

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