

## Revisão crítica das aplicações de aprendizado de máquina no Design Visual: bases teóricas, desempenho dos modelos e novos paradigmas de projeto

### *Critical review of Machine Learning applications to Visual Design: theoretical bases, model performance and new design paradigms*

Hugo Cristo Sant'Anna<sup>1</sup>

#### Resumo

As aplicações do aprendizado de máquina ou **machine learning** (ML) a problemas de design visual geraram algoritmos capazes de editar fotos e vídeos, projetar logotipos, interfaces digitais, e até mesmo diagramar publicações impressas ou digitais. Neste contexto, os potenciais benefícios e prejuízos da aplicação de ML ao design visual retomam questionamentos surgidos nas décadas de 1980 e 1990, em decorrência da massificação dos computadores pessoais e programas de **desktop publishing**. Naquele período, muitos designers resistiram às mudanças em curso, criticando a baixa qualidade e amadorismo dos projetos que utilizaram as tecnologias incipientes. Em contrapartida, críticas contemporâneas ao uso de ML no design visual concentram-se nas ameaças potenciais aos empregos e redução das oportunidades de trabalho para designers. Este artigo discute as aplicações de ML no design visual, com o intuito de qualificar e ampliar o debate para além da questão do mercado de trabalho. Para tanto, são apresentadas: 1) bases teóricas e funcionamento dos modelos de ML utilizados no design visual; 2) atividades de projeto desempenhadas pelos modelos; e 3) análises de projetos recentes (2007-2018) nos quais os modelos de ML já substituíram designers. Partindo das análises, defende-se a apropriação e exploração criativa das tecnologias de ML por designers em vez de sua rejeição, repensando a atividade projetual frente aos novos paradigmas da mesma forma que fizeram os pioneiros entusiastas do **desktop publishing**.

Palavras-chave: Aprendizado de Máquina, Design Visual, Mercado de Trabalho.

#### Abstract

*The applications of machine learning (ML) to visual design problems generated algorithms capable of editing pictures and videos, designing corporate identities, interfaces, and even printed or digital publications. In this context, potential benefits and losses of ML applications to visual design brought back issues emerged in the 1980s and 1990s, as a result of massification of personal computers and desktop publishing tools. In that period, many designers resisted to ongoing changes, criticizing low quality and amateurism of the projects which used incipient technologies. On the other hand, contemporary criticism about using ML in visual design focus on potential threats to jobs and the reduction of work opportunities for designers. This paper discusses ML applications in visual design,*

---

<sup>1</sup> Designer, Doutor em Psicologia. Professor adjunto do Departamento de Desenho Industrial da Universidade Federal do Espírito Santo (Ufes). Coordenador do Laboratório e Observatório de Ontologias Projetuais – Loop/Ufes. Contato: [hugo.santanna@ufes.br](mailto:hugo.santanna@ufes.br)

*aiming to enhance and broaden the debate beyond labor market issues. Therefore, it will be presented: 1) theoretical bases and workings of ML models currently applied in visual design; 2) design activities performed by the models; 3) recent projects (2007-2018) in which ML models already replaced designers. Based on the analyses, creative appropriation and exploration of ML technologies by designers are advocated, rather than rejecting them, rethinking design activity in the face of new paradigms in the same way as the pioneering enthusiasts of desktop publishing did.*

*Keywords: Machine learning, Visual Design, Labor Market.*

## 1. Introdução

A história do desenvolvimento dos computadores pessoais (PCs), das interfaces gráficas e das aplicações de editoração e autoria multimídia, especialmente a partir dos anos 1970, confunde-se com as transformações observadas no campo do Design Visual<sup>2</sup> no mesmo período. Autores como Canter (2001), Meggs e Purvis (2012, cap. 24), Cardoso (2012, cap. 3) e Bonsiepe (2015, pt. I) discutiram os impactos daquelas transformações nas práticas de projeto vigentes, bem como a introdução de novas práticas. Em outra direção, pesquisadores como Kay e Goldberg (1977), Kay (2001), Maeda (2004), Reas e Fry (2007), Banzi (2011) e Noble (2012) analisaram as consequências da incorporação dessas tecnologias ao repertório de designers e artistas sob a ótica das habilidades e competências relacionadas ao que Wing (2006) denominou como **pensamento computacional**.

Diferentemente do primeiro grupo de autores, o segundo defende que artistas e designers superem os **usos instrumentais** da Computação (SANT'ANNA, 2014), migrando do **consumo** para a **produção** de tecnologias. Contudo, esta mudança exigiria a compreensão da "arte misteriosa da programação de computadores" (MAEDA, 2004, p. 113) e o aprendizado dos princípios da Computação (DENNING, 2004).

Este artigo discute uma nova fase do entrelaçamento contínuo entre Design Visual e Computação, catalisada pela popularização crescente das tecnologias de **machine learning** (ML) ou aprendizado de máquina. Esta fase parece aprofundar a demanda por designers e artistas capazes de pensar computacionalmente, ao mesmo tempo em que parece fomentar situações conflituosas daqueles profissionais com a sociedade. Para discutir a referida hipótese, este artigo foi organizado em quatro partes. A primeira apresenta uma breve revisão das transformações decorrentes da incorporação dos PCs às atividades dos designers entre os anos 1980 e 2000. Em seguida, são abordadas tecnologias de ML cujas aplicações recentes (2000 em diante) ao Design Visual têm gerado respostas ambíguas por parte de profissionais, empresas e consumidores dos serviços. Por fim, são discutidas oportunidades para que designers explorem ativamente as mudanças em curso, mas condição de **autores** em vez de meros **usuários** das novas tecnologias.

## 2. A computação no design visual – anos 1980-2000

A chegada dos PCs Apple Macintosh ao mercado doméstico em 1984 marcou o surgimento de uma geração de designers que exploraram as possibilidades criativas daqueles equipamentos. A arte computacional desenvolvida nas décadas anteriores enunciou o potencial do encontro entre programação e expressão artística (cf. MOLNAR, 1975), porém em escala reduzida e restrita à iniciativa de artistas e cientistas da computação que trabalharam de forma experimental (DIETRICH, 1986).

<sup>2</sup> Ao longo deste texto, a grafia **Design Visual** refere-se ao campo e **design visual** refere-se às práticas de projeto envolvidas.

O Macintosh foi concebido como um produto para o usuário não especialista, e sua oferta foi acompanhada de aplicações de **desktop publishing (dtp)** que permitiram a edição intuitiva de textos, imagens e gráficos (MEGGS; PURVIS, 2012). A partir dos anos 1990, a massificação da plataforma IBM-PC e de seus clones executando o sistema Microsoft Windows (CERUZZI, 2003, p. 312), acentuaria a presença dos PCs na rotina de designers.

Entretanto, a adoção dos PCs e das possibilidades oferecidas por suas aplicações nem sempre ocorreu com entusiasmo. Thompson e Craig (1991) analisaram revistas especializadas em **dtp** publicadas ao longo de 1987 e identificaram três temas recorrentes quanto ao uso dos PCs em projetos na época: 1) a expansão do acesso aos meios de impressão; 2) mudanças nas relações de trabalho; e 3) alterações na aparência estética de materiais impressos. Os autores perceberam que as críticas ao caráter amador dos projetos desenvolvidos com as novas tecnologias coexistiam com expectativas de que níveis elevados de “apreciação estética e letramento visual” emergiriam com as mudanças.

No que tange às críticas, Thompson e Craig sugeriram que as facilidades oferecidas pelas aplicações poderiam ser associadas à crença de que habilidades tradicionais de design seriam desnecessárias. Segundo dados coletados pelos autores na época, os usos de **dtp** aumentaram a quantidade de trabalho realizado por designers, que passaram não apenas a elaborar projetos gráficos, como também a efetuar trabalhos mecânicos que anteriormente estavam sob a responsabilidade de outros profissionais especializados – p.ex. digitação e revisão de textos, composição tipográfica. A pesquisa também observou a redução no tempo esperado para a conclusão de projetos e a percepção de que a remuneração de designers poderia ser reduzida em função da produtividade gerada pelo computador.

Finalmente, Thompson e Craig sugeriram que as aplicações permitiram que outros tipos de usuários, sem conhecimentos especializados em tipografia e design visual, pudessem elaborar materiais anteriormente sob responsabilidade de designers. Este perfil de usuário não teria conhecimento suficiente para perceber a inadequação das configurações padrão das aplicações de **dtp** nem realizar os ajustes para adequá-las aos “padrões profissionais”.

Quanto às expectativas positivas sobre as possibilidades expressivas introduzidas pelos computadores no design visual, Marcus (1984) argumentou que designers ainda precisariam enfrentar os desafios de atrair e reter a atenção das pessoas, de facilitar seu entendimento sobre as informações e ajudá-las a lembrar que aprenderam. Além dos produtos finais tradicionais do processo de design visual, tais como designs tipográficos, mapas e diagramas reproduzidos em papel, projeções ou telas (**outerfaces**), Marcus argumentou que outras duas fases da comunicação entre pessoas e computadores seriam objeto da ação de designers. **Interfaces** corresponderiam aos quadros de controles, comandos e documentação que participariam da interação do usuário com o computador, enquanto **innerfaces** seriam quadros de controles, comandos e documentação utilizados por especialistas responsáveis pela programação e manutenção dos sistemas.

A perspectiva de Marcus dialoga com concepção do PC como **metameio**, proposta por Alan Kay e Adele Goldberg (1977). Para estes autores, PCs seriam meios capazes de simular outros meios, e para isso precisariam oferecer aplicações e linguagens de programação com as quais os usuários poderiam se expressar criativamente. Neste processo, o próprio computador seria considerado como meio com características próprias, não somente uma ferramenta para simular interações com mídias pré-existentes. Em outros termos, o uso criativo dos PCs envolveria a manipulação de imagens (**interfaces**) para construir cadeias de raciocínio simbólico (**innerfaces**) – “*Doing with Images makes Symbols*” (KAY, 2001) – para produzir aquilo que o usuário deseja (**outerfaces**).

### 3. A computação do design visual – anos 2000+

A concepção do PC como metameio incentivou, ainda nos anos 1970, o desenvolvimento de linguagens de programação destinadas a usuários sem formação específica em Ciência da Computação. Linguagens como LOGO (cf. PAPERT, 1972) e Smalltalk (GOLDBERG; KAY, 1977) foram testadas por crianças e programadores iniciantes em simulações, tarefas de desenho e geometria diferencial, explorando o potencial expressivo da Computação na modelagem e resolução de problemas antes mesmo da chegada dos primeiros PCs comerciais ao mercado. Essas linguagens adotaram estratégias distintas de suas contemporâneas, seja por meio da aplicação a domínios específicos como o ensino de Matemática (LOGO), seja por terem incorporado paradigmas como orientação a objetos, reflexividade e ambiente de desenvolvimento integrado (Smalltalk).

Nos anos 2000, várias iniciativas retomaram tais paradigmas em linguagens e plataformas direcionadas a artistas e designers (cf. SANT'ANNA *et al.*, 2012), disseminadas em fóruns **online**, listas de discussão e sites temáticos. Iniciantes passaram a encontrar tutoriais, farta documentação, bibliotecas com funções diversas (desenho, animação, som, comunicação em rede etc.) e comunidades de apoio para aprender a programar. Esta situação foi distinta das décadas anteriores, quando a formação se deu principalmente em cursos técnicos e superiores, ou em publicações e espaços restritos a entusiastas e especialistas.

Uma das consequências relevantes da popularização da programação entre designers e artistas na era da Web foi a diversificação de **outerfaces**. Pode-se afirmar que, nas últimas duas décadas, foram superadas as expectativas de Thompson e Craig (1991) sobre o surgimento de “níveis elevados de apreciação estética e letramento visual”, como consequência do amadurecimento dos usos dos PCs no Design Visual. Um número crescente de profissionais das áreas criativas passou a investigar possibilidades estéticas e interativas relacionadas ao pensamento computacional, em abordagens como a arte generativa (GALANTER, 2003), design algorítmico (TERZIDIS, 2004), design computacional (REAS; FRY, 2007), design generativo (SINGH; GU, 2012) e design paramétrico (WOODBURY, 2010).

Áreas mais afeitas ao tratamento computacional de problemas, como o design da informação e de interfaces, também acentuaram o interesse de designers e artistas por técnicas de busca, recuperação, processamento, análise e visualização de conjuntos de dados cada vez maiores e mais variados, disponíveis de forma aberta na Internet. Essas técnicas, difundidas por obras que ofereceram introduções ao design visual que deixou de ser **projetado** para ser **computado** (cf. FRY, 2008; SEGARAN, 2008; YAU, 2011), parecem ter estabelecido as bases teóricas e instrumentais para as questões que interessam ao presente artigo. Por meio das tecnologias Web (navegadores, HTML, CSS e Javascript), a visualização em tempo real e a exploração interativa de dados recuperados de bases também **online** tornou-se parte das iniciativas de transparência de governos<sup>3</sup>, das publicações da imprensa (cf. MANCINI; VASCONCELLOS, 2016) e da prestação de serviços públicos e privados.

Por um lado, não se pode afirmar que a associação direta entre design computacional e da informação causou a proliferação de experiências de design visual geradas por algoritmos. As demais abordagens mencionadas empreenderam esforços similares para incorporar o pensamento computacional aos seus processos criativos, em alguns casos desde os anos 1960<sup>4</sup>. Por outro, parece razoável sugerir que os conceitos relacionados à produção de **outerfaces** típicas para a visualização de dados (interfaces e dispositivos gráficos, infografias e mapas) foram aplicados a outras classes de

<sup>3</sup> Ver, por exemplo, a experiência dos governos britânico (<http://data.gov.uk>) e brasileiro (<http://dados.gov.br>).

<sup>4</sup> O Sketchpad, de Ivan Sutherland (1964) implementou de forma pioneira o desenho auxiliado por computador, design paramétrico, uso de periféricos para desenho, desenho direto sobre a tela, entre outras inovações.

problemas de design visual, utilizando as mesmas técnicas, ferramentas e linguagens de programação: projeto de logotipos<sup>5</sup> e fontes<sup>6</sup> com ajustes paramétricos, geração de **layouts** para arranjo de dados (THORP, 2011), criação automática de imagens com dados variáveis (ARTEAGA, 2014).

As classes de problemas projetuais descritas têm em comum a necessidade de se elaborar modelos das **outerfaces** em termos algorítmicos. Sejam logotipos ou gráficos de barra, o designer constrói relações entre variáveis e as manipula buscando atingir os resultados visuais desejados. Algoritmos são abstrações dessas relações, definindo o comportamento visual esperado de **outerfaces** frente aos ajustes nos parâmetros e às alterações nos dados a serem exibidos. No design computacional das visualizações de dados, parâmetros reconfiguram relações espaciais e temporais, agrupamentos, hierarquias, intervalos e ordenações de informações de determinados conjuntos de dados, desencadeando a variação de elementos visuais (cor, forma, proporção, organização) definidos previamente pelo designer. Já no design computacional do design visual, os conjuntos de dados são as **próprias relações entre os elementos visuais**, que podem ser ajustadas parametricamente com o objetivo de se obter diferentes resultados – **o projeto é a informação**.

#### 4. Aprendizado de máquina do design visual

O aprendizado de máquina (**machine learning**, ML) é um dos subconjuntos das tecnologias de inteligência artificial (IA). De forma geral, o objetivo dos processos de ML é a aquisição de conhecimento de forma automática, ou seja, sem que o programador precise especificar manualmente as regras de aprendizado. Para tanto, há diversas estratégias **indutivas** de aprendizado (MONARD; BARANAUSKAS, 2003): nas modalidades **supervisionadas**, conjuntos de dados de treinamento são fornecidos ao algoritmo com a identificação das classes às quais os exemplos pertencem; nas **não-supervisionadas**, o algoritmo analisa os exemplos fornecidos e tenta classificá-los de alguma maneira a partir dos padrões encontrados nos próprios dados. Um terceiro tipo de modalidade intermediária entre a supervisão e não-supervisão é denominada aprendizado por reforço, em que agentes buscam maximizar recompensas na execução de sequências de tarefas (políticas) em ambientes dinâmicos desconhecidos (JORDAN; MITCHELL, 2015). Ainda segundo Monard e Baranauskas (2003), há diferentes paradigmas de ML, dentre os quais destacam-se os paradigmas simbólico, estatístico, baseado em exemplos, conexionista e genético.

O aprendizado profundo (**deep learning**) destacou-se no paradigma conexionista de ML em função de sua performance bem-sucedida em tarefas como reconhecimento de escrita manual, detecção de objetos e segmentação de imagens, inferência semântica em textos e previsão da próxima palavra em sentenças (ver LECUN; BENGIO; HINTON, 2015 para uma revisão). Bibliotecas de código aberto<sup>7</sup> como Tensor Flow e Torch facilitaram a aplicação de algoritmos de **deep learning** a tarefas como as listadas anteriormente, ao mesmo tempo em que novos chips de processamento gráfico (**graphics processing units**, GPUs) aumentaram o desempenho do processamento paralelo dos algoritmos de ML, tanto na fase de treinamento quanto nas aplicações.

As transformações no Design Visual discutidas na sessão anterior deste artigo, quando associadas a métodos e tecnologias como **deep learning**, puderam acelerar a utilização das relações entre elementos visuais como informação. Nas experiências prévias, designers precisavam

<sup>5</sup> As identidades para a Casa da Música (2010), de Sagmeister & Walsh (<https://sagmeisterwalsh.com/work/all/casa-da-musica/>), e para a COP-15 (2019), de okdeluxe (<http://www.okdeluxe.co.uk/cop15/>), exemplificam as possibilidades.

<sup>6</sup> Prototipo, aplicação para criação de fontes por meio de ajustes em parâmetros: <https://www.prototipo.io/>

<sup>7</sup> Disponíveis em <http://tensorflow.org> e <http://torch.ch/>

programar manualmente os modelos que controlariam o comportamento visual das **outerfaces**, para em seguida realizar ajustes paramétricos de acordo com os requisitos do problema de projeto. A introdução de ML neste processo permitiu que as relações entre elementos visuais fossem aprendidas automaticamente a partir de exemplos, sendo que boa parte deles encontra-se disponível abundantemente na Web.

Coleções imensas de logotipos, fotografias, páginas de jornais, revistas e livros, interfaces de sites, gráficos e infográficos podem ser reunidas, integradas, classificadas e rotuladas (ou não) conforme seus atributos, para em seguida treinarem algoritmos que poderão tomar decisões de projeto de forma autônoma e indutiva. Essas decisões podem ser simples, como a sugestão de cores para logotipos associados a setores ou temáticas; e podem ser complexas, construindo múltiplas alternativas para a organização da página em projetos gráficos completos a partir de textos, imagens e demais especificações indicadas. Da simplicidade à complexidade das decisões de projeto, há tentativas de substituição do designer por algoritmos de ML na realização de tarefas.

Os casos das subseções a seguir descrevem tentativas recentes de substituição (2007-2018), detalhando os mecanismos de ML subjacentes sempre que possível. A seleção buscou reunir três tipos de casos: 1) iniciativas de desenvolvedores independentes que automatizaram tarefas especializadas de design visual aplicando técnicas de ML; 2) produtos comerciais de **desktop publishing** que disponibilizaram recursos baseados em ML para o usuário final, automatizando tarefas que exigiriam conhecimentos aprofundados de design visual; 3) produtos que se propõem a substituir **integralmente** designers e artistas no projeto de **outerfaces** com qualquer finalidade. Os casos foram organizados em áreas cujas aplicações de ML foram alvo de críticas públicas, contribuindo assim para o debate.

#### 4.1 Imagens

Entre 2007 e 2010, a Adobe Inc. divulgou resultados de pesquisas sobre tecnologias Content-Aware (ADOBE INC., 2015), capazes de reconhecer e completar áreas removidas de imagens. A tecnologia foi incorporada ao Photoshop em 2016, permitindo que os espaços em branco resultantes de cortes em fotografias ou de remoções de objetos sejam automaticamente preenchidos pela aplicação. Essas tecnologias automatizaram o trabalho árduo de tratamento, retoque e restauração de imagens, sensivelmente facilitado pelo uso de camadas, canais e filtros incorporados aos editores da geração anterior. Desde então, a empresa vem adicionando recursos de ML às demais aplicações, batizando o conjunto de tecnologias como Adobe Sensei (ADOBE INC., 2016)

Este tipo de aplicação de ML à edição e produção de imagens não está restrito às gigantes do setor. O projeto style2paints (ZHANG *et al.*, 2018), que está em sua quarta versão, coloriza desenhos em traço automaticamente a partir de imagens fornecidas. Ferramentas como as lançadas pela Adobe ou style2paints parecem não ameaçar, por enquanto, artistas e designers. Em entrevista ao The Verge (LEE, 2019), desenvolvedores envolvidos em projetos dessa natureza disseram acreditar que os recursos baseados em ML aceleram os fluxos de trabalho, deixando mais tempo livre para a experimentação do profissional.



Figura 1 – Etapas da colorização do projeto style2paints: original em traço, colorização sólida, colorização em gradientes e sombreado. Fonte: GitHub do projeto.

Uma associação entre a Microsoft, instituições de finanças e de pesquisa holandesas gerou o projeto The Next Rembrandt<sup>8</sup> em 2016. A equipe empregou algoritmos de **deep learning** para analisar e extrair características das pinturas do artista holandês, tais como fundo, iluminação, fenótipo das pessoas retratadas, tipos de roupas e adereços, direção do olhar, postura corporal e até mesmo o estilo das pinceladas. O resultado final foi produzido em tipo especial de impressão 3D com tinta ultravioleta, para simular o aspecto tridimensional da tinta sobre a tela.

As respostas aos resultados do projeto The Next Rembrandt foram ferozes. O crítico britânico de arte Jonathan Jones (2016) escreveu para o jornal The Guardian: “[...] Que farsa horrível, de mau gosto, insensível e sem alma de tudo que é criativo na natureza humana”. Jones argumentou que não se pode replicar a genialidade de Rembrandt, uma vez que sua arte não seria “um conjunto de algoritmos ou tiques estilísticos” passíveis de recriação por humanos ou máquinas. Peter Schjeldahl (2016), também crítico de arte, escreveu para a revista The New Yorker que o valor do trabalho decorreria da resposta do artista em relação ao tema em questão, não da forma por meio da qual ele se expressou (a obra em si). Em seguida, Schjeldahl diminuiu a importância da aparência da pintura e afirmou que o resultado do projeto The Next Rembrandt tem lampejos de personalidade, mas faltaria individualidade à obra – seria uma **fan fiction**.



<sup>8</sup> <https://www.nextrembrandt.com/>

Figuras 2 e 3 – À esquerda, The Next Rembrandt. À direita, o retrato de Edmond de Belamy (Coletivo Obvious). Fonte: divulgação dos autores.

Em uma experiência ligeiramente distinta, o coletivo francês Obvious desenvolveu um programa que utiliza redes neurais adversariais generativas (GANs) para criar pinturas. O retrato de Edmond de Belamy, uma das criações do programa, foi arrematada por US\$ 432,5 mil em um leilão de arte em 2018 (QUACKENBUSH, 2018), onde o lance inicial foi de cerca de US\$ 10 mil. O processo envolveu cerca de 15 mil retratos pintados entre os séculos XIV e XX como conjunto de treinamento. Dois algoritmos foram utilizados: o “gerador” tenta criar imagens que sejam convincentes para passar no teste realizado pelo “discriminador”, que compara as criações do primeiro com pinturas de autoria de seres humanos. O objetivo do gerador é enganar o discriminador, aludindo ao teste de Turing (2009) – computadores seriam considerados inteligentes na medida em que conseguissem realizar tarefas humanas sem que sua artificialidade fosse percebida por observadores.

Alguns questionamentos ao trabalho do grupo Obvious partiram de pesquisadores das aplicações da inteligência artificial às artes visuais (COHN, 2018). A estratégia adotada seria trivial, lugar comum na área e dependente de códigos elaborados por terceiros, o que acarretaria contestações sobre a originalidade real da obra.

## 4.2 Identidades visuais

Diversos serviços comerciais **online** oferecem a criação de logotipos utilizando ML, segmentados principalmente para **startups** e pequenos negócios<sup>9</sup>. Os processos variam entre os concorrentes, mas geralmente partem da solicitação do nome que será utilizado no logotipo. Em seguida, o usuário fornece palavras-chave ou informações que ajudem o sistema a identificar o setor de atividade, produtos e serviços oferecidos ou mesmo a localização geográfica. Alguns serviços perguntam ao usuário se há preferência por identidades puramente tipográficas ou que contam com símbolos na assinatura. Outros exibem logotipos, fontes e cores para que o usuário indique suas preferências, para finalmente gerar todas as alternativas para as identidades visuais. Uma vez escolhida a identidade, os sistemas procedem à preparação da papelaria institucional (cartões de visita, papel timbrado), imagens de perfil e modelos de publicações para redes sociais.

Os serviços existentes não revelam as estratégias envolvidas na construção automática das identidades, embora seja possível inferir a utilização de árvores de decisão (JAMES *et al.*, 2013, cap. 8). Estes métodos poderiam estratificar ou segmentar opções para cada característica da identidade (fonte, cor, símbolo) em espaços não sobrepostos, e tentariam classificar dados dos conjuntos de treinamento (outros logotipos validados por designers) em categorias (ramos e folhas da árvore) referentes às palavras-chave informadas. Quando os dados classificados são médias dos valores no espaço de características (p.ex. misturas de cor, proporções) utiliza-se **árvores de regressão**. Quando a segmentação é qualitativa (estilo ou peso da fonte, traço do símbolo), adota-se **árvores de classificação**.

Designers profissionais relataram opiniões divergentes sobre a qualidade desses serviços (ENGLE, 2018). Posturas favoráveis à tecnologia afirmaram que o resultado “não é horrível”, apesar de claramente afetado por modismos. Críticos enfatizaram que os resultados são “feios, chatos, não memoráveis e nada relevantes”. Sugerem, em vez do serviço, a compra de identidades **stock**, elaboradas genericamente por “designers humanos” e comercializadas a baixo custo na Web. Em meio aos debates, a israelense TailorBrands superou US\$ 15.5 milhões de faturamento em 2018

<sup>9</sup> Ver <http://looka.com>, <http://brandmark.com> e <http://tailorbrands.com> como exemplos do processo.



(SAWERS, 2018), produzindo cerca de 350.000 identidades por mês (BLUM, 2017). O serviço funciona por assinatura, com planos entre US\$ 3,99 e US\$ 15,99 (valores para abril de 2019).

### 4.3 Layouts

O relatório de Kivelä *et al.* (2011) revisou a literatura da época, listando vantagens e limitações de quatro estratégias de criação automática de **layouts**: a) **templates** (modelos com áreas pré-definidas para os conteúdos); b) restrições espaciais ou abstratas entre elementos, expressas por relações em gramáticas formais; c) sistemas de **grids**, que combinam **templates** e restrições; d) simulações de processos evolutivos de mutação e cruzamentos entre **layouts**, em que os mais adaptados (melhor avaliados) “sobrevivem”. A utilização de ML foi citada como abordagem alternativa, com possibilidades de aplicação em: i) especificação das restrições; ii) aprendizado de regras de design a partir de **layouts** criados por profissionais; iii) avaliação da adequação de **layouts** gerados geneticamente.

Soluções recentes de ML para **layouts** automáticos exploram aspectos das abordagens (i) e (ii). **Pages**, primeira versão do motor de **layouts** do Flipboard para leitura de revistas, aplicava conteúdos a 20 opções criadas por designers para selecionar a mais apropriada (YING, 2014). A variedade de dimensões de exibição dos dispositivos levou a empresa a criar outro motor, chamado **Duplo**, que seleciona alternativas entre 2000 e 6000 possibilidades. Estes **layouts** não foram criados manualmente, resultando de orientações estruturadas em árvores de decisão que definem escolhas válidas para cada situação. Duplo ainda permite a seleção de **layouts** feitos manualmente por designers, em casos específicos, e emprega algoritmos de visão computacional para recortar fotos adequadamente.

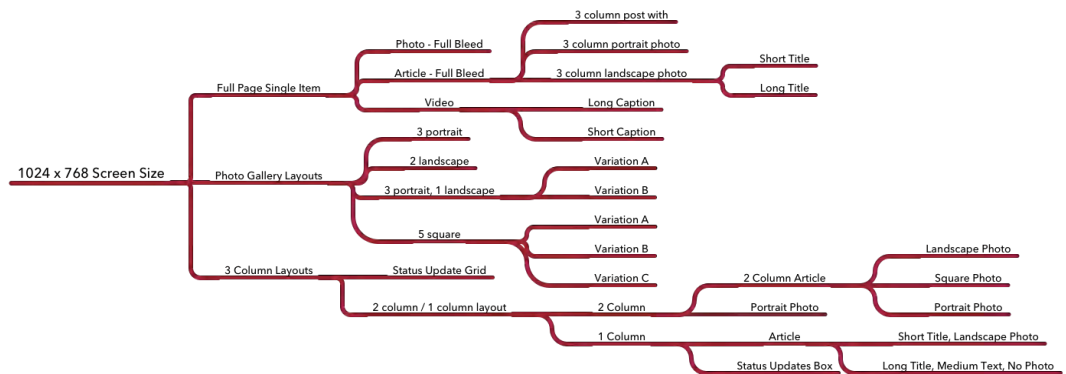


Figura 4 – Árvore de decisão para **layouts** do motor Flipboard Duplo. Fonte: Wilkins (2017)

Os serviços de criação automática de **layouts** para sites Wix ADI e Sacha<sup>10</sup> têm o mesmo público-alvo e funcionamento similar aos de criação de identidades visuais apresentados. Com base em perguntas sobre as necessidades (objetivos do site, setor) e na busca automática por informações sobre o usuário disponíveis **online** (perfis em redes sociais), os serviços sugerem temas, recursos e seções relevantes para o site. O diferencial de Sacha é o auxílio de um robô de

<sup>10</sup> Os serviços estão disponíveis em <http://wixadi.co.uk> e <http://sacha.ai>.

conversa o (**chatbot**) que interage com o usu rio para conduzir as escolhas gerais do **layout** ou a diagrama o de conte dos espec ficos.

Cr ticas aos servi os assemelham-se  s identidades criadas com ML – n o produzem nada de novo (BUDDS, 2016), s o caros e de m  qualidade (ISMAIL, 2017). Em entrevista   Wired (TSELENTIS, 2017), a designer Paula Scher ponderou que se, no futuro, **softwares** de design visual envolverem mais curadoria do que cria o, a realiza o de ajustes finos ainda estar  sob a responsabilidade de designers profissionais. Contudo, a designer disse que os avan os em ML podem gerar a perda de postos de trabalho menos especializados.

O projeto pix2code (BELTRAMELLI, 2017) difere dos anteriores por empregar ML para gerar c digos-fonte para interfaces m veis nativas (iOS/Android) ou Web (HTML/CSS) a partir de imagens. O algoritmo de **deep learning** foi treinado para reconhecer elementos de interface nas imagens e produzir as instru es em c digo nas linguagens desejadas. A plataforma Airbnb (WILKINS, 2017) anunciou o prot tipo de um algoritmo de ML nos mesmos moldes, por m capturando via webcam os esbo os manuais de interfaces que s o convertidos em c digo automaticamente. Apesar da utilidade aparente de ambos os projetos, discuss es em f runs de programadores profissionais<sup>11</sup> combinam ceticismo sobre as aplica es pr ticas e desconfian a sobre a qualidade dos c digos gerados.

## 5. Discuss o

Os casos apresentados fornecem ind cios dos conflitos envolvendo a ado o dessas tecnologias, dentro e fora dos c rculos especializados. Alega es de aumento da produtividade remetem a temas listados por Thompson e Craig (1991) nos prim rdios da aplica o dos PCs ao Design Visual. Servi os de ML tornaram quase imediatas as entregas de projetos que poderiam levar semanas ou meses, a custos sensivelmente menores. Adobe e outras empresas insistem que a automa o liberta o designer de tarefas mec nicas, deixando-o livre para experimentar ou fazer apenas “ajustes finos”. Ao mesmo tempo, cabe lembrar que parte do cotidiano e da remunera o de profissionais criativos consiste na realiza o de tarefas mec nicas e de mesmo modo importantes. A automa o desses processos provavelmente ter  impactos dif ceis de prever, ao menos por enquanto.

Os questionamentos de designers, cr ticos de arte e programadores especializados em ML sobre a qualidade dos resultados obtidos at  agora endossam a hip tese da ambiguidade quanto  s mudan as. A desqualifica o t cnica dos resultados   fundada na avalia o do especialista, enquanto o sucesso ou fracasso da ado o de tecnologias abarca tamb m dimens es econ micas, pol ticas e psicossociol gicas. Os usu rios n o especializados de **desktop publishing** nos anos 1980 tampouco tinham conhecimentos suficientes para ajustar as ferramentas segundo “padr es profissionais” e, a despeito das limita es t cnicas e usos “ing nuos”, contribuíram para a ado o e consolida o daquelas tecnologias.

As raz es para a supervaloriza o da obra do grupo Obvious requerem an lises mais aprofundadas, principalmente cogitando as acusa es de falta de originalidade pela pr pria comunidade que emprega ML   cria o art stica. A produ o de arte digital tem par metros particulares de valida o, que n o se reduzem  s expectativas de outras formas art sticas. Vera Molnar (1975, p. 89), uma das pioneiras da arte digital sugeriu que

<sup>11</sup> <https://news.ycombinator.com/item?id=14416530> e <https://news.ycombinator.com/item?id=15619350>

[...] as pessoas não necessariamente gostam daquilo que dizem gostar. Seus julgamentos são influenciados por fatores que têm pouco ou nada a ver com o objeto de arte que contemplam. São influenciadas pela opinião de outros, pelos vieses da educação, pelo preço do objeto etc.

Reconhecer o valor de iniciativas como The Next Rembrandt ou logotipos gerados por árvores de decisão implica ampliar o escopo daquilo que se considera mera simulação de meios anteriores ou a criação de novas formas expressivas com mérito próprio. Essas formas emergentes podem igualmente representar novas oportunidades de trabalho em mercados pouco explorados, vide a demanda de pequenos empreendimentos por soluções automáticas e de baixo custo para problemas de design visual. Os casos apresentados neste artigo sinalizam a existência de oportunidades de projeto nas três fases da interação humano-computador descritas por Marcus (1984): os produtos finais dos algoritmos (**outerfaces**); os serviços que apoiam e medeiam os usos dos algoritmos (**interfaces**); e os algoritmos e estratégias de aprendizado de máquina subjacentes aos serviços (**innerfaces**).

Mesmo que os críticos estejam corretos e as tentativas de substituição integral de designers e artistas por algoritmos não prosperem, a possibilidade de investigar as possibilidades introduzidas por ML no Design Visual, ou mesmo de resistir a elas, **ainda** depende da compreensão da “arte misteriosa da programação de computadores”.

## Referências

ADOBE INC. **Adobe Sensei Lets Customers Master the Art of Digital Experiences**. Disponível em: <<https://news.adobe.com/press-release/corporate/adobe-sensei-lets-customers-master-art-digital-experiences>>. Acesso em: 3 jan. 2019.

ADOBE INC. **Content-Aware Fill**. Disponível em: <<https://research.adobe.com/project/content-aware-fill>>. Acesso em: 15 mar. 2019.

ARTEAGA, M. G. **Generative eBook Covers**. Disponível em: <<https://www.nypl.org/blog/2014/09/03/generative-ebook-covers>>. Acesso em: 4 abr. 2019.

BANZI, M. **Primeiros passos com Arduino**. São Paulo: Novatec, 2011.

BELTRAMELLI, T. pix2code: Generating Code from a Graphical User Interface Screenshot. 22 maio 2017. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1705.07962v2>>. Acesso em: 19 abr. 2019.

BLUM, B. **A new logo for under \$3, courtesy of Israeli design robots**. Disponível em: <<http://www.israel21c.org/a-new-logo-for-under-3-courtesy-of-israeli-design-robots/>>. Acesso em: 20 mar. 2019.

BONSIEPE, G. **Do material ao digital**. São Paulo: Blucher, 2015.

BUDDS, D. **Can You Teach AI To Design? Wix Thinks So**. Disponível em: <<https://www.fastcompany.com/3060934/can-you-teach-ai-to-design-wix-is-trying>>. Acesso em: 19 abr. 2019.

CANTER, M. The New Workstation: CD ROM Authoring Systems. In: PACKER, R.; JORDAN, K. (Org.). **Multimedia: from Wagner to Virtual Reality**. New York: W.W. Norton & Company, 2001. .

CARDOSO, R. **Design para um mundo complexo**. São Paulo: Cosac Naify, 2012.

CERUZZI, P. E. **A history of modern computing**. Cambridge: MIT Press, 2003.

COHN, Gabe. Up for Bid, AI Art Signed 'Algorithm'. *The New York Times*, 23 out. 2018. ArtsDisponível em: <<https://www.nytimes.com/2018/10/22/arts/design/christies-art-artificial-intelligence-obvious.html>>. Acesso em: 10 mar. 2019.

DENNING, P. J. Great Principles in Computing Curricula. SIGCSE '04, 2004, New York, NY, USA. *Anais...* New York, NY, USA: ACM, 2004. p. 336–341. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/971300.971303>>.

DIETRICH, F. Visual intelligence: the first decade of computer art (1965–1975). *Leonardo*, v. 19, n. 2, p. 159–169, 1986.

ENGLE, E. *Tailor Brands' AI Designs Logos and Doesn't Do a Horrible Job*. Disponível em: <<https://www.core77.com//posts/78430/Tailor-Brands-AI-Designs-Logos-and-Doesnt-Do-a-Horrible-Job>>. Acesso em: 20 mar. 2019.

FRY, B. *Visualizing Data*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., 2008.

GALANTER, P. What is generative art? Complexity theory as a context for art theory. In: 6TH GENERATIVE ART CONFERENCE, 2003, Milan. *Anais...* Milan: [s.n.], 2003.

GOLDBERG, A.; KAY, A. *Teaching Smalltalk*. , Xerox Parc SSL., nº 77–2. Palo Alto: Xerox, 1977.

ISMAIL, K. *The Grid AI-Powered Website Builder Doesn't Check Enough Boxes*. Disponível em: <<https://www.cmswire.com/digital-experience/the-grid-ai-powered-website-builder-doesnt-check-enough-boxes/>>. Acesso em: 21 mar. 2019.

JAMES, G. *et al. An introduction to statistical learning*. New York: Springer, 2013. v. 112.

JONES, Jonathan. The digital Rembrandt: a new way to mock art, made by fools. *The Guardian*, 6 abr. 2016. Art and designDisponível em: <<https://www.theguardian.com/artanddesign/jonathanjonesblog/2016/apr/06/digital-rembrandt-mock-art-fools>>. Acesso em: 20 abr. 2019.

JORDAN, M. I.; MITCHELL, T. M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, v. 349, n. 6245, p. 255–260, 17 jul. 2015.

KAY, A. User Interface: A personal view. In: PACKER, R.; JORDAN, K. (Org.). *Multimedia: from Wagner to Virtual Reality*. New York: W.W. Norton & Company, 2001. p. 121–131.

KAY, A.; GOLDBERG, A. Personal Dynamic Media. *Computer*, v. 10, n. 3, p. 31–41, mar. 1977.

KIVELÄ, I.-M. *et al. Current state-of-the-art of automatic layout tools – Literature review*. , WP 4 Media Content Access, Production Processes and Tools., nº D.4.1.2.1. [S.l.]: TIVIT next Media programme, 2011.

LECUN, Y.; BENGIO, Y.; HINTON, G. Deep learning. *Nature*, v. 521, n. 7553, p. 436–444, maio 2015.

LEE, D. *AI can make art now, but artists aren't afraid*. Disponível em: <<https://www.theverge.com/2019/2/1/18192858/adobe-sensei-celsys-clip-studio-colorize-ai-artificial-intelligence-art>>. Acesso em: 5 mar. 2019.

MAEDA, J. *Creative Code*. Londres: Thames and Hudson, 2004.

MANCINI, L.; VASCONCELLOS, F. Jornalismo de Dados: conceito e categorias. *Fronteiras - estudos midiáticos*, v. 18, n. 1, p. 69–82–82, 3 mar. 2016.

- MARCUS, A. Graphic design for computer graphics. *Computers in industry*, v. 5, n. 1, p. 51–63, 1984.
- MEGGS, P. B.; PURVIS, A. W. *A History of Graphic Design*. 5. ed. New York: John Wiley & Sons, 2012.
- MOLNAR, V. Toward aesthetic guidelines for paintings with the aid of a computer. *Leonardo*, v. 8, n. 3, p. 185–189, 1975.
- MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre aprendizado de máquina. In: REZENDE, S. O. (Org.). *Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003. .
- NOBLE, J. *Programming Interactivity*. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., 2012.
- PAPERT, S. Teaching Children to be Mathematicians Versus Teaching About Mathematics. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, v. 3, n. 3, p. 249–262, 1972.
- QUACKENBUSH, C. *Painting Made by Artificial Intelligence Sells for \$432,500*. Disponível em: <<http://time.com/5435683/artificial-intelligence-painting-christies/>>. Acesso em: 21 fev. 2019.
- REAS, C.; FRY, B. *Processing: A Programming Handbook for Visual Designers and Artists*. Cambridge: MIT Press, 2007.
- SANT'ANNA, H. C. *Ação, Computação, Representação: uma investigação psicogenética sobre o desenvolvimento do Pensamento Computacional*. 2014. 199 f. Doutorado em Psicologia – Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2014.
- SANT'ANNA, H. C. *et al.* Da Arte Generativa ao Pensamento Computacional - Uma análise comparativa das plataformas de aprendizagem. In: 11º ART, 2012, Brasília. *Anais...* Brasília: Departamento de Artes Visuais / UnB, 2012.
- SAWERS, P. *Taylor Brands raises \$15.5 million to grow its AI-powered branding platform for non-creatives*. *VentureBeat*. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<https://venturebeat.com/2018/05/09/taylor-brands-raises-15-5-million-to-grow-its-ai-powered-branding-platform-for-non-creatives/>>. Acesso em: 20 abr. 2019. , 9 maio 2018
- SCHJELDAHL, P. A Few Words About the Faux Rembrandt. 8 abr. 2016. Disponível em: <<https://www.newyorker.com/culture/culture-desk/a-few-words-about-the-faux-rembrandt>>. Acesso em: 21 mar. 2019.
- SEGARAN, T. *Programando a inteligência coletiva*. Rio de Janeiro: Alta Books, 2008.
- SINGH, V.; GU, N. Towards an integrated generative design framework. *Design Studies*, v. 33, n. 2, p. 185–207, 1 mar. 2012.
- SUTHERLAND, I. E. Sketchpad a man-machine graphical communication system. *Simulation*, v. 2, n. 5, p. R–3, 1964.
- TERZIDIS, K. Algorithmic Design: A Paradigm Shift in Architecture? 2004, [S.l.]: CUMINCAD, 2004. Disponível em: <[http://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show?2004\\_201](http://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show?2004_201)>. Acesso em: 18 abr. 2019.
- THOMPSON, P. A.; CRAIG, R. L. Promises and Realities of Desktop Publishing. *The Journalism Educator*, v. 46, n. 1, p. 22–28, 1 mar. 1991.

THORP, J. *All The Names: Algorithmic Design and the 9/11 Memorial*. *blprnt.blog*. [S.l: s.n.]. Disponível em: <<http://blog.blprnt.com/blog/blprnt/all-the-names>>. Acesso em: 1 abr. 2019. , 10 jun. 2011

TSELENTIS, J. AI Will Turn Graphic Design On Its Head | Backchannel. *Wired*, 20 set. 2017. Disponível em: <<https://www.wired.com/story/when-websites-design-themselves/>>. Acesso em: 21 abr. 2019.

TURING, A. M. Computing Machinery and Intelligence. In: EPSTEIN, R.; ROBERTS, G.; BEBER, G. (Org.). . *Parsing the Turing Test: Philosophical and Methodological Issues in the Quest for the Thinking Computer*. Dordrecht: Springer Netherlands, 2009. p. 23–65. Disponível em: <[https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6710-5\\_3](https://doi.org/10.1007/978-1-4020-6710-5_3)>. Acesso em: 22 fev. 2019.

WILKINS, B. *Sketching Interfaces*. Disponível em: <<https://airbnb.design/sketching-interfaces/>>. Acesso em: 21 mar. 2019.

WING, J. M. Computational Thinking. *Commun. ACM*, v. 49, n. 3, p. 33–35, mar. 2006.

WOODBURY, R. *Elements of parametric design*. New York: Taylor & Francis, 2010.

YAU, N. *Visualize This*. Indianapolis: Wiley, 2011.

YING, C. *Layout in Flipboard for Web and Windows*. Disponível em: <<http://engineering.flipboard.com/2014/03/web-layouts>>. Acesso em: 19 abr. 2019.

ZHANG, L. *et al.* Two-stage Sketch Colorization. *ACM Transactions on Graphics*, v. 37, n. 6, nov. 2018.