다. 데이터 감축의 효과를 검증하기 위한 TCP/MIS 시나리오는 표준 TCP를 사용하되, MIS 기법으로 90%가 제외된 이미지(약 873MB)만을 전송 및 정합한다. 마지막으로 Proposed(MIDTP+MIS) 시나리오는 제안하는 MIDTP 프로토콜을 사용하여 MIS로 선별된 핵심 이미지를 전송함으로써 전송과 정합 시간을 동시에 최적화한다. 각 전송 프로토콜의 최적 성능은 세그먼트 크기 8760바이트에서의 평균 처리율(TCP: 65.7Mbps, MIDTP: 93.0Mbps)을 기반으로 산정하였으며, 정합 시간(T_{proc})은 MIS 적용 여부에 따라 실측값을 활용하였다.

표 4.4은 각 시나리오별 세부 소요 시간과 총 지연 시간을 비교 분석한 결과이다.

표 4.4: Yard 데이터셋(9.2GB) 기준 시나리오별 종단 간 지연 시간 비교

Scenario	Dataset Size	Transmission (T_{trans})	Processing (T_{proc})	Total Latency (T_{total})	Reduction Rate
TCP / No Comp	9.2 GB (100%)	1,147 s	4,053 s	5,200 s (1h 27m)	-
MIDTP / No Comp	9.2 GB (100%)	811 s	4,053 s	4,864 s (1h 21m)	6.5%
TCP / MIS	873 MB ($\approx 10\%$)	109 s	297 s	406 s (6m 46s)	92.2%
Proposed (MIDTP + MIS)	873 MB ($\approx 10\%$)	77 s	297 s	374 s (6m 14s)	92.8%

* T_{trans} 는 각 프로토콜의 평균 처리율(TCP: 65.7Mbps, MIDTP: 93.0Mbps)을 기반으로 계산됨.

* T_{proc} 는 실측값을 적용함 (No Comp: 4,053s, MIS 10%: 297s).

실험 결과, TCP/No Comp 방식은 총 5,200초(약 1시간 27분)의 긴 지연 시간이 소요되었다. 이를 세부적으로 분석하면 정합 시간(T_{proc})이 4,053초로 전체의 약 77.9%를 차지하였으며, 이는 전송 시간(T_{trans}) 대비 3.5배 이상 소요되는 수치이다. 즉, 데이터 전송이 완료된 후에도 정합을 위해 상당한 시간을 대기해야 하므로 광역 모니터링을 자연시키는 주된 병목이 정합 과정에 있음을 알 수 있다. 이로 인해 전송 프로토콜만을 개선한 MIDTP/No Comp 시나리오는 전송 시간을 336초 단축(약 29.3%, 65.7Mbps → 93.0Mbps)했음에도 불구하고, 정합 시간의 병목이 그대로 유지되어 총 지연 시간은 기준선 대비 6.5% 감소하는 데 그쳤다.

반면, 본 연구에서 제안하는 접근법은 전송과 정합이라는 두 가지 병목 구간을 동시에 해소하는 전략을 취한다. TCP/MIS 시나리오는 중복 이미지를 제거하여 처리 대상을 873MB(약 10%)로 경량화함으로써, 가장 큰 지연 요인인 정합 시간을 4,053초에서 297초로 획기적으로 단축하였다. 이에 따라 데이터 전송 시간 또한 자연스럽게 감소하여, 총 지연 시간은 406초(약 6분 46초)를 기록, 기준선 대비 92.2%의 높은 성능 향상을 달성하였다. MIDTP를 결합한 Proposed(MIDTP+MIS)

시나리오는 최적화된 로컬 네트워크 전송 메커니즘(93.0Mbps)을 통해 전송 시간을 109초에서 77초로 추가 단축(29.4%)하였다. 결과적으로 최종 소요 시간은 374초(약 6분 14초)로 줄어들어, 기준선 대비 총 92.8%의 시간 절감 효과를 거두었다.

종합적으로, 전체 성능 향상의 핵심 요소는 MIS를 통한 데이터 감축(약 92% 기여)이며 MIDTP는 저손실 로컬 네트워크 환경에서 전송 효율을 극대화하여 추가적인 0.6%p의 개선을 완성하는 역할을 수행한다. 약 1시간 30분이 소요되던 작업을 6분 이내로 단축시킨 결과는 드론 착륙 직후 현장에서 즉각적인 상황 파악과 의사결정을 가능하게 한다.

제 5 장 결론

본 연구에서는 드론 기반 광역 모니터링 시스템을 지원시키는 주된 요인인 대용량 데이터 전송 지연과 이미지 정합의 계산 복잡도 문제를 해결하기 위해 두 가지 핵심 기법을 제안하고 그 유효성을 검증하였다.

첫째, 저손실 지역망 환경에 특화된 비정형 대용량 데이터 전송 프로토콜인 MIDTP를 설계 및 구현하였다. MIDTP는 기존 TCP의 보수적인 혼잡 제어와 빈번한 ACK 응답이 근거리 무선 통신 환경에서 불필요한 제어 오버헤드를 유발한다는 점에 착안하여, 에폭 단위의 누적 검증과 종료 ACK 중심의 경량 제어 메커니즘을 도입하였다. 실험 결과 MIDTP는 세그먼트 크기 8760바이트 환경에서 TCP 대비 약 41.7%, QUIC 대비 약 32.2% 향상된 전송 속도(93.0Mbps)를 달성하였으며, 패킷 손실이 발생하는 상황에서도 선택적 재전송을 통해 데이터 무결성을 완벽하게 보장함을 확인하였다.

둘째, 반복적인 모니터링 임무의 특성을 활용하여 통합 뷰 생성에 중요도가 낮은 중복 이미지를 선별적으로 제거하는 MIS 기법을 제안하였다. MIS는 인접 프레임 간의 대응점을 분석하여 정합 품질을 유지하는 범위 내에서 전송 및 연산 대상 이미지를 효과적으로 감축시킨다. 실제 드론으로 촬영한 5종의 데이터셋을 활용한 실험에서 MIS는 데이터량을 최대 90%까지 감소시키면서도 간격 샘플링 방식 대비 우수한 시각적 품질과 객체 인식률을 유지함을 입증하였다.

본 연구의 가장 큰 기여는 전송 프로토콜 최적화와 데이터 경량화 기술을 결합하여 시스템의 종단 간 지연 시간을 획기적으로 단축하였다는 점이다. 9.2GB 규모의 산업단지 데이터셋(Yard)을 기준으로 기존 TCP 기반 전송 및 전체 정합 방식이 약 1시간 27분을 소요한 반면, 제안하는 시스템은 약 6분 14초 만에 작업을 완료하여 92.8%의 시간을 절감시킬 수 있다. 이는 드론 착륙 후 현장에서 즉각적인 상황 파악과 의사결정이 가능한 수준으로, 재난 대응이나 시설물 관리 등 신속성이 중요한 응용 분야에서 본 시스템의 높은 실용성을 갖는다.

본 연구를 확장함으로써 다음과 같은 향후 연구들이 진행될 수 있다.

첫째, MIS를 통해 분석된 이미지 중복도 정보를 비행 계획 단계에 반영하여 드론의 촬영 경로를 최적화할 수 있다. 현재 MIS는 촬영 완료 후 중복 이미지를 제거하는 후처리 방식이지만, 이를 사전 비행 경로 설계에 활용할 경우 불필요한 촬영 자체를 방지하여 비행 시간을 단축하고 배터리 소모를 절감할 수 있다. 이는 제한된 배터리 용량으로 더 넓은 영역을 정찰하거나, 동일 영역에 대해 더 높은 빈도의 모니터링을 수행할 수 있게 한다.

둘째, MIDTP의 세그먼트 크기 및 에폭 구조를 네트워크 환경에 따라 동적으로 조절하는 적응형 메커니즘을 도입할 필요가 있다. 본 연구에서는 실험을 통해 최적의 세그먼트 크기를 도출하였

으나, 실시간으로 변화하는 무선 네트워크 품질에 대응하기 위해서는 패킷 손실률과 왕복 시간을 모니터링하여 전송 파라미터를 동적으로 조정하는 알고리즘이 요구된다.

셋째, MIS의 이미지 선별 기준을 사용자 정의 목적에 맞게 확장할 수 있다. 현재는 전체적인 통합 뷰 품질 유지에 초점을 맞추고 있으나, 특정 관심 영역(Region of Interest)이나 특정 객체 유형(건물, 차량, 인물 등)을 우선적으로 보존하는 선택적 정합 전략을 도입함으로써, 응용 분야별 요구사항에 더욱 효과적으로 대응할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] X. Chen, B. Hopkins, H. Wang, L. O'Neill, F. Afghah, A. Razi, P. Fulé, J. Coen, E. Rowell, and A. Watts, “Wildland fire detection and monitoring using a drone-collected rgb/ir image dataset,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 121301–121317, 2022.
- [2] B. Shishkov, S. Hristozov, and A. Verbraeck, “Improving resilience using drones for effective monitoring after disruptive events,” in *Proceedings of the 9th International Conference on Telecommunications and Remote Sensing*, pp. 38–43, 2020.
- [3] N. H. Motlagh, P. Kortoçι, X. Su, L. Lovén, H. K. Hoel, S. B. Haugsvær, V. Srivastava, C. F. Gulbrandsen, P. Nurmi, and S. Tarkoma, “Unmanned aerial vehicles for air pollution monitoring: A survey,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 24, pp. 21687–21704, 2023.
- [4] F. B. Sorbelli, F. Corò, S. K. Das, and C. M. Pinotti, “Energy-constrained delivery of goods with drones under varying wind conditions,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 22, no. 9, pp. 6048–6060, 2020.
- [5] K. Kanistras, G. Martins, M. J. Rutherford, and K. P. Valavanis, “A survey of unmanned aerial vehicles (uavs) for traffic monitoring,” in *2013 international conference on unmanned aircraft systems (ICUAS)*, pp. 221–234, IEEE, 2013.
- [6] Y. L. Bond, S. Ledwell, E. Osornio, and A. C. Cruz, “Efficient scene reconstruction for unmanned aerial vehicles,” in *2023 Fifth International Conference on Transdisciplinary AI (TransAI)*, pp. 266–269, 2023.
- [7] T. Ahmad, A. Morel, N. Cheng, K. Palaniappan, P. Calyam, K. Sun, and J. Pan, “Future uav/drone systems for intelligent active surveillance and monitoring,” *ACM Computing Surveys*, vol. 58, no. 2, pp. 1–37, 2025.
- [8] Y. Zhao, G. Liu, S. Xu, S. Bu, H. Jiang, and G. Wan, “Fast georeferenced aerial image stitching with absolute rotation averaging and planar- restricted pose graph,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 59, no. 4, pp. 3502–3517, 2021.

- [9] G. Zhou, “Near real-time orthorectification and mosaic of small uav video flow for time-critical event response,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 3, pp. 739–747, 2009.
- [10] Q. Wan, L. Luo, J. Chen, Y. Wang, and D. Guo, “Drone image stitching using local least square alignment,” in *IGARSS 2020-2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 1849–1852, IEEE, 2020.
- [11] T. Kato, I. Shimizu, and T. Pajdla, “Selecting image pairs for sfm on large scale dataset by introducing a novel set similarity,” in *2017 6th ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC)*, pp. 1–4, IEEE, 2017.
- [12] J. Postel, “Transmission control protocol,” tech. rep., Internet Engineering Task Force, Sept. 1981.
- [13] W. Eddy, “Transmission control protocol (tcp) specification,” tech. rep., Internet Engineering Task Force, Aug. 2022.
- [14] S. Ha, I. Rhee, and L. Xu, “CUBIC: A New TCP-Friendly High-Speed TCP Variant,” *ACM SIGOPS Operating Systems Review*, vol. 42, no. 5, pp. 64–74, 2008.
- [15] N. Cardwell, Y. Cheng, C. S. Gunn, S. H. Yeganeh, and V. Jacobson, “Bbr: Congestion-based congestion control,” *Communications of the ACM*, vol. 60, no. 2, pp. 58–66, 2017.
- [16] J. Postel, “User Datagram Protocol.” RFC 768, aug 1980.
- [17] M. Bishop, “HTTP/3.” RFC 9114, June 2022.
- [18] A. Langley, A. Riddoch, A. Wilk, A. Vicente, C. Krasic, D. Zhang, F. Yang, F. Kouranov, I. Swett, J. Iyengar, *et al.*, “The quic transport protocol: Design and internet-scale deployment,” in *Proceedings of the conference of the ACM special interest group on data communication*, pp. 183–196, 2017.
- [19] D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International journal of computer vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91–110, 2004.
- [20] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, “Orb: An efficient alternative to sift or surf,” in *2011 International conference on computer vision*, pp. 2564–2571, Ieee, 2011.

- [21] M. Brown and D. G. Lowe, “Automatic panoramic image stitching using invariant features,” *International journal of computer vision*, vol. 74, no. 1, pp. 59–73, 2007.
- [22] J. Zaragoza, T.-J. Chin, M. S. Brown, and D. Suter, “As-projective-as-possible image stitching with moving dlt,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2339–2346, 2013.
- [23] Y.-S. Chen and Y.-Y. Chuang, “Natural image stitching with the global similarity prior,” in *European conference on computer vision*, pp. 186–201, Springer, 2016.
- [24] T. Liao and N. Li, “Single-perspective warps in natural image stitching,” *IEEE transactions on image processing*, vol. 29, pp. 724–735, 2019.
- [25] W. Cai and W. Yang, “Object-level geometric structure preserving for natural image stitching,” in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 39, pp. 1926–1934, 2025.
- [26] P.-E. Sarlin, D. DeTone, T. Malisiewicz, and A. Rabinovich, “Superglue: Learning feature matching with graph neural networks,” in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 4938–4947, 2020.
- [27] P. Lindenberger, P.-E. Sarlin, and M. Pollefeys, “Lightglue: Local feature matching at light speed,” in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, pp. 17627–17638, 2023.
- [28] J. L. Schonberger and J.-M. Frahm, “Structure-from-motion revisited,” in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 4104–4113, 2016.
- [29] F. Banterle, R. Gong, M. Corsini, F. Ganovelli, L. Van Gool, and P. Cignoni, “A deep learning method for frame selection in videos for structure from motion pipelines,” in *2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 3667–3671, IEEE, 2021.
- [30] N. Snavely, S. M. Seitz, and R. Szeliski, “Skeletal graphs for efficient structure from motion,” in *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8, IEEE, 2008.
- [31] L. Sheng, D. Xu, W. Ouyang, and X. Wang, “Unsupervised collaborative learning of keyframe detection and visual odometry towards monocular deep slam,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 4302–4311, 2019.

- [32] OpenDroneMap Contributors, “Opendronemap: Open source toolkit for processing aerial imagery.” <https://www.opendronemap.org/>, 2024. Accessed: 2025-11-13.
- [33] J. Smith and M. Johnson, “Efficient processing of drone video sequences for wide-area surveillance,” in *Proceedings of ACM Multimedia*, pp. 123–134, ACM, 2022.
- [34] J. L. Schonberger and J.-M. Frahm, “Structure-from-motion revisited,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4104–4113, 2016.
- [35] A. Mittal, R. Soundararajan, and A. C. Bovik, “Making a “completely blind” image quality analyzer,” *IEEE Signal processing letters*, vol. 20, no. 3, pp. 209–212, 2012.
- [36] A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A. C. Berg, W.-Y. Lo, *et al.*, “Segment anything,” in *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, pp. 4015–4026, 2023.

A Study on an Efficient Data Transmission Protocol and Selective Image Registration Technique for Minimizing Latency in Drone-Based Wide-Area Monitoring

Dongjin Park

Department of Information Convergence Engineering
The Graduate School
Pusan National University

Abstract

Wide-area monitoring using unmanned aerial vehicles (UAVs) provides an efficient means of rapidly observing large regions without the need for dedicated infrastructure. This approach has been widely utilized in various domains such as disaster management, environmental surveillance, and precision agriculture. However, each image captured by a drone offers only a limited local view, making the generation of an integrated panoramic view through image registration essential for practical monitoring. With the increasing resolution of camera sensors, the volume of image data collected has grown substantially, causing excessive processing delays during data transmission and view synthesis. Such delays degrade the responsiveness of UAV-based real-time monitoring systems. To address these challenges, this study proposes two complementary techniques that enhance transmission efficiency while minimizing degradation of the integrated view quality. First, a transmission protocol optimized for local network environments, termed MIDTP (Massive Irregular Data Transport Protocol), is designed. MIDTP reduces unnecessary control overhead by performing the ACK (acknowledgment) response only for the final packet at the end of data transmission, unlike TCP, which acknowledges every packet. This optimization achieves stable, lossless transmission while improving transfer speed by approximately 59% compared to TCP. Second, a selective image transmission method termed MIS (Match based Image Selection) is introduced, which identifies and removes redundant images based on feature-point matching between adjacent frames. MIS effectively reduces the total amount of transmitted data and computational load for image registration while maintaining minimal loss in visual quality. The proposed techniques were evaluated using a custom UAV image dataset collected under diverse environmental conditions. Experimental results, including NIQE-based image quality assessment and segmentation-based detection tests, demonstrate that the proposed methods significantly reduce data volume while maintaining comparable integrated view quality to that of conventional

mechanical image selection approaches.