

BLEビーコンによるデータの揺らぎを補正した小売業における店舗内回遊モデルの構築

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



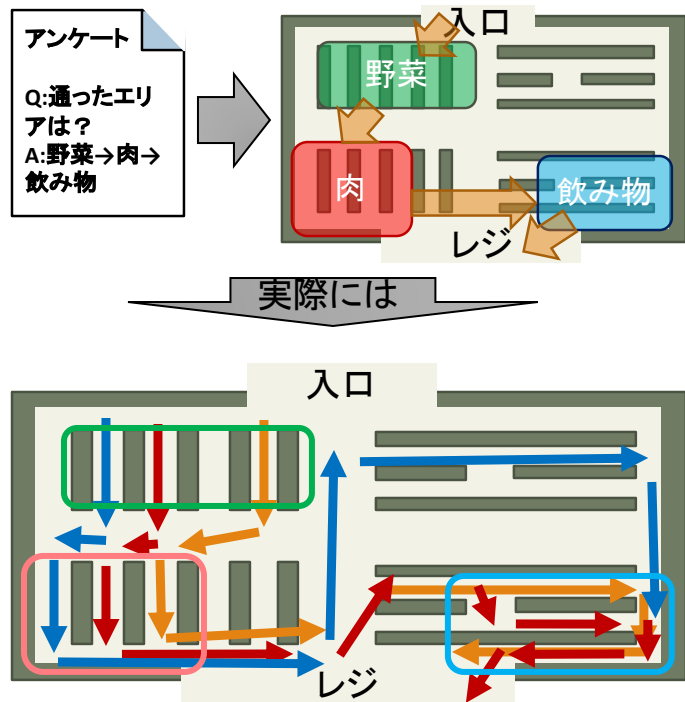
背景

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の削減が可能
- 顧客の動線を再現し、視覚化して確認が可能
- 商品配置の工夫やデッドスペースの把握が可能

先行研究との違い



◆ 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に大きなコストが必要

購買履歴では, 購買順番はわからない

◆ IoT技術の発展

BLTビーコンとスマートデバイスを搭載したショッピングカートによる顧客の位置の特定

顧客の店舗内位置を時系列で記録し, 移動履歴を作成可能

顧客のリアルタイムの位置データの自動取得が可能

本研究の貢献ポイント

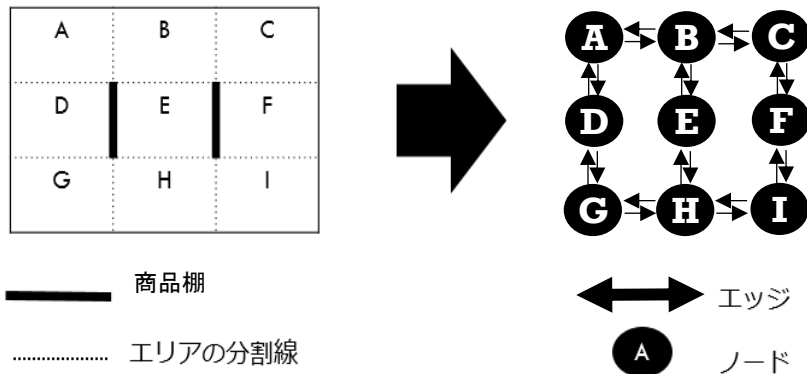
- 本研究では顧客の移動履歴と購買履歴の両方を用いて店舗内回遊＋商品購買モデルを構築した
- エージェントベースドシミュレーションを実行し，店舗内の回遊状況と購買種類について結果を検証した
- 構築したモデルを用いて，想定したプロモーションの効果を推定した

以下， 4つのポイントについて説明する

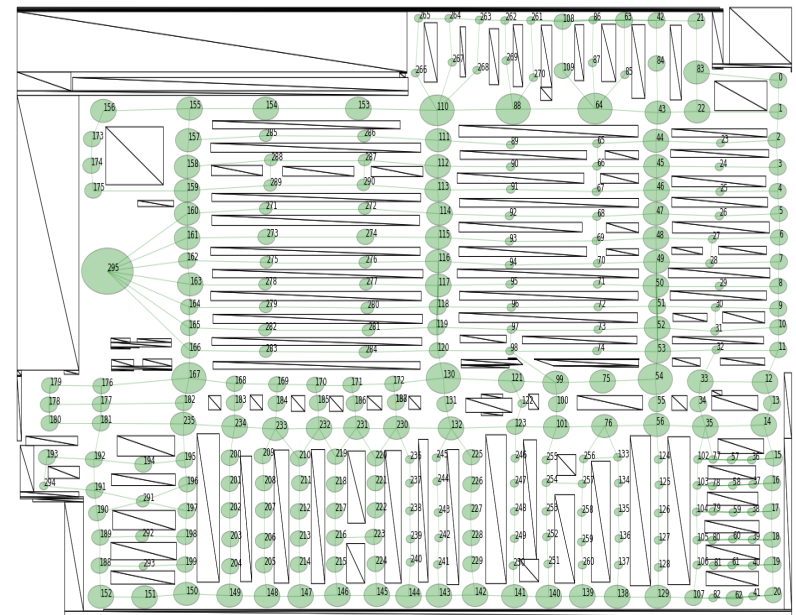
1. 店舗内位置のグラフ化の説明
2. 先行研究モデルの改善点の説明
3. モデルの評価
4. プロモーション効果の推定

店舗内位置のグラフ化

店舗内エリアのグラフ変換の例



変換後の店舗内グラフ

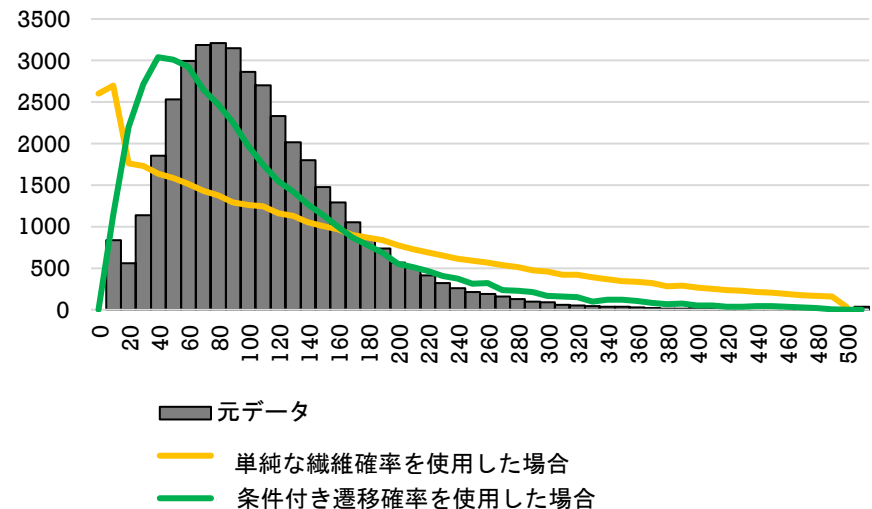


- ◆ シミュレーション上で店舗を再現するために店舗のグラフ化を実施
- ◆ 各エリアをノード，移動可能なエリアの間をエッジで結び有向グラフで表現

従来のモデルとの違い

- 当初，IDPOSと移動履歴データが紐付けができる全データを用いて研究を実行した
- 条件付き遷移確率の使用，目標地点の考慮などの工夫によってある程度の成果が得られた

従来のモデルと実際の移動データの比較



欠損データなどが大きく影響することが判明したため，データの移動履歴の補完と欠損データの削除について工夫を行った

データのセレクション

移動がないエリアの購買が発生する例が多数確認された

移動していると思われるが記録が欠落しているデータを補完し、始点や終点は補正が難しいためセレクションを実施

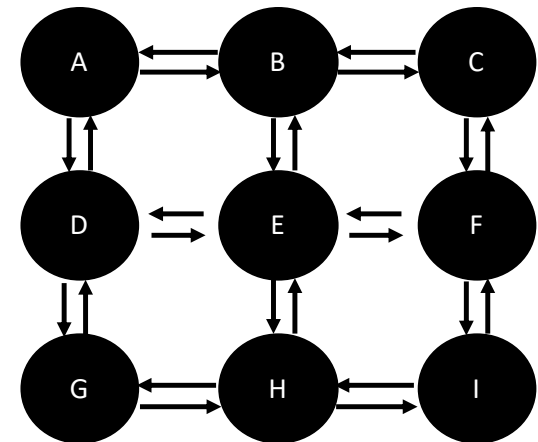
従来のモデル

- データの欠損がある場合欠損の部分だけ省き他の全てのデータを使用
- 例:A,B,F,Iという移動データがあればA→BとF→Iの移動のみ使用

新モデルでの工夫

- 入り口、出口エリアの設定
- データの欠損部分のダイクストラ法を用いた修正、修正できるデータのみ使用
- 繰り返しの移動の削除

これらは、ブルートウースの電波の揺らぎに起因すると考え、上記3つの操作を実行したものを入力データとして採用



入り口, 出口エリアの設定

店舗の入口エリアから開始されていない, またはレジで終了していないトリップが多数存在していた

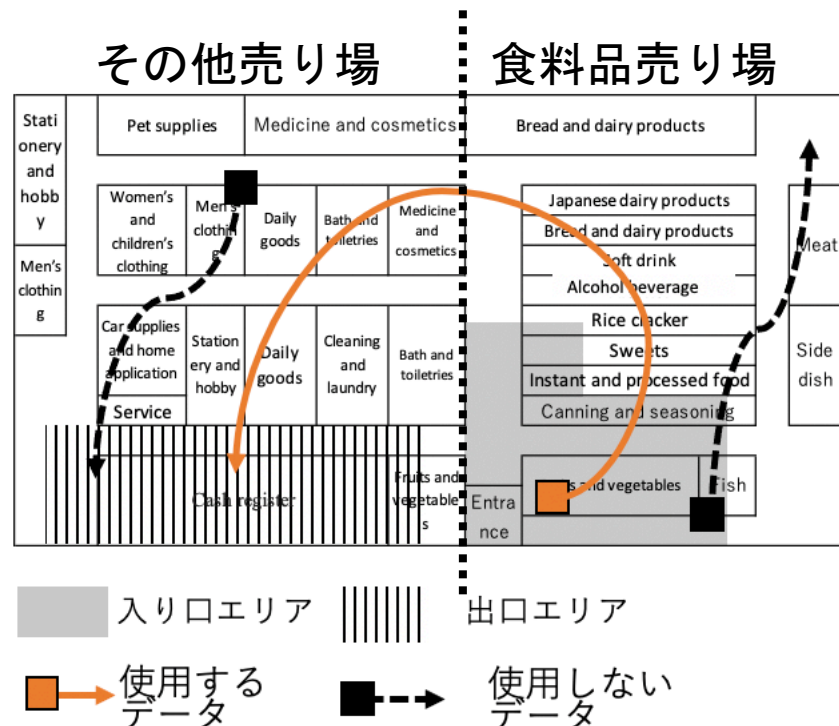
エリアの条件は以下の通り

入り口エリア

- 入り口から食料品売り場側なら5ノード

出口エリア

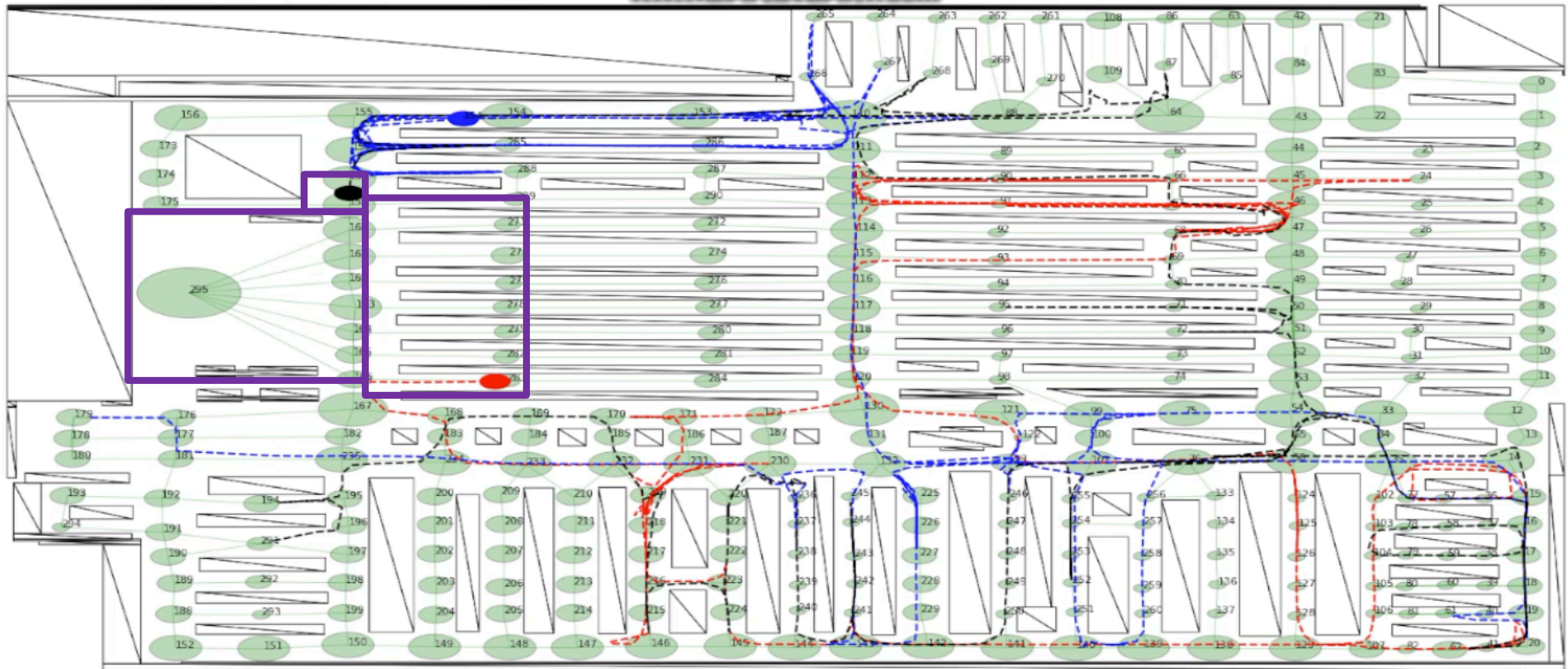
- レジからその他売り場側なら2ノード



入口エリアが出口エリアよりも広いのは顧客がカートにログインし忘れデータが取れていないという可能性が考えられるため



- 小さい丸が顧客を表している
- 赤色の四角で囲われたエリアが入口エリアのため、青と黒の顧客は正しい移動履歴
- 赤の顧客は入口エリア外のノードから移動が開始されるため誤った移動履歴と判断する



- 全顧客が移動終了した時の結果を上図は図示している。破線は回遊の軌跡を表している
- 紫の四角で囲われたエリアがレジエリア
- 赤と黒のエージェントのみがそのエリアで移動を終了している
- 黒の顧客のみが入り口エリアで始まり，レジエリアで終了している
- 赤と青の顧客はどちらかが外れているのでこのデータは使用しない

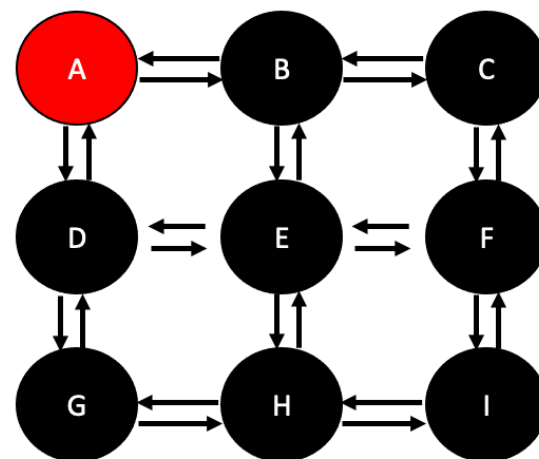
データの欠損の修正

- BLEビーコンの揺らぎが原因か連続していないノード間の移動データが数多く存在していた
- 商品の売り場に移動せずに該当商品を購入している現象が数多く発生してしまうと考え、修正した

欠損のあるノード間の移動を最短距離で移動したと補完した

また以下の条件も適用している

1. 最短距離の移動ルートが1通りしかない場合はそのルートで補完する
2. 最短距離の移動ルートが2通りある場合はランダムでどちらかを選択する
3. 最短距離の移動ルートが3通り以上ある場合はそのトリップデータを使用しない



移動データ	判定	補正方法
A→B	欠損なし	-
A→C	欠損あり	A→B→C
A→E	欠損あり	A→(B or D)→E
A→I	欠損あり	使用しないデータ

繰り返しの削除

- BLEビーコンの揺らぎとして、顧客がある場所に滞留していてもその周辺エリアを移動しているように記録される場合は、ある程度存在する
 - 周辺エリアを同じパターンで行き来することは考えられるが、多数回繰り返すことは一般的なないため、以下のような繰り返しパターンは最初の1回目のみを使用することにした
1. ABABABのような繰り返しのパターン
 2. ABACABACのような繰り返しのパターン
 3. ABCDABCDABCDのような繰り返しパターン

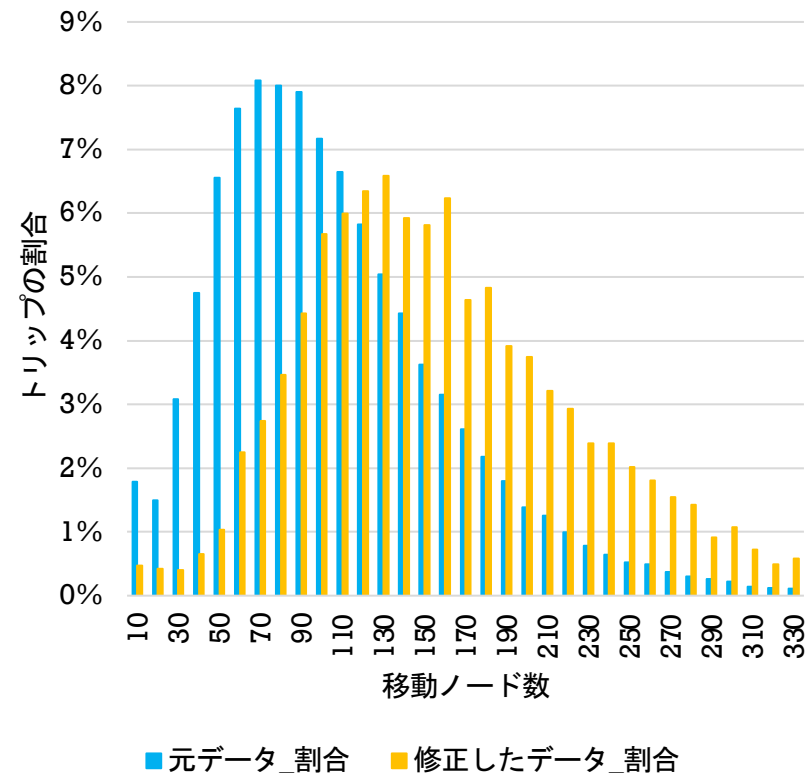
データのセクション後の入力 データの変化

- 最終的に修正したデータがどのように元のデータと変わったかを示す

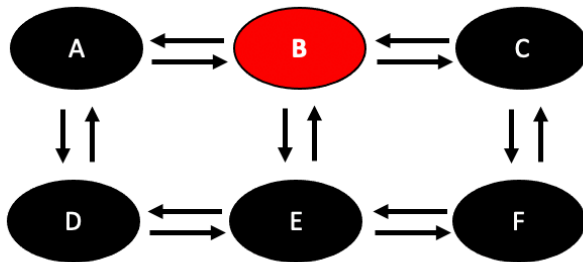
	トリップ数	最大移動ノード数	最小移動ノード数	平均移動ノード数
元データ	39768	2325	1	103.11
修正したデータ	4268	698	6	159.28

- 使用可能なデータ数は元データの11%程度であった
- データセクションの結果全体的に移動ノード数が増えた
- これにより今までのモデルで使用していた手法を多少変更している

元データと修正したデータの移動ノード数の分布



条件付き遷移確率の計算



遷移確率

From	To	遷移確率
B	A	30%
B	E	50%
B	C	20%

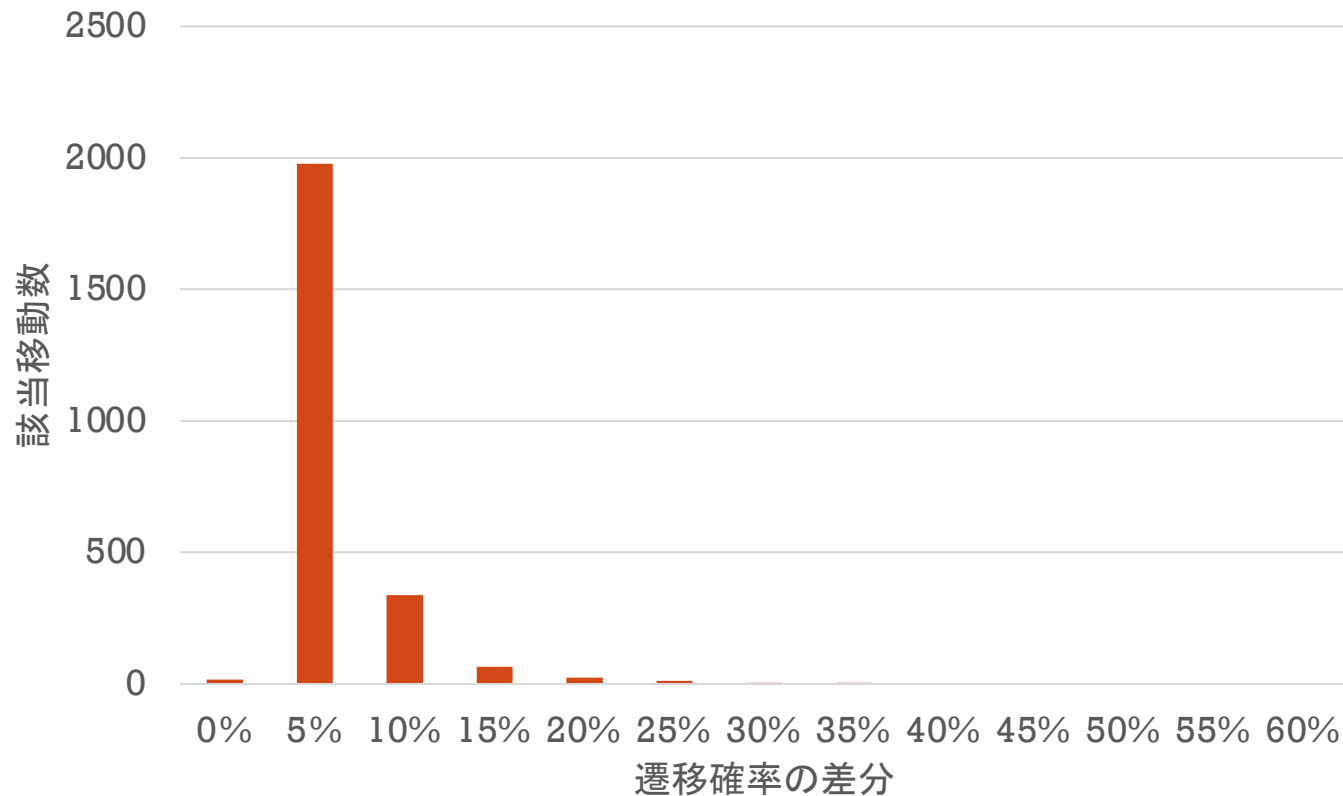
条件付き遷移確率

Condition	From	To	遷移確率
A	B	A	10%
E	B	A	50%
C	B	A	30%

◆ 単純なノード間の遷移確率では、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

◆ 直前の侵入方向を前提条件として確率を計算し、条件付き遷移確率によってエージェントが移動を確率的に決定する方法を採用した

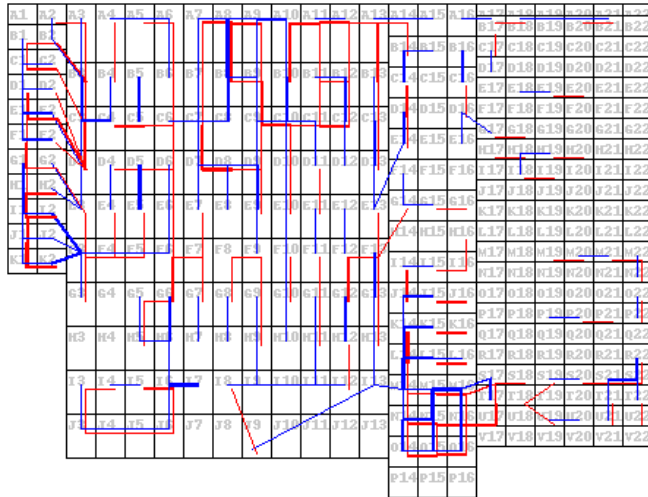
データ修正による条件付遷移確率の変化



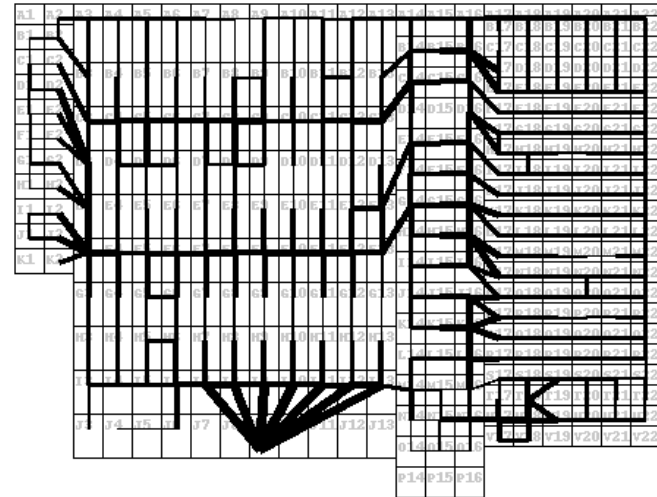
- ほとんどのノード間で5%程度の変化があった

条件付遷移確率が変化した移動

plus and minus



none



どの位置の遷移確率が変化したか図示したものが上記の図である

赤色：データ修正前の遷移確率から-5%

青色：データ修正前の遷移確率から+5%

黒がそれ以外のエッジを示している

移動データの多かった食品売り場はほとんど変化がないが、入口付近とその他のエリアの遷移確率は大きな変化があった

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ても大局的な移動の再現はできていない

- ◆大局的な移動を再現をするために各エージェントに移動目標を与える
- ◆購入したい商品を求め顧客は店舗内を移動すると考え、移動目標を与え、その目標に近づくよう遷移確率に補正をかける
- ◆移動目標は下図の位置情報のわかる21種類の売り場を選択

Stationery and hobby	Pet supplies		Medicine and cosmetics			Bread and dairy products				Meat	
	Women's and children's clothing	Men's clothing	Daily goods	Bath and toiletries	Medicine and cosmetics	Japanese dairy products	Bread and dairy products	Soft drink			
						Alcohol beverage	Rice clacker	Sweets			
						Instant and processed food	Canning and seasoning				
Men's clothing	Car supplies and home application		Stationery and hobby	Daily goods	Cleaning and laundry	Bath and toiletries	Side dish				
	Service										
Cash register					Fruits and vegetables	Entrance	Fruits and vegetables		Fish		

購買履歴データから併買組合せの出現割合を計算し、その商品のある位置を移動目標とする

- 12種類までの組合せにパターンを併合
- 全ての移動目標を巡回した後、エージェントは退店すると仮定

移動目標パターンの併合

13種類以上ある目標の併合処理

- 12種類の組合せとして出現した組合せとの間でハミング距離を計算し最小のものに置換する
- ただし最小距離が同点の場合はランダムに選択

例：13購買種類あるトリップA 101111110010100011110

修正候補(赤いところがAと異なる部分)

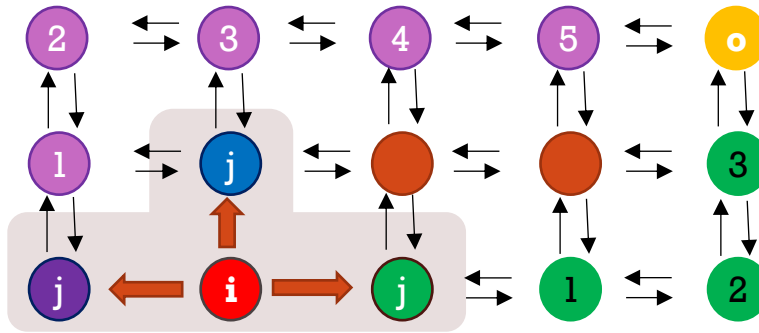
- 101110110011100011010
- 101110110010100110110
- 101110110010010011110

この中からランダムに選択される

以上の修正後、移動目標の組合せ確率を計算し、その確率に従って各エージェントに移動目標を与える

目標の付与

ダイクストラ法:5



ダイクストラ法:3

移動目標への移動方向に、以下
で説明する修正を加えてその移
動を促進する

- 左図の場合、紫の方向よりも緑
の方向のほうが目標に近づく
ため、その移動を促進する
- ダイクストラ法の二乗で割って動
きの離るるため

補正式

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

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

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 までの最短距離

S_i : 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} : 補正した条件付き遷移確率

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^4 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 : 4268
- 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の2つの値を設定して比較



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
従来ベスト	0.16	0.15
データ修正後の結果	0.16	0.14

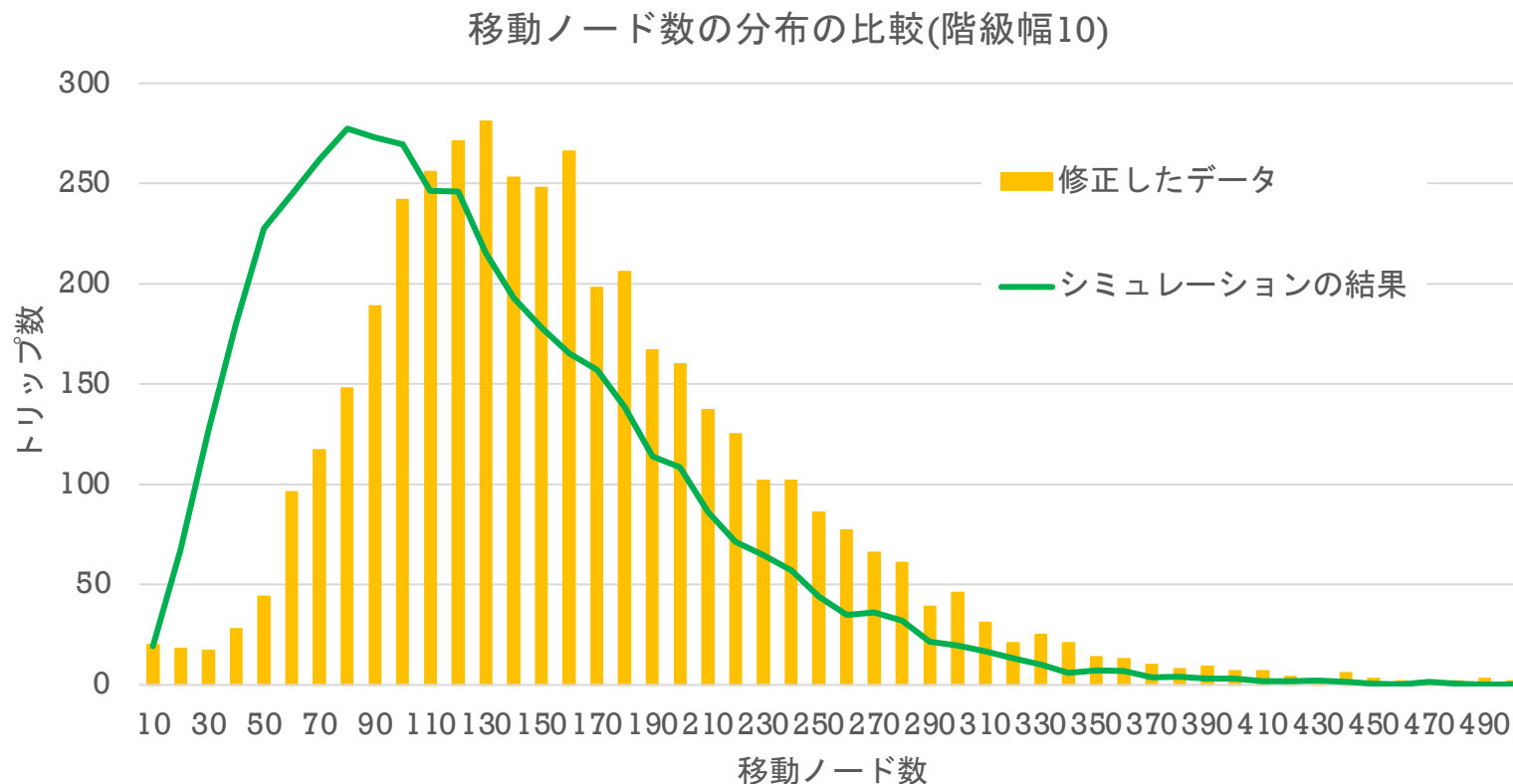
評価軸であるデータが今までの最高結果とデータ修正後は異なることに注意が必要である

評価軸である元のデータを修正しても今までよりも現実に近いモデルを作成することができた

これは元のデータの移動ノード数の増加と目標地点の増加がうまく当てはまったからだと考えられる



階級幅10における結果の比較

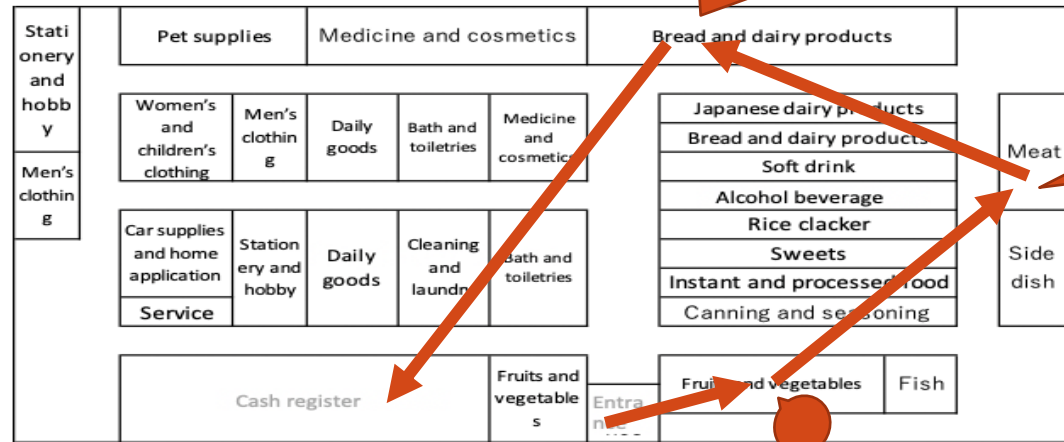


- 分布の形は実際の移動にかなり近づけることができた
- 実際の移動に比べて移動ノード数が、まだ少なめの傾向にある

顧客の購買行動の反映

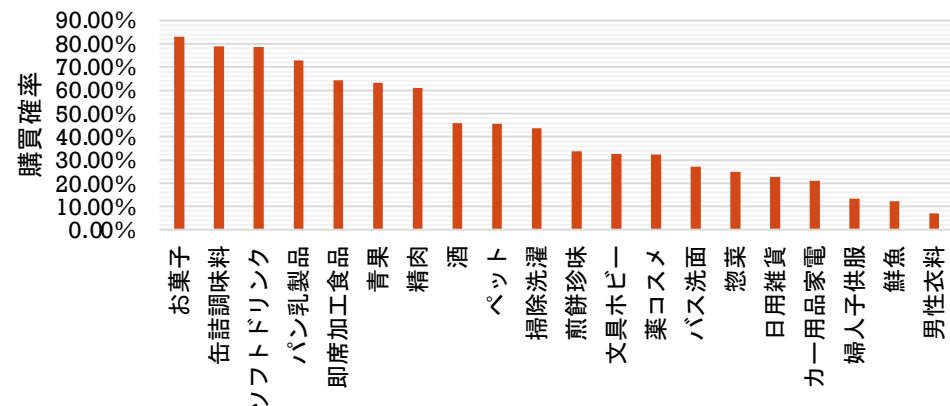
購買確率 $\geq$ ランダムな値 ならばパンを購入

- 目標地点と同様に細かい商品単位での配置は不明のため、場所のわかる21種類の売り場を用いて購買確率を算出した



- 前述の回遊シミュレーションの結果、各売場への移動有無を判定し、移動した場合、購買確率に従って購買判定を行う（ただし初回該当エリアに侵入した際に限定）

各商品カテゴリーの購買確率



売り場のわかる商品カテゴリー

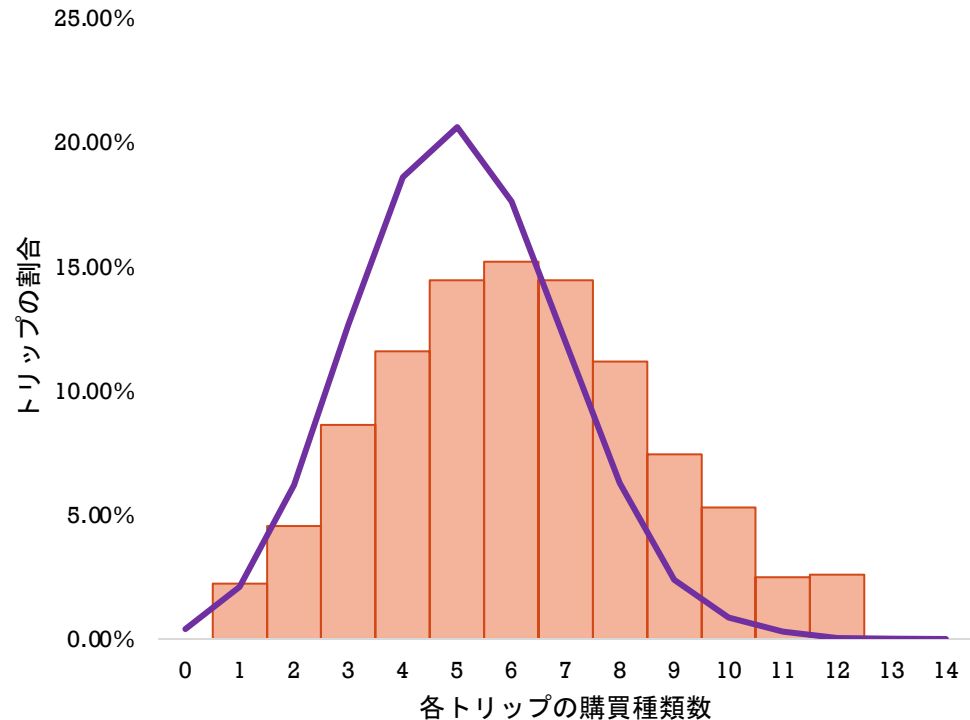
回遊+購買シミュレーションの結果

■ 顧客の実際の購買種類数の分布と結果を比較

■ 全体的にシミュレーション結果は類似しているが、若干の差がある

■ 原因は回遊の数の付加によるものと考えられる

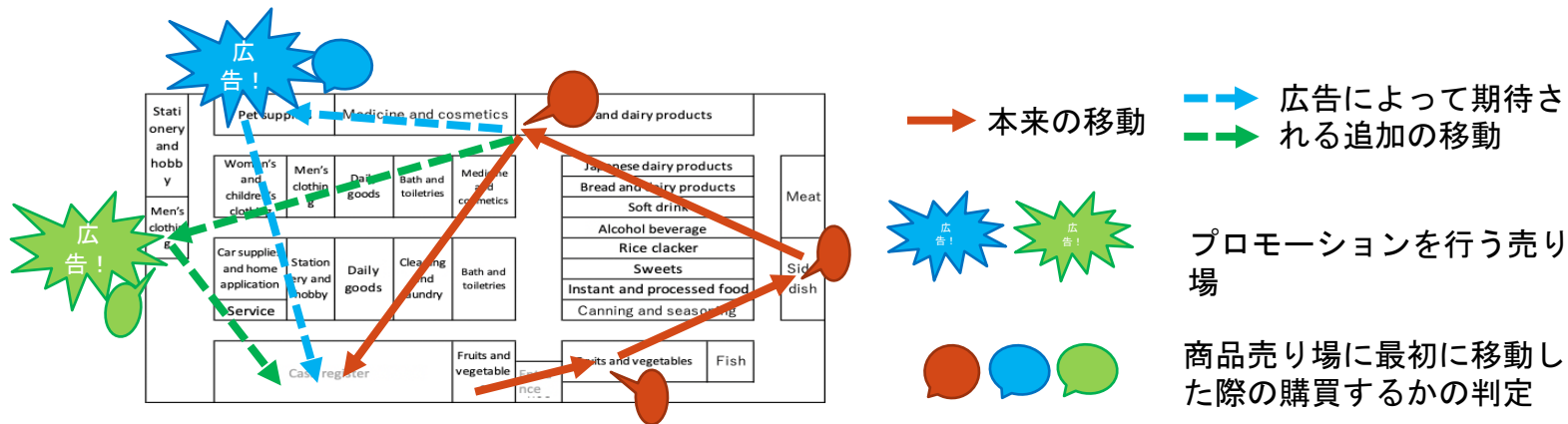
購買種類数の比較



■ 実際のデータにおける購買種類数の割合 ■ シミュレーション結果

想定プロモーションの効果推定

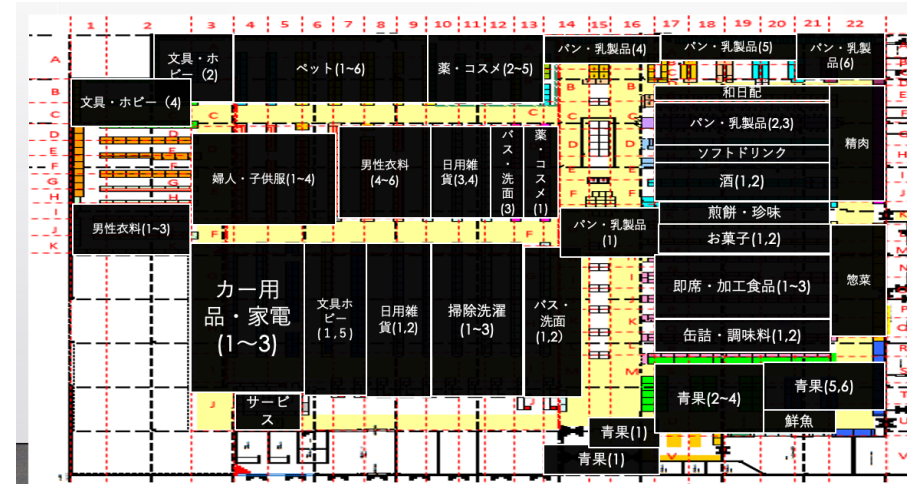
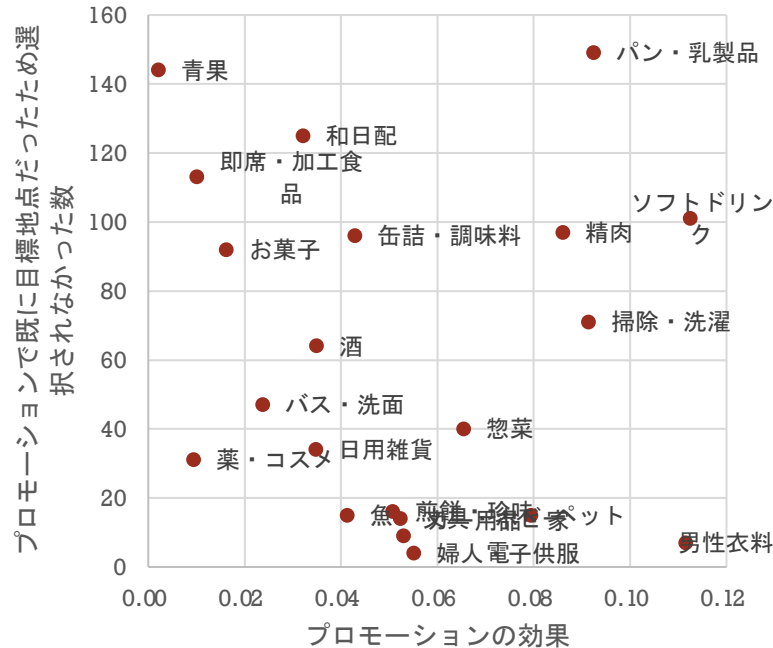
- 想定プロモーションとして、各商品種類独立に、何らかのプロモーションを実施したと仮定し、それによって購買種類の増加効果を検証する



各プロモーションの影響として、店舗内回遊の際に、目標地点に含まれていなければ商品種類エリアを5%の確率で追加するとした
元々目標地点に入っている場合は追加しない

全てのトリップの平均商品種類数の大きさを比較を行った

推定プロモーション効果の検証



- 購買種類数の平均値が高いものを見てみると店舗の奥のものが多く、移動ノード数が増えたことによる影響であると考えられる
- 男性衣料はプロモーション効果は大きかったものの、目標地点に含まれにくいことが大きく関係していることがわかる
- 一方でパン乳製品は選択されなかった数が多いにもかかわらずプロモーションの効果も大きいという結果を得ることができた

まとめと今後の課題

- 従来の店舗内回遊シミュレーションに加え、回遊に連動した購買行動のシミュレーションを行った
- 店舗内回遊シミュレーションはその精度を向上させ、実際の動きにより近い状況を再現することができた
- 店舗内回遊シミュレーションに連動した購買行動シミュレーションでは、顧客の購買商品種類に関して、実際の値に近い購買行動であることを確認することができた
- プロモーションを仮定し、その効果について推測することができた
- 最終結果は、店舗内回遊における誤差と、購買行動における誤差が両方影響するため、その両方の精度をより向上させることがさらに現実に近づけるためには必要である

今後の課題

- 顧客の非計画購買のシミュレーションへの導入
- プロモーション効果の実際の店舗での検証実験の実施

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人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.

