

Securing Google Maps : 人の流れを考慮した安全な移動経路の提案と検証

成田 惇¹ 菅沼 弥生¹ 関 聡明² 緑川 耀一² 西垣 正勝¹ 吉井 英樹² 大木 哲史¹

概要 : Google Maps などのナビゲーションアプリは年代・性別問わず多くの人に利用されている。これらのアプリケーションは目的地への最短経路を提示する一方で、その情報から経路上に危険な地域が存在するかどうかを知ることは困難である。特に観光客など周辺の地理に詳しくない人に関しては、見知らぬ地域での安全な移動ルートを知ることへの需要が高いと考えられる。そこで本研究では、地域特性やユーザ属性を考慮したより安全な経路を算出してユーザに提示することで、安心を求めるユーザの選択機会を広げることを目的とする。そのために、ユーザが移動経路上で犯罪に巻き込まれるリスクを被犯罪リスクと定義し、経路の安全性に影響を与える要因の調査・特定を行い、これを基に公開されている犯罪件数情報やリアルタイムな人流データを用いて被犯罪リスクが低く、かつユーザにとって著しく長い経路が提示されることを防止するための制約を満たした経路を特定するアルゴリズムの検討を行う。検証実験として、提案したアルゴリズムが出力する経路と Google Maps が提示する経路の被犯罪リスクと経路長を比較することで、提案手法がより安全かつ十分に実用的な経路を提示可能であることを示す。

Securing Google Maps : Proposal and Testing of Safe Route Presentation Considering Human Flow

1. はじめに

日常生活において、犯罪の被害に遭遇する場面は多数存在する。例として、人がほとんど通らない場所や街灯の無い夜道、事件件数が多い場所などが挙げられる。その中でも特に徒歩の場合、車などの移動手段と比較して、被害に遭う危険性が高いことが予想される。

Google Maps などのナビゲーションアプリは周辺の地理に詳しくない多くの人にとって有用なツールである。特に観光客など、初めてその土地を訪れた人が知らない道を通らなければならない状況では、目的地までの経路選択をナビゲーションアプリに依存することは少なくない。実際に、JTB の調査 [1] では外国からの観光客が増加傾向にあること、また、THE MANIFEST の調査 [2] では、スマートフォンユーザの約 70% がナビゲーションアプリを利用しており、その中の 67% のユーザが Google Maps を利用していることなどが報告されている。

一方、特に見知らぬ土地では、最短経路を求めるユーザの存在と同時に、治安等への不安から目的地へ安全に到着することを求めるユーザが少なからず存在すると考えられる。しかし、Google Maps などのナビゲーションアプリは最短経路を提示することを目的としており、経路上の安全性を考慮していない。このため、ユーザが安全性の低い経路を通ってしまい、予期せず犯罪に巻き込まれる危険がある。そこで本稿では、ユーザが移動経路上で犯罪に巻き込まれるリスクを被犯罪リスクと定義し、被犯罪リスクの低い安全な経路を特定・提案することで、ユーザに対して安全な経路を選択する機会を与えることを目的とする。本目的の達成により、観光客など周辺の地域に詳しくなく安全な移動経路を知りたいと考えているユーザに対して安全かつ実用的な経路を提案し、安全性の高い経路を選択する機会を与えることができる。

ユーザに安全な経路を提示する研究として、これまで、過去の自動車事故情報を経路に反映する研究 [3] や、SNS からの犯罪・事件発生情報を経路に反映する研究 [4] などが行われてきた。これに加え、地方自治体などから公開されている周辺地域の犯罪発生件数情報を基に計算した犯罪

¹ 静岡大学, 浜松市中区城北 3 丁目 5-1, Shizuoka University, 3-5-1 Jo-hoku, Naka-ku, Hamamatsu City, Shizuoka, Japan

² ソフトバンク株式会社, 東京都港区東新橋 1-9-1, SoftBank Corp., 1-9-1 Higashishimbashi, Minato-ku, Tokyo, Japan

遭遇確率を被犯罪リスクとした研究 [5] や、同様に計算した被犯罪リスクを負の報酬と仮定し、強化学習を用いて最適なルート算出する研究 [6] などが提案されている。これらの先行研究は、犯罪発生件数といった被犯罪リスクの算出に用いる情報を全地域・全属性に共通の情報としており、局所的な属性や、時間帯に依存した被犯罪リスクの偏りを考慮していない。たとえば、人口密集地における1件の犯罪は非密集地におけるそれと比較して相対的に犯罪リスクが低くなるはずであり、また昼夜など、時間帯により犯罪発生件数に偏りが生じることも想像に難くない。本稿では、これらの局所的な被犯罪リスクが、時間とともに変化する人口分布、すなわち人の流れに依存すると仮定する。この仮定の下で、犯罪発生確率を考慮した被犯罪リスク算出手法を提案することで、ユーザごとに適した経路を提示することを目的とする。

本稿で提案する人の流れを考慮した被犯罪リスク算出手法では、地方自治体などから公開されている犯罪情報に基づく確率を人の流れから求めた人口分布で補正する。この際、殺人や窃盗といった犯罪種別の違いを考慮し、リスク値を算出可能な手法を提案する。さらに、これらに基づき算出した被犯罪リスクを考慮した移動経路算出手法を提案する。また、東京都の人口分布データベースを用いた提案手法の評価では、提案手法および Google Maps が出力する経路間で被犯罪リスクおよび経路長の比較を行い、提案手法の安全性と有用性を検証する。本稿の貢献を次のようにまとめる。

- (1) 人の流れを用いて局所的な属性や時間帯を考慮した被犯罪リスクを算出する手法を提案した
- (2) 被犯罪リスクに基づき、安全かつ実用的な経路をする手法を提案した
- (3) 東京都の人の流れデータおよび犯罪発生件数データを用いた評価実験により、提案手法の安全性と有用性を示した

本論文の構成を記す。2章では、安全な経路の特定や経路の最適化を目的とした先行研究を示す。3章では、ユーザの属性や時間帯、人の流れを考慮した安全性の高い経路を特定する手法を提案する。4章では、提案手法が提示する経路と Google Maps が提示する経路について被犯罪リスクや経路長を比較検討することで、提案手法の安全性と有用性を評価する。5章では、本提案における制限事項や今後の課題について議論を行い、本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 安全な経路の特定

自動車事故などの件数が少ない経路や勾配がなく平坦な経路、景観が良い経路などユーザが指定した特定の条件を提案経路に反映させるといった研究 [3] は活発に行われており、その中には安全な経路の特定を行うことを目的とし

た研究は存在する。例として、安全な経路の特定に SNS からのリアルタイムな犯罪・事件発生場所情報を用いた研究 [4] や、Twitter 上の位置情報付きツイートを調査することでネガティブなツイートがされているエリアを特定する研究 [7] 等が挙げられる。

安全な経路の特定とともに被犯罪リスクを独自に定めていた先行研究を以下にまとめる。被犯罪リスクの算出式として、地方自治体などから公開されている周辺地域の犯罪発生件数情報を基に犯罪遭遇確率を算出し、犯罪遭遇確率の高さを被犯罪リスクの高さとした研究 [5] や、被犯罪リスクが低いほど報酬が多く、また、経路が長いほど報酬が少なくなるように報酬を設定した強化学習を用いた研究 [6] が存在する。

しかし、これらの先行研究の問題点として、被犯罪リスクの計算にユーザの属性や経路を検索する時間帯が考慮されていないために、どのユーザにも同じ経路が安全な経路として提示されてしまうことがある。ユーザの年齢や性別などの属性や時間帯が異なる場合における安全な経路が同じであるとは考えにくい。そこで本稿では、従来の課題である、どのユーザに対しても同じ経路が安全な経路として提案される問題の解決を目指し、安全な経路であるかどうかを評価するための指標である被犯罪リスクの説明変数にユーザの属性・時間帯を追加することでユーザごとに適した経路を提示する手法を提案する。

2.2 経路の最適化

目的地までの経路を算出する際の経路最適化についての先行研究は数多く存在する。被犯罪リスクをコストとして経路上の総コストが最低となるような経路を提案するダイクストラ法 [8] や、遺伝的アルゴリズムを用いて何度も経路探索を行うことで目的地までの最適な経路を探索する研究などが例としてあげられる。また、経路長目的地までの経路提案においては時間的制約を加えた研究が存在する。これは、巡回セールスマン問題に時間的制約を加えた最適経路算出アルゴリズムを提案している研究 [9] や、目的地までの全ての経路の組み合わせを求めた後に時間的制約を満たす経路を提案する研究 [10] などである。また、ダイクストラ法などのように最短経路のみを求めるのではなく、最短経路算出アルゴリズムを拡張することで第 k 最短経路までを求める Yen's Algorithms [11] も提案されている。

先行研究の提案手法である遺伝的アルゴリズム、時間的制約付き巡回セールスマン問題における経路算出アルゴリズム、時間的制約付き最短経路算出アルゴリズム、Yen's Algorithms の問題点としては、経路選択に具体的な制約を設けることができないこと、経路探索における前提条件が大きく異なること、経路の組み合わせ数が少ないことを前提としていること、計算量が膨大であり最適経路が求まる保証がないことの4つである。よって本提案では、計算量

の問題などを踏まえて、被犯罪リスクと目的地までの距離をコストとしたダイクストラ法 [8] を用いて最適経路の提案を行う。被犯罪リスクの低さと経路長の短さのどちらを優先するかは、パラメータに数値を入力してもらうことでユーザに恣意的に決定してもらう設計とした。具体的なアルゴリズムは 3 節で詳しく記述する。

3. 提案手法

3.1 人の流れを考慮した被犯罪リスクの算出

本提案では、犯罪遭遇確率を、犯罪の種類、被害者の性別等から成る属性 $a \in \mathcal{A}$ で定義される過去の犯罪発生件数データを用いて算出する全域的犯罪遭遇確率 P_a と、全探索空間を W メートル四方の区画（以下、メッシュ）に区切った場合のそれぞれのメッシュ $m \in \mathcal{M}$ 、時間帯 $t \in \mathcal{T}$ における局所的犯罪遭遇確率 $P_{m,t}$ との積 $P_a^{m,t}$ として定義する。全域的犯罪発生確率は、犯罪種別や性別、年代といった属性情報に基づき計算される。これらの情報は東京都であれば警視庁の犯罪統計データなどから容易に入手することができる。ここで、ある属性 a を持つユーザが犯罪に遭遇する全域的犯罪統計確率 P_a を次式のように定義する。

$$P_a = S_a / N \quad (1)$$

$$N = \sum_{a \in \mathcal{A}} S_a \quad (2)$$

ここで、 N は全犯罪発生件数、 S_a は属性 a を持つユーザを被犯罪者とした犯罪発生件数である。本稿では、全域的犯罪発生確率 P_a に対し、人の流れを考慮した犯罪発生確率の調整を行うことで、地域差や時間差を考慮した経路選択を可能とする方式を提案する。ここで、本稿で扱う人の流れはある特定のメッシュ m の人口分布を時間 t の列として表したデータである。人の流れデータを用いることで、メッシュ m における犯罪発生確率 P_m およびメッシュ m の特定の時刻 t における犯罪発生確率 $P_{m,t}$ を次式で表すことができる。

$$P_m = S_m / \sum_{m \in \mathcal{M}} S_m \quad (3)$$

$$P_{m,t} = S_{m,t} / \sum_{t \in \mathcal{T}} S_{m,t} = S_{m,t} / S_m \quad (4)$$

ここで、 S_m および $S_{m,t}$ はそれぞれ、メッシュ m におけるユーザの犯罪件数、およびメッシュ m かつ時刻 t におけるユーザの犯罪件数である。式 (1) ~ (4) より、人の流れを考慮した犯罪遭遇確率 $P_a^{m,t}$ を以下とする。

$$P_a^{m,t} = P_a \times P_m \times P_{m,t} = \frac{S_a \times S_{m,t}}{N \times \sum_{m \in \mathcal{M}} S_m} \quad (5)$$

安全な経路の算出に式 (5) で定義した局所的犯罪遭遇確率をそのまま用いた場合、殺人や窃盗といった犯罪種別ごと

Algorithm 1 メッシュごとの被犯罪リスク算出

Require: $gender_age, address, time$

Ensure: メッシュごとの被犯罪リスク

```

1: for  $i = 0$  to  $length(address)$  do
2:   for  $j = crime1, \dots, crime5$  do
3:      $crime[i][j] \leftarrow address[i][j]$ 
4:      $crime[i][j] \leftarrow crime[i][j] \times \frac{time[time]}{\sum_{k=0}^{length(time)} time[k]}$ 
5:      $crime[i][j] \leftarrow crime[i][j] \times \frac{GenderAge[genderandage]}{\sum_{k=0}^{length(GenderAge)} GenderAge[k]}$ 
6:      $crime[i][j] \leftarrow \frac{1}{population[i]}$ 
7:     if  $j$  is a violent crime then
8:        $R\_temp[i][j] \leftarrow \sqrt{crime[i][j]}$ 
9:     else
10:       $R\_temp[i][j] \leftarrow (crime[i][j])^2$ 
11:    end if
12:  end for
13:   $R[i] \leftarrow R\_temp[i][0] * w_1 + R\_temp[i][1] * w_2 + R\_temp[i][2] * w_3 + R\_temp[i][3] * w_4 + R\_temp[i][4] * w_5 + b$ 
14: end for

```

の危険性を考慮することができない。このような問題に対して、本提案では、属性情報に犯罪種別が含まれることを前提とし、犯罪種別ごとの危険度を考慮した被犯罪リスクの算出を行う。つまり、被害が比較的大きい犯罪種別に関しては、犯罪遭遇確率が低い場合でも被犯罪リスクが高く算出されるように被犯罪リスクを定義する。一方で、被害が比較的小さい犯罪種別に関しては、犯罪遭遇確率が低い場合は被犯罪リスクが低く算出され、犯罪遭遇確率が高くなるに従って被犯罪リスクが高く算出されるように次式に被犯罪リスクを定義する。

$$f(x, r) = \begin{cases} \sqrt{x} & (r = 1) \\ x^2 & (r = 0) \end{cases} \quad (6)$$

本稿では、比較的に被害が大きいと考えられる凶悪犯・粗暴犯に関しては $r = 1$ 、また、比較的被害が小さいと考えられる強盗犯・窃盗犯・その他に関しては $r = 0$ とする。式 (5) および ~ 式 (6) をふまえると、属性 a 、メッシュ m 、時刻 t における被犯罪リスク R は次式で表すことができる。

$$R(a, m, t) = \sum_{a \in \mathcal{A}} w_i \cdot f(P_a^{m,t}, r_i) + b \quad (7)$$

ここで、 w_i は犯罪種別 i (殺人、窃盗など) に対する重みパラメータであり、 b は被犯罪リスクを 0 としないための極小のバイアス値である。これにより、それぞれの犯罪種別の影響を考慮した被犯罪リスクを算出することができる。

Algorithm 1 に、特定の犯罪種別、ユーザの年齢・性別、時間帯におけるメッシュごとの被犯罪リスクを計算する手法を擬似コードで示す。なお、Algorithm 1 で用いられている $length(path)$ 関数は、経路 $path$ の長さを任意の距離関数で返す関数である。

3.2 被犯罪リスクを考慮した安全な経路の算出

3.1 節の式 (7) で算出したメッシュごとの被犯罪リスク

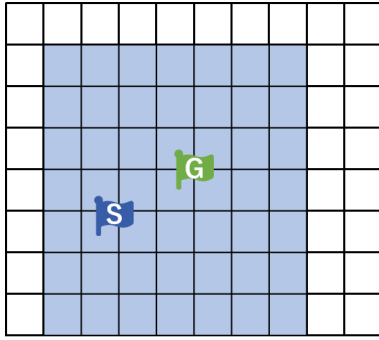


図 1 経路の探索範囲

を基に、ユーザに対する目的地までの経路の提案を行う。ユーザは隣接している上下左右だけに移動することができ、1回のメッシュ間の移動を1ステップと定義する。本提案における経路選択は、目的地までの被犯罪リスクの和が最低となるような経路を動的計画法を用いてユーザに提示する。経路選択のアルゴリズムとしてダイクストラ法等の一般的動的計画法を用いる場合、被犯罪リスクのみを考慮して経路の探索を行うことで2つの問題が生じる。1つ目は、目的地と全く異なる方向に探索を行う問題である。これにより、経路探索に無駄な計算コストがかかることに加え、目的地まで遠回りした経路が算出されてしまう。2つ目は、ユーザにとって非実用的な長さの経路が提案される問題である。これにより、経路が長すぎることでユーザが提示した経路の通りに移動しないことが予想される。そこで本稿では、経路探索手法として、探索範囲による制約と被犯罪リスクの低さと経路の長さのトレードオフ制約の2つの制約を付与した制約付きダイクストラ法を用いることにより、ユーザーに安全かつ現実的な経路を提示することを提案する。

3.2.1 探索範囲による制約

探索範囲による制約では、探索経路が目的地から離れすぎないために、目的地を中心とした一定範囲のみを探索範囲とする制約である。なお、探索範囲は、現在地点から目的地までのマンハッタン距離 d_m を元に、目的地を中心とした $2d_m + 1$ 四方の範囲とする。 $d_m = 3$ の場合の探索範囲の例を図 1 に示す。探索範囲は、青色で塗られたメッシュである。このように探索範囲を制限することにより目的地から著しく離れていく経路は提案されない。

3.2.2 被犯罪リスクの低さと経路の短さとのトレードオフ

被犯罪リスクの低い経路を優先して選択することで、経路長が長くなる問題に対し、本手法では、被犯罪リスクの低下による経路安全性と経路長のトレードオフを考慮した制約を加える。式 (8) に示すように、メッシュごとの被犯罪リスク $\hat{R}(a, m, t)$ と目的地までの距離 $\hat{D}(a, m, t)$ をパラメータ $\alpha (0 \leq \alpha \leq 1)$ を用いた重み付け和とすることで制御可能とする。ここで、被犯罪リスク $\hat{R}(a, m, t)$ および経路長 $\hat{D}(a, m, t)$ はそれぞれ $R(a, m, t)$ および $D(a, m, t)$ を

Algorithm 2 被犯罪リスクが最低となる経路の算出

Require: $org, dest, alpha$

Ensure: MY_{risk}, MY_{length}

```

1: for  $i = 0$  to  $320$  do
2:   for  $j = 0$  to  $320$  do
3:     if  $i * 320 + j$  exists in address.mesh then
4:        $all\_mesh \leftarrow R[i * 320 + j] * alpha + calc\_step(i * 320 + j) * (1 - alpha)$ 
5:     else
6:        $all\_mesh \leftarrow avg(R)$ 
7:     end if
8:   end for
9: end for
10:  $new\_mesh \leftarrow Clip(all\_mesh)$ 
11:  $path, MY_{risk} \leftarrow Dijkstra(new\_mesh, org, dest)$ 
12: for  $i = l - 2$  to  $length(path)$  do
13:   if  $i$  is not  $length(path)$  then
14:      $path\_length \leftarrow path\_length + calc\_len(path[i], path[i + 1])$ 
15:   end if
16: end for
17:  $MY_{length} \leftarrow path\_length$ 

```

min-max 正規化したものであり、それぞれ式 (9) と式 (10) で示される。また、目的地までの距離とは、当該メッシュから目的地が含まれているメッシュまでのマンハッタン距離である。

$$C(a, m, t) = \alpha \cdot \hat{R}(a, m, t) + (1 - \alpha) \cdot \hat{D}(a, m, t) \quad (8)$$

$$\hat{R}(a, m, t) = \frac{R(a, m, t) - \min(R(a, m, t))}{\max(R(a, m, t)) - \min(R(a, m, t))} \quad (9)$$

$$\hat{D}(a, m, t) = \frac{D(a, m, t) - \min(D(a, m, t))}{\max(D(a, m, t)) - \min(D(a, m, t))} \quad (10)$$

探索範囲となる全てのメッシュにおいて式 (8) に示す計算式でコストを計算し、最後に現在地メッシュから目的地メッシュまでに通過した全てのメッシュのコストの総和を経路コスト RC として次式のように定めた。

$$RC = \sum_{m \in \mathcal{M}} C(a, m, t) \quad (11)$$

Algorithm 2 に、被犯罪リスクが最低となる経路を制約付きダイクストラ法により算出する手法を擬似コードで示す。なお、Algorithm 2 において、 $Clip(X, org, dest)$ はエリア X から $dest$ を中心にして org と $dest$ のマンハッタン距離以内の範囲を抜き出す関数、 $Dijkstra(X, org, dest)$ はエリア X において、 org から $dest$ までの最も安全な経路と目的地までの被犯罪リスクの総和をダイクストラ法を用いて求めて返す関数、 $calc_len(p1, p2)$ はメッシュ番号 $p1$, $p2$ を入力として、 $p1$ から $p2$ までの地理的距離を返す関数である。

4. 提案手法の評価

本評価では、提案手法の安全性と有用性を検証するため

表 1 犯罪種別ごとの重み値 w とリスク関数 $f(\cdot, r)$ への引数 r

	凶悪犯	粗暴犯	強盗犯	窃盗犯	その他
w	4	2	1/4	1/4	1/8
r	1	1	0	0	0

に、東京都の人口分布データベースを用いて Google Maps が出力する経路間で被犯罪リスクおよび経路長の比較を行う。まず、東京都における犯罪発生件数から大域的犯罪発生確率を P_a を算出する。次に、3.1 節で述べた手法にしたがい、属性、メッシュ、時刻ごとの犯罪遭遇確率 $P_a^{m,t}$ および被犯罪リスク $R(a, m, t)$ を算出し、安全な経路を求める。最後に、安全性と実用性の評価を行う。

本稿における全ての評価実験は、プロセッサが 2.8GHz クアッドコア Intel Core i7、メモリが 16GB、1TB のストレージを搭載した macOS 上で行い、評価実験用プログラムの作成には Python3.7.5 を使用している。

4.1 評価環境

4.1.1 対象エリア

東京都全域（一部、小笠原諸島や八条島などを除く）を実験対象とし、1 区画を 250[m] × 250[m] としたメッシュに区切る。実験対象となる東京都全域のメッシュ数は 320 × 320=102,400 メッシュである。各メッシュのメッシュ番号については、緯度情報と経度情報から総務省統計局から公開されている地域メッシュの区分方法 [12] を基に算出した。

4.1.2 経路の算出や安全性評価に用いたデータの概要

評価実験では、以下に示す 3 つの公開データを使用した。1 つ目は、独立行政法人統計センターから公開されている犯罪被害者の属性ごとにまとめられた犯罪発生件数データ [13]（以下 gender_age）である。表 2 にデータの概要を示す。2 つ目は、警視庁から公開されている東京都の地区ごとの犯罪発生件数データ [14]（以下 address）である。表 3 にデータの概要を示す。3 つ目は、警視庁から公開されている東京都における 1 時間間隔の時間帯ごとの犯罪発生件数データ [15]（以下 time）である。表 4 にデータの概要を示す。また、これに加え、本稿ではソフトバンク株式会社が保有する、東京都における 2019 年 12 月の人口分布データを使用した（本データの取り扱いについては付録 A.1 を参照）。本データに含まれる、各メッシュの 1 時間単位での年代・性別ごと人口を用いることで、被犯罪リスク $R(a, m, t)$ を算出した。

4.2 評価方法

Algorithm 1, Algorithm 2 より出力される提案手法での経路の安全性と有用性の評価として、Google Maps が提示する経路との被犯罪リスクと経路長を比較する。本実験で

Algorithm 3 Google Maps 出力経路の被犯罪リスクと経路長算出

Require: $new_mesh, org, dest$
Ensure: GM_{risk}, GM_{length}
 1: $path \leftarrow Direction(org, dest)$
 2: $GM_{length} \leftarrow length(path)$
 3: $GM_{risk} \leftarrow calc_risk(new_mesh, path)$

表 2 犯罪被害者の年代・性別ごとの犯罪発生件数

年代	性別	殺人	強盗	放火	...
0~12	male	32	2	1	...
0~12	female	33	4	0	...
13~20	male	21	62	5	...
13~20	female	21	62	5	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

は、ユーザは 20 歳代の男性で時間帯は朝の 8 時台の東京都千代田区丸の内 1 丁目から東京都中央区銀座 8 丁目まで移動した場合の経路の被犯罪リスクと経路長を用いる。なお、被犯罪リスク $R(a, m, t)$ に基づく経路の算出にあたって、犯罪種別ごとの危険度を示すパラメータ w_i を、 $w_1 \sim w_5$ の 5 種別とし、それぞれの値、および対応する式 (6) における r の値を表 1 のように定め、式 (7) におけるバイアス値 b を 0 とした。また、提案手法による被犯罪リスクと経路長のトレードオフ評価にあたっては、式 (8) におけるパラメータ α を $\{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0\}$ と変化させた場合の被犯罪リスクと経路長の関係性を評価する。

4.2.1 Google Maps による経路の算出

提案手法と Google Maps の比較を行うために、Google Maps API を用いて Google Maps が提示する目的地までの経路における被犯罪リスクと経路長をそれぞれ算出するプログラムの擬似コードを Algorithm 3 に示す。Algorithm 3 で用いられている関数はそれぞれ、 $Direction(org, dest)$ 関数は Google Maps における org から $dest$ までの経路を求めて返す関数、 $calc_risk(X, path)$ 関数はエリア X において、経路 $path$ で移動した場合の被犯罪リスクを求める関数である。

4.3 評価結果

4.3.1 選択経路の安全性・実用性評価

表 5 に提案手法、および Google Maps による被犯罪リスクの算出結果、経路長、およびメッシュの移動回数（以下、ステップ数）の算出結果を示す。提案手法については人の流れを考慮しない場合（人流なし）、および人の流れを考慮した場合（人流あり）また、表 6 にパラメータ α を変化させた場合の被犯罪リスク、経路長、ステップ数の変化を示す。一例として、図 2、図 3、図 4 に、 $\alpha = 0.5$ とした場合における Google Maps・人の流れを考慮しない場合・人の流れを考慮する場合の出力経路をそれぞれ示す。

表 3 住所・犯罪種ごとの犯罪発生件数

id	住所	凶悪犯	粗暴犯	強盗犯	窃盗犯	その他
1	千代田区丸の内1丁目	0	97	4	372	106
2	千代田区丸の内2丁目	0	6	0	43	20
3	千代田区丸の内3丁目	0	5	0	44	17
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 4 時間帯ごとの犯罪発生件数

時間帯	凶悪犯	粗暴犯	強盗犯	窃盗犯	その他
00:00:00~00:59:59	41	640	185	2464	80
01:00:00~01:59:59	42	410	92	1767	55
02:00:00~02:59:59	44	356	90	1145	32
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 5 提案手法と Google Maps の被犯罪リスク・経路長の比較

	被犯罪リスク	経路長 [m]	ステップ数
提案手法 (人流なし)	2.3252	2820	12
提案手法 (人流あり)	1.3637	3524	14
Google Maps	3.2379	2351	16

表 6 パラメータ α の変化による実行結果の差

	α				
	0.1	0.25	0.5	0.75	0.9
被犯罪リスク	2.3789	1.7106	1.3637	1.2333	1.1899
経路長 [m]	2556	2556	3524	3524	3524
ステップ数	10	10	14	14	14

なお、出力経路の表示には Google Maps API [16] を使用した。

4.4 考察と議論

4.4.1 提案手法による出力経路の安全性の向上

表 5 より、提案手法を用いることで、Google Maps と比較して被犯罪リスクの低い経路を特定することに成功していることが分かる。一方で、経路長が Google Maps と比較して長くなっていることがわかる。このような犯罪リスクと経路長の関係を調査した表 6 では、提案手法のパラメータ α を増大させるほど、経路長が長く、被犯罪リスクが小さくなるという関係が得られることがわかった。ここで、本実験で用いた経路においては、 $\alpha = \{0.1, 0.25\}$ 、および $\alpha = \{0.75, 0.9\}$ の場合では経路長が同じであるにもかかわらず被犯罪リスクの値が異なる結果が得られていることがわかる。これは、被犯罪リスクに基づく経路計算がメッシュ単位で行われるのに対して、経路長計算を行う際には、経路情報を丁目単位の住所を基に算出していることに起因する。これにより、特に本実験のように比較的目的地までの距離が短い場合に、被犯罪リスクに基づく経路探索結果が、同一の経路に対応することがある。また、人の流

れを考慮しない経路と比較して人の流れを考慮した経路のほうが被犯罪リスクが低くなっていることがわかる。この要因として、人の流れを考慮しない場合、通過する経路上のメッシュ人口が考慮されず、人口の少ない、つまり人気のない地域を通ることで被犯罪リスクが高く計算されていることが考えられる。人の流れを考慮した場合、メッシュ人口が被犯罪リスクの計算に利用されるため、人口が多い地域を優先的に通るように経路探索され、被犯罪リスクが低くなっていると考えられる。

4.4.2 制限事項

本提案方式では、犯罪種別ごとの危険度 w を客観的に決定していない。本パラメータの決定手法については未検討であり、表 1 に示すように著者が任意に設定していることに注意が必要である。実用的には本パラメータはユーザーが個別に調整することも考えられる。また、4.4.1 節でも述べたように、評価実験では、メッシュサイズが $250[m] \times 250[m]$ であるのに対して、人の流れデータと犯罪発生件数データの粒度が丁目単位であるため、対応するデータが存在しないメッシュが存在する。このため、人の流れデータと犯罪発生件数データをメッシュに合わせてデータを平滑化している。対応データが存在しないメッシュに対しては、対応データが存在するメッシュの被犯罪リスクの平均値を犯罪発生件数データが存在しない地域の被犯罪リスクを割り当てている。そのため、犯罪発生件数データが存在しない地域についての犯罪発生件数や人口情報は無視することとして扱った。

5. 結論

本稿では、目的地までの経路を提示するナビゲーションアプリの安全性向上を目的とし、時間や場所といった局所的な特性を考慮していない既存手法の問題を解決するために、人の流れデータを用いた被犯罪リスクの算出手法を提案した。提案手法では、時間ごとの人口分布から算出され

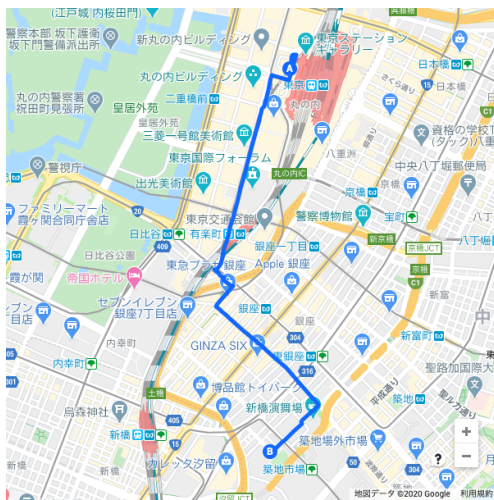


図 2 Google Maps 出力経路

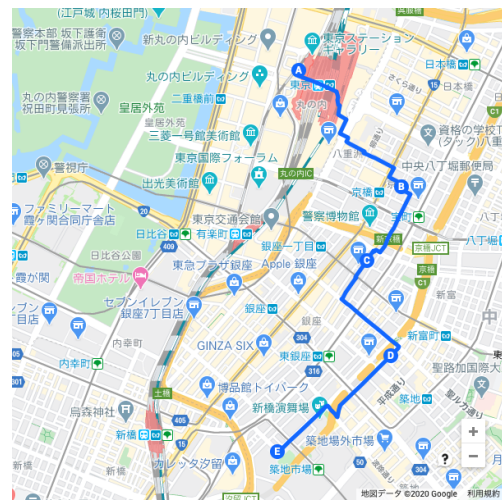


図 3 人の流れを考慮しない場合 ($\alpha = 0.5$)

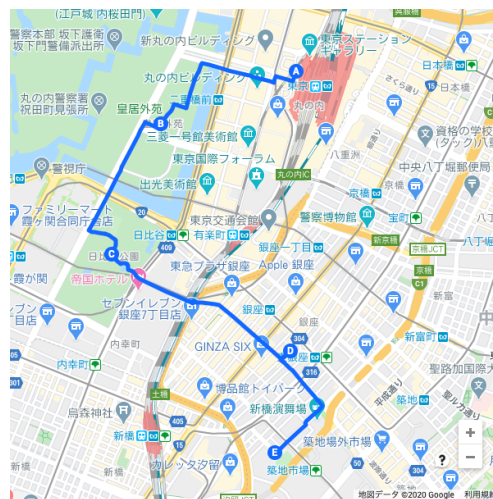


図 4 人の流れを考慮する場合 ($\alpha = 0.5$)

る人の流れデータを用いることで、被犯罪リスクの算出に時間的・空間的情報を考慮可能とした。さらに、算出した被犯罪リスクに基づき経路選択を行う際に問題となる、安全性と実用性のトレードオフや、犯罪種別によるリスクの違いを考慮した、最適な経路を選択可能な経路選択手法を提案した。

これらの提案手法を東京都の犯罪発生情報および人の流れデータを用いて評価を行い、Google Maps が出力する経路と比較して経路長は長くなるが、被犯罪リスクが低く、安全性の高い経路を提示可能であることを確認し、また安全性パラメータ α により、経路長と安全性のトレードオフの制御可能であることを確認した。これらの結果から、本手法は、ユーザに安全な経路を選択する機会を与えるための有効な手段の一つであると言える。観光地など周辺の地理に詳しくない地域においては危険な場所を知ることが困難であるが、本提案手法を活用することで、ユーザが周辺の地理に詳しくない地域においても危険な場所を知ると

もに、そのような場所を回避しつつ目的地へ到達することが可能になることが期待できる。

今後は、犯罪種別への重みパラメータ w といった被犯罪リスク算出式におけるパラメータの客観的設定方法や、より安全かつ短い経路を選択可能な経路選択アルゴリズムの検討、経路の安全性と実用性を客観的に評価する指標の検討などを進めていく予定である。これらの課題の解決を通して、犯罪被害を未然に防ぐとともに、ユーザが安心できる社会インフラの実現へと繋げていきたい。

参考文献

- [1] JTB 総合研究所：インバウンド 訪日外国人動向 (2019). <https://www.tourism.jp/tourism-database/stats/inbound/>, Accessed:2020/02/09.
- [2] MANIFEST, T.: The Popularity of Google Maps: Trends in Navigation Apps in 2018 (2018). <https://themanifest.com/app-development/popularity-google-maps-trends-navigation-apps-2018>, Accessed:2020/02/09.

- [3] Hendawi, A. M., Rustum, A., Oliver, D., Hazel, D., Tere-desai, A. and Ali, M.: Multi-preference Time Dependent Routing, *Technical Report UWT-CDS-TR-2015-03-01*, Center for Data Science, Institute of Technology, University of Washington, Tacoma, Washington, USA (2015).
- [4] Mata, F., Torres-Ruiz, M., Guzmán, G., Quintero, R., Zagal-Flores, R., Moreno-Ibarra, M. and Loza, E.: A mobile information system based on crowd-sensed and official crime data for finding safe routes: A case study of Mexico City, *Mobile Information Systems*, Vol. 2016 (2016).
- [5] Karasi, A. and Rathod, A. P. S.: Finding safe path and locations in disaster affected area using Swarm Intelligence, *2016 International Conference on Emerging Trends in Communication Technologies (ETCT)*, pp. 1-5 (online), DOI: 10.1109/ETCT.2016.7882983 (2016).
- [6] Levy, S., Xiong, W., Belding, E. and Wang, W. Y.: SafeRoute: Learning to Navigate Streets Safely in an Urban Environment, *arXiv preprint arXiv:1811.01147* (2018).
- [7] Kim, J., Cha, M. and Sandholm, T.: SocRoutes: safe routes based on tweet sentiments, *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web*, ACM, pp. 179-182 (2014).
- [8] Dijkstra, E. W. et al.: A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische mathematik*, Vol. 1, No. 1, pp. 269-271 (1959).
- [9] 丸山敦史, 柴田直樹, 村田佳洋, 安本慶一, 伊藤実: 複数目的地を時間制約付きで巡回するための経路探索アルゴリズム, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2003) シンポジウム, pp462-472 (2003).
- [10] 鈴木源吾, 榎本俊文, 小林伸幸, 山室雅司, 鬼塚真ほか: 時間制約を持つ寄り道経路探索システムの実現と評価, 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 2, pp. 857-867 (2012).
- [11] Yen, J. Y.: An algorithm for finding shortest routes from all source nodes to a given destination in general networks, *Quarterly of Applied Mathematics*, Vol. 27, No. 4, pp. 526-530 (1970).
- [12] 総務省統計局: 地域メッシュ統計の特質・沿革 (2018). <https://www.stat.go.jp/data/mesh/pdf/gaiyo1.pdf>, Accessed 2020/02/09.
- [13] 独立行政法人統計センター: 平成 29 年 1~12 月犯罪統計【確定値】訂正版 (2018). <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/files?page=1&layout=datalist&toukei=00130001&tstat=000001112156&cycle=0&year=20180&month=0>, Accessed: 2020/02/09.
- [14] 警視庁: 平成 29 年区市町村町丁別, 罪種別及び手口別認知件数 (2019). https://www.keishicho.metro.tokyo.jp/smph/about_mpd/jokyo_tokei/jokyo/ninchikensu.html, Accessed: 2020/02/09.
- [15] 警視庁: 警視庁の統計 (平成 29 年) (2018). https://www.keishicho.metro.tokyo.jp/about_mpd/jokyo_tokei/tokei/k_tokei29.html, Accessed: 2020/02/09.
- [16] Google: Google Maps. <https://www.google.co.jp/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKewjkc-znMbnAhVlBogKHdRiBvEQFjAAegQIChAC&url=https://www.google.co.jp/maps/%3A%2F%2Fwww.google.co.jp/%2Fmaps/%2F%3Fhl%3Dja&usg=AOvVaw3zULMjdRf6bxDeoKS0qn2Y>, Accessed: 2020/02/09.

付 録

A.1 人の流れデータの取扱いについて

本研究に用いたデータは、電気通信事業における個人情報保護のガイドライン（平成 29 年総務省告示第 152 号。最終改正平成 29 年総務省告示第 297 号）の解説、5-4 位置情報（第 35 条関係）に記載されている「個々の通信時以外に移動体端末の所持者がエリアを移動するごとに基地局に送られる位置登録情報」を、ソフトバンク株式会社が、「お客さま情報の利活用にあたってのプライバシー保護の取り組み^{*1}」として公表しているプライバシーポリシーを遵守した上で、東京都を大字単位、一時間単位に十分に統計化した結果を用いた。

^{*1} <https://www.softbank.jp/corp/privacy/utilization/>