第３部　SPSS によるデータ解析：応用編

SPSS は、多様な統計的手法あるいは多変量解析法を提供している。ここでは、実習の課題に関連する解析手法として、因子分析、信頼性分析、そして２要因の分散分析、について解説する。その他の手法や線形方程式モデリング（別名：共分散構造分析）(AMOS) については、「ヘルプ(H)」や参考文献を参照しながらトライしてほしい。そして、SPSS には、自習の手助けとして、チュートリアルも準備されている。各種の SPSS 独自な機能については、このチュートリアルなどで確認してほしい。＜図９参照のこと。＞

SPSS に含まれる統計・多変量解析手法（この資料では、下線部の方法を取り上げている。）

報告書(P)	： カテゴリ変数での連続集計変数の統計量の報告書作成
記述統計(E)	：<u>基本統計量</u>の計算とレポート作成
ユーザー指定のテーブル表(T)	：表をカスタマイズして作成
平均の比較(M)	：２集団の統計的検定（各種の t 検定）
一般線形モデル(G)	：<u>多要因</u>・多変数・反復測定の<u>分散分析</u>
相関(C)	：相関行列・偏相関係数・距離行列
回帰(R)	：線形・非線形・ロジステック回帰
対数線形(O)	：クロス表の対数線形モデル
分類(Y)	：クラスター分析・判別分析
データの分解(D)	：<u>因子分析</u>（主成分分析)、双対尺度・最適尺度分析
尺度(A)	：<u>信頼性の推定</u>、多次元尺度構成法(MDS)
ノンパラメトリック検定(N)	：カイ２乗検定、ラン検定など
時系列(T)	：時系列データの解析モデル
生存分析(S)	：生存・存続の可能性の確率・回帰分析
多重回答(L)	：複数回答データのクロス集計分析
欠損値分析(V)	：欠損データの処理（推定値との置き換え）

8. 解析に使用するデータ：例題データ２

データとしては、清水和秋のホームページに掲載している例題データ２を使用する。

ホームページの URL　http://www2.ipcku.kansai-u.ac.jp/~shimizu/
（SPSS によるデータ解析のページに入る－＞例題データ２）
例題データ１の所在　http://www2.ipcku.kansai-u.ac.jp/~shimizu/spss1/sdata2.html

手順：インターネットのブラウザで、上の URL にアクセスする。この例題データ２を、HP の指示に従って、フロッピーディスクにダウンロードする。

例題データ２（ data2.sav ）の内容
データの出所：小崎直子(社 94-552）1998 年 3 月卒業論文データより

フェース項目
変数名　コード
GRADE　学年　1:１回生、3:３回生（このデータは１回生と３回生のみ）
GENDER　性別　1:男子、　2:女子
HOME　住居形態　1:自宅、　2:下宿・寮
CLUB　クラブ・サークルへの所属　1:有り　2:なし

性役割自己概念尺度（M-F 尺度：坂柳・清水(1990)より）
＜解説：性役割自己概念（Bem,1974）を男性性（Masculinity: M)尺度と女性性尺度(Femininity: F)尺度から測定する目的で作成された尺度から、14 項目を使用。項目は４件法「4:あてはまる、3:すこしあてはまる、2:あまりあてはまらない、1:あてはまらない」＞

変数名	項目内容　（該当尺度-仮説）	
S01	私は、意志が強い	(M)
S02	私は、人に対しては朗らかである	(F)
S03	私は、決断が早い	(M)
S04	私は、独立心が強い	(M)
S05	私は、一生懸命に人に尽くす	(F)
S06	私は、信念を貫く	(M)
S07	私は、穏やかである	(F)
S08	私は、自己主張ができる	(M)
S09	私は、優しい	(F)
S10	私は、たくましい	(M)
S11	私は、人の気持ちを広く受け入れる	(F)
S12	私は、進んで責任をとる	(M)
S13	私は、愛情豊かである	(F)
S14	私は、指導力がある	(M)

職業志向尺度（若林ら、1983）より）
＜解説：就きたい職業に、そなわっていてほしい要因を、複数の側面から測定のための９項目。項目は５件法「5:非常にたくさんあってほしい、4:かなりたくさんあってほしい、3:普通以上にあってほしい、2:普通にあってほしい、1:普通以下でよい」＞

変数名	項目内容
V1	職場のみんなから受け入れられること
V2	高い給与やボーナス
V3	仕事の責任の重さ
V4	上司とのよき人間関係
V5	仕事の気楽さ
V6	自分の能力が試される機会
V7	仕事仲間とのよき人間関係
V8	休日の数・勤務時間の短さ
V9	困難な仕事へ挑戦する機会

9. 因子分析法

因子分析法には、いくつかの方法がある。この実習では、伝統的な探索的因子分析法を紹介する。ある一群の変数に潜在する共通因子を探索することが、この因子分析法の目的である。因子分析法のモデルの詳細は、ここでは、省略する。主に、実際的な手順を示す。この手順を実際のデータで体験するなかで、因子分析法とは何かを学んでほしい。

まず、簡単に、この探索的因子分析の手順を書くと次のようになる。

a. 素点データ（被験者×変数）

b. 相関行列の計算

c. 因子数の決定（スクリーグラフ）

d. 共通性の推定（主因子法）

f. 因子軸の回転 Varimax 法（直交）－＞ Promax 法（斜交：因子パターン行列）

SPSS では、データエディタに展開した素点データに対して、上の b～f を適切に指示すれば、計算を実行する。

ここでは、例題データ２の「職業志向尺度」の９項目について、因子分析を適用してみることにする。

データの読み込み

清水のホームページから FD へダウンロードした例題データ２（data2.sav）を、SPSS で、各自の FD から読み込む。

図 22　データを読み込み、「分析(A)」－＞「データの分解(D)」－＞「因子分析(F)」を選択した画面

SPSS は、因子分析を「データの分解」に分類している。なお、この分類に入っている他の方法「コレスポンデンス」や「最適尺度法」は、名義尺度水準の変数に潜在する成分を分析する手法である。

次に、因子分析の対象とする変数を選択する。ここでは、「職業志向尺度」の９項目 v1 から v9 を選ぶ。次の図が、分析変数を選択した画面である。

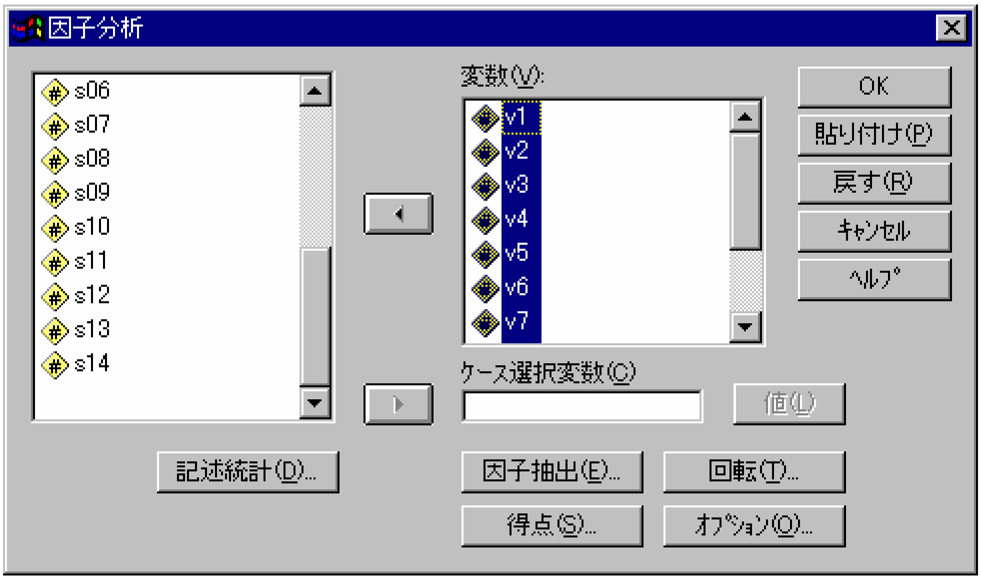


図 23　因子分析の分析変数の指定

この図 23 の画面の下の「記述統計(D)」「因子抽出(E)」「回転(T)」で、b から f の手順を指示する。まず、「記述統計(D)」を押すと次の画面が現れる。

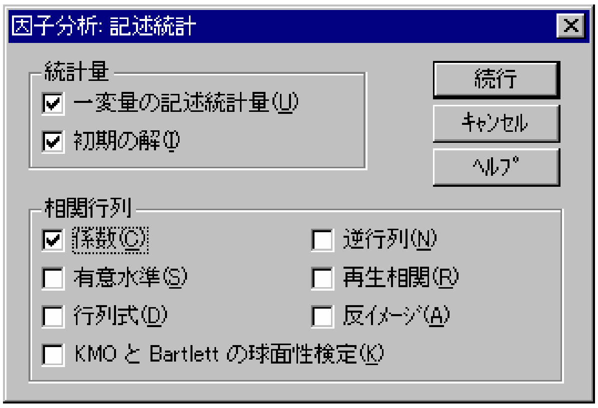


図 24　記述統計の指示

この画面では、「１変量の記述統計量(U)」と「相関行列」の「係数(C)」だけをチェックする。他は、チェックしないこと。

　これによって、各変数の平均・標準偏差と変数間の相関行列(b)が出力される。

　指示が終われば「続行」を押す。

次に、「因子抽出(E)」では、次の画面のように指定する。

図 25　因子抽出の指定

　ここで指定したのは「主因子法(d)」で初期の解を計算すること、因子分析の対象は、「相関行列」であること、「スクリー(c)」の図を表示すること、因子数を３として分析することである。

図 25 において、他に指定したものとして「回転のない因子解」は、主因子法の最終解を表示させるという意味である。

この伝統的な因子分析のわかりにくさの１つは、相関行列から初期の因子解を主因子法（他にもいくつもの方法がある）で計算することであろう。その理由を簡単に書く。相関行列には、変数の数（あるいは次数。このデータの場合なら９）の情報量が含まれている。この情報を何らかの基準で分解することによって、因子を抽出しなければならない。（この意味で、因子分析が「データの分解」に分類されているともいえる。）

主因子法は、数学的な基準によって、固有値・固有ベクトルの形式において、相関行列を分解してくれる。では、固有値とはなにか。これは、簡単には説明できないが、一般的な理解としては、相関行列に内在している変数間の関連について情報の中へ、１つの棒を立て、この棒に各変数を最も大きく関係付けさせる。この棒が引き出した情報量のことを固有値といい、この棒と変数との関係を固有ベクトルという。

因子のこのような分解では、最初に、最も大きな固有値（棒）を、相関行列から計算する。これを第１固有値（第１主因子でもある）と呼ぶ。この情報を差し引いた相関行列を第１残差相関行列ともいう。次に、２番目の固有値を求める。その残差から第３番目を求める、というように、相関行列の次数分（この場合には９個）を計算することができる。

次にわかりにくいことは、共通性という概念とその推定手続きであろう。古典的テスト理論では、（観測変数＝真の得点＋誤差）という式において信頼性を定義している。ここでは、大胆に、因子分析では、複数の変数に共通に存在している真の得点に相当する情報量を、共通性と考えていることにする。そして、独自性とは、誤差に、複数の変数において共有することのできない情報を加えたものである。因子分析に類似した方法として「主成分分析」という方法がある。因子分析と主成分分析との違いは、このような共通性を推定するかどうかにある。

実際の共通性の推定は、相関行列の対角線（変数自分自身の相関係数のこと）に最初は、1.0 を入れて、主成分解を求める。次の、この解から、仮の共通性を計算し、相関行列の対角線に入れる。そして、主因子解を計算する。これを繰り返す（反復）のが「主因子法の繰り返し法による共通性の推定」である。この繰り返しの最大反復回数が、図 25 では、25 回となっているわけである。この反復を終了する基準は、前の回の共通性の値と新しい反復で計算した共通性との差であり、たとえば、0.001 である。

因子の数を決めることも、因子分析法の難しいポイントの１つである。固有値の値が 1.0 以上である主因子の数を因子数とする Kaiser-Guttman 基準がある。この基準よりは、Cattell によるスクリー基準の方が、因子の数の決定には、適切なものと評価されている。ただし、この問題が難しいのは、絶対的な基準がないことである。スクリーでも、明確な結論を得ることができないことがある。いくつかの因子数で、因子分析をおこない、回転後の因子解（Promax の因子パターン）を解釈し、データに適切な因子数を、解釈の観点から決めることが、最も一般的な方法であろう。

次は、因子軸の「回転(T)」である。

ここでは、Promax（プロマック）法(f)を指定する。カッパ(K)はデフォルトの 4 にしておく。表示においては、「回転後の解(R)」をチェックするが、「因子負荷量のプロット」を指示しても、3 因子以上の場合には、表示がわかりにくい。2 因子の場合には、役にはたつ。

図 26　因子軸の回転方法の指定

因子軸の回転が必要な理由は、因子分析の初期解が、主因子法のような数学的な基準の下で、計算されるからである。因子数が 1 つならば、回転の作業は必要ないが、 2 つ以上の因子の場合には、解釈可能なように因子軸を回転する必要がある。この場合の基準は、「単純構造の原理（Thurstone)」である。この単純構造の意味は、簡潔にいえば、解釈が単純におこなえるかどうか、ということである。最も単純な構造とは、 1 つの因子に関係する（あるいは負荷する）変数は、他の因子とは関係しない、ということである。

この単純構造を因子の座標軸を直交のまま解析的に求める方法が Varimax 法である。この Varimax 法で得た解を、直交という制約をはずして、さらに単純な構造の解を計算する方法が Promax 法である。

実際の解析結果を確認しながら、以上の説明を再度、簡単に説明していく。

以下は、因子分析の各種の指定が終了してから、「OK」を押した後、出力ビューアにおいて表示された内容である。なお、ここでは、図表に、番号は与えていない。

記述統計量

	平均値	標準偏差	分析 N
V1	4.24	.88	241
V2	3.78	1.07	241
V3	2.91	1.01	241
V4	3.86	1.04	241
V5	3.03	1.13	241
V6	3.38	1.14	241
V7	4.46	.76	241
V8	3.39	1.16	241
V9	2.75	1.08	241

相関行列

		V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9
相関	V1	1.000	.371	.136	.491	.235	.078	.604	.213	.003
	V2	.371	1.000	.246	.375	.365	.201	.285	.441	.107
	V3	.136	.246	1.000	.336	-.008	.480	.175	-.074	.521
	V4	.491	.375	.336	1.000	.234	.186	.586	.171	.136
	V5	.235	.365	-.008	.234	1.000	.158	.170	.496	.024
	V6	.078	.201	.480	.186	.158	1.000	.175	.036	.593
	V7	.604	.285	.175	.586	.170	.175	1.000	.147	.017
	V8	.213	.441	-.074	.171	.496	.036	.147	1.000	-.032
	V9	.003	.107	.521	.136	.024	.593	.017	-.032	1.000

共通性

	初期の	因子抽出
V1	.431	.535
V2	.362	.420
V3	.414	.506
V4	.453	.544
V5	.308	.404
V6	.433	.533
V7	.492	.657
V8	.347	.646
V9	.440	.644

因子抽出法: 主因子法

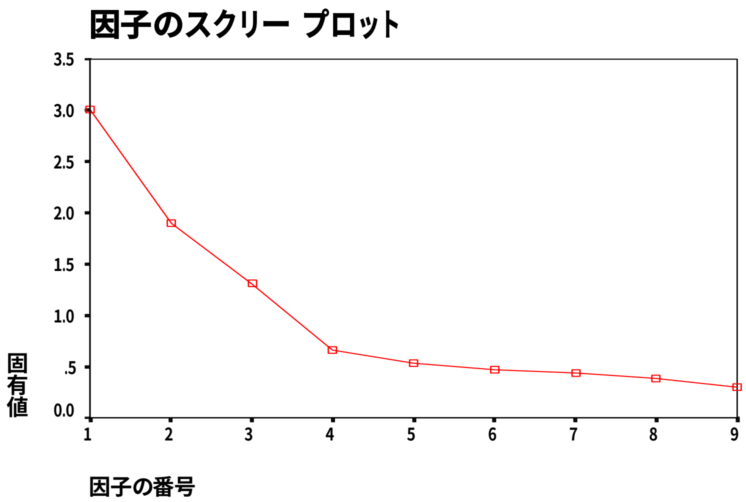
この共通性は、因子の数を３とした場合のものである。

説明された分散の合計

	初期の固有値			抽出後の負荷量平方和			回転後の
因子	合計	分散の %	累積 %	合計	分散の %	累積 %	合計
1	3.008	33.425	33.425	2.548	28.310	28.310	2.179
2	1.900	21.112	54.536	1.470	16.330	44.640	1.835
3	1.308	14.534	69.070	.872	9.692	54.332	1.682
4	.663	7.363	76.433				
5	.532	5.909	82.341				
6	.468	5.199	87.541				
7	.436	4.845	92.386				
8	.382	4.242	96.628				
9	.304	3.372	100.000				

因子抽出法: 主因子法

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。



このスクリーの図を見ると第４番目以降は、ほぼ直線的に固有値の値が小さくなっていく。第１から第３番目の固有値は、明らかに４以降とは意味がことなると判断できる。

上の「説明された合計分散」では、第３までの固有値の大きさが 1.0 以上であり、この結果では、スクリー基準でも Kaiser-Guttman 基準でも、因子数は、３であると判断できる。

因子行列 [a]

	因子		
	1	2	3
V1	.618	-.278	-.276
V2	.592	-.156	.214
V3	.465	.536	-5.59E-02
V4	.685	-8.24E-02	-.261
V5	.428	-.271	.384
V6	.461	.542	.165
V7	.659	-.207	-.424
V8	.415	-.423	.543
V9	.358	.697	.174

因子抽出法: 主因子法
a. 3個の因子が抽出されました。20回の反復が必要です。

これが主因子解である。最終的な共通性を得るまでに、20 回の反復がおこなわれた。SPSS では、この表のように E 型での数値表示がされることがある。小数点の位置をこの E の後ろの値で移動させればよい。-8.24E-02 は、-0.0824 のことである。出力ビューアにおいて、この表をダブルクリックし、次の右クリックし、セルのプロパティで「#.#」を選択すると、通常の表示となる。

ﾊﾟﾀｰﾝ行列 [a]

	因子		
	1	2	3
V1	.719	-.095	.074
V2	.235	.140	.474
V3	.171	.659	-.115
V4	.686	.116	.029
V5	.019	.017	.626
V6	-.027	.723	.089
V7	.852	-.054	-.082
V8	-.080	-.086	.835
V9	-.149	.830	-.003

因子抽出法: 主因子法
回転法: Kaiser の正規化を伴うﾌﾟﾛﾏｯｸｽ法
a. 5回の反復で回転が収束しました。

構造行列

	因子		
	1	2	3
V1	.723	.107	.349
V2	.461	.255	.582
V3	.303	.693	.024
V4	.729	.304	.314
V5	.272	.090	.635
V6	.204	.726	.156
V7	.805	.167	.251
V8	.228	-.018	.794
V9	.073	.790	.027

因子抽出法: 主因子法
回転法: Kaiser の正規化を伴うﾌﾟﾛﾏｯｸｽ法

因子相関行列

因子	1	2	3
1	1.000	.270	.397
2	.270	1.000	.108
3	.397	.108	1.000

因子抽出法: 主因子法
回転法: Kaiser の正規化を伴うﾌﾟﾛﾏｯｸｽ法

パターン行列が、Promax 回転後の「因子パターン行列」である。この３つの因子は、変数 V2 が第３因子で.474 で、第１因子で.235 となっている他は、ほぼ完全な単純構造といえる。

回転前の主因子解の「因子行列」の３因子とこの「パターン行列」とを比較すれば、なぜ、因子軸の回転が必要なのかがわかるであろう。「因子間相関行列」は Promax 回転後の因子と因子との相関係数である。直交の因子構造であれば、この値はゼロとなる。今回の結果では、第１因子と第３因子との相関が他よりも高く、次が、第１因子と第２因子である。

なお、「構造行列」は、因子得点を推定する時に、使用される行列であるが、ここでは、因子得点についてはふれないので、説明は省略する。

この 3 つの因子は、どのような因子のなのであろうか。各自解釈してみなさい。変数名と項目内容は、データの説明のところに掲載している。

このデータには、他に MF 尺度もある。この尺度の因子分析を試みてみなさい。そして、Rosenberg の尺度についても、トライしてみなさい。前期の実習データ（YG の尺度）に関しても 1 因子の構成となるかどうか、トライしてみなさい。

10. 尺度の信頼性

項目からの因子分析の目的の 1 つは、因子分析結果から尺度を構成することである。先の因子分析結果では、ほぼ明確な単純構造の解が得られた。この因子パターンに基づいて、ここでは、尺度を構成し、このデータで、尺度の信頼性を推定してみることにする。SPSS では、α係数の推定が、「尺度(A)」の「信頼性分析(R)」でおこなうことができる。

図 27　尺度の信頼性の推定

ここでは、先の第 1 因子の 3 項目が 1 つの尺度としての条件を満たしているかどうかを検討してみることにする。

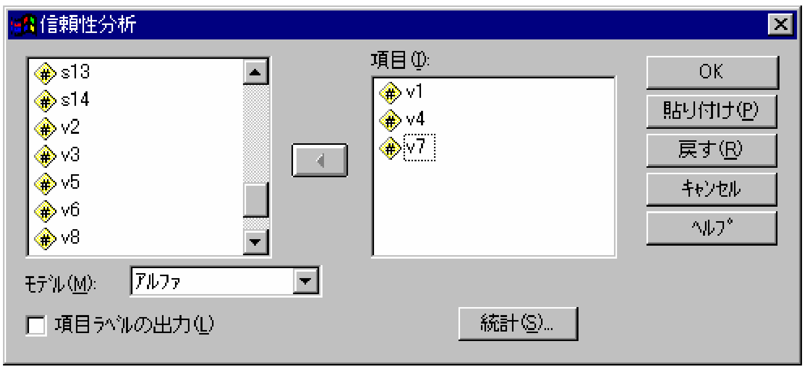


図 28　信頼性分析の指定画面

第 1 因子で因子パターンの値が大きかった、v1、v4 と v7 の 3 項目を指定した。信頼性の推定方法としてはα係数とした。

図 29　信頼性分析で出力する統計量

以下が、この指定での出力ビューアの内容である。

```
   ****** Method 2 (covariance matrix) will be used for this analysis ******
     R E L I A B I L I T Y   A N A L Y S I S   -   S C A L E   (A L P H A)
                                Mean          Std Dev        Cases
     1.     V1                4.2448           .8769         241.0
     2.     V4                3.8589          1.0392         241.0
     3.     V7                4.4564           .7632         241.0
                         Correlation Matrix
                     V1          V4          V7
   V1              1.0000
   V4               .4907      1.0000
   V7               .6043       .5858      1.0000
           N of Cases =        241.0
                                                        N of
   Statistics for        Mean    Variance    Std Dev  Variables
         Scale         12.5602     5.0641     2.2503          3
   Item-total Statistics

                  Scale          Scale      Corrected
                   Mean        Variance       Item-         Squared         Alpha
                  if Item       if Item       Total         Multiple        if Item
                  Deleted       Deleted    Correlation    Correlation       Deleted
   V1              8.3154        2.5918        .6033          .3937          .7171
   V4              8.7012        2.1604        .5970          .3726          .7489
   V7              8.1037        2.7434        .6875          .4755          .6520

   Reliability Coefficients     3 items
   Alpha =    .7798           Standardized item alpha =    .7926
```

以上

　この尺度は、３項目しかないにもかかわらず、α＝0.780となった。一般的には、もっと数多くの項目が、尺度構成では必要なことが多い。

11. ２要因の分散分析

分散分析は、実験計画法にもとづいて収集したデータを分析の対象とする統計的手法である。実験では、要因計画を立て、この要因の各水準に、等しい数の被験者を割り当てたデータ収集をおこなうことが可能である。いわゆる「n_j が等しい場合」の分散分析を、このような被験者の割り当てが適切におこなわれるならば、分析において使用することができる。これに対して、調査法で収集したデータでは、一般的に「n_j が等しくない場合」となることが多い。

分散分析（ANOVA）の計算方法は、古典的な計算方法から、後者のようなデータの解析や多変数の分散分析(MANOVA)をも包含する一般線形モデル(以下 GLM と略す。)へと拡張されてきた。ここでは、この GLM による分散分析について解説する。

問題：因子分析の結果から構成した尺度の得点について、性と学年とを２つの要因として、２要因の分散分析をおこなう。

前処理：分析に入る前に、基本的な統計量の確認が必要である。
このデータについて、性別（gender）と学年（grade）のクロス表を計算してみる。

表1　性別と学年のクロス表

		学年		合計
		1年	3年	
性別	1:男子	58	26	84
		69.0	31.0	100
	2:女子	119	38	157
		75.8	24.2	100
合計		177	64	241
		73.4	26.6	100

この表は、SPSS で計算し、出力ナビゲータの内容を Excel へコピーし、整理したものである。各セルの上の段が度数、下の段が横%である。

各セルの被験者数は、それぞれ $n_{11} = 58$、$n_{12} = 26$、$n_{21} = 119$、$n_{22} = 38$ であり、１年生の数が多い。このデータを２要因の「n_{ij}が等しくない場合」として、分散分析をおこなってみることにする。

分散分析の前に、尺度得点の採点がおこなう。この尺度の変数名を vf1 として、「変換(T)」の「計算(C)」において、左の図のように、この変数を生成させる。

図 30　尺度得点の計算（『第２部　６.変数の操作』参照）

GLM による分散分析

この分散分析は、「分析(A)」の「一般線型モデル(G)」の「一変量(U)」でおこなうことができる。

図 31　GLM による２要因の分散分析

この「一変量(U)」を選ぶと次のような画面となる。　ここでは、分析対象の変数(fv1)を「従属変数(D)」に入れる。２つの要因については、「固定因子(F)」に順次入れる。

この分散分析では、モデルの指定はおこなわず、デフォルトの「タイプⅢ」を使用する。このタイプは表１のようなアンバランスな場合に有効な計算方法である。

図 32　GLM での分析変数の指定画面

このまま OK を押しても、分散分析は実行してくれるが、平均値の出力やグラフの作成を試みてみることにする。この GLM は、複雑な計算が可能であるために、数多くのオプションが準備されているが、ここでは、最も単純な分散分析の実行に制限して説明する。

まず、平均の出力は、「オプション(C)」の「記述統計量(S)」のチェックを確認すること

この図は、まず、左の「因子と交互作用(F)」で表示される（全体，gender, grade, gender*grade）を右側の「平均値の表示(M)」へ選択して表示させ、次に「記述統計量(S)」を選択したものである。この指定は、周辺の各種の平均値を計算・出力させるためのものである。

図 33　GLM の「オプション(C)」の画面

次に「作図(T)」では、次のような手順で指定をおこなう。

図 34-a　作図の指示（横軸と線）　　　　　　　　図 34-b　作図に「追加」後

横軸に置く変数と線として表す変数とをまず指定する。ここでは、学年（grade）を横軸においている。そして、性（gender）ごとの線を表示させることにしている。さらに、この指定後、右の図のように、「追加」ボタンをクリックする。「続行」を押して、図 32 へ戻り、「OK」で、この分析を実行させる。

以下では、この計算結果を示す。なお、図の番号はこの出力結果でも付けない。

被験者間因子

		N
GENDER	1	84
	2	157
GRADE	1	177
	3	64

記述統計量

従属変数: FV1

GENDER	GRADE	平均値	標準偏差	N
1	1	11.7759	2.3918	58
	3	12.5385	2.1768	26
	総和	12.0119	2.3413	84
2	1	12.7059	2.2712	119
	3	13.3158	1.6621	38
	総和	12.8535	2.1508	157
総和	1	12.4011	2.3458	177
	3	13.0000	1.9107	64
	総和	12.5602	2.2503	241

被験者間効果の検定

従属変数: FV1

ｿｰｽ	ﾀｲﾌﾟ III 平方和	自由度	平均平方	F 値	有意確率
修正ﾓﾃﾞﾙ	59.913[a]	3	19.971	4.096	.007
切片	28020.952	1	28020.952	5747.444	.000
GENDER	32.238	1	32.238	6.612	.011
GRADE	20.833	1	20.833	4.273	.040
GENDER * GRADE	.258	1	.258	.053	.818
誤差	1155.464	237	4.875		
総和	39235.000	241			
修正総和	1215.378	240			

a. R2乗 = .049 (調整済みR2乗 = .037)

この表では、GENDER、GRADE、GENDER*GRADE そして誤差について、平均平方、F 値、有意水準の欄に、分散分析結果が表示されている。今回のデータでは、性別と学年ともに 5%水準で有意であるといえる。

周辺平均値の出力は次のとおりである。

1.全平均

従属変数: FV1

平均値	標準誤差	95% 信頼区間 下限	95% 信頼区間 上限
12.584	.166	12.257	12.911

2. GENDER

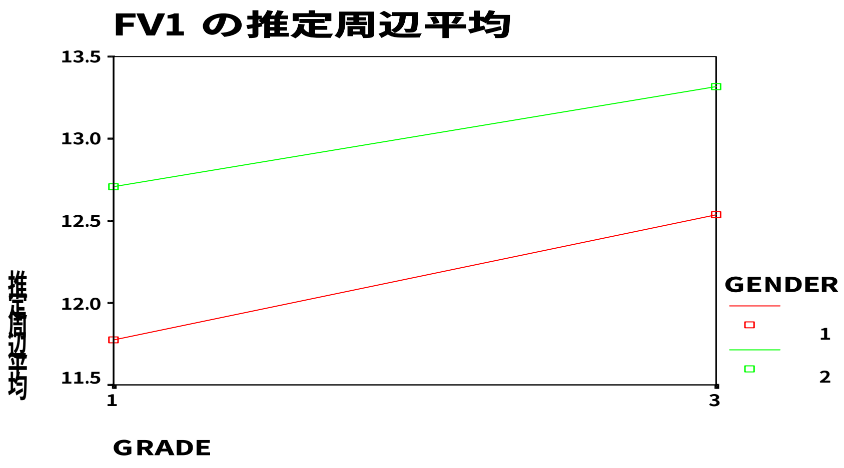
従属変数: FV1

GENDER	平均値	標準誤差	95% 信頼区間 下限	95% 信頼区間 上限
1	12.157	.261	11.644	12.670
2	13.011	.206	12.606	13.416

4. GENDER * GRADE

従属変数: FV1

GENDER	GRADE	平均値	標準誤差	95% 信頼区間 下限	95% 信頼区間 上限
1	1	11.776	.290	11.205	12.347
	3	12.538	.433	11.685	13.392
2	1	12.706	.202	12.307	13.105
	3	13.316	.358	12.610	14.021



この図は、上が女子の平均であり、下が男子である。検定結果と整合する図となっている。（周辺平均の gender:grade を参照。）

このようなアンバランス（n_{jj} の異なる）な GLM による分散分析では、タイプ III で計算する必要がある。先にも記したように、図 32 にある「モデル(M)」に入ると、デフォルトで、このタイプ III となっている。これを変更してはいけない。

このデータ例では、要因の水準の数が 2 であったので、「その後の検定(H)」はおこなえない。水準の数が 3 つ以上の場合には、どの水準間に有意な差があるかを検定することができる。最後にその指定方法を示しておく。

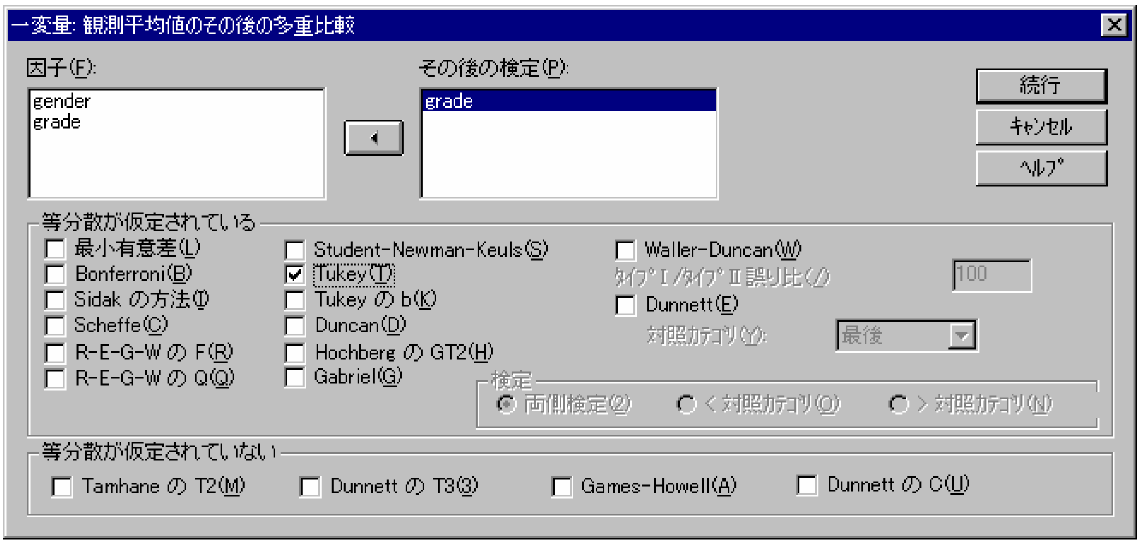


図 35　多重比較の指定

多重比較に関しては、数多くの計算方法が提案されている。一般的に使用される方法は、「Tukey(T)」である。上の図は、このデータに 1 年と 3 年以外の学年のデータがある場合を想定したものであって、今回のデータでは、この指定は、機能しない。水準が 2 つしかないからである。（今回のデータで、この指定をすると、出力の最初に「グループが 3 つ未満しかない」との警告がでる。）