RBTCC Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva
e-ISSN: 1982-3541

2022, v. 24, pp. 1–21, e221730
Artigos Conceituais

Uma introdução à análise gráfica de dados em experimentos com delineamentos de caso único

An introduction to graphical data analysis in single-case experimental designs
Una introducción a la análisis gráfica de datos en experimentos de diseño de caso único

Milena Fidelis da Conceição, Karina de Souza Silva, Angelo A. S. Sampaio, Edvaldo Marques de Araújo, Rafael Alves Rodrigues, Andressa Victória Freire Silva, Leone Silva da Paixão, Mazda Andrezza Marins Torres, Nilo Antunes Teixeira Júnior, Raquel Rocha da Silva Oliveira, Maria Vivianne Pereira dos Santos

Universidade Federal do Vale do São Francisco

Histórico do Artigo

Recebido: 06/03/2022.
1ª Decisão: 19/05/2022.
Aprovado: 14/09/2022.

DOI

10.31505/rbtcc.v24i1.1730

Correspondência

Milena Fidelis da Conceição
fidelismilena01@gmail.com

Programa de Pós-Graduação em Psicologia, Universidade Federal do Vale do São Francisco, Av. José de Sá Maniçoba, S/N, Centro, Petrolina, PE, Prédio da Reitoria, 2º andar, 56304-917

Editor Responsável

Pedro Felipe dos Reis Soares

Como citar este documento

Fidelis, M., Silva, K. S., Sampaio, A. A. S., Araújo, E. M., Rodrigues, R. A., Silva, A. V. F., Paixão, L. S., Torres, M. A. M., Teixeira Júnior, N. A., Oliveira, R. R. S., & dos Santos, M. V. P (2022). Uma Introdução à Análise Gráfica de Dados em Experimentos com Delineamentos de Caso Único. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, *24*, 1–21. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v24i1.1730

Fomento

Milena Fidelis da Conceição recebeu apoio financeiro através da Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE); Karina de Souza Silva recebeu apoio financeiro através da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES); os autores Edvaldo Marques de Araújo e Nilo Antunes Teixeira Júnior receberam apoio financeiro através Universidade Federal do Vale do São Francisco (Univasf); Raquel Rocha da Silva Oliveira recebeu apoio financeiro através do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

ABPMC
ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE CIÊNCIAS DO COMPORTAMENTO

OPEN ACCESS

2022 © ABPMC. É permitido compartilhar e adaptar. Deve dar o crédito apropriado, não pode usar para fins comerciais.

Resumo

Os delineamentos experimentais de caso único (DEC) são uma ferramenta fundamental para a experimentação científica em diversas áreas, especialmente na Psicologia. Este artigo apresenta uma breve introdução sobre como analisar graficamente dados coletados com DEC. Ele destaca a análise de dados enquanto um processo que deve levar o pesquisador a tomar decisões corretas e tirar conclusões sólidas. E enfatiza aspectos relacionados à representação gráfica dos dados, como critérios de inspeção visual e a avaliação dos estados estáveis na tomada de decisão para mudança de fase. Por fim, são discutidas perspectivas recentes na análise de dados em DEC, como o desenvolvimento de protocolos específicos para o relato da pesquisa e a utilização de estatísticas inferenciais.

Palavras-chave: delineamento experimental de caso único, análise de dados, construção de gráficos, inspeção visual, estados estáveis.

Abstract

Single-case experimental designs (SCED) are a fundamental tool for scientific research in several areas, especially in Psychology. This article introduces a brief presentation on how to properly construct and analyze data collected with SCED. We highlight data analysis as a process that should lead the researcher to correct decisions and solid conclusions. To this end, it emphasizes aspects related to graphical representation of data, such as visual inspection criteria, and the evaluation of steady states in change phase decision-making. Finally, future perspectives for SCED data analysis are discussed, such as the development of specific research reporting protocols and the use of statistical analyses.

Key words: single-case experimental design, data analysis, graphics construction, visual analysis, steady states.

Resumen

Los diseños experimentales de caso único (DEC) son una herramienta fundamental para la investigación científica en varias áreas, especialmente en Psicología. Este artículo proporciona una breve introducción a cómo construir y analizar correctamente los datos recopilados con DEC. Destaca el análisis de datos como un proceso que debe llevar al investigador a tomar decisiones correctas y sacar conclusiones sólidas. Para ello, enfatiza aspectos relacionados con la representación gráfica de los datos, como los criterios de inspección visual y la evaluación de estados estables en la toma de decisiones para el cambio de fase. Finalmente, se discuten las perspectivas futuras para el análisis de datos en DEC, como el desarrollo de protocolos de informes de investigación específicos y el uso de análisis estadísticos.

Palabras clave: diseño de caso único; análisis de datos; construcción de gráficos; evaluación visual; estados estables.

Uma introdução à análise gráfica de dados em experimentos com delineamentos de caso único

Milena Fidelis da Conceição, Karina de Souza Silva, Angelo A. S. Sampaio, Edvaldo Marques de Araújo, Rafael Alves Rodrigues, Andressa Victória Freire Silva, Leone Silva da Paixão, Mazda Andrezza Marins Torres, Nilo Antunes Teixeira Júnior, Raquel Rocha da Silva Oliveira, Maria Vivianne Pereira dos Santos

Universidade Federal do Vale do São Francisco

Os delineamentos experimentais de caso único (DEC) são uma ferramenta fundamental para a experimentação científica em diversas áreas, especialmente na Psicologia. Este artigo apresenta uma breve introdução sobre como analisar graficamente dados coletados com DEC. Ele destaca a análise de dados enquanto um processo que deve levar o pesquisador a tomar decisões corretas e tirar conclusões sólidas. E enfatiza aspectos relacionados à representação gráfica dos dados, como critérios de inspeção visual e a avaliação dos estados estáveis na tomada de decisão para mudança de fase. Por fim, são discutidas perspectivas recentes na análise de dados em DEC, como o desenvolvimento de protocolos específicos para o relato da pesquisa e a utilização de estatísticas inferenciais.

Palavras-chave: delineamento experimental de caso único, análise de dados, construção de gráficos, inspeção visual, estados estáveis.

Realizar uma pesquisa científica envolve tomar uma série de decisões interrelacionadas que podem ser chamadas de *etapas da pesquisa*: delimitar um problema, escolher uma amostra de sujeitos (ou participantes)[1], decidir sobre o procedimento etc. Uma etapa fundamental do planejamento de uma pesquisa experimental é a decisão sobre seu *delineamento* (ou desenho; *design*), isto é, sobre a forma como cada condição experimental será estruturada, definindo de maneira clara e objetiva seu passo a passo (e.g., Cozby & Bates, 2015; Johnston et al., 2020; Shaughnessy et al., 2012). Há pelo menos dois principais tipos de delineamento experimental: os de comparação entre grupos (denominados *delineamentos de grupo*) e os de comparação do sujeito com ele próprio (denominados *delineamentos experimentais de caso único* [DEC, do inglês *single-case experimental designs*], N = 1, intrassujeito ou de caso único). Nos primeiros, os sujeitos são distribuídos em ao menos dois grupos (experimental e controle) e as conclusões sobre os efeitos da variável independente (VI) sobre a variável dependente (VD) são baseadas principalmente em comparações de médias dos resultados individuais de cada grupo, geralmente empregando estatística inferencial (Cozby & Bates, 2015; Johnston et al., 2020). Já em DEC, o pesquisador expõe cada sujeito a ao menos duas condições (experimental e controle), avalia a VD repetidamente e de forma contínua ao longo do estudo, e avalia o efeito da VI comparando o desempenho do mesmo sujeito em todas as condições,

[1] Tipicamente, o termo participante é empregado para se referir a humanos, enquanto o termo sujeito é utilizado para tratar de outros animais que tomam parte em pesquisas (American Psychological Association, APA, 2020). Para facilitar a leitura do presente texto, usaremos sempre o termo sujeito para se referir tanto a humanos quanto a não-humanos, destacando assim que os procedimentos envolvidos na análise de dados são os mesmos independente da espécie com a qual os dados foram coletados.

geralmente empregando análise gráfica dos dados (Horner et al., 2012; Johnston et al., 2020; Kazdin, 2021; Sidman, 1960/1976; para uma introdução, ver Sampaio et al., 2008).

Os DEC têm uma longa história nas ciências naturais, são prevalentes na Análise do Comportamento e suas vastas possibilidades têm sido cada vez mais reconhecidas e disseminadas na literatura internacional (e.g., Barlow & Hersen, 1976; Johnston & Pennypacker, 2020; Kazdin, 2021). Na literatura em português, no entanto, os manuais de metodologia que apresentam esses delineamentos são escassos (uma exceção é Cozby, 2006), porém diversos artigos tratam do tema (e.g., Andery, 2010; Sampaio et al., 2008; Velasco et al., 2010). Entretanto, textos que tratem do processo de análise de dados coletados com DEC são raros (Tonneau, 2014). Assim, o presente artigo apresenta uma breve introdução sobre como analisar dados coletados com DEC, com foco na análise de gráficos. Nosso objetivo é orientar pesquisadores que coletarão pela primeira vez dados desse tipo — mas que já tenham conhecimentos básicos sobre metodologia e delineamento experimental — em relação a como transformar a massa de números produzidos por seus sujeitos em figuras que facilitem sua interpretação. Para começar, repassaremos brevemente as características gerais desses delineamentos. Na sequência, detalharemos o processo de criação de gráficos obtidos por meio deles. Por fim, destacaremos alguns aspectos mais recentes da área: o desenvolvimento de protocolos para a análise visual de dados e o uso de estatística inferencial para enriquecer a análise.

Delineamentos Experimentais de Caso Único: Principais Características, Vantagens e Tipos

Apesar de não ser nosso objetivo, e de existirem boas introduções ao tema disponíveis em português (e.g., Andery, 2010; Cozby, 2006; Sampaio et al., 2008; Velasco et al., 2010), vale a pena iniciarmos revisando brevemente o que são DEC e algumas de suas características essenciais. As principais características de um DEC são três (Kazdin, 2021; Sidman, 1960/1976). Em primeiro lugar, é necessária a *obtenção de medidas repetidas da VD* em diferentes condições experimentais, o que permite avaliar a adequação da linha de base e, por sua vez, a influência da VI na VD. Em segundo lugar, tipicamente os DEC envolvem a *avaliação contínua dos resultados* durante a coleta, permitindo alterações no procedimento enquanto a coleta está em andamento. Neste caso, quando surge alguma variação indesejada nos dados durante a pesquisa, essa variação pode ser evitada fortalecendo o controle experimental (em vez de diluí-la na média aritmética, como ocorre em delineamentos de grupo). Por fim, é fundamental haver a *replicação dos efeitos da VI*. Em DEC, como o sujeito é comparado com ele próprio, pode haver múltiplas replicações em um mesmo estudo. Assim, a replicação dos efeitos da VI em um mesmo participante garante o controle experimental (i.e., a validade interna do estudo)

enquanto a replicação dos efeitos entre diferentes participantes é o que garante alguma generalidade dos dados (i.e., a validade externa do estudo).

Embora essas sejam as características essenciais desse tipo de delineamento, não é incomum que lhe sejam atribuídas características triviais como sendo necessárias. De acordo com Kazdin (2021), parte de tais equívocos pode se relacionar à terminologia às vezes empregadas para tratar desses delineamentos. Por exemplo, as expressões "sujeito único" ou "delineamento N = 1" podem sugerir que apenas um sujeito é incluído na pesquisa. Embora isso seja possível, não é comum em pesquisas desse tipo. "Delineamento intrassujeito", por sua vez, reflete com precisão o fato de que cada sujeito é comparado com ele mesmo — o que, no entanto, não exclui a possibilidade da comparação de resultados obtidos com sujeitos diferentes (e.g., em alguns delineamentos de linha de base múltipla — vide explicação a seguir e na Tabela 1). Por fim, a expressão "delineamento de caso único" pode sugerir estudos de caso anedóticos, os quais não envolvem a manipulação sistemática de variáveis essencial para um experimento, mas indica corretamente que o objeto de estudo pode ser não apenas um indivíduo, mas também qualquer unidade tomada como um todo, como uma escola, uma empresa etc.[2]

Várias são as vantagens do DEC e, portanto, a importância de sua disseminação. Uma primeira vantagem é facilitar a união de objetivos práticos e de pesquisa. Por exemplo, a tomada de decisão fluida durante todo o processo de coleta, com base no *feedback* contínuo dos dados, que é típica dos DEC, permite avaliar se uma intervenção profissional está alcançando a mudança esperada. Caso não esteja, permite o ajuste imediato do procedimento para produzir o efeito esperado, em vez de esperar o final da intervenção para só então encontrar a ausência de efeito — como tende a ocorrer em delineamentos de grupo (Johnston et al., 2020; Kazdin, 2021). Outra vantagem é se ajustar perfeitamente ao estudo do comportamento dos organismos entendido como a interação contínua de um indivíduo com o ambiente, o qual, para ser adequadamente estudado, exige mensuração repetida e constante, além da manipulação repetida das variáveis ambientais (replicação da manipulação da VI) (Johnston et al., 2020; Sidman, 1960/1976).

Há inúmeros tipos de DEC (Barlow & Hersen, 1976; para uma introdução vide Sampaio et al., 2008). Cada um deles varia em termos de como faz e testa previsões sobre o objeto de estudo, mas todos seguem a mesma lógica básica de avaliação contínua e sistemática dos dados e de comparação do caso com ele próprio. No *delineamento ABAB ou de reversão*, por exemplo, são realizadas sucessivas comparações entre as condições (fase A e fase B). Dessa forma, a retirada ou introdução da VI permite comparar o desempenho da VD diante da condição apresentada. Além da ordem

[2] Esses delineamentos têm sido empregados, por exemplo, em experimentos de laboratório sobre metacontingência, nos quais o "caso" ou a unidade de análise são duplas, trios ou quartetos (e.g., Baia et al., 2017; Sampaio, 2020).

ABAB, é possível que haja a inversão das condições, transformando-se em delineamento BABA; também é possível alterar o número de condições, por exemplo ABABAB; e incluir diferentes VIs, como em ABCBC, em que o C representa uma nova VI (Sampaio et al., 2008; a nível de exemplo, ver Goulart-Junior & Brito, 2010).

Outro arranjo é o *delineamento de linha de base múltipla*, em que se mensura mais de uma VD ao mesmo tempo, estabelecendo-se, portanto, mais de uma linha de base. Por exemplo, analisar dois ou mais comportamentos emitidos por um único sujeito. Além disso, este delineamento também envolve introduzir as VIs em momentos diferentes para cada VD, sendo que a primeira introdução da VI se dá apenas após todas as medidas de VDs alcançarem estabilidade na condição controle (Sampaio et al., 2008; para um exemplo, vide Guimarães et al., 2018). Esse delineamento também pode ser empregado comparando linhas de base mensuradas entre diferentes ambientes, sujeitos ou grupos; além disso, as coletas podem ocorrer de modo concorrente, isto é, com coletas simultâneas, ou não (para mais detalhes, ver Watson & Workman, 1981).

O *delineamento de mudança de critério,* por sua vez, inicia com uma condição controle e segue com uma condição experimental dividida em subcondições implementadas quando valores específicos da VD são atingidos. O critério para o início de cada subcondição é mudado sucessivamente para exigir níveis mais (ou menos) elevados de desempenho. É importante que haja estabilidade na VD em uma subcondição antes de se introduzir outra. É recomendado que haja pelo menos duas mudanças de critério, no intuito de explicitar a influência da manipulação da VI na VD (Sampaio et al., 2008; como exemplo, ver Libardi et al., 2021).

Já o *delineamento de sonda* deve ser utilizado quando se busca verificar os efeitos da VI em VDs que não são o foco principal do experimento. Desse modo, é possível e econômico avaliar a generalidade dos efeitos das manipulações experimentais (Sampaio et al., 2008; um exemplo de pesquisa com este delineamento é a de Bacelar et al., 2018).

O *delineamento de retirada* busca verificar a generalização dos efeitos das VIs após retirada parcial da condição experimental. O intuito é averiguar se o efeito inicial tem continuidade mesmo em condições diferentes. Os componentes a serem retirados são subtraídos de forma gradual, possibilitando a avaliação a partir de cada manipulação. Assim, é possível verificar a existência ou ausência de alterações na VD mensurada, antes que se retire totalmente a VI (Sampaio et al., 2008; para um exemplo, ver Petursdottir et al., 2007).

Por fim, o *delineamento de tratamentos múltiplos ou ABC* avalia os efeitos de duas ou mais intervenções em comparação com uma condição controle previamente definida. Assim, A refere-se à linha de base e B e C indicam as respectivas intervenções. Ainda, C pode representar apenas uma mudança realizada na fase B (Alberto & Troutman, 2003, como exemplo, ver Yang et al., 2007). As intervenções são associadas com condições de estímulo distintas. Uma variação deste delineamento é o delineamento de

multielementos ou tratamentos alternados. Neste, o pesquisador avalia os efeitos individuais de duas ou mais condições apresentadas sucessivamente (Benitez et al., 2019; para um exemplo, ver Magri & Coelho, 2019). Ambos os delineamentos favorecem a comparação acerca dos efeitos individuais de cada intervenção, permitindo uma melhor avaliação a respeito de qual condição se mostra mais efetiva. Porém, no delineamento de multielementos, há uma seleção aleatória das sessões para cada tratamento e uma menor interferência e problemas associados à validade (Alberto & Troutman, 2003). A Tabela 1 apresenta uma síntese dos principais tipos de delineamentos, conforme descritos anteriormente — os quais, vale a pena mencionar, ainda podem ser combinados em *delineamentos mistos*.

Tabela 1
Visão Geral de Diferentes Delineamentos Experimentais de Sujeito Único.

Delineamento	**Breve Descrição**
Delineamentos ABAB ou de reversão	Os efeitos da VI são avaliados alternando a condição controle (fase A) com a condição experimental (fase B)
Delineamentos de linha de base múltipla	Diferentes VDs são analisadas. Após uma condição controle, a condição experimental é introduzida para um segundo caso (comportamentos, grupo ou situação), quando for alcançada estabilidade em um primeiro caso.
Delineamentos de mudança de critério	Uma condição controle é seguida por uma condição experimental na qual um critério específico é definido para o desempenho. Cada critério fica em vigor por um breve período, até ser atendido e passar para o próximo. As alterações são feitas para exigir níveis diferentes de desempenho.
Delineamentos de sonda	Avaliação dos efeitos da VI sobre VDs que não foram submetidas diretamente a condições experimentais
Delineamento de retirada	Retirada gradual de partes da condição experimental para verificar a generalização dos efeitos das VIs
Delineamentos de tratamentos múltiplos ou ABC	Uma condição controle é seguida por uma condição em que duas ou mais intervenções são avaliadas sucessivamente. As intervenções são associadas com condições de estímulo distintas.
Delineamentos de multielementos ou tratamentos alternados	Uma condição controle é seguida por uma condição em que duas ou mais intervenções são avaliadas simultaneamente. As intervenções são associadas com condições de estímulo distintas

Nota. Tabela baseada em Kazdin (2021) e Sampaio et al. (2008).

A Análise de Dados em Delineamentos Experimentais de Caso Único

Analisar dados é uma questão de colocar as respostas do pesquisador sob controle de estímulos adequados, aqueles que mais provavelmente levem à previsão e controle do objeto de estudo (Johnston et al., 2020). Isso implica dizer que a escolha das técnicas de análise de dados não é apenas uma questão de se uma estatística ou gráfico em particular é feito corretamente, mas, principalmente, se isso encoraja o pesquisador a tomar decisões corretas e tirar conclusões sólidas sobre o fenômeno pesquisado. Uma forma de garantir isso é comparando diferentes modos de apresentar e analisar os dados antes de decidir quais serão incluídos no relato final e como serão apresentados. Isso colocará o comportamento de analisar os dados sob controle de diferentes aspectos deles e, portanto, diminuirá a chance de o pesquisador apresentar resultados enviesados (Johnston et al., 2020).

Sobre isso, Johnston et al. (2020) apresentaram três diretrizes gerais que devem guiar o comportamento do pesquisador neste processo. A primeira é descobrir a variabilidade dos dados a fim de ajudar a resolver os problemas de pesquisa. Ou seja, o pesquisador deve explorar seus dados, testando diferentes tipos de cálculos e/ou gráficos que revelem possíveis achados suspeitos. A segunda diretriz diz respeito à sequência das análises realizadas, em que é interessante que a análise de dados comece a partir de técnicas simples antes de partir para procedimentos mais complexos. A terceira diretriz, por sua vez, aponta que quanto mais uma técnica analítica tem a possibilidade de mudar o que realmente aconteceu, maior podem ser os riscos de as interpretações serem influenciadas por tal técnica. Por exemplo, calcular a média ou mediana para dados que descrevem o comportamento de um participante ao longo de várias sessões reduz diversos valores em um só, possivelmente ocultando variações relacionadas a problemas de controle experimental.

A análise de dados deve iniciar assim que os primeiros dados forem coletados, para corrigir eventuais problemas, ajustar o controle experimental, bem como revisar a sequência planejada de fases. Antes de iniciar a elaboração de gráficos e sua análise, no entanto, o pesquisador precisa tomar alguns cuidados em relação aos dados (Johnston et al., 2020). O primeiro é que, embora o DEC geralmente resulte em muitos dados numéricos, o pesquisador deve estar atento apenas aos dados relevantes para responder à sua pergunta de pesquisa. O segundo cuidado que o pesquisador precisa ter é o de descartar dados coletados sob circunstâncias inaceitáveis ou na presença de variáveis inaceitáveis. Em terceiro, os dados de um estudo devem ficar disponíveis para outros pesquisadores por pelo menos cinco anos após a sua publicação (APA, 2020). Portanto, os dados devem ser organizados de modo a facilitar seu compartilhamento e arquivados com segurança. Aprofundar essas questões foge do escopo do presente texto,

mas pelo bem da completude elas merecem ser citadas[3]. Tendo clareza de quais dados são relevantes, tendo descartado dados inaceitáveis e tendo organizado e arquivado com segurança seus dados, o pesquisador pode começar a construir gráficos (ou outras formas de representação como tabelas) a partir deles.

A Construção de Gráficos

A construção de gráficos é uma das formas mais utilizadas para se analisar os dados de DEC. Uma de suas principais vantagens é proporcionar uma percepção mais imediata acerca dos dados encontrados. Os pesquisadores contam com uma variedade de opções para a elaboração de gráficos em softwares de computador. Nesse processo, vale lembrar que um gráfico de qualidade é aquele que destaca a informação relevante e elimina distrações, favorecendo o controle apenas pelas dimensões relevantes da VI e da VD. Assim, o pesquisador deve evitar excesso de cores, efeitos tridimensionais desnecessários, uso de texturas, diferentes fontes e tamanhos das letras, pois esses recursos dificultam a interpretação dos dados, ou seja, não controlam precisamente respostas verbais descritivas da relação entre VI e VD (Tonneau, 2014). Assumindo isso, a seguir o pesquisador deve decidir sobre quais serão os eixos, as escalas e os tipos de gráfico a serem elaborados.

Decisões sobre os Eixos e Escalas dos Gráficos

Os gráficos apresentando resultados de DEC geralmente são construídos em um plano cartesiano com um eixo horizontal (eixo x) e um eixo vertical (eixo y)—apesar de ser possível a utilização ainda de um terceiro eixo (eixo z). Por se tratar dos resultados de um experimento, é fundamental que os gráficos demonstrem as relações encontradas entre VIs e VDs. Convencionalmente, o eixo horizontal apresenta aspectos da VI (i.e., as diferentes condições experimentais) ou o momento no tempo no qual a VD ocorreu (e.g., minuto, hora, semana ou sessão), enquanto o eixo vertical apresenta uma VD (e.g., frequência, duração ou taxa de resposta; Johnston et al., 2020). Algumas áreas de pesquisa já têm tradições bem definidas do que será representado em cada eixo, portanto vale a pena começar verificando como a literatura da área tem tomado essas decisões. Mesmo assim, pode ser importante testar alternativas para escolher a que apresente mais claramente as respostas ao problema de pesquisa.

Após a definição do que será representado em cada eixo, é necessário que o pesquisador selecione qual escala numérica será utilizada. Apesar de haver diversas possibilidades, as duas mais usuais são: a escala de intervalo linear e a escala de intervalo logarítmico. Na primeira, os intervalos numéricos são iguais entre si, isto é, lineares. Por exemplo, podemos apresentar a taxa de resposta em uma escala que começa em 1 resposta

[3] Para se aprofundar na temática recomendamos a leitura de Tonneau (2014).

por minuto (R/min) e segue em 2 R/min, 3 R/min etc. até o valor máximo de 1000 R/min. Por outro lado, em uma escala logarítmica as unidades são apresentadas em logaritmo (Log), geralmente Log de 10, assim o intervalo absoluto entre um valor e outro é diferente, mas a proporção entre eles é sempre a mesma. Seguindo o exemplo anterior, a escala apresentaria, em intervalos iguais, os valores 1, 10, 100 e 1000 R/min (i.e., 100, 101, 102, 103 R/min ou Log0, Log1, Log 2, Log3 R/min). Uma escala logarítmica "amplia", como em uma lupa, as diferenças entre os valores menores (comparar os minutos 1 a 5 nos Painéis A e B da Figura 1) e "diminui" as diferenças entre valores maiores (comparar os minutos 6 a 10 nos Painéis A e B da Figura 1). Isso é importante, por exemplo, para a visualização de padrões semelhantes que ocorrem nos menores valores e nos maiores valores. A comparação dos Painéis A e B da Figura 1 exemplifica isto.

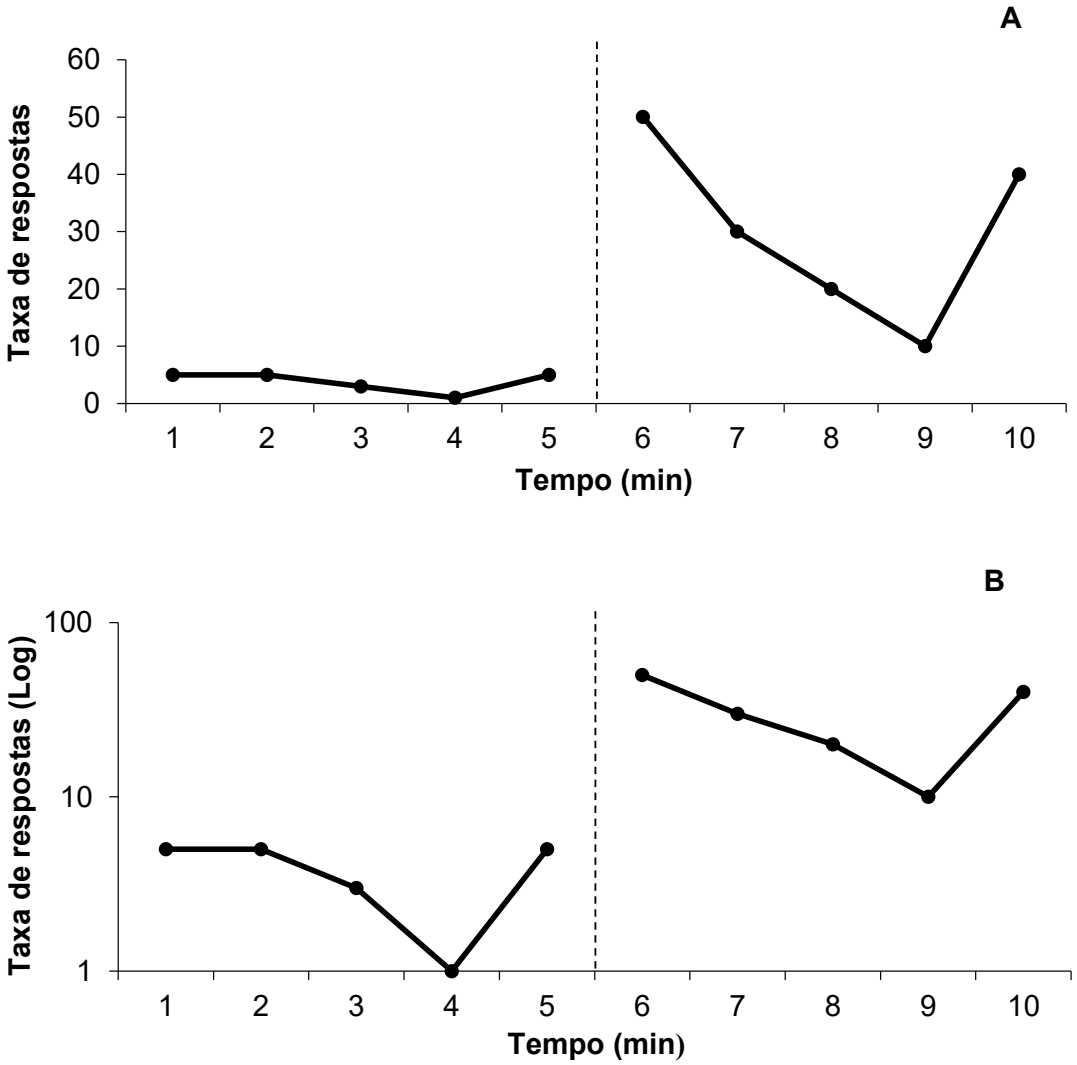


Figura 1. Exemplos de Gráficos de Linhas com Escalas de Intervalo Linear (A) e de Intervalo Logarítmico (B). *Nota*. Os mesmos dados são apresentados nos painéis A e B. Os dados do painel A estão apresentados em uma escala linear e os do B em uma escala logarítmica. Figura adaptada de Johnston et al. (2020).

A definição da faixa de valores representada em cada eixo costuma ser uma tarefa mais simples, uma vez que o intervalo mínimo para cada eixo corresponde ao intervalo entre o menor e o maior valor no conjunto de dados (Johnston et al., 2020). Se a taxa de resposta de um sujeito variou entre 13 e 32 R/min, por exemplo, o eixo vertical no qual é plotada essa variável deve incluir pelo menos o intervalo entre 13 e 32. Entretanto, embora nos DEC as principais comparações sejam do caso com ele mesmo, o pesquisador deve considerar a possibilidade de manter o intervalo de cada eixo igual para todos os casos, facilitando a comparação entre eles. Caso isso não seja feito, é necessário ao menos indicar para o leitor que os intervalos dos eixos variam entre os gráficos de cada caso. Além disso, quando todos os casos apresentarem dados com valores mínimos muito acima do zero, é recomendado iniciar o intervalo representado no eixo a partir de um valor mais próximo daquele mínimo (e não do zero), a fim de facilitar a inspeção visual, evitando o "achatamento" dos dados em um faixa estreita.

Sobre o eixo horizontal, quando ele representa unidades de tempo, é fundamental a sinalização dos períodos em que o comportamento não ocorre, caso contrário o leitor terá acesso a uma imagem distorcida da resposta ao longo do tempo. Assim, o pesquisador precisa sinalizar tanto os momentos em que o sujeito não emitiu o comportamento-alvo por não ter tido a oportunidade (dias sem chance), quanto os dias em que houve oportunidade, mas o comportamento-alvo não foi emitido. Na Figura 2, é possível observar este efeito ao comparar os Painéis A e B, os quais apresentam os mesmos dados, mas em A o leitor não tem acesso a quando não houve sessões, escondendo o impacto destas pausas nas sessões seguintes, explicitado em B.

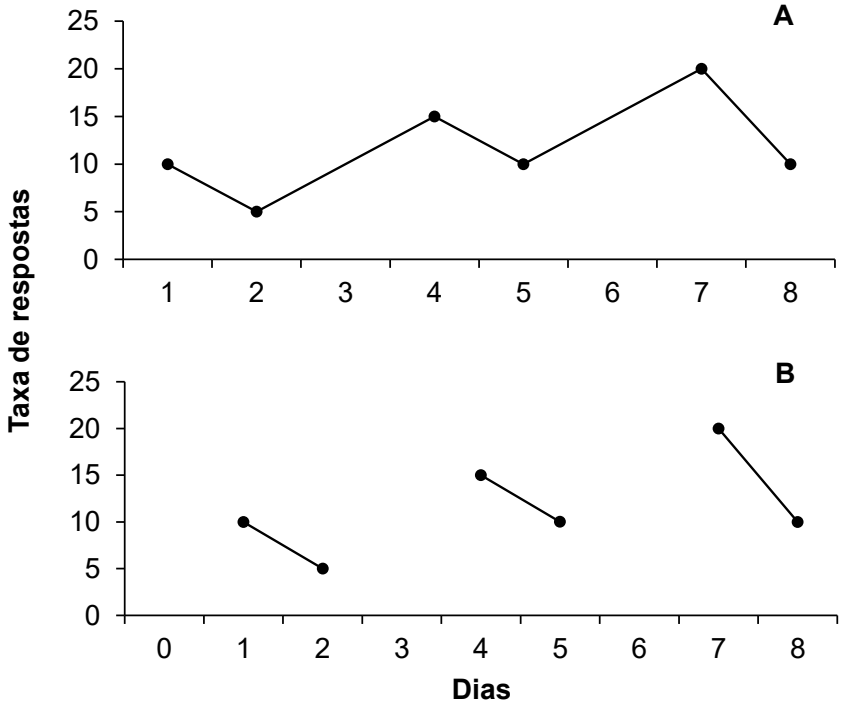


Figura 2. Exemplos de Gráficos com Faixas de Valores e Pausas das Sessões.

Escolhendo entre Gráficos de Barra e Gráficos de Linha

A partir das decisões anteriores e das características dos dados coletados, cabe escolher o tipo de gráfico a ser elaborado, considerando as particularidades de cada um e a finalidade da análise. Os mais comuns são os gráficos de barras e os gráficos de linha. Nos gráficos de barras, os valores são representados pela altura das barras em sua relação ao eixo vertical. Esse tipo de gráfico é adequado para representar dados discretos ou que se encerrem em si mesmos (e.g., Kodak et al., 2009), permitindo a comparação de dados em blocos de tentativas específicos, por exemplo. No entanto, dados contínuos também podem ser apresentados com esse tipo de gráfico. Nesses casos, porém, apresentar dados de muitas sessões ou condições em um único gráfico de barras pode dificultar sua compreensão pela quantidade excessiva de barras (Johnston et al., 2020), como no caso do Painel A da Figura 3. Nesses casos, um gráfico de linha pode ser mais adequado.

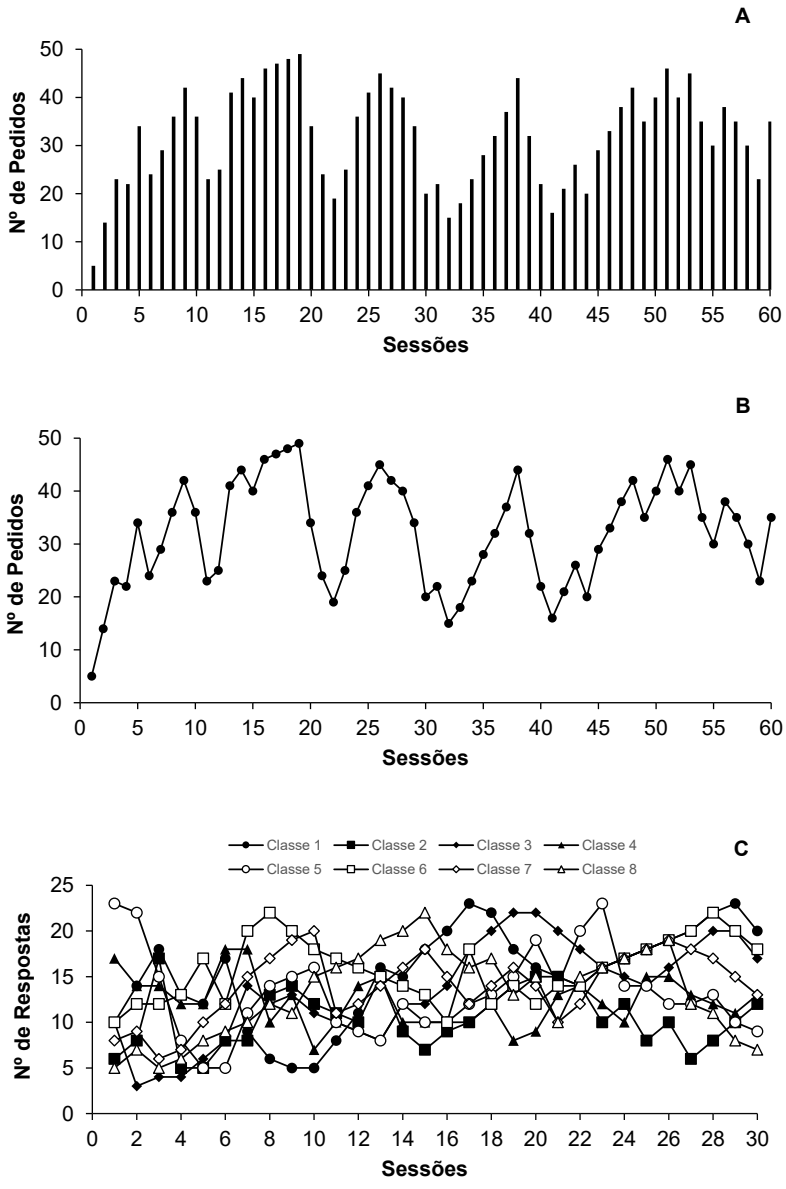


Figura 3. Exemplos de Gráficos de Barras e de Linhas. *Nota*. Dados hipotéticos. Vide texto para mais informações. Figura adaptada de Johnston et al. (2020).

Em um gráfico de linha, os dados são representados por pontos unidos por linhas. Esse tipo de gráfico é adequado para representar dados que tenham continuidade entre si (e.g., dados de operante livre em uma mesma sessão) e são uma boa alternativa quando é preciso apresentar uma quantidade muito grande de informação. Um gráfico de linha permite que o leitor se concentre nas tendências e no nível geral dos dados, sem a distração das linhas verticais necessárias em um gráfico de barras. O Painel B da Figura 3 ilustra como esse tipo de gráfico apresenta muito mais adequadamente os mesmos dados do Painel A.

Ao criar um gráfico de linha, entretanto, o pesquisador deve evitar incluir muitos conjuntos de dados que se sobreponham demasiadamente, o que dificulta acompanhar as alterações em cada linha (Johnston et al., 2020). Deste modo, os dados do Painel C da Figura 3 seriam mais facilmente compreendidos se fossem separados em dois ou mais gráficos (e.g., para duas ou três das classes de resposta).

Ao construir gráficos de linha, deve-se seguir três regras convencionais sobre as conexões entre os pontos de dados: (1) elas não ocorrem nas mudanças de condição — facilitando a discriminação entre os dados de cada condição; (2) elas também não ocorrem entre os dias em que o comportamento-alvo não puder ocorrer (dias sem chance); e, por fim, (3) elas ocorrem nos pontos entre dias em que o comportamento poderia ter ocorrido, mas não foi registrado (dia ignorado) (Johnston et al., 2020). Essas regras favorecem afirmações precisas sobre o que ocorreu durante o experimento, contribuindo, assim, para uma boa interpretação dos dados.

A Análise Visual dos Dados

Tendo elaborado um ou— de preferência—mais gráficos, é necessário analisá-los para responder às perguntas da pesquisa. Na análise de dados de DEC, testes estatísticos da significância de uma hipótese nula não são comumente usados e os dados são geralmente avaliados visualmente (Kazdin, 2021). Um aspecto fundamental para essa análise visual é a estabilidade dos dados, descrito a seguir.

Estabilidade

A estabilidade se refere à presença de um número adequado de pontos de dados que variam pouco entre si e permitem predizer o padrão futuro da VD. A presença de um estado estável como critério para mudança de fase é uma característica própria dos DEC. Quando os dados coletados são estáveis durante uma condição, podemos supor que as variáveis estranhas (VEs) não estão tendo efeitos importantes ou que esses são ao menos consistentes ao longo do tempo (Wolfe et al., 2019). Para identificar estados estáveis é necessário avaliar os padrões de variabilidade nos dados, os mais comuns dos quais são: tendência, amplitude, estados de transição e estados transitórios (para mais informações, ver o cap. 9 de Johnston et al., 2020).

Tendência. Uma tendência é uma mudança relativamente consistente em uma série de pontos de dados em uma única direção, aumentando ou

diminuindo. Os casos mais simples envolvem três pontos consecutivos de dados com valores crescentes ou decrescentes. Uma tendência, entretanto, pode não ser tão óbvia, como no exemplo da Figura 4, em que os dados apresentam uma tendência sutil, porém consistente, de aumento. Nesse exemplo, os dados possuem intervalos amplos entre os valores e uma maior variabilidade, o que pode levar o leitor a concluir equivocadamente que não há tendência. Entretanto, uma comparação entre a média dos valores dos cinco primeiros (M = 3,2) e dos cincos últimos pontos de dados (M = 5,2), por exemplo, aponta a tendência crescente.

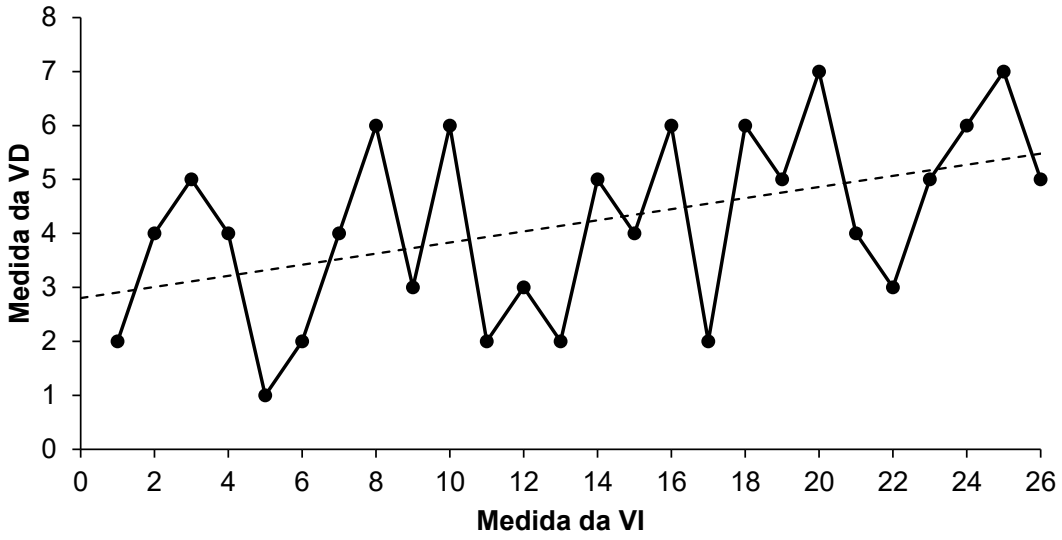


Figura 4. Exemplo de Gráfico Apresentando uma Tendência Sutil de Aumento na Taxa de Resposta. *Nota.* Dados hipotéticos. Figura adaptada de Johnston et al. (2020).

Amplitude. Outra característica de variabilidade importante na identificação de estados estáveis é a amplitude—isto é, o intervalo entre o valor mais alto e o mais baixo de um conjunto de dados. Amplitudes muito grandes retratam uma alta variabilidade dos dados e podem indicar a atuação de alguma VE—o que pode comprometer a previsão do resultado em medições futuras. O critério para aceitar a amplitude de um conjunto de dados depende de fatores como os dados da literatura e a natureza do problema de pesquisa, da VD, da VI e do *setting* da pesquisa. Por exemplo, uma maior amplitude pode ser aceitável caso os dados tenham sido coletados com um instrumento de mensuração muito sensível ou em ambiente natural, mas não com um instrumento que gere uma faixa pequena de valores ou em ambiente controlado de laboratório.

Estados de Transição e Transitórios. Um estado de transição é um padrão de resposta envolvendo mudança de um estado estável para um estado estável diferente; já um estado transitório é um padrão de resposta envolvendo um desvio de um estado estável que termina em um retorno ao mesmo estado estável (Johnston et al., 2020; vide Figura 5). Em ambos os casos, é possível que esses estados sejam resultados da VI. Quando a VI tem um efeito apenas temporário, produz-se um estado transitório. Por outro

lado, a VI pode alterar o comportamento e o manter em um novo nível do responder, quando temos então um estado de transição. Embora esses estados possam ser efeitos da VI, também podem ser resultados de VEs. Por isso, é fundamental determinar se uma mudança inicial na resposta levaria a um novo estado estável ou de volta ao que foi observado antes de a VI ser introduzida (para mais informações sobre estados estáveis, ver Cap. 10 de Johnston et al., 2020).

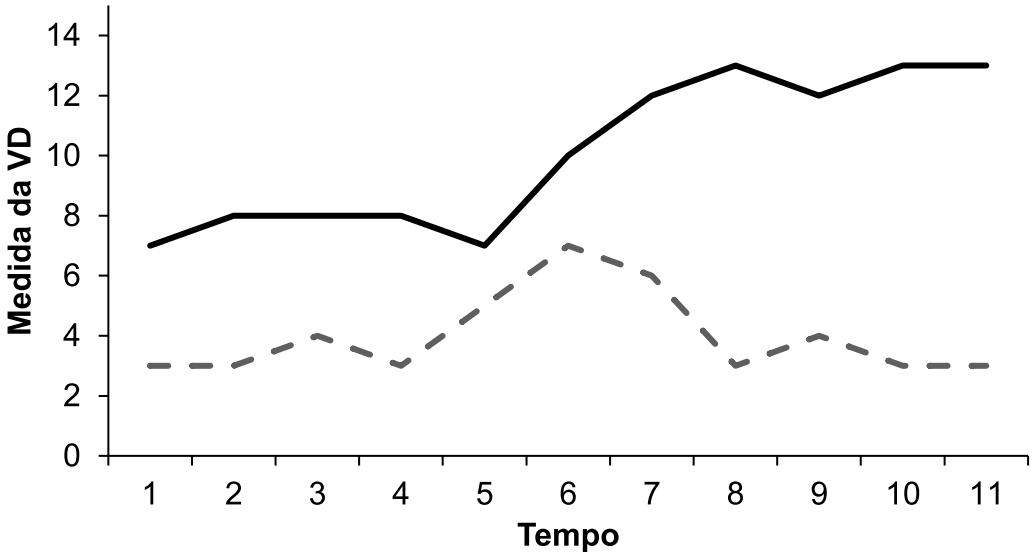


Figura 5. Exemplo de Gráfico Apresentando Medidas da Variável Dependente (VD) em Estado de Transição (acima) e em Estado Transitório (abaixo).

Outras Características dos Dados

Partindo da estabilidade dos dados em cada condição, outras características dos dados devem ser avaliadas para precisar os efeitos da VI sobre a VD (Wolfe et al., 2019). É importante avaliar o *contraste entre fases*, que envolve estimar o padrão dos dados em cada fase, estendê-lo para a próxima fase e compará-lo com os dados efetivamente encontrados nela. Além disso, o pesquisador precisa avaliar a *imediaticidade* das mudanças nas tendências dos dados. Isso pode ser feito, por exemplo, comparando os últimos três a cinco pontos da primeira condição controle com os primeiros três a cinco pontos da primeira condição experimental. Outro aspecto a ser levado em conta é a *sobreposição* dos dados entre as fases, isto é a proporção de pontos de dados em uma fase que se sobrepõe aos pontos de dados de outra fase. Por fim, é necessário avaliar a *consistência*, que é a extensão em que o padrão geral dos dados é replicado em condições semelhantes (e.g., em um delineamento de reversão, os dados da segunda fase A serem similares aos da primeira fase A, e os dados da segunda fase B serem semelhantes aos da primeira fase B). A partir da observação dessas características dos dados, o pesquisador pode afirmar qual foi, afinal, o efeito da VI sobre a VD mensurada (para mais informações sobre como realizar análises visuais, ver cap. 14 de Johnston et al., 2020 e Lane & Gast, 2014).

Perspectivas Recentes

As seções anteriores introduziram aspectos básicos do modo como pesquisadores vêm realizando a análise gráfica de dados de DEC desde a década de 1960 ao menos (Sidman, 1960/1976). Essa prática continua evoluindo, entretanto, com inovações e novas perspectivas sendo introduzidas na literatura. Por exemplo, apesar do crescente reconhecimento e emprego dos estudos com DEC na ciência, ainda há questionamentos quanto à confiabilidade da análise visual de dados (Wolfe et al., 2019). Duas pessoas podem observar o mesmo gráfico e discordar quanto à presença de relações funcionais e à magnitude da mudança.

Para sanar esta lacuna, Wolfe et al. (2019) desenvolveram dois protocolos informatizados, um voltado para delineamentos ABAB e o outro para os delineamentos de linhas de base múltiplas. Eles consistem em uma série de perguntas dicotômicas (sim ou não) que guiam o pesquisador pelo processo de análise visual. Algumas das perguntas são: "existem ao menos 3 pontos de dados na primeira fase de linha de base e você pode predizer o padrão futuro do comportamento?", para os delineamentos ABAB; e "há uma mudança imediata dos últimos 3-5 pontos de dados na linha de base para os primeiros 3-5 pontos de dados no tratamento para a condição 2?", no caso do protocolo com linhas de base múltiplas. As respostas às perguntas resultam numa pontuação numérica quanto ao controle experimental.

Para avaliar a confiabilidade dos protocolos, Wolfe et al. (2019) recrutaram 16 participantes especialistas em DEC, os quais foram distribuídos em dois grupos aleatoriamente: um grupo realizou a análise visual com uso do protocolo e o outro grupo realizou-a com a escala da classificação. Destaca-se que a escala de classificação era constituída por seis afirmações sobre relações funcionais entre os dados (e.g., "sem efeitos básicos, não demonstra uma relação funcional", "três efeitos básicos, foi demonstrado uma relação funcional com pequenas mudanças comportamentais") onde os analistas visuais puderam classificar os gráficos em uma pontuação de 0 a 5. Todos os dois grupos avaliaram os mesmos gráficos (quatro de linha de base múltipla e quatro de ABAB). Como resultado, a concordância entre observadores do grupo protocolo aumentou de regular no pré-teste (ICC = 0,58) para excelente no pós-teste (ICC = 0,78), indicando uma melhora na confiabilidade entre eles. A concordância entre observadores do grupo escala permaneceu regular entre o pré-teste (ICC = 0.60) e o pós-teste (ICC = 0.63).

Wolfe et al. (2019) também avaliaram a validade dos protocolos, utilizando os mesmos gráficos da avaliação de confiabilidade. Para isso, eles compararam o grupo protocolo com outro grupo, composto por oito pesquisadores experientes com título de doutorado e com ao menos cinco publicações sobre DEC. Foi solicitado aos participantes desse grupo que, utilizando a escala, julgassem de maneira dicotômica a existência de relações funcionais nos gráficos. Houve semelhanças nas pontuações de concordância entre os pesquisadores experientes (ICC = 0,73) em relação ao grupo protocolo (ICC= 0,78), demonstrando a utilidade do uso do mesmo.

Além disso, a maior parte dos participantes do grupo protocolo classificou os protocolos como fáceis de entender e afirmaram que os escolheriam no lugar da escala de classificação para realizar análises visuais. O desenvolvimento de protocolos como esse parece ser uma tendência na área (Kratochwill et al., 2010, 2021; Lane & Gast, 2014) porque eles podem auxiliar o pesquisador a tomar decisões relacionadas à tendência, variabilidade, imediaticidade, sobreposição e consistência dos dados—aumentando a confiabilidade das decisões tomadas.

Fortalecendo essa conclusão, uma ferramenta recente para auxiliar autores, editores e revisores de periódicos a melhorar o relato de pesquisas com DEC são as Diretrizes para o Relato de Casos Únicos em Intervenções Comportamentais (*Single-Case Reporting Guideline in Behavioural Interventions*, SCRIBE; Tate, Perdices, Rosenkoetter, McDonald et al., 2016; Tate, Perdices, Rosenkoetter, Shadish et al., 2016). Trata-se de uma lista de verificação com 26 itens que foi estruturada com base no consenso de especialistas (i. e., pesquisadores em metodologia de DEC e no desenvolvimento de diretrizes de relato de pesquisa, ao redor do mundo) quanto ao padrão mínimo esperado para a obtenção de uma escrita clara, completa e transparente[4]. Por exemplo, alguns dos itens são: "identifique o delineamento (e.g., retirada, reversão, linha de base múltipla, tratamentos alternados, mudança de critério, alguma combinação deles ou delineamento adaptativo)"; "descreva as fases e a sequência da fase [se determinada a priori ou orientada pelos dados]" e, se aplicável, "os critérios para mudanças de fase"; "descreva e justifique todos os métodos usados para analisar os dados"; e "para cada participante, relate os resultados, incluindo dados brutos, para cada comportamento alvo e outras medidas (*outcomes*)." Essas diretrizes podem ser especialmente importantes em um contexto como o brasileiro, no qual os DEC nem sempre são ensinados em cursos de graduação.

Outra tendência recente e importante relaciona-se com o movimento da Prática Baseada em Evidências (PBE; vide Slocum et al., 2014, para uma discussão sobre a relação entre PBE e Análise do Comportamento Aplicada). Os DEC são uma abordagem metodológica que possibilitam a manipulação e controle das variáveis e viabiliza ao pesquisador resultados com índices mais precisos de confiabilidade (Sidman, 1960/1976), sendo bastante utilizados no campo da Psicologia e da Educação (Shadish, 2014). Esse controle metodológico e maior precisão das conclusões provenientes de pesquisas científicas também são essenciais para a PBE. Além disso, uma das características da PBE é a avaliação crítica quanto à validade das evidências utilizadas para embasar a atuação profissional e a utilização de técnicas e métodos de pesquisa que aumentem essa confiabilidade nos achados científicos (Dawes et al., 2005). Dentre esses, inclui-se a realização

[4] Mais informações podem ser obtidas nas páginas do projeto na rede EQUATOR (https://www.equator-network.org/reporting-guidelines/scribe-statement) e na Escola de Medicina da Universidade de Sydney (https://www.sydney.edu.au/medicine/research/scribe).

de revisões sistemáticas e metanálises, as quais têm dado preferência a estudos com delineamentos de grupo e que apresentem seus resultados com auxílio da estatística inferencial.

Apesar do afastamento dos analistas do comportamento das ferramentas da estatística inferencial devido a diferenças metodológicas e o mal uso que a estatística tem tido na Psicologia (Young, 2018), seu uso na análise de DEC tem se consolidado como outra importante tendência recente. A crença de que esse tipo de análise não conseguiria capturar detalhes e estabelecer relações causais e funcionais como as análises gráficas (Parker & Vannest, 2012) tem sido superada por fatores como: (a) a adoção de modelos matemáticos e estatísticos (e.g., pontos de corte) para a padronização de critérios na análise dos dados; (b) a utilização de medidas de incerteza, como intervalos de confiança (Young, 2018); e (c) a possibilidade de sintetizar quantitativamente os resultados de diferentes pesquisas em uma metanálise. Além disso, a pressão para que comunidades engajadas com a PBE utilizem uma linguagem estatística comum, as expectativas das agências de financiamento e a colaboração entre pesquisadores que utilizam DEC e delineamentos de grupo também têm influenciado analistas do comportamento a utilizarem estatística inferencial (Shadish, 2014).

Dentre as ferramentas da estatística aplicáveis a DEC, as medidas padronizadas de tamanho de efeito são de grande interesse por possibilitar a comparabilidade entre vários estudos, o que viabiliza metanálises, por exemplo. Neste sentido, a estatística g foi desenvolvida por Hedges et al. (2012, 2013) e mostrou ter um bom desempenho tanto em delineamento de reversão quanto no de linha de base múltipla, além de poder ser aplicada em metanálises. Além das medidas padronizadas de tamanho de efeito, a modelagem linear generalizada e a modelagem multinível também são ferramentas importantes para DEC, visto que a primeira consegue agregar preditores categóricos e contínuos do comportamento e a segunda pode estimar parâmetros grupais e individuais simultaneamente. Por fim, a estatística inferencial bayesiana também pode ser aplicada a DEC, permitindo comparar simultaneamente a força de duas hipóteses concorrentes, em vez de se ater apenas a probabilidade da hipótese nula estar correta, como acontece na estatística frequentista (Shadish, 2014; Shadish & Sullivan, 2011; Young, 2018).

Considerações Finais

As escolhas do pesquisador ao longo de todo o processo de análise de dados em DEC determinarão se as conclusões apresentadas são sólidas ou não. No caso da análise gráfica de dados, o ponto de partida é a construção de gráficos e as escolhas envolvidas nela. Escolhas descuidadas do pesquisador nessa etapa podem dificultar a compreensão das informações e até mesmo obscurecer dados importantes.

Para vários dos DEC (e.g., reversão, linha de base múltipla), a análise gráfica e seus critérios (estabilidade, contraste de fases, imediaticidade,

sobreposição e consistência) é parte essencial da análise dos dados. Visto a sua importância nas decisões para mudanças de fases em um experimento, a estabilidade nos dados merece uma atenção especial do pesquisador. Nesse sentido, uma boa precisão ao observar os dados durante a análise gráfica permitirá ao pesquisador tomar decisões que não comprometam o experimento e, além disso, ajudá-lo no controle das VEs.

Como auxiliares no processo de análise de dados, a consulta a protocolos e o uso de estatísticas inferenciais são boas alternativas para aumentar a confiabilidade da análise gráfica. Essas alternativas também indicam uma maneira de aproximar a análise de dados de DEC de uma padronização vista como importante pela PBE e, por conseguinte, contribuir para que os DEC sejam mais explorados por diversas ciências e profissões.

Referências

Alberto, P. A., & Troutman, A. C. (2003). *Applied behavior analysis for teachers*. Merrill Prentice Hall.

American Psychological Association (2020). *Publication manual of the American Psychological Association* (7ª ed.). https://doi.org/10.1037/0000165-000

Andery, M. A. P. A. (2010). Métodos de pesquisa em análise do comportamento. *Psicologia USP*, *21*(2), 313–342. https://doi.org/10.1590/S0103-65642010000200006

Bacelar, F. T. N. S., Neves, E. B., & Souza, C. B. A. de. (2018). Relações funcionais entre estímulos condicionais sociais, atenção conjunta, tato e mando em crianças com autismo. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, *19*(4), 45–61. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v19i4.1093

Baia, F. H., Lemes, I. G., Biano, A. B. C., Pereira, R. S. C., & de Sousa, L. D. (2017). Efeitos da programação e suspensão de metacontingências sobre operantes e culturantes. *Acta Comportamentalia*, *25*(4), 495–510. https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=274553648005

Barlow, D. H., & Hersen, M. (1976). *Single-case experimental designs: Strategies for studying behavior change* (2ª ed.). Pergamon.

Benitez, P., Domeniconi, C., & Bondioli, R. M. (2019). Delineamento experimental em Análise do Comportamento: discussão sobre o seu uso em intervenções educacionais inclusivas. *Psicologia USP*, *30*, e190003. https://doi.org/10.1590/0103-6564e190003

Cozby, P. C. (2006). *Métodos de pesquisa em ciências do comportamento*. Atlas.

Cozby, P. C., & Bates, S. C. (2015). *Methods in behavioral research* (12ª ed.). McGraw-Hill.

Dawes, M., Summerskill, W., Glasziou, P., Cartabellotta, A., Martin, J., Hopayian, K., Porzsolt, F., Burls, A., & Osborne, J. (2005). Sicily statement on evidence-based practice. *BMC Medical Education*, *5*(1), 1-7. https://doi.org/10.1186/1472-6920-5-1

Goulart-Junior, R. M., & Britto, I. A. G. de S. (2010). Intervenção analítico-comportamental em tricotilomania. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, *12*(1/2), 224–237. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v12i1/2.423

Guimarães, M. S. S., Martins, T. E. M., Keuffer, S. I. C., Costa, M. R. C., Lobato, J. L., Silva, Álvaro J. M., Souza, C. B. A., & Barros, R. S. (2018). Treino de cuidadores para manejo de comportamentos inadequados de crianças com transtorno do espectro do autismo. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, *20*(3), 40–53. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v20i3.1217

Hedges, L. G., Pustejovsky, J., & Shadish, W. R. (2012). A standardized mean difference effect size for single-case designs. *Research Synthesis Methods*, *3*, 224–239. https://doi.org/10.1002/jrsm.1052

Hedges, L. G., Pustejovsky, J., & Shadish, W. R. (2013). A standardized mean difference effect size for multiple baseline designs across individuals. *Research Synthesis Methods*, *4*, 324–341. https://doi.org/10.1002/jrsm.1086

Horner, R. H., Swaminathan, H., Sugai, G., & Smolkowski, K. (2012). Considerations for the systematic analysis and use of single-case research. *Education and Treatment of Children*, *35*(2), 269–290. https://doi.org/10.1353/etc.2012.0011

Johnston, J. M., Pennypacker, H. S., & Green, G. (2020). *Strategies and tactics of behavioral research and practice* (4ª ed.). Routledge.

Kazdin, A. E. (2021). Single-case experimental designs: Characteristics, changes, and challenges. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, *115*(1), 56–85. https://doi.org/10.1002/jeab.638

Kodak, T., Fisher, W. W., Kelley, M. E., & Kisamore, A. (2009). Comparing preference assessments: Selection-versus duration-based preference assessment procedures. *Research in Developmental Disabilites*, *30*(5), 1068–1077. https://doi.org/10.1016/j.ridd.2009.02.010

Kratochwill, T. R., Hitchcock, J., Horner, R. H., Levin, J. R., Odom, S. L., Rindskopf, D. M., & Shadish, W. R. (2010). *Single-case designs technical documentation*. What Works Clearinghouse.

Kratochwill, T. R., Horner, R. H., Levin, J. R., Machalicek, W., Ferron, J., & Johnson, A. (2021). Single-case design standards: An update and proposed upgrades. *Journal of School Psychology*, *89*, 91–105. https://doi.org/10.1016/j.jsp.2021.10.006

Lane, J. D., & Gast, D. L. (2014). Visual analysis in single case experimental design studies: Brief review and guidelines. *Neuropsychological Rehabilitation*, *24*(3-4), 445–463. https://doi.org/10.1080/09602011.2013.815636

Libardi, A., Romeiro, A., & Talarico, M. (2021). Uso de máscara na intervenção em Análise do Comportamento Aplicada (ABA) ao Transtorno do Espectro Autista (TEA) no contexto da pandemia (COVID-19). *Revista Brasileira de Análise do Comportamento*, *16*(2). https://doi.org/10.18542/rebac.v16i2.10545

Magri, M. R., & Coelho, C. (2019). Comparação dos efeitos do treinamento de habilidades sociais e da terapia analítica funcional nas habilidades sociais de um paciente com fobia social. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva*, *21*(1), 24–42. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v21i1.1144

Parker, R. I., & Vannest, K. J. (2012). Bottom-up analyses for single-case research designs. *Journal of Behavioral Education*, *21*, 254–265. http://dx.doi.org/10.1007/s10864-012-9153-1

Petursdottir, A. L., McComas, J., McMaster, K., & Horner, K. (2007). The effects of scripted peer tutoring and programming common stimuli on social interactions of a student with autism spectrum disorder. *Journal of Applied Behavior Analysis*, *40*(2), 353–357. https://doi.org/10.1901/jaba.2007.160-05

Sampaio, A. A. S. (2020). Verbal interaction promotes cooperation in an iterated prisoner's dilemma game: a multiple baseline metacontingency experiment. *Revista Mexicana de Análisis de la Conducta*, *46*(2), 259–292. https://doi.org/10.5514/rmac.v46.i2.77883

Sampaio, A. A. S., de Azevedo, F. H. B., Cardoso, L. R. D., de Lima, C., Pereira, M. B. R., & Andery, M. A. P. A. (2008). Uma introdução aos delineamentos experimentais de sujeito único. *Interação em Psicologia*, *12*(1). https://doi.org/10.5380/psi.v12i1.9537.

Shadish, W. R. (2014). Statistical analyses of single-case designs: The shape of things to come. C*urrent Directions in Psychological Science*, *23*(2), 139–146. https://doi.org/10.1177%2F0963721414524773

Shadish, W. R., & Sullivan, K. J. (2011). Characteristics of single-case designs used to assess intervention effects in 2008. *Behavior Research Methods*, *43*(4), 971–980. https://doi.org/10.3758/s13428-011-0111-y

Shaughnessy, E. B., Zechmeister, E. B., & Zechmeister, J. S. (2012). *Metodologia de pesquisa em Psicologia*. AMGH.

Sidman, M. (1976). *Táticas da pesquisa científica*. Brasiliense. (Trabalho original publicado em 1960.)

Slocum, T. A., Detrich, R., Wilczynski, S. M., Spencer, T. D., Lewis, T., & Wolfe, K. (2014). The Evidence-Based Practice of Applied Behavior Analysis. *The Behavior Analyst*, *37*, 41–56. https://doi.org/10.1007/s40614-014-0005-2

Tate, R. L., Perdices, M., Rosenkoetter, U., McDonald, S., Togher, L., Shadish , W., Horner, R., Kratochwill, T., Barlow, D. H., Kazdin, A., Sampson, M., Shamseer, L., & Vohra S, for the SCRIBE Group (2016). The Single-Case Reporting Guideline In Behavioural Interventions (SCRIBE) 2016: Explanation and elaboration. *Archives of Scientific Psychology*, *4*(1), 10–31. https://doi.org/10.1037/arc0000027

Tate, R. L., Perdices, M., Rosenkoetter, U., Shadish, W., Vohra, S., Barlow, D. H., Horner, R., Kazdin, A., Kratochwill, T., McDonald, S., Sampson, M., Shamseer, L., Togher, L., Albin, R., Backman, C., Douglas, J., Evans, J. J., Gast, D., Manolov, R., . . . Wilson, B. (2016). The single-case reporting guideline in behavioural interventions (SCRIBE) 2016 statement. *Physical Therapy*, *96*(7), e1-e10. https://doi.org/10.2522/ptj.2016.96.7.e1

Tonneau, F. (2014). Ferramentas e procedimentos para a análise de dados. Em C. Vichi, E. Huziwara, H. Sadi, & L. Postalli (Orgs.), *Comportamento em foco* (Vol. 3, pp. 237–244). Associação Brasileira de Psicologia e Medicina Comportamental - ABPMC.

Velasco, S. M., Garcia-Mijares, M., & Tomanari, G. Y. (2010). Fundamentos metodológicos da pesquisa em análise experimental do comportamento. *Psicologia em Pesquisa*, *4*(2), 150–155. http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1982-12472010000200008&lng=pt&tlng=pt

Watson, P. J., & Workman, E. A. (1981). The non-concurrent multiple baseline across-individuals design: An extension of the traditional multiple baseline design. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, *12*(3), 257–259. https://doi.org/10.1016/0005-7916(81)90055-0

Wolfe, K., Barton, E. E., & Meadan, H. (2019). Systematic Protocols for the Visual Analysis of Single-Case Research Data. *Behavior Analysis in Practice*, *12*(2), 491–502. https://doi.org/10.1007/s40617-019-00336-7

Yang, J. L., Chang, C. W., Chen, S. Y., Wang, S. F., & Lin, J. J. (2007). Mobilization techniques in subjects with frozen shoulder syndrome: randomized multiple-treatment trial. *Physical Therapy*, *87*(10), 1307–1315. https://doi.org/10.2522/ptj.20060295

Young, M. E. (2018). A place for statistics in behavior analysis. *Behavior Analysis: Research and Practice*, *18*(2), 193–202. https://doi.org/10.1037/bar0000099