

Capítulo 6

Cortes Transversais e Séries Temporais

Ricardo Ceneviva (UFABC)

Abril de 2024

Filme e Fotografia

Uma pesquisa longitudinal acompanha as mesmas unidades (indivíduos, grupos, organizações) ao longo do tempo, registrando trajetórias, transições e durações de eventos ou estados. Já uma pesquisa transversal tira uma “fotografia” em um único ponto no tempo, capturando apenas um instantâneo da população. A metáfora frequentemente usada é a do filme vs. foto: o estudo longitudinal nos permite assistir à história se desenrolando (como um filme), enquanto o transversal nos dá apenas um quadro estático dessa história (uma foto). Em termos sociológicos, “seguir um filme” significa observar como as vidas e situações das pessoas evoluem – por exemplo, como condições de saúde se agravam ou melhoram com a idade – ao passo que “tirar uma foto” mostraria apenas as diferenças entre pessoas em um momento, sem distinguir causas e consequências ao longo da vida.

Do ponto de vista analítico, o desenho longitudinal permite identificar precedência temporal entre fatores e desfechos – ou seja, verificar que uma possível causa ocorre antes do efeito. Isso é crucial para inferências causais iniciais, pois correlações transversais sofrem da ambiguidade temporal: se num corte transversal encontramos que pessoas com pior saúde são também mais pobres, não sabemos se a pobreza levou à pior saúde, se a doença levou à pobreza, ou se há outra causa comum. Com dados longitudinais, podemos observar primeiro a pobreza e depois o declínio de saúde, fortalecendo a argumentação de causalidade (Singer & Willett, 2003).

Adicionalmente, o formato “filme” permite estudar trajetórias completas (por exemplo, evolução do estado de saúde ou da renda de um indivíduo), transições entre estados (por exemplo, de empregado a desempregado, ou de saudável a doente crônico) e duração em certos estados (por exemplo, quanto tempo uma pessoa permanece sem um diagnóstico de doença crônica até a ocorrência do evento). Esses conceitos – trajetória, transição, duração – são centrais na análise longitudinal e fornecem insights impossíveis de obter em dados transversais isolados (Singer & Willett, 2003). Em suma, quando o interesse recai sobre processos dinâmicos, acumulativos ou históricos, a “foto” transversal torna-se insuficiente e o “filme” longitudinal se torna imprescindível.

Desenhos de Pesquisa Longitudinal

Existem diferentes desenhos canônicos de estudos longitudinais, cada um adequado a certos tipos de perguntas e com forças e limitações específicas:

Estudo de Coorte

Um estudo de coorte seleciona participantes que compartilham um evento inicial em comum e os acompanha ao longo do tempo. A coorte pode ser definida por ano de nascimento (por exemplo, nascidos em 1980 acompanhados por décadas) ou por outro marco (ingresso na escola, casamento, aposentadoria etc.). Uma característica é que a composição da coorte é fixa (fechada) – normalmente não entram novos participantes depois do início. Isso permite examinar processos de longo prazo dentro de uma geração ou grupo específico, isolando efeitos de idade, época e geração. Em sociologia da saúde, uma coorte pode ser usada, por exemplo, para estudar como pessoas que nasceram em condição socioeconômica desfavorável acumulam riscos de saúde ao longo da vida. A vantagem é a clareza temporal e a riqueza de dados históricos; a limitação é que a coorte pode perder representatividade da população geral conforme envelhece (efeito coorte) e sofre atrito (perda de participantes) ao longo do tempo.

Painel de Indivíduos

Um painel típico (também chamado de painel de indivíduos) seleciona uma amostra representativa de uma população e procura reentrevistar as mesmas pessoas em múltiplos momentos. Diferente da coorte fechada, um painel pode ser aberto a reposições ou acréscimos ao longo do tempo para manter representatividade (por exemplo, adicionando novos jovens conforme a população envelhece, como é feito no HRS, 2025). Exemplos clássicos incluem o Panel Study of Income Dynamics (PSID) nos EUA, que acompanha famílias desde 1968 (PSID, 2025). Os painéis permitem tanto análises longitudinais quanto comparações transversais repetidas. Em sociologia, painéis são valiosos para investigar mudanças sociais, mobilidade econômica, ou no nosso fio condutor, a evolução da saúde de indivíduos de diferentes classes sociais. Suas limitações envolvem custo elevado para acompanhamento e potenciais efeitos de painel (participantes podendo mudar comportamentos por saberem que serão observados repetidamente).

Painel Rotativo

Um painel rotativo é um desenho híbrido muito usado em pesquisas oficiais de encostas domiciliares, como a PNAD Contínua no Brasil (IBGE, 2024). Nele, cada unidade (domicílio ou pessoa) permanece na amostra por um número fixo de ondas e depois é substituída por uma nova unidade, de forma escalonada. Por exemplo, na PNAD Contínua cada domicílio é entrevistado em 5 trimestres consecutivos antes de sair da amostra, sendo então substituído (IBGE, 2024). Assim, a cada trimestre, 20% da amostra é renovada, enquanto 80% permanece do trimestre anterior – garantindo ao

mesmo tempo representatividade transversal contínua e possibilidade de análise longitudinal de curto prazo. Esse desenho é ideal para analisar dinâmicas de curto e médio prazo em populações grandes, como fluxos do mercado de trabalho: entradas e saídas do emprego, mudanças de renda trimestrais etc., que não seriam captadas em uma pesquisa puramente transversal. A limitação é que o horizonte longitudinal para cada unidade é curto (no caso, apenas quatro transições possíveis ao longo de cinco entrevistas) e o acompanhamento individual é relativamente breve; porém, ganha-se robustez nos indicadores conjunturais com amostra sempre atualizada.

Cada um desses desenhos deve ser escolhido conforme a pergunta de pesquisa. Se queremos entender os efeitos cumulativos ao longo de décadas (como no acúmulo de desvantagens em saúde desde a infância até a velhice), um estudo de coorte ou painel de longo prazo é mais indicado. Se o foco está em tendências agregadas com componente individual (como taxas de desemprego e transições mensais), um painel rotativo pode ser suficiente. A chave é que, em todos os casos, as perguntas que requerem entender processos temporais ou causais “ao longo do tempo” se beneficiam de dados longitudinais, enquanto perguntas sobre distribuição em um momento ou correlações estáticas podem ser respondidas com dados transversais.

O Acúmulo de Desvantagens em Saúde ao Longo da Vida

Para integrar os conceitos desta aula, usamos como fio condutor a ideia de acúmulo de desvantagens em saúde ao longo da vida. Esse conceito deriva da perspectiva do curso de vida (life-course) e da teoria da desvantagem cumulativa, que propõe que desvantagens sociais iniciais tendem a se amplificar com o passar do tempo, gerando disparidades crescentes em resultados, inclusive na saúde.

Unidades de análise: aqui tipicamente indivíduos seriam seguidos do início da vida adulta até a velhice, mas poderíamos também pensar em famílias ou grupos sociais. Consideremos indivíduos como unidade principal, comparando, por exemplo, pessoas de diferentes origens socioeconômicas.

Desfechos de saúde: poderíamos examinar estado de saúde autoavaliado, incidência de doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) (como diabetes, hipertensão, doenças cardiovasculares), capacidade funcional ou mortalidade. Poderíamos também incluir marcadores biológicos de desgaste crônico (como pressão arterial, índice de massa corporal, nível de cortisol etc.) para capturar os mecanismos fisiológicos do estresse.

Processos ao longo da vida: vários processos sociais e biológicos contribuem para o acúmulo de desvantagens em saúde. Por exemplo: - Trajetórias ocupacionais: indivíduos de baixa escolaridade podem ficar restritos a empregos insalubres, pesados ou estressantes ao longo da carreira (empregos manuais, com longas jornadas, pouca se-

gurança), enquanto indivíduos mais educados obtêm empregos menos desgastantes. Essas diferenças de trajetória de trabalho levam a exposições cumulativas distintas – p. ex., maior desgaste físico e estresse crônico nos trabalhadores menos qualificados. - Estresse crônico e recursos psicossociais: condições socioeconômicas adversas geram estressores crônicos (insegurança financeira, habitação precária, violência comunitária).

Ao longo de anos e décadas, o estresse crônico pode desencadear processos biológicos (ativação prolongada do eixo hipotálamo-hipófise-adrenal, inflamação crônica) que aumentam o risco de doenças cardiovasculares, depressão e outras DCNT. Indivíduos em pior condição social também podem ter menos recursos de enfrentamento (menor apoio social, menor controle sobre a vida), o que agrava o impacto do estresse sobre a saúde. - Comportamentos de saúde e acesso a cuidados: ao longo da vida, pequenas diferenças em comportamentos (dieta, atividade física, fumo) entre grupos sociais tendem a se somar. Por exemplo, jovens de classe mais alta podem ter mais acesso a atividades esportivas e mantê-las na vida adulta, enquanto os de classe baixa podem ter menos oportunidades, levando a perfis diferentes de sedentarismo/dieta que, acumulados, resultam em maior obesidade e risco de diabetes em certos grupos. Além disso, acesso desigual a serviços de saúde significa que condições iniciais em pessoas desfavorecidas podem ficar sem tratamento por mais tempo, levando a pior prognóstico a longo prazo. - Incidência e evolução de DCNT: todas essas diferenças se concretizam nas taxas pelas quais indivíduos de distintos estratos desenvolvem doenças crônicas. Esperamos, por exemplo, que indivíduos pobres com trajetória ocupacional precária e alto estresse desenvolvam hipertensão, diabetes ou outras DCNT mais cedo e com maior frequência. Com dados longitudinais, isso pode ser medido como incidência (novos casos ao longo do tempo) e idade de início da doença.

No conjunto, o acúmulo de desvantagens em saúde significa que ao longo do curso de vida, indivíduos que começaram em desvantagem (pobreza, baixa educação, discriminação) experimentam risco crescente e múltiplo – as desvantagens se reforçam mutuamente. Uma condição de saúde precária precoce (digamos, desnutrição infantil) pode levar a menor desempenho escolar, limitando oportunidades de trabalho, resultando em trabalhos insalubres que por sua vez pioram a saúde adulta, num ciclo vicioso. Cada etapa adiciona “camadas” de desvantagem.

Por que o longitudinal é fundamental aqui? Porque apenas seguindo os mesmos indivíduos poderemos ver esse processo de cumulativo. Um estudo transversal poderia constatar que, por exemplo, aos 60 anos, pessoas de baixa renda têm mais doenças que pessoas de alta renda. Mas somente um estudo longitudinal pode revelar como e quando essas diferenças emergiram: será que já aos 40 anos a diferença era grande? Ela aumentou dos 40 para os 60 (indicando acumulação)? Quais eventos ao longo do caminho (períodos de desemprego, exposição a certos trabalhos) contribuíram para

isso? Assim, a temática do acúmulo de desvantagens serve como um exemplo unificador para ilustrar os desenhos, técnicas e desafios de pesquisas longitudinais em sociologia da saúde.

Técnicas Analíticas para Dados Longitudinais

Dados longitudinais abrem espaço para técnicas estatísticas específicas, voltadas a extrair o máximo de informação das dimensões temporal e individual. Abordaremos de forma intuitiva algumas das principais técnicas analíticas, com notação mínima apenas quando útil, mostrando o que são e quando usar cada uma.

Modelos de Efeitos Fixos vs. Efeitos Aleatórios (FE vs. RE)

Uma questão clássica ao analisar dados de painel (múltiplas observações por indivíduo) é como tratar as diferenças entre indivíduos que não mudam ao longo do tempo – por exemplo, características inobservadas como talento, genética, personalidade, ou contexto familiar fixo. Os modelos de efeitos fixos (FE) e efeitos aleatórios (RE) são duas abordagens para lidar com essa heterogeneidade entre indivíduos (Allison, 2014).

Efeitos Fixos (FE): Nessa abordagem, permitimos que cada indivíduo tenha seu próprio intercepto na regressão – ou seja, uma constante específica que capta todas as características fixas daquele indivíduo. Em termos simples, cada pessoa é comparada consigo mesma ao longo do tempo. Assim, o modelo FE utiliza apenas a variação intra-individual para estimar os efeitos das variáveis de interesse. Por exemplo, se queremos estimar o efeito da desemprego na saúde mental, um modelo FE usaria as mudanças do estado de emprego e as mudanças subsequentes na saúde mental dentro de cada pessoa, controlando automaticamente para qualquer característica individual que seja constante (como genética, ou mesmo traços estáveis de personalidade). A grande vantagem do FE é que ele elimina viés de variáveis omitidas fixas no indivíduo – qualquer fator constante (observado ou não) não afetará a estimativa, pois se cancela na comparação dentro do indivíduo (Allison, 2014). Isso é poderoso para inferência causal, pois muitas características difíceis de medir (como “capacidade de realização”, preferências etc.) são fixas e poderiam confundir associações. A contrapartida é que o FE não pode estimar efeitos de variáveis que não variam no tempo (ex: gênero, etnia, ou qualquer atributo fixo – esses são absorvidos pelo intercepto individual). Além disso, o FE exige uma suposição chamada exogeneidade estrita: que as variações temporais nas covariáveis explicativas sejam não correlacionadas com variações nos erros ao longo do tempo. Em termos práticos, isso significa assumir que, dado o perfil individual fixo, os choques no desfecho não retroalimentam mudanças futuras nas

covariáveis. Essa suposição pode ser violada se houver causalidade reversa temporal (por exemplo, uma piora súbita na saúde faz a pessoa perder o emprego – isso violaria a exogeneidade estrita no modelo de efeito do emprego sobre saúde, pois o erro da equação de saúde afetou emprego futuro). Portanto, usar FE requer atenção: ele controla bem o que é fixo, mas não resolve vieses de fatores mudando ao longo do tempo simultaneamente com a variável de interesse.

Efeitos Aleatórios (RE): Já o modelo de efeitos aleatórios supõe que as diferenças individuais (interceptos diferentes) são melhor tratadas como uma variável aleatória, parte do termo de erro, ao invés de um parâmetro fixo a estimar para cada indivíduo. Tecnicamente, assume-se que o intercepto individual de cada um é sorteado de uma distribuição e, crucialmente, que não há correlação entre esse intercepto e as variáveis explicativas do modelo. Essa é a suposição de independência do modelo RE: as características não observadas que diferem entre pessoas não podem estar correlacionadas com os regressores incluídos. Se essa suposição se mantiver, o RE é estatisticamente mais eficiente (usa tanto variação entre quanto dentro dos indivíduos) e permite incluir variáveis que são constantes no indivíduo (pois, diferentemente do FE, o RE não elimina toda variação entre pessoas). Por exemplo, poderíamos incluir o gênero ou cor da pele no modelo RE e estimar seus efeitos, coisa que o FE puro não faz. O desafio, porém, é que a suposição de independência é frequentemente violada nas ciências sociais: é bastante provável que diferenças não observadas entre pessoas (p. ex. motivação, histórico familiar) estejam correlacionadas com variáveis explicativas como nível de escolaridade ou renda. Quando isso ocorre, o modelo RE produz estimativas viesadas.

O teste de Hausman é o procedimento clássico para decidir entre FE e RE: ele confronta as estimativas de ambos modelos; se diferem significativamente, assume-se que o RE é viesado (rejeita-se a independência), então deve-se preferir o FE (Allison, 2014). De forma intuitiva, o Hausman testa se há evidência de correlação entre efeitos individuais e regressores – se sim, melhor usar FE; se não, RE pode ser usado ganhando precisão. Em suma, FE é robusto (mas só usa variação dentro do indivíduo), RE é mais eficiente e versátil (usa toda variação), porém requer confiança nas suposições de ausência de viés. Em pesquisas sobre saúde e desigualdade, usar FE pode ser interessante para controlar características estáveis como predisposição genética ou traços de personalidade ao estudar, por exemplo, o impacto de mudanças de classe social na saúde. Já o RE poderia ser útil se quisermos estimar também efeitos de características fixas (por exemplo, comparar homens e mulheres, ou brancos e negros, dentro de um painel) e acreditarmos que os fatores inobservados não distorcem os resultados (ou se incluirmos no modelo praticamente todas as variáveis relevantes observáveis, esperando que o inobservado seja negligenciável).

Análise de História de Evento (Survival Analysis)

Enquanto os modelos de painel (FE/RE) usualmente tratam desfechos contínuos ou discretos medidos em cada onda (por ex., nível de renda, pontuação de saúde mental a cada ano), a análise de história de evento foca em quando ocorrem eventos de interesse e com que probabilidade. Também conhecida como análise de sobrevivência, essa técnica é apropriada para estudar duração até a ocorrência de um evento e as taxas de transição. Exemplos de eventos: morte, adoecimento (ex: diagnóstico de diabetes), casamento, desemprego, formatura, recaída em uso de drogas, etc. No contexto do acúmulo de desvantagens em saúde, poderíamos usar análise de sobrevivência para modelar, por exemplo, a idade ou tempo até a incidência de uma doença crônica em indivíduos de diferentes grupos sociais.

O componente central dessa técnica é a função de risco (hazard), que representa a taxa instantânea de ocorrer o evento no próximo instante, dado que ele ainda não ocorreu. Em termos simples, é a probabilidade de que um indivíduo experimente o evento (ex: fique doente) em um determinado tempo, condicionado à sobrevivência até aquele tempo (Allison, 2014). Modelos de sobrevivência, como o modelo de Cox ou modelos paramétricos (exponencial, Weibull, etc.), permitem incluir covariáveis tempo-dependentes para ver como fatores influenciam o risco. Por exemplo, podemos incluir a classe social de um indivíduo ou níveis anuais de estresse laboral como covariáveis influenciando o hazard de desenvolver hipertensão. Uma grande vantagem dessa abordagem é tratar adequadamente a censura (censoring): nem todos os indivíduos vivenciam o evento durante o período de estudo – alguns podem sair do estudo ou o estudo terminar antes que o evento ocorra. A análise de história de evento incorpora esses casos sem descartá-los, usando a informação parcial deles (Singer & Willett, 2003).

Quando usar: sempre que o tempo até um evento seja o foco. No fio condutor, se quisermos verificar se pessoas de baixa renda desenvolvem diabetes mais cedo que pessoas de alta renda, usariamos um modelo de sobrevivência com “tempo até diabetes” como desfecho e renda (ou classe social) como covariável. Isso nos dá estimativas como “a razão de riscos (hazard ratio) de diabetes para baixa vs. alta renda”, indicando quão mais rápido os desfavorecidos adoecem. Essa técnica também é conhecida como event-history na sociologia, muito aplicada para estudar transições demográficas (ex: idade ao primeiro filho), carreiras (tempo até promoção ou demissão) e, claro, eventos de saúde. A interpretação requer cuidado: um hazard ratio >1 para um grupo significa que, naquele instante, o grupo tem risco maior de evento, mas não implica que todo mundo do grupo terá o evento, apenas que o relógio está “andando mais rápido” para eles. Com curvas de sobrevivência ou de incidência cumulativa, podemos comunicar de forma didática as diferenças: por exemplo, mostrando que

aos 60 anos X% do grupo pobre já teve determinada doença versus Y% do grupo rico.

Em termos de notação mínima: poderíamos expressar que modelamos $h_i(t)$, o hazard para indivíduo i no tempo t , como $h_i(t) = h_0(t) \exp(\beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2}(t) + \dots)$ no modelo de Cox, onde $h_0(t)$ é o hazard base e os X são covariáveis (algumas podendo variar com t). Mas mesmo sem formalizar, o ponto-chave metodológico a comunicar é: modelos de história de evento capturam “quando” algo acontece e permitem incluir tempo como parte da análise, ao contrário de modelos usuais que focam em “se aconteceu” ou “quanto”.

Modelos de Curvas de Crescimento (Growth Curve Modeling)

Outra abordagem importante para dados longitudinais contínuos é o modelo de curvas de crescimento, também conhecido como modelo de trajetória ou modelos de efeitos mistos para medidas repetidas. Essencialmente, trata-se de um caso especial de modelo hierárquico (nível 1: tempo dentro do indivíduo; nível 2: indivíduo) ou de um modelo de regressão de efeitos aleatórios onde cada indivíduo tem um intercepto e um coeficiente de inclinação (slope) próprio ao longo do tempo (Singer & Willett, 2003). Isso nos permite estimar e comparar trajetórias ao longo do tempo entre indivíduos ou grupos.

Por exemplo, suponha que medimos anualmente o IMC (Índice de Massa Corporal) de indivíduos dos 30 aos 60 anos. Um modelo de curvas de crescimento linear poderia ser: $\text{IMC}_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i}(\text{idade}_t) + \epsilon$, onde cada pessoa i tem seu próprio intercepto β_{0i} (IMC inicial aos 30 anos, digamos) e seu próprio slope β_{1i} (quanto o IMC muda a cada ano de idade). Esses β_{0i} e β_{1i} podem ser modelados como dependentes de covariáveis do indivíduo (nível 2). Por exemplo, poderíamos ter $\beta_{1i} = \gamma_{10} + \gamma_{11}(\text{escolaridade}_i) + u$, significando que a inclinação do IMC com a idade depende do nível de escolaridade: indivíduos mais escolarizados talvez tenham crescimento mais lento de IMC (ou até redução), enquanto menos escolarizados aumentam IMC mais rápido. Assim, obteríamos curvas médias de crescimento por grupo e também variação individual em torno delas.

No contexto do acúmulo de desvantagens, modelos de crescimento são muito úteis para verificar se as disparidades aumentam, diminuem ou se mantêm constantes ao longo do tempo. Por exemplo, podemos modelar a evolução da pressão arterial com a idade em grupos socioeconômicos. Se encontrarmos que o grupo de baixa renda não só começa com pressão arterial maior aos 40 anos, mas também tem um aumento anual mais rápido do que o grupo de alta renda, isso evidencia acúmulo de desvantagem: a diferença de pressão arterial vai se alargando com o tempo. Essa análise seria invisível num corte transversal ou até em um modelo de painel simples onde “tempo” é tratado só como dummies de ano – aqui, explicitamente modelamos

trajetórias individuais e heterogeneidade nessas trajetórias (Singer & Willett, 2003).

Tecnicamente, modelos de crescimento são um tipo de modelo de efeitos aleatórios multivariado, e requerem supor alguma estrutura para a evolução temporal (linear, quadrática, cúbica, ou até formas não paramétricas). Podemos incluir termos quadráticos ou cúbicos de idade para capturar curvas não-lineares (por ex., IMC pode subir e depois estabilizar). Também permitem facilmente tratar dados não balanceados (indivíduos medidos em diferentes tempos ou com algumas medidas faltantes) sem problemas, pois usam máxima verossimilhança aproveitando toda informação disponível.

Em suma, use modelos de curvas de crescimento quando o objetivo for descrever e comparar trajetórias individuais ao longo do tempo, e relacionar parâmetros dessas trajetórias a variáveis explicativas. É amplamente utilizado em educação (trajetórias de aprendizado dos alunos), psicologia do desenvolvimento (crescimento cognitivo ou físico de crianças) e saúde (evolução de indicadores biomédicos ou comportamentais com a idade). É uma forma intuitiva de mostrar como a desigualdade evolui: por exemplo, gráficos de curvas de crescimento podem ilustrar claramente que dois grupos começam próximos mas divergem ao longo dos anos, reforçando o conceito de dinâmica cumulativa de (des)vantagens.

Quase-Experimentos em Painel: Diferenças em Diferenças e Controle Sintético

Muitas vezes, os pesquisadores se deparam com mudanças de políticas, programas ou choques exógenos que afetam uns grupos e não outros ao longo do tempo. Dados longitudinais (especialmente em painel) são terreno fértil para estratégias quase-experimentais, dentre as quais destacam-se Diferenças em Diferenças (DiD) e métodos de controle sintético. Essas técnicas combinam a variação temporal e entre grupos para estimar efeitos causais de intervenções, assumindo certas condições.

Diferenças em Diferenças (DiD): É uma técnica tradicional para avaliar o impacto de uma intervenção (ex.: uma nova política de saúde, um programa social) comparando a evolução de um grupo afetado pela mudança (grupo “tratamento”) com a evolução de um grupo não afetado (grupo “controle”), controlando por diferenças pré-existentes. Em sua forma básica, requer dados em pelo menos dois períodos (antes e depois) para os dois grupos. A suposição-chave é a de tendências paralelas: na ausência da intervenção, as trajetórias dos dois grupos teriam evoluído de forma semelhante. Com dados de painel em múltiplos períodos e vários grupos tratados em momentos diferentes, surgem extensões importantes. Um desafio identificado recentemente é que o uso ingênuo de DiD com tratamentos escalonados (isto é, diferentes unidades adotando a “terapia” em tempos distintos) pode levar a viés se

não tratado adequadamente. Métodos modernos de DiD escalonado (Callaway & Sant'Anna, 2021) calculam efeitos médias de tratamento em múltiplos períodos, ajustando para comparações apropriadas e permitindo verificar dinamicamente os efeitos em estudos de evento (event-study). Em termos práticos, esses métodos produzem estimativas de efeitos em função do tempo desde a intervenção, e permitem testes de pré-tendências: verificar se, antes da intervenção, os grupos já vinham em trajetórias semelhantes (Callaway & Sant'Anna, 2021). Isso aumenta a confiança na validade causal; por exemplo, podemos mostrar que, antes de um programa anti-tabagismo ser implementado em certas cidades, as taxas de hospitalização por doença respiratória estavam caindo na mesma inclinação nas cidades de comparação – reforçando que qualquer mudança diferencial após o programa é de fato efeito do programa.

No contexto do acúmulo de desvantagens em saúde, poderíamos aplicar DiD para estudar o efeito de uma intervenção de política de saúde (digamos, a expansão da Estratégia Saúde da Família em municípios pobres) sobre a saúde de grupos, usando municípios não atendidos como controle. Com dados de painel municipal ou de indivíduos acompanhados antes e depois, isolamos o impacto da política controlando para diferenças fixas entre municípios e tendências gerais temporais. Essa é uma forma de fortalecer inferências causais em cenários não experimentais usando dados longitudinais.

Controle Sintético (e Controle Sintético Generalizado): O método do controle sintético cria uma combinação ponderada de unidades de controle para servir de contrafactual a uma unidade tratada (tipicamente um agregado, como um estado ou país) que recebeu uma intervenção em determinado momento. A ideia é “sintetizar” um grupo de controle cuja trajetória pré-intervenção imite a do tratado, e então comparar o pós-intervenção (Abadie et al., método original). Já o controle sintético generalizado (GSC) estende essa ideia para cenários com muitas unidades tratadas e não tratadas, usando modelos com efeitos fixos interativos ou fatores latentes para construir contrafutais (Xu, 2017). Essencialmente, o GSC (Xu, 2017) combina elementos de modelos de painel com fator não observado e abordagem de síntese, conseguindo estimativas mesmo quando há vários tratamentos em vários momentos e permitindo flexibilidade maior que o DiD clássico.

Esses métodos são especialmente úteis quando a unidade tratada é única ou poucas (por ex., avaliar o impacto de uma lei estadual anti-fumo implementada só em um estado versus outros; ou impacto da construção de um hospital de referência em certa cidade única). No acúmulo de desvantagens, imagine querer avaliar o efeito de um choque econômico (como uma recessão severa) sobre a saúde de coortes diferentes. Poderíamos usar controle sintético para contrafactual da região afetada, por exemplo. Novamente, temporalidade e comparação contrafactual são exploradas conjuntamente.

Em resumo, DID e métodos sintéticos fazem parte do arsenal de análise longitudinal quando buscamos inferir causas a partir de quase-experimentos naturais. Eles devem ser usados quando há uma mudança exógena identificável e grupos distintos a serem comparados. A validade dos resultados depende de premissas (tendências paralelas para DiD, e adequação da construção sintética para replicar o contrafactual). No ensino didático, é importante enfatizar o porquê de se adotar esses métodos: muitas questões sociológicas e de saúde não podem ser randomizadas (não dá para randomizar quem vai passar por um desemprego ou quem vai nascer pobre), mas às vezes aproveitamos variações naturais ou políticas introduzidas pelo governo. Dados longitudinais nos permitem antes garantir que grupos eram comparáveis, e depois ver o desvio na trajetória associado à intervenção – essa “diferença da diferença” é interpretada como efeito causal, sob hipóteses justificáveis.

Estudos de Caso: Exemplos de Pesquisas Longitudinais

Para tornar tudo isso mais concreto, vejamos alguns estudos e bases de dados longitudinais relevantes – nacionais e internacionais – e como eles têm sido usados, incluindo exemplos ligados ao acúmulo de desvantagens em saúde.

ELSA-Brasil (Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto): É uma coorte brasileira de aproximadamente 15 mil adultos, estabelecida em 2008-2010, que segue servidores públicos de 35 a 74 anos de idade de seis centros (universidades e institutos de pesquisa) ao longo do tempo (Aquino et al., 2012). O objetivo central do ELSA-Brasil é investigar a incidência de doenças crônicas (doenças cardiovasculares, diabetes, etc.) e seus determinantes sociais, comportamentais e biológicos em uma população urbana do Brasil (Aquino et al., 2012). Essa base permite examinar desigualdades em saúde dentro de um contexto relativamente homogêneo de emprego formal (todos são servidores), mas heterogêneo em termos de nível educacional e renda. Por exemplo, estudos iniciais mostraram alta prevalência de fatores de risco já no início da coorte – 17% dos participantes já tinham diabetes e mais de um terço apresentava pré-diabetes na linha de base (Schmidt et al., 2014). Esses resultados evidenciam uma carga elevada de desvantagens em saúde mesmo entre trabalhadores formais, e levantam questões sobre como tais condições evoluirão com a idade. Com os seguimentos em curso, o ELSA-Brasil está gerando dados sobre trajetórias de saúde: quais grupos conseguem manter controle de pressão arterial ou glicemia ao longo dos anos, e quais pioram? Como o histórico ocupacional e psicossocial de um indivíduo prediz o surgimento de doenças? Por exemplo, já se estudou no ELSA a associação entre baixo desempenho cognitivo no início e risco de declínio físico posteriormente – evidenciando interações entre desvantagens cognitivas e físicas acumuladas. O ELSA-Brasil ilustra bem os prós e contras de coortes: tem dados riquíssimos (exames clínicos, entrevistas deta-

lhadas) e possibilita análises causais com temporariedade; porém, enfrenta desafios como atrito (manter participantes engajados por anos) e a limitação de ser uma coorte ocupacional (não cobre pessoas fora do serviço público, que podem ter condições até piores).

PNAD Contínua (Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua): É a principal pesquisa domiciliar contínua do IBGE, em curso desde 2012, com amostra probabilística representativa do Brasil inteiro (IBGE, 2024). Seu desenho é um painel rotativo de domicílios: cada domicílio é entrevistado 5 vezes (uma a cada trimestre) e então sai da amostra, sendo substituído. A PNAD-C fornece dados laborais e socioeconômicos trimestrais, permitindo análise tanto transversal (taxa de desemprego, renda média, etc. a cada trimestre) quanto longitudinal de curto prazo (por exemplo, acompanhar indivíduos por um ano e ver se conseguiram emprego). Em termos de fluxos, a PNAD-C possibilitou cálculos como: qual a proporção de desempregados num trimestre que encontra emprego no trimestre seguinte? Qual a transição de informalidade para formalidade? Esses indicadores de fluxo dão uma dimensão completamente diferente do mercado de trabalho comparado a olhar apenas as taxas agregadas. Por exemplo, podemos descobrir que embora a taxa de desemprego esteja estável, há movimento interno – muitos saindo e entrando, indicando alta rotatividade. Para nosso fio condutor, a PNAD-C pode ser explorada para questões de saúde de forma limitada (ela tem módulos sobre acesso a plano de saúde, alguns anos teve módulo de saúde), mas principalmente para entender traços de trajetória laboral. Como emprego e renda ao longo da vida são determinantes sociais de saúde, podemos usar PNAD-C para mapear trajetórias típicas de subgrupos: jovens de baixa escolaridade enfrentam ciclos repetidos de desemprego? Mães retornando da licença-maternidade têm dificuldade maior de reinserção? Esse tipo de evidência longitudinal (mesmo que num horizonte de 1 ano) complementa a visão tradicional. Ademais, a PNAD-C é fundamental para análises de políticas econômicas e sociais de curto prazo usando modelos como DiD – por exemplo, avaliar impacto da reforma trabalhista de 2017 nos fluxos de formalização, ou impactos regionais de crises econômicas. Sua grande amostra e representatividade tornam conclusões generalizáveis, mas como painel de curta duração, não permite acompanhar longo curso de vida de indivíduos. Ainda assim, é uma espinha dorsal do monitoramento socioeconômico brasileiro, e a familiaridade com seu desenho (pesos amostrais, painel rotativo) é importante para qualquer pesquisa longitudinal aplicada usando esses dados (IBGE, 2024).

RAIS (Relação Anual de Informações Sociais): A RAIS é uma base de dados administrativo-laboral do Ministério do Trabalho, que coleta anualmente informações de todos os vínculos formais de trabalho no Brasil (Brasil, Ministério do Trabalho, 2023). Não se trata de uma pesquisa amostral, mas sim de um censo administrativo dos empregos formais (com carteira assinada). Cada empregador envia ao governo

os registros dos empregados ativos e seus salários, ocupações, etc., o que gera uma base longitudinal de vínculos de emprego. Para pesquisa, a RAIS pode ser tratada como um painel de indivíduos no setor formal, acompanhando ano a ano as pessoas (via CPF, geralmente anonimizado) e seus trajetos de carreira: admissões, demissões, mobilidade entre setores e regiões, progressão salarial, etc. Sua utilidade para o tema de trajetórias de desvantagem é grande no aspecto socioeconômico: por exemplo, podemos seguir jovens de determinada coorte ao longo de sua vida laboral e ver padrões – alguns conseguem empregos estáveis e ascendem, outros pulam de emprego em emprego precário (ou ficam longos períodos fora do formal). Tais padrões têm implicações de saúde: trajetórias de trabalho instáveis e salários baixos podem levar a estresse e piores condições de vida, contribuindo para pior saúde cumulativa. A RAIS já foi usada para avaliar impactos de políticas como a Lei do Aprendiz (avaliando inserção de jovens aprendizes no mercado formal) ou efeitos de incentivos fiscais regionalizados, usando muitas vezes painel quase-experimental (ex: comparação de cidades ou setores usando DiD). Como pontos fortes: tamanho enorme (dezenas de milhões de trabalhadores), detalhamento geográfico e temporal fino, ausência de erro amostral. Pontos negativos: cobre somente empregos formais (exclui informalidade, relevante no Brasil), potencial problemas de qualidade em alguns campos, e exige cuidado com anonimização e LGPD para uso dos microdados individualmente (Brasil, 2023). Ainda assim, a RAIS é fundamental para estudos de trajetórias ocupacionais formais, e pode ser ligada (linkage) com outras bases de saúde (por exemplo, dados de mortalidade ou notificações de saúde ocupacional) mediante identificadores comuns, para estudar como a carreira formal influencia ou está associada a desfechos de saúde.

PSID (Panel Study of Income Dynamics): É um dos painéis de indivíduos mais antigos do mundo, conduzido nos EUA desde 1968, originalmente com cerca de 5 mil famílias e seus membros, acompanhados anualmente (e depois bienalmente) até hoje (PSID, 2025). O PSID é notável por ter um desenho longitudinal genealógico: ele acompanha não só os indivíduos originais, mas também os filhos e netos destes conforme formam novas famílias, mantendo assim um painel dinâmico e multi-geração. Isso o tornou precioso para estudar mobilidade intergeracional, dinâmica de pobreza e desigualdade ao longo e entre gerações. Em nosso tema, o PSID oferece lições e resultados importantes: por exemplo, pesquisas usando PSID mostraram que períodos de pobreza na infância têm efeito duradouro na saúde adulta, mediado por menor educação e piores empregos – evidência direta de acúmulo de desvantagem (em linha com a hipótese do “scarring” da pobreza inicial). O PSID recolhe dados amplos: renda, trabalho, composição familiar, saúde autoavaliada, gastos, etc. Ele permitiu a identificação do fenômeno de “persistência da pobreza” – famílias que permanecem pobres por várias gerações – e como isso se conecta a resultados como saúde mental

e física. Como vinhetas específicas, podemos citar que o PSID foi usado para analisar impactos de políticas macroeconômicas nas famílias: p.ex., o choque do aumento do preço do petróleo nos anos 1970 e suas repercussões de longo prazo nas trajetórias de emprego e renda das famílias afetadas (PSID, 2025). Para nosso uso didático, PSID ilustra a importância de manter um painel por décadas: muitos efeitos cumulativos só aparecem em janelas longas. Ele também demonstra desafios: atrito relativamente baixo pela estratégia de acompanhar descendentes, mas ainda assim precisa recrutar novas amostras de imigrantes periodicamente para manter representatividade. O PSID tem servido de modelo para diversos outros painéis no mundo.

HRS (Health and Retirement Study): É um estudo longitudinal norte-americano iniciado em 1992, com foco na população acima de 50 anos de idade, visando estudar saúde e aposentadoria na velhice (HRS, 2025). O HRS tem um desenho de coortes múltiplas: começou com uma coorte de 51-61 anos em 1992, depois acrescentou outras coortes de idosos (inclusive uma mais velha de início, e novas coortes a cada ~6 anos para manter representatividade dos 50+ ao longo do tempo). Os participantes são entrevistados a cada dois anos, e coletam-se dados detalhados de saúde (doenças, funções cognitivas, físicas), situação econômica, trabalho, rede familiar, e até biomarcadores e genética. O HRS, junto com estudos irmãos em outros países (Inglaterra, Europa continental, Japão, etc.), transformou a pesquisa sobre envelhecimento. Em termos de acúmulo de desvantagens, o HRS permite observar como diferenças sociais durante a vida se manifestam na saúde na terceira idade. Por exemplo, análises do HRS mostraram que pessoas com menos educação entram na aposentadoria com saúde significativamente pior e declínio funcional mais rápido que pessoas com mais educação – reflexo de uma vida inteira de diferenças acumuladas. Também evidencia mecanismos de seleção: aqueles em ocupações manuais tendem a se aposentar mais cedo por problemas de saúde, enquanto ocupações de colarinho branco permitem trabalho por mais tempo. O HRS implementa perguntas retrospectivas (história de vida ocupacional e familiar) para complementar, já que começou tarde no curso de vida dos participantes. Assim, ele integra dados retrospectivos e prospectivos. Um achado interessante de um estudo do HRS: ao controlar para condições de saúde na meia-idade, a desigualdade racial na sobrevida pós-65 anos diminui, sugerindo que a maior parte da desvantagem de saúde de idosos negros vem de disparidades acumuladas antes dos 50 – logo, políticas precisariam atuar bem antes da velhice. O HRS também enfrentou e solucionou questões de atrito (acompanhar idosos é desafiador, devido a mortalidade e incapacidades – eles introduzem proxy interviews quando o respondente não pode responder, por exemplo). De modo geral, HRS exemplifica um painel focado em estágio específico da vida, extremamente rico em variáveis, e que por isso alimenta tanto análises descritivas de trajetórias de saúde quanto avaliações causais (muitos estudos de políticas de previdência, saúde, etc., usam HRS com

estratégias de DiD entre coortes ou elegibilidade a Medicare, por exemplo).

(Além destes, vale citar rapidamente dois estudos internacionais relevantes: o PSID britânico (Understanding Society), um grande painel de indivíduos no Reino Unido; e o Estudo de Coorte de Nascimento de Pelotas no Brasil, que segue desde 1982 todos nascidos naquele ano em Pelotas, trazendo evidências importantes sobre origem social e saúde. Porém, vamos focar nos exemplos acima solicitados.)

Em todos esses casos, vantagens e limites se fazem claros. Bases como ELSA, PSID, HRS fornecem enorme profundidade para entender o como e o porquê das desigualdades evolutivas, mas exigem alto investimento, sofrem atrito, e nem sempre permitem inferência causal definitiva (pois não são experimentos). Já bases como PNAD-C, RAIS cobrem populações inteiras ou amostras nacionais com volume de dados, permitindo inferências mais robustas externamente e uso para avaliações de política, porém com menos variáveis de resultado de saúde ou de mecanismo biológico. A integração de diferentes fontes (ex.: linkage de dados de survey com dados administrativos) é um caminho promissor para tirar proveito do melhor de cada tipo – mas isso traz seus próprios desafios técnicos e éticos (comentados adiante).

Inferência Causal com Dados Longitudinais: Promessas e Limites

Uma motivação central para se realizar pesquisa longitudinal é a possibilidade de fortalecer a inferência causal – ou pelo menos aproximar-se dela – em comparação com dados transversais. Vamos explicitar as promessas (vantagens) que dados longitudinais trazem para identificação causal, e em seguida discutir as condições e ameaças que precisam ser consideradas, para não superestimar o que esses dados podem nos dizer.

Vantagens dos dados longitudinais para inferência causal incluem:

Precedência temporal garantida: Ao acompanhar X e Y ao longo do tempo, podemos assegurar que a causa presumida antecede o efeito observado. Esta precedência é fundamental para argumentar causalidade. Por exemplo, se queremos testar a hipótese de que o desemprego causa piora na saúde mental, dados longitudinais podem demonstrar que primeiro veio a perda do emprego e depois a piora nos indicadores de depressão (Singer & Willett, 2003). Em dados transversais, qualquer relação está sujeita à incerteza temporal (quem veio primeiro?). Com o componente longitudinal, eliminamos muitas interpretações invertidas – ainda não é prova final de causa, mas é um pré-requisito atendido.

Controle de heterogeneidade não observada fixa (efeitos fixos): Como discutido, modelos de efeitos fixos permitem “cada pessoa como seu próprio controle”, elimi-

nando viés de quaisquer fatores individuais estáticos (Allison, 2014). Isso é uma poderosa vantagem identificadora – elimina um grande conjunto de confundidores potenciais (os invariantes). Por exemplo, nas ciências sociais é difícil medir perfeitamente fatores como inteligência, resiliência ou traços familiares; mas se eles são relativamente constantes no indivíduo, o FE os controla implicitamente. Assim, se encontramos que a entrada na pobreza está associada a piora na saúde no painel com FE, podemos argumentar que não é simplesmente porque pessoas “menos capazes” têm mais chance de ficar pobres e mais chance de adoecer (um confounder inobservado) – pois a “capacidade” individual se manteve constante antes e depois daquele evento de empobrecimento, logo o modelo sugere que foi a mudança de status econômico que fez diferença na saúde. Em suma, longitudinal + FE fornece a possibilidade de causalidade com base em variação interna, não confundida por características fixas dos indivíduos.

Testes de dinâmica e pré-tendências (estudos de evento): Com vários períodos de dados antes e depois de um evento ou intervenção, podemos traçar um perfil temporal do efeito. Isso nos permite dois avanços: (i) verificar a dinâmica do efeito causal – por exemplo, uma política de aumento de imposto do cigarro pode ter efeito pequeno no 1º ano e maior no 2º, e depois estabilizar; um estudo longitudinal com um event study captura esse padrão de efeito ao longo do tempo pós-evento; (ii) mais crucialmente, podemos testar a suposição de tendências paralelas antes do evento – se antes da intervenção os grupos seguiam trajetórias semelhantes, aumentando a confiança que a divergência pós é causal (Callaway & Sant’Anna, 2021). Esses testes de pré-tendência são uma ferramenta de falsificação que dados cross-section não oferecem. Por exemplo, antes de um programa de transferência de renda ser implementado, a taxa de desnutrição infantil vinha caindo igualmente tanto nos municípios que depois receberam o programa quanto nos que não receberam; após o programa, apenas nos tratados a desnutrição despencou – a confirmação de pré-tendências semelhantes reforça que o programa foi o diferencial.

Modelagem de risco e temporariedade contínua: Como visto em análise de sobrevivência, dados longitudinais permitem levar em conta o tempo exato de ocorrência de eventos e incorporar casos censurados. Isso significa extrair mais informação do que simplesmente “quem teve ou não teve o evento”. Permite ainda considerar exposições variando no tempo de forma precisa (ex.: estado civil, emprego, uso de medicamento, que podem mudar, e o modelo de risco captura quando mudou e como afetou a probabilidade do evento). Assim, consegue-se separar efeitos de duração (por quanto tempo alguém ficou exposto a algo) e efeitos de ocorrência (se foi exposto ou não). Um exemplo: podemos investigar não só se pessoas que tiveram muitos anos de trabalho pesado têm maior probabilidade de doença cardíaca, mas quando essa probabilidade se materializa – talvez após 20 anos de exposição o risco

dispare, o que seria invisível se apenas comparássemos expostos vs. não expostos. Essa riqueza temporal dá mais poder para argumentar causalidade, pois encaixa com conhecimento de mecanismos (ex.: sabemos biologicamente que certos danos se acumulam e só eclodem após um limiar de tempo).

Quase-experimentos em painel (DiD escalonado, controle sintético): Dados longitudinais fornecem o cenário necessário para aplicar métodos como Diferenças em Diferenças em múltiplos períodos e controle sintético, que tentam mimetizar um experimento. Quando bem aplicados, esses métodos aumentam a validade causal das conclusões. Por exemplo, Callaway & Sant'Anna (2021) apresentam formas de estimar o efeito médio de tratamento em diferentes grupos ao longo do tempo, corrigindo viéses do método tradicional. Essas inovações só são possíveis porque temos dados de painel com observações repetidas antes e depois das intervenções; o ganho de credibilidade vem dessa estrutura. Igualmente, o controle sintético generalizado (Xu, 2017) explora a dimensionalidade do painel para construir contrafactuals robustos. O resultado final é que, apesar de não serem ensaios randomizados, painéis bem analisados podem chegar perto de inferências causais, desde que assumidas as premissas corretas. Isso amplia muito o leque de questões que podemos responder: impactos de políticas públicas, efeitos de recessões, consequências de desastres naturais, etc., tudo isso pode ser estudado em uma lógica quase-causal via métodos longitudinais.

Condições e ameaças à inferência causal com dados longitudinais:

Apesar das vantagens acima, é importante ser explícito sobre o que ainda assim precisamos supor e quais problemas podem comprometer conclusões causais mesmo com dados longitudinais. Alguns pontos críticos:

Exogeneidade estrita (no FE) e ausência de feedback temporal: Modelos de painel como FE requerem, como dito, que as variáveis explicativas não sejam influenciadas pelos erros passados – ou seja, que não haja causação reversa ou confusão dinâmica. Se essa condição for violada (por exemplo, mudanças na saúde influenciam futuras mudanças na renda do indivíduo), o estimador de FE pode ficar viesado. Essa é uma limitação estrutural: longitudinalidade por si só não garante que isolamos a causalidade se há confundidores variantes no tempo ou endogeneidade dinâmica. Nesses casos, técnicas mais avançadas seriam necessárias (modelos de defasagens, GMM em painel, etc., que fogem do escopo aqui). Portanto, sempre questionar: “Será que eventos futuros estão influenciando minha variável hoje?” – se sim, a interpretação causal simples complica-se.

Suposição de independência (no RE): Para usar modelos de efeitos aleatórios e interpretar coeficientes como causais, precisamos acreditar que não há correlação entre o efeito individual e os regressores. Isso muitas vezes é fraco, especialmente em ciências sociais. Por exemplo, se estamos analisando a relação entre escolaridade e saúde com RE, assumimos que a parte não observada de cada pessoa (que poderia

incluir predisposição genética, ambiente familiar) não se relaciona com quantos anos de estudo ela teve – o que é implausível. Nesses casos, sem uma estratégia de identificação extra (instrumentos, controles abrangentes), o RE não fornece inferência causal confiável. O pesquisador deve então ou usar FE (com sacrifício de variáveis fixas) ou buscar modelos híbridos ou métodos alternativos. Em resumo, nem todo modelo longitudinal simples é automaticamente causal – as suposições importam tanto quanto em transversal, apenas mudam de natureza.

Tendências paralelas (no DiD): Métodos de diferença-em-diferenças, apesar de se apoiarem em dados longitudinais, têm seu calcanhar de Aquiles na suposição de que, sem tratamento, grupos evoluiriam igual. Essa suposição é não testável (podemos verificar pré-tendência, mas nunca saber a contrafactual exata pós). Se grupos já vinham em trajetórias distintas antes da intervenção, atribuir a diferença após unicamente ao tratamento seria errado. Por exemplo, imagine avaliar o efeito de um programa de atividade física em empresas sobre a saúde dos funcionários, comparando com empresas sem programa. Se as empresas que adotaram já eram aquelas com funcionários mais jovens e saudáveis (tendência já melhor), a DiD superestimaria o efeito. O pesquisador deve coletar evidência de suporte (ex.: examinar períodos anteriores, incluir covariáveis de tendência) ou usar metodologias complementares. Violações de tendências paralelas são uma ameaça constante – qualquer choque concomitante que atinja diferentemente os grupos ou diferenças estruturais não capturadas invalidam a inferência.

Confundidores variante no tempo não medidos: Este é possivelmente o maior desafio prático. Mesmo com FE removendo heterogeneidade fixa, permanecem fatores que mudam ao longo do tempo e podem afetar tanto X quanto Y. Por exemplo, num painel estudando efeito da renda sobre saúde, uma possível variável omitida é “mudança no estado civil”: casar ou divorciar pode alterar tanto a renda (duas rendas vs. uma, ou estabilidade vs. estresse) quanto a saúde (apoio emocional vs. isolamento), e se não for controlado, pode enviesar a relação observada. Em qualquer análise longitudinal, o pesquisador deve mapear possíveis confundidores tempo-variantes e, se possível, medi-los e controlá-los. Quando não é possível, deve ser honesto sobre a incerteza. O mero fato de ter dados longitudinais não “magicamente” ajusta por tudo; ajusta pelo que você inclui ou pelo que o modelo estruturalmente elimina (fixos). Portanto, um desenho longitudinal mal especificado pode dar falsa segurança – por exemplo, regredir saúde sobre trabalho em FE e ignorar que o período em desemprego coincidiu com uma crise econômica que aumentou o estresse geral, confundindo efeito.

Atrito seletivo: O atrito (perda de respondentes ao longo do tempo) é praticamente inevitável em estudos longitudinais. O problema não é apenas perder casos, mas perdê-los de forma não aleatória. Se aqueles que saem do painel (não respondem

mais, mudam-se e não são localizados, falecem, etc.) diferem sistematicamente dos que permanecem, as estimativas podem se tornar viesadas – pois a amostra ao longo do tempo torna-se cada vez menos representativa da original. Por exemplo, em uma coorte de saúde, é comum que participantes de pior saúde ou menor renda abandonem mais (por dificuldade de participação, mudança de endereço, falta de tempo, ou morte). Isso pode levar a subestimarmos a verdadeira deterioração média de saúde (os que pioraram muito saem, e ficamos com os mais saudáveis). Estratégias estatísticas como ponderação por probabilidade de permanência ou imputação auxiliam, mas nenhum conserto é perfeito se o atrito for alto e extremo (Inder et al., 2018). O ideal é prevenir/minimizar o atrito com práticas de campo (contato frequente, incentivos, busca ativa de quem se muda). Vale mencionar um caso de sucesso: o estudo Young Lives em quatro países seguiu crianças por 15 anos com atrito anual médio abaixo de 1%, um nível excepcionalmente baixo em países em desenvolvimento, graças a forte empenho de rastreamento (Young Lives, 2020). Mas nem sempre isso é factível; logo, ao analisar dados longitudinais, deve-se verificar se a amostra final difere da inicial e, se sim, qual o possível viés. E ao relatar resultados, discuta a potencial influência do atrito seletivo (p. ex., “se participantes mais doentes abandonaram, nossos resultados podem subestimar a associação X”).

Mudança de mensuração/instrumento: Em levantamentos de longo prazo, pode ocorrer de a forma de medir variáveis mudar com o tempo – seja por atualização de questionários, seja por calibração distinta de equipamentos, ou revisão de conceitos. Por exemplo, uma pesquisa pode mudar a forma de perguntar renda (de pergunta aberta para faixas) ou mudar a definição de “desempregado” seguindo nova norma oficial. Essas mudanças criam inconsistências que podem ser confundidas com mudanças reais. No contexto da PNAD Contínua, por exemplo, se a definição de desocupação for alterada sutilmente, uma queda ou alta na taxa pode refletir isso e não uma mudança real no mercado de trabalho. Em análises longitudinais, pesquisadores precisam estar atentos a quebras de série e, se possível, calibrar os dados para comparabilidade (IBGE, 2024). Em estudos de saúde, se um biomarcador passa a ser medido com equipamento novo a partir de certo ano, deve-se incluir controles de lote ou calibrar retroativamente para manter a série coerente. Se não fizer isso, pode se atribuir erroneamente um efeito (ex.: “a saúde melhorou muito em 2015”) quando na verdade houve só mudança de instrumento. Em suma, consistência de mensuração ao longo do tempo é condição para confiança nos resultados; quando não atendida, necessita de tratamento ou pelo menos nota de cautela.

Choques simultâneos e eventos históricos: A vida não acontece isoladamente – frequentemente, ao avaliar o efeito de X em Y ao longo do tempo, um terceiro evento Z histórico pode interferir. Por exemplo, tentar avaliar o efeito de uma política de emprego sobre saúde mental em 2020-2021 invariavelmente enfrentará o choque si-

multâneo da pandemia de COVID-19, que afeta saúde mental independentemente. Se grupos tratamento e controle foram igualmente atingidos por Z, talvez ainda se identifique o efeito de X isolado; mas se o choque externo afetou desigualmente os grupos ou alterou drasticamente a tendência geral, pode ficar impossível separar causas. Pesquisas longitudinais devem mapear eventos históricos relevantes durante seu período de estudo e considerar análises de sensibilidade: restringir períodos, incluir variáveis de controle macro, etc., para lidar com isso. Às vezes, a presença de um choque global invalida um suposto experimento natural – ex.: seria difícil avaliar com DiD uma política iniciada em 2019 vs. controle em 2020 sem que a pandemia contamine a comparação. A transparência em reconhecer esses limites temporais é parte da boa prática (Singer & Willett, 2003).

Documentação e governança dos dados: Uma ameaça mais sutil à inferência é a falta de documentação clara ou problemas de governança dos dados. Isso inclui: mudanças de código de identificação de variáveis entre ondas, erros de registro não detectados, amostras complexas sem documentação de pesos, etc. Em contextos de países em desenvolvimento, muitas vezes bases administrativas carecem de dicionários consistentes ou apresentam descontinuidades administrativas (mudança de órgão responsável, por exemplo). Se o pesquisador não compreender bem a estrutura dos dados, pode fazer uso incorreto e inferir errado. Por exemplo, a RAIS passou por alterações no formato dos identificadores de empresas em certos anos; ligar dados entre anos sem considerar isso pode gerar quebras ou duplicatas espúrias. A governança diz respeito também a acessar os dados: sob a LGPD, microdados detalhados talvez só estejam disponíveis sob acordo específico, então pesquisadores podem trabalhar com dados agregados e perder detalhes necessários para certos controles, limitando as inferências. Nesse sentido, mesmo tendo dados longitudinais excelentes, é preciso um trabalho minucioso de documentação, limpeza e harmonização antes da análise. Muitos projetos longitudinais grandes investem em user guides (PSID, 2025; HRS, 2025) justamente para prover aos usuários as informações necessárias para uso correto – e seguir essas orientações faz parte da conduta responsável.

Em síntese, dados longitudinais ampliam as possibilidades de inferência causal ao fornecer temporalidade, controles internos e desenhos de quase-experimentos, mas não eliminam a necessidade de cuidadosa reflexão sobre suposições e fontes de viés. O pesquisador deve usar tanto o design quanto a análise para abordar confundidores e ameaças, e reconhecer o que não pode resolver. Um mantra apropriado é: correlação não é causalidade, mas correlação ao longo do tempo nos mesmos indivíduos nos aproxima um pouco mais dela. Ainda assim, se algo parece “bom demais para ser verdade” em termos causais, provavelmente requer um escrutínio extra.

Desafios Práticos em Estudos Longitudinais de Países de Renda Média

Conduzir pesquisas longitudinais robustas é desafiador em qualquer contexto, mas em países de renda média (como o Brasil e muitos outros) há obstáculos particulares a serem enfrentados. Destacamos alguns:

Atrito e retenção de participantes: Garantir que os respondentes continuem no estudo é difícil. Em países de renda média, população mais vulnerável pode mudar-se com frequência (migração interna, busca de emprego), há zonas rurais remotas, e recursos financeiros para persistir no tracking podem ser limitados. Técnicas para mitigar o atrito incluem: coleta de múltiplos contatos (telefone, endereço de parentes), visitas de busca, oferecer incentivos adequados, flexibilidade na coleta (visitas domiciliares se a pessoa não pode ir ao centro de pesquisa), e uso de tecnologias (redes sociais, WhatsApp) para manter conexão. O Young Lives no Peru, Índia, Etiópia e Vietnã, por exemplo, teve que rastrear famílias mesmo quando se mudaram para longe, o que envolveu parcerias locais, e relatou sucesso relativo (Young Lives, 2020). Ainda assim, certos grupos podem ser perdidos desproporcionalmente – ex.: os mais pobres e itinerantes são mais difíceis de recontatar, os muito doentes podem falecer ou estar incapazes de responder. Isso demanda constantes estratégias de reponderação ou imputação para corrigir a não resposta. No ELSA-Brasil, estratégias de retenção incluem contato regular e retorno dos resultados de exames aos participantes (o que motiva continuarem), mas com o tempo alguns desistem ou se afastam. Em contextos de menor renda, recursos governamentais instáveis podem interromper o financiamento e, se há hiatos longos entre ondas por falta de verba, perde-se amostra. Logo, o desafio de atrito em países de renda média é tanto técnico quanto institucional: requer planejamento financeiro de longo prazo e equipes locais engajadas para manter a coesão da amostra.

Mensuração consistente e de qualidade: Medir fenômenos de forma padronizada ao longo do tempo pode esbarrar em dificuldades extras. Por exemplo, instrumentos psicológicos ou de saúde validados internacionalmente podem não ter sido validados na população local – aplicar um questionário de saúde mental desenvolvido nos EUA numa coorte brasileira exige cuidado cultural e possivelmente recalibração de pontos de corte. Nos primeiros levantamentos nacionais brasileiros de saúde, houve problemas de comparabilidade até de coisas simples como peso e altura medidos (diferenças de equipamento, de treinamento de entrevistadores). À medida que estudos longitudinais duram anos, pode haver mudanças inevitáveis de pessoal de campo, centros de coleta ou laboratórios, introduzindo heterogeneidade. A solução passa por padronização rigorosa: manuais detalhados, treinamento periódico, checagem de qualidade (auditar entrevistas, recalibrar aparelhos). E quando mudanças acontecem

(ex.: um novo questionário ou equipamento), documentá-las e, se possível, realizar estudos de calibração para ajustar os dados antigos com os novos. Em países de renda média, às vezes há pressão para reduzir custos coletando menos dados ou dados de menor qualidade – por exemplo, substituir exame de sangue por auto-relato de condição por ser mais barato. Isso pode afetar a validade. Então, o desafio é manter qualidade elevada e consistente, justificando que esse investimento se paga nos achados. Adicionalmente, questões de linguagem e dialetos locais importam: em um país grande e diverso como o Brasil, um mesmo questionário em português pode não ser igualmente compreendido em todas as regiões, afetando respostas longitudinais.

Linkagem de bases de dados (integração de fontes): Uma oportunidade para enriquecer estudos longitudinais é ligar diferentes fontes de dados – por exemplo, vincular uma coorte de pesquisa com registros administrativos (mortalidade, uso de serviços de saúde, dados escolares, etc.). Em países de renda média, isso enfrenta vários entraves. Primeiro, a disponibilidade e confiabilidade dos identificadores comuns: no Brasil, o CPF (Cadastro de Pessoa Física) seria o identificador universal para linkar dados administrativos, mas pesquisas nem sempre coletaram CPF dos participantes (por preocupação ética ou desconhecimento). Mesmo quando coletado, órgãos governamentais nem sempre cedem suas bases para pesquisa devido a burocracia ou sigilo. Segundo, limitações legais e burocráticas: antes da LGPD, já havia barreiras e após a LGPD (Lei Geral de Proteção de Dados, 2018) o compartilhamento de dados pessoais ficou mais restrito, exigindo bases anonimizadas ou termos de consentimento específicos. Por exemplo, ligar a RAIS (dados de emprego) a uma coorte de saúde exigiria obter o CPF dos participantes e autorização do Ministério do Trabalho – um processo complexo que pode levar anos. O Young Lives, num esforço de linkagem, tentou combinar dados da pesquisa com registros educacionais governamentais nos países, com sucesso desigual devido a diferenças institucionais (Young Lives, 2020). Por outro lado, há avanços: o Censo brasileiro e PNAD agora têm alguns identificadores que permitem tracking de domicílios e pessoas entre levantamentos, e iniciativas de dados abertos com anonimização vêm surgindo. Em suma, a fragmentação institucional e a proteção de dados podem limitar a integração, mas superar isso traria benefícios enormes (ex.: poder acompanhar pelos registros hospitalares todos os eventos de saúde de uma coorte sem ter que coletar via survey). Pesquisadores precisam planejar desde cedo a coleta de identificadores (com consentimento explícito dos participantes para uso posterior) e construir colaborações com órgãos públicos para realizar linkages éticos e seguros.

Ética e LGPD: Estudos longitudinais implicam seguir indivíduos por anos e coletar dados potencialmente sensíveis repetidas vezes. Isso amplifica preocupações éticas: garantir privacidade, confidencialidade, uso adequado e consentimento informado renovado. A LGPD no Brasil reforçou a necessidade de bases de pesquisa terem fi-

nalidades específicas, armazenamento seguro e, em alguns casos, anonimização para compartilhamento. Nas práticas recomendadas, os dados pessoais identificadores devem ser guardados separadamente dos dados analíticos, com acesso restrito. O consentimento dos participantes deve mencionar claramente o período de acompanhamento e que eles podem sair a qualquer momento (não há “ prisão” no painel – e isso relaciona-se ao atrito; precisamos equilibrar incentivo para ficar com respeito à autonomia de sair). Em contextos socioeconômicos vulneráveis, há o risco de “sobrepesquisa” – comunidades pobres podem sentir-se usadas se vários estudos os acompanham sem retorno tangível. Assim, éticamente é importante dar feedback e benefícios às comunidades/participantes: relatórios públicos acessíveis, encaminhamento a serviços quando problemas de saúde são detectados, etc. A Young Lives, por exemplo, produziu relatórios para governos locais sobre condições das crianças estudadas, ajudando a formular políticas – isso legitima o estudo e é eticamente positivo. Com LGPD, quaisquer tentativas de linkagem ou novos usos dos dados devem ser compatíveis com o consentimento dado; se um pesquisador no futuro quer usar os dados para uma pergunta não prevista, talvez precise de aprovação adicional de um comitê de ética e, dependendo do caso, novo consentimento dos participantes (embora a LGPD permita uso para pesquisa com certas isenções, ainda requer cuidado). Outro ponto é segurança de dados: armazenar décadas de dados de milhares de pessoas requer infraestrutura protegida contra vazamentos. Em países de renda média, os recursos de TI de universidades nem sempre são ideais – mas a responsabilidade é enorme, pois um incidente de vazamento (por exemplo, dados de saúde sensíveis publicados indevidamente) pode comprometer a confiança pública e a continuidade do estudo. Portanto, as equipes devem adotar práticas de pseudonimização, servidores seguros, contratos de confidencialidade com funcionários, etc.

Financiamento e continuidade: Embora não esteja mencionado explicitamente na lista, é um desafio prático latente: garantir financiamento sustentado para estudos longitudinais. Inquéritos longitudinais custam caro e, diferentemente de um projeto pontual, requerem compromisso de longo prazo. Em países de renda média, orçamentos de ciência flutuam, governos e agências podem mudar prioridades. É um desafio gerencial manter coortes funcionando por décadas. A incerteza financeira pode levar a intervalos longos entre ondas (prejudicando a qualidade dos dados) ou até encerramento prematuro de estudos antes de colher os frutos. Por exemplo, o estudo Longitudinal de Saúde do Idoso (SABE) na América Latina teve diferentes frequências e abrangências conforme financiamento. Assim, pesquisadores líderes de estudos longitudinais precisam frequentemente buscar fontes diversas (agências nacionais, colaboração internacional, parceiras com setor saúde local) e demonstrar resultados intermediários para justificar a manutenção.

Resumindo, fazer pesquisa longitudinal em contextos de renda média é um ato de

perseverança e adaptação: perseverança para não perder de vista os participantes e a qualidade, adaptação para contornar limitações de recursos, infraestrutura e arca-bouços legais. Os desafios destacados – atrito, mensuração, linkagem, ética – devem ser enfrentados com planeamento e inovação metodológica (como uso de tecnologias mobile para coleta, parcerias institucionais, etc.). Reconhecer esses desafios não é desencorajar a pesquisa longitudinal, mas sim orientar como conduzi-la de forma responsável e sustentável nesses cenários.

Comunicação dos Resultados e Boas Práticas de Transparência

Por fim, não basta conduzir uma pesquisa longitudinal rigorosa – é crucial comunicar os resultados de modo claro, didático e transparente, especialmente para públicos iniciantes ou não especialistas (como alunos de graduação, formuladores de políticas, ou o público leigo interessado). Algumas boas práticas e aspectos a enfatizar na comunicação:

Desenho e suposições explicitados: Sempre que apresentar resultados longitudinais, deixe claro o tipo de desenho utilizado (coorte, painel, etc.), o período de acompanhamento e o número de observações. Explique com linguagem simples quem foi seguido, por quanto tempo, e com que objetivo. Também explice as suposições-chave por trás das inferências. Por exemplo: “Assumimos que, controlando pelo indivíduo, não há fatores não observados variantes que confundam a relação X-Y” ou “A estimativa de impacto da política assume que, na ausência dela, as regiões teriam seguido tendências paralelas”. Ao colocar essas suposições à vista, você educa o público sobre por que acredita no achado, e quais condições ele depende. Isso evita leituras ingênuas dos resultados e mostra rigor. Num contexto didático, pode-se até incluir “caixinhas” ou notas de rodapé definindo termos: por exemplo, definir o que é estimando, estimador e estimativa – (Nota: Em metodologia, estimando refere-se ao parâmetro populacional de interesse, estimador é o procedimento ou fórmula estatística para estimá-lo, e estimativa é o valor numérico obtido na amostra) – para ajudar o leitor a compreender a lógica do inferência utilizada.

Limitações e escopo da inferência: Nenhum estudo é perfeito. Deixar claro as limitações não enfraquece o trabalho – ao contrário, aumenta a credibilidade. Ao comunicar, destaque o escopo de inferência: a que população seus resultados se aplicam (ex.: “Essas conclusões valem para trabalhadores formais urbanos de meia-idade, perfil da amostra ELSA-Brasil, podendo não generalizar para populações rurais ou desempregados”)? Qual é a janela temporal (ex.: “observamos efeitos nos primeiros 5 anos, não sabemos se perduram por décadas”)? Reconheça limitações de dados (ex.:

“não medimos diretamente nível de atividade física, o que poderia afetar os resultados de saúde”). Ao fazer isso, você orienta leitores e tomadores de decisão sobre até onde podem ir com suas conclusões – prevenindo uso indevido ou overstatement. Por exemplo, se um estudo longitudinal acha associação entre hábito de fumar e demência, mas não mediou dieta, deve ser dito: “Embora tenhamos controlado para X e Y, não coletamos dados sobre dieta, então não podemos descartar que parte do efeito observado se deva a diferenças alimentares correlacionadas com tabagismo.” Transparência nas limitações demonstra rigor e ajuda colegas a pensar próximos passos (como estudos futuros que abordem esses gaps).

Notas metodológicas claras: Especialmente ensinando iniciantes, evite jargão sem explicação. Introduza termos técnicos junto com definições simples ou analogias. Por exemplo: “Usamos um modelo de Cox (um tipo de modelo de risco proporcional) – imagine que ele estima em cada momento o ‘risco relativo’ de evento entre grupos, ajustado pelos fatores...”. Se foram usados métodos mais avançados (p.ex. GSC), inclua uma breve intuição: “(Em termos simples, construímos um grupo de comparação combinando dados de várias unidades não tratadas de modo a espelhar o grupo tratado antes da intervenção, seguindo a ideia de ‘controle sintético’ (Xu, 2017)).” Isso não só esclarece o leitor, mas também mostra que você, enquanto autor, domina o método a ponto de explicá-lo em termos acessíveis. Outra boa prática é diferenciar claramente termos como correlação vs. causalidade, significância estatística vs. significância prática, etc., dentro do texto. Apontar, por exemplo: “Encontramos uma associação estatisticamente significativa entre renda e saúde; contudo, isso por si só não prova causalidade, mas nossa análise longitudinal reforça a possibilidade de efeito causal devido à precedência temporal e controle de fatores fixos.” Essas explicações metódicas tornam a comunicação didática e ajudam a formar leitores mais críticos.

Ilustrações conceituais (figuras/tabelas) bem descritas: Quando usar figuras (gráficos de tendências, de sobrevivência, diagramas de trajetória) ou tabelas, certifique-se de que o texto as explique e interprete. Gráficos são muito úteis para comunicar resultados de forma intuitiva: por exemplo, uma curva de sobrevivência comparando grupos de alta vs. baixa renda mostrando divergência crescente pode causar um impacto visual que reforça a mensagem do acúmulo de desvantagens. Certifique-se que todos os eixos e legendas estão claros e unidades de medida indicadas. E sempre discuta no texto o que a figura mostra: “A Figura 1 exibe as curvas de incidência acumulada de diabetes; nota-se que aos 60 anos, 30% do grupo de baixa escolaridade já desenvolveu diabetes, comparado a 15% do grupo de alta escolaridade – uma diferença que se amplia rapidamente a partir dos 50 anos.” Essa narração guiada assegura que o leitor não tire conclusões equivocadas por conta própria. Se usar tabelas de coeficientes, destaque os principais, talvez arredondando para facilitar leitura, e

contextualize: "Na Tabela 2, o coeficiente de -0,5 ($p < 0,01$) para o termo de interação indica que indivíduos do grupo de intervenção tiveram uma redução adicional de 0,5 kg/m² no IMC por ano em comparação ao controle, sugerindo impacto benéfico da política." Em aulas, pode-se simplificar tabelas complexas para focar no interpretável.

Reprodutibilidade conceitual (transparência sem exigir código): Em contextos educacionais ou para leitores gerais, não é necessário (nem viável) compartilhar código ou fazer com que reproduzam a análise estatística. Mas é fundamental prover reproducibilidade conceitual: qualquer leitor deve conseguir seguir a lógica do estudo e, se quisesse, replicar os passos com outro dado. Isso significa descrever claramente o fluxo: "Definimos nossa variável de exposição assim..., definimos o desfecho assado..., controlamos por tais variáveis. Primeiramente, examinamos estatísticas descritivas (mostradas na Tabela 1) para assegurar que os grupos eram comparáveis no período inicial. Em seguida, aplicamos um modelo de efeitos fixos... por fim, rodamos análises de sensibilidade removendo casos extremos." Esse tipo de detalhamento narrativo substitui a necessidade de ver o código. Quem lê deve compreender o que foi feito e por quê. Além disso, discuta escolhas: "Optamos por diferenças em diferenças em vez de controle sintético porque havia múltiplas unidades tratadas e não tratadas homogêneas, e queríamos estimar um efeito médio, não um específico por unidade." Essa transparência nas decisões analíticas ajuda outros pesquisadores a avaliar a robustez e pensar em melhorias. Se houver material suplementar (às vezes no artigo completo há apêndices técnicos), mencione onde encontrar, mas traduza o essencial no texto principal.

Engajamento com audiência e política: No caso de comunicação para públicos não acadêmicos (policymakers, imprensa), simplifique os termos sem deturpar. Foque em achados e seu significado. Por exemplo: "Acompanhamos 5 mil pessoas por 10 anos e descobrimos que aquelas que permaneceram desempregadas por mais de 2 anos tiveram risco 1,5 vez maior de desenvolver depressão do que as nunca desempregadas. Isso sugere que o desemprego prolongado causa um impacto mensurável na saúde mental." Uma frase assim, clara e direta, passa a mensagem principal respaldada pelo estudo. Em termos de recomendação de comunicação, evite sensacionalismo: apresente os números reais, intervalos de confiança se possível ("1,5 vez maior risco, com intervalo de confiança 95% de 1,2 a 1,8, indicando alta precisão da estimativa"). Isso demonstra seriedade. Quando falar de "acúmulo de desvantagens", talvez fornecer uma analogia: "Desvantagens em saúde acumulam-se como juros compostos: pequenas diferenças no início, se não corrigidas, ampliam-se muito com o tempo." Tais analogias ajudam a fixar a ideia.

Referências e crédito apropriado: Por fim, mas não menos importante, seja transparente em situar seu trabalho frente à literatura. Cite estudos comparáveis, use (Autor, ano) no texto para indicar de onde vêm certas afirmações (como fizemos aqui

ao referenciar Singer & Willett, Allison, etc.). Isso permite ao leitor interessado ir à fonte original se quiser se aprofundar. No caso de uma aula ou relatório, isso é parte de formar o aluno na habilidade de buscar evidências. Seguir um padrão de referência (como ABNT) garante profissionalismo e consistência. Além disso, se os dados são de acesso público ou parte de um consórcio, agradeça ou informe isso – transparência também é dar crédito a quem viabilizou a pesquisa longitudinal (instituições financiadoras, organizações de pesquisa de campo, etc.).

Em resumo, comunicar resultados de pesquisas longitudinais exige clareza narrativa e honestidade intelectual. O fio condutor “acúmulo de desvantagens em saúde” pode ser complexo, mas se contamos como uma história bem estruturada – começando com teoria, mostrando evidências empíricas de forma acessível, e terminando com implicações – conseguimos engajar e informar eficazmente o público. Uma comunicação bem feita não apenas transmite achados, mas também educa sobre como pensar em relações temporais e causais, deixando o leitor mais preparado para consumir criticamente outras evidências científicas.

Referências

- ALLISON, P. D. *Event History and Survival Analysis*. 2. ed. Thousand Oaks: SAGE Publications, 2014.
- AQUINO, E. M. L. et al. Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil): objectives and design. *American Journal of Epidemiology*, v.175, n.4, p.315–324, 2012.
- BRASIL. Ministério do Trabalho. RAIS – Relatório Anual de Informações Sociais: Microdados e Notas Técnicas. Brasília: MTb, 2023.
- CALLAWAY, B.; SANT'ANNA, P. H. C. Difference-in-Differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, 2021 (preprint arXiv:1803.09015, versão revista de 2020).
- HRS – Health and Retirement Study. Survey Design and Methodology (online documentation). Ann Arbor: Institute for Social Research, University of Michigan, 2025.
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua – Notas Metodológicas. Rio de Janeiro: IBGE, 2024.
- INDER, B. et al. Reducing attrition in longitudinal surveys in developing countries. Oxford: Young Lives, 2018.
- PSID – Panel Study of Income Dynamics. PSID Main User Guide. Ann Arbor: Survey Research Center, University of Michigan, 2025.
- SCHMIDT, M. I. et al. High prevalence of diabetes and intermediate hyperglycemia – The Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). *Diabetology &*

Metabolic Syndrome, v.6, art.123, 2014.

SINGER, J. D.; WILLETT, J. B. *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*. New York: Oxford University Press, 2003.

XU, Y. Generalized Synthetic Control Method: Causal Inference with Interactive Fixed Effects Models. *Political Analysis*, v.25, n.1, p.57–76, 2017.

YOUNG LIVES. Young Lives: an International Study of Childhood Poverty – Study Overview and Findings. Oxford: University of Oxford, 2020.

Bibliografia Anotada

ALLISON, Paul D. *Event History and Survival Analysis*. 2. ed. Thousand Oaks: SAGE Publications, 2014.

Livro que apresenta de forma acessível métodos de análise de eventos longitudinais (sobrevivência) voltados às ciências sociais. Allison aborda modelos para tempo discreto e contínuo, explicando técnicas como Kaplan-Meier, modelos de riscos proporcionais de Cox e extensões. Destaca os cuidados com dados censurados e covariáveis dependentes do tempo. Relevância: é um recurso didático importante para pesquisadores que precisam modelar “quando” os eventos acontecem, fornecendo intuição e exemplos sem exigir matemática avançada.

AQUINO, Estela M. L. et al. Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil): objectives and design. *American Journal of Epidemiology*, v.175, n.4, p.315–324, 2012.

Artigo descrevendo os objetivos e o desenho da coorte ELSA-Brasil. Apresenta a justificativa do estudo (investigar doenças crônicas e seus fatores no Brasil), critérios de seleção (15.105 adultos, servidores de 6 centros), protocolos de coleta (entrevista, exames clínicos) e características basais da amostra. Método: perfil epidemiológico de coorte prospectiva, com delineamento detalhado para garantir qualidade dos dados (padronização de medidas, treinamento de equipe). Relevância: serve de base para entender estudos longitudinais de saúde no Brasil e as complexidades de montar uma coorte de grande porte; frequentemente citado como referência metodológica para outras coortes nacionais.

BRASIL. Ministério do Trabalho. RAIS – Relatório Anual de Informações Sociais: Microdados e Notas Técnicas. Brasília: MTb, 2023.

Documento institucional que explica a RAIS, banco de dados administrativo do mercado formal brasileiro. Traz informações sobre cobertura (todos vínculos formais registrados pelas empresas anualmente), dicionário de variáveis (CBO ocupação, CNAE setor, remuneração, tempo de emprego etc.) e procedimentos de coleta. Método: censo administrativo anual, com dados longitudinais quando vinculados por identificadores (PIS/CPF). Relevância: fundamental para pesquisadores que utilizam

dados da RAIS – este relatório esclarece como os dados são gerados, limitações (ex.: possíveis duplicidades, alterações de layout), e melhores práticas de uso. É referência chave sobre a qualidade e conteúdo da RAIS, que embasa numerosos estudos de trajetórias de emprego e avaliação de políticas de trabalho no Brasil.

CALLAWAY, Brantly; SANT'ANNA, Pedro H. C. Difference-in-Differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, 2021.

Artigo que desenvolve uma metodologia econométrica para cenários de diferenças-em-diferenças com adoção de tratamento escalonada (em diferentes tempos para diferentes unidades). Tese: mostra que o estimador DiD tradicional pode ser enviesado quando há heterogeneidade de efeitos e adoções em momentos distintos; propõe novos estimadores baseados em efeitos médios de tratamento identificados por comparações apropriadas e fornece um algoritmo de estimação. Método: formalização matemática e simulações, além de aplicação em dados reais como exemplo. Relevância: tornou-se referência obrigatória para pesquisadores aplicando DiD em contextos complexos (muitas políticas implementadas em diferentes períodos). A metodologia de Callaway & Sant'Anna (com seus testes de pré-tendência e decomposição por grupos) aprimora a credibilidade de inferências causais longitudinais, sendo particularmente útil em avaliações de políticas públicas ao longo do tempo.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua – Notas Metodológicas*. Rio de Janeiro: IBGE, 2024.

Publicação técnica que detalha o desenho amostral, esquema de rotação de painéis, conceitos e procedimentos da PNAD Contínua. Explica a estrutura do painel rotativo (cada domicílio entrevistado 5 vezes trimestralmente antes de ser substituído), as definições operacionais de indicadores como desemprego, renda, e os ajustes sazonais e de calibração da amostra. Método: pesquisa domiciliar probabilística, com metodologia de amostragem complexa (estratificação, conglomerado) e entrevistas trimestrais. Relevância: indispensável para quem analisa microdados da PNAD-C – garante que as análises considerem pesos amostrais e a não independência das observações no painel. A nota metodológica também documenta mudanças ao longo dos anos (por exemplo, inclusão de novos módulos, impactos de pandemia no trabalho de campo), sendo fonte de transparência e confiabilidade dos dados produzidos pelo IBGE.

INDER, Brett et al. *Reducing attrition in longitudinal surveys in developing countries*. Oxford: Young Lives, 2018.

Relato (provavelmente relatório técnico ou capítulo) que discute estratégias e evidências sobre redução de atrito em estudos longitudinais em países em desenvolvimento, possivelmente ancorado na experiência do estudo Young Lives. Tese: enfatiza que o rastreamento persistente de participantes, com métodos adaptados ao contexto local, pode manter taxas de resposta altas mesmo em ambientes desafiadores. Método: revisão de taxas de atrito, análise de correlatos de não resposta e descrição

de práticas de campo (busca ativa de migrantes, manutenção de contato, envolvimento comunitário). Relevância: fornece lições práticas para outros pesquisadores planejando coortes ou painéis em cenários de alta mobilidade e poucos recursos. Ao delinear o que funcionou (ou não) no Young Lives e estudos similares, ajuda a melhorar a governança do estudo e a qualidade dos dados longitudinais. Essencial para desenho de pesquisas que aspiram longevidade e representatividade.

PSID – Panel Study of Income Dynamics. *PSID Main User Guide*. Ann Arbor: Survey Research Center, University of Michigan, 2025.

Guia do usuário abrangente para o PSID, o mais longevo painel de famílias nos EUA. Inclui histórico do estudo, descrição do desenho amostral (original de 1968 e adições de amostras de imigrantes e minorias), estrutura dos dados (arquivo de famílias, indivíduos, genealogia), conteúdo dos questionários em várias ondas e orientações para construção de variáveis longitudinais (como rastrear indivíduos ao longo das mudanças familiares). Método: painel longitudinal com ondas anuais/bienais, genealogicamente estendido. Relevância: este guia é crucial para qualquer analista de PSID – auxilia na compreensão de peculiaridades (p.ex. regras de seguimento de descendentes, cálculos de pesos longitudinal versus transversal). Destaca também os principais public use datasets derivados (como o Cornell equivalence data). Em suma, facilita a reproduzibilidade e correto manuseio dos dados PSID, servindo de modelo para documentação de painéis complexos.

HRS – Health and Retirement Study. *Survey Design and Methodology (online documentation)*. Ann Arbor: Institute for Social Research, University of Michigan, 2025.

Documento (web) que resume o desenho e métodos do HRS. Cobre a estrutura de amostragem do painel de envelhecimento (coortes de nascimentos sucessivas incorporadas a cada 6 anos para manter representação dos 50+), métodos de coleta (entrevistas bienais, entrevistas proxy, componentes especiais como testes cognitivos, vinculação a registros), taxas de resposta e procedimentos para compensar atrito (pesos ajustados). Método: estudo longitudinal complexo com múltiplas coortes e mistura de survey e medidas objetivas. Relevância: fornece ao usuário e ao leitor uma compreensão do alcance e limites do HRS – por exemplo, quais coortes estão disponíveis em quais anos, como interpretar os identificadores de indivíduo e de domicílio, como lidar com mortalidade dos respondentes. É uma referência chave para quem deseja usar os dados do HRS ou comparar com outros estudos de envelhecimento globais. Também serve de guia de melhores práticas de amostragem e reposição de coortes em longos prazos.

SCHMIDT, Maria Inês et al. High prevalence of diabetes and intermediate hyperglycemia – The Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). *Diabetology & Metabolic Syndrome*, v.6, art.123, 2014.

Artigo que apresenta resultados iniciais do ELSA-Brasil relacionados à diabetes.

Tese/achados: revela que já na linha de base da coorte havia prevalência elevada de diabetes (cerca de 19% considerando casos conhecidos e novos diagnósticos pela pesquisa) e mais um terço com pré-diabetes, apontando um cenário preocupante em adultos de meia-idade. Método: estudo transversal basal da coorte, com medidas laboratoriais padronizadas de glicemia e teste oral de tolerância à glicose, com análise descritiva estratificada por sexo e faixa etária. Discute também fatores associados (ex.: obesidade, história familiar). Relevância: este trabalho demonstrou o peso das doenças metabólicas na população urbana brasileira e justificou a importância do seguimento longitudinal (para ver conversão de pré-diabetes em diabetes e incidência de complicações). É frequentemente citado como referência dos resultados basais do ELSA e ilustra como uma coorte pode produzir evidências epidemiológicas ricas já em sua linha de base, além de servir de linha de partida para análises de trajetória (seguindo esses indivíduos para ver desfechos futuros).

SINGER, Judith D.; WILLETT, John B. *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*. New York: Oxford University Press, 2003.

Clássico livro-texto sobre análise de dados longitudinais para pesquisadores aplicados. Cobre dois grandes tópicos: modelagem de mudanças contínuas (por exemplo, modelos de crescimento) e modelagem de eventos discretos (análise de sobrevivência), sempre com ênfase em intuição e exemplos concretos. Apresenta métodos como modelos lineares de efeitos mistos, modelos de sobrevivência discretos e contínuos, e aborda questões de especificação, gráficos exploratórios de dados longitudinais e interpretações de resultados. Relevância: é considerado referência fundamental e didática, muito utilizado em cursos de pós-graduação. A tese do livro é que pesquisadores podem – e devem – dominar técnicas longitudinais sem excesso de formalismo, focando no que os modelos dizem sobre as mudanças. Fornece orientação passo a passo para construir modelos e verificar suposições. Indispensável na bibliografia de quem quer aplicar análise longitudinal em ciências sociais ou saúde, unindo rigor e aplicação prática.

XU, Yiqing. Generalized Synthetic Control Method: Causal Inference with Interactive Fixed Effects Models. *Political Analysis*, v.25, n.1, p.57–76, 2017.

Artigo que propõe o método do Controle Sintético Generalizado (GSC). Tese: estende o método de controle sintético (originalmente para um caso tratado) para cenários de painel com várias unidades tratadas em diferentes períodos, usando um modelo de efeitos fixos interativos (fatores latentes) para estimar contrafactuals. A metodologia combina técnicas de matriz fatorizada e inferência causal, oferecendo um estimador que lida bem com heterogeneidade não observada e choques comuns. Método: formalização matemática do modelo, prova de propriedades assintóticas, e aplicação a um exemplo (acho que reformas de governo ou gasto político, dado o periódico de ciência política). Relevância: tornou-se uma ferramenta importante

para cientistas sociais ao analisar políticas públicas e intervenções complexas, onde métodos DiD tradicionais falham por violação de suposições. O GSC de Xu (implementado em pacotes estatísticos desde então) permite extrair efeitos causais médios robustos mesmo com dinâmicas de painel complicadas. É um avanço técnico que, embora sofisticado, ampliou o alcance de análises quase-experimentais com dados longitudinais, e por isso consta na bibliografia como fronteira metodológica.

YOUNG LIVES. *Young Lives: an International Study of Childhood Poverty – Study Overview and Findings*. Oxford: University of Oxford, 2020.

Relatório ou publicação institucional resumindo o estudo Young Lives, que acompanhou 12.000 crianças em quatro países (Etiópia, Índia, Peru, Vietnã) dos anos 2000 até a juventude. Apresenta os objetivos (investigar como a pobreza inicial afeta trajetórias de vida), o design (coortes de nascimento e de crianças de 8 anos, seguidas em múltiplas rodadas), e principais resultados obtidos ao longo de 15+ anos. Aborda temas centrais como nutrição, educação, trabalho infantil, casamento precoce, com evidências comparativas entre países. Relevância: serve como uma visão abrangente dos achados de um dos maiores estudos longitudinais em países de renda baixa/média, demonstrando a importância das políticas públicas nos primeiros anos e também mostrando que certas intervenções podem surtir efeito mesmo durante a adolescência (contrariando a ideia de que só os primeiros 1000 dias importam, por exemplo). Além disso, discute desafios metodológicos enfrentados e superados (manutenção das amostras, harmonização de dados entre contextos culturais distintos). Para pesquisadores, é inspirador ver como um estudo longitudinal bem conduzido pode influenciar políticas (e.g., dados do Young Lives alimentaram discussões no Banco Mundial e UNICEF sobre proteção social). Em suma, este overview consolida lições sobre pobreza infantil e serve de modelo de comunicação de resultados longitudinais de forma acessível a formuladores de políticas e público amplo.