都市情報学研究, 名城大学都市情報学部, 第30号, 2025, 011-018
Urban Science Studies, Faculty of Urban Science, Meijo University, No.30, 2025, 011-018

学術論文（査読付） | Article (Refereed)

商業施設における動線解析人工知能の開発

岸　博之・桐山重敏・藤井泰徳・増田真也・水野隆文・伊藤康児

A Project Developing an AI System Analyzing Customers' Flow Lines in Supermarkets

By Hiroyuki KISHI, Shigetoshi KIRIYAMA, Yasunori FUJII, Shinya MASUDA, Takafumi MIZUNO and Kohji ITOH

都市情報学研究, 名城大学都市情報学部, 第30号, 2025, 011-018
Urban Science Studies, Faculty of Urban Science, Meijo University, No.30, 2025, 011-018

学術論文（査読付） | Article (Refereed)

商業施設における動線解析人工知能の開発

岸　博之[†]・桐山重敏[††]・藤井泰徳[†††]・増田真也[††††]・水野隆文[†††††]・伊藤康児[††††††]

A Project Developing an AI System Analyzing Customers' Flow Lines in Supermarkets

By Hiroyuki KISHI, Shigetoshi KIRIYAMA, Yasunori FUJII, Shinya MASUDA, Takafumi MIZUNO and Kohji ITOH

Abstract

This paper reports the outcomes of a project developing an AI system that supports rearranging supermarket product shelves. The system collects customers' flow lines in a shop, learns their purchasing trends, and presents alternative allocations of shelves that satisfy the objectives of the shop's managers. Supermarkets often have floor regions that do not contribute to their sales. Managers try rearranging the regions' shelves to improve sales by manually tracking customers' activities and thinking of new arranges based on their intuitions and experiences. However, the approach has iterations of moving shelves and is inefficient. Our system supports it through three modules: tracking customers' flow automatically by RECO CART, rearranging shelves virtually, and simulating customers' flow on the new arrangement. RECO CART is a shopping cart that records its position on the shop floor, allowing us to obtain customers' position sequences. We use the sequences as training data for recurrent neural networks that generate customers' activities. Before rearranging shelves, managers can confirm its effects by seeing software agents, which simulate customers' activities by interacting in virtual environments as the newly rearranged shops. Our system does not collect unnecessary customer information; it only collects their flows. And customers can directly realize this. We point out that it is advantageous to other AI systems regarding the protection of personal information.

1. はじめに（スーパーマーケットが抱える問題）

本研究では，商業施設であるスーパーマーケットにおける消費者の購買動線と購買傾向の分析を通じ，販売量を予測し商品配置を最適化する人工知能（AI）システムの開発を行なった．

スーパーマーケットの多くは，その店舗内に販売効率が低い売場が存在する．Figure-1は実際の店舗にて消費者が売場のどこに立ち寄ったのかを集計したヒートマップである．立ち寄る消費者が多い売場ほど色が濃く表示され，売場の利用度の高低が濃淡により可視化されている．商品構成や価格の変更，広告出稿，店舗案内の修正等，店舗内の各区画の売上向上のための施策は多々あるが，本研究では消費者の人流に注目し，商品棚等の什器の配置を変更することによりそれを制御し，売場の最

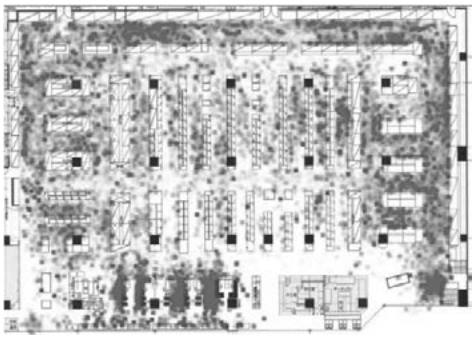

Figure-1　ヒートマップ（棚橋工業提供）

† 名城大学都市情報学部非常勤講師, ヒロデザインラボ代表取締役
†† 棚橋工業株式会社上席執行役員
††† 棚橋工業株式会社開発部部長
†††† 棚橋工業株式会社開発部係長
††††† 名城大学都市情報学部教授
†††††† 名城大学人間学部教授, 名城大学大学院総合学術研究科教授

適化をめざした.

スーパーマーケットなど比較的売り場面積が広い店舗においては，消費者は主に徒歩で店内を移動しながら購買行動を行う．この消費者の移動により生じる軌跡，すなわち動線は，消費者の広い意味での購買行動の一部をなしていると考えられる．この動線と，購入商品や購入総額との間にどのような関連があるか，消費者の来店動機や年齢などの特性との間の関連はどうか，といった問いに答えようとする研究は1960年代から行われている．近年では，情報通信技術の発展につれて，消費者の動線をさまざまな機材を用いて把握する研究も行われ，また消費者の購買心理に関心を向けるマーケティング研究や行動経済学の動向とも相まって，消費者の店内動線には関心が高まっている.

来店者の店内動線を把握する古典的な方法は，調査員が来店者の後ろを付いて歩き，その動線を記録する，というものであったようである．清水（2020）[1] の動線調査研究のレビューによると，Farley & Ring（1966）[2] の研究が最初とされる.

これに対して，近年はRFID（Radio Frequency Identification：無線周波数識別）の技術を利用し，来店者の動きを店内の多数のセンサで受信し，その店内動線を把握する方法が盛んに用いられるようになってきた．たとえば，商品や消費者者が店内での買い回りに利用するショッピングカートにRFタグやICタグを装着し，来店者が押すカートと店内の多数のセンサで電波を送受信することにより，消費者の店内動線を把握できる．こうした研究は，宮崎（2012）[3] によればLarson, Bradlow, & Fader（2005）[4] から始まるとされる.

このような流れの中，消費者の動線把握を目的に，棚橋工業株式会社（棚橋工業）は岐阜県情報技術研究所と新たなカート「RECO CART®」を共同開発している（Figure-2）．このカートは，来店した消費者が店内を巡回してレジを通るまでの動線のデータをカート下部に装着した装置のセンサーで収集し装置内に記録する．この方式には電波の送受信のための多数の装置や設備を必要としないという利点をもつ．また，店舗側や，ショッピングカートを利用する消費者にとってはデータ取得のための特別な負担やコストが生じない.

具体的には，RECO CARTは単位時間ごとに店舗内における自身の位置を記録していく（数百ミリ秒ごとにどこからどこに移動したのかが記録される）．カートの位置は，店舗を天井から眺めた平面図を2次元 xy 座標平面に射影したときのxy座標として表現される．ある消費者の動線は，その消費者が店舗入口でカートを受け取ってから店舗を巡回しレジに到達するまでの，カートから得られた座標の列 (x_1, y_1)，(x_2, y_2),…である．消費者ごとに動線を記録し，これを消費者行動データベースとして整理する．このデータベースから，消費者が店内を歩いた距離，売場での滞在時間，各売場への進入数，立止り数，通過数を取得できる（Figure-3）.



Figure-2　RECO CART
カート前輪部に小型測定機を装着している.

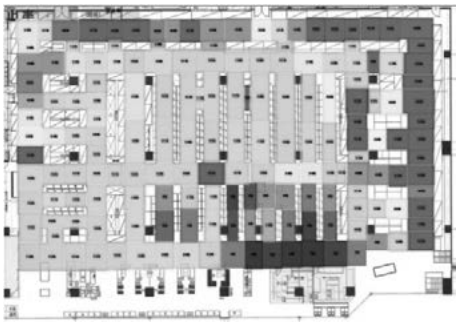

Figure-3　出力例

どの商品棚の近くでどの程度長い時間滞在したかという情報のみから，消費者がどの商品をいつどこで取り上げたのかという商品購買の履歴を推測することもできるが，本研究ではさらにスーパーマーケットから協力を得て提供されたPOSデータと照合しその履歴の正確性を担保した．さらに，カートを渡す際に観察者の目視によって消費者の年齢を推定し記録している.

このRECO CARTにより収集した動線データの活用を模索する過程で本プロジェクトは始動した．コロナ禍による約3年間（2020年から2022年），動線の計測作業や研究制限はあったものの，2020年には，AIシステムの初期型プロトタイプを完成させ，その後改善を繰り返して現在に至っている．本プロジェクトの詳細は付録に付す.

本論文は研究過程で得られた成果やAIに関する発展的研究を記すものであり，かつ，後述するサービスサイエンス[5]の応用例としての研究側面を併せもつ．以降の章で，実際の顧客購買行動の分析を行い（2章），動線解析AIシステムの構成を述べ（3章），そのシステムの機能と特徴を述べる（4章，5章）．さらに，動線取得に関わる提案を行い（6章），最後に考察とこれからの展望を述べる（7章）.

2. 消費者購買行動の解析

研究に先立ち，我々はまず，消費者の動線や購買行動の定性的性質の把握を目的に，動線データの分析を行なった．研究に使用したデータは，岐阜県内のローカルスーパーマーケット（以後LSM）および首都圏の大手スーパーマーケット（以後MSM）の2店舗でRECO CARTにより収集したものである．分

析に利用したデータはTable-1に示す消費者数，日数にて取得した．

Table-1　動線を取得した人数と計測にかけた日数

店　舗	消費者数（人）	計測日数（日）
LSM	637	7
MSM	261	2

SPSSVer.17を用いたクラスタ分析の結果LSM, MMS共に，店内歩行距離，滞在時間，年齢の関係性において3クラスタに分けられることが判明した．歩く距離が長いほど店内にいる時間が長いことは当たり前のように思われるが，購買行動では目的買いの消費者もいれば，店内を回遊して商品を見極める消費者，商品を探すのに時間を要する消費者の存在も想定される．解析の結果，地域，規模，利用者数も異なる両店舗とも3クラスタに分けられたことは，購買行動に共通する非自明な要因の存在が想定されるが，これは今後の研究対象とした．Figure-4, 5は，順にLSM，MSMで得られた，クラスタ分析の結果である．

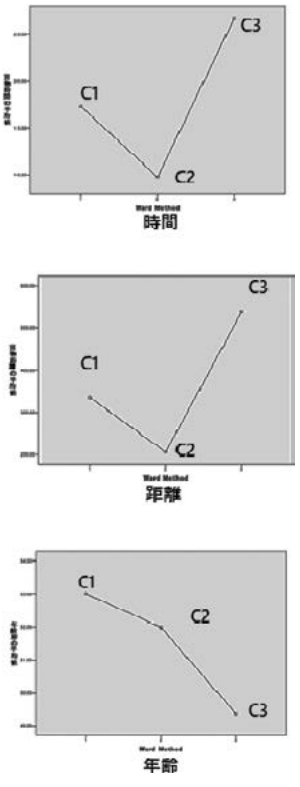

Figure-4　LSMのクラスタ（消費者数N=637）
クラスタC1（N=306）は時間・距離の平均値が中間で年齢が高めの消費者群，
クラスタC2（N=237）は時間・距離の平均値が最も低く年齢が中間の消費者群，
クラスタC3（N=94）は時間・距離の平均値が最も高く年齢が低めの消費者群である．

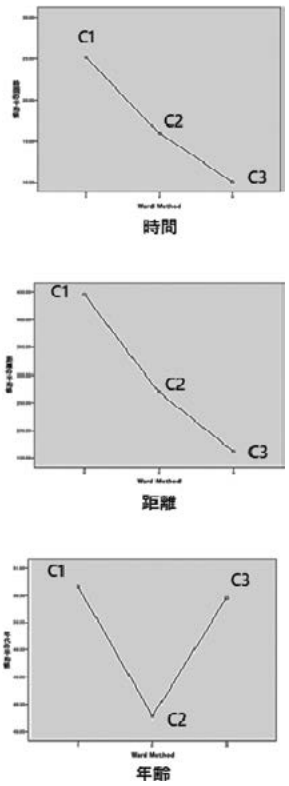

Figure-5　MSMのクラスタ（消費者数N=261）
クラスタC1（N=61）は時間・距離・年齢の平均値が最も高い消費者群，
クラスタC2（N=134）は時間・距離の平均値が中間で年齢が低めの消費者群，
クラスタC3（N=66）は時間・距離の平均値が最も低く年齢が高めの消費者群である．

3. 動線解析AIの設計（プロトタイプの設計）

これらの解析データを基礎的資料として，本研究では，什器の配置を変更した際に，消費者の購買行動がどのように変化するのかを仮想空間内で提示する動線解析AIシステムを作成した．これにより，実際に什器の配置を変更する前に消費者の行動の変化を予測し，その様子を視覚的に把握し，店舗改装のコストを低減することを目指す．

本システムは，前述のRECO CARTが収集した動線データを教師データとして用いる学習を通じて，消費者の動線を生成する行動モデルを構築する．この行動モデルを内部にもつAIエージェントが複数走査するマルチエージェントシステムにより，消費者間の相互作用を反映し，動線とともに店舗内の人流や混雑状況も確認できる．

本システムを参考に店舗の什器を変更した後は，実際の消費者の動線を計測することにより成果を検証でき，さらに検証に用いた動線データを利用してシミュレータを習熟させていくことができる．

まず，本システムの構築に先立ち，実店舗にてRECO CARTを用いて消費者の動線データを収集し消費者行動データベースを作成した．来店した消費者に同意を得た上でRECO CARTを渡し，通常どおりの購買行動を依頼した．店舗に依存したシス

テムを作成する際には，その店舗ごとに消費者行動データベースを作成する．

消費者行動データベース作成後，実店舗を模倣した仮想空間内で消費者の動線をシミュレートするマルチエージェントシステムを構築した．このシステムは，エージェントの集合とひとつの環境からなる．エージェント1つが消費者1人に対応し，環境が店舗に対応し仮想空間の情報をエージェントに与える．各エージェントは，単位時間ごとに，環境から自分の周りの壁や柱と什器の位置とそれまでの自身の動線，他のエージェントの位置から，次に移動する先の座標を決定し，動線を延長・更新していく．

エージェントの初期状態（x_1, y_1）は店舗内のカートを受け渡す入口に対応する座標に設定する．

ここで，エージェントがもつ消費者の行動モデルとしてRNN（Recurrent Neural Network）[6] による生成モデルを採用した（Figure-6, 7）．RNN は，過去の情報をもとに新たな時系列データの末尾のデータを出力する関数を構成する．動線を，単位時間ごとに延長される時系列データととらえ，この関数が出力する座標を時系列の末尾に連結することを繰り返し，次々と動線を更新していく．

あるエージェントのある時点 t における動線は座標の列 (x_1, y_1)，(x_2, y_2)，(x_3, y_3),…，(x_t, y_t) であり，これを隠れ状態として保持している．座標（x_t, y_t）と環境から情報を入力することにより，時点 t+1における座標（x_{t+1}, y_{t+1}）を生成する．

レジ付近の座標に到達したところでそのエージェントによる動線生成は終了する．

RNN の関数を学習するために，実店舗 MSM にて収集した180件の動線データを学習に利用した．動線データはそれぞれ2000個から5000個の座標からなる．RNN の学習では，データの60％を学習に，20％を検証に，20％をテストに用いた．学習は30エポックで終了させた．壁と柱，什器の位置情報（どの位置のときにどの方向が移動不可かという情報）から環境を構築した．

什器は，仮想空間内で長方形の領域をもち，壁や柱，他の棚と重ならないように配置されている．この制約を保持しつつ，仮想空間内で棚の配置を変更することが可能である．

実際の小売業等の店舗設計では，消費者の動線以外にも何をどのくらいピックアップしたかというより細かい購買行動の分析が重要となる．RECO CART は動線データのみを収集しており，POS データやその他の個人情報とは独立しているため，購買情報と直接には紐付けられない．そこで，まず，仮想空間の各什器に，どの種類の商品を陳列しているかという情報を付加した．RECO CART で収集した動線データそれぞれについて，ある場所に一定時間以上立ち止まっている場合，そこに一番近い什器に陳列している商品をピックアップしたとして，商品情報を付加した動線データを作成した．

RNN の入力に，環境が与える情報として，壁・柱・什器の位置情報に加え，什器に陳列されている商品の情報も追加し，同様の学習を行なった．これにより，本システムは，消費者の滞在時間をより長くする什器配置や売上をより高くする什器配置等，適切な目的関数を設定することにより最適な什器配置を提示できる．



Figure-6　RNN の構造

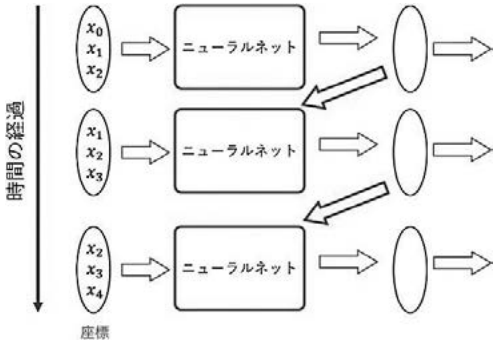

Figure-7　RNN の動線生成

4. 本システムの機能

開発した本機の機能は次に掲げる通りである．

① AI エージェントの可視化機能（Figure-8）

ここに示される動線は，エージェントによる仮想の購買行動であり，今後来店される消費者の買物傾向を示す動線になると予想される．これにより的確な販売量と仕入れ量が把握でき，商品廃棄を減らし，現状の商品，什器配置の最適な状態を判断することが可能となる．（最大20エージェントの表示が可能である．）

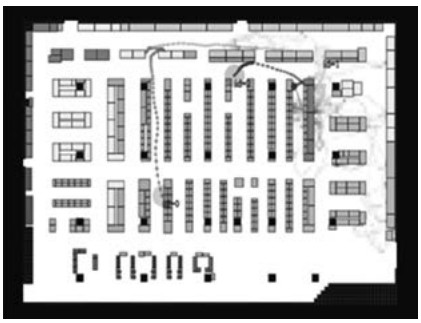

Figure-8　AI エージェントの可視化

② シミュレーション機能

商品や什器をモニター上で自由に移動させながら商品や什器を増やす，または減らす，通路の幅を広くするなど，さまざまな店内のレイアウトを再現しながらエージェントの購買を可視化して，最適化をシミュレーションすることができる．また，この機能で，災害時などの緊急な商品の仕入れ量や販促が検討できる．

③ オートアレンジ機能（Figure-9）

商品や什器の配置が自動的に最適化される．画面が変化し始め，最終的に配置を整える．

Figure-10は，初期型のモデル画面であり，商品配置が変化していく様子をカットアウトしたものである．

ひとつの四角が商品を表しており，大きさや個数はMicrosoft Excel 等で自由に変更できる．スーパーマーケットの状況に応じて，ひとつひとつに商品を登録することもできる．

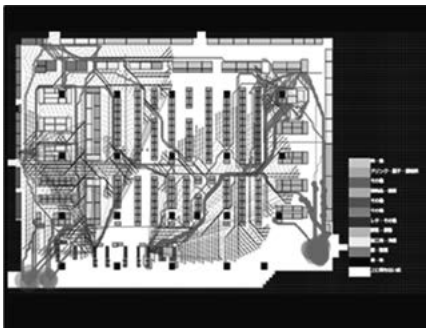

Figure-9　オートアレンジ機能

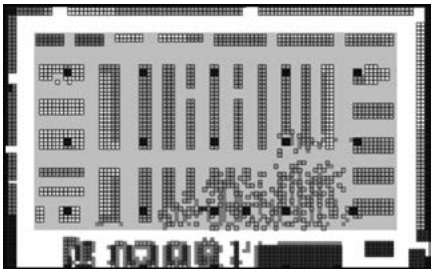

Figure-10　商品ごとの再配置の様子

④ データ可視化機能（Figure-11）

実際の消費者の行動データを動線にしたもので，円状は，歩行スピードが1/50になった地点で，売場で商品を購入した確率が高いことを示すものである．動線の可視化で類似動線パターンを探索して消費者の購買傾向を把握することができる．

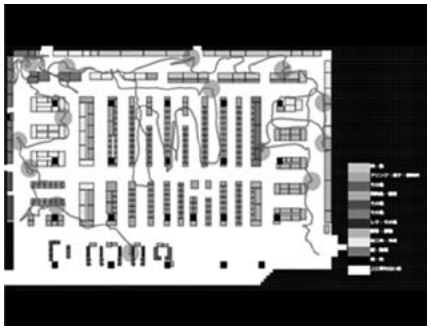

Figure-11　動線データの可視化

⑤ 消費者最短経路表示機能（Figure-12）

エージェントが最短経路で買物の目的を果たし，退店する動線が可視化できる．これによって，イベントやセール時の効率的な売場配置を検討できる．

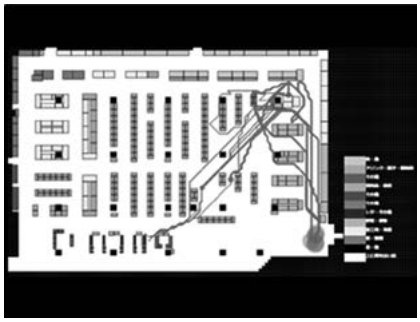

Figure-12　最短経路表示

⑥ 消費者最長経路表示機能（Figure-13）

エージェントを長く歩かせて購買の様子を見ることができる．関連商品の購買傾向や消費者の店内回遊状況の検討に利用できる．

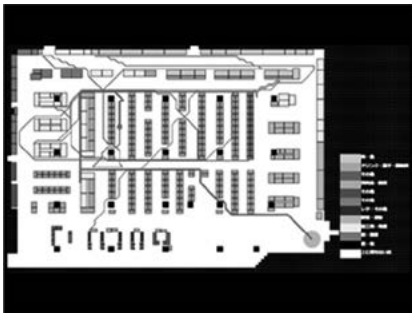

Figure-13　最長経路表示

⑦ 指定時間内買物機能

買物時間が制限された場合の消費者の購買傾向を把握できる．研究過程で最も販売効率が高い時間が20分であると判明したことから，本機は20分間の買物時間を設定した．

5. AIシステムとしての特性

本プロジェクトは，AIシステムの設計に際しインターフェースの開発強化，ニューラルネットワークによる学習機能，エージェントモデル，プロダクションシステム（ルールベース）のルール化を検討・実装しながら進められた．その開発工程において，次に掲げる一般的なAIシステムの特性および現象が本システムにも確認された．

① 経営者視点，消費者視点の評価関数の存在

評価関数は，経営者視点では消費者の巡回経路の合計，消費者視点では消費者自身の巡回経路の短さであり，具体的には，エージェントが実際に巡回した経路の長さの合計で計算できる．

その他にも，全経路の中でエージェントが狭い場所に長時間いる割合（立ち止まり率）やエージェント同士の密度の平均（密集率）を評価関数にすることもできる．どちらの視点をもって，最適化するかどうかは，シミュレーションを稼働する前に設定する必要がある．一般に，経営者視点と消費者視点ではその目的が相反しているため，複数の視点における最適化を目指すには，ゲーム理論[5]のような均衡を考慮する必要がある．

② 習熟の確認

一般に，ディープラーニング等の機械学習では，学習データの増加に伴い，（プログラムを変更しなくても）その品質が向上していく．これは習熟と表現されることが多い．本システムの開発においても，データベースの充実に伴い，エージェントの習熟が確認できた．これは現実の消費者の動線に近い新しいデータを生成できることを意味し，これによって多数の継続的なデータ取得が不要となることが期待できる．今後はそれほど多くのデータを必要としないAIが誕生することを予見した．

③ オーバーフィッティング（過学習）の回避

本機のディープラーニングは，学習用の「教師ありデータ」を利用して機械学習を進めるもので，AIを決定する「訓練データ」の正解を頼るモデルである[6][7]．ディープラーニングは，何層もの計算工程があり，そこには膨大なパラメータが存在する．一般に，パラメータ数の増加は，教師データにのみ適合し未知の入力に対しては不適切な出力をする過学習の問題が生じるが，ディープラーニングではそれが避けられることが多い．その要因は，AI研究者間での仮説はあるものの，解明に至っていない不思議な現象である．本システムにおいても，過学習の問題は顕在化しなかった．

④ 個人情報の保護

本プロジェクト稼働当初は，カメラ撮影による動線計測法が多く存在した．しかし，カメラ撮影方式は個人の特定が可能であり，近年関心が高まる個人情報保護法の観点からはシステムの運用や廃棄の際にも問題が生じ，特別なコストが必要となる．法的制約も年々広がっていることからカメラによる動線データの取得は困難になっていくと考えられる．この個人情報保護の観点からは，RECO CART方式によるデータ取得は，原理的に動線以外の個人情報を収集できないという点で正しい選択であったと考えられる．

6. データ取得の発展的手法

本システムではRECO CARTを使用して消費者の動線データを取得してきた．本プロジェクトでは，これからの研究課題として，ショッピングカートを利用しない消費者からも動線する方法を模索した．電波式データ取得法を進め，買物カゴに装着する小型発信機と受信機となる安価なマイコン（Raspberry Pi等）数台の組合せで計測動線を直接システムに入力する仕組みを検討した．これまではFigure-14にある上段の工程がおこなわれてきており，RECO CARTによるデータ計測から，ひとり当たりの作業量でAIに入力できるまで1か月から2か月程度を要していたものを，電波式データ取得法では，調整期間（電波の識別やPOSレジデータの整理）を含めても一週間程度の工程で収まると考えている．

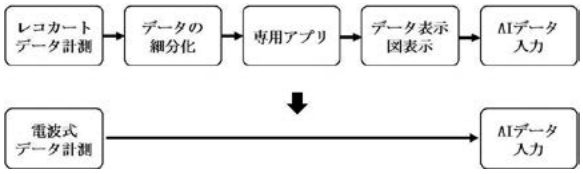

Figure-14　動線データの取得過程

電波の送受信は，対象場所の物品による電波障害を検証する必要があるため，検証実験には名城大学講義室を使用した予備実験および棚橋工業所有倉庫を使用して実証実験をおこなった．

予備実験では，大きさ約16m×26mの長方形の講義室を使用し，机や椅子を障害物と見立てて，1個あたりの電波発信可能範囲半径500mの性能をもつ，一辺が3cmほどの三角形の小型発信機を2人が1個ずつもちながら講義室を回遊するものである．受信機は，講義室四方の角で椅子の上に1台ずつ合計4台置かれ，発信された電波をマイコンが記録して，Wi-Fiを通して接続されたパソコンに動線が描画できるものである．

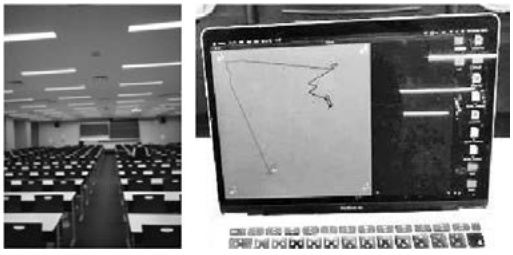

Figure-15　講義室における予備実験

Figure-15に見られるように，結果は，机や椅子が電波障害物とならず，発信された電波がマイコンで受信されたことができたので，棚橋工業所有倉庫における実証実験に移行した．

実験に使用した倉庫は，30m×40mの長方形であり，現状は金属や木製を含む商品や部品（荷物）が，全面的に収まり，荷物間は人が通れる通路とフォークリフトで荷積み荷卸しが可能な通路巾が確保されている状態となっている．荷物の高さは4mほどで（Figure-16），今回は4人が発信機をそれぞれもって倉庫内通路を回遊，マイコンは倉庫内四方の角で約1.5mの高さに設置しておこなった．



Figure-16　倉庫における実験

結果は，Figure-17に見られるように，物品がある倉庫内中央付近の動線が記録されず，電波障害が発生していると考えられた．



Figure-17　倉庫内を移動した際の動線

ところが受信電波の種類を変換するとFigure-18に見られる別の動線も記録されていることが判明した．

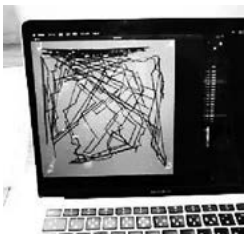

Figure-18　携帯端末の電波の受信状況

これは当時倉庫内には回遊者4人を含めて計6人が計測作業をしており，6人が所有する待機状態の携帯電話（スマートフォン）から発信されている電波の受信記録であり，電波からは，ひとりひとりの動線を種別できることも判明した．これらを受けて，本プロジェクトでは，小型発信機の電波ではなく，携帯電話の電波に入れ替えることで，この実証実験の目的は達せられたと考えた．つまり待機状態の携帯電話の電波を利用すれば，AIへの直接入力やリアルタイムの動線解析も可能であることが実証されたのである．（Figure-19）

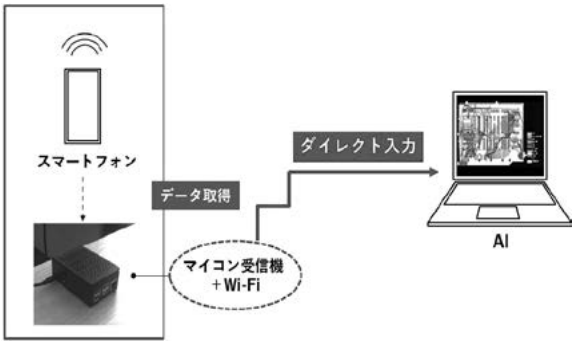

Figure-19　リアルタイムの動線解析システム

なお，携帯電話の電波利用については，本プロジェクトでは現段階における個人情報保護法の観点から考察を重ねる必要性があることも確認している．

7. 考察（サービスサイエンスの連関とAI）

本プロジェクトの原点には，什器の設計から提供いたる工程全体をソリューションとしてスーパーマーケットに提供するサービス商品の設計がある．AIによる什器の再配置はそのサービスの付加価値の一つである．今後RECO CARTから電波を利用したデータ取得に移行すれば，買物カートや買い物カゴを必要としないスーパーマーケット以外の商業施設，公共施設での利用，工場倉庫等での人流解析，人的稼働効率の解析および街中の災害避難対策や調査などにも応用範囲が広がると考えられる．これは付加価値をつくるためのサービスサイエンス[5]が，新たな付加価値をつくる連関を産み出して派生するビジネスへの連関を示唆している．つまりサービスサイエンスは，構造上，進歩的な相互関係をつくりだすもので，本論では，プログレッシブ・インターリレーション・サービスサイエンス（PIS, Progressive Interrelation Service-science）と称する．

PISは，研究分野においても同様であり，本プロジェクトに見られるように，動線の最適化研究が，人間行動研究を介して，人流コントロールや混み合いを避けるコントロール技術へとつながり，人込みの中の安全性研究へと連関される．さらには購買の円滑さとつながり，満足度に関する心理的研究や販売予測と食品等廃棄ロスの研究へと連関される．このようにAI開発とともに繰り広げられるPIS思考は，応用範囲を拡大しながら，社会全体のシステム構築や再構築にまでおよぶことが予見できる．

社会はすでにAIの利用が浸透し，だれもが普段の生活で，また，ビジネスや教育，医療などすべての職種で，AIや生成AIを

操作する社会へとパラダイムシフトした．1950年代のAI第1次ブーム[7]から2024年にノーベル物理学賞を受賞したジェフリー・ヒントン，ジョン・ホップフィールドによるニューラルネットワークのディープラーニングの構築までたった70数年である．ディープラーニングを，本研究の成果で見られた習熟性やデータベースをAI自らが作り上げていくさまを目の当たりにすると，近い将来には，初期特徴量さえ計算できればデータ不要な社会が構築され，AIがAIを開発する社会へ，次のパラダイムシフトが起きる．よってAIはデータがすべてと言われている時代も早い段階で過ぎ去る．すでに統計解析手法を中心としたデータサイエンスも古典的と称されるようになっているが，AIがおこなう計算は，人間がつくりあげた学術が基礎にあることには間違いなく，どのように活用するか，もしくは設計するかが肝要で，PISと一体となって社会実装されていくことが重要になっていく．

謝　辞

長期に渡り本研究を支援していただいた，棚橋工業株式会社，名城大学，データ収集にご協力をいただきました各企業に感謝を申し上げます．

また，本産学連携研究は共同研究費で運営され，ステークホルダーへの利益相反はない旨も併せて報告させていただきます．

参考文献

[1] 清水聰（2020）．動線調査研究の新しい視点　マーケティングジャーナル，40(2)，7-17．doi:https://doi.org/10.7222/marketing.2020.044

[2] Farley, J. U., & Ring, L. W. (1966). A stochastic model of supermarket traffic flow. Operations Research, July–August, 555-567.

[3] 宮崎慎也（2012）．RFID技術を用いて取得したスーパーマーケット内の顧客動線の可視化　日本建築学会技術報告集，18(40)，1033-1037.

[4] Larson, J. S., Bradlow, E. T., & Fader, P. S. (2005). An exploratory look at supermarket shopping paths. International Journal of Research in Marketing, 22(4), 395-414. doi:https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2005.09.005

[5] 木下栄蔵（2009）事例から学ぶサービスサイエンス　近代科学社

[6] Russell, S, Norvig, P.: Artificial Intelligence A Modern Approach, Fourth Edition, Pearson Education, 2022.

[7] 涌井貞美（2019）高校数学でわかるディープラーニングの仕組みベレ出版

付録：プロジェクトの詳細

本プロジェクトは，産学連携研究として始まり，名城大学人間学部伊藤康児教授，都市情報学部水野隆文教授，棚橋工業株式会社開発部桐山重敏上席執行役員，藤井泰徳部長，増田真也係長，有限会社ヒロデザインラボ岸博之代表取締役（名城大学都市情報学部非常勤講師）で構成され，2019年を起点とし，2025年3月まで各研究の分担を定めて開発を継続した．本プロジェクトは，学部間の共同研究としても名城大学初の試みである．

棚橋工業株式会社は，動線計測の実施，データの蓄積およびデータの細分化とヒートマップの作成等を，有限会社ヒロデザインラボは，データの統計多変量解析，データマイニングとAI設計に関する方向性の定めおよび各研究の調整を，名城大学都市情報学部水野隆文教授はAIの設計とプログラムの実装および計算工程の観測を，同人間学部伊藤康児教授は消費者の心理，購買行動における学術的考察と研究全体を通した総合的所見を，それぞれ担った．

以下にプロジェクトの経過を記す．

2019年

SMTS2019にてRECO CARTデータを使用した動線解析人工知能のプロモーションを発表

スーパーマーケットにおける消費者の共通クラスタを確認

2020年

SMTS2020にて初期型AIプロトタイプを発表

プレス発表（日刊工業新聞掲載）

岐阜県公益財団法人ソフトピアジャパン主催ベンチャーピッチにて初期型モデルの研究発表（沖電気工業メンター賞を受賞）

2021年

ディープラーニングの習熟性を確認

2022年

岐阜県公益財団法人ソフトピアジャパン主催ベンチャーピッチにて2回目の研究発表

AIパラメータの変更

2023年ー2024年

名城大学リサーチフェア参加

新動線計測システムの開発着手

電波式動線取得予備実験

2025年

電波式動線取得実証実験

日本オペレーションズ・リサーチ学会春季研究発表（成蹊大学）にて研究発表