

# 広域の消費者購買データに基づくオリーブオイル購買の傾向分析と地域実店舗への適用

## An Analytics on Consumers' Behavior of Buying Olive Oil and its Application to Local Physical Shop

坂井 明日香<sup>\*1</sup>  
Asuka Sakai

丸橋 弘明<sup>\*1</sup>  
Hiroaki Maruhashi

羽室 行信<sup>\*1</sup>  
Yukinobu Hamuro

笹嶋 宗彦<sup>\*2</sup>  
Munehiko Sasajima

加藤 直樹<sup>\*1</sup>  
Naoki Katoh

宇野 毅明<sup>\*3</sup>  
Takeaki Uno

<sup>\*1</sup>関西学院大学  
Kwansei Gakuin University

<sup>\*2</sup>兵庫県立大学  
University of Hyogo

<sup>\*3</sup>国立情報学研究所  
National Institute of Informatics

The goal of this research is to develop a general method to transfer sales promotion strategy, derived from analysis on wide area, to local real shop. The authors analyzed such consumers' characteristics who buy olive oils in Kansai region, and derived some hypothesis about their behavior. Based on the hypothesis, we designed a sales promotion strategy and applied it to a real shop in Hyogo prefecture. The evaluation of the strategy itself is on going.

### 1. はじめに

本研究の目的は、消費者購買の傾向を広域の消費者購買動向から分析し、そこから得られた仮説を元に地域の一店舗のための販売促進策を考案し、実際の販売促進に結び付けるための方法論を得ることである。

21世紀政策研究所研究プロジェクトの「データ利活用とその応用」[1]によると、企業活動から生み出されたデータを一つの企業や組織の中で囲い込んだ形で活用するのではなく、むしろ業界間で共有したり、都市全体や国全体といったレベルで活用するものとして捉え、データを現代社会における社会基盤として考える傾向が出てきた。

こうした傾向を裏付けるように、小売店舗の枠を超えて消費者の購買行動を知るためのデータベースや、付随するサービスの提供が始まった。株式会社マクロミルが提供するQPR(Quick Purchase Report)[2]はその一つである。同データベースは、全国約3万人の「モニタ」と呼ばれる消費者が、日々の買い物の商品バーコードをスキャンすることで蓄積された、商品購買データを集めたものである。食品、飲料、化粧品、生活用品などの実際の購買データに基づき、「どのような人が」「何を」「どれだけ」「どのようなシーンで」購入したか、購入者像や購買トレンドを分析することができる。また、モニタの人員構成は総務省統計局の人口推計に合わせて毎年更新されており、全国の一般的な商品購買行動を標本化できていると言える。個別企業や店舗のPOSデータを用いて同様の事をするには、十分な数の異なる販売店からPOSデータを集めてくる必要があり、実際には大変困難であると予想される。

QPRは、広域的な動向を分析するためには良いと考えられるが、例えば、ある県の特定の一店舗周辺といった限定された地域での消費者動向をつかめるかどうかについては未知数である。実際にQPRを、極端に地域を限定して使用すると、該当するサンプル数が少なくなってしまう、サンプルの偏りや母数の不足による分析結果の信頼性低下が懸念される。そこで、本研究では、消費者購買の傾向を広域の消費者購買動向から分析し、そこから得られた仮説を具体的な一店舗の販売促進策に適用する方法の定式化を目指す。転移データ分析とも言うべ

き方法論を定式化できれば、人口の少ない地方都市など消費者動向データの量的な蓄積が難しい地域でも、効率的に販売促進策を利用することができるようになる。

以上の背景の下、目的達成のための第一歩として、本稿では、オリーブオイルに関する消費者購買行動を近畿地方の消費者について分析する。得られた購買行動仮説をもとに販売促進策を立てて、兵庫県内の実際の1店舗で実地検証を行う。

データの分析方法としては、クラスタリングと顕在パターンを用いる。対象としているオリーブオイルの購入経験のある顧客を正例とし、購入経験のない顧客を負例とする。まずはじめに、k-means法[3]を用いて顧客の属性でクラスタリングする。そして、出来上がった各クラスタの購入履歴に関する顕在パターンを列挙する。クラスタリングを行うことで同じような特徴を持った顧客に分類されるので、顕在パターンを列挙した際、より詳細な特徴が浮かび上がることが期待される。

分析によって出てきた特徴を基に販売促進策を考え、実際のスーパーマーケット店頭で検証することが本研究の重要な部分である。POPの設置とオリーブオイルの配置移動の組合せで3パターンの施策を提案し、販売実験を行う。売上を比較することで分析の有効性を測ることとする。本稿執筆時点で店頭実験は進行中であるため、実験については方針のみ述べる。

### 2. 本研究の枠組み

#### 2.1 研究体制

平成30年度より、株式会社マクロミル、関西学院大学、株式会社光洋、兵庫県立大学の4者は、「購買履歴データの解析結果をスーパーマーケットの現場で実践的に活用し、解析結果の有効性を検証すること」を目的として共同研究協定を結び、研究を行っている。株式会社マクロミルは購買履歴データの提供を、株式会社光洋は課題の提示・施策の実行を、関西学院大学はデータ解析と販売促進策の提案を担う。兵庫県立大は課題解決型の演習実施を予定しており、オブザーバとして参加し分析方法論を習得する。販売促進策の実行は、株式会社光洋が運営しているスーパーの一つであるマックスバリュースタイル西宮北口店で行う。

#### 2.2 分析対象商品の選定

近年、健康志向の食事をする人が増えている[4]。本研究では、健康食品の一つであるオリーブオイルを分析対象商品とす

連絡先: 笹嶋宗彦, 兵庫県立大学社会情報科学部, 〒651-2197 神戸市西区学園西町 8-2-1, 078-794-5794, sasajima@gk.uhyogo.ac.jp

る。同商品は、仮説適用を行うマックスバリュエクスプレス西宮北口店でも売り上げを伸ばしたいと考えており、さらに、オリーブオイル業界全体にも市場拡大を目指す動きがあることから [5]、分析対象とすることで、同店舗の売り上げだけでなく、オリーブオイル業界全体にも貢献できる可能性がある。

### 2.3 先行研究

本研究に類似した分析方法を実施した先行研究として、ヘアサロンの商品を対象とした分類モデル構築と顧客のクラスタリングおよび特徴抽出を行った研究がある [6]。この研究では、分類モデルを構築する前処理としてサンプルをクラスタリングし、同一顧客セグメントの正例・負例を対象に分類モデル構築している。モデル構築の前処理としてクラスタリングを行うことで、顧客セグメントごとにモデルは構築されることになるが、個々のモデルが対象とするサンプル（顧客）の性質を明確化できるため、モデルの意味解釈が容易になるとされている。本研究では、実際にスーパーマーケットで施策を実行し、売り上げ向上を目的としているので、顧客の性質を明確化しそれぞれの顧客に関する特徴を抽出するほうが施策を考える際に有効な結果が得られることが期待される。

[6] ではクラスタリングの手法としては、データ研磨 [7] と呼ばれるグラフクリーニングをベースとした方法を用いている。この研究では顧客購買行動を商品の購買有無という高次元データで表現しており、一般的なクラスタリング手法である k-means 法 [3] が適していなかったため、グラフ研磨と連結成分によるクラスタリングの適用がなされた。本研究の対象は低次元データである顧客属性のため、一般的なクラスタリング手法である k-means 法 [3] が十分であると考え適用した。

### 2.4 使用データ QPR について

本分析で使用した消費者購買履歴データ QPR[2] は株式会社マクロミルが構築しサービス提供しているデータベースである。同社と契約した全国約 3 万人のモニタが日々、購入商品のバーコードをスキャンし、同社に送信することで商品購買データが蓄積される。モニタの構成は、在住地域と年代の分布が総務省統計局の人口推計に合ったものになるよう毎年更新されており、我が国の人口分布をよく表していると言える。以上の特性から、QPR を用いて、購入者像の把握や、購買トレンドの分析ができる。具体的には、食品、飲料、化粧品、生活用品などを、「どのような人が」「何を」「どれだけ」「どのようなシーンで」「何と組み合わせる」購入したかが分かる。また、店舗ごとに集計される POS データと異なり、個人が複数の店舗で買い物をした場合にも、購入の仕方が分かる。

本研究では 2016 年 10 月 1 日～2018 年 9 月 30 日の 2 年間の近畿 2 府 4 県の食品に関するデータを使用して、スーパーで購入されているもののみを対象に分析した。このデータに含まれるモニタ数は 3680 人、レシート数は 973855 枚であった。また、このデータに含まれる商品数は 179867 品であった。

消費者購買データは表 1 の情報を保持している。また、モニタ ID に紐付されているモニタ属性には、表 2 の属性からなる。

### 2.5 顕在パターン

顕在パターンとは、あるクラスに多頻度で、その他のクラスでは多頻度ではないようなアイテム集合（以下「パターン」と呼ぶ）のことである [8, 9]。ターゲット変数として正例・負例を定義し、正負の集合それぞれに特徴的なルールを抽出することができる。異なる 2 つのクラスに属するデータ集合  $D_1, D_2$  について考える。  $D$  におけるあるパターン  $e$  の支持度を  $sup_D(e)$  (式 (2) で表すと、パターン  $e$  の  $D_2$  に対する  $D_1$  の増加率

表 1: 購買データ (一部) 表 2: モニタ属性 (一部)

JAN コード	モニタ ID
JAN 枝番	年代
メーカーコード	年齢コード
メーカー	性別
大分類コード	メディアターゲット区分
大分類名	未既婚
中分類コード	家族人数区分
...	子供の有無
細分類名	職業
モニタ ID	学生種別
購入数量	住居形態
単価	...
スキャン日時	
...	

(growth rate)  $GR_{D_1}(e)$  は式 (1) で定義される。

$$GR_{D_1}(e) = \begin{cases} \frac{sup_{D_1}(e)}{sup_{D_2}(e)} & (sup_{D_2}(e) \neq 0) \\ \infty & (sup_{D_2}(e) = 0) \end{cases} \quad (1)$$

$$sup_D(e) = \frac{count(e)}{|D|} \quad (2)$$

ここで、 $count(X)$  はデータ集合  $D$  においてアイテム集合  $X$  を含むトランザクションの数を表している。

異なる 2 つのクラスに属するデータ集合  $D_1, D_2$  が与えられたとき、ユーザにより指定された最小支持度  $\sigma$ 、および最小増加率  $\rho$  について、 $sup_{D_1}(e) \geq \sigma$  かつ  $GR_{D_1}(e) \geq \rho$  を満たすパターン  $e$  をクラス 1 の顕在パターンと呼ぶ。

## 3. 購買者行動の分析

### 3.1 商品購買者の顕在パターンの抽出

分析手順ではまず最初に、QPR から、商品購買者の顕在パターンを抽出する。そのための分析手順は次のとおりである。  
 手順 (1) ターゲット変数を決定し正負の集合にモニタを分類  
 手順 (2) 正例集合のモニタをクラスタリング  
 手順 (3) 正例の各クラスとモニタ属性が類似するモニタを負例集合から選択し、負例クラスを作成  
 手順 (4) 正負ペアクラスごとに顕在パターンを列挙  
 手順 (5) 特徴を抽出  
 ここでモニタとは、QPR データにレシートデータを登録している購買者のことである。

手順 (1) では、ターゲットになる変数一つを決定する。本研究ではオリーブオイル購入の有無をターゲットに選択した。購入経験のあるモニタを正例、それ以外のモニタを負例と定義した。正例は 1429 人、負例は 2251 人であった。

次に (2) では、正例集合に含まれるモニタの属性データを利用して k-means 法 [3] を適用しモニタ属性が類似するモニタクラスを構成する。

手順 (3) では、各正例クラス内でのモニタ属性の平均を取ること各クラス属性を抽出する。そして、負例モニタの 1 人 1 人を一番属性に近いクラスに割り当てていくことで、負例クラスを生成する。この方法で生成される負例クラスに含まれるモニタは、ターゲット変数であるオリーブオイルの購入経験はないが、モニタ属性は正例クラスのモニタ群と類似したものとなる。このことにより、同じような属性を持って

いるが、オリーブオイル購入経験の有無という点で違いのあるモニタ同士を、購買行動の点から比較することができる。

手順(4)では、モニタ属性が類似している正負の各クラスタをペアにして特徴抽出を行う。クラスタ内のモニタが持っているレシートデータをもとに、レシート単位での商品の顕在パターンを列挙することで正負の違いを表す。この処理をクラスタ数と同じだけ繰り返すことで、クラスタごとにルールが抽出される。以下では、(2)(3)(4)の手順をより詳細に記述する。

### 3.2 手順(2)(3):モニタのクラスタリング

モニタを正負に分ける前に、モニタ属性の各項目ごとに Z スコア<sup>\*1</sup>を求め正規化する。Z スコアを用いて、正例のモニタ群を k-means 法によってクラスタリングする。各クラスタの平均 Z スコアの距離の近さによって 5 つのクラスタを生成する。生成されたクラスタは、オリーブオイル購入経験のある人に特徴的な属性のクラスタになる。

各クラスタに属するモニタの Z スコアの平均を項目ごとに取り、出てきた属性をクラスタの属性とする。そして、負例群の各モニタの Z スコアと各クラスタの Z スコアの距離を計算する。距離の計算方法は k-means 法と同様に、ユークリッド距離を用いる。一番距離の近いクラスタに割り当てていくことで、負例クラスタを生成する。このとき、比較するクラスタの Z スコアは新たに負例モニタが入ってきたとしても更新せず、常に正例のみで行ったクラスタの平均 Z スコアと比較する。

正負それぞれのクラスタをペアにすることで、属性が類似したモニタ同士を集めた 5 つのクラスタが出来上がる。正例のモニタ群だけを先にクラスタリングすることで、オリーブオイルの購入経験のあるモニタの特徴がより濃く表れるクラスタとなり、より販売促進策につなげやすい特徴の抽出が期待できる。

### 3.3 手順(4):顕在パターン列挙

出来上がった各クラスタの中で正例モニタのレシートデータを  $D_1$ 、負例モニタのレシートデータを  $D_2$  とし、顕在パターンを列挙していく。これにより、正例・負例どちらかのみの特徴のある商品を抽出できる。ここで処理を行うクラスタは、一つのクラスタ内に正例のモニタも負例のモニタも 30 人以上ずつ含んでいるクラスタに絞った。モニタ数が非常に少ないクラスタでは、少人数の購買傾向がクラスタのルールとして表れてしまう可能性があるため、あらかじめ省いた。

本研究では顕在パターンを列挙する際の最小支持度(式(2))を 0.1、最小増加率(式(1))を 1.4 とした。また、解釈を容易にするためパターンサイズ(同一パターン内に列挙されるアイテム数)の上限を 4 とした。

顕在パターンの列挙では、各クラスタに含まれる正負のモニタの購買履歴を用いる。さらに、モニタごとに商品を見るのではなく、レシート単位で分析を行った。レシート単位にすることによって、同じパターンに含まれる商品は、同時に購入されている商品ということになる。また、スーパーでの購入は、同時に購入されるものに何らかの意味があると考えられる。このとき、正例モニタはオリーブオイルの購入経験のあるモニタだが、それらのモニタの全購買履歴に基づくレシートデータとなるので、オリーブオイルの含まれていないレシートもある。

また、ここで出てくる商品名は、その商品の細分類名である。QPR データ上では 179867 品ある商品は 241 個の細分類名に分類されている。商品名は同じ牛乳でもメーカーや容量が違うだけで違う商品になってしまうので、顕在パターンを列挙した際に正例にも負例にも牛乳が出てきてしまうということが起こり、出てきた特徴の解釈が難しくなる。解釈ができな

くは、販売促進の施策につなげることができなくなってしまうため、本研究では、商品の細分類名で分析を行うこととした。オリーブオイルの細分類名は「オリーブ油」となり、メーカーや容量などに関わらずすべてのオリーブオイルが含まれる。

## 4. 分析結果とその評価

前節の方法で分析を行った結果、表 3 の 5 つのモニタクラスタが作成された。モニタクラスタを見ると、5 つのクラスタの内、4 つが女性である。オリーブオイルの購入は女性が圧倒的に多いと考えられるため、本研究では女性にターゲットを絞ることとした。つまり、クラスタ 4 以外について、顕在パターンを分析し、販売促進施策を考える。

はじめに、クラスタ 1 の顕在パターンは表 4 のような結果となった。表中のパターンに表れるその他農産には果物と野菜が含まれており、その他畜産には卵・豚肉・鶏肉・牛肉などが含まれている。size はパターン内に含まれるアイテム数、Support は各パターンの正例レシート数/正例レシート数のトータルで求めることができる。パターン 1 の場合では、

$$\frac{7786}{72273} = 0.1076 \quad (3)$$

となる。また、増加率は式(1)より導出された値で、正例の Support/負例の Support で求められる。パターン 1 の場合、

$$\frac{\frac{7786}{72273}}{\frac{5498}{87976}} = 1.724 \quad (4)$$

となる。事前確率  $Pr(c_t)$  は、与えられたデータにおけるクラス分布に基づいて推定する。

$$Pr(c_t|I) = \frac{Pr(I|c_t)Pr(c_t)}{Pr(I|c_t)Pr(c_t) + Pr(I|c_0)Pr(c_0)} \quad (5)$$

事後確率も増加率と同様、この値が大きいほど対象クラスに特徴的であることを意味する。

増加率を見るとこのクラスタの正例は、その他農産物とヨーグルトというパターンを負例の 1.724 倍含んでいることが分かる。正例に特徴のあるものとしてその他農産とその他畜産が表れていることから、オリーブオイルを購入する人は家で料理をしていると考えることができる。それ以外に正例に特徴のあるものとして表れているものでヨーグルト、豆腐、牛乳の全てをオリーブオイルと組合せるレシピは想像しにくいですが、個々の食材にオリーブオイルをかけて食べるレシピは、例えば Cookpad<sup>\*2</sup>などで公開されている

同様に、クラスタ 2 の顕在パターンでは、その他農産とヨーグルトのパターンが一番増加率が高く、正例は負例の 1.559 倍含んでいた。表 4 のクラスタ 1 と差はあまりなかった。クラスタ 3 の顕在パターンについては、上 2 つのクラスタと同じく正例はヨーグルトを負例の 1.483 倍含んでいた。その他に、納豆も負例の 1.421 倍含まれていた。納豆はこのクラスタ特有のものであり、モニタの年代に関係していると考えられる。オリーブオイルと納豆の組合せに関しても検索してみると、納豆にオリーブオイルをかけて食べる方法が公開されている。また、負例に関する顕在パターンが唯一このクラスターで得られた。負例は菓子パンが正例の 1.855 倍含まれていた。最後に、クラスタ 5 は顕在パターンが列挙されなかった。

以上の結果をまとめると、未婚 60 代以上女性はオリーブオイルとヨーグルト・オリーブオイルと納豆という組合せ、子ど

\*1 <https://ja.wikipedia.org/wiki/標準得点>

\*2 <https://cookpad.com/recipe/1175572>

表 3: モニタクラス

番号	正例モニタ数	負例モニタ数	年齢	性別	未既婚	家族人数	職業	個人年収	世帯収入
	家族構成	子供人数	乳幼児	小学低学年	小学高学年	中学生	高校生	大人数	老人数
1	223 人	452 人	40~55 歳	女性	既婚	4 人	パート	200 万未満	500~600 万
	2 世代同居	1~2 人	0 人	0 人	0 人	0~1 人	0~1 人	2 人	0 人
2	175 人	241 人	30~44 歳	女性	既婚	3~4 人	専業主婦	200 万未満	400~600 万
	2 世代同居	1~2 人	1 人	0 人	0 人	0 人	0 人	2 人	0 人
3	175 人	288 人	60 歳以上	女性	未婚	1 人	会社員	200 万未満	200 万未満
	単身	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	1 人	0 人
4	279 人	667 人	60 歳以上	男性	既婚	2 人	無職/会社員	600 万未満	600 万未満
	夫婦のみ	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	2 人	2 人
5	577 人	603 人	60 歳以上	女性	既婚	2 人	専業主婦	200 万未満	300~500 万
	夫婦のみ	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	0 人	2 人	2 人

表 4: クラスタ 1 の顕在パターン

正例パターン			72273	87976	223	451	←正例・負例トータル数	
pattern	size	正例数 レシート	負例数 レシート	正例数 モニタ	負例数 モニタ	正例 Support	増加率 growthRate	
1	その他農産・ヨーグルト	2	7786	5498	209	252	0.1077	1.724
2	その他畜産・食パン	2	9793	7572	208	267	0.1355	1.574
3	その他農産・その他畜産	2	7898	6303	206	257	0.1093	1.525
4	その他農産・豆腐	2	7771	6246	210	262	0.1075	1.514
5	その他農産・牛乳	2	8839	7512	205	260	0.1223	1.432
6	その他農産	1	33686	29254	219	342	0.4661	1.402

ものいる 30~50 代前半女性はオリーブオイルとヨーグルト・オリーブオイルと豆腐という組合せが出てきた。これらの組合せに対する販売促進施策はこれまでに行われておらず、またこれらの組合せ自体が光洋では認識されていなかった購入パターンであった。そこで、オリーブオイルとヨーグルト・豆腐・納豆という組合せの購入を促す販売促進策を考えることにした。

## 5. おわりに：実店舗での実験について

現在、前節までに得られた分析結果をもとに、実店舗にて実験を行っている。具体的には、オリーブオイルとヨーグルト・豆腐・納豆それぞれの組合せおよび、POP の有無と商品配置の組み合わせを変えながら、オリーブオイルの売上の変化を見ることとした。実験方法としては、実店舗の売り場に対してなにもしない日、オリーブオイルの配置のみを変える日、オリーブオイルの配置を変えたうえで POP も掲示する日の 3 種類を、それぞれ同じ日数、合計で 1 か月の間設ける。

また、店頭の上には、曜日的要因が含まれることが考えられるので、3 種類の実験方法を各曜日 2 回づつ計 6 週にかけて実験をすることで、曜日的要因を排除している。さらに、西宮北口店の昨年のデータより、年末年始やクリスマス周辺で特別に売り上げが変化することは見られなかったため、本研究では年末年始やクリスマスにかかわらず、実験を行うこととした。

それぞれの場合の売り上げを比較することで、広域を対象とする QPR データベースの分析から得られた仮説を、地方の店舗の販売促進策に適用できるか、さらに、転移データ分析を一般化するにはどのような課題があるのかを検証する。

謝辞

本研究は、JST CREST(グラント番号: JPMJCR1401) の研究助成を受けている。

## 参考文献

- [1] 21 世紀政策研究所, "データ活用と産業化", 2018 年 5 月, <<http://www.21ppi.org/pdf/thesis/180531.pdf>>
- [2] 「消費者購買履歴データ QPR」, <[https://www.macromill.com/service/database\\_research/qpr.html](https://www.macromill.com/service/database_research/qpr.html)> 2018 年 12 月 12 日アクセス。
- [3] MacQueen, J.B., "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations", Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, University of California Press, pp. 281297 (1967)
- [4] GfK ジャパン, "健康維持の方法に関するグローバル調査", <[https://www.gfk.com/fileadmin/user\\_upload/dyna\\_content/JP/20170929\\_physicalhealth.pdf](https://www.gfk.com/fileadmin/user_upload/dyna_content/JP/20170929_physicalhealth.pdf)> 2018 年 12 月 15 日アクセス。
- [5] 食品新聞, 「“かけるオイル”需要拡大 家庭用油市場 「20 年度に 400 億円規模目指す」 (日清オイリオ)」, 2018 年 5 月 28 日付, <<https://www.shokuhin.net/2018/05/28/topnews/かけるオイル需要拡大-家庭用油市場-「20 年度/11271/>>, 2018 年 12 月 15 日アクセス
- [6] 中原孝信, 丸橋弘明, 羽室行信, 宇野毅明, "グラフ研磨を利用した顧客クラスタリングによる多様性を考慮した特徴抽出" オペレーションズ・リサーチ, p.1-8, 2019
- [7] T. Uno, H. Maegawa, T. Nakahara, Y. Hamuro, R. Yoshinaka and M. Tatsuta, "Micro-clustering by data polishing," In Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Big Data, pp.1012-1018
- [8] Guozhu Dong and Jinyan Li, "Efficient mining of emerging patterns: Discovering trends and differences", In Proc. of ACM Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining(KDD), pages 43-52, 1999.
- [9] Guozhu Dong and James Bailey (editors). Contrast Data Mining: Concepts, Algorithms, and Applications (Chapman Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series), September 2012.