

2019/10/28 北大・医理工統計学③

# 効果の修飾と層別解析



北海道大学 医学統計学  
横田 勲

## 今回の内容

- ▶ 効果修飾
- ▶ 層別解析
- ▶ 交絡との違い

## 到達目標

- ▶ 層別解析（特にMantel-Haenszel法）を知る
- ▶ 効果の修飾と交絡の違いを理解する

2019/10/28

## 個人での因果効果

	$Y^{a=0}$	$Y^{a=1}$	Causal effect $Y^{a=1} - Y^{a=0}$
Doomed	1	1	$1 - 1 = 0$
Helped	1	0	$0 - 1 = -1$
Hurt	0	1	$1 - 0 = 1$
Immune	0	0	$0 - 0 = 0$

- ▶ データとして観察はできない
  - ▶ 反事実アウトカムとの比較で定義可能
- ▶ Sharp causal null hypothesis
  - ▶ Doomed, Immuneな人しかいない

2019/10/28

## 平均因果効果 Average Causal Effects

- ▶  $E[Y^{a=1}] - E[Y^{a=0}]$ 
  - ▶ 集団全員が曝露を受けた場合と  
集団全員が曝露を受けなかった場合の差
- ▶ Null hypothesis of no average causal effect
  - ▶  $E[Y^{a=1}] = E[Y^{a=0}]$
  - ▶ Sharp causal null hypothesisに加え、  
Helpedな人とHurtな人が同数いる場合も成立

2019/10/28

## 因果効果の指標

- ▶ 因果リスク差
  - ▶  $\Pr[Y^{a=1} = 1] - \Pr[Y^{a=0} = 1]$
- ▶ 因果リスク比
  - ▶  $\frac{\Pr[Y^{a=1}=1]}{\Pr[Y^{a=0}=1]}$
- ▶ 因果オッズ比
  - ▶  $\frac{\Pr[Y^{a=1}=1]/\Pr[Y^{a=1}=0]}{\Pr[Y^{a=0}=1]/\Pr[Y^{a=0}=0]}$

2019/10/28

## 効果修飾因子 effect modifier

- ▶ 効果修飾因子Vの水準によってAのYに関する平均因果効果ACEが異なる
  - ▶ 特に、Vの水準によってACEの方向が逆転する場合を“質的な効果修飾”
- ▶ 効果指標に応じて修飾の有無が決まる
  - ▶ eg.
 

発生リスク	男性	女性
曝露あり	0.9	0.2
曝露なし	0.8	0.1
  - ▶ リスク差で修飾なし、リスク比で修飾あり

2019/10/28

## 効果修飾因子 effect modifier

- ▶ 曝露前に得られる変数
  - ▶ 曝露の影響を受ける変数は、中間変数かもしれない

2019/10/28

## 層別化で効果修飾を識別

- ▶  $V$ の水準ごとにACEを求める
  - ▶  $\Pr[Y^{a=1}|V=1] - \Pr[Y^{a=0}|V=1]$
  - ▶  $\Pr[Y^{a=1}|V=0] - \Pr[Y^{a=0}|V=0]$
- ▶  $V$ の水準間でACEが異なっていたら効果修飾あり

2019/10/28

## 効果の修飾がある場合

- ▶ 興味のある集団における $V$ の分布に応じて集団全体でのACEが変化
  - ▶ 人種①ではリスク差0% (効果なし)
  - ▶ 人種②ではリスク差10%
  - ▶ 人種① : ② = 1:1なら?

2019/10/28

## ランダム化研究でも効果修飾

- ▶ 同じ疾患でも一部の集団にのみ治療効果がみられる薬剤が登場
  - ▶ 効果修飾がある
- ▶ 治療が効く人の分布によって、集団全体 (周辺) の効果の大きさが変化

2019/10/28

## 併合可能性 collapsibility

- ▶ 集団全体の効果指標が層別の効果指標の重み付き平均であるか
  - ▶ リスク差、リスク比は collapsible
  - ▶ オッズ比は non-collapsible
- ▶ 例えば、層別オッズ比はすべて1でも、全体のオッズ比は1でない場合がある
  - ▶ 効果の修飾や交絡とは関係なく、効果指標の特徴

2019/10/28

## 練習① collapsibility

- ▶ 層の数は2つ
  - ▶ 以下の場合の全体の効果指標がどうなるか 適当な数値例で確かめてみよう
    - ▶ 層別リスク差が0
    - ▶ 層別リスク比が1
    - ▶ 層別オッズ比が1

2019/10/28

### 層ごとの効果指標を併合

- ▶ 効果の修飾がみられない場合、併合した効果指標はより精度がよい
  - ▶ 効果の大きさがすべての層で共通
- ▶ 代表的な推定量
  - ▶ Mantel-Haenszel 推定量
  - ▶ Woolf 推定量 (重み付き最小二乗推定量)
  - ▶ 最尤推定量

Mantel N, Haenszel W. *JNCJ* 1959.  
Woolf B. *Ann Hum Genet* 1955.

2019/10/28

### サブグループ解析・層別解析

- ▶ 人によって使い方はまちまち
- ▶ サブグループ解析
  - ▶ 層 (サブグループ) ごとの効果指標を推定
  - ▶ 層間で効果の大きさを比べる
- ▶ 層別解析
  - ▶ 共通 (併合) 効果指標まで推定
  - ▶ 効果の大きさが層間で共通であることを前提にした文脈

2019/10/28

### 層別解析を考える状況 (極限モデル)

- ▶ 層はたかだか数個で、各層の人数が大
  - ▶ large-strata limiting models
  - ▶ e.g. 性別・年齢階級で調整
- ▶ 各層の人数は決まっていて、層の数が大
  - ▶ sparse-data limiting models
  - ▶ e.g. ケースコントロール研究等でマッチングメタアナリシス

Breslow NE. *Biometrika* 1981.  
Greenland S, Robins J. *Biometrics* 1985.  
Robins J, Breslow NE, Greenland S. *Biometrics* 1986.  
佐藤ら. *統計数理* 1998.

2019/10/28

### 推定量の特徴

- ▶ Mantel-Haenszel推定量
- ▶ 条件付き最尤推定量
  - ▶ large-strata, sparse-dataどちらも漸近的にバイアスがない (一致性)
  - ▶ Mantel-Haenszel法は常に分散最小ではない
    - ▶ リスク差・比、オッズ比、率比 (率差以外) ではさほど効率は落ちない
- ▶ Woolf 推定量、無条件の最尤推定量
  - ▶ sparse-data では一致性がない

2019/10/28

### MH リスク差

第h層	曝露	疾病発生		合計
		あり	なし	
	あり	$a_h$	$b_h$	$a_h + b_h$
	なし	$c_h$	$d_h$	$c_h + d_h$
	合計			$n_h$

▶  $\frac{\sum_h (RD_h \cdot w_h)}{\sum_h w_h}$

▶  $RD_h = \frac{a_h}{a_h + b_h} - \frac{c_h}{c_h + d_h}, w_h = \frac{(a_h + b_h)(c_h + d_h)}{n_h}$

2019/10/28

### MH リスク比・オッズ比

第h層	曝露	疾病発生		合計
		あり	なし	
	あり	$a_h$	$b_h$	$a_h + b_h$
	なし	$c_h$	$d_h$	$c_h + d_h$
	合計			$n_h$

▶ MHリスク比

$$\frac{\sum_h \frac{a_h(c_h + d_h)}{n_h}}{\sum_h \frac{c_h(a_h + b_h)}{n_h}}$$

▶ MHオッズ比

$$\frac{\sum_h \frac{a_h d_h}{n_h}}{\sum_h \frac{b_h c_h}{n_h}}$$

2019/10/28

### MH 率差・率比

第h層	曝露	疾病発生数	観察人時間	発生率
	あり	$a_h$	$TA_h$	$IA_h = a_h/TA_h$
	なし	$b_h$	$TB_h$	$IB_h = b_h/TB_h$
	合計		$T_h$	

▶ MH率差  $\frac{\sum_h w_h(IA_h - IB_h)}{\sum_h w_h}$       ▶ MH率比  $\frac{\sum_h w_h IA_h}{\sum_h w_h IB_h}$

$$w_h = \frac{TA_h TB_h}{T_h}$$

2019/10/28

### 共通効果の仮定

- ▶ 効果の大きさは層間で共通
  - ▶ データから検証できない仮定
  - ▶ 効果指標の種類にも依存
    - ▶ リスク差で共通？ オッズ比で共通？

2019/10/28

### 回帰モデルかMH法か①

- ▶ ロジスティック回帰が日常的に利用
  - ▶ オッズ比の回帰モデル
- ▶ ロジスティック回帰における制約
  - ▶ 交絡要因の水準が異なっても、効果は等しい
  - ▶ 曝露や交絡の効果のオッズは掛け算で影響
    - ▶ 曝露効果のオッズは指数関数的に増加
    - ▶ 曝露以外の交絡要因のオッズも指数関数的に増加

Greenland S. 1991. 佐藤ら. 統計数理 1998

### 回帰モデルかMH法か②

- ▶ 回帰モデル
  - ▶ 曝露同様に調整因子も説明変数に
  - ▶ 調整因子自体の効果の大きさを知りたい
- ▶ MH法（層別解析）
  - ▶ 層別因子自体の効果の大きさに興味がない
    - ▶ eg. 1対1マッチしたペアでのベースラインオッズ
  - ▶ 層別解析の利点を取り入れた回帰モデルも
    - ▶ eg. 条件付きロジスティックモデル  
Cox比例ハザードモデル

2019/10/28

### 効果修飾と交絡は別

- ▶ 効果修飾がある ≠ 交絡がある
  - ▶ 効果修飾因子はリスク因子でないかも
  - ▶ 例：ローマとギリシャで手術の質が違う
    - ▶ 国籍は必ずしも効果を修飾しない

2019/10/28

### 練習② 代替/因果効果修飾因子

- ▶ 因果DAGを描いてみよう
  - ▶ A：心臓手術
  - ▶ Y：周術期死亡
  - ▶ L：医療の質
  - ▶ V：国籍

```

    graph TD
      A --- Y
      L --- Y
      V --- L
      V --- A
    
```

2019/10/28