

仮想空間におけるユーザの移動量に注目した移動通路抽出法

平野 将康 Ruck Thawonmas

立命館大学大学院 理工学研究科

抄録：オンラインゲームを代表とする仮想空間の面白さを維持するためにはユーザの行動を把握することが大事である。本論文では、オンラインゲームにおけるユーザの移動履歴を視覚的に把握しやすくするために、移動履歴から多くのユーザが移動した通路を抽出する手法を提案する。本手法ではまずセルオートマトンを適用して移動量の強調を行い、その後ヒルディッチの細線化を適用して通路を抽出する。メディアンフィルタ処理との比較を行った結果、本手法はより多くのユーザに使用され、途切れがより少ない通路を抽出し、より高い可読性を持つことを確認した。

キーワード：仮想空間, 移動履歴, 移動通路, セルオートマトン, 細線化

Pathway Extraction Focusing on Users' Moving Amounts in Virtual Spaces

Masayasu Hirano Ruck Thawonmas

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

Abstract: To keep virtual spaces such as online games interesting to their users, it is important to detect users' behaviors. In this paper, in order to understand users' movement in online games, we propose a method for extraction of users' pathways from their trails. In the proposed method, locations in a given map that are frequently visited are first intensified by cellular automata, and pathways are then derived by the Hilditch thinning algorithm. Comparisons of the proposed method with a method using median filtering before Hilditch thinning confirm the high visibility of the former one in terms of the ability to extract more frequently used and less fragmented pathways.

Keywords: virtual space, movement log, pathway, cellular automata, thinning

1. はじめに

近年、オンラインゲームの市場が成長し続けている[1]。しかし、オンラインゲームを代表とする仮想空間においてすべてのユーザの行動を把握するためには大変な労力を必要とする。特に、開発・運営側やユーザ側にとって有益な情報を抽出するためには仮想空間内で出力される膨大な履歴データを取り扱う必要があるため、視覚化することにより分かりやすく情報を把握しようという試みが様々な形で行われてきた。

そこで本論文では、MMOG (Massively Multiplayer Online Game: 大規模オンラインゲーム) やアバタを用いたコミュニケーションツールなどのあらゆる仮想空間について共通の行為である「ユーザの移動」を対象とする。いかにして移動データから可読性を失わずに、ゲーム開発・運営側にとって有用な情報を表示するかを述べる。

具体的にはセルオートマトン法 (CA 法) [2],[3]とヒルディッチの細線化手法[4]を用いて全ユーザの移動履歴から「多くの人が移動した通路」を抽出する手法を提案する。対象とする仮想世界の舞台として著者らの研究室で開発中のオンラインゲーム「The ICE」[5]

からの移動履歴に対して、細線化処理を行うときの前処理に典型的な手法であるメディアンフィルタ[6]を用いた細線化結果と提案手法の結果との比較を行う。更に従来手法の結果を一見するだけでは分かりづらいような通路を本手法を用いて発見することを試みる。

2. 関連研究

本章では、ユーザの移動を対象とした関連研究について述べる。Huiping ら[7]は移動時系列のデータにおいて繰り返し移動された軌跡から最も移動頻度の高いルートの発見に成功している。しかしそれぞれのユーザが全く違った複雑な動きをするオンラインゲーム内では繰り返し通行されているルートはそれほど多くないため、オンラインゲームへ適用できない場合がある。また移動履歴の視覚化研究としては Chittaro ら[8]は仮想空間内の移動量や移動方向を視覚化して表示するツールを作成したが、移動情報を空間全体で表示しているために、膨大な移動履歴を表示したときの可読性が失われている。Börner ら[9]はグループの移動通路と行動を同時に視覚化して表示することで、グループ間の行動の差異を視覚的に判断する研究を行っている。

オンラインゲーム以外を対象とした研究では、Hoobler ら[10]がミリタリーアクションゲームを対象とし、チーム毎の行動を把握する目的でプレイヤーの移動量を視覚化して表示している。これは少人数のチームの行動を把握する目的であるため、MMOG などの大人数による移動履歴を把握する場合には向かない。また、ユーザの行動を把握する目的で移動通路を用いた研究としては、Thawonmas ら[11]はユーザの通路における目印間の遷移確率を用いてユーザの分類を行っており、板倉ら[12]は実世界の移動パターンを用いて仮想空間内の移動シミュレーションを行っている。更に実世界での移動の利用として、長尾ら[13]が GPS を用いて得られたユーザの移動履歴から個人行動情報を抽出する研究を行っている。

3. 本研究の目的

2 章の関連研究を考慮し、オンラインゲームにおける移動履歴を視覚化して表示するためには

- (1) 必要である部分のみ表示する
- (2) 膨大な移動履歴にも対応できる
- (3) 必要な情報に合わせた形式で表示する

以上 3 点の要素が必要不可欠であると考えられる。

そこで本研究では、多数のユーザが移動した通路を必要である部分とし、(1), (2)の要素を満たすために、セルオートマトン法とヒルディッチの細線化手法を用いてその部分のみを抽出して表示する手法を提案する。

更に (3) について、参考文献[8]では、各セルの訪問回数を記録した *traveled areas*, 滞在時間を記録した *time spent*, 場所の注目度合いを記録した *seen points*, 交通の渋滞度合いを記録した *congestions*, そして移動方向を記録した *flow* などの表示方法が紹介されている。

そこで本研究では、*traveled areas* をベースとした表示方法を用いて提案手法の結果を表示する。これは *traveled areas* がユーザの移動量を把握する場合に最も適した表示形式であるからである。

本手法では、セルオートマトン法を用いて移動量の多い箇所を強調することにより、ユーザがほとんど通行しなかった部分は表示をせず、逆に多数のユーザが通行した部分のみを表示できるという特徴を持つ。なおかつ細線化をすることにより、多数のユーザが移動した通路を抽出することを目的とする。

移動量を強調することにより、膨大な移動履歴を表示したときにも移動量の少ない部分を削除しているため可読性に優れ、なおかつ多数のユーザが移動した通路を一目で確認できることが予測できる。

オンラインゲームにおいて多数のユーザがどのよう

な通路を多く移動しているかを判別しやすくすることで、ユーザがゲーム空間をどう移動しているかを把握し、通路の位置及び幅の情報に基づいた、「コンテンツの更新」、「空間の案内」、「サーバの負荷分散」といった応用が考えられる。応用の詳細については、本論文の枠を超えているが、それぞれの例として、通路沿いに商人ノンプレイヤーキャラクタ (NPC) を新たに設置、発達している通路に初心者を誘導、通路の複雑さに応じたサーバの分散などが挙げられる。

4. 移動通路抽出法

本章では、提案する移動通路抽出法の詳細について述べる。4.1 節では、セルオートマトンを用いた移動量強調方法について述べ、The ICE 上において得られた移動履歴に適用した結果を示す。4.2 節では、ヒルディッチの細線化方法について述べ、4.1 節において得られた強調結果に細線化を適用した結果を示す。

4.1 セルオートマトンを用いた強調処理

移動履歴から多くの人を通った場所を強調するためにセルオートマトン (CA) を用いる。セルオートマトンとは任意のセルにおける次の時間の状態が近傍セルの状態から決定されるというアルゴリズム[2]である。

本手法においては、ユーザがマップ中のセル (i, j) を通過した度に移動量 $M_{i,j}$ が 1 増加されるとし、初期状態 $t=0$ のときの移動量に対してセルオートマトンを t 回適用した後の移動量を $M_{i,j}(t)$ で表す。

なお、初期状態 $t=0$ における移動量は、

$$M_{i,j}(0) = \text{セル}(i, j) \text{ が訪問された回数}$$

とする。

次に $M_{i,j}$ をセル (i, j) のムーア近傍の中から移動量 1 以上のセル数 (式 2) で増加させるという処理を行い、その後任意の閾値 α で減算する。この処理により、周りに移動量を持つセルが多いほどセル (i, j) の移動量が増加し、逆に周りのセルに移動量がないものが多ければセル (i, j) の移動量が減っていき、最終的に 0 になる。この処理をラスタ走査で t 回繰り返すことにより各セル間の移動量に格差ができ、移動量が強調される。

t 回目の移動量 $M_{i,j}(t)$ にセルオートマトン強調を行った後の移動量 $M_{i,j}(t+1)$ を以下の式 1 のように定義する。

$$M_{i,j}(t+1) = \max(0, M_{i,j}(t) + N_{i,j}(t) - \alpha) \quad (1)$$

但し、

$$N_{i,j}(t) = \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} c_{k,l}(t) - c_{i,j}(t) \quad (2)$$

$$c_{x,y}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } M_{x,y}(t) \geq 1 \\ 0 & \text{if } M_{x,y}(t) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

である。

式 2 はセル (i, j) のムーア近傍における移動量 1 以上のセル数 (最大値 = 8) を表し, 式 3 は近傍セルの移動量が 1 以上ならばどのような値でも 1 とみなすという意味を持つ。また, 移動量が負とならないように式 1 で max 関数を用いて 0 以上になるようにしている。

閾値 α と CA 適用回数 t の値を自動的に決定できるように, 残存セル数比を導入する。残存セル数比とは, マップ中における移動量 1 以上のセルの数を残存セル数と呼ぶとき, 以下のように定義する。

$$\text{残存セル数比} = \frac{\text{強調後における残存セル数}}{\text{初期状態における残存セル数}} \quad (4)$$

残存セル数比は, 強調することによって元の移動履歴に対して移動量を持つセルの量がどの程度残っているかを示す割合である。この残存セル数比を指定することにより, セルオートマトンにおけるパラメータを決定する。例えば残存セル数比を 0.4 と指定したとき, まず CA のパラメータ α を 1 から 8 までそれぞれに対して t を増加させても残存セル比が変化しなくなるまで走査する。得られた残存セル数比が 0.4 に最も近かった地点の閾値 α と適用回数 t の組み合わせを用いて CA 強調処理を行う。

例として, 10 名のプレイヤーが The ICE のあるマップで 30 分間ゲームをプレイしたときに得られた移動履歴での残存セル数比のグラフを図 1 に示す。この移動履歴において残存セル数比 0.4 を指定したときに得られる (α, t) の値は, それぞれ $\alpha = 6, t = 8$ となる。実際に本手法を適用する前の結果と $\alpha = 6, t = 8$ を適用した強調後の結果をそれぞれ図 2 と 3 に示す。これらの図は traveled areas 表示を行っており, 移動量が 10 より大きい場合は濃い色, 1 以上 10 以下の場合には薄い色で表示している。また, 長方形で表示されている部分は建物や道路を表している。

図 3 では図 2 と比べて残存セル数が 4 割に減少しているが, 元データにおいてユーザの移動が多かったマップ中央付近と道路に沿った付近の移動量が残っている。なおかつ移動量の少ない部分が削除されているため, 移動量の多かった部分を残したままセルの削除ができていたことが分かる。

図 2 ではすべての移動履歴を視覚化しているため, 一見しただけでは多数のユーザが通行した部分を認識することが難しい (この傾向は移動履歴が増大するに従って顕著になる)。そのため, 本強調処理を適用する

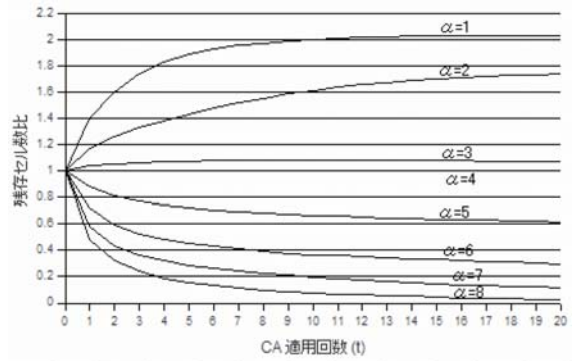


図 1 閾値別残存セル数比

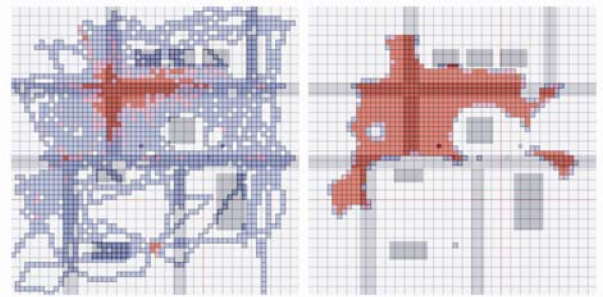


図 2 強調処理前

図 3 強調処理後 ($\alpha = 6, t = 8$)

(traveled areas 表示)

ことで多数のユーザが通行した部分を抽出し, 結果として図 3 の中央付近に存在する建物の付近を多数のユーザが移動したことが推測できる。

残存セル数比は元データと比べてどの程度までセル数を減らすかという指標となっている。この指標は 1.0 に近づくほど元データと同様の結果にしかならず, また 0 に近づくほど抽出されるセルがほとんど無くなるという結果が得られる。後述の性能評価でその中間である 0.5 を使用するが, 実際の利用においては, その値の決定は利用者の判断に委ねる。処理開始前に移動量の分布を確認し, ある一定以上の移動量を持つセルの割合を基に残存セル数比を決定する方法や複数の残存セル数比で通路の抽出を試みて利用者にとって利用価値の最も高い視覚化の結果を選択する方法などが考えられる。

4.2 ヒルディッチの細線化手法

4.1 節において得られた強調結果を細線化して通路を抽出するために, 本手法では典型的な細線化手法であるヒルディッチの細線化手法を用いる。ヒルディッチの細線化手法では, 移動量を強調して得られたマップをラスタ走査し, 走査中のセル (i, j) において, 以下に示す 5 つの条件をすべて満たした場合にマークをつけておく。

条件 1 セル (i, j) が境界セルである。すなわち, 上下左右の近傍セルにおいて移動量が 0 のセル数が 1 つ以上である。

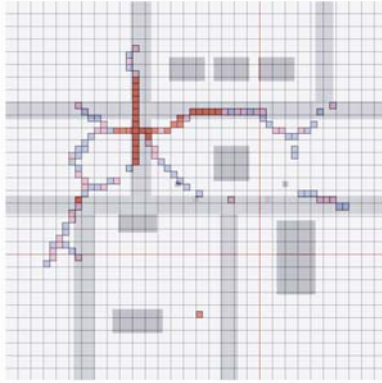


図4 移動通路抽出結果

条件 2 セル (i, j) が終端セルではない. すなわち, ムーア近傍において移動量が 0 でないセル数が 2 つ以上である.

条件 3 セル (i, j) のムーア近傍を一周する際の移動量が 0 の値から 1 以上の値に変化する回数 (連結数) が 1 である.

条件 4 セル (i, j) のムーア近傍において移動量が 1 以上でマークされていないセル数が 1 つ以上である.

条件 5 線幅が 2 の線を構成するセル (i, j) を削除することでこの線が途切れないことである.

1 回の走査が終了する度に, マークされたセル (すべての条件に当てはまっているセル) を削除する. 削除されるセルが無くなるまでこの走査を繰り返すことで, 最後に細線化された結果を得ることができる.

図 3 に示した強調結果にヒルディッチの細線化を適用した結果を図 4 に示す. 図 2 の移動量と見比べると, 移動量の多かった部分の通路のみが抽出できていることが分かる. 図 3 の結果を細線化することによって, 多数のユーザが移動したと思われる通路を図 4 において判別することができる. この結果により, 多くのユーザが中央の道付近に沿って移動を行ったことが見て取れる. このような詳細構造を抽出することで, より高い可読性が得られると同時に, 3 章で述べた応用に不可欠である通路の位置及び幅の情報も算出できる.

5. メディアンフィルタとの比較

本章では, 5.1 節において細線化の前処理として典型的な手法であるメディアンフィルタについて述べ, 5.2 節において CA 強調処理を用いて細線化した結果と, メディアンフィルタを用いて細線化した結果との比較を行う. 更に 5.3, 5.4 節において, 各手法で移動量がどのように変化しているかを考察し, 両手法の違いを明確にする.

5.1 メディアンフィルタ処理

メディアンフィルタ(Median Filter)とは, セルオー

表 1 移動履歴取得環境

項目	内容
対象ゲーム	The ICE
プレイヤー数	20 名 (10 名 × 2 回)
プレイヤーの The ICE プレイ経験	無し
プレイ時間	45 分間
構成マップ数	7 マップ
ミッション数	9 個
マップサイズ $(n \times n)$	60 × 60 セル (1 セルあたり 10 × 10px)



図 5 The ICE スクリーンショット

トマトンとよく似たフィルタリング手法である. セルオートマトンが周囲の近傍の状態から次の時間のセルの状態を決定するのに対して, メディアンフィルタは対象のセルの値とその周囲の近傍の値における中央値を次の時間のセルの値に設定するという特徴を持ち, 画像処理において細線化を行う際に多用されるフィルタリング処理である.

このメディアンフィルタを本手法との比較に用いるにあたって, 残存セル数の削減を行うために, もしメディアンフィルタを用いたときに指定された残存セル数比に達しない場合は, 指定値に到達するまでマップ中で最も小さい移動量を持つセルを一斉に削除していくということを行った.

便宜上, 移動量が x 以下であるセルを削除したときに指定された残存セル数比に到達した場合を Reduce x という名称で表す.

5.2 抽出通路の比較

本手法とメディアンフィルタによる細線化結果の違いを検証するため, 表 1 に示す環境で行われたテストプレイにおいて移動履歴を記録した. The ICE のスクリーンショットを図 5, 構成マップの詳細を表 2 に示す. 表 1 中におけるミッションとはプレイヤーが NPC と話しかけることにより発生するイベントのことで, 商用 MMOG においてはクエストと呼称されることもある. 用意したミッションの例としては, 同マップにいる他 NPC に話しかけることを目的とするものや,

表 2 The ICE のマップ情報

MAPNo.	マップ名称	マップ属性	NPC 数	モンスター数	ミッション数
1	チュートリアルマップ	field	1	3	4
2	フィンマルケンの村	town	7	0	2
3	雪の街道 1	field	0	6	0
4	雪の街道 2	field	1	6	0
5	スピッツベルゲン街	town	10	0	3
6	銀色の雪原	field	0	7	0
7	ラップランド	field	0	5	0

複数のマップを往復することによって達成できるものなど、移動パターンが様々になるようなものを用意した。なお、プレイヤーには必ずしもミッションを実行しなくてもよいと伝えた上でテストプレイを開始した。これは、あくまでも付随的な要素であるミッションをユーザに課す実際のオンラインゲームをプレイするのと同等の環境から移動履歴を記録するためである。また、表 2 における town は敵が存在せず攻撃が不可能であるマップ、field は敵が存在し攻撃が可能であるマップであることを示している。

このテストプレイにおいて記録された移動履歴のうち、プレイヤーが最初に訪れるマップ 1 における結果を図 6 から図 11 に示す。図 6 は得られた移動履歴を線分で結んだ軌跡表示であり、図 7 は各セルにおける移動量を traveled areas 表示したものである。

指定残存セル数比を 0.5 に設定したとき、図 7 に CA 強調処理を適用した結果が図 8 である。このときに 4.1 節で述べた方法により自動的に得られたパラメータの値は、 $\alpha = 6, t = 8$ であり、実際の残存セル数比は 0.496 であった。

それに対して図 9 は、メディアンフィルタ (Reduce 2) を適用した結果である。指定した残存セル数比は 0.5 であるが、これに最も近い値は Reduce 2 によって得られた 0.432 であった。

この 2 つの手法による結果に対してそれぞれヒルデイチの細線化を適用した結果が図 10 と図 11 である。

5.3 定性的考察

セルオートマトンによる結果とメディアンフィルタによる結果を比較して考察を行う。5.2 節に示した結果の差異の原因として、セルオートマトンとメディアンフィルタをそれぞれ適用したときの移動量の変化の違いが挙げられる。セルオートマトンでは移動量の多いセルは移動量が多くなっていくが、移動量の少ないセルは移動量が少なくなっていくために最終的に移動量が 0 になる。逆にメディアンフィルタでは対象のセル及びそのムーア近傍における中央値で値を更新しているため、移動量の多いセルが必ずしも多くなるとは限らず、また移動量が少ないセルや元々移動量が存在しなかったセルについても、必ずしも移動量が減少するとは限らない。この現象を示した例を図 12 から図 14 に示す。

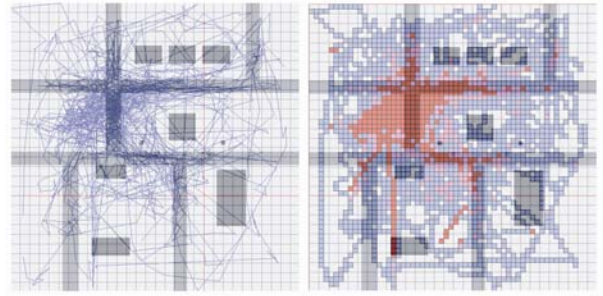


図 6 MAP1: 軌跡表示 図 7 MAP1: traveled areas 表示

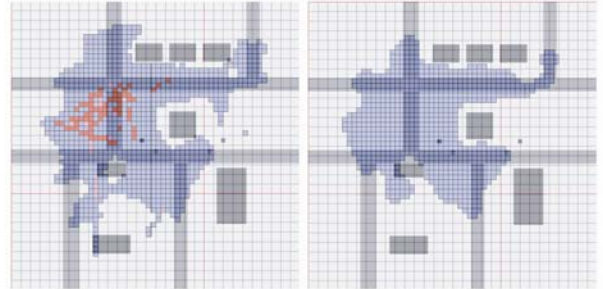


図 8 MAP1: CA 処理結果 図 9 MAP1: Median 処理結果

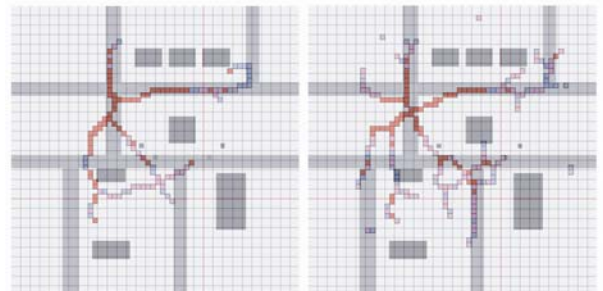


図 10 MAP1: CA 処理+細線化の結果 図 11 MAP1: Median 処理+細線化の結果

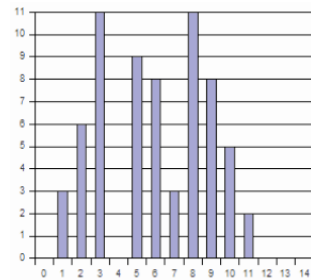


図 12 処理適用前の一次元移動量

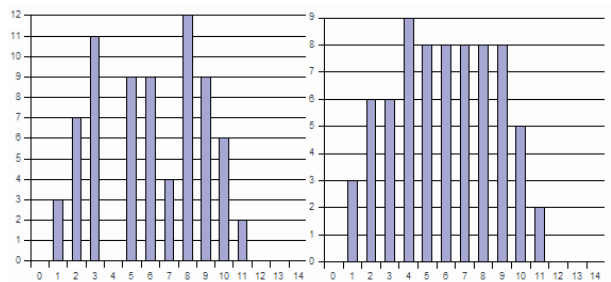


図 13 CA 処理適用後の一次元移動量 図 14 Median 処理適用後の一次元移動量

表3 各マップの処理適用前後の特性

MAPNo.	処理適用前		セルオートマトン処理		メディアンフィルタ処理	
	平均移動量	GINI 係数	平均移動量	抽出セル数	平均移動量	抽出セル数
1	5.65	0.81	12.73(0.43)	103	10.80(0.43)	156
2	5.54	0.79	13.30(0.41)	82	12.76(0.41)	98
3	3.93	0.69	4.94(0.50)	161	6.30(0.50)	271
4	3.38	0.80	5.24(0.36)	78	5.66(0.36)	130
5	4.27	0.88	6.53(0.39)	128	6.31(0.40)	223
6	4.05	0.73	6.15(0.58)	84	5.88(0.58)	161
7	2.82	0.88	5.37(0.46)	87	5.37(0.50)	110
平均	4.23	0.80	7.75	103.28	7.58	164.14

表4 細線化結果：連結数1以下のセル数

MAPNo.	セルオートマトン処理	メディアンフィルタ処理
1	20	36
2	17	17
3	44	58
4	19	40
5	25	57
6	20	44
7	10	15
平均	22.14	38.14

図12は一次元上における移動量をヒストグラムで表示したものである。この移動量に $\alpha=1$ としてCA強調処理を適用した結果が図13であり、メディアンフィルタ処理を適用した結果が図14である。各処理では隣接するセルを近傍とし、左から右へ走査を行っている。これらの結果を見比べると、CA強調処理では適用前の移動量の形が保存されているが、メディアンフィルタ処理では全く保存されておらず、元々移動量が0であったセルに対しても移動量が加算されてしまっている。そのため、このデータに対して細線化をした場合、CA強調処理では2本の通路が抽出されるにも関わらず、メディアンフィルタ処理では中央に1本の通路しか抽出することができない。これはメディアンフィルタ処理では移動量が0のセルが1以上になってしまい、細線化をした場合に抽出される通路に大きなズレが生じてしまう可能性があることを示唆している。

5.4 定量的考察

各マップにおける平均移動量、抽出セル数、連結数、GINI係数[14]を用いて定量的な観点から考察を行う。表3は、各マップ毎に処理適用前の平均移動量、GINI係数、そして各処理を適用した後の平均移動量と抽出セル数を示す。GINI係数は移動量の格差を示す指標であり、以下の式5で表される。すなわち、GINI係数が低いと移動量がばらついた分布になり、高いと偏った分布であることを示している。

$$GINI = \frac{1}{2n^4 M} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^n \sum_{s=1}^n (M_{ij} - M_{rs}) \quad (5)$$

$$\bar{M} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n M_{ij} \quad (6)$$

各処理適用後の平均移動量は抽出された通路上のセルが訪問された回数の平均値であり、この値が高いほど、より訪問された通路を抽出できているということが言える。なお、平均移動量欄における括弧内は処理によって得られた残存セル数比を示している。同様の条件で細線化結果を比較するために、本手法とメディアンフィルタに対して同じ値の残存セル数比を指定した。

本手法による結果とメディアンフィルタによる結果を比較すると、マップ3,4以外では本手法による平均

移動量が上回っており、メディアンフィルタによる結果では抽出される通路にズレが生じていることが裏付けられている。

マップ3,4においては処理適用前の平均移動量とGINI係数の積が比較的少ないという結果が出ている。これらのマップでは、通行したプレイヤーが少なく、ばらけた通路を移動したことを示している。そのため本手法を適用しても平均移動量の高い通路を抽出することが出来なかった。

抽出セル数は抽出された通路上のセル数を指す。本手法とメディアンフィルタの抽出セル数を比較すると、すべてのマップにおいてメディアンフィルタによる結果のほうが多く抽出されていることが分かる。これについて、表4の結果を用いて考察する。表4の結果は、抽出された通路において連結数1以下のセル数をカウントしたものである。連結数とは対象のセルが近傍セルとどのように連結されているかを示す数値である。細線化後、これが0の場合はそのセルが孤立点であることを示し、1の場合は端点、2の場合は連結点、3の場合は分岐点、4の場合は交差点を示す。すなわち連結数1以下であるセルは、抽出された通路において最も端にあるセルを示しているため、途切れた通路の数を示す指標となる。

本手法とメディアンフィルタにおいて連結数1以下のセル数を比較すると、同じ値を持つマップ2を除くすべてのマップにおいてメディアンフィルタのほうが高い数値を示しており、これはメディアンフィルタによる細線化結果のほうが途切れた通路が数多く出現していることを示している。原因としては、移動量が狭く分布している部分では、そのセルは移動量が0である近傍の影響を受けて自らの移動量が0になってしまいやすいと考えられる。その結果、途切れた通路（端点）が多く出現したものだと考えられる。

抽出セル数と連結数の結果を合わせて考えると、メディアンフィルタでは途切れた短い通路が数多く出現しており、逆に本手法ではそのような通路がより少ないことが分かる。更にこの結果と平均移動量の結果を考慮すると、本手法ではプレイヤーに多く使用される



図 15 MAP2: 地形図と NPC 位置

通路が比較的途切れない形で抽出できるということが言える。

6. 移動通路の発見

CA 強調処理の適用前と適用後の結果を比較することにより、一見して分かりづらい通路が本手法によって発見できている例をマップ 2 を用いて述べる。マップ 2 はチュートリアル (マップ 1) が終了した後にすべてのプレイヤーが訪れた、移動量の最も多いマップである。このマップには 7 体の NPC キャラクターがあり、そのうち 4 体がミッションと関連する NPC である。マップ 2 の地形図と NPC の配置場所を図 15 に示す。マップ左には海が存在するためプレイヤーの移動が不可能であるが、その他の陸地に関しては、マップの右上と右下にある山も含めてプレイヤーはすべてのセルに移動することができる。

図 16, 17 はマップ 2 の移動量を強調せずにそのまま表示した従来手法の結果を表す。図 17 の中央付近から右方向と上方向の移動量が濃く塗られていることから、この移動履歴ではマップの中央を基点として右方向と上方向への移動が多かったということが推察される。中央と上方向はミッションに関連する NPC (Village Master, Lagi) がそれぞれ存在しているため、プレイヤーがこの地点を往復して移動量が多くなったと考えられる。また、右方向への移動に関しては、プレイヤーがアイテムを売買するための NPC (Shop) やミッションに関連する NPC (Gelda), また次のマップへ移動するためのワープポイント (Warp) が存在しているために移動量が多くなったと考えられる。

しかし、本手法の結果である図 18 においてはマップ上部から右下の方向への通路も表示されている。この通路は、ミッションに関連する Lagi という NPC と話しかけた後ミッションが終了したため、そのまま最短距離で次のマップへ行こうとするプレイヤーが直接ワープポイント (Warp) の方向へ移動を行ったために移動量が多くなったと考えられる。しかし、図 16 と図

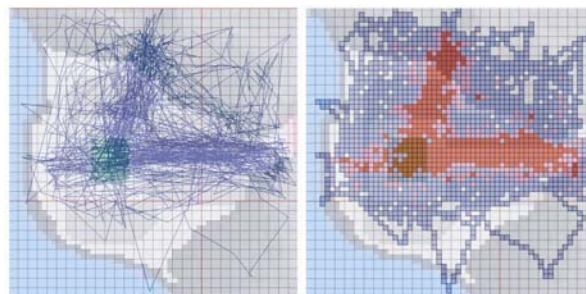


図 16 MAP2: 軌跡表示 図 17 MAP2: traveled areas 表示

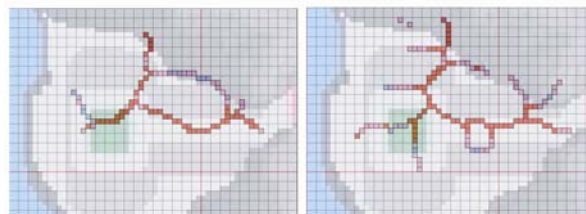


図 18 MAP2: CA 処理 + 細線化の結果 図 19 MAP2: Median 処理 + 細線化の結果

17 のように移動量を強調せずにそのまま表示しただけでは、この通路を把握することが難しい。このように強調を行わなかった場合に判明しなかったプレイヤーの移動が発見できる点において本手法は有用であるということが言える。

また、メディアンフィルタを適用した場合の細線化結果である図 19 では、この通路が途中で途切れており、抽出することができなかった。これは 5.4 節で述べた途切れた通路になりやすいというメディアンフィルタ処理の特性が表れたからと考えられる。

7. おわりに

セルオートマトン法とヒルディッチの細線化を用いて多数のユーザが移動した通路の抽出手法を提案した。The ICE のテストプレイから得られた移動履歴においては、メディアンフィルタと比較して、本手法により抽出された通路に移動量がより多く、途切れがより少ないことが確認できた。また、本手法を適用することにより、従来法の軌跡表示及び traveled areas 表示では一見して分かりづらい通路を発見できていることを示した。今後は、本手法を従来法の flow 表示と組み合わせることにより、移動方向の可読性の向上を研究していく予定である。また、本研究では移動履歴に関する視覚化結果の可読性の向上に重点を置いているが、その結果から得られた通路の位置及び幅の情報を、移動履歴以外のユーザの行動に関する情報と合わせて、ユーザ分類や行動予測などの情報処理へ適用することも考えている。

参考文献

- [1] IT+Plus, "数字が示す国内オンラインゲーム市場の「メジャー化」", <http://it.nikkei.co.jp/digital/column/gamescramble.aspx?n=MMITew000008062006> (last access: 2007.03.09)
- [2] 加藤恭義, 光成友孝, 築山洋: "セルオートマトン法 -複雑系の自己組織化と超並列処理-", 森北出版株式会社, 1998.
- [3] Y. Bar-Yam: "Dynamics of Complex Systems", Addison-Wesley, Reading Mass, 1997.
- [4] C.J. Hilditch: "Linear Skeletons from Square Cupboards", Machine Intelligence IV, Edinburgh University Press, pp. 403-420, 1969.
- [5] The ICE, <http://www.ice.ci.ritsumeai.ac.jp/mmog.html> (last access: 2007.03.09)
- [6] 田村 秀行: "コンピュータ画像処理", オーム社, 2002.
- [7] C. Huiping, N. Mamoulis, D.W. Cheung: "Mining Frequent Spatio-temporal Sequential Patterns", Proc. The Fifth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2005), New Orleans, Louisiana, November 2005.
- [8] L. Chittaro, R. Ranon, L. Ieronutti: "VU-Flow: A Visualization Tool for Analyzing Navigation in Virtual Environments", IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol. 12, No. 6, pp. 1475-1485, 2006.
- [9] K. Börner and S. Penumarthy: "Social Diffusion Patterns in Three-Dimensional Virtual Worlds", Information Visualization Journal, Vol. 2, No. 3, pp. 182-198, 2003.
- [10] N. Hoobler, G. Humphreys, M. Agrawala: "Visualizing Competitive Behaviors in Multi-User Virtual Environments", Proc. IEEE Visualization 2004, 163-170, 2004.
- [11] R. Thawonmas, M. Kurashige and K.T. Chen: "Detection of Landmarks for Clustering of Online-Game Players", the International Journal of Virtual Reality, Vol. 6, No. 3, pp. 11-16, 2007.
- [12] 板倉豊和, 石田亨: "歩行者軌跡データを用いた仮想都市群集シミュレーション", 情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会, UBI-7, 2005.
- [13] 長尾光悦, 川村秀憲, 山本雅人, 大内東: "GPS ロ

グマイニングに基づく観光動態情報の獲得", 観光と情報, 第1巻, 第1号, 2005.

- [14] 上村敏之: "第二部-数値解析による経済分析の基礎", <http://www2.toyo.ac.jp/~uemura/sim2.html> (last access: 2007.03.09)

著者紹介

平野 将康



2005年3月立命館大学工学部情報学科卒業。2007年3月同大学大学院理工学研究科情報システム学専攻博士課程前期課程修了。同年4月より株式会社ドワンゴに勤務。在学中、オンラインゲームにおける知的獲得の研究に従事。

Ruck Thawonmas



1987年タイ国Chulalongkorn大学工学部電気工学科卒業。1990年茨城大学大学院工学研究科情報工学専攻修士課程修了。1994年東北大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了。博士(工学)。日立製作所, 理化学研究所, 会津大学, 高知工科大学を経て, 2004年4月より立命館大学情報理工学部知能情報学科教授。オンラインゲームにおける知的獲得, 双方向物語の自動生成に興味をもつ。IEEE (Senior Member), ACM, IGDA, 電子情報通信学会, 情報処理学会, ゲーム学会などの学会の各会員。

2007年4月2日 論文受理
2007年12月11日 採録決定