
SPSS による実習

第 1 版（2012 年 1 月 26 日）

目次

| | |
|--------------------------------------|----|
| 1-2 基本的な考え方②：三元クロス表の分析 | 3 |
| クロス表の作成 | 3 |
| クロス表から行比率や関連の指標を計算する | 4 |
| 1-3 基本的な考え方③：偏相関係数 | 7 |
| 2 変数の散布図と相関係数 | 7 |
| 偏相関係数を求める | 8 |
| 1-4～1-5 重回帰分析①～② | 10 |
| 単回帰分析 | 10 |
| 決定係数と偏回帰係数（事例は 1-5 の表 1） | 11 |
| 1-6 重回帰分析③ | 14 |
| 標準化偏回帰係数（事例は 1-6 の表 2） | 14 |
| VIF 多重共線性（事例は 1-6 の表 2） | 16 |
| 1-7 分散分析 | 19 |
| 質的変数のカテゴリ一別の記述統計（事例は 1-6 の表 2） | 19 |
| 分散分析（事例は 1-6 の表 2） | 20 |
| 1-8 一般線形モデル①：ダミー変数 | 22 |

| | |
|--|----|
| SPSSにおけるカテゴリー変数の取り扱い | 22 |
| 一般線形モデル（97 ページの 1-8 の表 2） | 24 |
| 1-9～1-10 一般線形モデル②～③..... | 27 |
| SPSSにおける交互作用項とモデル比較の取り扱いと、交互作用項の変数の作成 | 27 |
| 交互作用項を用いた分析（事例は 109 ページの 1-10 の表 1） | 29 |
| モデル選択（事例は 110 ページの 1-10 の表 3） | 31 |
| 1-11～1-12 ロジスティック回帰分析①～②..... | 40 |
| ロジスティック回帰分析（事例は 1-11 の表 1、および 1-12 の表 1） | 40 |
| 交互作用項を用いたロジスティック回帰分析（事例は 1-12 の表 4） | 43 |
| 1-13 ログリニア分析 | 51 |
| ログリニア分析（事例は 1-14） | 51 |
| 1-14 数量化 III 類：対応分析 | 57 |
| 1-15 因子分析..... | 58 |
| 因子分析（事例は 1-15 の表 3） | 58 |
| 内定一貫性 | 63 |

1-2 基本的な考え方②：三元クロス表の分析

<用いるデータセット：ruda-data.sav>

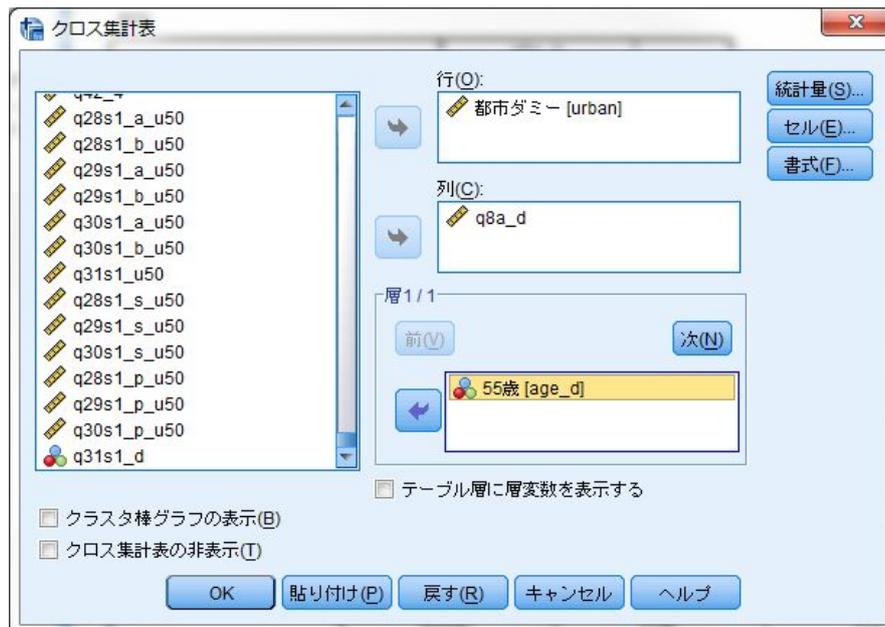
クロス表の作成

SPSS でクロス表を作成する際には、「クロス集計表」を用いる。

【分析】→【記述統計】→【クロス集計表】

独立変数を「行」に、従属変数を「列」に入れることによって二元クロス表が作成される。また、第3の変数を用いて三元クロス表を作成する場合には「層」に入れる。なお、複数の変数を同時に投入することもできる（すべての組み合わせのクロス表が出力される）。

表2を作成する場合には、以下のように変数を投入して「OK」を選ぶ。



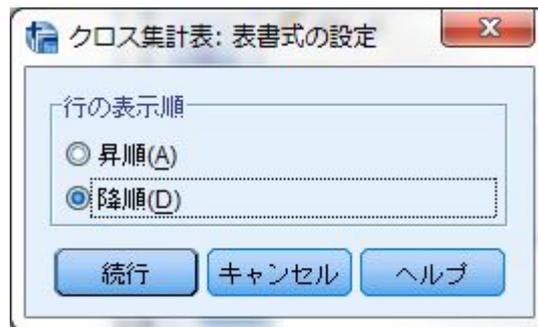
出力結果は以下の表になる。

都市ダミーと q8a_d と 55歳のクロス表

度数

| 55歳 | | | q8a_d | | 合計 |
|-------|-------|---|-------|-----|------|
| | | | 0 | 1 | |
| 55歳未満 | 都市ダミー | 0 | 56 | 231 | 287 |
| | | 1 | 72 | 234 | 306 |
| 合計 | | | 128 | 465 | 593 |
| 55歳以上 | 都市ダミー | 0 | 37 | 310 | 347 |
| | | 1 | 34 | 206 | 240 |
| 合計 | | | 71 | 516 | 587 |
| 合計 | 都市ダミー | 0 | 93 | 541 | 634 |
| | | 1 | 106 | 440 | 546 |
| 合計 | | | 199 | 981 | 1180 |

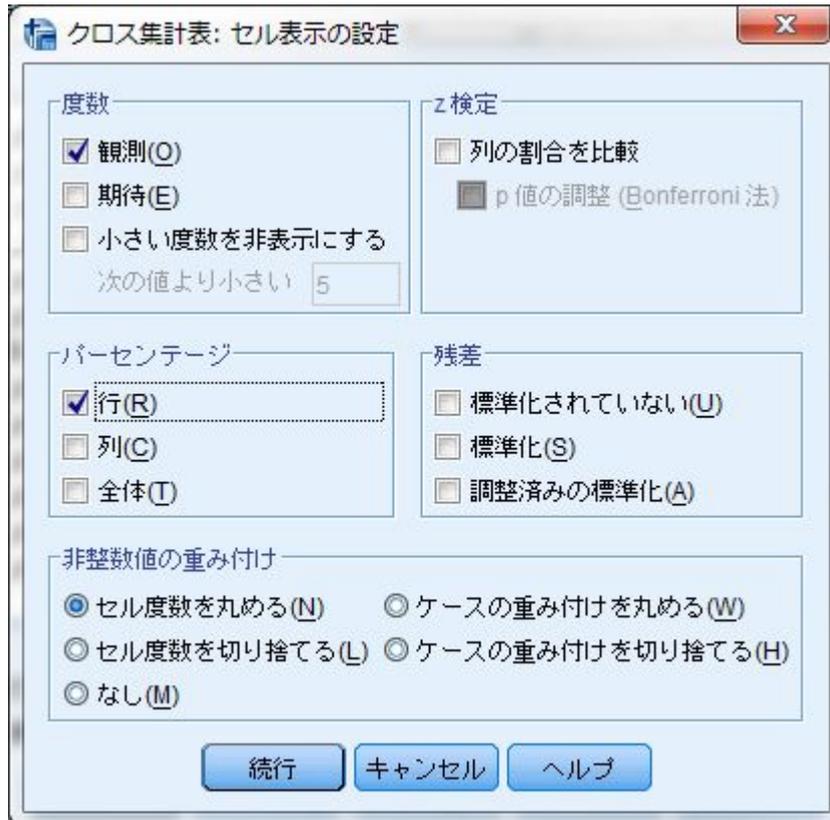
なお、SPSS の出力はとくに設定しなければ値の小さい数から順に出力される。そこで、ダミー変数が多い場合などには、クロス表の画面で右にある【書式】を選び、「降順」に設定すると、行変数と層変数について出力順が変わる。



クロス表から行比率や関連の指標を計算する

クロス表の行比率を求める際には、クロス表の画面で右の【セル】を選び、「パーセンテージ」から「行」を選ぶ。なお、「列」や「全体」を選ぶと、列比率、全体比率を求めることもできる。

また、SPSS では関連指標として、 χ^2 統計量とその有意確率を計算することができる。ただし、 ϕ 係数やクラメールの V は計算できないため、手動で計算したり Microsoft Excel に貼って計算することとなる。「OK」を選んで出力すると、以下のように、行比率が加わったクロス表が出力され、その下に、「会 2 乗検定」の表が出力される。これは、それぞれの周辺表と全体について個別に計算される。期待度数が 5 未満のセルがなければ、一番上の「Pearson のカイ 2 乗」をみればよい。



都市ダミーと q8a_d と 55歳のクロス表

| 55歳 | | | | q8a_d | | 合計 |
|-------|-------|---------|---------|-------|--------|--------|
| | | | | 0 | 1 | |
| 55歳未満 | 都市ダミー | 0 | 度数 | 56 | 231 | 287 |
| | | | 都市ダミーの% | 19.5% | 80.5% | 100.0% |
| | 1 | 度数 | 72 | 234 | 306 | |
| | | 都市ダミーの% | 23.5% | 76.5% | 100.0% | |
| | 合計 | 度数 | 128 | 465 | 593 | |
| | | 都市ダミーの% | 21.6% | 78.4% | 100.0% | |
| 55歳以上 | 都市ダミー | 0 | 度数 | 37 | 310 | 347 |
| | | | 都市ダミーの% | 10.7% | 89.3% | 100.0% |
| | 1 | 度数 | 34 | 206 | 240 | |
| | | 都市ダミーの% | 14.2% | 85.8% | 100.0% | |
| | 合計 | 度数 | 71 | 516 | 587 | |
| | | 都市ダミーの% | 12.1% | 87.9% | 100.0% | |
| 合計 | 都市ダミー | 0 | 度数 | 93 | 541 | 634 |
| | | | 都市ダミーの% | 14.7% | 85.3% | 100.0% |
| | 1 | 度数 | 106 | 440 | 546 | |
| | | 都市ダミーの% | 19.4% | 80.6% | 100.0% | |
| | 合計 | 度数 | 199 | 981 | 1180 | |
| | | 都市ダミーの% | 16.9% | 83.1% | 100.0% | |

カイ2乗検定

| 55歳 | | 値 | 自由度 | 漸近有意確率 (両側) | 正確有意確率 (両側) | 正確有意確率 (片側) |
|-------|-------------------|--------------------|-----|----------------|----------------|----------------|
| 55歳未満 | Pearsonのカイ2乗 | 1.412 ^a | 1 | .235 | .272 | .138 |
| | 連続修正 ^b | 1.185 | 1 | .276 | | |
| | 尤度比 | 1.416 | 1 | .234 | | |
| | Fisherの直接法 | | | | | |
| | 線型と線型による連関 | 1.410 | 1 | .235 | | |
| | 有効なケースの数 | 593 | | | | |
| 55歳以上 | Pearsonのカイ2乗 | 1.638 ^c | 1 | .201 | .201 | .125 |
| | 連続修正 ^b | 1.325 | 1 | .250 | | |
| | 尤度比 | 1.619 | 1 | .203 | | |
| | Fisherの直接法 | | | | | |
| | 線型と線型による連関 | 1.635 | 1 | .201 | | |
| | 有効なケースの数 | 587 | | | | |
| 合計 | Pearsonのカイ2乗 | 4.711 ^d | 1 | .030 | .035 | .018 |
| | 連続修正 ^b | 4.379 | 1 | .036 | | |
| | 尤度比 | 4.698 | 1 | .030 | | |
| | Fisherの直接法 | | | | | |
| | 線型と線型による連関 | 4.707 | 1 | .030 | | |
| | 有効なケースの数 | 1180 | | | | |

- a. 0セル(.0%)は期待度数が5未満です。最小期待度数は61.95です。
 b. 2x2表に対してのみ計算
 c. 0セル(.0%)は期待度数が5未満です。最小期待度数は29.03です。
 d. 0セル(.0%)は期待度数が5未満です。最小期待度数は92.08です。

1-3 基本的な考え方③：偏相関係数

<用いるデータセット：pref.sav>

2 変数の散布図と相関係数

SPSS で相関係数を求める際には「2 変数の相関」を用いる。

【分析】 → 【相関】 → 【2 変量】

「変数」の項目に、計算したい量的変数を投入すればよい。3 つ以上の変数を投入した場合には、自動的にすべての組み合わせの相関係数が計算される。



出力は以下の表のように、相関係数行列形式で表示される。各セルに上から順に「Pearson の相関係数」、「有意確率」、「N」の3つの数字が入っており、有意なものには相関係数の右肩に「*」（5%水準で有意）や「**」（1%水準で有意）がつく。

相関係数

| | | tfr | nursery | did |
|---------|--------------|---------|---------|---------|
| tfr | Pearsonの相関係数 | 1 | .307* | -.442** |
| | 有意確率(両側) | | .036 | .002 |
| | N | 47 | 47 | 47 |
| nursery | Pearsonの相関係数 | .307* | 1 | -.636** |
| | 有意確率(両側) | .036 | | .000 |
| | N | 47 | 47 | 47 |
| did | Pearsonの相関係数 | -.442** | -.636** | 1 |
| | 有意確率(両側) | .002 | .000 | |
| | N | 47 | 47 | 47 |

*. 相関係数は5%水準で有意(両側)です。
 **. 相関係数は1%水準で有意(両側)です。

偏相関係数を求める

SPSS で相関係数を求める際には「偏相関分析」を用いる。

【分析】 → 【相関】 → 【偏相関】

偏相関分析を行う場合には、「変数」に偏相関係数を求める変数を入れ、下の「制御変数」に統制する変数を入れる。



出力は以下のように、偏相関を示した偏相関行列として出力される。相関係数を求めたときと同様な形で出力され、一番上に偏相関係数が出力される。

相関係数

| 制御変数 | | | tfr | nursery |
|---------|---------|-----------|-------|---------|
| did | tfr | 相関 | 1.000 | .038 |
| | | 有意確率 (両側) | . | .803 |
| | | df | 0 | 44 |
| nursery | nursery | 相関 | .038 | 1.000 |
| | | 有意確率 (両側) | .803 | . |
| | | df | 44 | 0 |

1-4～1-5 重回帰分析①～②

<用いるデータセット：pref.sav> 単回帰分析パート

<用いるデータセット：ruda-data.sav> それ以降のパート

単回帰分析

SPSS で単回帰分析や重回帰分析を行う場合には、「線型回帰」を用いる。

【分析】 → 【回帰】 → 【線型】

「従属変数」に従属変数を、「独立変数」に独立変数を入れる。単回帰分析の場合には、独立変数は一つのみとなる。



単回帰分析の結果は、以下のように出力される。回帰式を求める際には、一番下の「係数」を見る。「標準化されていない係数」の「B」の部分が、回帰式の係数となる。1行目の（定数）が回帰

式の切片 b_0 を、2 行目の labor_female（女性就業率）は回帰係数 b_1 となる。ここから、回帰直線（ $Y=0.566+0.017X$ ）が得られる。

モデル集計

| モデル | R | R2 乗 | 調整済み R2 乗 | 推定値の標準誤差 |
|-----|-------------------|------|-----------|----------|
| 1 | .344 ^a | .119 | .099 | .1160125 |

a. 予測値: (定数)、labor_female。

分散分析^b

| モデル | | 平方和 (分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-----|---------------|------------|-----|------|-------|-------------------|
| 1 | 回帰 | .082 | 1 | .082 | 6.056 | .018 ^a |
| | 残差 (分散分析) | .606 | 45 | .013 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | .687 | 46 | | | |

a. 予測値: (定数)、labor_female。

b. 従属変数 tr

係数^a

| モデル | | 標準化されていない係数 | | 標準化係数 | t 値 | 有意確率 |
|-----|--------------|-------------|------|-------|-------|------|
| | | B | 標準誤差 | ベータ | | |
| 1 | (定数) | .566 | .337 | | 1.678 | .100 |
| | labor_female | .017 | .007 | .344 | 2.461 | .018 |

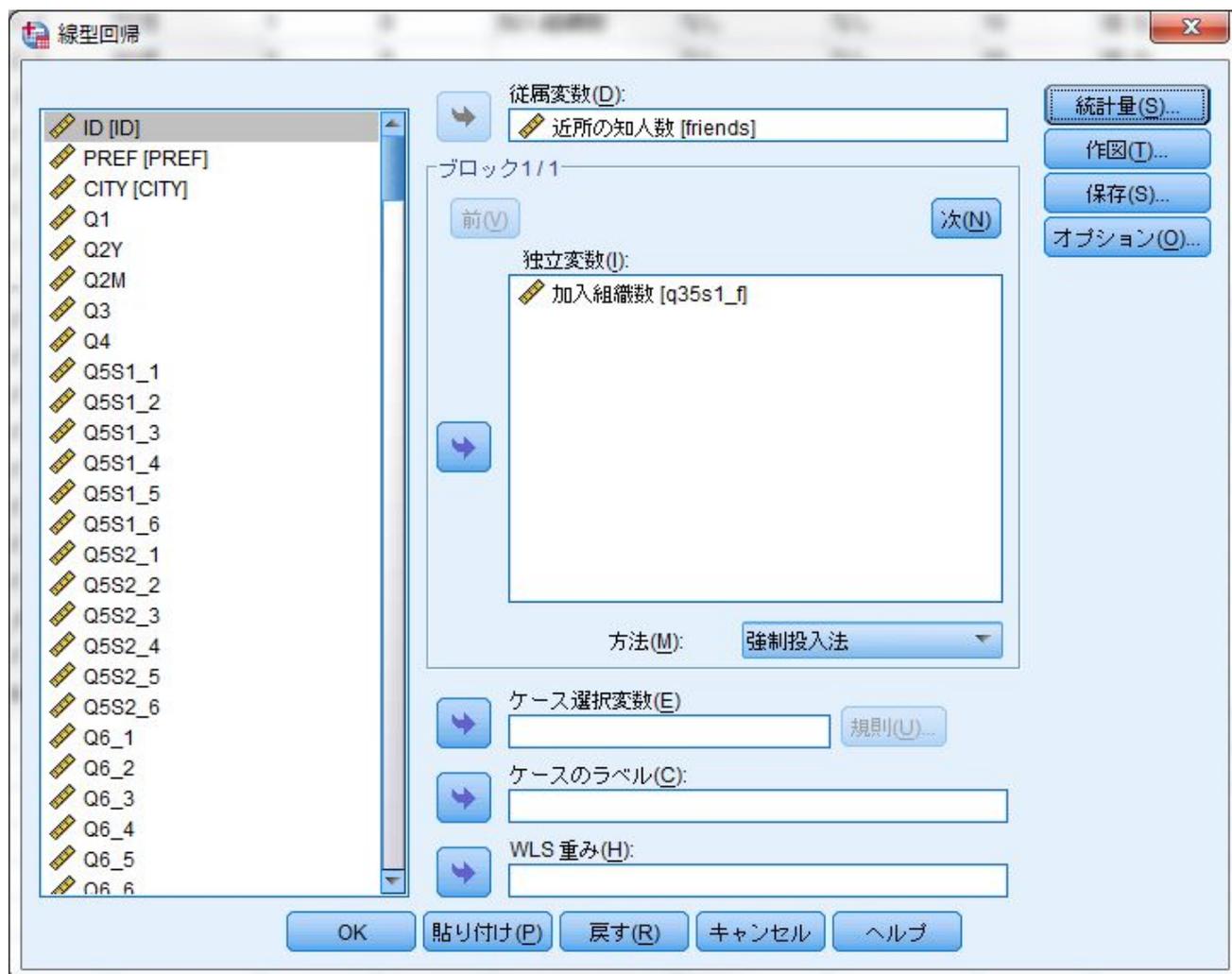
a. 従属変数 tr

決定係数と偏回帰係数（事例は 1-5 の表 1）

SPSS で決定係数や偏回帰係数を出力し、結果とまとめる場合にも「線型回帰」を用いる。

【分析】 → 【回帰】 → 【線型】

「従属変数」に従属変数を、「独立変数」に独立変数を入れる。単回帰分析の場合には、独立変数は一つのみとなる。この場合、「近所の知人数 friends」を「従属変数」に、「加入組織数 Q30S1」を「独立変数」とする。また、サンプルサイズを表示するために、線型回帰のウィンドウで右の「統計量」を選び、線型回帰：統計のウィンドウで「記述統計量」にチェックを入れ、95%信頼区間を表示するために「信頼区間」もチェックする。



一番始めに表示される「記述統計」に分析したサンプルサイズ N が表示される。「 N 」がサンプルサイズである。この下に、各変数の相関係数が表示される。重回帰分析を行う際に、変数間にどのような相関があるかをチェックすることができる（出力結果は割愛）。79 ページの表 1 のようにまとめるために、まず「係数」の表を見る。「標準化されていない係数」の「 B 」が係数、「標準誤差」が標準誤差、「 t 値」が t 値、「 B の 95.0% 信頼区間」の「下限」と「上限」が 95% 信頼区間の上限と下限を示している。また、各係数の「有意確率」は有意確率を見れば分かる。有意な場合には、表 1 でまとめるように、各係数の横に*をつける。

表の下に記載する決定係数 R^2 （重回帰分析の場合は調整済み決定係数 R^2 ）は、「モデル集計」の表の「 R^2 乗」をみる。重回帰分析の場合には「調整済み R^2 乗」を見る。また、回帰分析のモデルの検定は「分散分析」の表を見る。この表の有意確率が 5% 以下であれば、79 ページの表 1 でまとめているように、 R^2 の値の右肩に*をつけて、母集団においてもあてはまることを示す。

記述統計

| | 平均値(ラン検定) | 標準偏差 | N |
|--------|-----------|-------|-----|
| 近所の知人数 | 8.69 | 9.257 | 786 |
| 加入組織数 | 1.05 | .997 | 786 |

モデル集計

| モデル | R | R^2 乗 | 調整済み R^2 乗 | 推定値の標準誤差 |
|-----|-------------------|---------|--------------|----------|
| 1 | .260 ^a | .068 | .066 | 8.944 |

a. 予測値: (定数)、加入組織数。

分散分析^b

| モデル | 平方和(分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|--------------|-----------|-----|----------|--------|-------------------|
| 1 回帰 | 4544.057 | 1 | 4544.057 | 56.802 | .000 ^a |
| 残差(分散分析) | 62718.575 | 784 | 79.998 | | |
| 合計(ピボットテーブル) | 67262.632 | 785 | | | |

a. 予測値: (定数)、加入組織数。

b. 従属変数 近所の知人数

係数^a

| モデル | 標準化されていない係数 | 標準化係数 | 標準誤差 | ベータ | t 値 | 有意確率 | B の 95.0% 信頼区間 | |
|--------|-------------|-------|------|------|--------|------|----------------|-------|
| | | | | | | | B | 標準誤差 |
| 1 (定数) | 6.158 | .463 | | | 13.297 | .000 | 5.249 | 7.067 |
| 加入組織数 | 2.413 | .320 | | .260 | 7.537 | .000 | 1.785 | 3.042 |

a. 従属変数 近所の知人数

1-6 重回帰分析③

<用いるデータセット：pref.sav> 標準化偏回帰係数のパート

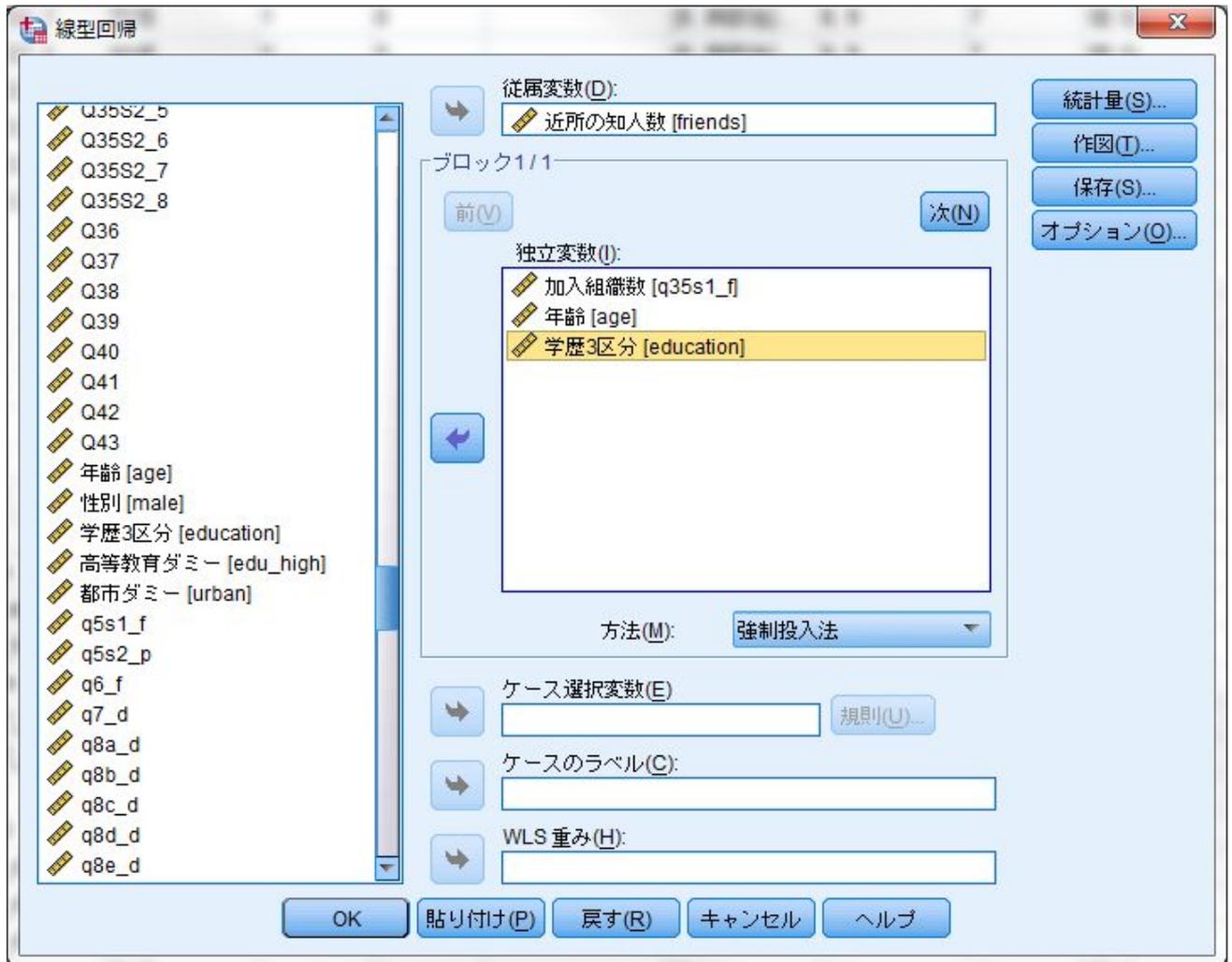
<用いるデータセット：ruda-data.sav> VIF（多重共線性）のパート

標準化偏回帰係数（事例は 1-6 の表 2）

SPSS で標準化偏回帰係数を求める際には、1-5 と同じように「線型回帰」を用いて分析すればよい。R の場合、本書 81-82 ページに記載されているように、scale 関数ですべての変数を標準化してから重回帰分析を行うが、SPSS では変数の変換をしなくても自動で計算される。

【分析】 → 【回帰】 → 【線型】

「従属変数」に従属変数を、「独立変数」に独立変数を入れる。単回帰分析の場合には、独立変数は一つのみとなる。この事例では、「近所の知人数 friends」を「従属変数」に、「加入組織数 Q30S1」「年齢 age」「学歴 education」を「独立変数」とする。また、サンプルサイズを出力するために、線型回帰のウィンドウで右の「統計量」を選び、線型回帰：統計のウィンドウで「記述統計量」にチェックを入れておく（操作図は割愛）。



出力結果は以下のようなになる（一部を割愛）。各表の見方はすでに 1-5 にて説明をしているので、ここでは標準化係数の見方のみ説明する。標準化係数は、「係数」の表の「標準化係数」「ベータ」になる。この数値がそれぞれの独立変数の標準化偏回帰係数となる。この事例では、独立変数間で加入組織数の影響がもっとも強いことが分かる。標準化偏回帰係数を用いる場合には、この数値を表 2 のように偏回帰係数とともに記載すればよい。

モデル集計

| モデル | R | R2 乗 | 調整済み R2 乗 | 推定値の標準誤差 |
|-----|-------------------|------|-----------|----------|
| 1 | .297 ^a | .088 | .085 | 8.909 |

a. 予測値: (定数)、学歴3区分、加入組織数、年齢。

分散分析^b

| モデル | | 平方和 (分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-----|---------------|------------|-----|----------|--------|-------------------|
| 1 | 回帰 | 5910.239 | 3 | 1970.080 | 24.819 | .000 ^a |
| | 残差 (分散分析) | 61040.711 | 769 | 79.377 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | 66950.950 | 772 | | | |

a. 予測値: (定数)、学歴3区分、加入組織数、年齢。

b. 従属変数 近所の知人数

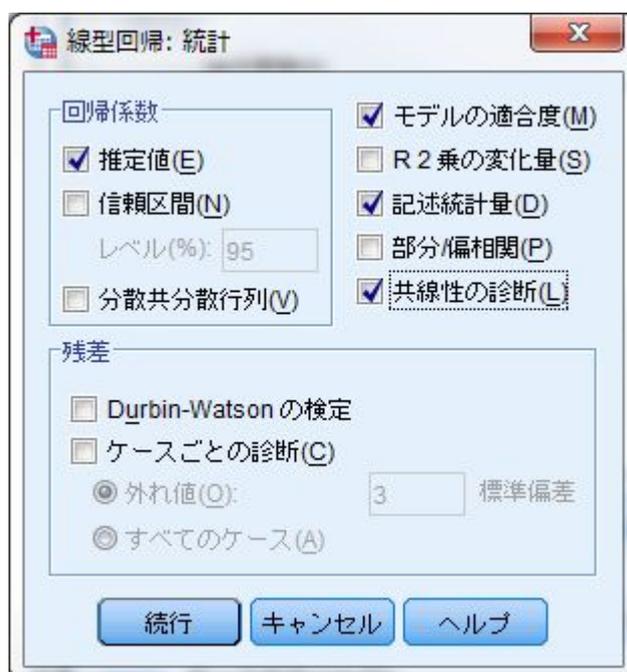
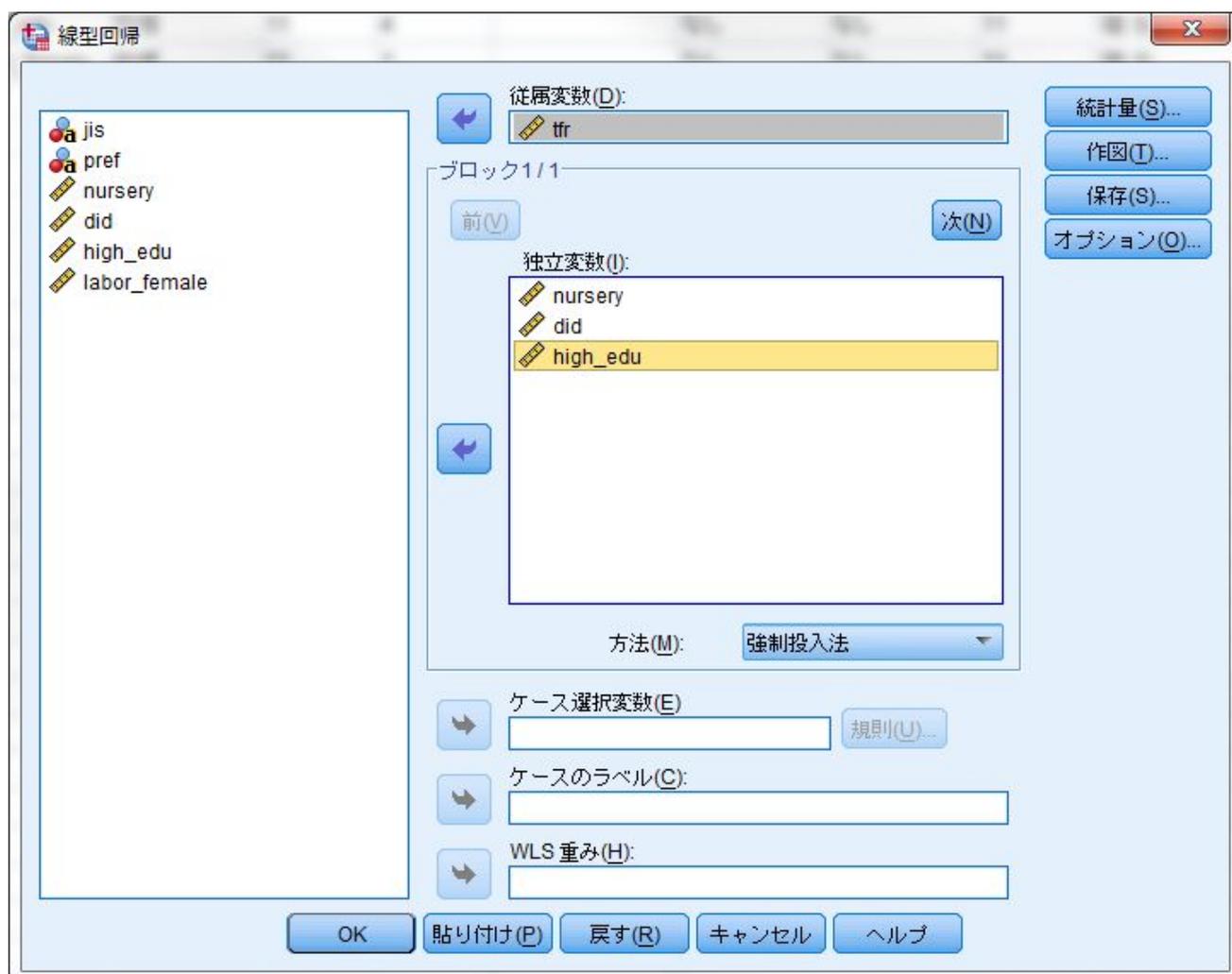
係数^a

| モデル | | 標準化されていない係数 | | 標準化係数 | t値 | 有意確率 |
|-----|-------|-------------|-------|-------|--------|------|
| | | B | 標準誤差 | ベータ | | |
| 1 | (定数) | 8.128 | 2.126 | | 3.823 | .000 |
| | 加入組織数 | 2.442 | .332 | .259 | 7.351 | .000 |
| | 年齢 | .032 | .027 | .046 | 1.198 | .231 |
| | 学歴3区分 | -1.738 | .576 | -.113 | -3.019 | .003 |

a. 従属変数 近所の知人数

VIF 多重共線性 (事例は 1-6 の表 2)

VIF は教科書に記載された方法で計算できるが、SPSS では簡単に求めることができる。ここでは 81 ページの 1-6 の表 4 の事例を用いて説明する。これまでと同じように SPSS の「線型回帰」をもちいて重回帰分析を行う。この事例では、従属変数を「出生率 tfr」、独立変数を「保育所数 nursery」「都市度 did」「高等教育 high_edu」とする。次に、線型回帰のウィンドウで右の「統計量」を選び、VIF を計算するために「共線性の診断」にチェックを入れる。また、サンプルサイズを出力するために、「記述統計」にチェックを入れておくとよい。



出力結果は以下ようになる（一部を割愛）。「係数」の表の「共線性の統計量」、および、「共線性の診断」の表以外はこれまで通りなので説明は省く。VIF は、「共線性の統計量」の「VIF」に示される数値となる。この数値が大きいかどうかで、多重共線性の問題が起きているかどうかを判断する。

もし VIF が大きい場合には、「共線性の診断」の表を見る。まず「条件指数」に着目する。この条件指数が大きい行の中で、「分散プロパティ」に示された各変数の数値が高いものを探す。この例では、次元 4 の条件指数が大きく、この行を見ると「保育所数 nursery」と「高等教育 high_edu」の共線性が高いことが分かる。多重共線性の問題がある場合には、この「共線性の診断」の表を見て、必要に応じて共線性が高い変数同士の片方を独立変数から外すことを検討するとよい。

モデル集計

| モデル | R | R2 乗 | 調整済み R2 乗 | 推定値の標準誤差 |
|-----|-------------------|------|-----------|----------|
| 1 | .453 ^a | .205 | .150 | .1126826 |

a. 予測値: (定数)、high_edu, nursery, did。

分散分析^b

| モデル | | 平方和(分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-----|--------------|-----------|-----|------|-------|-------------------|
| 1 | 回帰 | .141 | 3 | .047 | 3.706 | .019 ^a |
| | 残差(分散分析) | .546 | 43 | .013 | | |
| | 合計(ピボットテーブル) | .687 | 46 | | | |

a. 予測値: (定数)、high_edu, nursery, did。

b. 従属変数 tfr

係数^a

| モデル | | 標準化されていない係数 | | 標準化係数 | t 値 | 有意確率 | 共線性の統計量 | |
|-----|----------|-------------|------|-------|--------|------|---------|-------|
| | | B | 標準誤差 | ベータ | | | 許容度 | VIF |
| 1 | (定数) | 1.582 | .145 | | 10.911 | .000 | | |
| | nursery | -1.390E-6 | .000 | -.002 | -.009 | .993 | .525 | 1.906 |
| | did | -.002 | .001 | -.317 | -1.420 | .163 | .371 | 2.695 |
| | high_edu | -.004 | .005 | -.162 | -.707 | .484 | .350 | 2.855 |

a. 従属変数 tfr

共線性の診断^a

| モデル | 次元 | 固有値 | 条件指数 | 分散プロパティ | | | |
|-----|----|-------|--------|---------|---------|-----|----------|
| | | | | (定数) | nursery | did | high_edu |
| 1 | 1 | 3.762 | 1.000 | .00 | .00 | .00 | .00 |
| | 2 | .208 | 4.251 | .00 | .16 | .06 | .01 |
| | 3 | .021 | 13.275 | .08 | .24 | .91 | .29 |
| | 4 | .008 | 21.284 | .92 | .60 | .02 | .70 |

a. 従属変数 tfr

1-7 分散分析

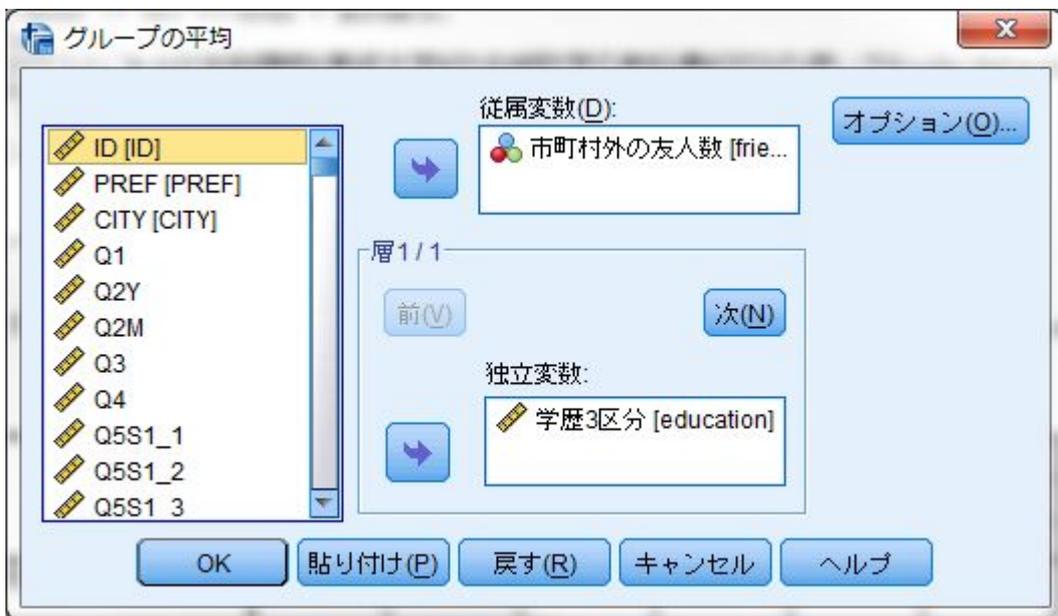
<用いるデータセット : ruda-data.sav>

質的変数のカテゴリ別の記述統計（事例は 1-6 の表 2）

SPSS では、質的変数のカテゴリ別の記述統計は、「グループ平均」を用いて計算する。

【分析】 → 【平均の比較】 → 【グループの平均】

89 ページの表 2 を SPSS で求める際には、従属変数に統計量を計算する「市町村外の友人数 friends」を、独立変数カテゴリーを示す変数となる「学歴 3 区分 education」を入れる。



出力結果は、以下のようなシンプルな表となる。それぞれのカテゴリごとに、市町村外の友人数の各記述統計量（平均値、度数、標準偏差）が示され、最下段に全体の記述統計量が示されている。

報告書

市町村外の友人数

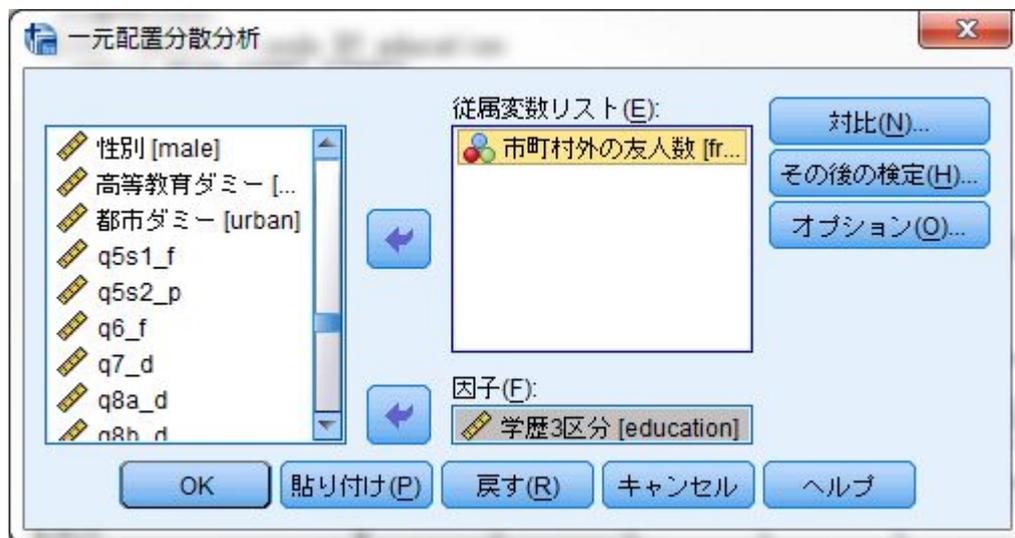
| 学歴3区分 | 平均値 | 度数 | 標準偏差 |
|-------|------|------|-------|
| 中卒 | 1.93 | 203 | 3.264 |
| 高卒 | 3.98 | 622 | 4.931 |
| 大卒 | 6.50 | 189 | 7.376 |
| 合計 | 4.04 | 1014 | 5.400 |

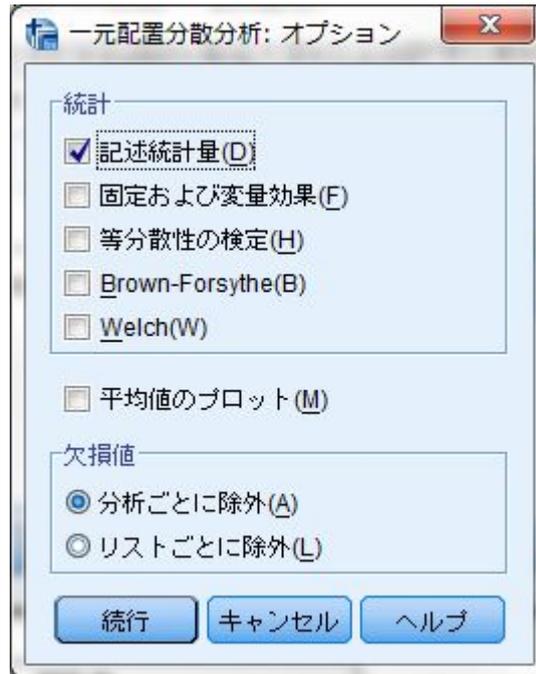
分散分析（事例は 1-6 の表 2）

SPSS で分散分析を行う場合には、「一元配置分散分析」を用いて計算する。

【分析】 → 【平均の比較】 → 【一元配置分散分析】

89 ページの表 4 を SPSS で求める際には、「従属変数」に「市町村外の友人数 friends」を、「因子」に独立変数となる「学歴 3 区分 education」を入れる。また、一元配置分散分析のウィンドウの右にある「オプション」を選び、一元配置分散分析：オプションのウィンドウで「記述統計量」にチェックを入れておくとよい。このチェックを入れておくと、独立変数のカテゴリー別の記述統計量も同時に出力されるため便利である。





分散分析の出力結果は以下となる。下の「分散分析」の表は、89 ページの表 4 の分散分析表と同じものである。表記が「グループ間」が独立変数である学歴、「グループ内」が残差となる。この表から、学歴によって市町村外の友人数の平均値には有意な差が見られることが分かる。

記述統計

市町村外の友人数

| | 度数 | 平均値 | 標準偏差 | 標準誤差 | 平均値の 95% 信頼区間 | | 最小値 | 最大値 |
|----|------|------|-------|------|---------------|------|-----|-----|
| | | | | | 下限 | 上限 | | |
| 中卒 | 203 | 1.93 | 3.264 | .229 | 1.47 | 2.38 | 0 | 20 |
| 高卒 | 622 | 3.98 | 4.931 | .198 | 3.59 | 4.37 | 0 | 30 |
| 大卒 | 189 | 6.50 | 7.376 | .536 | 5.44 | 7.56 | 0 | 35 |
| 合計 | 1014 | 4.04 | 5.400 | .170 | 3.71 | 4.37 | 0 | 35 |

分散分析

市町村外の友人数

| | 平方和 | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-------|-----------|------|----------|--------|------|
| グループ間 | 2055.513 | 2 | 1027.757 | 37.810 | .000 |
| グループ内 | 27480.909 | 1011 | 27.182 | | |
| 合計 | 29536.422 | 1013 | | | |

1-8 一般線形モデル①：ダミー変数

<用いるデータセット：ruda-data.sav>

SPSS におけるカテゴリー変数の取り扱い

R と異なり、SPSS では量的変数と質的変数が厳密な形で区別されていない。変数ビューにおいて各変数の「尺度」が設定できるが、目安としてしか機能していない。そのため、SPSS においてダミー変数を用いる場合には、もとの質的変数からダミー変数を作成する必要がある場合がある。

SPSS におけるダミー変数の作成はシンタックスと呼ばれるプログラムを作成するか、「他の変数への値の再割り当て」機能を用いて新しい変数を作成する必要がある。この点は SPSS の不便な点であり、R を使う利点がある部分の一つである。

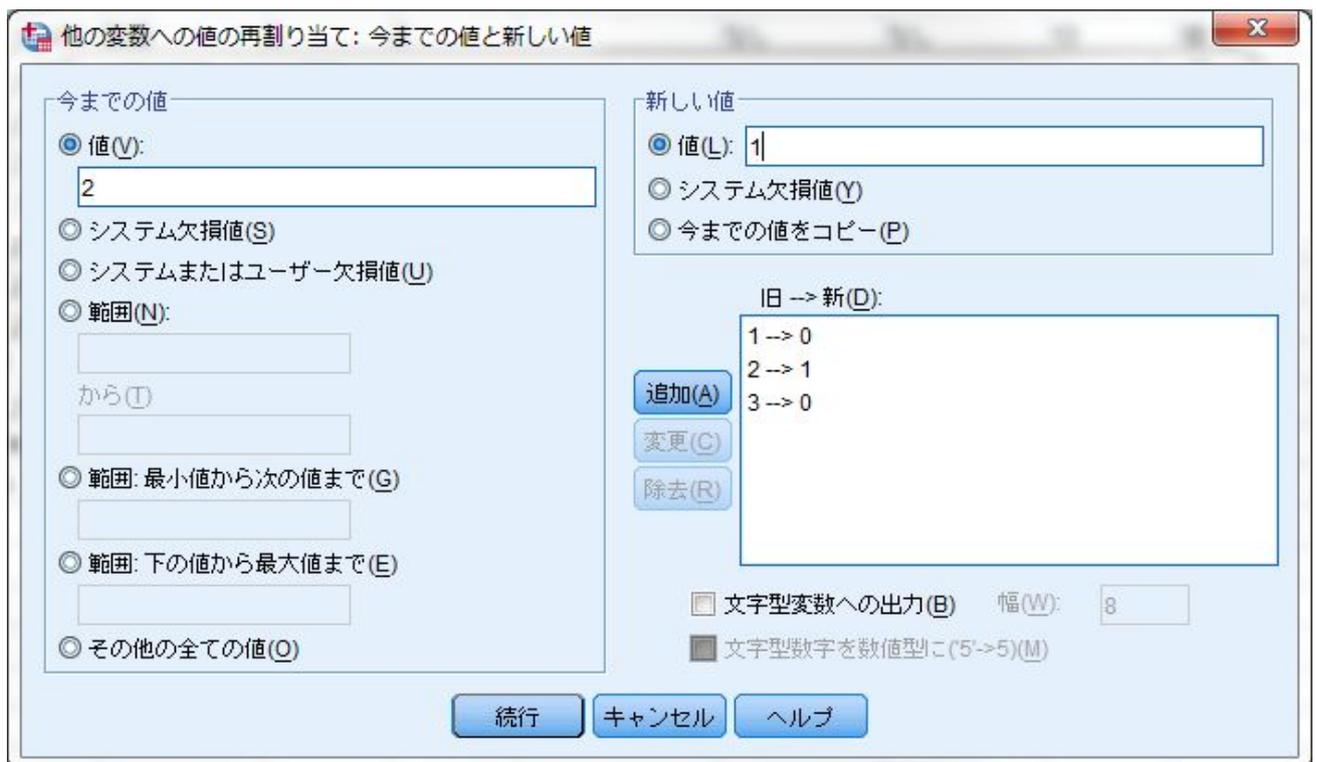
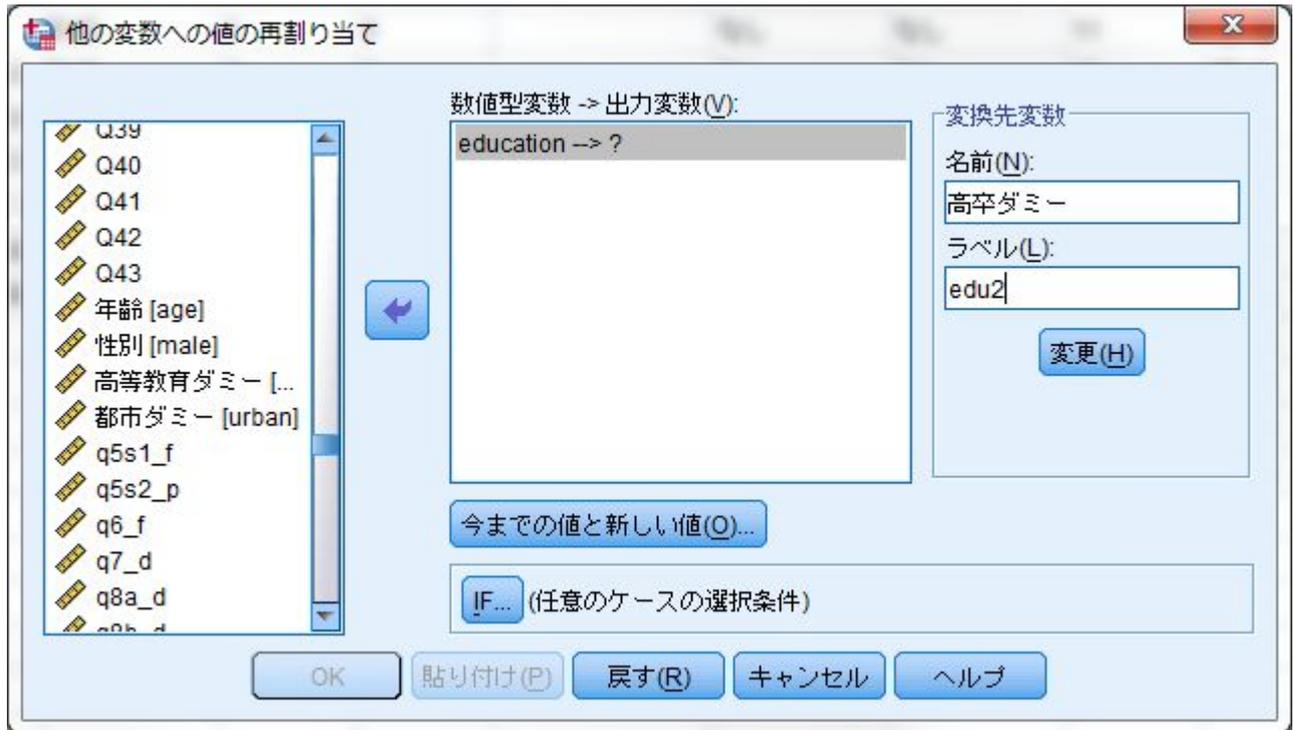
【変換】→【他の変数への値の再割り当て】

ここでは「学歴 3 区分 education」を事例に、高卒ダミー edu2（高卒であれば 1、それ以外は 0 とするダミー変数）の作成について説明する。

まず、変換する変数を左側の変数リストから選び、中央の数値型変数->出力変数ボックスに入れる。新しく作成する変数の名前（edu2）と、変数のラベル（高卒ダミー）を指定し、変更のボタンを押す。この作業によって、中央のボックスに education->edu2 と表示される。続いて、変数の値の変更ルールを設定するために、「今までの値と新しい値」を選ぶ。他の変数への値の再割り当て：今までの値と新しい値のウィンドウでは、左側の「今までの値」と、右側上の「新しい値」の組み合わせを入力して行き、右下の「旧->新」のボックスに変更ルールを入れてゆく。たとえば、education の 1 は中卒であるため、今までの値の「値」に 1 を入れ、新しい値の「値」に 0 を入れる。高卒は 1 となるダミー変数を作りたいので、education の 2 は高卒であるので、今までの値の「値」に 2 を入れ、新しい値の「値」に 1 を入れることとなる。この作業を通して、変数の変更のルールを作成する。すべてを終えたら「続行」でもとのウィンドウに戻り、「OK」を押して完成となる。変数の変更のルールは必ずしも一対一対応をさせる必要はなく、値の範囲（1 から 10 まで、など）などでも指定できる。

作成したら、変数ビューで作成した変数を確認する。なお、ミスすることもあるので、かならずもとの変数と作成した変数のクロス表を作成し、正確に変数が作成できているかチェックした方がよい。この作業を繰り返して、必要なダミー変数をすべて作成する。

以降では、高卒ダミー、大卒ダミーを作成したものとする。



一般線形モデル（97 ページの 1-8 の表 2）

SPSS において一般線形モデルを用いる場合には「一変量」の一般線形モデルを用いる。

【一般線形モデル】 → 【一変量】

97 ページの表 2 にある一般線形モデルの結果を SPSS で求める際には、従属変数「市町村外の友人数 friends」を、「共変量」に独立変数となる量的変数を入れる。この場合は「加入組織数 q35s1_f」「高卒ダミー edu2」「大卒ダミー edu3」を入れる。次に、右の「オプション」を選び、下にある部分から、「記述統計」と「パラメータ推定値」にチェックを入れる。これは、サンプルサイズを出力するためと、各偏回帰係数やその有意確率を出力するためである。





一般線形モデルを用いた分析の出力は以下ようになる。重回帰分析の「係数」にあたる表が、一番下の「パラメータ推定値」の表となる。「B」が偏回帰係数であり、自動的に95%信頼区間も出力される。なお標準化係数は出力できない。調整済み決定係数 R^2 は、「被験者間効果の検定」の表の下に出力される。また、重回帰分析で「分散分析」として出力された、モデル全体の F 値と有意確率は、「被験者間効果の検定」の一番上にある修正モデルの F 値と有意確率となる。この有意確率が有意であれば、まとめる表の調整済み決定係数 R^2 の右肩に「*」をつけて示すこととなる。

記述統計量

従属変数:近所の知人数

| 平均値 | 標準偏差 | N |
|------|-------|-----|
| 8.73 | 9.313 | 773 |

被験者間効果の検定

従属変数:近所の知人数

| ソース | タイプ III 平方和 | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|---------|-----------------------|-----|----------|--------|------|
| 修正モデル | 5803.961 ^a | 3 | 1934.654 | 24.331 | .000 |
| 切片 | 6706.189 | 1 | 6706.189 | 84.339 | .000 |
| q35s1_f | 4807.983 | 1 | 4807.983 | 60.466 | .000 |
| edu2 | 300.858 | 1 | 300.858 | 3.784 | .052 |
| edu3 | 1104.706 | 1 | 1104.706 | 13.893 | .000 |
| 誤差 | 61146.989 | 769 | 79.515 | | |
| 総和 | 125841.000 | 773 | | | |
| 修正総和 | 66950.950 | 772 | | | |

a. R2 乗 = .087 (調整済み R2 乗 = .083)

パラメータ推定値

従属変数:近所の知人数

| パラメータ | B | 標準誤差 | t 値 | 有意確率 | 95% 信頼区間 | |
|---------|--------|-------|--------|------|----------|--------|
| | | | | | 下限 | 上限 |
| 切片 | 8.080 | .880 | 9.184 | .000 | 6.353 | 9.807 |
| q35s1_f | 2.526 | .325 | 7.776 | .000 | 1.889 | 3.164 |
| edu2 | -1.781 | .916 | -1.945 | .052 | -3.579 | .016 |
| edu3 | -3.981 | 1.068 | -3.727 | .000 | -6.077 | -1.884 |

なお、SPSS を用いて一般線形モデルの分析をする際に、「固定因子」のボックスにダミー変数化していない質的変数を投入して分析することもできる。この場合、モデルの設定をしなければならぬ場合があり、また、ダミー変数の参照カテゴリーも一番大きい値（学歴 3 区分の場合は 3 の大卒）に固定されてしまうため不便である。そのため、新しい変数を作成して分析することを推奨する。

1-9～1-10 一般線形モデル②～③

<用いるデータセット：ruda-data.sav>

SPSS における交互作用項とモデル比較の取り扱いと、交互作用項の変数の作成

SPSS で交互作用項を用いる場合には、「一般線形モデル」を用いる。ただし、SPSS の一般線形モデルでは変数減少法やステップワイズ法を用いたモデル比較（本書 108～111 ページ）を行うことができない。また、情報量基準の一つである AIC や BIC も出力できない。そのため、本書の 1-9～1-10 の内容については、R を用いて分析をすることをおすすめする。

本書 1-10 で扱った分析に近い分析を SPSS で行うためには、大きく 3 つの方法がある。

1. 交互作用項の変数は別途新しい変数として作成し、重回帰分析を用いる
2. 一般線形モデルを用いて交互作用項は自動で作成し、モデル比較と AIC などの計算は手動で行う
3. 一般化線形モデルを用い、モデル比較は手動で行う

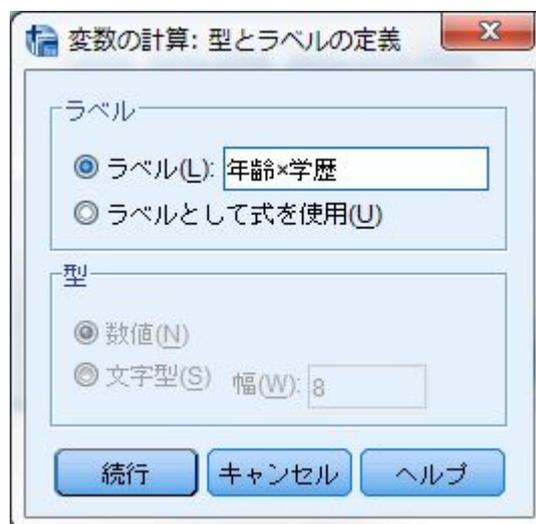
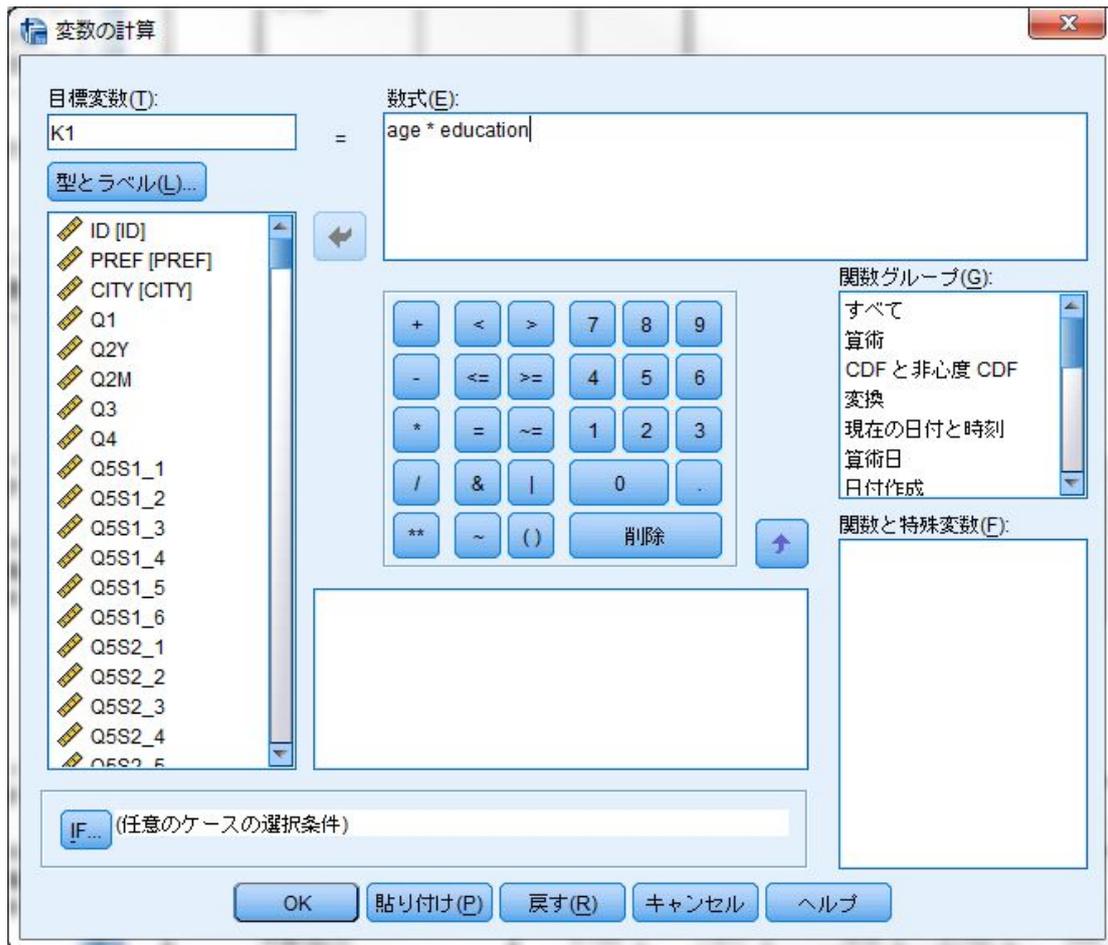
いずれの方法も作業の手間がかかるため一長一短であり、また万全ではない。ここでは比較的扱いやすい 1 について説明し、2 についても交互作用項を用いた分析方法についてだけ説明する。

交互作用項の変数の作成は、「変数の計算」機能を用いて作成する。

【変換】→【変数の計算】

ここでは、年齢×学歴の交互作用項の作り方を説明する。まず「変数の計算」を選ぶ。このウィンドウで、左上の「目標変数」の部分に作成する交互作用項の変数の名前を入れる。この例では K1 とした。つぎに、新しい変数の下にある「型とラベル」を選び、ラベルをつける。ここでは交互作用項と分かるように、「年齢×学歴」とした。「続行」で戻った後、「数式」のボックスに年齢 age と学歴 education をかけた式を書く。この場合は $age * education$ となる。かけ算は「×」ではなくアセタリスク「*」を用いる。変数名が分からない場合には、右下の部分で探して矢印を使って数式のボックスに入れるとよい。

この作業を通して、必要な変数をすべて作る。この事例では、年齢×学歴だけでなく、年齢×一般的信頼、学歴×一般的信頼も作成する。



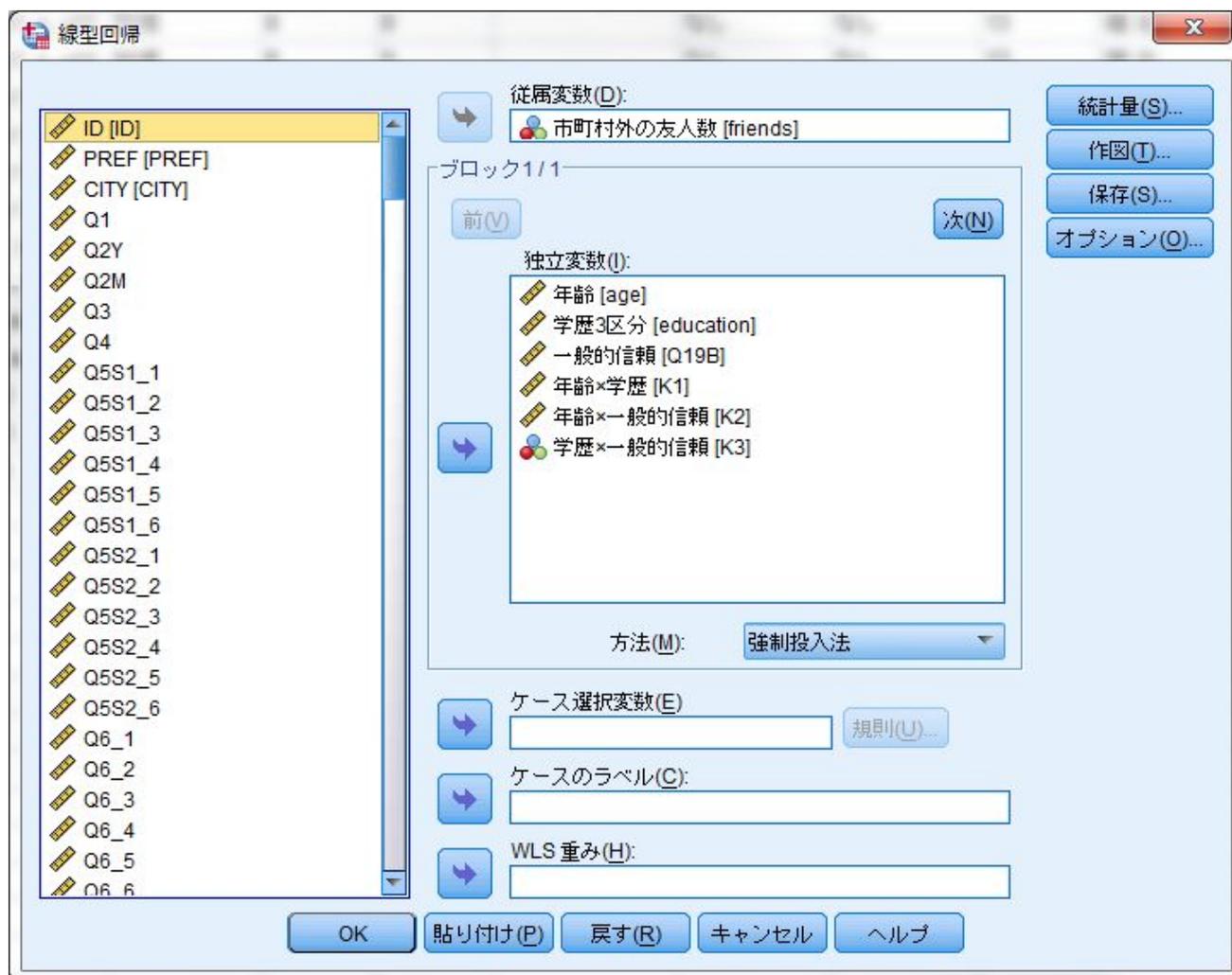
交互作用項を用いた分析（事例は 109 ページの 1-10 の表 1）

ここでは重回帰分析を用いた方法を紹介する。重回帰分析を用いるので、「線型回帰」を用いる。

【分析】 → 【回帰】 → 【線型】

従属変数は「市町村外の友人数 friends」とし、事前に作成した交互作用項を含めて用いる独立変数をすべて投入する。この場合、「年齢 age」「学歴 education」「一般的信頼 Q19B」と、それぞれの組み合わせの交互作用項となる。以前に説明したように、サンプルサイズを出力するために、「記述統計」にチェックを入れておくとよい。

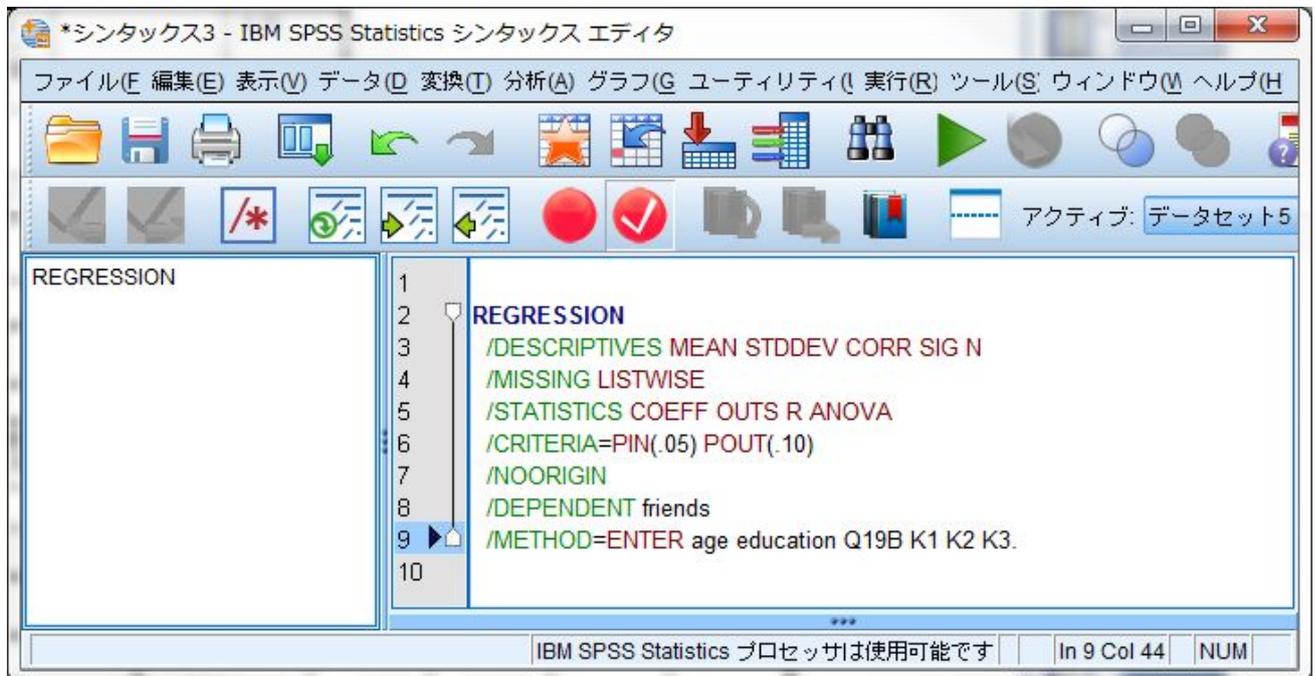
すべての設定を終えたら、AIC を出力するために「OK」ではなく「貼り付け」を選ぶ。このボタンは、マウスを使って設定した分析をシンタックスと呼ばれるプログラムにするものである。



「貼り付け」を押すと、以下のようなシンタックスエディタ（シンタックスを編集するためのプログラム）が立ち上がる。ここで、AIC を出力するために、/STATISTICS ではじまる行の最後に

「SELECTION」と書き加える（下図）。この作業をすることで、AICが出力される。書き加えたら、上にある緑色の▲ボタンを押すことで実行できる。

なお、実行後、シンタックスエディタは閉じてよい。同じ分析を行うときには、保存して残しておくとも便利である。今回は、次のモデル集計で再度用いるのでそのまま残しておく。



分析の出力結果は以下ようになる。通常の重回帰分析の出力結果に比べて、/STATISTICSに SELECTION と書き加えたことで、「モデル集計」の表に「選択基準」という項目が増えていることが分かる。この項の「赤池情報基準」が AIC、「Schwarz のベイズ基準」が BIC にあたる。他の部分はこれまでの重回帰分析の結果の見方と変わらない。

モデル集計

| モデル | R | R2 乗 | 調整済み R2 乗 | 推定値の標準誤差 | 選択基準 | | | |
|-----|-------------------|------|-----------|----------|----------|--------|---------------|----------------|
| | | | | | 赤池情報基準 | 両宮予測基準 | Mallows の予測基準 | Schwarz のベイズ基準 |
| 1 | .306 ^a | .093 | .088 | 5.167 | 3314.362 | .919 | 7.000 | 3348.765 |

a. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、年齢、学歴3区分、一般的信頼。

分散分析^b

| モデル | 平方和 (分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|---------------|------------|------|---------|--------|-------------------|
| 1 回帰 | 2748.788 | 6 | 458.131 | 17.163 | .000 ^a |
| 残差 (分散分析) | 26692.853 | 1000 | 26.693 | | |
| 合計 (ピボットテーブル) | 29441.641 | 1006 | | | |

a. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、年齢、学歴3区分、一般的信頼。

b. 従属変数 市町村外の友人数

係数^a

| モデル | | 標準化されていない係数 | | 標準化係数 | t 値 | 有意確率 |
|-----|----------|-------------|-------|-------|--------|------|
| | | B | 標準誤差 | ベータ | | |
| 1 | (定数) | 2.580 | 4.605 | | .560 | .575 |
| | 年齢 | -.049 | .066 | -.121 | -.747 | .455 |
| | 学歴3区分 | 4.145 | 1.517 | .476 | 2.732 | .006 |
| | 一般的信頼 | -1.089 | 1.416 | -.154 | -.769 | .442 |
| | 年齢×学歴 | -.026 | .021 | -.166 | -1.245 | .213 |
| | 年齢×一般的信頼 | .021 | .018 | .217 | 1.199 | .231 |
| | 学歴×一般的信頼 | -.335 | .356 | -.135 | -.939 | .348 |

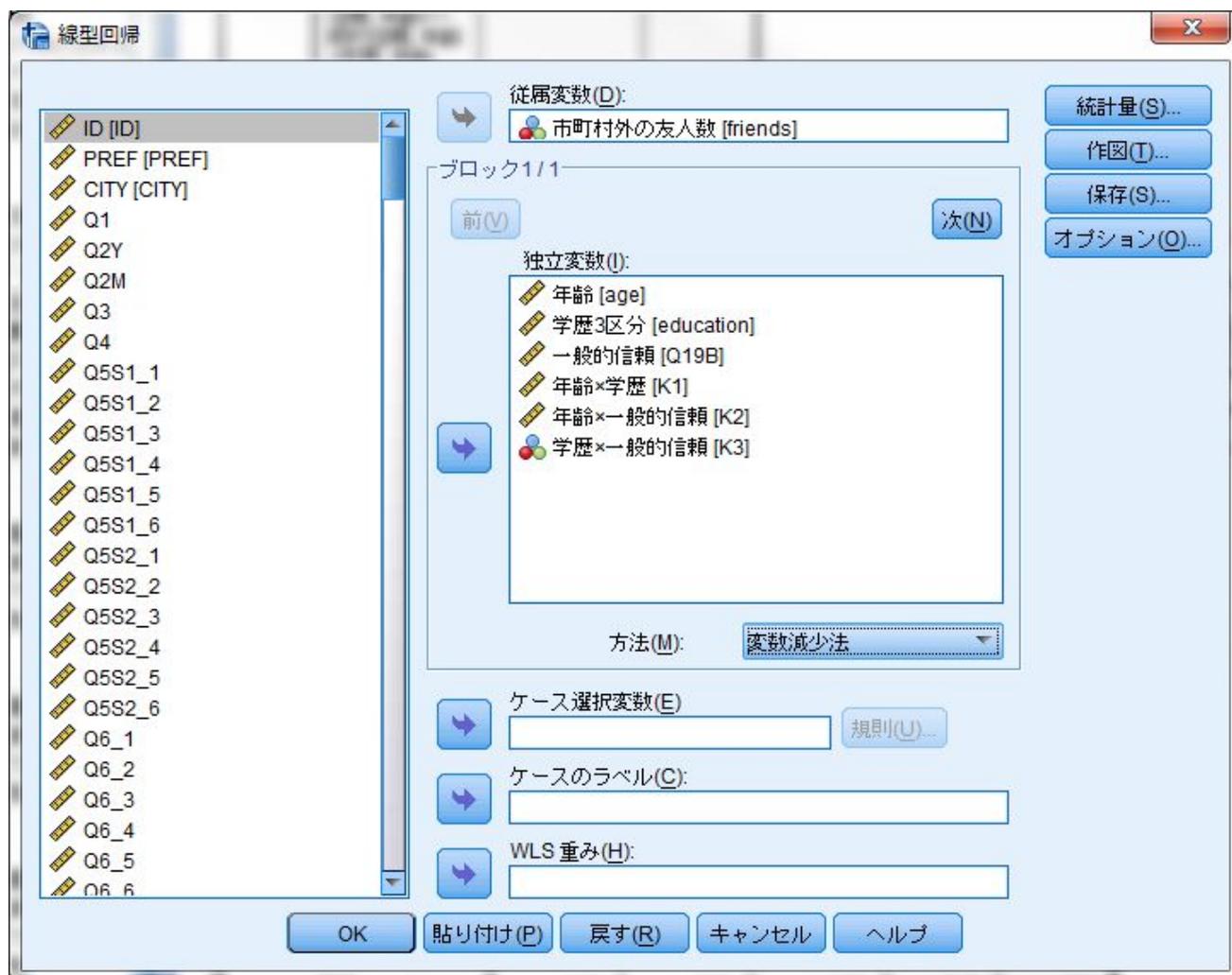
a. 従属変数 市町村外の友人数

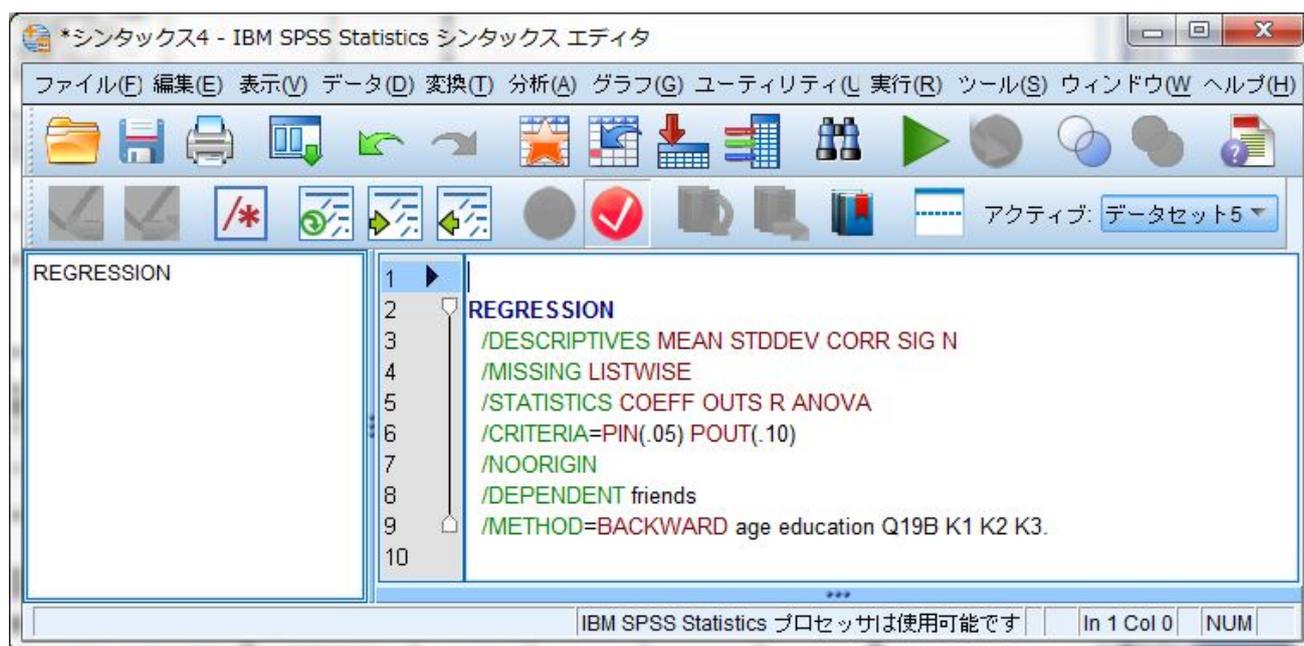
モデル選択 (事例は 110 ページの 1-10 の表 3)

SPSS でのモデル選択を行う際には、R と同様に、様々なアルゴリズムを用いることができる。重回帰分析（「線型回帰」を用いる）の場合には、変数減少法（変数を減らしてゆく）、変数増加法（変数を増やしてゆく）、ステップワイズ法（変数を増減させる）などのアルゴリズムを使用できる。

これらの手法を用いる場合には、「線型回帰」のウィンドウで「独立変数」のボックスの下にある「方法」から選択する。ここでは、通常設定の強制投入法（すべての変数を必ず用いるアルゴリズム）変数減少法を選択した。情報量基準を出力するため、この後、前述したように「貼り付け」を選んでシンタックスを書き換える。

ただし、シンタックスを書き換える作業をするのであれば、先ほど用いたシンタックスを再利用する方が便利である。この場合、一番下の /METHOD=ENTER の ENTER (強制投入法を指定する) を BACKWARD (変数減少法を指定する) へと書き換えて実行すればよい。





出力結果は以下のように非常に長い。これは、変数を1つ減らす各ステップごとに出力されるからである。しかし、この手法を用いたとき、本書110ページの表3の結果とは一致しない。これは、109ページの注5にあるように、交互作用項を残して主効果（独立変数単独の効果）だけを削除してしまっているからである。そのため、結果が異なっている。この点からも実際には、手動で行った方がよいだろう。

モデル集計

| モデル | R | R2 乗 | 調整済み R2 乗 | 推定値の標準誤差 | 選択基準 | | | |
|-----|-------------------|------|-----------|----------|----------|--------|---------------|----------------|
| | | | | | 赤池情報基準 | 両宮予測基準 | Mallows の予測基準 | Schwarz のベイズ基準 |
| 1 | .306 ^a | .093 | .088 | 5.167 | 3314.362 | .919 | 7.000 | 3348.765 |
| 2 | .305 ^b | .093 | .088 | 5.165 | 3312.924 | .918 | 5.558 | 3342.413 |
| 3 | .305 ^c | .093 | .089 | 5.163 | 3311.067 | .916 | 3.700 | 3335.641 |
| 4 | .303 ^d | .092 | .089 | 5.164 | 3310.280 | .916 | 2.906 | 3329.939 |

- a. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、年齢、学歴3区分、一般的信頼。
 b. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分、一般的信頼。
 c. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。
 d. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。

分散分析^e

| モデル | | 平方和 (分散成分) | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-----|---------------|------------|------|---------|--------|-------------------|
| 1 | 回帰 | 2748.788 | 6 | 458.131 | 17.163 | .000 ^a |
| | 残差 (分散分析) | 26692.853 | 1000 | 26.693 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | 29441.641 | 1006 | | | |
| 2 | 回帰 | 2733.881 | 5 | 546.776 | 20.493 | .000 ^b |
| | 残差 (分散分析) | 26707.759 | 1001 | 26.681 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | 29441.641 | 1006 | | | |
| 3 | 回帰 | 2730.101 | 4 | 682.525 | 25.603 | .000 ^c |
| | 残差 (分散分析) | 26711.540 | 1002 | 26.658 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | 29441.641 | 1006 | | | |
| 4 | 回帰 | 2697.910 | 3 | 899.303 | 33.728 | .000 ^d |
| | 残差 (分散分析) | 26743.730 | 1003 | 26.664 | | |
| | 合計 (ピボットテーブル) | 29441.641 | 1006 | | | |

- a. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、年齢、学歴3区分、一般的信頼。
 b. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分、一般的信頼。
 c. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。
 d. 予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。
 e. 従属変数: 市町村外の友人数

係数^a

| モデル | | 標準化されていない係数 | | 標準化係数 | | t 値 | 有意確率 |
|-----|----------|-------------|-------|-------|--|--------|------|
| | | B | 標準誤差 | ベータ | | | |
| 1 | (定数) | 2.580 | 4.605 | | | .560 | .575 |
| | 年齢 | -.049 | .066 | -.121 | | -.747 | .455 |
| | 学歴3区分 | 4.145 | 1.517 | .476 | | 2.732 | .006 |
| | 一般的信頼 | -1.089 | 1.416 | -.154 | | -.769 | .442 |
| | 年齢×学歴 | -.026 | .021 | -.166 | | -1.245 | .213 |
| | 年齢×一般的信頼 | .021 | .018 | .217 | | 1.199 | .231 |
| | 学歴×一般的信頼 | -.335 | .356 | -.135 | | -.939 | .348 |
| 2 | (定数) | -.577 | 1.832 | | | -.315 | .753 |
| | 学歴3区分 | 4.979 | 1.026 | .572 | | 4.851 | .000 |
| | 一般的信頼 | -.408 | 1.084 | -.058 | | -.376 | .707 |
| | 年齢×学歴 | -.037 | .015 | -.235 | | -2.439 | .015 |
| | 年齢×一般的信頼 | .012 | .012 | .118 | | .957 | .339 |
| 3 | (定数) | -1.077 | 1.263 | | | -.853 | .394 |
| | 学歴3区分 | 5.005 | 1.024 | .575 | | 4.889 | .000 |
| | 年齢×学歴 | -.033 | .010 | -.209 | | -3.158 | .002 |
| | 年齢×一般的信頼 | .008 | .007 | .081 | | 1.099 | .272 |
| 4 | (定数) | .161 | .571 | | | .282 | .778 |
| | 学歴3区分 | 3.987 | .435 | .458 | | 9.161 | .000 |
| | 年齢×学歴 | -.024 | .006 | -.151 | | -3.752 | .000 |
| | 学歴×一般的信頼 | -.333 | .104 | -.134 | | -3.187 | .001 |

- a. 従属変数: 市町村外の友人数

除外された変数^d

| モデル | 除外された変数 | 入力されたときの標準回帰係数 | t 値 | 有意確率 | 共線性の統計量 | |
|-----|---------|--------------------|-------|------|---------|------|
| | | | | | 偏相関 | 許容度 |
| 2 | 年齢 | -.121 ^a | -.747 | .455 | -.024 | .035 |
| | 一般的信頼 | -.058 ^b | -.376 | .707 | -.012 | .038 |
| 3 | 年齢 | .023 ^c | .205 | .838 | .006 | .075 |
| | 一般的信頼 | .060 ^c | .657 | .511 | .021 | .108 |
| 4 | 年齢 | .081 ^c | 1.099 | .272 | .035 | .168 |
| | 一般的信頼 | .081 ^c | 1.099 | .272 | .035 | .168 |

- a. モデルの予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分、一般的信頼。
 b. モデルの予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。
 c. モデルの予測値: (定数)、学歴×一般的信頼、年齢×学歴、学歴3区分。
 d. 従属変数: 市町村外の友人数

次に、SPSS で一般線形モデルを用いた交互作用項の作成について説明する。この方法は、SPSS の一般線形モデルの「1 変量」を用いて分析を行う。

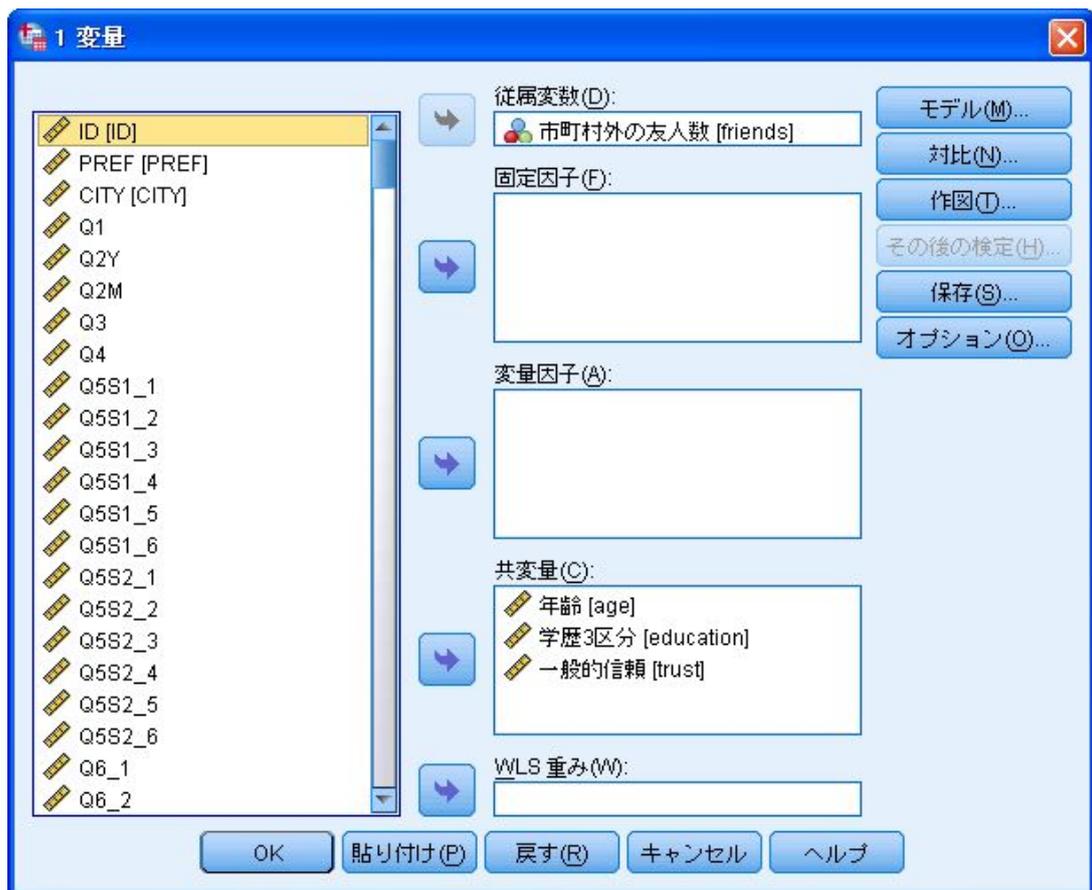
【分析】 → 【一般線形モデル】 → 【1 変量】

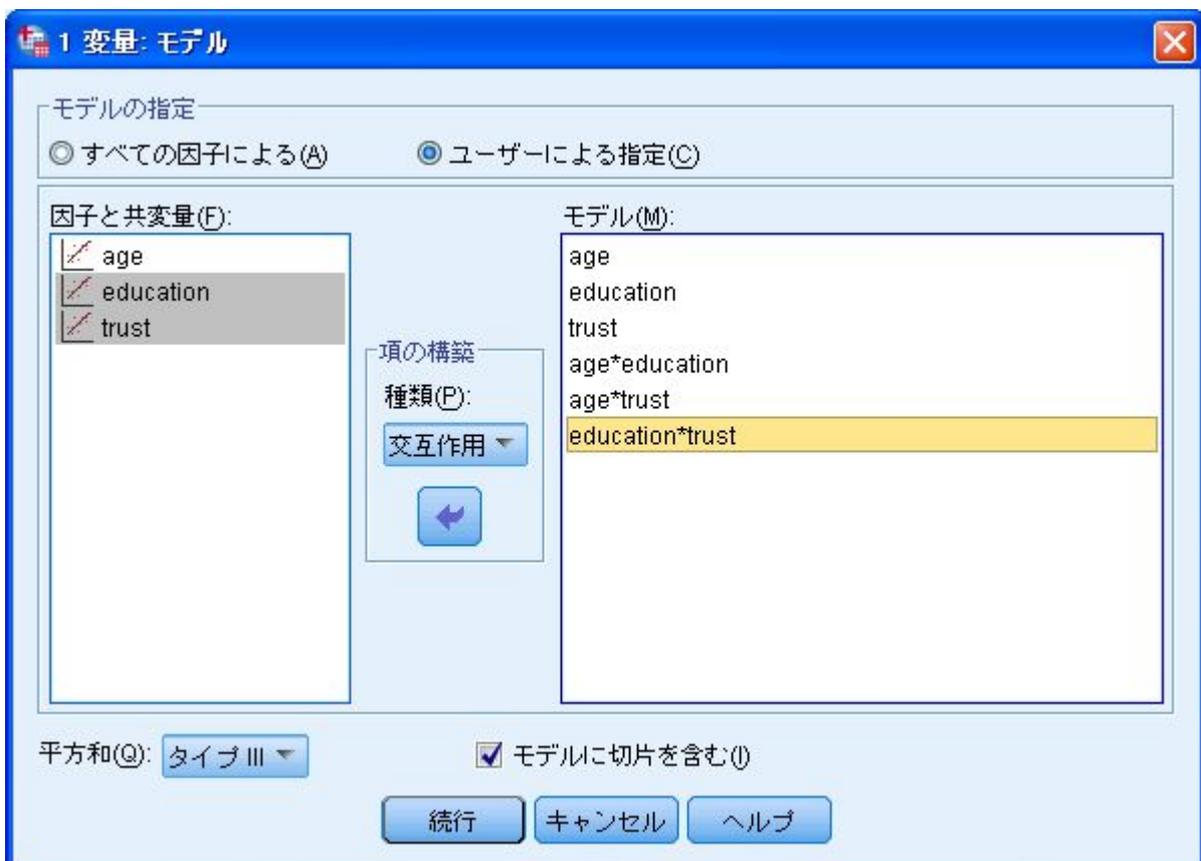
SPSS での一般線形モデルでは、これまでどおり「従属変数」に従属変数となる変数を入れるが、独立変数については変数の違いによって入れる場所が異なる。ダミー変数化していない質的変数は「固定因子」に入れ、通常の量的変数やダミー変数（1 か 0 しか値を持たない変数）は「共変量」に入れる。今回の分析例では、学歴 3 区分も含めていずれも量的変数として扱っているため、すべての独立変数を「共変量」のボックスに投入する。

次に、右上の「モデル」を選び、真ん中の「項の構築」で「主効果」を選び、矢印ボタンを使って右の「モデル」のボックスへと入れる。続いて「項の構築」を「交互作用」へと変更し、年齢（age）と学歴（education）を同時に選択してから、矢印ボタンを使って右の「モデル」のボックスへと入れる。交互作用項は変数名が * を使って結ばれることとなる。同様に、2 変数のすべての組み合わせを「モデル」のボックスへと入れる。なお、飛び飛びに選択するときには Ctrl キーを押しながらマウスでクリックすると選択できる。モデルの設定を終えたら、続行で戻る。

最後に、右の「オプション」を選び、下の表示の「記述統計」と「パラメータ推定値」にチェックを入れる。これは、分析ケース数を知るためと、各変数の偏回帰係数を把握するためである。

以上の設定を終えたら「OK」を選ぶ。







一般線型モデルによる出力は以下ようになる。「記述統計量」の表の N が分析したケースの数になる。

「被験者間効果の検定」の一番上の行の「修正モデル」の行が、モデル全体の検定を行っている行となる。この行の有意確率が有意水準を下回れば、モデルが有意であるといえる。またこの表の下の部分に、調整済み決定係数が表示される。「パラメータ推定値」は各独立変数の偏回帰係数や有意確率などの結果が表示される。この見方は是までと同じであるのでここでは説明を省く。

SPSS で一般線型モデルを用いると、新しい変数を作ることなく交互作用項を簡単に作れる点がポイントであるが、その反面、モデル比較のアルゴリズムや AIC などの情報量基準は用いることができない点などに弱点がある。そのため、交互作用項を用いて様々なモデルを試してみて良いモデルを把握した上で、必要な交互作用項の変数を作成して重回帰分析を用いて分析するといった方法をとるとよいだろう。

記述統計量

従属変数:friends 市町村外の友人
数

| 平均値 | 標準偏差 | N |
|------|-------|------|
| 4.04 | 5.410 | 1007 |

被験者間効果の検定

従属変数:friends 市町村外の友人数

| ソース | タイプ III 平方和 | 自由度 | 平均平方 | F 値 | 有意確率 |
|-------------------|-----------------------|------|---------|--------|------|
| 修正モデル | 2748.788 ^a | 6 | 458.131 | 17.163 | .000 |
| 切片 | 11.866 | 1 | 11.866 | .445 | .505 |
| age | 24.103 | 1 | 24.103 | .903 | .342 |
| education | 75.723 | 1 | 75.723 | 2.837 | .092 |
| trust | 15.781 | 1 | 15.781 | .591 | .442 |
| age * education | 41.384 | 1 | 41.384 | 1.550 | .213 |
| age * trust | 38.391 | 1 | 38.391 | 1.438 | .231 |
| education * trust | 23.541 | 1 | 23.541 | .882 | .348 |
| 誤差 | 26692.853 | 1000 | 26.693 | | |
| 総和 | 45851.000 | 1007 | | | |
| 修正総和 | 29441.641 | 1006 | | | |

a. R2 乗 = .093 (調整済み R2 乗 = .088)

パラメータ推定値

従属変数:friends 市町村外の友人数

| パラメータ | B | 標準誤差 | t 値 | 有意確率 | 95% 信頼区間 | |
|-------------------|--------|-------|--------|------|----------|-------|
| | | | | | 下限 | 上限 |
| 切片 | -2.865 | 4.297 | -.667 | .505 | -11.298 | 5.568 |
| age | .058 | .061 | .950 | .342 | -.062 | .178 |
| education | 2.472 | 1.467 | 1.684 | .092 | -.408 | 5.351 |
| trust | 1.089 | 1.416 | .769 | .442 | -1.690 | 3.868 |
| age * education | -.026 | .021 | -1.245 | .213 | -.067 | .015 |
| age * trust | -.021 | .018 | -1.199 | .231 | -.057 | .014 |
| education * trust | .335 | .356 | .939 | .348 | -.365 | 1.034 |

1-11～1-12 ロジスティック回帰分析①～②

<用いるデータセット：ruda-data.sav>

ロジスティック回帰分析（事例は 1-11 の表 1、および 1-12 の表 1）

SPSS での二項ロジスティック回帰分析は、回帰分析の「二項ロジスティック」か一般化線形モデルを用いて行う。交互作用項を用いた分析を行う際には後者が便利であるが、主効果のみの分析を行うのであれば「二項ロジスティック」の方が使いやすい。そこで、まず「二項ロジスティック」を用いた分析から紹介する。「二項ロジスティック」は「回帰」から選択できる。

【分析】 → 【回帰】 → 【二項ロジスティック】

従属変数は必ず二値変数とする必要がある。通常はダミー変数を投入することが多いが、二値変数であれば必ずしも 0 と 1 でなくても構わない。必ず小さい値が参照カテゴリとして指定される。独立変数は共変量に投入する。なお、詳細は割愛するが、質的変数を投入する場合、右の「カテゴリ」から参照カテゴリを設定することで、自動的にダミー変数化する機能が着いており便利である。

次に、オッズ比 ($\exp(b)$) の 95%信頼区間を出力するために、右の「オプション」を選ぶ。ロジスティック回帰分析：オプションにおいて「Exp(B)の信頼区間」にチェックを入れる。特段の理由がない限り、信頼度は 95%とするため変更する必要はない。



二項ロジスティック回帰分析の分析結果は非常に長い。そこで、一般的によく参照する項目のみをここでは紹介する。まず一番上に出力される「ケース処理の要約」の表を見る。この表には、分析したケース数が表示される。用いた変数の中に一つでも欠損値があるケースは分析で省かれるため、「選択されたケース 分析で使用」をみる。ここでは907である。つぎに、「モデル係数のオムニバス検定」の表をみる。これは、分析全体のモデルが母集団において意味を持つかについて検定を行ったものである。ステップ、ブロック、モデルの3行が出力されるが、必ずすべて同じ数字になるので、どの行を見ても構わない。この有意確率が有意水準を下回っていれば、母集団においてもあてはまるモデルと考えることができる。

続いてもっとも重要な表である、一番下の「方程式中の変数」の表を確認する。ここには、各変数ごとに推測された対数オッズ比や標準誤差、有意確率、オッズ比などが出力されている。各変数について、「B」が対数オッズ比（本書では係数 b ）、「Exp(B)」がオッズ比を示している。なお、対数オッズ比の95%信頼区間は出力されないため、この数値を用いたい場合には標準誤差から計算する必要がある。また、重回帰分析の表と異なり、切片を意味する定数が表の一番下にくる。この点に注意が必要である。

最後に、「モデル集計」を確認する。この表には、 $-2 \times$ 対数尤度、擬似決定係数の一つである「Nagelkerke の擬似決定係数」などが出力されるので確認する。

ケース処理の要約

| 重み付きのないケース ^a | N | パーセント |
|-------------------------|------|-------|
| 選択されたケース 分析で使用 | 907 | 75.3 |
| 欠損ケース | 297 | 24.7 |
| 合計 | 1204 | 100.0 |
| 選択されなかったケース | 0 | .0 |
| 合計 | 1204 | 100.0 |

a. 重み付けが有効な場合には、ケースの総数について分類表を参照してください。

モデル係数のオムニバス検定

| | | カイ 2 乗 | 自由度 | 有意確率 |
|--------|------|--------|-----|------|
| ステップ 1 | ステップ | 41.712 | 3 | .000 |
| | ブロック | 41.712 | 3 | .000 |
| | モデル | 41.712 | 3 | .000 |

モデル集計

| ステップ | -2 対数尤度 | Cox-Snell R2 乗 | Nagelkerke R2 乗 |
|------|----------------------|----------------|-----------------|
| 1 | 809.563 ^a | .045 | .074 |

a. パラメータ推定値の変化が .001 未満であるため、反復回数 5 で推定が打ち切られました。

分類テーブル^a

| 観測 | | | 予測 | | |
|----------|---------|---|---------|-----|-------|
| | | | 地域愛着ダミー | | 正解の割合 |
| | | | 0 | 1 | |
| ステップ 1 | 地域愛着ダミー | 0 | 0 | 162 | .0 |
| | | 1 | 0 | 745 | 100.0 |
| 全体のパーセント | | | | | 82.1 |

a. 分類値は .500 です

方程式中の変数

| | B | 標準誤差 | Wald | 自由度 | 有意確率 | Exp(B) | EXP(B) の 95% 信頼区間 | | |
|---------------------|-----------|-------|------|--------|------|--------|-------------------|-------|-------|
| | | | | | | | 下限 | 上限 | |
| ステップ 1 ^a | age | .025 | .007 | 14.144 | 1 | .000 | 1.026 | 1.012 | 1.039 |
| | urban | -.030 | .186 | .027 | 1 | .871 | .970 | .674 | 1.396 |
| | neighbors | .050 | .013 | 15.196 | 1 | .000 | 1.051 | 1.025 | 1.078 |
| | 定数 | -.094 | .368 | .065 | 1 | .798 | .910 | | |

a. ステップ 1: 投入された変数 age, urban, neighbors

交互作用項を用いたロジスティック回帰分析（事例は 1-12 の表 4）

SPSS での二項ロジスティック回帰分析は、「一般化線形モデル」を用いて行うこともできる。とくに交互作用項を用いた分析を行う際にはこのプログラムを使った方が便利である。そこで、125 ページの 1-12 の表 4 を事例に紹介する。

【分析】 → 【一般化線型モデル】 → 【一般化線型モデル】

SPSS での一般化線型モデルは、様々な分析モデルを用いることができる点に特徴がある。その反面、設定項目が多い点が短所である。各種設定は、上のタブを切り替えながら行ってゆく。

まず、「モデルの種類」においてリンク関数の設定を行う。ここでは二値変数を分析するので、「2 値ロジスティック」にチェックを入れる。なお、尺度の応答の「1 次」にチェックを入れた場合には、重回帰分析／一般線型モデルでの分析をすることとなる。

次に、「応答」において従属変数を設定する。従属変数には二値変数を設定する。また、下の「従属変数の種類」が「2 値」になっていることを確認する。

続いて、「予測変数」において用いる独立変数を投入する。扱う変数が量的変数かダミー変数である場合には「共変量」のボックスに投入する。また、質的変数の場合には「因子」のボックスに入れる。「因子」のボックスの下の「オプション」のボタンから、各変数を自動的にダミー化する際にどの変数を参照カテゴリにするか設定できる。

続いて、交互作用項を用いる場合に「モデル」を設定する。この事例では、都市ダミーと近所の知人数の交互作用を追加する。まず、真ん中の「項の構築」で「主効果」を選び、矢印ボタンを使って右の「モデル」のボックスへと入れる。続いて「項の構築」を「交互作用」へと変更し、都市ダミー（urban）と近所の知人数（neighbors）を同時に選んでから、矢印ボタンを使って右の「モデル」のボックスへと入れる。交互作用項は変数名が * を使って結ばれることとなる。

最後に、「統計」の項目を設定する。ここでは、すでにチェックが入っているものに加えて、「指数パラメータ推定値を含む」にチェックを入れる。これは、オッズ比とその信頼区間を出力するためである。

すべての設定を終えたら、下の「OK」を押して分析を開始する。

一般化線型モデル

モデルの種類 応答(E) 予測変数 モデル 推定 統計 推定周辺平均 保存 エクスポート

分布およびリンク関数の組み合わせを指定したり、以下にリストされたモデルの種類のひとつを選択します。

尺度の応答

- 1次(L)
- ログリンクを持つガンマ(G)

順位データ応答

- 順位データロジスティック(O)
- 順位データプロビット(D)

度数

- ポアソン対数線型(S)
- ログリンクのある負の2項分布(N)

2値応答またはイベント/試行データ

- 2値ロジスティック(B)
- 2値プロビット(A)
- 調査された生存推定値間隔(I)

組み合わせ

- ログリンクの Tweedie(T)
- 同一リンクの Tweedie(W)

ユーザー指定(C)

- ユーザー指定(C)

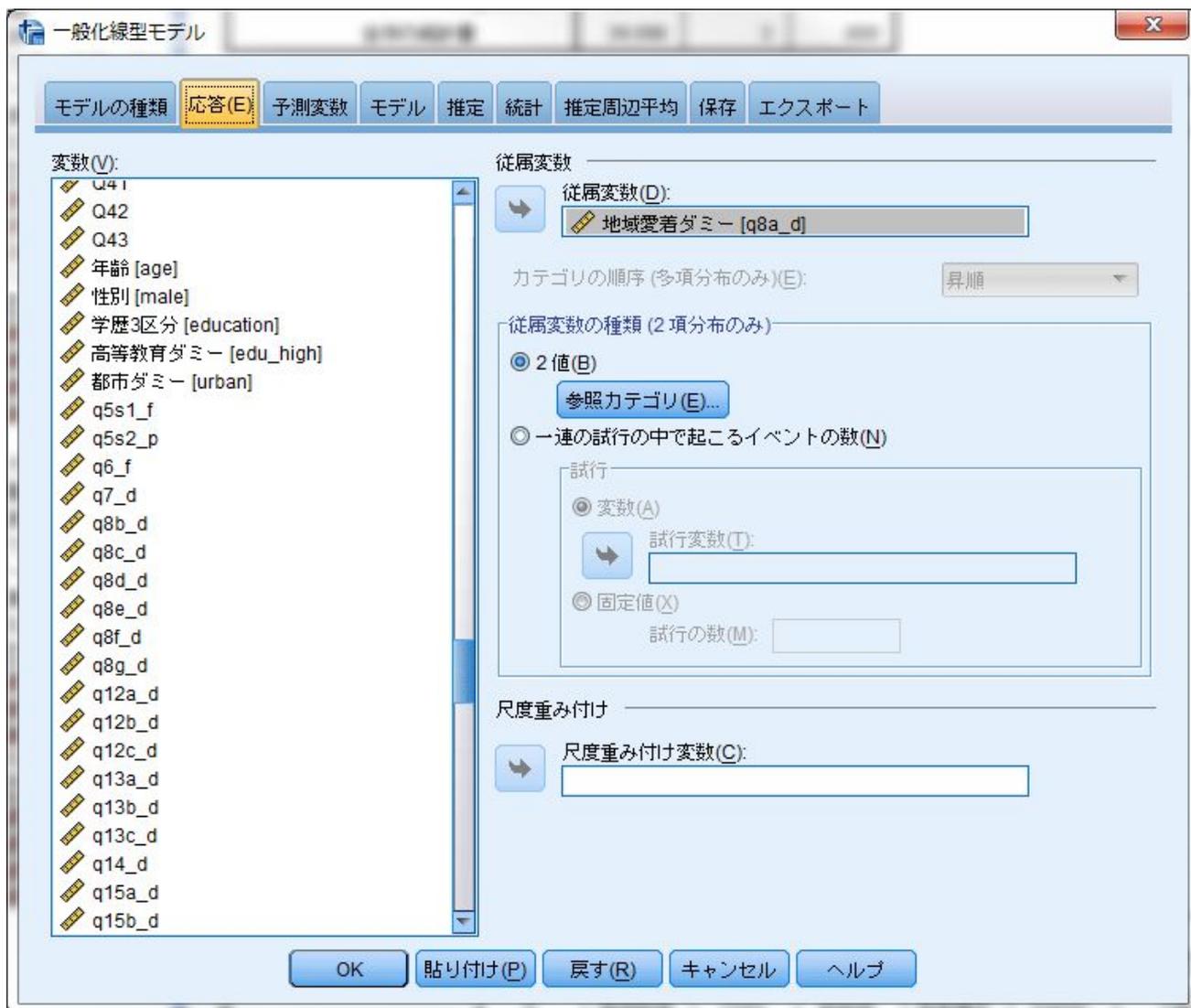
分布(U): 正規分布 リンク関数(E): 同一

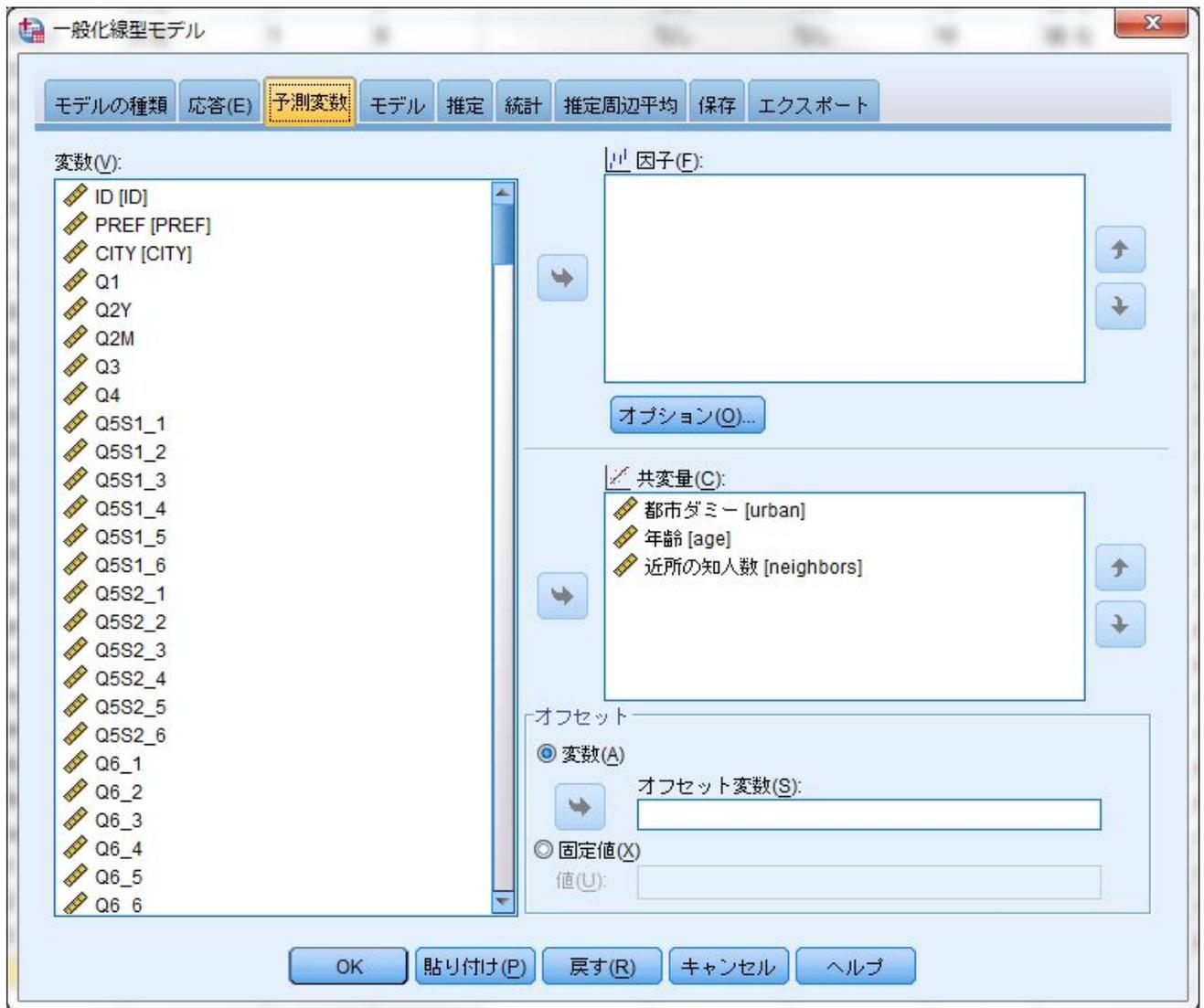
べき乗(E):

パラメータ

- 値を指定(Y)
- 値(V):
- 推定値(M)

OK 貼り付け(P) 戻す(R) キャンセル ヘルプ





一般化線型モデル

モデルの種類 応答(E) 予測変数 モデル 推定 統計 推定周辺平均 保存 エクスポート

モデル効果

分析の種類(A): タイプ III 信頼区間レベル (%) (V): 95

カイ 2 乗統計

Wald(W)
 尤度比(K)

対数尤度関数(L): 完全

信頼区間型

Wald(D)
 プロファイル尤度(E)

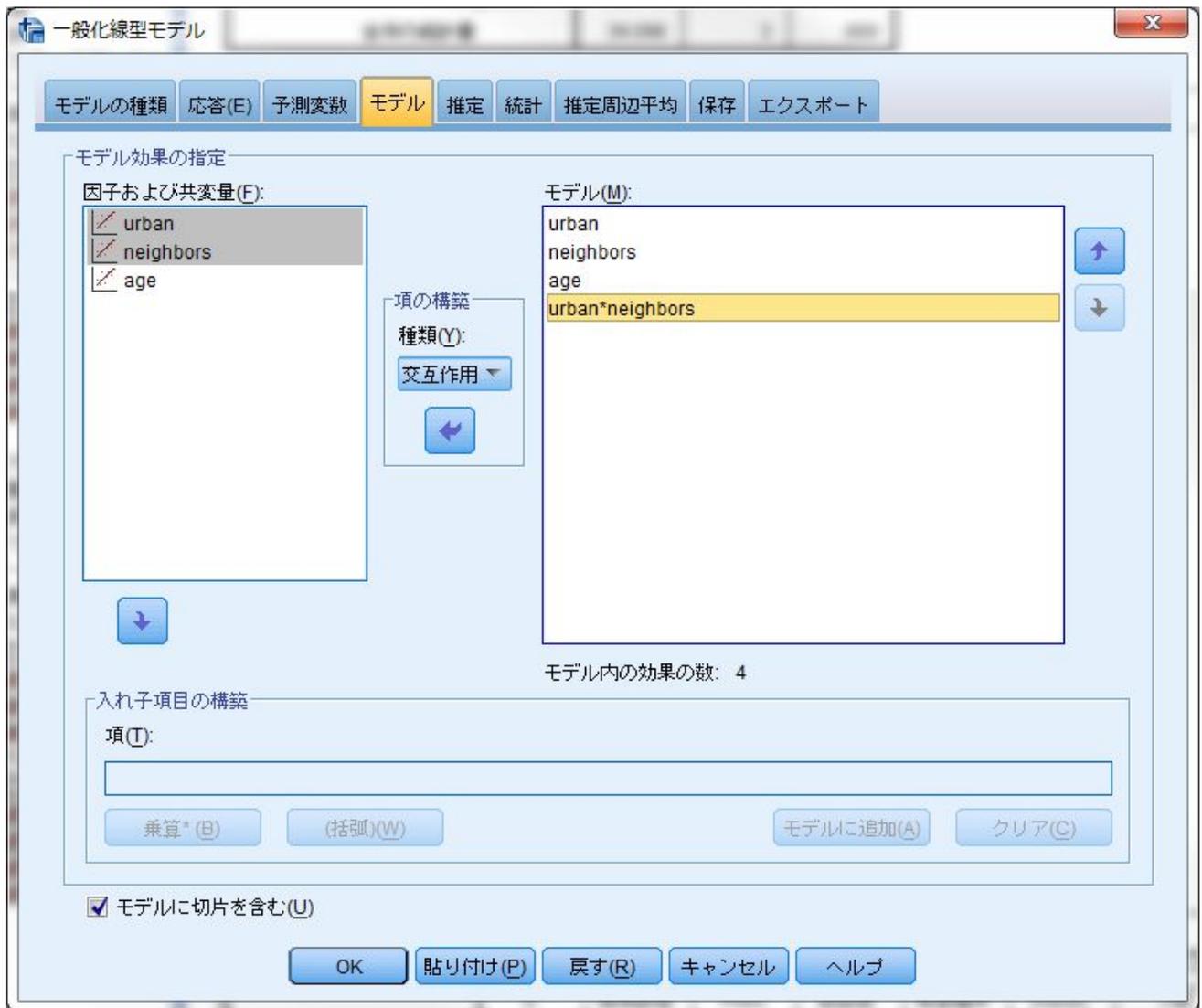
許容水準(O): .0001

プリント

ケース処理要約(C)
 記述統計(S)
 モデル情報(M)
 適合度統計量(G)
 モデル要約統計量(Y)
 パラメータ推定値(E)
 指数パラメータ推定値を含む(O)
 パラメータ推定値の分散共分散行列(X)
 パラメータ推定値の相関行列(N)

対比係数行列(T)
 一般の推定可能関数(U)
 反復の記述(I)
印刷の間隔(I): 1
 負の 2
項分布に対する尺度パラメータまたは補助パラメータの LaGrange
乗数検定(B)

OK 貼り付け(P) 戻す(R) キャンセル ヘルプ



一般化線型モデルを用いた二項ロジスティック回帰分析の結果は、以下のようになる。一番下の「パラメータ推定値」の表が、各変数の分析結果である。回帰分析の「二項ロジスティック」と同様に、各変数について、「B」が対数オッズ比（本書では係数 b ）、「Exp(B)」がオッズ比を示している。有意確率は、「仮説の検定」の「有意確率」をみればよい。なお、すぐ上にある「モデル効果の検定」にも有意確率が載っているが、同じ数値となる。

さらに一つ上の「オムニバス検定」の表は、モデルが母集団についてあてはまるかの検定となる。ここでは「尤度比カイ 2 乗」が本書 125 ページの表 4 の下にある「モデル χ^2 」の数値となり、横のアセタリスクが有意確率を示すこととなる。

「適合度」の表には、各種の統計量基準が出力される。 $-2 \times$ 対数尤度は出力されなかったため、この表の「対数尤度」を用いるとよい。AIC や BIC などこの表に出力されるため便利である。ただし、SPSS の一般化線型モデルでは、擬似決定係数は出力されない。そのためこれらの数値を用いたい場合には、交互作用項を作成して「二項ロジスティック」を用いた方がよい。

適合度^b

| | 値 | 自由度 | 値/自由度 |
|---------------------|----------|-----|-------|
| 逸脱 | 510.329 | 581 | .878 |
| 尺度逸脱 | 510.329 | 581 | |
| Pearson のカイ 2 乗 | 681.608 | 581 | 1.173 |
| 尺度付き Pearson カイ 2 乗 | 681.608 | 581 | |
| 対数尤度 ^a | -315.471 | | |
| 赤池情報量基準 (AIC) | 640.942 | | |
| 有限サンプル相関 AIC (AICC) | 641.008 | | |
| ベイズ情報量基準 (BIC) | 664.992 | | |
| 一致 AIC (CAIC) | 669.992 | | |

従属変数: 地域愛着ダミー
モデル: (切片), urban, age, neighbors, urban * neighbors

- a. 情報量基準の計算時に完全な対数尤度関数が表示および使用されます。
b. 情報量基準は、small-is-better 形式です。

オムニバス検定^a

| 尤度比カイ 2 乗 | 自由度 | 有意確率 |
|-----------|-----|------|
| 54.179 | 4 | .000 |

従属変数: 地域愛着ダミー
モデル: (切片), urban, age, neighbors, urban * neighbors

- a. 適合モデルと定数項のみのモデルを比較します。

モデル効果の検定

| ソース | タイプ III | | |
|-------------------|-------------|-----|------|
| | Wald カイ 2 乗 | 自由度 | 有意確率 |
| (切片) | .381 | 1 | .537 |
| urban | 5.555 | 1 | .018 |
| age | 12.145 | 1 | .000 |
| neighbors | 2.222 | 1 | .136 |
| urban * neighbors | 10.186 | 1 | .001 |

従属変数: 地域愛着ダミー
モデル: (切片), urban, age, neighbors, urban * neighbors

パラメータ推定値

| パラメータ | B | 標準誤差 | 95% Wald 信頼区間 | | 仮説の検定 | | | Exp (B) | Exp (B) の 95% Wald 信頼区間 | |
|-------------------|----------------|-------|---------------|-------|-------------|-----|------|---------|-------------------------|-------|
| | | | 下限 | 上限 | Wald カイ 2 乗 | 自由度 | 有意確率 | | 下限 | 上限 |
| (切片) | -.239 | .3877 | -.999 | .520 | .381 | 1 | .537 | .787 | .368 | 1.683 |
| urban | .580 | .2463 | .098 | 1.063 | 5.555 | 1 | .018 | 1.787 | 1.103 | 2.896 |
| age | -.024 | .0068 | -.037 | -.010 | 12.145 | 1 | .000 | .976 | .963 | .990 |
| neighbors | -.021 | .0141 | -.049 | .007 | 2.222 | 1 | .136 | .979 | .952 | 1.007 |
| urban * neighbors | -.107 | .0335 | -.173 | -.041 | 10.186 | 1 | .001 | .899 | .842 | .960 |
| (尺度) | 1 ^a | | | | | | | | | |

従属変数: 地域愛着ダミー
モデル: (切片), urban, age, neighbors, urban * neighbors

- a. 表示値に固定されます。

1-13 ログリニア分析

<用いるデータセット : ruda-data.sav>

ログリニア分析（事例は 1-14）

SPSS でのログリニア分析は、対数線型パッケージのなかの「一般的」から行う。これは一般的対数線型モデルの略であり、対数線型はログリニアの日本語訳となる。

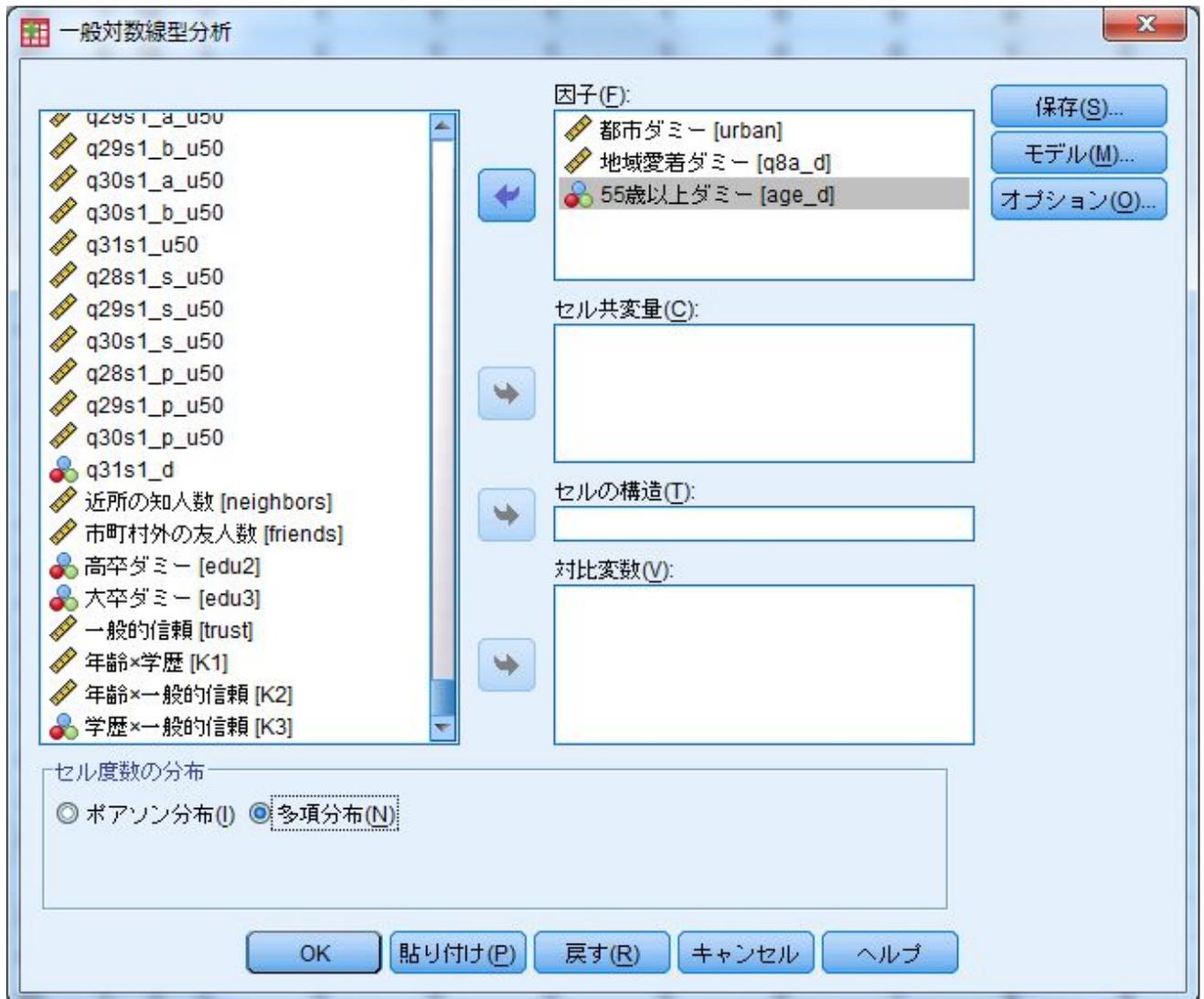
【分析】 → 【対数線型】 → 【一般的】

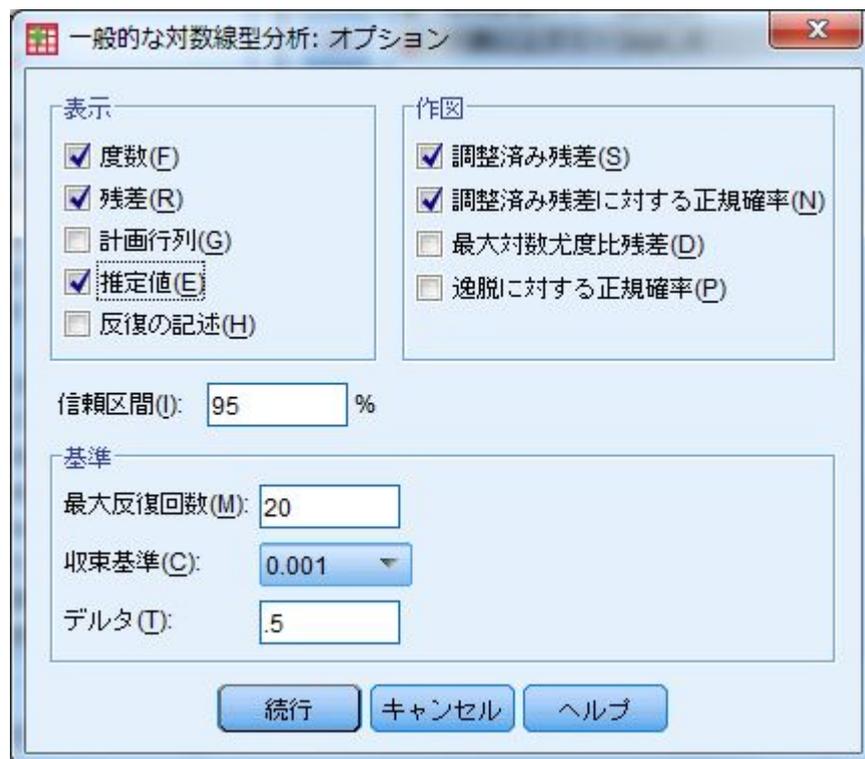
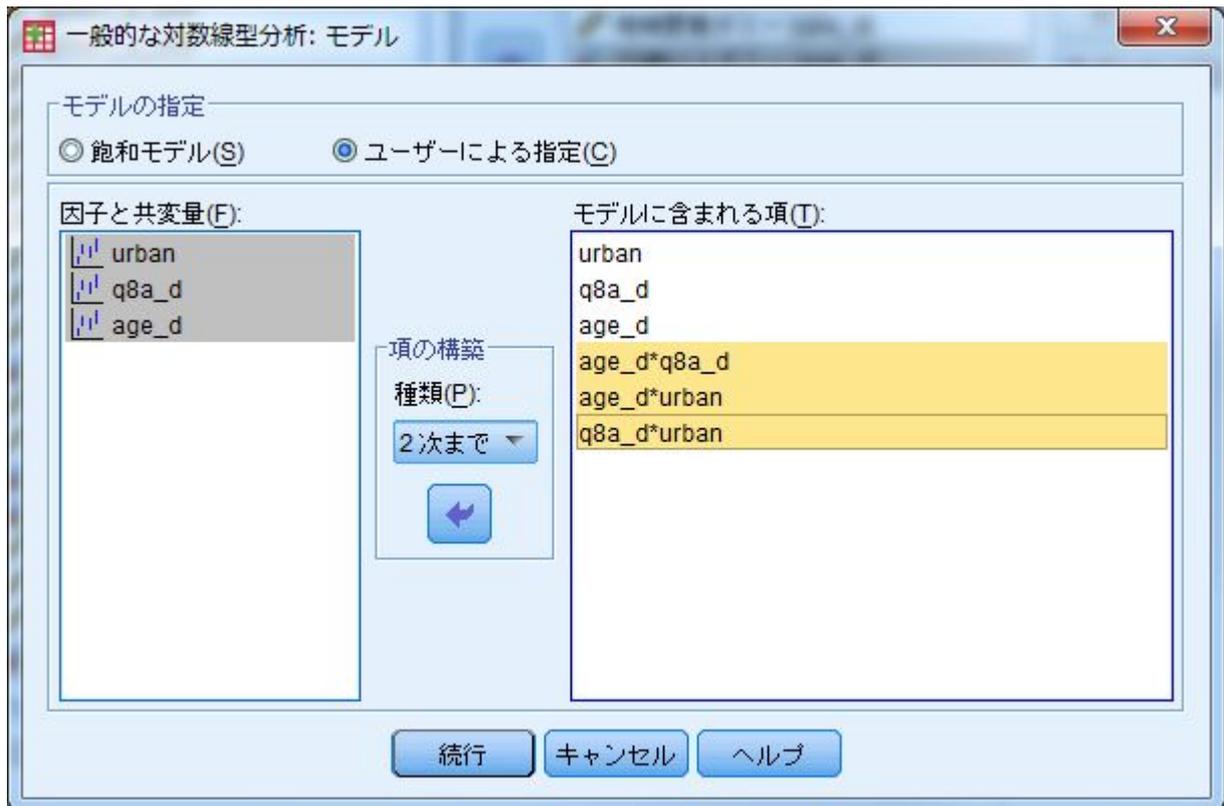
対数線型モデルを用いる場合、変数はダミー変数を用いる。本書 135 ページの 1-13 の表 4 の例では、居住地域について都市ダミー (urban : 以下 U)、地域愛着ダミー (q8a_d : 以下 T)、年齢について 55 歳以上ダミー (age_d : 以下 A) の 3 つのダミー変数を用いている。これらを「因子」に投入する。また、一般的な社会調査データを用いる場合には、下にある「セル度数の分布」において「多項分布」を指定する。

次に、右の「モデル」の設定を行う。ここでは、均一連関モデル（表 4 の No.2、[UT][UA][TA]）を事例とする。モデルは均一連関モデルであるため、3 つの変数のいずれにも条件付きの関連が見られる、すなわち交互作用があることとなる。そこで、「ユーザーによる指定」にチェックを入れる。真ん中の「項の構築」を「主効果」にして UTA すべての変数を、右側の「モデルに含まれる項」に矢印を用いて投入する。つぎに、すべての組み合わせの 2 変数の交互作用項を投入するので、UTA のすべてを選び、真ん中の「項の構築」を「2 次まで」にしてから矢印を用いて投入する。なお、このモデルの選択を変えることで、表 4 の各 No. の設定ができる。

モデルの選択を終えたら、「オプション」を選び、「推定値」にチェックを入れる。分析で収束しない場合には、基本設定で 20 になっている反復回数を大きくする。

以上の作業を終えたら、「OK」で分析を開始する。





分析の結果は、以下となる。まず「収束情報」の表を見て、反復が収束しているかを確認する。収束していない場合には、オプションから反復回数を増やして再度試行する。つぎに、「適合度検定」の表を見る。この表が、設定したモデルを用いてログリニア分析を実行した結果となる。「尤度比」の「値」が尤度比統計量 G^2 を示している。3 ダミー変数の均一連関モデルなので自由度は2となる。

ここまでの作業を行うことで、一つのモデルの分析ができる。この後は、それぞれのモデルの分析を行い、どのモデルがもっとも妥当かを判断してゆく。また、R の計算と SPSS の計算は若干異なるため、数値が異なることがある。AIC、BIC などは後述する方法で計算する。

データ情報

| | | N |
|------|----------|------|
| ケース | 有効数 | 1180 |
| | 欠損値 | 24 |
| | 重み付き有効数 | 1180 |
| セル | 定義済みセル | 8 |
| | 構造 0 | 0 |
| | サンプリング 0 | 0 |
| カテゴリ | 都市ダミー | 2 |
| | 地域愛着ダミー | 2 |
| | 55歳以上ダミー | 2 |

収束情報^{b,c}

| | |
|-----------|-------------------------|
| 最大反復回数 | 20 |
| 収束の許容範囲 | .00100 |
| 最終的な最大絶対差 | 3.17603E-6 ^a |
| 最終的な最大相対差 | 4.76954E-6 |
| 反復回数 | 5 |

a. パラメータ推定値の最大絶対変化量が、指定された収束基準を下回っているため、反復が収束しました。

b. モデル: 多項分布

c. 計画: 定数 + urban + q8a_d + age_d + q8a_d * age_d + urban * age_d + urban * q8a_d

適合度検定^{a,b}

| | 値 | 自由度 | 有意確率 |
|-----------------|------|-----|------|
| 尤度比 | .070 | 1 | .791 |
| Pearson のカイ 2 乗 | .070 | 1 | .791 |

a. モデル: 多項分布

b. 計画: 定数 + urban + q8a_d + age_d + q8a_d * age_d + urban * age_d + urban * q8a_d

セル度数と残差^{a,b}

| 都市ダミー | 地域愛着ダミー | 55歳以上ダミー | 観測 | | 期待 | | 残差 | 標準化残差 | 調整済み残差 | 逸脱 |
|-------|---------|----------|-----|-------|---------|-------|-------|-------|--------|--------|
| | | | 度数 | % | 度数 | % | | | | |
| 農村 | 0 | 55歳未満 | 56 | 4.7% | 55.183 | 4.7% | .817 | .113 | .265 | 1.283 |
| | | 55歳以上 | 37 | 3.1% | 37.817 | 3.2% | -.817 | -.135 | -.265 | -1.271 |
| | 1 | 55歳未満 | 231 | 19.6% | 231.817 | 19.6% | -.817 | -.060 | -.265 | -1.277 |
| | | 55歳以上 | 310 | 26.3% | 309.183 | 26.2% | .817 | .054 | .265 | 1.279 |
| 都市 | 0 | 55歳未満 | 72 | 6.1% | 72.817 | 6.2% | -.817 | -.099 | -.265 | -1.274 |
| | | 55歳以上 | 34 | 2.9% | 33.183 | 2.8% | .817 | .144 | .265 | 1.286 |
| | 1 | 55歳未満 | 234 | 19.8% | 233.183 | 19.8% | -.817 | .060 | .265 | 1.279 |
| | | 55歳以上 | 206 | 17.5% | 206.817 | 17.5% | -.817 | -.063 | -.265 | -1.277 |

a. モデル: 多項分布

b. 計画: 定数 + urban + q8a_d + age_d + q8a_d * age_d + urban * age_d + urban * q8a_d

SPSS では AIC や BIC が計算されないため、Excel を用いて計算することとなる。それぞれの計算式は以下ようになる。df は自由度、N は分析ケース数を意味する。また、logit は Excel の LN 関数を用いることで計算できる。

$$AIC = G^2 - 2 \times df$$

$$BIC = G^2 - \text{logit}(N) \times df$$

この式を用いて、以下のような表を作るとどのモデルが最適化を理解しやすいだろう。前述したように R での計算結果である表 4 と比べて若干数値が異なるが、表 4 での分析結果と同様に、AIC 基準では No.2 のモデルが、BIC 基準では No.5 のモデルが妥当なモデルであり、 p 値を含めて考えると、No.5 のモデルが一番妥当だと分かる。

| SUM $=C4-LN(1180)*D4$ | | | | | | | |
|-----------------------|-----|--------------|--------|-----|-------|--------|----------|
| | A | B | C | D | E | F | G |
| 1 | | | | | | | |
| 2 | No. | モデル | G^2 | 自由度 | p 値 | AIC | BIC |
| 3 | 1 | [UTA] | 0 | 0 | | | |
| 4 | 2 | [UT][UA][TA] | 0.07 | 1 | 0.079 | -1.93 | 180)*D4 |
| 5 | 3 | [UT][UA] | 17.516 | 2 | 0.000 | 13.516 | 3.369461 |
| 6 | 4 | [UT][TA] | 11.99 | 2 | 0.002 | 7.99 | -2.15654 |
| 7 | 5 | [UA][TA] | 3.034 | 2 | 0.218 | -0.966 | -11.1125 |
| 8 | 6 | [UT][A] | 31.17 | 3 | 0.000 | 25.17 | 9.950191 |
| 9 | 7 | [UA][T] | 22.214 | 3 | 0.000 | 16.214 | 0.994191 |
| 10 | 8 | [U][TA] | 16.688 | 3 | 0.001 | 10.688 | -4.53181 |
| 11 | 9 | [U][T][A] | 35.868 | 4 | 0.000 | 27.868 | 7.574921 |

1-14 数量化 III 類：対応分析

対応分析は、SPSS では Categories という追加パッケージを用いる必要がある。しかし、このパッケージは多くの大学で普及していないため、ここでは説明を割愛する。

1-15 因子分析

<用いるデータセット : ruda-data.sav>

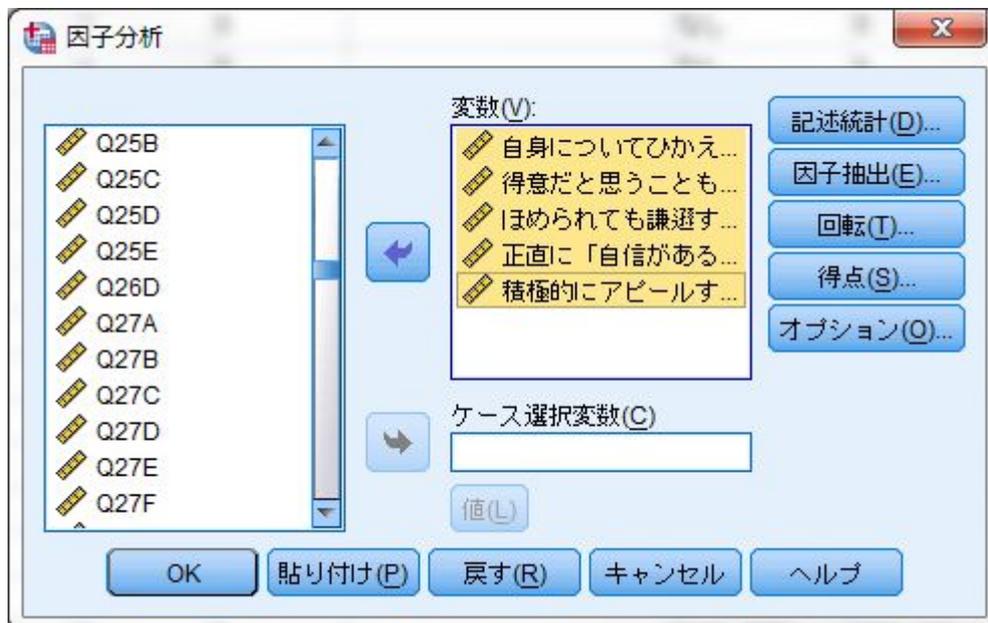
因子分析（事例は 1-15 の表 3）

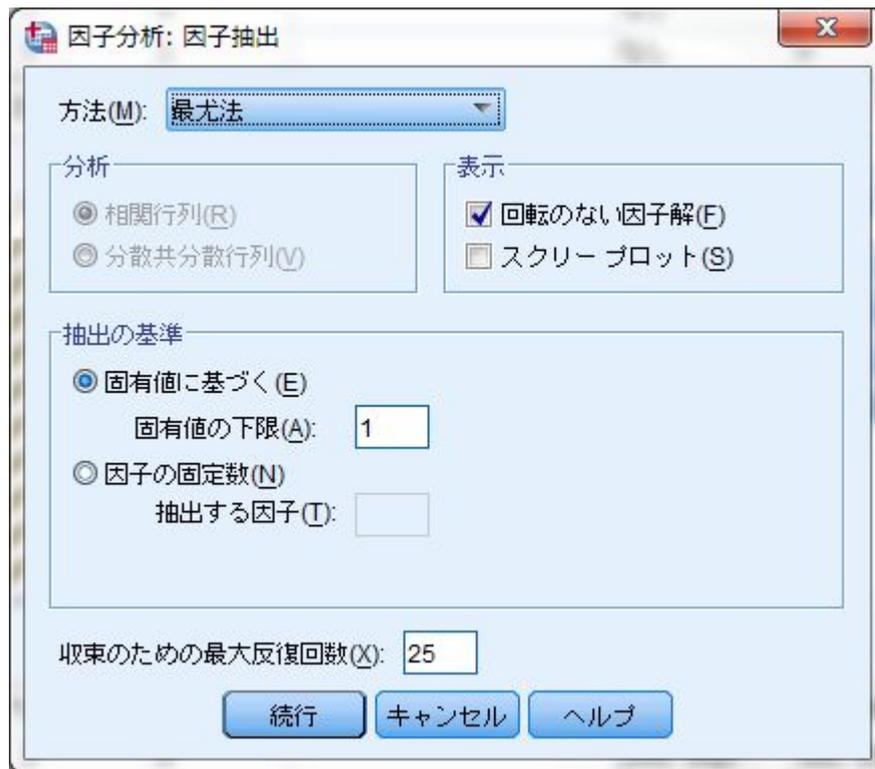
SPSS での因子分析は、簡易にかつ様々な分析を扱えるため便利な機能を持っている。また、因子得点の算出なども可能である。SPSS での因子分析は「因子分析」プログラムを用いる。

【分析】 → 【次元分解】 → 【因子分析】

因子分析を行うために、用いる変数をすべて「変数」に入れる。変数はかならず量的変数か、対称性のある順序尺度の変数となる。続いて、「因子抽出」を選び、因子抽出法を設定する。ここでは、上の方法から様々な因子抽出法が設定できる。デフォルトの「主成分分析」で行う場合は、因子分析ではなく主成分分析という手法となる。R では「最尤法」が基本設定となっているため、ここでは「最尤法」と設定する。ただし、他の手法もよく用いられる。違いが知りたい場合には、参考文献に上がっている類書を参考にして欲しい。

回転なしの分析を行う場合には、以上で設定は終わりとなる。





因子分析（回転なし）の出力結果は、以下のようなものとなる。「共通性」の表には、各変数の共通性が出力される。「因子抽出後の項目」の行が各変数の共通性となる（RではUniquenessとして出力される。この数値から1を引いたものが共通性となる）。

「説明された分散の合計」の表は、固有値と負荷量平方和（寄与率）を示している。初期の固有値の合計の列が抽出された因子の固有値を示している。この数字が1を超えたものを因子として扱うことになる。この事例では、2つの因子が1を超えているので2因子構造を持つことが分かる。

「因子行列」の表が、各因子の因子負荷量を示している。また、「抽出後の負荷量平方和」の合計が因子の寄与率となる。第1因子の寄与率は1.583、第2因子の寄与率は1.136とわかる。

最後の「適合度検定」は適合度の検定の結果を示している。この検定が有意である場合にはモデルを作り直す必要がある。

共通性

| | 初期 | 因子抽出後 |
|----------------------|------|-------|
| 自身についてひかえめに言う | .282 | .416 |
| 得意だと思ふことも、聞かれるまで言わない | .354 | .573 |
| ほめられても謙遜する | .290 | .433 |
| 正直に「自信がある」という | .407 | .540 |
| 積極的にアピールする | .422 | .756 |

因子抽出法: 最尤法

説明された分散の合計

| 因子 | 初期の固有値 | | | 抽出後の負荷量平方和 | | |
|----|--------|--------|---------|------------|--------|--------|
| | 合計 | 分散の % | 累積 % | 合計 | 分散の % | 累積 % |
| 1 | 2.145 | 42.906 | 42.906 | 1.583 | 31.654 | 31.654 |
| 2 | 1.440 | 28.791 | 71.697 | 1.136 | 22.724 | 54.378 |
| 3 | .576 | 11.517 | 83.214 | | | |
| 4 | .481 | 9.617 | 92.831 | | | |
| 5 | .358 | 7.169 | 100.000 | | | |

因子抽出法: 最尤法

因子行列^a

| | 因子 | |
|----------------------|-------|------|
| | 1 | 2 |
| 自身についてひかえめに言う | -.335 | .552 |
| 得意だと思ふことも、聞かれるまで言わない | -.448 | .610 |
| ほめられても謙遜する | -.337 | .565 |
| 正直に「自信がある」という | .685 | .265 |
| 積極的にアピールする | .828 | .264 |

因子抽出法: 最尤法

a. 2 個の因子が抽出されました。5 回の反復が必要です。

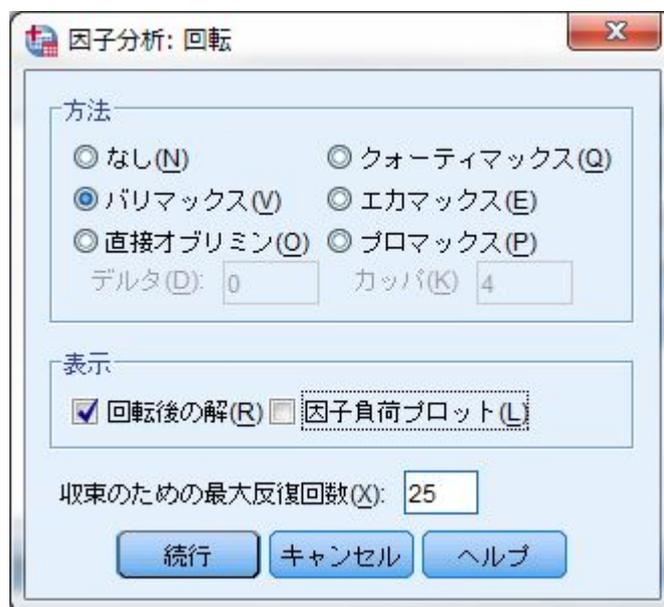
適合度検定

| χ ² 乗 | 自由度 | 有意確率 |
|------------------|-----|------|
| .079 | 1 | .778 |

続いて、回転を加える場合の方法について説明する。まずバリマックス回転の場合について説明する。

前述したように変数を投入した上で、「回転」の項目を選ぶ。そして、因子分析：回転のウィンドウで方法に「バリマックス」にチェックを入れる。あとは、続行する。なお、本書 149 ページの

図2のような表を出力したい場合には、「因子負荷プロット」にチェックを入れるとよい。また、プロマックス回転の場合は「プロマックス」にチェックを入れることとなる。回転の設定はこれだけであり、他の設定は回転なしと同じである。



回転ありの場合にも、出力結果の「共通性」などいくつかの結果は変わらないので割愛する。

バリマックス回転の場合、以下のような出力結果が得られる。「説明された分散の合計」の表から、寄与率を見る場合には、「回転後の負荷量平方和」を見る。

「回転後の因子行列」は、各因子のバリマックス回転後の因子負荷量を示している。

説明された分散の合計

| 因子 | 初期の固有値 | | | 抽出後の負荷量平方和 | | | 回転後の負荷量平方和 | | |
|----|--------|--------|---------|------------|--------|--------|------------|--------|--------|
| | 合計 | 分散の% | 累積% | 合計 | 分散の% | 累積% | 合計 | 分散の% | 累積% |
| 1 | 2.145 | 42.906 | 42.906 | 1.583 | 31.654 | 31.654 | 1.418 | 28.363 | 28.363 |
| 2 | 1.440 | 28.791 | 71.697 | 1.136 | 22.724 | 54.378 | 1.301 | 26.015 | 54.378 |
| 3 | .576 | 11.517 | 83.214 | | | | | | |
| 4 | .481 | 9.617 | 92.831 | | | | | | |
| 5 | .358 | 7.169 | 100.000 | | | | | | |

因子抽出法: 最尤法

回転後の因子行列^a

| | 因子 | |
|----------------------|-------|-------|
| | 1 | 2 |
| 自身についてひかえめに言う | .643 | -.058 |
| 得意だと思ふことも、聞かれるまで言わない | .745 | -.134 |
| ほめられても謙遜する | .656 | -.055 |
| 正直に「自信がある」という | -.063 | .732 |
| 積極的にアピールする | -.127 | .860 |

因子抽出法: 最尤法

回転法: Kaiserの正規化を伴うバリマックス法

a. 3回の反復で回転が収束しました。

また、プロマックス回転の場合には以下のような結果となる。見方はバリマックス回転ととくに変わらない。なお、「説明された分散の合計」の表から、分散の%や累積%の項目がなくなっているが、これは斜交回転させているからである。

説明された分散の合計

| 因子 | 初期の固有値 | | | 抽出後の負荷量平方和 | | | 回転後の負荷量平方和 ^a |
|----|--------|--------|---------|------------|--------|--------|-------------------------|
| | 合計 | 分散の% | 累積% | 合計 | 分散の% | 累積% | 合計 |
| 1 | 2.145 | 42.906 | 42.906 | 1.583 | 31.654 | 31.654 | 1.498 |
| 2 | 1.440 | 28.791 | 71.697 | 1.136 | 22.724 | 54.378 | 1.384 |
| 3 | .576 | 11.517 | 83.214 | | | | |
| 4 | .481 | 9.617 | 92.831 | | | | |
| 5 | .358 | 7.169 | 100.000 | | | | |

因子抽出法: 最尤法

a. 因子が相関する場合は、負荷量平方和を加算しても総分散を得ることはできません。

構造行列

| | 因子 | |
|----------------------|-------|-------|
| | 1 | 2 |
| 自身についてひかえめに言う | .645 | -.138 |
| 得意だと思ふことも、聞かれるまで言わない | .756 | -.226 |
| ほめられても謙遜する | .657 | -.136 |
| 正直に「自信がある」という | -.154 | .734 |
| 積極的にアピールする | -.233 | .869 |

因子抽出法: 最尤法

回転法: Kaiserの正規化を伴うバリマックス法

内定一貫性

SPSS を用いた最後に、クロンバックのアルファ係数の求め方について説明する。SPSS では、「信頼性分析」を用いる

【分析】 → 【尺度】 → 【信頼性分析】

信頼性分析を行う際には、事前に因子分析を行い、抽出した因子の因子負荷量が高い変数の組み合わせを把握しておく必要がある。本書の事例では、問 26 の A~C で 1 つの因子を作るためこの因子を事例とする。

計算は簡単であり、「項目」のボックスに、因子負荷量が高い変数をいけばよい。



出力は以下ようになる。「信頼性統計量」の表の「Cronbach のアルファ」がクロンバックの α 係数である。この値が、0.70 ないし 0.60 以上であることを目安とすればよい。

ケース処理の要約

| | N | % |
|------------------|------|-------|
| ケース 有効数 | 1155 | 95.9 |
| 除外数 ^a | 49 | 4.1 |
| 合計 | 1204 | 100.0 |

a. 手続きのすべての変数に基づいた
リストごとの削除。

信頼性統計量

| Cronbachの アルファ | 項目の数 |
|-------------------|------|
| .725 | 3 |