マーケティング・データ分析の学習メモ

Table of contents

第 1 章

はじめに

このノートは、神戸大学の田頭拓己先生が書かれた「マーケティング・データ分析」に関する学習内容をまとめたものです。統計学の基礎を学習し，その知識を使ってマーケティングについて各自が持っている問題意識や，抱えている課題について深く理解し，解決するための糸口を見つける力を養う，という点で非常に優れたテキストです。

1.1 準備

各自の PC(Windows か Mac を想定) の好きな場所に `Marketing_data_analysis` というフォルダを作成し，そこを作業ディレクトリにしていることを想定しています。この文章の意味が分からない人は，R の入門書を確認してください。作業ディレクトリの中に `data` というフォルダを作成し，そこにテキストで使うデータファイルを保存してある，という前提で進めます。

第 I 部

第 1 部

第 1 章 R と Rstudio に慣れる

R と R を便利に使うための統合環境である Rstudio の基本的な使い方を学びます。R 初学者はしっかり読んで準備しておいてください。ただ、この章の内容は，数多く出版されている R の解説書で代替できるため，割愛します。

また，この本ではコードを書く環境として Rstudio を想定していますが，個人的には Microsoft 社が開発している Visual Studio Code (VSCode) や Posit 社が開発している Positron を推奨しているので，この章の内容には触れません。

第 2 章リサーチ・デザインと問いの設計

経営学部生がビジネスに関する問いを立てる際に重要なポイントを解説しています。

必読です。

ただ R のコードは出てこないので、ここでは解説しません。各自で熟読しておきましょう。

第 3 章尺度と質問紙調査設計

マーケティング研究でよく利用されている質問紙を使ったアンケート調査の設計方法について解説しています。いろんなところで利用されているアンケートですが、設計段階でいろんな人の思いが錯綜し、本来知りたかった事を調査できていないことが多々あります。

第 4 章は「データ整理と要約」というテーマで、R を使ってデータの整理や要約を行う方法について解説しています。データ分析の前にデータを適切に整理し、要約することは非常に重要です。この章では、R の基本的なデータ操作や要約統計量の計算方法について学びます。

第 2 章

データ整理と要約

第 4 章は、データを読み込んで、形を整えて、特徴をつかむためのデータを要約する方法を学びます。R は最初から用意されている基本関数だけでも十分強力ですが、外部で開発された様々なパッケージを使うと、さらに便利にデータ操作ができます。

はじめに外部のパッケージをインストールして R の機能を拡張します。R でデータを操作する際に超強力なパッケージ群である `tidyverse` を読み込みます。あとで使う Excel ファイルを読み込むための `readxl` パッケージも一緒に読み込みます。

テキストでは、`install.packages()` 関数でパッケージをインストールして、`library()` 関数で読み込んでいますが、ここでは pacman‘パッケージを使って、必要なパッケージを一括でインストールおよび読み込みをします。

まず始めに、`pacman` パッケージをインストールします。この作業はここで 1 回だけです。以降はこのコードは実行しなくて大丈夫です。

```
# first time only
install.packages("pacman")
```

次に、`pacman` パッケージの `p_load()` 関数を使って，`tidyverse` と `readxl` パッケージをインストールおよび読み込みします。`::` という記法はパッケージ名を明示的に指定して関数を使う方法ですが、ここでは `pacman` パッケージの `p_load()` 関数を指定して使っています。

```
pacman::p_load(tidyverse, readxl, gt, gtExtras)
```

作業ディレクトリ内の `data` フォルダに入っている `2022idpos.csv` というデータを読み込みます。何を読み込んだのか確認するために，基本関数 `head()` でデータの先頭 6 行を表示させます。

```
idpos <- readr::read_csv("data/2022idpos.csv", na = ".")
idpos |> head()
```

```
# A tibble: 6 x 4
     id date       spent coupon
```

一度 `pacman` パッケージをインストールすれば、あとは `pacman::p_load()` 関数を使うだけで、指定したパッケージがインストールされていなければ自動的にインストールし、読み込みまで行ってくれます。非常に便利です。

```
  <dbl> <chr>     <dbl>  <dbl>
1    12 2019/9/25 14326      1
2    32 2019/9/10 10232      1
3    30 2019/9/9   6881      1
4    29 2019/9/4   6365      0
5    46 2019/9/10  7595      1
6    44 2019/9/14  7858      0
```

読み込んだデータに含まれている変数の名前を確認するため，基本関数 `names()` を使います。

readr パッケージの read_csv() 関数は，CSV 形式のデータを読み込むための関数です。na = "."という引数は，データ内の . を欠損値として扱うことを指定しています。

```
idpos |> names()
```

```
[1] "id"     "date"   "spent"  "coupon"
```

データの詳細を確認するため，tidyverse の dplyr パッケージの `glimpse()` 関数を使います。

```
idpos |> glimpse()
```

```
Rows: 3,000
Columns: 4
$ id     <dbl> 12, 32, 30, 29, 46, 44, 44, 32, 3, 34, 36, 3, 42, 18, 38, 4, 19~
$ date   <chr> "2019/9/25", "2019/9/10", "2019/9/9", "2019/9/4", "2019/9/10", ~
$ spent  <dbl> 14326, 10232, 6881, 6365, 7595, 7858, 9405, 1821, 8375, 1828, 6~
$ coupon <dbl> 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, ~
```

Excel のようにデータを表示させたいなら，基本関数 `View()` を使います。

```
View(idpos)
```

これで，自分が読み込んだデータがどんなものかを確認できました。

2.0.1　dplyr でデータの要約

tidyverse の dplyr パッケージを使うと，データの要約が簡単にできます。ここでは，

- summarise() 関数：データの要約統計量を計算する
- mutate() 関数：新しい変数を作成する
- filter() 関数：条件に合う行を抽出する
- select() 関数：特定の変数を抽出する
- arrange() 関数：データを並び替える
- rename() 関数：変数の名前を変更する

の使い方を学びます。

先ほど読み込んだデータには，

- id：顧客 ID

- date：購入日
- spent：購入金額
- coupon：クーポン利用の有無 (1=利用, 0=未利用)

という 4 変数に 3,000 の観測値が含まれています。このデータを dplyr の各関数を使って，以下のような操作をしてみます。

まず，

1. select() 関数で spent と coupon を抽出し，
2. arrange() 関数で spent の降順に並び替え，
3. mutate() 関数で spent の金額を 10 倍した spent10 という新しい変数を作成し，
4. filter() 関数で spent10 が 10000 以上の行を抽出し，
5. summarise() 関数で spent10 の平均を計算し，
6. rename() 関数で spent10 を spent_times10 に名前変更する，

という一連の操作を行います (この処理に意味はないです。)

```
# コード 4-11（見本コード）
idpos |>
  select(spent, coupon) |>
  arrange(desc(spent)) |>
  mutate(spent10 = spent * 10) |>
  filter(spent10 >= 10000) |>
  summarise(mean_spent10 = mean(spent10)) |>
  rename(spent_times10 = mean_spent10)
```

```
# A tibble: 1 x 1
  spent_times10
          <dbl>
1        82391.
```

すると，spent を 10 倍して，1 万円以上の買い物の平均値を計算した結果が spent_times10 として表示されます。

このように加工したデータを csv ファイルとして保存するには、readr パッケージの write_csv() 関数を使います。write_csv() 関数は、第 1 引数に保存したいデータフレームを指定し、第 2 引数に保存先のファイルパスを指定します。

```
readr::write_csv(idpos, path = "data/new_data.csv")
```

2.0.2 企業データの処理

MS Excel のファイルを読み込むこともできます。ここでは，readxl パッケージの read_xlsx() 関数を使って，企業データを読み込みます。

```
firmdata <- readxl::read_xlsx("data/MktRes_firmdata.xlsx")
firmdata |> glimpse()
```

```
Rows: 1,431
Columns: 31
$ fyear                  <dbl> 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018,~
$ legalname              <chr> "ハウステンボス株式会社", "ハウステンボス株
式会社", "ハウステンボス株式会社", "ハ~
$ ind_en                 <chr> "Miscellaneous Services", "Miscellaneous Servic~
$ parent                 <chr> "エイチ・アイ・エス", "エイチ・アイ・エス", "
エイチ・アイ・エス", "エイチ・アイ・~
$ fiscal_month           <chr> "2011/10", "2012/10", "2013/10", "2014/10", "20~
$ current_liability      <dbl> 65509, 76206, 85459, 98384, 122993, 102805, 131~
$ ltloans                <dbl> 0, 4781, 23411, 22780, 14319, 77042, 101603, 11~
$ total_liability        <dbl> 73428, 96734, 125233, 179036, 194254, 237245, 3~
$ current_assets         <dbl> 102810, 111697, 137515, 196789, 212979, 233531,~
$ ppent                  <dbl> 12383, 40554, 45511, 48704, 60761, 62291, 83001~
$ total_assets           <dbl> 139018, 173497, 215913, 281332, 308245, 332385,~
$ net_assets_per_capital <dbl> 65589, 76763, 90680, 102295, 113990, 95139, 111~
$ sales                  <dbl> 380805, 431483, 479478, 523246, 537456, 523705,~
$ sga                    <dbl> 61158, 65654, 69953, 80033, 88284, 90769, 98822~
$ operating_profit       <dbl> 9407, 11316, 11843, 15906, 19970, 14274, 15915,~
$ net_profit             <dbl> 8958, 10881, 11190, 11271, 14025, 1305, 15835, ~
$ pnet_profit            <dbl> 8300, 9331, 8903, 9050, 10890, 267, 13259, 1106~
$ re                     <dbl> 47658, 55966, 63664, 71612, 82150, 80988, 92731~
$ adv                    <dbl> 8565, 9691, 10694, 11665, 12969, 12647, 12371, ~
$ labor_cost             <dbl> 30624, 31743, 31648, 37240, 40402, 41505, 46583~
$ rd                     <dbl> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 176, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ~
$ other_sg               <dbl> 14962, 17078, 19720, 21648, 24043, 24710, 26067~
$ emp                    <dbl> 6265, 8310, 9026, 9652, 10143, 10845, 13510, 13~
$ temp                   <dbl> 1751, 2470, 2750, 3071, 3469, 3535, 3422, 3179,~
$ tempratio              <dbl> 0.2184381, 0.2291280, 0.2335258, 0.2413739, 0.2~
$ indgrowth              <dbl> -0.0038649153, 0.0780674898, -0.0737512474, 0.0~
$ adint                  <dbl> 0.02249183, 0.02245975, 0.02230342, 0.02229353,~
$ rdint                  <dbl> 0.0000000000, 0.0000000000, 0.0000000000, 0.000~
$ mkexp                  <dbl> 0.16060188, 0.15215895, 0.14589408, 0.15295482,~
$ op                     <dbl> 0.02470293, 0.02622583, 0.02469978, 0.03039870,~
$ roa                    <dbl> 0.0597044987, 0.0537819098, 0.0412342008, 0.032~
```

31 変数 1,431 観測値からならなるデータが読み込まれました。必要な変数が変わること

もあるかと思うので、先に必要な変数名をベクトル vars_list として保存しておきます。

　必要な観測値と変数だけを抽出して、新しい変数を作成し、並び替えて、新しいオブジェクト firm2018_check に格納します。

```
# 必要な変数のリスト
vars_list <- c("legalname", "fyear", "sales", "labor_cost", "emp",
 ↪  "temp")

# コード 4-28
firm2018_check <- firmdata |>
  filter(fyear == 2018) |> # 2018 年のデータを抽出
  select(all_of(vars_list)) |> # 必要な変数を選択
  mutate(wage = labor_cost / (temp + emp), na.rm = TRUE) |> # 新しい変
   ↪  数 wage を作成
  # temp + emp が 0 でないチェックが必要かも
  arrange(desc(wage)) # wage の降順に並び替え
head(firm2018_check, n = 10) # 先頭 10 行を表示
```

```
# A tibble: 10 x 8
   legalname                  fyear   sales labor_cost   emp  temp  wage na.rm
   <chr>                      <dbl>   <dbl>      <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <lgl>
 1 株式会社リクルート          2018 2310756     388583 45856  2449  8.04 TRUE
 2 株式会社 大丸松坂屋百貨店   2018  459840      62692  6695  3581  6.10 TRUE
 3 株式会社 帝国ホテル         2018   58426      17307  1940   998  5.89 TRUE
 4 株式会社 髙島屋            2018  912848      83779  7761  8849  5.04 TRUE
 5 株式会社コメリ             2018  346862      43991  4646  4777  4.67 TRUE
 6 株式会社オートバックスセブン 2018  213840      22139  4171   747  4.50 TRUE
 7 株式会社ロイヤルホテル      2018   40884      13115  2049   894  4.46 TRUE
 8 オルビス株式会社           2018  248574      28555  4181  2330  4.39 TRUE
 9 株式会社ファンケル         2018  122496      15103  1381  2213  4.20 TRUE
10 近畿日本ツーリスト株式会社 2018  411821      38186  6956  2189  4.18 TRUE
```

2.1　4 データの要約

　大規模データをあつかうとき、データそのものを眺めていても特徴をつかむことは難しいので、そのデータを特徴付ける代表値を計算して、そこからデータの特徴をつかみます。主要な代表値として、平均値 (mean) や中央値 (median)、散らばり具合を示す分散 (variance) や標準偏差 (standard deviation) があります。それぞれ、

- 平均値：mean() 関数
- 中央値：median() 関数

all_of() 関数は、select() 関数内で使用され、変数名のベクトルを指定して、その変数を選択するために使います。これにより、変数名が動的に指定でき、コードの柔軟性が向上します。

- 分散：var() 関数
- 標準偏差：sd() 関数

を使って計算します。

先ほどのデータ firm2018_check の sales 変数について、代表値を計算してみます。ここでは、dplyr パッケージの summarize() 関数を使って、平均、中央値、分散、標準偏差を一度に計算します。

```
firm2018_check |>
  summarize(
    mean_sales   = mean(sales),
    median_sales = median(sales),
    var_sales    = var(sales),
    sd_sales     = sd(sales)
  )
```

```
# A tibble: 1 x 4
  mean_sales median_sales var_sales sd_sales
       <dbl>        <dbl>     <dbl>    <dbl>
1   1242425.       526675   3.69e12 1921062.
```

2.2　カテゴリ変数の要約

つぎに、データ上は数値や文字列として記録されていても、その数値や文字列がカテゴリーを表す名義尺度 (nominal scale) である場合を考えましょう。

例えば、firmdata の中の産業分類を表す ind_en 変数は、文字列で表現されていますが、その文字列はある観測値が所属するカテゴリーを表しています。fyear 変数は数値ですが、これは年度を表すカテゴリー変数です。

カテゴリ内の観測値の頻度を確認するには基本関数 table() を使いますが、ここでは、dplyr::count() 関数を使って、ind_en 変数の各カテゴリーの頻度を計算し、gt パッケージで表形式で表示します。

```
firm2018 <- firmdata |>
  filter(fyear == 2018) # 2018 年のデータを抽出
firm2018 |>
  dplyr::count(ind_en, name = "企業数") |>
  gt::gt() |>
  gtExtras::gt_theme_538()
```

教科書のように table() 関数を使うと簡単に頻度表が作れますが、オブジェクトの型が table 型になってしまい、後で他の処理に使いにくくなるので、data.frame 型のまま処理できる dplyr::count() 関数を使いました。

広告費を表す adient 変数の観測値が全企業の中央値より大きいか否か、でダミー変数 ad_dummy を作成し、ind_en 変数と ad_dummy 変数のクロス集計表を作成します。

教科書を先取りしますが、if_else() 関数を使ってダミー変数を作成し、count() 関

ind_en	企業数
Air Transportation	8
Amusement Services	4
Bakery Products	1
Communication Services	2
Cosmetics & Toilet Goods	3
Department Stores	7
Foods, NEC	1
Home & Pre-Fabs	2
Hotels	5
Miscellaneous Services	27
Miscellaneous Wholesales	2
Motor Vehicles	4
Musical Instrument	1
Railroad (Major)	27
Railroad (Minor)	2
Real Estate - Sales	1
Retail Stores, NEC	35
Supermarket Chains	14
Trucking	1

数でクロス集計表を作成し、gt パッケージで表形式で表示します。tidyr パッケージの pivot_wider() 関数を使って、クロス集計表が見やすくなるように、縦は産業名、横は広告費が中央値より大きいか否か、で表示するように変形しています。

```
firm2018 <- firm2018 |>
  mutate(
    ad_dummy = if_else(adint > median(adint, na.rm = TRUE), 1L, 0L)
    )
firm2018 %>%
  count(ind_en, ad_dummy) |>
  tidyr::pivot_wider(names_from = ad_dummy, values_from = n,
 ↪  values_fill = 0) |>
  gt::gt() |>
  gtExtras::gt_theme_538()
```

table() 関数を使うと簡単にクロス集計表が作れますが、あえて data.frame 型のまま処理できる dplyr::count() 関数を使っています。そのため、データが矩形データのまま扱えるので、後で他の処理に使いやすくなるものの、表にすると見にくくなるので、tidyr::pivot_wider() 関数で見やすく変形しています。

次に、カテゴリ変数ごとに処理を行いたい場合、例えば、産業分類ごとに売上高の平均値や標準偏差を計算したい場合は、group_by() 関数を使って、カテゴリ変数でグループ化してから、summarize() 関数で集計します。

ind_en	0	1
Air Transportation	4	4
Amusement Services	4	0
Bakery Products	0	1
Communication Services	1	1
Cosmetics & Toilet Goods	0	3
Department Stores	0	7
Foods, NEC	0	1
Home & Pre-Fabs	0	2
Hotels	5	0
Miscellaneous Services	17	10
Miscellaneous Wholesales	1	1
Motor Vehicles	0	4
Musical Instrument	0	1
Railroad (Major)	27	0
Railroad (Minor)	2	0
Real Estate - Sales	0	1
Retail Stores, NEC	11	24
Supermarket Chains	2	12
Trucking	1	0

```
# コード 4-39
firm2018 |>
  group_by(ind_en) |>
  summarize(
      obs = n(),
      sales_m = mean(sales),
      sales_sd = sd(sales),
      adint_m = mean(adint),
      adint_sd = sd(adint)
      ) |>
  gt::gt() |>
  gt::fmt_number(
    columns = c(sales_m, sales_sd, adint_m, adint_sd),
    decimals = 2
  ) |>
  gtExtras::gt_theme_538()
```

ind_en	OBS	sales_m	sales_sd	adint_m	adint_sd
Air Transportation	8	1,772,786.50	305,239.60	0.00	0.00
Amusement Services	4	298,137.50	263,017.35	0.00	0.00
Bakery Products	1	1,059,442.00	NA	0.01	NA
Communication Services	2	547,087.50	172,735.58	0.02	0.03
Cosmetics & Toilet Goods	3	140,669.33	100,063.48	0.11	0.05
Department Stores	7	843,248.29	348,818.99	0.02	0.01
Foods, NEC	1	504,153.00	NA	0.02	NA
Home & Pre-Fabs	2	4,143,505.00	0.00	0.01	0.00
Hotels	5	62,134.80	58,060.28	0.00	0.00
Miscellaneous Services	27	311,867.22	456,036.57	0.01	0.02
Miscellaneous Wholesales	2	176,520.00	52,778.45	0.02	0.03
Motor Vehicles	4	5,279,121.75	4,233,187.72	0.03	0.00
Musical Instrument	1	434,373.00	NA	0.04	NA
Railroad (Major)	27	1,302,920.52	1,037,834.05	0.00	0.00
Railroad (Minor)	2	260,502.00	0.00	0.00	0.00
Real Estate - Sales	1	1,861,195.00	NA	0.01	NA
Retail Stores, NEC	35	571,019.17	547,246.68	0.02	0.03
Supermarket Chains	14	4,335,164.07	3,511,346.59	0.01	0.01
Trucking	1	1,118,094.00	NA	0.00	NA

第 II 部

第 2 部 仮説検証型データ分析

第 5 章では基本統計学の復習を、第 6 章では回帰分析、第 7 章では回帰分析の応用としてダミー変数や交差項、変数変換について学習します。第 8 章では消費者選択を分析するための離散選択モデルとして、ロジットモデルとプロビットモデル、多項選択モデルを学びます。

第 3 章

第 5 章

```
# コード 5-1
pacman::p_load(tidyverse, readxl, pwr,knitr)

# コード 5-2
set.seed(442)
die <- 1:6
d <- sample(die, size = 1, replace = TRUE)
d
```

```
[1] 6
```

```
# コード 5-3
set.seed(352)
d1 <- sample(die, size = 10, replace = TRUE)
d2 <- sample(die, size = 10, replace = TRUE)
d3 <- sample(die, size = 10, replace = TRUE)
d_mean <- matrix(c(mean(d1), mean(d2), mean(d3)), nrow = 1)
colnames(d_mean) <- c("d1 の平均", "d2 の平均", "d3 の平均")
knitr::kable(d_mean, caption = "サイコロの標本平均比較", align = "ccc")
```

Table3.1: サイコロの標本平均比較

d1 の平均	d2 の平均	d3 の平均
3.2	3	2.4

```
# コード 5-4
set.seed(541)
d10 <- sample(die, size = 10, replace = TRUE)
```

```
d100 <- sample(die, size = 100, replace = TRUE)
d1000 <- sample(die, size = 1000, replace = TRUE)
d_lln <- matrix(c(mean(d10), mean(d100), mean(d1000)), nrow = 1)
colnames(d_lln) <- c("10 回試行の平均", "100 回試行の平均", "1,000 回試行
↪  の平均")
knitr::kable(d_lln, caption = "サイコロの標本平均比較 2", align = "ccc")
```

Table3.2: サイコロの標本平均比較 2

10 回試行の平均	100 回試行の平均	1,000 回試行の平均
3	3.36	3.516

```
# コード 5-5
bulb <- c(
  1939.6, 1680.3, 1982.1, 2215.6,
  2092.5, 1928.9, 2003.8, 1955.5,
  1800.1, 1659.5, 2066.2, 2107.2,
  2085.5, 1878.6, 2007.6, 1816.1)
bulb_ci <- t.test(bulb) # t 検定の実施と格納
bulb_ci$conf.int # 信頼区間の出力（デフォルトで 95 %信頼水準）
```

```
[1] 1868.890 2033.498
attr(,"conf.level")
[1] 0.95
```

```
# コード 5-6
qnorm(0.025, lower.tail = FALSE)
```

```
[1] 1.959964
```

```
# 標準正規分布における上側 2.5 %点の分位点を求める。

# コード 5-7
n <- length(bulb)
z <- qnorm(0.025, lower.tail = FALSE)
xbar <- mean(bulb)
sigma <- 180
# 信頼区間の計算
upper <- xbar + z * (sigma / sqrt(n))
lower <- xbar - z * (sigma / sqrt(n))
```

```r
# 結果のまとめと出力
ci.bulb <- matrix(c(lower, upper), nrow = 1)
colnames(ci.bulb) <- c("ci.lower", "ci.upper")
knitr::kable(ci.bulb, caption = "Bulb data CI (95 %)", align = "cc")
```

Table3.3: Bulb data CI (95 %)

ci.lower	ci.upper
1862.995	2039.392

```r
# コード 5-8
mean(bulb)
```

```
[1] 1951.194
```

```r
# コード 5-9
t.test(bulb, alternative = "two.sided", mu = 1800)
```

```
    One Sample t-test

data:  bulb
t = 3.9155, df = 15, p-value = 0.001377
alternative hypothesis: true mean is not equal to 1800
95 percent confidence interval:
 1868.890 2033.498
sample estimates:
mean of x
 1951.194
```

```r
# コード 5-10
n <- length(bulb)
z <- qnorm(0.025, lower.tail = FALSE)
xbar <- mean(bulb)
sigma <- 180
mu <- 1800
#Test statistic
Z <- (xbar - mu) / (sigma / sqrt(n))
Z
```

```
[1] 3.359861
```

```
# コード 5-11
library(tidyverse)
firmdata <- readxl::read_xlsx("data/MktRes_firmdata.xlsx")
firm2018 <- firmdata %>%
  filter(fyear == 2018) %>%
  mutate(ad_dummy = ifelse(adint > median(adint), 1, 0))
t.test(sales ~ ad_dummy, data = firm2018)
```

```

    Welch Two Sample t-test

data:  sales by ad_dummy
t = -3.3989, df = 85.686, p-value = 0.001029
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is n
95 percent confidence interval:
 -1674283.1  -438496.1
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
       725009.7       1781399.3
```

```
# コード 5-12
var.test(sales ~ ad_dummy, data = firm2018, ratio = 1)
```

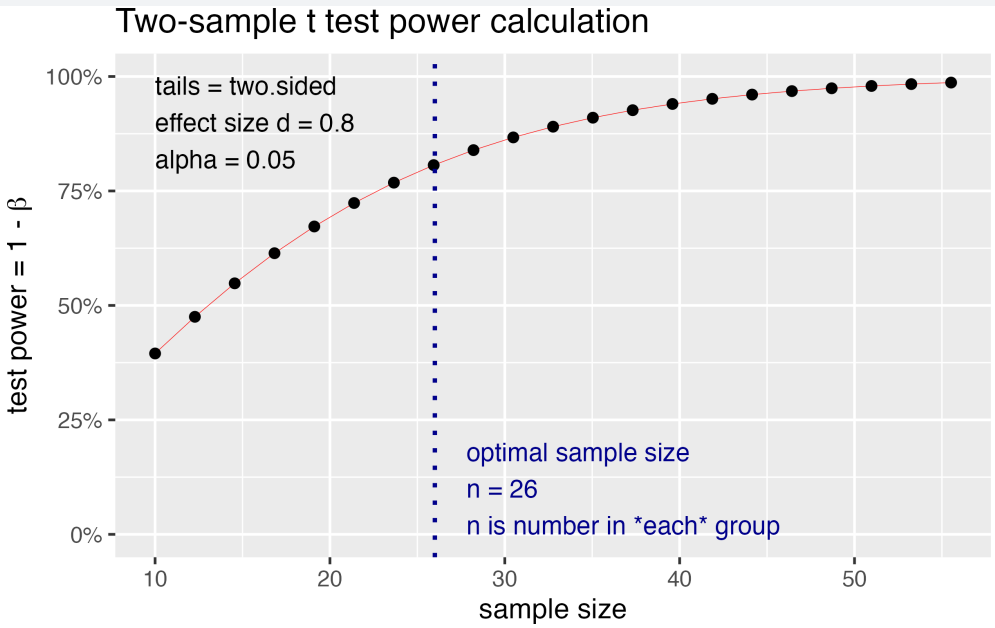
```

    F test to compare two variances

data:  sales by ad_dummy
F = 0.10863, num df = 74, denom df = 71, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 0.06821636 0.17258882
sample estimates:
ratio of variances
         0.1086276
```

```
# コード 5-13


# コード 5-14
```

```
est_n <- pwr.t.test(d = 0.8, power = 0.8, sig.level = 0.05)
est_n
```

```
     Two-sample t test power calculation

              n = 25.52458
              d = 0.8
      sig.level = 0.05
          power = 0.8
    alternative = two.sided

NOTE: n is number in *each* group
```

```
# コード 5-15
plot(est_n)
```




```
# コード 5-16
pwr.t.test(d = 0.8, n = 26, sig.level = 0.05)
```

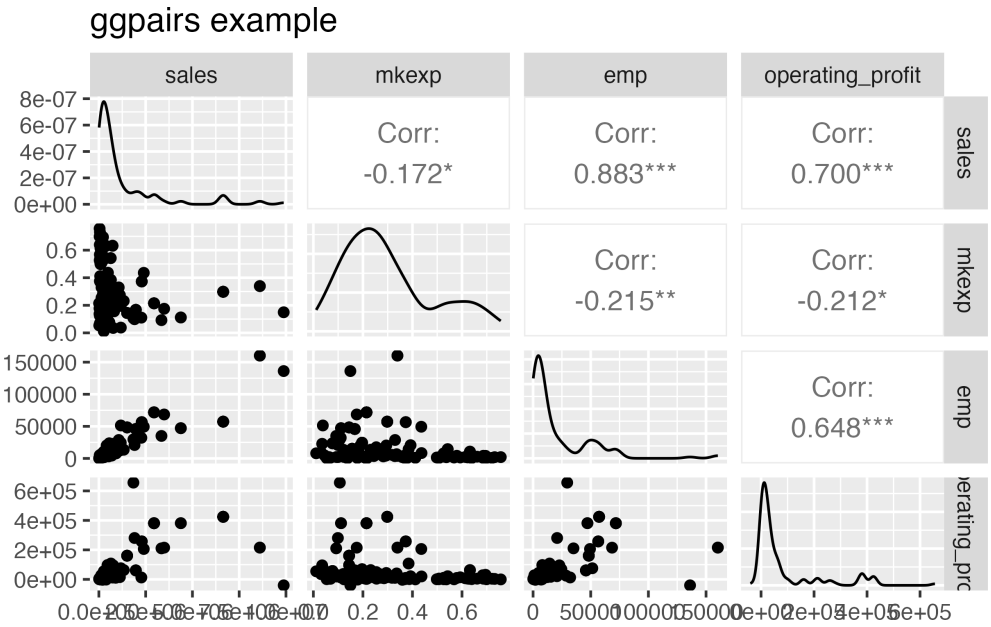
```
     Two-sample t test power calculation

              n = 26
              d = 0.8
```

```
      sig.level = 0.05
          power = 0.8074866
    alternative = two.sided

NOTE: n is number in *each* group
```

第 4 章

第 6 章

```
pacman::p_load(tidyverse, readxl, GGally, knitr)

# コード 6-1
firmdata <- readxl::read_xlsx("data/MktRes_firmdata.xlsx")

# コード 6-2
library(tidyverse)
firmdata19 <- firmdata %>%
  filter(fyear == 2019)

# コード 6-3
# install.packages("GGally")

# コード 6-4
firmdata19 %>%
  select(sales, mkexp, emp, operating_profit) %>%
  GGally::ggpairs() + labs(title = "ggpairs example")
```




```
# コード 6-5
ds1 <- firmdata19 %>%
  select(sales, mkexp, emp, operating_profit) %>%
  summary()
knitr::kable(ds1, align = "cccc")
```

sales	mkexp	emp	operating_profit
Min. : 11333	Min. :0.01137	Min. : 163	Min. :-40469
1st Qu.: 183525	1st Qu.:0.16714	1st Qu.: 3454	1st Qu.: 7743
Median : 464450	Median :0.25448	Median : 7826	Median : 23904
Mean :1199403	Mean :0.29868	Mean : 20249	Mean : 81088
3rd Qu.:1164243	3rd Qu.:0.37506	3rd Qu.: 24464	3rd Qu.: 63068
Max. :9878866	Max. :0.75650	Max. :160227	Max. :656163

```
# コード 6-6
reg1 <- lm(sales ~ emp, data = firmdata19)
coef(reg1)
```

```
(Intercept)         emp
22113.98050    58.14081
```

```
# コード 6-7
summary(reg1)
```

```
Call:
lm(formula = sales ~ emp, data = firmdata19)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-1834902  -280228   -34549   136598  3292521

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 22113.980  89224.761   0.248    0.805
emp            58.141      2.569  22.628   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 875800 on 144 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7805,    Adjusted R-squared:  0.779
F-statistic:   512 on 1 and 144 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 6-8
confint(reg1, level = 0.99)
```

```
                   0.5 %       99.5 %
(Intercept) -210798.52845 255026.48944
emp              51.43362     64.84799
```

```
# コード 6-9
reg2 <- lm(operating_profit ~ adv, data = firmdata19)
summary(reg2)
```

```
Call:
lm(formula = operating_profit ~ adv, data = firmdata19)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-450526  -55552  -40672    -791  599084

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 5.708e+04  1.057e+04   5.401 2.68e-07 ***
```

```
adv          1.257e+00  2.159e-01    5.823 3.61e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 117600 on 144 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1906,    Adjusted R-squared:  0.185
F-statistic: 33.91 on 1 and 144 DF,  p-value: 3.613e-08
```

```
# コード 6-10
confint(reg2)
```

```
                  2.5 %       97.5 %
(Intercept) 36189.311039 77968.894422
adv             0.830362     1.683719
```

```
# コード 6-11
reg3 <- lm(operating_profit ~ adv + temp + emp + labor_cost
           + total_assets + rd, data = firmdata19)
summary(reg3)
```

```
Call:
lm(formula = operating_profit ~ adv + temp + emp + labor_cost +
    total_assets + rd, data = firmdata19)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-360544  -27618  -15279    3467  284094

Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   2.209e+04  8.114e+03   2.723  0.00731 **
adv          -1.431e+00  2.954e-01  -4.845 3.34e-06 ***
temp         -1.878e+00  6.313e-01  -2.975  0.00346 **
emp          -1.510e+00  7.036e-01  -2.146  0.03358 *
labor_cost    8.808e-01  1.692e-01   5.207 6.76e-07 ***
total_assets  3.516e-02  5.840e-03   6.020 1.47e-08 ***
rd            1.385e+00  5.268e-01   2.629  0.00953 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 78940 on 139 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6479,    Adjusted R-squared:  0.6327
F-statistic: 42.63 on 6 and 139 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 6-12
confint(reg3)
```

```
                    2.5 %        97.5 %
(Intercept)  6048.51599480  3.813231e+04
adv            -2.01511513 -8.470054e-01
temp           -3.12602311 -6.298318e-01
emp            -2.90144939 -1.190356e-01
labor_cost      0.54637427  1.215313e+00
total_assets    0.02361376  4.670793e-02
rd              0.34334525  2.426472e+00
```

第 5 章

第 7 章

```
pacman::p_load(tidyverse, readxl, sjPlot, marginaleffects, car,
 ↪  modelsummary)
# コード 7-1
# library(tidyverse)
firmdata <- readxl::read_xlsx("data/MktRes_firmdata.xlsx")
firmdata19 <- firmdata %>%
  filter(fyear == 2019)
#産業名を特定したオブジェクト"Retail"の作成
retail <- c("Retail Stores, NEC", "Supermarket Chains",
            "Department Stores")
# Retail を使ったカテゴリー変数の作成
firmdata19 <- firmdata19 %>%
  mutate(format = ifelse(ind_en %in% retail, "Retail", "Other"))
#カテゴリーの頻度チェック
with(firmdata19, table(format))
```

```
format
 Other Retail
    90     56
```

```
# コード 7-2
fit.d1 <- lm(op ~ mkexp + format, data = firmdata19)
summary(fit.d1)
```

```
Call:
lm(formula = op ~ mkexp + format, data = firmdata19)

Residuals:
```

```
      Min        1Q    Median        3Q       Max
-0.095926 -0.031427 -0.008661  0.014345  0.261068

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   0.101694   0.008833  11.514  < 2e-16 ***
mkexp        -0.066003   0.024959  -2.644 0.009097 **
formatRetail -0.031770   0.009303  -3.415 0.000831 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.05368 on 143 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1379,    Adjusted R-squared:  0.1258
F-statistic: 11.44 on 2 and 143 DF,  p-value: 2.469e-05
```

```r
# コード 7-3
firmdata19 <- firmdata19 %>%
  mutate(retail = ifelse(format == "Retail", 1, 0))

# 確認
with(firmdata19, table(retail, format))
```

```
      format
retail Other Retail
     0    90      0
     1     0     56
```

```r
# コード 7-4
fit.d2 <- lm(op ~ mkexp + retail, data = firmdata19)
summary(fit.d2)
```

```
Call:
lm(formula = op ~ mkexp + retail, data = firmdata19)

Residuals:
      Min        1Q    Median        3Q       Max
-0.095926 -0.031427 -0.008661  0.014345  0.261068

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

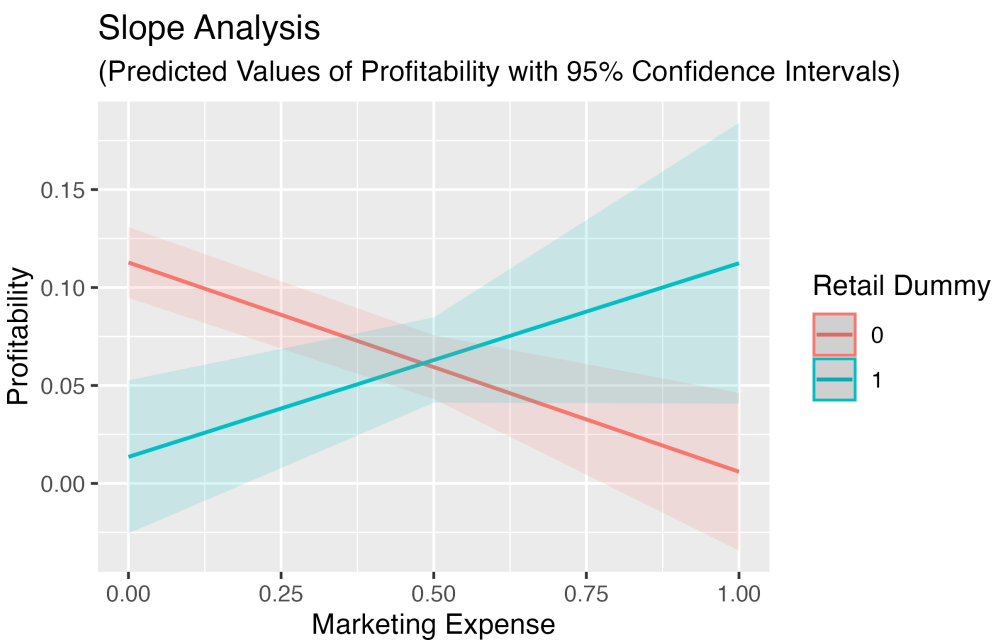
```
(Intercept)  0.101694   0.008833  11.514  < 2e-16 ***
mkexp       -0.066003   0.024959  -2.644 0.009097 **
retail      -0.031770   0.009303  -3.415 0.000831 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.05368 on 143 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1379,    Adjusted R-squared:  0.1258
F-statistic: 11.44 on 2 and 143 DF,  p-value: 2.469e-05
```

```
# コード 7-5
fit.d3 <- lm(op ~ mkexp * retail, data = firmdata19)
summary(fit.d3)
```

```
Call:
lm(formula = op ~ mkexp * retail, data = firmdata19)

Residuals:
      Min        1Q    Median        3Q       Max
-0.100914 -0.027907 -0.006023  0.020847  0.254339

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   0.112780   0.009123  12.362  < 2e-16 ***
mkexp        -0.106801   0.026898  -3.971 0.000113 ***
retail       -0.099242   0.021752  -4.563 1.08e-05 ***
mkexp:retail  0.205666   0.060393   3.405 0.000859 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.0518 on 142 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.203, Adjusted R-squared:  0.1862
F-statistic: 12.06 on 3 and 142 DF,  p-value: 4.461e-07
```

```
# コード 7-6
# install.packages("sjPlot")

# コード 7-7
# # library(sjPlot)
```

```
pred <- plot_model(fit.d3,
  type = "pred",
  terms = c("mkexp", "retail"),
  ci.lvl = .95) +
  labs(
    title = "Slope Analysis",
    subtitle = "(Predicted Values of Profitability with 95% Confidence
     ↪  Intervals)",
    x = "Marketing Expense",
    y = "Profitability"
  ) + scale_color_discrete(name = "Retail Dummy")
pred
```




```
# コード 7-8
Headphone07 <- readr::read_csv("data/headphone07.csv", na = ".")

#データフレームの確認
glimpse(Headphone07)
```

```
Rows: 221
Columns: 4
$ ID        <dbl> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 1~
$ sales     <dbl> 118.8377, 548.6312, 197.3075, 104.2657, 748.8251, 947.8850, ~
```

```
$ rd        <dbl> 404.0893, 252.1270, 444.3374, 407.5876, 841.7605, 336.8744, ~
$ promotion <dbl> 75.63163, 102.74572, 97.98040, 83.46613, 105.69250, 80.17476~
```

```
# コード 7-9
fit_int <- lm(sales ~ rd * promotion, data = Headphone07)
summary(fit_int)
```

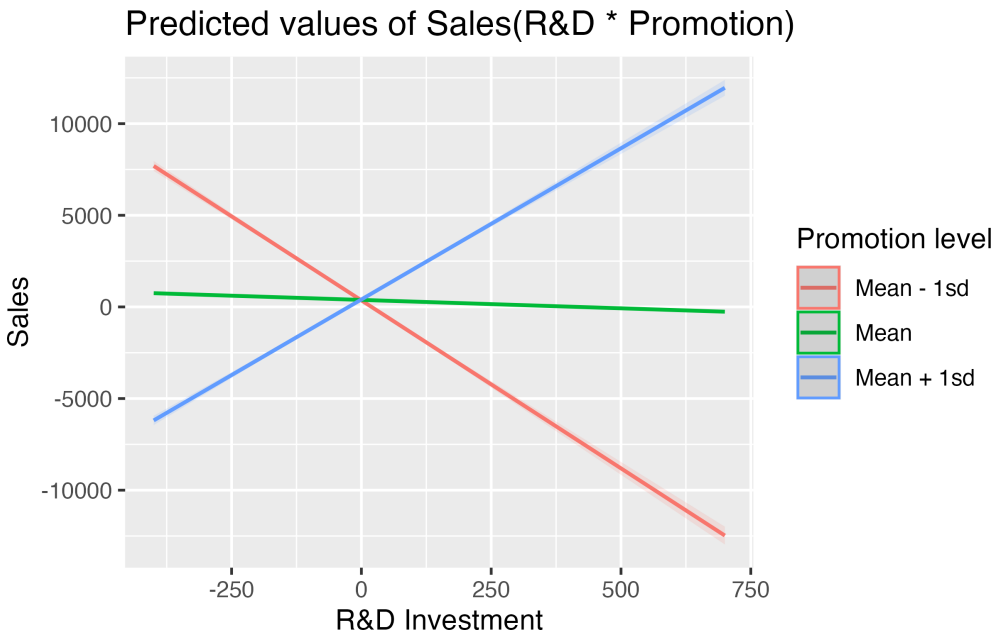
```
Call:
lm(formula = sales ~ rd * promotion, data = Headphone07)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-46.522 -12.861  -0.638  13.578  70.667

Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   2.033e+04  1.090e+02   186.5   <2e-16 ***
rd           -5.187e+01  2.844e-01  -182.4   <2e-16 ***
promotion    -1.914e+02  1.052e+00  -181.9   <2e-16 ***
rd:promotion  4.979e-01  2.730e-03   182.4   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 20.55 on 217 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9935,    Adjusted R-squared:  0.9934
F-statistic: 1.111e+04 on 3 and 217 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 7-10
Headphone07 <- Headphone07 %>%
  mutate(promotion_c = promotion - mean(promotion, na.rm = TRUE),
         rd_c = rd - mean(rd, na.rm = TRUE))

fit_int_c <- lm(sales ~ rd_c * promotion_c , data = Headphone07)
summary(fit_int_c)
```

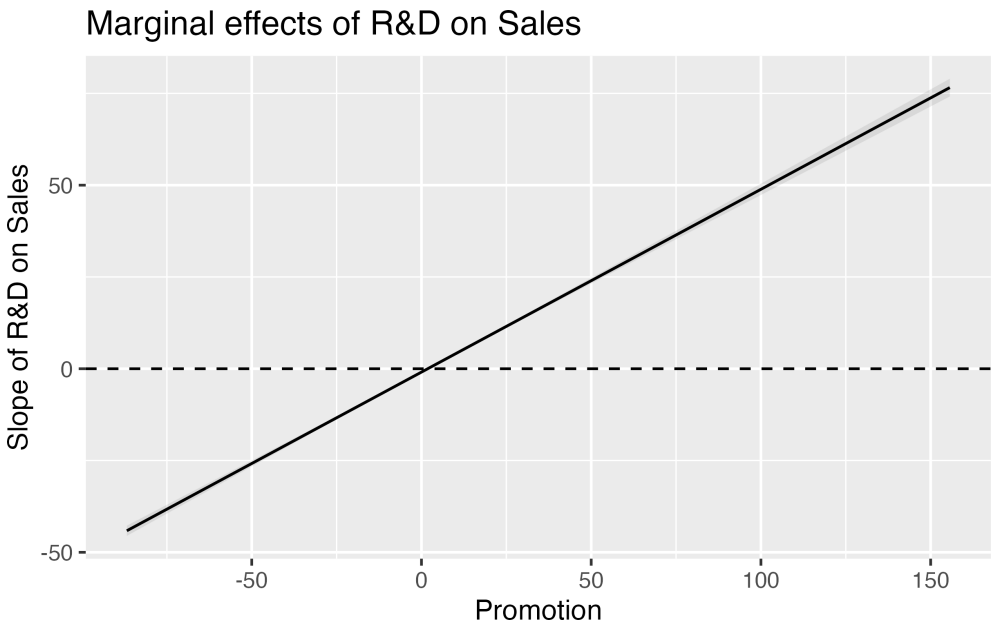
```
Call:
lm(formula = sales ~ rd_c * promotion_c, data = Headphone07)

Residuals:
```

```
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-46.522 -12.861  -0.638  13.578  70.667

Coefficients:
                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      382.27812    1.51459  252.40   <2e-16 ***
rd_c              -0.91767    0.01196  -76.75   <2e-16 ***
promotion_c        0.69039    0.03972   17.38   <2e-16 ***
rd_c:promotion_c   0.49792    0.00273  182.37   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 20.55 on 217 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9935,    Adjusted R-squared:  0.9934
F-statistic: 1.111e+04 on 3 and 217 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

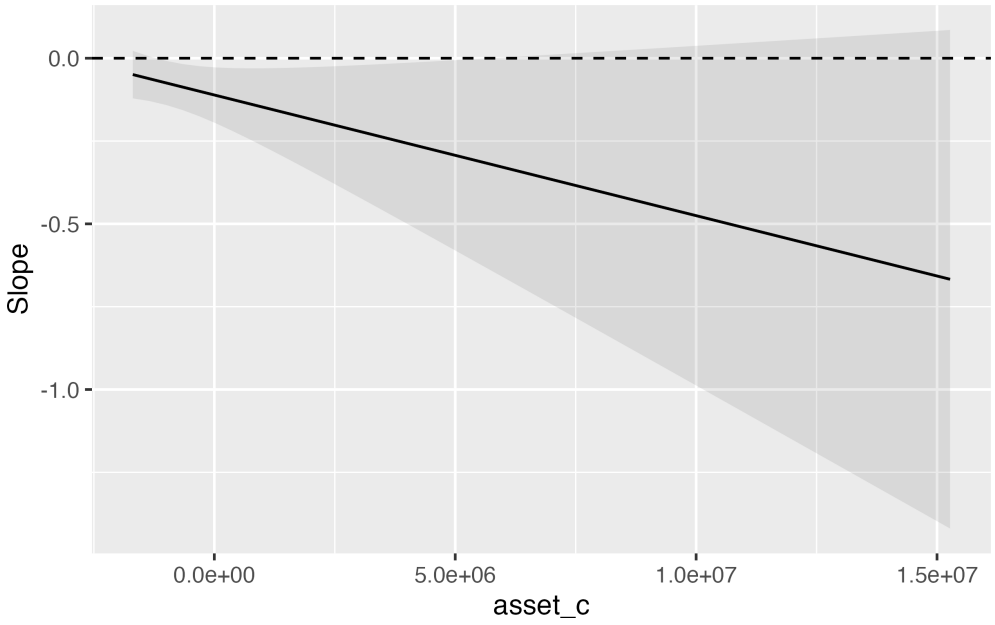
```r
# コード 7-11
leg = c("Mean - 1sd", "Mean", "Mean + 1sd")
int_fig1 <- plot_model(fit_int_c,
 type = "int",
 mdrt.values = "meansd",
 ci.lvl = .9999999999) +
  labs(
    title = "Predicted values of Sales(R&D * Promotion)",
    x = "R&D Investment",
    y = "Sales") +
  scale_color_discrete(
    name = "Promotion level",
    labels = leg)
int_fig1
```




```
# コード 7-12
# install.packages("marginaleffects")

# コード 7-13
# library(marginaleffects)
int_fig2 <- plot_slopes(fit_int_c, variables = "rd_c",
  condition = "promotion_c", conf_level = .99999999) +
  labs(title = "Marginal effects of R&D on Sales",
       x = "Promotion", y = "Slope of R&D on Sales") +
  geom_hline(aes(yintercept = 0), linetype = "dashed")
int_fig2
```




```
# コード 7-14
firmdata19 <- firmdata19 %>%
  mutate(mkexp_c = mkexp - mean(mkexp),
         asset_c = total_assets - mean(total_assets))
fit_int2 <- lm(op ~ mkexp_c * asset_c, data = firmdata19)
int_fig3 <- plot_slopes(fit_int2, variables = "mkexp_c",
  condition = "asset_c", conf_level = 0.99) +
  geom_hline(aes(yintercept = 0), linetype = "dashed")
int_fig3
```




```
# コード 7-15
firmdata19 <- firmdata19 %>%
  mutate(adv = (adv - mean(adv)) / sd(adv),
         rd = (rd - mean(rd)) / sd(rd),
         ad_rd = adv + rd)
fit_linear <- lm(sales ~ adv + rd, data = firmdata19)
summary(fit_linear)
```

```
Call:
lm(formula = sales ~ adv + rd, data = firmdata19)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-4357995  -463348  -236824   123663  2692251

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1199403      74285  16.146   <2e-16 ***
adv          1632326      74996  21.766   <2e-16 ***
rd             29915      74996   0.399    0.691
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 897600 on 143 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7711,    Adjusted R-squared:  0.7679
F-statistic: 240.8 on 2 and 143 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 7-16
fit_comp <- lm(sales ~ adv + ad_rd, data = firmdata19)
summary(fit_comp)
```

```

Call:
lm(formula = sales ~ adv + ad_rd, data = firmdata19)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-4357995  -463348  -236824   123663  2692251

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1199403      74285  16.146   <2e-16 ***
adv          1602411     111739  14.341   <2e-16 ***
ad_rd          29915      74996   0.399    0.691
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 897600 on 143 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7711,    Adjusted R-squared:  0.7679
F-statistic: 240.8 on 2 and 143 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 7-17
fit_prod <- lm(log(sales) ~ log(labor_cost) + log(ppent),
  data = firmdata19)

summary(fit_prod)
```

```

Call:
lm(formula = log(sales) ~ log(labor_cost) + log(ppent), data = firmdata19)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.40821 -0.36129 -0.00933  0.38591  1.66673
```

```
Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)     3.17129    0.31733   9.994   <2e-16 ***
log(labor_cost) 0.53739    0.03679  14.605   <2e-16 ***
log(ppent)      0.34588    0.02797  12.366   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.5169 on 143 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8747,    Adjusted R-squared:  0.8729
F-statistic: 499.1 on 2 and 143 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 7-18
price <- readr::read_csv("data/price_data.csv")

fit_q <- lm(log(q) ~ log(p), data = price)
summary(fit_q)
```

```

Call:
lm(formula = log(q) ~ log(p), data = price)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.11220 -0.13668  0.02804  0.16166  0.51039

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  9.47781    0.08135   116.5   <2e-16 ***
log(p)      -0.18008    0.01354   -13.3   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2309 on 998 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1506,    Adjusted R-squared:  0.1497
F-statistic: 176.9 on 1 and 998 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
# コード 7-19
# install.packages("car")
```

```
# コード 7-20
# library(car)
linearHypothesis(fit_q, c("log(p)= -1"))
```

```
Linear hypothesis test:
log(p) = - 1

Model 1: restricted model
Model 2: log(q) ~ log(p)

  Res.Df     RSS Df Sum of Sq      F    Pr(>F)
1    999 248.811
2    998  53.225  1    195.59 3667.3 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# コード 7-21
# install.packages("modelsummary")

# コード 7-22
# library(modelsummary)
msummary(fit_int, statistic = 'conf.int')
```

```
# コード 7-23
msummary(fit_int, gof_omit = "Log.Lik.|AIC|BIC|RMSE")
```

```
# コード 7-24
var_nam <- c("rd" = "R&D", "promotion" = "Promotion",
             "rd:promotion" = "R&D * Promotion",
             "rd_c" = "R&D_c", "promotion_c" = "Promotion_c",
             "rd_c:promotion_c" = "R&D_c * Promotion_c",
             "(Intercept)" = "定数項")
Int <- list()
Int[["Without centering"]] <- fit_int
Int[["With centering"]] <- fit_int_c

msummary(Int,
```

	(1)
(Intercept)	20 326.588
	[20 111.797, 20 541.378]
rd	−51.872
	[−52.433, −51.312]
promotion	−191.431
	[−193.505, −189.358]
rd × promotion	0.498
	[0.493, 0.503]
Num.Obs.	221
R2	0.994
R2 Adj.	0.993
AIC	1969.2
BIC	1986.2
Log.Lik.	−979.617
F	11 110.648
RMSE	20.36

	(1)
(Intercept)	20 326.588
	(108.978)
rd	−51.872
	(0.284)
promotion	−191.431
	(1.052)
rd × promotion	0.498
	(0.003)
Num.Obs.	221
R2	0.994
R2 Adj.	0.993
F	11 110.648

Table 5.1: Comparing Interaction Models

	Without centering	With centering
R&D	−51.872***	
	[−52.433, −51.312]	
Promotion	−191.431***	
	[−193.505, −189.358]	
R&D * Promotion	0.498***	
	[0.493, 0.503]	
R&D_c		−0.918***
		[−0.941, −0.894]
Promotion_c		0.690***
		[0.612, 0.769]
R&D_c * Promotion_c		0.498***
		[0.493, 0.503]
定数項	20 326.588***	382.278***
	[20 111.797, 20 541.378]	[379.293, 385.263]
Num.Obs.	221	221
R2	0.994	0.994
R2 Adj.	0.993	0.993
F	11 110.648	11 110.648

+ p <0.1, * p <0.05, ** p <0.01, *** p <0.001
Values in [ ] show 95% confidence intervals

```
  coef_map = var_nam,
  title = "Comparing Interaction Models",
  notes = "Values in [ ] show 95% confidence intervals",
  stars = TRUE,
  statistic = 'conf.int', conf_level = .95,
  gof_omit = "Log.Lik.|AIC|BIC|RMSE")
```

```
# コード 7-25
msummary(Int,
  title = "Comparing Interaction Models",
```

Table 5.2: Comparing Interaction Models

	Without centering	With centering
(Intercept)	20 326.588***	382.278***
	[20 111.797, 20 541.378]	[379.293, 385.263]
rd	−51.872***	
	[−52.433, −51.312]	
promotion	−191.431***	
	[−193.505, −189.358]	
rd × promotion	0.498***	
	[0.493, 0.503]	
rd_c		−0.918***
		[−0.941, −0.894]
promotion_c		0.690***
		[0.612, 0.769]
rd_c × promotion_c		0.498***
		[0.493, 0.503]
Num.Obs.	221	221
R2	0.994	0.994
R2 Adj.	0.993	0.993
F	11 110.648	11 110.648

+ p <0.1, * p <0.05, ** p <0.01, *** p <0.001
Values in [ ] show 95% confidence intervals

```
notes = "Values in [ ] show 95% confidence intervals",
stars = TRUE,
statistic =  'conf.int', conf_level = .95,
gof_omit = "Log.Lik.|AIC|BIC|RMSE",
output = "latex")
```

第 6 章

第 8 章

```
pacman::p_load(tidyverse, readxl, modelsummary, mfx, DescTools,
 ↪  mlogit)
```

```
# コード 8-1
df1 <- data.frame(
    Y = c(0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1),
    X = c(3.4, 5.22, 7.06, 2.81, 4.11, 10.34, 13.67, 15.99, 9.09)
  )
lpm1 <- lm(Y ~ X, data = df1)
pred_lpm1 <- predict(lpm1)
pred_lpm1
```

```
          1           2           3           4           5           6
-0.006342894  0.173357681  0.355032986 -0.064597476  0.063760077  0.678888967
          7           8           9
 1.007681776  1.236750640  0.555468243
```

```
# コード 8-2
choice_df <- readxl::read_xlsx("data/choice_data.xlsx")
head(choice_df)
```

```
# A tibble: 6 x 6
     y1    y2    p1    p2    a1    a2
  <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1     1     0 10.7  16.8      0     1
2     0     1 11.6   9.15     1     0
3     1     0  8.97  9.31     1     0
4     1     0  4.62  8.03     0     0
5     1     0  7.81 19.2      1     1
```

```
6     1     0  7.49  8.84     0     0
```

```
# コード 8-3
probit1 <- glm(y1 ~ p1 + a1,
               family = binomial(link = probit),
               data = choice_df)
summary(probit1)
```

```
Call:
glm(formula = y1 ~ p1 + a1, family = binomial(link = probit),
    data = choice_df)

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  2.04117    0.22350   9.133  < 2e-16 ***
p1          -0.24720    0.02213 -11.171  < 2e-16 ***
a1           0.62763    0.08656   7.251 4.13e-13 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 1384.5  on 999  degrees of freedom
Residual deviance: 1205.5  on 997  degrees of freedom
AIC: 1211.5

Number of Fisher Scoring iterations: 3
```

```
# コード 8-4
ols1 <- lm(y1 ~ p1 + a1,
           data = choice_df)
logit1 <- glm(y1 ~ p1 + a1,
              family = binomial(link = logit),
              data = choice_df)
models <- list()
models[["Linear probability model"]] <- ols1
models[["Probit model"]] <- probit1
models[["Logit model"]] <- logit1
modelsummary(models,
```

Table 6.1: モデル比較

	Linear probability model	Probit model	Logit model
(Intercept)	1.196***	2.041***	3.332***
	(0.065)	(0.212)	(0.361)
p1	−0.085***	−0.247***	−0.404***
	(0.006)	(0.021)	(0.036)
a1	0.221***	0.628***	1.035***
	(0.029)	(0.087)	(0.145)
Num.Obs.	1000	1000	1000

+ p <0.1, * p <0.05, ** p <0.01, *** p <0.001
Values in [ ] show robust standard errors

```
            title = "モデル比較",
            notes = "Values in [ ] show robust standard errors",
            stars = TRUE,
            statistic = "std.error",
            vcov = "robust",
            gof_map = "nobs")
```

```
# 適合度指標において，サンプルサイズ（"nobs"）のみ表示するという指示
```

```
# コード 8-5
# Average Marginal Effects（限界効果の平均）
probit1_ame <- probitmfx(y1 ~ p1 + a1,
                         data = choice_df, atmean = FALSE)
probit1_ame
```

```
Call:
probitmfx(formula = y1 ~ p1 + a1, data = choice_df, atmean = FALSE)

Marginal Effects:
        dF/dx  Std. Err.         z     P>|z|
p1 -0.0847786  0.0060787 -13.9469 < 2.2e-16 ***
a1  0.2188866  0.0289816   7.5526 4.266e-14 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
dF/dx is for discrete change for the following variables:

[1] "a1"
```

```
# コード 8-7
# Marginal Effects at Mean（平均値における限界効果）
probit1_mem <- probitmfx(y1 ~ p1 + a1,
                         data = choice_df, atmean = TRUE)
probit1_mem
```

```
Call:
probitmfx(formula = y1 ~ p1 + a1, data = choice_df, atmean = TRUE)

Marginal Effects:
        dF/dx  Std. Err.        z     P>|z|
p1 -0.0984235  0.0088074 -11.1750 < 2.2e-16 ***
a1  0.2446609  0.0324366   7.5427 4.602e-14 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

dF/dx is for discrete change for the following variables:

[1] "a1"
```

```
# コード 8-8
marginal <- c(
  "p1 marginal" = "p1",
  "a1 marginal" = "a1"
)

marg_model <- list(
  "(1) Probit_AME" <- probit1_ame,
  "(2) Probit_MEM" <- probit1_mem
)

marg_sum <- modelsummary(
  marg_model,
  statistic = "std.error",
  coef_map = marginal,
```

Table 6.2: 限界効果サマリー

	(1)	(2)
p1	−0.085***	−0.098***
	(0.006)	(0.009)
a1	0.219***	0.245***
	(0.029)	(0.032)
Num.Obs.	1000	1000
Marginal effect type	Average Marginal Effect	Marginal Effect at Mean

+ p <0.1, * p <0.05, ** p <0.01, *** p <0.001

```
  stars = TRUE,
  shape = term:component ~ model,
  add_rows = data.frame("Marginal effect type",
                        "Average Marginal Effect",
                        "Marginal Effect at Mean"),
  title = "限界効果サマリー",
  gof_map = "nobs"
)
marg_sum
```

```
# コード 8-9
DescTools::PseudoR2(probit1)
```

```
 McFadden
0.1293345
```

```
# コード 8-10

# 価格差変数作成
choice_df <- choice_df %>%
  mutate(p_ratio = p1 - p2)

probit2 <- glm(y1 ~ p_ratio + a1 + a2,
               family = binomial(link = probit),
               data = choice_df)
summary(probit2)
```

```
Call:
glm(formula = y1 ~ p_ratio + a1 + a2, family = binomial(link = probit),
    data = choice_df)

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -0.54634    0.07756  -7.044 1.87e-12 ***
p_ratio     -0.22180    0.01524 -14.559  < 2e-16 ***
a1           0.66314    0.09162   7.238 4.55e-13 ***
a2          -0.32291    0.09884  -3.267  0.00109 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 1384.5  on 999  degrees of freedom
Residual deviance: 1066.9  on 996  degrees of freedom
AIC: 1074.9

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

```
# コード 8-11
DescTools::PseudoR2(probit2)
```

```
McFadden
0.229384
```

```
# コード 8-12
probit2_ame <- probitmfx(y1 ~ p_ratio + a1 + a2,
                         data = choice_df, atmean = FALSE)
probit2_ame
```

```
Call:
probitmfx(formula = y1 ~ p_ratio + a1 + a2, data = choice_df,
    atmean = FALSE)

Marginal Effects:
             dF/dx  Std. Err.        z     P>|z|
p_ratio -0.0669199  0.0029405 -22.7581 < 2.2e-16 ***
a1       0.2036848  0.0270475   7.5306 5.049e-14 ***
a2      -0.0969891  0.0291848  -3.3233 0.0008897 ***
```

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

dF/dx is for discrete change for the following variables:

[1] "a1" "a2"
```

```r
# コード 8-13
data(Cracker, package = "mlogit")
head(Cracker, n = 20)
```

```
   id disp.sunshine disp.keebler disp.nabisco disp.private feat.sunshine
1   1             0            0            0            0             0
2   1             0            0            0            0             0
3   1             1            0            0            0             0
4   1             0            0            0            0             0
5   1             0            0            0            0             0
6   1             0            0            0            0             0
7   1             0            0            1            0             0
8   1             0            0            1            0             0
9   1             0            0            1            0             0
10  1             1            0            1            0             0
11  1             0            0            1            0             0
12  1             0            0            0            0             0
13  1             1            0            0            0             0
14  1             0            1            1            0             0
15  1             0            0            0            0             0
16  1             0            0            1            0             0
17  2             0            0            0            0             0
18  2             1            0            1            0             1
19  2             1            0            0            0             1
20  2             1            0            0            0             0
   feat.keebler feat.nabisco feat.private price.sunshine price.keebler
1             0            0            0            98            88
2             0            0            0            99           109
3             0            0            0            49           109
4             0            0            0           103           109
5             0            0            0           109           109
6             0            0            0            89           109
7             0            0            0           109           109
```

```
8            0            0            0          109          119
9            0            0            0          109          121
10           0            0            0           79          121
11           0            0            0          109          113
12           0            0            0          109          121
13           0            0            0           89          121
14           0            0            0          109          109
15           0            0            0          109          109
16           0            0            0          129          104
17           0            0            0           79           99
18           0            0            0           69          105
19           0            0            0           79          125
20           0            0            0           79          125
   price.nabisco price.private   choice
1            120            71  nabisco
2             99            71  nabisco
3            109            78 sunshine
4             89            78  nabisco
5            119            64  nabisco
6            119            84  nabisco
7            129            78 sunshine
8            129            78  nabisco
9            109            78  nabisco
10           109            78  nabisco
11           109            96  nabisco
12            99            86  nabisco
13            99            86  nabisco
14           129            96  nabisco
15           129            79  nabisco
16           129            96  nabisco
17            69            69  nabisco
18            89            65 sunshine
19           106            69 sunshine
20           106            69 sunshine
```

```
# コード 8-14
cracker <- mlogit.data(Cracker, choice = "choice", shape = "wide",
                       varying = c(2:13))
head(cracker, n = 20)
```

```
~~~~~~~
 first 20 observations out of 13168
~~~~~~~
   id choice      alt disp feat price chid    idx
1   1  FALSE  keebler    0    0    88    1 1:bler
2   1   TRUE  nabisco    0    0   120    1 1:isco
3   1  FALSE  private    0    0    71    1 1:vate
4   1  FALSE sunshine    0    0    98    1 1:hine
5   1  FALSE  keebler    0    0   109    2 2:bler
6   1   TRUE  nabisco    0    0    99    2 2:isco
7   1  FALSE  private    0    0    71    2 2:vate
8   1  FALSE sunshine    0    0    99    2 2:hine
9   1  FALSE  keebler    0    0   109    3 3:bler
10  1  FALSE  nabisco    0    0   109    3 3:isco
11  1  FALSE  private    0    0    78    3 3:vate
12  1   TRUE sunshine    1    0    49    3 3:hine
13  1  FALSE  keebler    0    0   109    4 4:bler
14  1   TRUE  nabisco    0    0    89    4 4:isco
15  1  FALSE  private    0    0    78    4 4:vate
16  1  FALSE sunshine    0    0   103    4 4:hine
17  1  FALSE  keebler    0    0   109    5 5:bler
18  1   TRUE  nabisco    0    0   119    5 5:isco
19  1  FALSE  private    0    0    64    5 5:vate
20  1  FALSE sunshine    0    0   109    5 5:hine

~~~ indexes ~~~~
   chid      alt
1     1  keebler
2     1  nabisco
3     1  private
4     1 sunshine
5     2  keebler
6     2  nabisco
7     2  private
8     2 sunshine
9     3  keebler
10    3  nabisco
11    3  private
12    3 sunshine
```

```
13    4  keebler
14    4  nabisco
15    4  private
16    4 sunshine
17    5  keebler
18    5  nabisco
19    5  private
20    5 sunshine
indexes:  1, 2
```

```
# コード 8-15
ml_cracker <- mlogit(choice ~ price | 1 | disp + feat, probit = FALSE,
                     data = cracker)

summary(ml_cracker)
```

```
Call:
mlogit(formula = choice ~ price | 1 | disp + feat, data = cracker,
    probit = FALSE, method = "nr")

Frequencies of alternatives:choice
 keebler  nabisco  private sunshine
0.068651 0.544350 0.314399 0.072600

nr method
5 iterations, 0h:0m:0s
g'(-H)^-1g = 0.000258
successive function values within tolerance limits

Coefficients :
                       Estimate Std. Error  z-value  Pr(>|z|)
(Intercept):nabisco   2.0011226  0.0831336  24.0712 < 2.2e-16 ***
(Intercept):private   0.3193793  0.1238052   2.5797 0.0098888 **
(Intercept):sunshine -0.5435987  0.1139407  -4.7709 1.834e-06 ***
price                -0.0300966  0.0021082 -14.2761 < 2.2e-16 ***
disp:keebler          0.2999316  0.2070369   1.4487 0.1474251
disp:nabisco          0.1011111  0.0773633   1.3070 0.1912249
disp:private         -0.2244555  0.1495236  -1.5011 0.1333199
disp:sunshine         0.4818670  0.1672400   2.8813 0.0039605 **
```

```
feat:keebler          0.6678542  0.2581732   2.5868 0.0096859 **
feat:nabisco          0.6047773  0.1404077   4.3073 1.653e-05 ***
feat:private          0.1726981  0.2004446   0.8616 0.3889213
feat:sunshine         0.8304895  0.2340938   3.5477 0.0003886 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Log-Likelihood: -3333.8
McFadden R^2:  0.052798
Likelihood ratio test : chisq = 371.66 (p.value = < 2.22e-16)
```

```r
# コード 8-16
# パラメータの推定値（beta）の抽出
beta <- probit2$coefficients

# パラメータ beta と説明変数の線形結合を作成（beta_0 は定数項なので 1 をか
 ↪ ける）
est_probit2 <- cbind(1, choice_df$p_ratio, choice_df$a1,
                     choice_df$a2) %*% beta

# pnorm によって標準正規分布の分布関数による計算を実行する。
# 製品 1(c1) を選ぶ確率の予測値
pred_probit_c1 <- pnorm(est_probit2)
mean(pred_probit_c1)
```

```
[1] 0.4789384
```

```r
# コード 8-17
# ロジットモデルの場合
logit2 <- glm(y1 ~ p_ratio + a1 + a2,
              family = binomial(link = logit),
              data = choice_df)
beta_logit <- logit2$coefficients
est_logit2 <- cbind(1, choice_df$p_ratio, choice_df$a1,
                    choice_df$a2) %*% beta_logit
pred_logit_c1 <- (exp(est_logit2)) / (1 + exp(est_logit2))
mean(pred_logit_c1)
```

```
[1] 0.479
```

```
# コード 8-18
choice_df_v <- choice_df %>%
  mutate(p1_v = p1 - 1,
         p_ratio_v = p1_v - p2)
est_probit_v <- cbind(1, choice_df_v$p_ratio_v, choice_df_v$a1,
                      choice_df_v$a2) %*% beta

# pnorm によって標準正規分布の分布関数による計算を実行する。
# 製品 1(c1) を選ぶ確率の予測値
pred_probit_v <- pnorm(est_probit_v)
mean(pred_probit_v)
```

```
[1] 0.5459071
```

第 III 部

第 3 部 探索型データ分析

第 9 章では観察重視アプローチ、第 10 章ではセグメントとクラスター分析を、第 11 章では探索的因子分析、第 12 章では価格感応度測定 (PSM) について学びます。第 9 章は観察重視アプローチと理論重視アプローチを学習しますが、R コードが出てこないので、ここでは割愛します。

第 7 章

第 10 章セグメントとクラスター分析

クラスター分析 (cluster analysis) は、観測値をいくつかのグループに分ける手法です。ここでは、階層的クラスター分析と非階層的クラスター分析 (K-means 法) を学習します。

7.1 階層的クラスター分析

データの中から類似している観測値を段階的にクラスターとしてまとめて、最終的に 1 つのクラスターになるまで繰り返す方法です。類似度は距離で測定され、距離が近いほど類似しているとみなされます。距離概念として、

- ユークリッド距離 (Euclidean distance)
- マンハッタン距離 (Manhattan distance)
- マハラノビス距離 (Mahalanobis distance)

などがあります。デンドログラム (dendrogram) という樹形図を使って、クラスターの結合過程を視覚的に表現します。

2023 年実施の消費者調査アンケートデータを使って、階層的クラスター分析を実行してみます。必要なパッケージを読み込みます。

- `tidyverse`: データ操作と可視化
- `readxl`: Excel データの読み込み
- `cluster`: クラスター分析
- `factoextra`: クラスター分析の可視化
- `ggrepel`: グラフ上のラベル配置
- `useful`: 便利な関数群

そしてデータを読み込みます。`read_xlsx()` 関数の引数として,

- `path`: データファイルのパスとファイル名
- `sheet`: 読み込むシート名
- `na`: 欠損値を表す文字列

```
pacman::p_load(tidyverse, readxl, cluster, factoextra, ggrepel,
 ↪  useful)
# コード 10-1
df_cons <- read_xlsx(
  path = "data/回答データ【消費者調査 2023 年度下期調査】.xlsx",
  sheet = "回答データ【共通調査 2023 年度下期】",
  na = " "
  )
```

読み込んだデータを str() で確認します。

```
df_cons |>str()
```

```
tibble [5,364 x 992] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
 $ 2023 年下期 no: num [1:5364] 1 2 3 4 7 8 9 10 11 12 ...
 $ 県番号       : num [1:5364] 13 13 27 14 13 13 14 11 25 14 ...
 $ 地域分類     : num [1:5364] 3 3 6 3 3 3 3 3 6 3 ...
 $ 性別         : num [1:5364] 2 1 1 1 1 1 2 2 1 2 ...
 $ 年齢         : num [1:5364] 38 42 25 26 30 33 52 53 36 26 ...
 $ 年齢階層     : num [1:5364] 3 4 2 2 3 3 5 5 3 2 ...
 $ 性年代       : num [1:5364] 11 4 2 2 3 3 13 13 3 10 ...
 $ 結婚有無     : num [1:5364] 2 2 1 1 1 1 1 2 1 2 ...
 $ q1           : num [1:5364] 2 1 1 1 1 1 2 2 1 2 ...
 $ q2t          : num [1:5364] 38 42 25 26 30 33 52 53 36 26 ...
 $ q3           : num [1:5364] 13 13 27 14 13 13 14 11 25 14 ...
 $ q4           : num [1:5364] 1 1 2 2 2 2 2 1 2 1 ...
 $ q5           : num [1:5364] 8 2 7 3 3 3 3 8 4 4 ...
 $ q6           : num [1:5364] 2 2 3 4 1 1 1 2 1 2 ...
 $ q7_1         : num [1:5364] 1 8 2 10 3 5 6 1 5 5 ...
 $ q7_2         : num [1:5364] 4 9 3 10 NA NA NA 4 NA 8 ...
 $ q8           : num [1:5364] 4 4 2 5 2 2 4 1 4 4 ...
 $ q9           : num [1:5364] 1 4 1 2 2 4 1 5 6 5 ...
 $ q10          : num [1:5364] 4 7 2 7 1 1 3 5 NA 5 ...
 $ q11_1        : num [1:5364] 5 4 1 3 4 2 4 2 3 2 ...
 $ q11_2        : num [1:5364] 4 5 2 3 4 2 3 2 3 2 ...
 $ q11_3        : num [1:5364] 4 5 2 3 3 2 4 2 3 2 ...
 $ q11_4        : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 4 2 3 2 ...
 $ q11_5        : num [1:5364] 4 4 3 4 4 2 4 2 3 2 ...
 $ q11_6        : num [1:5364] 4 4 3 3 3 2 4 2 3 2 ...
 $ q11_7        : num [1:5364] 4 5 2 3 4 1 4 2 3 2 ...
```

```
$ q11_8       : num [1:5364] 4 4 3 3 4 1 3 2 3 2 ...
$ q11_9       : num [1:5364] 4 4 3 2 4 2 5 2 3 3 ...
$ q11_10      : num [1:5364] 4 5 4 3 3 2 3 2 3 3 ...
$ q11_11      : num [1:5364] 4 5 3 3 4 2 4 2 3 2 ...
$ q11_12      : num [1:5364] 4 4 3 3 3 1 4 2 3 2 ...
$ q11_13      : num [1:5364] 4 4 2 3 3 1 3 3 3 2 ...
$ q11_14      : num [1:5364] 4 4 2 3 4 1 4 4 3 2 ...
$ q11_15      : num [1:5364] 4 4 3 4 4 2 3 4 3 2 ...
$ q11_16      : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 5 3 3 2 ...
$ q11_17      : num [1:5364] 4 5 3 3 5 2 4 3 3 2 ...
$ q11_18      : num [1:5364] 4 4 2 3 4 2 4 3 3 3 ...
$ q11_19      : num [1:5364] 4 5 2 3 5 2 5 3 3 4 ...
$ q11_20      : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 4 3 3 2 ...
$ q11_21      : num [1:5364] 4 4 3 3 5 2 3 3 3 4 ...
$ q11_22      : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 3 3 3 3 ...
$ q11_23      : num [1:5364] 4 4 4 3 4 1 5 3 3 2 ...
$ q11_24      : num [1:5364] 4 5 3 3 5 1 4 3 3 2 ...
$ q11_25      : num [1:5364] 4 4 3 4 4 1 4 3 3 2 ...
$ q12_1       : num [1:5364] 2 2 3 4 1 3 3 2 3 2 ...
$ q12_2       : num [1:5364] 2 1 4 3 2 3 2 5 3 4 ...
$ q12_3       : num [1:5364] 2 2 3 3 1 4 2 5 3 4 ...
$ q12_4       : num [1:5364] 2 2 3 3 1 4 2 5 3 4 ...
$ q12_5       : num [1:5364] 2 1 4 3 2 5 3 5 3 4 ...
$ q13_1       : num [1:5364] 2 2 3 4 2 4 2 2 2 2 ...
$ q13_2       : num [1:5364] 2 2 3 3 2 5 2 2 2 3 ...
$ q13_3       : num [1:5364] 2 1 3 3 2 5 2 3 2 2 ...
$ q13_4       : num [1:5364] 4 5 3 3 5 1 3 3 1 2 ...
$ q14_1       : num [1:5364] 4 3 3 3 3 2 2 4 3 2 ...
$ q14_2       : num [1:5364] 4 4 3 3 3 2 2 4 3 3 ...
$ q14_3       : num [1:5364] 4 4 3 3 3 1 2 4 3 4 ...
$ q14_4       : num [1:5364] 4 4 3 3 2 1 4 4 3 3 ...
$ q14_5       : num [1:5364] 4 4 3 3 3 2 5 4 3 3 ...
$ q14_6       : num [1:5364] 4 5 2 2 3 2 4 4 4 4 ...
$ q14_7       : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 2 3 3 3 ...
$ q14_8       : num [1:5364] 4 5 3 4 3 2 2 3 3 3 ...
$ q14_9       : num [1:5364] 4 4 3 3 5 2 3 3 3 4 ...
$ q14_10      : num [1:5364] 4 5 2 3 5 1 4 3 3 4 ...
$ q14_11      : num [1:5364] 4 5 3 3 4 1 2 3 4 2 ...
$ q14_12      : num [1:5364] 4 4 3 3 3 1 4 3 3 3 ...
```

```
$ q14_13      : num [1:5364] 4 4 3 3 4 2 4 3 3 4 ...
$ q14_14      : num [1:5364] 4 4 3 3 3 2 2 3 3 3 ...
$ q14_15      : num [1:5364] 4 5 3 3 3 2 4 3 4 3 ...
$ q14_16      : num [1:5364] 4 5 2 3 4 1 2 3 3 3 ...
$ q14_17      : num [1:5364] 4 5 2 3 4 1 4 4 4 3 ...
$ q15_1       : num [1:5364] 1 2 3 3 2 4 3 3 3 2 ...
$ q15_2       : num [1:5364] 2 2 3 3 3 5 2 3 3 4 ...
$ q15_3       : num [1:5364] 2 2 3 3 2 5 2 3 3 3 ...
$ q15_4       : num [1:5364] 2 1 3 2 3 5 2 3 3 2 ...
$ q15_5       : num [1:5364] 2 2 3 3 3 4 3 3 3 2 ...
$ q15_6       : num [1:5364] 2 2 3 2 2 4 1 3 2 3 ...
$ q15_7       : num [1:5364] 2 2 5 2 3 4 2 3 3 3 ...
$ q16_1       : num [1:5364] 2 1 3 4 3 3 3 2 4 2 ...
$ q16_2       : num [1:5364] 2 2 3 3 3 4 4 3 4 2 ...
$ q16_3       : num [1:5364] 2 2 3 3 3 4 2 3 3 3 ...
$ q16_4       : num [1:5364] 2 2 3 3 3 4 3 3 3 3 ...
$ q17_1.01    : num [1:5364] 0 1 0 0 1 1 0 0 0 1 ...
$ q17_1.02    : num [1:5364] 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.03    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 ...
$ q17_1.04    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.05    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.06    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.07    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.08    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.09    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.10    : num [1:5364] 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.11    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 ...
$ q17_1.12    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.13    : num [1:5364] 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 ...
$ q17_1.14    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.15    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.16    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.17    : num [1:5364] 0 1 0 0 1 0 0 0 0 0 ...
$ q17_1.18    : num [1:5364] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 [list output truncated]
```

992 変数，5364 観測値からなるデータを読み込みました。東京都 (13) と兵庫県 (28) の回答者を対象に，ブランド志向性 (q12_4) と価格志向性 (q13_3) の 2 変数を使ってクラスター分析を実行します。

教科書では，カテゴリー変数の数値を文字列に変換するために，case_when() 関数を

使っていますが，この処理だと変数の型が文字列となり，カテゴリー変数として R が認識しなくなります。そこでここでは，factor() 関数を使って，変数の型を因子型に変換し，ラベルを付与する方法を採用します。

```
# 東京と兵庫の県番号リスト作成
ken_number <- c(13, 28)

# 回答者と項目を抽出
df_cons <- df_cons |>
  select(県番号, 性別, 年齢, 結婚有無, q12_4, q13_3) |>
  filter( # 東京と兵庫を抽出し，欠損値を除去
    県番号 %in% ken_number, # 東京と兵庫の回答者
    q12_4 != 999, # 欠損値は 999
    q13_3 != 999
    ) |>
  mutate(
    q12_4 = 6 - q12_4, # 尺度を反転
    q13_3 = 6 - q13_3, # 尺度を反転
    # 県番号，性別，結婚有無を因子型に変換して，ラベルを付与
    Pref = factor(県番号,
                  levels = c(13, 28),
                  labels = c("Tokyo", "Hyogo")
                  ),
    Gender = factor( # 性別を因子型の Gender に変換
      性別,
      levels = c(1, 2),
      labels = c("Male", "Female")
      ),
    MaritalSt. = factor( # 結婚有無を因子型の MaritalSt. に変換
      結婚有無,
      levels = c(1, 2),
      labels = c("Married", "Not Married")
    )
  )
```

クラスター分析を実行する関数の引数は数値データのみである必要があるので，select() で必要な変数だけを抽出し，オブジェクト clus_cons に格納します。

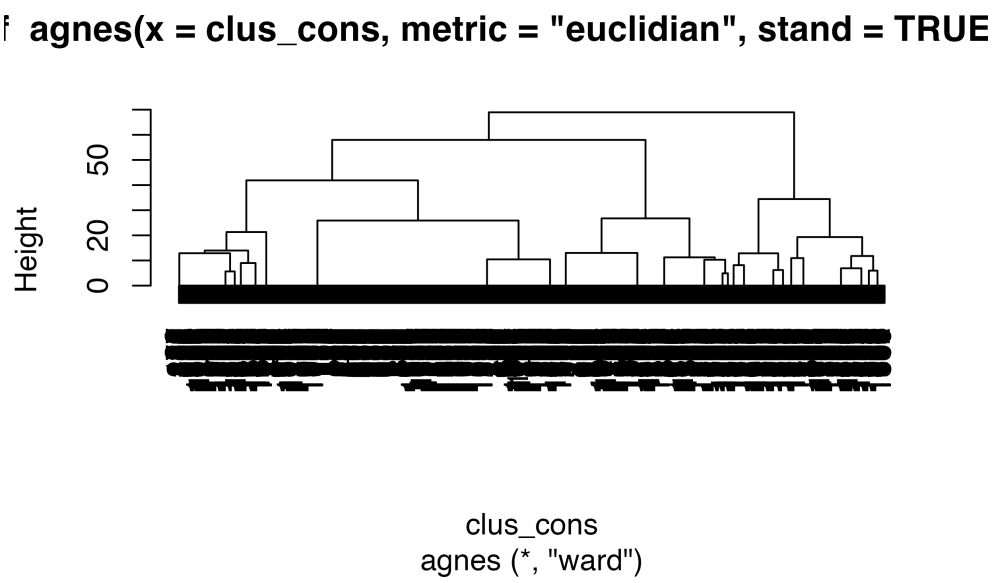
agnes() 関数を使って階層的クラスター分析を実行します。引数として，

- clus_cons: クラスター分析対象データ
- metric: 距離尺度

- method: クラスター結合方法
- stand: 変数の標準化

を指定します。実行結果を Hier1 に格納し，pltree() 関数でデンドログラムを作成します。

```
clus_cons <- df_cons |> select(q12_4, q13_3)



Hier1 <- agnes(
  clus_cons, # クラスター分析対象データ
  metric = "euclidian", # 距離尺度
  method = "ward", # クラスター結合方法
  stand = TRUE # 変数の標準化
  )

pltree(Hier1) # デンドログラムの作成
```

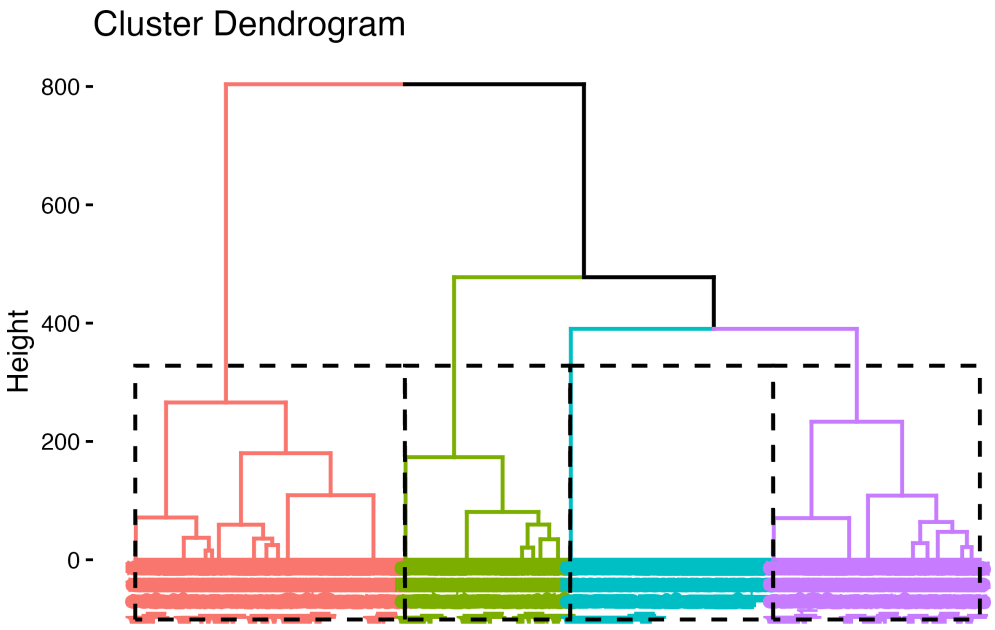


次に，hclust() 関数を使って階層的クラスター分析を実行します。

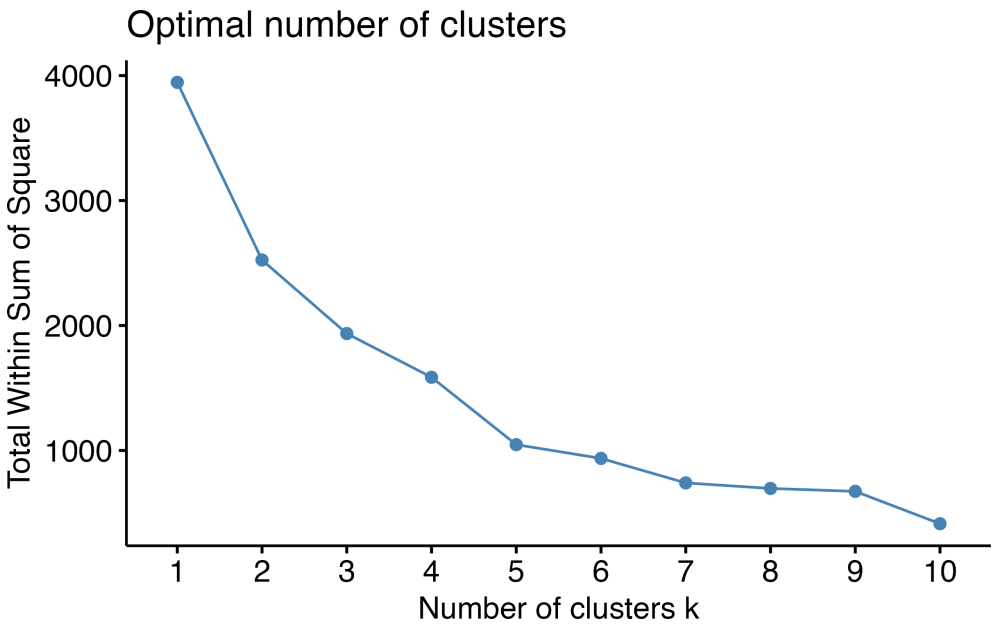
```
alt_Hier <- clus_cons |>
  dist("euclidian") |> # ユークリッド距離の計算
  hclust("ward.D")  # ウォード法による階層的クラスター分析
```

```
alt_Hier |>
  fviz_dend(
    k = 4,  # クラスター数
```

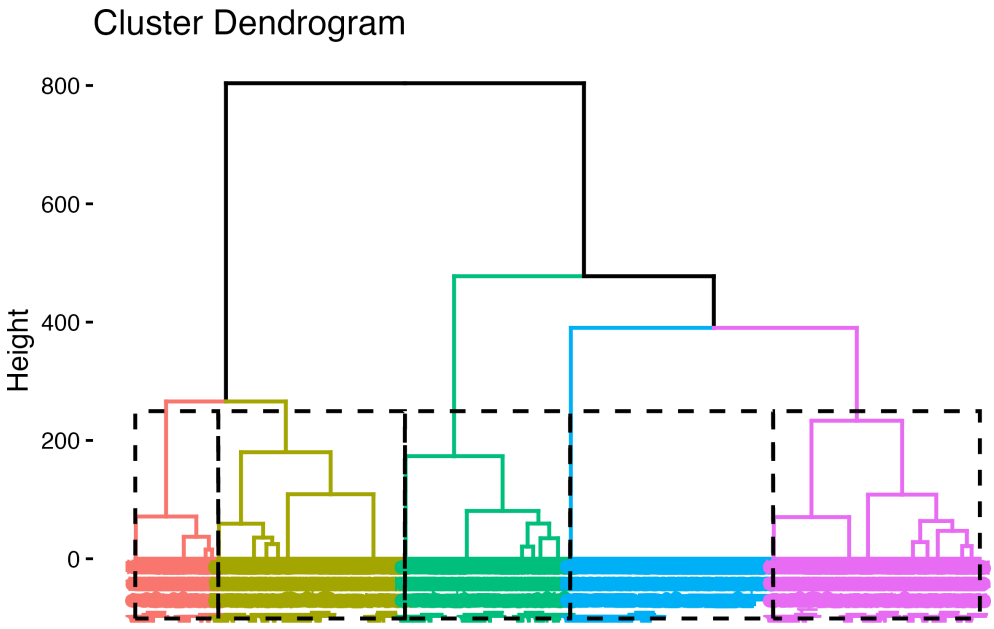
```
    rect = TRUE, # クラスター枠の表示
    rect_border = TRUE # クラスター枠の色表示
  )
```




```
# コード 10-5
fviz_nbclust(
  clus_cons,  # クラスター分析対象データ
  kmeans,  # k-means 法
  method = "wss" # クラスター内変動の総和
  )
```




```
alt_Hier |>
  fviz_dend(
    k = 5, # クラスター数
    rect = TRUE, # クラスター枠の表示
    rect_border = TRUE # クラスター枠の色表示
  )
```



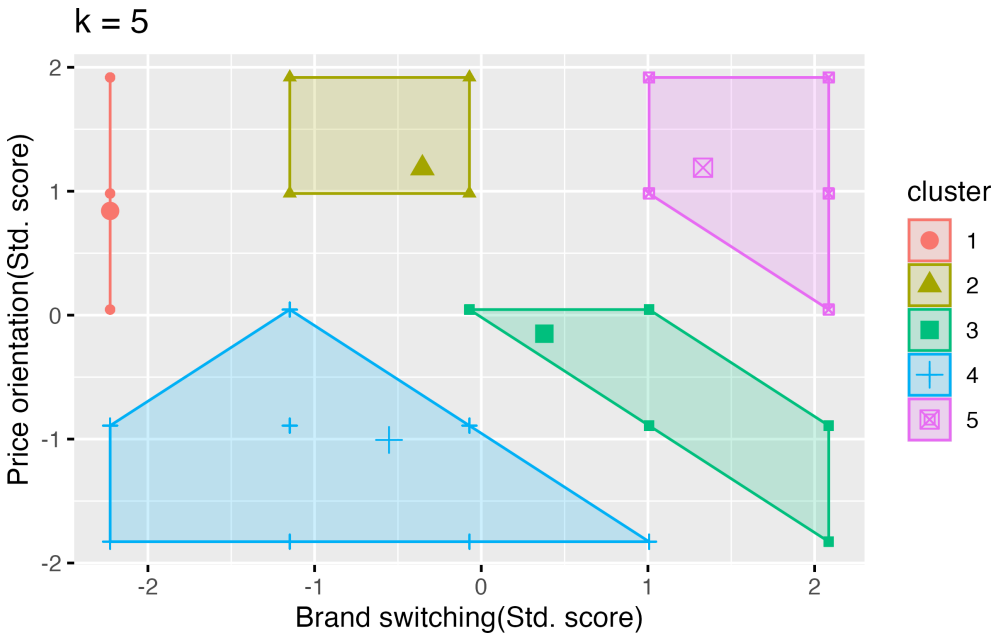
```
# 乱数の種を設定
set.seed(343)

# k-means 法による非階層的クラスター分析
K_shopping <- kmeans(clus_cons, 5)
K_shopping
```

```
K-means clustering with 5 clusters of sizes 80, 298, 760, 592, 243

Cluster means:
     q12_4    q13_3
1 1.000000 3.850000
2 2.738255 4.218121
3 3.417105 2.792105
4 2.552365 1.876689
5 4.300412 4.222222

Clustering vector:
   [1] 5 5 5 4 3 3 3 4 2 3 3 1 3 3 3 3 4 3 3 4 2 4 5 3 2 4 3 4 5 4 3 3 3 4 3 4 3
  [38] 4 3 3 4 5 4 3 3 4 3 3 4 2 4 2 2 4 4 2 3 3 3 3 4 3 4 3 2 1 2 1 3 4 3 4 2 4
  [75] 2 3 5 3 4 4 4 3 4 3 2 4 3 2 3 3 3 3 4 2 3 3 3 4 4 3 3 3 4 3 3 3 4 4 3 1 3
 [112] 3 3 3 4 4 3 4 5 4 4 5 3 3 4 3 4 4 4 3 3 3 4 1 2 4 3 2 3 1 4 3 2 4 3 3 4 4
 [149] 3 2 5 2 4 2 3 3 3 4 3 3 4 3 4 4 3 4 4 3 3 4 4 3 2 4 5 3 2 4 3 4 3 3 3 3 3
 [186] 4 3 3 3 3 3 2 4 3 3 2 4 4 4 3 2 3 3 4 4 1 3 3 2 4 3 5 3 3 3 4 4 5 3 2 1 4
 [223] 5 3 5 3 4 4 5 3 4 5 3 4 3 3 4 4 5 3 3 3 5 4 3 4 2 3 2 4 3 4 3 3 4 5 4 2 3
 [260] 3 3 3 5 2 5 4 3 2 3 5 1 4 2 3 4 3 4 3 4 3 2 1 3 3 3 2 3 4 4 2 3 4 3 4 4 3
 [297] 3 3 2 4 3 5 4 2 2 4 4 4 4 5 3 1 3 4 4 4 3 3 5 4 5 4 4 3 2 2 4 4 5 4 3 4 5
 [334] 3 3 4 4 3 3 3 2 1 4 3 4 3 4 3 5 5 2 3 1 2 1 3 3 3 4 2 3 4 4 2 3 3 2 2 3 3
 [371] 4 3 3 3 3 3 3 5 3 3 4 4 3 4 3 2 4 3 4 5 3 2 4 2 3 3 4 3 3 3 3 4 4 4 1 4 3
 [408] 4 3 2 3 3 3 3 3 4 3 1 2 4 2 5 2 3 2 3 2 4 2 3 2 3 4 3 3 3 3 3 2 3 4 3 3 3
 [445] 3 3 3 5 3 3 3 1 3 3 4 4 3 2 3 5 3 4 1 5 4 4 3 2 3 3 4 3 5 4 3 4 4 3 3 4 5
 [482] 4 3 4 2 3 5 4 4 4 3 4 3 4 3 3 4 5 5 3 3 3 5 3 3 1 5 3 4 3 4 5 3 2 2 5 5 3
 [519] 2 3 3 4 2 4 3 3 3 2 5 2 4 5 5 3 3 5 3 4 2 3 3 3 3 3 3 4 4 1 4 3 3 4 2 5 4
 [556] 3 4 3 3 2 5 4 5 3 3 4 5 4 3 2 2 4 4 3 2 4 2 3 2 3 3 2 3 3 3 4 5 3 4 3 3 4
 [593] 2 4 3 3 4 3 4 3 4 3 3 4 3 2 2 3 3 3 2 4 3 4 2 5 5 3 5 3 3 5 3 4 3 1 3 2 3
 [630] 3 5 1 4 3 5 3 2 3 2 4 5 2 3 1 4 4 3 2 4 3 4 3 4 3 2 4 3 4 4 3 4 3 5 4 3 3
 [667] 3 3 3 5 2 3 2 3 4 4 3 5 3 3 4 1 3 4 1 3 5 3 5 4 5 3 3 4 2 3 3 5 2 3 3 3 4
 [704] 3 3 4 3 3 3 3 3 5 4 1 2 3 2 4 2 2 3 5 3 3 3 5 3 4 3 5 3 2 3 4 4 5 4 3 1 3
 [741] 4 3 5 4 3 1 3 3 4 4 3 5 4 3 4 4 4 2 3 4 3 5 3 3 3 4 4 3 1 3 5 2 4 1 2 3 2
```

```
 [778] 3 2 3 4 3 5 5 4 3 4 4 3 2 3 3 3 1 3 3 3 3 2 4 4 3 3 2 3 4 4 3 3 4 3 5 4 3
 [815] 4 3 4 1 4 1 4 3 4 5 2 4 2 3 4 3 2 5 4 3 4 4 3 4 2 5 3 2 2 4 3 4 4 4 4 3 5
 [852] 3 2 4 5 4 4 5 2 2 3 1 3 4 5 5 3 2 3 3 5 2 4 3 3 2 4 2 3 1 3 2 2 2 3 2 5 1
 [889] 4 4 5 5 5 4 2 5 2 3 4 1 4 3 5 5 3 2 4 4 4 3 2 2 4 3 3 4 3 3 3 3 3 2 3 2 3
 [926] 5 5 4 3 4 3 4 4 3 1 2 4 5 4 3 5 1 2 4 5 4 4 5 3 3 4 3 4 4 3 4 2 4 2 4 5 4
 [963] 3 2 4 5 4 2 4 2 3 4 3 4 3 2 4 2 3 2 3 4 2 4 2 3 3 3 2 2 4 1 3 4 1 4 3 4 4
[1000] 3 5 4 2 5 4 5 2 3 3 3 4 3 4 3 3 4 3 3 4 4 2 3 3 5 3 2 5 3 3 3 3 4 3 4 4 5
[1037] 2 4 3 4 2 3 2 2 4 3 3 3 4 4 2 5 3 3 3 4 3 3 5 4 4 4 2 3 4 5 1 4 3 1 2 5 4
[1074] 4 3 4 5 4 4 3 4 3 3 4 4 4 3 3 3 4 2 4 2 4 3 2 4 4 3 3 2 3 5 5 4 3 3 5 3 4
[1111] 2 2 3 4 5 3 4 5 4 4 3 3 3 3 3 3 4 4 3 3 4 4 3 3 4 3 2 4 5 5 5 5 2 4 3 4 3
[1148] 4 4 2 5 4 3 2 2 3 2 4 3 3 4 4 5 3 2 2 3 4 4 2 4 5 3 5 1 4 3 2 5 3 4 4 3 3
[1185] 4 1 5 2 4 5 3 3 4 4 3 4 3 5 5 2 3 2 3 4 4 3 2 4 4 3 2 4 3 3 3 2 5 4 1 3 5
[1222] 4 4 3 3 3 3 4 4 2 3 4 2 5 5 4 5 4 5 2 5 2 5 4 3 3 4 3 5 3 4 4 3 4 4 4 3 3
[1259] 2 4 2 3 4 4 4 3 4 2 4 2 4 3 4 3 2 2 4 5 5 4 3 3 3 4 4 2 3 3 4 4 3 3 5 1 4
[1296] 3 4 3 2 3 4 3 3 4 5 3 3 4 3 4 3 2 4 4 3 3 3 5 3 4 3 5 4 4 3 4 3 5 1 4 3 1
[1333] 2 4 4 5 3 4 4 3 3 3 4 3 3 5 4 3 1 3 3 5 3 3 3 4 2 3 5 3 2 4 3 4 1 3 4 1 5
[1370] 3 4 3 3 3 4 3 3 5 4 5 4 3 4 2 4 5 2 4 3 3 5 5 3 2 4 5 4 4 3 3 2 3 2 2 3 3
[1407] 4 4 5 3 4 2 3 2 3 1 2 1 2 3 2 3 3 3 4 4 1 4 2 5 3 5 2 4 4 3 4 4 4 5 3 2 3
[1444] 1 5 3 4 3 3 3 2 4 3 4 4 3 4 3 2 4 3 4 2 4 3 3 5 4 3 5 4 2 5 4 4 2 3 2 3 3
[1481] 3 2 5 5 5 4 4 1 3 4 3 4 3 2 5 3 4 3 3 5 1 4 4 4 3 3 3 3 4 3 4 3 4 2 3 3 3
[1518] 3 5 4 5 5 3 2 4 3 4 4 3 3 4 3 4 3 3 2 4 4 4 5 2 4 4 1 3 3 3 5 3 3 5 3 3 3
[1555] 3 5 4 3 2 2 4 3 3 2 3 3 3 3 3 4 4 5 5 4 2 4 3 2 3 4 4 3 1 4 2 1 5 4 2 4 3
[1592] 3 2 3 3 4 5 3 2 2 4 1 3 2 5 3 3 3 2 4 5 5 5 4 3 5 5 4 2 4 3 5 3 1 4 5 3 2
[1629] 4 5 5 3 2 3 3 4 1 3 5 2 3 3 2 4 3 2 3 2 3 5 3 2 2 5 3 2 4 4 4 3 4 2 4 2 3
[1666] 2 4 2 5 5 1 3 4 2 3 5 3 3 5 5 3 4 4 2 2 4 2 4 3 4 4 4 3 3 2 2 2 4 5 2 3 3
[1703] 5 1 3 4 5 2 3 5 5 3 2 2 4 3 3 5 3 4 4 3 3 5 3 4 4 4 3 3 4 4 5 4 4 3 3 3 3
[1740] 4 3 3 4 2 2 5 3 4 4 2 3 4 4 2 4 3 3 2 3 2 4 2 4 4 4 4 5 2 2 3 4 3 2 4 2 4
[1777] 4 4 4 4 3 2 4 4 3 4 4 5 4 5 2 2 2 2 3 5 4 5 2 2 1 4 4 2 4 1 3 5 2 4 5 3 1
[1814] 3 5 4 2 3 3 3 3 2 4 3 5 3 5 3 4 1 5 5 2 3 4 2 5 4 3 5 4 5 3 4 3 4 5 3 4 4
[1851] 4 3 3 5 1 2 5 3 3 1 2 4 3 4 3 3 4 4 1 5 3 3 3 4 1 2 3 5 5 2 4 3 2 4 4 2 3
[1888] 2 4 5 4 3 2 3 5 3 1 3 2 3 1 2 3 2 4 3 3 3 3 4 4 3 4 4 3 4 2 4 2 3 3 5 3 4
[1925] 5 3 4 3 4 4 5 4 1 4 3 3 3 2 2 5 1 4 4 3 3 3 4 4 4 4 2 4 3 4 1 4 5 2 4 3 5
[1962] 1 3 3 3 4 5 2 3 3 4 3 3

Within cluster sum of squares by cluster:
[1]  54.2000 108.4060 401.9303 622.3750 127.0700
 (between_SS / total_SS =  66.7 %)

Available components:
```

```
[1] "cluster"      "centers"      "totss"        "withinss"     "tot.withinss"
[6] "betweenss"    "size"         "iter"         "ifault"
```

```
# コード 10-8

fviz_cluster(
  K_shopping,  # k-means 法の結果
  data = clus_cons, # クラスター分析対象データ
  geom = "point" # プロットの形状
  ) +
  labs( # タイトルと軸ラベル
    title = "k = 5",
    x = "Brand switching(Std. score)",
    y = "Price orientation(Std. score)"
  )
```




```
# コード 10-9
df_cons$cluster_id <- factor(K_shopping$cluster)

knitr::kable(head(df_cons), caption = "結合データ")
```

Table7.1: 結合データ

県番号	性別	年齢	結婚有無	q12_4	q13_3	Pref	Gender	MaritalSt.	cluster_id
13	2	38	2	4	4	Tokyo	Female	Not Married	5
13	1	42	2	4	5	Tokyo	Male	Not Married	5
13	1	30	1	5	4	Tokyo	Male	Married	5
13	1	33	1	2	1	Tokyo	Male	Married	4
28	1	25	1	3	3	Hyogo	Male	Married	3
28	1	32	1	3	3	Hyogo	Male	Married	3

```
# コード 10-10

clus_summary <- df_cons |>
  group_by(cluster_id) |>
  summarize(
    N = n(),
    Loyalty_m = mean(q12_4),
    Price_m   = mean(q13_3),
    Age_m     = mean(年齢),
    Male_r    = sum(Gender == "Male") / n(),
    Tokyo_r   = (sum(Pref == "Tokyo") / n()) / (1465 / 1973),
    Married_r = sum(MaritalSt. == "Married") / n()
  )
# 表示
knitr::kable(clus_summary, caption = "クラスターサマリー")
```

Table7.2: クラスターサマリー

cluster_id	N	Loyalty_m	Price_m	Age_m	Male_r	Tokyo_r	Married_r
1	80	1.000000	3.850000	42.61250	0.5125000	0.8753925	0.5250000
2	298	2.738255	4.218121	38.56040	0.5134228	0.9400188	0.6107383
3	760	3.417105	2.792105	41.88816	0.5065789	1.0100683	0.5618421
4	592	2.552365	1.876689	43.79730	0.4645270	1.0191680	0.4712838
5	243	4.300412	4.222222	34.91770	0.5102881	1.0363938	0.6213992

第 8 章

第 11 章

```
pacman::p_load(psych, GPArotation, tidyverse, readxl, gt, gtExtras,
 ↪  dendextend, cluster, factoextra, useful, ggrepel)

# コード 11-1
# install.packages("psych")
# install.packages("GPArotation")

# コード 11-2
factor_exdata <- readxl::read_excel("data/factor_ex.xlsx", na = ".")

factor_exdata$V5 <- 8 - factor_exdata$V5
rownames(factor_exdata) <- factor_exdata$ID

factor_exdata2 <- factor_exdata %>%
  select(-ID)
knitr::kable(summary(factor_exdata2))
```

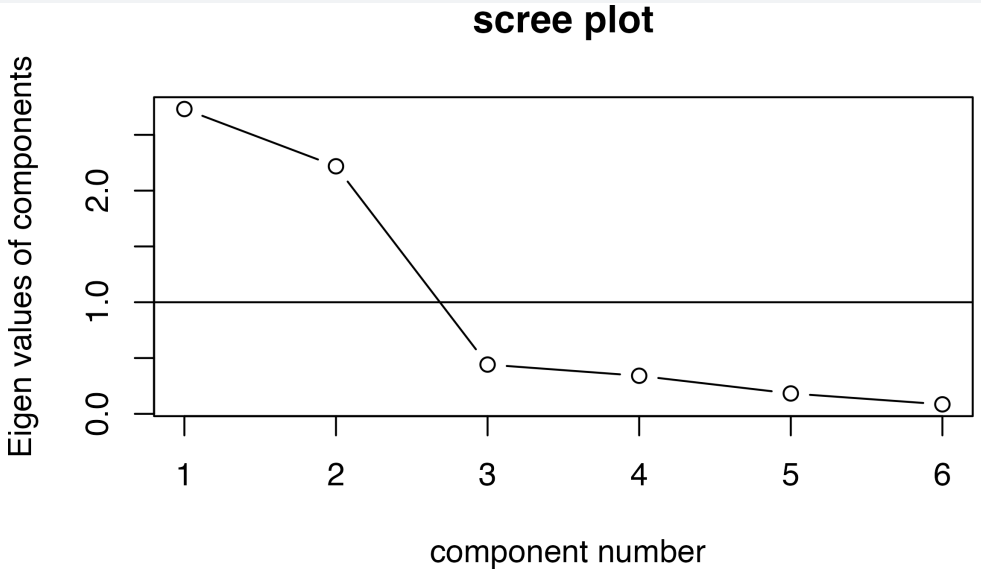
	V1	V2	V3	V4	V5	V6
	Min. :1.000	Min. :2.0	Min. :1.0	Min. :2.0	Min. :1.0	Min. :2.000
	1st Qu.:2.000	1st Qu.:3.0	1st Qu.:2.0	1st Qu.:3.0	1st Qu.:3.0	1st Qu.:3.000
	Median :4.000	Median :4.0	Median :4.0	Median :4.0	Median :4.5	Median :4.000
	Mean :3.933	Mean :3.9	Mean :4.1	Mean :4.1	Mean :4.5	Mean :4.167
	3rd Qu.:6.000	3rd Qu.:5.0	3rd Qu.:6.0	3rd Qu.:5.0	3rd Qu.:6.0	3rd Qu.:4.750
	Max. :7.000	Max. :7.0	Max. :7.0	Max. :7.0	Max. :7.0	Max. :7.000

```
# コード 11-3
knitr::kable(cor(factor_exdata2), caption = "相関行列")
```

Table8.2: 相関行列

	V1	V2	V3	V4	V5	V6
V1	1.0000000	-0.0532178	0.8730902	-0.0861622	0.8576366	0.0041681
V2	-0.0532178	1.0000000	-0.1550200	0.5722121	-0.0197456	0.6404649
V3	0.8730902	-0.1550200	1.0000000	-0.2477879	0.7778480	-0.0180688
V4	-0.0861622	0.5722121	-0.2477879	1.0000000	0.0065819	0.6404649
V5	0.8576366	-0.0197456	0.7778480	0.0065819	1.0000000	0.1364029
V6	0.0041681	0.6404649	-0.0180688	0.6404649	0.1364029	1.0000000

```
# コード 11-4
cor.exdata <- cor(factor_exdata2)

VSS.scree(cor.exdata)
```



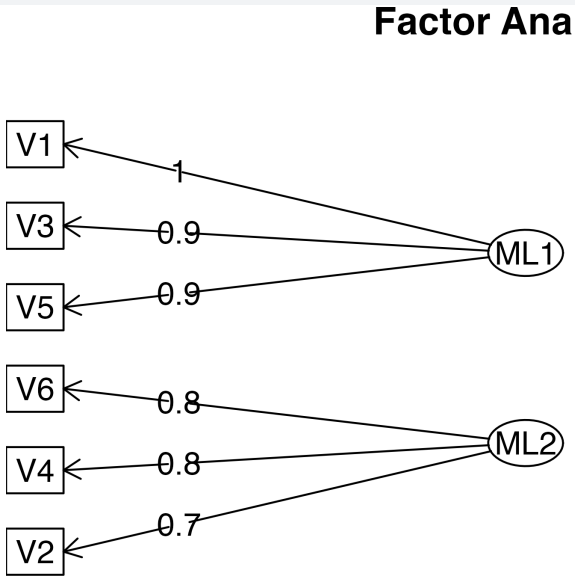

```
# コード 11-5
fa <- fa(r = factor_exdata2, nfactors = 2,
  rotate = "promax", fm = "ml")
fa
```

```
Factor Analysis using method =  ml
Call: fa(r = factor_exdata2, nfactors = 2, rotate = "promax", fm = "ml")
```

```
Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
     ML1   ML2   h2    u2 com
V1  0.97  0.00 0.94 0.063   1
V2 -0.02  0.75 0.56 0.437   1
V3  0.89 -0.12 0.83 0.174   1
V4 -0.06  0.78 0.62 0.378   1
V5  0.89  0.11 0.79 0.205   1
V6  0.08  0.83 0.69 0.309   1

                       ML1  ML2
SS loadings           2.54 1.89
Proportion Var        0.42 0.32
Cumulative Var        0.42 0.74
Proportion Explained  0.57 0.43
Cumulative Proportion 0.57 1.00

 With factor correlations of
      ML1   ML2
ML1  1.00 -0.06
ML2 -0.06  1.00

Mean item complexity =  1
Test of the hypothesis that 2 factors are sufficient.

df null model =  15  with the objective function =  4.25 with Chi Square =  111.31
df of  the model are 4  and the objective function was  0.21

The root mean square of the residuals (RMSR) is  0.03
The df corrected root mean square of the residuals is  0.05

The harmonic n.obs is  30 with the empirical chi square  0.65  with prob <  0.96
The total n.obs was  30  with Likelihood Chi Square =  5.21  with prob <  0.27

Tucker Lewis Index of factoring reliability =  0.95
RMSEA index =  0.095  and the 90 % confidence intervals are  0 0.314
BIC =  -8.39
Fit based upon off diagonal values = 1
Measures of factor score adequacy
                                                ML1  ML2
```

```
Correlation of (regression) scores with factors   0.98 0.92
Multiple R square of scores with factors          0.96 0.84
Minimum correlation of possible factor scores     0.92 0.68
```

```
# コード 11-6
fa.diagram(fa)
```

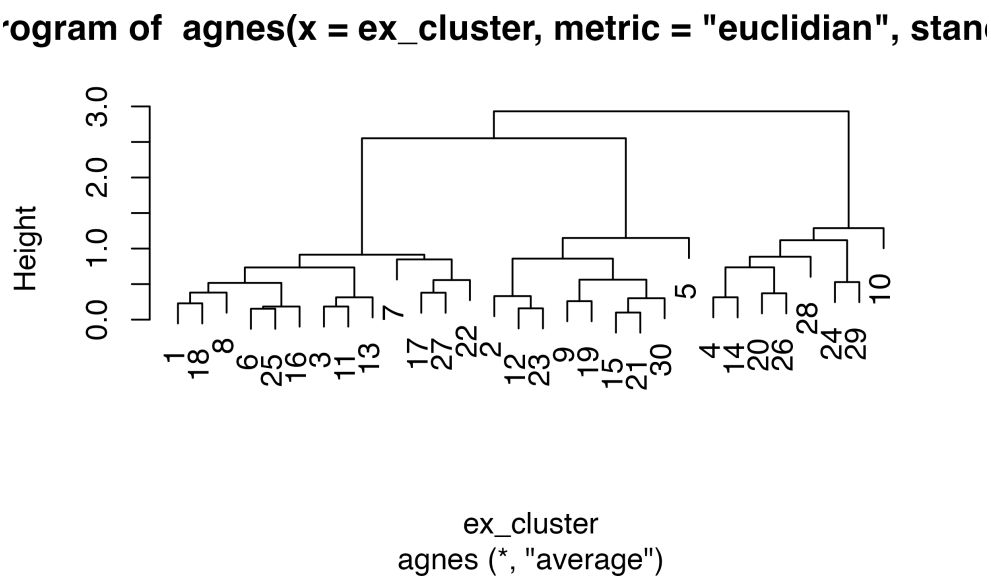



```
# コード 11-7
fs <- data.frame(fa$scores)
factor_exdata2$rowname <- rownames(factor_exdata2)
fs$rowname <- rownames(fs)
factor_exdata2 <- left_join(factor_exdata2, fs, by = "rowname")
knitr::kable(head(factor_exdata2), caption = "結合後データ")
```

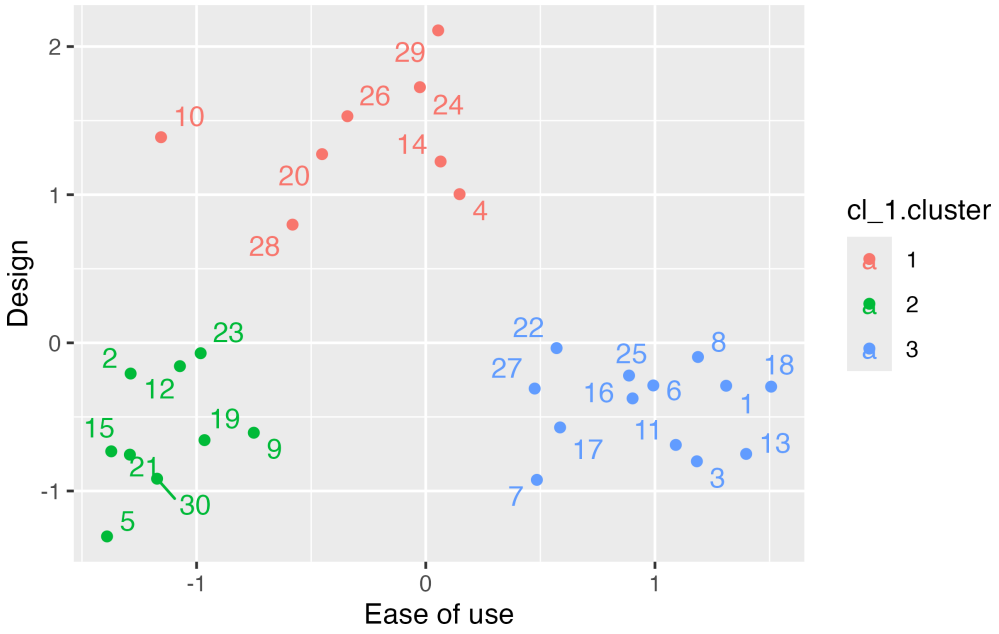
Table8.3: 結合後データ

V1	V2	V3	V4	V5	V6	rowname	ML1	ML2
7	3	6	4	6	4	1	1.3106155	-0.2896470
1	3	2	4	3	4	2	-1.2878038	-0.2073067
6	2	7	4	7	3	3	1.1828544	-0.7996332
4	5	4	6	6	5	4	0.1474225	1.0035837
1	2	2	3	2	2	5	-1.3907544	-1.3067260
6	3	6	4	6	4	6	0.9928111	-0.2875982

```
# コード 11-8

ex_cluster <- factor_exdata2 %>%
  select(ML1, ML2)
Hier1 <- agnes(ex_cluster, metric = "euclidian", stand = TRUE)
pltree(Hier1)
```




```
# コード 11-9
cl_1 <- kmeans(ex_cluster, 3)
clus_fa <- data.frame(cl_1$cluster)
clus_fa$rowname <- rownames(clus_fa)
factor_exdata2 <- left_join(factor_exdata2, clus_fa, by = "rowname")
factor_exdata2$cl_1.cluster <- factor(factor_exdata2$cl_1.cluster)

# Visualizing the clusters with 2 factors
p1 <- ggplot(data = factor_exdata2,
             mapping = aes(x = ML1, y = ML2, color = cl_1.cluster))
p1 + geom_point() +
  geom_text_repel(mapping = aes(label = rownames(factor_exdata2))) +
  labs(x = "Ease of use", y = "Design")
```




```
# コード 11-10
factor_exdata3 <- factor_exdata %>%
  select(-ID)
pca_res <- pca(factor_exdata3, nfactors = 2, rotate = "none")
pca_res
```

```
Principal Components Analysis
Call: principal(r = r, nfactors = nfactors, residuals = residuals,
    rotate = rotate, n.obs = n.obs, covar = covar, scores = scores,
    missing = missing, impute = impute, oblique.scores = oblique.scores,
    method = method, use = use, cor = cor, correct = 0.5, weight = NULL)
Standardized loadings (pattern matrix) based upon correlation matrix
     PC1   PC2   h2    u2 com
V1  0.93 0.25 0.93 0.074 1.1
V2 -0.30 0.80 0.72 0.277 1.3
V3  0.94 0.13 0.89 0.106 1.0
V4 -0.34 0.79 0.74 0.261 1.4
V5  0.87 0.35 0.88 0.122 1.3
V6 -0.18 0.87 0.79 0.210 1.1

                       PC1  PC2
SS loadings           2.73 2.22
Proportion Var        0.46 0.37
Cumulative Var        0.46 0.82
```

```
Proportion Explained  0.55 0.45
Cumulative Proportion 0.55 1.00

Mean item complexity =  1.2
Test of the hypothesis that 2 components are sufficient.

The root mean square of the residuals (RMSR) is  0.07
 with the empirical chi square  3.94  with prob <  0.41

Fit based upon off diagonal values = 0.98
```

```r
# コード 11-11
# データの相関行列から固有値と固有ベクトルを抽出
cor_ex <- cor(factor_exdata3)
eigen_list <- eigen(cor_ex)

# 固有ベクトルについての情報をオブジェクトとして定義
pc1_eig <- eigen_list$vectors[, 1]
pc2_eig <- eigen_list$vectors[, 2]

# 固有ベクトルに，固有値の平方根を乗じる
PC1 <- pc1_eig * sqrt(eigen_list$values[1])
PC2 <- pc2_eig * sqrt(eigen_list$values[2])
knitr::kable(data.frame(cbind(PC1, PC2)), caption = "計算結果")
```

Table8.4: 計算結果

PC1	PC2
0.9283425	-0.2532285
-0.3005297	-0.7952496
0.9361812	-0.1308894
-0.3415817	-0.7889663
0.8687553	-0.3507939
-0.1766389	-0.8711581

第 9 章

第 12 章

```
pacman::p_load(pricesensitivitymeter, tidyverse)
#コード 12-1
# install.packages("pricesensitivitymeter")
# library(pricesensitivitymeter)
# library(tidyverse)

#コード 12-2
psm_ex <- read.csv("data/psm_ex.csv", na = ".")
head(psm_ex)
```

```
   tch   ch   ex  tex
1  963 1016 1242 1318
2  866 1082 1272 1303
3  795  824 1290 1297
4  812  933 1211 1335
5 1026  818 1228 1289
6  912  987 1195 1395
```

```
#コード 12-3
output_psm <- psm_analysis(
  toocheap = "tch",
  cheap = "ch",
  expensive = "ex",
  tooexpensive = "tex",
  data = psm_ex
)

summary(output_psm)
```

```
Van Westendorp Price Sensitivity Meter Analysis

Accepted Price Range: 922.5 - 1253
Indifference Price Point: 1101
Optimal Price Point: 1058

---
157 cases with individual price preferences were analyzed (unweighted data).
Total data set consists of 250 cases. Analysis was limited to cases with transiti
(Removed: n = 93 / 37% of data)
```

```
#コード 12-4
psm_plot(output_psm) +
  labs(
    x = "Price",
    y = "Share of Respondents (0-1)",
    title = "Price Sensitivity Meter Plot",
    caption = "Shaded area: range of acceptable prices\nData: Randomly
     ↪  generated") +
  theme_minimal()
```