Rによる心理学研究法入門

第2章　心理学における実験研究

2015/5/13　データ解析演習
M1　平岡大樹

2章の概要

- 研究の話
  - 説明産出が理解状態把握の正確性の向上に及ぼす効果
  - Fukaya, T. (2013). Explanation generation, not explanation expectancy, improves metacomprehension accuracy. *Metacognition and learning*, 8, 1-18.
- 統計の話
  - 1要因被験者間計画の分散分析
  - 共分散分析
  - 多重比較

研究の話

- 学習内容をどれだけ自分が理解できているかを正確に把握する能力は、効果的な学習に必要
- 説明をすることで、自身の理解の度合いが分かる⇒正確性が上がるのでは？

研究の話

- 手続き
  - ジッパー・シリンダーなどの仕組みを学習
  ⇒理解度評定
  ⇒テスト
- 条件
  - ：説明産出群(理解度評定前に説明産出)
  - ：キーワード産出群(理解度評定前にキーワード産出)
  - ：説明予期群 (実際には説明しない)

研究の話

- テスト成績(0~3)・理解度評定(1~7)
- ⇒テスト成績と理解度評定から、個人内連関係数γを算出(従属変数)

- 予備知識が正確な評定に影響を与えうる
- ⇒あり、なしで評定(剰余変数)

γ係数

- 他の指標(φ係数、ΔP)以上に、メタ記憶の文脈で推奨される
  - 判断の基準・テストの能力に影響されない
  - 2×2以外の分割表にも適応できる

絶対的な正確さに関する指標

- キャリブレーション
  - $\frac{1}{N}\sum N_j\,(f_j - \bar{d}_j)^2$
    - N_j :j番目の確信度判断における項目数
    - f_j :そのカテゴリにもとから付与されている確率
    - $\bar{d}_j$:実際の記憶パフォーマンス
- γ係数は相対的正確さ
  - 乖離が存在する

絶対的正確さは低いが、
相対的正確さは高い

予測値	20	40	60
実測値	35	55	75

γ係数の算出

- γ係数…データからランダムに2項目を選んだ時に、順序一致ペアが得られる条件付き確率から順序不一致ペアが得られてしまう条件付き確率を引いた値

参加者X		テスト成績		
		0	1	2
理解度評定	3	1(A)	0	1(C)
	4	0	1(B)	0
	5	0	0	2(D,E)

  - 順序一致ペア(AB，AD，AE，BD，BE)
  - 順序不一致ペア(BC)
  - $\gamma = \frac{\text{順序一致ペア} - \text{順序不一致ペア}}{\text{順序一致ペア} + \text{順序不一致ペア}}$

γ係数の算出例

- gamma1 <- rbind(c(1,0,1),c(0,1,0),c(0,0,2))
- gamma1

```
> gamma1 <- rbind(c(1,0,1),c(0,1,0),c(0,0,2))
> gamma1
     [,1] [,2] [,3]
[1,]    1    0    1
[2,]    0    1    0
[3,]    0    0    2
> 
```


γ係数の算出例

- install.packages("PResiduals")
- library(PResiduals)
- GKGamma(gamma1) # **γ係数の算出**

```
> GKGamma(gamma)
$scon
[1] 5

$sdis
[1] 1

$gamma
[1] 0.6666667
```

順序一致ペア

順序不一致ペア

ガンマ係数

分散分析について

- Analysis of Variance (ANOVA)
- 測定値の全体の分散の中から、その分散を生じさせている要因ごとの分散を取り出して分析する方法
- $F = \dfrac{\text{検討の対象となっている要因による効果}}{\text{誤差効果}}$
- 今回行うのは，1要因対応なしの分散分析

分析の実行

- データの読み込み
  - explanation<-read.csv(“explanation.csv")
  - head(explanation)

```
> head(explanation)
  condition priorknowledge accuracy
1         1              0    0.000
2         1              1    1.000
3         1              1    0.714
4         1              0    0.333
5         1              1    1.000
6         1              0   -1.000
> |
```

- **記述統計的分析**
  - attach(explanation)
  - table(condition) #**度数分布表の算出**
  - table(priorknowledge)

```
> table(condition)
condition
 1  2  3
13 13 13
> table(priorknowledge)
priorknowledge
 0  1
28 11
>
```


- mean(accuracy) #**平均値の算出**
- sd(accuracy) #**標準偏差の算出**
- tapply(accuracy,condition,mean) #accuracy**について，条件ごとの，平均**
- tapply(accuracy,condition,sd) #accuracy**について，条件ごとの，標準偏差**

```
> mean(accuracy)
[1] 0.4577692
> sd(accuracy)
[1] 0.518546
> tapply(accuracy,condition,mean)
        1         2         3
0.4578462 0.2406923 0.6747692
> tapply(accuracy,condition,sd)
        1         2         3
0.5602635 0.5323622 0.3900229
>
```

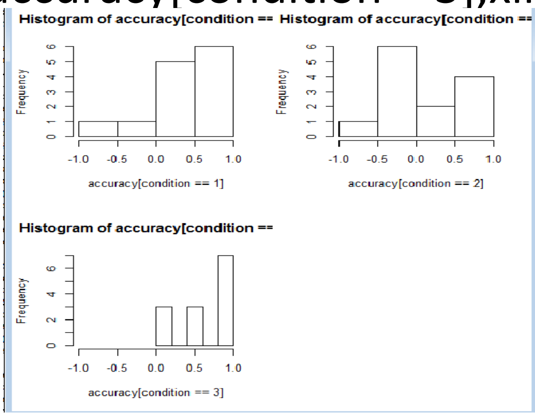
- **復習**
  - install.packages("psych")
  - library(psych)
  - describe(accuracy) #**基本統計量の算出**

```
> describe(accuracy)
  vars  n mean   sd median trimmed  mad min max range  skew kurtosis   se
1    1 39 0.46 0.52    0.5    0.51 0.74  -1   1     2 -0.91     0.74 0.08
```


  - describeBy(accuracy,condition) #**属性ごとの基本統計量の算出**

```
> describeBy(accuracy,condition)
group: 1
  vars  n mean   sd median trimmed  mad min max range  skew kurtosis   se
1    1 13 0.46 0.56   0.43    0.54 0.42  -1   1     2 -1.12     0.84 0.16
------------------------------------------------------------
group: 2
  vars  n mean   sd median trimmed  mad min max range  skew kurtosis   se
1    1 13 0.24 0.53      0    0.28 0.64  -1   1     2 -0.51    -0.04 0.15
------------------------------------------------------------
group: 3
  vars  n mean   sd median trimmed mad min max range  skew kurtosis   se
1    1 13 0.67 0.39      1    0.71   0   0   1     1 -0.45     -1.6 0.11
> 
```

– **ヒストグラムの作成**
– par(mfrow=c(2,2))
– hist(accuracy[condition==1],xlim=c(-1,1))
– hist(accuracy[condition==2],xlim=c(-1,1))
– hist(accuracy[condition==3],xlim=c(-1,1))



分散分析の実行

condition2<-as.factor(condition)

#factor**型に指定**(conditon**内の**1,2,3**を水準に設定**)

fit<-aov(accuracy~condition2)

#fit**に分散分析の結果を収納**

summary(fit) #**結果の出力**

```
> summary(fit)
            Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
condition2   2  1.225  0.6124   2.451    0.1
Residuals   36  8.993  0.2498
> |
```

- bartlett.test(accuracy~condition2)
- **＃分散の等質性の検定**
- H_0：**分散は群ごとで等質である**

```
> bartlett.test(accuracy~condition2)

        Bartlett test of homogeneity of variances

data:  accuracy by condition2
Bartlett's K-squared = 1.6369, df = 2, p-value = 0.4411
```

- **⇒帰無仮説が採択**
  - **分散が群ごとに異なっているとはいえない**

- **効果量 η^2の算出**
- $\eta^2 = \dfrac{SS_A}{SS_A + SS_E}$

```
> 1.225/(1.225+8.993)
[1] 0.1198865
```

- (**参考**)rpsychi**パッケージ**
- library(rpsychi)
- ind.oneway(formula = accuracy~condition2, data=explanation, sig.level=.05, digits=3)
- **効果量・信頼区間・多重比較まで実施**

```
> ind.oneway(formula = accuracy~condition2 , data=explanation, sig.level=.05, digits=3)
$anova.table
                SS df    MS     F
Between (A)  1.225  2 0.612 2.451
Within       8.993 36 0.250
Total       10.218 38

$omnibus.es
      etasq etasq.lower etasq.upper
      0.120       0.000       0.297

$raw.contrasts
    mean.diff  lower  upper   std
1-2      0.217 -0.180  0.615 0.196
1-3     -0.217 -0.615  0.181 0.196
2-3     -0.434 -0.832 -0.036 0.196

$standardized.contrasts
        es  lower  upper   std
1-2  0.434 -0.361  1.230 0.392
1-3 -0.434 -1.229  0.361 0.392
2-3 -0.868 -1.664 -0.073 0.392

$power
 small medium  large
 0.073  0.252  0.572
```

η^2

条件間の平均値差

Hedges**の***g*

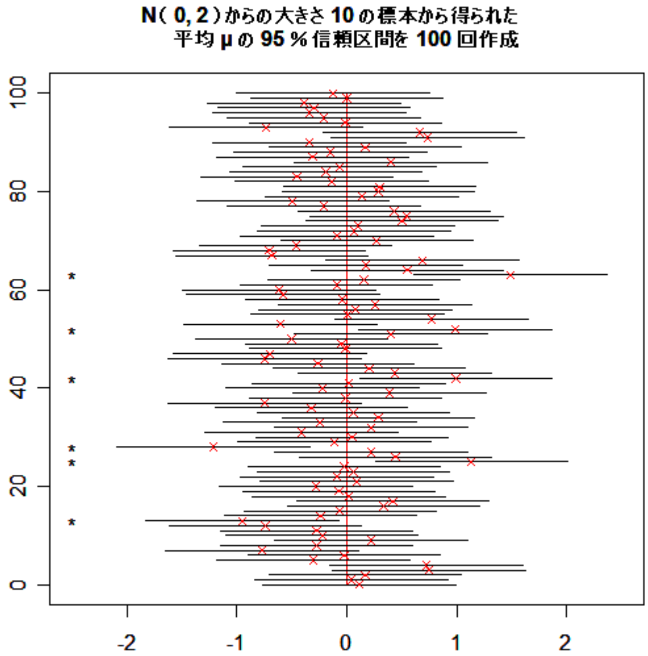
1要因の分散分析の場合、

$$g = \frac{\text{平均値の差}}{\sqrt{MS_E}}$$

信頼区間とは

- **区間推定…母数の含まれる区間を推定**
- **ある信頼水準**(95%)**において、母数を含む区間を信頼区間とよぶ**
- **推定値の正確さ・範囲を提供する**
- **平均値・平均値の差・頻度・頻度の差・回帰・相関・効果量などについて求められる**

$$CI = \text{母数の推定値} \pm ME(\text{誤差範囲})$$



- 分散分析で有意な結果にならなかった
  - 群内のばらつきが大きい

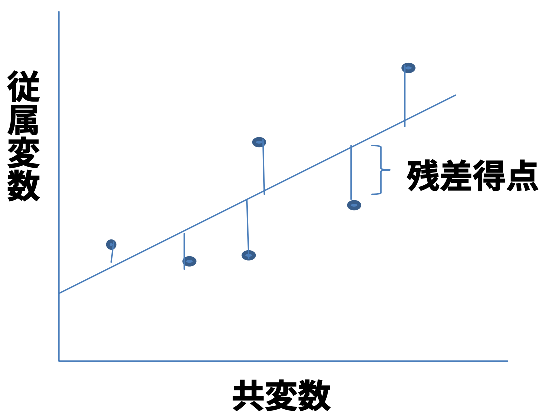
- 剰余変数が結果に影響を与えている可能性
  - ここでは既有知識の有無

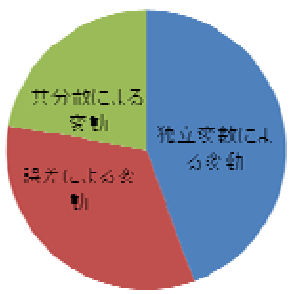
剰余変数を統制する

1. 無作為化
   – 各条件に無作為に割り当て
   – コストが少ない
   – 完全に等質にできるわけではなく、消極的な手法
2. ブロック化
   – 剰余変数を事前に測定し、その値が等しいk個の実験単位からなるブロックを複数構成
   – 剰余変数による変動を除去できる積極的な手法
   – 実施が困難
3. 共分散分析
   – 積極的に剰余変数の影響を統制
   – 剰余変数が実験操作の影響を受けないならば、事後に測定も可能

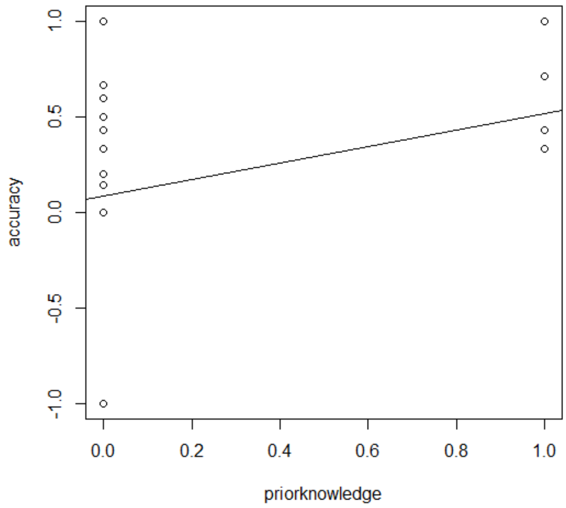
共分散分析について

- ANCOVA(Analysis of Covariance)
- **残差となる個人差を共変数**(covariate)**によって予測し、残差部分を小さくしようとする手法**





- plot(priorknowledge,accuracy)
- abline(lm(priorknowledge~accuracy))



共分散分析の前提条件①

① 共変量が実験操作の影響を受けないこと

- 共変量は実験変数の操作によって影響を受けてはならない
- 共変量が独立変数の影響を受けている場合、共変量の効果はそもそも独立変数の効果の中に含まれていると考えるのが妥当

共分散分析の前提条件①

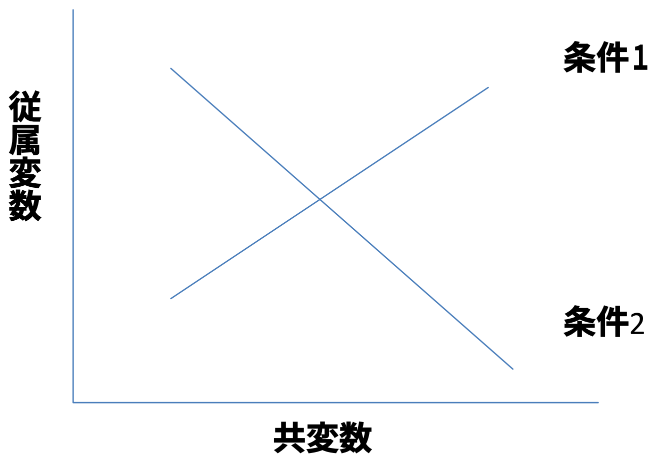
– summary(aov(priorknowledge~condition2))
– #共変量を従属変数として、分散分析
– 2水準の場合はt検定でも

```
> summary(aov(priorknowledge~condition2))
            Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
condition2   2  1.282  0.6410   3.488 0.0412 *
Residuals   36  6.615  0.1838
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

– 有意にならなければ、前提条件が満たされる

共分散分析の前提条件②

- ②回帰の平行性



↑群によって共変量の影響が異なる

共分散分析の前提条件②

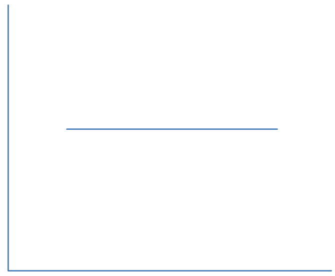
- 共変量が群によって影響が異なるかどうか
  ＝群と共変量に交互作用があるかどうか
- fit3<-aov　(accuracy ~ condition2 * priorknowledge)
- summary(fit3)　⇒　平行性の仮定②が認められた

```
> summary(fit3)
                            Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
condition2                   2  1.225  0.6124   3.494 0.042040 *  
priorknowledge               1  2.980  2.9802  17.003 0.000237 ***
condition2:priorknowledge    2  0.229  0.1145   0.653 0.526855    
Residuals                   33  5.784  0.1753                     
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```


共分散分析の前提条件③

③回帰の有意性

従属変数



共変数

このように共変量が従属変数を予測しない場合、
共分散分析を行う意味がない
通常の分散分析を行う

– lm(accuracy~priorknowledge)
– #共変量を独立変数とした回帰分析を実行

共分散分析の前提条件③

– **summary(lm(accuracy~priorknowledge))#結果の出力⇒回帰が有意⇒前提条件③が満たされた**

```
> summary(lm(accuracy~priorknowledge))

Call:
lm(formula = accuracy ~ priorknowledge)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-1.2992 -0.2992  0.1298  0.2008  0.7008 

Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)   
(Intercept)     0.29918    0.08633   3.466  0.00136 **
priorknowledge  0.56228    0.16255   3.459  0.00138 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 

Residual standard error: 0.4568 on 37 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2444,    Adjusted R-squared:  0.2239 
F-statistic: 11.97 on 1 and 37 DF,  p-value: 0.001381
```


共分散分析の実行

- fit2<-aov (accuracy ~ condition2 + priorknowledge) #**共分散分析**
- summary(fit2) #**結果の出力**

```
> summary(fit2)
               Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
condition2      2  1.225  0.6124   3.565 0.038995 *  
priorknowledge  1  2.980  2.9802  17.347 0.000193 ***
Residuals      35  6.013  0.1718                     
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 
> 
```

要因の主効果が有意に

調整された平均値

- install.packages("effects")
- library(effects)
- effect("condition2",fit2)

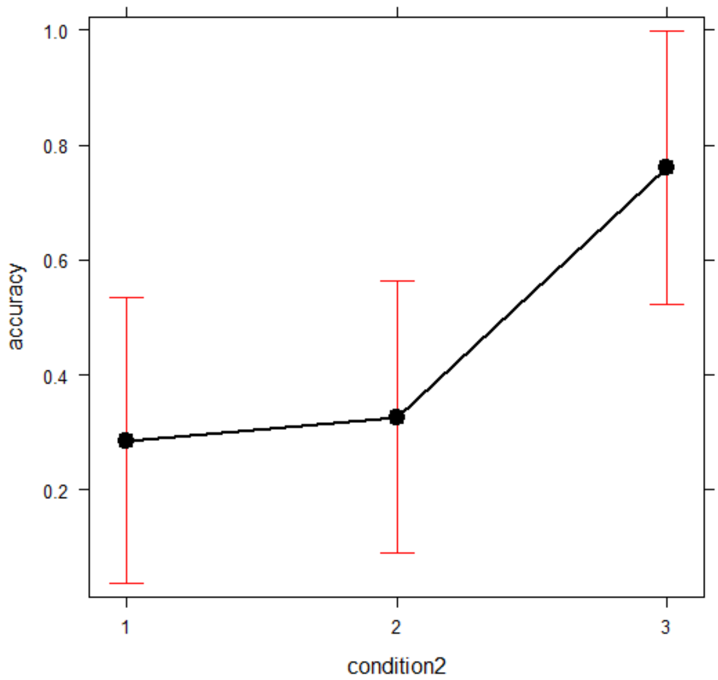
```
> effect("condition2",fit2)

 condition2 effect
condition2
        1         2         3
0.2857472 0.3267418 0.7608187
```

ちなみに、調整する前の平均値

```
> tapply(accuracy,condition,mean)
        1         2         3
0.4578462 0.2406923 0.6747692
```

群によって、既有知識をもつ参加者が偏って割り振られていた

- plot(effect("condition2",fit2))



効果量偏η²

- **偏η² 関心のない要因を除去した分散に占める要因の分散**
- $\sigma_t = \sigma_A + \sigma_c + \sigma_e$
- condition2**の偏η**²=1.225/(6.013+1.225)=0.169
- priorknowledge**の偏η**²=2.98/(6.013+2.98)= 0.331

```
> summary(fit2)
                Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
condition2       2  1.225  0.6124   3.565 0.038995 *  
priorknowledge   1  2.980  2.9802  17.347 0.000193 ***
Residuals       35  6.013  0.1718                     
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> 
```


多重比較

- **分散分析を行った結果、主効果や交互作用が有意であったとしても、各水準の平均値間に有意な差があるわけではない**
- **H$_0$: $\mu_1=\mu_2=\mu_3$**
- **⇨多重比較**
  - **アプリオリな比較(あらかじめ、特定の水準間の差に仮説が有る)**
    - **多重t検定**
    - **ダン法**

      ・・・
  - **アポステリオリな比較(特定の水準間の差に仮説が無く、総当たり)**
    - TukeyHSD
    - Bonferroni
    - Holm

      ・・・

多重比較

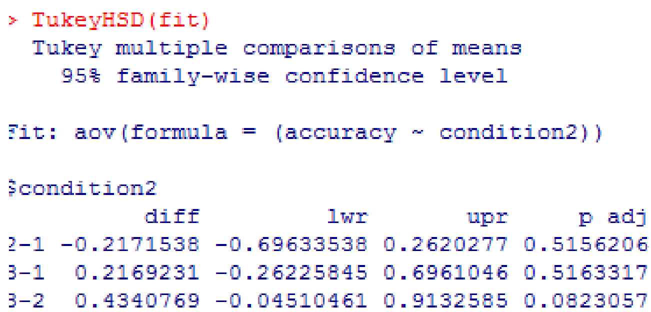
- 水準間でt検定を行えばよいのではないか？
- この場合は3回

- 検定を繰り返すと、危険率(α)が高まる
- $1-(1-0.95)^3=0.142625$

	真実	
決定	H_0は正しい	H_0は間違い
H_0を棄却	第１種の誤り 確率はα	正しい決定 確率は$1-\beta$（検定力）
H_0を棄却しない	正しい決定 確率は$1-\alpha$	第２種の誤り 確率はβ

多重比較の実行

- 分散分析に関して
  - TukeyHSD(fit)



多重比較の実行

- 共分散分析に関して
  - アプリオリな手法
  - 説明産出群vs.説明予期群
  - 説明産出群vs.キーワード産出群

  - 2つのダミー変数を作成
  - (ダミー変数1の意味)$\phi=(-1)\overline{X_1}+(0)\overline{X_2}+(1)\overline{X_3}$

	キーワード産出群	説明予期群	説明産出群
ダミー変数1	-1	0	1
ダミー変数2	0	-1	1

多重比較の実行

install.packages(“multcomp”)
#多重比較を行うパッケージ
library(multcomp)

#ダミー変数の作成
contrast<-rbind(“dummy1”= c (-1,0,1), “dummy2” = c (0,-1,1))
contrast

```
> contrast
       [,1] [,2] [,3]
dummy1   -1    0    1
dummy2    0   -1    1
```

多重比較の実行

summary(glht(fit2, linfct= mcp (condition2 = contrast)))

#ダミー変数を用いた多重比較の結果

```
> summary(glht(fit2,linfct= mcp(condition2=contrast)))

         Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses

Multiple Comparisons of Means: User-defined Contrasts


Fit: aov(formula = accuracy ~ condition2 + priorknowledge)

Linear Hypotheses:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
dummy1 == 0   0.4751     0.1740    2.73   0.0186 *
dummy2 == 0   0.4341     0.1626    2.67   0.0216 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Adjusted p values reported -- single-step method)
```

それぞれの比較が有意

- **共分散分析での多重比較の効果量も、分散分析と同様に算出できる**
  - **1要因の分散分析の場合、**

$$g=\frac{\text{平均値の差}}{\sqrt{MS_E}(\text{プールされた標準偏差})}$$

  - **dummy1：0.4751/sqrt(0.1718)=1.15**
  - **dummy2：0.4341/sqrt(0.1718)=1.05**

参考：compute.esパッケージ

- **効果量・信頼区間算出**
- install.packages("compute.es")
- library(compute.es)
- **ダミー変数**1
  - mes2(0.7608187, 0.2857472, sqrt(0.1718), 13, 13)
- **ダミー変数**2
  - mes2(0.7608187, 0.3267418, sqrt(0.1718), 13, 13)
- mes2(a**群の調整平均**,b**群の調整平均**,**プールされた標準偏差**,a**群のサンプルサイズ**,b**群のサンプルサイズ**)

参考：compute.esパッケージ

- mes2**関数を用いた**cohen's d**の計算**
  - **前頁の例の出力で出てくる**d**は別物**(**後述**)
  - n1 <- 13
  - n2 <- 13
  - mes2(0.7608187, 0.2857472, sqrt(0.1718*((n1+n2-2)/(n1+n2))), n1, n2)
  - mes2(0.7608187, 0.3267418, sqrt(0.1718*((n1+n2-2)/(n1+n2))), n1, n2)

$d = \frac{\sqrt{(n1-1)SD1^2 + +(n2-1)SD2^2}}{\sqrt{n1+n2}}$ $g = \frac{\sqrt{(n1-1)SD1^2 + +(n2-1)SD2^2}}{\sqrt{n1+n2-2}}$,よりd=g × $\sqrt{\frac{n1+n2}{n1+n2-2}}$

g

$d = \frac{\text{平均値の差}}{\sqrt{MS_E \times \frac{n1+n2-2}{n1+n2}}}$

参考：compute.esパッケージ

- Compute.esパッケージの注意点
  - Cohenのd⇒Hedgesのg
  - Hedgesのg⇒バイアス補正したHedgesのg

  と読み替える必要性があることに注意

```
> mes2(0.7608187, 0.2857472, sqrt(0.1718), 13, 13)
Mean Differences ES:

 d [ 95 %CI] = 1.15 [ 0.27 , 2.02 ]
  var(d) = 0.18
  p-value(d) = 0.01
  U3(d) = 87.41 %
  CLES(d) = 79.12 %
  Cliff's Delta = 0.58

 g [ 95 %CI] = 1.11 [ 0.26 , 1.96 ]
  var(g) = 0.17
  p-value(g) = 0.01
  U3(g) = 86.65 %
  CLES(g) = 78.37 %
```

スライド45のダミー変数1について。
手計算したHedgesのgと一致

研究のまとめ

- 理解度評定の正確さは説明産出によって高められた
- 統制群との比較から、説明を予期するだけではなく実際に産出すること、また、キーワードと言う断片的ではなくまとまりを持った説明を産出することが、理解度評定の正確さを高めた

統計のまとめ

- 分散分析
- 共分散分析
- 多重比較

参考文献

- 南風原朝和. (2002). 心理統計学の基礎. 有斐閣.
- 森敏昭、吉田寿夫 (編) (1990). 心理学のための データ解析テクニカルブック. 北大路書房.
- 村山航. (2009). メタ記憶の測定 清水寛之(編). メタ記憶ー記憶のモニタリングとコントロールー 北大路書房
- 大久保街亜, & 岡田謙介. (2012). 伝えるための 心理統計: 効果量・信頼区間・検定力. 勁草書房.
- 関西学院大学清水先生のウェブサイト http://norimune.net/1512