疫学研究の疑似ランダム化分析について、

なぜこの手法が必要なの？

問題設定：薬の効果を正しく調べたい！

想像してください。あなたは新しい風邪薬の効果を調べる研究者です。

理想的な実験（ランダム化比較試験）：

- 1000 人の患者を**くじ引きで** 3 つのグループに分ける
  - A 群：新薬を飲む
  - B 群：従来薬を飲む
  - C 群：何も飲まない（プラセボ）

現実の観察研究：

- 病院のデータを見ると…
  - 新薬：重症患者が多い（年配、持病あり）
  - 従来薬：中程度の患者
  - 何もしない：軽症患者が多い

この状況で単純に「新薬を飲んだ人の治癒率」を比べても、**公平な比較になりません！**

解決策：疑似ランダム化で公平な比較を作る

Step 1: Propensity Score（傾向スコア）－「どの治療を受けやすいか」を予測

傾向スコアとは：その人の特徴（年齢、性別、病歴など）から「どの治療を受ける確率が高いか」を計算した数値

具体例：

- 田中さん（70 歳、男性、糖尿病あり）
  - 新薬を受ける確率：60%

- 従来薬を受ける確率：30%
- 何もしない確率：10%

数式（高校レベル）：

P(治療 A を受ける確率) = 年齢の影響 ＋ 性別の影響 ＋ 病歴の影響 ＋...

より正確には：

P(治療 j) = e^(β_0 + β_1×年齢 + β_2×性別 + β_3×病歴) / (全ての治療の確率の合計)

ここで：

- e = 2.718...（自然対数の底）
- β_1, β_2, β_3 = それぞれの要因の重要度を表す数値

Step 2: IPW（逆確率重み付け）- バランスを整える魔法の重み

考え方：

- 珍しいパターンの人ほど「重く」扱う
- よくあるパターンの人は「軽く」扱う

具体例： 若い人で新薬を使った人は珍しい → 重みを大きくする 高齢者で新薬を使った人は普通 → 重みは普通

数式：

重み ＝ その治療を受けた人全体の割合 ÷ その人が治療を受ける確率

例：新薬の重み ＝(新薬を受けた人の割合) ÷ (田中さんが新薬を受ける確率)

= 0.33 ÷ 0.60 = 0.55

Step 3: 共変量バランス －「本当に公平になったか」チェック

調整前後で各グループの特徴を比較：

標準化差分の計算：

標準化差分 = |グループ A の平均年齢 - グループ B の平均年齢| ÷ 標準偏差

例：

調整前：|75 歳 - 45 歳| ÷ 15 歳 = 2.0 （大きな差！）

調整後：|65 歳 - 63 歳| ÷ 15 歳 = 0.13 （小さな差）

判定基準:

- 0.1 未満：とても良いバランス ✅
- 0.1〜0.25：まあまあのバランス ⚠️
- 0.25 以上：バランス悪い ❌

Step 4: ブートストラップ疑似ランダム化 – 「もしランダムだったら」を再現

ブートストラップとは: データから重み付きでランダムに抜き出して、新しいデータセットを作ること

手順:

1. 元のデータ 1000 人から、重みを考慮して 1000 人を復元抽出
2. この新しいデータセットで治療効果を計算
3. これを 100 回〜1000 回繰り返す

重み付き抽出の例:

田中さんの重み = 0.55 → 選ばれにくい

佐藤さんの重み = 2.1 → 選ばれやすい

Step 5: ANOVA 分析 – グループ間の差を統計的に検定

一元配置分散分析の考え方: 「グループ間の差」が「グループ内のばらつき」よりも大きいかを調べる

F 統計量の計算:

F = グループ間の差の大きさ ÷ グループ内のばらつき

グループ間の差 $= \Sigma$ (各グループの人数) $\times$ (各グループの平均 - 全体平均)^2

グループ内のばらつき $= \Sigma$ (個人の値 - そのグループの平均)^2

具体例:

新薬グループ：平均治癒日数 = 3 日

従来薬グループ：平均治癒日数 = 5 日

何もしないグループ：平均治癒日数 = 7 日

全体平均：5 日

グループ間の差 $= 300\times(3-5)^2 + 300\times(5-5)^2 + 300\times(7-5)^2 = 3600$

各グループ内で個人差（例：2 日で治る人、4 日かかる人など）

グループ内ばらつき = 2400

$F = 3600 \div 2400 = 1.5$

全体の流れ：まとめ

観察データ（偏りあり）

↓

① 傾向スコア計算（治療を受ける確率）

↓

② IPW 重み付け（バランス調整）

↓

③ バランスチェック（調整できたか確認）

↓

④ ブートストラップ（疑似ランダム化）

↓

⑤ ANOVA 分析（統計的検定）

↓

結論：公平な治療効果の比較

この手法のすごいところ

1. **観察研究でもランダム化試験に近い結果**が得られる
2. **統計的に厳密**な比較ができる
3. **複数の治療法**を同時に比較可能
4. **感度分析**で結果の信頼性も確認

身近な例で理解

学校の例:

- 「塾に行った生徒の成績向上効果」を調べたい
- でも、塾に行く生徒は元から勉強熱心...
- この手法で「もし無作為に塾に行かせたら」の効果を推定！

この方法により、観察研究でも「本当の因果関係」を科学的に明らかにできるのです！