

AUTOMATIZANDO A ESTÉTICA: INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E CULTURA DAS IMAGENS

Automating aesthetics: artificial intelligence and image culture

Automatización de la estética: inteligencia artificial y cultura de la imagen

Lev Manovich

Diretor do Laboratório de Análises Culturais e professor do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação na Universidade da Cidade de New York (CUNY)

Daniel Hora

Tradução*

Resumo

O artigo apresenta um panorama de pesquisas recentes que empregam a inteligência artificial para o estudo da cultura. A partir de exemplos relacionados à produção e recepção de imagens, sons e textos, são avaliadas as tendências promissoras e as limitações das metodologias quantitativas. São abordadas tanto as produções profissionais, quanto os conteúdos gerados por usuários das mídias sociais. Sugere-se a partir disso o paradigma denominado Análise Cultural.

Palavras-chave: Softwares de mídia. Análise de dados. Aprendizado de máquina. Estética computacional. Cultura digital

Abstract

The article presents an overview of recent research that employs artificial intelligence to study culture. From examples related to the production and reception of images, sounds and texts, promising trends and limitations of quantitative methodologies are evaluated. The text addresses both professional and user-generated contents on social media. As a result, a Cultural Analysis paradigm is suggested.

Keywords: Mediasoftware. Dataanalytics. Machine learning. Computational aesthetics. Digital culture.

Resumen

O artículo presenta un conjunto de investigaciones recientes que emplean la inteligencia artificial para el estudio de la cultura. A partir de ejemplos relacionados a la producción y recepción de las imágenes, sonidos y textos, se evalúan las tendencias prometedoras y las restricciones de las metodologías cuantitativas. Se comentan tanto las producciones profesionales, como los contenidos generados por usuarios de los medios sociales. A partir de ello, se propone el paradigma denominado Análisis Cultural.

Palabras-clave: Software de medios. Análisis de datos. Aprendizaje de máquinas. Estética computacional. Cultura digital.

* Traduzido pelo Prof. Dr. Daniel Hora (Ufes) e publicado em português com a permissão do autor. O texto em inglês está disponível no web site do próprio autor (<http://manovich.net>), e é uma versão estendida de artigo originalmente veiculado pela revista Flash Art International, Milan/New York, no. 316, September–October, 2017

Segundo a sua perspectiva original da década de 1950, o objetivo da Inteligência Artificial (IA) era ensinar os computadores a executar uma série de tarefas cognitivas. Incluíam-se ações de jogar xadrez, resolver problemas matemáticos, compreender a linguagem escrita e falada, reconhecer o conteúdo de imagens, e assim por diante. Atualmente, sobretudo com o aprendizado supervisionado de máquina, a IA se tornou um instrumento chave para as economias modernas, a fim de torná-las mais eficientes e seguras. É empregada na tomada de decisões sobre empréstimos ao consumidor, no filtro de candidaturas para vagas de trabalho e na detecção de fraudes, entre outros usos.

O que tem sido menos óbvio é que a IA desempenha agora um papel igualmente relevante em nossas experiências culturais, automatizando de modo crescente o domínio da estética. Consideremos, por exemplo, a cultura das imagens. A aba Explore do Instagram gera recomendações de imagens e vídeos com base em nosso histórico de curtidas. A plataforma Artsy.net sugere obras de arte similares àquelas que visualizamos em um determinado momento de navegação¹. Todos aplicativos de imagem têm recursos para a modificação automática de fotos capturadas, segundo as normas da “boa fotografia”. Outros aplicativos “beatificam” *selfies*. Outros ainda editam automaticamente o vídeo bruto, para criar filmes curtos em uma gama de estilos². O aplicativo *The Roll*, da empresa *EyeEm*, avalia automaticamente a qualidade estética de nossas fotos (Imagem 1). Esse sistema também determina qual é o estilo de diferentes curadorias a partir de uma amostra de apenas 20 fotos, para em seguida indicar imagens similares existentes em sua ampla coleção³. Quando carregamos nossas fotos para vendê-las no mercado virtual da EyeEm, o serviço as categoriza automaticamente com palavras-chave⁴. A Google projetou um sistema que imita as habilidades de fotógrafos profissionais, tais como a seleção de fotos apropriadas para edição, recorte, aplicação de fil-



IMAGEM 1 - Amostras de fotografias usadas para treinamento do sistema de classificação estética da empresa EyeEm. Fonte: Appu Shaji, “Personalized Aesthetics: Recording the Visual Mind using Machine Learning”. <https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/personalized-aesthetics-machine-learning/>.

tros (Imagem 2)⁵. Fora da cultura das imagens, os usos da IA vão desde as recomendações de músicas no Spotify, iTunes e outros serviços semelhantes, até a geração de personagens e ambientes em videogames e a criação de estilos de moda⁶.

No longo prazo, essa automação conduz a uma diminuição da diversidade cultural? Por exemplo, as edições automáticas aplicadas às fotos de usuários levam à padronização da “imaginação fotográfica”? Em lugar de tentar adivinhar ou apenas seguir intuições frequentemente infundadas, podemos usar métodos de IA e grandes conjuntos de dados culturais para mensurar quantitativamente a diversidade e a variabilidade na cultura contemporânea, e rastrear como esses aspectos estão mudando ao longo do tempo?

A IA já está automatizando escolhas estéticas, com a recomendação do que devemos assistir, ouvir, ou vestir. Também vem cumprindo um grande papel em algumas áreas de produção estética como a fotografia para fins pessoais (várias fun-

¹ <https://www.artsy.net/>

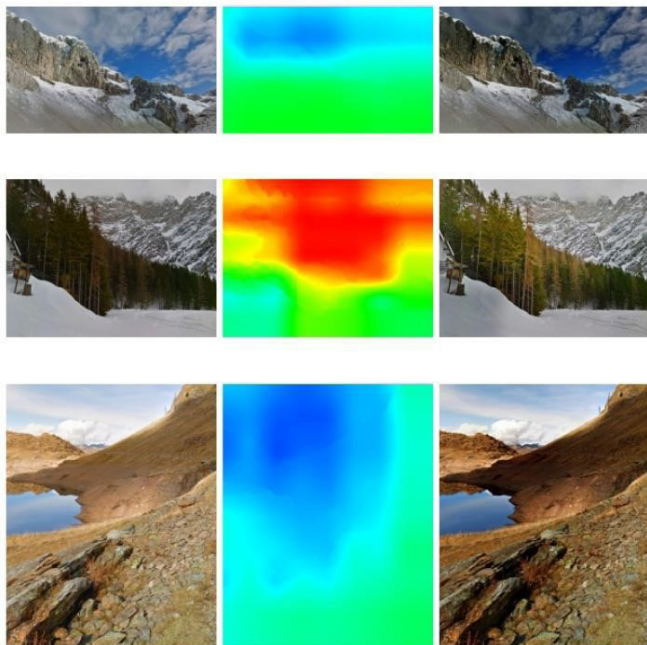
² <https://petapixel.com/2016/05/31/trained-algorithm-predict-makes-beautiful-photo/>

³ <https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/personalized-aesthetics-machine-learning/>

⁴ <https://www.digitaltrends.com/photography/eyeem-adds-auto-keywords/>

⁵ <https://www.theverge.com/2017/7/14/15973712/google-ai-research-street-view-panorama-photo-editing>

⁶ <https://www.engadget.com/2017/08/24/amazon-ai-fashion-brands/>



2. Após treinamento com 15 mil fotos profissionais de paisagens, as redes neurais aprenderam a aplicar automaticamente o filtro de “máscara dramática” em novas fotos. À esquerda, as imagens originais. Ao centro, a máscara de filtro. À direita, as imagens tratadas. Fonte: Hui Fang and Meng Zhang. “Creatism: A deep-learning photographer capable of creating professional work,” 2017, <https://arxiv.org/abs/1707.03491>.

cionalidades das câmeras de telefones celulares empregam IA). Em contraste, a IA realizará no futuro uma parte ainda maior da produção cultural profissional. Seu uso no *design* de moda, logotipos, música, comerciais de televisão e obras de outros gêneros da indústria já está em expansão. Entretanto, por ora, especialistas humanos normalmente tomam as decisões finais ou efetivam a produção fundamentada em ideias e mídias geradas por computadores. O conhecido exemplo de *Game of Thrones* é um caso em questão. Os computadores sugeriram ideias de enredo, mas a roteirização e o desenvolvimento da série foram realizados por humanos. Portanto, apenas poderemos falar de uma cultura realmente orientada pela IA, quando os computadores começarem a criar produtos de mídia do início ao fim do

processo. Neste momento futuro, [os humanos] não decidirão se tais produtos devem ser exibidos para o público. Apenas confiarão que a IA sabe o que convém. Não chegamos a isso ainda. Em 2016, a [plataforma de serviços cognitivos] IBM Watson criou o “primeiro *trailer* de um filme feito por IA”⁷. Contudo, o computador somente selecionou várias sequências compatíveis e um editor humano concluiu o trabalho.

Hoje, a automação da produção cultural normalmente usa o tipo contemporâneo de IA chamado de “aprendizado supervisionado de máquina”. Um computador é alimentado com vários exemplares de objetos similares, como sequências de filmes de um gênero específico, para aprender gradualmente sobre os princípios desse gênero. De fato, a IA age como um teórico ou historiador da arte, ou um especialista em cinema, que também estuda rotineiramente muitas obras de alguma área da cultura para encontrar os seus padrões.

Não obstante, há uma diferença crucial. Um teórico humano ou historiador encontra princípios explícitos que podemos compreender. Por exemplo, a bibliografia básica usada nas universidades nas aulas de estudos do cinema - o livro *Cinema Clássico de Hollywood* - fornece respostas para questões como: “como um filme típico de Hollywood utiliza as técnicas e formas narrativas do meio filmico?”⁸ Mas o resultado característico da IA treinada para ser aplicada a diversos exemplos culturais é uma caixa preta. Inseridos novos exemplos, a IA pode classificá-los corretamente -- pode decidir se um filme pertence ou não “ao cinema clássico hollywoodiano”. Não sabemos, porém, como um computador chegou a essa decisão. De modo parecido, [a IA] pode distinguir entre obras de diferentes artistas ou diretores de cinema. Pode também gerar novos objetos do mesmo estilo. No entanto, geralmente não sabemos o que efetivamente a máquina aprendeu.

Esse é um dos aspectos chave acerca dos usos culturais da IA. Os resultados do aprendizado da máquina podem ser interpretados, ou trata-se apenas de uma caixa preta, eficiente para a produção, mas inútil para o entendimento humano sobre o seu domínio? O emprego crescente do aprendizado de máquina criará novos objetos culturais? Também nos tornará explícitos

7 <https://thenextweb.com/insider/2016/09/01/watch-ibm-watson-creates-first-entirely-ai-made-movie-trailer-really-eerie/>

8 <http://www.davidbordwell.net/essays/classical.php>. The Classical Hollywood Cinema Twenty-Five Years Along. David Bordwell, Janet Staiger, and Kristin Thompson.

os padrões de objetos já existentes? Mesmo se o fizer, será de modo compreensível para o público sem formação na ciência da computação? As companhias que empregam o aprendizado de máquina para a geração de filmes, publicidade, projetos de *design*, imagens, música, divulgarão o que aprenderam?

Felizmente, o uso de IA e outros métodos computacionais para estudar a cultura também foram investigados no meio acadêmico, em que as pesquisas são publicadas, e o código e conjuntos de dados utilizados também tornam-se disponíveis a todos. Desde meados dos 2000, pesquisadores da ciência da computação e das ciências sociais vêm incrementando as análises quantitativas de padrões da cultura contemporânea com base em amostras cada vez maiores. Parte desse trabalho está focado na mensuração de características de conteúdos e a estética de centenas de milhares ou milhões de artefatos. Pesquisadores criam modelos de previsão de quais produtos serão populares e como suas características afetam sua popularidade -- sua “memorabilidade”, “interesse”, “beleza” ou “criatividade”⁹.

Grande parte desse trabalho emprega amostras amplas de conteúdos compartilhados em redes sociais e os dados sobre o comportamento das pessoas interligadas. Centenas de milhares de artigos foram publicados com análises computacionais sobre as características das imagens, vídeos, textos e o comportamento em todas as redes mais populares e serviços tais como Weibo, Facebook, Flickr, YouTube, Pinterest, Tumblr e Instagram.

Vejamos a pesquisa sobre o Instagram, por exemplo. Para ficarmos apenas com artigos quantitativos, adiciono a palavra de “*dataset*” (conjunto de dados) para denominação da rede e então efetuo a busca no serviço Google Scholar. A procura pelo *dataset* no Instagram, retorna 9.210 artigos de periódicos e conferências (em 15 de julho de 2017). Aqui são citados alguns desses artigos publicados entre 2014-2017, que nos darão uma noção sobre quais questões compõem as pesquisas. Um dos trabalhos é uma análise de aspectos populares na plataforma Instagram e tipos de usuários conforme

os assuntos que postam¹⁰. Outro trabalho assume uma amostra de 4,1 milhões de fotos do Instagram para quantificar o efeito do uso de filtros sobre visitas e comentários.¹¹ Em outro artigo, os pesquisadores analisam as tendências demográficas e temporais do Instagram, usando 5,5 milhões de fotos da rede social, com as faces coletadas. Também testaram três hipóteses alternativas sobre as razões por trás da publicação de Selfies em cada um dos 117 países do conjunto considerado. Em um trabalho recente (2017), analisam-se a vestimenta e o estilo de moda em 44 cidades do mundo, com o uso de 100 milhões de fotos do Instagram (Matzen, Bala, Snaveley, 2017)¹².

Que tal aplicar métodos computacionais para a análise de padrões da cultura histórica a partir dos arquivos disponíveis em formato digital? Alguns exemplos especialmente interessantes dessa vertente de pesquisa são os artigos intitulados Rumo à Descoberta Automatizada da Influência Artística¹³, Medindo a Evolução da Música Popular Ocidental Contemporânea¹⁴, Durações e Categorias de Planos, e o Ritmo Acelerado das Produções Populares¹⁵, e *OmniArt: Aprendizado Profundo Multitarefa para a Análise de Dados Artísticos*¹⁶.

O primeiro desses trabalhos apresenta um modelo matemático para a descoberta automática da influência entre

9 Entre as referências estão incluídos os artigos Redi, M.; O'Hare, N.; Schifanella, R.; Trevisiol, M.; and Jaimes, A. 2014. “6 seconds of sound and vision: Creativity in micro-videos,” <https://arxiv.org/abs/1411.4080>; e Rossano Schifanella, Miriam Redi, Luca Aiello, 2015, “An Image is Worth More than a Thousand Favorites: Surfacing the Hidden Beauty of Flickr Pictures,” 2014, <https://arxiv.org/abs/1505.03358>

10 Yuheng Hu, Lydia Manikonda, and Subbarao Kambhampati, “What We Instagram: A First Analysis of Instagram Photo Content and User Types,” 2014, <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM14/paper/view/8118/8087>

11 Saeideh Bakhshi, David A. Shamma, Lyndon Kennedy, Eric Gilbert, “Why We Filter Our Photos and How It Impacts Engagement,” 2015, <http://comp.social.gatech.edu/papers/icwsm15-why.bakhshi.pdf>.

Kevin Matzen, Kavita Bala, Noah Snaveley (2017). StreetStyle: Exploring world-wide clothing styles from millions of photos, June 6, <https://arxiv.org/abs/1706.01869>

12 Kevin Matzen, Kavita Bala, Noah Snaveley (2017). StreetStyle: Exploring world-wide clothing styles from millions of photos, June 6, <https://arxiv.org/abs/1706.01869>

13 Babak Saleh et al., “Toward Automated Discovery of Artistic Influence,” 2015, <https://arxiv.org/abs/1408.3218>

14 Joan Serra et al., “Measuring the Evolution of Contemporary Western Popular Music,” 2012, <https://www.nature.com/articles/srep00521>

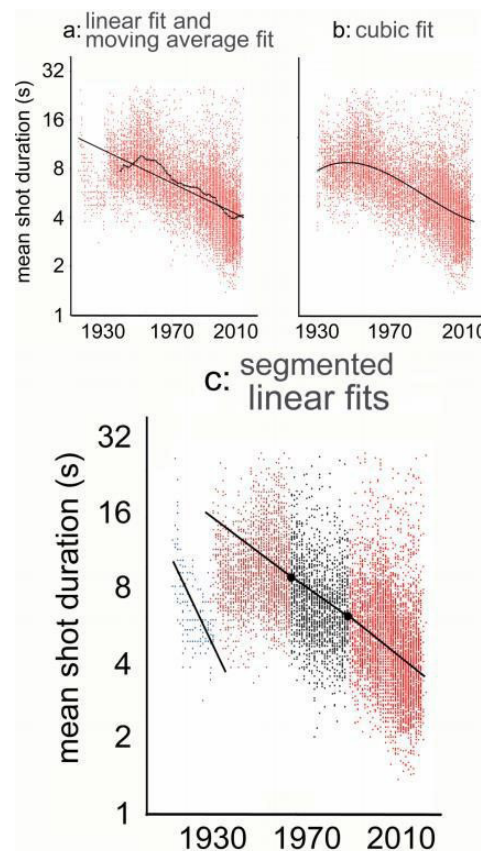
15 J. E. Cutting, J. E. and A. Candan, A. “Shot durations, shot classes, and the increased pace of popular movies,” *Projections: The journal for movies and mind*, 2015, 9(2), 40-62, <http://people.psych.cornell.edu/~jec7/pubs/cutting&candanProj15.pdf>

16 Gjorgji Strezoski and Marcel Worring. “OmniArt: Multi-task Deep Learning for Artistic Data Analysis.” 2017, <https://arxiv.org/abs/1708.00684>

diferentes artistas. O modelo foi testado em 1710 imagens de 66 pintores famosos. Enquanto algumas das influências identificadas coincidem com aquelas descritas pelos historiadores da arte, o modelo também sugere outras influências visuais, gerando novas informações. O segundo artigo investiga as mudanças na música popular, com base em um conjunto de 464.411 de canções lançadas entre 1955 e 2010. Os dados reúnem “uma variedade de gêneros, incluindo rock, hip hop, metal, e eletrônica”. Os autores do trabalho concluem que, ao longo do período em questão, houve a “redução das transições entre alturas [das notas]” e a “homogeneização da paleta de timbres”. Em outras palavras, a variabilidade musical diminuiu. O terceiro artigo analisa mudanças graduais na duração média dos planos de filmagem em 9.400 produções realizadas em língua inglesa, entre 1912 e 2013 (Imagem 3). O quarto estudo emprega o aprendizado de máquina para identificar o artista, o período e o material de obras de arte representadas por um conjunto de 432.217 imagens.

Nesses e muitos outros trabalhos, encontram-se descobertas originais e valiosas que seriam impossíveis de ser alcançadas sem os métodos computacionais, com base apenas na teorização distanciada ou em observações de pequenos grupos etnográficos. Entretanto, como a maioria desses estudos tira proveito da abordagem estatística, há também uma limitação comum. Em um de seus significados, a palavra “estatística” indica um sumário de características de informações coletadas. Por definição, qualquer sumário omitirá alguns detalhes, uma vez que é mais restrito do que a informação original. A abordagem estatística não é completa, quando a adotamos para distinguir recorrências ou propor relacionamentos a partir do resumo de compilações de artefatos, ou de dados informativos sobre hábitos culturais (por exemplo, o compartilhamento, a aprovação, ou o comentário em torno de imagens específicas em redes sociais).

Em um dos exemplos mencionados acima, a investigação sobre o uso dos filtros no Instagram aponta que “as fotos tratadas tendem a receber 21% a mais de visualizações e 45% a mais de comentários” entre milhões de imagens analisadas. Porém, muitas fotos filtradas dessa amostra não obtiveram maiores índices de visualização ou comentários,



3. Gráficos indicativos da decrescente duração dos planos contidos em 9.400 filmes em língua inglesa, no período de 1912 a 2012. A média de tempo dos planos é representada por pontos. As linhas demonstram possíveis tendências apresentadas pelos dados. Fonte: Cutting, J. E. & Candan, A. (2015). Shot durations, shot classes, and the increased pace of popular movies. *Projections: The journal for movies and mind*, 9(2), 40-62: <http://people.psych.cornell.edu/~jec7/pubs/cutting&candanProj15.pdf>.

porque as previsões estatísticas funcionam apenas algumas vezes. Enquanto os estudos não qualitativos de gêneros e períodos culturais como o cinema clássico de Hollywood representam sumários propositivos de técnicas e convenções artísticas comuns a uma seleção particular de filmes,

eles também analisam produções especificamente relevantes que não podem ser reduzidas a esses preceitos. Nesse sentido, podemos recordar que Roland Barthes não pretendia na obra *S/Z* descrever completamente os códigos semióticos dos contos de Balzac, tampouco defendia que esses códigos constituíssem um sistema¹⁷.

Modelos estatísticos que não são sempre efetivos são um problema, porque a ciência supõe que tais modelos deveriam captar corretamente as características dos fenômenos. Porém, os métodos computacionais podem ser aplicados no estudo da cultura sem essa presunção, e isso faz parte de um paradigma alternativo de pesquisa que denomino *Análise Cultural*¹⁸. Segundo esse paradigma, não desejamos “explicar” o conjunto predominante ou mesmo uma parcela dos dados com base em um modelo matemático simples, considerando o restante como “erro” ou “ruído” quando o método torna-se incompatível. Não pretendemos presumir que a variação cultural é um desvio de uma média. Não queremos admitir que um amplo segmento de trabalhos no meio peculiar de um gênero acompanha um padrão simples ou apresenta alguns traços comuns, como a “jornada do herói”, a “proporção áurea” ou as “oposições binárias”. Tampouco pretendemos que todas as culturas passam pelos mesmos estágios de desenvolvimento, conforme diziam alguns historiadores da arte do século XIX.

Acredito que podemos estudar a diversidade cultural sem supor que ela é resultado de variações de alguns tipos e estruturas. Isso significa que devemos nos interessar apenas pelas diferenças e devemos a todo custo evitar qualquer tipo de redução? Postular a existência de padrões culturais é aceitar que faremos no mínimo alguma redução a partir dos dados analisados. Sem isso, não podemos comparar nada, a menos que estejamos lidando com o minimalismo e a serialidade extremas, com que o artista realiza qualquer coisa de modo similar, alterando apenas uma única variável, como no caso de Sol LeWitt.

Podemos definir a *Análise Cultural* como o estudo quantitativo de padrões culturais em diferentes escalas.

Mas necessitamos qualificar imediatamente essa definição. Enquanto buscamos descobrir padrões frequentes nos dados culturais, deveríamos sempre nos lembrar que esses dados apenas correspondem a alguns aspectos dos artefatos e de sua recepção.

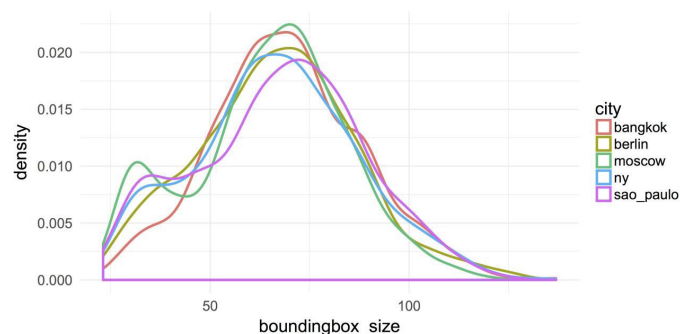
Toda expressão ou interação é única, a menos que se trate de uma cópia 100% completa de outro artefato cultural, ou de algo produzido de modo mecânico ou por algoritmos para que seja idêntico a outros exemplos. Em alguns casos, a singularidade não é relevante na análise, em outros casos sim. Por exemplo, as feições faciais extraídas automaticamente de um conjunto de autorretratos publicado no Instagram revelam aspectos interessantes a respeito dos modos de autorrepresentação nessa mídia, em cidades e períodos delimitados para análise (Imagem 4)¹⁹. Não nos cansamos de ver infindáveis rostos e corpos quando navegamos no Instagram porque cada um deles é único. O que nos fascina não é a repetição de padrões, mas sim os detalhes peculiares e suas combinações (Imagem 5).

O objetivo final da *Análise Cultural* seria mapear e entender de forma detalhada a diversidade dos artefatos culturais contemporâneos produzidos de modo profissional ou por usuários em todo o planeta. Ou seja, trata-se de colocar foco naquilo que é distinto entre numerosos produtos, e não se restringir ao que eles compartilham. Nos séculos XIX e XX, a falta de tecnologias apropriadas para armazenar, organizar e comparar vastos conjuntos de dados culturais contribuiu para a popularidade de teorias culturais reducionistas. Hoje, podemos empregar um único computador para mapear e visualizar milhares de diferenças entre dezenas de milhões de objetos. Não temos mais desculpas para privilegiar somente as coincidências entre artefatos e comportamentos culturais. Isso é o que fazemos quando os categorizamos ou os percebemos como instâncias de tipos gerais. Enquanto antes poderíamos começar com a extração de padrões para traçar mapas iniciais da produção e dinâmica cultural contemporânea, considerando sua escala, finalmente esses aspectos podem passar para segundo plano ou ainda se dissolver completamente, à medida que atentamos para as distinções entre objetos individuais. Para mim, essa é a promessa derradeira subjacente no uso de métodos de IA para o estudo da cultura.

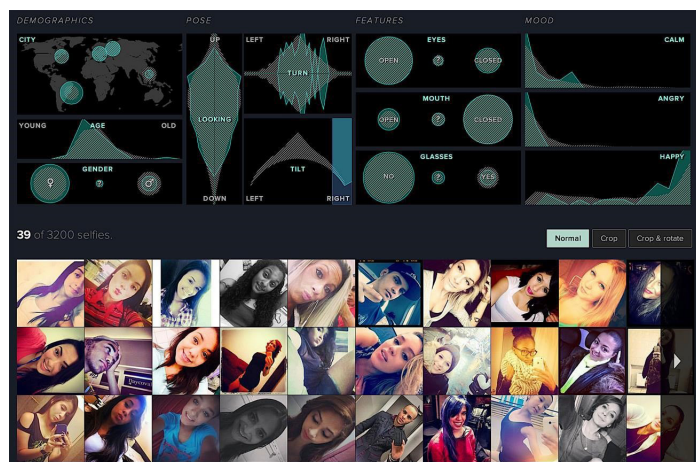
¹⁷ https://monoskop.org/images/d/d6/Barthes_Roland_S-Z_2002.pdf

¹⁸ Lev Manovich, “Cultural Analytics: Visualizing Cultural Patterns in the Era of “More Media” (Domus, 2009), <http://manovich.net/index.php/projects/cultural-analytics-visualizing-cultural-patterns>

¹⁹ <http://selfecity.net/>, 2013-2015



4. Distribuição das dimensões faciais em 3200 selfies publicados no Instagram a partir de cinco cidades, em dezembro de 2013. Foram usadas 640 fotos de cada cidade. Os dados e detalhes adicionais estão disponíveis em: selfiecity.net.



5. Tela do site do projeto selfiecity.net, mostrando uma seleção de selfies no Instagram com ângulos similares de inclinação dos rostos. Essa semelhança dos aspectos gerais das imagens ajuda a evidenciar as diferenças entre as faces retratadas.

Referências

Bakhshi, S., Shamma, D. A., Kennedy, L., & Gilbert, E. (2015). Why We Filter Photos and How it Impacts

Engagement. International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM), 12–21. Retrieved from <http://comp.social.gatech.edu/papers/icwsml5why.bakhshi.pdf>

Cutting, J. E., & Candan, A. (2015). Shot Durations, Shot Classes, and the Increased Pace of Popular Movies. *Projections*, 9(2), 40–62. <http://doi.org/10.3167/proj.2015.090204>

Hu, Y. (2014). What We Instagram : A First Analysis of Instagram Photo Content and User Types, (McCune 2011), 595–598.

Matzen, K., Bala, K., & Snavely, N. (2017). StreetStyle: Exploring world-wide clothing styles from millions of photos. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1706.01869>

Redi, M., O 'hare, N., Schifanella, R., Trevisiol, M., & Jaimes, A. (2014). 6 Seconds of Sound and Vision: Creativity in Micro-Videos. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1411.4080.pdf>

Saleh, B., Abe, K., Arora, R. S., & Elgammal, A. (2014). Toward Automated Discovery of Artistic Influence. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1408.3218>

Schifanella, R., Redi, M., & Aiello, L. (2015). An Image is Worth More than a Thousand Favorites: Surfacing the Hidden Beauty of Flickr Pictures. Retrieved from <https://arxiv.org/pdf/1505.03358.pdf>

Serrà, J., Corral, Á., Boguñá, M., Haro, M., & Arcos, J. L. (2012). Measuring the Evolution of Contemporary Western Popular Music. *Scientific Reports*, 2(1), 521. <http://doi.org/10.1038/srep00521>

Strezoski, G., & Worring, M. (2017). OmniArt: Multi-task Deep Learning for Artistic Data Analysis. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1708.00684>

Referências das últimas cinco (05) publicações do(s) autor(es):

Manovich, L. (2017). *Instagram and contemporary image*. [New York]: author. Manovich, L. (2013). *Software Takes Command: Extending the Language of New Media*. New York: Bloomsbury.

Manovich, L. (2018). 100 Billion data rows per second: Media analytics in the early 21st century. *International Journal of Communication*, 12, 473-488.

Manovich, L. (2017). Cultural Data: Possibilities and limitations of the digital data universe. In *Museum and archive on the move: changing cultural institutions in the digital era* (pp. 259-276). Berlin.

De Gruyter. Schich, M., Huemer, C., Adamczyk, P., Manovich, L., & Liu, Y.-Y. (2017). Network Dimensions in the Getty Provenance Index. Recuperada de <http://arxiv.org/abs/1706.02804>.

Yazdani, M., Chow, J., & Manovich, L. (2017). Quantifying the development of user-generated art during 2001-2010. *PLOS ONE*, 12(8), e0175350. Recuperada de <http://doi.org/10.1371/journal.pone.0175350>.