

# RFID による顧客動線を用いた商品配列法の最適化

三枝 隼也<sup>†</sup> 金久保 正明<sup>‡</sup> 菱沼 千明<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>東京工科大学 工学部 情報工学科

<sup>‡</sup>東京工科大学 コンピューターサイエンス学部

## 1. まえがき

### 1.1 研究の目的

現在、普及し始めている RFID (Radio Frequency Identification: 無線 IC) を利用することによって、店舗内の顧客動線を把握することが出来るようになる。そこで、RFID を用いて顧客の購入経路を把握するとともに、商品の購入順序を把握することが出来るようになる。この統計を取ることによって、実際に買い忘れを無くし、売り上げをより高くする効率の良い最適商品配列を考えるものである。

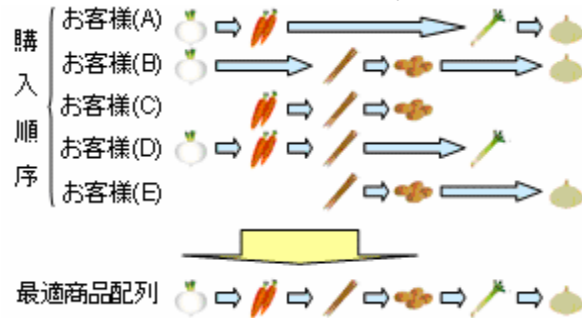


図1 最適商品配列

### 1.2 研究の背景

今までは店舗で一次元バーコードや二次元バーコードを利用して購入した商品の購買統計値から、併売傾向を把握することが出来る。しかし、顧客の動きを見て併売傾向の高い商品をなるべく近くにおいて商品配列を考えてきたがその効果を把握することが出来ない。しかし、今後は商品一つ一つにバーコードの代わりとして RFID が取り付けられるようになる。そこで、店舗のカートにリーダ/ライタがあればカート内に置かれた商品をリーダ/ライタが認識できる。そのリーダ/ライタより POS に顧客動線、商品購入順序、カート内の商品などのデータを転送できるようになれば、顧客側の買い物時間の短縮や、店舗側の経費削減へとつながる。また、店舗には顧客動線や商品購入順序など、様々な顧客のデータを把握できるようになる。

購入した商品の POS データを参照しデータマイニングやバスケット分析などを利用して併売商品を導き、併売傾向の高い商品を近くに陳列し、顧客が実際に買うかどうかを観察することでしか把握することが出来ない。この手法で商品配列を行うと実際には因果関係の少ない商品や、効率の悪い配列になってしまうことがある。

### 1.4 課題は何か

効率の良い最適商品配列を実現するために、RFID によって得られた購入順序のデータを利用して、購入履歴から求められた確率より併売傾向の高くなるような配列を考える。

## 2. 本論

### 2.1 どの課題をどのように解決するか

最適商品配列を解決するために、RFID の技術を利用して商品の購入順序を把握し、過去のデータが蓄積されているものと仮定する。購入履歴からそれぞれの確率を算出して、遺伝的アルゴリズムの手法と購入順序の確率をそのまま利用した手法などを比較し、過去のデータから購入期待値がより高くなるようにする。

### 2.2 解決手段のアルゴリズム

#### 2.2.1 順序アルゴリズム

順序アルゴリズムとは、 $n$  次による配列アルゴリズムである。 $n$  次とは、ある商品からどこまでの商品の購入順序確率を参考に配列するかである。たとえば、1 次であるとする、ある商品の次に異なる商品を購入する場合などの隣にある商品との確率を二次元配列で表し、その確率が高くなるように並べたものが 1 次順序アルゴリズムである。

#### 2.1.2 ランダムアルゴリズム

ランダムアルゴリズムとは、確率など何も考慮せずに、商品を重複しないようにランダムに並べた配列アルゴリズムである。

#### 2.2.3 総計算アルゴリズム

総計算アルゴリズムとは、商品全ての組合せを比較して最良となる配列を導く配列アルゴリズムである。

#### 2.2.4 最適商品アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムの考え方を利用して商品の配列を考えるアルゴリズムである。

### An Optimization for goods placement based on customer route using RFID

Toshiya Saigusa <sup>†</sup>, Masaaki Kanakubo <sup>‡</sup>, Chiaki Hishinuma <sup>‡</sup>  
<sup>†</sup>Department of Information Technology, Tokyo University of Technology

<sup>‡</sup>School of Computer Science, Tokyo University of Technology

### 2.3 この方法を選定した理由

この解決方法で商品配列を考えた場合、総計算アルゴリズムでは商品数が  $n$  個あるときに計算数が  $n!$  となり、商品数が多くなると膨大な計算をすることになる。ランダムアルゴリズムでは、何も考慮していないために商品関連がなくなってしまう。1次順序アルゴリズムでは、隣にある商品の関係は強くなるがその先の商品との関係が結びつかなくなる。遺伝的アルゴリズムを使用したアルゴリズムを使用する場合においては総計算のように膨大な計算をせずに配列を算出することが出来る。

### 2.4 自らの考案した内容

#### 2.4.1 購入順序マトリクスの概要

購入順序マトリクスとは、1次順序確率、2次順序確率、3次順序確率と、それぞれの商品との関係を確率で表したものである。

$$P_m(i, j) = \frac{(i \rightarrow j) \text{の順序出現回数}}{m \text{次順序の}(i \rightarrow j) \text{の総組合せ数(ペア総数)}}$$

	1	2	3	4	5	...	n
1		$P_1(1,2)$	$P_1(1,3)$	$P_1(1,4)$	$P_1(1,5)$		$P_1(1,n)$
2	$P_2(2,1)$		$P_2(2,3)$	$P_2(2,4)$	$P_2(2,5)$		$P_2(2,n)$
3	$P_3(3,1)$	$P_3(3,2)$		$P_3(3,4)$	$P_3(3,5)$		$P_3(3,n)$
4	$P_4(4,1)$	$P_4(4,2)$	$P_4(4,3)$		$P_4(4,5)$		$P_4(4,n)$
5	$P_5(5,1)$	$P_5(5,2)$	$P_5(5,3)$	$P_5(5,4)$			$P_5(5,n)$
...							
n	$P_n(n,1)$	$P_n(n,2)$	$P_n(n,3)$	$P_n(n,4)$	$P_n(n,5)$		

図2 購入順序マトリクス

#### 2.5.2 評価式の概要

評価式とは、遺伝的アルゴリズムにおける適応度を計算するための計算式、及び最終的な評価をする際に使用する式である。

$$f = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 + \dots + w_{m-1} f_{m-1} + w_m f_m$$

$$\left( \begin{array}{l} f_1 = \sum_{i=1}^{n-1} P_1(g_i, g_{i+1}), f_2 = \sum_{i=1}^{n-2} P_2(g_i, g_{i+2}), f_3 = \sum_{i=1}^{n-3} P_3(g_i, g_{i+3}), \\ \dots \\ f_{m-1} = \sum_{i=1}^{n-(m-1)} P_{m-1}(g_i, g_{i+m-1}), f_m = \sum_{i=1}^{n-m} P_m(g_i, g_{i+m}) \end{array} \right)$$

順序距離:  $m$

商品数:  $n$

重み付け:  $w_1, w_2, w_3, \dots, w_{m-1}, w_m$

順序確率:  $P_1(g_i, g_{i+1}), P_2(g_i, g_{i+2}), P_3(g_i, g_{i+3}), \dots, P_{m-1}(g_i, g_{i+m-1}), P_m(g_i, g_{i+m})$

商品配列:  $g_1, g_2, g_3, \dots, g_{n-1}, g_n$

## 3. 評価

### 3.1 評価の考え方

最適商品配列アルゴリズム、1次順序アルゴリ

ズム、ランダムアルゴリズムによる3つのアルゴリズムの比較による評価を行う。

### 3.2 評価方法

最適商品配列アルゴリズムで使用する遺伝的アルゴリズムでは世代数によって評価値が異なるので、世代数を変えることで、どの世代数が3つのアルゴリズムを評価する基準となるかということも結果から導く。

また、顧客数・商品数を変化させたときの3つのアルゴリズムの変化についても評価対象とする。

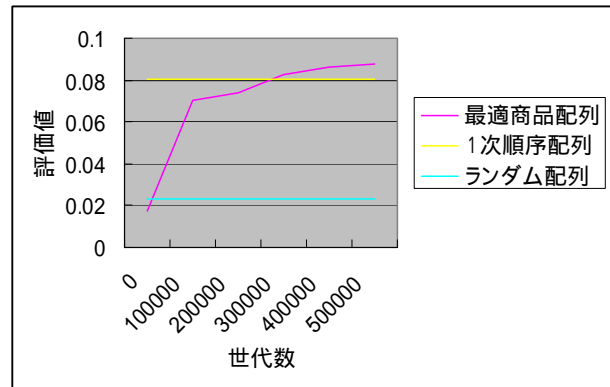


図3 評価値と世代数

### 3.2 評価結果

図3に示すように一つの商品配列を一個体とみなした遺伝的アルゴリズム(個体数100)では、約30万世代後に1次順序配列を上回るよい商品配列が得られ、顧客動線に基づく商品配列問題における遺伝的アルゴリズムの有効性が示された。

## 4. まとめ

今後は全ての商品にバーコードの換わりとしてRFIDが付くようになるので、本研究のように店舗にとって効率の良い配列を実際に出来るようになる。これは、今までの配列とは違い、購入順序のデータを使用するために顧客側には買い物のしやすい順序になっており、店舗には売り上げを寄り高くすることができると考えられる。