LightStone

効果量について

本資料では、メタ分析で重要な効果量について、少し一般的にまとめます。効果量をいくつかの視点から眺め、その特徴を記述します。

1　効果量

表 1：効果量に用いられる主な統計量

▷ 相関に関するもの：

相関係数 $r = \frac{\mathrm{Cov}(x,y)}{\sqrt{\mathrm{Var}(x)}\sqrt{\mathrm{Var}(y)}}$

$\eta^2 = \frac{SS_{\mathrm{Treatment}}}{SS_{\mathrm{Total}}}$

▷ 差に関するもの：

$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{s}, s = \sqrt{\frac{(n_1-1)s_1^2+(n_2-1)s_2^2}{n_1+n_2-2}}, s_i = \frac{1}{n_i-1}$

▷ カテゴリに関するもの：

リスク差 (RD)

リスク比 (RR)

オッズ比 (OD)

効果量（effect size）とは、端的には、効果の程度を表す量です。表 1 は効果量として用いられるものの代表例です。これらは、すべて量的（quantitative）であり、値の大きい小さいによって、程度の違いを表せるという特徴を持ちます。世の中に提案されたもので考えると、効果量に用いられる統計量は、およそ 50 から 100 ほどあるとされています。

統計的有意差を補う

効果量には、統計的有意差を補うものとしての役割があります。仮説検定では、たとえば $H_0 : \bar{x}_1 - \bar{x}_2 = 0$ といった帰無仮説を棄却し、$H_A : \bar{x}_1 - \bar{x}_2 \neq 0$ を採択しますが、このとき、$\bar{x}_1$ と $\bar{x}_2$ は果たしてどれだけ違うのかという問いには、統計的有意差の有無は答えを出しません。その答えを示すものが、効果量です。たとえば表 1 の Cohen の d などで、両者の違いはどの程度なのかを量的に示します。学会によっては、統計分析の報告に効果量の明記を推奨しているところもあります。

メタ分析で用いられる

効果量が活躍する場面に、メタ分析（メタアナリシス、meta-analysis）があります。メタ分析とは、過去に行われた数々の研究・調査結果をまとめて、総合的な結果を導く分析手法です。もっと言えば、各調査・報告から効果量を集める、あるいは計算により導き出して、統合したときの効果量を調べる手法です。このため、効果量をかなり直接的に取り扱います。

実質的有意差としての役割

前述の統計的有意差は、統計的に有意（statistically significant）な差を表しますが、それに関連して、実質的に有意（substantially significant）な差という概念があります。これは、その差に実際的な意味を与えることのできる差のことであり、事実上意味がないと考えられる大きさの差は該当しない差のことです。背景には、統計においてサンプルサイズ（標本の大きさ、sample size）を増やすと、どんな小さな差も統計的有意差になることがあります。これに対し、実質的有意差はサンプルサイズに依存しない値として、ある値を基準にそれ以上の値とします。その基準は分野により様々ですが、日常的な感覚を基にすることがあります。実際的な意味があるとする量を決めるので、感覚に頼ることは当然と言えるかもしれません。この実質的有意差は、やはりサンプルサイズに依存しない量である効果量で決めることが多くあります。たとえば表 1 の Cohen の d の値に対し、0.2 という基準を決め、それ以上の値は実質的有意差とする、という具合です。

サンプルサイズにより推定の確からしさが変わる

効果量を推定するとき、その推定値はサンプルサイズ（標本の大きさ、sample size）に依存しませんが、標準誤差（standard error、s.e.）は変わります。サンプルサイズが大きいほど、標準誤差は小さくなり、より確からしい推定値が得られます。

具体例：リスク差

リスク差（risk difference）とは、リスクの差です。たとえば、1 つの標本が、条件 A に該当するかしないかの 2 通りだけとして、該当するリスクを計算すると下記になります。

条件 A に該当するリスク: $\dfrac{a}{a+b}$

表 2：条件 A で分けた集計表

条件 A		
該当する	該当しない	計
a	b	$a+b$

こうしたリスクが 2 つあるとき、その差を考えることができます。表 3 のように疾病と暴露という 2 つの条件で集計表を作成したとき、疾病のリスクは暴露/非暴露で次のように計算されます。

疾病リスク（暴露）：$\dfrac{a}{a+b}$

疾病リスク（非暴露）：$\dfrac{c}{c+d}$

表 3：疾病と暴露の集計表

		疾　病		
		有	無	計
暴露	有	a	b	$a+b$
	無	c	d	$c+d$
	計	$a+c$	$b+d$	

このとき、リスク差 RD は次で計算されます。

$$RD = \frac{a}{a+b} = \frac{c}{c+d}$$

表で、疾病と暴露は必ずしもこの並びになるとは限らないので注意が必要です。

具体例：リスク比

リスク比（risk ratio）とは、リスクの比です。表 3 において、リスク比 RR は次で計算されます。

$$RR = \frac{\frac{a}{a+b}}{\frac{c}{c+d}}$$

具体例：オッズ比

オッズ比（odds ratio）とは、オッズの比です。表 3 において、各オッズは次のように計算されます。

疾病オッズ（暴露）：$\dfrac{a}{b}$

疾病オッズ（非暴露）：$\dfrac{c}{d}$

このとき、オッズ比 OR は次で計算されます。

$$OR = \frac{\frac{a}{b}}{\frac{c}{d}} = \frac{ad}{bc}$$

また、オッズ比には暴露/非暴露という条件ではなく、疾病あり/疾病なしという別の条件でオッズ比を計算した場合でも、両者は同じ値になるという性質があります。

$$OR = \frac{\frac{a}{c}}{\frac{b}{d}} = \frac{ad}{bc}$$

Stata によるケースコントロール研究でのオッズ比の計算

表 4 のような集計結果を得たケースコントロール研究のオッズ比を計算します。

表 4：ケースコントロール研究の集計結果

		クロルジアゼポキシドの使用	
		有	無
疾患	有（ケース）	4	386
	無（コントロール）	4	1250

備考：Stata のマニュアルで、`cci` コマンドの Example 10 にあるデータです。

表 4 のオッズ比の計算には、Stata の `cci` コマンドが使用できます。以下のように、具体的に 4 つの値を指定して実行します。

```
cci 4 386 4 1250
```

```
. cci 4 386 4 1250
                                                      Proportion
                 |   Exposed   Unexposed  |      Total     Exposed
-----------------+------------------------+------------------------
           Cases |         4         386  |        390       0.0103
        Controls |         4        1250  |       1254       0.0032
-----------------+------------------------+------------------------
           Total |         8        1636  |       1644       0.0049
                 |                        |
                 |      Point estimate    |    [95% Conf. Interval]
                 |------------------------+------------------------
      Odds ratio |         3.238342       |     .5997233    17.45614 (exact)
 Attr. frac. ex. |            .6912       |    -.6674356    .9427136 (exact)
 Attr. frac. pop |         .0070892       |
                 |------------------------+------------------------
                                chi2(1) =     3.07  Pr>chi2 = 0.0799
```

実行すると、オッズ比は約 3.24 と計算されます。95% 信頼区間は [0.5997233 17.45614] であることが分かります。オッズ比の標準誤差の計算は、ある仮定のもとに近似した値がよく用いられますが、上記では（`exact`）が右に付記され、近似が用いずに計算した値となっています。Stata では、近似なしの場合のほかに、Woolf の手法と Cornfield の手法による近似の場合で計算でき、それぞれ `woolf`、`cornfield` オプション付きで、以下のように計算できます。

```
. cci 4 386 4 1250, woolf
                                                      Proportion
                 |   Exposed   Unexposed  |      Total     Exposed
-----------------+------------------------+------------------------
           Cases |         4         386  |        390       0.0103
        Controls |         4        1250  |       1254       0.0032
-----------------+------------------------+------------------------
           Total |         8        1636  |       1644       0.0049
                 |                        |
                 |      Point estimate    |    [95% Conf. Interval]
                 |------------------------+------------------------
      Odds ratio |         3.238342       |     .8061112     13.0092 (Woolf)
 Attr. frac. ex. |            .6912       |    -.2405236    .9231313 (Woolf)
 Attr. frac. pop |         .0070892       |
```

```
                                                  chi2(1) =     3.07  Pr>chi2 = 0.0799
```

```
. cci 4 386 4 1250, cornfield
```

	Exposed	Unexposed	Total	Proportion Exposed	
Cases	4	386	390	0.0103	
Controls	4	1250	1254	0.0032	
Total	8	1636	1644	0.0049	
	Point estimate		[95% Conf.	Interval]	
Odds ratio	3.238342		.8833395	11.87195	(Cornfield)
Attr. frac. ex.	.6912		-.1320676	.9157679	(Cornfield)
Attr. frac. pop	.0070892				

```
                                                  chi2(1) =     3.07  Pr>chi2 = 0.0799
```

そのほか、cci の結果には寄与危険割合（暴露群寄与危険度割合、attributable fraction among exposed）と人口寄与危険割合（人口寄与危険度割合、attributable fraction for the population）という、ケースコントロール研究で用いられる統計量も計算されます。最下部の $\chi^2\,(1)$ 値は $H_0 : OR$（オッズ比）$= 1$ という帰無仮説に対する検定結果です。

（参考文献：野口善令（2009）『はじめてのメタアナリシス』（臨床研究デザイン塾　テキストシリーズ　中級編　）認定 NPO 法人 健康医療評価研究機構 （iHope International））

株式会社ライトストーン
2016 年 1 月
（改訂）2016 年 9 月