

A Distance-Ridge Thickness Descriptor for AI-Extracted Anime Line Art: Definition, Validation, and Sensitivity Analysis

In-Kyoung Kim*, Sung-woo Chon**, Hyo-heon Kang***

*Researcher, CreateCrew Co., Ltd., Seoul, Korea

**Developer, CreateCrew Co., Ltd., Seoul, Korea

***CEO, CreateCrew Co., Ltd., Seoul, Korea

[Abstract]

This study defines and validates a distance-ridge-sampled thickness descriptor for AI-extracted animation line art. Twice the exact Euclidean distance transform (EDT) value was sampled and aggregated at the centers of maximal disks within the family of continuous open distance disks centered on foreground pixels. Nominal-width error and grid sensitivity were evaluated across 180 synthetic conditions and 3,234 conditions involving placement and geometry variations. Sensitivity to binarization, sampling, and aggregation was analyzed using 100 AniLines output images from a single nonpublic sequence. On the baseline grid, the mean absolute error was 1.712 pixels, higher than those of Skeleton/EDT and SWT. With equal weighting of ridge pixels, Otsu thresholding reduced mean thickness and the mean of per-image standard deviations by 11.3% and 39.9%, respectively, relative to a threshold of 1. However, the direction of change in mean thickness depended on sampling and weighting. The descriptor supports comparisons of binary structures under identical resolution, binarization, sampling, and aggregation conditions and is distinct from physical stroke width and perceptual quality scores.

▶ **Key words:** AI-Extracted Anime Line Art, Thickness Descriptor, Distance Ridge, Euclidean Distance Transform, Grid Discretization, Binarization Sensitivity

[요 약]

본 연구는 AI 추출 애니메이션 선화의 거리 능선 표본 두께 기술량을 정의하고 검증한다. 전경 화소 중심의 연속 열린 거리 원판족 중 극대 원판의 중심에서 정확한 유클리드 거리 변환(EDT)값의 두 배를 표본화·집계하였다. 합성 180조건과 배치·기하 변화 3,234조건에서 명목 폭 오차와 격자 민감도를 검증하고, 비공개 단일 시퀀스의 AniLines 출력 100장에서 이진화·표본화·집계 민감도를 분석하였다. 기본 격자의 평균절대오차는 1.712화소로 Skeleton/EDT와 SWT보다 컸다. 능선 화소 동일 가중에서 Otsu 적용 시 임계값 1 대비 평균 두께와 영상별 표준편차 평균은 각각 11.3%, 39.9% 감소했으나, 평균 변화 방향은 표본화·가중에 의존하였다. 본 기술량은 동일 해상도·이진화·표본·집계 조건의 이진 구조 비교 지표이며, 물리적 획 폭이나 지각적 품질 점수와 구별된다.

▶ **주제어:** 인공지능 추출 애니메이션 선화, 선 두께 기술량, 거리 능선, 유클리드 거리 변환, 격자 이산화, 이진화 민감도

• First Authors: In-Kyoung Kim, Sung-woo Chon, Corresponding Author: Hyo-heon Kang

*In-Kyoung Kim (crc.ik15@gmail.com), CreateCrew Co., Ltd.

**Sung-woo Chon (joajoa70584@gmail.com), CreateCrew Co., Ltd.

***Hyo-heon Kang (sirhoneymail@gmail.com), CreateCrew Co., Ltd.

• Received: 2026. 09. 01, Revised: 2026. 09. 13, Accepted: 2026. 09. 30.

I. Introduction

딥러닝 기반 선화 처리는 러프 스케치 정제와 완성 영상에서의 구조선 추출로 확장되어 왔다. Simo-Serra 등[1]과 Xin 등[2]은 각각 스케치 정제와 애니메이션 스타일 선화 추출을 제시하였다. 이러한 연구들이 주로 생성 결과의 시각적 품질과 구조 보존에 초점을 두었다면, 본 연구는 생성된 그레이스케일 선화를 후속 정량 분석의 대상으로 보고 그 이진 구조를 재현 가능한 규칙으로 측정하는 문제를 다룬다.

선화의 두께를 영상 간 비교 가능한 통계량으로 사용하려면 무엇을 전경으로 정의하고, 어느 위치에서 두께를 표본화하며, 개별 표본과 영상을 어떠한 규칙으로 집계하는지를 명시해야 한다. 본 연구의 산출량은 시각적 품질 점수가 아니라 전경 정의, 표본 위치, 가중 및 영상 간 집계 규칙에 의해 정의되는 두께 기술량이다. 동일한 그레이스케일 출력이라도 계조 분포, 이진화 임계값 및 해상도에 따라 전경 경계와 Euclidean distance transform(EDT) 표본이 달라질 수 있다. 따라서 동일한 거리식을 사용한다는 사실만으로 동일한 물리적 의미의 선 폭을 측정한다고 볼 수 없으며, 재현 가능한 비교를 위해서는 이진화 조건, 표본 집합, 영상 내 가중 및 영상 간 집계를 함께 고정해야 한다. 본 연구의 주된 활용 목적은 동일한 제작·추출 파이프라인에서 모델 버전이나 처리 설정이 변경될 때 영상별 두께 평균·산포·능선 표본 수·최소 두께 표본 비율의 변화를 일관된 규칙으로 추적하는 데 있다. 이러한 변화는 품질 향상이나 저하로 직접 해석하지 않고, 명시된 분석 조건에서 관측된 이진 구조의 변화로 해석한다.

선 두께는 골격 위치의 $2 \times \text{EDT}$ [3], 대향 경계 사이의 거리[4], 최대 내접 구조 기반 local thickness[5,6] 등으로 기술할 수 있다. 그러나 이들 방법은 측정 위치와 대응하는 기하학적 양이 서로 다르므로 그 수치를 동일한 물리량의 측정값으로 간주하거나, 수치 차이를 동일한 선 폭에 대한 정확도 차이로 곧바로 해석할 수 없다. 특히 동일한 EDT를 사용하더라도 표본 위치에 따라 반지름 분포, 표본 수 및 영상 수준 통계량이 달라질 수 있다. 본 연구는 화소 중심을 후보로 하는 연속 열린 거리 원판족의 극대 중심에서만 $2 \times \text{EDT}$ 를 표본화한다. 동일한 후보 중심·반지름·포함관계를 적용할 경우, 이 중심 집합은 기존 maximal-disk-center extraction이 산출하는 중심 집합과 일치한다. 본 연구는 해당 중심에서 $2 \times \text{EDT}$ 를 표본화하는 조건부 두께 기술량과 영상 단위 집계 규칙을 정의하고, 이를 격자점 원판의 극대 중심, 세선화 골격 및 전경 전체 local-thickness map과 구분한다. 따라서

본 연구는 새로운 medial-axis 또는 극대 중심 이론을 제안하는 것이 아니라, 해당 중심에서의 두께 표본과 영상 수준 집계 규칙을 명시하고 그 측정 특성을 검증하는 데 집중한다.

연속 열린 원판 모델은 다른 두께 정의보다 높은 명목 폭 정확도를 전제로 선택한 것이 아니라, 정확한 EDT와 유클리드 포함관계를 하나의 명시적 기하 모델로 고정하기 위해 채택하였다. 정확한 EDT는 디지털 이진 영상에서 전경 화소 중심과 최근접 배경 화소 중심 사이의 유클리드 거리를 정확히 계산하지만, 연속 공간에서의 획 경계 사이 물리적 폭을 직접 복원하지는 않는다. 격자 배치, 방향, 곡률, 교차 구조, 래스터화, 안티에일리어싱 및 임계값은 이진 경계뿐 아니라 유지되는 거리 능선 표본의 위치와 개수에도 영향을 줄 수 있다. 따라서 정의된 중심 집합을 정확히 계산하는 문제, 명목 기하 폭을 얼마나 정확히 근사하는가의 문제, 그리고 실제 AI 출력에서 분석 조건 변화에 얼마나 민감한가의 문제는 서로 구분하여 검증할 필요가 있다.

이에 본 연구의 검증은 세 층위로 구성한다. 첫째, 정의된 원판족과 극대 중심 추출 규칙이 구현에서 일관되게 재현되는지를 확인한다. 둘째, 명목 기하가 알려진 합성 입력을 이용하여 부호·절대오차, 표본 추출 실패 및 격자·형상 조건에 따른 민감도를 평가한다. 셋째, 실제 AI 추출 선화를 대상으로 이진화, 표본화, 가중, 장면 집계 및 해상도 변화가 영상 수준 통계와 영상 간 상대적 순서에 미치는 영향을 분석한다. 정의된 중심 집합을 정확히 계산했다는 사실은 명목 폭 정확도나 실제 출력에서의 조건 안정성을 보장하지 않으므로 세 층위를 서로 구분하여 평가한다.

본 연구의 목적은 AI 추출 애니메이션 선화의 거리 능선 표본 두께 기술량을 정의하고, 그 측정 특성과 적용 범위를 검증하는 것이다. 기본 합성 180조건에서는 거리 능선, Skeleton/EDT 및 SWT를 동일한 격자 조건에서 비교하고, 별도의 3,234조건에서는 격자 배치, 방향, 곡률 및 교차 구조를 변화시켜 격자·형상 의존성을 평가한다. 실제 출력 분석은 비공개 단일 시퀀스의 AniLines 출력 100장을 대상으로 수행하며, 이진화, 대체 표본화·가중, 장면 집계 및 해상도 변화에 따른 민감도를 분석한다.

이상의 연구 목적과 분석 설계를 바탕으로 다음과 같은 연구질문을 설정하였다.

RQ1. 형상, 명목 두께, 안티에일리어싱, 격자 배치·방향 및 표본화 해상도에 따라 거리 능선 표본 두께의 부호·절대오차, 표본 추출 실패 및 명목 두께 간 구별 가능성은 어떻게 달라지는가?

RQ2. 동일한 이진 영상의 EDT를 거리 능선과 세선화 골격에서 각각 표본화할 때, 표본 위치·수·반지름 분포의 차

이는 형상과 명목 두께에 따라 영상 수준 평균과 명목 폭 오차를 어떻게 변화시키는가?

RQ3. 동일한 AI 추출 선화에서 임계값 변화에 따라 전경 비율, 두께 평균과 산포 및 영상 순위는 어떻게 달라지며, 이러한 결과는 표본화, 가중, 장면 집계 및 해상도 조건에 얼마나 의존하는가?

논문의 주요 기여는 다음과 같다. (1) 기존 maximal-disk-center extraction과 동일한 중심 집합에서 $2 \times EDT$ 를 표본화하는 조건부 두께 기술량과 영상 단위 집계 규칙을 정의하고, 이를 격자점 원판의 극대 중심, 세선화 골격 및 전경 전체 local-thickness map과 구분한다. (2) 통제된 합성 검증을 통해 명목 폭 오차, 표본 추출 실패 및 격자형상 민감도를 정량화하고, 동일한 EDT에서도 표본 위치·수·반지름 분포에 따라 서로 다른 표본 모집단과 영상 수준 통계가 형성될 수 있음을 분석한다. (3) 비공개 내부 코호트에서 이진화, 표본화, 가중, 장면 집계 및 해상도 변화에 대한 민감도를 평가하여 두께 통계의 조건 의존성과 적용 범위를 제시한다. 또한 합성 입력의 재생성, 내부 통계의 재집계 및 비공개 원입력의 재추정을 서로 다른 재현 수준으로 구분한다.

본 연구는 전경 정의·거리 기반 표본화·영상 단위 집계와 조건 민감도 검증을 하나의 명시적 분석 프로토콜로 연결한 데 의미를 가진다. 이를 통해 구현 일치성, 명목 기하 오차 및 실제 출력의 조건 의존성을 분리하여 평가하고, AI 기반 선화의 후속 형태 분석에 적용할 수 있는 범위와 한계를 제시한다.

II장에서는 관련 방법의 측정 위치와 산출량을 비교하고, III장에서는 원판 기하, 추출 알고리즘, 표본 및 집계 규칙을 정의한다. IV장에서는 합성 입력에 대한 오차 검증과 비공개 내부 사례연구의 조건 민감도 분석 결과를 제시하며, V장에서는 방법의 적용 범위와 한계를 논의한다.

II. Preliminaries

1. AI-Based Line Art Extraction and Processing

1.1 Sketch Cleanup and Structural Line Extraction

AI 기반 선화 처리는 러프 스케치의 주요 획을 유지하면서 보조선·잡음을 제거하는 정제와, 색상·음영·질감이 포함된 완성 영상에서 구조선을 분리하는 추출로 구분된다.

Simo-Serra 등[1]은 러프 스케치 정제를, Xin 등[2]은 애니메이션 스타일 일러스트레이션의 학습 기반 선화 추출을 제시하였다. Li 등[10]과 Yu 등[11]은 만화·카툰 영상

의 구조선 추출을 다루었다. AniLines[12]는 애니메이션 영상과 이미지에서 그레이스케일 선화를 추출하는 도구이다. 본 연구는 이들 모델의 네트워크 성능이나 생성 품질을 비교하지 않고, AniLines 출력만을 후속 형태 측정의 입력으로 사용한다.

1.2 Generation Conditions and Geometric Representation of Extracted Line Art

참조 및 스타일 제어 기반 방법[13–15]은 동일한 입력에서도 생성 조건에 따라 획의 질감, 밀도 및 생략 수준이 달라질 수 있음을 보여준다. 따라서 출력 선화의 형태 통계를 비교할 때에는 추출 모델과 생성 조건을 고정하고, 생성 단계에서 발생한 차이와 후속 이진화·표본화에서 발생한 차이를 구분할 필요가 있다. 본 연구는 생성 모델 간 성능이나 스타일 재현성을 비교하지 않으며, 고정된 AniLines 설정에서 얻은 출력을 후속 형태 분석의 입력으로 사용한다.

선화의 자연스러움, 구조 보존 및 스타일 재현을 평가하는 문제와 생성된 출력의 기하학적 두께 분포를 측정하는 문제는 구분된다. Yan 등[16]은 거리장 기반 스케치 벡터화를, Huang 등[17,18]은 획 순서 재구성과 상호작용형 획 추출을 다루었다. 이러한 방법에서 사용되는 벡터 곡선이나 의미적 획은 본 연구의 이진 EDT 기반 거리 능선 표본과 표현 단위가 다르다.

본 연구의 분석 단위는 의미적으로 분할된 개별 획이 아니라 이진 영상에서 정의된 거리 표본이다. 따라서 연결 성분 동일 가중 역시 의미적 획의 평균을 의미하지 않으며, 영상 수준 집계 규칙에 따른 민감도를 검토하기 위한 대체 방식으로 사용한다. 의미적 획 분할 또는 벡터화와의 결합은 본 연구의 범위를 벗어나며, 현재 분석은 이진 구조와 명시적으로 정의된 거리 표본에 한정한다.

2. Line Thickness Measurement

2.1 Skeletonization-Based Centerline Sampling

Zhang-Suen 세선화[3]는 연결성과 끝점을 보존하도록 화소를 반복적으로 제거하여 세선화된 골격을 생성하지만, 세선화 자체가 두께를 산출하는 것은 아니다. 골격 위치에 $2 \times EDT$ 를 표본화할 경우 동일한 거리 맵을 사용하더라도 결과는 선택된 표본 위치에 의존한다. 본 연구에서는 Skeleton/EDT를 거리 능선과 동일한 EDT를 공유하면서 표본 집합만 달라지는 직접 비교군으로 사용한다.

Hotaling 등[19,20]의 Diameter)는 세선화와 거리 변환을 이용하여 나노섬유의 직경을 측정하며 명목 직경이 알려진 합성 영상과 기준 시편을 이용해 측정 오차와 분할

조건을 검증하였다. 이러한 접근은 거리 기반 직경 측정에서도 기준 기하와 전처리 조건을 구분하여 검증할 필요가 있음을 보여준다.

2.2 Boundary-Correspondence-Based Stroke Width Measurement

Epshtein 등[4]의 Stroke Width Transform(SWT)은 영상 경계의 기울기 방향을 따라 대향 경계를 탐색하고, 대응하는 두 경계 사이의 거리를 획 폭으로 정의한다. SWT는 원래 자연 영상의 문자 검출을 위해 제안되었으며, 경계 간 대응을 이용한다는 점에서 중심 위치의 EDT를 표현화하는 방법과 기하학적 정의가 다르다.

곡률이 크거나 획이 교차·인접하는 영역에서는 대응 경계의 선택이 달라질 수 있으므로, SWT와 거리 능선 표본을 동일한 기하량에 대한 정확도 경쟁으로 해석하기는 어렵다. 이에 본 연구에서는 SWT를 경계 대응 기반 폭 측정의 특성을 확인하기 위한 참고 비교군으로 사용한다.

2.3 Euclidean Distance Transform and Grid Discretization

거리 변환은 각 화소에 목표 집합까지의 최근접 거리를 할당한다. 선 영역 분석에서는 전경 화소 중심에서 최근접 배경 화소 중심까지의 거리를 사용한다. Borgefors[21]는 디지털 거리 변환을 체계화하였고, Maurer 등[7]과 Felzenszwalb-Huttenlocher[8]는 정확한 유클리드 거리 변환을 효율적으로 계산하는 방법을 제시하였다. 그러나 디지털 입력에서 EDT가 정확하게 계산된다는 사실이 연속 공간에서의 실제 획 폭이 정확하게 복원됨을 의미하지는 않는다. 이진 경계는 선의 방향, 곡률, 격자상 위치, 래스터화 및 해상도에 따라 달라질 수 있으며, 이에 따라 동일한 명목 폭이 서로 다른 거리값으로 표현되거나 서로 다른 명목 폭이 동일한 이산 거리값을 가질 수 있다. Besler 등[9]은 이러한 거리 변환의 양자화 인공물을 분석하였다.

따라서 본 연구는 특히 얇은 선에서 평균 오차뿐 아니라 격자 조건에 따른 변동과 명목 두께 간 구별 가능성을 함께 평가한다.

2.4 Medial Axis, Maximal Disks, and Local Thickness

Blum[22]의 형상 기술에서 비롯된 medial axis는 극대 내접 원판 중심과 관련된다. 여기서 극대(maximal)는 전체에서 반지름이 가장 큰 단일 원판이 아니라 다른 내접 원판에 진포함되지 않는 원판을 의미한다. Rémy-Thiell[23]은 유클리드 거리 기반의 정확한 medial axis를, Hesselink-Roerdink[24]는 디지털 영상·볼륨의 integer

medial axis transform을 다루었다. 이들 중심·반지름 표현은 전경 전체에 두께를 할당하는 지도와 구별된다.

Hildebrand-Rüegsegger[5]의 local thickness는 구조 내부의 평가점을 포함하는 최대 내접 구, 즉 2차원에서는 최대 내접 원판의 지름으로 정의된다. 이때 평가점은 최대 내접 구의 중심으로 제한되지 않는다. Dougherty-Kunzelmann[6]은 거리 맵과 최대 내접 구조를 이용하여 이 개념을 ImageJ에 구현하였다.

Local thickness가 최대 내접 구조의 지름을 전경 전체의 평가점에 확장하는 반면, 본 연구는 극대 거리 원판의 중심에서만 $2 \times \text{EDT}$ 를 표현화한다. 따라서 본 연구의 산출량은 local-thickness map이 아니라 극대 중심에서 관측된 직경 표본의 분포이며, 두 방법은 관련된 기하학적 배경을 공유하지만 표본 모집단과 통계적 의미가 다르다.

Kong 등[25]의 Q-MDF는 signed distance field와 medial field의 관계를 이용하여 메시 및 점군의 medial axis를 암시적으로 재구성한다. 이는 입력 표현과 재구성 목적이 2차원 이진 화소 기반 두께 측정을 다루는 본 연구와 다르므로 직접 비교군으로 사용하지 않는다.

본 연구에서 사용하는 극대 중심은 새로운 medial-axis 정의를 제안하기 위한 것이 아니다. 동일한 후보 중심, 반지름, 연속 원판 포함관계를 적용할 경우, 본 연구에서 얻어지는 중심 집합은 기존의 maximal-disk-center extraction으로 산출되는 중심 집합과 일치한다. 따라서 본 연구의 기여는 새로운 medial axis 또는 극대 중심의 정의에 있지 않다. 대신, 이러한 중심에서 추출한 $2 \times \text{EDT}$ 표본을 영상 수준에서 집계하고 표본의 위치와 집계 규칙이 최종 통계량에 미치는 영향을 검증하는 데 초점을 둔다.

2.5 Validation with Reference Data and Sensitivity to Binarization

명목 기하가 알려진 합성 입력과 참 두께가 알려지지 않은 실제 AI 출력은 서로 다른 검증 목적을 갖는다. Diameter[19,20]와 같이 합성 기준이 제공되는 경우에는 측정값과 기준값 사이의 오차를 직접 평가할 수 있지만, 실제 AI 출력에서는 동일한 방식으로 절대적 정확도를 정의하기 어렵다. 따라서 본 연구는 합성 입력에서는 명목 폭 오차를 검증하고, 실제 출력에서는 분석 조건 변화에 따른 통계적 민감도를 평가한다.

이진화는 거리 기반 두께 분석에서 전경을 결정하는 핵심 단계이다. Otsu 방법[26]은 영상 히스토그램의 클래스 간 분산을 최대화하는 임계값을 영상별로 선택하는 반면, 고정 임계값은 영상 간 동일한 계조 기준을 적용한다. 임

계값의 변화는 전경 경계와 연결·접합 구조를 변화시키며, 이에 따라 EDT와 거리 표본 분포 역시 달라질 수 있다. 따라서 이진화 규칙은 단순한 전처리 설정이 아니라 두께 통계를 정의하는 분석 조건의 일부로 명시할 필요가 있다.

2.6 Positioning of the Present Study

Table 1은 관련 방법의 측정 위치와 산출량을 요약한다. Skeleton/EDT는 동일한 EDT에서 표본 위치가 달라질 때 나타나는 효과를 확인하기 위한 직접 비교군이며, SWT는 경계 대응에 기반한 폭 산출량의 탐색적 참고 비교군이다. Medial axis와 local thickness는 각각 극대 원판의 중심 기하와 전경 전체 평가점에 대한 두께 지도라는 관련 배경을 제공한다.

본 연구의 주 분석 대상은 극대 연속 거리 원판의 중심으로 정의되는 거리 능선에서 얻은 $2 \times \text{EDT}$ 표본 분포와 그 영상 수준 집계이다. 본 연구는 서로 다른 두께 정의를 하나의 동일한 물리량으로 취급하지 않으며, 측정 위치와 표본 모집단을 구분한 상태에서 구현 일치성, 합성 기준에 대한 명목 폭 오차 및 실제 AI 출력의 조건 민감도를 단계적으로 검증한다.

스타일 제어·벡터화·획 분할·중심 기하 복원 연구[15–18,25]와 본 연구는 분석 목적과 표현 단위가 다르다. 본 연구는 출력 품질이나 의미적 획의 복원이 아니라, 명시된 원판 기하와 처리 조건 아래 주어진 이진 구조의 조건부 두께 통계를 검증한다. 따라서 본 기술량의 비교는 동일 해상도·추출 조건·이진화·표본화·가중 및 영상 간 집계 규칙이 유지되는 경우에 한정한다.

Table 1. Comparison of measurement locations, quantities

Approach	Measurement location	Quantity
Skeleton/EDT	Skeleton pixels	$2 \times \text{EDT}$ samples
SWT	Boundary pairs	Boundary distance
Medial axis	Maximal-disk centers	Center-radius
Local thickness	Interior points	Maximal-disk diameter
Present descriptor	Distance-ridge centers	$2 \times \text{EDT}$ sample distribution

III. The Proposed Scheme

그레이스케일 선화에서 Fig. 1과 같이 이진화, 정확 EDT, 극대 연속 원판 중심 추출, 두께 표본화 및 영상 단위 집계를

수행한다. Algorithm 1의 직접 포함 판정과 Algorithm 2의 최근접 배경 광선 판정은 같은 중심 집합을 계산하며, 두 구현의 집합 일치는 IV.2.4에서 독립적으로 검증한다.

(a) Grayscale input I



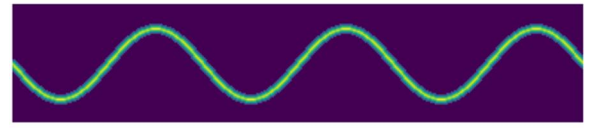
(b) Inversion: $I_r = 255 - I$



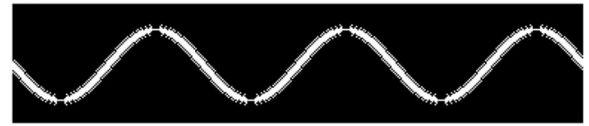
(c) Foreground: $I_r \geq 128$



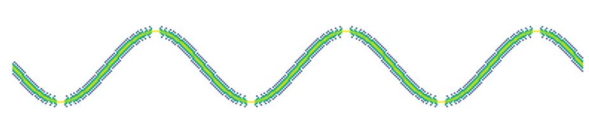
(d) Distance D: 0 to 4.000 px



(e) Maximal distance-disk centers R



(f) Thickness 2D on R: 2 to 8.000 px



Full-image $n = 2,521$; mean = 4.871 px; SD = 1.830 px
Same crop: $x = 64\text{--}447$, $y = 215\text{--}295$; full canvas = 512×512
D and 2D use linear colormaps; white in (f) means unmeasured.

Fig. 1. Distance-ridge measurement on a synthetic sinusoid ($w=7$ px, AA on, $\tau=128$). Panels (a)–(f) show the same crop; EDT, centers, and statistics are computed on the full 512×512 image. Background is white in the thickness display, not a zero-thickness observation.

1. Notation and Digital Image Domain

입력 영상의 가로와 세로 화소 수를 각각 W , H 라 하고, 원 영상의 정수 화소 중심 집합 Ω 와 1화소 패딩을 포함한 확장 집합 Ω^+ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}\Omega &= \{(x, y) : x = 0, \dots, W-1; y = 0, \dots, H-1\} \\ \Omega^+ &= \{(x, y) : x = -1, \dots, W; y = -1, \dots, H\}\end{aligned}\quad (1)$$

좌표는 화소 셀 전체가 아니라 화소 중심을 나타낸다. 축 방향으로 인접한 두 화소 중심 사이의 거리를 1 px로 두고, 좌표 간 거리는 유클리드 거리로 계산한다.

입력 영상은 식 (2)의 8비트 그레이스케일 함수로 표현한다.

$$I: \Omega \rightarrow \{0, 1, \dots, 255\} \quad (2)$$

입력은 흰색 배경과 어두운 선으로 구성된 8비트 그레이스케일 영상으로 가정한다. 측정 전 대비 정규화, 감마 보정 또는 계조 재매핑은 적용하지 않는다. 영상 외부의 배경으로 정의하여 1화소 패딩을 적용하고, EDT와 거리 능선 계산 후의 통계 집계는 원 영역 Ω 에 한정한다. 이 패딩은 화면 밖의 구조를 추정하기 위한 것이 아니라 계산 영역의 경계 조건을 명시하기 위한 것이다.

2. Preprocessing and Binarization Conditions

2.1 Intensity Inversion

흰색 배경과 어두운 선으로 구성된 입력에서 선 영역이 높은 값을 갖도록 명암을 반전한다. 원 영상의 화소값을 $I(x, y)$ 라 할 때 반전 영상 $I_r(x, y)$ 는 식 (3)과 같이 정의한다.

$$I_r(x, y) = 255 - I(x, y) \quad (3)$$

따라서 원 영상의 완전한 흰색 화소는 반전 영상에서 0이 되고, 어두운 선일수록 큰 양의 값을 갖는다.

2.2 Binary Foreground Definition

반전 영상 I_r 에 임계값 τ 를 적용하여 원 영상 영역 Ω 에서 이진 영상 B_τ 를 식 (4)와 같이 정의한다. 임계값과 동일한 계조는 전경에 포함하며, 전경과 배경은 각각 1과 0으로 표현한다.

$$B_\tau(x, y) = \begin{cases} 1, & I_r(x, y) \geq \tau, \\ 0, & I_r(x, y) < \tau. \end{cases} \quad (4)$$

영상 외부의 배경 조건을 포함하는 확장 이진 영상 B_τ^+ 는 식 (5)와 같이 정의한다.

$$B_\tau^+(p) = \begin{cases} B_\tau(p), & p \in \Omega, \\ 0, & p \in \Omega^+, p \notin \Omega. \end{cases} \quad (5)$$

이에 따라 원 영상 밖의 1화소 패딩 영역은 모두 배경이 된다. 원 영상의 전경 화소 집합과 확장 영역의 배경 화소 집합은 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} \Omega_F^{(\tau)} &= \{p \in \Omega : B_\tau(p) = 1\} \\ \Omega_B^{(\tau)} &= \{q \in \Omega^+ : B_\tau^+(q) = 0\} \end{aligned} \quad (6)$$

실제 선화의 Otsu 조건에서는 $L_r < \tau$ 와 $L_r \geq \tau$ 로 형성되는 두 클래스의 클래스 간 분산을 최대화하는 임계값을 사용한다[26]. 참조 구현은 $\tau \in \{1, \dots, 255\}$ 를 평가하며, 최댓값이 동률인 경우 가장 작은 τ 를 선택한다. 두 비어 있지 않은 클래스를 구성할 수 없는 단일 계조 영상에서는 Otsu 임계값을 미정의로 처리한다.

고정 임계값은 $\tau \in \{1, 8, 16, 24, 32, 48, 64, 80, 96, 112, 128, 144, 160, 176, 192, 208, 224, 240\}$ 의 18개 조건을 사용하며, 모든 조건에서 식 (4)의 $\geq$ 규칙을 유지한다. $\tau_F = 1$ 은 반전 영상의 모든 양의 계조, 즉 원 영상에서 255보다 작은 모든 비백색 화소를 전경으로 포함하는 가장 허용적인 조건이다. 이는 권장 임계값이 아니라 민감도 범위를 확인하기 위한 스트레스 기준으로 사용한다.

Otsu 임계값 역시 실제 획의 참 경계를 의미하지 않으므로, 실제 영상 분석에서는 고정 임계값 전체의 반응곡선과 그 안에서 Otsu 조건이 차지하는 위치를 함께 평가한다. $\tau_F = 1$ 대비 변화량은 가장 허용적인 전경 정의에 대한 보조 대조값으로 해석한다.

라이브러리가 $L_r > k$ 의 비교 연산으로 이진화를 수행하는 경우 식 (4)에 대응하는 유효 임계값은 $\tau = k + 1$ 이다. 주 Otsu 분석에서는 이 유효 임계값을 사용하고, 별도의 Otsu-k 대조에서는 $L_r \geq k$ 를 적용하여 한 계조의 경계 규약 차이에 대한 민감도를 평가한다.

이진화 이후 침식, 팽창, 열림, 닫힘, 연결요소 제거, 경계 평활화 또는 수동 경계 보정은 적용하지 않는다. 접합부 및 선단 제외 분석은 이진 입력을 변경하는 후처리가 아니라 동일 입력에서 집계 대상 표본만 변경하는 민감도 분석으로 수행한다.

3. Exact Euclidean Distance Map Computation

각 전경 화소 중심에서 최근접 배경 화소 중심까지의 거리를 계산한다. 원판 포함관계를 부동소수점 오차 없이 판정하기 위해 먼저 제곱 거리 S_τ 를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$S_\tau(p) = \min_{q \in \Omega_B^{(\tau)}} \|p - q\|_2^2, \quad p \in \Omega_F^{(\tau)} \quad (7)$$

화소 좌표가 정수이므로 $S_\tau(p)$ 는 정수이다. 일반적인 EDT 값 $D_\tau(p)$ 는 식 (8)과 같이 제곱 거리의 제곱근으로 정의한다.

$$D_\tau(p) = \sqrt{S_\tau(p)} \quad (8)$$

식 (7)을 만족하는 정확한 EDT[7,8]를 사용하며, 원판 포함 판정에서는 정수형 제곱 거리 S_τ 를 유지한다. 제곱

근은 화소 단위의 두께값을 산출할 때만 사용한다.

모든 거리는 화소 단위로 표현하며 별도의 물리적 축척 변환은 적용하지 않는다. 따라서 공간 해상도가 서로 다른 영상에서 얻은 화소 단위 두께값은 직접 비교하지 않고, 해상도 변화에 따른 측정 민감도로 별도 분석한다.

4. Distance Disks and Distance Ridge Extraction

4.1 Distance-Disk Definition

각 전경 화소 p 에 대해 EDT 값 $D_\tau(p)$ 를 반지름으로 하는 열린 원판 $C_\tau(p)$ 를 연속 평면에 구성한다.

$$C_\tau(p) = \{x \in \mathbb{R}^2 : \|x - p\|_2 < D_\tau(p)\} \quad (9)$$

정의상 $C_\tau(p)$ 의 내부에는 배경 화소 중심이 존재하지 않으며, 적어도 하나의 최근접 배경 중심이 원판 경계에 놓인다. 그러나 이 원판이 실제 연속 획의 경계 또는 전경 화소 셀의 합집합에 내접함을 의미하지는 않는다. 원판의 중심과 반지름은 이진 영상의 화소 중심과 EDT에 의해 결정되는 디지털 기하량이다.

4.2 Disk-Containment Relation

두 거리 원판 $C_\tau(p)$ 와 $C_\tau(q)$ 에 대하여 p 의 거리 원판이 q 의 거리 원판에 완전히 포함되는 조건은 다음과 같다.

$$C_\tau(p) \subseteq C_\tau(q) \Leftrightarrow \|p - q\|_2 + D_\tau(p) \leq D_\tau(q), \quad p \neq q \quad (10)$$

원판 포함관계 자체에서는 자기 포함이 성립하지만, 극대 중심 판정에서는 $p \neq q$ 인 다른 후보에 의한 포함만을 검사한다.

두 중심 사이의 제곱 거리를 식 (11)과 같이 정의한다.

$$A(p, q) = \|p - q\|_2^2 \quad (11)$$

식 (10)은 $\sqrt{A(p, q)} + \sqrt{S_\tau(p)} \leq \sqrt{S_\tau(q)}$ 와 같은 거리 조건으로 표현된다. 반지름 항을 이항하고 우변의 비음수 조건을 확인한 뒤 제곱하면, 식 (12)의 두 정수 부등식으로 변환할 수 있다.

$$\begin{aligned} S_\tau(q) &\geq A(p, q) + S_\tau(p), \\ [S_\tau(q) - A(p, q) - S_\tau(p)]^2 &\geq 4A(p, q)S_\tau(p), \quad p \neq q \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)는 식 (10)과 동치이며 제곱근 계산이나 경험적 부동소수점 허용오차 없이 원판 포함관계를 판정할 수 있다. 실제 정수 구현에서는 제곱과 곱셈의 중간값이 자료형의 표현 범위를 초과하지 않도록 충분한 정수 정밀도를 사용한다.

4.3 Operational Definition of the Distance Ridge

다른 후보 거리 원판에 포함되지 않는 원판을 극대 거리 원판으로 정의한다. 여기서 극대는 영상 전체에서 가장 큰 반지름을 갖는 단일 원판을 의미하지 않는다.

극대 거리 원판의 중심 집합인 거리 능선 R_τ 는 식 (13)과 같이 정의한다.

$$R_\tau = \{p \in \Omega_F^{(\tau)} : \nexists q \in \Omega_F^{(\tau)}, q \neq p, C_\tau(p) \subseteq C_\tau(q)\} \quad (13)$$

본 연구에서 거리 능선(distance ridge)은 미분 또는 Hessian에 기반한 영상 ridge가 아니라 식 (13)의 극대 연속 거리 원판 중심 집합을 의미한다. 이 집합은 Zhang-Suen 세선화[3]와 독립적으로 계산되며, 표본 위치는 원이진 영상의 EDT와 원판 포함관계에 의해 직접 결정된다.

서로 다른 중심을 갖는 동일 반지름의 원판은 서로를 포함하지 않으므로 모두 유지된다. 따라서 EDT plateau에서는 복수의 인접 중심이 유지될 수 있으며, R_τ 가 항상 1 화소 폭의 중심선을 이루는 것은 아니다.

$$e_\tau = \{C_\tau(p) : p \in \Omega_F^{(\tau)}\}, \quad R_\tau = \text{centers}(\text{Max}_{\subseteq} e_\tau) \quad (14)$$

식 (9)-(13)과 동일한 후보 중심, 반지름 및 연속 원판 포함관계를 사용하는 기존 maximal-disk-center extraction을 식 (14)와 같이 나타낼 수 있다. 동일한 원판족과 포함관계를 사용하면 해당 maximal-disk-center 집합은 정의상 R_τ 와 일치한다. 따라서 본 연구는 새로운 극대 중심 집합을 제안하는 것이 아니라, 이 중심에서 얻은 지름 표본의 분포, 영상 수준 집계 규칙 및 검증 절차를 분석 대상으로 한다.

다만 전경 화소 셀의 합집합, 연속 평면의 거리 원판, 그리고 격자점 원판 $C_\tau(p) \cap \mathbb{Z}^2$ 는 서로 다른 기하 모델이다. 예를 들어 5화소 십자 구조에서는 연속 원판을 사용할 경우 다섯 중심이 유지될 수 있는 반면 격자점 원판에서는 하나의 중심만 유지될 수 있다. 따라서 ‘극대 원판 중심’이라는 명칭만으로 서로 다른 구현의 동일성을 가정해서는 안 된다.

$$|D_\tau(p) - D_\tau(q)| \leq \|p - q\|_2 \quad (15)$$

최근접 배경 거리 함수의 1-Lipschitz 성질은 식 (15)와 같다. 이에 따라 한 거리 원판이 다른 거리 원판에 포함되려면 중심 사이의 거리만큼 거리값이 증가하는 등호 조건이 성립해야 한다. 정수 후보 집합에서는 작은 반지름의 후보라도 이를 포함하는 다른 후보가 존재하지 않으면 극대 중심으로 유지된다. 따라서 거리 능선을 시각적 중심선 또는 큰 EDT 값을 갖는 위치의 집합으로 단순화하여 해석

하지 않는다.

4.4 Deterministic Extraction Procedure

식 (13)의 거리 능선 집합을 구현하기 위한 결정론적 절차는 다음과 같다.

Algorithm 1. Deterministic distance-ridge extraction

Input: Foreground set $\Omega_F(\tau)$ and squared EDT S_τ

Output: Maximal distance-disk center set R_τ

1. Sort candidates by decreasing S_τ ; break ties by y , then x .
2. Initialize $R_\tau \leftarrow \emptyset$.
3. For each candidate p , set contained $\leftarrow$ false.
4. For each $q \in R_\tau$, test Eq. (12).
5. If containment holds, set contained $\leftarrow$ true and stop this inner loop.
6. If contained is false, set $R_\tau \leftarrow R_\tau \cup \{p\}$.
7. Return R_τ .

후보를 S_τ 의 내림차순으로 처리하면 현재 후보를 포함할 수 있는 더 큰 반지름의 원판이 먼저 검사된다. 포함관계의 추이성 때문에 이미 제거된 후보를 이후 비교 집합에 유지할 필요가 없으며, 동일 반지름의 서로 다른 중심은 서로를 포함하지 않는다. 따라서 y, x 순서의 동률 정렬은 실행의 결정론성만 보장하며 최종 중심 집합에는 영향을 주지 않는다.

전경 화소 수를 N , 유지된 중심 수를 M 이라 할 때 직접 절차의 시간 복잡도 상한은 $O(WH + N \log N + NM)$ 이고, 최악의 경우 $O(WH + N^2)$ 이다. 메모리 복잡도는 거리 맵, 후보 및 출력 집합을 포함하여 $O(WH + N + M)$ 이다.

4.5 Equivalent Nearest-Background-Ray Extraction

후보 쌍의 직접 포함 검사를 줄이기 위해 동일한 R_τ 를 계산하는 최근접 배경 광선 구현을 사용한다. 참조 구현에서는 feature transform으로 각 전경 화소 p 의 최근접 배경 중심 $b(p)$ 를 구하고, 좌표 차이의 제곱합으로 $S_\tau(p)$ 를 계산한다. $p - b(p) = (v_x, v_y)$, $g = \gcd(|v_x|, |v_y|)$, $u = \frac{p - b(p)}{g}$ 라 하자. p 가 전경이므로 $g > 0$ 이다. 이때 정수 격자상에서 광선 방향의 첫 번째 후보 $q = p + u$ 만을 검사하여 식 (13)의 제거 여부를 식 (16)으로 판정할 수 있다.

$$p \notin R_\tau \Leftrightarrow q \in \Omega_F^{(g)}, \quad S_\tau(q) = \|q - b(p)\|_2^2 \quad (16)$$

이 판정은 직접 포함 조건과 동치이다. p 의 원판을 포함하는 후보 q' 가 존재한다고 하면 $D(q') \leq \|q' - b(p)\| \leq \|q' - p\| + D(p) \leq D(q')$ 가 성립하므로 모든 부등식은 등식이야 한다. 따라서 $b(p)$, p , q' 는 같은 방향의 직선 위에

놓이며, q' 는 p 에서 기본 정수 방향 u 를 양의 정수 횟수만큼 이동한 점이다. 첫 정수점 q 는 p 와 q' 사이의 동일한 정수 광선 위에 있으므로, 식 (15)의 1-Lipschitz 성질과 선택된 배경점 $b(p)$ 에 대한 거리 상계를 함께 적용하면 q 에서도 거리 함수값과 $b(p)$ 까지의 유클리드 거리가 일치한다. 따라서 식 (16)의 제거 조건이 성립한다. 반대로 식 (16)의 등식이 성립하면 식 (10)의 원판 포함조건이 충족된다. 최근접 배경 중심이 복수인 경우에도 선택된 $b(p)$ 에 대해 동일한 논증이 적용된다.

따라서 광선 구현은 근사적 세선화가 아니라 식 (13)과 동일한 극대 중심 집합을 계산하는 동치 구현이다. 정확한 feature transform을 $O(WH)$ 에 계산하고 유클리드 알고리즘으로 각 전경 화소의 gcd를 $O(\log L)$ 에 계산한다고 할 때, 여기서 $L = \max(W, H) + 1$ 이며 전체 시간 복잡도 상한은 $O(WH + N \log L)$ 이다. Feature transform, 제곱 거리 맵 및 출력 마스크가 지배하므로 메모리 복잡도는 $O(WH)$ 이다. 직접 포함 판정과 집합 일치는 IV.2.4에서 검증한다.

Algorithm 2. Exact nearest-background-ray implementation

Input: Binary foreground B_τ ; one-pixel exterior background padding.

Output: R_τ and integer squared distances S_τ on the original domain.

1. Compute a nearest-background feature transform $b(p)$ and $S_\tau(p) = \|p - b(p)\|_2^2$.
2. For each foreground p , let $v = p - b(p)$, $g = \gcd(|v_x|, |v_y|)$, and $q = p + v/g$.
3. Retain p if q is outside the foreground or $S_\tau(q) \neq \|q - b(p)\|_2^2$.
4. Return all retained centers and their squared distances; do not thin or prune the output.

5. Distance-Ridge Thickness Samples

II.2.4에서 구분한 측정 위치에 따라 거리 능선의 지름 표본을 식 (17)과 같이 정의한다.

$$t_\tau(p) = 2D_\tau(p) = 2\sqrt{S_\tau(p)}, \quad p \in R_\tau \quad (17)$$

$t_\tau(p) = 2D_\tau(p)$ 는 중심 p 에 대응하는 거리 원판의 지름이며, 화소 단위 실수값으로 유지한다. 반올림, 보간 또는 경험적 보정은 적용하지 않는다. 따라서 이 표본은 극대 원판 중심에서 정의된 디지털 기하량이며, 전경 전체의 local-thickness map이나 연속 공간의 물리적 획 폭과 동일한 양으로 해석하지 않는다.

6. Image-Level Quantitative Analysis

6.1 Ridge-Sampled Thickness Distribution

영상 i 와 이진화 조건 c 를 고려한다. 주 비교에서 $c = F$ 는

고정 임계값 $\tau_F=1$, $c=0$ 는 유효 임계값을 적용한 Otsu 조건을 나타낸다. 동일한 정의는 나머지 고정 임계값과 Otsu-k 조건에도 적용한다. 조건 c 에서 영상 i 의 거리 능선 집합을 $R_i(c)$ 라 할 때 표본 수를 식 (18)과 같이 정의한다.

$$N_i^{(c)} = |R_i^{(c)}| \quad (18)$$

두께 평균과 산포는 $N_i(c)>0$ 인 경우에만 정의한다. 빈 전경 또는 빈 거리 능선을 두께 0으로 치환하지 않으며, 해당 조건의 두께 통계는 미정의로 기록한다.

영상별 평균 두께 $\mu_i(c)$ 는 식 (19)와 같이 정의한다.

$$\mu_i^{(c)} = \frac{1}{N_i^{(c)}} \sum_{p \in R_i^{(c)}} t_i^{(c)}(p) \quad (19)$$

영상별 표준편차 $\sigma_i(c)$ 는 식 (20)과 같이 계산한다.

$$\sigma_i^{(c)} = \sqrt{\frac{1}{N_i^{(c)}} \sum_{p \in R_i^{(c)}} [t_i^{(c)}(p) - \mu_i^{(c)}]^2} \quad (20)$$

식 (20)은 영상에서 관측된 전체 거리 능선 표본의 기술적 산포를 나타내므로 분모에는 해당 영상의 표본 수를 사용한다. 개별 능선 화소를 독립적인 확률표본으로 간주하거나 모집단 분산의 불편추정량으로 해석하지 않는다.

상대적 산포를 보조적으로 기술하기 위해 변동계수 $CV_i(c)$ 를 식 (21)과 같이 계산한다.

$$CV_i^{(c)} = \frac{\sigma_i^{(c)}}{\mu_i^{(c)}} \quad (21)$$

영상 단위 분석에서는 표본 수, 중앙값 및 CV를 함께 보고한다. 거리값의 이산성 때문에 두께 히스토그램의 개별 봉우리를 서로 독립된 실제 획 폭 집단으로 직접 해석하지 않는다.

6.2 Weighting and Structural Interpretation

주 통계는 모든 거리 능선 화소에 동일한 가중치를 부여한다. 따라서 긴 구조, EDT plateau 또는 많은 능선 화소를 형성하는 영역이 상대적으로 크게 반영된다. 이 추정 대상은 개별 의미적 획을 동일 가중한 평균이나 연속 중심선의 호 길이 가중 평균과 구별된다.

또한 주 분석에서는 교차, 접합 및 분기부를 제거하지 않는다. 따라서 영상 수준 통계는 분리된 개별 획의 물리적 폭이 아니라 교차-접합-분기를 포함한 전체 이진 구조에서 유지된 거리 능선 지름 표본의 분포를 기술한다.

$$\mu_w = \frac{\sum_{p \in R} w(p)t(p)}{\sum_{p \in R} w(p)}, \quad \mu_{\text{comp}} = \frac{1}{L} \sum_{\ell=1}^L \frac{1}{|R_\ell|} \sum_{p \in R_\ell} t(p) \quad (22)$$

식 (22)에서 R_ℓ ($\ell=1, \dots, L$)은 비어 있지 않은 거리 능선의 8-연결 성분이며, L 은 연결 성분 수이다. $w(p)$ 는 위치 p 에 부여되는 비음수 가중치로서 명목 획 폭을 나타내는 w 와 구분한다.

가중 민감도 분석에서는 능선 화소 동일 가중, 8-연결 성분 동일 가중 및 근사 그래프 길이 가중을 비교한다. 그래프 길이 가중에서는 각 능선 화소에 연결된 무방향 이웃 간선 길이의 절반 합을 가중치로 부여하고, 축 방향 두 간선으로 우회 가능한 대각 간선은 제거한다. 고립 화소의 가중치는 1로 설정한다. EDT plateau에서는 이 그래프가 면적 구조를 형성할 수 있으므로 그래프 가중치를 정확한 연속 호 길이로 해석하지 않으며, 8-연결 성분 또한 의미적으로 분할된 개별 획과 동일시하지 않는다.

가중 표준편차는 동일한 가중 평균을 중심으로 식 (23)과 같이 정의한다.

$$\sigma_w = \sqrt{\frac{\sum_{p \in R} w(p)(t(p) - \mu_w)^2}{\sum_{p \in R} w(p)}} \quad (23)$$

분모에는 가중치의 합을 사용하며 독립 확률표본에 대한 자유도 보정은 적용하지 않는다. 가중치 합 또는 제외 후 남은 표본 수가 0인 경우 해당 통계는 미정의로 처리한다.

접합부 및 선단 제외 민감도 분석에는 동일 이진 영상의 Zhang-Suen 골격을 사용한다. 축 방향 우회 경로를 갖는 대각 간선을 제거한 골격 그래프에서 차수 3 이상인 정점을 접합 후보, 차수 1인 정점을 선단 후보로 정의한다. 각 후보 s 에 대해 $r(s) = \max\{1, \lceil D_\tau(s) \rceil\}$ 인 닫힌 이웃 원판 내부의 거리 능선 표본을 제외한다. 제외 반경은 각 후보별로 독립적으로 계산하며, 접합부와 선단의 합집합을 제외하는 조건도 함께 평가한다. 이 분석은 이진 입력을 변경하지 않고 집계 표본만 변경한다.

6.3 Foreground Ratio

이진화 조건에 따른 전경 규모를 기술하기 위해 영상별 전경 화소 비율 $g_i(c)$ 를 식 (24)와 같이 정의한다.

$$g_i^{(c)} = \frac{|\Omega_{F,i}^{(c)}|}{|\Omega_i|} \times 100 \quad (24)$$

전경 비율은 두께 자체의 측정값이 아니라, 이진화 조건에 따라 EDT 입력 구조의 공간적 범위가 어떻게 변하는지를 나타내는 보조 통계량이다.

6.4 Equal-Weight Aggregation Across Images

전체 영상 수를 K 라 하고 영상 단위 통계량 $z_i(c)$ 가 평

균 두께, 표준편차 또는 전경 비율을 나타낼 때, 조건별 데이터셋 평균 $M_z(c)$ 를 식 (25)와 같이 정의한다.

$$M_z^{(c)} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K z_i^{(c)}, \quad z \in \{\mu, \sigma, g\} \quad (25)$$

각 영상은 내부의 거리 능선 표본 수와 관계없이 동일한 가중치를 갖는다. 따라서 식 (25)는 전체 영상의 능선 표본을 하나로 합산하는 pooled mean과 추정 대상이 다르며, 표본 수가 많은 일부 영상이 데이터셋 통계를 지배하는 것을 방지한다. 모든 이진화 조건은 동일한 $K=100$ 장의 영상에 대응시켜 적용하며, 조건 간 비교에서도 영상 대응 관계를 유지한다.

고정 임계값 조건을 기준으로 Otsu 조건에서 데이터셋 평균이 변화한 비율은 식 (26)과 같이 정의한다.

$$\Delta_z(\%) = 100 \frac{M_z^{(O)} - M_z^{(F)}}{M_z^{(F)}} \quad (26)$$

$\Delta_z < 0$ 은 Otsu 조건에서 데이터셋 평균이 감소했음을 의미한다. 이는 각 영상별 상대 변화율을 먼저 계산한 뒤 평균하는 통계량과는 구별된다. 장면 군집에 대한 동일 가중 집계는 식 (27)과 같이 정의한다.

$$M_{\text{cluster}}^{(c)} = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G \frac{1}{|I_g|} \sum_{i \in I_g} z_i^{(c)} \quad (27)$$

식 (27)은 각 군집의 내부 평균에 동일한 가중치를 부여하므로 식 (25)의 프레임 동일 가중과 추정 대상이 다르다. 실제 데이터에는 확정된 shot 경계가 없으므로 프레임 간격과 인접 영상의 색상 히스토그램 유사도를 이용한 근사 장면 군집에 이를 적용하며, 각 군집의 첫 프레임만 사용하는 집계도 별도로 평가한다. 이 분석은 장면 수준 집계 규칙에 대한 민감도를 확인하기 위한 것으로, 정확한 shot segmentation이나 독립적인 장면 모집단을 가정하지 않는다.

6.5 Relationship Between Mean Thickness and Dispersion

영상별 평균 두께와 표준편차의 관계는 조건별로 절편을 포함하는 단순 선형회귀를 이용하여 식 (28)과 같이 기술한다.

$$\sigma_i^{(c)} = \beta_0^{(c)} + \beta_1^{(c)} \mu_i^{(c)} + \epsilon_i^{(c)} \quad (28)$$

회귀모형의 결정계수 R_c^2 는 다음과 같이 계산한다.

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^K [\sigma_i^{(c)} - \hat{\sigma}_i^{(c)}]^2}{\sum_{i=1}^K [\sigma_i^{(c)} - M_\sigma^{(c)}]^2} \quad (29)$$

이때 $\hat{\sigma}_i(c)$ 는 회귀 예측값, $M_\sigma(c)$ 는 영상별 표준편차의 평균이다. R^2 는 관측된 평균-산포 관계의 선형성을 기술하는 통계량으로 사용하며, 측정 정확도, 인과관계 또는 지각적 품질의 지표로 해석하지 않는다.

두 이진화 조건 사이의 영상 순위 일관성은 평균 두께와 표준편차 각각에 대해 Spearman 순위상관을 식 (30)과 같이 계산한다.

$$\rho_z = \text{corr}(\text{rank}(z_1^{(F)}, \dots, z_K^{(F)}), \text{rank}(z_1^{(O)}, \dots, z_K^{(O)})), \quad z \in \{\mu, \sigma\} \quad (30)$$

동률에는 평균순위를 부여한다. ρ_z 는 조건 변화에도 영상의 상대적 순서가 유지되는 정도를 나타내며, 특정 이진화 조건의 정확도 우위를 의미하지 않는다.

실제 영상 분석은 고정된 관측 코호트에서의 기술적 민감도 평가에 초점을 둔다. 주 비교 조건의 차이에 대해서는 영상 대응을 유지한 프레임 bootstrap을 5,000회 수행하고 2.5 및 97.5 백분위 구간을 보조적으로 제시한다. 이 구간은 정의된 프레임 재표집 규칙에 조건부이며, 시간적 독립성을 가정한 모집단 신뢰구간으로 확대 해석하지 않는다. 개별 거리 능선 화소를 독립 확률표본으로 간주한 유의확률은 계산하지 않는다.

7. Reproducibility, Data Availability, and Scope

주 분석에서는 본 장에서 정의한 전경, 경계 조건, 거리 원판, 표본화 및 영상 수준 집계 규칙을 고정한다. 합성 입력 생성 규칙, 임계값 규칙, 직접 포함 판정, 광선 구현 및 저장 통계의 재집계를 서로 다른 검증 단계로 관리하며, 해상도 민감도 분석을 제외하고 입력 영상의 크기를 변경하지 않는다.

재현 가능 범위는 세 수준으로 구분한다. 첫째, 합성 기준은 Table 2와 본문의 생성 및 측정 규칙을 이용하여 독립적으로 재생성할 수 있다. 둘째, 외부에서는 원고에 보고된 익명화 집계값과 합성 프로토콜을 이용하여 분석 절차와 결과를 검토할 수 있다. 셋째, 기관 내부에서는 보존된 통계의 재집계와 입력 SHA-256 대조를 통해 계산 기록의 일관성을 확인한다. 실제 영상의 원본, 개별 추출 선화 및 내부 통계 파일은 공개되지 않으므로 외부에서 원입력을 이용한 재측정은 수행할 수 없다. 따라서 실제 데이터에 대한 결과는 고정된 100장 내부 코호트에서 관측한 조건 민감도 사례로 해석 범위를 한정한다.

IV. Experimental Results

RQ1은 합성 기하에서의 오차, 실패, 격자 및 해상도 민감도를 통해 검토하고, RQ2는 동일한 EDT에서 표본 집합을 달리했을 때의 차이를 분석한다. RQ3는 비공개 내부 사례연구를 통해 이진화, 표본화, 집계 및 해상도 변화에 대한 민감도를 평가한다.

1. Experimental Design and Evaluation Criteria

1.1 Separation of Synthetic and Real-Image Experiments

합성 영상에서는 명목 생성 폭을 기준으로 거리 능선 표본의 영상별 평균 오차를 평가한다. 반면 실제 선화에는 참 폭이 존재하지 않으므로 절대 정확도를 평가하지 않고, 동일 입력에서 분석 조건을 변경했을 때 통계량이 어떻게 달라지는지를 내부 사례연구로 분석한다. 두 실험은 동일한 측정 정의를 사용하되, 검증 대상은 각각 명목 기하 오차와 조건 민감도로 구분한다.

1.2 Accuracy and Systematic Bias

합성 영상 j 의 명목 두께를 w_j , 거리 능선 두께의 영상별 평균을 $\hat{w}_j$, 유효 조건 수를 J 라 한다. 평균절대오차(MAE), 화소 단위 편향(bias), 부호 있는 평균 상대오차(mean signed relative error, MSRE)를 다음과 같이 정의한다.

$$MAE = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J |\hat{w}_j - w_j| \quad (31)$$

$$Bias = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (\hat{w}_j - w_j) \quad (32)$$

$$MSRE(\%) = \frac{100}{J} \sum_{j=1}^J \frac{\hat{w}_j - w_j}{w_j} \quad (33)$$

MAE는 오차의 절대적 크기를, bias와 MSRE는 오차의 방향성을 나타낸다. 양의 오차와 음의 오차가 상쇄될 수 있으므로 MARE, 최악 절대오차 및 실패 조건 수도 함께 보고한다. 따라서 MSRE가 0에 가깝다는 사실만으로 높은 정확도를 의미하지 않는다.

$$MARE(\%) = \frac{100}{J} \sum_{j=1}^J \left| \frac{\hat{w}_j - w_j}{w_j} \right| \quad (34)$$

전경 또는 유효 표본이 없는 조건은 실패로 기록하고 오차 평균에서는 제외하며, 전체·유효·실패 조건 수를 함께 제시한다. 배치 및 기하 조건에서 보고하는 mean±SD, median/IQR 및 범위는 사전에 구성된 결정론적 조건 집합의 분포를 기술하며, 확률표본에 대한 신뢰구간으로 해

석하지 않는다.

본 연구의 MAE는 각 조건의 영상별 평균 두께와 명목 폭 사이의 차이를 요약한다. 영상 내부의 국소적 과대·과소추정이 평균 과정에서 상쇄될 수 있으므로, 작은 MAE를 위치별 물리 폭의 정확성으로 확대 해석하지 않고 표본 분포, MARE, 최악 오차 및 실패 조건과 함께 평가한다.

2. Validation on Synthetic Data

2.1 Synthetic Validation Data

기본 검증은 6개 형상, 15개 명목 두께 및 두 가지 AA 조건을 조합한 180조건으로 구성하며 세 측정 방법의 공통 비교에 사용한다. 별도의 3,234조건에서는 이동, 방향, 원의 중심과 반지름, 사인곡선의 위상과 곡률 및 교차각을 변화시켜 격자 형상 민감도를 평가한다. 입력 재생성 및 구현 대조는 서로 다른 검증 목적을 가지므로 조건 수를 하나의 독립 표본 수로 합산하지 않는다.

Table 2. Synthetic benchmark and generation protocol

Item	Specification
Canvas	512 × 512 pixels
Shapes/ widths	Horizontal, vertical, diagonal, circle, sinusoid, cross; 1-15 px (base)
Base comparison	180 settings; three methods
Placement / geometry	3,234 settings; 11 widths; two AA conditions
Reproduction cross-check	180 base + 390 placement settings
Reference / summary	Nominal generating width / all retained ridge samples
Coordinates	Integer pixel centers; base center $c=(256,256)$
Straight strokes	Length 384; endpoints $c \pm 192(\cos\theta, \sin\theta)$; $\theta=0^\circ, 90^\circ, 45^\circ$
Circle	Center c : centerline radius 80; $ p-c -80 < w/2$
Sinusoid	$x=64 \cdots 448$ at step 0.25; $y=256+24 \sin(2\pi(x-64)/128)$
Crossing	Two equal-length straight strokes; angle 90°
Primitive / caps	Union of open capsules or annulus; round caps and joins
AA sampling	Off: pixel centers; on: 8×8 subpixel coverage
Grayscale / threshold	$I=255-\text{rint}(255 \times \text{coverage})$, ties to even; $255-I \geq 128$
Implementation	NumPy/Numba geometry; no resize, cleanup or outlier rejection

기본 180조건은 형상, 두께 및 AA의 완전요인 설계이다. 확대된 3,234조건은 변동 유형별로 서로 다른 유한 조건 격자를 사용하므로 전체 평균은 본 실험 격자에 대한 기술 통계이며, 임의의 형상 모집단에 대한 추정치가 아니

다. 확대 격자에서는 3,051개의 서로 다른 16자리 화소 해시 접두부가 확인되었다. 동일한 래스터가 서로 다른 생성 조건에서 반복될 수 있으므로 조건 수와 고유 영상 수를 구분한다.

AA off는 정수 화소 중심의 기하 포함 여부로 래스터화하고, AA on은 8×8 하위 화소 coverage를 ties-to-even 규칙으로 계조화한 뒤 $\tau=128$ 에서 이진화한다. 사인곡선은 polyline capsule 합집합으로 생성하며 round cap/join과 열린 포함 부등식을 사용한다. 이러한 생성·이진화 규약은 AA와 격자 효과를 재현하기 위해 모든 조건에서 고정한다.

확대 격자의 두께는 {1,2,3,4,5,6,7,8,10,12,15}이고 AA는 off/on이다. 평행 이동 1,100조건은 수평·45° 직선의 $\delta x, \delta y \in \{0, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75\}$ 를 조합한다. 방향 418조건은 0~90°를 5° 간격으로 평가한다. 원 528조건은 반지름 {40,60,80,80.25,80.5,120}과 중심 이동 {(0,0),(0.25,0.25),(0.5,0),(0.5,0.5)}를 조합한다. 사인곡선 1,056조건은 진폭 {8,16,24,32}, 주기 {96,128,192}, 위상 {0, $\pi/4$, $\pi/2$, $3\pi/4$ }를 조합하고, 교차선 132조건은 교차각 {15°, 30°, 45°, 60°, 75°, 90°}를 사용한다.

Table 3. Placement/geometry error by nominal width band

Width(px)	N / invalid	Ridge MAE	MSRE(%)	MARE(%)
1-3	882 / 5	0.538	+34.87	40.88
4-5	588 / 0	0.857	-14.52	18.88
6-8	882 / 0	1.695	-22.00	24.01
10-15	882 / 0	3.549	-28.31	28.55

전체 3,234조건 중 3,229조건에서 유효한 표본이 산출되었다. 실패한 5조건은 AA off 상태의 1화소 수평선을 반화소 수직 이동한 경우로, 열린 포함 규칙에 의해 전경이 소실되었으며 두께 0으로 대체하지 않았다. 명목 두께가 증가할수록 과소추정 경향이 뚜렷해졌고, 10~15화소 구간의 MSRE는 -28.31%였다. 한편 사인곡선의 진폭 32, 주기 96, 두께 15인 8조건은 곡률과 반폭의 곱이 1 이상으로, 정규적인 일정 법선 폭의 관으로 해석하기 어려운 고곡률 스트레스 조건에 해당한다. 따라서 이 조건들은 다른 조건과 동일한 연속 획 폭의 참값 검증 대상으로 해석하지 않았다. 해당 8조건을 제외한 10~15화소 구간의 MSRE는 -28.23%로, 전체 구간의 -28.31%와 유사한 값을 보였다.

Table 4. Signed relative-error envelopes (%) in the placement/geometry grid

Variation	w=3: mean±SD [min,max]	w=15: mean±SD [min,max]
translation 2d	+4.97 ± 25.34 [-33.33, +32.65]	-23.17 ± 16.70 [-40.59, -1.78]
orientation	-3.34 ± 15.08 [-16.08, +32.65]	-31.54 ± 9.42 [-40.55, -6.93]
circle	-8.65 ± 1.05 [-10.56, -5.93]	-34.40 ± 0.14 [-34.69, -34.11]
sine	-9.62 ± 5.12 [-16.52, +5.24]	-35.66 ± 2.50 [-38.09, -29.79]
cross_angle	+8.48 ± 11.48 [-1.11, +32.80]	-25.37 ± 9.47 [-34.59, -6.49]

Table 4는 각 변동 유형에서 두 AA 조건을 포함한 동일 명목 두께의 설정을 집계한다. 표준편차는 각 변동 유형에서 관측된 유효 조건의 산포를 나타내며, 범위는 관측 최솟값과 최댓값이다. 변동 유형별 설정 수가 서로 다르므로 전체 격자 평균과 변동 유형을 동일 가중한 평균은 동일하지 않다.

2.2 Measurement Accuracy and Systematic Bias

Table 5는 기본 격자의 전체·1~3화소·5화소 이상 범위를 AA별로 구분한 오차이다. 표의 부분집합은 중첩되며 모든 기본 조건은 유효하였다.

Table 5. Base-grid errors by width range and anti-aliasing

Range / AA	n	MAE(px)	Bias(px)	MSRE(%)	MARE(%)
1-15 / Off	90	1.620	-1.263	-5.14	23.55
1-15 / On	90	1.805	-0.901	+2.43	29.49
1-3 / Off	18	0.574	+0.481	+38.75	41.87
1-3 / On	18	0.902	+0.814	+55.36	58.31
≥5 / Off	66	2.009	-1.809	-16.50	19.60
≥5 / On	66	2.089	-1.493	-12.85	21.16

기본 180조건에서 거리 능선의 MAE는 1.712화소, bias는 -1.082화소, MSRE는 -1.36%, MARE는 26.52%였다. MSRE의 절댓값이 작은 것은 얇은 구조의 양의 상대오차와 곡선·대각선 및 굵은 구조의 음의 상대오차가 상쇄된 결과이다. 특히 5화소 이상에서도 MAE가 2.009~2.089화소로 나타나 특정 두께 이상에서 명목 폭 정확도가 자동으로 확보된다고 볼 수 없다.

AA off/on의 bias는 각각 -1.263/-0.901화소였으나 MAE는 1.620/1.805화소였다. AA는 계조뿐 아니라 이진 경계와 유지되는 표본 집합을 동시에 변화시키므로, 특정 오차 지표 하나의 변화만으로 AA의 유효성을 일반화하기

어렵다.

1-3화소 범위의 MSRE는 AA off/on에서 각각 +38.75%와 +55.36%, MARE는 41.87%와 58.31%였다. 명목 두께가 작은 경우 한 화소 수준의 경계 또는 표본 변화가 큰 상대오차로 확대되므로, 이 구간에서 본 기술량을 정밀한 절대 폭 추정치로 해석하기 어렵다.

2.2.1 Error Decomposition and Thin-Stroke Interpretation

얇은 구조의 오차를 해석하기 위해 구현 일치성, 이진 경계 정의 및 화소 중심 거리와 연속 폭 사이의 차이를 구분하였다. 구현 일치는 IV.2.4에서 독립적으로 검증하고, 연속 폭과의 기하적 차이는 선단과 영상 경계에서 충분히 떨어진 축 정렬 띠에서 분석하였다. 이진 전경의 행 수를 m 이라 하면 내부 거리 능선의 두께는 $T=2 \lceil m/2 \rceil$ 이므로, 화소 셀 경계 사이의 폭 m 과 EDT 중심거리의 두 배 사이에는 홀짝에 따른 차이가 발생한다.

$$T - w = (2\text{ceil}(m/2) - m) + (m - w) \quad (35)$$

식 (35)의 첫 항은 화소 중심 거리와 셀 경계 기준 폭의 차이를, 둘째 항은 래스터화-이진화로 인한 전경 폭의 변화를 나타낸다. $m=w=1,2,3$ 인 내부 띠의 상대오차는 각각 100%, 0%, 33.3%로, EDT 자체가 정확하게 계산되더라도 디지털 기하 정의에 의해 오차가 남을 수 있음을 보여준다. 이 관계는 축 정렬 내부 띠에 대한 것이며 곡선, 선단 및 접합부를 포함하는 영상 전체에 직접 적용하지 않는다.

$$T_r^{AA} - w = (T_r^{AA} - T_{128}^{AA}) + (T_{128}^{AA} - T_{128}^{noAA}) + (T_{128}^{noAA} - w) \quad (36)$$

동일 기하의 AA 영상에서 임계값 변화, $\tau=128$ 에서의 AA 차이, AA off 상태에서의 중심·격자·표본 잔여 차이를 식 (36)으로 분해하였다. 총 1,440조건 가운데 AA 측정은 1,434조건에서, 세 분해 항은 1,416조건에서 정의되었으며 정의된 모든 조건에서 항등식 잔차는 0이었다. 이 분해는 사전에 선택한 기준 조건과 비교 순서에 의존하는 항등식으로, 각 항을 독립적인 인과 기여율로 해석하지 않는다.

전체 조건에서 임계값 차이 항은 -1.978 ~ $+1.074$ 화소, $\tau=128$ 에서의 AA 차이 항은 -0.074 ~ $+1.978$ 화소였다. 정수 중심 배치에서는 홀수 폭의 AA 차이가 0.000 ~ 0.025 화소로 작았으나 짝수 폭에서는 -0.027 ~ 1.967 화소였고, 반화소 이동에서는 반대의 홀짝 의존성이 나타났다. 따라서 AA에 따른 차이는 명목 두께와 격자 위상에 공동으로 의

존하였다.

미정의 분해 24건은 반화소 이동한 1화소 수평선·수직선·교차선에서 AA off 기준 전경이 소실된 세 기하와 여덟 임계값의 조합이다. 이 가운데 임계값 192~224의 6건은 AA 측정 전경도 비어 있었다. 기준값이 없는 차이를 0으로 대입하거나 유효 조건의 오차 평균에 포함하지 않았다.

선단을 제외한 96×96 내부 띠의 60조건 가운데 59조건이 유효하였고, 모든 유효 조건에서 $T=2 \lceil m/2 \rceil$ 가 성립하였다. 정수 중심 배치의 명목 폭 2에서는 AA off의 $m=1$, $T=2$ 가 AA on의 $m=3$, $T=4$ 로 변환 반면, 반화소 이동된 짝수 폭에서는 같은 변화가 나타나지 않았다. 이는 열린 포함 규칙, 계조 반올림, 이진화 경계 및 격자 위상이 결합하여 두께 표본을 변화시킬 수 있음을 보여준다.

따라서 큰 상대오차를 EDT 계산, AA 또는 이진화 하나의 원인으로 환원하기 어렵다. 비어 있지 않은 전경에서는 $\tau \geq 2$ 라는 하한이 존재하며, 작은 반지름의 극대 중심이 유지되는 비율 또한 영상 평균에 영향을 준다. 정확한 EDT와 원판 포함 판정은 정의된 디지털 측정량의 계산 정확성을 보장하지만 연속 획 폭의 복원을 보장하지 않는다.

Table 6. Usage guidance by thickness and resolution

Condition	Use and limitation
≤ 3 px	Large relative errors; no precise absolute-width inference.
4-5 px	Not a safe transition: placement-grid MSRE -14.52% .
6-15 px	Shape-dependent underestimation of nominal width persists.
Image mean near 2 px	Check the $\tau \geq 2$ floor and the fraction of $\tau=2$ samples.
Different resolution	Use native-resolution calibration; resizing is not ground truth.
All widths	Match threshold, sample set and aggregation; report errors and failures.

2.2.2 Synthetic Sampling-Density Sensitivity

연속 기하를 각 밀도에서 새로 생성하는 표본화 밀도 실험은 5개 형상, 물리 폭 $\{0.5, 1, 1.5, 2\}$, 표본화 밀도 $\{1, 2, 3, 4, 6, 8\}$ 및 두 AA 조건을 조합한 240설정으로 구성하였다. 이는 이미 생성된 래스터 영상을 단순 확대 보간하는 실험과 구별된다. 조사한 밀도 1-8 범위에서 일부 곡선 및 대각선 조건의 평균은 명목 폭에 단조롭게 접근하지 않았다. 다만 이는 유한한 표본화 밀도 범위에서 관찰한 결과이며 점근적 비수렴을 의미하지 않는다. 실제 AI 출력의 재표본화 민감도는 IV.4.5에서 별도로 분석한다.

2.3 Quantization and Effective Distinguishable Width Interval

주어진 형상, 배치 및 래스터화 조건에서 서로 다른 명목 두께가 측정값으로 구별되는 간격을 유효 측정 분해능으로 정의하였다. 경계와 선단을 제외한 축 정렬 띠에서는 이진 행 수 m 과 측정 두께 사이에 다음 관계가 성립한다.

$$T = 2\text{ceil}\left(\frac{m}{2}\right) \quad (37)$$

행 수 $m=1, \dots, 15$ 의 띠를 96×96 격자에 생성하고 $x=3, 2, \dots, 63$ 의 내부 구간을 측정한 결과, 15조건 모두 식 (37)과 일치하였다. 1·2행은 2화소, 3·4행은 4화소로 측정되어 인접 두께 쌍이 구분되지 않았다. 선단을 포함하는 Table 5의 영상 전체 평균과는 측정 영역이 다르다.

이 내부 띠에서는 2화소 단위의 구별 간격이 나타나지만, 이를 EDT의 보편적 해상도로 사용할 수는 없다. 비축 방향·곡률·배치가 달라지면 가능한 반지름과 표본 비중이 달라진다. 영상 평균의 작은 차이가 실제 획 폭의 같은 크기 차이를 의미하는 것도 아니다.

곡선에서는 정수 간격에 한정되지 않는 이산값이 관측된다. 격자점 사이 유클리드 거리의 제공이 정수 k 로 표현되므로 가능한 국소 두께 값에는 $2\sqrt{k}$ 형태가 나타날 수 있다. 예를 들어 $k=13$ 이면 7.211화소, $k=16$ 이면 8.000화소이다. 이러한 값의 집합과 각 값의 표본 비중은 형상과 격자 배치에 따라 달라진다.

2.4 Implementation Cross-Check

포함 판정의 구현 검증은 외부 local-thickness map의 통계 유사성이 아니라 동일 원판쪽에 대한 집합 일치로 수행하였다. 효율적 광선 판정과 모든 전경 후보 쌍에 식 (12)를 적용하는 직접 oracle을 비교하였다. 직접 oracle은 최근접 배경 광선이나 gcd를 사용하지 않는다.

4×4 이진 마스크의 가능한 65,536개 구성을 전수 검사한 결과 524,288개의 전경 중심에서 두 판정의 불일치는 없었으며 24×24 패턴 120개에서도 대칭차가 0이었다. 무작위 패턴 일부에는 검사용 팽창 또는 침식을 적용했지만, 이는 검사 입력의 다양화를 위한 것이며 실제 측정 파이프라인의 후처리는 아니다.

기본 180조건과 별도 배치 390조건에서는 광선 판정과 반지름 기반 공간 탐색창의 거리 능선 마스크가 모두 일치하였다. 재생성 입력의 SHA-256도 보존된 해시와 570조건 모두 일치하였다. 이는 입력·구현의 재현성 검증이며 연속 획 폭 정확도의 증거와 구별된다.

모든 검사는 동일한 1화소 배경 패딩을 사용한다. 배경 처리 방식이 바뀌면 영상 외곽에 접한 구조의 EDT와 능선

도 달라질 수 있으므로, 작은 전체 평균 차이만으로 경계 조건의 영향을 무시하지 않는다.

실제 영상의 저장 통계는 능선 제곱거리 히스토그램의 빈도와 $2\sqrt{S}$ 값을 이용하여 독립적으로 재집계하였다. 2,000개 영상-조건에서 표본 수 불일치는 0건이었고, 평균·표준편차의 최대 절대 차이는 각각 1.34×10^{-15} , 4.45×10^{-16} 화소 미만이었다. 이는 저장 표본과 보고 통계 사이의 계산 일치이며, 원영상의 경계가 참 경계임을 검증하거나 원 입력에서 측정 절차 전체를 다시 수행한 것과 같지 않다.

격자점 원판 $L(p) = C_t(p) \cap \mathbb{Z}^2$ 의 극대 중심 M_L 과도 비교하였다. 연속 원판의 포함은 해당 격자점 원판의 포함을 함의한다. 또한 서로 다른 중심을 갖는 유한 중심대칭 격자점 원판은 동일한 집합일 수 없으므로 $M_L \subseteq R_t$ 이다. 역포함은 5화소 십자의 $|R_t|=5$, $|M_L|=1$ 에서 반박된다. 이 관계를 서로 다른 모든 medial-axis 구현으로 확대하지 않는다.

2.5 Comparison with Skeletonization-Based and Boundary-Correspondence-Based Measurements

Zhang-Suen 골격과 거리 능선에서는 동일한 $2 \times \text{EDT}$ 를 사용하여 표본 위치의 효과를 비교하였다. SWT는 대향 경계 대응에 기반한 다른 폭 산출량으로 참고 비교로 사용하였다. 기본 180조건 전체에 대한 MAE, bias, MSRE, MARE, 최악 절대오차 및 유효 조건 수를 Table 7에 제시한다. 사인곡선의 두 표본 집합은 Table 8과 Fig. 2a-c에서 동일한 EDT 영상과 좌표계 위에서 비교한다. 차이를 골격화의 일반적인 실패로 전제하지 않고 표본 수와 작은 반지름의 비중으로 진단한다.

SWT는 동일 이진 마스크의 0/255 표현에서 Canny(50, 150; aperture 3; L2 gradient), 3×3 Sobel 기울기, 0.25 화소 광선 간격과 30° 의 대향 기울기 허용각을 사용한다. 첫 대응 경계를 만나면 탐색을 종료하고 광선 중앙값 보정을 적용한다. 유효 광선이 통과한 전경 화소의 유한 폭만 집계하며, 이 표본 영역은 거리 능선 또는 골격과 다르다.

기본 180조건에서는 세 방법 모두 조건 수준의 유효 결과를 산출하였다. 다만 조건 수준의 실패가 없다는 사실이 모든 전경 화소에서 SWT가 유효했다는 뜻은 아니다. SWT의 전경 coverage는 66.80~100.00%, 중앙값은 99.26%였으며, coverage와 유효 광선 수를 조건별로 함께 기록하였다. 해당 조건에서 MAE는 거리 능선 1.712화소, Skeleton/EDT 0.713화소, SWT 0.579화소였다 (Table 7). 따라서 본 실험은 거리 능선 표본이 명목 폭 추정에서 다른 두 방법보다 일반적으로 우수하다는 근거를 제공하지 않는다. RQ2에서는 동일한 EDT를 사용하는 거리 능선과 Skeleton/EDT 사이에서 표본 집합의 차이가

영상 평균과 오차를 어떻게 변화시키는지 분석한다.

Table 7. Aggregate results for all 180 base-grid conditions

Metric	Distance ridge	Skeleton /EDT	SWT
MAE (px)	1.712	0.713	0.579
Bias (px)	-1.082	+0.709	+0.236
MSRE (%)	-1.36	+17.79	+17.51
MARE (%)	26.52	17.83	22.48
Worst [error] (px)	6.124	2.088	8.154
Valid conditions	180	180	180
Invalid / total	0 / 180	0 / 180	0 / 180

Table 8. Sampling-set diagnostics for sinusoidal strokes (AA off)

w	Set	n	Mean(px)	Median(px)	t<w/2(%)
7	Ridge	2521	4.871	5.657	21.90
7	Skeleton	397	7.122	7.211	0.00
15	Ridge	4449	9.287	10.000	39.56
15	Skeleton	397	15.158	15.232	0.00

15화소 사인곡선에서 거리 능선은 4,449개의 표본을 유지하였으며, 이 가운데 39.56%가 명목 폭의 절반보다 작은 값을 가졌다. 반면 Skeleton/EDT의 397개 표본에서는 해당 값이 관측되지 않았다. 동일한 EDT와 좌표에서도 작은 반지름의 극대 중심이 다수 유지되면 영상 평균이 낮아질 수 있음을 보여준다.

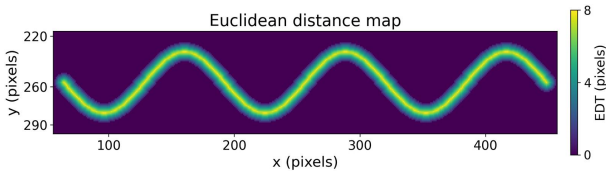


Fig. 2a. Euclidean distance map of the 15-pixel sinusoidal benchmark (AA off).

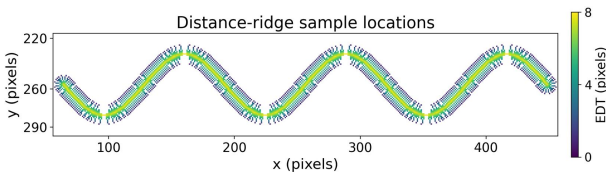


Fig. 2b. Distance-ridge samples on the same map, retaining all maximal candidates.

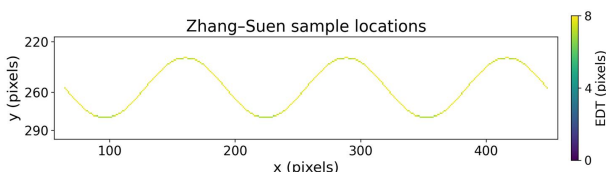


Fig. 2c. Zhang-Suen samples with the same coordinates and EDT scale as Fig. 2a-b.

Table 9. Center definitions on the 180-condition base grid

Center/sample rule	MAE(px)	Role
Continuous open-disk centers R	1.712	Present measure
Lattice-disk maximal centers	0.705	Different disk geometry
Fiji Distance Ridge centers	0.983	Implementation reference
Zhang-Suen / EDT	0.713	Same EDT; different samples

Table 9에서 격자점 원판 중심은 8-이웃 근사가 아니라 환경으로 제한한 완전 후보 탐색으로 계산하였다. 연속 원판 중심과 격자점 원판 중심의 형상별 평균 Jaccard는 수평·수직 0.912, 대각선 0.276, 원 0.420, 사인곡선 0.374, 교차선 0.877이었다. 기본 격자에서 격자점 원판 중심의 MAE는 0.705화소로 연속 원판 중심의 1.712화소보다 작았다. 이러한 결과는 원판 기하와 중심 정의의 차이가 측정 표본 집합과 오차를 변화시킬 수 있음을 보여준다.

Fiji Distance Ridge와 본 연속 원판 중심의 형상별 평균 Jaccard는 수평·수직 0.951, 대각선 0.375, 원 0.621, 사인곡선 0.539, 교차선 0.916이었다. Table 9에서 Fiji Distance Ridge 중심의 MAE는 0.983화소였으며, 해당 180조건에서는 Fiji 중심의 본 거리 능선 집합 포함 비율이 모두 1이었다. 이는 지정된 구현과 입력에서 관측된 관계로, 모든 medial-axis 정의나 구현 사이의 보편적 포함 관계를 의미하지 않는다.

격자점 원판 중심과 연속 원판 중심은 서로 다른 원판 기하에 의해 정의되므로, 오차 크기만으로 두 측정량의 대체 가능성을 판단하지 않는다. 또한 중심 추출과 전경 전체로의 맵 확장·정제는 구분하여 해석한다.

3. Confidential In-House Case Study

3.1 Cohort Construction, Scope, and Dependence Checks

실제 영상 분석은 비공개 내부 제작 애니메이션 단일 시퀀스에서 선정한 100프레임과 그에 대응하는 AniLines 출력 100장을 대상으로 수행하였다. 작품명, 에피소드, 원본 파일 식별자 및 내부 저장 정보는 권리·계약상 이유로 공개하지 않는다. 실제 영상에는 참 경계와 참 폭이 없으므로 본 분석은 외적 정확도 검증이 아니라 고정된 내부 코호트의 조건 민감도 사례연구이다.

분석 대상은 사전에 정의한 품질 및 다양성 기준에 따라 결정론적으로 선정하였다. 선정 지표는 원해상도 2560×1440 컬러 프레임을 OpenCV INTER_AREA로 320×180으로 축소한 뒤 계산하였다. 그레이 256-bin

Shannon 엔트로피 $H \geq 4.0$ bit, Canny(70,150) 에지 비율 $0.012 \leq e \leq 0.32$, 그레이값 45 미만 비율 $d \leq 0.60$, 하단 자막 휴리스틱 $s \leq 0.35$ 를 사용하였다. 최종 분석 코호트는 이 기준과 후술한 품질관리 및 다양성 제약을 만족하도록 구성하였다.

자막 점수는 축소 영상의 하단 ROI(세로 68-98%, 가로 6-94%)에서 밝은 무채색 성분과 인접 어두운 구조를 탐지하여 성분 수 C , 면적 A , 상위 에지 행밀도 P 를 결합해 계산하였다. 연결 성분의 크기와 종횡비에 대한 범위를 적용하였으며, 이 점수는 문자인식 성능지표가 아닌 자막이 두드러진 프레임을 줄이기 위한 코호트 선정용 휴리스틱으로만 사용하였다.

자동 조건 적용 전에 컨택트시트 검토를 통해 사전에 고정한 일부 구간을 수동 QC 마스크로 제외하였다. 수동 QC는 후보 구간의 제외에만 사용하였으며, 추출 선화의 편집·보정이나 두께 측정 결과의 수정에는 사용하지 않았다. 나머지 후보에서는 자동 조건, 시간적 간격, 특징 다양성 및 목표 표본 수를 함께 고려하여 최종 100프레임을 결정론적으로 선정하였다.

군집 중복 억제에는 시간 인접 배제와 품질 가산 최원점 표본화[27]를 사용하였다. 320×180 표현에서 LAB, 에지 및 HS 히스토그램 특징을 결합한 특징 벡터를 표준화하고, 엔트로피·에지 비율·자막 점수로 구성된 품질 향을 더하였다. 첫 표본은 품질이 가장 높은 후보로 정하고, 이후에는 이미 선정된 집합과의 최소 특징거리에 품질 향을 더한 기준을 최대화하는 후보를 순차적으로 선택하였다. 각 선택 후 후보 목록 인덱스 기준 ± 2 를 제외하여, 선정된 후보 번호 사이의 차이가 3 이상이 되도록 하였다.

선정된 100프레임의 모든 쌍은 320×180 표현에서 사후 중복 가능성을 점검하였다. 이를 위해 색상 히스토그램 상관, 그레이 SSIM[28], 그리고 DCT 저주파 계수를 이용한 pHash형 해밍거리를 사용하였다. 사전에 정한 높은 유사도 기준을 만족하는 쌍은 관찰되지 않았다. 이 기준은 선정 단계의 컷오프나 보편적인 중복 판정 기준이 아니며, 선정된 프레임들의 통계적 장면 독립성을 보장하는 것도 아니다.

시간적 의존성은 인접 프레임의 내부 순서 간격, 320×180 축소 컬러 영상의 HSV 히스토그램 상관 및 평균절대차를 이용한 근사 군집으로 검토하였다. 간격과 영상 유사도 임계값을 달리한 여러 규칙 및 프레임별 단독 집계를 비교하였으며, 인접쌍이 연결 조건을 만족하면 같은 군집으로 연결하고 그렇지 않으면 새 군집을 시작하였다. 군집 동일 가중과 군집당 첫 프레임을 사용하는 결과를 IV.4.4에서 비교한다.

별도 민감도 분석에서는 선정된 100프레임의 특징 벡터를 다시 표준화하고, 인접 특징거리와 내부 순서 간격을

이용해 병합 강도를 달리한 근사 군집을 구성하였다. 이 분석은 HSV 기반 군집 규칙과 정의가 다르므로 하나의 shot 분석으로 합치지 않았다. 확정된 shot 경계가 없으므로 두 분석의 해석은 모두 시간적 의존성에 대한 근사 군집 민감도 분석으로 한정한다.

3.2 Line-Art Extraction and Measurement Conditions

선화 추출에는 AniLines[12]의 detail mode, fp16 및 binarize=-1을 사용하였다. 2560×1440 원해상도의 연속 계조 출력을 8비트 그레이스케일 PNG로 보존하였으며, 선 폭이나 경계를 변화시키는 형태학적·기하학적 후처리는 적용하지 않았다.

Table 10은 자료의 성격과 선정 절차, 선화 추출 조건, 그리고 자료의 공개 범위를 요약한다. 모델 출력 생성 환경과 두께 측정 환경은 서로 구분하여 기록하였다. 공개 AniLines의 이용 조건과 기관이 보유한 영상 자료에 적용되는 권리·계약 조건은 각각 별도로 따른다. 원본 컬러 프레임과 이에 대응하는 추출 결과는 내부적으로 일대일 대응 관계를 유지하여 관리하였으나, 권리 및 계약상의 제약을 고려하여 원본 프레임, 개별 추출 선화, 내부 파일 식별자, 저장 경로 및 해시값은 외부에 공개하지 않는다. 따라서 원고에는 개별 자료를 식별할 수 있는 정보 대신 익명화된 집계 통계와 측정 절차, 그리고 재현 가능한 합성 실험 프로토콜을 제시한다.

Table 10. In-house cohort, selection, line-art extraction, and disclosure scope

Item	Setting
Source / build	Confidential in-house unpublished animation;
Unit / cohort	One sequence; 1,585 candidates → 100 frames
Manual QC	14 intervals; 237 candidate frames (14.95%)
Selection	Five simultaneous inequalities; quality-augmented farthest-point sampling
Candidate spacing	Index difference ≥ 3 ; median 9; maximum 103
Input identity	IDs 0001-0100; separate color/line-art SHA-256
Tool / mode	AniLines / detail
Precision / device	fp16 / cuda:0
Binarization option	binarize=-1; grayscale output retained
Native output	2560×1440 ; 8-bit grayscale PNG
Geometric postprocessing	Original extracted geometry retained
Data use	Internal analysis under institutional rights
External availability	Source and extracted images not disclosed; aggregate statistics and synthetic protocol only

각 영상에는 고정 임계값 18개와 주 Otsu·Otsu-k를 적용하였다. 이진화 뒤의 배경 패딩, EDT, 연속 원판 포함 판정, 능선 표본 및 주 통계 규칙은 동일하다. 대체 표본화 실험을 제외하면 교차부·선단의 표본을 제거하지 않으며, 이진 입력에 형태학적 처리 또한 적용하지 않는다.

3.3 Reference Implementation and Computational Cost

실제 영상 측정 환경은 Python 3.12.3, NumPy 2.4.4, SciPy 1.17.1, Numba 0.67.0, scikit-image 0.26.0 및 Pillow 12.1.1의 Linux 컨테이너이다. CPU는 Intel Xeon 2.10 GHz, 노출 논리 CPU는 1개이며 측정 단계에서는 GPU를 사용하지 않았다. Numba는 직렬 실행이고 OpenMP/BLAS는 1스레드로 제한하였다. 이 환경은 실제 영상의 측정·실행시간 기록에 해당하며 선화 추출 환경과 구분한다. 합성 생성 규칙은 Table 2에, 실제 측정 환경은 본 절에 구분하여 보고한다.

메모리 요구량은 실행 로그의 관측 사용량으로 보고한다. 측정 실행의 프로세스 최대 상주 메모리(RSS)는 워밍업 후 267.332 MiB, 배치 처리 후 463.230 MiB이고, 200개 영상-조건별 Python 추적 할당 최대치는 79.966 MiB이다. RSS는 라이브러리·JIT·임시 배열을 포함한 프로세스 지표이고, 추적 할당량과 집계 범위가 다르다. 두 값을 설치 RAM이나 메모리 할당 한도로 해석하지 않는다.

2560×1440 영상 100장에 $\tau F = 1$ 과 Otsu를 각각 3회 적용하고 영상-조건별 중앙시간을 집계하였다. 측정 구간은 사전 결정된 임계값에서 이진 마스크 생성, EDT, 능선 추출 및 평균·표준편차 계산까지이며, 파일 읽기, 모델 추론, 최초 JIT 컴파일 및 Otsu 임계값 선정은 제외하였다.

Table 11. Runtime with preselected thresholds: mean / median seconds across 100 images

Stage	Fixed $\tau=1$	Otsu
EDT	0.170 / 0.167	0.159 / 0.157
Ray ridge extraction	0.013 / 0.012	0.008 / 0.008
Measurement subtotal	0.194 / 0.191	0.174 / 0.172
Subtotal P95	0.221	0.189
Indexed Algorithm 1: ridge median	0.199	0.047
Spatial-window ridge median	0.231	0.031

광선 판정, 공간 탐색창 및 공간 색인 기반 Algorithm 1은 200개 영상-조건에서 동일한 거리 능선 마스크를 산출하였다. 광선 구현의 전체 측정 소계 중앙값은 $\tau F = 1$ 에서 0.191초, Otsu에서 0.172초였다.

4. Threshold and Aggregation Sensitivity in the In-House Case Study

4.1 Effect on Foreground Area and Thickness Statistics

원해상도 100장의 계조 히스토그램에서 완전한 흰색 (255)의 영상 동일 가중 비율은 87.46%, 계조 252-254의 근백색 비율은 5.35%였다. 모든 비백색 화소를 포함하는 $\tau F = 1$ 조건의 전경 비율은 12.54%로 비백색 비율과 일치하였다.

주 Otsu의 유효 임계값은 60-119, 평균은 114.31이었다. 전체 2,000개 영상-조건에서 통계가 모두 정의되었으며, Otsu의 전경 비율, 평균 두께 및 영상별 산포는 고정 임계값 96-128에서 나타난 범위 안에 위치하였다.

Table 12. Real-image threshold response (100 images per condition)

τ / rule	Foreground(%)	Mean(px)	Mean SD(px)
1	12.54	2.690	1.174
16	5.62	2.601	0.924
32	5.22	2.533	0.854
64	4.81	2.462	0.782
96	4.50	2.412	0.731
128	4.23	2.371	0.687
192	3.68	2.295	0.601
240	2.59	2.140	0.422
Otsu	4.35	2.387	0.706

$\tau F = 1$ 은 모든 비백색 계조를 포함하는 스트레스 기준으로 전경 비율이 12.54%였고, Otsu는 4.35%였다. 평균 능선 표본 수는 각각 377,222개와 138,071개였으며, 전경 대비 능선 표본 비율은 82.2%와 86.7%였다. 따라서 본 능선 집합을 전경보다 매우 성긴 단위 화소 중심선으로 전제할 수 없다.

식 (26)에 따른 영상 동일 가중 평균 두께는 2.6895화소에서 2.3868화소로 11.3% 감소하였고, 영상별 표준편차의 평균은 1.1745화소에서 0.7060화소로 39.9% 감소하였다. 프레임 대응 bootstrap 5,000회의 백분위 구간은 평균 두께 변화에 대해 -12.27~-10.26%, 표준편차 변화에 대해 -42.01~-37.77%였다. 이 구간은 프레임 단위 재표집 규칙에 조건부이며, 확정된 shot 단위 표본에 근거한 모집단 불확실성 추정은 아니다.

영상별 변동계수 CV_i 를 먼저 계산한 뒤 동일 가중 평균은 $\tau F = 1$ 고정 임계값 조건에서 0.434, Otsu 조건에서 0.294였다. 이는 영상별 σ_i/μ_i 를 먼저 계산하여 평균한 값으로 Table 12의 평균 표준편차를 평균 두께로 나눈 비율과는 다른 집계량이다.

산포의 감소율은 평균 두께의 감소율보다 컸지만, 이를 희미한 성분이나 접합부 제거의 독립적인 효과로 해석하지 않는다. 임계값 변화는 전경 경계, 거리 능선 집합 및 각 표본값의 상대적 비중을 동시에 변화시키며, 실제 영상에는 참 경계와 참 폭이 없으므로 평균 또는 산포의 감소 자체가 정확도 향상을 의미하지 않는다.

Otsu-k 조건의 평균 두께는 2.3881화소, 영상별 표준편차의 평균은 0.7074화소였다. 주 Otsu와의 차이는 각각 약 0.001264화소와 0.001346화소로 작았다. 그러나 이는 본 코호트에서 관측된 경계 규약 민감도이며, 두 규약을 일반적으로 동일시할 근거는 아니다. 모든 결과에는 적용한 유효 임계값을 함께 기록하였다.

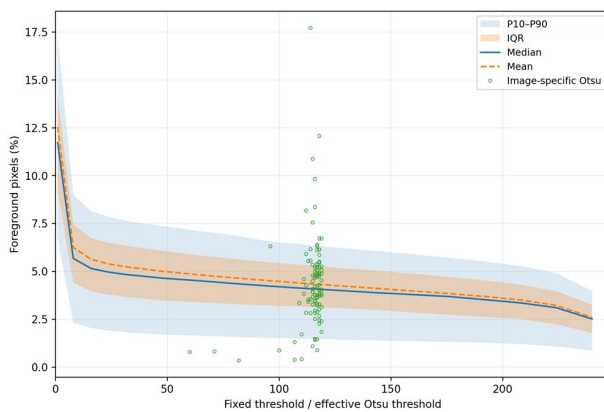


Fig. 3a. Foreground response to fixed thresholds. Shading denotes P10-P90 and IQR; solid and dashed curves denote median and mean. Open circles show image-specific Otsu values.

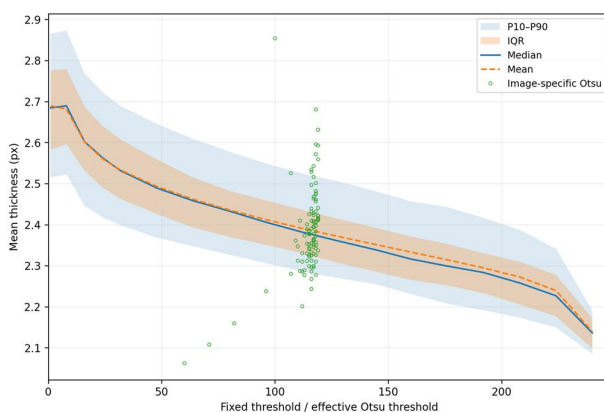


Fig. 3b. Mean-thickness response, using the summaries defined in Fig. 3a.

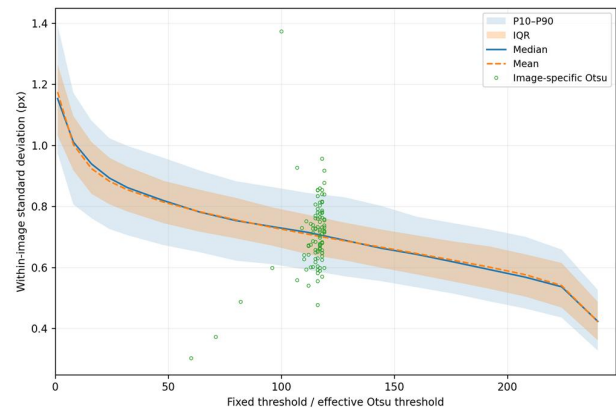


Fig. 3c. Within-image SD response, using the summaries defined in Fig. 3a.

임계값이 증가하면 전경 비율과 유지 전경 위치에서의 EDT는 비증가하지만, 거리 능선의 구성과 표본 비중은 동시에 변하므로 영상 평균과 산포의 단조 감소는 수학적으로 보장되지 않는다. 실제로 통제된 구조에서는 임계값 증가와 함께 능선 평균이 9.608에서 14.933화소로 증가하였고, 별도의 통제 구조에서는 산포 증가도 관측되었다. 따라서 본 코호트의 감소 경향은 해당 입력 및 집계 규칙에 조건부인 결과로 해석한다.

4.2 Secondary Mean-Dispersion and Rank Analysis

Fig. 4의 $\tau F = 1$ 과 Otsu 조건에서 평균-표준편차 관계의 R^2 는 각각 0.893과 0.896이었다. 이는 각 조건 내부에서 두 기술 통계량이 함께 변한 정도를 나타내는 보조 결과로 경계의 동일성, 측정 정확도 또는 조건 사이의 순위 보존을 의미하지 않는다.

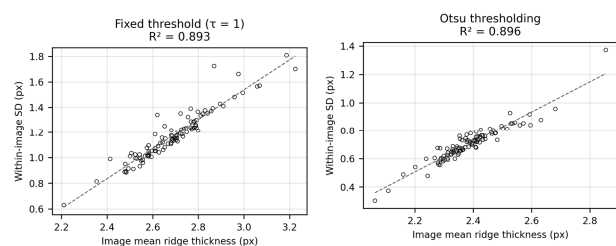


Fig. 4. Image-level mean thickness versus within-image SD: fixed threshold 1 (top) and Otsu (bottom); separate linear regressions yield $R^2=0.893$ and 0.896 .

18개 고정 임계값에서도 R^2 는 0.859-0.910 범위로 확인되었으나 동일한 비음수 분포에서 평균과 표준편차는 공통적으로 규모와 표본 구성의 영향을 받을 수 있으므로, 높은 R^2 를 기술량의 독립성이나 품질 타당도의 근거로 사용하지 않았다.

$\tau F = 1$ 과 Otsu 사이의 Spearman 순위상관은 평균 두께에서 0.507, 표준편차에서 0.604였다. 대응 프레임

bootstrap 백분위 구간은 각각 0.330-0.653과 0.430-0.745였다. 따라서 이진화 조건이 달라지면 통계량의 절대 수준뿐 아니라 영상 간 상대 순서도 상당 부분 달라질 수 있다.

4.3 Sampling and Weighting Sensitivity

동일 이진 입력에서 능선 화소 동일 가중, 연결 성분 동일 가중, 그래프 길이 가중, 접합부·선단 제외 및 Skeleton/EDT를 비교하였다. Skeleton/EDT는 가중치뿐 아니라 표본 위치 자체가 달라지는 대조이며, 연결 성분과 제외 후보는 의미적 획이나 독립 구조를 의미하지 않는다.

Table 13. Mean-thickness sensitivity to sampling and weighting

Rule	Fixed mean	Otsu mean	Δ mean(%)
Ridge pixel	2.690	2.387	-11.26
Component equal	2.006	2.046	+1.96
Graph length	2.840	2.453	-13.62
No junction	2.350	2.343	-0.33
No endpoint	2.776	2.399	-13.57
Neither	2.446	2.354	-3.77
Skeleton/EDT	2.537	2.610	+2.87

Table 14. Dispersion sensitivity for the four evaluated rules

Rule	Fixed SD	Otsu SD	Δ SD(%)
Ridge pixel	1.174	0.706	-39.89
Graph length	1.261	0.721	-42.81
No junction	0.904	0.655	-27.56
Skeleton/EDT	1.059	0.818	-22.74

평균 두께의 변화 방향은 집계 규칙에 따라 달라졌다. 거리 능선 화소 동일 가중에서는 Otsu 평균이 11.26% 감소했지만, 연결 성분 동일 가중과 Skeleton/EDT에서는 각각 1.96%와 2.87% 증가하였다. 접합부 제외 조건에서는 변화가 -0.33%에 그쳤다. 표준편차는 산포를 계산한 네 규칙 모두에서 감소하였으며 감소율은 22.74-42.81%였다. 따라서 Otsu에서 두께가 감소한다는 결론은 주 능선 화소 평균에 한정해야 한다.

주 두 조건의 평균 비교는 일곱 규칙 모두 100/100장에서, 산포 비교는 네 규칙 모두 100/100장에서 유효하였다. 접합부 제외 후 평균 거리 능선 유지율은 $\tau F=1$ 에서 45.56%, Otsu에서 92.74%였고, 선단 제외에서는 각각 87.95%와 95.49%였다. 제외되는 표본의 비율 자체가 이진화 조건에 따라 크게 다르므로 각 변화율을 특정 구조 성분의 독립적인 기여로 해석하지 않는다.

거리 능선 중심 표본과 전경 전체에 값을 할당하는 local-thickness map을 별도 대조하였다. 후자는 Fiji 계열 원판 확장·정제 규칙의 참조 구현[6]이며 명시적 0 패딩을 사용하지 않는다. 따라서 1화소 배경 패딩을 사용하는 주 측정량과는 경계 처리 및 표본 모집단이 모두 다르므로 순수한 위치 효과를 분리하는 실험은 아니다.

두 측정량에는 같은 100장의 고정 $\tau=1$ 및 Otsu-k 마스크를 적용하였다. LT 맵은 양의 두께가 할당된 전경 전체를, 거리 능선은 식 (13)의 중심만 집계하고 영상 간에는 동일 가중을 사용한다. Table 12의 주 Otsu는 $\tau=k+1$ 이므로 이 대조와 혼합하지 않는다.

Table 15. Comparison of ridge samples and foreground-filled local-thickness maps

Quantity / rule	Mean (px)	Mean SD (px)	R ²
Ridge / $\tau=1$	2.690	1.174	0.893
Ridge / Otsu-k	2.388	0.707	0.895
LT map / $\tau=1$	4.021	1.882	0.706
LT map / Otsu-k	3.226	0.994	0.378

Local-thickness map의 Otsu-k 평균 감소율은 19.77%, 영상별 표준편차 평균 감소율은 47.21%였다. 동일 마스크에서 거리 능선 표본의 감소율은 각각 11.21%와 39.77%였다. R² 역시 local thickness에서는 0.706에서 0.378로 변화한 반면 거리 능선에서는 0.893과 0.895였다. 이는 동일 이진 입력에서도 표본 모집단과 두께 정의에 따라 영상 수준 통계와 그 관계가 달라질 수 있음을 보여준다.

4.4 Sensitivity to Approximate Scene Grouping

HSV와 후보 간격에 기반한 10개 군집 규칙에서는 29-100개의 군집이 형성되었고 최대 군집 크기는 14프레임이었다. 군집 동일 가중 시 평균 두께 감소율은 11.24-11.84%, 표준편차 감소율은 39.89-41.47%였다. 군집당 첫 프레임만 사용할 경우 각각 10.77-12.11%, 39.16-41.99%였다.

384차원 특징거리 기반의 세 군집 규칙에서는 각각 91, 77, 51개 군집이 형성되었다. 군집 동일 가중 평균 두께 변화율은 -11.30%, -11.22%, -11.10%였고 표준편차 변화율은 -40.07%, -40.11%, -40.10%였다. 군집당 첫 프레임의 평균 변화율은 -11.29%, -11.22%, -11.22%였다. 두 가지 근사 군집 체계 모두에서 주 프레임 동일 가중 집계감소 방향은 유지되었으나 이는 근사 장면 집계 방식에 대한 제한적인 민감도 결과이다.

4.5 Sensitivity to Real-Image Resampling

원해상도 100장에는 축소율 {0.75, 0.5, 0.25}에 INTER_AREA를 적용하고, 후보 번호 순서상 매 5번째 영상으로 구성된 20장 부분집합에는 확대율 {1.5, 2}에 INTER_CUBIC을 적용하여 각 해상도에서 Otsu를 다시 계산하였다.

Table 16. Otsu statistics after resampling the 100 real images

Scale	Mean(px)	SD(px)	t=2(%)	Rank(p)
1.00	2.387	0.706	71.53	1.000
0.75	2.243	0.562	81.03	0.837
0.50	2.083	0.325	93.33	0.541
0.25	2.040	0.214	96.46	0.049

축소 후 평균 두께는 공간 배율에 비례하여 감소하지 않고 2화소 하한에 가까워졌다(Table 16). 0.25배 조건에서는 $t=2$ 표본 비율이 96.46%까지 증가하였고, 원해상도와의 영상별 평균 두께 순위상관은 0.049로 감소하였다. 확대 20장에서도 2배 영상의 평균 두께는 같은 부분집합의 원해상도 2.402화소에서 4.140화소로 증가하여 정확한 2배가 아닌 1.724배에 머물렀다. 보간과 이진화가 함께 변하는 이 실험은 실제 획의 참 폭을 검증하는 것이 아니며, 본 기술량에 대해 해상도 간 단순 비례 환산이나 영상 순위의 보존을 전제할 수 없음을 보여준다.

5. Distribution Example and Structural Stress Tests

ID 0024는 거리 능선 두께 분포의 이산적 특성을 설명하기 위한 예시이며 전체 코호트의 대표 영상으로 간주하지 않는다. Otsu $\tau=117$ 에서 전경은 138,831화소, 거리 능선은 123,946표본으로 서로 다른 집계 대상을 이룬다.

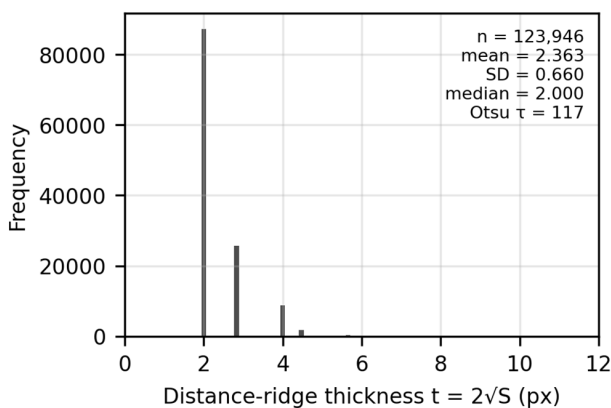


Fig. 5. Ridge-sampled thickness of image 0024 under Otsu ($\tau=117$; $n=123,946$; $\text{mean}=2.363$ px; $\text{SD}=0.660$ px).

히스토그램의 봉우리는 실제 구조 차이와 이산 EDT 값의 집중을 함께 반영하므로, 다봉성을 서로 다른 실제 획 폭 집단의 직접 증거로 해석하지 않는다. 분포의 중앙값은 2.000화소, CV는 0.279였으며 표본의 약 70.4%가 하한 $t=2$ 에 집중되었다. 이는 실제 획의 다수가 정확히 2화소임을 의미하지 않으며 큰 두께값에도 두꺼운 구조·교차·분기·표본 구성의 영향이 함께 포함된다.

특이 구조 11유형·76조건에서는 단일 화소, 얇은 선, plateau, 선단, 접합부, 평행선 간격, 경계 접촉, 점 잡음, 원환, 미세 구멍, 빈 마스크 및 덩어리를 평가하였다. 목적은 동일 반지름 중심 유지, 전경 소실, 경계 패딩, 잡음, 접합 및 표본 가중의 영향을 분리하여 확인하는 것이다.

특이 구조 76조건 중 74조건에서 통계가 정의되었으며 빈 마스크와 반화소 이동한 AA off 1화소 선의 2조건은 미정의였다. 5행 띠에 점 잡음을 더하는 통제 예에서는 잡음 밀도 0과 0.02의 능선 평균이 5.891과 2.587화소였다. 반지름 30화소의 채워진 원판에서는 최대 표본 두께가 60화소이지만 유지 중심 1,285개의 평균은 24.511화소였다.

별도 구조 대조에서는 같은 폭의 띠도 길이와 선단 구성에 따라 능선 평균이 달라졌고, 성분 동일 가중 역시 불변한 개별 획 폭을 제공하지 않았다. 이러한 결과는 최대 내접 원판의 지름, 시각적 중심선의 폭 및 전체 거리 능선 표본 평균을 서로 다른 양으로 구분해야 함을 보여준다.

6. Interpretation of Experimental Results

6.1 RQ1: Interpretation of Measurement Error and Grid Effects

RQ1의 결과는 구현 정확성, 이진 경계 정의, 표본 구성의 세 층위로 구분하여 해석해야 한다. 포함 판정이 정의와 일치하더라도 화소 중심 거리와 셀 경계 기준 폭의 차이는 남으며, AA·임계값·격자 위상은 전경 자체를 변화시킨다. 또한 곡선과 선단에서는 작은 반지름 극대 중심의 비중이 영상 평균에 영향을 줄 수 있다.

홀수·짝수 명목 폭과 두 격자 배치를 교차한 분석에서도 AA 효과는 두께와 위상에 따라 달라졌다. 따라서 래스터화, 계조 반올림, 임계값 및 포함 경계 규약은 하나의 측정 조건 집합으로 함께 고정할 필요가 있다. 기준 전경이 소실된 조건에서는 이러한 차이의 분해 자체가 정의되지 않는다.

측 정렬 내부 띠에서 관찰된 2화소 구별 간격은 특정 기하와 격자 배치에 한정된 결과이며, 영상 전체 평균에 대한 보편적 분해능으로 해석할 수 없다. 기본 격자와 확대 격자 역시 파라미터 분포가 다르므로 하나의 대표 정확도로 합산하지 않는다.

실제 영상에서 관측된 2.4-2.7화소 수준의 평균과 높은 $t = 2$ 비율도 안전한 절대 폭 구간을 의미하지 않는다. 얇은 구조의 하한 효과뿐 아니라 곡선·대각선 및 굵은 조건에서의 과소추정과 해상도 변화에 따른 영상 순위 변화도 함께 고려해야 한다. 사용 지침은 Table 6에 정리하였다.

6.2 RQ2: Interpretation of Measurement-Location Effects

RQ2는 동일한 2×EDT를 사용하더라도 표본 위치, 표본 수 및 작은 반지름 표본의 비율이 달라지면 서로 다른 표본 모집단과 영상 수준 평균이 형성될 수 있음을 보여준다. 특히 사인곡선의 동일 EDT 대조에서 거리 능선은 Skeleton/EDT보다 훨씬 많은 중심을 유지하였고 작은 반지름 표본의 비율도 높았다. 이 차이는 골격화의 일반적인 실패를 의미하기보다 두 방식이 서로 다른 위치 집합을 표본화한다는 사실에서 발생한다.

기본 격자에서는 Skeleton/EDT와 SWT가 거리 능선보다 작은 MAE를 보였고, 격자점 원판 중심 역시 연속 원판 중심보다 낮은 MAE를 보였다. 따라서 연속 원판 모델은 명목 폭 추정 정확도의 우위를 근거로 선택된 것이 아니다. 본 기술량의 목적은 정확한 EDT와 연속 유클리드 원판 포함관계에 따라 표본 집합을 명시하고, 해당 표본 분포의 특성과 조건 의존성을 재현 가능하게 분석하는 데 있다.

6.3 RQ3: Interpretation of Binarization and Aggregation Sensitivity

RQ3의 결과는 실제 AI 출력의 두께 통계가 전경 정의와 집계 규칙에 공동으로 의존함을 보여준다. 주 거리 능선 화소 동일 가중에서는 Otsu 조건에서 평균과 산포가 모두 감소했지만, 연결 성분 동일 가중과 Skeleton/EDT에서는 평균 변화의 방향이 반전되었다.

또한 평균-산포 관계, 영상 간 순위, 근사 장면 집계 및 해상도 재표본화는 서로 다른 민감도 축을 나타냈다. 특정 축에서 관측된 안정성이나 변화 방향을 다른 분석 조건으로 일반화할 수 없다.

실제 데이터에는 알려진 참 경계와 참 폭이 없으므로 Otsu 조건에서의 통계 감소는 측정 정확도의 향상을 의미하지 않는다. Otsu 결과가 고정 임계값 96-128 범위에 위치하였다는 사실과 $\tau F = 1$ 대비 변화량은 모두 본 고정 내부 코호트에서 관측된 조건 의존성으로 해석한다.

6.4 Practical Scope and Reporting Guidance

본 기술량은 동일한 원해상도, 선화 추출 모델·모드, 이진화, 표본화, 가중 및 영상 간 집계 규칙을 유지하는 제작 파

이프라인에서 구조 통계의 변화를 추적하는 데 적합하다. 비교 시 평균 두께와 표준편차뿐 아니라 변동계수, 거리 능선 표본 수, 전경 비율 및 $t = 2$ 표본 비율을 함께 기록해야 한다. 처리 규칙이나 해상도가 달라진 경우에는 원해상도에서 기준 통계를 다시 설정해야 하며, 평균 또는 산포의 감소를 선화 품질의 향상으로 직접 해석해서는 안 된다.

V. Conclusions

1. Summary of Findings

본 연구는 AI 추출 애니메이션 선화의 이진 구조를 재현 가능한 규칙으로 기술하기 위해, 극대 연속 거리 원판의 중심에서 2×EDT를 표본화하는 거리 능선 기반 두께 기술량을 정의하고 그 측정 특성을 검증하였다. 구현 일치성, 합성 기하에 대한 명목 폭 오차, 실제 AI 출력의 조건 민감도를 구분하여 분석한 결과, 거리 기반 두께 통계는 EDT 자체뿐 아니라 전경 정의, 중심 선택, 표본 분포 및 집계 규칙에 따라 달라지는 것으로 나타났다.

RQ1에서 기본 180조건의 MAE는 1.712화소로 얇은 구조의 하한 효과와 곡선·대각선 및 굵은 구조에서의 과소추정이 함께 나타났다. 이는 정확한 EDT와 극대 중심 계산이 연속 획의 명목 폭 정확성을 직접 보장하지 않음을 보여준다. RQ2에서는 동일한 EDT에서도 표본 위치와 반지름 분포에 따라 영상 수준 통계가 달라졌으며, Skeleton/EDT와 SWT는 거리 능선보다 작은 MAE를 보였다. 따라서 본 기술량은 명목 폭 정확도의 우위를 전제로 한 추정기라기보다는 명시적으로 정의된 중심 집합의 기하 통계를 기술하는 조건부 기술량으로 해석할 수 있다.

RQ3의 내부 사례연구에서는 Otsu 적용 시 주 거리 능선 평균과 산포가 감소하였으나, 변화의 방향과 크기는 표본화·가중·집계 규칙 및 해상도에 의존하였다. 실제 영상에는 참 경계와 참 폭에 대한 기준값이 없으므로 이러한 변화는 정확도 향상보다 고정된 코호트에서의 조건 의존성을 나타낸다.

2. Methodological Contributions and Practical Implications

본 연구의 기여는 새로운 medial-axis 개념이나 우수한 폭 추정기를 제안하는 데 있지 않고, 기존 maximal-disk-center extraction과 동등한 중심 집합에서 얻은 2×EDT 표본의 정의, 집계 및 검증 절차를 재현 가능한 측정 프로토콜로 구성한 데 있다. 결과는 동일한 거리 기반 계산에서도

중심 선택과 집계 규칙에 따라 기술되는 양이 달라질 수 있음을 보여주며, 구현 일치성과 기하학적 측정 정확성을 구분해야 함을 시사한다.

이에 따라 본 기술량은 원해상도, 추출 모델과 모드, 이진화, 표본화 및 집계 규칙이 유지되는 제작 파이프라인에서 구조 통계의 상대적 변화를 추적하는 용도에 적합하다. 서로 다른 처리 조건이나 해상도를 비교할 때에는 수치를 직접 환산하기보다 각 조건에서 기준 분포를 다시 설정하는 접근이 타당하다.

3. Limitations and Future Work

본 연구의 합성 검증은 제한된 capsule·annulus 생성 규칙과 격자·형상 조건에 한정되며, 실제 분석 또한 비공개 단일 시퀀스의 AniLines detail 출력 100장으로 구성된 내부 코호트를 대상으로 수행되었다. 원본 자료와 개별 추출 결과가 공개되지 않고 실제 영상의 참 경계와 참 폭도 알려져 있지 않으므로, 외부 원입력 재측정과 다른 작품·스타일·모델로의 일반화에는 한계가 있다. 또한 연결 성분과 그래프 기반 가중은 의미적 획이나 정확한 연속 호 길이와 동일하지 않으며, 본 두께 통계의 변화 자체가 지각적 품질의 향상을 의미하지 않는다.

향후에는 공개 가능한 다중 작품·스타일·추출 모델 코호트와 통제된 벡터 또는 고해상도 기준을 이용하여 외적 검증 범위를 확장할 필요가 있다. 의미적 획 분할, 해상도 보정 및 다중 스케일 측정에 대한 분석도 함께 확장할 수 있으며, 구조 통계와 지각적 품질의 관계는 별도의 사용자 평가를 통해 규명되어야 한다. 이러한 확장은 본 기술량의 적용 범위와 해석 한계를 보다 명확하게 설정하는 데 기여할 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported in 2026 by the Korea Institute of Culture Technology Evaluation and Planning (KCTEP), with funding from the Korean government (Ministry of Culture, Sports and Tourism), under the Technology Development for Innovative Growth of Global K-Culture Startups program (Grant No. RS-2026-25583095). This research was also supported in 2026 by the Korea Technology and Information Promotion Agency for SMEs (TIPA), with funding from the Korean government (Ministry of SMEs and Startups), under

the Startup Growth Technology Development Program (TIPS) (Grant No. RS-2026-25607730). The authors gratefully acknowledge the support of these ministries and funding agencies.

REFERENCES

- [1] E. Simo-Serra, S. Iizuka, K. Sasaki, and H. Ishikawa, "Learning to Simplify: Fully Convolutional Networks for Rough Sketch Cleanup," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 35, No. 4, Article 121, pp. 1-11, July 2016. DOI: 10.1145/2897824.2925972
- [2] Y. Xin, H.-C. Wong, S.-L. Lo, and J. Li, "Progressive Full Data Convolutional Neural Networks for Line Extraction from Anime-Style Illustrations," *Applied Sciences*, Vol. 10, No. 1, Article 41, January 2020. DOI: 10.3390/app10010041
- [3] T. Y. Zhang, and C. Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Communications of the ACM*, Vol. 27, No. 3, pp. 236-239, March 1984. DOI: 10.1145/357994.358023
- [4] B. Epshtein, E. Ofek, and Y. Wexler, "Detecting Text in Natural Scenes with Stroke Width Transform," *Proceedings of the 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2963-2970, San Francisco, CA, USA, June 2010. DOI: 10.1109/CVPR.2010.5540041
- [5] T. Hildebrand, and P. Rüegsegger, "A New Method for the Model-Independent Assessment of Thickness in Three-Dimensional Images," *Journal of Microscopy*, Vol. 185, No. 1, pp. 67-75, January 1997. DOI: 10.1046/j.1365-2818.1997.1340694.x
- [6] R. P. Dougherty, and K.-H. Kunzelmann, "Computing Local Thickness of 3D Structures with ImageJ," *Microscopy and Microanalysis*, Vol. 13, No. S02, pp. 1678-1679, August 2007. DOI: 10.1017/S1431927607074430
- [7] C. R. Maurer Jr., R. Qi, and V. Raghavan, "A Linear Time Algorithm for Computing Exact Euclidean Distance Transforms of Binary Images in Arbitrary Dimensions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 2, pp. 265-270, February 2003. DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1177156
- [8] P. F. Felzenszwalb, and D. P. Huttenlocher, "Distance Transforms of Sampled Functions," *Theory of Computing*, Vol. 8, Article 19, pp. 415-428, September 2012. DOI: 10.4086/toc.2012.v008a019
- [9] B. A. Besler, T. D. Kemp, N. D. Forkert, and S. K. Boyd, "Artifacts of Quantization in Distance Transforms," *arXiv preprint arXiv:2011.08880*, November 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2011.08880
- [10] C. Li, X. Liu, and T.-T. Wong, "Deep Extraction of Manga Structural Lines," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 36, No. 4, Article 117, pp. 1-12, July 2017. DOI: 10.1145/3072959.3073675

- [11] K. Yu, J. Noh, and H.-D. Yang, "Line Drawing Extraction from Cartoons Using a Conditional Generative Adversarial Network," *Applied Sciences*, Vol. 11, No. 16, Article 7536, August 2021. DOI: 10.3390/app11167536
- [12] Z. Pan, AniLines - Anime Lineart Extractor, GitHub, <https://github.com/zhenglinpan/AniLines-Anime-Lineart-Extractor>
- [13] A. Ashtari, C. W. Seo, C. Kang, S. Cha, and J. Noh, "Reference Based Sketch Extraction via Attention Mechanism," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 41, No. 6, Article 207, pp. 1-16, December 2022. DOI: 10.1145/3550454.3555504
- [14] C. W. Seo, A. Ashtari, and J. Noh, "Semi-Supervised Reference-Based Sketch Extraction Using a Contrastive Learning Framework," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 42, No. 4, Article 56, pp. 1-12, August 2023. DOI: 10.1145/3592392
- [15] R. Yang, X. Wu, and S. He, "MixSA: Training-Free Reference-Based Sketch Extraction via Mixture-of-Self-Attention," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 31, No. 9, pp. 6208-6222, September 2025. DOI: 10.1109/TVCG.2024.3502395
- [16] C. Yan, Y. Li, D. Aneja, M. Fisher, E. Simo-Serra, and Y. Gingold, "Deep Sketch Vectorization via Implicit Surface Extraction," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 43, No. 4, Article 37, pp. 1-13, July 2024. DOI: 10.1145/3658197
- [17] Z. Huang, Z. Guan, and Z. Wang, "LineDrawer: Stroke-Level Process Reconstruction of Complex Line Art Based on Human Perception," *Computers & Graphics*, Vol. 132, Article 104365, November 2025. DOI: 10.1016/j.cag.2025.104365
- [18] Z. Huang, Z. Guan, and Z. Wang, "SmartTracer: Interactive Tracing-Based Stroke Extraction for Complex Line Art," *Computer Aided Geometric Design*, Vol. 128, Article 102568, August 2026. DOI: 10.1016/j.cagd.2026.102568
- [19] N. A. Hotaling, K. Bharti, H. Kriel, and C. G. Simon Jr., "DiameterJ: A Validated Open Source Nanofiber Diameter Measurement Tool," *Biomaterials*, Vol. 61, pp. 327-338, August 2015. DOI: 10.1016/j.biomaterials.2015.05.015
- [20] N. A. Hotaling, K. Bharti, H. Kriel, and C. G. Simon Jr., "Dataset for the Validation and Use of DiameterJ, an Open Source Nanofiber Diameter Measurement Tool," *Data in Brief*, Vol. 5, pp. 13-22, December 2015. DOI: 10.1016/j.dib.2015.07.012
- [21] G. Borgefors, "Distance Transformations in Digital Images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 34, No. 3, pp. 344-371, June 1986. DOI: 10.1016/S0734-189X(86)80047-0
- [22] H. Blum, "A Transformation for Extracting New Descriptors of Shape," *Models for the Perception of Speech and Visual Form*, W. Wathen-Dunn, Ed., MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 362-380, 1967.
- [23] E. Rémy, and E. Thiel, "Exact Medial Axis with Euclidean Distance," *Image and Vision Computing*, Vol. 23, No. 2, pp. 167-175, February 2005. DOI: 10.1016/j.imavis.2004.06.007
- [24] W. H. Hesselink, and J. B. T. M. Roerdink, "Euclidean Skeletons of Digital Image and Volume Data in Linear Time by the Integer Medial Axis Transform," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 30, No. 12, pp. 2204-2217, December 2008. DOI: 10.1109/TPAMI.2008.21
- [25] J. Kong, C. Zong, J. Luo, S. Xin, F. Hou, H. Jiang, C. Qian, and Y. He, "Quasi-Medial Distance Field (Q-MDF): A Robust Method for Approximating and Discretizing Neural Medial Axes," *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 45, No. 3, Article 28, pp. 1-16, June 2026. DOI: 10.1145/3795772
- [26] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 9, No. 1, pp. 62-66, January 1979. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076
- [27] Y. Eldar, M. Lindenbaum, M. Porat, and Y. Y. Zeevi, "The Farthest Point Strategy for Progressive Image Sampling," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 6, No. 9, pp. 1305-1315, September 1997. DOI: 10.1109/83.623193
- [28] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, April 2004. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861

Authors



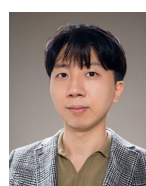
In-Kyoung Kim received the M.S. degree in Smart Factory Convergence from Sungkyunkwan University, Korea, in 2026. She is currently a researcher at CreateCrew Co., Ltd.

Her research interests include artificial intelligence, computer vision, and image processing, with a current focus on AI-based line art processing.



Sung-woo Chon received the B.S. degree in Mechanical Engineering from Chosun University, Korea, in 2024. He is currently a developer at CreateCrew Co., Ltd. His research interests include computer vision and

image processing, with a focus on AI-based line-art extraction.



Hyo-heon Kang received the B.S. degree in Computer Science and Engineering from Seoul National University, Korea, in 2010. He is currently the CEO of CreateCrew Co., Ltd.

His research interests include computer vision, image processing, and digital content technologies.