

# 小売店舗における 購買の迷い行動を考慮した 店舗内回遊シミュレーション

---

大阪府立大学大学院 人間社会システム科学研究科 現代システム科学専攻

石丸悠太郎

指導教員 森田裕之

# 背景

---

## 顧客の店舗内回遊をモデルで再現できれば...

店舗内でのプロモーションや商品配置の影響を実施前に予測可能

➤ ビジネスアクション実施前に効果を確認することでコストや時間を削減することができる

顧客の動線の再現し視覚化などによる確認が行える

➤ 商品配置の工夫やデッドスペースの把握をすることができる

# 従来のモデルとの違い

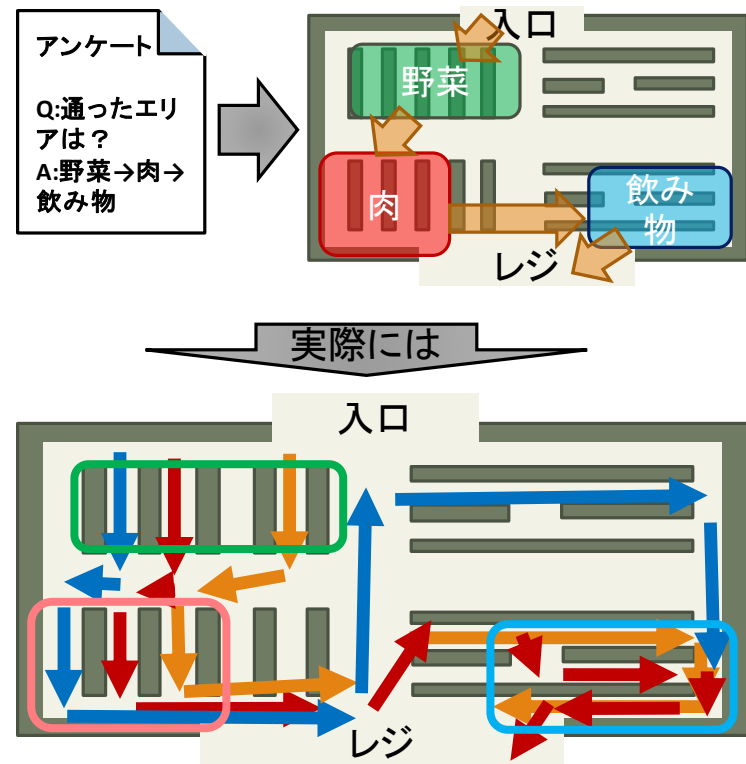
◆ アンケートを用いれば左図のように大体の移動の再現は可能  
入店→野菜売り場→肉売り場→飲み物売り場→レジ

◆ 一方で実際の移動の厳密な再現という課題は残る  
青、赤、黄色の矢印は違うルートで同じ売り場を通っている  
商品は棚ごとで違うので商品ごとのプロモーションを行う際には考慮する必要がある

◆ アンケートはデータ取得の大変さというような問題もある  
購買履歴では順番もわからない

◆ IoT技術の発展  
BLTビーコンとカートについてのスマートデバイスによる顧客の位置の特定  
またその店舗内位置を時系列で記録し移動履歴を作成可能に

顧客のリアルタイムの位置データの自動取得が可能に



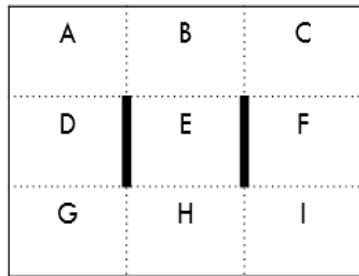
# 目的

---

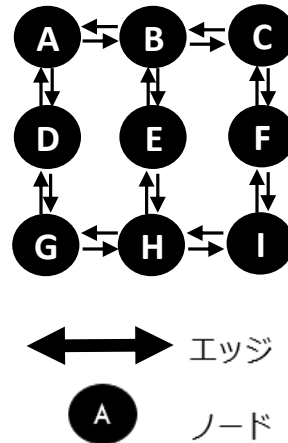
1. 実際の移動履歴を用いた店舗内回遊モデルの構築
2. エージェントベースドシミュレーションでの実行
3. モデルの評価

# 店舗内位置のグラフ化

店舗内エリアのグラフ変換の例



— 商品棚  
..... エリアの分割線



変換後の店舗内グラフ

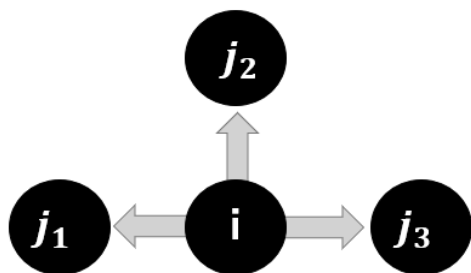


- ◆ シミュレーション上で店舗を再現するために店舗のグラフ化を行った
- ◆ 各エリアをノード、移動可能なエリアの間をエッジで結びグラフ化している

# 遷移確率の計算

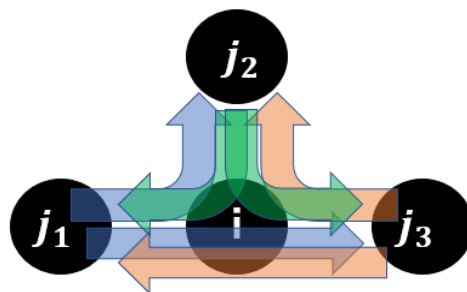
- ◆隣接ノード間の遷移確率を移動履歴から計算し全体の遷移確率と名付けた

## 全体の遷移確率



$i \rightarrow j_1 : 20\%$   
 $i \rightarrow j_2 : 50\%$   
 $i \rightarrow j_3 : 30\%$

## 条件付き遷移確率



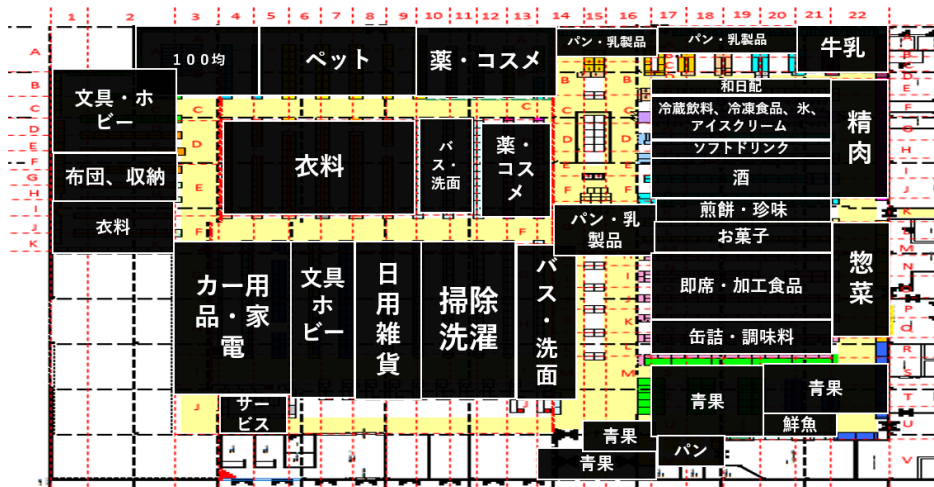
$j_1$ から来た時  $i \rightarrow j_2 : 70\%$   
 $i \rightarrow j_3 : 30\%$   
 $j_2$ から来た時  $i \rightarrow j_1 : 40\%$   
 $i \rightarrow j_3 : 60\%$   
 $j_3$ から来た時  $i \rightarrow j_1 : 20\%$   
 $i \rightarrow j_2 : 80\%$

- ◆全体の遷移確率を用いたモデルでは各移動方向への遷移確率が相殺され、近接エリア間の循環が多発していた
- ◆そのためエージェントの移動としてはすぐレジへと向かうものと店舗内を永遠と回り続けるものと二種類のみとなってしまった
- ◆そこで直前の侵入方向を条件として確率を計算しなおし条件付き遷移確率と名付けた

# 目標の付与

条件付き遷移確率のみでは局所的な移動の再現はできても大局的な移動の再現はできていない

- ◆そこで大局的な移動の再現をするために各エージェントに目標地点を与えることにした
- ◆購入したい商品を求め顧客は店舗内を移動すると考え目標地点とし遷移確率に補正をかける
- ◆目標地点としては下の図の位置情報のわかる25種類の売り場を選択した



購買履歴により目標地点の組み合わせと出現割合の計算を行った

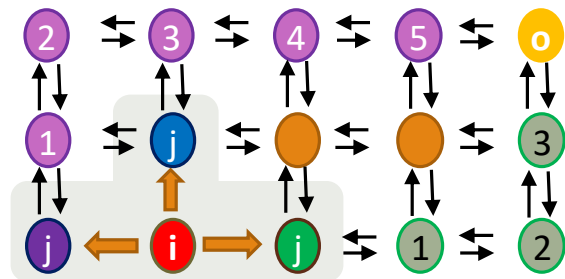
- ◆すべての組み合わせを考慮すると数が膨大なので、3種類までの組み合わせのみ使用している
- ◆全ての目標地点を回るまでエージェントは退店しないとしている

# 目標の付与

補正した遷移確率は目標地点へと向かう動きに、より高い遷移確率を持たせるというものである

- 下の図でいうと紫の方向よりも緑の方向のほうが目標地点に近づく移動となるので、こちらに動きやすくなるように補正をかけているということである
- ダイクストラ法の二乗で割っているのは目標地点へと近づく動きと離れる動きの補正の差を大きくするためである
- この方法では目標地点まで離れすぎていると補正の効果が薄まってしまうという問題点があるので30%の確率で次に移動可能なノードの目標地点までの最短距離との差分を強い補正した遷移確率として使用している

ダイクストラ法:5



ダイクストラ法:3

補正方法の式

$$q_{ij} = \frac{p_{ij}/d_{j,o}^2}{A_i}$$

$$A_i = \sum_{j \in S_i} \frac{p_{ij}}{d_{j,o}^2}$$

$$Q_{ij} = \frac{p_{ij}/\{d_{j,o} - \min(S_i)\}^2}{A_i}$$

$i$ : 現在のノード,

$o$ 目標: ノード $j$ : 次に移動する候補のノード,  $d_{j,o}$ :  $j$ から $o$ までのダイクストラ法で算出された最短距離,  
 $S_i$ : 現在ノード  $i$ から移動可能なノードの集合,  $p_{ij}$ : 条件付き遷移確率,  $q_{ij}$ : 補正した遷移確率  
 $Q_{ij}$ : 強い補正した遷移確率



# シミュレーションの環境

---

## 使用したデータ

BLEビーコンを用いて取得された顧客の移動履歴

顧客のID、日時、滞在していたエリアなどの項目

2016年10月1日から2017年10月31日まで

5968906件のレコード

## 使用したシミュレーター

s<sup>4</sup> simulation system

## シミュレーションの条件設定

発生させるエージェント数 : 39936

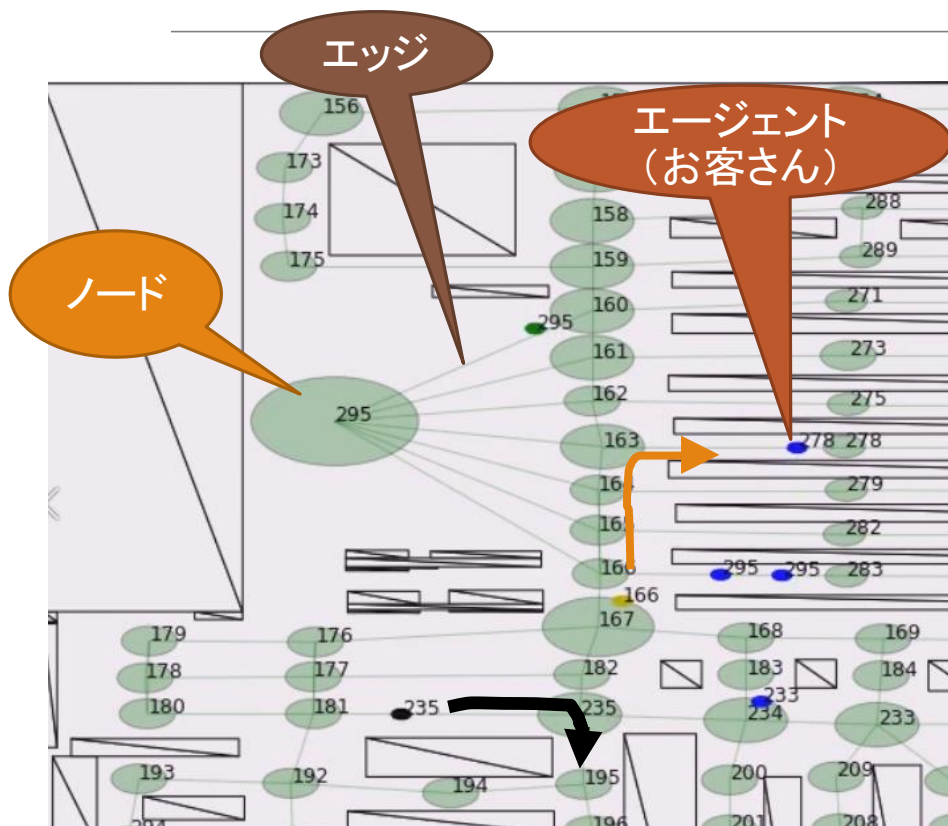
異なるシード値で5回行い平均を結果とする

## 結果の評価

実データとシミュレーション結果の移動ノード数の分布から、カイ二乗値を計算し比較

階級幅は、10、20、30、40の4つの値を設定して比較

# シミュレーションでの実行

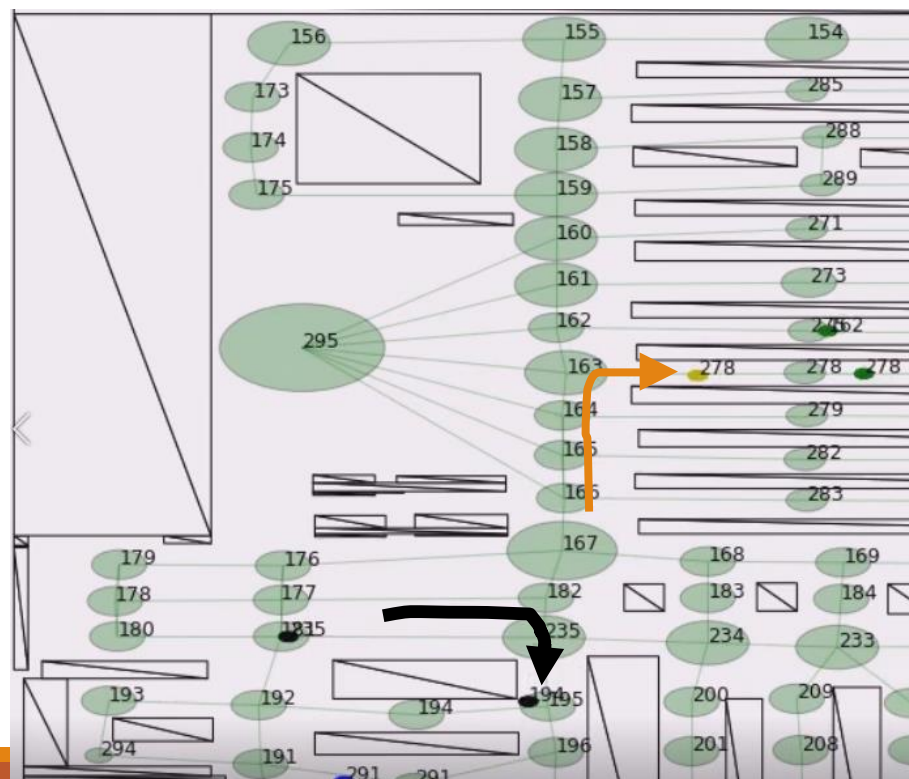


遷移データを見ただけではわかりにくい実際の移動との違いなどを把握することもできる

エージェントの移動を視覚化

- ◆各エージェントが入店してから退店するまで同移動しているかがわかる

10秒後



## シミュレーション結果のカイ二乗値による比較

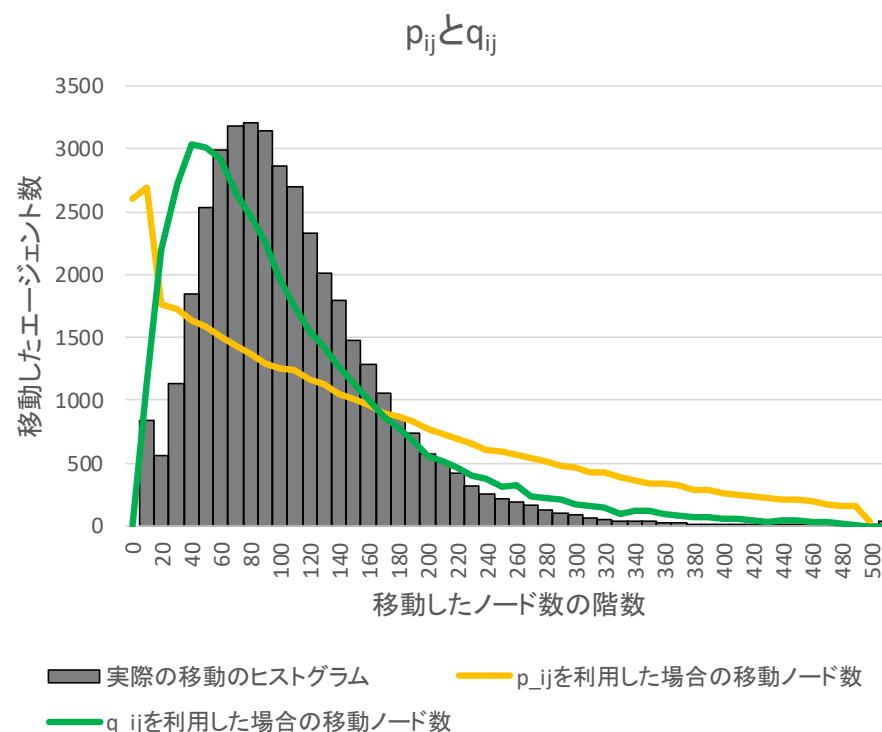
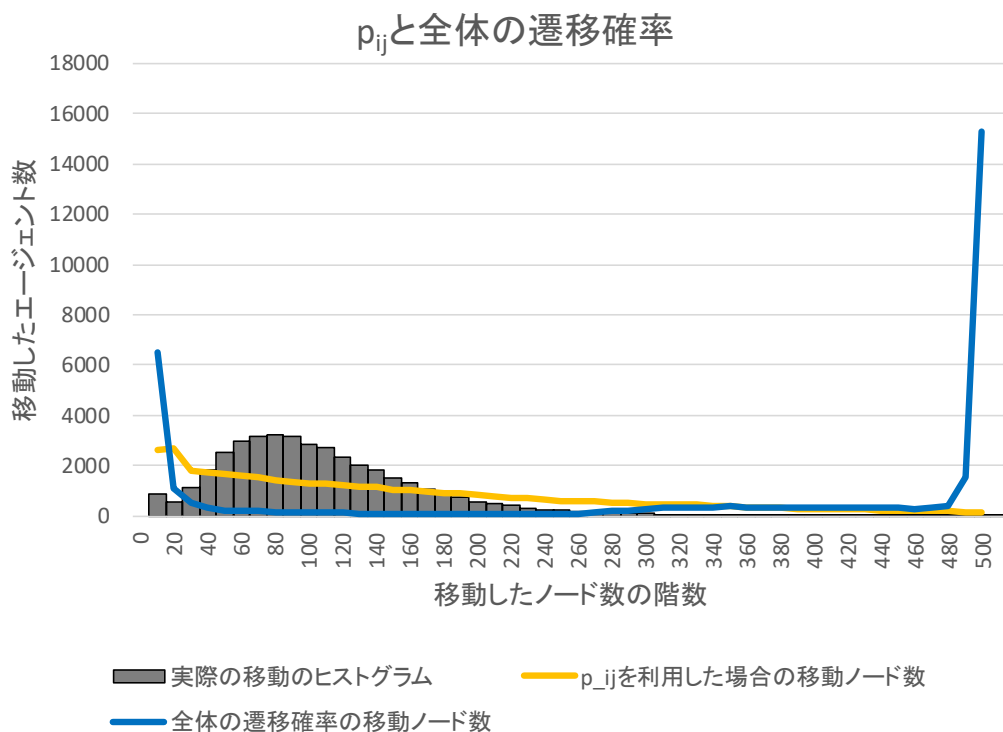
階級幅	10	20	30	40
全体の遷移確率	788.01	735.40	274.14	273.91
$p_{ij}$ を利用した場合	3.71	3.37	2.99	2.96
$q_{ij}$ を利用した場合	0.16	0.15	0.04	0.01

$q_{ij}$ を使用したモデルでは

- 移動前位置の考慮による近接エリア間の循環の減少
- 目標エリアの付与による大域的な移動と局所的な移動を分けての再現

この二つが可能となったため改善できたと考える

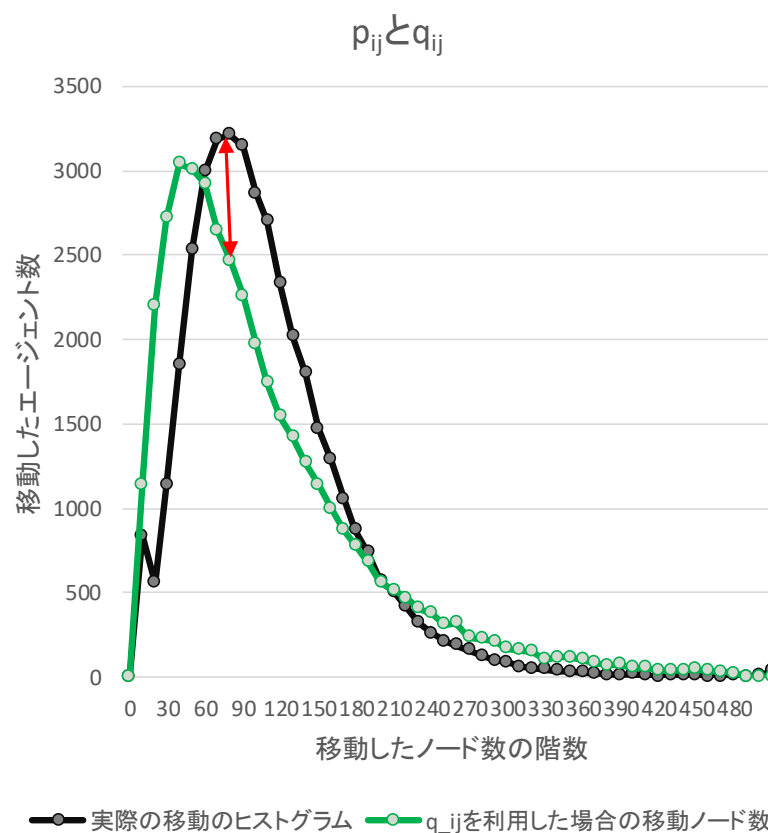
# 階級幅10における結果の比較



3つ全てを比較しようとするともあまりにも差が大きすぎてわかりにくかったので2つに分けて表示している。  
グラフの形からも $q_{ij}$ を用いたモデルが最も実際の移動のような分布であるということがわかる。

# さらなるモデルの改良

- 移動ノード数の分布はだいぶ実際の動きに近づいてきた
- しかし依然として短い移動ノード数で店舗から退出しているエージェントが多く存在している
- これらを改善することでモデルをさらに現実の移動と近づけることができると思った



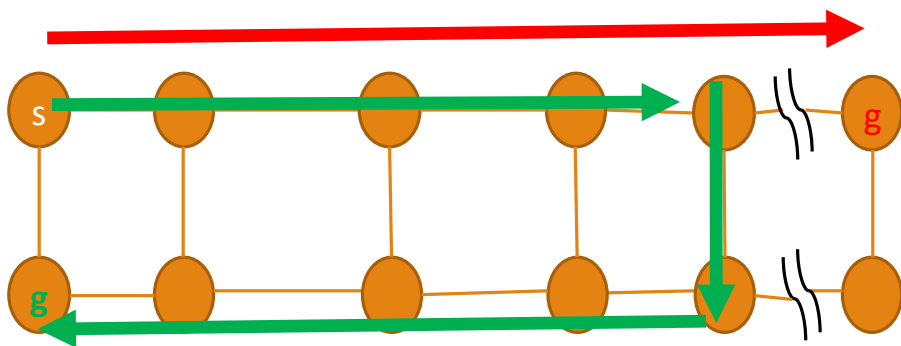


# 迷いの計算方法

迷いの考え方としては10回後に移動する点に最短距離で行ったか、遠回りをしているかで判断する。

遠回りが多い点は迷う可能性が高く、最短距離での移動が多い点は迷いにくいという考えである。

以下の図のような状況であれば赤が迷いがなく緑が迷いの多い動きである。



$$e_{i,t,k} = \text{Sum}(R_{i,t,k}) * w$$

$$\begin{cases} r_{i,t,k} > 0 & R_{i,t,k} = 1 \\ r_{i,t,k} \leq 0 & R_{i,t,k} = 0 \end{cases}$$

$$r_{i,t,k} = (d_{l_{i,t+k},g} - d_{l_{i,t+k-1},g})$$

$L_{i,t}$ : 顧客iのt~t+P-1までの部分シーケンス

$l_{i,t+k}$ : あるノード, t:1, ..., t<sub>i</sub>, k=0, ..., p-1

P: 何個先を目標とするか

g: 目標ノード

$d_{l_{i,t+k-1},g}$ : あるノードから目標ノードまでの最短距離

w: もととの迷う確率 今回は0.01

移動	1→2	2→3	3→4	4→5	5→6	6→7	7→8	8→9	9→10
緑	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1
赤	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

# エリア分けした時の実現性の確認



全体での比較ではなく店舗を4分割したときに実際の動きと比較

全体の動きよりも細かな部分で再現できているかの確認が行える

- 分割に際しては食品売り場(①、②、③)とその他の売り場(④)で分け①、②、③の移動ノード数が偏らないような点で分割した

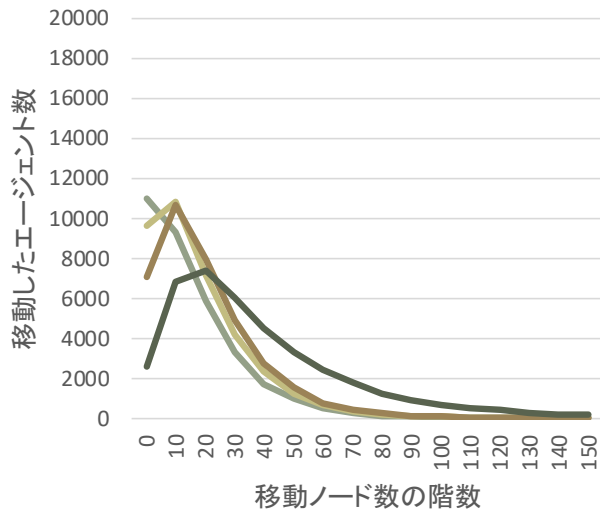
モデルに新しい要素を追加したときにより細かく改善したかどうかの確認が可能に

Class	移動ノード数
①	653058
②	808640
③	893236
④	1787420
合計	4142354



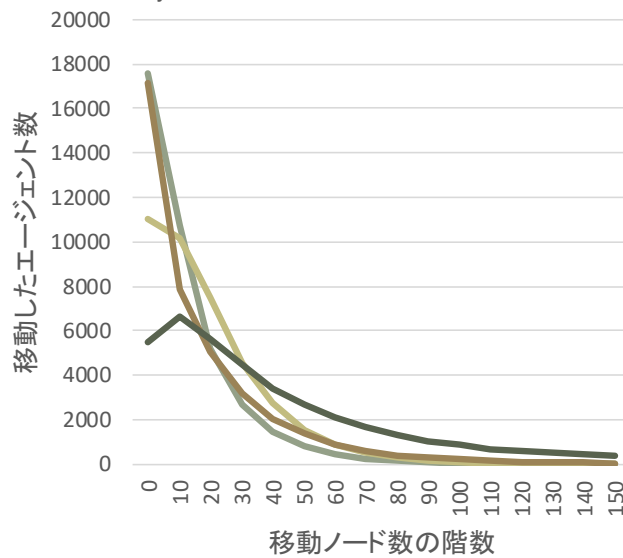
# 分割された各エリアでの移動ノード数の分布 (階級幅10)

元データの移動ノード数の分布



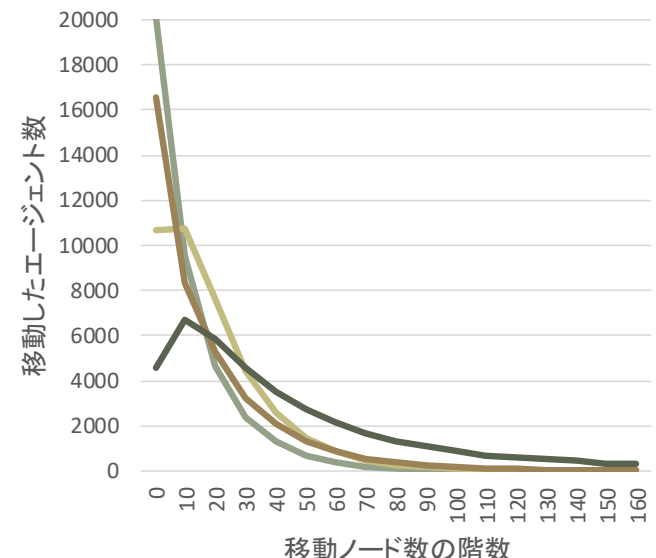
- 実際の移動①
- 実際の移動②
- 実際の移動③
- 実際の移動④

$q_{ij}$ の移動ノード数の分布



- $q_{ij}$ ①
- $q_{ij}$ ②
- $q_{ij}$ ③
- $q_{ij}$ ④

$e_{itk}$ の移動ノード数の分布



- $e_{itk}$ ①
- $e_{itk}$ ②
- $e_{itk}$ ③
- $e_{itk}$ ④

# 考察

- ◆ 迷いをシミュレーションモデルに入れることで②、③、④エリアのカイニ乗値には改善が見られた
- ◆ 一方で①エリアの値は悪化している
- ◆ またグラフの形も実際のものと比較して少ない移動が目立っている

エリア	①	②	③	④
$q_{ij}$ カイニ乗値	0.45	0.07	1.83	0.53
$e_{itk}$ カイニ乗値	0.84	0.04	1.59	0.37
カイニ乗値の増減	0.39	-0.03	-0.24	-0.16
			計	-0.04

全て合わせてみても多少の改善がみられる

- ◆ 考えられる原因としては①エリアに関しては10個先が目標地点というのが遠すぎた可能性がある
- ◆ また入り口付近であることも考慮するとほかの部分と同じように反映させるだけでは問題があるのではないかと考える
- ◆ 一方で他の三エリアは改善しており、より強く迷いを反映させても問題ないように考える

# まとめと今後の課題

---

- 店舗内回遊モデルの改良と迷いという新たな行動の追加を行った
- ①エリアのように悪化している部分もあるが総合的には改善した

## 今後の課題

- 迷わせすぎるのもよくないかと考えていたが今回の結果を考慮するともう少し迷う行動を強く反映させてもよさそうだと考える
- $w=0.01$ を変化させることでの結果の確認を行いより良いウェイトを検討したい
- また迷い以外にも店舗に滞在する要因を考え適応していきたいと考える

## 参考文献

---

[1]山田健司・阿部武彦・木下春彦(2005)「計画・非計画購買者を考慮した店舗内陣流シミュレーション」, 2005年度人工知能学会全国大会論文集

[2]豊嶋伊知郎,小磯貴司,吉田琢史,服部可奈子,今崎直樹:ユビキタス情報に基づく店舗内回遊モデル:社団法人 情報処理学会 研究報告書 2005年3月15日.