

정밀도로지도 제작을 위한 도로 노면선 표시의 자동 도화 및 구조화

Automatic Drawing and Structural Editing of Road Lane Markings for High-Definition Road Maps

최인하¹⁾ · 김의명²⁾

Choi, In Ha · Kim, Eui Myoung

Abstract

High-definition road maps are used as the basic infrastructure for autonomous vehicles, so the latest road information must be quickly reflected. However, the current drawing and structural editing process of high-definition road maps are manually performed. In addition, it takes the longest time to generate road lanes, which are the main construction targets. In this study, the point cloud of the road lane markings, in which color types(white, blue, and yellow) were predicted through the PointNet model pre-trained in previous studies, were used as input data. Based on the point cloud, this study proposed a methodology for automatically drawing and structural editing of the layer of road lane markings. To verify the usability of the 3D vector data constructed through the proposed methodology, the accuracy was analyzed according to the quality inspection criteria of high-definition road maps. In the positional accuracy test of the vector data, the RMSE (Root Mean Square Error) for horizontal and vertical errors were within 0.1m to verify suitability. In the structural editing accuracy test of the vector data, the structural editing accuracy of the road lane markings type and kind were 88.235%, respectively, and the usability was verified. Therefore, it was found that the methodology proposed in this study can efficiently construct vector data of road lanes for high-definition road maps.

Keywords : High-Definition Road Maps, Point Cloud, Road Lane Markings, Drawing, Structural Editing, Quality Inspection

초 록

정밀도로지도는 자율주행차의 기본 인프라로 활용되어 최신 도로정보가 신속하게 반영되어야 한다. 하지만 현재 정밀도로지도 공정 중 객체 도화 및 구조화 편집과정이 수작업으로 이루어지며 주요 구축 대상인 도로 노면선 표시의 레이어를 생성하는데 가장 오랜 시간이 소요된다. 이에 본 연구에서는 선행 연구에서 기학습된 포인트넷(PointNet) 모델을 통해 색상 유형(백색, 청색, 황색)이 예측된 도로 노면선 표시의 포인트 클라우드를 입력 데이터로 활용하였고, 이를 기반으로 본 연구에서는 도로 노면선 표시 레이어의 도화 및 구조화 편집을 자동화하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법을 통해 구축한 3차원 벡터 데이터의 활용성을 검증하기 위해 정밀도로지도 품질 검사 기준에 따라 정확도를 분석하였다. 벡터 데이터의 위치정확도 검사에서 수평 오차와 수직 오차에 대한 평균 제곱근오차(RMSE: Root Mean Square Error)는 0.1m 이내로 나타나 적합성을 검증하였으며, 구조화 편집 정확도 검사에서 선표시 유형과 선규제 유형의 구조화 정확도가 모두 88.235%로 나타나 활용성을 검증하였다. 따라서, 본 연구에서 제안한 방법으로 정밀도로지도 제작을 위한 도로 노면선 표시의 벡터 데이터를 효율적으로 구축할 수 있는 것을 알 수 있었다.

핵심어 : 정밀도로지도, 포인트 클라우드, 도로 노면선 표시, 도화, 구조화 편집, 품질검사

Received 2021. 10. 18, Revised 2021. 11. 19, Accepted 2021. 11. 29

1) Member, Department of Spatial Information Engineering, M.S. Student, Namseoul University (E-mail: cso8892@nsu.ac.kr)

2) Corresponding Author, Member, Department of Drone · GIS Engineering, Professor, Namseoul University (E-mail: kemyoung@nsu.ac.kr)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

디지털트윈(digital twin)은 현실 공간을 가상의 공간에 그대로 재현하는 것으로 정부의 한국판 뉴딜 종합계획의 10대 대표 과제 중 하나로 선정되었다(Choi, 2021). 디지털트윈의 대표적인 구축 대상에는 규제선, 도로시설, 표시시설 등 도로 시설물과 관련된 정보를 3차원으로 표현한 정밀도로지도가 포함되어 있다. 정밀도로지도는 차량의 위치를 파악하거나 도로정보를 인지하는데 필요한 자율주행차의 기본 인프라로 활용되며 이를 위해 최신 도로정보가 신속하게 반영되어야 한다(Korean Society of Transportation, 2021). 하지만 현재 정밀도로지도 구축 공정 중 객체 도화 및 구조화 과정이 수작업으로 이루어지고 있어 최신 도로정보를 갱신하는데 어려움이 있다(Choi and Kim, 2021). 정밀도로지도의 구축 대상 중 도로 노면선 표시를 생성하는데 가장 오랜 시간이 소요되며, 이를 해결하기 위해 영상처리 기법을 활용하여 도로 노면선 표시를 도화하는 연구가 진행되고 있다.

Choi et al.(2020)은 공간해상도가 12cm인 항공사진을 이용할 경우 정밀도로지도 구축 대상 중 10개의 항목에 대한 객체 도화가 가능한 것으로 분석하였으며, 항공사진을 이용하여 수작업으로 구축한 정밀도로지도의 평면 오차는 0.15m, 수직 오차는 0.20m 이내로 나타나 정밀도로지도의 품질검사 기준인 위치정확도에 적합하다고 판단하였다. 실험을 통해 항공사진으로 정밀도로지도를 구축할 경우 모바일매핑시스템(MMS: Mobile Mapping System)의 한계를 보완할 수 있다고 판단하였다. Choi and Kim(2021)은 MMS로 취득한 3차원 포인트 클라우드에서 반사광의 세기가 높으면서 일정한 패턴(pattern)이 관찰되는 점을 도로 노면선 표시로 판단한 후 추출된 도로 노면선 표시의 경계(edge)에 해당하는 점을 탐색하고 경계 내 포함된 점의 평균점을 계산하여 도로 노면선 표시의 중심선에 대한 벡터 데이터를 생성하였다. 제안한 방법론으로 연구 대상 지역에서 발견되는 도로 노면선 표시 중 약 92%에 해당하는 선을 검출하였다.

하지만 3차원 포인트 클라우드를 기반으로 도로 노면선 표시의 중심선에 대한 도화를 수행할 경우 연산량이 많아 데이터 처리에 오랜 시간이 소요된다는 단점이 있다. 또한, 정밀도로지도의 객체 활용성 및 품질 검증과 관련한 연구는 활발히 진행되고 있으나 정밀도로지도 제작을 위한 도화 및 구조화 자동화와 관련된 연구는 미비한 실정이다. 이에 본 연구에서는 유형이 분류된 포인트 클라우드와 이를 기반으로 생성한 영상을 활용하여 도로 노면선 표시의 중심선 도화, 방향성 설정 등을 통해 도로 노면선 표시의 도화 및 구조화를 자

동화하는 방법론을 제안하였다.

2. 도로 노면선 표시의 자동 도화 및 구조화

2.1 도로 노면선 표시의 자동 도화 및 구조화 방법론

도로 노면선 표시의 도화 및 구조화 자동화를 위한 절차는 Fig. 1과 같으며, 영상 변환 및 중심선 도화, 공간조인(spatial join) 및 3차원 벡터화, 도로 노면선 표시의 레이어 생성 세 단계로 구분할 수 있다. 입력 데이터로 활용한 도로 노면선 표시의 포인트 클라우드를 생성하기 위해 지면점 분류 후 반사강도를 이용하여 필터링(filtering)하였으며, 이를 기반으로 도로 노면선 표시의 색상 유형(백색, 청색, 황색)을 분류하기 위해 선행 연구에서 학습된 포인트넷 모델을 활용하였다(Qi et al., 2017; Choi and Kim, 2021). 포인트넷 모델은 영상이 아닌 포인트 클라우드를 입력 데이터로 사용하여 색상뿐만 아니라 기하학적 정보도 학습에 활용하며, 모든 점에 대해 분류를 수행한다는 특징이 있다. 포인트넷 모델을 통해 차선의 색상 정보가 예측된 포인트 클라우드는 모든 점마다 위치 정보(XYZ)와 색상 정보(RGB), 그리고 포인트넷 모델을 예측된 차선의 색상 정보(S)를 포함하고 있다.

제안한 방법론은 자동화를 위하여 파이썬(python) 기반의 스크립트로 작성하였으며 다양한 공간분석 기능을 제공하는 상용 소프트웨어 ArcGIS Pro 2.6.0의 ArcPy와 최근점이 윗 탐색을 제공하는 싸이킷런(scikit-learn) 라이브러리를 활용하였다.

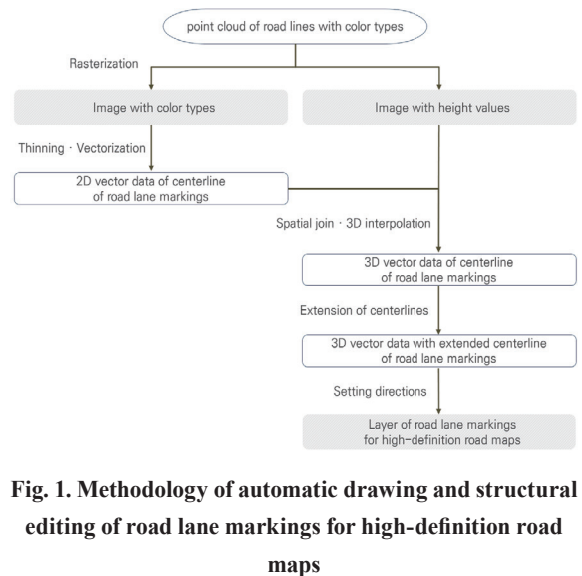


Fig. 1. Methodology of automatic drawing and structural editing of road lane markings for high-definition road maps

2.2 실험 대상 지역

본 연구의 실험 대상 지역은 도심지인 경기도 성남시이며 Table 1은 실험 대상 지역의 특징을 정리한 표를 나타낸다.

Table 1. Characteristics of the study area

Number of lanes	Area (m) (width×height)	Number of points		
		Original	Ground	Road lane markings
10	30.758×267.128	76,795,595	27,467,447	590,353

Fig. 2는 실험 대상 지역의 도로 노면선 표시 포인트 클라우드와 포인트넷 모델을 통해 예측된 색상 유형 분류 결과를 나타낸다. 포인트넷 모델의 예측 정확도는 88.417%로 나타났으며 손실률(loss)은 3.054%로 나타났다. Fig. 2를 통해 차선의 색상 유형이 분류된 포인트 클라우드는 모든 점에 대해 분류를 수행하는 포인트넷 모델의 의미론적 분할(semantic segmentation) 특성으로 인해 하나의 도로 노면선 객체가 여러 개의 유형으로 분류될 수 있는 것을 확인하였다.

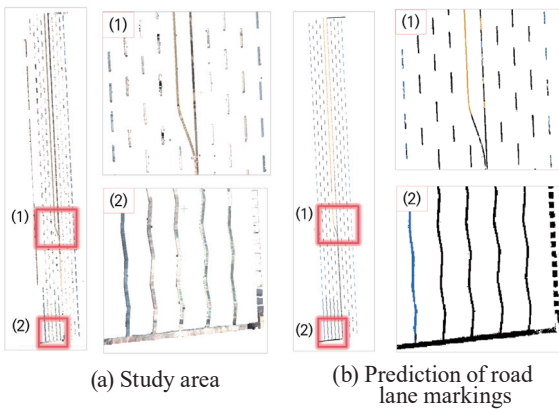


Fig. 2. Prediction results of road lane markings

2.3 도로 노면선 표시의 도화 및 구조화

2.3.1 영상 변환 및 중심선 도화

3차원 포인트 클라우드를 이용하여 도로 노면선 표시의 중심선을 추출할 경우 데이터를 처리하는 데 연산량이 많아 효율성이 낮다. 따라서 본 연구에서는 도로 노면선 표시의 중심선을 도화하기 위해 포인트 클라우드의 유형 정보와 높이 정보를 영상으로 변환하였다. 변환된 유형 영상에서 도로 노면선 표시는 차선의 폭만큼 여러 개의 픽셀로 표현된다. 이를 기

반으로 단일 픽셀만큼 차선의 폭을 줄여 선형 객체를 생성하는 세션화(thinning) 기법을 적용하면 Fig. 3과 같이 도로 노면선 표시의 중심선에 대한 벡터 데이터를 생성할 수 있다. Fig. 3을 통해 가변차선에 따른 곡선형 차선과 서행을 나타내는 지그재그 차선의 형태를 유지하며 차선의 중심선이 묘사된 것을 확인할 수 있다.

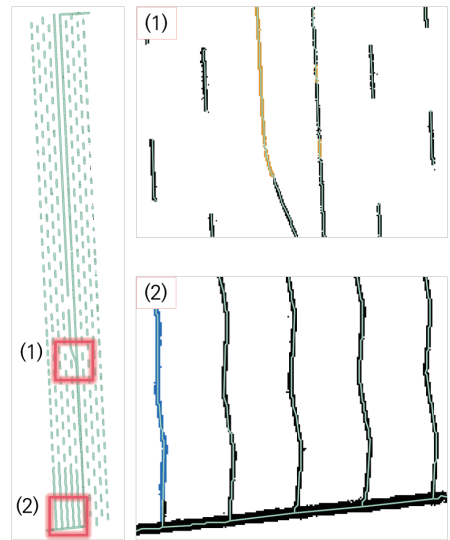
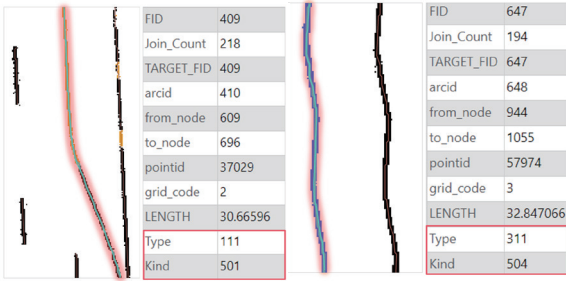


Fig. 3. Drawing results of the centerline of road lane markings

2.3.2 공간조인 및 3차원 벡터화

도화된 중심선 벡터 데이터의 속성 정보를 입력하기 전에 하나의 도로 노면선 객체가 여러 개의 유형으로 분류되는 포인트넷의 문제를 해결하기 위해 대표 속성을 결정하는 과정이 선행되어야 한다. 이를 위해 공간조인 시 가장 높은 빈도로 나타나는 차선의 색상 정보를 대표 속성으로 판단하였으며, 차선의 색상 정보와 위치 정보를 조합하여 Fig. 4와 같이 정밀도로 지도 도로 노면선 표시 레이어의 필수 속성인 선표시 유형(type)과 선규제 유형(kind)을 입력하였다(NGII, 2021). Fig. 4(a)는 중앙선 객체와 공간조인을 통해 입력된 속성 정보를 나타낸다. 중앙선 객체의 유형은 백색과 황색 두 가지 색상으로 예측되었으나, 대표 속성을 기반으로 공간조인을 수행한 결과 선표시 유형은 황색-단선-실선(111)으로 입력되었으며 선규제 유형은 중앙선(501)로 입력된 것을 확인할 수 있다. Fig. 4(b)의 버스전용차선 객체의 경우 선표시 유형은 청색-단선-실선(311)으로 입력되었으며 선규제 유형은 버스 전용차선(504)으로 입력된 것을 확인할 수 있다.



(a) Attribute of center lane (b) Attribute of bus lane

Fig. 4. Results of the spatial join using representative attribute

선표시 유형과 선규제 유형 정보가 입력된 벡터 데이터는 영상을 기반으로 생성되었으므로 2차원 벡터 데이터이다. 하지만 정밀도로지도는 X, Y, Z 좌표를 갖는 3차원 벡터 데이터여야 하므로 2차원 벡터 데이터에 높이 값을 부여하기 위해 높이 영상을 이용한 3차원 보간을 수행한다. Fig. 5는 3차원 보간을 수행한 결과를 나타내며, 이를 통해 공간조인을 수행한 2차원 벡터 데이터는 높이 값이 없으나 3차원 보간을 통해 원본 포인트 클라우드의 높이를 가지는 3차원 벡터 데이터를 생성한 것을 알 수 있다.

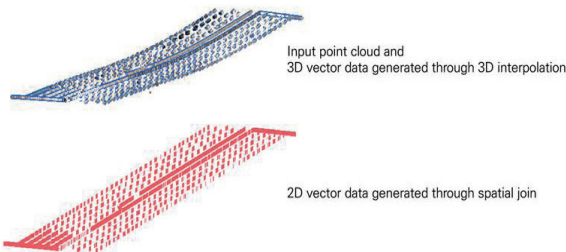


Fig. 5. Result of 3D interpolation

2.3.3 도로 노면선 표시의 레이어 생성

3차원 벡터 데이터는 도로 노면선 표시의 중심선이 묘사된 상태로, 중심선 간 연결성이 없다. 정밀도로지도 설명 및 안내 자료에 따르면 도로 노면선 표시 레이어는 차선의 연속성이 나타나야 하며, 선표시 유형과 선규제 유형이 같은 경우 하나의 선형 객체로 나타나야 한다. 이를 위해 Eq. (1)과 같이 도로 노면선 표시의 시작점과 끝점이 이루는 벡터의 법선 각도 (θ)를 이용한다.

$$x\cos\theta + y\sin\theta = \rho \tag{1}$$

우선 Fig. 6과 같이 도로 노면선 표시 객체의 시작점으로부터 근접한 끝점을 탐색하고 시작점과 끝점 간의 법선 각도를 계산하여 법선 각도가 임계치보다 작으면 동일 직선이라 판단하고 중심선을 확장하였다.

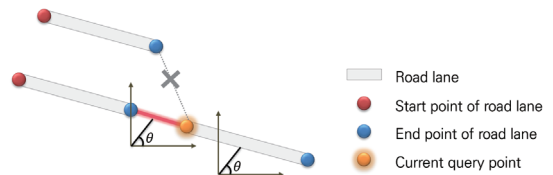
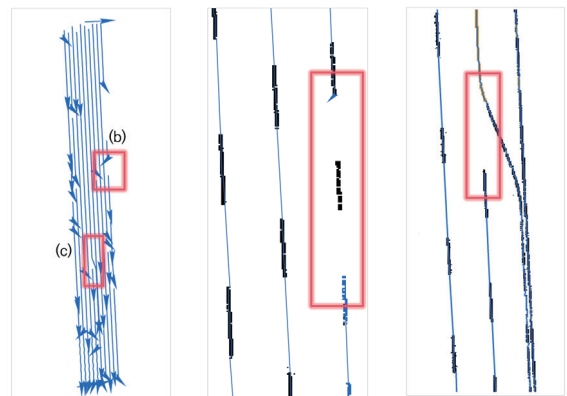


Fig. 6. Methodology for extending the centerline of road lane markings

Fig. 7은 직선의 기울기를 이용하여 중심선을 확장하고 동일 속성을 가진 선형 객체를 디졸브(dissolve)하여 하나의 객체로 나타낸 결과를 나타낸다. Fig. 7(a)을 통해 전반적으로 도로 노면선 표시의 중심선이 확장되어 연결된 것을 확인할 수 있다. 하지만 Fig. 7(b)과 같이 일부 도로 노면선 표시의 중심선이 연결되지 않은 것을 확인할 수 있으며, 이는 세선화를 통해 묘사된 중심선의 끝점이 직선 형태가 아닌 급격한 기울기를 지니고 있어 나타난 문제임을 알 수 있었다. 또한, Fig. 7(c)을 통해 가변차선에 의해 생성된 새로운 차선의 경우 일반차선과 같이 연결성이 있어야 하지만 연결이 되지 않은 것을 확인할 수 있었다.



(a) Result of the centerline extension (b) Enlargement of (b) area (c) Enlargement of (c) area

Fig. 7. Results of the centerline extension of road lane markings

정밀도로지도는 자율주행 차량의 기본 인프라로 활용되며

로 차량의 진행 방향에 따른 상·하행 방향성이 있어야 하지만 중심선이 확장된 도로 노면선 표시는 차량의 진행 방향에 따른 상·하행 구분이 없는 상태이다. 도로 노면선 표시의 방향성을 설정하기 위해 선규제 유형이 ‘중앙선’인 객체를 탐색하고 객체 간의 위치 비교를 통해 중앙선의 상·하행을 결정한다. 이후 하행 중앙선을 기준으로 일반차선에 대한 상·하행을 설정하면 Fig. 8과 같은 결과를 나타낸다.

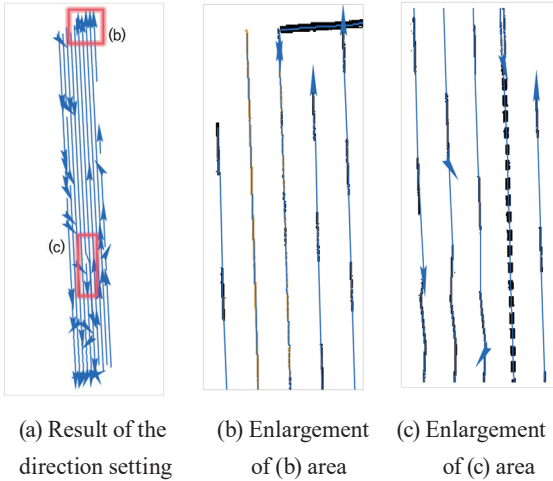


Fig. 8. Results of the direction setting of road lane markings

3. 결과 분석

3.1. 도로 노면선 표시의 도화 및 구조화 정확도 분석

제안한 도로 노면선 표시의 자동 도화 및 구조화 방법론으로 생성한 3차원 벡터 데이터의 활용성을 검증하기 위해 정밀도로지도 품질검사 기준에 따라 정확도를 분석하였다. 벡터 데이터에 대한 정밀도로지도 품질검사 기준은 위치 정확도 검사, 객체 유효성 검사, 도형 무결성 검사, 벡터 구조화 검사로 구분된다(NGII, 2020).

3.2.1 위치정확도 검사

위치정확도 검사는 원본 포인트 클라우드와 생성한 벡터 데이터 간의 좌표를 비교하여 수평 위치와 수직 위치에 대한 최대오차 및 RMSE를 계산하고 적합성을 검증한다. 실험지역 내 10개의 비교점을 설정하였으며 위치정확도 검사를 수행한 결과는 Table 2와 같다. 위치정확도 검사 결과 수평위치와 수직위치에 대한 최대오차는 각각 0.06m, 0.08m로 나타났으며, RMSE는 각각 0.03m, 0.02m로 나타나 적합성을 검증하였다.

Table 2. Result of positional accuracy test

Error	Position		Note	Judgment
	Horizontal	Vertical		
Min	0.007573	0.002140	-	Pass
Max	0.064894	0.080164	≤0.2m	
Average	0.024893	0.013947	-	
RMSE	0.030396	0.027412	≤0.1m	

3.2.2 객체 유효성 검사

객체 유효성 검사는 누락된 객체와 중복된 객체를 판단하는 객체추출 오류, 도로 노면선 표시 모델의 객체 유형인 선형으로 도화 유무를 판단하는 기하유형 오류, 그리고 묘사 위치에 대한 오류로 구분된다. 객체 유효성 검사 결과는 Table 3과 같으며, 포인트 클라우드의 밀도가 낮은 가장자리의 6개 차선 객체가 누락되어 묘사되지 않았다. 또한, 입력 데이터의 10개의 차선에 대한 중심선이 확장된 도로 노면선 표시 벡터 데이터의 총 길이는 2.879km여야 하지만 일부 연결성이 끊긴 차선에 의해 원본 대비 약 90.378%인 2.602km 길이의 벡터 데이터가 생성되었다. 제안한 방법론으로 생성된 벡터 데이터는 모두 선형으로 도화되어 기하유형 오류가 발생하지 않았으며, 묘사 위치에 대한 오류 또한 발생하지 않았다.

Table 3. Result of object validation test

		Proposed methodology
Number of road lane markings of original point cloud		338
Error types	Object omission	6
	Geometry type	0
	Drawing location	0

3.2.3 도형 무결성 검사

도형 무결성 검사는 객체의 유효길이, 자기교차, 자기접침 등 동일 레이어에서 발생하는 도형 간의 도화 오류를 검사한다. 제안한 방법론으로 생성한 3차원 벡터 데이터는 길이가 0.01m 미만인 객체가 발견되지 않았으며, 도형 간 도화 오류가 발생하지 않아 도형 무결성 검사에 대해 적합성을 검증하였다.

3.2.4 벡터 구조화 검사

벡터 구조화 검사는 벡터 데이터의 속성 정보가 실제 유형

에 맞게 입력되었는지 판단한다. 벡터 구조화 검사는 도로 노면선 표시의 필수 속성인 선표시 유형과 선규제 유형으로 구분하여 분석하였다. Table 4는 선표시 유형에 대한 벡터 구조화 검사 결과를 나타낸다. 선표시 유형의 구조화 정확도는 88.235%로 나타났으며 실제 유형과의 일치도를 나타내는 카파계수(kappa coefficient)는 80.851%로 나타났다. Table 4를 통해 일부 청색-단선-점선(312)의 포인트 클라우드가 밝게 수집되어 포인트넷 모델을 통해 백색-단선-점선(212)으로 오분류된 것을 확인할 수 있었다.

Table 4. Results of structural editing accuracy test based on type attribute of road lane markings

Type	Ground truth						Sum	
	111	112	211	212	311	312		
Proposed methodology	111	2	0	0	0	0	2	
	112	0	0	0	0	0	0	
	211	0	0	6	0	0	6	
	212	0	0	0	25	0	6	31
	311	0	0	0	0	1	0	1
	312	0	0	0	0	0	11	11
Sum	2	0	6	25	1	17	51	
Structuring accuracy	88.235 %			Kappa	80.851 %			

Table 5는 선표시 유형에 대한 벡터 구조화 검사 결과를 나타낸다. 선규제 유형의 구조화 정확도는 88.235%로 나타났으며 실제 선규제 유형과의 일치도를 나타내는 카파계수는 80.510%로 나타나 전반적으로 양호한 결과를 보였다. 하지만 선표시 유형 중 백색 차선으로 오분류된 청색 차선이 포함되어 있어 선규제 유형 중 일부 버스전용차선(504)이 일반차선(503)으로 오분류된 것을 확인할 수 있었다.

Table 5. Results of the structural editing accuracy based on the kind attribute of road lane markings

Kind	Ground truth				Sum
	501	503	504	506	
Proposed methodology	501	2	0	0	2
	503	0	25	6	31
	504	0	0	12	12
	506	0	0	0	6
Sum	2	25	18	6	51
Structuring accuracy	88.235%		Kappa	80.510 %	

4. 결론

본 연구는 포인트넷 모델을 통해 유형이 분류된 포인트 클라우드를 기반으로 영상처리 기법과 공간분석 기법을 적용하여 도로 노면선 표시의 도화 및 구조화를 자동으로 수행하였으며 다음과 같은 결론을 도출하였다.

첫째, 도로 노면선 표시의 중심선을 도화하기 위해 3차원 데이터인 포인트 클라우드를 활용하는 대신, 색상 정보와 높이 정보를 영상으로 변환하여 영상처리 기법을 적용함으로써 연산량을 줄일 수 있었다. 또한, 직선의 기울기를 응용하여 도로 노면선 표시의 중심선을 확장하고 포인트넷 모델로 예측한 색상 정보와 위치 좌표를 조합하여 방향성을 설정함으로써 도로 노면선 표시 레이어를 자동으로 생성하였으며, 이를 통해 작업자가 수작업으로 도로 노면선 표시 레이어를 도화하는 불편함을 해소할 수 있었다.

둘째, 도로 노면선 표시의 중심선을 확장하기 위해 직선의 기울기를 이용하는 방법론을 제시하였으며, 제안한 방법론을 통해 원본 대비 약 90.378%인 2.602km 길이의 도로 노면선 표시의 벡터 데이터가 자동으로 생성되었다. 생성한 벡터 데이터의 정밀도로서도 활용성을 검증하기 위해 비교점을 설정하여 위치정확도를 검사하였으며, 그 결과 수평위치와 수직위치에 대한 RMSE가 각각 0.03m, 0.02m로 나타나 적합성을 검증하였다.

셋째, 제안한 방법론으로 생성한 벡터 데이터의 도형 무결성 검사와 관련된 오류는 발생하지 않았으며, 선표시 유형과 선규제 유형을 구분하여 벡터 구조화 검사를 수행하였다. 선표시 유형과 선규제 유형의 구조화 정확도는 모두 88.235%로 나타났다. 그러나 일부 청색 차선의 경우 포인트 클라우드가 밝게 수집되어 백색 차선으로 오분류되는 문제가 있었다.

본 연구에서 제안한 방법론을 활용하여 현재 수작업으로 이루어지는 정밀도로지도 구축 대상의 도화 및 구조화 공정을 일부 자동화할 수 있을 것으로 판단되며, 향후 도로 노면선 표시의 포인트 클라우드 자동 추출과 관련한 연구가 수행된다면 정밀도로지도 공정의 자동화 비율이 높아질 수 있을 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 2020년도 정부(국토교통부)의 재원으로 공간정보 융복합 핵심인재 양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (2020-02-01).

References

- National Geographic Information Institute (2020), Manual of quality inspection criteria of the high-definition road maps, pp. 1-136.
- National Geographic Information Institute (2021), Explanation and guidance materials of high-definition road maps, pp. 1-51.
- Choi, H.K. (2021), A study and suggestion of digital twin realization in korean new deal, *Review of Architecture and Building Science*, Vol. 65, No. 3, pp. 38-42.
- Choi, I.H. and Kim, E.M. (2021), Automatic construction of deep learning training data for high-definition road maps using mobile mapping system, *The Journal of Korea Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography*, Vol. 39, No. 3, pp. 133-139. (in Korean with English abstract)
- Choi, K.J. and Kim, K.H. (2021), An automatic extraction method for road maps using LiDAR-based 3D point maps, *The Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, Vol. 27, No. 5, pp. 234-240. (in Korean with English abstract)
- Choi, T.S., Yoon, H.S., Choi, Y.S., Lee, W.J., and Chang, S.Y (2020), A study on high definition road map construction using aerial photography, *The Journal of Korean Society for Geospatial Information Science*, Vol. 28, No. 3, pp. 69-76. (in Korean with English abstract)
- Korean Society of Transportation (2021), Trend of Policy, *Transportation Technology and Policy*, Vol. 18, No. 2, pp. 90-92.
- Qi, C.R, Su, H., Mo, K., and Gulibas, L.J (2017), PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 652-660.