

RA-002

オリエンテーリングにおける最適経路導出問題のための 走行時間予測モデル

Minimum-Cost Routing Problem based on Mathematical Prediction Model for Orienteering

大井 恵介[†], 橋本 和夫[‡]
Keisuke Oi, Kazuo Hashimoto

1 はじめに

近年情報化社会の急激な発展に伴い、カーナビや歩行者ナビゲーションのようなナビゲーションシステムが急速に普及している。これらのナビゲーションシステムでは、Dijkstra法やA*探索法などを用い、目的地に対する最短経路をユーザに与えるものが主流である。

しかし必ずしも最短経路が目的地に速く到達できるとは限らない。複雑な経路は迷うリスクを抱えている。初めて訪れる街では、最短経路であっても細い道が複雑に組み合わさった経路を通るよりは、多少遠回りであってもわかりやすい大通りを進む方が迷うリスクが少なくなり、その分目的地に速く到着できる可能性が高くなる。

安場ら [1] や松田ら [2] は Dijkstra 法などのコスト最小化法に対して重みの付け方を工夫することにより、ユーザの嗜好を考慮した探索手法を提案している。しかし、最短時間で移動するための経路選択については議論されていない。

本研究では、オリエンテーリングという事例に関して、最短時間で目的地まで到着するための最短時間経路を推定する問題を扱う。最短時間経路を導出するために走行時間の数理モデルを構築し最短時間経路を推定する手法を提案する。

オリエンテーリング [3] とは山や森の中に置かれたチェックポイントを決められた順番でいかに速く回ってくるかという時間を競うスポーツである。選手にはスタートと同時に地図が渡され、コンパス(方位磁石)だ

けでチェックポイントを探さなければならない。オリエンテーリングでは、指定されたチェックポイント以外はどこを通っても良い。速く間違いなく進めるルートを見つけることも競技の一部なのである。難しいルートを実際に走ることも競技の醍醐味ではあるが、勝つためには、単純でわかりやすいルートを選ぶことも必要になる。いくら足が速い選手でも、ルート選択を間違えると数秒から最悪で数十分のミスとなってしまう。上位には食い込めない。そのため体力だけではなく、いかに素早く最適なルートを見つけるかという知力も問われることになる。ルートを決めるポイントは「速さ」と「安全性」である。チェックポイントまで直線でいけるならばそれに越したことはないが、直線の中に深い亀裂や、崖、藪があればもちろん迂回せざるを得ない。また、山の中には走りやすいところもあれば走りにくいところもある。できるだけ最短ルートをとりつつも、危険をあらかじめ見抜き、安全なルートを選択することが重要である。以上の理由からオリエンテーリングでは最短時間経路を推定することが重要な課題となる。

本研究では、オリエンテーリングの地図上から走行時間に影響を与えるパラメータとして通行可能度及び傾斜度を定義する。また、これらのパラメータを用いて走行時間の数理モデルを定義し、予測時間を求める方法を提案する。

本論文は以下に示すような構成である。1章で研究背景について述べた後、2章において本研究の適用領域であるオリエンテーリングについて概説し、地図に含まれる情報について定義する。3章では走行時間の

[†]日本電気株式会社

[‡]東北大学大学院 情報科学研究科

数理モデルとこれを用いた最短時間経路推定手法を提案し、4章にて提案手法の評価を行う。5章は本研究のまとめである。

2 経路推定に用いる情報の定義

オリエンテーリングに用いられる情報は地図規定 (JSOM: Japan Specification for Orienteering Maps) に定義されている。本章ではこれらの情報の中から最短時間経路を導出するために必要な情報について定義を行う。

2.1 オリエンテーリング地図に含まれる情報の定義

本研究では走行時間に影響を与える情報のみに注目し、オリエンテーリング地図に含まれる情報から植生情報、等高線情報の二つを定義する。一つめとして、地図規定における走行度をもとに、セルを通過する時間の増加量を表すパラメータとして植生情報 s_i を定義する。この情報は地図上で緑色の濃淡により表されており、走りやすさの指標となる。また二つめとして、地図規定における等高線をもとに、地図上で最も低い地点を基準点としそこからの相対的な高さを示すパラメータとして等高線情報 h_i を定義する。この情報は地図上で茶色の実線で表されており、高さの指標となる。本研究では、地図を大きさ Δl のセルに分割し、この二つの情報を各セルにマッピングする。

2.2 地図情報からの環境変数の定義

オリエンテーリングにおいて走行時間は周囲の環境の影響を受ける。そのため地図情報を基にした環境条件を示すパラメータを環境変数として以下のものを定義する。

- 通行可能度 P_S

植生による時間の増分を示すパラメータとしてセル M_i から M_{i+1} へ移動するときの通行可能度 P_S を式 (1) で定義する。これは隣接セルへの移動が容易かどうかのパラメータであり、両者のセルの

植生情報値 s_i, s_{i+1} の平均となる。この値が小さいほど隣接セルへ移動しやすいことを示す。

$$P_S = \frac{s_i + s_{i+1}}{2} \quad (1)$$

植生情報と通行可能度の関係を表1に示す。

表1: 植生情報と走行度

走行区分	植生情報 s_i	走行度 (%)	予想時間
道上	0	100	5:00
走行容易	0.25	80	5:00-6:15
走行可能	0.7	60	6:15-8:20
走行困難	1.5	40	8:20-25:00
通行困難	9.0	10	over 25:00
通行不可	∞	-	-

- 傾斜度 P_H

傾斜による時間の増分を示すパラメータとしてセル M_i から M_{i+1} へ移動するときの傾斜度 P_H を定義する。この時隣接セルまでの傾斜角 θ は、地図規定における等高線情報 h_i, h_{i+1} を用いて

$$\theta = \frac{h_{i+1} - h_i}{\Delta l} \quad (-\pi/2 < \theta < \pi/2) \quad (2)$$

で定義される。

傾斜角 θ が走行時間に与える影響については以下の傾向が知られている。上りの場合、傾斜がきつくなるほど登りにくさが増すため、走行時間は増加する。一方下りの場合、角度が浅い時は平地よりも速く走れるため走行時間は減少するが、ある一定以上の傾斜であると転倒などの危険性が増すため、慎重に進まざるを得ず、走行時間は増加することになる。

傾斜角 θ と走行時間の関係を具体的に把握するため、オリエンテーリングの選手に対して、傾斜に対する意識調査を行い、様々な状況において傾斜角が走行時間に与える影響を調査した。この調査では30人の選手を対象とした。いくつかの傾斜パターンを例示し、平地と比較してどのくらい走行時間が変化するかを評価させた。傾斜パターンの例を図1に示す。調査結果を表2に示す。この結果と上記の考察はほぼ一致する結果となった。

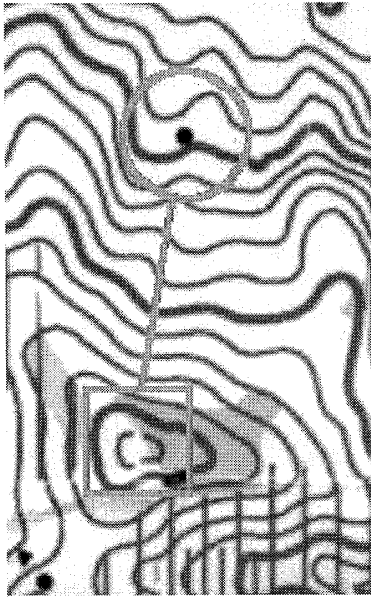


図1: 評価パターン例

表2: 傾斜角 (θ) と傾斜度 P_H

傾斜角	時間増分 (%)	傾斜度 (P_H)
-1.500	72.9	0.73
-1.000	17.4	0.17
-0.500	4.8	0.05
-0.250	-8.0	-0.08
-0.125	-9.0	-0.09
0.125	17.8	0.18
0.250	43.3	0.43
0.500	69.3	0.69
1.000	105.0	1.05
1.500	376.1	3.76

この結果より、傾斜度 P_H を以下の式で近似する。

$$P_H = \theta^3(\tan\theta + \pi/2) \quad (3)$$

図2に近似式と調査結果の比較を示す。

3 走行時間の数理モデルと探索問題

本章ではオリエンテーリングにおける走行時間の数理モデル化について提案を行う。オリエンテーリングにおける経路探索問題では、最短距離ではなく最短時間で到達できる経路が重要となる。そのためパラメータを直接時間として扱うための数理モデルを提案する。

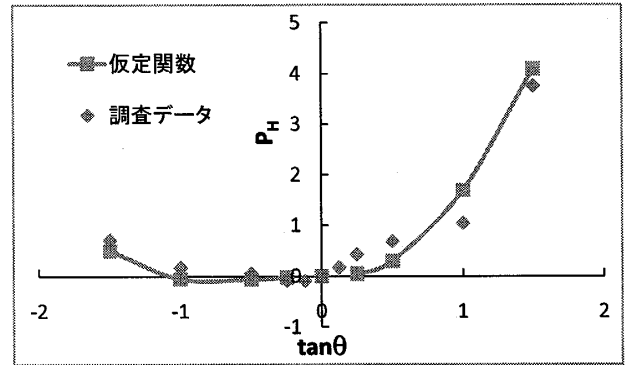


図2: 傾斜度 P_H

この数理モデルはあるセル M_i から M_{i+1} へ移動するために必要とされる時間の予想分布を求めることを目的としている。

3.1 基本走行時間確率密度関数の近似

走行時間の数理モデルを考える上で、基本となる走行時間確率密度関数を基本走行時間確率密度関数 (Basic Running-time Probability density function, 以下BRPとする) として定義する。周囲の環境から影響を受けないような場所 (Open Place: $P_S = 0, P_H = 0$) では、走行時間はある密度関数に従う。本研究では実際にデータを収集し、それを基にBRPを次式で定義する。BRPの算出に用いたデータは、ある大会での平地230mに対し延べ900人分のデータを集計したものである。

$$f(x) = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda} \cdot \gamma \quad (4)$$

ここで λ は一定の距離を走る時にかかる平均走行時間、 γ を調整のための変数とする。

実際の実験データと比較すると図3、図4のような結果が得られた。ここでの実験データは23人の選手に対し、各条件の場所を走ってもらったデータを集計している。図3ではOpen Placeでの実データと $f(x)$ とを比較している。ここでは $\lambda = 40, \gamma = 1.0$ である。また、図4では $P_S = 0.25, P_H = -0.1$ となる場所での比較を行っている。この他にも6パターンの条件に対して調査を行った。

Open Placeでは両端で誤差が大きくなるもののほぼ一致した概形をもつことがわかる。しかし、環境変数の影響がある場所ではその誤差が非常に大きくなって

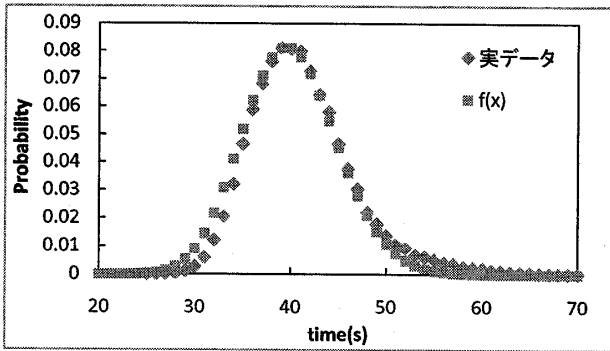


図3: 実データと $f(x)$ の比較 (Open Place)

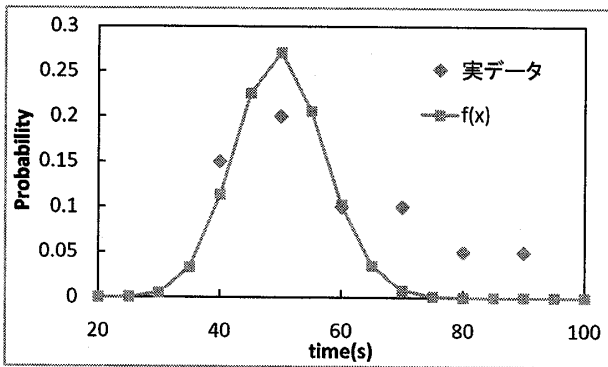


図4: 実データと $f(x)$ の比較 ($P_S = 0.25, P_H = -0.1$)

しまい、式(4)では近似できない。そのため次節にて P_S, P_H という環境変数に依存して BRP を変化させるオペレータを導入し、それに基づく数理モデルについて提案を行う。

3.2 走行時間の数理モデル

実験から得られた実測値を $h(x|P_S, P_H)$ 、式(4)で定義される BRP を $f(x)$ 、環境変数に依存するオペレータを $g(x|P_S, P_H)$ とする。この時、実測値 $h(x|P_S, P_H)$ を BRP にオペレータをたたみ込んだものとして次式で定義する。

$$f(x) \otimes g(x|P_S, P_H) = h(x|P_S, P_H) \quad (5)$$

上式を簡略化し、たたみ込みの定理を用いて書き直すと次式ようになる。

$$h(k) = \sum_{i=0}^k f(i) \cdot g(k-i) \quad (6)$$

この時 $h(x), f(x)$ は既知であるため、以下のように展開することで各オペレータ $g(k)$ を求めることができる。

$$\begin{aligned} h(0) &= f(0) \cdot g(0) \text{ より } g(0) = \frac{h(0)}{f(0)} \\ h(1) &= f(1) \cdot g(0) + f(0) \cdot g(1) \text{ より} \\ g(1) &= \frac{h(1) - f(1) \cdot g(0)}{f(0)} \\ &\vdots \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} h(k) &= f(0) \cdot g(k) + \sum_{i=1}^k f(i) \cdot g(k-i) \text{ より} \\ g(k) &= \frac{h(k) - \sum_{i=1}^k f(i) \cdot g(k-i)}{f(0)} \end{aligned}$$

求めた $g(x)$ に対して $f(x)$ とたたみ込んだ結果を予想時間分布 $h_{expected}(x|P_S, P_H)$ とする。またこの時、 $h_{expected}(x|P_S, P_H)$ の平均時間を λ とする。

3.3 環境変数が走行時間に与える影響

本節では環境変数 P_S, P_H が平均時間 λ に与える影響について考察する。平均時間 λ は環境変数に依存し変化するため、 P_S, P_H を用いて定義する。環境変数が走行時間に与える影響を調査するために様々な環境において走行時間を測定すると、図5, 6のような結果が得られた。

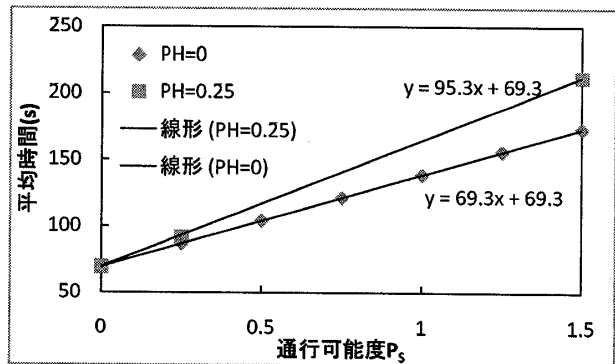
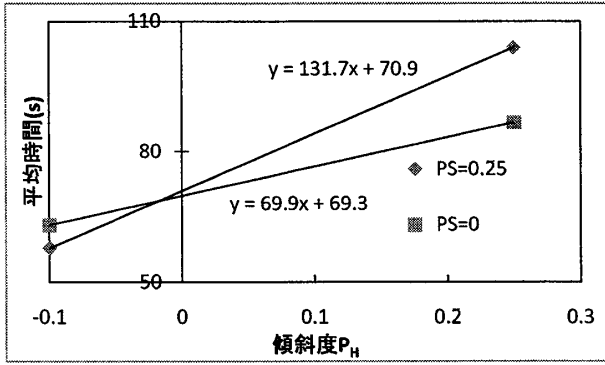


図5: P_H を一定としたときの平均時間

平均時間 λ は環境変数 P_S, P_H に依存するため、次式のように展開する。

$$\lambda = \Lambda + \frac{\partial \lambda}{\partial P_S} \Delta P_S + \frac{\partial \lambda}{\partial P_H} \Delta P_H + \dots \quad (8)$$


 図6: P_S を一定としたときの平均時間

もし、両者のパラメータが互いに独立であれば、表1、表2に示すように平均時間は増加する。しかし、実際にはお互いのパラメータは従属の関係にあるため、8のようになると考えられる。8において、 $\frac{\partial \lambda}{\partial P_S}$ 、 $\frac{\partial \lambda}{\partial P_H}$ はそれぞれ図5, 6の傾きを示している。図5においては $P_H = 0$ とすると P_H の影響がなくなるため、平均時間は P_S のみに依存し表1に一致することから、図5に併せて図示する。

まず、 P_H を一定にした場合について考える。

図5より、 $\frac{\partial \lambda}{\partial P_S}$ を P_H の関数で表すと次式が導出される。

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_S} = (1 + 1.5P_H) \cdot 69.3 \quad (9)$$

$P_H = 0$ では $\Lambda = 69.3$ とすると、

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_S} \Big|_{P_H=0} = \Lambda \quad (10)$$

$P_H = 0.25$ では

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_S} \Big|_{P_H=0.25} = 1.37\Lambda = (1 + 1.5P_H)\Lambda \quad (11)$$

であるから、一般的な P_H に対して

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_S} \propto (1 + \alpha P_H)\Lambda \quad (12)$$

であると仮定することができる。

同様に P_S を一定とした場合について考えると、図6のような結果が得られ、 P_H は P_S に依存していることがわかる。 $\frac{\partial \lambda}{\partial P_H}$ は図6における傾きを示している。 P_H は線形関数ではなく、図2で表されるような関数になっており、 P_S を増加させると傾きは大きくなる。傾き $\frac{\partial \lambda}{\partial P_H}$ は P_S の値に依存しており、図6より、 $\frac{\partial \lambda}{\partial P_H}$ を

P_H の関数で表すと次式が導出される。

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_H} = (1 + 3.6P_S) \cdot 69.9 \quad (13)$$

$P_S = 0$ では $\Lambda = 69.9$ とすると、

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_H} \Big|_{P_S=0} = \Lambda \quad (14)$$

$P_S = 0.25$ では

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_H} \Big|_{P_S=0.25} = 1.91 \cdot \Lambda = (1 + 3.6P_S) \cdot \Lambda \quad (15)$$

であるから、一般的な P_S に対して

$$\frac{\partial \lambda}{\partial P_H} \propto (1 + \beta P_S)\Lambda \quad (16)$$

であると仮定することができる。

以上より、平均時間 λ は

$$\lambda \propto \Lambda(1 + \alpha P_H)(1 + \beta P_S) \quad (17)$$

であると想定できる。

3.4 実測値への近似方法

本研究ではこれらに近似するようなオペレータ $g(x|P_S, P_H)$ を式(18)のように仮定する。

$$g(x|P_S, P_H) = \frac{\xi(x - \tau)}{1 + (x - \tau)^2} \cdot (1 + \alpha P_S)(1 + \beta P_H) \quad (18)$$

ただし $x > \tau$ とする。

よって式(18)は(17)で求められる λ を用いて次式で定義することができる。

$$g(x|P_S, P_H) = \frac{\xi(x - \tau)}{1 + (x - \tau)^2} \cdot \frac{\lambda}{\Lambda} \quad (19)$$

式(19)において $P_S = 0, P_H = 0$ とすると、 $\lambda = \Lambda$ であるから、

$$g(x|P_S, P_H) = \frac{\xi(x - \tau)}{1 + (x - \tau)^2} \quad (20)$$

となり、図示すると図7のような結果が得られる。これは式(4)の $g'(x)$ とほぼ一致することからこの関数の妥当性が示される。

以上を基に、図3、図4に対し補正を行うと、図8、図9のような結果が得られ、実データを近似できること

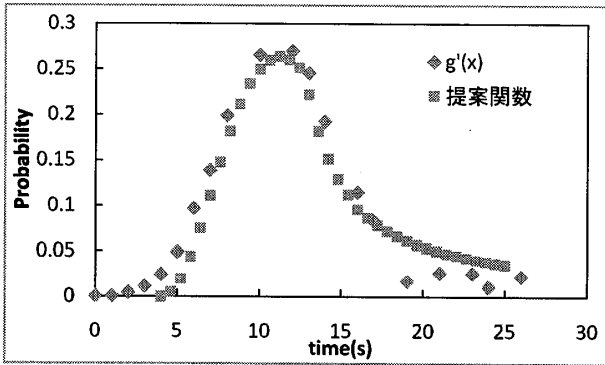


図7: $P_S = 0.00, P_H = 0.00$ でのオペレータ

が示される。なお、本来ならば全ての条件について実測データを用い、 $g(x|P_S, P_H)$ を定義する必要がある。しかし、全てのデータを用いることは不可能であり、 $g(x|P_S, P_H)$ は近似曲線とほぼ一致したような値になることから本研究ではオペレータとして式(18)を用いることにする。

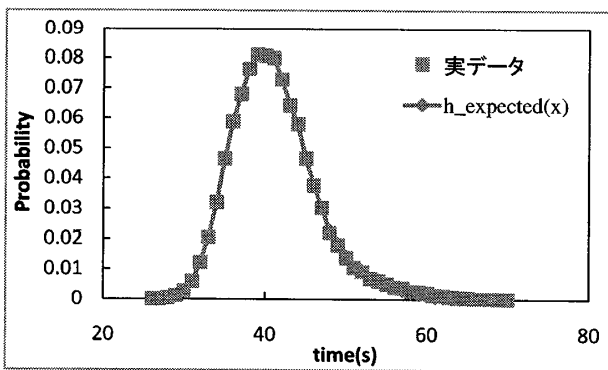


図8: 実データと $h(x)$ の比較 (Open Place)

表3: 各環境における検定統計量

(P_S, P_H)	(0.25, 0.25)	(0, 0.25)	(1.5, 0.25)
自由度	7	9	7
χ_0^2	1.59	2.92	2.88
上側確率	0.98	0.97	0.89
有意水準	0.95	0.95	0.80

これらの正当性を評価するために、検定統計量 χ_0^2 を求めると表3のようなものが得られる。有意水準は値が大きいくほど、わずかな誤差を誤差とみなさないこと

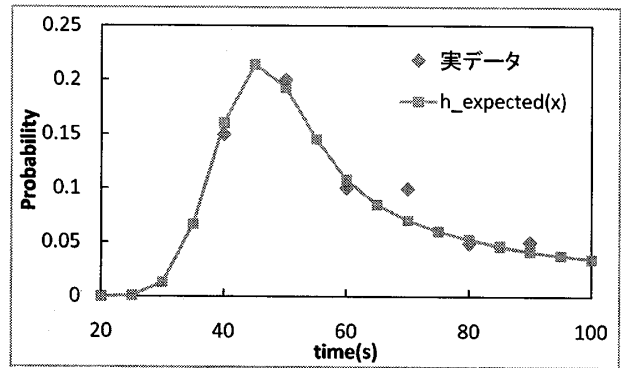


図9: 実データと $h(x)$ の比較 ($P_S = 0.25, P_H = -0.1$)

になるので、近似関数の予想時間分布 $h(x|P_S, P_H)$ と実データは高い精度で一致したといえる。なお、 $P_S = 0.25, P_H = -0.10$ で有意水準が低くなっているのは、十分なサンプルが得られず、自由度が低くなってしまったためと考えられる。

しかし、それでもまだ誤差の大きい部分が残っている。これらに関しては次のような原因が考えられる。まず一つめとして考えられるのはデータ数の不足である。実験データ数としては15~20データと決して多いデータ数とは言えない。そのため一人でもその時間区分に該当すると大きな確率が与えられてしまい、その結果予想時間分布の両端でも実データ分布の値が大きくなってしまっている。

3.5 最短時間経路の探索手法

本研究では最短時間経路を導出するために時間を直接パラメータとして扱う手法を提案した。本手法は実測値 $h(x)$ を基本走行時間確率密度関数 $f(x)$ と環境オペレータ $g(x)$ のたたみ込みとして定義する。基本走行時間確率密度関数はポアソン分布 $f(x)$ として表される。また、 $g(x)$ は $h(x), f(x)$ から求めることができる。また、各セルにおける $g(x)$ を地図情報から導出し $f(x)$ とたたみ込むことで走行時間予測時間分布 $h_{expected}(x)$ を求める。

探索手法としては、A*探索における最小化コスト法に時間分布から導出される評価値 $t_{n,m}$ を適用し、経路を導出することで目的地まで最短時間で到達できる経路を発見することができる。なお、セルnからmへの移動における評価値 $t_{n,m}$ を以下の式で定義する。

$$t_{n,m} = \operatorname{argmax}\{h_{\text{expected}}(x)\} \quad (21)$$

4 評価実験

本研究で提案した手法を評価するために、以下の三つのコースについてオリエンテーリングの競技を実際に行い、平均時間、巡航速度、ミス率の項目について評価した。この評価の実施場所は3.1のデータを採取した所と同じ場所で行い、それぞれのコースに対し15人ずつ走って評価を行った。

- コース1:提案手法による経路を記入したコース
- コース2:学生選手権大会優勝者が考えた経路を記入したコース
- コース3:あらかじめ経路を記載していないコース(本来のオリエンテーリング形式)

コース3の一部を図10に示す。

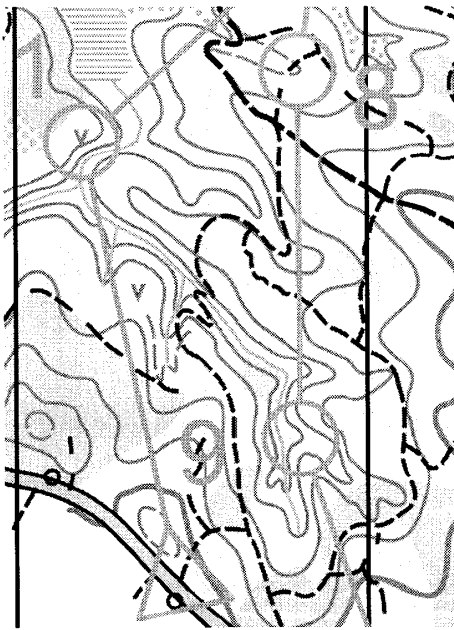


図10: コース3一部抜粋

結果は表4のようになった。ここで巡航速度とは上位3人の平均時間に対する自分の時間の割合、ミス率とは自分の時間に対するレース中にミスしたであろう時間の割合である。

表4: 経路選択による時間の比較

	平均時間	巡航速度 (%)	ミス率 (%)
コース1	0:35:22	126.4	18.9
コース2	0:40:37	142.4	23
コース3	0:37:35	163.6	19.7

表4は、提案手法で推定した経路が、他の二つの経路よりも、平均時間、巡航速度、ミス率のそれぞれについて優れていることを示している。なお、各区間ごとに実平均時間と予想平均時間を計算すると、図11のような結果が得られた。グラフ中の上界、下界は平均時間の最も確率の高い部分から50%下がった位置の時間を示している。図からは区間2と5以外で予想時間

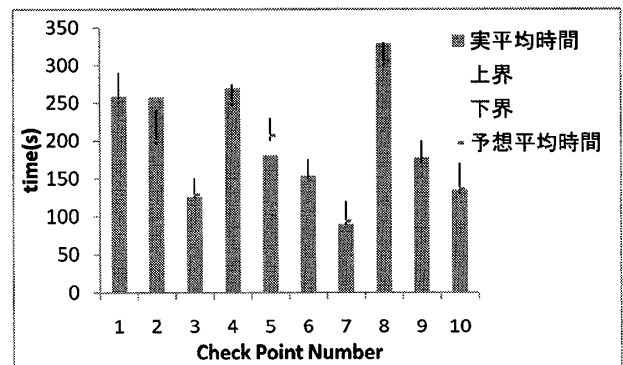


図11: 実平均時間と予想平均時間の比較

内に含まれており、精度の高い予測が可能であることを示している。なお、区間2と5でずれた原因は2では積雪のため斜面が非常に滑りやすく足を取られる選手が多かったこと、また区間5ではそこにたどりつくまでの経路と同じ場所を通るコースとなっていたため、コースを覚えてしまったことなどが考えられる。いずれの原因も本研究ではパラメータとして扱っておらず、特に地図から得られる情報以外の滑りやすさなどは実データを収集ののち、近似法への再適用が必要と考えられる。

5 まとめ

本研究ではオリエンテーリングにおける最短時間経路の推定手法の提案を行った。実験から走行時間がポ

アソン分布に近いことから、植生や傾斜が走行時間と与える影響を近似するオペレータを定義し、これをポアソン分布にたたみこむことで走行時間の確率分布が実測データと一致することを示した。また、走行時間の確率密度分布の最大値を使って、最短時間経路の推定を行う手法を提案した。

本研究では、選手に協力を依頼し実際に走ってもらいデータを収集した。今後、本論文で提案したモデルの妥当性を検証するためには、より多くのデータ収集が必須となってくる。しかし、オリエンテーリングの実験環境を整え、パラメータを合わせた計測を行うこと自体が難しいため、現状では十分なデータ数の確保には至っていない。

なお、実際のオリエンテーリング競技の場面ではGPSや外部入出力機器の使用は禁止されているため、本研究で作成したアプリケーションは使用することができない。しかし、机上のトレーニングとして素早く経路をたてる練習があり、本研究のアプリケーションはこのトレーニングにおいて経験の浅い選手でも正答に近い経路を知ることができるという実用的な利用方法が考えられる。

今回の実験は完全にオリエンテーリングに特化したものであるが、これは歩行者ナビゲーションなどにも充分適用できると考えられる。例えば建物の中などフロアマップが存在していればGPSの効かないような所でも最短時間経路を求めることができる。建物内において、本研究で定義した通行可能度は人や物の混み具合(デパートや遊園地など)と置き換えることができ、傾斜度は階段・スロープなどと考えることができる。本研究では、地図情報のみを用いるオリエンテーリングにおいての経路推定問題を検討したが、一般の地図を用いた経路推定ではGPSなどの併用が可能であり、このような問題への展開は今後の課題である。例えば、遊園地においてあるアトラクションから別のアトラクションまで行くために人の混雑具合を考慮しながら最も早く到達できる経路を見つけるということも本研究を用いることで可能となると考えられる。

参考文献

[1] 安場直史, 長岡諒, 矢野純史, 香川浩司, 森田哲朗, 沼尾正行, 栗原聡, “ナビゲーションシステムにおけ

る熟考性と即応性を兼ね備えたルート探索手法”, JSAI2008, 旭川, Jun., 2008.

[2] 松田三恵子, 杉山博史, 土井美和子, “歩行者の経路への嗜好を反映した経路生成”, 電子情報通信学会論文誌 Vol.J87-A, No.1, pp.132-139, Jan., 2004.

[3] (社)日本オリエンテーリング協会編, “オリエンテーリング 地図を片手に大地を駆ける”, 大修館書店, 2006.