

Visualização de dados sobre UX: um estudo preliminar da literatura

Lucas K. do Amaral¹, Maylon P. Macedo¹, Luciana A. M. Zaina¹

¹Universidade Federal de São Carlos (UFSCar)
Sorocaba – SP – Brasil

{lucaskatib, macedomaylon}@estudante.ufscar.br, lzaina@ufscar.br

Abstract. *This paper aims to present partial results of a systematic mapping of the literature about data visualizations on UX. From 57 papers selected in our study, the preliminary analysis uncover 32 types of charts, 10 data sources used to construct the visualizations and 5 main purposes of the use of the visualization.*

Resumo. *Este trabalho tem como objetivo apresentar resultados parciais de um mapeamento sistemático da literatura de visualizações de dados sobre UX. A partir dos 57 artigos selecionados em nosso estudo, a análise preliminar revelou 32 tipos de gráficos, 10 fontes de dados usadas para construir as visualizações e 5 propósitos principais de uso das visualizações.*

1. Introdução

Visualizações de dados são criadas para potencializar a capacidade cognitiva de interpretar dados [Munzner 2014]. [Munzner 2014] define visualizações de dados como representações visuais de um conjunto de dados que auxiliam o usuário na realização de tarefas. A autora propõe uma visão em perspectiva que divide a análise de visualizações em quatro níveis: (i) **domínio**, que se refere ao contexto de uso e ao público alvo da visualização; (ii) **abstração**, que engloba a abstração dos dados e das tarefas da visualização; (iii) **codificação**, que define os códigos visuais e de interação da visualização; e (iv) **algoritmo**, que trabalha com a maneira com que a visualização é implementada computacionalmente.

A experiência do usuário (UX - *User eXperience*) resulta da interação entre o estado interno do usuário, o software e o contexto da interação [Hassenzahl and Tractinsky 2006]. Usualmente, a interação do usuário com softwares gera dados sobre essa interação; contudo, esses dados são pouco explorados para melhoria do software ou mesmo para criação de outros softwares [Kashfi et al. 2019]. A literatura recomenda que dados de UX fiquem mais visíveis aos times para que o engajamento da equipe com o design de UX aumente [Zaina et al. 2021, Kashfi et al. 2019]. Embora existam estudos sobre como incorporar o design de UX no cotidiano das equipes de software, pouco tem-se explorado sobre como visualizar dados sobre UX.

O objetivo deste artigo é apresentar os resultados preliminares de um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) que selecionou 57 artigos que versam sobre tipos de gráfico usados, os dados utilizados para construção das visualizações e os propósitos para que essas visualizações foram usadas.

2. Metodologia

O processo do MSL foi conduzido seguindo as premissas definidas por [Petersen et al. 2008]. A partir das recomendações de [Buchinger et al. 2014], foram escolhidas as bases de pesquisa: *ACM Digital Library*, *IEEE Digital Library*, *Science@Direct* e *Scopus*. A *string* de busca foi definida inicialmente com base no conhecimento adquirido na leitura de trabalhos seminais e refinada por um processo iterativo de análise dos resultados de acordo com a inclusão e exclusão das *keywords*. A versão final da *string* de busca ficou definida como: (“*user experience*” OR “*UX*” OR “*UX data*” OR “*UX measure*”) AND (“*information visualization*” OR “*InfoVis*”). Para um artigo ser selecionado, ele deveria satisfazer todos os critérios de inclusão e não se enquadrar em nenhum dos critérios de exclusão. Eram critérios de inclusão: abordar a interação do usuário com um software através de uma visualização de dados; e possuir foco em visualização de dados sobre a interação do usuário com um software. Eram critérios de exclusão: não ser publicado em um *journal* ou em anais de conferências; ter até quatro páginas; ser estudo secundário; artigo duplicado; e artigo indisponível em inglês.

A execução da *string* de busca nas bases selecionadas ocorreu em Janeiro de 2023. Ao todo, **3871** artigos foram retornados, sendo: *ACM Digital Library* (1017), *IEEE Digital Library* (41), *Science@Direct* (466) e *Scopus* (2347). O artigo [Lachner et al. 2016] estava entre os trabalhos seminais, porém, não foi retornado pela *string* devido ao foco do título e das *keywords* ser as características dos dados visualizados e não a visualização desenvolvida. Contudo, por satisfazer os critérios de seleção, ele foi incluído no MSL. Foram aceitos **57** artigos¹. A extração e a consolidação das informações contidas nos artigos foram direcionadas por 10 questões, definidas com base no *framework* de [Munzner 2014]. Por limitações de espaço neste artigo, serão apresentados os resultados de três questões, sendo elas e suas respectivas relações com os níveis da proposta de [Munzner 2014]: (1) Quais são os tipos de visualizações utilizadas (**codificação**)? (2) Quais dados são explorados pelas visualizações (**abstração**)? (3) Quais os propósitos de uso das visualizações (**abstração**)? Os resultados estão organizados respondendo essas questões.

3. Resultados

3.1. Quais são os tipos de visualizações utilizadas?

Considerando os trabalhos que fizeram a utilização de **tipos genéricos de visualização**, foi desenvolvida a Tabela 1. Além dos genéricos, foram encontrados tipos personalizados, como o caso do **gráfico de bolhas 3D** que foi criado como parte de um *framework* para visualização de dados quantitativos e qualitativos configurável pelo usuário [Campos Filho et al. 2015].

Simulações 3D de uma cena foram criadas para reproduzir a interação ao longo do tempo em um ambiente virtual de um jogo [MacCormick and Zaman 2020, MacCormick and Zaman 2023]. Um **gráfico composto de tubos 3D**, visualizado a partir de realidade aumentada, foi utilizado para apresentar a dispersão das posições, e o movimento de usuários e de objetos no ambiente físico da interação [Büschel et al. 2021].

¹Os artigos incluídos, seus identificadores e as consolidações geradas estão disponíveis em: <https://shorturl.at/isAE3>.

Também foi encontrada a utilização de **linhas do tempo com múltiplas faixas** para visualizar navegações concorrentes [Cernea et al. 2014] e uma visualização resultante da **sobreposição de pontos e linhas** para observar eventos contínuos (linhas) concomitantes a eventos discretos (pontos) [Ebel et al. 2021].

Tipos	Citação	Tipos	Citação
Afinidade	[Liu and Eagan 2021]	Mapa de trajetória	[Li et al. 2017, Wallner et al. 2019, Kepplinger et al. 2020]
Arco	[Buono et al. 2020]	Matriz de adjacência	[Wallner and Kriglstein 2014]
Área	[Li et al. 2017, Du et al. 2018, Wang et al. 2016]	Nuvem de palavras	[Li and Liu 2020]
Barras	[Cernea et al. 2015, Jasim et al. 2022, Da Silva Franco et al. 2019, Shen et al. 2012]	Pontos	[Dias et al. 2012, Büschel et al. 2021]
Bolhas	[Carrasco et al. 2017]	Radar	[Feitosa et al. 2015, Ruotsalo et al. 2018, Lachner et al. 2016]
Box plot	[Bernhaupt et al. 2020]	Sankey	[Chen et al. 2019, Gu et al. 2015]
Calor	[Cernea et al. 2015, Büschel et al. 2021, Wallner and Kriglstein 2020]	Scanpath	[Da Silva Franco et al. 2019]
Dispersão	[Büschel et al. 2021]	Sliders	[Rijnders et al. 2022]
Gantt	[Da Silva Franco et al. 2019]	Stream graphs	[Du et al. 2018]
Grafos	[Costa et al. 2021, Bernhaupt et al. 2019, Andersen et al. 2010, Buono et al. 2020, Saga et al. 2017]	Stripe	[Morrison and Doherty 2014, Du et al. 2018]
Histograma	[Cernea et al. 2015, Rijnders et al. 2022]	Sunburst	[Carrasco et al. 2017]
Icicle charts	[Bernhaupt et al. 2020]	Tabelas	[Soure et al. 2022, Yen et al. 2020, Więckowska and Rudnicka 2021]
Linhas	[Li et al. 2017, Soure et al. 2022, Morrison and Doherty 2014, Karapanos et al. 2012]	Texto plano	[Segura et al. 2018, Bogaard et al. 2020, Rijnders et al. 2022]
		Violino	[Ebel et al. 2021]

Tabela 1. Tipos de gráficos encontrados na literatura.

3.2. Quais dados são explorados pelas visualizações?

Considerando dados adquiridos a partir de técnicas de coleta, é possível explorar os **dados demográficos** [Sun et al. 2016] e **dados acústicos** de sessões de *think aloud*, como o tom, o volume e a velocidade de fala [Soure et al. 2022]. Sobre os **sentimentos do usuário**, foram encontrados quatro tipos de dados usados, sendo: (1) nível de excitação (excitado ou calmo) [Wallner et al. 2019]; (2) polaridade (sentimento positivo, negativo ou neutro) [Sykownik et al. 2019]; (3) nível de valência (agradável ou desagradável) [Cernea et al. 2015]; e (4) emoção (feliz, triste, surpreso, entre outras emoções) [Kepplinger et al. 2020].

Através do uso de um software, é possível explorar dados sobre **ações do usuário** e a **sequência de eventos do software** [MacCormick and Zaman 2023]. Exemplos destes dados são: a localização do evento na tela [Büschel et al. 2021], a frequência que o evento ocorre [Wang et al. 2016]; e a intensidade do evento (ex. velocidade de *scroll*) [Soure et al. 2022]. Também é possível explorar a **trajetória de navegação** do usuário pelas telas de um software [Ebel et al. 2021] ou por páginas web [Cernea et al. 2014]. Os dados de navegação podem ser associados a dados de **rastreamento ocular**, como: campo de visão [Ebel et al. 2021]; pontos de fixação [Da Silva Franco et al. 2019]; tempo e frequência de fixação [Göbel et al. 2019, Móro et al. 2014]; tipo de movimentação ocular [Goodwin et al. 2022]; e trajetória do olhar combinada à intensidade, cor e orientação das regiões de fixação [Yoo et al. 2021].

Textos relativos à interação com o sistema podem ser produzidos pelos usuários, como: palavras utilizadas em campos de busca [Ruotsalo et al. 2018], extraídas dos me-

tadados de páginas visitadas [Du et al. 2018] ou utilizadas em uma sessão de *card-sorting* [Paul 2014]; avaliações de um software [Yen et al. 2020]; transcrições de comentários do usuário [Sykownik et al. 2019]; e anotações feitas pelo usuário durante o uso do software [Goodell et al. 2006]. **Métricas sobre UX, satisfação e eficiência** foram coletadas utilizando questionários sobre a facilidade de uso e a atratividade estética do software [Bernhaupt et al. 2020, Bernhaupt et al. 2019, Dittrich et al. 2019, Lachner et al. 2016]. Para explorar as **métricas de performance do usuário**, foram considerados o tempo para conclusão de uma tarefa [Watson and Spyridakis 2016], o número de repetições de uma ação [Kotapalle et al. 2018] e a porcentagem de sucesso da tarefa [Shen et al. 2012].

3.3. Quais os propósitos das visualizações?

Analisar o comportamento dos usuários é um objetivo comum reportado pela literatura [Morrison and Doherty 2014, Drachen and Canossa 2009a, Halabi et al. 2019]. Algumas visualizações focam em comparar o comportamento dos usuários a partir da trajetória de uso [Drachen and Canossa 2009b] ou métricas de performance [Feitosa et al. 2015]. Enquanto outras focam em agrupar os usuários pelo resultado da interação com uma tarefa (ex. sucesso ou falha) para observar as trajetórias comumente seguidas [Chen et al. 2019, Buono et al. 2020].

Visualizações foram desenvolvidas para reconstruir a interação e **explorar dados sobre a experiência percebida** [Dittrich et al. 2019, Jasim et al. 2022] e **sobre o estado interno do usuário** (ex. emoções) [Watson and Spyridakis 2016, Paul 2014, Sykownik et al. 2019, Ruotsalo et al. 2018, Pepping et al. 2020, Yoo et al. 2021]. Além de explorar, outras visualizações permitem comparar a experiência percebida em relação a um produto ao longo do tempo ou entre produtos distintos [Bernhaupt et al. 2020, Dittrich et al. 2019, Lachner et al. 2016]. Outras visualizações foram elaboradas para **analisar o contexto da interação** (ex. movimentação do usuário e objetos próximos) [Büschel et al. 2021, Ebel et al. 2021] e **identificar o perfil do usuário** a partir de dados demográficos e da interação [Chen et al. 2019]. Por fim, produzir anotações para **identificar eventos e codificar problemas de UX** é encontrado em algumas visualizações [Liu and Eagan 2021, Segura et al. 2018, Yen et al. 2020].

4. Considerações Finais

Este artigo apresentou como contribuição os resultados preliminares de um MSL que identifica os tipos de gráficos mais comuns de serem adotados para se visualizar dados sobre UX. A partir dos resultados, observou-se que há um número significativo de tipos de gráficos utilizados; contudo, a grande maioria se concentra em gráficos usualmente conhecidos como barras e colunas. Constatou-se que poucos artigos trabalham com a visualização a partir de métricas de UX. Por fim, o propósito de uso das visualizações englobou trabalhos que buscam analisar aspectos de comportamento e estado interno do usuário. Como futuro trabalho, pretende-se estender a análise dos artigos para responder as demais perguntas sobre os temas **domínio, abstração, codificação e algoritmo**.

5. Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro processo nº 2022/11272-0, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP). Também agradecem o apoio parcial do CNPq processo nº 309497/2022-1 e do Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia da UFSCar.

Referências

- Andersen, E., Liu, Y.-E., Apter, E., Boucher-Genesse, F., and Popović, Z. (2010). Gamplay Analysis through State Projection. In *Proceedings of the Fifth International Conference on the Foundations of Digital Games*, FDG '10, pages 1–8, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Bernhaupt, R., Martinie, C., Palanque, P., and Wallner, G. (2020). A Generic Visualization Approach Supporting Task-Based Evaluation of Usability and User Experience. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12481 LNCS:24–44.
- Bernhaupt, R., Palanque, P., Drouet, D., and Martinie, C. (2019). Enriching task models with usability and user experience evaluation data. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 11262 LNCS:146–163.
- Bogaard, T., Wielemaker, J., Hollink, L., Hardman, L., and van Ossenbruggen, J. (2020). Understanding User Behavior in Digital Libraries Using the MAGUS Session Visualization Tool. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12246 LNCS:171–184.
- Buchinger, D., Cavalcanti, G., and Hounsell, M. (2014). Mecanismos de busca acadêmica: uma análise quantitativa. *Revista Brasileira de Computação Aplicada*, 6(1):108–120.
- Buono, P., Caivano, D., Costabile, M. F., Desolda, G., and Lanzilotti, R. (2020). Towards the Detection of UX Smells: The Support of Visualizations. *IEEE Access*, 8:6901–6914.
- Büschel, W., Lehmann, A., and Dachsel, R. (2021). MIRIA: A Mixed Reality Toolkit for the In-Situ Visualization and Analysis of Spatio-Temporal Interaction Data. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '21, pages 1–15, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Campos Filho, A. S., Novaes, M. A., and Gomes, A. S. (2015). A 3D visualization framework to social network monitoring and analysis. *Computers in Human Behavior*, 49:623–634.
- Carrasco, M., Koh, E., and Malik, S. (2017). PopHistory: Animated Visualization of Personal Web Browsing History. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '17, pages 2429–2436, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Cernea, D., Truderung, I., Kerren, A., and Ebert, A. (2014). An interactive visualization for tabbed browsing behavior analysis. *Communications in Computer and Information Science*, 458:69–84.
- Cernea, D., Weber, C., Ebert, A., and Kerren, A. (2015). Emotion-prints: Interaction-driven emotion visualization on multi-touch interfaces. In *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, volume 9397.
- Chen, A. T., Chang, J. H., Hallinan, S., and Mohr, D. C. (2019). Mapping User Trajectories to Examine Behavior and Outcomes in Digital Health Intervention Data. In *2019 IEEE Workshop on Visual Analytics in Healthcare (VAHC)*, pages 1–8.

- Costa, I., Lima, R., dos Santos, C. G. R., Meiguins, B. S., Soares, A. G. M., and da Silva-Franco, R. Y. (2021). EmojiText: An Information Visualization Technique for Analyzing Phrases and Sentiments. In *2021 25th International Conference Information Visualisation (IV)*, pages 114–119.
- Da Silva Franco, R. Y., Abreu De Freitas, A., Santos Do Amor Divino Lima, R., Pereira Mota, M., Resque Dos Santos, C. G., and Serique Meiguins, B. (2019). UXmood - A Tool to Investigate the User Experience (UX) Based on Multimodal Sentiment Analysis and Information Visualization (InfoVis). In *2019 23rd International Conference Information Visualisation (IV)*, pages 175–180.
- Dias, R., Fonseca, M. J., and Gonçalves, D. (2012). Interactive Exploration of Music Listening Histories. In *Proceedings of the International Working Conference on Advanced Visual Interfaces, AVI '12*, pages 415–422, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Dittrich, S., Hof, F., and Wiethoff, A. (2019). InteracDiff: Visualizing and Interacting with UX-Data. In *Proceedings of Mensch Und Computer 2019, MuC'19*, pages 583–587, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Drachen, A. and Canossa, A. (2009a). Analyzing Spatial User Behavior in Computer Games Using Geographic Information Systems. In *Proceedings of the 13th International MindTrek Conference: Everyday Life in the Ubiquitous Era, MindTrek '09*, pages 182–189, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Drachen, A. and Canossa, A. (2009b). Towards Gameplay Analysis via Gameplay Metrics. In *Proceedings of the 13th International MindTrek Conference: Everyday Life in the Ubiquitous Era, MindTrek '09*, pages 202–209, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Du, W., Qian, Z. C., Parsons, P., and Chen, Y. V. (2018). Personal Web Library: organizing and visualizing Web browsing history. *International Journal of Web Information Systems*, 14(2):212–232.
- Ebel, P., Lingenfelder, C., and Vogelsang, A. (2021). Visualizing Event Sequence Data for User Behavior Evaluation of In-Vehicle Information Systems. In *13th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications, AutomotiveUI '21*, pages 219–229, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Feitosa, V. R. M., Maia, J. G. R., Moreira, L. O., and Gomes, G. A. M. (2015). GameVis: Game Data Visualization for the Web. In *2015 14th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames)*, pages 70–79.
- Göbel, F., Kiefer, P., and Raubal, M. (2019). FeaturEyeTrack: automatic matching of eye tracking data with map features on interactive maps. *GeoInformatica*, 23(4):663–687.
- Goodell, H., Chiang, C.-H., Kelleher, C., Baumann, A., and Grinstein, G. (2006). Collecting and Harnessing Rich Session Histories. In *Tenth International Conference on Information Visualisation (IV'06)*, pages 117–123.
- Goodwin, S., Prouzeau, A., Whitelock-Jones, R., Hurter, C., Lawrence, L., Afzal, U., and Dwyer, T. (2022). VETA: Visual eye-tracking analytics for the exploration of gaze patterns and behaviours. *Visual Informatics*, 6(2):1–13.

- Gu, Z., Yu, J. M., Wu, Z., and Dong, Z. X. (2015). Visualizing group user behaviors for social network interaction design iteration. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9188:36–45.
- Halabi, N., Wallner, G., and Mirza-Babaei, P. (2019). Assessing the Impact of Visual Design on the Interpretation of Aggregated Playtesting Data Visualization. In *Proceedings of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play, CHI PLAY '19*, pages 639–650, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Hassenzahl, M. and Tractinsky, N. (2006). User experience - a research agenda. *Behaviour & Information Technology*, 25(2):91–97.
- Jasim, M., Collins, C., Sarvghad, A., and Mahyar, N. (2022). Supporting Serendipitous Discovery and Balanced Analysis of Online Product Reviews with Interaction-Driven Metrics and Bias-Mitigating Suggestions. In *Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '22*, pages 1–24, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Karapanos, E., Martens, J.-B., and Hassenzahl, M. (2012). Reconstructing experiences with iScale. *International Journal of Human-Computer Studies*, 70(11):849–865.
- Kashfi, P., Feldt, R., and Nilsson, A. (2019). Integrating UX principles and practices into software development organizations: A case study of influencing events. *Journal of Systems and Software*, 154:37–58.
- Kepplinger, D., Wallner, G., Kriglstein, S., and Lankes, M. (2020). See, Feel, Move: Player Behaviour Analysis through Combined Visualization of Gaze, Emotions, and Movement. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '20*, pages 1–14, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Kotapalle, G. R., Kandala, H., and Gade, K. S. (2018). Extracting relationship between browser history items for improved client-side analytics and recommendations. In *2018 3rd International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, pages 141–146.
- Lachner, F., Naegelein, P., Kowalski, R., Spann, M., and Butz, A. (2016). Quantified ux: Towards a common organizational understanding of user experience. In *Proceedings of the 9th Nordic Conference on Human-Computer Interaction, NordiCHI '16*, pages 1–10, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Li, P. and Liu, Z. Y. (2020). E-customized product: User-centered co-design experiences. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 14(9):3680–3692.
- Li, Q., Xu, P., Chan, Y. Y., Wang, Y., Wang, Z., Qu, H., and Ma, X. (2017). A Visual Analytics Approach for Understanding Reasons behind Snowballing and Comeback in MOBA Games. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 23(1):211–220.
- Liu, J. and Eagan, J. (2021). ADQDA: A Cross-Device Affinity Diagramming Tool for Fluid and Holistic Qualitative Data Analysis. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(ISS):1–19.

- MacCormick, D. and Zaman, L. (2020). Echo: Analyzing Gameplay Sessions by Reconstructing Them From Recorded Data. In *Proceedings of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*, CHI PLAY '20, pages 281–293, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- MacCormick, D. and Zaman, L. (2023). Echoing the Gameplay: Analyzing Gameplay Sessions across Genres by Reconstructing Them from Recorded Data. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(1):52–84.
- Móro, R., Daráž, J., and Bieliková, M. (2014). Visualization of gaze tracking data for UX testing on the Web. In *CEUR Workshop Proceedings*, volume 1210.
- Morrison, C. and Doherty, G. (2014). Analyzing engagement in a web-based intervention platform through visualizing log-data. *Journal of Medical Internet Research*, 16(11):e252.
- Munzner, T. (2014). *Visualization Analysis and Design*. AK Peters Visualization Series. CRC Press.
- Paul, C. L. (2014). Analyzing Card-Sorting Data Using Graph Visualization. *Journal of Usability Studies*, 9(3):87–104.
- Pepping, J., Scholte, S., van Wijland, M., de Meij, M., Wallner, G., and Bernhaupt, R. (2020). Motiis: Fostering Parents' Awareness of Their Adolescents Emotional Experiences during Gaming. In *Proceedings of the 11th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Shaping Experiences, Shaping Society*, NordiCHI '20, pages 1–11, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Petersen, K., Feldt, R., Mujtaba, S., and Mattsson, M. (2008). Systematic Mapping Studies in Software Engineering. In *Proceedings of the 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*, EASE'08, pages 68–77, Swindon, GBR. BCS Learning & Development Ltd.
- Rijnders, F., Wallner, G., and Bernhaupt, R. (2022). Live Feedback for Training Through Real-Time Data Visualizations: A Study with League of Legends. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 6(CHI PLAY):1–23.
- Ruotsalo, T., Peltonen, J., Eugster, M. J. A., Gowacka, D., Floréen, P., Myllymäki, P., Jacucci, G., and Kaski, S. (2018). Interactive Intent Modeling for Exploratory Search. *ACM Transactions on Information Systems*, 36(4):1–46.
- Saga, R., Ohkusa, N., Yamashita, T., and Maki, N. (2017). Visualization of customer expectations from Web text using co-occurrence graph and auto-labeling in the service market. In *VISIGRAPP 2017 - Proceedings of the 12th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*, volume 3, pages 317–321.
- Segura, V., Ferreira, J. J., and Barbosa, S. D. J. (2018). BONNIE: Building Online Narratives from Noteworthy Interaction Events. In *2018 IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing (VL/HCC)*, pages 233–238.
- Shen, Z., Wei, J., Sundaresan, N., and Ma, K.-L. (2012). Visual analysis of massive web session data. In *IEEE Symposium on Large Data Analysis and Visualization (LDAV)*, pages 65–72.

- Soure, E. J., Kuang, E., Fan, M., and Zhao, J. (2022). CoUX: Collaborative Visual Analysis of Think-Aloud Usability Test Videos for Digital Interfaces. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 28(1):643–653.
- Sun, M., Convertino, G., and Detweiler, M. (2016). Designing a unified cloud log analytics platform. In *Proceedings - 2016 International Conference on Collaboration Technologies and Systems, CTS 2016*, pages 257–266.
- Sykownik, P., Born, F., and Masuch, M. (2019). Can You Hear the Player Experience? A Pipeline for Automated Sentiment Analysis of Player Speech. In *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*, pages 1–4.
- Wallner, G., Halabi, N., and Mirza-Babaei, P. (2019). Aggregated Visualization of Playtesting Data. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '19*, pages 1–12, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Wallner, G. and Kriglstein, S. (2014). PLATO: A visual analytics system for gameplay data. *Computers & Graphics*, 38:341–356.
- Wallner, G. and Kriglstein, S. (2020). Multivariate Visualization of Game Metrics: An Evaluation of Hexbin Maps. In *Proceedings of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play, CHI PLAY '20*, pages 572–584, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Wang, Y., Chen, Z., Li, Q., Ma, X., Luo, Q., and Qu, H. (2016). Animated Narrative Visualization for Video Clickstream Data. In *SIGGRAPH ASIA 2016 Symposium on Visualization, SA '16*, pages 1–8, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Watson, R. B. and Spyridakis, J. H. (2016). A Tool to Remotely Collect and Visualize Users' Interactions with Web-Based Content. In *Proceedings of the 34th ACM International Conference on the Design of Communication, SIGDOC '16*, pages 1–6, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Więckowska, M. and Rudnicka, P. (2021). Visualising user–website interaction: description and evaluation of a teaching method. *Universal Access in the Information Society*, 22(2):297–313.
- Yen, Y.-C. G., Kim, J. O., and Bailey, B. P. (2020). Decipher: An Interactive Visualization Tool for Interpreting Unstructured Design Feedback from Multiple Providers. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '20*, pages 1–13, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Yoo, S., Jeong, S., Kim, S., and Jang, Y. (2021). Saliency-based gaze visualization for eye movement analysis. *Sensors*, 21(15):5178.
- Zaina, L. A., Sharp, H., and Barroca, L. (2021). UX information in the daily work of an agile team: A distributed cognition analysis. *International Journal of Human-Computer Studies*, 147:102574.