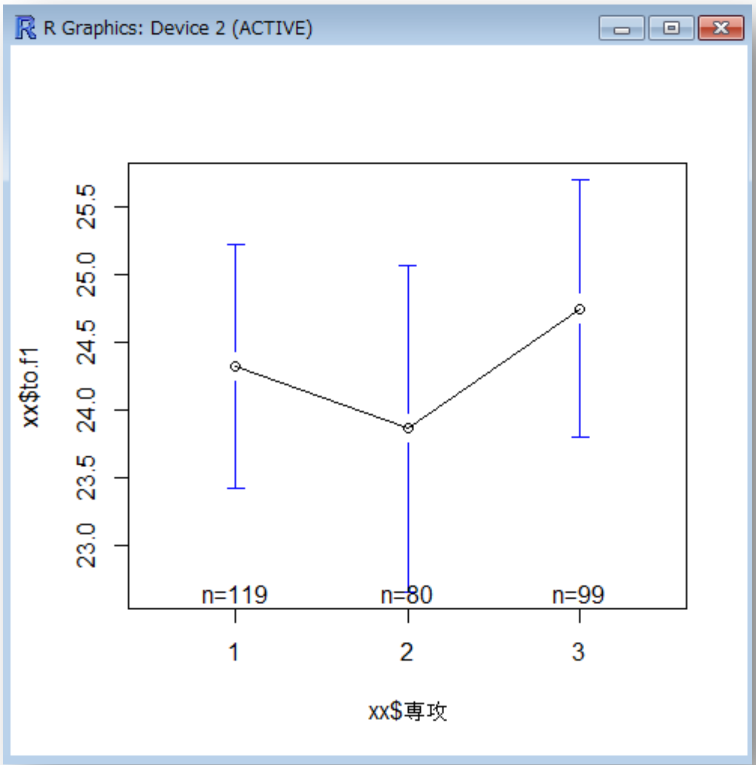
15 日目：１要因分散分析（被験者間）

さて，本日は因子分析の結果から構成された下位尺度得点について，１要因分散分析を行ってみます。やろうとしていることですが，因子分析の結果から構成された下位尺度得点（xx に入っている，to.f1，to.f2，to.f3）に対して，専攻による差があるかどうかを１要因分散分析を用いて検定を行おうということです。

もちろん，まずはそれぞれの群別の平均値，標準偏差などを確認しておきます。検定をやってから，平均値を確認するのは順序が逆です！！

方法は，昨日もやった describe.by が便利でしょう。また箱ひげ図も描かせてみましょう。いずれも昨日の「性別」の部分を，「専攻」に変更すれば OK です。

加えて，もう一つ，図を作成してみましょう。箱ひげ図もよいのですが，平均値や標準偏差が出てこないのが難といえば難です。しかし，こんな図も作れます。




これは各群の平均値を折れ線でつなぎ，それぞれの平均値から１標準偏差分の幅も同時に示してくれています。つまりこの図から，３群の重なりはかなり大きいであろうことが読み取れます。

このような図の作成は，gplots というパッケージを使いますので，まずはこれをとってきておくことが必要です。ただし，このパッケージは複数の他のパッケージを同時に必要とするようで，library(gplots) などとしてロードしようとすると，あのパッケージがない，このパッケージがないと，やたらと警告を出してきます。さらには，パッケージがより新しいバージョンのＲにしか対応していないとかで，Ｒ本体もインストールすることに…。そんなこんなで警告されたパッケージを４つか５つかとってきておくと，やっとロードできるようになりました（私の場合だけ？）。

ロードできてしまうと後は簡単で，以下のように命令すれば描いてくれます。

```
plotmeans(xx$to.f1 ~ xx$専攻)
```

まずはこのようにして，データをざっと眺めてみましょう。

そして describe.by 出力結果を整理すると，右のような状況になります。このグループ間の差について検定をするわけです。

| | | group:1 | group:2 | group:3 |
|---|---|---|---|---|
| to.f1 | mean | 24.32 | 23.86 | 24.75 |
| | sd | 4.94 | 5.41 | 4.75 |
| | n | 119 | 80 | 99 |
| to.f2 | mean | 13.58 | 12.38 | 13.76 |
| | sd | 3.77 | 3.85 | 3.9 |
| | n | 118 | 80 | 99 |
| to.f3 | mean | 7.58 | 8.3 | 8.51 |
| | sd | 2.96 | 3.38 | 3.29 |
| | n | 119 | 80 | 99 |

さて，この 1 要因分散分析にはいくつか留意点があります。まず一つ目ですが，独立変数を factor 型とよばれる形式にしておく必要があります。これをしておかないと，間違った計算結果を返してくるようです。

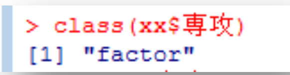
今回の独立変数は「専攻」ですが，これに対して…

```
xx$専攻 <- as.factor(xx$専攻)
```

これで factor 型に変更されます。

変数が現在どのような形式になっているかは，class()で確認することができます。

```
class(xx$専攻)
```




factor 型に変更されていたなら， Factor と出力されます。

間違った計算結果を出さないためにも，この変更と確認は大事です。

もう一つは，等分散の確認が重要になります。等分散性を仮定する場合と，仮定しない場合で使う命令が違ってくるので，まずはこれをチェックしておきます。

```
bartlett.test(to.f1 ~ 専攻, xx)
```

バートレット検定というものですが，等分散性の検定です。帰無仮説が「等分散である」なので，棄却されなければ等分散性を仮定する場合，棄却されたら等分散性を仮定しない場合となります。

結果は以下のように返されます。Bartlett's K-squared は， $\chi^2$ 統計量です。この結

果，to.f1 は等分散性を仮定する方法で OK ということになります。今回は，３つの下位尺度すべてで等分散を仮定する方法で OK です。

```
> bartlett.test(to.f1 ~ 専攻, xx)

        Bartlett test of homogeneity of variances

data:  to.f1 by 専攻
Bartlett's K-squared = 1.568, df = 2, p-value = 0.4566
```

Ｒには１要因分散分析を行う命令が３種類ほどあるようですが，今回は aov を使ってみます。使い方は以下のようです。カッコの中は，( 従属変数 「~」 独立変数「,」データ )と並びます。

```
aov.f1 <- aov(to.f1 ~ 専攻, xx)
summary(aov.f1)
```

すると右のように結果が返されます。F(2,295)=0.692, ns という結果ですね。

```
> aov.f1 <- aov(to.f1 ~ 専攻, xx)
> summary(aov.f1)
             Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
専攻          2     35   17.36   0.692  0.501
Residuals   295   7404   25.10
```

３つの下位尺度得点についてすべてやってみると，to.f2 で５％水準の有意差が，to.f3 で有意傾向が認められました。そこで to.f2 についてテューキー法の多重比較を行ってみます。TukeyHSD()という形式になるのですが，カッコの中は先の aov(to.f2～専攻, xx)の結果を代入したもの（aov.f2）を入れます。もちろん，結果を導く aov(to.f2 ~ 専攻, xx)をそのまま入れても OK です。

```
TukeyHSD(aov.f2)
```

もしくは

```
TukeyHSD(aov(to.f2 ~ 専攻, xx))
```

結果は右のようです。group:2 と group:3 の間に５％水準での有意差が認められています。

```
> TukeyHSD(aov(to.f2 ~ 専攻, xx))
  Tukey multiple comparisons of means
    95% family-wise confidence level

Fit: aov(formula = to.f2 ~ 専攻, data = xx)

$専攻
         diff        lwr        upr     p adj
2-1 -1.209746 -2.5183410 0.09884951 0.0767118
3-1  0.172830 -1.0586575 1.40431751 0.9415471
3-2  1.382576  0.0241914 2.74096012 0.0449963
```

結果を簡単にまとめてしまえば，次の表のようになるでしょう。

| | | group:1 | group:2 | group:3 | 分散分析結果 |
|---|---|---|---|---|---|
| to.f1 | mean | 24.32 | 23.86 | 24.75 | ns |
| | sd | 4.94 | 5.41 | 4.75 | |
| | n | 119 | 80 | 99 | |
| to.f2 | mean | 13.58 | 12.38 | 13.76 | ＊ |
| | sd | 3.77 | 3.85 | 3.9 | 2<3 |
| | n | 118 | 80 | 99 | |
| to.f3 | mean | 7.58 | 8.3 | 8.51 | ns |
| | sd | 2.96 | 3.38 | 3.29 | |
| | n | 119 | 80 | 99 | |

＊ p<.05；＊ p<.01

等分散性を仮定しない場合や，シェッフェやボンフェローニといった多重比較もできますが，それはそれぞれで調べてください。

本日はここまでです。