

道路ネットワークの二色逆最近傍探索における オブジェクトの探索時間短縮手法の提案

福間 健太¹ 後藤 佑介¹

概要: ネットワーク上で移動端末による空間軸上の変化を表現できる空間ネットワーク環境において、地理情報を適用した道路ネットワーク上でオブジェクトを探索する研究が進められている。特に、クエリまでの距離が近いターゲットを探索する逆最近傍探索において、2種類のオブジェクトグループに分けた上で、一方のグループのクエリと他方のグループに所属する複数のターゲットとの関係性を探索する二色逆最近傍 (Bichromatic-RkNN) 探索に対する注目が高まっている。道路ネットワークの二色逆最近傍探索におけるこれまでの提案手法では、オブジェクトの探索数が1の場合に限定されていた。本研究では、道路ネットワークを用いた二色逆最近傍探索においてオブジェクトの探索時間を短縮する手法を提案する。提案手法では、複数のオブジェクトを探索する場合に拡張した上で、ターゲットを母点としたネットワークポロノイ図を作成し、RkNNの候補となる条件を満たさないターゲットを除外することで、既存手法に比べて探索時間を短縮する。

1. はじめに

ネットワーク上で移動端末による空間軸上の変化を表現できる空間ネットワーク環境では、地理情報を扱うシステムとして Geographic Information System (GIS) が広く用いられている。また、GISの入力デバイスの一つである Global Positioning System (GPS) を用いた位置情報サービスが注目されており、様々な分野への応用が期待されている。

空間ネットワーク環境では、位置情報の問合せ元となるクエリオブジェクト (以下、クエリ) が探索条件に応じて候補となる複数のターゲットオブジェクト (以下、ターゲット) を選択する。このとき、クエリの位置情報をもとに、クエリからの距離が近いターゲットを探索する最近傍探索を用いることが有効である。また、最近傍探索の考え方をを用いて、クエリまでの距離が近いターゲットを探索する逆最近傍探索に対する注目が高まっている。逆最近傍探索は、同じグループに所属するクエリと複数のターゲットとの関係をもとに探索する単色逆最近傍 (Monochromatic-RkNN) 探索、および2種類のオブジェクトグループに分けた上で、あるグループのクエリと他方のグループに所属する複数のターゲットとの関係をもとに探索する二色逆最近傍 (Bichromatic-RkNN) 探索にそれぞれ分類される。

空間ネットワークに地理情報を適用した道路ネットワークの二色逆最近傍探索では、ユークリッド距離に加えて道路ネットワークを考慮したネットワーク距離を用いてオブジェクトを探索する。そこで、オブジェクトの探索時間を短縮する手法がいくつか提案されている。しかし、これまでの手法では、オブジェクトの探索数が1の場合に限定されている点 [1]、およびオブジェクトの位置情報を事前に設定した道路ネットワークを用いて評価を行っている点 [2] により、実際の地理情報に対応して複数のオブジェクトを探索できない。

本研究では、道路ネットワークの二色逆最近傍探索においてオブジェクトの探索時間を短縮する手法を提案する。提案手法では、ターゲットを母点としたネットワークポロノイ図を作成した上で、各ターゲットの二色逆最近傍を三つのステップで探索し、二色逆最近傍の候補となる条件を満たさないターゲットを除外することで、複数のオブジェクトを探索でき、探索時間を短縮する。

2. 空間ネットワーク

2.1 概要

空間ネットワークは、多次元空間上で移動端末による空間軸上の変化を表現できる。クエリは、空間ネットワーク上に存在するターゲットの位置情報を取得することで、様々なサービスに利用できる。

空間ネットワークにおいて、オブジェクト間の距離は、

¹ 岡山大学大学院自然科学研究科
Graduate School of Natural Science and Technology,
Okayama University

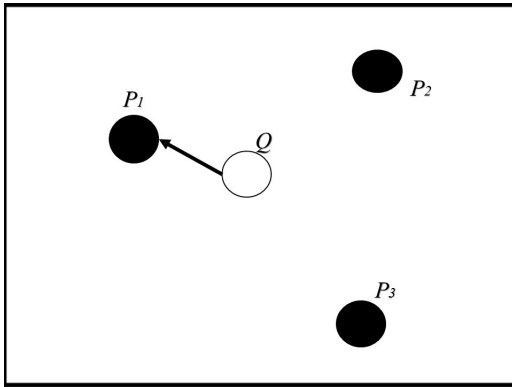


図 1 ユークリッド距離を用いたオブジェクトの関係

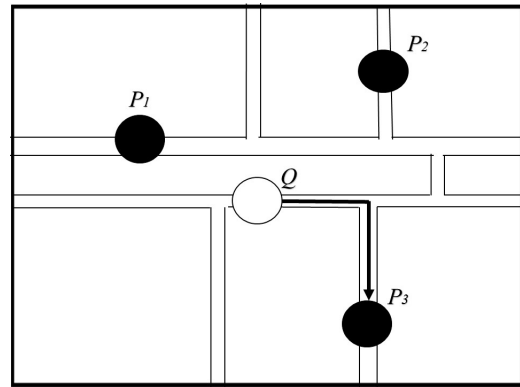


図 2 ネットワーク距離を用いたオブジェクトの関係

ユークリッド距離とネットワーク距離の 2 種類に分類される。以降の節で順番に説明する。

2.2 ユークリッド距離

空間ネットワーク上に存在する二つのオブジェクトについて、オブジェクト間の直線距離をユークリッド距離と呼ぶ。例えば、空間ネットワーク内に二つのオブジェクト $A(x_1, y_1)$, $B(x_2, y_2)$ が存在する場合、ユークリッド距離 $d_{(A,B)}$ は以下の式で表される。

$$d_{(A,B)} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (1)$$

ユークリッド距離は、経路上に存在する障害物の有無に関わらず、二つのオブジェクト間の最短距離を求めることができる。図 1 にユークリッド距離の例を示す。図 1 の場合、オブジェクト Q からユークリッド距離でもっとも近いオブジェクトは P_1 となる。

2.3 ネットワーク距離

空間ネットワークに地理情報を適用した道路ネットワークを用いる場合、二つのオブジェクト間で山や川といった自然物、および家やビルといった人工物を考慮する必要がある。このような空間ネットワーク上で、ユーザがあるオブジェクトから別のオブジェクトへ移動する場合、二つのオブジェクト間の移動距離は、地理情報を考慮してオブジェクト間の距離を求めるため、ユークリッド距離よりも長くなる。この距離をネットワーク距離と呼ぶ。本研究では、道路ネットワークを反映した重み付きグラフを用いて、オブジェクト間のネットワーク距離を表す。

図 2 に、ネットワーク距離の例を示す。図 2 の場合、オブジェクト Q からユークリッド距離でもっとも近いオブジェクトは P_1 ではなく、 P_3 となる。

3. 探索手法

3.1 最近傍探索

最近傍 (k -Nearest Neighbor, 以下、 k NN) 探索は、空間

ネットワーク上に複数のオブジェクトが存在する場合、位置情報の問合せ元となるクエリから距離が近い順番に候補となる k 個 ($k \geq 1$) のターゲットを探索する方法である。例えば、 $k = 1$ の場合における最近傍探索を図 3 に示す。クエリが A_4 の場合、 A_4 からの距離が短い順番に探索し、 A_3 が探索結果となる。

3.2 逆最近傍探索

逆最近傍 (Reverse k NN, 以下、 Rk NN) 探索は、クエリに対して複数のターゲットがどのような位置関係であるかを算出して、最近傍探索と逆方向の関係を求める方法である。例えば、図 4 において、 A_4 の $R1$ NN は A_3 および A_5 である。最近傍探索では、クエリからの距離が近い順番に k 個のオブジェクトを探索する一方で、逆最近傍探索では、あるオブジェクトから k 番目以内となるクエリを探索する。

これまでの研究では、クエリの探索対象は、自身の現在位置からどの範囲の距離で、どの程度存在するかが重要とされてきた。しかし、近年は携帯端末を用いた位置情報サービスが広く普及し、多くのユーザが携帯端末で自身の位置情報を利用するようになり、他のユーザとの関係を間接的に意識する環境が一般的になった。このため、多くのユーザは、自身の存在が他のユーザおよび他のグループからどのように意識されているかに関する情報を取得したい要求が高まっている。

3.3 単色逆最近傍探索

単色逆最近傍 (Monochromatic- Rk NN) 探索は、3.2 節で述べた一般的な逆最近傍探索である。クエリおよびターゲットは同じ種類のオブジェクトに属し、一対一で互いの位置関係を探索する。このため、クエリの探索対象は、空間ネットワーク上に存在するすべてのターゲットとなる。このとき、単色逆最近傍探索では、クエリを自身の最近傍とするターゲットを探索する必要がある。

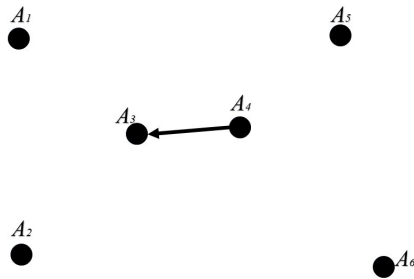


図 3 最近傍探索 ($k = 1$)

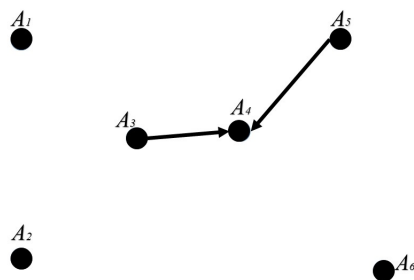


図 4 逆最近傍探索 ($k = 1$)

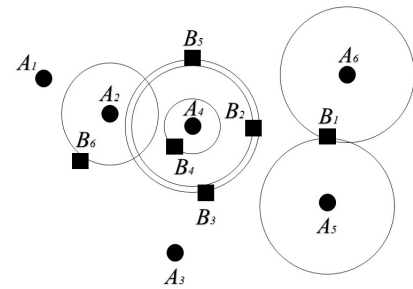


図 5 二色逆最近傍探索 (グループ A がクエリの場合)

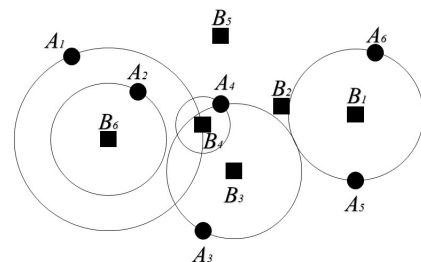


図 6 二色逆最近傍探索 (グループ B がクエリの場合)

3.4 二色逆最近傍探索

二色逆最近傍 (Bichromatic-R k NN, 以下, BR k NN) 探索は, 2種類のグループで構成されたオブジェクト間で逆最近傍探索を行う. 例えば, 2種類のコンビニエンスストアのグループ A, B が同じ営業エリア内でそれぞれ複数の店舗を営業している場合, グループ A に所属するオブジェクトがグループ B に所属するオブジェクトを対象にした R k NN の関係を図 5 に示す. また, 逆に, グループ B に所属するオブジェクトがグループ A に所属するオブジェクトを対象にした R k NN の関係を図 6 に示す. 二色逆最近傍探索を行うことで, コンビニエンスストアのグループは, 次にオープンする新規店舗の場所を決めることができる. しかし, グループ間でオブジェクトを探索する方法は複雑となるため, 二色逆最近傍探索に関する研究は進んでいない. 本研究では, グループ間でオブジェクト逆最近傍探索を行うため, 二色逆最近傍探索を検討する.

4. ネットワークボロノイ図

Voronoi Diagram (以下, ボロノイ図) は, 空間ネットワーク上で任意の位置に複数の点 (以下, 母点) を配置した状態で, 同じ空間上に存在する点がどの母点に近いかに応じて領域分けした図である. 二次元の空間ネットワーク上でユークリッド空間を用いたボロノイ図の例を図 7 に示す. 黒点は母点, 白点は母点以外のオブジェクトである.

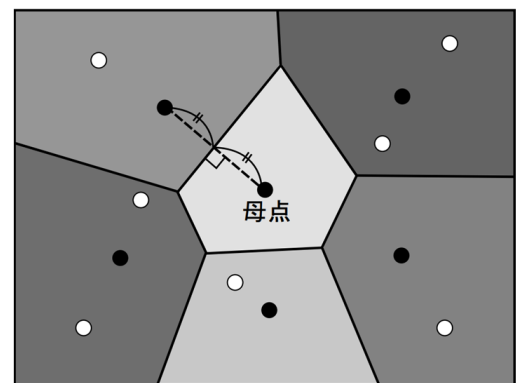


図 7 ボロノイ図

白点のオブジェクトは, 自身が存在する領域内にある母点を自身の最近傍とする. 空間ネットワーク上でユークリッド距離を用いて作成したボロノイ図の場合, 領域の境界線は二つの母点間で構成される垂直二等分線の一部となる.

Network Voronoi Diagram [4](以下, ネットワークボロノイ図) は, 空間ネットワーク上でユークリッド距離を用いて作成したボロノイ図である. 二次元の空間ネットワーク上でユークリッド距離を用いて作成したネットワークボロノイ図の例を図 8 に示す. p_1, p_2 および p_3 は, 母点と

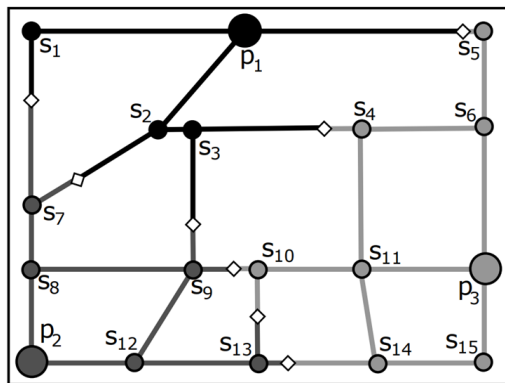


図 8 ネットワークボロノイ図

なるオブジェクトであり、 s_1, s_2, \dots, s_{15} は、母点以外のオブジェクトである。空間ネットワーク上におけるオブジェクト間の経路上に存在する四角形は、母点が構成する領域の境界を表す。図 8 の場合、オブジェクト s_1, s_2, s_3 は、母点 p_1 を自身の最近傍とするオブジェクトとなる。同様に、オブジェクト $s_7, s_8, s_9, s_{12}, s_{13}$ は母点 p_2 、およびオブジェクト $s_4, s_5, s_6, s_{10}, s_{11}, s_{14}, s_{15}$ は母点 p_3 を自身の最近傍とするオブジェクトとなる。

5. 提案手法

5.1 概要

空間ネットワークに地理情報を適用した道路ネットワークにおける二色逆最近傍 (BR k NN) 探索において、オブジェクトの探索時間を短縮する手法を提案する。提案手法では、ターゲットを母点としたネットワークボロノイ図を作成した後、各ターゲットの R k NN を三つのステップに分けて探索する。このとき、探索条件を満たさないターゲットを除外 (以下、刈取り) して、クエリの BR k NN となるターゲットを求める。

5.2 探索手順

提案手法において、クエリの BR k NN ターゲットの探索手順を説明する。はじめに、ターゲットを母点としたネットワークボロノイ図を作成する。次に、すべてのターゲットに対して三つのステップで刈取りを行いながら探索し、クエリの BR k NN となるターゲットを求める。なお、ネットワークボロノイ図は事前に作成されており、クエリ q および探索数 k は与えられているとする。

5.2.1 ネットワークボロノイ図の作成

n 個のターゲット (p_1, p_2, \dots, p_n) を母点として、ネットワークボロノイ図を作成する。

5.2.2 ステップ 1: ネットワークボロノイ図を用いた刈取り

クエリとターゲット p_k とのネットワーク距離を測定した上で、 p_k を母点とするボロノイ領域 $VP(p_k)$ 内に存在するクエリと同じグループに所属するオブジェクトとのネットワーク距離を比較する。 p_k とのネットワーク距離がクエリよりも短いオブジェクトが k 個以上存在する場合、 p_k はクエリの BR k NN とはならないため、候補から除外し、次のターゲットの探索処理に移行する。 p_k とのネットワーク距離がクエリよりも短いオブジェクトが k 個未満となる場合、ステップ 2 に移行する。

5.2.3 ステップ 2: ユークリッド距離を半径とする円を用いた刈取り

クエリと p_k とのユークリッド距離を半径、 p_k を中心とする円を作成し、円内の領域と重なるボロノイ領域のうち、ステップ 2 で探索した領域以外の領域に対してステップ 1 と同じ処理を行う。ステップ 2 が終了した時点で、クエリより p_k に近いオブジェクトが k 個未満である場合、ステップ 3 に移行する。

5.2.4 ステップ 3: ネットワーク距離を半径とする円を用いた刈取り

クエリと p_k とのネットワーク距離を半径、および p_k を中心とする円を作成し、円内の領域と重なるボロノイ領域のうち、ステップ 2 で探索した領域以外の領域に対してステップ 1 と同じ処理を行う。ステップ 3 が終了した時点で、クエリより p_k に近いオブジェクトが k 個未満である場合、 p_k はクエリの BR k NN となる。

5.3 提案手法のアルゴリズム

次に、5.2 節で述べた探索手順に従い、提案手法のアルゴリズムを構築する。

5.3.1 ネットワークボロノイ図の作成

n 個のターゲット (p_1, p_2, \dots, p_n) を母点として、ネットワークボロノイ図を作成する。ネットワークボロノイ図の作成は、Python のライブラリである Networkx を使用する。以下に、Networkx を使用してネットワークボロノイ図を作成するための命令文を示す。

```
nvd = nx.algorithms.voronoi.voronoi_cells
      (nx_mat, target)
```

引数 nx_mat は、実際の地理情報に対応した隣接行列である。また、引数 $target$ は、母点の集合である。

5.3.2 ステップ 1: ネットワークボロノイ図を用いた刈取り

5.3.1 項で作成したネットワークボロノイ図を用いて、ターゲットとのネットワーク距離がクエリより短いオブジェクトの数に基づき、ターゲットの刈取りを行う。以下に、ステップ 1 の手順を示す。

(1) start for (ネットワークボロノイ図を構成する四角形

領域の数)

- (2) 母点 (p_n) を一つ選択し, p_n に含まれるターゲットの集合を P_N とする.
- (3) q から p_n のネットワーク距離を $dist_{in}$ とする.
- (4) P_N および q で算出したネットワーク距離に対して, $dist_{in}$ よりも近いターゲットが k 個以上存在する場合, P_N は q の BR k NN ではない. 一方, k 個以上存在しない場合, p_n を配列に保存する.
- (5) end for

5.3.3 ステップ 2: ユークリッド距離を半径とする円を用いた刈取り

ユークリッド距離を半径とする円内の領域と重なるボロノイ領域を用いて刈取りを行う. 以下に, ステップ 2 の手順を示す.

- (1) start for (ステップ 1 で抽出された配列の要素数)
- (2) ステップ 1 で設定した配列から候補のターゲット p_n を一つ選択する.
- (3) q から p_n のユークリッド距離を計算し, $dist_q$ とする.
- (4) ターゲットと q のユークリッド距離を計算し, ユークリッド距離が $dist_q$ よりも近いターゲットが k 個以上存在する場合, P_N は q の BR k NN ではない. 一方, k 個以上存在しない場合, p_n を新たに設定した配列に保存する.
- (5) end for

5.3.4 ステップ 3: ネットワーク距離を半径とする円を用いた刈取り

ネットワーク距離を半径とする円内の領域と重なるボロノイ領域を用いて刈取りを行う. 以下に, ステップ 3 の手順を示す.

- (1) start for (ステップ 2 で抽出された配列の要素数)
- (2) ステップ 2 で設定した配列から候補のターゲット p_n を一つ選択する.
- (3) q から p_n のネットワーク距離を計算し, $dist_q$ とする.
- (4) ターゲットと q のネットワーク距離を計算し, ネットワーク距離が $dist_q$ よりも近いターゲットが k 個以上存在する場合, P_N は q の BR k NN ではない. 一方, k 個以上存在しない場合, p_n は q の BR k NN として確定する.
- (5) end for

6. 関連研究

二色逆最近傍探索において, Gotoh らの研究 [2] では, ネットワーク距離を用いてオブジェクトの探索数が複数となる場合に対応した探索時間の短縮手法を提案した. この探索手法では, ターゲットを母点としたネットワークボロノイ図を作成した後, 各ターゲットの最近傍を三つのステップに分けて探索し, 条件を満たさないターゲット候補を除外することで, 線形探索と比べて実行時間を短縮でき

る. 道路ネットワークの形状が複雑でない場合は, ユークリッド距離を半径とする円で刈取りできるターゲットの候補は多く, 探索時間を短縮できる. 一方で, 道路ネットワークの形状が複雑になると, ユークリッド距離を半径とする円で刈取りできるターゲットの候補が減少するため, 探索時間の短縮効果は低くなる.

実際の地理情報を考慮した経路探索の関連研究として, Li らの研究 [5] では, Trip Planning Query (TPQ) と呼ばれる空間データベースの新しいタイプのクエリオブジェクトを用いた高速近似アルゴリズムを提案した. この手法では, 移動経路における始点, 終点, およびカテゴリと呼ばれる経路すべき複数の点で構成される TPQ を用いて, 始点からいくつかのカテゴリを経由して終点まで移動する場合に最良の経路を探索する. 本研究では, 二色逆最近傍探索において探索時間を短縮する点で異なる.

7. 評価

7.1 概要

提案手法の有用性を検証するため, 計算機上で実際の地理情報を用いたシミュレーション評価を行う. 本評価では, 5章で述べた提案手法 (BR k NN search method for 3 Steps: BR-3S 法) に加えて, 5.3.3 項で述べたステップ 2 を省略してステップ 1, 3 の 2 ステップに変更した手法 (BR k NN search method for 2 Steps: BR-2S 法) を用いる. BR-2S 法では, ステップ 2 で行ったユークリッド距離を用いた刈取りを省略する場合における探索時間の変化を評価する. また, 既存手法として, 線形探索を評価する. 線形探索は, あるターゲットに対して, クエリとの距離, およびクエリと同じグループに所属するクエリ以外のオブジェクトとの距離を順番に比較する. このとき, ターゲットまでの距離がクエリより短いオブジェクトを k 個探索すると, 次のターゲットの探索処理に移行する. これら 3 種類の探索手法のプログラムは, Python で実装した.

7.2 評価項目

本研究における評価項目は, 探索数に応じた探索時間の変化, およびターゲット数に応じた探索の探索時間の変化の 2 種類とする. また, 評価で算出する探索時間は, 探索処理を 5 回測定した平均値とする.

7.3 評価環境

評価に用いる計算機の性能を表 1 に示す. また, 評価に用いる実際の地理情報として, カリフォルニア州の道路ネットワーク [6] を図 9 に示す. 図 9 において, ターゲット数は 21,047 個である.

7.4 探索数に応じた探索時間の変化

探索数 k の値を変化させた場合における探索時間の変化

表 1 計算機の性能

OS	Ubuntu 14.04 LTS
CPU	intel Xeon X5670 2.93 GHz
メモリ	96 GBytes

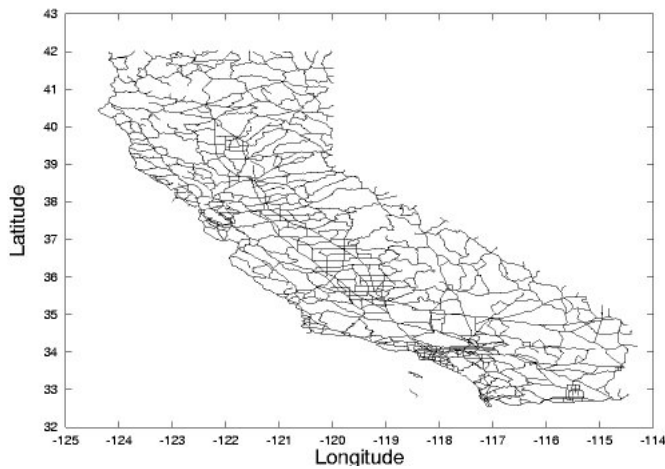


図 9 カリフォルニア州の道路ネットワーク

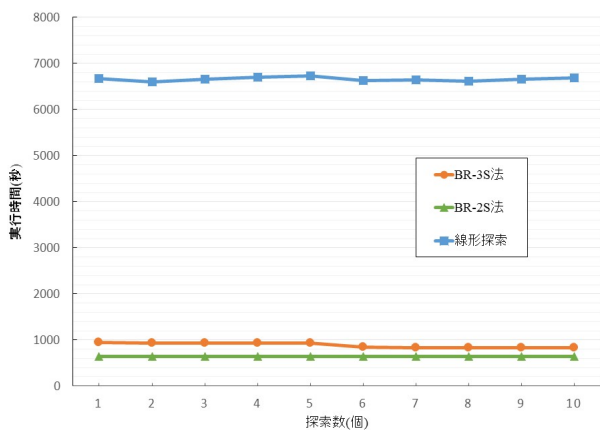


図 10 探索数と探索時間

を 図 10 に示す．横軸は探索数 k ，縦軸は二色逆最近傍探索時間である．比較評価として，提案手法である BR-3S 法，BR-2S 法および線形探索の 3 種類を用いる．探索数は 1 から 10 の 1 刻み，ターゲット数は 10 個とする．評価では，3 種類の探索手法それぞれについて，二色逆最近傍探索の探索時間を算出した．

図 10 より，2 種類の提案手法の探索時間は，線形探索を行う場合に比べて大きく短縮する．BR-3S 法では，ネットワークボロノイ図，ユークリッド距離およびネットワーク距離を半径とする円をそれぞれ利用して，探索条件に合わないターゲットを除外することで，すべてのターゲットに対して探索処理を行う線形探索に比べて探索時間を短縮できる．また，BR-2S 法では，ネットワークボロノイ図およびネットワーク距離を半径とする円をそれぞれ利用して，探索条件に合わないターゲットを除外することで探索時間

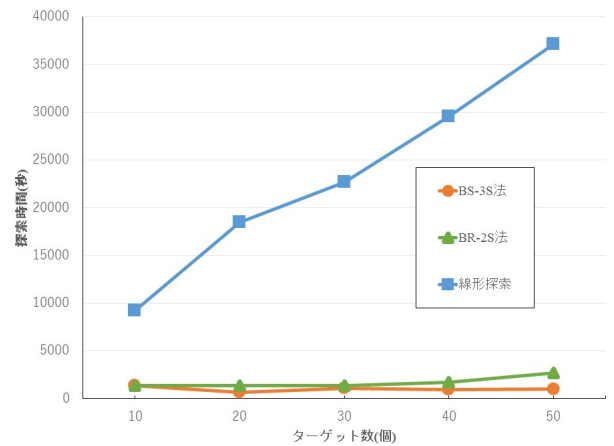


図 11 ターゲット数と探索時間

を短縮できる．例えば，探索数が 5 個の場合における探索時間は，BR-3S 法で約 937 秒，BR-2S 法で約 643 秒，線形探索で約 6726 秒となり，BR-3S 法は線形探索に比べて探索時間を約 86.1%，BR-2S 法は約 90.4%短縮できる．

7.5 ターゲット数に応じた探索時間の変化

ターゲット数を変化させた場合における探索時間の変化を 図 11 に示す．横軸はターゲット数，縦軸は二色逆最近傍の探索時間である．ターゲット数は 10 から 50 まで 10 刻み，および探索数は 5 個とする，評価では，提案手法である BR-3S 法，BR-2S 法および線形探索のそれぞれについて，二色逆最近傍の探索時間を算出した．

図 11 より，ターゲット数が増加すると，線形探索における探索時間は大きく長大化する一方で，2 種類の提案手法では長大化しない．BR-3S 法では，ネットワークボロノイ図，ユークリッド距離およびネットワーク距離を半径とする円をそれぞれ利用して，探索条件に合わないターゲットを除外する．このとき，ターゲット数が増加しても BR- k NN の候補から除外されるターゲット数が増加するため，探索時間は大きく長大化しない．例えば，ターゲット数が 50 個の場合における探索時間は，BR-3S 法で約 987 秒，BR-2S 法で約 1351 秒，線形探索で約 37336 秒となり，BR-3S 法は線形探索に比べて探索時間を約 97.4%，BR-2S は約 96.4%短縮できる．

7.6 考察

7.4, 7.5 節より，ターゲット数に応じて BR-3S 法と BR-2S 法における探索時間の関係は変化する．ターゲット数が多い場合，BR-3S 法ではユークリッド距離を用いて多くのターゲットを刈取りでき，BR-2S 法と比べて探索時間を短縮できる．また，ターゲット数が少ない場合，ターゲットの刈取り数は減少する一方で，BR-3S 法ではユークリッド距離を用いた比較における探索時間が長大化するため，

BR-2S 法に比べて探索時間は長くなる。

8. おわりに

本研究では、実際の地理情報を用いて道路ネットワークの二色逆最近傍の探索時間を短縮する手法を提案した。提案手法である BR-3S 法では、ターゲットを母点としたネットワークボロノイ図を作成した後、各ターゲットの $RkNN$ を三つのステップに分けて探索し、条件を満たさないターゲット候補の除外 (以下、刈取り) を行う。すべてのターゲットに対する探索が終了した段階で除外されなかったターゲットは、クエリの $BRkNN$ となる。

評価では、探索数およびターゲット数をそれぞれ変化させて、ステップ数を 3 から 2 に減らして探索処理を簡略化した BR-2S 法と探索時間を比較し、提案手法の探索時間が線形探索に比べて短縮することを確認した。評価の結果、BR-3S 法はターゲット数が多い場合、および BR-2S 法はターゲット数が少ない場合においてそれぞれ有効であることを確認した。

今後の予定として、オブジェクトが空間ネットワーク上を動的に移動する場合において、二色逆最近傍の探索時間を短縮する手法の提案が挙げられる。

謝辞

本研究は、公益財団法人電気通信普及財団の研究助成による成果である。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 後藤佑介: 空間ネットワークにおける逆最近傍探索を用いた経路検出手法の評価, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.113, Vol.2014-EMB-165, No.46, pp.1-6 (2014).
- [2] Gotoh, Y. and Okubo, C.: A Proposition of Querying Scheme with Network Voronoi Diagram in Bichromatic Reverse k -nearest Neighbor, International Journal of Pervasive Computing and Communications (IJPCC), Vol.13, Issue 1, No.1 (2017).
- [3] Q.T. Tran, D. Taniar and M. Safar: Bichromatic Reverse Nearest-Neighbor Search in Mobile System”, IEEE Systems Journal, Vol.4, No.2, pp.230-242 (2010).
- [4] 木部宏昭, 蒲原智也, 大西真晶, 上島紳一: ネットワークボロノイ図を用いた指定範囲を結ぶ経路の生成および評価, 電子情報通信学会 第 18 回データ工学ワークショップ (DEWS 2007), C8-5, pp.1-9 (2007).
- [5] Li, F., Cheng, D., Hadjieleftheriou, M., Kollios, G. and Teng, S.-H.: On Trip Planning Queries in Spatial Databases, Advances in Spatial and Temporal Databases (SSTD 2005), Lecture Notes in Computer Science, pp.273-290 (2005).
- [6] Li, F.: Real Datasets for Spatial Databases: Road Networks and Points of Interest (online), available from <<http://www.cs.utah.edu/~lifeifei/SpatialDataset.htm>> (accessed 2018-01-16).