移動計測による点群と画像を用いた線状物体検出 (第3報)

電気通信大学 ○田島 晃太, 増田 宏

1. 緒言

移動計測装置(MMS)によって取得した点群やカメラ画像のデータは、自動運転で使用される3次元地図の作成や、インフラ設備の維持管理に有効であると考えられている。得られたデータを識別する際に、特に道路を跨ぐ線状物体に関しては、大型車両と干渉する恐れがあるため、適切に検出する必要性がある。しかし、MMSの点群所得方法との兼ね合いによって、道路を跨ぐ線状物体の点群は大きく欠落してしまうことがある。そこで MMS によって同時に取得されている画像には道路を跨ぐ線状物体は色情報として明確に示されているのを利用して、道路を跨ぐ線状物体の軌跡を補完する手法を考える。

前報では、カメラ画像から道路を跨ぐ線状物体を検出し、画像上の座標から3次元座標を算出することで線状物体の軌跡を算出する拡張手法を提案した。しかし、この方法では、画像から線状物体以外も検出されるため、検出の安定性に問題があった。また、線状物体検出の成功率の検証が行われていなかった。

そこで、本報では、画像に対して深層学習を適用することによって、線状物体をより高い精度で抽出することを考える.また、複数の MMS データに本手法を適用することで、手法の有効性を検証する.

2. 手法の概要

本研究では、MMSによって取得した点群とカメラ画像のデータ, 走行軌跡情報のデータを用いる. 道路を跨ぐ線状物体の点群は, レーザのスキャン方向が線状物体と平行に近くなるため, 部分的 にしか取得できないことが多い. 一方で, 画像ではカメラの正面 に存在していることから明瞭に撮影できることが多い. そこで, 画像から線状物体を検出することで, 欠落した線状物体の点群を 補完する.

本手法の流れを図1に示す.本報では線状物体として電線を考える.まず,画像を小領域に分割し,深層学習を用いて電線が含まれている領域のみを選択する.選択した領域に対して,線分検出を施すことにより,電線の候補線分を検出する.次に,点群に対して,明らかに電線ではないと考えられる点群を除去する.そうして得られた電線の候補点群を画像上に投影することで,候補点群と候補線分との対応関係を検出する.

電線の候補点群から電線の存在する垂直平面を算出し、その平面に対応付けした候補線分を投影する.これにより、画像の電線の3次元座標を算出でき、点群の電線を補完する[1].

3. 画像からの線状物体の検出

画像から電線を検出するにあたり、まず、画像から電線が含まれている領域を深層学習によって検出する。ここでは、画像を 10×10 個の小領域に分割し、電線が含まれない下半分を除いた 5×10 個の画像(図 2(a))から検出を行った。検出器には電線の画像を転移学習させた VGG16 を用い、学習には 12750 枚の小領域画像を使用した。

次に,検出した小領域画像から電線成分を抽出する.検出した小領域画像に対して適応的閾値処理で 2 値化を行い,確率的 Hough 変換によって線分状の直線成分を検出した(図 2(b)).検出した直線成分に対して領域成長法を用いることで,検出場所が重なっているものを同一の電線としてグルーピングおく.

4. 画像を用いた線状物体の点群の補完

4.1. 電線以外の地物の除去

点群の処理を行う前に、電線以外の点群は処理の妨げとなるので、なるべく除去をしておく. そこで、以下に当てはまる点群は、電線ではないとして除去した.

(1) 地面付近の点群

電線は地面から高い位置にあるため、路面を検出して、路面からの高さが閾値以下の点を除外する.路面の検出は、高さに関するヒストグラムを作成し、一定数以上の点が存在する最小高さを路面高さとした.

(2) 柱状物体

点群から柱状物体を抽出する手法がいくつか提案されている. ここでは、水平面との切断面を円弧近似し、垂直方向に多数の 円弧が存在する箇所を柱状物体とした. 抽出した柱状物体の 点群については除去する.

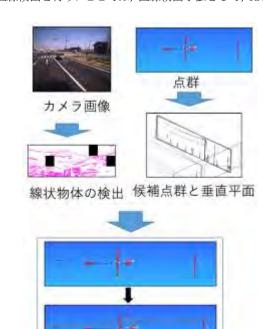
(3) 道路からの距離が大きい点群

ここでは、道路を跨ぐ電線を対象としているので、走行軌跡か一定距離以上離れている点群は除去する.

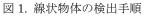
以上の処理を行うことで,

4.2. 電線の候補点群

電線の軌跡は点群内において、地面に垂直な平面内に下に凸なカテナリ曲線となる.そのため、電線上の点群を水平面に投影をすると、直線に近い形で投影される.そこで、電線でない点群を除去した点群を水平面に投影し、投影された点群から直線検出を行う.ここでは、直線検出手法として、RANSAC



垂直平面への線状物体の投影







(a)画像の小領域分割 (b)深層学習適用結果 図 2. 画像への深層学習適用

法を用いた.

次に,検出した直線を通る垂直平面を算出する. 道路を跨ぐ 電線については,多くの計測点が欠落しているが,欠落点は, この垂直平面上に乗っていると考えられる.

4.3. 画像の線分を用いた電線の補完

3次元座標から画像への投影は、図3に示すようにピンホールカメラモデルを用いて算出できる.ここでは、電線候補の点群を画像上に投影する.投影した点と、画像から検出された線分の距離が十分近ければ、投影点は、線分の一部であると考えられるので、それにより投影点と線分を関連付ける.

次に、画像から算出された線分を、関連付けられた投影点が乗っている垂直平面上に投影する。ここでは、ピンホールカメラによる投影の逆手順を考える。ピンホールカメラモデルには、画像の歪みを考慮した補正が含まれているので、その補正関数を用いて、物理網膜上に投影された点 $p=(u\ v)^T$ から正規化画像平面上に投影された点 $\hat{p}=(\hat{u}\ \hat{v})^T$ への逆計算を行う。正規化画像上の座標 \hat{p}' が得られている時、補正前の画素位置 \hat{p} が算出できれば、対応する 3 次元座標は直線 OP 上に存在していることが分かる。この時、対応する 3 次元座標は直線 OP と垂直平面との交点になる。

ただし、カメラキャリブレーションの誤差などにより、垂直 平面上において、MMSで計測された点群と、画像から算出さ れた点群にずれが生じることがある。このずれを補正するた め、算出した3次元座標の画像上の線分に対して、RANSAC 法を用いてカテナリ曲線

$$z = \frac{a}{2} \left\{ \exp \frac{x-b}{a} + \exp \frac{-(x-b)}{a} \right\} + c$$

を当てはめる.この計算においては、任意の 3 点から係数 a,b,c が算出できるので、最も多くの点が乗るような係数を採用する.次に、点群とカテナリ曲線との距離が最も近くなるようにカテナリ曲線に剛体変換を施すことで、ずれを補正する.

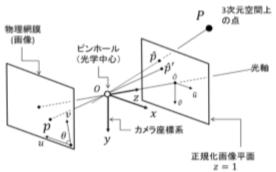


図 3. ピンホールカメラモデル

5. 評価実験

本報の手法を用いて、MMSより取得した点群と画像の組み合わせに対して道路を跨ぐ線状物体の補完を検証した. 道路を跨ぐ線状物体を含んでいる点群と画像の組み合わせ 10 個に対して本手法の検証を行った. ここでは、欠落していた道路を跨ぐ線状物体の点群が部分的にでも補完することができた場合を成功とみなした. 実験の結果、10 個中9個において、道路を跨ぐ線状物体の点群を補完することができることを確認した. 図 4,5 に電線の補完に成功した例を示す. ここで、図 4(b)の灰色の部分が補完した部分である. また、図 5(b)では赤いラインが画像から算出した点であり、ピンク色の線がカテナリ曲線として算出された電線の軌跡である

図 6 に失敗したケースを示した. 失敗したケースの原因としては,図 6(a)に示されている道路を跨ぐ電線が細く,電線の点群がほとんど取得できなかったために,垂直平面が算出できなかったためである.

本手法の限界については、以下のようにまとめられる. まず、



(a) MMS による点群



(b) 画像による補完 図 4. 画像の点群による補完例 1



(a) MMS による点群



(b) 画像による補完 図 5. 画像の点群による補完例 2



(a) 電線の画像と投影された点群



(b) 画像による補完 図 6. 検出に失敗した道路またぎ電線

点群の欠落が非常に大きい時には垂直平面が算出できず、画像に よる補完に失敗する. また、ピンホールカメラモデルによる点群 の投影のずれによって点群と画像との対応付けに失敗する可能性 がある. また、画像から線分検出に欠落が生じた場合、線状物体 を補完できない部分が存在する.

6. 結論

本報では、移動計測装置によって取得した点群と画像を用いて、画像への深層学習適用と画像処理により検出した線状物体を使用して、道路を跨ぐ線状物体の点群を補完する拡張手法について検討、検証を行った.

今後は、より多くのデータに対して本手法の検証を行い、手法の安定性の確認、向上が課題となる. そのため、深層学習による線状物体検出の改良や点群へのフィッティング方法の改良を考えていく予定である.

7. 参考文献

[1] 田島晃太, 森悠真, 増田宏:移動計測による点群と画像を用いた線状物体検出(第2報), 精密工学会春季講演会(2019)