

データ可視化画像のメモラビリティに可視化スタイルおよび内容データが及ぼす影響

塩田 明日人
津田 裕之
大前 裕佳
齋木 潤

京都大学大学院人間・環境学研究科
静岡理科大学情報学部
京都大学大学院人間・環境学研究科
京都大学大学院人間・環境学研究科

データ可視化スタイルは多様であるが、可視化スタイルのデータ可視化画像のメモラビリティ(記憶容易性)への影響は厳密には明らかでない。本研究は、可視化スタイルと内容データを統制したデータ可視化画像を用いて、可視化スタイルおよび内容データがデータ可視化画像のメモラビリティを規定しうるか検討した。参加者にデータ可視化画像の連続呈示の中で繰り返しの検出を求め、メモラビリティを実測するとともに、ResMem による予測も行った。得られた指標の参加者間一貫性、ならびに予測されたメモラビリティを含む指標間の相関を検討した結果、可視化スタイルと内容データはともに一貫したメモラビリティを持つが、後者に関して ResMem は予測できないことが分かった。可視化スタイルと内容データの両方がデータ可視化画像のメモラビリティを規定しうることを示唆された。

Keywords: image memorability, data visualization

問題・目的

棒グラフ、折れ線グラフ、ヒートマップなど、データ可視化における可視化スタイルは多様である。近年では、画像の持つ覚えられやすさ(メモラビリティ、先駆的研究として Isola et al. (2011))がデータ可視化画像についても検討されてきている(例えば、Borkin et al. 2013; Borkin et al., 2016)。しかし、検討対象は基本的にウェブ上の雑多なデータ可視化画像であったため、可視化スタイルの差異のメモラビリティへの影響は厳密には明らかではない。本研究では可視化スタイルと内容データを統制したデータ可視化画像を作成、メモラビリティの測定対象とすることで、可視化スタイルおよび内容データがデータ可視化画像のメモラビリティを規定しうるかを検討することを目的とした。

方法

参加者 633名(女性254名, 男性379名, 年齢: 18歳-78歳)の参加者がLancersを通して集められた。

刺激 可視化対象となる内容データとして、World Bank(2025)および気象庁(2025a, 2025b)に公開されている実データを加工したものを用いた。各データセットはカテゴリ(4水準)と時点(12水準)の構造を持つ1変量時系列データであり、合計36種類作成した。各データはカテゴリ×時点として3×6、4×8、2×12の3つのサイズへと再構成された。各サイズについて Bertini et al. (2020)を参考に12種類の視覚的符号化様式が適用された(Figure 1)。結果的に、メモラビリティの計測対象であるtargetとして1296枚(内容データ36種類×可視化スタイル36種類(3サイズ×12様式))の可視化画像が作成された。計測対象ではないfillerとしてはBorkin et al.

(2013)で用いられたデータセットから164枚の可視化画像が抽出された。

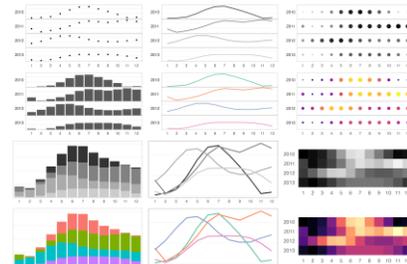


Figure 1. 12 種類の視覚的符号化様式の実例

手続き 課題は Isola et al. (2011)のMemory Gameをもとに設計された。参加者には1枚3000ms、画像間ブランク500msというタイミングで画像が連続的に呈示された。課題として、その中で画像の繰り返しを検出しスペースキーを押して反応することが求められた。10枚の画像からなる練習の後、本番において1人の参加者に呈示される画像は36種類のtargetと164種類のfillerから構成されていた。targetは各36種類の内容データと可視化スタイルの全種類が過不足なく含まれるように選択された。Targetの全てとfillerのうち30種類が繰り返されたため、本番において参加者には計266枚の画像が呈示された。targetの繰り返しには最小14枚、fillerの繰り返しには1~4枚の画像が間に挿入されていた。反応の正誤に関してフィードバックは与えられなかった。また、targetはResMem(Needell & Bainbridge, 2022)によってメモラビリティが予測された。

結果

False Alarm(初出画像に対しての反応)の回数が全取得データの中で3SDを超えた範囲にある、または1回もHit(繰り返し画像に対する正しい反応)が見られな

ったデータは以降の分析から除外された。分析対象となったのは621名分のデータだった(女性250名, 男性371名, 年齢: 18歳-78歳)。「手続き」で示したtarget選定方法により、36種類の内容データおよび可視化スタイルには、それぞれ均等に621名が回答した。

各可視化スタイル・内容データのHit率(HR; 繰り返しに対して正しく反応した参加者の割合)、False Alarm率(FAR; 初めての呈示に対して誤って反応した参加者の割合)を算出した。またKhosla et al. (2013)で提案された、HRからFARを差し引くことで画像のなじみ深さを加味した画像のメモラビリテスコア(Mem)を算出した。可視化スタイルの各指標の平均値はHRで0.52($SD = 0.075$)、FARで0.24($SD = 0.083$)、Memで0.28($SD = 0.061$)だった。内容データにおいても平均値は同様だったが標準偏差は異なっていた(HRで $SD = 0.043$ 、FARで $SD = 0.046$ 、Memで $SD = 0.043$)。

各指標の参加者間一貫性を検討するため、参加者群を無作為に二分した上で各指標を算出し、群間で順位相関をとることを繰り返してその平均値を算出する一貫性分析(同様の手法としてIsola et al., 2011)を実行した(Table 1, 2)。1000回の分割の平均順位相関係数と95%Highest density interval(HDI)は、可視化スタイルのMemでは $\rho = 0.74$ (95%HDI = [0.64, 0.85])、内容データのMemでは $\rho = 0.47$ (95%HDI = [0.29, 0.65])だった。

Table 1. 可視化スタイルの各指標についての一貫性分析結果

	HR	FAR	Mem
Mean ρ	0.84	0.94	0.74
95%HDI	[0.76, 0.91]	[0.90, 0.97]	[0.64, 0.85]

Table 2. 内容データの各指標についての一貫性分析結果

	HR	FAR	Mem
Mean ρ	0.66	0.74	0.47
95%HDI	[0.52, 0.78]	[0.63, 0.85]	[0.29, 0.65]

ResMemで予測されたメモラビリティ(Pred)との整合性を確かめるため、Predを含めた指標間のSpearman順位相関を算出した。特にメモラビリティの実測値であるMemとPredの相関については、可視化スタイルでは $\rho = 0.66$ 、内容データでは $\rho = -0.04$ だった(figure 2)。

考察

一貫性分析の結果から、内容データと可視化スタイルの両方に参加者間で一貫したメモラビリティが存在することが示された。これは両要素がデータ可視化画像のメモラビリティを規定しうることを示唆している。可視化スタイルが視覚的、内容データが意味的要素であると捉えれば、可視化データの再認には視覚的関連と意味的関連の2つの要素が寄与することを指摘した先行研究(Borkin et al., 2016)とも整合的である。しかし、今回使用したtargetはBorkin et al. (2016)で意味的要素として挙げられたテキスト要素をほとんど持たない。そのため、今回内容データに見られたメモラビリティは、値の時系列的な変動傾向のような内容データの統計的性質に基づくより抽象的な情報に起因す

る可能性がある。また、ResMemによって予測されたメモラビリティと実測値の相関の検討から、ResMemは可視化スタイルが持つメモラビリティは一定の予測が可能である一方、内容データが持つメモラビリティはほとんど予測できないことが示された。今後はResMemが予測できない要素を含む、内容データや可視化スタイルの持つメモラビリティの規定因についての検討が必要である。特に内容データに関しては、本研究で得られた示唆をもとにメモラビリティに寄与しうる統計的要素を操作した大規模サンプルによるメモラビリティの予測因子の検討が今後期待される。

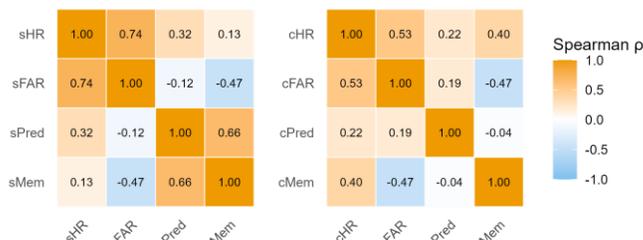


Figure 2. 可視化スタイル(左), 内容データ(右)の指標間相関行列

引用文献

Bertini, E., Correll, M., & Franconeri, S. (2020). Why Shouldn't All Charts Be Scatter Plots? Beyond Precision-Driven Visualizations. *2020 IEEE Visualization Conference (VIS)*, 206–210.

Borkin, M. A., Vo, A. A., Bylinskii, Z., Isola, P., Sunkavalli, S., Oliva, A., & Pfister, H. (2013). What makes a visualization memorable?. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 19(12), 2306-2315.

Borkin, M. A., Bylinskii, Z., Kim, N. W., Bainbridge, C. M., Yeh, C. S., Borkin, D., ... & Oliva, A. (2016). Beyond memorability: Visualization recognition and recall. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 22(1), 519-528.

Isola, P., Xiao, J., Torralba, A., & Oliva, A. (2011). What makes an image memorable? *CVPR 2011*, 145–152.

Khosla, A., Bainbridge, W. A., Torralba, A., & Oliva, A. (2013). Modifying the memorability of face photographs. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 3200-3207).

気象庁. (2025a). 過去の気象データ・ダウンロード [データセット]. <https://www.data.jma.go.jp/risk/obsdl/index.php> (2025年1月28日取得)

気象庁. (2025b). 主な地点の観測値 [データセット]. <https://www.data.jma.go.jp/gmd/cpd/monitor/mainstn/obslist.php> (2025年1月25日取得)

Needell, C. D., & Bainbridge, W. A. (2022). Embracing new techniques in deep learning for estimating image memorability. *Computational Brain & Behavior*, 5(2), 168-184.

World Bank. (2025). *World development indicators* [Data set]. World Bank Open Data. Retrieved January 25, 2025, from <https://data.worldbank.org/>