

Decisões de Design em Ferramentas Interativas para Visualização de Dados Epidemiológicos

Design Choices in Interactive Tools for Epidemiological Data Visualization

Decisiones de Diseño en Herramientas Interactivas para Visualización de Datos Epidemiológicos

Igor Falconieri Santiago, Doris Clara Kosminsky, Thiago Barros Pontes e Silva

visualização de dados, ferramentas interativas de visualização, epidemiologia, saúde pública

O artigo apresenta nove observações sobre decisões de design em ferramentas interativas de visualização de dados aplicadas à epidemiologia. A partir da análise de 33 ferramentas públicas, observaram-se escolhas de projeto que levam a reflexões sobre efetividade, usabilidade e confiabilidade em sistemas do tipo. As observações abrangem aspectos como seleção de variáveis, granularidade, codificação visual, layout, interação e recursos instrutivos. Embora não prescritivas, as reflexões oferecem subsídios para o aprimoramento de ferramentas voltadas à saúde pública e contribuem para o desenvolvimento de diretrizes aplicáveis a diferentes domínios da visualização de dados.

data visualization, interactive viz tools, epidemiology, public health

This article presents nine observations on design decisions in interactive data visualization tools applied to epidemiology. Based on the analysis of 33 public tools, it examined design choices that raise reflections on the effectiveness, usability, and reliability of such systems. The observations address aspects such as variable selection, data granularity, visual encoding, layout, interaction techniques, and instructional features. While not prescriptive, these reflections provide valuable insights for improving public health-oriented visualization tools and contribute to the development of design guidelines applicable to various data visualization contexts.

visualización de datos, herramientas interactivas de visualización, epidemiología, salud pública

Este artículo presenta nueve observaciones sobre decisiones de diseño en herramientas interactivas de visualización de datos aplicadas a la epidemiología. A partir del análisis de 33 herramientas públicas, se identificaron elecciones de diseño que invitan a reflexionar sobre la efectividad, la usabilidad y la confiabilidad de este tipo de sistemas. Las observaciones abarcan aspectos como la selección de variables, la granularidad de los datos, la codificación visual, el diseño de la interfaz, las técnicas de interacción y los recursos instrutivos. Aunque no son prescriptivas, estas reflexiones ofrecen aportes relevantes para mejorar visualizaciones orientadas a la salud pública y contribuir al desarrollo de directrices aplicables a distintos contextos de visualización de datos.

1 Introdução

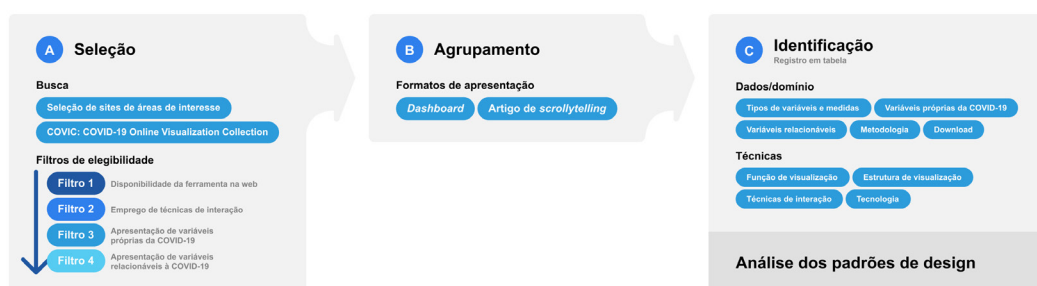
Ferramentas de visualização têm sido empregadas cada vez mais no contexto de solução de problemas complexos. Elas combinam o rápido processamento computacional – que suporta conjuntos de dados extensos –, o uso de representações e codificações visuais – que aceleram a inferência perceptiva humana – e o auxílio da interatividade – que faculta ao usuário adaptar os conjuntos de dados exibidos para melhor interpretá-los e explorá-los (Munzner, 2014).

Dentre os diversos problemas do mundo real cujo entendimento e exploração são facilitados por essas ferramentas estão os de natureza epidemiológica. Esses problemas envolvem a ocorrência, a distribuição e os fatores determinantes dos eventos de doenças em coletividades humanas (Pereira, 2018; Rouquayrol & Gurgel, 2017). Ferramentas de visualização voltadas à exploração epidemiológica devem, portanto, convir a observação da frequência e da distribuição de uma dada doença e viabilizar o entendimento de relações que ela pode ter com os fatores e condições identificados nas populações.

Com essa definição em mente, este artigo introduz nove observações que refletem sobre como aprimorar ferramentas interativas de atenção à saúde populacional, conferindo a elas melhor efetividade, usabilidade e confiabilidade para auxiliar a exploração epidemiológica e informar decisões em políticas públicas.

As observações resultam da análise de 33 ferramentas interativas disponíveis na web, utilizadas para examinar relações entre eventos de COVID-19 e variáveis de impacto associadas, entre 2020 e 2022. De maneira específica, o objetivo dessa análise foi reconhecer nessas ferramentas padrões de design, respondendo perguntas sobre escolhas comuns feitas no projeto de visualizações desse fim. A figura 1 descreve os procedimentos adotados para a análise:

Figura 1 – Procedimentos da análise de ferramentas interativas de visualização que exibem dados de COVID-19 em associação com outras variáveis de impacto (Fonte: os autores).



A exploração de cada uma das ferramentas permitiu averiguar escolhas de projeto feitas em termos de variáveis, granularidade dos dados, codificação visual, layout da exibição, técnicas de interação, e recursos de instrução de uso e de geração de confiabilidade da informação. A análise comparativa completa das ferramentas, bem como sua metodologia detalhada,

encontram-se na dissertação *Visualização de dados epidemiológicos: contribuições de design para ferramentas interativas na atenção à saúde* (Santiago, 2023), disponível para leitura [aqui](#).

2 Observações sobre Escolhas de Design

As observações estão descritas nas seções a seguir. Cada uma delas aborda um momento de escolha com o qual o designer da ferramenta de visualização deverá se deparar. Para cada uma delas, são apresentadas a necessidade subjacente à escolha, através de uma breve reflexão conceitual, e exemplos de boas práticas observados nas ferramentas web analisadas. A tabela 1 introduz as escolhas e a reflexão que cabem a cada uma:

Tabela 1: Resumo das escolhas de design e suas reflexões subjacentes

Escolha	Reflexão
Atributos	Como as variáveis exibidas podem compreender os possíveis fatores e efeitos associados ao problema epidemiológico
Granularidade	Como a desagregação dos dados exibidos facilitam entender a variabilidade do problema epidemiológico nas populações
Codificação Visual	Como aumentar a acurácia de interpretação dos dados selecionando estruturas de visualização familiares aos usuários
Representações Geográficas	Como adequar os mapas para a finalidade da exibição e para a informação que se quer dar ênfase
Layout	Como distribuir as visualizações no espaço de tela de forma a induzir o usuário à sequência narrativa desejada
Operadores de Interação	Como facilitar o reconhecimento de uso das técnicas de interação empregadas
Técnicas de Interação	Como destacar associações entre os dados usando técnicas de interação
Recursos Instrutivos	Como auxiliar e dar contexto ao usuário usando explicações textuais
Recursos de Confiabilidade	Como gerar transparência e confiança informando fontes de dados e métodos

Escolha de Atributos

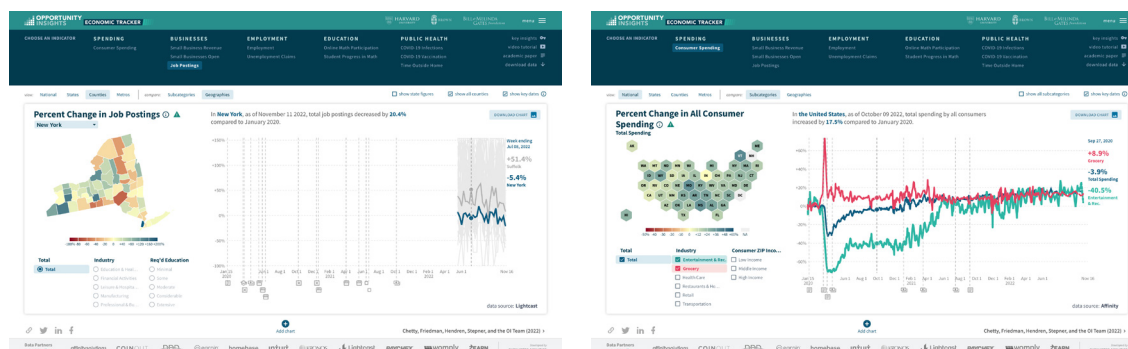
É importante que a ferramenta permita exibir dados que contribuam para o entendimento dos eventos da doença ao fornecer alguma possibilidade de relação com eles. Certos atributos, quando visualizados, podem se revelar tanto como fatores determinantes do processo saúde-doença quanto como explicações para a variabilidade das ocorrências da doença nas populações; ou mesmo como efeitos associados que a doença altera no ambiente e na sociedade. Um exemplo muito frequente observado na análise de ferramentas é a variável

idade: sabe-se que existe possível relação da gravidade de infecção da COVID-19 com a faixa etária do infectado (Starke et al., 2021). É do interesse do investigador, portanto, observar como a frequência de um desfecho da doença, como morte ou internação, varia por grupo etário.

As variáveis disponíveis também podem contemplar um tema que a ferramenta pretende narrar, caso exista essa delimitação de domínio. Se o objetivo, por exemplo, é permitir a investigação de relações entre eventos da COVID-19 e meio ambiente, cabe incluir atributos como indicadores de poluição, nível de qualidade da água potável e contaminação no esgoto. A escolha dessas variáveis, no entanto, parte de alguma hipótese sobre a associação, e não necessariamente da confirmação dela. É precisamente o avanço da exploração nos dados epidemiológicos que poderá confirmar ou negar a correlação entre as variáveis de interesse.

O *dashboard Opportunity Insights: Economic Tracker*, das universidades Harvard e Brown em parceria com a Fundação Bill & Melinda Gates (figura 2), exemplifica uma boa prática entre as ferramentas analisadas. Ele oferece ao usuário o “acompanhamento dos impactos econômicos da COVID-19 em pessoas, empresas e comunidades nos Estados Unidos em tempo real” (Chetty et al., 2020). Seis indicadores econômicos – gastos dos consumidores, receita de pequenas empresas, abertura de pequenas empresas, ofertas de emprego, taxa de ocupação e pedidos de seguro-desemprego – e dois indicadores escolares – participação e progresso dos estudantes em matemática – podem ser vistos em paralelo com a mensuração de eventos da COVID-19 em intervalos de tempo e acumulados. As variáveis de interesse fornecidas têm possível relação entre si e são aderentes ao tema delimitado.

Figura 2 - Dashboard *Opportunity Insights: Economic Tracker* exibindo gastos dos consumidores e ofertas de emprego (Fonte: Harvard University/Brown University/Bill & Melinda Gates Foundation, 2020).



Escolha de Granularidade

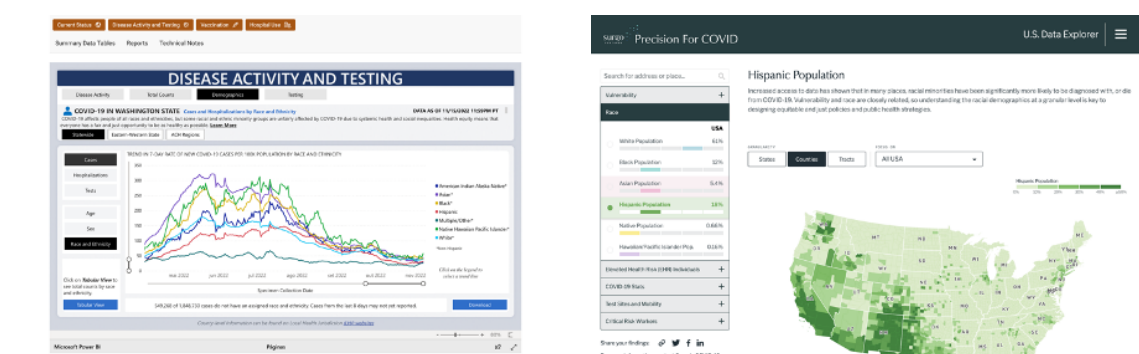
Desagregação é a separação dos dados em porções menores, como subcategorias de detalhes. A desagregação permite exibir os dados de forma mais granular, o que é bastante conveniente para a exploração.

Muitas das ferramentas de visualização analisadas permitem separar os dados exibidos por segmentos demográficos – como faixa etária, raça/etnia, sexo/gênero ou território do domicílio –, socioeconômicos – como estrato de renda, ocupação, nível de vulnerabilidade social ou voto/inclinação partidária – ou de condições gerais relacionadas à saúde – como a frequência de comorbidades, deficiências e doenças não transmissíveis e acesso à atenção preventiva. Essa possibilidade de segmentação populacional é praticamente indispensável na exploração epidemiológica e especialmente útil em ferramentas orientadas à informação de políticas públicas, sobretudo aquelas focalizadas:

Desagregar a informação em porções menores permite visualizar certas tendências ou valores específicos em cada uma das categorias [...], fazendo possível a geração de políticas públicas mais adequadas para cada setor da população e mais efetivas na redução das desigualdades (Crovetto, 2021).

Um bom exemplo observado entre as ferramentas analisadas está no *dashboard Washington State Department of Health: COVID-19 Data Dashboard*, da secretaria estadual de saúde de Washington (figura 3.1). Nele é possível acompanhar a evolução do número de casos, de hospitalizações e de testes de COVID-19 na população do estado em um gráfico de linhas segmentados por faixa etária, sexo e raça/etnia. Já o *dashboard Precision for COVID: US Data Explorer*, da Surgo Ventures (figura 3.2), tenta fornecer uma função semelhante, mas menos eficiente: um menu lateral na página permite escolher a raça/etnia da qual se quer ver a proporção populacional plotada num mapa. A forma como a ferramenta permite essa desagregação, no entanto, não possibilita ao usuário comparar diferenças de um indicador entre as raças, pois a mudança do atributo plotado (*change attributes*) permite que só uma seja exibida por vez.

Figura 3 - Dashboards *Washington State Department of Health: COVID-19 Data Dashboard* e *Precision for COVID: US Data Explorer* exibindo dados desagregados por raça/etnia. (Washington State Department of Health, 2022; Surgo Ventures, 2022).

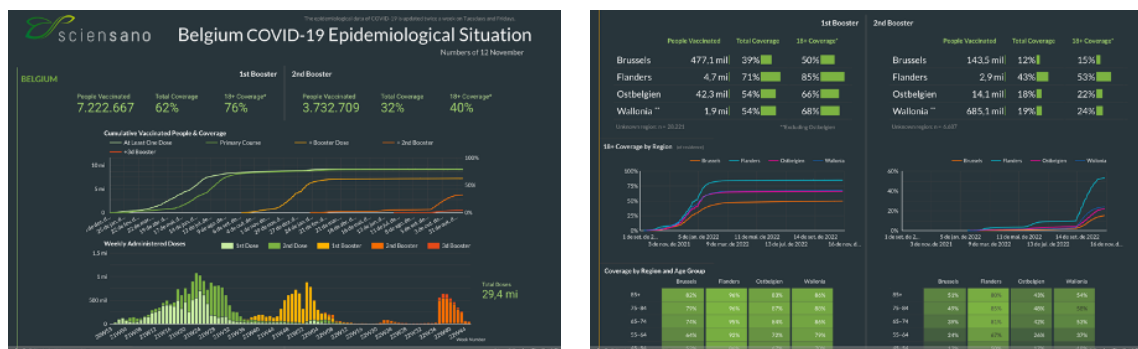


Escolha de Codificação Visual

Optar por visualizações de fácil reconhecimento e leitura aumenta a chance de que os dados da ferramenta sejam bem interpretados por diferentes públicos. Essa decisão ganha mais importância quanto mais amplo for o público-alvo da ferramenta. Além disso, estruturas mais familiares tendem a conter propriedades visuais de alta acurácia de interpretação para a percepção humana. Esse é o caso dos gráficos de barras e barras de progresso, que expressam magnitude utilizando comprimento, e os gráficos de linhas e de dispersão (*scatter plots*), que utilizam posição. A acurácia é de especial prioridade em ferramentas de dados epidemiológicos orientadas a informar políticas públicas e a população. Priorizá-la minimiza erros de interpretação dos dados que podem ser comprometedores.

O *dashboard Belgium COVID-19 Epidemiological Situation*, da Sciensano (figura 4), é um bom exemplo: há na ferramenta 13 tipos diferentes de estruturas de visualização, de reconhecimento e interpretação fáceis e acuradas, como gráficos de barras, gráficos de linhas, *bullet graphs*, barras de progresso e *heat maps*. Um bom equilíbrio de diversidade e familiaridade entre os formatos. O conjunto dessas visualizações permite monitorar a evolução de diversos indicadores da COVID-19 na Bélgica segmentados por variáveis demográficas e por complicadores de saúde.

Figura 4 - Dashboard *Belgium COVID-19 Epidemiological Situation* exibindo gráficos de linhas, gráficos de barras, barras de progresso e *heat maps*. (Fonte: Sciensano, 2022).



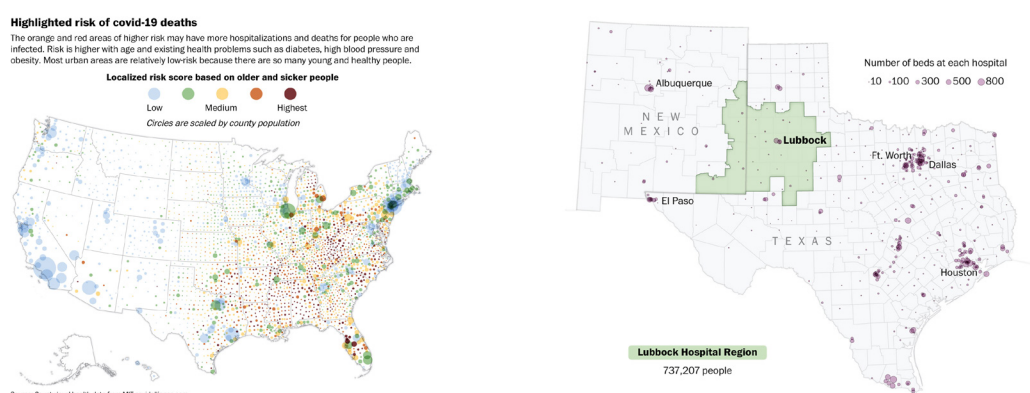
Escolha de Representações Geográficas

Em 3/4 das ferramentas analisadas foram encontrados mapas coropléticos, refletindo, portanto, uma escolha dominante para exibição de dados geoespaciais. Apesar de usual, essa solução pode não ser a mais adequada para outras funções que a visualização tenha que convir, como exibir distribuições e dimensionar a população; ou pode dificultar o entendimento da informação que a ferramenta pretende dar ênfase dentro do domínio de interesse. A delimitação das informações-chave para a exploração orienta a escolha de estruturas mais convenientes de representação geográfica.

Por exemplo, mapas de bolhas permitem exibir ao mesmo tempo o valor atribuído de um indicador e o tamanho da população – normalmente o primeiro pela cor e o segundo pela área de um círculo. Essa concomitância de informações pode ser muito útil na exploração quando o tamanho da população for um fator de seleção para análise. Pode ser da intenção do usuário analisar, por exemplo, municípios populosos. Essa ênfase é fornecida num mapa de bolhas, no qual um escaneamento visual rápido identifica os círculos maiores.

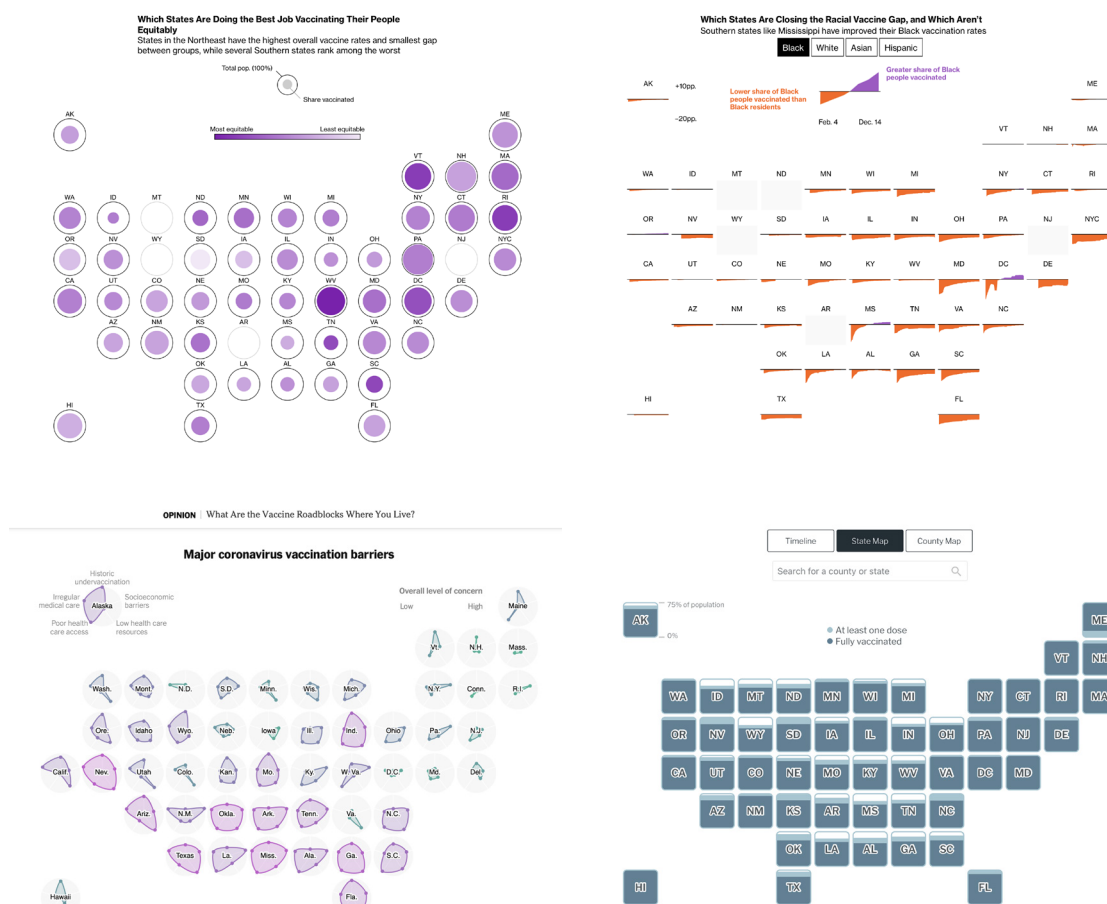
Os referenciais geográficos não são perdidos, pois normalmente as bolhas são plotadas sobre um mapa com divisões administrativas. Dois exemplos de uso dessa estrutura de visualização estão no artigo de *scrollytelling*, *How a surge of coronavirus patients could stretch hospital resources in your area*, do The Washington Post (figura 5).

Figura 5 - Exemplos de mapa de bolhas encontrados no artigo de scrollytelling *How a surge of coronavirus patients could stretch hospital resources in your area*. (Fonte: The Washington Post, 2020).



Outro exemplo de solução versátil para comportar mais de uma variável sem perder completamente o referencial geográfico é o cartograma. Essa estrutura “distorce a forma das regiões geográficas para que a área codifique diretamente uma variável de dados” (Ferdio, 2017). Ampliando um pouco essa definição, em quatro exemplos particularmente interessantes encontrados na análise, os designers optaram por igualar a área dos estados no mapa e conter dentro de cada uma delas outras codificações ou estruturas de visualização, permitindo assim a exibição concomitante de variáveis referenciadas geograficamente (figura 6).

Figura 6 - Exemplos de cartograma combinado com outros formatos de visualização encontrados nas ferramentas da amostra. (Fonte: Bloomberg, 2021; The New York Times, 2021; Surgo Ventures, 2022).



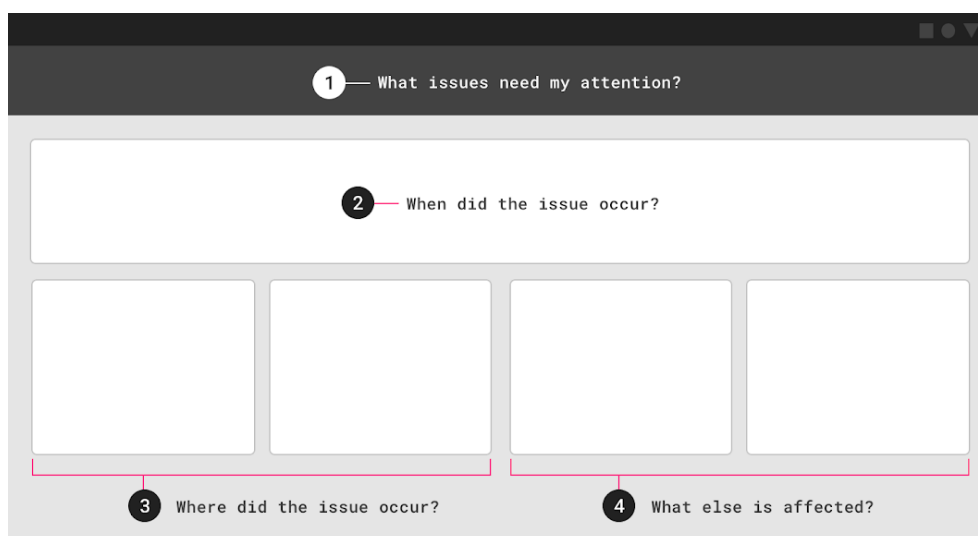
Escolha de Layout

A sequência com que as visualizações de uma ferramenta são lidas pode ser determinante para a apreensão da informação e para a conveniência da exploração. Apesar de ser impossível garantir em todos os casos a ordem do escaneamento visual e das interações que o usuário irá preferir, o designer da ferramenta pode utilizar a disposição das visualizações no espaço de tela ou na sequência de leitura para induzi-lo.

A disposição dos gráficos na tela do condiciona uma sequência de escaneamento visual, e essa sequência é uma oportunidade de empregar uma “narrativa exploratória”. Um dos primeiros autores a publicar uma instrução (*guideline*) de design visual para ferramentas de visualização exploratória é Shneiderman, no artigo *The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations* (1996). A diretriz básica é conhecida como Mantra de Busca de Informações Visuais e descreve um conjunto de interações cuja sequência torna mais conveniente a exploração: “primeiro a visão global, ampliação e filtro, e depois detalhes sob demanda” (Shneiderman, 1996, p. 337).

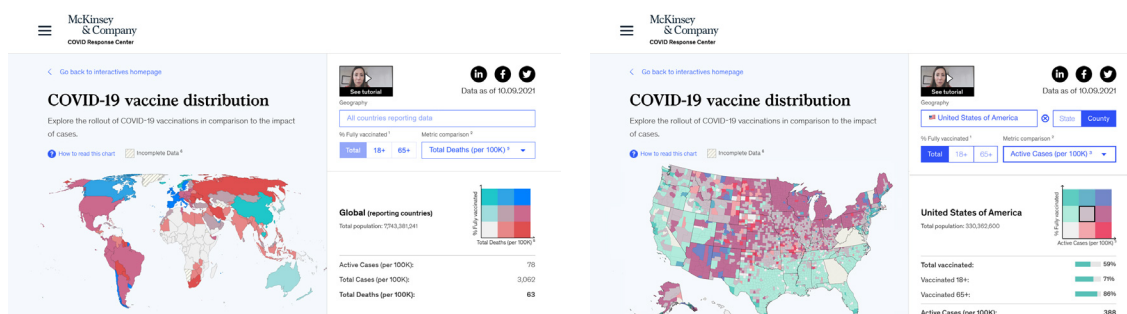
Outro conjunto de diretrizes interessante para o design de tela de *dashboards* é fornecido mais recentemente pelo *Material Design*, linguagem e sistema de design desenvolvida pela Google para seus produtos digitais. O *Material* recomenda que “as informações devem ser priorizadas e organizadas com base nas perguntas feitas aos dados” (Material Design, 2019). Em uma sugestão de distribuição da informação em um dashboard (figura 7), as seguintes questões do usuário são abordadas em sequência: “(1) quais problemas precisam de atenção; (2) quando o problema ocorreu; (3) onde ocorreram os problemas; e (4) quais outras variáveis são afetadas pelo problema”.

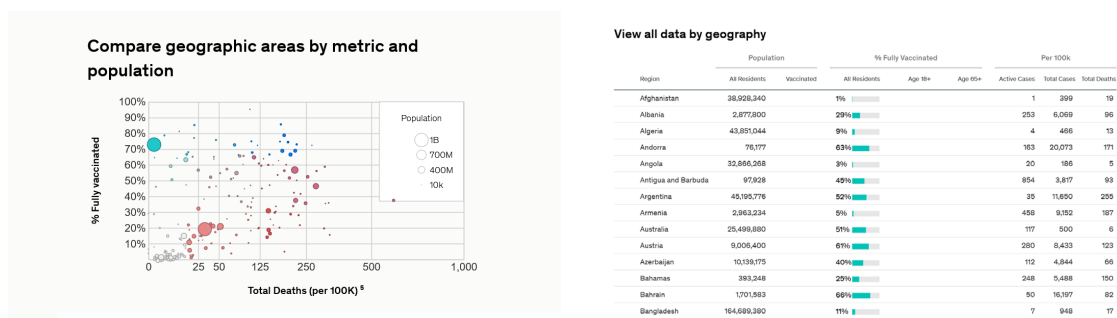
Figura 7 - Diagrama de distribuição da informação em um dashboard sugerido pelo sistema *Material Design* (Fonte: Material Design, 2019).



Essa é claro a recomendação de uma entre muitas possíveis sequências narrativas para conduzir o usuário numa investigação de problemas epidemiológicos. Como exemplo alternativo, o dashboard *COVID-19 Vaccine Distribution*, da McKinsey (figura 8), emprega esse critério induzindo uma outra sequência de leitura: acima da dobra da tela a pergunta sobre o local já é abordada, à esquerda, num mapa-mundi coroplético. À direita do mapa é exibido um resumo de indicadores globais de COVID-19, abordando a pergunta sobre o problema (figura 8.1).

Figura 8 - Capturas de tela do dashboard *COVID-19 Vaccine Distribution* exibindo a sequência de narrativa exploratória da ferramenta. (Fonte: McKinsey, 2021).





Retomando o Mantra de Busca de Informações Visuais, a visão global (*overview*) resumida fornecida pelo conjunto do mapa e dos indicadores-chave determina o ponto de partida da exploração. Ao selecionar um dos países, somente esse passa a ser exibido à esquerda, e os indicadores à direita passam a reportar os dados daquele país (figura 8.2, página anterior). Essa ação e seu resultado equivalem no mantra de Shneiderman à ampliação (*zoom*) e ao filtro (*filter*), respectivamente. Rolando a página, o usuário pode explorar a mesma relação codificada em cor no mapa agora através de um gráfico de dispersão (figura 8.3), uma segunda visualização complementar que adiciona a possibilidade de “descobrir novos aspectos da relação” (Yi et al., 2007, p. 1228). No final da sequência, o usuário chega ao detalhamento mais granular da informação: uma tabela comparativa com os dados completos (figura 8.4).

Escolha de Operadores de Interação

Técnicas de interação em ferramentas de visualização de dados concedem aos usuários a possibilidade de adaptar o que está sendo exibido para conveniência da interpretação e da exploração. Elas são “o diálogo entre o usuário e o sistema à medida que o usuário explora o conjunto de dados para descobrir insights” (Yi et al., 2007, p. 1224). Para que as técnicas de interação disponíveis numa ferramenta proporcionem a finalidade desejada, sua operação, isso é, seu modo de interagir, precisa ser facilmente reconhecido pelo usuário. Cabe ao designer da ferramenta, portanto, considerar a *affordance* da operação escolhida.

Affordance é um conceito trazido da psicologia para o design por Norman (2002), que o define como “as propriedades percebidas e reais de um objeto [...] que determinam de que maneira ele poderia ser usado” (Norman, 2002, p. 9). Em interação humano-computador (HCI) e experiência de usuário (UX), o emprego de *affordances* claros é de enorme importância para a usabilidade das interfaces, e, em muitos casos, se vale de experiências recorrentes e convenções. Usuários, via de regra, buscam replicar o resultado de uma operação aprendida em uma aplicação ao interagir com outras.

Para ilustrar, tomemos algumas técnicas de interação agrupadas por Yi et al. (2007) na intenção do usuário “resumir/elaborar” (*abstract/elaborate*). Esse grupo de técnicas habilita ao usuário “ajustar o nível de abstração de uma representação de dados [...] desde uma visão global até os detalhes” (Yi et al., 2007, p. 1128). Shneiderman (1996) chama essa tarefa de

interação de “detalhamento sob demanda” (*details-on-demand*). Técnicas comuns de acessar o detalhamento da informação em visualizações são os *tool-tips*, uma caixa flutuante que é exibida temporariamente quando o cursor para sobre um objeto; o *drill down*, que reduz o nível de granularidade dos dados exibidos; e o *zoom*, que amplia ou reduz a escala de exibição.

Todas elas têm *affordances* específicos, e conhecer as convenções e experiências recorrentes ligadas à operação de cada uma ajuda o designer a projetar interações de fácil reconhecimento. A exemplo, Few (2006) recomenda para a exibição dos valores codificados na visualização o uso de *tool-tips*:

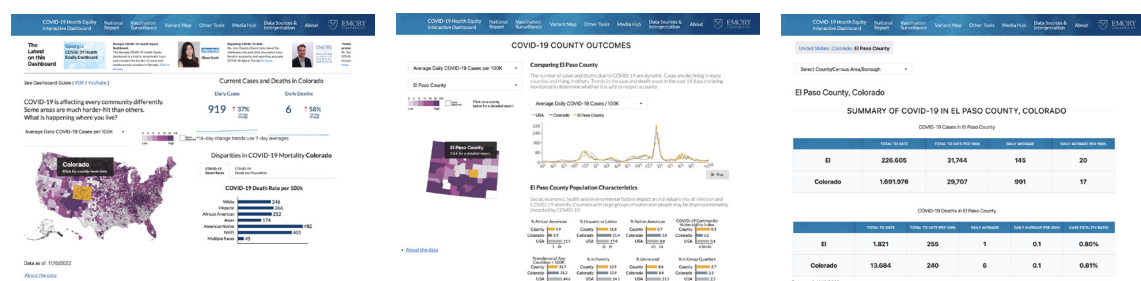
Se houver momentos em que um usuário quiser saber o valor preciso de um determinado ponto de dados ao longo de um gráfico de linhas, a habilidade de passar o mouse sobre essa posição e fazer com que o valor apareça temporariamente como texto é ideal (Few, 2006, p. 146).

Few também descreve uma *affordance* da operação de *drill down* ao recomendar que se permita ao usuário iniciar o aprofundamento clicando diretamente no marcador que representa o dado:

Permitir que o usuário acesse dados adicionais (como os detalhes abaixo da visão global) por meio de interação direta é fácil e intuitivo [...]. Se você exibir um gráfico de barras em que cada barra representa a receita de vendas de uma região diferente, por exemplo, pode ser ideal permitir que o usuário clique diretamente em uma determinada barra para ver um gráfico que subdivide ainda mais a receita dessa região de acordo com os estados que a ela pertencem (Few, 2006, p. 146).

A *affordance* da operação de *zoom*, por sua vez, contém como padrão recorrente de uso o acionamento pela rolagem (*scroll*). Esses são somente alguns exemplos de convenções de uso associadas a técnicas de interação, e podem ser encontrados em quase todas as ferramentas da análise. A figura 9 mostra a sequência de detalhamento da informação obtida através da técnica de *drill down* na ferramenta *COVID-19 Health Equity Interactive Dashboard*, da Universidade Emory. A operação é feita clicando diretamente na área do mapa que se quer detalhar.

Figura 9 - Capturas de tela exibindo em sequência a redução de granularidade através do drill down no dashboard *COVID-19 Health Equity Interactive Dashboard*. (Fonte: Emory University, 2022).



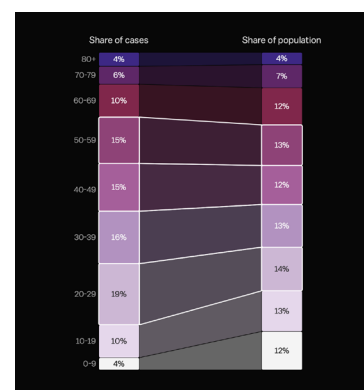
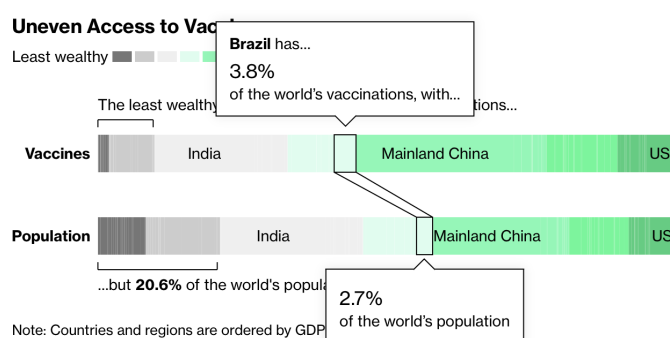
Técnicas de interação como essas, quando facilmente habilitadas por meios de operação reconhecíveis, ampliam a efetividade e a usabilidade de ferramentas de visualização de dados epidemiológicos nas suas tarefas exploratórias.

Escolha de Técnicas de Interação

Nas ferramentas analisadas, foi identificada uma particular utilidade das técnicas interativas de conexão. Em se tratando de como otimizar ferramentas interativas orientadas a dados epidemiológicos, trata-se de uma observação de especial importância. Isso porque ferramentas desse tipo devem convir o entendimento de possíveis relações que os eventos de saúde investigados possam ter com fatores determinantes e condicionantes e com efeitos observados nas populações. Shneiderman (1996) classifica essa finalidade na tarefa “relacionar” (*relate*). Yi *et al.* (2007) mencionam as operações *brushing*, *highlight by hovering* e *expanding* ao descrever a intenção do usuário “conectar” (*connect*).

Em todos os casos, nos referimos a recursos interativos que auxiliam os usuários a identificar associações entre os dados. Quando há apenas uma representação da informação, uma técnica de conexão pode exibir ou destacar momentaneamente uma ligação visual entre itens. A figura 10 mostra as ligações visuais expressas através de linhas entre dois lados de coordenadas paralelas (*parallel sets*). Ambas as exibições são resultantes de ações interativas, a primeira ativada através do posicionamento do cursor sobre o item (*hover*) e a segunda através da rolagem (*scroll*):

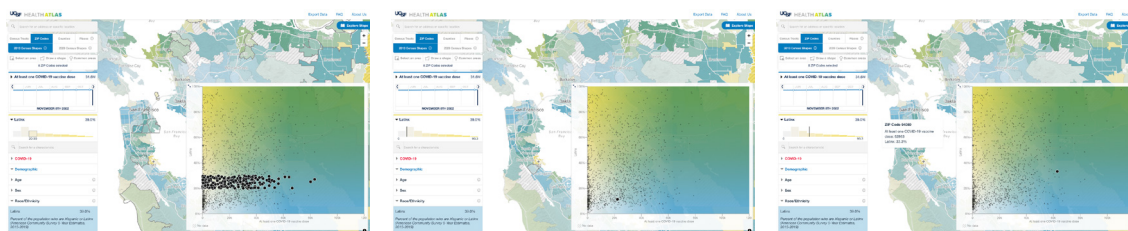
Figura 10 - Exemplos de ligações visuais exibidas a partir de técnicas interativas de conexão encontrados nas ferramentas da amostra. (Fonte: Bloomberg, 2022; Vox, 2021).



Também é conveniente permitir conexões quando há mais de uma representação dos mesmos dados na tela. Técnicas de conexão, nesse caso, identificam em uma segunda visualização a representação correspondente de um dado selecionado na primeira; como no exemplo de Yi *et al.*: “quando um usuário seleciona um item de dados na exibição esquerda, o mesmo item de dados da exibição direita é destacado simultaneamente” (2007, p. 1229).

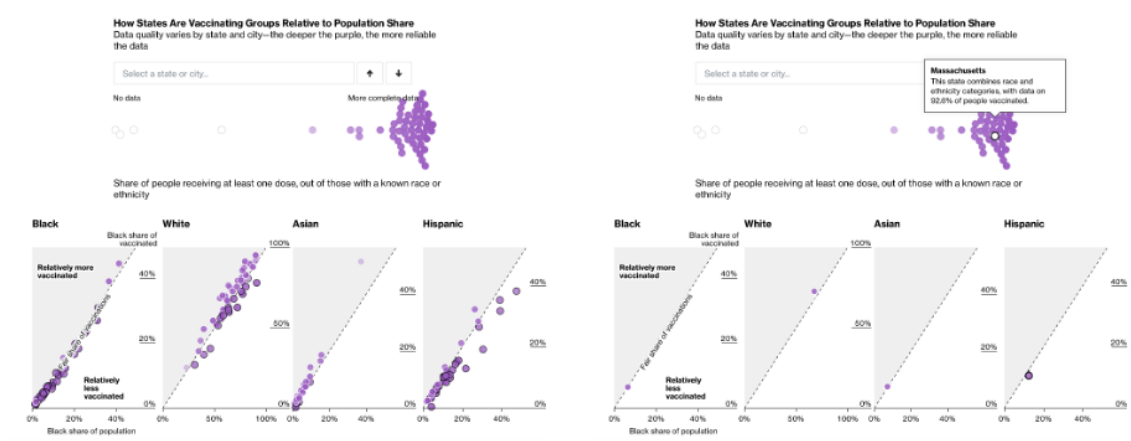
O *dashboard UCSF Health Atlas*, da Universidade da Califórnia em São Francisco, permite essa função usando a técnica *highlight by hovering* (figura 11). Nele, três visualizações estão conectadas: um histograma, um mapa coroplético e um gráfico de dispersão (*scatter plot*). O item que o usuário deseja analisar, no caso um condado, zona postal ou setor censitário, é destacado nas três visualizações ao mesmo tempo ao posicionar o cursor seja sobre uma barra do histograma (11.1), uma área do mapa (11.2) ou um círculo do gráfico de dispersão (11.3):

Figura 11 - Capturas de tela exibindo a identificação de representações do mesmo dado através do *highlight by hovering* no *dashboard UCSF Health Atlas*. (Fonte: University of California, San Francisco, 2022).



As mesmas técnicas valem também para a identificação de dados associados ou filtrados que estejam em visualizações diferentes e ao mesmo tempo na tela. O artigo de *scrollytelling Half of U.S. States Have Big Racial Vaccine Gaps Heading Into Omicron*, da Bloomberg, exibe um *jitter plot* conectado a pequenos múltiplos de gráficos de dispersão (*scatter plot*). Em todas as visualizações os círculos representam estados, mas em cada um dos pequenos múltiplos a população está filtrada por uma raça/etnia. O emprego da técnica de interação *highlight by hovering* é o que permite o usuário encontrar o mesmo estado em todas as representações ao mesmo tempo passando o cursor sobre apenas uma (figura 12):

Figura 12 - Capturas de tela exibindo a identificação de dados filtrados em visualizações diferentes através do *highlight by hovering* no artigo de *scrollytelling Half of U.S. States Have Big Racial Vaccine Gaps Heading Into Omicron*. (Fonte: Bloomberg, 2021).



Escolha de Recursos Instrutivos

Diversos exemplos observados até aqui podem ser entendidos como soluções que, através de ação implícita, auxiliam no entendimento correto da informação e na conveniência e facilidade da exploração. Em muitos casos, no entanto, mesmo o emprego de todas essas práticas pode ser insuficiente para garantir que esses fins sejam cumpridos. Um complemento útil em muitas ferramentas de visualização de dados, sobretudo aquelas orientadas a informar políticas públicas e a população, é a disposição de explicações textuais. Esse é um recurso de auxílio explícito ao usuário e pode ser fornecido através de legendas ou parágrafos de texto em menus expansíveis e *tool-tips*.

Os textos também podem, entre outras coisas, explicar o funcionamento das interações. Eles precisam ser curtos e inequívocos, e são especialmente importantes quando a operação da interação não seguir o padrão mais recorrente e reconhecível. É o caso do aviso que aparece ao rolar o cursor (*scroll*) sobre o mapa no *dashboard Precision for COVID: US Data Explorer*, da Surgo Ventures (figura 13): usuários normalmente reconhecem o *scroll* como a ação que opera o *zoom*, mas, nesse caso, ele já opera a própria rolagem da página, que traz outras visualizações na sequência vertical. O texto que informa a ação necessária (tecla *ctrl* + *scroll*) para ampliar o mapa (*zoom*) é engatilhado justamente na tentativa do usuário de usar o padrão recorrente, somente o *scroll* (figura 13.1):

Figura 13 - Exemplos de explicações textuais encontradas no dashboard *Precision for COVID: US Data Explorer*. (Fonte: Surgo Ventures, 2022).



A mesma ferramenta emprega explicações textuais em outras etapas da navegação: uma página prévia ao *dashboard* contextualiza o assunto e apresenta um resumo de como é possível explorar a ferramenta (figura 13.2) e um passo a passo (*walkthrough*) é iniciado automaticamente ao acessá-la, explicando cada um dos elementos interativos por vez (figura 13.3).

Escolha de Recursos de Confiabilidade

Além de textos que abordam o assunto e o funcionamento da ferramenta, diversos projetos incluem textos que explicam a origem dos dados e como os indicadores exibidos são calculados. Essas informações não são apenas “curiosidades”, mas um critério gerador de

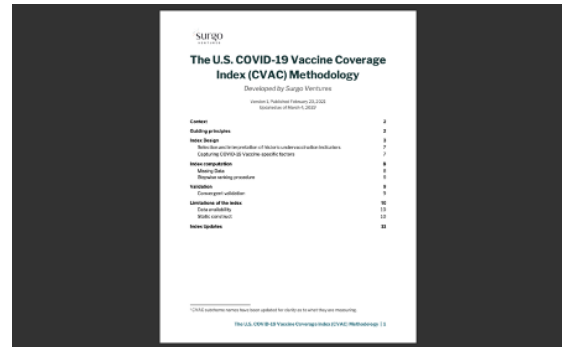
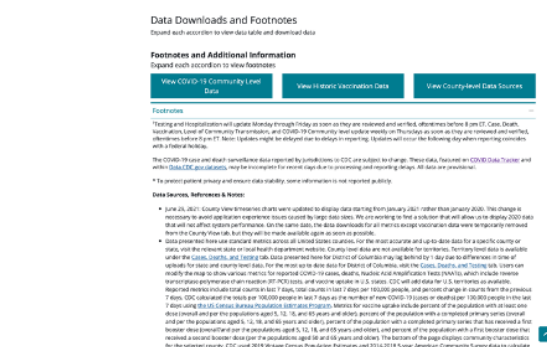
credibilidade, confiabilidade e transparência para o que é narrado nas visualizações (Ivanković et al., 2021):

Para [prover] transparência sobre como os dados foram coletados e insights sobre “o que está por trás” dos indicadores relatados, o fornecimento de fontes de dados e cálculos explícitos deve ser considerado um requisito mínimo (Ivanković et al., 2021, p. 13).

Por se tratar de instrumentos de aquisição de informação que pode orientar decisões importantes na atenção à saúde, ferramentas de visualização de dados epidemiológicos demandam indisputável confiabilidade. Ao facilitar o acesso às fontes dos dados exibidos e à metodologia empregada para produzi-los, o designer simplifica tarefas de especialistas do domínio, como realizar checagens, encontrar informações mais específicas que convém à sua investigação ou mesmo citar a ferramenta em publicações científicas.

Os textos podem ser incluídos em *tool-tips* de informação, menus expansíveis, modais, notas de rodapé ou mesmo em documentos disponibilizados separadamente para *download*. Todas as páginas do *dashboard COVID Data Tracker*, dos CDC, por exemplo, trazem as fontes dos dados, referências e metodologia em notas de rodapé expansíveis (figura 14.1). Já a ferramenta *The U.S. Covid-19 Vaccine Coverage Index*, da Surgo Ventures, disponibiliza um documento em PDF que guia o usuário através de aspectos de design, computação, validação e limitações dos índices representados no *dashboard* (figura 14.2):

Figura 14 - Exemplos de textos informativos sobre fontes e métodos encontrados nas ferramentas da amostra. (Fonte: Centers for Disease Control and Prevention, 2022; Surgo Ventures, 2022).



3 Conclusões

As observações apresentadas neste artigo evidenciam como decisões de design influenciam diretamente a efetividade, usabilidade e confiabilidade de ferramentas interativas voltadas à visualização de dados epidemiológicos. Junto a elas, foram apresentadas sugestões e exemplos de boas escolhas de design relacionadas à seleção de variáveis, à granularidade dos dados, à codificação visual, à organização do layout, às técnicas de interação e aos recursos de instrução e de transparência da informação.

Figura 15 – Observações sobre escolhas de design em ferramentas para visualização de dados epidemiológicos



Embora não tenha caráter prescritivo, este conjunto de observações oferece subsídios relevantes para o desenvolvimento futuro de ferramentas de visualização voltadas à saúde pública. Não somente, as escolhas refletidas aqui também têm potencial para aprimorar diretrizes de projeto de visualização aplicáveis em domínios diversos, com especial aplicação nos casos em que se busca facilitar o entendimento da distribuição e das relações entre os dados.

Referências

- Chetty, R., et al. (n.d.). *The Economic Tracker*. Disponível em <https://tracktherecovery.org/>
- Crovetto, S. (2021, agosto 30). Desagregação de dados como estratégia para elaborar políticas públicas que reduzam as desigualdades. *Mercociudades*. Disponível em <https://mercociudades.org/pt-br/desagregacion-de-datos-como-estrategia-para-elaborar-politicas-publicas-que-reduzcan-las-desigualdades/>
- Ferdio. (n.d.). *Data Viz Project | Collection of data visualizations to get inspired and finding the right type*. Disponível em <https://datavizproject.com/>
- Few, S. (2006). *Information dashboard design: The effective visual communication of data* (1st ed.). O'Reilly.
- Ivanković, D., et al. (2021). Features constituting actionable COVID-19 dashboards: Descriptive assessment and expert appraisal of 158 public web-based COVID-19 dashboards. *Journal of Medical Internet Research*, 23(2), e25682. <https://doi.org/10.2196/25682>
- Material Design. (n.d.). *Material design: Data visualization*. Disponível em <https://m2.material.io/design/communication/data-visualization.html#dashboards>
- Munzner, T. (2014). *Visualization analysis and design: Principles, techniques, and practice* (1st ed.). AK Peters.
- Norman, D. A. (2002). *The design of everyday things* (1st Basic paperback ed.). Basic Books.
- Rouquayrol, M. Z., & Gurgel, M. (2017). *Epidemiologia & saúde* (7ª ed.). Medbook.
- Santiago, I. F. (2023). Santiago, I. F. (2025). *Visualização de dados epidemiológicos: Contribuições de design para ferramentas interativas na atenção à saúde* (Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro).
- Shneiderman, B. (1996, setembro). The eyes have it: A task by data type taxonomy for information visualizations. In *Proceedings 1996 IEEE Symposium on Visual Languages*. <https://doi.org/10.1109/VL.1996.545307>
- Starke, K. R., et al. (2021). The isolated effect of age on the risk of COVID-19 severe outcomes: A systematic review with meta-analysis. *BMJ Global Health*, 6(12), e006434. <https://doi.org/10.1136/bmjgh-2021-006434>
- Yi, J. S., et al. (2007). Toward a deeper understanding of the role of interaction in information visualization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 13(6), 1224–1231. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2007.70515>

Sobre os autores

Igor Falconieri Santiago, Mestre, UFRJ, Brasil <igorfalconieri@gmail.com>

Doris Clara Kosminsky, Dr^a, UFRJ, Brasil <doriskos@eba.ufrj.br>

Tiago Barros Pontes e Silva, Dr., UnB <tiagobarros@unb.br>