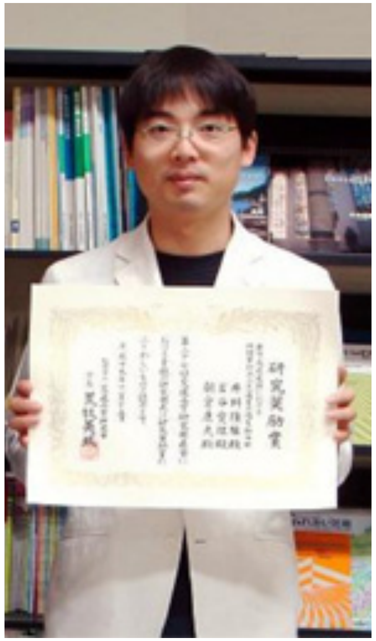
6/21 論文ゼミ

Iryo, T., Asakura, Y., Onishi, R., Samma, C.,

Modeling Dynamic Generation of a Choice Set in Pedestrian Networks

Transportation and Traffic Theory 2009: Golden Jubilee, pp.517-539, 2009.



M2　大山雄己

■歩行者の目的地選択

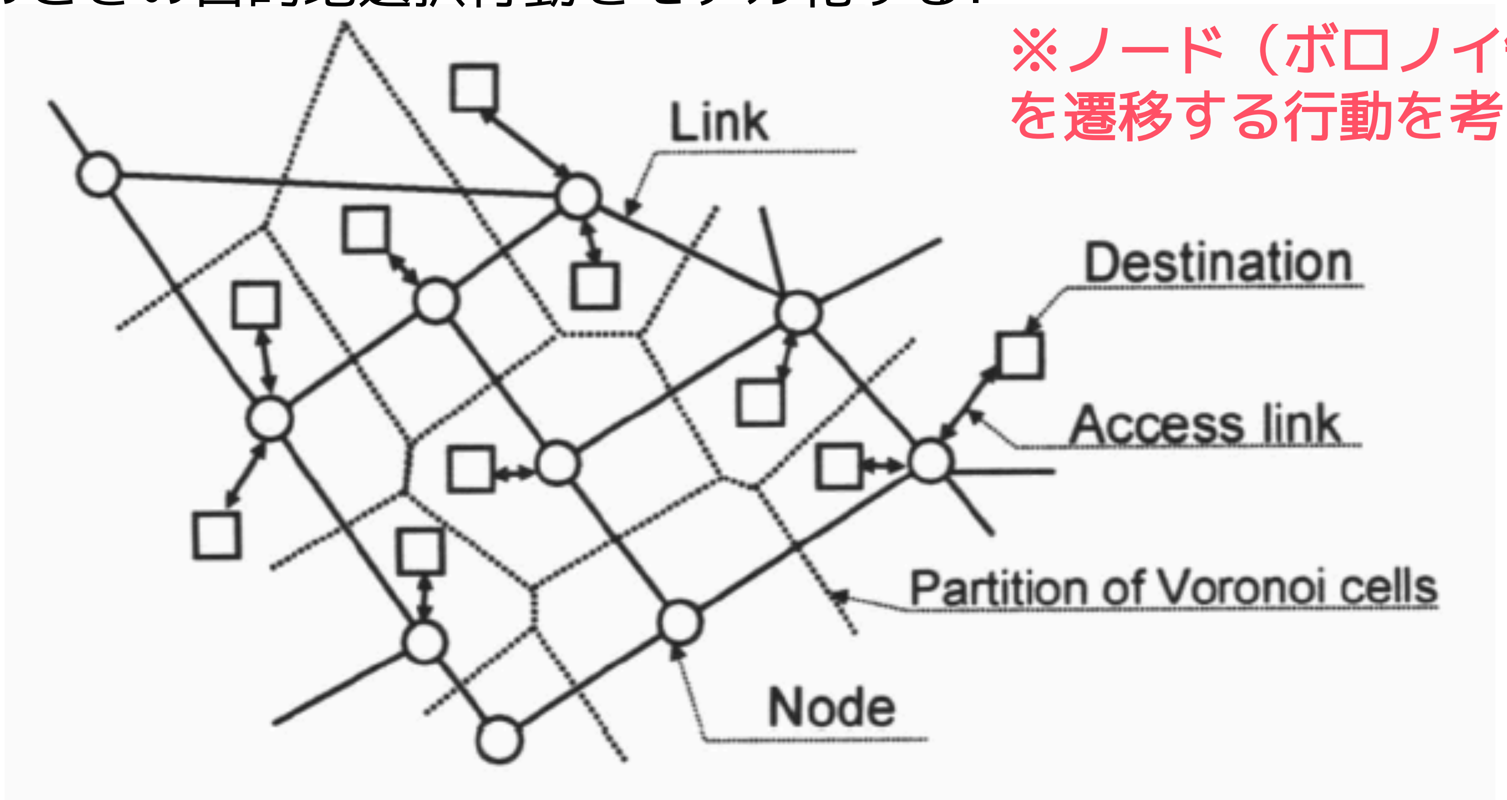
- 近年，歩行者ネットワークにおけるモデリングへ注目が集まっている．
- ネットワークの情報が得られていないとき，目的地（や経路）の選択肢集合を事前に仮定することはできない．

- 歩行中に得られた情報から，動的に選択肢集合が形成されていくモデルの構築を行なう．

期待効用最大化理論　×　最適停止問題

■1ストップの回遊行動モデル

- 歩行者は事前にネットワークについての情報を持っていない.
- 期待効用を最大化させる1つの目的地(Destination)で滞在し，出発地(Origin)に戻って来るツアーを考える.
- このときの目的地選択行動をモデル化する.

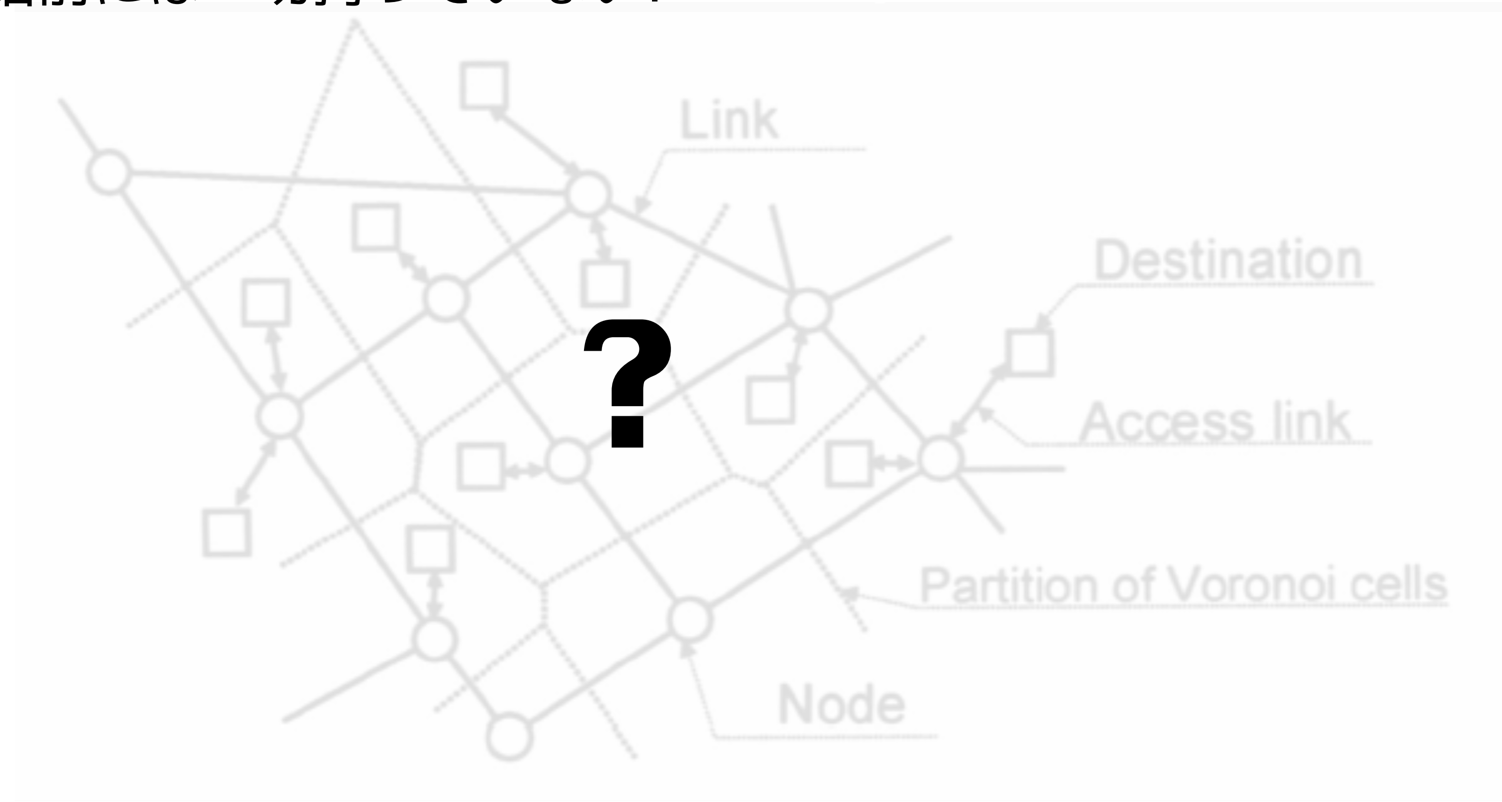


※ノード（ボロノイ領域）を遷移する行動を考える.

問題設定

■事前情報

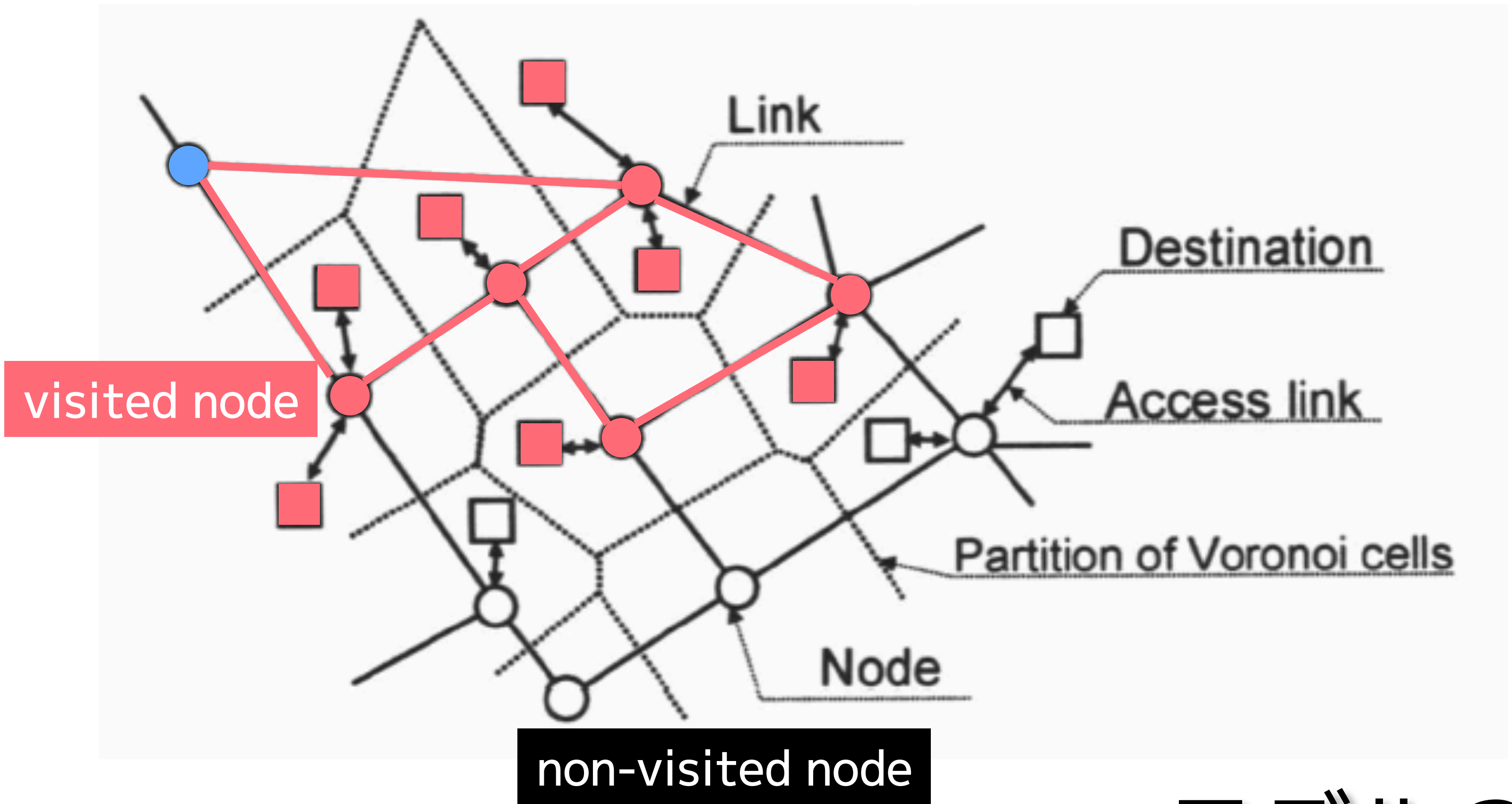
- 旅行者はネットワークにおける目的地の効用，また各リンクの旅行時間の分布形についての情報は与えられているとする．
- それ以外の，ネットワーク構成や目的地の場所などの情報はツアー開始前には一切持っていない．



モデルの仮定

■情報獲得

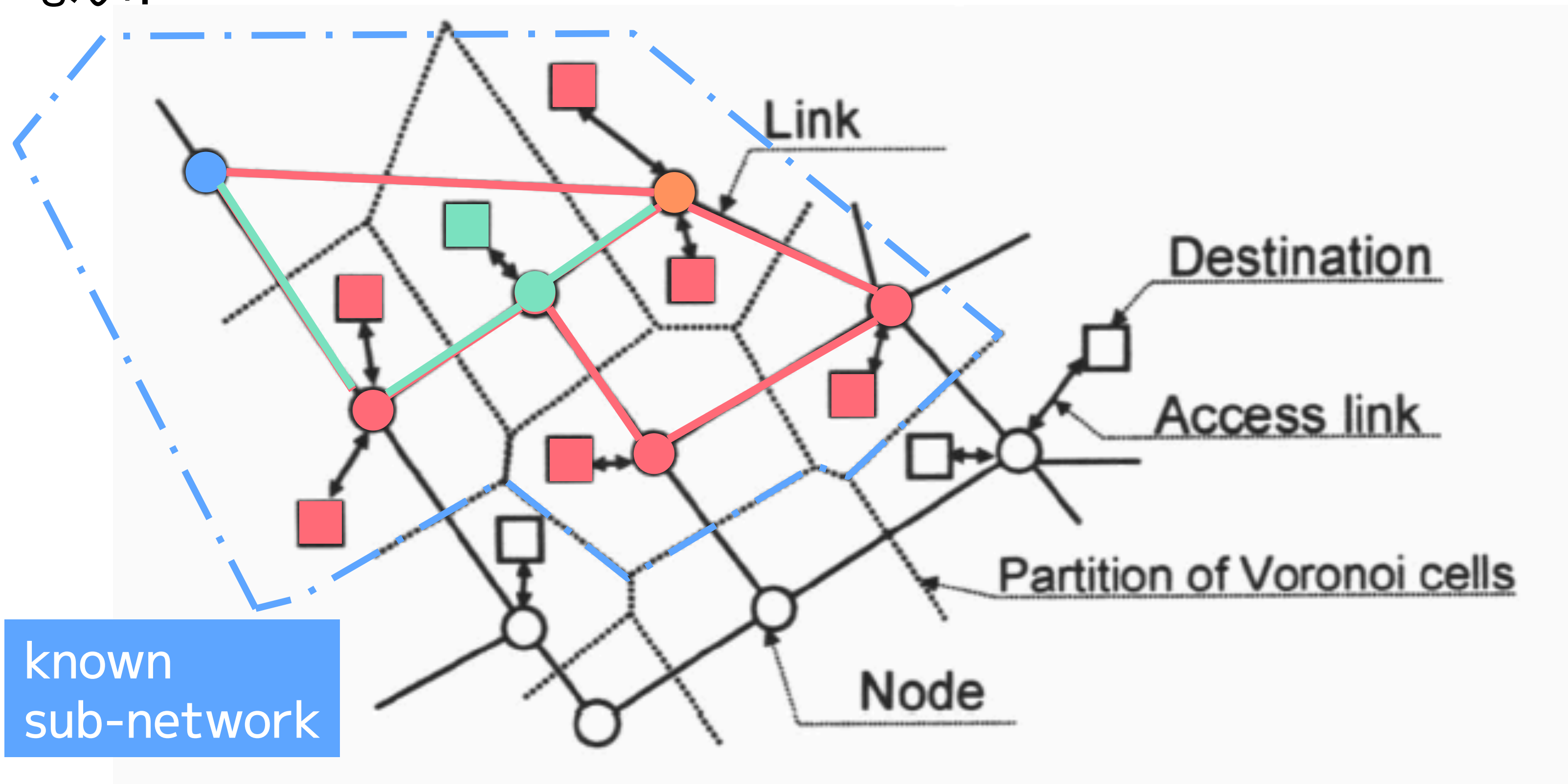
- 訪れたノード（visited node）のボロノイ図に含まれる目的地の正確な効用の値を得ることができる．それはツアー終了まで忘れない．
- visited node同士をつなぐ以外のリンク情報は未知であるとする．



モデルの仮定

■(known) sub-network

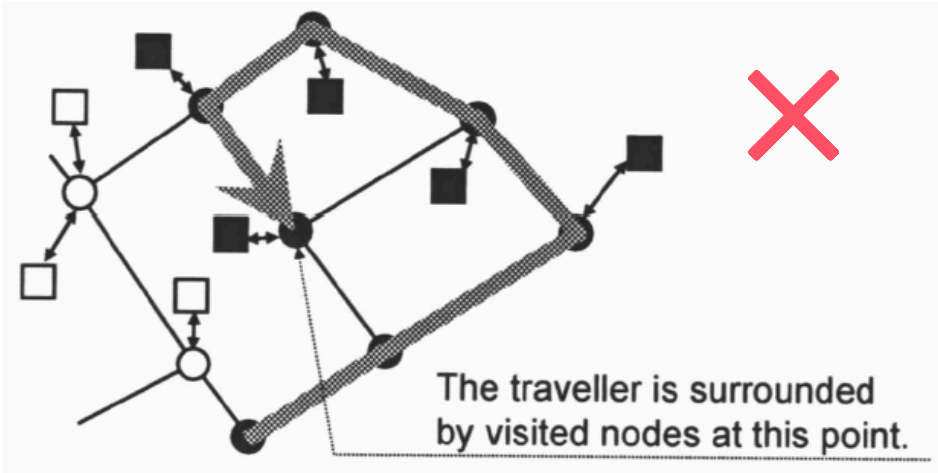
- visited nodeの集合を (known) sub-networkと呼び，既に訪れたノードまではsub-networkを経由する．
- non-visited nodeからvisited nodeまでの情報のない経路は考慮しない．



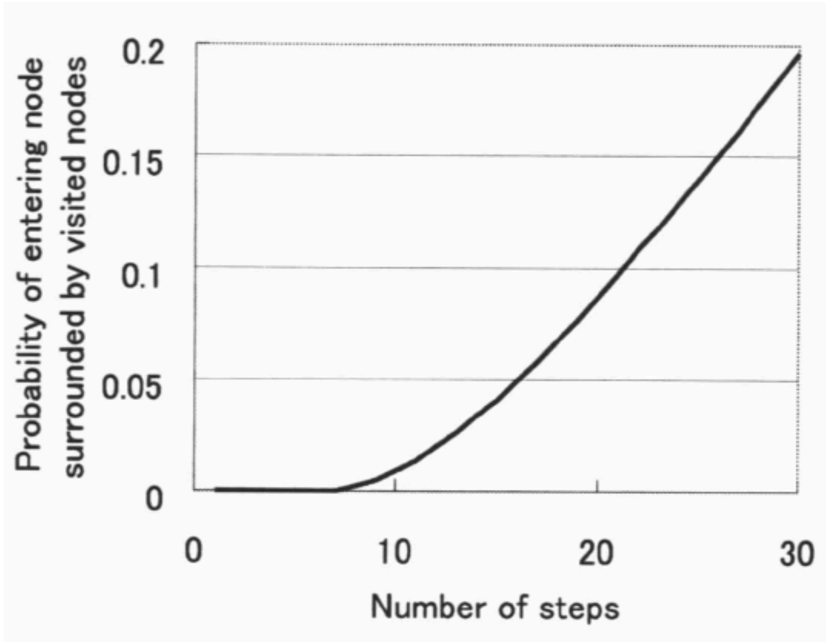
モデルの仮定

■ネットワークのサイズ

- 各ノードにおいて，次時点の移動先が visited node のみにならないよう，ネットワークサイズを調整する．



● visited node
○ non-visited node



※右図のように，ネットワークが大きいかもしくはステップ数が小さければ左図のような状況は起こりにくい．

■複数選択肢の期待効用が等しいとき

- 期待効用の等しい目的地があるとき，**先に訪れた方**を選択する．
- 探索と目的地滞在の期待効用が等しいとき，**確実性の高い**（効用が確定的な）滞在を選択する．

以上の仮定を用いて，モデルの定式化を行なう．

■Step i における2つの戦略

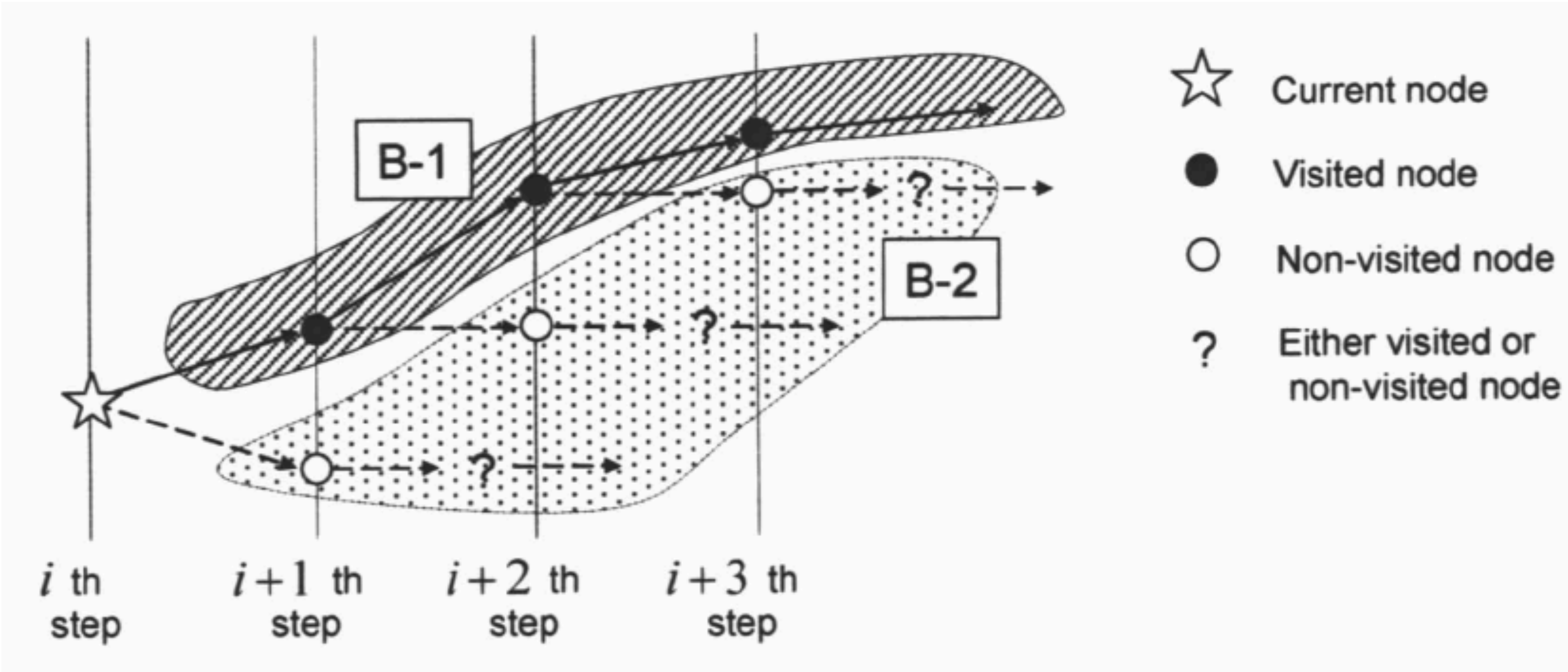
A）step i までに既に目的地の滞在を済ませている．

→ sub-networkの仮定より，旅行者は出発地（Origin）まで，visited nodeのみを経由した最短経路で戻る．

B）まだ目的地が決定せず，滞在を済ませていない．

→ いままで得た情報をもとに，step i における選択肢集合の中から目的地を選択するか，新たな目的地を探すかの戦略を取る．

■BにおけるStep (i+1) 以降の戦略



B-1）これまでの選択肢集合から目的地を決定する.

（●…●，■，●…●）

B-2）新たな目的地を探してから決定する.

（●…●，○，？…？）or（○，？…？）

■期待効用最大化

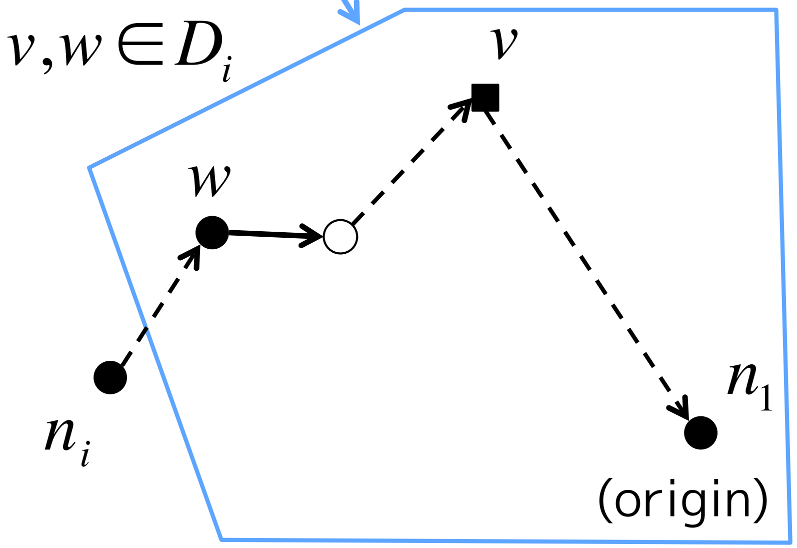
- Bにおける2つの戦略は，次のように表される．

効用最大化のための戦略

B-1） $$\max_{v \in D_i}\{-t(n_i, v) + u(v) - t(v, n_1)\} \qquad (1)$$

B-2） $$\max_{v \in D_i}\{-t(n_i, w) - \tau + \boxed{E(U(w, D_i))}\} \qquad (2)$$

n_i	i stepで訪れたノード
$-t(n_i, n_j)$	ノード間の移動コスト
D_i	i stepまでのvisited nodeの集合
$u(v)$	目的地 v の効用
τ	未知のリンクを通過するコスト



最適停止問題の定式化

■戦略 B-1

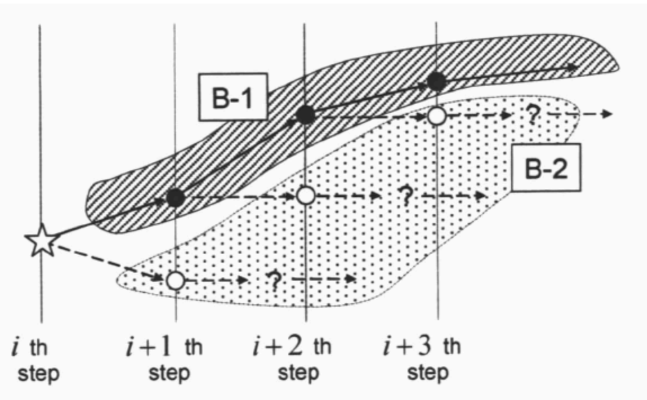
式(1)は，次のように書き換えることができる．

$$\bar{u}(n_i,D_i) - t(n_i,n_1) \qquad (3)$$

$$\bar{u}(n_i,D_i) = u(v(n_i,D_i)) - \Delta t(n_i,v(n_i,D_i)) \qquad (4)$$

$$\Delta t(n_i,v(n_i,D_i)) = \{t(n_i,v(n_i,D_i)) + t(v(n_i,D_i),n_1)\} - t(n_i,n_1) \qquad (5)$$

$\bar{u}$ は，目的地で得られる効用から迂回の分のコストを引いた値．



B-1） $\max_{v \in D_i}\{-t(n_i,v) + u(v) - t(v,n_1)\}$ (1)

B-2） $\max_{v \in D_i}\{-t(n_i,w) - \tau + E(U(w,D_i))\}$ (2)

最適停止問題の定式化

■戦略 B-2

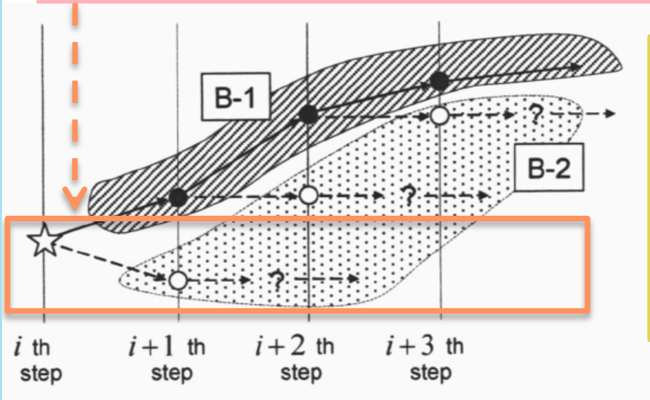
式(2)の期待効用の項は，次のように書き表せる．

$$E(U(w,D_i)) = \max_{r\geq 1}\{E(\max\{\bar{u}(w,D_i),U_1,\ldots,U_r) - 2(r-1)\tau\} \\ -\tau - t(w,n_1) \quad (6)$$

U_r :ノード w から r ステップ目にたどり着く目的地の効用

ここで, $w \neq n_i$ のとき，旅行者は一度visited nodeに戻り探索をする．
→仮定よりこうした損失は起こりにくい．つまり, $w = n_i$ となり(2)は,

$$-\tau + E(U(n_i,D_i)) \quad (7)$$



B-1） $\max_{v\in D_i}\{\bar{u}(n_i,D_i) - t(n_i,n_1)\}$ (3)

B-2） $\max_{v\in D_i}\{-t(n_i,w) - \tau + E(U(w,D_i))\}$ (2)

最適停止問題の定式化

■最適停止問題としての表現

目的地探索の最適停止問題

B-1とB-2の効用を比較し，戦略を決定する．仮定より，次の式が成り立つとき，旅行者は戦略B-1を選ぶ（探索を停止する）．

$$\bar{u}(n_i,D_i) - t(n_i,n_1) \geq -\tau + E(U(n_i,D_i)) \tag{8}$$

step h で(8)が成り立った後，(h+1)以降も(8)は成り立つ．このとき，

$$v(n_{h+1},D_{h+1}) = v(n_h,D_h) \tag{9}$$

B-1） $\max_{v\in D_i}\{\bar{u}(n_i,D_i) - t(n_i,n_1)\}$ (3)

B-2） $\max_{v\in D_i}\{-\tau + E(U(n_i,D_i))\}$ (7)

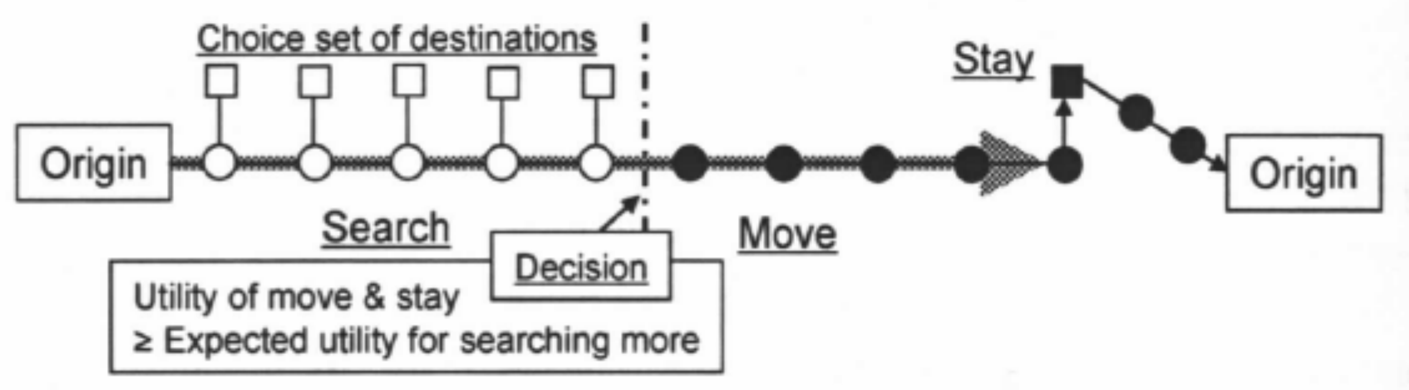
最適停止問題の定式化

■旅行者の3つの行動

【Step1：Search】
できるだけ早くnon-visited nodeを辿り，目的地の情報を集める．
この過程で選択肢集合が形成されていく．

【Step2：Decision】
式(8)が成り立ったとき，旅行者は選択肢集合から目的地を決定する．

【Step3：Make＆Stay】
決定した目的地までsub-networkのうち，最短経路を辿り目的地に
滞在後，出発地まで最短経路で戻る．



$$\bar{u}(n_i, D_i) - t(n_i, n_1) \geq -\tau + E(U(n_i, D_i)) \qquad (8)$$

最適停止問題の定式化

■単調問題

- 式(8)によって与えられた最適停止問題を解く．
- 最適停止問題が解けるのは有限期間問題か単調問題のとき．

補題(1)

ノードwから，rと(r+1)ステップ後の期待効用の差を，以下で定義する．

$$\Delta_r = E(\max\{\overline{u}(w,D_i),U_1,\ldots,U_{r+1}\}) \\ -E(\max\{\overline{u}(w,D_i),U_1,\ldots,U_r\}) \qquad (10)$$

このとき，任意の r≧1 について以下の式が成り立つ．

$$\Delta_r \geq \Delta_{r+1} \qquad (11)$$

$$\overline{u}(n_i,D_i) - t(n_i,n_1) \geq -\tau + E(U(n_i,D_i)) \qquad (8)$$

■OLA停止規則

- 単調問題のとき，OLA（one-stage look-ahead）停止規則が最適停止規則となる．
- OLA停止規則は，もう1期継続して停止するよりも，今停止する方が効用の高いとき停止する規則である．

補題(1)より，式(8)は以下の不等式と同値である．

$$\bar{u}(n_i, D_i) \geq E(\max\{\bar{u}(n_i, D_i), U_1\}) - 2\tau \qquad (12)$$

したがって本問題も，(12)のOLA停止規則が最適停止規則となる．

このとき，旅行者は次時点に目的地の探索を停止する効用と比較して，現在の選択肢集合から得られる効用のほうが高ければ，目的地を決定する．

$$\bar{u}(n_i, D_i) - t(n_i, n_1) \geq -\tau + E(U(n_i, D_i)) \qquad (8)$$

■OLA停止規則

$$\bar{u}(n_i,D_i) \geq E(\max\{\bar{u}(n_i,D_i),U_1\}) - 2\tau \qquad (12)$$

U_1 の確率分布を $p(u)$ とすれば，期待効用の項は以下で表される．

$$E(\max\{\bar{u}(n_i,D_i),U_1\}) = \bar{u}(n_i,D_i)\int_0^{\bar{u}(n_i,D_i)} p(u)du + \int_{\bar{u}(n_i,D_i)}^{\infty} up(u)du \qquad (13)$$

式(13) を (12) に代入すると，

$$-\int_{\bar{u}(n_i,D_i)}^{\infty}(u - \bar{u}(n_i,D_i))p(u)du + 2\tau \geq 0 \qquad (14)$$

左辺第1項 は $\bar{u}$ に対して単調増加なので，停止規則は次のように表せる．

$$-\int_{\bar{u}(n_i,D_i)}^{\infty}(u - u_{STOP})p(u)du + 2\tau = 0 \qquad (15)$$

※このとき，旅行者は現在のノードの目的地の効用と閾値 u_{stop} を比較するだけの単純なルールに従う．

■旅行時間の不効用

- これまで，リンクの探索コストは旅行時間に比例すると仮定．
- ここでは，探索時間に制約がある場合を考え，旅行時間の２次関数として不効用を定義する．
- ただし，sub-networkを動く際のコストは旅行時間に比例する．

$$f(t) = \alpha t^2 + t \tag{16}$$

step i で探索を行なった時のコスト増分は，

$$\tau_i = f(i\tau) - f((i-1)\tau) = \alpha\tau^2(2i-1) + \tau \tag{17}$$

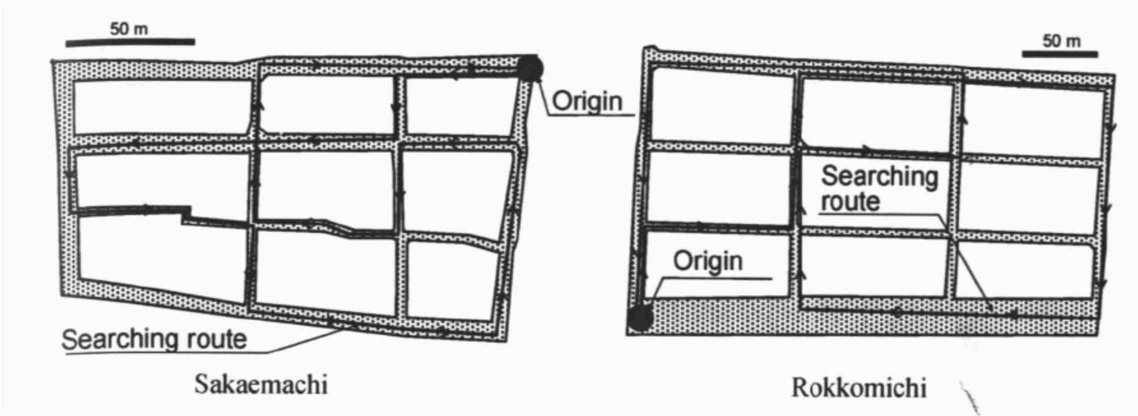
式(17) を (12) に代入すると，

$$\overline{u}(n_i, D_i) - E(\max\{\overline{u}(n_i, D_i), U_1\}) + \alpha\tau^2(2i-1) + 2\tau \geq 0 \tag{18}$$

※式(18)は十分大きな効用の得られる目的地を見つけたときに加えて，探索コストが期待効用を上回った時停止するという規則を表す．

■探索行動の検証

- 神戸市栄町／六甲道での実験によって探索の傾向を検証.
- どちらもノードが 4×4 のグリッドネットワーク.



Case	Estimated probability of selecting visited node	Total number of observations	Number of visited nodes selected	Negative log likelihood
1-2	8.6%	74	1 (1.4%)	9.037
1-3	4.5%	150	3 (2.0%)	16.079
2-3	15.9%	144	32 (22.2%)	78.248
1-4	3.1%	51	0 (0.0%)	1.580
2-4	8.6%	66	4 (6.1%)	15.395
3-4	22.1%	49	14 (28.6%)	29.880

Estimated utility of selecting non-visited nodes = 2.36　　Total likelihood = 150.219

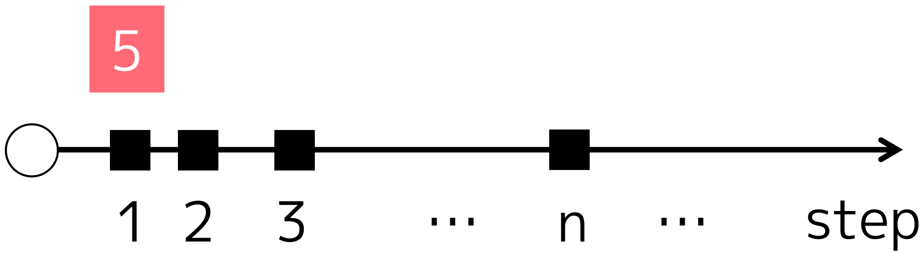
※visited nodeを選択する確率は低く，モデルの仮定はおおよそ正しい.

モデルの実験的検証

■停止規則の検証

待ち時間を最小にする数字の探索問題

- 各ステップにおいて，一様分布に従う数字がコンピュータからランダムに出される．
- 被験者は事前情報として数字の最大値と最小値を知っている．
- 被験者は数字の探索を停止したとき，それまでに与えられた最小の数字に従い，待ち時間を過ごさなければならない．
- 探索する場合，次のステップまでに待ち時間が発生する．この待ち時間はステップを重ねる度に増加していく．

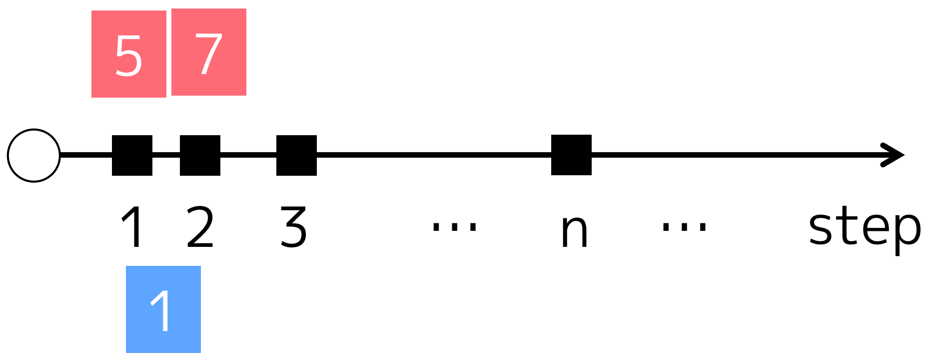


停止時の待ち時間	5
ステップ間待ち時間	0
合計待ち時間	5

■停止規則の検証

待ち時間を最小にする数字の探索問題

- 各ステップにおいて，一様分布に従う数字がコンピュータからランダムに出される．
- 被験者は事前情報として数字の最大値と最小値を知っている．
- 被験者は数字の探索を停止したとき，それまでに与えられた最小の数字に従い，待ち時間を過ごさなければならない．
- 探索する場合，次のステップまでに待ち時間が発生する．この待ち時間はステップを重ねる度に増加していく．

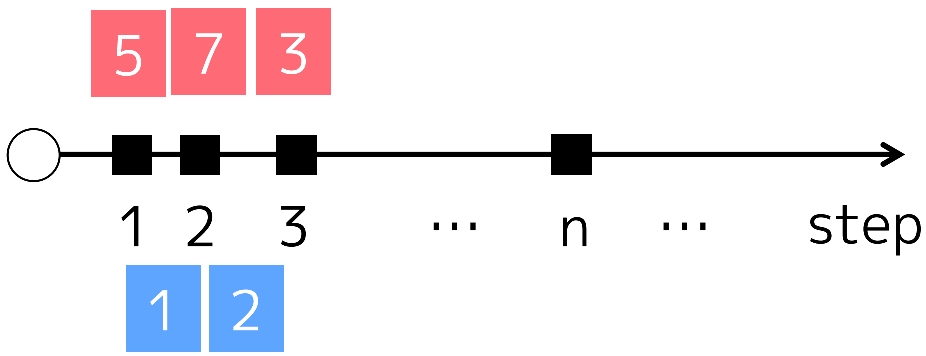


停止時の待ち時間	5
ステップ間待ち時間	1
合計待ち時間	6

■停止規則の検証

待ち時間を最小にする数字の探索問題

- 各ステップにおいて，一様分布に従う数字がコンピュータからランダムに出される．
- 被験者は事前情報として数字の最大値と最小値を知っている．
- 被験者は数字の探索を停止したとき，それまでに与えられた最小の数字に従い，待ち時間を過ごさなければならない．
- 探索する場合，次のステップまでに待ち時間が発生する．この待ち時間はステップを重ねる度に増加していく．



停止時の待ち時間	3
ステップ間待ち時間	3
合計待ち時間	6

■停止規則の検証

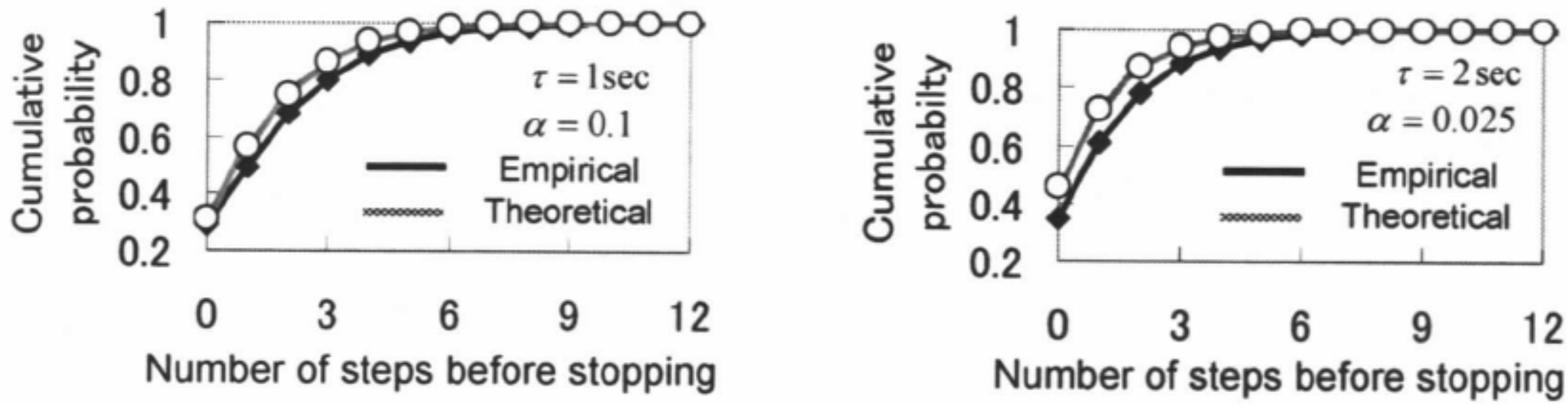
- この実験によってモデルの検証を行なう．ステップ間待ち時間は探索コストを表し，停止時待ち時間は目的地の効用を表す．
- 提案したモデルは停止規則が満たされれば即停止というものであったが，実際には人によって判断の正確さにばらつきがある．
- このバイアスを検証するため２項ロジットモデルの推定を行なう．

$$P_{stop} = \frac{e^{a\Delta u + c}}{1 + e^{a\Delta u + c}} \tag{12}$$

a, c　：パラメータ（cは判断におけるバイアスを表す．）

Δu　：停止時の効用と，探索による期待効用の差

■推定結果



Experimental condition	a	c	t-value of a	t-value of c
$\tau = 1\,\mathrm{sec},\ \alpha = 0.1$	1.23	0.45	13.84	5.36
$\tau = 2\,\mathrm{sec},\ \alpha = 0.025$	1.18	1.13	15.38	12.23

- τ, α を変えて推定を行なった．
- 計算結果よりも，実際の方が余分な探索を行なっている．
- c は十分大きな正の値を取り，t値も大きいことから判断にバイアスがかかっていることがわかる．

- ネットワークの情報がない状況で，目的地の選択肢集合を外生的に与えるのではなく動的に形成されるモデルの構築を試みた．
- 期待効用最大化の式より，OLA停止規則に従う最適停止問題を導出する理論を展開した．
- 実証実験によって探索行動が行われる傾向と，効用判断におけるバイアスを把握した．