

4 スマートストアの取り組み

スマートストアの店舗内行動データを活用した 販促施策の最適化

スマートカートによるセルフスキャン型店舗や、レジを通らずに手ぶら購買が可能な店舗など、小売店のICT化が進んでいる。そこでNTTコンピュータ&データサイエンス研究所（以下、CD研）では、ID付きのPOSデータや店舗内動線などの行動データを店舗デジタルツインとして活用し、販促施策や店舗運営の効率化に活用する取り組みを進めている。

発展が進むスマートストアの データを店舗デジタルツイン として活用

コンビニやスーパーなどで、顧客の購買体験の向上や省人化によるコスト削減・収益改善などを目的としたICT化が進んでいる。そのような「スマートストア」では顧客一人ひとりの購買過程に関する情報を得ることができる。

CD研はそうした情報を店舗デジタルツインとして活用し、顧客一人ひとりのニーズや嗜好を推定して購買行動を予測することで、それぞれの顧客に添った販促施策や店舗運営の効率化に役立てようとしている。

スマートストアで取得できる 3つのデータ

スマートストアで取得できる主な3種類のデータを以下に示す。

ID-POSデータ：一般的なレジで取得可能な購買情報（POSデータ）に、顧客のIDを紐づけたデータ。顧客IDは店舗入店時にスマートフォンのアプリや顔認証などで顧客を認識して付与されるほか、決済やポイントアプリなどでも取得される。この



NTTコンピュータ&データサイエンス研究所
スマートデータサイエンス研究プロジェクト
(左から) 主任研究員 金 順暎 氏 研究主任 西本 恵太 氏 研究主任 山田 節夫 氏
主任研究員 水島 昌英 氏 主幹研究員 富田 準二 氏

情報を用いてどの商品をよく買うか、いつ・どれくらい・どの組み合わせで買うかなどを分析し、顧客に合わせた商品やサービスの提供、関連商品の購入を促すクロスセル、より高価な商品の購入を促すアップセルの施策などに活かすことが考えられる。

動線データ：顧客の店内での移動軌跡を記録したデータ。赤外線カメラやRGBカメラなどで取得され、たとえば店内座標の時系列データなどで表される。どのように店内を回るか、どの商品棚の前でどれくらい停止するかなど、顧客の購買プロセスや行動パターンの分析に役立つ。顧客の興味やニーズを把握し、店内のレイアウトや商品陳列の最適化、リアルタイムでの商品やサービスの提案などに活用することが考えられる。

手伸ばし行動データ：顧客が商品を手にとったり戻したりといった行動を記録したデータ。主に棚重量センサにより取得され、顧客の購買意欲や決断力の分析に有用だ。どの商品に対して手を伸ばすか、手に取った商品を購入する確率、比較している商品、などが分かる。商品の価格や配置の改善、購買促進のためのクーポンやポイントの提供などに活用できると考えられる。

これらのデータを実際に販売促進や店舗運営の改善に活かすためにCD研が研究開発を進めている2つの技術について、以下に概説する。

小売店舗での販売促進に向けた 「店舗内行動分類技術」

店舗運営者が最適な手段とシナリオで販売促進を図るには、顧客動線

や購買傾向を元に顧客セグメントが分類されていることが望ましい。例として店舗内に3つの顧客セグメントが存在する場合を図1に示す。飲料を単品購入または飲料と一緒に主食を購入する顧客は赤い動線上に、パンを単品で購入する顧客は青い動線上に多く存在すると仮定する。このセグメント分類は「赤い動線の途中でPOPやサイネージを設置し、飲料単品ユーザに主食購入を訴求する」といった具体的な施策の立案に役立つ。

CD研はこのような動線と購買を組み合わせたセグメント化を自動で行う「店舗内行動分類技術」を開発した。これまでも店舗内での顧客の滞在傾向をヒートマップ表示する、棚ごとの滞在傾向を表示するといったソリューションは存在したが、動線や購買単位で、かつセグメント化まで踏み込んだものはなかった。本技術には3つの技術ポイント(図2)がある。

動線分類技術

店舗内の動線データから類似の動線を集約・分類し、主要な動線パターン

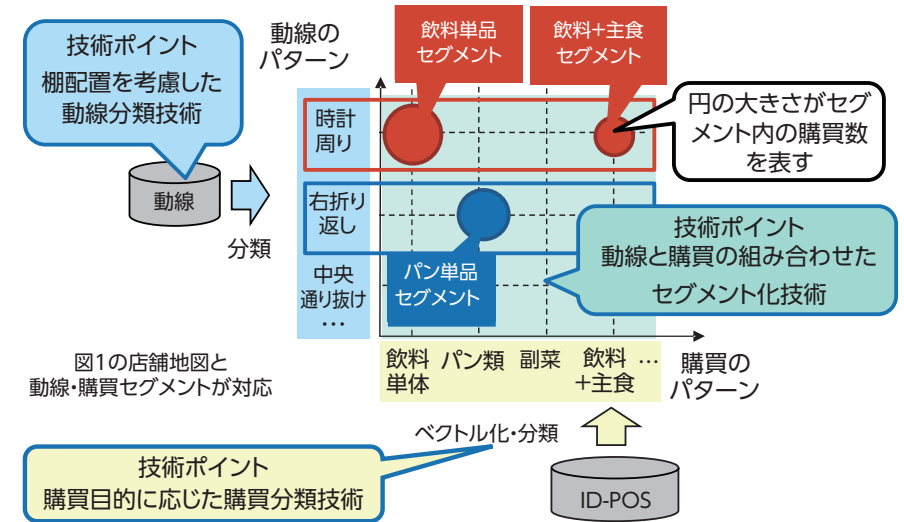


図2 店舗内行動分類技術による、販促対象となる顧客セグメントの提示

ンを抽出する。DTW (Dynamic Time Warping: 動的時間伸縮法※1) を適用するとともに、「物理距離」ではなく棚や通路などの配置を考慮に入れた「店内での移動距離」にもとづいて類似度を計算する手法を用いる点が特徴と言える。この手法により、特に誤って分類されやすい短動線で分類精度が向上した。

購買分類技術

各顧客の購買データから類似した購買を集約・分類し、主要な購買パターンを抽出する。購買の分類では

商品カテゴリ情報がよく利用される。しかし運営主体により粒度が大きく異なる、また原材料を中心とする分類が多い、といった理由から、そのままでは分類に利用できない。

単品と併買のどちらで購入されやすいか、主食なのか副菜なのかなどの「買われ方」に着目して商品カテゴリの傾向を定義し購買の分類に用いることで、人が主観的に分類した結果に近い分類を可能にした。

動線と購買を組み合わせたセグメント化技術

動線/購買の分類結果を組み合わせ、適切な粒度でセグメント化を行う。本研究では「動線と購買が強く結びついた状態でセグメントされる粒度」=「適切な粒度」と定義した。これを実現するため、動線/購買の分類を階層クラスタリングで行ったうえで、動線と購買の結びつきの強さを相互情報量で指標化し、適切な分類粒度を特定する。

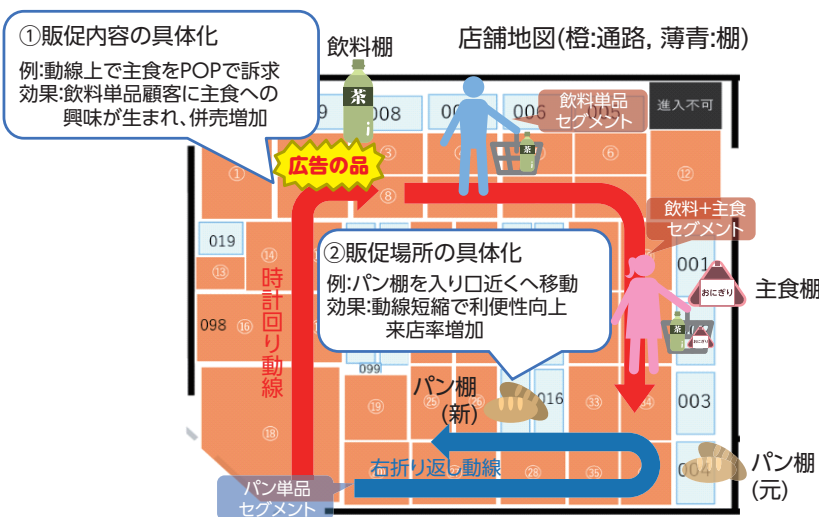


図1 店舗内のセグメントとセグメントごとの施策例

小売店舗運営最適化のための「販売促進施策自動提案技術」

売上や店舗改善を目的とするデー

タ解析結果から「誰を」改善すべきかは見いだしやすい一方、「どのように」改善すれば良いかという示唆を得ることは難しい。そこでCD研は、ある施策対象セグメント（以下、介入群）に対してそれと類似

する購買・行動傾向を持ち、かつより来店頻度や購買単価が高いなどの良い特性を持つ群（以下、優良群）を見出し、前者を後者に近づける施策を見出すというアプローチを提案している。

たとえば飲料棚に直行直帰する動線の購買単価が120円、飲料を購入後に隣のお菓子棚を通る動線の購買単価が150円の店舗があるとする。購買単価120円の動線の顧客を隣の通路まで誘導する施策により、購買単価が増加するという仮説が成り立ち、施策期待効果を（介入群の購買回数）×（介入群が変化する割合）×30円（優良群と介入群の購買単価の差）として算出できる。

本アプローチの実現に必要な2つの技術について以下に概説する。

顧客セグメント抽出技術

類似する購買・行動傾向を持ち、統計的に有意かつ十分な施策効果が見込める介入群と優良群の組を抽出する。やみくもに顧客や購買を分類し購買単価などを比較しても、有意な差か、偶然の差なのかは分からない。そこで十分な施策効果がみられるであろうセグメントの組み合わせのみを抽出できるよう、さまざまな分布のデータ間でその有意差を検定することに加え、データ間の分布の

施策候補のリスト

順位	期待効果	施策例	主分類属性	従分類属性
1	250,000	商品のセット販売	同時併買	時間帯
2	100,000	商品のセット販売	同時併買	曜日
3	80,000	サイネージ広告	動線パターン	同時併売
4	50,000	商品のセット販売	同時併買	年代
5	40,000	サイネージ広告	動線パターン	商品カテゴリ
	...			

介入対象セグメントのリスト

順位	期待効果	介入群	優良群	施策例
1	100,000	飲料単体、昼	食事と飲料、昼	おにぎりとお茶のセット販売
2	80,000	菓子単体、夕方	菓子と珈琲、夕方	チョコと珈琲のセット販売
3	70,000	食事と飲料、昼	食事と飲料と菓子、昼	食事とデザートのセット販売

図3 施策候補リストと介入対象セグメントのリスト

差の程度を算出できる手法を用いるようにした。

施策期待効果算出技術

介入群を優良群に近づける施策の期待効果を算出する。販促施策ごとに必要な属性をルールとして定義し、その属性を含む組み合わせに絞って探索することで、意味ある施策候補の探索を可能にした。

図3に、購買数向上を目的とし購買・行動履歴から施策候補と施策期待効果を算出した例を示す。この例を用いて本アプローチを説明する。

まず、セット販売施策では組み合わせる商品が重要であるため、必要な属性として「同時併買」を設定する。一方、サイネージ施策ではどこで訴求するかが重要であるため、同様に「動線パターン」を設定する。

次に上記で設定した属性を含む属性の組を生成。その各組に対し、前述の顧客セグメント抽出技術により有意かつ施策効果の高い介入群と優良群を抽出する。

さらに抽出した各介入群に対して前述のように施策期待効果を算出し、その結果から施策全体の期待効果を算出する。図3では「時間帯」と「同時併買」に着目してセット販売を行う場合が最も施策期待効果が高く、具体的には3つの介入群を

想定したセット販売の候補が考えられるという結果が示されている。

このように各施策候補に対し具体的な介入対象セグメントと施策期待効果が表示されるため、期待効果が高い施策を選択しやすい。

今後、実験店舗における実証を通して本技術の有用性、特に得られた施策の妥当性および施策導出までの稼働削減効果を検証し、実用化に向けた検討が進められる予定だ。

さらなる課題と今後の展望

スマートストアの情報から顧客の購買行動を分析することは興味深くもあるが、一方であまり一人ひとりの購買行動を追いつぎでも得られる施策効果が割に合わない。そのためCD研は「ちょうど良い粒度」で分析する難しさに取り組んでいると言える。SNSである商品が大流行した、競合店に顧客を奪われたなどの情報は店舗データだけでは把握できないという課題もある。今後、店舗内の購買・行動データと店舗外データを組み合わせ、大規模データを効率的に解析し、顧客の来店・購買動機を推定する技術を検討する予定だ。