UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE COMUNICAÇÕES E ARTES

EXTENTIO: Desenhos de Máquina, Desígnios Humanos

Sergio José Venancio Júnior

São Paulo
2019

SERGIO JOSÉ VENANCIO JÚNIOR

EXTENTIO:

Desenhos de Máquina, Desígnios Humanos

Versão original

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Artes Visuais da Escola de Comunicações e Artes da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Artes Visuais.

Área de Concentração:
Poéticas Visuais

Orientadora:
Profa. Dra. Silvia Regina Ferreira de Laurentiz

São Paulo
2019

Nome:
VENANCIO JÚNIOR, Sergio José

Título:
EXTENTIO: Desenhos de Máquina, Desígnios Humanos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Artes Visuais da Escola de Comunicações e Artes da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Artes Visuais.

Aprovado em: _____

Banca Examinadora

_____

_____

_____

AGRADECIMENTOS

À minha orientadora Silvia Laurentiz, pelos exemplos de generosidade e justiça, pela acolhida e orientação, e pelo percurso repleto de grandes aprendizados.

Aos professores Daniela Kutschat Hanns e Fernando Luiz Fogliano, por acompanharem minha pesquisa e pelas importantes contribuições desde a qualificação.

Aos amigos do Grupo de Pesquisa Realidades, pelas excelentes trocas e momentos, por produzirmos conhecimento e arte juntos.

Aos amigos do coletivo COM.6, pelas construções conjuntas, e pelos olhares que valorizaram minha obra e me permitiram enxerga-la de outras formas.

À minha companheira Lívia, pelo maior incentivo do amor, pela paciência, ajuda e compreensão.

A meus familiares e a todos os amigos pelo incentivo constante.

Agradecimentos adicionais ao Mooa Estúdio (Cássio e Carina, meus amigos) pelo cuidado com a identidade visual deste trabalho.

RESUMO

VENANCIO JÚNIOR, Sergio José. **EXTENTIO: Desenhos de Máquina, Desígnios Humanos**. 2019. 200 p. Dissertação (Mestrado em Artes Visuais) – Escola de Comunicações e Artes, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2019.

Este trabalho revisa um debate histórico e atual sobre a criatividade das máquinas, com contribuições de diversos cientistas, filósofos e artistas. A área da Inteligência Artificial propõe tecnologias de otimização e predição, hoje utilizadas em sistemas computacionais que geram obras visuais a partir de aprendizados probabilísticos sobre a história da arte, renovando discussões sobre fazer e pensar arte. A pesquisa também relatou o desenvolvimento do software *Extentio*, extensão de uma inteligência artística. *Extentio* gera desenhos de forma automatizada, através de simulações de observação, de traços, e de análise de composição, fazendo uso de tecnologias de Visão Computacional e *Machine Learning*. Trata-se de uma máquina que não é criativa por si só, mas que interfere em um processo de criação de forma propositiva, conduzindo o artista a descobertas de valores poéticos e novos desígnios. O artista direciona os comportamentos de tal sistema através de práticas experimentais com códigos e dados, em uma relação de evolução mútua.

Palavras-chave:
inteligência artificial, arte e tecnologia, arte digital, desenho

ABSTRACT

VENANCIO JÚNIOR, Sergio José. **EXTENTIO: Machine Drawings, Human Designs**. 2019. 200 p. Dissertation (Master's Degree in Visual Arts) – Escola de Comunicações e Artes, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2019.

This document reviews a historical and current debate on machine creativity, with contributions from many scientists, philosophers and artists. The field of Artificial Intelligence proposes technologies of optimization and prediction, used today in computational systems which generate visual works from probabilistic learning on art history, renewing discussions about making and thinking art. The research also reports the development of the *Extentio* software, extension of an artistic intelligence. *Extentio* generates automated drawings, through simulations of observation, of tracing and composition analysis, making use of Computer Vision and Machine Learning technologies. It is a machine which is not creative by itself, but that interferes in a creative process in a propositive way, leading the artist to discoveries of poetic values and new designs. The artist directs the behaviors of such system through experimental practice with code and data, in a relationship of mutual evolution.

Keywords:
artificial intelligence, art and technology, digital art, drawing

SIGLAS

IA
Inteligência Artificial

ML
Machine Learning

ANN
Artificial Neural Network

GAN
Generative Adversarial Network

CV
Computer Vision

CAN
Creative Adversarial Network

SUMÁRIO

_ **Introdução** /15

1. **Da relação das Artes Visuais com as Inteligências Artificiais** /21
   - 1.1 **Inteligência Artificial: Breve histórico e definições contemporâneas** /22
   - 1.2 **Artistas, artes e inteligências artificiais** /44
     - 1.2.1 Harold Cohen & Aaron: Uma sociedade artística /44
     - 1.2.2 Leonel Moura: Arte robótica /52
     - 1.2.3 Patrick Tresset: Próteses artísticas /55
     - 1.2.4 Deep Dream, The Next Rembrandt: Quando a ciência propõe arte /59
     - 1.2.5 GAN: De leilões a pessoas que não existem /64
   - 1.3 **Afinal, pode uma máquina ser criativa?** /72
     - 1.3.1 Sobre a criatividade /74
     - 1.3.2 Cibernética e os limites da automação e da autonomia /79
     - 1.3.3 Emergência: heurísticas para a criatividade /85

2. **De um processo criativo com interferências da máquina** /91
   - 2.1 **Desenho: Desígnios humanos** /92
   - 2.2 **Sobre a programação criativa** /98
   - 2.3 **Extentio: conceitos e desenvolvimento** /106
     - 2.3.1 Estado inicial e primeiros experimentos /106
     - 2.3.2 Observar /115
     - 2.3.3 Traçar /130
     - 2.3.4 Avaliar /140
     - 2.3.5 Evoluir /147
   - 2.4 **Obras produzidas** /152

_ **Considerações finais** /169

_ **Referências** /179

_ **Apêndice: códigos** /189

INTRODUÇÃO

Este trabalho investiga a interseção entre Artes Visuais e Inteligências Artificiais (IA), através de uma produção experimental de software e imagens artísticas, e de questões relacionadas a processos criativos e experiências estéticas promovidas por esta relação.

Nos últimos anos, a área de Inteligência Artificial vem ganhando destaque e se tornando instrumento de grande relevância em diversos campos do conhecimento humano. Aplicações de IA estão analisando imagens médicas e diagnosticando doenças[1], estão tomando decisões sobre concessão de crédito[2], dirigindo automóveis e prevendo acidentes de trânsito[3], escrevendo reportagens[4] e petições de processos judiciais[5], filtrando candidatos a vagas de trabalho[6], detectando padrões de comportamento ou fraudes[7], reconhecendo cidadãos em multidões[8], sugerindo opções de consumo conforme gostos pessoais[9],

---

1 Cf. LOBO, L. C. Inteligência Artificial e Medicina, in *Revista Brasileira de Educação Médica*, v. 41, n. 2. 2017. Disponível em <http://ref.scielo.org/ncm8sx>. Acesso em maio 2019.

2 Cf. DATTA, A. Did artificial intelligence deny you credit? in *The Conversation*, 2017. Disponível em <http://theconversation.com/did-artificial-intelligence-deny-you-credit-73259>. Acesso em maio 2019

3 Como o caso do carro inteligente que prevê e começa a frear antes de um acidente com outros carros acontecer: <https://carros.uol.com.br/noticias/redacao/2016/12/29/tesla-model-s-preve--e-evita-acidente-em-estrada-na-holanda-assista.htm> Acesso em maio 2019

4 Cf. CARLSON, M. The Robotic Reporter, in *Digital Journalism*, v.3, n.3. Londres: Routledge, 2015.

5 Cf. COELHO, A. Z. *A ciência de dados e a inteligência artificial no Direito em 2018*. Disponível em <https://www.conjur.com.br/2019-jan-01/zavaglia-ciencia-dados-inteligencia-artificial-direito> Acesso em maio 2019

6 Cf. BASÍLIO, P. Empresas recorrem à inteligência artificial para selecionar funcionários, in *Revista Veja Online*. 2018. Disponível em <https://veja.abril.com.br/economia/empresas-recorrem-a--inteligencia-artificial-para-selecionar-funcionarios/> Acesso em maio 2019

7 O sistema FICO é um dos maiores exemplos de software para detecção de fraudes em identidades e transações bancárias. Disponível em <https://www.fico.com/en/solutions/fraud-compliance-and-cybersecurity> Acesso em maio 2019

8 A governo chinês utiliza tecnologia de reconhecimento facial em seu território, para fins de controle e vigilância. Ver <https://youtu.be/lH2gMNrUuEY>. Acesso em maio 2019.

9 Os sistemas de recomendação dos serviços Netflix e Spotify são exemplos de IA que aprendem as preferências dos usuários e oferecem novas opções de conteúdo conforme tal entendimento.

dentre muitas outras atividades antes exercidas exclusivamente por humanos. E tudo isto com precisão e eficiência sem precedentes, muitas vezes superando performances humanas. Instâncias de IA existem especialmente nos dispositivos denominados *smart* — telefones, TVs, câmeras, óculos, relógios, eletrodomésticos — objetos constantemente presentes no cotidiano e nas relações contemporâneas. Tais dispositivos possuem, por um lado, sensores que capturam imagens, sons e interação tátil sobre suas interfaces, e por outro, conexão de internet e inúmeros serviços on-line que recebem e tratam dados, e aprendem com eles, devolvendo experiências de uso cada vez mais personalizadas enquanto submetidas a modelos de negócios bilionários.

Desenvolvida desde os anos 1950, "a visão original da IA era sobre automação da cognição. Hoje, a IA tem papel importante na cultura, influenciando cada vez mais nossas escolhas, comportamentos e imaginações"[10] (MANOVICH, 2018, n.p.). A evolução dos computadores e dispositivos móveis, de seus componentes de processamento e memória, e a ampliação de conexões de internet, promoveram uma inteligência artificial que não mais se preocupa em imitar comportamentos de uma única mente, mas sim de se posicionar como entidade com capacidades sobre-humanas, capaz, por exemplo, de organizar bilhões de documentos continuamente e extrair desta organização informações relevantes em frações de segundo[11]. "O advento da cultura digital demanda inteligências que são qualitativamente similares à de um humano, mas que operam em uma escala quantitativamente diferente" (MANOVICH, loc. cit.). E uma vez que tal tecnologia se massifica, intenções humanas no uso de IA se refletem em aplicações econômicas, culturais e políticas em larga escala. Grandes empresas de tecnologia têm a IA como núcleo de seus negócios e operações. Também notórios foram os episódios envolvendo os chamados *bots*[12] e a influência que exerceram em eleições presidenciais como nos Estados Unidos em 2016[13].

---

10 Tradução nossa a partir do original "The original vision of AI was about automation of cognition. Today, AI also plays a crucial role in culture, increasingly influencing our choices, behaviors, and imaginations".

11 Um exemplo dessa inteligência artificial sobre-humana é o próprio buscador Google e sua capacidade de indexar páginas de internet constantemente e torná-las encontráveis por inúmeras combinações de palavras-chave, imagens ou sons.

12 Um *bot* consiste em um software que realiza tarefa específica de forma repetitiva, geralmente empregado para produzir ou compartilhar publicações de forma automática em redes sociais ou conversar com humanos em um contexto de atendimento ao consumidor (*chatbots*).

13 O episódio *Cambridge Analytica* envolveu a exploração de uma brecha de segurança da rede social Facebook, que rendeu informações de mais de 50 milhões de seus usuários, e a criação de *bots* para entregar mensagens customizadas e influenciar eleitores nos Estados Unidos nas

Neste amplo contexto, artistas continuam buscando e revisitando seus olhares críticos e poéticos sobre esta tecnologia que vem transformando rapidamente a sociedade, as relações de trabalho e interpessoais. Desde utilizações mais técnicas a outras conceituais, muitos deles se apropriam dos processos de IA para novas criações, promovendo experimentos estéticos e interpretações diferenciadas sobre os impactos proporcionados por tais tecnologias. São representantes desta categoria artistas como Harold Cohen, Leonel Moura, David Cope, Simon Colton, David Rokeby, Jon McCormack, Silvia Laurentiz, Daniela Kutschat Hanns, Guto Nóbrega, Christa Sommerer, Laurent Mignonneau, Rafael Lozano-Hemmer, François Pachet, Patrick Tresset, dentre outros.

Este trabalho propõe um olhar aprofundado sobre as manifestações artísticas que fazem uso de IA, especialmente as iniciativas envolvendo máquinas[14] ou softwares que produzem imagens artísticas com diferentes graus de autonomia. Este tipo de máquina/software costuma incitar discussões sobre autoria, criatividade e autonomia. Olhares incautos ou sensacionalistas diante de eventos ou fenômenos deste tipo de tecnologia costumam julgar que a máquina substituirá o homem em tudo o que ele faz, tornando-o obsoleto. É de nosso interesse levantar tais diálogos da forma mais atual e esclarecida possível, pois se tratam de debates que, se ampliados, possibilitariam ao público e às instituições o reconhecimento adequado de inteligências artificiais como extensões da inteligência humana, e a entenderem como a arte se manifesta neste meio. Estas questões ajudam a formar um corpo conceitual para análise e produção de obras que envolvam processos de IA em seus desenvolvimentos e resultados.

Também faz parte deste trabalho o desenvolvimento de um software capaz de produzir imagens artísticas com certo grau de autonomia, adquirida através de técnicas de IA. O projeto original que deu origem a este trabalho trouxe, como ponto de partida, um software desenvolvido pelo autor, utilizado para fazer desenhos de forma automatizada, a partir de fotografias ou vídeos digitais, usando

---

eleições de 2016. Ver <https://www.theguardian.com/uk-news/2018/mar/23/leaked-cambridge--analyticas-blueprint-for-trump-victory> Acesso em maio 2019

14 O(A) leitor(a) notará que o termo "máquina" é empregado nesta dissertação de forma ampla e muitas vezes ambígua. Assumimos que o termo será utilizado de várias formas, comumente sinônimo de computadores e softwares, algumas vezes como sinônimo de Inteligência Artificial, outras vezes como uma máquina clássica, mecânica, que depende de uma fonte de força ou energia, e outras como entidade que represente algo não-biológico com funcionamento complexo.

análise de cores e técnicas generativas[15] de tracejamento. Buscamos uma concepção contemporânea de desenho enquanto pensamento de construção visual, e partimos de teorias de percepção visual e linguagem em artes visuais, tais como as propostas por autores como Donis A. Dondis (2003), Fayga Ostrower (2004), Rudolf Arnheim (2006) e Luis Claudio Mubarac (2016). São elementos da linguagem do desenho o ponto, a linha, a superfície, o volume e a luz, sendo a linha o recurso primordial do pensamento, da construção e expressão visual. Os desenhos produzidos pelo software proposto formam uma estética complexa, em que inúmeras linhas retas curtas e precisas são traçadas formando contornos e manchas orgânicas, compondo figuras expressivas. Tais imagens são intrigantes por seu caráter imprevisível: as técnicas generativas inserem certa aleatoriedade nas escolhas de cores, direções dos traços e posições de desenho, de modo que nenhuma imagem será idêntica a alguma anterior já produzida, ainda que a fonte seja sempre a mesma imagem ou vídeo. Na maioria das vezes, as imagens permitem reconhecer o que a fonte pode representar, seja um olho, uma face, uma paisagem, uma cena ou um conjunto de objetos.

Dentro de um processo artístico, este conflito entre esperado e imprevisível proporciona tensões que potencializam novas criações. Tais tensões submetem o artista a padrões emergentes que ele deve significar e ressignificar constantemente, o que, por sua vez, produz a necessidade de constante alteração das regras que geram as imagens. Assim, desenvolver este software através de processos de IA, mas conduzi-lo e defini-lo sob um ponto de vista artístico, tornam-se maneiras de expandir seu espaço de possibilidades e de percorrer este mesmo espaço com mais potência experimental. O artista entra em um processo constante de decisões sobre perda ou manutenção de controle, de julgamentos estéticos, de incorporação de interferências maquínicas não apenas nos resultados, mas também em seus modos de pensar e fazer arte.

As imagens produzidas refletem uma forma inusitada de de-

15 Arte "Generativa" (ou "gerativa"), segundo Philip Galanter, é "qualquer prática artística na qual o artista usa um sistema, como um conjunto de regras de linguagem natural, um programa de computador, uma máquina, ou outra invenção procedural, que é colocada em ação com algum grau de autonomia contribuindo para ou resultando em uma obra de arte completa" (GALANTER, 2003, p. 4, tradução nossa) O termo é controverso, pois podemos considerar que qualquer tipo de processo artístico estabelece suas regras e possui algum grau de autonomia externa ao artista, uma vez que nem toda ferramenta ou procedimento artístico é totalmente controlável. Além disso, acasos e imprevistos sempre ocorrem, e podem ser aceitos e incorporados nos processos e resultados. Ainda assim, o termo, quando usado de forma técnica ou em contextos evolutivos, ajuda a estabelecer e assumir procedimentos explícitos de definição de regras e expectativa de resultados imprevisíveis.

senho, em que elementos como linhas, planos, manchas, volumes, densidades são traduzidos para a linguagem de software. Mais do que simples tradução de elementos formais do desenho para código computacional, os processos de observação, representação, composição, avaliação e evolução do desenho passam a ser realizados sob um modo de pensamento distinto. Permeia este trabalho o entendimento das práticas e pensamentos do software como possíveis análogos a práticas e pensamentos da arte. "Software como modo de pensamento" é uma proposição que percorre a conceituação poética deste trabalho, pois a linguagem do software não é apenas sobre lógica, mas também gramática e retórica, como sugere Warren Sack (2019, p. 1). E como toda linguagem, é interpretativa, propositiva e implica movimentos tradutórios peculiares. Regras e discursos econômicos, políticos e culturais são hoje estruturados com base nas potencialidades do software. E para que a arte se contraponha de forma crítica aos impactos deste modo de pensamento que domina muitas áreas do conhecimento contemporâneo, é também necessário se apropriar dessa linguagem em suas definições, práticas e discursos.

O presente trabalho, portanto, teve como objeto de estudo a formação de uma poética baseada em um constante diálogo entre artes visuais e ciências da computação, que busca sua fundamentação nas técnicas de IA e nas referências teóricas, filosóficas e artísticas relacionadas ao assunto. Tal poética utiliza software como modo de pensamento e de desenho, e manifesta-se através de códigos, execução de programas, produção de imagens digitais e instalações, buscando novas formas de se explorar e entender a tecnologia das inteligências artificiais através de aplicações e olhares artísticos.

Esta dissertação é dividida em duas partes. A primeira busca um entendimento aprofundado da relação entre artes visuais e inteligências artificiais, com foco em iniciativas envolvendo artes geradas por computador, passando por temas como autonomia, criatividade e estética de IA. A segunda versa sobre o processo de desenvolvimento do software proposto, nomeado *Extentio*, seus desdobramentos e reflexões proporcionados pelo percurso de pesquisa e resultados obtidos. Espera-se, com esta contribuição, que os temas e implicações das inteligências artificiais sejam mais bem revelados, sob a ótica das reflexões e manifestações poéticas decorrentes deste trabalho.

1.

DA RELAÇÃO DAS ARTES VISUAIS COM AS INTELIGÊNCIAS ARTIFICIAIS

Um dos objetivos deste trabalho foi estabelecer uma base teórica e crítica para análise e produção de obras de arte que utilizam inteligência artificial. Inicialmente é preciso definir o que é inteligência artificial, assim como alguns conceitos e técnicas relacionados à produção artística que envolva tal tecnologia. Serão apresentados alguns fatos históricos que se relacionam ao surgimento desta área do conhecimento, e o debate central sobre uma máquina poder ou não "pensar", que definiria os caminhos de desenvolvimento da IA. Será também apresentado um conjunto de artistas e obras que refletem o desenvolvimento e as atualidades da relação entre artes visuais e inteligências artificiais, com enfoque nas iniciativas que lidam com produção automatizada de imagens. Por fim, a discussão sobre a suposta criatividade das máquinas visa distinguir diferentes manifestações deste fenômeno, propondo um entendimento sobre novas estéticas desse tipo de relação artística.

1.1
Inteligência Artificial: Breve histórico e definições contemporâneas

René Descartes (1596-1650), enquanto buscava explicar a "alma racional" humana em seu *Discours de la Méthode* de 1637, discorria sobre os autômatos de sua época como invenções que buscavam imitar as capacidades de um corpo humano. Este próprio corpo biológico era considerado pelo filósofo como uma máquina extremamente ordenada e com movimentos mais complexos e admiráveis do que qualquer outra já inventada. Curiosamente, Descartes cogitava a possível existência de máquinas que "tivessem a semelhança de nossos corpos e imitassem nossas ações tão moralmente quanto possível" (DESCARTES, 2017, p. 95), mas acreditava em duas grandes diferenças entre tais máquinas e seres humanos: elas não poderiam proferir palavras de forma a construir argumentos coerentes espontaneamente; e seriam notáveis por desempenhar várias coisas, tão bem ou melhor que um humano, enquanto deixariam de fazer muitas outras, "pelas quais se descobriria que não agem por conhecimento, mas apenas pela disposição de seus órgãos" (Ibid., p. 96).

Coincidência ou não, Descartes mal desconfiaria que essas diferenças entre homem e máquina seriam precisamente alguns dos problemas que as inteligências artificiais enfrentariam quase quatro séculos depois: o processamento de linguagem natural e a "especialização"[16]. No entanto sua analogia entre corpo humano e máquina ainda hoje reverbera em frentes científicas funcionalistas, que buscam criar modelos tecnológicos baseados em órgãos e funções do corpo humano, tais como o modelo de redes neurais artificiais — um segmento da inteligência artificial que simula parcialmente o funcionamento de um cérebro biológico.

Em 1936, Alan Turing (1912-1954), considerado hoje um dos maiores nomes nas Ciências da Computação, lançava um artigo em resposta ao então famoso "problema da decisão", proposto por David Hilbert e Wilhelm Ackermann em 1928. O enunciado deste problema

16 Como veremos adiante, os desenvolvimentos da inteligência artificial criaram soluções especialistas e distintas em tarefas específicas. Mas nenhuma IA ainda foi capaz de aprender de forma contínua e distinta, e desempenhar tarefas diversas. Há pesquisas na área envolvendo o chamado "aprendizado contínuo" ou "aprendizado multi-tarefa", que buscam evitar o "esquecimento catastrófico" – a necessidade de uma inteligência artificial ter de abandonar tudo o que aprendeu sobre determinada tarefa para que possa aprender e executar outra.

envolve "saber se, para qualquer expressão dada, existe um procedimento com número finito de operações que determine a validade desta expressão ou sua capacidade de ser satisfeita"[17] (HILBERT; ACKERMANN 1928 apud SACK, 2019, p. 45), que, em formulações modernas, equivale à busca de um algoritmo[18] capaz de analisar e definir se uma determinada equação pode ou não ser resolvida. A resposta de Turing a este problema é negativa: não há um algoritmo capaz de solucionar o problema da decisão. Mas para provar esta resposta, Turing lança sua famosa proposta de modelo geral de computadores, chamada futuramente de "Máquinas de Turing"[19]. Tais máquinas abstratas propunham um sistema imaginário, capaz de ler, escrever e apagar símbolos em um rolo de papel quadriculado infinito, armazenar alguns destes símbolos em uma memória sequencial à parte, e executar instruções (processador) com estes símbolos memorizados, de modo que os próprios símbolos lidos poderiam representar instruções. Trata-se de um modelo de sistema análogo ao funcionamento de qualquer computador moderno. O cientista britânico usa este modelo para provar duas limitações similares e fundamentais dos futuros computadores: que não há um algoritmo capaz de detectar se outro determinado algoritmo entrará ou não em modo circular[20]; e que, do mesmo modo, não há um algoritmo capaz de garantir se outro determinado algoritmo irá produzir um resultado (TURING, 1936). Tais limitações também provaram a resposta negativa ao problema da decisão e ajudaram a definir a natureza dos computadores[21].

17 Tradução nossa do original "The decision problem is solved when we know a procedure with a finite number of operations that determines the validity or satisfiability of any given expression".

18 Entendemos algoritmo como um processo particular ou operação de cálculo que independe do ambiente computacional, e.g. hardware, redes, camadas de software. Trata-se de uma classe específica de problemas da Computação, diferente dos sistemas, que por sua vez tratam da implementação de algoritmos para constituir qualquer atividade computacional.

19 Turing inclui a tese de Alonzo Church (orientador do doutorado de Turing) sobre cálculos lambda que, também em 1936, provaria uma resposta negativa ao problema da decisão. Turing correlaciona estes estudos de Church com seu modelo, no que ficou mais tarde conhecida como tese de Church-Turing. Cf. SACK, 2019, p. 46-48.

20 Também conhecido como o "problema da parada", trata-se do que popularmente conheceríamos depois como "travamento" de um computador ou software, pois significa entrar em um estado de processamento de instruções que não possui um fim. Em termos computacionais, o estado circular também é chamado "loop infinito".

21 Em termos práticos, podemos pensar que é natural que os computadores e os softwares "travem" porque, uma vez que não exista uma maneira de garantir que um determinado código não terá erros durante sua execução, os travamentos são reflexos de erros humanos ao falharem em prever todas as condições de exceção de um algoritmo ou sistema.

Não bastasse o modelo e as provas em si, um aspecto que chama atenção neste artigo é que o autor utiliza uma analogia aos "computadores humanos". Nesta época, "computador" era um cargo humano, designado para aqueles que aplicavam cálculos sobre dados geralmente presentes em grandes tabelas, para fins da indústria ou de interesse governamental. Ao comparar um computador humano a uma máquina, Turing propõe seu modelo de máquina de cômputos fortemente baseado (e limitado) no entendimento do trabalho e da capacidade humana de calcular, e isto significou na época que uma noção informal de uma atividade humana poderia ser traduzida para uma definição formal para atividade de máquina (SACK, 2019, p. 49). Esta discussão abriria um enorme precedente de investigação: até que ponto tais noções informais de atividades humanas poderiam ser traduzidas para definições formais e instruções para máquinas?

Em 1950, o mesmo Turing publica um artigo intitulado *Computing Machinery and Intelligence*, discorrendo sobre a questão "podem as máquinas pensar?" (TURING, 1950, p. 433). Sob comparações informais entre funções de máquina e funções humanas, o cientista britânico acreditava que a resposta para tal pergunta era afirmativa, definindo o "pensar" como uma inteligência capaz de jogar xadrez ou manter um diálogo com um humano. Em seu famoso "jogo da imitação", Turing propõe que, se um computador pode passar por humano em uma conversa remota[22], podemos considerá-lo inteligente. Isto significaria superar uma das distinções humano-máquina de Descartes – a de que uma máquina não seria capaz de construir e manter argumentações coerentes. Para Turing, um computador, em condições ideais de processamento e memória, e com o programa certo, poderia implementar uma máquina de estados[23] para desempenhar satisfatoriamente no jogo da imitação, logo, o computador poderia pensar. Tal jogo ficou mais tarde conhecido como o "Teste de Turing", sendo popularmente (e inadvertidamente) reconhecido como um teste para a inteligência de uma máquina. A noção informal de "pensar", enfim, era

22 A configuração inicial do jogo da imitação imaginava os participantes em salas separadas entre o humano interrogador e os respondentes, fossem estes últimos máquinas ou humanos. Perguntas e respostas de qualquer natureza poderiam ser trocadas de forma datilografada apenas, e haveria uma interface neutra entre as salas para exibir as mensagens.

23 Uma vez que Turing utilize a máquina de estados como um modelo preditivo, isto é, capaz de prever todos os estados futuros a partir do estado inicial da máquina e de determinados sinais de input, é possível pensarmos que Turing descreveria uma argumentação satisfatória no jogo da imitação através da combinação adequada de estados em uma imensidão de possibilidades. Porém, fica em aberto como seria o "programa apropriado", capaz de organizar a lógica de construção de um argumento. Turing não deixa pistas sobre como seria este programa.

fragilmente reduzida a significados estritos que permitiriam tradução para linguagens formais.

Em um exercício de autocrítica, Turing apresentou contra-argumentações para a sua questão inicial, respondendo a todas elas. Um dos debates mais controversos no próprio artigo diz respeito ao argumento de Ada Lovelace (1815-1852), considerada pioneira na programação de computadores devido a suas contribuições sobre o "Engenho Analítico"[24] de Charles Babbage (1791-1871), durante os anos 1830-40. Lovelace afirma, na época, que "o Engenho Analítico não tem pretensões de *originar* nada. Ele pode fazer *qualquer coisa que saibamos ordená-lo* a fazer"[25] (LOVELACE, 1842 apud TURING, 1950, p. 450). Turing interpreta este "originar" como a capacidade do computador pensar por si próprio e contesta o argumento de Lovelace, acreditando que ela e Babbage não dispunham de tecnologia suficiente para entenderem que o Engenho Analítico também poderia, em condições ideais, simular inteligência. O cientista insiste no debate, apresentando variantes da objeção de Lovelace tais como "uma máquina nunca poderia nos surpreender". Neste caso, ele responde que "máquinas me deixam surpreso com frequência"[26] (TURING, loc. cit.), como se este fosse o princípio de que a máquina de fato origina algo, mas tal fator surpresa poderia ser, na melhor das hipóteses, causado por erro semântico de código, provocando resultados inesperados e interessantes. Todavia, sendo fruto de erro, seriam tais resultados surpreendentes realmente algo original? Infelizmente Turing não discorreu nestes termos sobre a natureza dessa inteligência criadora.

Turing vai além no que toca à ideia de uma máquina capaz de pensar, propondo um modelo de máquina que aprende, em analogia ao cérebro biológico. Mas ao invés de simular um intelecto humano adulto, ele propõe uma ideia de inteligência em estado inicial, como um cérebro de uma criança, com "poucos mecanismos e muitas folhas em branco" (Ibid., p. 456). Então divide o problema das máquinas inteligentes em duas partes: a criação de um "programa-criança" ("*child-programme*"), e o processo de educação. Trata-se de uma relação com um processo biológico evolutivo: o "programa-criança" deveria conter "material hereditário", ou seja, incorporar estruturas básicas que de-

24 Tratava-se de um computador mecânico que dispunha de unidade lógica aritmética, memória integrada e controladores na forma de condicionais e laços, refletindo um projeto de computador que viria mais tarde a prevalecer no desenvolvimento dos computadores digitais modernos.

25 Tradução nossa do original "The Analytical Engine has no pretensions to *originate* anything. It can do *whatever we know how to order it* to perform" (itálicos da autora)

26 Tradução nossa do original "Machines take me by surprise with great frequency".

finiriam seu desenvolvimento; e o aprendizado ocorreria por "mutações" e "seleção natural", em que o programador faria o papel de juiz, eventualmente aplicando punições e reforços (TURING, 1950, p. 457). Apesar de ser bastante especulativo quanto ao processo de aprendizagem de uma máquina, Turing se baseou em funções e comportamentos humanos e práticas culturais estabelecidas para indicar um caminho que logo viria a ser bastante considerado na área de Inteligência Artificial. O legado de Turing em relação às máquinas inteligentes e à Computação é grandioso, não apenas contribuindo para a definição dos computadores modernos, das teorias da Computação e da própria área da IA, mas também com assuntos correlatos como Aprendizado de Máquina, Algoritmos Genéticos e Evolucionários, e para a própria discussão sobre criatividade das máquinas que será levada adiante.

Até 1956, o termo "Inteligência Artificial" nunca havia sido mencionado. Na ocasião, um grupo de cientistas dos Estados Unidos propôs um workshop, convidando outros pesquisadores do país interessados em estudos de autômatos, redes neurais[27] e inteligência. O convite possuía o seguinte enunciado:

> *Propomos que um estudo de 2 meses e 10 homens sobre inteligência artificial seja conduzido durante o verão de 1956 na Dartmouth College em Hanover, New Hampshire. O estudo visa prosseguir com base na conjectura de que todo aspecto do aprendizado ou qualquer outra característica da inteligência pode em princípio ser tão precisamente descrito de forma que uma máquina poderia ser criada para simulá-lo. Uma tentativa será feita para encontrar como fazer máquinas usarem linguagem, formar abstrações e conceitos, resolver tipos de problemas hoje reservados a humanos, e melhorar a elas mesmas. Nós acreditamos que um avanço significativo pode ser feito em um ou mais desses problemas se um grupo cuidadosamente selecionado de cientistas*

27 Redes Neurais já constituíam, na época, um assunto em desenvolvimento: cientistas utilizavam modelos de neurônios binários (ligado/desligado) interconectados para implementar conectivos lógicos (*and*, *or*, *not*, etc.). Tais redes ainda poderiam "aprender" através de mudanças nos pesos das conexões entre neurônios (RUSSELL; NORVIG, 2010, p. 16).

trabalharem juntos no assunto durante um verão.[28]
(RUSSELL; NORVIG, 2010, p. 17)

O workshop reuniria nomes importantes da história da IA, como John McCarthy, Marvin Minsky, Arthur Samuel, Ray Solomonoff e Herbert Simon. O termo "inteligência artificial", proposto por McCarthy, foi adotado por acaso, pois não seria o nome oficial do objeto de estudo[29], mas acabou prevalecendo por força da expressão entre os participantes do workshop. A hipótese era ambiciosa: qualquer característica da inteligência humana poderia ser descrita de forma lógica, expandindo as proposições de Alan Turing. O evento não obteve muito sucesso em termos de resultados, a despeito de suas diretrizes terem promovido objetos de estudo permanentes, tais como uso de linguagem natural, inteligências de jogos como damas e xadrez, criatividade, auto-evolução, assim como metodologias de trabalho que encontraram nas Ciências da Computação um melhor respaldo de experimentação e desenvolvimento[30].

Os anos subsequentes ao workshop promoveram o desenvolvimento de aplicações em IA para várias tarefas, tais como um "provador de teoremas em geometria"[31], um "tomador de conselhos" (demonstrando o aprendizado de máquina sem necessidade de reprogramá-la)[32], um que resolvia cálculo integral[33], outro que solucionava problemas aritméticos definidos em frases de enunciado[34], ou mesmo um mecanismo arranjador de blocos por comandos de texto tais como "Encontre um bloco que seja mais alto que o que você está seguran-

28 Tradução nossa do original "We propose that a 2 month, 10 man study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire. The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer".

29 O nome oficial provavelmente seria "racionalidade computacional", segundo Russell e Norvig.

30 A área de Inteligência Artificial, apesar de ter muito em comum com a Matemática, com a Cibernética (em voga no período, pelo trabalho de nomes como Norbert Wiener) ou com as teorias da decisão, se estabeleceu sob as Ciências da Computação por conta do uso de algoritmos para tradução de processos cognitivos para a linguagem operacional dos computadores.

31 De Herbert Gelernter, em 1959.

32 De John McCarthy, descrito no artigo "Programs with Common Sense" de 1958. Este trabalho foi considerado o primeiro sistema de IA completa.

33 De James Slagle, criado em 1963 e nomeado SAINT.

34 De Daniel Bobrow, criado em 1967 e nomeado STUDENT.

do e coloque na caixa"[35] (RUSSELL; NORVIG, 2010, p. 20). Criada por John McCarthy em 1958, a linguagem de programação LISP viria a ser a linguagem dominante da IA por aproximadamente três décadas. Em 1959, Arthur Samuel concebeu o termo "*machine learning*" em artigo publicado sobre seu trabalho com uma IA jogadora de "damas" em alto nível (SAMUEL, 1959).

O desenvolvimento original da IA, em suas primeiras décadas, tratou, portanto, de automação da cognição, tendo o modelo humano individual como base de experimentações. Porém muitas destas aplicações de IA se demonstravam falhas quando confrontadas com seleções mais amplas de problemas ou problemas mais difíceis. Um famoso exemplo de limitação de IA, na época, ocorre quando o Conselho Nacional de Pesquisa dos EUA encomenda projetos em IA para tradução de artigos em Russo, em ação de resposta ao lançamento do satélite Sputnik em 1957. Um exemplo fictício relacionado ao episódio dizia que a frase "*the spirit is willing but the flesh is weak*", ao ser traduzida para o Russo e de volta para o Inglês, resultaria em "*the vodka is good but the meat is rotten*"[36], em uma típica demonstração de incapacidade de interpretação semântica por parte da IA. Outro problema residia no uso da estratégia de "força bruta" para encontrar combinações de passos que chegariam a soluções, mas isto se mostrou intratável para diversos problemas, e inviável por insuficiência de recursos de hardware. "O fato de um programa poder encontrar uma solução em princípio não significa que ele contenha qualquer mecanismo necessário para encontrá-la na prática"[37] (RUSSELL; NORVIG, op. cit., p.21) e em diferentes condições de infraestrutura computacional. Em 1973, um artigo de James Lighthill na Inglaterra[38] reportou os dilemas, fracassos e pessimismos dos pesquisadores que trabalhavam com IA, o que levou o governo inglês a cancelar investimentos na área, diante de resultados desastrosos ou insuficientes. O mesmo já ocorrera nos EUA em 1966, quando o conselho norte-americano admitiu que não havia soluções para traduzir textos científicos gerais, e que nenhum estava

35 De Terry Winograd, criado entre 1968-1970 e nomeado SHRDLU. Tradução nossa do original "Find a block which is taller than the one you are holding and put it in the box".

36 Em português, seria algo como "o espírito está pronto, mas a carne é fraca" sendo traduzido para "a vodka é boa, mas a carne é podre". Em inglês, "spirit" pode ser traduzido como bebida alcoólica, e "flesh" se refere aos músculos de um ser vivo, enquanto "meat" se refere à carne como alimento.

37 Tradução nossa do original "The fact that a program can find a solution in principle does not mean that the program contains any of the mechanisms needed to find it in practice".

38 Disponível em <http://www.chilton-computing.org.uk/inf/literature/reports/lighthill_report/p001.htm>. Acesso em Maio de 2019

em prospecto imediato, o que levou ao fim do financiamento das pesquisas. Assim a área sofreu o que se chamou de "inverno da IA", e seus estudiosos entenderam que muitos caminhos adotados deveriam ser abandonados.

Pesquisas então se voltaram para o conceito de "sistemas baseados em conhecimento", ou "sistemas especialistas", em que um sistema deveria acumular o máximo de conhecimento causal[39] de um domínio específico, para então raciocinar e resolver problemas dentro deste domínio. O sucesso destes sistemas, entretanto, dava-se de forma inversamente proporcional ao tamanho e complexidade do domínio. "Alguém poderia dizer que para resolver um problema difícil, [o sistema] deveria quase já saber a resposta de antemão" (RUSSELL; NORVIG, 2010, p. 22), e isto muitas vezes se tornava impraticável para programadores. Cientistas também abandonavam a ideia de seguir modelos cognitivos para lidar com o conhecimento e propunham a existência de um método próprio e racional para as máquinas fazerem este tipo de gestão. Em meados dos anos 1970, Roger Schank abandonava regras e métodos da Linguística em favor de um raciocínio mais adequado para as máquinas trabalharem com linguagem natural[40].

Do embate entre pesquisadores de caminhos cognitivos e de caminhos racionais para a IA, muitos cientistas clamavam que computadores já "compreendiam" linguagens naturais, o que levou a uma discussão filosófica ampla sobre as capacidades semânticas de uma IA. John Searle, em 1980, propõe o Argumento do Quarto Chinês, que viria a ser um dos principais contrapontos à ideia de que "computadores podem pensar", de Alan Turing. O argumento, como resumido de forma precisa por Searle em 1999, é dado da seguinte forma:

> *Imagine um falante de Inglês nativo que não sabe Chinês trancado em um quarto cheio de caixas de símbolos chineses (um banco de dados) junto com um livro de instruções para manipular estes símbolos (o programa). Imagine que as pessoas fora deste quarto enviam para dentro outros símbolos chineses que, sem que a pessoa no quarto saiba, são perguntas em chinês (o input). E imagine que, ao seguir as*

39 Trata-se de conhecimento expresso na forma de dualidades do tipo causa e efeito, pergunta e resposta, com o mínimo de ambiguidades, para que a máquina pudesse criar equivalências precisas e consistentes. Uma típica modelagem da base de conhecimento se dava em pares de *if-else* (se-então) organizados de forma hierárquica (árvore de decisões).

40 Cf. SCHANK; ABELSON, 1977.

> *instruções no livro, o homem no quarto é capaz de enviar para fora símbolos chineses que correspondem a respostas corretas às perguntas (o output). O programa permite à pessoa no quarto passar no Teste de Turing ao dialogar em Chinês, mas ela em si não entende uma palavra em Chinês.*[41] (SEARLE 1999 apud COLE, 2014)

O argumento de Searle equivale a duas conclusões. A mais imediata é que programar um computador pode fazê-lo parecer entender uma linguagem, mas na realidade ele não produz entendimento real. E que, portanto, o Teste de Turing é inadequado, pois o computador processa sintaxes, mas não entende e nem atribui significados ou semântica. Já a conclusão mais ampla determina que teorias em que mentes humanas funcionassem como máquinas estão refutadas, e que um computador poderia, na melhor das hipóteses, simular processos biológicos do cérebro humano. O Argumento do Quarto Chinês repercutiu em estudos de semântica, estudos da linguagem, teorias da consciência e ciências da computação. A área das Ciências Cognitivas se transformou em um projeto dedicado a refutar o argumento de Searle (COLE, 2014). A publicação gerou um debate fervoroso, provocando diversas respostas críticas no meio acadêmico, que reverberam a cada advento da IA até os dias atuais. Veremos posteriormente alguns dos desdobramentos dessa discussão.

A área de IA se recupera de seu "inverno" através de caminhos mais racionais de desenvolvimento e de aplicação prática, que abandonam a ideia original do workshop de Dartmouth de "máquinas que pensam, que aprendem e que criam" (SIMON, 1957), e que concordam com o argumento de Searle. A indústria da IA se estabelece nos anos 1980 a partir de sistemas especialistas para aplicações práticas e que proporcionavam lucros milionários, e países retomavam seus programas de investimento em tais tecnologias. Na mesma época, outra frente de desenvolvimento na IA retoma o assunto das redes neurais através do uso da técnica de *back-propagation*, que se distancia de qualquer

41 Tradução nossa do original "Imagine a native English speaker who knows no Chinese locked in a room full of boxes of Chinese symbols (a data base) together with a book of instructions for manipulating the symbols (the program). Imagine that people outside the room send in other Chinese symbols which, unknown to the person in the room, are questions in Chinese (the input). And imagine that by following the instructions in the program the man in the room is able to pass out Chinese symbols which are correct answers to the questions (the output). The program enables the person in the room to pass the Turing Test for understanding Chinese but he does not understand a word of Chinese".

semelhança com o cérebro fisiológico, criando um modelo "de baixo nível" de cérebro artificial, com neurônios, sinapses e dinâmica de reforço e enfraquecimento de conexões para aprendizado. Trata-se do modelo conexionista, que se utiliza de uma abstração de um modelo humano e agrega métodos racionais e eficientes para aprendizado de máquina[42].

Em desacordo com o fortalecimento do desenvolvimento racional da área, os proponentes do workshop de Dartmouth reclamam um caminho de pesquisa para uma IA em "nível humano", argumentando que a IA desenvolvida até então usa métodos e técnicas que "podem lidar bem com algumas classes de problemas, mas pobres em lidar com todo o restante" (MINSKY et al, 2004). Isto abre precedente para um ideal chamado "Inteligência Geral Artificial" (GOERTZEL; PENNACHIN, 2007). "Inteligência Geral", segundo Peter Voss:

> *compreende habilidades essenciais e independentes de domínio necessárias para adquirir um amplo espectro de conhecimentos de domínio específico (dados e habilidades) – i.e. a habilidade de aprender (em princípio). Mais especificamente, esta habilidade de aprender precisa ser autônoma, direcionada a objetivos, e altamente adaptável.*[43] (VOSS, 2007. p. 132)

Neste "aprendizado autônomo", Voss indica que o aprendizado deve ocorrer tanto de forma automática e não supervisionada, através de exposição aos dados, como através de interações bidirecionais com o ambiente, incluindo exploração e experimentação autossupervisionadas. Ser "direcionado a objetivos" indica que o aprendizado possui objetivos e subobjetivos variáveis e novos, sejam eles hábitos formados, demandas externas ou metas autogeradas. Por fim, "aprendizado adaptável" significa que, diante de mudanças de objetivos, o aprendizado deve ser ajustado e direcionado, permitindo mudanças e aquisição de novas habilidades. Ainda, a "inteligência geral" pressupõe ra-

42 Dentro das Ciências Cognitivas, Conexionismo constitui um movimento que busca explicar as habilidades intelectuais através de modelos de redes neurais. Trata-se de um modelo de representação que, em contraposição a um modelo clássico de processamento simbólico, faz uso de unidades análogas a neurônios e pesos das conexões entre tais unidades. Cf. GARSON, 2015.

43 Tradução nossa do original "General Intelligence comprises the essential, domain-independent skills necessary for acquiring a wide range of domain-specific knowledge (data and skills) – i.e. the ability to learn anything (in principle). More specifically, this learning ability needs to be autonomous, goal-directed, and highly adaptive".

ciocínio baseado em casos e baseado em analogias, inter-relacionando todos os conhecimentos e habilidades adquiridos ao longo do tempo.

Os proponentes da Inteligência Geral Artificial buscam a solução para o problema da "especialização" previsto por Descartes, de que uma máquina se diferenciaria de um humano por sua especialização em algumas tarefas e completa inabilidade em todas as outras. Mas não afirmam que a "inteligência geral" é analogia restrita a inteligências humanas, de modo que uma Inteligência Geral Artificial seria reconhecida não por ter muito conhecimento e habilidades, mas sim por ser capaz de adquiri-los e melhorá-los, incluindo funções desempenhadas por outros animais ou fenômenos naturais. Trata-se de uma área de pesquisa que busca mecanismos de aprendizado múltiplo, não supervisionado e contínuo, mas que até hoje não encontrou muitos desenvolvimentos e sucessos[44].

Stuart Russell e Peter Norvig, autores do livro "*Artificial Intelligence*", base para disciplinas da área de Inteligência Artificial nas universidades mundo afora, sintetizam as diferentes abordagens de inteligências artificiais com base em sua história (RUSSELL; NORVIG, 2010, p.21):

> "*Acting Humanly*": esta abordagem identifica se uma inteligência artificial é equiparável a um humano através de suas ações e comportamentos. O Teste de Turing é considerado uma medição de inteligência nesta vertente, a partir do momento em que uma máquina consegue dialogar de forma escrita com um humano, sem que ele perceba que está dialogando com uma máquina. Essa abordagem e esse teste contribuíram para a definição de algumas qualidades que uma máquina inteligente deveria possuir: processamento de linguagem natural, modelos de representação de conhecimento, argumentação automatizada, aprendizado de máquina, visão computacional e robótica. Tais qualidades definem justamente os principais campos de pesquisa dentro da área de IA. O Teste de Turing, embora ainda seja popularmente famoso, não tem mais precedência entre pesquisadores nas áreas de Ciências da Computação, pois nem toda

44 Para algumas iniciativas que buscam o "aprendizado contínuo" ver:
- KIRKPATRICK, James *et. al.*, *Overcoming catastrophic forgetting in neural networks*, 2016. Disponível em <https://arxiv.org/pdf/1612.00796.pdf>
- RUSU, Andrei A. *et. al.*, *Progressive Neural Networks*, 2016. Disponível em <https://arxiv.org/pdf/1606.04671.pdf>.

IA precisa agir como um humano para solucionar problemas de ordem prática;

> "*Thinking Humanly*": a abordagem se baseia em uma modelagem cognitiva para medir se uma máquina consegue raciocinar como uma mente humana. Apoiada especialmente em disciplinas das Ciências Cognitivas, esta abordagem busca modelos úteis nestas áreas através de pesquisas que envolvem experimentos psicológicos e neuroimagiologia, para então criar correspondências de modelagem e de métricas de sucesso. Uma possível medição para a inteligência das máquinas consiste em verificar se o input-output de um sistema inteligente corresponde fielmente ao de um humano. Muitas vezes, os pesquisadores desta vertente acreditam que o próprio cérebro humano pode operar da mesma forma que tais máquinas inteligentes. Algumas áreas da IA que se beneficiam deste tipo de abordagem são a Visão Computacional e o *Deep Learning*. Muitas variantes de redes neurais buscam nos processos cerebrais analogias para estruturação sequencial de camadas, representando etapas de construção da cognição;

> "*Thinking Rationally*": As abordagens racionais não possuem a preocupação de equiparar a inteligência das máquinas à de humanos. Nesta abordagem de pensamento racional, as inteligências artificiais são simplesmente baseadas em lógica para resolução de problemas. Aqui o aprendizado de máquina é considerado um processo de otimização de performance ou de predições baseadas em modelos estatísticos. Existem duas ressalvas nesta abordagem: a primeira é que nem todo problema pode ser traduzido para linguagens formais, e a segunda é que nem toda solução proposta, ainda que provável, é viável em termos de recursos computacionais como processamento e memória. Este último problema, em verdade, é também comum a todas as demais abordagens, mas historicamente se manifestou primeiro nesta;

> "*Acting Rationally*": esta abordagem propõe a criação dos chamados "agentes racionais", que buscam otimizar seus resultados conforme seus objetivos. Mas, para tanto, estes objetivos devem ser descritíveis em termos lógicos, para que se estabeleçam medidas precisas de sucesso e fracasso. Um agente racional fun-

ciona bem quando consegue estabelecer computacionalmente a "coisa certa" a se fazer, contudo existem questões em que o julgamento de certo e errado ou de valor são difíceis para humanos e, consequentemente, impossíveis para uma máquina resolver. Moral e ética costumam trazer grandes problemas a este tipo de abordagem.

Nota-se que o debate histórico sobre uma máquina poder ou não "pensar" contribuiu e contribui para os caminhos de desenvolvimento da IA, ainda que de forma segmentada, e alimentou o imaginário popular acerca do assunto. Ficções famosas como *2001: Uma Odisseia no Espaço*[45], *Blade Runner*[46] e a série *Black Mirror*[47] trazem alguns exemplos de como a opinião pública se apropriou desta discussão e a reverberou, relevando receios relativamente a supostas dominações perpetradas por máquinas inteligentes, ou humanos ciborgues, ou relações interpessoais e sociais comprometidas pelo uso das tecnologias. Mas o caminho das pesquisas e desenvolvimentos com a IA mostra que estamos bem distantes de algumas e eventualmente próximos de outras dessas especulações. E isso proporciona um campo interessante para análises e intervenções artísticas. Tratemos, portanto, das definições atualizadas e realistas de inteligência artificial para situar as iniciativas artísticas que trabalham com tal tecnologia.

Ao definirmos "inteligência artificial", consideremos inicialmente a visão das Ciências da Computação, representada por autores como Russell e Norvig. Dada sua história, a IA se define hoje por um caminho mais racional, cujos métodos não necessariamente buscam simular estruturas, comportamentos ou funções humanas. A IA racional aborda os problemas e processos em termos de otimização e predição por meio de modelagens matemáticas e estatísticas — linguagens mais comuns para se manipular as capacidades de um computador. Esta visão faz uso do conceito de "agente inteligente", cuja definição é "qualquer coisa que pode perceber seu ambiente através de sensores e pode agir sobre este ambiente através de atuadores"[48] (RUSSELL; NORVIG, 2010, p. 34). Todo "agente inteligente", através de seus sensores, recebe estímulos e os acumula de modo a constituir um histórico, uma

45 Filme dirigido por Stanley Kubrick, 1968.

46 Filme dirigido por Ridley Scott, 1982.

47 Série de televisão criada por Charlie Brooker, transmitida pela primeira vez em 2011, hoje adquirida pela Netflix.

48 Tradução nossa do original "An agent is anything that can be viewed as perceiving its environment through sensors and acting upon that environment through actuators".

"sequência perceptual". E mais: "[...] a escolha de ação de um agente em um determinado momento pode depender da sequência perceptual inteira, mas não pode depender de algo que não tenha percebido"[49] (RUSSELL; NORVIG, 2010, p.34). Portanto esta definição de "agente inteligente" pressupõe minimamente uma interação do agente com o ambiente em que está inserido. Uma "interação" indica que há uma percepção do ambiente, e uma ação em resposta a essa percepção que eventualmente modifique o ambiente. Por "percepção" entende-se um processo de aquisição sensorial fisiológica ou técnica de informação, e julgamento[50] dessa informação. Por "ação" entende-se um processo que utiliza a informação julgada para condicionar uma resposta a ser expressa através de atuadores fisiológicos ou técnicos. A questão da dimensão desta sequência perceptual, além de quanto e como o agente faz uso dela no embasamento de suas próximas ações, são fatores que diferenciam os graus de inteligência de um agente. Portanto, nesta definição, um "agente inteligente" mais simples deve minimamente fazer uso de um estímulo sensorial momentâneo, mas é possível que este estímulo não se converta em memória para futuros usos.

Esta definição de "agente inteligente" considera comportamentos simplesmente reativos: uma bactéria que se move em direção a uma substância atraente e que foge das repelentes seria considerada inteligente; um simples termostato percebendo variações de temperatura e regulando o calor de determinado ambiente para manter um equilíbrio seria inteligente; e um oponente controlado por software em um jogo eletrônico de artes marciais, que se defende e ataca, também seria inteligente. Embora não exista nas ciências um consenso sobre a definição de inteligência, é fácil ficarmos desconcertados diante desta noção simples que se mostra expressivamente inferior à inteligência humana, e percebermos que falta nela uma característica fundamental: a capacidade de aprender. Naturalmente, a IA passou a ter a área de Aprendizado de Máquina como indissociável em seus caminhos mais recentes de desenvolvimento, embora ainda demonstre vários exemplos de "inteligência" com agentes puramente reativos[51].

---

49 Tradução nossa do original "an agent's choice of action at any given instant can depend on the entire percept sequence observed to date, but not on anything it hasn't perceived"

50 Aqui, julgamentos são representados pelos algoritmos escolhidos por programadores humanos para processar os dados coletados.

51 A área da *Internet of Things* (IoT) é comumente associada ao termo "smart" ou "*intelligent*", quando seus dispositivos são capazes de operar sem intervenção humana. Mas em análises apuradas, é possível perceber que grande parte destes dispositivos são sistemas lineares ou de retroalimentação simples, mas que não realizam nenhum aprendizado – o que nos leva à opinião de que há um discurso de mercado por trás destas rotulações que visam impressionar o

O conceito de "agente inteligente" também engloba uma inteligência sofisticada e complexa como a humana, que armazena uma sequência perceptual extraordinária e que faz uso dela de maneiras ainda não completamente compreensíveis para a ciência. E por tratar de meios fisiológicos e técnicos, o termo inclui as máquinas que possuem sensores e atuadores, assim como softwares e ambientes não físicos como a própria Internet[52]. Assim este trabalho entende o domínio atual das inteligências artificiais dentro deste amplo espectro, assumindo que a IA corresponde a "agentes inteligentes" que fazem uso de procedimentos técnicos, não fisiológicos, para aquisição e processamento de percepções e ações, e para formação e uso de sequência perceptual visando aprendizado. O cuidado a ser tomado é observar que agentes reativos são inclusos neste espectro e fragilizam a própria noção de inteligência.

Até hoje, a área da IA segue abordagens tanto do "*acting & thinking humanly*" quanto do "*acting & thinking rationally*", embora o desenvolvimento industrial deste tipo de tecnologia tenda a favorecer o uso de métodos e modelos matemáticos comprovadamente eficientes para resolver uma classe de problemas para aplicações em larga escala. Isto explicaria a percepção de Lev Manovich sobre "inteligências que são qualitativamente similares à de um humano, mas que operam em uma escala quantitativamente diferente" (MANOVICH, 2018, n.p). A indústria e suas demandas têm imensa participação nos direcionamentos de desenvolvimento da IA.

A definição de "agente inteligente" ainda pressupõe a existência de critérios para julgar se as ações e a performance de um agente são satisfatórias em relação a determinado objetivo. Em IA, a formação de tais critérios depende exclusivamente da natureza dos objetivos do agente. Para uma IA jogadora de xadrez, por exemplo, seu objetivo é vencer a partida. Neste caso é fácil traduzir, em termos de métricas, o significado de "vencer" e estabelecer graus de sucesso e fracasso, pois o campo de percepção e atuação deste agente envolve um tabuleiro, peças e regras bem definidos. Dentro disso, o agente pode planejar, criar estratégias por combinação de possibilidades, prever situações futuras, reagir de acordo com as movimentações do oponente e, se ele vencer, terá atingido seu objetivo. Por outro lado, caso o objetivo de

consumidor. Veremos mais sobre sistemas de retroalimentação adiante.

52 Os chamados "*bots*" e "*crawlers*" seriam exemplos básicos de "agentes inteligentes" que percebem a movimentação de dados na rede e reagem (e às vezes aprendem) produzindo outros dados, como respostas automáticas ou categorizações. O mecanismo de busca do Google é um exemplo de agente inteligente que percebe a publicação de novas páginas na Internet e responde com produção de indexações que facilitam o encontro destas novas páginas posteriormente.

uma IA seja algo mais vago como "fazer bons desenhos artísticos", a situação fica mais complexa: como definir critérios lógicos para se julgar um bom desenho artístico? Que parâmetros podem ser estabelecidos e analisados para a IA saber se atingiu ou se se aproximou deste objetivo? A própria definição de "bom desenho artístico" é subjetiva, portanto, necessariamente, o critério de julgamento da IA deveria imitar o critério de algum humano, ou conseguir estabelecê-lo de forma espontânea – questões invariavelmente difíceis para tradução em linguagens formais de máquina. E embora seja muito difícil criar uma IA para resolver esta situação, revela-se um dos possíveis papéis de um artista que lida com máquinas que fazem arte: conferir à máquina um senso estético, que pode ser semelhante ao do próprio artista, ou gerado espontaneamente e submetido ao julgamento do artista, que finalmente poderia atribuir valores e significados a seus resultados.

Como processo essencial para agentes que fazem uso de sequência perceptual, o Aprendizado de Máquina, ou *Machine Learning* (ML[53]), tornou-se área indissociável da IA moderna. Para Arthur Samuel, o *Machine Learning* é definido como uma subárea da Ciência da Computação que confere aos computadores a habilidade de aprender sem serem explicitamente programados (SAMUEL, 1959). Por "aprender", Samuel se referia a uma simples aquisição de habilidade para realizar uma tarefa específica, por exemplo, jogar damas. Em uma definição mais específica e atual, Mohri, Rostamizadeh e Talwalkar indicam que o ML é definido por "métodos computacionais que usam experiência para melhorar performance ou fazer predições precisas. Aqui, *experiência* se refere à informação do passado disponível ao aprendiz"[54] (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018, p.1). Ainda, ao "reunir conhecimento a partir da experiência, esta abordagem evita a necessidade de operadores humanos especificarem formalmente todo o conhecimento que um computador precisa"[55] (GOODFELLOW; BENGIO, 2016, p. 1). Estas últimas definições direcionam o conceito apresentado por Samuel, além do atual estado de desenvolvimento do ML, indicando dois caminhos de destaque: o Aprendizado Estatísti-

53 A maioria das siglas presentes neste trabalho serão de termos-chave em Inglês, uma vez que tais siglas são comuns neste idioma e amplamente utilizadas no meio científico.

54 Tradução nossa do original "computational methods using experience to improve performance or to make accurate predictions. Here, *experience* refers to the past information available to the learner" (itálicos dos autores).

55 Tradução nossa do original "By gathering knowledge from experience, this approach avoids the need for human operators to formally specify all of the knowledge that the computer needs".

co[56] e o *Deep Learning*[57].

O Aprendizado Estatístico segue uma abordagem racional ao reduzir o problema do aprendizado a problemas estatísticos de classificação, regressão, agrupamentos, ordenação, dentre outros. Um processo típico de aprendizado estatístico do tipo supervisionado[58] consiste em reunião de conjuntos de dados pré-rotulados por um humano, para que o algoritmo de aprendizado possa estimar uma função que então calcularia o rótulo de qualquer outro dado não treinado. Por exemplo, dada uma série de imagens de animais caninos pré-rotuladas de "cachorro" e outra série de imagens diferentes, pré-rotuladas de "não cachorro", podemos utilizar ambas para formar um *dataset*[59] de treinamento. Um algoritmo de classificação interpretaria cada imagem como um vetor n-dimensional, no qual cada dimensão corresponderia a um pixel (valor numérico de cor). A base de conhecimento deste ML, portanto, seria composta por uma região de vetores rotulada de "cachorro" e outra região de vetores para "não cachorro". Após o treino, o ML estaria apto a calcular o pertencimento[60] de qualquer nova imagem a uma das regiões definidas, para então rotular esta nova imagem. É possível intuir que nesta abordagem uma imagem de algo semelhante a, mas não necessariamente um canino, poderia ser classificada como "cachorro", levando a resultados indesejados, pois a análise é feita por proximidade de valores. E, embora este exemplo do algoritmo de pertencimento não seja a aplicação mais indicada para demonstrar as imensas possibilidades do Aprendizado Estatístico, ele revela que esta abordagem é, como toda a IA, sensível ao problema da interpretação semântica, de modo que é fácil treinar a IA com dados imprevistos e gerar um aprendizado conflituoso. Portanto este tipo de técnica é melhor aplicável a ambientes controlados, ou seja, menos sujeitos a ruídos. Há outros métodos para classificação, e muitos outros para estimativa de funções (regressão) que permitem melhoria de performance[61] e previsões, em que cada algoritmo é associado a uma

56 Cf. JAMES et al., 2013.

57 Cf. GOODFELLOW; BENGIO, 2016.

58 Há outros tipos de aprendizado além do supervisionado: o não supervisionado, o semissupervisionado e o aprendizado por reforço. Estes não serão aqui explicados, mas eventualmente serão utilizados para tipificar alguns procedimentos de treinamento de IA.

59 *Dataset* é o nome comum dado aos conjuntos de dados utilizados para treinamento e para testes de modelos de aprendizado.

60 Um algoritmo de classificação muito comum nesta tarefa é o Naive Bayes, que calcula o pertencimento de um novo vetor a uma região formada por demais vetores previamente classificados.

61 Dada uma equação encontrada por regressão, é possível buscar seus mínimos e máximos locais, o que geralmente traz benefícios em performance das aplicações.

classe de problemas em detrimento de outras. Aprendizado Estatístico é muito utilizado em aplicações de previsões financeiras, em contextos de uso de linguagem natural[62], de escrita à mão, de análise de imagens médicas, de sistemas de recomendação etc. O avanço da área de ML é reflexo do aumento das capacidades computacionais nos últimos anos, de modo que as melhorias de performance e previsões se tornaram mais eficientes que níveis humanos em muitos casos. Ainda assim, um dos grandes desafios do ML em geral é encontrar modelos e representações adequadas para os dados de treinamento e teste, de modo que reflitam aprendizados coerentes e eficientes.

Deep Learning, por sua vez, é o nome atual da técnica de ML que faz uso das Redes Neurais Artificiais (Artificial Neural Networks - ANN) e aprendizado por "retropropagação" (*back-propagation*). Como mencionado anteriormente, uma rede neural é uma analogia conexionista ao funcionamento do cérebro de um ser vivo, com estruturas representando neurônios e sinapses. O processamento de um estímulo sensorial é análogo a um entendimento neurocientífico do funcionamento do cérebro de animais e humanos: trata-se de uma "arquitetura hierárquica iterando em diferentes camadas" (POGGIO; ANSELMI, 2016, p. xi-xii), que representam diferentes níveis de abstração de um estímulo. Nas redes neurais, as camadas são empregadas de forma sequencial e hierárquica, de modo que características, conceitos e abstrações de alto nível são definidos a partir de características, conceitos e abstrações de baixo nível[63]. Este modelo permite ao ML aprender conceitos complicados construindo-os a partir de outros mais simples. "Se desenharmos um grafo mostrando como estes conceitos são construídos uns sobre os outros, o grafo será profundo, com muitas camadas. Por esta razão chamamos esta abordagem de *deep learning*"[64] (GOODFELLOW; BENGIO, 2016, p.1-2). Goodfellow e Bengio conside-

62 Classificadores de sons em palavras são um exemplo de como o aprendizado estatístico por proximidade pode ser utilizado: diferentes vozes pronunciando uma mesma palavra são usadas para treinar o ML e formar um grupo abrangente de tonalidades e cadências que correspondam a uma única palavra.

63 Pesquisas em Neurociências indicam que diferentes regiões do cérebro são ativadas de forma distinta para construção da compreensão do estímulo sensorial, e não necessariamente sequencial. No caso da visão humana, por exemplo, o córtex visual é dividido em áreas específicas para a identificação básica de linhas e cantos, outra para a identificação de formas, outras para objetos e conceitos como um rosto, uma paisagem, um sinal de trânsito. Conforme o aprendizado de atividades específicas com a visão, algumas áreas passam a ser usadas com maior ou menor necessidade, e diferentemente de uma rede neural, não dependem sempre de uma construção do mais simples para o mais complexo. Cf. RIESENHUBER; POGGIO, 1999. Cf. SOLSO, 2001.

64 Tradução nossa do original "If we draw a graph showing how these concepts are built on top of each other, the graph is deep, with many layers. For this reason, we call this approach to AI 'deep learning'".

ram que estas camadas podem representar "fatores de variação", ou seja, fontes de influência independentes que contribuem para a explicação de determinada informação, sensorial no caso. Por exemplo, em uma imagem de um carro, os fatores de variação explicam a posição do carro, sua cor, se suas formas envolvem retas ou curvas, o ângulo de incidência e o brilho da luz solar sobre o carro etc. A dificuldade de um ML representar e extrair este tipo de informação é alta devido à própria dificuldade humana de enumerar todos os fatores de variação de um dado estímulo, mas o método de *Deep Learning* supre esta necessidade ao propor camadas hierárquicas de processamento que representem fatores de variação abstratos. A Figura 1 demonstra uma possível organização de camadas para uma ANN que classifica imagens.

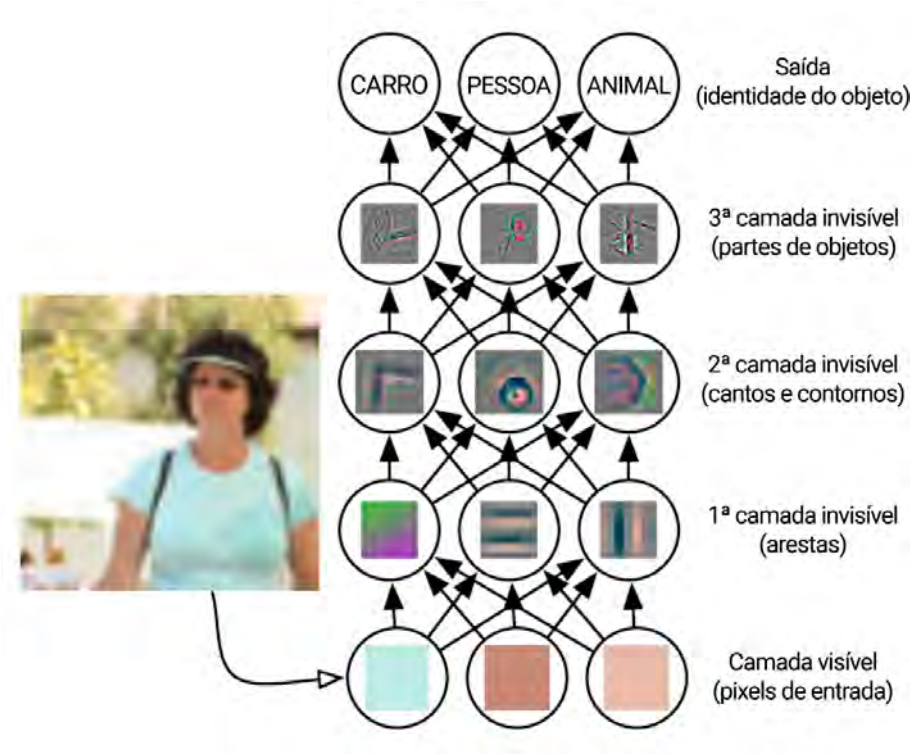


FIGURA 1
Exemplo de percurso de processamento de imagem em uma rede neural artificial de cinco camadas, para classificação de objeto.

FONTE:
imagem traduzida e adaptada de GOODFELLOW; BENGIO, 2016, p. 6.

A camada de entrada é composta por nós que, neste caso, representam os pixels de uma imagem digital, e as camadas internas, invisíveis, possuem nós representando combinações de pixels[65]. Cada nó corresponde a um *perceptron* – estrutura análoga ao neurônio, que recebe conexões de todos os *perceptrons* da camada anterior e propaga para todos da próxima camada. Um *perceptron* possui uma atribuição de pesos distintos em cada uma de suas conexões, um viés (que pode modificar de forma geral todas as suas conexões), uma função de

65 Isto não significa que os pixels em si são armazenados em cada nó. Veja a seguir sobre o modelo *perceptron*.

transferência, que soma todos os pesos e o viés, e uma função de ativação, que determina o quanto aquele *perceptron* precisa ser estimulado para cumprir algum papel no caminho de identificação de determinada imagem (Figura 2). As camadas invisíveis correspondem a arranjos de *perceptrons* que, de forma hierárquica, constroem a resposta a partir de informações básicas da entrada. A camada de saída, por fim, é montada de acordo com o domínio das respostas a serem produzidas, e tais respostas são oferecidas em termos de porcentagens.

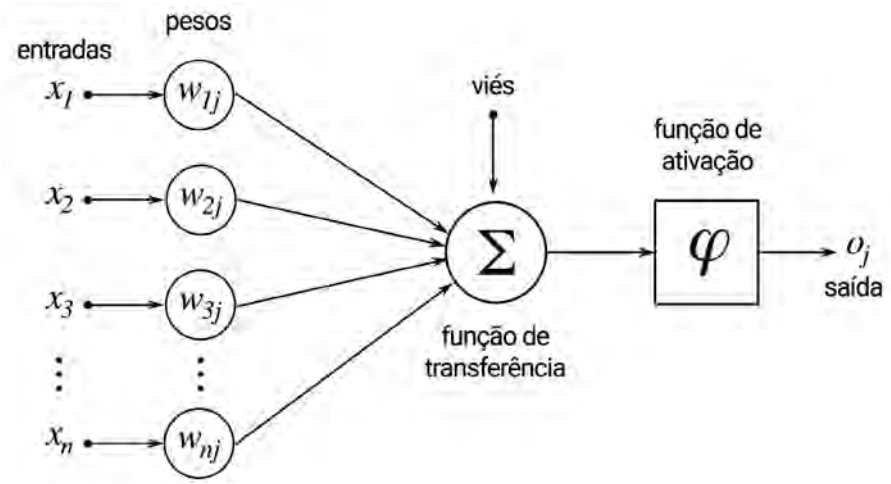


FIGURA 2
Diagrama de um *perceptron*

FONTE:
imagem traduzida e adaptada de "Artificial Neuron Model", por Chrislb. Disponível em: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel_english.png>. Acesso em Maio 2019.

Uma vez estruturada, a ANN precisa ser treinada para finalmente poder classificar qualquer tipo de imagem de entrada. O treinamento faz uso de algoritmo de *back-propagation* (retropropagação), que calcula um índice de erro toda vez que a ANN produz uma resposta em porcentagens, e retorna este índice a cada uma das camadas e seus *perceptrons* em ordem hierárquica reversa, recalculando pesos e vieses. Assim toda a rede é reajustada de forma a minimizar o índice de erro nas próximas situações de classificação. Trata-se de um método de aprendizado que reforça determinados caminhos de propagação entre *perceptrons* quando estes se aproximam de respostas corretas, e enfraquece outros caminhos quando estes oferecem respostas distantes das corretas. O modelo de retropropagação é solução racional, não observável em funções fisiológicas para aprendizado. Isso configura o modelo conexionista de redes neurais como um híbrido entre os modos do "*acting & thinking humanly*" e "*acting & thinking rationally*", que trouxe avanços imensos para a área de IA nos últimos anos.

Embora este modelo de *perceptrons* multicamadas represente uma ANN básica, ele é bastante utilizado em aplicações de reconhecimento de voz e tradução entre idiomas, além de servir de base para muitos outros modelos de ANN especializados em determinadas

tarefas, tais como as Redes Neurais Convolucionais, usadas para detecção e reconhecimento de objetos em imagens, e também em sistemas de recomendação (GOODFELLOW; BENGIO, 2016, p. 330-331). Um dos modelos mais recentes e promissores de rede neural é a chamada *Generative Adversarial Network* (GAN), que consiste em duas ANN competindo entre si. Uma das redes competidoras, chamada "geradora", é confrontada com uma chamada "discriminadora". A rede discriminadora é treinada para determinar se uma amostra recebida corresponde a algo que ela aprendeu ou não, enquanto a geradora é treinada para tentar gerar uma amostra que faça a rede discriminadora a aceitar como se fosse algo aprendido. Nas palavras de Goodfellow, "o modelo gerador pode ser pensado como um time de falsificadores, tentando produzir dinheiro falso e usá-lo sem ser detectado, enquanto o modelo discriminador é análogo à polícia, tentando detectar dinheiro falsificado"[66] (GOODFELLOW et al., 2014, p. 1). A rede discriminadora é treinada antes para ter algum parâmetro devolutivo à rede geradora na ocasião de um julgamento: se a rede geradora produz algo considerado falso pela discriminadora, a primeira fará a retropropagação a partir desta devolutiva da segunda. Mas a rede discriminadora também é treinada a partir das tentativas da geradora, havendo, portanto, uma espécie de coevolução que tende a gerar coisas cada vez mais próximas do *dataset* de treinamento da rede discriminadora, enquanto os julgamentos são cada vez mais refinados. As GAN chamaram a atenção da comunidade artística por sua capacidade de gerar, por exemplo, imagens médias ou muito próximas a imagens treinadas, porém com variações esteticamente interessantes[67].

Uma área da IA de igual importância neste trabalho é a chamada *Computer Vision* (CV), ou Visão Computacional. Seu surgimento data dos anos 1970, da convergência entre as áreas de Processamento de Imagem e de IA. Originalmente, o objetivo da CV era descrever o que uma câmera conectada a um computador estaria capturando, com o propósito de recuperar estruturas tridimensionais do mundo a partir das imagens e usá-las para compreensão total de uma cena (SZELISKI, 2010, p. 11). Uma das primeiras tentativas de CV envolvia detectar arestas de um objeto e tentar inferir uma modelagem tridi-

66 Tradução nossa do original "The generative model can be thought of as analogous to a team of counterfeiters, trying to produce fake currency and use it without detection, while the discriminative model is analogous to the police, trying to detect the counterfeit currency".

67 Veremos adiante os casos do grupo *Obvious* e as *Creative Adversarial Networks* como exemplos de exploração artística desta tecnologia.

mensional para este objeto. "*Edge Detection*" se tornou um dos principais temas de pesquisa em CV, junto com desenvolvimentos em visão de cores e variações de tonalidades, além da estereoscopia[68] para detecção de profundidades. Nos anos 1990, os temas do movimento e da detecção facial representaram avanços na área, dando origem a algoritmos para detecção de movimento e rastreamento de rosto humano. Ainda no período, avanços foram realizados no tópico de modelagem e renderização baseados em imagem, que permitiram algoritmos de isolamento de figuras e construção de modelos 3D a partir de fotos, em colaboração com a área de Computação Gráfica. Abordagens em Aprendizado Estatístico tiveram papel importante para o desenvolvimento de técnicas de detecção facial, que culminariam no algoritmo Viola-Jones[69], considerado hoje um dos fundamentos da CV contemporânea para a detecção de informações úteis em uma imagem. Desde o surgimento do *Deep Learning*, das melhorias de poder computacional e da disponibilidade de grandes volumes de dados rotulados públicos, muitos novos progressos na área de CV ocorreram de forma a redefinirem seus caminhos. CV é uma área interdisciplinar cuja aplicação encontra inúmeras demandas, e embora seu propósito original seja inferir objetos 3D a partir de cenas 2D, muitas etapas de seu processo são úteis em diversas outras instâncias. Um processo típico de CV para detecção de objetos, segundo Szeliski (2010), consiste inicialmente em pré-processar a imagem fonte, através, por exemplo, de redução de ruídos e aumento de contrastes. Isto facilita a próxima etapa, que trata da extração de características desejáveis, como contornos, texturas e padrões. Finalmente o sistema pode decidir se encontrou ou não o objeto desejado e, em caso afirmativo, poderá monitorá-lo e realizar qualquer outro processo a partir desta detecção. O problema da Visão Computacional é dos mais proeminentes na área de IA, pois se trata do processamento de estímulos visuais através de algoritmos de julgamento de cenas nas formas de fotografias ou vídeos, útil em pesquisas com carros autônomos, sistemas de vigilância e dispositivos de interação humano-máquina. Com o advento do ML, a área de CV ganhou muito mais eficiência nas tarefas de detecção e reconhecimento de padrões visuais.

68 Estereoscopia é uma técnica usada para se obter informações tridimensionais de um espaço tridimensional a partir da análise de duas imagens deste mesmo espaço obtidas a partir de ângulos diferentes.

69 Cf. VIOLA & JONES, 2001.

A história da Inteligência Artificial é repleta de desdobramentos que aqui não foram inclusos por não dizerem respeito ao recorte do presente trabalho. O enfoque no debate sobre a existência de uma máquina pensante decorre do interesse específico por inteligências artificiais que transformam processos artísticos, em termos de atribuição de atividades, autonomia e autoria. Já os métodos de *Machine Learning* e Visão Computacional ilustram as técnicas e linguagens que artistas passam a adotar em seus processos, de modo a controlar possibilidades e gerar novas obras. A seguir, veremos como alguns artistas lidam com as tecnologias, os processos e as reflexões até então mencionadas, assim como cientistas e engenheiros da área de IA se enveredaram por propostas para as artes.

1.2
Artistas, artes e inteligências artificiais

Falar de artistas e obras que fazem uso de inteligência artificial tem como intuito entender de que formas – manifestações materiais, processos e filosofias – é interpretado este tipo de tecnologia. Busca-se "um discurso essencialmente estratégico: usar da própria tecnologia para problematizá-la, fazer da própria experiência tecnológica ou daquilo que determinadas tecnologias representam, objeto de reflexão" (NUNES, 2016, p. 65). Veremos alguns exemplos de obras e discursos, históricos e recentes.

1.2.1
Harold Cohen & Aaron: Uma sociedade artística

Nos anos 60, o prolífico desenvolvimento da computação e de outras ciências nos Estados Unidos ajuda a colocar este país como referência tecnológica mundial. Ao mesmo tempo a arte ocidental, até então eurocentrista, passava a reconhecer o país como novo eixo cultural. A Pop Art e o Minimalismo marcam o período através do uso de lugares, processos, estruturas e objetos cotidianos e industrializados em suas obras, refletindo os impactos sociais e ambientais do imperialismo norte-americano pós-guerra. Toda a troca cultural e tecnológica entre os eixos europeu e estadunidense transformaram o mundo rapidamente.

Neste contexto, o artista britânico Harold Cohen, nascido em Londres no ano de 1928, encontra-se abandonando uma carreira de sucesso como pintor em sua terra natal para recomeçar sua vida nos Estados Unidos. Sendo convidado a viver e lecionar em San Diego, no Estado da Califórnia, Cohen entra em contato com a programação de computadores em 1968 e se deslumbra com um novo desafio: de traduzir as regras informais da arte para regras formais das linguagens computacionais. Duas experiências no começo desta nova fase mudariam a vida do artista;a primeira, uma vivência de dois anos no Laboratório de Inteligência Artificial da Universidade de Stanford, onde Cohen absorve o conceito de "sistema especialista" e de "base de conhecimento"; a segunda experiência foi uma visita ao vale Chalfant, um sítio arqueológico também localizado na Califórnia, em 1973. Lá, os pré-históricos petróglifos impressionam Cohen e lhe trazem um questionamento: como estas inscrições, que parecem não ter conexão nenhuma com a cultura da qual o artista faz parte, conseguem ainda assim comovê-lo? Cohen deduz que:

> *Uma imagem, mesmo se divorciada de qualquer contexto explanatório, poderia convencer um expectador que ela foi feita primordialmente por um outro humano para dizer algo sobre o mundo. Este 'algo' seria universal pois, segundo Cohen, todo o fazer de uma imagem estaria enraizado nas estruturas fundamentais da percepção.* (CORNISH, 2011, p. 3)

Com estas duas ideias, Cohen inicia uma pesquisa para representar, através de um sistema especialista, alguns processos básicos de percepção humana empregados durante o fazer de uma imagem. Em seu emblemático artigo "Paralelo à percepção" de 1973, Cohen torna públicos os seus progressos, explicitando seus questionamentos sobre o uso do computador como simples ferramenta ao invés de meio com potencial para equiparar ou até mesmo superar algumas funções da mente humana. Cohen acredita que a autonomia de um computador não é inteiramente ilusória, e se indaga sobre ela ser capaz de produzir comportamento de fazer arte, não apenas reproduzindo os movimentos de um lápis ou pincel, mas inventando esses movimentos e inventando imagens diferentes entre si. Ele se aprofunda em suas justificativas, alegando que a arte não corresponde primariamente à criação de coisas belas, e sim à suscitação de significados, estes não somente relacionados ao conteúdo semântico da imagem, mas a tudo o que é

envolvido durante o processo de criação e de fruição. Neste sentido, ele afirma, conforme suas interpretações dos petróglifos de Chalfant, que o ato de desenhar é suscitar significados através de traços, não apenas fazê-los.

Cohen estabelece que seu sistema especialista deveria inicialmente reproduzir mecanismos primitivos dos processos de percepção humana, focando no comportamento de análise que um artista mantém sobre sua obra enquanto a cria. Especificamente, seu sistema é composto de "funções comportamentais" (COHEN, 1973, p. 5) que se retroalimentam de seus resultados, em ciclos constantes de produção de traços e avaliação do que foi feito até então, para tomar as próximas decisões. Ainda refletindo sobre o comportamento de um artista, é possível questionar como este sistema iniciaria uma imagem, qual seria seu planejamento inicial, sua motivação. O sistema de Cohen necessitaria originar uma imagem de forma também automática, sem apelar ao processamento de um estímulo externo e pré-definido. Nesta ocasião, Cohen observa novamente o comportamento humano: decisões são tomadas com base em estímulos do ambiente e em resultados de decisões do passado. É provável que se alguém pudesse identificar o ponto inicial do trabalho de vida de um artista, seria encontrado um conjunto de conceitos completamente formulados, digeridos, dados a ele, mas não iniciados por ele (COHEN, loc. cit.). Em outras palavras, um artista iniciante aprende com o mundo externo e o mesmo deveria acontecer com a máquina. Cohen percebe que o sistema especialista necessitaria de uma memória de arquivamento, devendo com isso ser capaz de aprender e de utilizar sua experiência para transformar seu próprio comportamento e produção, além de estabelecer novos aprendizados. Esta, no entanto, seria uma máquina ideal, a grande premissa de uma IA que Cohen admitia não ser plausível naquele momento, assim como a área de IA sofria por dificuldades em representar bases de conhecimento de maneira satisfatória. A solução do artista para originar uma imagem sem apelar a algo pré-determinado seria "jogando dados": de forma aleatória, criar um estímulo inicial, como um traço de tamanho qualquer em uma direção qualquer, dentro de uma limitação (por exemplo, dimensões da tela), para então iniciar o processo de constante avaliação e de tomada de decisões sobre o que vai sendo feito. "Seres humanos inteligentes tomam suas decisões dessa forma apenas quando o resultado final não importa" (Ibid., p. 6), e este seria outro caso de comportamento artístico. Seu sistema produziria estímulos iniciais dentro de parâmetros amplos, e a própria máquina reduziria esses valores para produzir resultados específicos. Com estas

premissas, Cohen desenvolve ao longo dos próximos anos um sistema capaz de desenhar, de forma automatizada, figuras como a seguinte:

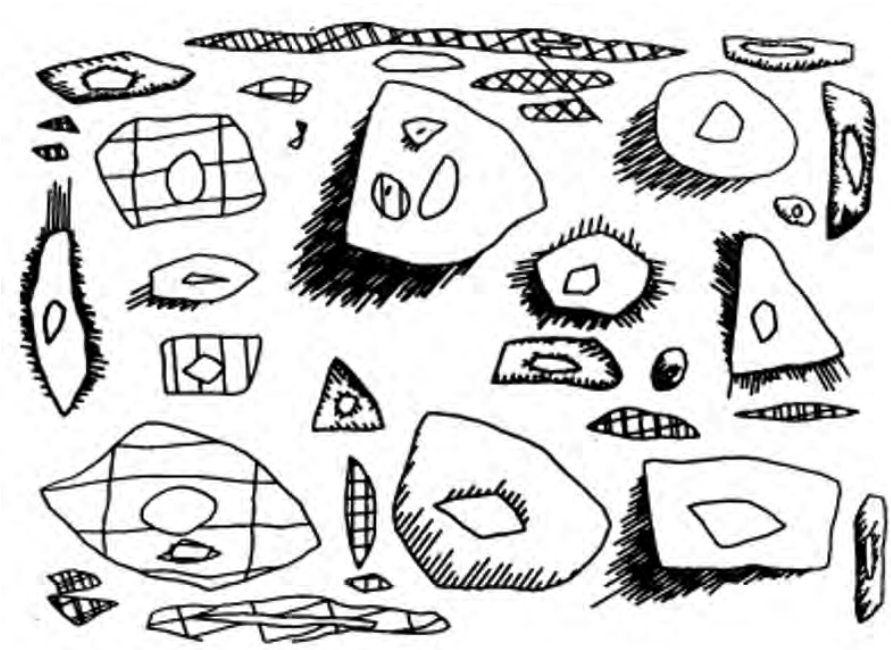


FIGURA 3
Desenhos de formas abstratas feitos por software criado por Cohen

FONTE:
COHEN, 1976, p. 14.

A Figura 3 traz evidências interessantes dos resultados das pesquisas de Cohen. Muitos dos traços que compõem as figuras simulam aspectos orgânicos de linhas feitas por mãos humanas, e isso mostra que o artista se preocupa em representar não apenas percepções, mas também características físicas típicas de gestos expressivos humanos ao desenhar. Também evidentes são algumas formas de análise que o sistema realiza sobre a própria imagem criada, em cada uma de suas iterações de desenho. Cohen exemplifica três princípios de percepção humana que ele utilizaria em seus algoritmos de análise de imagem: "as habilidades de diferenciar figura e fundo, de diferenciar formas abertas e fechadas, e de diferenciar estados de dentro e fora" (COHEN, 1976, p. 9). É possível perceber nas figuras que, para chegar neste resultado, o sistema reconhece formas fechadas e sabe discernir entre dentro e fora através das hachuras e texturas que produz. Também sabe posicionar e reconhecer a unidade das figuras que cria, de modo a distribuí-las de forma organizada sobre a tela e sem criar sobreposições improváveis. É notório que estas figuras se assemelham a imagens de épocas primitivas como os petróglifos de Chalfant, ou a garatujas infantis, outro assunto de interesse do artista. Cohen, nesse momento, começa a provar sua hipótese de que é possível fazer uma máquina produzir imagens como um ser humano, através de entendimentos estruturais de processos universais da percepção.

Cohen batiza seu sistema especialista de "Aaron", e o desenvolve até o fim de sua vida. Durante os anos 1980-2000, o artista "ensina" Aaron a criar figurações, composições com planos de frente e fundo, e a colorir. Aaron passa a gerar figuras e composições cada vez mais complexas, com características de trabalhos autênticos. Com o tempo e os próprios desdobramentos da história da IA, Cohen percebeu que a inteligência da máquina seria inexoravelmente diferente da inteligência humana, e isto se deu especialmente em seus dilemas sobre a cor. Ao observar uma IA vencer um dos melhores jogadores de xadrez do mundo[70], Cohen percebe que "nós fazemos o que fazemos com os recursos que nós temos, e nós somos tanto capacitados quanto limitados por estes recursos" (COHEN, 2010, p. 6). A partir dessa ideia, ao pensar sobre cores, o artista lembra que humanos possuem sistema visual para cores extremamente sofisticado, mas limitado para imaginação de esquemas de cores. Por outro lado, um computador, desprovido de sistema visual com a mesma sofisticação humana, é capaz de construir e manter esquemas de cor de muitos tipos e complexidades. Portanto, para que a máquina pudesse pintar, era necessário desenvolver um formalismo que pouco tinha a ver com sistemas humanos de percepção e manipulação de cores, mas sim com os termos computacionais. Aaron passou a colorir seus desenhos, porém em uma abordagem de código repleto de condicionais e "árvores de decisão" para chegar a resultados satisfatórios para o artista, o que tornou cada vez mais árdua a tarefa de "ensinar" Aaron a se especializar em cores. Cohen finalmente decide por uma nova abordagem de colorir para Aaron, de modo que o software adquiriu independência para definir e utilizar esquemas de cores. Cohen se desprendeu do problema das cores, ao mesmo tempo percebendo que há coisas do humano que, mesmo que possam ser traduzidas para linguagens e capacidades distintas de máquina, nunca poderiam ser qualitativamente tão bem representadas por ela. Mais do que isso, Cohen aceitava o fato de que a máquina, a partir de então, cumpria a tarefa de colorir à sua própria maneira, sobre a qual ele não teria mais capacidade de explicar como resultados eram alcançados, além de serem imagens que o surpreendiam e o levariam a dizer que Aaron era melhor colorista que ele próprio.

Este desprendimento do controle sobre sua criação levou Cohen, a partir de 2005, a programar Aaron de forma a permitir que não só a cor, mas também que o desenho pudesse ganhar mais independência em relação às ideias do artista. As imagens passaram a ser produzidas

70 Em 1997, a máquina IBM Deep Blue venceu o campeão mundial Garry Kasparov.

exclusivamente a partir da temática botânica, sempre presente nas produções de Aaron desde os primeiros anos, em que Cohen utilizava algoritmos generativos para definir famílias de plantas e seus "genótipos"[71]. A manifestação visual destas plantas, no entanto, nunca esteve sob seu controle. Isto levaria Cohen a uma crise, pois imaginava não ter mais como dialogar com uma máquina que agora estava propondo desenhos e cores distintos, sem que ele pudesse ao menos explicar como cada imagem era produzida. A solução para tal dilema ocorreria quando Cohen percebeu que as produções de Aaron passaram a seguir uma estética típica de imagens digitais. Tal característica seria chamada por ele de "intocada por mãos humanas", e acrescenta que "se não mostra evidências de manipulação, então se torna muito mais difícil acreditar em sua intencionalidade"[72] (COHEN, 2010, p. 14). Então, como uma forma de resgatar o diálogo com Aaron, Cohen passou a colorir a mão os fundos de algumas pinturas e depois voltou a fazer a colorização completa dos desenhos botânicos de Aaron, indicando que só ele poderia revelar intencionalidade distinta às imagens e que agora estaria trabalhando em "sociedade com a máquina".

Em uma das principais formas de exibição de seu trabalho, Cohen colocava Aaron em ação nos espaços expositivos e o supervisionava, como forma de evidenciar esta relação entre artista e máquina. Segundo seu filho Paul, "Cohen adorava interagir com o público das galerias, mas ele temia que o espetáculo da máquina pintora se desvirtuasse da própria arte"[73] (COHEN, 2017, p. 64). As figuras 4, 5 e 6 a seguir representam alguns pontos de evolução de seu trabalho.

71 Aqui, outra definição para o termo "generativo" é usada. "Os termos genótipo e fenótipo são emprestados da Biologia como representações análogas a uma metodologia produtiva. A prática da Arte Generativa foca na produção e composição do genótipo e do meio em que se produz o fenótipo. Quando executado, interpretado ou performado, o genótipo produz o fenótipo – o trabalho para ser experimentado e a realização do processo codificado pelo genótipo. Arte Generativa geralmente envolve poiesis, sugerindo que ela deve revelar o mundo de maneiras que a natureza não foi capaz – portanto a tecnologia parece ser um possível, mas não necessariamente único, veículo para se alcançar este objetivo." (MCCORMACK; DORIN, 2001, p. 3, tradução nossa)

72 Tradução nossa do original "if it shows no evidence of the manipulation of material, then it becomes that much harder to believe in its intentionality".

73 Tradução nossa do original "although Cohen loved to interact with gallery audiences, he worried that the spectacle of the painting machine detracted from the art itself".

FIGURA 4
Um dos desenhos da série "Eden", 1987.

FONTE:
COHEN, 1987 apud MCCORDUCK, 1990, p. 118.

FIGURA 5
O artista e público observando Aaron a desenhar e colorir no Museu da Computação de Boston, em 1995.

FONTE:
GRIMES, 2016.

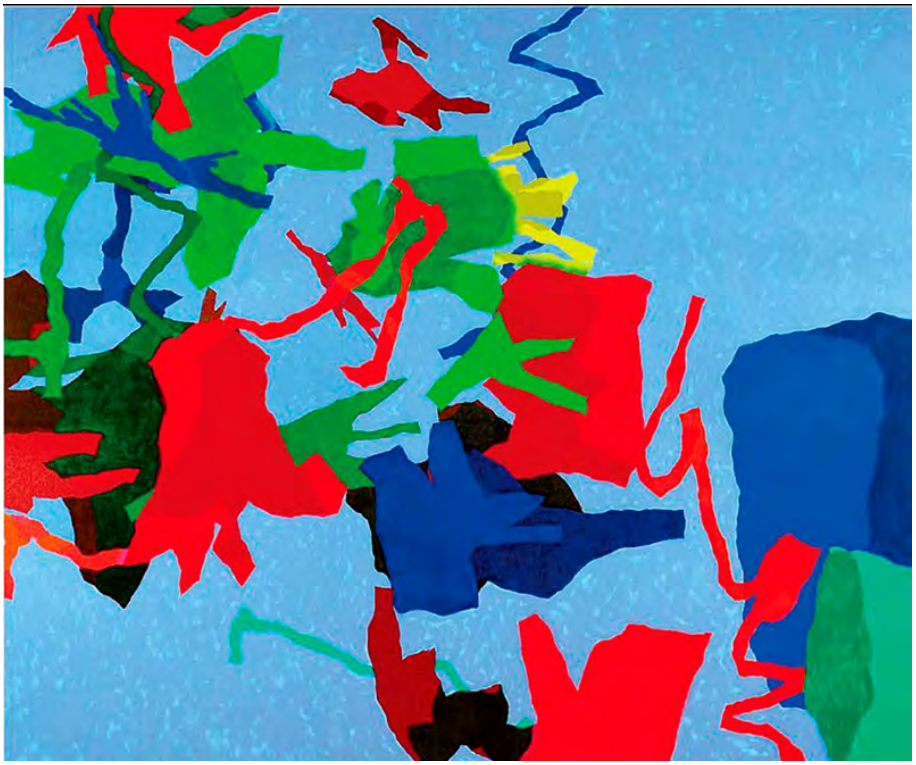


FIGURA 6
Mid-Morning (2010) – desenhado por Aaron e pintado por Cohen.

FONTE:
COHEN, 2010 apud CORNISH, 2011, p. 14.

Harold Cohen foi um pioneiro no desenvolvimento de uma arte provida de inteligência artificial. Seu projeto original dos anos 1970, sob a luz dos desenvolvimentos do Laboratório de IA em Stanford sobre sistemas especialistas e bases de conhecimento, refletia a tentativa do artista de transferir seu conhecimento sobre desenho, composição e cor para a máquina, em termos de comportamentos de percepção e ação. Segundo seu filho Paul, Cohen cogitou a possibilidade de deixar Aaron se automodificar, mas, ao contrário, reduziu a autonomia de sua obra. "Ele tinha pouca fé no Aprendizado de Máquina, ele acreditava que somente um artista poderia criar Aaron, ele queria reter o controle sobre o desenvolvimento de Aaron; mais importante, Aaron era como ele fazia arte"[74] (COHEN, 2017, p. 65). Cohen e Aaron retornaram gradualmente à abstração e simplicidade nos últimos anos. Curiosamente, as imagens geradas (Figura 6) se assemelham muito a algumas pinturas manuais de Cohen da década de 1960, como se indicassem um retorno às origens nas quais a máquina atingiria o mesmo nível de maturidade de seu criador em termos de estética.

Ao longo de décadas de desenvolvimento, a obra de Cohen levantou questionamentos sobre criatividade, autoria, autonomia, sobre o que seria inteligência artificial e sobre a própria arte, temas sobre os

74 Tradução nossa do original "He had little faith in machine learning, he believed that only an artist could make AARON, he wanted to retain control of AARON's development; most importantly, AARON was how he made art".

quais o artista escreveria e publicaria diversos artigos[75]. Cohen sempre acreditou que seu comportamento de programar a máquina para simular o comportamento humano de fazer arte é, em si próprio, um comportamento de fazer arte (COHEN, 1973, p. 2). E o artista combatia a ideia de que Aaron seria uma entidade criativa, afirmando que a "criatividade [...] não está nem no programador sozinho, nem no programa em si, mas no diálogo entre programa e programador; um diálogo debruçado sobre a relação especial e peculiarmente íntima que cresceu entre nós ao longo dos anos"[76] (Id., 2010, p. 9).

1.2.2
Leonel Moura: Arte robótica

Leonel Moura (nascido em Lisboa, 1948), migra da fotografia para um novo tipo de arte ao se deparar com a tese de doutorado de Marco Dorigo em 1992[77], propositora de simulações e estudos do comportamento coletivo de formigas, que deixam rastros de feromônios para orientar umas às outras em busca de alimentos e abrigo. Para Moura, o caminho percorrido por estas formigas formava desenhos interessantes e, enquanto inteligência colaborativa, "mostravam que era possível 'remover o elemento humano do ciclo' de um processo criativo" (MOURA, 2019?).

A partir de 2001, Moura concebe robôs para realizarem o que o artista chama de *swarm painting*, seguindo um princípio de estigmergia[78] utilizado em sistemas auto-organizados. Estes robôs, em formas de braços mecânicos ou pequenos carros, são posicionados sobre uma tela para se movimentarem enquanto despejam tinta sobre a superfície. Cada robô é um agente inteligente que decide seus movimentos conforme sua percepção técnica das cores já descarregadas sobre a tela e da proximidade com demais agentes. O resultado se assemelha a uma pintura em que cada traço de tinta carrega uma decisão que privilegia (ou evita) a formação de massas densas de cores, formando

75 Ver <http://www.aaronshome.com/aaron/publications/index.html> Acesso em julho 2018

76 Tradução nossa do original "Creativity [...] lay in neither the programmer alone nor in the program alone, but in the dialog between program and programmer; a dialog resting upon the special and peculiarly intimate relationship that had grown up between us over the years".

77 Cf. DORIGO, Marco. *Optimization, Learning and Natural Algorithms.* Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Milão, Itália, 1992.

78. Estigmergia é, segundo a Biologia, um mecanismo de coordenação espontânea e indireta entre agentes ou ações, no qual os rastros deixados por uma ação no ambiente estimula a performance de ações subsequentes. E.g. rastros de feromônios das formigas orientam as demais.

uma composição que se afasta de estados puramente caóticos. A técnica de Moura se relaciona a algoritmos de ecossistemas de agentes inteligentes, em que cada agente reage ao ambiente e às perturbações causadas pelos demais agentes. Especificamente, trata-se de um agente com "comportamento de enxame", ou seja, que constrói suas ações baseadas nas ações dos demais componentes de seu grupo ou enxame, para otimizar o alcance de seus objetivos em comum. As Figuras 7, 8 e 9 demonstram processos e resultados.

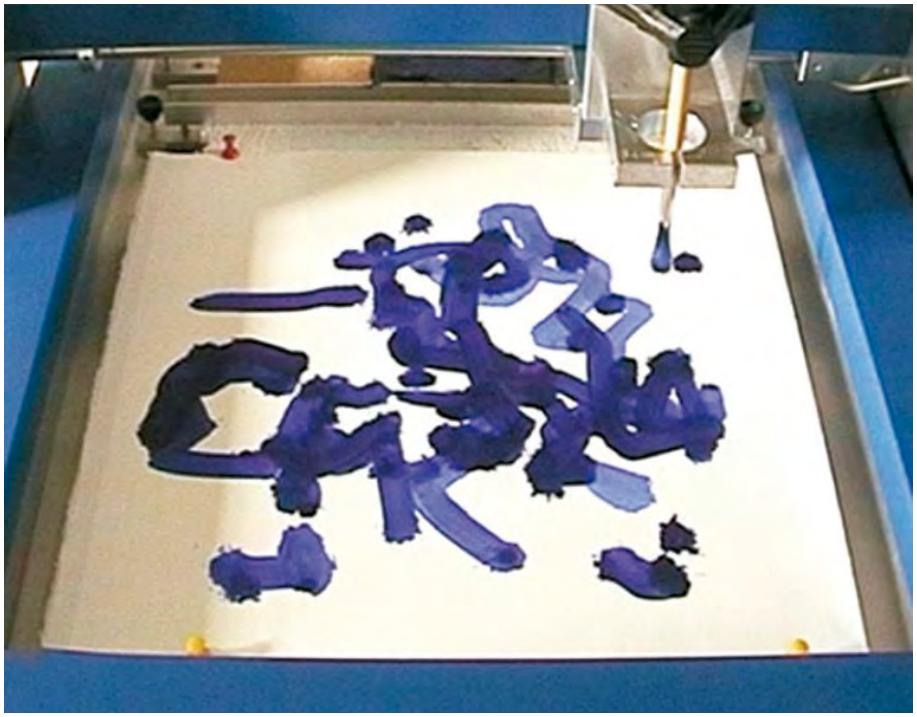


FIGURA 7
SP008 (em produção), 2002, tinta sobre tela, 33 x 33cm.

FONTE:
MOURA, 2019?. Disponível em <http://www.leonelmoura.com/>. Acesso em Maio 2019.

FIGURA 8
RAP (Robotic Action Painter) 230807, 2007, tinta sobre tela, 130 x 180 cm.

FONTE:
MOURA, 2019? Disponível em <http://www.leonelmoura.com/rap-2/>. Acesso em Maio 2019

FIGURA 9
Instalação Bebot no Grand Palais, Paris, 2018 (foto por Aldo Paredes).

FONTE:
MOURA, 2019? Disponível em <http://www.leonelmoura.com/>. Acesso em Maio 2019.

Diferente de Harold Cohen, Moura acredita que as máquinas não dependem de nenhuma intervenção humana para formarem imagens artísticas. "Observando o processo, era claro que, de um início aleatório, aglomerações emergiam simulando uma composição. [...] Do meu ponto de vista, isto era essencialmente uma forma de arte não humana e 'um novo tipo de arte'"[79] (MOURA, 2019?). Mas com o tempo, o artista parece ter assumido que não importa se a fatura de uma obra é diretamente humana ou não humana, pois:

> *A principal questão da arte é a própria arte: sua história, evolução e contribuições inovadoras. Qualquer coisa pode ser considerada arte se validada por algum dos vários mecanismos que incluem museus, galerias, mídia especializada, curadores e colecionadores. Somente desta forma o ready-made Duchampiano e a maioria da arte produzida desde então foram aceitos e integrados no reino formal da arte.*[80] (Id., 2018, p. 3)

79 Tradução nossa do original "Observing the process it was clear that, from a random start, clusters would emerge simulating a composition [...] From my point of view this was essentially a non-human art form and 'a new kind of art'"

80 Tradução nossa do original "The main issue of art is art itself: its history, evolution, and innovative contributions. Anything can be considered art if validated by one of the several art world mechanisms including museums, galleries, specialized media, critics, curators, and/or collectors. Only in this way has the Duchampian readymade and most of the art produced since been accepted and integrated into the formal art realm".

o comportamento dos robôs com livre arbítrio, afirmando que sua intervenção ocorre até o momento em que ele "ensina" aos robôs como pintar, e que a partir daí nada mais é criado por ele. "Os processos emergentes não podem ser controlados pela pessoa que os dispara. Adicionalmente, [...] é impossível prever o resultado. Há muitos fatores não previstos neste jogo"[81] (MOURA, 2019?). O artista ainda admite que a autonomia artística completa dos robôs não é possível, dado que a arte é expressão de um desígnio. Imaginando uma cultura criada espontaneamente por robôs, Moura acredita que ela seria muito diferente da cultura humana.

1.2.3
Patrick Tresset: Próteses artísticas

O francês Patrick Tresset se autodescreve como um artista que desenvolve e apresenta instalações teatrais, com agentes robóticos como atores, e que são "evocações de humanidade" (TRESSET, 2019?). Atualmente residente em Londres, o artista desenvolveu e apresentou em 2011 o robô Paul, constituído por câmera digital e braço mecatrônico que manipula uma caneta esferográfica sobre papel, cujo objetivo é fazer desenhos de observação (Figura 10). Perguntado sobre "quem é Paul?" em entrevista, Tresset afirma que Paul é um robô especializado em desenhar obsessivamente o retrato de pessoas que se sentam na frente dele, e que seu estilo de desenho é baseado no estilo do próprio artista. "Então por que criar Paul?", pergunta a entrevistadora Stella. O artista diz que o motivo oficial é que sua tese de doutorado envolve entender como o ser humano desenha, mas também que, devido ao seu transtorno de bipolaridade que hoje é controlado por remédios, Tresset "perdeu a paixão por desenhar e pintar" – Paul então foi concebido como "uma prótese para sua perda de habilidade artística" (Id., 2012).

81 Tradução nossa do original "Such emergent processes cannot be controlled by the person that triggers it. Additionally, [...] it is impossible to predict the result. There are too many non-foreseen factors in this game".

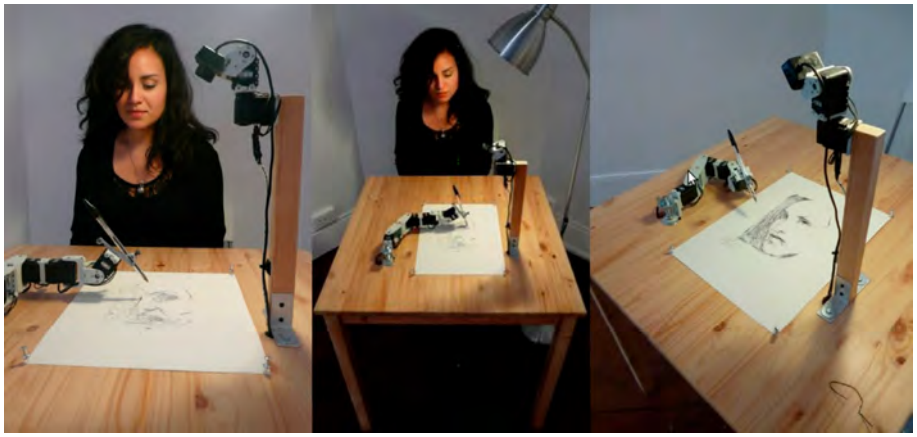


FIGURA 10
Paul desenhando Stella (entrevistadora) na galeria Tenderpixel, Londres, 2011.

FONTE:
TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 349.

Em sua versão inicial, Paul obtém uma imagem fotográfica a partir de algoritmo de CV para detecção facial, e a trata para enquadramento e para parametrizar os movimentos do braço mecatrônico, que por sua vez irá traçar as linhas mais salientes e depois sombrear. Enquanto o braço desenha, a câmera, sob um suporte de servomotor, exibe movimentos falsos, de mirar alternadamente entre o sujeito e o desenho sendo feito. Tresset admite a teatralidade do robô, buscando explorar a relação que as pessoas têm com máquinas que simulam movimentos humanos, que "evocam humanidade". Neste sentido, Tresset aposta em instalações, performatividade e interação com público, de modo que os desenhos produzidos pelo robô não são os únicos responsáveis pela experiência estética proporcionada. A Figura 11 demonstra um exemplo de instalação, e a Figura 12 corresponde a alguns exemplos de desenhos produzidos.

FIGURA 11
Inlove (instalação com robôs em carteiras escolares e mural com desenhos produzidos), Centre Pompidou, Paris, 2013.

FONTE:
TRESSET, 2019? Disponível em: <http://patricktresset.com/new/project/inlove/>. Acesso em Junho 2019.

FIGURA 12
Exemplos de desenhos produzidos nas instalações de Patrick Tresset

FONTE:
TRESSET, 2019? Disponível em: <http://patricktresset.com/new/project/etudes-humaines/> Acesso em Junho 2019.

Versões mais recentes do robô Paul passaram a incorporar fotografias sequenciais do desenho enquanto este é feito, de modo que a câmera passa a ser utilizada para retroalimentação e decisões sobre o desenho. Cada nova imagem do desenho sendo feito é utilizada para julgamentos e correções sobre as densidades de sombreamento, feito de modo aditivo pela caneta, o que reduz a impressão de aleatoriedade dos traços. O critério de parada dos desenhos envolve uma simples subtração entre a fotografia de referência do modelo e a fotografia do desenho produzido, de modo que, quando não houver muitas diferenças, o desenho será julgado pronto (Figura 13). O hardware usado em Paul implica em imprecisões, especialmente por parte do braço mecatrônico, o que, segundo Tresset, é algo incorporado ao estilo do robô.

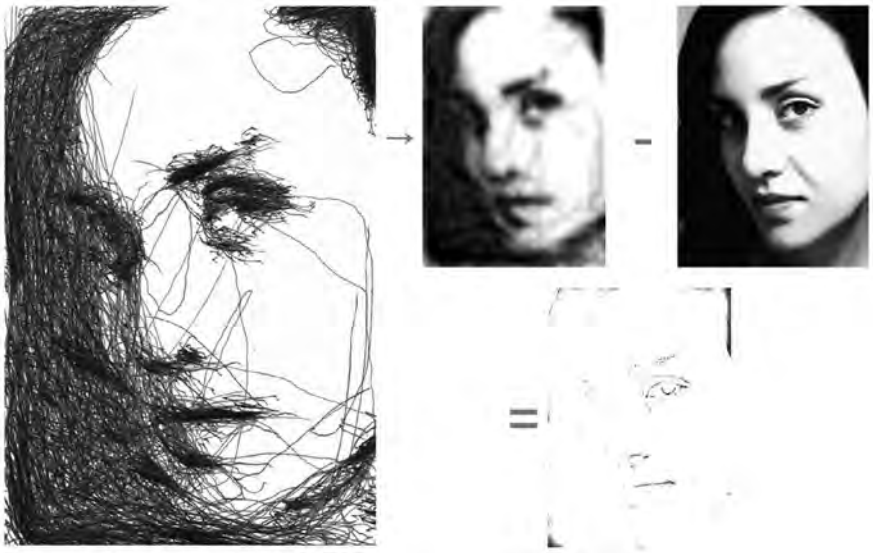


FIGURA 13
Uma fotografia do desenho em curso (esquerda) é tratada com efeito blur (superior centro), para então ser subtraída da imagem de referência (superior direita). O resultado desta operação produz uma imagem-julgamento (inferior direita). O desenho é considerado pronto quando o julgamento entende que o desenho está "próximo" da referência.

FONTE:
Baseado em TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 360.

Persiste, no entanto, o movimento da câmera para mirar alternadamente entre o desenho e o modelo ao longo do tempo, mantendo a teatralidade que, na opinião do artista, seduz a audiência a acreditar que os robôs são mais vivos e autônomos do que realmente são (TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 351). As instalações de Tresset contam com assistente humano em ambiente expositivo, cuja função consiste em trocar os papéis em que os robôs desenham, fixar os desenhos prontos na parede, auxiliar os modelos a se posicionarem diante dos robôs, ajustar a iluminação sobre o modelo, e também sinalizar para os robôs que um novo modelo está pronto para ser desenhado. Isto demonstra que o foco dos robôs de Tresset não está sobre a seleção automatizada de modelos ou objetos a serem desenhados, mas sim apenas sobre o processo de desenhar a partir de uma fonte dada.

Para o artista, sua própria experiência enquanto desenhista e seus próprios critérios de julgamento sobre as produções de Paul foram essenciais para a evolução do robô enquanto produtor de desenhos de valor e convincentes. Ainda assim, Tresset considera o robô um "desenhista ingênuo", pois ele não adquire experiência ao longo dos desenhos, e que dessa forma os desenhos "não estão 'contaminados' pelo conhecimento do sujeito, [...] [por um] 'viés conceitual'"[82] (Ibid., p. 359). O artista acredita que os desenhos produzidos por Paul são equiparáveis a desenhos feitos por humanos, devido à fisicalidade do braço mecatrônico, que é capaz de fazer traços com início e fim, com diferentes pressões e velocidades, sujeitos a irregularidades e com qualidades características dos gestos que os fizeram.

82 Tradução nossa do original "its drawings are not 'contaminated' by the knowledge of a subject, what Van Sommers calls the 'conceptual bias'".

1.2.4
Deep Dream, The Next Rembrandt: Quando a ciência propõe arte

Uma vez que novas tecnologias costumam surgir primeiro no âmbito científico nos laboratórios em universidades e nas grandes empresas, o acesso a muitas delas fica inicialmente restrito a pessoas que não são da área de artes, mas que algumas vezes se aventuram a sugerir meios para a arte. O caso do algoritmo *Deep Dream* envolve três engenheiros de software da empresa Google e uma curiosidade sobre a natureza das Redes Neurais Artificiais em *Deep Learning*, que culminou em uma descoberta interpretada pelos engenheiros como "uma ferramenta para artistas - uma nova maneira para remixar conceitos visuais"[83] (MORDVINTSEV; OLAH; TYKA, 2015, n.p). Como dito anteriormente, uma ANN faz uso de um modelo de camadas sequenciais e hierárquicas, que representam níveis de abstração. No caso de uma ANN utilizada para classificação e rotulação de imagens, suas primeiras camadas representam estruturas visuais simples, passando por camadas com elementos compostos cada vez mais complexos, até que se atinja um nível de abstração suficiente para a classificação na última camada. "Um dos desafios das redes neurais é entender o que acontece exatamente em cada camada" (Ibid., n.p) para saber, por exemplo, se determinado objeto em uma imagem é constituído de fatores de variação coerentes, tais como formas, posições, cores, luz etc.

Uma das hipóteses que Mordvintsev e demais propuseram para este problema foi a utilização de uma ANN classificadora de imagens de animais já treinada, e uma forma de visualização de dados sobre os pesos das conexões entre *perceptrons* em cada uma de suas camadas durante o processo de classificação. O resultado foi surpreendente: "redes neurais que foram treinadas para discriminar entre diferentes tipos de imagens possuem muita informação para também gerar imagens" (Ibid., n.p). Ao elucidar as informações que a rede neural treinada destaca em cada uma de suas camadas, foi possível visualizar os diferentes níveis de abstração aplicados sobre as imagens durante a classificação. Por exemplo, quando essa ANN é alimentada com uma nova imagem a ser classificada e tem suas camadas de baixo nível visualizadas, estas demonstram uma visualização da imagem em termos de elementos básicos como linhas, arestas e contornos, como mostra a Figura 14. Mas quando camadas mais altas são reveladas, percebe-se o

83 Tradução nossa do original "a tool for artists — a new way to remix visual concepts".

posicionamento de figuras quase completas de animais que serviram como *dataset* de treinamento para a ANN em questão, como mostra a Figura 15. O efeito generalizado de pareidolia[84] psicodélica de animais remete, segundo os autores, à ideia de que uma ANN "sonha" com estas formas, portanto o termo *Deep Dream*.

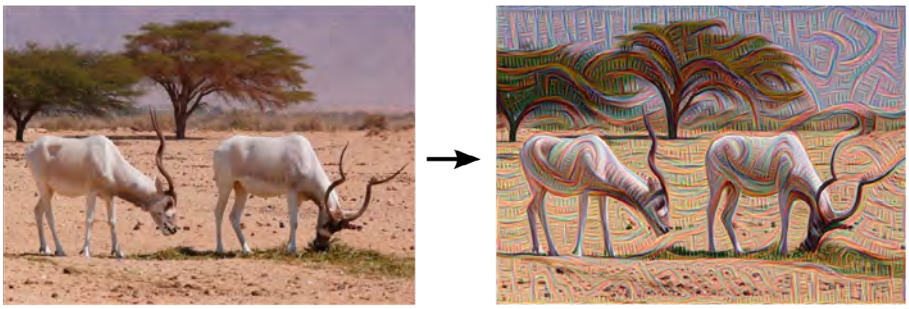


FIGURA 14
À esquerda, imagem original de dois adax em habitat africano; à direita, visualização da mesma imagem a partir da análise de camadas de baixo nível por uma ANN treinada para classificação de animais, ressaltando linhas simples e curvas

FONTE:
MORDVINTSEV; OLAH; TYKA, 2015.

FIGURA 15
O famoso quadro de Van Gogh "Noite Estrelada" (1889) a partir da análise de alto nível por uma ANN treinada para classificação de animais e cenas urbanas, ressaltando figuras de animais diversos como aves, répteis, peixes, bovinos e caninos, além de arquiteturas e automóveis

FONTE:
GOOGLE 2015 apud CASCONE, 2016

Comprova-se que as camadas internas de uma ANN de fato processam fatores de variação em níveis hierárquicos de abstração de um objeto, do micro ao macro. De forma inesperada, a visualização do processamento de uma imagem em cada camada resulta em outras imagens compostas, formando mosaicos de elementos aprendidos anteriormente pela rede. A analogia a um mosaico ou a um quebra-cabe-

84 Pareidolia é uma situação que envolve um estímulo vago e aleatório, geralmente na forma de imagem ou som, sendo percebido como algo distinto e com significado, e.g., ver uma face humana ou figura de animal em uma nuvem.

ça é cabível, pois é nítido que o algoritmo *Deep Dream* simplesmente "encaixa" padrões previamente aprendidos em padrões semelhantes encontrados na nova imagem, o que revela muito sobre a natureza de processamento de imagens em IA: a imagem digital tem seus padrões estabelecidos através de sequências de valores numéricos (pixels) comparados a outros padrões, de forma estatística: quanto mais próximos os valores, maiores chances de um "encaixe" acontecer.

A narrativa construída acerca do algoritmo *Deep Dream* – de que a inteligência artificial agora "sonha" e revela imagens destes "sonhos" – levou seus proponentes a publicarem o código como software livre, oferecendo recursos para que outras iniciativas lançassem produtos e serviços como o *Deep Dream Generator*[85], que permite a qualquer pessoa treinar uma rede com determinado padrão visual e gerar suas próprias imagens-mosaico. A popularização da tecnologia rapidamente levou a estética psicodélica das imagens *Deep Dream* à condição de kitsch, equivalentes aos populares filtros de imagens presentes em redes sociais na internet. Embora o intuito inicial dos engenheiros fosse criar uma ferramenta para artistas, poucos artistas de fato se interessaram no uso dessa tecnologia, mas alguns reconhecem nela um olhar criativo e mesmo subversivo nos experimentos que "dissecaram" uma ANN e propuseram visualizações de dados sobre suas camadas constituintes. O artista alemão Mario Klingemann reconhece potenciais a partir do código compartilhado:

> *Após ter compreendido como o DeepDream funcionava, tentei encontrar maneiras de romper com o território do 'cachorro-caracol'. Treinar meus próprios modelos seria uma delas. [...] Outra técnica que encontrei era a 'lobotomia neural', na qual eu seletivamente desligo as ativações. Isto me deu texturas muito interessantes.* (KLINGEMANN apud BAILEY, 2019)[86]

85 Disponível em <https://deepdreamgenerator.com>. Acesso em Junho de 2019.

86 Traduzido do original "After I had understood how DeepDream worked, I tried to find ways to break out of the PuppySlug territory. Training my own models was one of them. [...]. Another technique I found was 'neural lobotomy,' in which I selectively turned off the activations. This gave me some very interesting textures". Chama atenção nesta fala de Klingemann sua proposta de evitar a estética "PuppySlug", que representaria as imagens populares do *Deep Dream* com animais bizarros e translúcidos. E também a ideia de "lobotomia neural", uma técnica explorada por artistas para manipular as camadas e os *perceptrons* de uma ANN treinada, em busca de modificações que geram padrões emergentes. Veremos mais desta técnica no próximo tópico.

Uma outra iniciativa em IA que ficou conhecida na esfera artística foi o projeto *The Next Rembrandt*, financiado pelo grupo de bancos holandês ING e realizado pela consultoria JWT em parceria com a Microsoft, com a Universidade de Tecnologia de Delft e com o Museu Rembrandt. Realizado entre 2014 e 2016, o projeto trata do desenvolvimento de uma impressão tridimensional a partir do emprego de tecnologias de IA para a "criação de uma nova obra" do renomado artista Rembrandt Harmenszoon van Rijn (1606-1609). Feita a partir de dados derivados de 346 pinturas do artista holandês, a nova obra foi desenvolvida durante 18 meses de pesquisas e pode ser vista na Figura 16.

FIGURA 16
Impressão 3D resultante do projeto "The Next Rembrandt".

FONTE:
MICROSOFT, 2016. Disponível em: <https://news.microsoft.com/europe/features/next-rembrandt/>. Acesso em junho 2019.

Trata-se de um retrato ao estilo de Rembrandt, cujo retratado nunca existiu, mas foi criado a partir de técnicas com Aprendizado de Máquina. Para ensinar o estilo e as figurações de Rembrandt ao software, os pesquisadores reuniram grandes quantidades de dados sobre as pinturas – geometrias, proporções, cores, luz e sombra, padrões de composição, até mesmo micro relevos formados pelas pinceladas nas telas. As pinturas passaram por escaneamento 3D e foram usados algoritmos de *deep learning* e de reconhecimento facial para ampliação de resolução e extração de informações úteis que comporiam o repertório da IA para a criação de um novo retrato[87]. A imagem

87 Não foi publicado nenhum artigo acadêmico sobre a técnica empregada, então as informações sobre o processo se dão apenas da forma anunciada por seus criadores à imprensa, sem muitos detalhes.

final forma-se a partir deste repertório, sem ser uma simples média de elementos adquiridos em suas outras pinturas. Uma vez pronta, a imagem foi renderizada em diversas camadas de tinta, recompondo uma topografia típica de uma pintura de Rembrandt. O tema do retrato, um homem caucasiano entre 30 e 40 anos de idade, foi escolhido devido à maior ocorrência de obras do pintor neste tema e por melhor qualidade das informações obtidas.

O retrato foi apresentado em Amsterdam, sob uma narrativa comercial que visava associar o grupo ING à inovação tecnológica e à promoção das artes. O discurso midiático era sobre "reviver" Rembrandt para uma nova pintura, mas os criadores não esconderam que se trata de uma maneira sofisticada de visualização de dados, traduzida para tintas e superfícies modernas, sem o uso de pincéis. Depoimentos leigos dizem que, ao se ver a impressão 3D presencialmente, os detalhes são mais vivos e as texturas realmente se aproximam às de uma pintura, ela se confunde com os retratos originais de fato. Especialistas em Rembrandt reconhecem diferenças formais entre as pinturas originais e a impressão sofisticada, mas admitem que a última consiste em uma ferramenta valiosa para analistas da obra do artista, "porque ela nos ensina sobre o que ele é" (NUDD, 2016). Hoje, a obra se encontra junto a demais pinturas de Rembrandt no Musee Jacquemart-Andre em Paris. Os algoritmos desenvolvidos são atualmente utilizados para a área de restauro e conservação de obras em outras instituições.

Assim como Aaron, Paul e os robôs de Leonel Moura, o *Deep Dream* e *The Next Rembrandt* despertam a curiosidade humana sobre as supostas capacidades criativas da IA. Estes dois projetos se diferenciam por não serem propostas de artistas, mas sim demonstrações de como o interesse científico e de mercado pela inovação tecnológica busca caminhos também nas artes. E entre as duas proposições, há uma diferença muito importante em termos de contribuição para a área artística: o compartilhamento de código, que permite a artistas se apropriarem de tais tecnologias com olhar crítico, desviante e exploratório. O *Deep Dream,* apesar de sua popularização e desgaste, abre caminhos para práticas experimentais com *Deep Learning,* tecnologia até então pouco acessível para artistas. O caminho do software livre permite que artistas encontrem um meio estratégico de apropriação e ressignificação de tecnologias para fins artísticos.

1.2.5
GAN: De leilões a pessoas que não existem

Em outubro de 2018, a famosa casa britânica de leilões Christie's vendeu a primeira obra de arte gerada por IA. Cotada inicialmente a 7.000 dólares, foi adquirida pelo equivalente a 432.500 dólares, o que surpreenderia o mercado e o público de arte. Sob o nome *Edmond de Belamy*, a obra (Figura 17) consiste em um retrato impresso simulando uma pintura não finalizada, em moldura ornamentada, de um aparente homem caucasiano nobre, e com uma assinatura curiosa que dá pistas sobre suas origens.

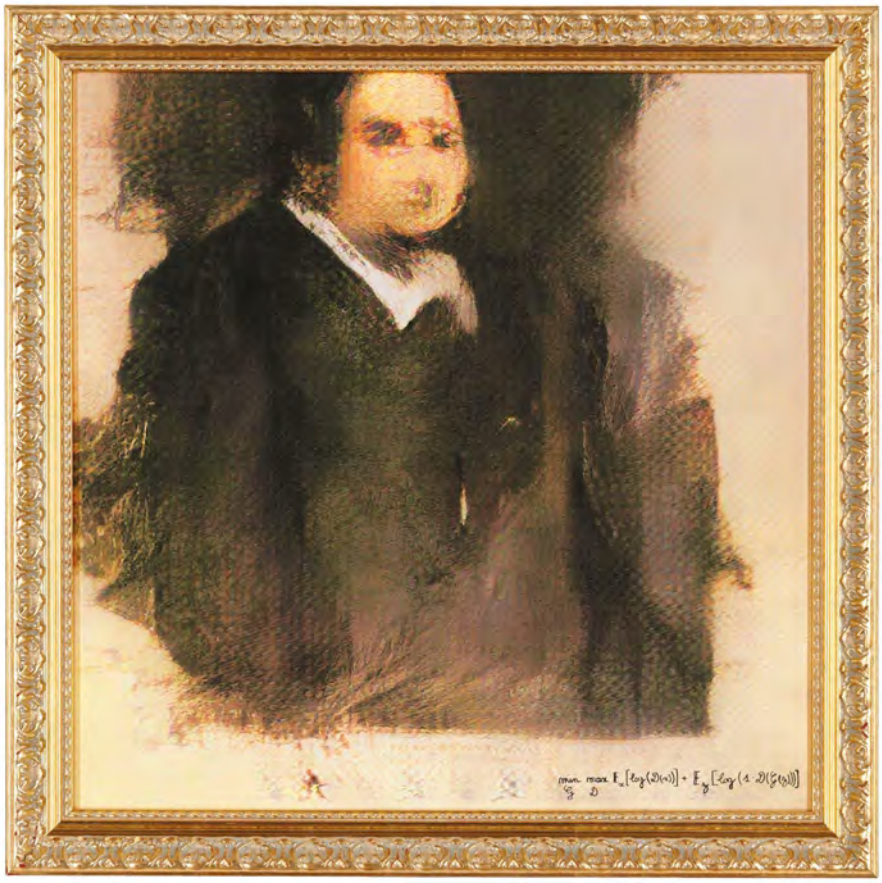


FIGURA 17
Edmond de Belamy, por grupo Obvious, 2018. 70 x 70cm

FONTE:
Website Christie's. Disponível em <https://www.christies.com/features/A-collaboration-between-two-artists-one-human-one-a-machine-9332-1.aspx>. Acesso em junho 2019

A moldura ornamentada remete a uma obra antiga, escolhida justamente para equiparar a obra a peças antigas de arte. A curiosa assinatura, que parece ter sido escrita à mão, representa a fórmula de uma GAN[88], que determina se e quanto a rede geradora foi capaz de "enganar" a rede discriminadora. O intuito da fórmula é dizer que a

88 Proposta por Goodfellow et. al. (2015), trata-se de uma fórmula que calcula a probabilidade de arede discriminadora atribuir corretamente uma classificação. Treinar a rede discriminadora aumenta essa probabilidade, enquanto a rede geradora busca minimizá-la.

obra foi criada por uma IA, mas os responsáveis reais por tal ação formam o coletivo Obvious, grupo francês que promove a IA aplicada às artes. Partindo das pesquisas de Goodfellow (et. al., 2015) e do código livre de Robbie Barrat[89], o coletivo treinou a rede discriminadora com mais de 15 mil imagens de retratos artísticos dos séculos XIV a XX, e trabalhou a dinâmica adversária até que a rede geradora enganasse a rede discriminadora com imagens que dariam origem a uma genealogia de retratos, a família *Belamy*[90].

Diante do anúncio de que a Christie's venderia a obra do grupo Obvious, alguns artistas e especialistas em IA criticaram a escolha da casa de leilões, por se tratar de um grupo que se apropriou, mas pouco alterou o código original de Robbie Barrat[91], de modo que o resultado gerado com a família de retratos muito se assemelha a obras prévias do artista. Tal semelhança foi inclusive demonstrada pelo artista neozelandês Tom White, que também utilizou o código de Barrat e, com poucas modificações, chegou a resultados similares a *Edmond de Belamy*, como mostra a Figura 18. A Christie's, em sua defesa, alegou que escolheu o trabalho por este indicar um processo com pouca intervenção humana e por demonstrar uma forma de criatividade "pura" da máquina, evidenciado pelo fato de que o coletivo escolheu dar crédito à IA ao invés de si próprio (SCHNEIDER; REA. 2018). Mais uma vez, a narrativa criada sobre a obra e seu processo colocava em primeiro plano a suposta criatividade das máquinas.

89 Robbie Barrat é um jovem artista que publica suas pesquisas e trabalhos com GAN em repositório de código aberto (disponível em <https://robbiebarrat.github.io/>). O grupo Obvious utilizou seu trabalho com DCGAN, para a geração dos retratos da família *Belamy*.

90 "Belamy" corresponde a "bel amy", tradução literal em francês para o sobrenome de Ian Goodfellow, proponente das GAN. Mais em <https://medium.com/@hello.obvious/ai-the-rise-of-a--new-art-movement-f6efe0a51f2e>. Acesso em junho de 2019

91 Ver as imagens em <https://github.com/robbiebarrat/art-DCGAN/blob/master/README.md>. Acesso em junho de 2019.

FIGURA 18
Experimentos com DCGAN por Tom White

FONTE:
WHITE apud VINCENT, 2018.

Na opinião de artistas como Robbie Barrat e Mario Klingemann, a estratégia do grupo Obvious de colocar a IA como autora mascarou o trabalho de seus predecessores cientistas e artistas, além de promover uma noção errônea de que a IA é capaz de criar sozinha, quando na verdade estamos muito distantes desta realidade. Klingemann pondera que o grupo perdeu a oportunidade de declarar a obra como um *ready-made* de IA e estabelecer o primeiro "Duchamp digital" (KLINGEMANN apud VINCENT, 2018). A discussão evidencia novos problemas acerca da autoria de uma obra e da ética do trabalho artístico, de modo que se torna salutar que um artista que se apropria legalmente de um código-fonte para produzir seu próprio trabalho o faça de maneira a se diferenciar das propostas pré-determinadas pelo próprio código. No entanto ao observarmos as imagens produzidas com a técnica das GAN, tanto pelo grupo Obvious quanto por Barrat, Klingemann, White e outros artistas, percebemos um mesmo efeito estético visual de figuras distorcidas, surreais, ao qual François Chollet, engenheiro de IA no Google, chamaria de "GANismo"[92], em referência

92 A publicação na rede social Twitter que popularizaria o termo data de 2017 e pode ser vista em <https://twitter.com/fchollet/status/885378870848901120?lang=en>. Acesso em junho de 2019.

inadvertida aos movimentos de vanguardas modernistas. Mario Klingemann, que chama este efeito estético de "efeito Francis Bacon", viria a ganhar um Lumen Prize em 2018 com sua obra *The Butcher's Son*[93], também concebida a partir de seus experimentos com as redes neurais adversárias[94]. Temos então um cenário controverso de disputas éticas e estéticas acerca de um meio aparentemente limitado, mas ainda em sua infância.

A fim de se evitar o destino kitsch do *Deep Dream* e mal-entendidos como *Edmond de Belamy*, artistas que trabalham com GAN procuram maneiras de se criar obras com mais valor conceitual do que somente visual. Temos então o caso das *Creative Adversarial Network* (CAN). Proposta pelo cientista da computação Ahmed Elgammal (et. al., 2017), trata-se de uma modificação nos objetivos de uma GAN, para torná-la capaz de gerar imagens a partir de diferentes níveis de desvios ou "erros" da rede geradora, quando esta é julgada pela rede discriminadora durante o processo de aprendizado mútuo. Na proposta dos autores, uma GAN não realiza criação, mas emulação da arte, uma vez que a rede geradora busca resultados similares ao material de treinamento da rede discriminadora, material este selecionado e rotulado a partir de criações da cultura humana. Já uma CAN seria capaz de criar a partir do desvio, e para estabelecer tal situação, a modificação da GAN envolve inicialmente o treinamento da rede discriminadora com obras rotuladas com estilos como Renascimento, Barroco, Impressionismo etc. Então é dada à rede discriminadora a capacidade de realizar não um, mas dois julgamentos sobre os produtos da rede geradora. O primeiro julgamento envolve dizer se a imagem enviada pela rede geradora "é arte ou não é", como em uma GAN comum – isto faz com que a rede geradora busque a formação de imagens que conseguirão passar neste crivo. O segundo julgamento da rede discriminadora é sobre a qual estilo artístico pertence a imagem que for considerada arte, e aqui é onde os autores exploram o desvio: caso a imagem gerada não se encaixe em nenhum dos estilos, ela será julgada nova, portanto, "criativa". A Figura 19 a seguir demonstra os resultados obtidos por Elgammal e seus parceiros com uma CAN.

93 Ver <https://lumenprize.com/artwork/the-butchers-son/>. Acesso em junho de 2019.

94 Mais obras do artista disponíveis em <http://quasimondo.com/>. Acesso em junho de 2019.

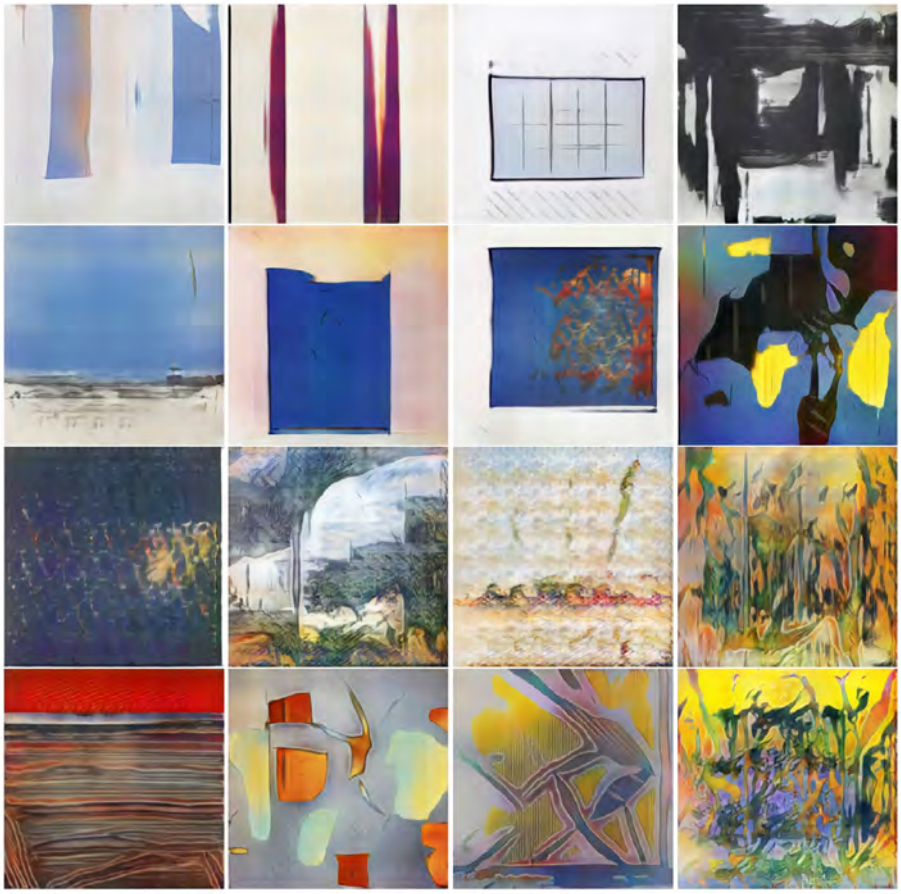


FIGURA 19
Exemplos de imagens geradas por CAN. As imagens variam de simples abstrações até texturas complexas e composições. 2017.

FONTE:
ELGAMMAL et. al., 2017, p. 3

Os dois julgamentos são, segundo os autores, "forças contraditórias" (ELGAMMAL et. al., 2017, p. 6), uma vez que o primeiro força a rede geradora a produzir imagens que serão "aceitas como arte", enquanto o segundo a penaliza quanto mais ela se aproximar dos estilos treinados. Ao final do processo, é esperado que a rede geradora consiga produzir apenas imagens que sejam consideradas "arte" e que não se encaixem em estilo algum. Elgammal e demais afirmam que o sistema possui a habilidade de produzir coisas novas por meio da interação entre os dois julgamentos, que força a rede geradora a explorar o espaço criativo de forma a encontrar soluções que se desviem dos estilos, mas que se mantenham perto o suficiente para terem valor estético. Ao submeterem as imagens produzidas a pesquisas quantitativas e qualitativas sobre a percepção e recepção do público, os autores obtiveram aprovação dos entrevistados, evidenciada pelo fato de que as imagens eram confundidas com obras de arte feitas por humanos[95].

95 Curiosas pesquisas quantitativas foram realizadas embaralhando as imagens geradas pela CAN com imagens de obras históricas do Expressionismo, com obras contemporâneas da famosa feira Art Basel 2017, e com imagens das próprias GAN. Neste contexto, os autores se depararam com resultados em que os entrevistados viam mais "intencionalidade", "comunicação" e "inspiração" nas imagens da CAN do que em outras. Cf. ELGAMMAL et. al., 2017, p. 17-18.

A atitude dos autores ao modificarem os objetivos de uma GAN seria típica do olhar crítico, desviante, exploratório e ressignificante que a arte busca nas novas tecnologias. As imagens abstratas produzidas pela CAN possuem uma qualidade diferenciada e variada em relação ao visual típico das GAN, embora ainda permaneçam pequenos resquícios de tratamento que remetem às imagens destas redes originais. O posicionamento questionador de Elgammal e demais em relação aos resultados da pesquisa reflete um caminho mais adequado enquanto processo artístico: afirma-se que o aprendizado da CAN sobre obras da História da Arte não é semântico, elas são reduzidas a padrões visuais apenas; e o resultado dos questionários quantitativos é deixado aberto a interpretações enquanto um convite é feito a pesquisas mais aprofundadas sobre a percepção do público acerca deste novo tipo de imagem.

Apesar desse caminho em potencial, Elgammal se juntou a um grupo de empreendedores e lançou recentemente uma plataforma chamada AICAN[96], apresentada como um "parceiro criativo colaborativo" para a arte, capaz de "prever tendências" no meio artístico e até mesmo produzir obras nestes supostos estilos. "A ideia é tão contemporânea e extravagante que poderia ser melhor qualificada como arte do que os estranhos retratos [produzidos pela plataforma]" (BOGOST, 2019). Acredita-se que, desde *Edmond de Belamy* e sua venda por um alto valor no mercado de arte, há agora uma "corrida pelo ouro", em que galerias e leilões compram e vendem as narrativas de uma IA autônoma e criativa, enquanto buscam nomes certos para representarem tais empreitadas. Especialistas como Elgammal se submetem a tais estratégias e são transformados em artistas. A AICAN hoje implica no acesso restrito à tecnologia das CAN e constitui uma plataforma de negócios, utilizada para gerar obras para consumidores que desejam ter o que há de mais novo na visão do mercado de artes.

Como um último e curioso caso sobre maneiras de se criar obras com mais valor conceitual do que somente visual envolvendo a tecnologia das GAN, surge a autodenominada "garota que conversa com a IA" (COLE, 2019). A autora anônima viria a divulgar seu trabalho através de conversas por e-mail com a redação do site de notícias *Vice*. Sua obra *What I saw before darkness* consiste em um vídeo que demonstra um processo cronológico de "desligar os neurônios" de uma GAN originalmente treinada com milhões de retratos humanos para apren-

96 Ver <https://aican.io>. Acesso em junho de 2019.

der a criar novas faces. No vídeo, o processo de desligar *perceptrons* em determinadas camadas é repetido até que a rede "esqueça" o que seria uma face humana, evidenciando um processo de "decomposição" da rede artificial, em analogia à decomposição natural do cérebro humano com o passar dos anos. Algumas cenas do vídeo podem ser vistas na Figura 20 a seguir.

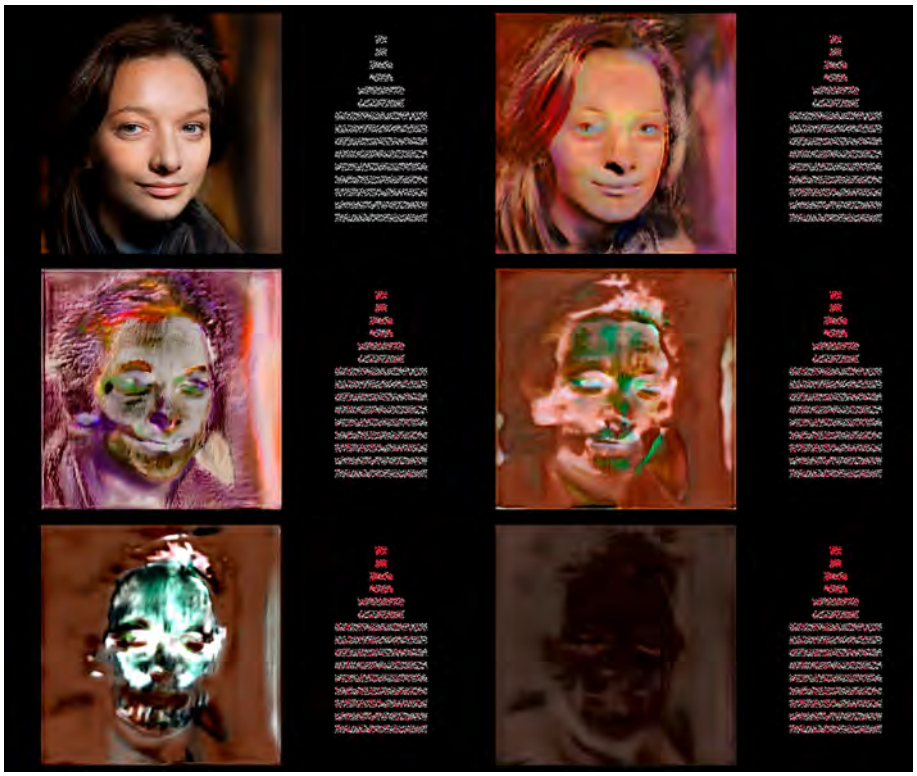


FIGURA 20
Cenas do vídeo *What I saw before the darkness* (2019) demonstrando o processo de decomposição de uma fotografia gerada por GAN treinada com fotos de rostos humanos.

FONTE:
AI TOLD ME. *What I saw before darkness*, 2019 (1m18s). Disponível em <https://vimeo.com/337909277>. Acesso em junho de 2019.

O trabalho *What I saw before darkness*, apesar de não propor nenhuma discussão direta sobre inteligências artificiais criativas, estabelece um diálogo crítico com um desenvolvimento recente em IA chamado *StyleGAN*, proposta por Karras, Laine e Aila (2019), pesquisadores da empresa de hardware NVIDIA. Trata-se de uma abordagem progressiva para a dinâmica das GAN, em que primeiro são trabalhadas imagens de baixa resolução representando características gerais da informação, e conforme as redes aprendem, as resoluções aumentam e as características ficam mais detalhadas. Isso implica em grande economia de tempo de aprendizado, pois o processamento de treinamento de imagens menores é muito mais rápido. Uma das aplicações mais interessantes da *StyleGAN* permite a geração de imagens fotográficas de rostos humanos em alta resolução, a partir de uma rede treinada com milhões de fotografias, o que deu origem ao website *This Person*

Does Not Exist[97]. O site exibe imagens assombrosamente realistas de pessoas compostas por características diversas das fotografias do *dataset*, na maior parte do tempo eliminando imperfeições até então típicas das GAN, como mostra a Figura 21. Este realismo pode alimentar ainda mais o preocupante fenômeno do *Deep Fake*, prática ilícita que substitui rostos de pessoas em cenas montadas, utilizada para gerar imagens, vídeos e notícias falsas.

FIGURA 21
"Pessoas que não existem", geradas pela técnica StyleGAN

FONTE:
Gerado em <https://www.thispersondoesnotexist.com/>. Acesso em Junho 2019. (Não é possível recuperar este material, uma vez que sejam imagens geradas uma única vez, e que não ficam disponíveis ao público)

Quando *What I saw before darkness* decompõe um retrato possivelmente criado com tecnologias como *StyleGAN*, temos uma ação artística que desmistifica, de forma visual, como uma rede neural estrutura e processa imagens, enquanto cria uma narrativa contundente baseada na ideia do esquecimento, assunto bastante caro ao próprio desenvolvimento da IA. Os modelos atuais de ML requerem um aprendizado especializado, de modo que, para aprender diferentes tarefas, uma estrutura de ML costuma ter de "esquecer" tudo o que aprendeu para aprender nova tarefa — a esse fenômeno é dado o nome de "es-

97 Disponível em <https://www.thispersondoesnotexist.com/>. Acesso em Junho 2019.

quecimento catastrófico"[98]. Em semelhança ao processo de "lobotomia neural" citado por Mario Klingemann[99], "a garota que conversa com IA" faz uso poético de uma neurovisualização sobre as camadas de processamento de uma rede neural. A artista nos lembra que tudo o que vemos é uma interpretação do mundo pelo cérebro, e que uma pessoa não possui acesso à realidade externa exceto por esta imagem construída. Visualizar o esquecimento mostra como seria uma possível deterioração desta construção, hoje fortemente edificada com imagens digitais altamente voláteis e frágeis. Depositamos nossos dados, imagens e memórias nos computadores e nas redes, e assim somos cada vez mais permitidos a esquecer, enquanto máquinas e projetos maiores determinam o quê e como as coisas devem ou não ser lembradas. *What I saw before darkness* é um exemplo de trabalho que se distancia da questão das máquinas criativas para colocar de volta o humano artista como interlocutor do que a máquina gera.

Os exemplos de artistas e obras referenciadas até agora nos indicam um percurso de experimentações e propostas que se paraleliza ao próprio desenvolvimento da inteligência artificial, reforçando a importância de a arte se posicionar em relação a toda invenção técnica que interfira cultural e socialmente em nossas vidas. No caso das inteligências artificiais, podemos entender que, com a popularização de tecnologias de *Deep Learning,* código aberto e hardwares cada vez mais potentes, proliferaram as mais diversas pesquisas nas artes e nas ciências, reeditando uma discussão sobre a ideia de máquinas autônomas, pensantes e criativas. O que nos leva à questão final da primeira etapa deste trabalho.

1.3
Afinal, pode uma máquina ser criativa?

Ao longo desta pesquisa, uma pergunta recorrente esteve presente em âmbito artístico, acadêmico, jornalístico e popular: "pode uma máquina ser criativa?". Embora esta seja uma questão que, nas entrelinhas, acompanhou o desenvolvimento histórico das inteligências artificiais dentro da discussão sobre máquinas pensantes e que divide opiniões de especialistas, vimos que ela ressurge e é novamente debatida em

98. Cf. KIRKPATRICK et al., 2017.

99. Ver nota 86.

momentos de inovação dentro da área de IA, muitas vezes de forma incauta e superficial, por sensacionalismo ou disputa comercial. Afinal, importa saber se uma máquina é criativa ou não? Para a área de Artes, tal pergunta recai antes sobre a validação deste tipo de obra criada por algo não humano: o que a máquina produz, seria arte? Aqui vale lembrar a lição de Marcel Duchamp e seus *ready-mades*, por diversas razões. Primeiro porque se consolidou a ideia de que quase tudo que o artista designar como arte pode de fato ser considerado arte, se validado pela crítica e pelas instituições de arte, e se transparecer algum valor ou questionamento estético duradouro. Recontextualizar o urinol, um objeto produzido originalmente por outras pessoas e para outros fins, e colocá-lo em um espaço de artes define, dentre outras coisas, que a criação artística não é necessariamente atribuída a quem executa o objeto. Segundo, supondo que uma máquina aprenda a criar um objeto de forma espontânea, seria também situação *ready-made*, pois ainda estaríamos dentro de uma cultura em que a significação deste objeto enquanto arte é responsabilidade do artista em primeiro lugar. No entanto a resolução da autoria artística para aquele que se apropria de um objeto e lhe atribui a qualidade de arte, seja este objeto executado ou não pelo autor, ainda hoje não é consenso, dentro e fora da esfera artística. Desde que o tema da apropriação se difundiu, surgem muitos casos problemáticos no âmbito jurídico, incluindo disputas de direitos autorais e propriedades intelectuais entre artistas e outras partes. Com o advento das inteligências artificiais que realizam novos tipos de tarefas em substituição ao trabalho humano, é previsível que novos casos de disputas por autoria e propriedade surjam, e teríamos uma nova variável para este tema já complexo.

Diante destes cenários, devemos antes ampliar e atualizar o debate sobre o que seria a própria criatividade, não apenas para se julgar as qualidades criativas de uma máquina, mas pela existência de melhores condições e resoluções para atribuição de autoria. Tratar, ainda, do tema da criatividade em tempos de máquinas que tensionam as relações humanas e culturais, implica em revermos como a nossa criatividade se destaca em relação a estas outras entidades, e por consequência revermos caminhos para os processos, as práticas e as reflexões da arte. Outra motivação se encontra no entendimento de que, se existem diferentes formas de manifestação de criatividade com as máquinas, devemos explorá-las em busca de novas formas de se fazer arte, almejando novos parâmetros de análise e novas formas de sentir, pensar e agir. O desenvolvimento artístico descrito no presente trabalho tangencia estes problemas, buscando entender de que formas esta

suposta autonomia criativa da IA pode interferir no processo criativo do artista e potencializá-lo. Muitas outras iniciativas mundo afora buscam um olhar crítico para as máquinas e suas interferências, e aqui serão tratados alguns aprofundamentos, que procuram elucidar a complexidade da criatividade humana e contribuem para o entendimento das produções espontâneas de uma inteligência artificial.

1.3.1
Sobre a criatividade

Margaret Boden afirma que computadores vêm auxiliando pesquisadores a entenderem a própria criatividade humana, enquanto estes buscam conferir criatividade às máquinas. A criatividade é um aspecto da inteligência presente no pensar, no perceber, no memorizar, no criticar, no fazer, e se manifesta através de inúmeras sutilezas, não podendo ser restrita a uma classificação binária de ser ou não ser criativo. E no momento não há modelo de criatividade superior ao humano, embora outras espécies demonstrem peculiaridades de inteligência e criatividade que nenhum humano possui. Criatividade, segundo Boden, é "a habilidade de conceber ideias ou artefatos que são novos, surpreendentes e valorosos" (BODEN, 2012, p.29). Atentemo-nos a estas três características que a autora discute.

Uma ideia criativa é "nova" por ser simplesmente inédita. Boden relaciona duas formas de manifestação desta novidade: "psicológica" e "histórica". Uma criança pode conceber ideias que são novas a ela, ainda que alguém já o tenha feito antes, e isso não faz da criança menos criativa — eis a "novidade psicológica" que ocorre para pessoas que nunca tiveram tal ideia antes. Já a "novidade histórica" significa que algo novo foi criado na história da humanidade, sendo esta um caso menos frequente, pois depende de um consenso. A novidade psicológica é de maior utilidade para a compreensão do fenômeno da criatividade, embora a novidade histórica seja um caso de particular interesse para demonstrar determinados tipos de criatividade.

Uma ideia criativa é "surpreendente" a partir do momento que é comparada ao "espaço conceitual" de quem a concebeu.

> *Espaços conceituais são estilos estruturados de pensamento. São normalmente definidos pela cultura de alguém ou de um grupo, [...] não são originados*

> *por uma mente individual. Eles incluem maneiras de se escrever prosa ou poesia; estilos de escultura, pintura, ou música; teorias em Química ou Biologia; [...] em resumo, qualquer maneira disciplinada de pensamento que é familiar (e de valor) para certo grupo social.*[100] (BODEN, 2012, p. 32)

A surpresa ocorre no momento em que há uma comparação entre o que se cria e o espaço conceitual, de modo que a criatividade se dá quando há algum tipo de mudança neste espaço conceitual. Boden acredita na existência de "três caminhos para a surpresa"[101], quando a criatividade pode ocorrer de forma combinatória, exploratória ou transformadora. A primeira delas, combinatória, "envolve fazer combinações não familiares de ideias familiares"[102] (Ibid., p. 31). Tais combinações podem ser conscientes ou não. E tais ideias familiares se referem a regiões do espaço conceitual de um indivíduo, sobre as quais ele obteve domínio e hoje transita entre. Este tipo de pensamento criativo envolve relacionar diferentes regiões, não de forma aleatória, mas de maneira que estabeleça um caminho conceitual inteligível entre elas.

A segunda forma de criatividade, exploratória, envolve buscar regiões "desconhecidas" dentro de um espaço conceitual. Boden exemplifica este tipo de criatividade quando alguém se propõe a olhar um mesmo objeto sob diferentes pontos de vista ou a desempenhar determinada ação de outras formas, por outros caminhos. Importante salientar que, para que a exploração aconteça, é necessário entender as dimensões do espaço conceitual em que se realiza a tarefa criativa, entender seus parâmetros e modos de pensar/fazer, de modo que seja possível distinguir nesse espaço tudo o que já se conhece e o que ainda não pode ser explorado. Trata-se de uma mudança do modo de pensar, que não busca apenas combinar de diferentes formas o que já se conhece, mas experimentar com o que ainda não se explorou dentro de um espaço conceitual; "o potencial sempre esteve ali"[103] (Ibid., pg. 33).

---

100 Tradução nossa do original "Conceptual spaces are structured styles of thought. They're normally picked up from one's own culture or peer group, [...] they aren't originated by one individual mind. They include ways of writing prose or poetry; styles of sculpture, painting, or music; theories in chemistry or biology; [...] in short, any disciplined way of thinking that's familiar to (and valued by) a certain social group".

101 "Three Roads to Surprise" é expressão que compõe o título do livro de Margaret Boden, indicando ser uma das principais concepções teóricas que a autora propõe acerca do tema da criatividade.

102 Tradução nossa do original "involves making unifamiliar combinations of familiar ideas".

103 Tradução nossa do original "the potential was always there".

Ao mudar o modo de pensar para uma postura exploratória, alguém pode se dar conta das limitações de um espaço conceitual. "Os casos mais profundos de criatividade envolvem alguém pensando algo que, em relação ao espaço conceitual em sua mente, nunca poderia ter sido pensado antes"[104] (BODEN, 2012, pg. 34). Isto envolve transformar o espaço conceitual, expandindo-o, criando novas relações e analogias, encurtando outras, de maneiras não previstas pela "maneira disciplinada de pensamento" desse espaço em seus limites. Geralmente o que poderia regularmente ser considerado impossível dentro do modo de pensamento de um espaço conceitual pode passar a ser possível quando este é transformado – eis a terceira forma de criatividade, a "transformadora". Muitos dos casos do que a autora chama de "novidade histórica" são também casos de criatividade transformadora, em que barreiras foram rompidas. Casos clássicos de criatividade transformadora residem nas vanguardas modernistas, sendo cada uma delas analisada pela forma com que rompem com as tradições artísticas e se colocam como novas visões sobre a arte.

Segundo a autora, o modelo dos "três caminhos para a surpresa" não é hierárquico: criatividade combinatória, apesar de ser a mais recorrente nos processos criativos, não é inferior às manifestações mais raras de criatividade transformadora. Em verdade, as formas exploratória e transformadora envolvem conhecer os limites de um espaço conceitual, e isto nem sempre é possível ou mesmo desejável, portanto são formas mais restritas de criatividade.

A proposta de Boden oferece duas classificações para o que é "novo", três para o que é "surpreendente", porém a autora afirma não ser sempre possível classificar o "valor" de algo criativo, pois se trata de questão subjetiva. Valores estéticos, por exemplo, não são unânimes e mudam constantemente ao longo do tempo, como mostra a História da Arte. Ao se pensar em computadores que geram arte, estes também cairiam em desacordos sobre produzirem ou não objetos de valor artístico, pois a natureza do problema estético é anterior à máquina. Boden sugere que, mesmo que se assuma que o computador nunca será criativo por conta própria, a discussão continua sendo interessante: o computador se configura como um importante meio de se pensar a própria criatividade humana e de se criar coisas com novos valores. Um computador pode ser uma poderosa ferramenta para a criatividade combinatória humana, pois ele mesmo poderia ser programado para combinar ele-

104 Tradução nossa do original "The deepest cases of creativity involve someone's thinking something which, with respect to the conceptual spaces in their minds, they *couldn't* have thought before" (itálicos da autora)

mentos de um espaço conceitual de formas distintas e com muito mais eficiência. Mas isso não se daria apenas de forma aleatória: ao utilizar recursos de Inteligência Artificial, esse computador poderia gerar combinações de forma estratégica, dado que possua aprendizados e critérios que o permitam combinar de forma lógica. O computador também é um importante aliado na exploração de espaços conceituais: caso um espaço conceitual seja parametrizado, torna-se possível programar um computador para que ele explore este espaço por geração e testes de hipóteses, e ajude um humano a entender outras formas de manifestar e validar ideias dentro deste espaço. Boden exemplifica uma máquina exploratória com o caso de Aaron, de Harold Cohen: "AARON pode gerar milhares de desenhos dentro de determinado estilo"[105] (BODEN, 2012, pg. 37), e tais desenhos não poderiam ser criados por simples combinação de elementos previamente estabelecidos, pois Aaron sempre cria algo imprevisível, figuras, cenários e composições novas, explorando um espaço conceitual extremamente amplo.

Temos, portanto, um interessante modelo de análise da criatividade, que estabelece parâmetros e níveis que ajudam a distinguir a capacidade humana da capacidade da máquina. Mas é também possível nos distanciarmos da criatividade enquanto fenômeno humano, e pensarmos em outros tipos de manifestação de criatividade. Instigados pela percepção de Lev Manovich de que a IA não mais corresponde à automação de uma mente individual, mas sim a um fenômeno que opera como "super-cognição" em escala coletiva (MANOVICH, 2018), podemos investigar manifestações de criatividade não humana e não individual.

Para abordarmos estes diferentes modos de criação, evocamos o conceito de "emergência" em "sistemas complexos". Em uma definição inicial, podemos entender que emergência "é o surgimento de novas entidades que, em um sentido ou em outro, não poderiam ter sido previstas a partir de algo que veio antes"[106] (CARIANI, 2008, p. 1). Trata-se do surgimento de algo "fundamentalmente novo", em dimensões micro e macro, que faça sentido no âmbito da forma, das estruturas materiais, das organizações, funções, perspectivas e modos de ser. Emergência ocorre em sistemas complexos, quando as interações entre agentes pertencentes a este sistema provocam algum fenômeno imprevisto[107]. Um sistema complexo pode corresponder ao meio ambien-

105 Tradução nossa do original "AARON can generate thousands of line drawings in a certain style"

106 Tradução nossa do original "Emergence is the appearance of novel entities that in one sense or another could not have been predicted from what came before".

107 Imprevisto no sentido de que as interações entre agentes não resultam simplesmente em uma

te, ao universo, a uma colônia de formigas, ao nosso corpo biológico, a um sistema político ou econômico, ao trânsito de veículos em uma cidade, a uma rede de computadores – todos possuem agentes independentes que, quando interagem entre si e com o ambiente, provocam fenômenos tais como auto-organização, comportamento caótico, (des) ordenação espontânea, ou mesmo falhas em cadeia. Em termos de IA, sistemas complexos envolvem agentes inteligentes interagindo com o ambiente e entre si, cada um com sensores para percepção de perturbações no ambiente, e atuadores para interferir nesse ambiente, sempre conforme seus objetivos. Ainda, colocando-se a questão do aprendizado para estes agentes, temos então os chamados sistemas complexos adaptativos e os "sistemas evolutivos", que veremos adiante.

Emergência nos traz a ideia de que a criatividade pode envolver dois aspectos: o surgimento de coisas imprevistas em qualquer âmbito de sistemas complexos, e a validação destas coisas imprevistas como criativas por parte de observadores externos. Sob a noção de que algo criativo é algo "novo, surpreendente e de valor" (BODEN, 2012), convergimos para um possível entendimento de que emergências em sistemas complexos podem ser julgadas como criativas, caso cumpram estas características. É preciso, no entanto, ressaltar o papel desse observador externo, pois a ele cabe perceber, significar e julgar a novidade, a surpresa e o valor destas emergências. Há de se dizer que criatividade é, em última instância, uma construção cultural para identificar e classificar o que é emergente. Isso se reflete também na necessidade de se atribuir propriedade, ou autoria, sobre tudo o que é criado, e a pergunta "pode uma máquina ser criativa?" se sustenta, talvez ganhando o sentido de "pode uma máquina ser autora?".

Permanece uma busca por máquinas que possam gerar arte, no sentido de maior autonomia e desprendimento em relação ao artista. A justificativa desta busca está na expectativa da emergência nos sistemas complexos, e o surgimento de novos fenômenos estéticos que significariam progressos no mundo artístico. Veremos algumas formas em que a arte é pensada como sistema complexo, e como este conceito é trabalhado na busca pela criatividade das máquinas. Mas ao falarmos de sistemas complexos, convém falarmos antes de Cibernética, e entendermos uma importante distinção entre automação e autonomia.

---

soma previsível de causas e efeitos. Vale aqui a máxima de que o "todo não corresponde à soma das partes". Cf. LAURENTIZ, 2009, p. 167-168. Cf. HOLLAND, 2014.

1.3.2
Cibernética e os limites da automação e da autonomia

Em janeiro de 2018 foi concluída a exposição "Arte e estética de inteligência artificial" no Instituto Okinawa de Ciência e Tecnologia, em Okinawa, Japão. Tal exposição foi marcada pela pergunta: poderia uma inteligência artificial realmente produzir arte? (NAKAZAWA, 2018) Para responder a esta questão, os curadores da exposição a dividiram em quatro categorias: (1) Arte Humana/Estética Humana; (2) Arte Humana/Estética de Máquina; (3) Arte de Máquina/Estética Humana; e (4) Arte de Máquina/Estética de Máquina.

Na primeira categoria, a exposição trouxe obras de arte convencionais desde o Renascimento até o Modernismo, buscando mostrar a transformação histórica da estética, que se afastou de questões religiosas e se aproximou da diversidade subjetiva humana. Na segunda categoria encontravam-se obras de arte cuja produção se deu a partir de regras bem definidas ou fórmulas, como muitas obras do Minimalismo – a lógica de máquinas e de produção serial alteraram o senso estético humano[108]. A terceira categoria envolveu trabalhos gerados por sistemas de inteligência artificial, como a série *Deep Rembrandt*, que ilustrou o cartaz da exposição (Figura 22).

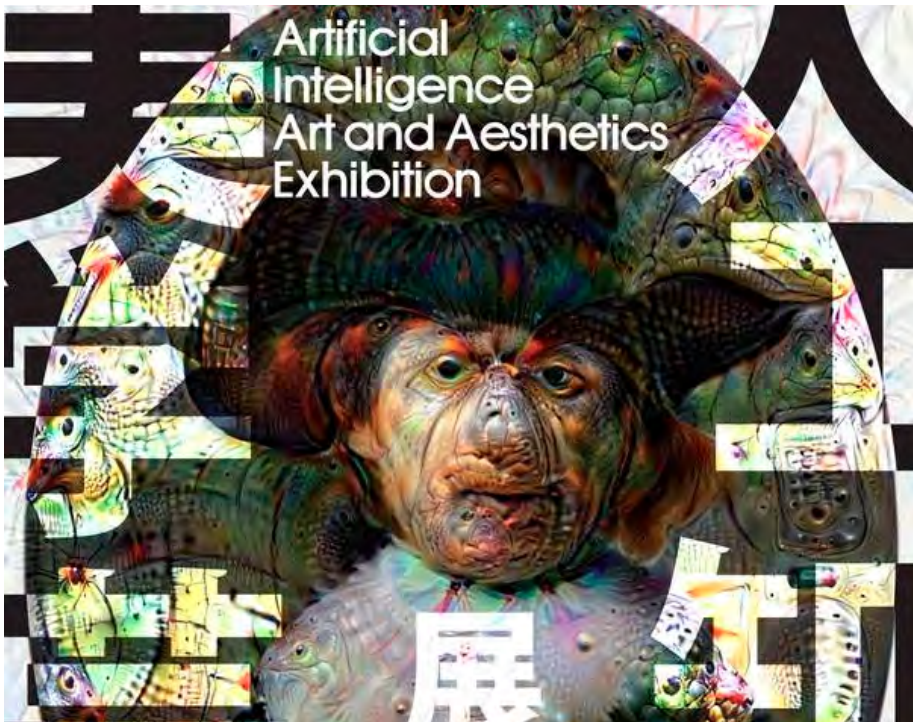


FIGURA 22
Detalhe do cartaz da exposição, com uma obra da série Deep Rembrandt

FONTE:
Disponível em <https://groups.oist.jp/aiaae>. Acesso em julho 2018.

108 O organizador da exposição nos lembra da Torre Eiffel, em Paris, França, como um símbolo da estética industrial incorporada no imaginário e cultura global.

Deep Rembrandt faz uso do algoritmo *Deep Dream* treinado com a mesma base de imagens de animais do projeto de Mordvintsev citado anteriormente.

Podemos entender desta terceira categoria que os algoritmos utilizados foram programados conforme objetivos e julgamentos humanos, e isto indica que a inteligência artificial esteve a serviço de intenções e cultura humanas. Isto nos leva ao possível pensamento de que a quarta categoria, finalmente, teria obras geradas a partir de intencionalidades da própria inteligência artificial. No entanto a última categoria não possuía obras, exceto por algumas pequenas pinturas feitas por chimpanzés.

FIGURA 23
Obras de chimpanzés na quarta categoria da exposição, propriedades do Primate Research Institute da Universidade de Kyoto.

FONTE:
NAKAZAWA, 2018.

O esvaziamento da quarta categoria nos indica que ainda nenhuma inteligência artificial foi capaz de gerar arte com intenção e estética próprias, e existem dúvidas se algum dia conseguirá fazê-lo. No entanto o fato de haver pinturas de chimpanzés no local – todas abstratas e caóticas para a compreensão humana (Figura 23) – serviu para demonstrar como seria a nossa relação com a produção de uma inteligência artificial fazendo arte por motivações próprias. Foi comprovado que chimpanzés conseguem pintar por puro e despretensioso prazer (NAKAZAWA, 2018, n.p), e não por algum outro objetivo primário, como sobrevivência ou reprodução. De forma análoga se comportariam as inteligências artificiais com vontade própria.

> *Para a IA chegar ao ponto em que estão os chimpanzés, são necessários dois passos. Primeiro, a inteligência artificial deve ser capaz de gerar seus próprios objetivos. [...] O segundo passo necessário é que a inteligência artificial seja capaz de elevar as metas secundárias – as que existem apenas para servir à sua meta principal – à condição de metas primárias.*[109] (Ibid., n.p)

109 Tradução nossa do original "For AI to get to where chimpanzees are, two steps are needed. First, AI must be able to generate its own goals. [...] The second step necessary for AI to produce fine

Estes dois desafios da IA criativa colocados por Nakazawa remetem a proposições da Cibernética, ciência dos sistemas orientados a objetivos, e propõem um nível de autonomia suficiente para que um sistema consiga manipular e repriorizar espontaneamente seus próprios objetivos – indícios de uma Inteligência Geral Artificial. Isto significa que, para realmente fazer arte, uma inteligência artificial precisaria ter autonomia suficiente para estabelecer seus próprios critérios estéticos, sem conformidade com intenções humanas, e fazê-lo sem que isto esteja subjugado a outros de seus propósitos. A máquina deveria fazer "arte pela arte" e tal questão está em aberto, pois abstrair para a forma de algoritmos os processos de formação de elementos tão subjetivos, como um julgamento estético ou uma "despretensão", não é tarefa simples. E sabemos que um artista adquire tais sensos ao longo de sua formação de vida, aprendendo, experimentando, adquirindo habilidades tácitas e intelectuais, evoluindo seus critérios e sua poética.

A Cibernética, definida originalmente como ciência da comunicação e do controle e hoje ampliada para um campo de estudo interdisciplinar dos sistemas complexos e adaptativos, traz a esta discussão os conceitos de cibernética de primeira e de segunda ordem, mencionados por Nakazawa. A de primeira ordem se refere aos sistemas autorreguladores, que possuem um objetivo ou meta fixos e que agem de modo a buscar e manter este objetivo (LAURENTIZ, 2011). Estes sistemas são capazes de perceber perturbações nos ambientes em que estão inseridos, enquanto medem constantemente seu desempenho. Se alguma perturbação fizer o sistema se desviar de seu objetivo, ele responderá a estas perturbações sobre o ambiente e analisará novamente seu desempenho. O sistema então se retroalimenta das consequências de suas próprias ações, enquanto verifica se seu desempenho está de acordo com sua meta para então se ajustar, e assim repete o ciclo de percepção-ação até atingir o objetivo e manter estabilidade (Figura 25). Tais sistemas apenas "sobrevivem", pois não há mudanças de objetivo, e sua organização não se modifica, ela apenas reage a diferentes perturbações enquanto busca manter tudo sob controle. Hugh Dubberly classifica estes sistemas como "reativos" (DUBBERLY et al., 2009), pois reagem de forma automática e previsível. São autômatos.

Já a cibernética de segunda ordem envolve sobreposição de sistemas de primeira ordem: um sistema autorregulador que disponha de um ou mais sistemas autorreguladores e que seja capaz de alterar

art is that it be able to elevate secondary goals—those goals that exist only to serve its primary goal—into primary goals themselves".

os objetivos/metas de cada um deles conforme sua própria percepção do ambiente e seu próprio objetivo/meta (Figura 24). Dubberly chama de "aprendizado" esta relação de observar o ambiente e ajustar os objetivos de primeira ordem conforme um objetivo superior, de segunda ordem. Os sistemas de segunda ordem buscam alcançar e manter seu objetivo superior enquanto testam diferentes objetivos para seus sistemas de primeira ordem. O aprendizado ocorre a partir desses testes, quando o sistema pode inferir quais objetivos de primeira ordem são mais ou menos favoráveis ao alcance do objetivo superior, e assim guardar memória destas decisões para o futuro. Estes sistemas são considerados autônomos, pois são capazes de ajustar seus objetivos à necessidade própria. Só é autônomo o sistema capaz de criar condições de autorregulação interna para atingir seu objetivo superior, de forma autorreferente (LAURENTIZ, 2011).

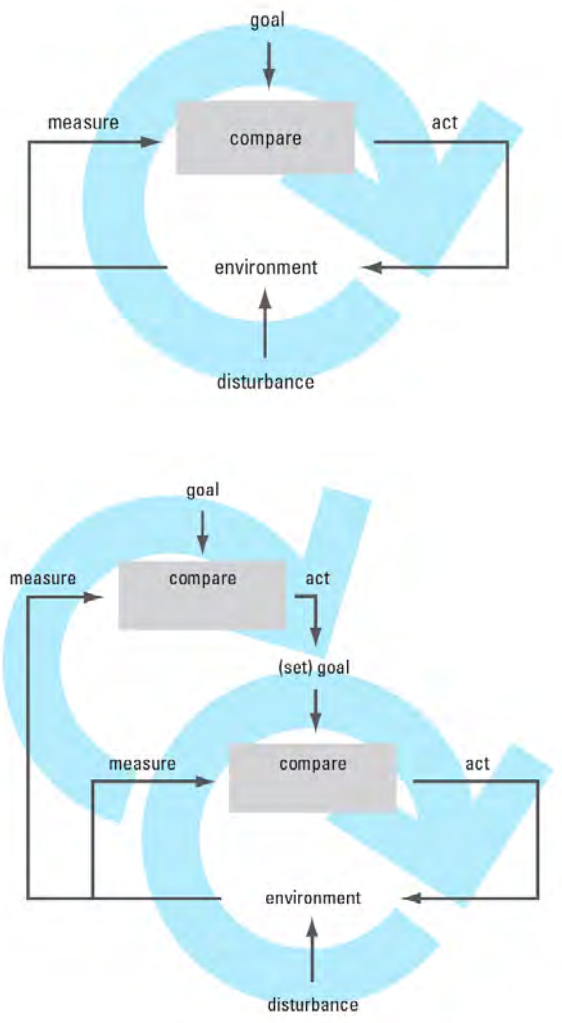


FIGURA 24
Sistemas cibernéticos de primeira ordem (acima) e segunda ordem (abaixo)

FONTE:
DUBBERLY et al., 2009, p. 72.

No contexto de inteligências artificiais em propostas artísticas, sistemas autômatos correspondem às formas mais simples de agentes

inteligentes, que não desenvolvem sequência perceptual, portanto não aprendem. Já os sistemas autônomos correspondem a agentes inteligentes que podem construir uma sequência perceptual para armazenar, dentre outras coisas, informações sobre a regulação de seus objetivos de primeira ordem conforme experimentações e julgamentos de conformidade com o objetivo superior. Mas esta autonomia por si só ainda não corresponde à autonomia criativa citada anteriormente por Nakazawa, pois o sistema precisaria conseguir modificar seu objetivo de segunda ordem e mesmo promover trocas entre objetivos primários e secundários. Um sistema de segunda ordem precisa de um objetivo constante para nortear o controle dinâmico sobre os sistemas de primeira ordem subordinados a ele. Mesmo existindo memória e aprendizado, estes também são sempre regulados pelo objetivo maior. Qual a natureza, afinal, destes objetivos de segunda ordem para as máquinas? Enquanto objetivos de primeira ordem, reativos, podem visar simplesmente a estabilidade, o cumprimento estrito de uma meta, a sobrevivência, os objetivos de segunda ordem possivelmente incorporam melhorias de situação, de performance ou de controle, ou mesmo de reprodução de espécie. No entanto um objetivo como "arte pela arte" pode indicar uma busca transcendental pelo conhecimento, uma busca por uma forma elevada de vivência pela estética ou, minimamente, uma busca de lazer/prazer despretensiosa – nenhuma destas buscas se caracterizariam simplesmente como ações que visam estabilidade ou melhoria. Um objetivo estético, totalmente subjetivo, também teria dificuldades para se tornar um objetivo de segunda ordem. Como uma inteligência artificial poderia parametrizar estes tipos de (não) necessidades e operar em prol delas? Ainda, como uma inteligência artificial poderia chegar espontaneamente a uma necessidade dessa natureza? Ao pensar nessas diferentes classes de objetivos, verifica-se que um sistema de segunda ordem possui autonomia apenas dentro de objetivos claramente parametrizáveis, que o permitam verificar como se tornar mais eficiente, ter mais controle, melhorar seus processos. A evolução deste tipo de sistema, portanto, pode ser reduzida a um problema de otimização.

Retomando a ideia de emergência em sistemas complexos, podemos pensar em um ecossistema de agentes interagindo entre si e com o ambiente. Se os agentes deste ecossistema são puramente autômatos, é possível que surjam padrões emergentes apenas sob um ponto de vista combinatório, pois cada agente atua de forma previsível, corrigindo desvios. O imprevisto neste caso se daria apenas por

combinação inusitada de estados dos agentes e do sistema[110]. Mas se os agentes são todos autônomos, o potencial de emergência é muito maior, pois cada agente pode aprender e reaprender constantemente conforme as mudanças provocadas por demais agentes também aprendendo e afetando o ambiente. Temos neste caso um sistema complexo adaptativo, ou sistema evolutivo, em que cada agente modifica seu comportamento ao longo do tempo, enquanto ajusta seus objetivos de primeira ordem. Adaptação implica em configurações inusitadas não apenas nos estados externos, mas também internos dos agentes, o que eleva o nível de complexidade e a probabilidade de ocorrência de padrões emergentes. É possível observar a adaptação como um processo evolutivo dos agentes se voltarmos nossa atenção para seus objetivos secundários e lembrarmos que a natureza comum deste tipo de objetivo é a melhoria, a otimização.

Uma prática muito explorada por artistas que trabalham com sistemas complexos e buscam emergências estéticas envolve justamente o uso de algoritmos evolucionários. John Holland populariza nos anos 1970 o Algoritmo Genético, que se estrutura na produção de diferentes gerações ao longo da evolução (HOLLAND, 2012, p. 67). A cada estágio, uma população de indivíduos produz um conjunto de descendentes que constitui a próxima geração. Uma função de *fitness* atribui a cada indivíduo o número de descendentes que irá produzir, ou seja, ela julga a cada geração quais indivíduos estão mais aptos a predominar e quais serão extintos. A produção de descendentes a cada geração envolve mutação[111] e *crossover*[112], priorizando indivíduos com maior pontuação de *fitness*. Ao longo do tempo, os indivíduos melhoram dentro do critério de *fitness*, e a tendência é que evoluam para indivíduos otimizados (LAURENTIZ, 2003). Quando aplicado em sistemas complexos adaptativos, o algoritmo genético baliza a evolução dos agentes autônomos, que deverão adaptar seus objetivos de primeira ordem para se adequarem ao critério geral de *fitness*. Neste caso, objetivos de segunda ordem serão reflexo do próprio critério de *fitness*, pois

110 Um exemplo deste tipo de sistema é o modelo de *cellular automata*, um grid de células em que, a cada rodada, cada célula verifica sua vizinhança próxima em busca de condições específicas e restritas para modificar ou manter seu estado (ativo ou inativo). Das diferentes combinações para um estado inicial de células, é possível observar células "disputando" entre si, "alimentando-se" umas das outras. Em alguns momentos, células se "retroalimentam" de forma cíclica, constituindo uma espécie de organismo que se move ao longo do grid (chamados *gliders*), ou estruturas de movimentação cíclica e infinita. Estas observações e significações são exemplos de emergência.

111 Mutação pode ser compreendida como uma reestruturação interna do indivíduo, por vezes randômica.

112 *Crossover* implica em combinação de partes distintas de dois indivíduos.

passam a operar sob este crivo. Esta imposição de um julgamento geral ao ecossistema se traduz na emergência de comportamentos interessantes como colaboração ou competição entre agentes, e na observação de noções como sobrevivência, estabilidade, melhoria e mesmo curiosidade[113] em cada agente.

Em um contexto de geração sistêmica de obras de arte, o critério de *fitness* representa o julgamento a ser feito para estabelecer se determinada produção pode ou não ser arte – o mesmo tipo de julgamento que uma rede discriminadora em uma GAN produtora de imagens artísticas faz. É conveniente dizer que a dinâmica das GAN representa justamente a dinâmica genética: a rede discriminadora exerce o critério de *fitness* para promover/aprovar ou descartar/reprovar o que a rede geradora produz. Uma vez que uma rede retroalimente a outra com o resultado do julgamento, e que cada rodada de geração-discriminação se torne cada vez mais disputada, temos um sistema coevolutivo. Mas não podemos ainda dizer, neste caso, que o critério de julgamento, mesmo que se modifique automaticamente em termos quantitativos ao longo do aprendizado, estabelece-se por iniciativa e intenção da máquina. Fazer com que um critério de julgamento surja espontaneamente, sem interferência humana, envolveria um sistema complexo adaptativo em que a interação entre agentes seria capaz de originar tal julgamento. Veremos a seguir o que está em jogo nas tentativas de se originar um julgamento computacionalmente.

1.3.3
Emergência: heurísticas para a criatividade

Fazer uma inteligência artificial aprender ao longo do tempo se torna um dos processos fundamentais nessa busca por máquinas que consigam criar de forma autônoma e despretensiosa. No entanto as técnicas de Aprendizado de Máquina, como o Aprendizado Estatístico e o *Deep Learning*, têm no máximo produzido inteligências capazes de absorver estilo e características de determinadas imagens e reinterpretá-las, ou de construir outras aplicando o que foi aprendido. Mesmo no exemplo das CAN, a estratégia do desvio de estilos artísticos foi iniciativa dos proponentes. Nenhum destes avanços desassocia a máquina das

113 Curiosidade implica em um agente perceber situações de estabilidade cada vez melhores. Em uma determinada situação de estabilidade, o agente assume uma postura exploratória, curiosa, que buscará outros caminhos que eventualmente o levarão a melhorias. Cf. GALANTER, 2012, p. 273.

intenções humanas, pois o tipo de aprendizagem aqui realizado pelas redes neurais é sempre direcionado: humanos oferecem diretrizes sobre o que a máquina deve aprender, e como ela deve aplicar o que foi adquirido. Mesmo nos casos de aprendizado não supervisionado[114], a IA no máximo descobre e oferece padrões não percebidos por um humano, mas ainda cabe a ele interpretá-los e significá-los[115].

Retomemos agora a definição de Peter Cariani para o conceito de emergência. Emergência trata do surgimento imprevisto de novas entidades em um sistema complexo, que faça sentido no âmbito da forma, das estruturas materiais, das organizações, funções, perspectivas e modos de ser. Especificamente quando fala sobre o surgimento de novas perspectivas e formas de ver o mundo, Cariani chama este fenômeno de "emergência epistêmica", e afirma que a partir da tecnologia é possível expandir maneiras de sentir e interagir com o mundo. O homem desenvolve e modifica seus sentidos quando, por exemplo, cria próteses sensoriais como termômetros, telescópios e smartphones.

Cariani ainda define como "autonomia epistêmica" a capacidade de uma entidade selecionar seus próprios sensores, sendo um sensor não apenas um mecanismo físico, mas também um ponto de vista, um conceito ou mesmo um paradigma. Para aumentar sua autonomia, a entidade pode exercer emergência epistêmica, desenvolvendo novas formas de percepção e análise, e assim expandir as dimensões de seu espaço de possibilidades. Cariani então sugere que "conceitos de emergência têm alguma utilidade como heurísticas para a criatividade" (CARIANI, 2008, p. 4) e que processos emergentes podem ser utilizados para amplificar a criatividade humana.

O autor explica que sistemas complexos são constituídos por um conjunto de partes, e também de regras que combinam tais partes em novas formas. Tais partes, quando atômicas/indivisíveis, são chamadas de "primitivas", pois não são constituídas por combinação de nenhuma outra parte do sistema. Dadas as primitivas e suas regras de combinação, é possível delimitar as dimensões de possibilidades de um sistema complexo. Diante desta definição, Cariani propõe que os

114 Aprendizado não supervisionado corresponde a uma técnica de ML que utiliza um *dataset* contendo muitas características, geralmente difíceis para os sentidos humanos mapearem e organizarem. Este tipo de *dataset* não possui pré-rotulações, como no aprendizado supervisionado. Tais algoritmos buscam semelhanças no *dataset* e são úteis para elucidar padrões ou remover ruídos a partir da informação que não estiver dentro de nenhum padrão. Cf. GOODFELLOW & BENGIO, 2016, p. 105.

115 Esta ideia remete ao argumento de Searle sobre uma máquina não ser capaz de interpretar e atribuir significado. Ideia também reforçada por Nöth ao definir computadores como máquinas que processam quase-signos e realizam quase-semiose, ou seja, processamento de signo influenciado por seu objeto, mas que não produz interpretante (NÖTH, 2001).

processos de criação podem ocorrer por simples recombinação de primitivas, o que o autor chama de "emergência combinatória", ou pela criação de novas primitivas para novas possibilidades de combinação, configurando uma "emergência criativa" – ideias em consonância com as propostas de Margaret Boden.

A emergência combinatória constitui uma estratégia criativa e dinâmica à medida que constantemente gera novas combinações de elementos. Entretanto seu uso de um conjunto fixo de primitivas significa que o conjunto de possibilidades é fechado, ainda que muito amplo. Ao observar os algoritmos evolutivos, Cariani vê um nítido processo de emergência combinatória, dado o caráter de recombinação de pais para gerar filhos, e um processo de seleção que classifica os indivíduos para que continuem ou não nas próximas gerações. Neste processo evolutivo, as etapas de geração e seleção são classificadas por Cariani como fases de "expansão" e "contração", respectivamente. "A etapa de expansão é o reino da imaginação, de criação livre e aberta, enquanto a fase de contração é o reino da clareza sóbria e do rigor" (CARIANI, 2008, p. 6). Importa notar que, quando a seleção é desempenhada por humanos capazes de julgar ou programar a função de *fitness* conforme critérios subjetivos, a evolução ao longo das gerações tende a produzir indivíduos alinhados a interesses e objetivos humanos.

Por sua vez, a emergência criativa implica criação de novas primitivas, que, no caso de inteligências artificiais, podem ser representadas por seus sensores. Cariani traz um exemplo de sistema dessa vertente em uma instalação eletroquímica do ciberneticista Gordon Pask (Cf. Ibid., p. 8), originalmente um mecanismo que formava pontes de limalha de ferro em meio aquoso para condutividade entre diversos eletrodos de platina. As pontes que se mostravam mais sensíveis eram recompensadas, de forma que o sistema aprendeu a formar pontes cada vez mais sensíveis. Inesperadamente, o dispositivo adquiriu a capacidade de distinguir vibrações sonoras que perturbavam a condutividade das pontes em dois níveis de frequência, aos quais o sistema reagia de forma distinta. Pask afirmava que o dispositivo, ainda que de forma rudimentar, desenvolveu um "ouvido" para frequências sonoras; para Cariani isto representou a adição de uma nova primitiva ao sistema, e consequentemente a expansão do espaço de possibilidades. No entanto o desenvolvimento deste novo "sensor" é ainda combinação de outras primitivas eletroquímicas do sistema. Mesmo após algum tempo de aprendizado e de reações cada vez mais rápidas a estímulos sonoros, o sistema ainda percebe tais perturbações pelos mesmos meios exclusivamente eletroquímicos. Como o autor explica,

uma nova primitiva não necessariamente implica em um novo sensor físico, mas pode ser um novo conceito, outra forma de ver um problema, e isto se configura como emergência epistêmica. Esse novo sensor assume protagonismo que permitiria ao sistema um pequeno grau de emergência criativa, uma mudança nas formas de que a instalação dispõe para perceber o ambiente.

Cariani então propõe um modelo de classificação dos sistemas cibernéticos de acordo com categorias semióticas – sintática, semântica e pragmática – e analisa as manifestações de emergência combinatória e criativa a partir dessas três dimensões. Sintaxe descreve as relações definidas por regras entre as primitivas de um sistema. Semântica envolve a relação das primitivas com o ambiente, considerando as causalidades de sensores e atuadores dos sistemas. Pragmática envolve os propósitos do sistema, em que cada objetivo pode ser considerado uma primitiva. A Tabela 1 representa tal modelo:

Tabela 1
Emergência combinatória e criativa em dispositivos cibernéticos

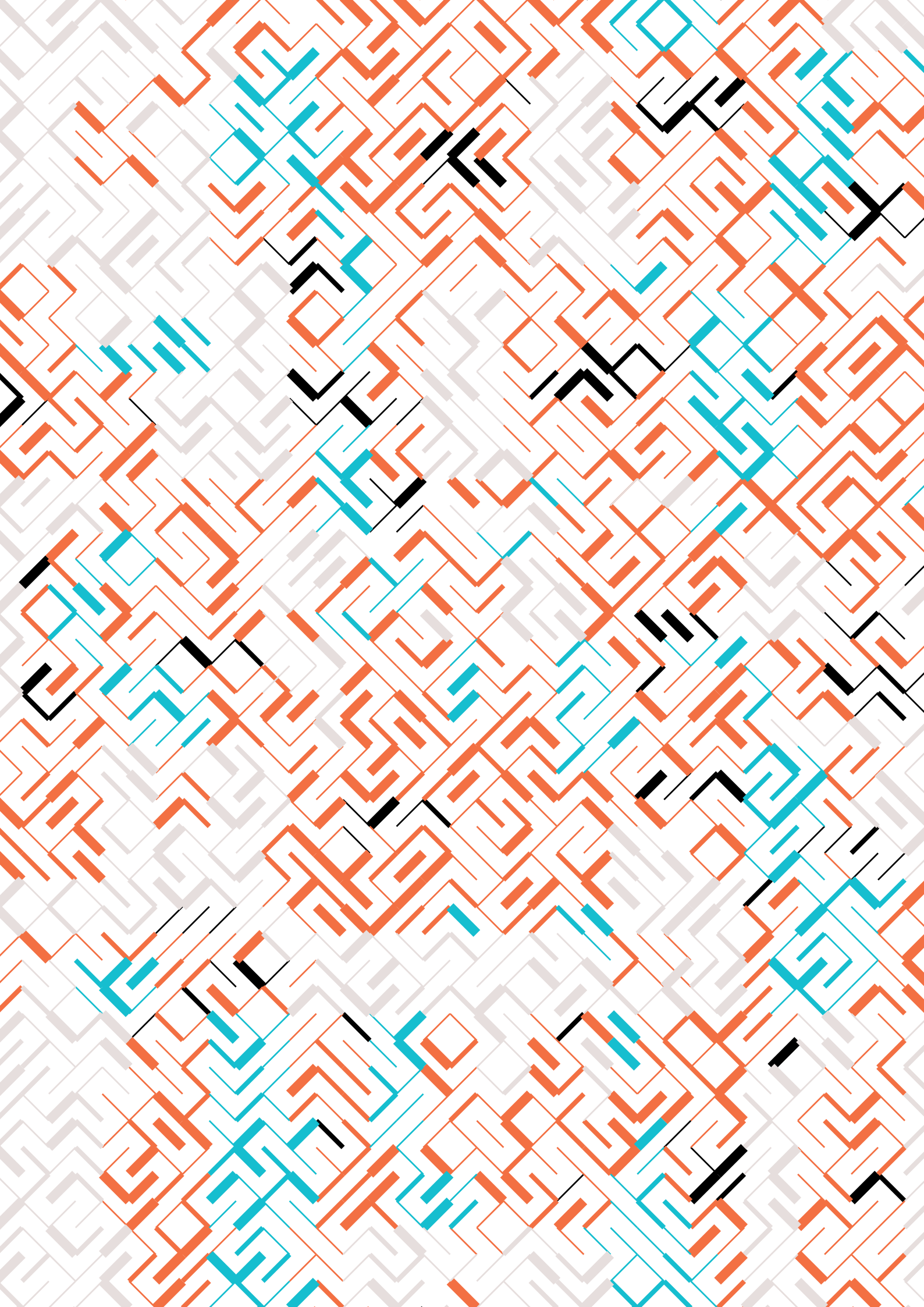
Dimensão	**Primitivas**	**Sistemas estáveis** (estrutura fixa)	**Sistemas combinatórios** (buscam/otimizam possibilidades existentes)	**Sistemas criativos** (adicionam possibilidades, evoluem)
Sintática	Estados, Computações	Autômatos finitos determinísticos (fixos)	Modificam computações (máquinas treináveis)	Novos estados e regras
Semântica	Métricas, Ações	Sensores e atuadores fixos	Buscam combinações de sensores e atuadores existentes	Novas métricas e ações (autonomia epistêmica)
Pragmática	Objetivos	Objetivos fixos	Buscam combinações de objetivos	Novos objetivos (autodirecionamento criativo)

FONTE
CARIANI, 2008, pg. 11, tradução nossa.

O modelo classificatório de Cariani se mostra interessante por estabelecer aspectos complementares para entendimento da criatividade. Em contextos de inteligências artificiais, o modelo revela diferentes níveis de autonomia e possui um importante quesito de análise para o universo de percepção e atuação destas inteligências, que pode ser fechado, nos casos estável e combinatório, ou de "final aberto" no caso criativo. A máquina de Pask, por exemplo, poderia ser considerada criativa no nível semântico, mas não no sintático ou pragmáti-

co, pois ela não altera as regras naturais da Eletroquímica, tampouco exerce autodirecionamento criativo – não modifica seu objetivo superior de melhorar as condutividades entre os eletrodos do sistema. O autor sugere a possibilidade de criatividade semiautônoma, quando ela não é capaz de se manifestar sintática, semântica e pragmaticamente – algo melhor observável em seres humanos. É curioso pensar que uma máquina modifica suas relações semânticas com o ambiente a ponto de priorizar a interpretação das perturbações sonoras, criando uma espécie de ouvido. No entanto a significação da configuração de tal esquema como um ouvido é elaborada por um humano; é ele, no papel de observador, quem define essa mudança. Em termos cibernéticos, os sistemas estáveis seriam de primeira ordem, os combinatórios seriam de segunda ordem e os criativos poderiam ser interpretados como sistemas de segunda ordem capazes de adquirir novos sensos e de modificar seu próprio objetivo superior conforme novas percepções de mundo.

A visão de Cariani inclui diferentes formas de observar e considerar a criatividade no contexto das inteligências artificiais, mas o autor nos alerta que, na prática, os resultados de uma máquina criativa dificilmente dirão se o que foi produzido decorreu de emergência combinatória ou criativa ou se terá valor artístico suficiente para ser notável. Ao analisar inteligências artificiais que geram obras de arte, o observador humano precisa investigar o processo de formação dessas inteligências, e identificar mudanças sintáticas, semânticas ou pragmáticas ocorridas de forma espontânea, bem como emergências combinatórias ou criativas. Se uma inteligência artificial for capaz de alterar suas regras, modos de percepção e objetivos ao longo do tempo, e se tais alterações não servirem a nenhum propósito maior, finalmente teremos uma condição semelhante à autonomia criativa humana. A provocação proposta pela quarta categoria da exposição "Arte e estética de inteligência artificial" no Japão nos aponta uma provável resposta para a questão: podem as inteligências artificiais ser criativas e produzir arte? Sendo otimistas, diríamos que estamos longe desta realidade.



2.

DE UM PROCESSO CRIATIVO COM INTERFERÊNCIAS DA MÁQUINA

O título deste capítulo indica uma premissa daqui adiante: de que o processo criativo é externo à máquina, portanto inerente ao humano. Assumimos que toda intenção criativa é humana, assim como as atividades de reconhecimento e significação de diferentes formas e manifestações de criatividade. Admite-se, no entanto, que as tecnologias de Inteligência Artificial e *Machine Learning* passam a oferecer ao artista mais do que ferramentas, mas recursos ativos de criação artística, que operam em camadas de cognição e ação distintas e complementares à inteligência artística. O trabalho prático desenvolvido ao longo da pesquisa buscou diferentes formas de aplicação dessas tecnologias de IA e de automação de tarefas dentro de um processo criativo específico – o desenho de observação.

A escolha deste tema não se deve apenas a um interesse precursor da pesquisa, mas porque o desenho representa mais do que registros visuais, do que técnicas de representação e de expressão por meio de linhas, contornos, superfícies – ele é, antes e sobretudo, um modo de pensamento, uma linguagem de construção visual. Ao permitirmos que determinadas tecnologias de IA assumam procedimentos e decisões durante o desenhar, é preciso entender que o emprego de tais tecnologias é a própria manifestação deste pensamento construtivo visual. Portanto o principal interesse da proposta a seguir é utilizar IA como possível manifestação dessa inteligência artística, como uma forma de se pensar e fazer desenhos, em questões e qualidades que se assemelham a e se diferenciam de desenhos feitos por outros meios.

Por tudo o que foi dito no capítulo anterior, não buscamos uma máquina que substitua o humano na atividade artística, mas sim uma máquina que opere em consonância com o artista, em busca de novas formas de arte. Tal ideia não é nova, mas se renova diante de novas tecnologias, especialmente daquelas que representam grandes rupturas sociais e culturais. Veremos como isso acontece, começando por algumas definições importantes sobre o desenho e a programação enquanto modos de pensamento.

2.1 Desenho: Desígnios humanos

> *Concordo com você que podemos ter, no desenho, o germe da revolução. Penso naquilo que pode haver de político neste ato quase pueril de registrar em linhas e sombras um desejo. Ora, o desenho, ao contrário do que pensam muitos, não é uma ação das mãos, é uma ação do olhar. Não é questão de coordenação motora, mas de aprimoramento da percepção e da inteligência. Por isso podemos ver o desenho das colinas, dos prédios, da tempestade, do fogo - das ideias.*
>
> *Fernando Chuí, em "Diálogo/Desenho"*
> *com Marcia Tiburi*

É sempre comum o entendimento do desenho como ação de registro gráfico, visual, de marcação de linhas e de formas com algum instrumento sobre uma superfície de duas dimensões. O desenho se configura como um importante meio para se expressar uma ideia, especialmente em situações em que a linguagem verbal não é suficiente para comunicá-la. Mas para que tal expressão visual aconteça, é comum a observação, o raciocínio e a abstração em termos de linhas, superfícies, volumes, luz e cor – elementos que, dentre outros, constituem a linguagem do desenho. Isto nos sugere que o desenho começa antes da manifestação física, da primeira marca, do primeiro registro, pois ele é, sobretudo, um modo de percepção e pensamento.

> *[O desenho] exige do artista e do espectador um ato de abstração em relação ao páthos do sensível e um ato reflexivo para compreender a engenhosidade da invenção. O que, necessariamente, equivale a atribuir ao desenho qualidades autenticamente intelectuais.* (LICHTENSTEIN, 2006)

Para corroborar a ideia de que o desenho parte do âmbito intelectual, diversos artistas e teóricos das artes reafirmam, ao longo da história, o duplo sentido da palavra *disegno*, originária da Renascença italiana e representada a partir de artistas como Leonardo da Vinci, que utilizava o desenho como instrumento de registro de ideias para os mais diversos projetos, não apenas artísticos[116]. Para Giorgio Vasari, um dos primeiros teóricos das artes na Itália do século XVI, *disegno* corresponde, ao mesmo tempo, concepção e contorno, projeto e execução manual de traçado, que conferiria à pintura, à gravura e a outras formas de arte "a dignidade de uma atividade intelectual" (Ibid., p. 19).

> *No Renascimento o desenho ganha cidadania. E se de um lado é risco, traçado, mediação para expressão de um plano a realizar, linguagem de uma técnica construtiva, de outro lado é desígnio, intenção, propósito, projeto humano no sentido de proposta do espírito. Um espírito que cria objetos novos e os introduz na vida real. (ARTIGAS, 1967, p. 5)*

Para Jean Auguste Dominique Ingres, pintor francês do período Neoclássico, o desenho puro e rigoroso chegaria a assumir um primado, de modo que a cor seria secundária em seu modo de entender a pintura. Mas apesar da valorização da técnica, Ingres diria que "desenhar não quer dizer simplesmente reproduzir contornos; o desenho não consiste simplesmente no traço; o desenho é também a expressão, a forma interior, o plano, o modelo. Vejam o que sobra depois disso!" (INGRES apud LICHTENSTEIN, op. cit., p. 84)

Clement Greenberg, famoso comentarista da arte estadunidense da metade do século XX, por sua vez diria que é a partir de artistas como Monet que a cor passa a "respirar" e a delimitar campos e áreas,

116 Os famosos *codex* de Leonardo da Vinci são cadernos de anotações escritas, diagramas e desenhos sobre diversos assuntos de interesse do artista. Pelo que se pode observar de seus cadernos, o desenho possui um papel de projeto, de experimentação e estudo.

para além da definição de formas do desenho clássico. Com isto, artistas do *color field*[117], como Mark Rothko e Barnett Newman, "começaram a rejeitar o desenho escultural – 'desenho-desenho' – como afetado e melindroso, e se voltaram em vez disso para o desenho 'de área', o desenho 'antidesenho'" (GREENBERG, 2001, p. 59-60). O pintor Jackson Pollock seria um dos maiores representantes do final desta agenda modernista de ruptura: em sua *action painting* as linhas se fundiriam às cores, às formas e ao fundo, e o desenho ganharia novas dimensões abstratas. A partir daí não mais importaria a antiga disputa entre desenho e pintura[118], entre linha racional e cor emocional – a cor agora desenha, e o desenho, mais do que nunca, representa os desígnios das coisas do mundo e da mente do artista. Mudam-se os aspectos formais, permanece a predisposição intelectual.

A linguagem do desenho é colocada em prática antes, durante e depois de sua manifestação gráfica, pois ela define formas de se compreender e realizar a observação, de se ler e argumentar sobre desenhos. Donis A. Dondis (2003) busca uma sintaxe, um alfabetismo sobre esta linguagem visual na qual se inscreve o desenho. Em analogia à linguagem escrita, a autora nos lembra que um processo de alfabetização envolve aquisição de elementos básicos como letras e palavras, ortografia e gramática, para então se dominar a leitura e a escrita, o que permitiria infinitas formas de expressão. Não diferente seria uma alfabetização visual: seus elementos básicos como o ponto, a linha, a superfície, o volume, a luz e a cor, constituem "vocabulário" universal para a compreensão (leitura) e a produção (escrita) de imagens. Rudolf Arnheim (2006) abordará os mesmos elementos a partir da psicologia da percepção visual, em que fenômenos são descritos em termos de um linguajar formal sobre imagens, especialmente as da arte. Para Arnheim, o único acesso à realidade se dá através dos nossos sentidos, de modo que a percepção é fortemente ligada ao pensamento e a expressão artística é um modo de raciocínio.

A linha talvez seja o elemento fundamental do desenho[119], pois através dela se manifesta o pensamento visual em sua forma mais pura

---

117 O termo *Color Field* descreve a pintura abstrata dos anos 1950-1960 nos EUA, caracterizada por largas áreas de cor, tipicamente desprovidas de contrastes tonais fortes ou pontos de foco definidos. Alguns nomes conhecidos neste tipo de pintura são Mark Rothko, Barnett Newman, Clyfford Still, Helen Frankenthaler, Sam Gilliam e Kenneth Noland.

118 Ver LICHTENSTEIN, 2006.

119 O ponto, embora seja elemento mais básico e simples, é neutro e não carrega intenções ou significados por si só, como uma linha. O ponto passa a oferecer algo para o pensamento visual a partir da sua relação com o contexto espacial onde é observado ou inserido, e em relação a demais pontos. É comum ligarmos pontos com o nosso olhar.

e abstrata. Fayga Ostrower atribui à linha uma função de reconfigurar o espaço (OSTROWER, 2004, p. 53). A linha delimita, separa, mas também aponta direções e conduz o olhar, e desta forma ela modula o espaço no qual está inscrita. Uma linha sugere velocidade para sua apreensão inversamente proporcional ao seu peso visual – quanto mais fluida e veloz, mais leve é a linha, e menor a retenção do olhar. É ainda possível estabelecer o ritmo da linha com pausas e modulações. O desenhista pode absorver estes fenômenos ao observar e então controlar a dinâmica do desenho ajustando pesos, velocidades e ritmos das linhas. Arnheim nos diz que a linha se apresenta de três modos: como "linha objeto", quando esta se apresenta de forma independente e cria significados por si só; "linha hachurada", quando esta se apresenta em proximidade paralela ou cruzada a outras linhas, cujas forças individuais se anulam em prol da formação de uma superfície simples e coerente[120]; e "linha de contorno", quando a linha exerce função de circundar uma forma que signifique um objeto substancial, de modo a ceder sua individualidade para ser contorno de algo, parte de um todo (ARNHEIM, 2006, p. 210-212). Em desenhos feitos à mão, há ainda o gesto e o conhecimento tácito motor: a linha é portadora de conhecimentos não verbalizados, de espontaneidades de movimentos que muitas vezes representam algo subjetivo, não observável na natureza. Mas ela também pode abrir mão disso e se configurar técnica, rígida, neutra e precisa, apta para desígnios da clareza e da ordem. A linha é instrumento básico do projeto visual. Ostrower nos mostra também que na linha "o tempo é visto desenrolar-se dentro de um mínimo de espacialidade" (OSTROWER, loc. cit.). Neste "tempo expressivo" das linhas, a imagem ganha suas complexidades e transparece suas intenções. Por tudo isso, a linha é a primeira responsável pela ambiência intelectual no desenho.

Em uma leitura contemporânea, Luis Claudio Mubarac concebe o desenho como atividade "aquém e além do artístico", como "uma família de técnicas e procedimentos relativamente autônomas e abertas para controlar o poder de realizar marcas significativas, numa infinita variedade de combinações e permutações, para os mais diferentes projetos humanos" (MUBARAC, 2016). Segundo o artista, professor e pesquisador, o desenho é uma linguagem de construção. Resgatando ideias do projeto renascentista e colonizador, o desenho foi instrumento utilizado para registrar, mapear e medir as coisas de um novo mundo, para cartografias de novas terras, e também para estudos cien-

120 Criar superfícies, texturas ou sombras a partir de linhas próximas, paralelas ou intercruzadas, é técnica recorrente em desenho, gravura em madeira e gravura em metal.

tíficos do corpo[121], de novas máquinas e edificações. Pela construção, o desenho é capaz de designar os mais diversos sentidos, e a expressão se dá ao final de uma cadeia construtiva, de invenção humana. O atual interesse pelo desenho passa a ser sobre como, por quê, por quem eles são feitos e, principalmente, o que eles podem significar amplamente, o que eles podem construir. Tanto Mubarac quanto Harold Cohen refletem tal pensamento ao analisarem desenhos pré-históricos e notarem a carga universal de significados e construção de narrativas que carregam, mesmo sob o desconhecimento de seus autores, dos contextos e das motivações pelas quais foram feitos.

A história do desenho, afirma Mubarac, transparece pontos de coevolução com as tecnologias, chamando atenção para simples fatos como a alta disponibilidade de papel, decorrente do surgimento e das demandas da prensa e dos tipos móveis no século XV, e para eventos recorrentes como os estudos sobre o princípio da *camera obscura*. A disponibilidade de papel permitiria a artistas da Renascença desenharem, escreverem e especularem para os mais diversos projetos. A *camera obscura* se tornaria instrumento crucial para a evolução do desenho, para a criação das técnicas da perspectiva e, séculos mais tarde, da fotografia. Mais do que isso, tal princípio buscaria explicar a visão humana, e seria paradigma dominante que descreveria o estatuto e as possibilidades para o ato de observar.

> *Há pelo menos 2 mil anos sabe-se que quando a luz passa por um pequeno orifício para um interior escuro e fechado, uma imagem invertida surge na parede oposta. Pensadores tão distantes como Euclides, Aristóteles, Alhazen, Roger Bacon, Leonardo da Vinci e Kepler perceberam esse fenômeno e especularam de várias maneiras em que medida ele poderia ser análogo ou não ao funcionamento da visão humana.* (CRARY, 2012, p. 34)

Jonathan Crary nos conta que, nos séculos XVII e XVIII, tal paradigma subsistiu como metáfora filosófica, como modelo científico, e como aparato técnico para as mais diversas atividades culturais e lúdicas. A *camera obscura*, em uma leitura recorrente, serviu a artistas na prática da cópia e no auxílio à realização de pinturas. Também serviu aos estudos sobre perspectiva, técnica que permitiria aos artistas

121 São muito comuns no período os estudos de anatomia, registrados na forma de desenhos de órgãos, músculos e estruturas ósseas do corpo humano, nas mais variadas posições.

conferir alto grau de realismo em termos de profundidade e proporção para cenas retratadas. Entrementes, para além disso, o aparato permitiria ao sujeito expressar sua observação a partir de uma visão de recortes e de foco – apontar a câmara seria o ato que julga o mundo – possibilitando a "descorporificação" desta visão, e sua análise objetiva por um ponto de vista externo (CRARY, 2012). Tudo isto submete o desenho a novas formas de percepção do mundo e a reinvenções sobre o modo de pensamento visual.

Ao pensar sobre a fotografia enquanto forma de desenho, Mubarac reafirma a ideia de construção: uma imagem que se queira registrar é formada a partir de um olhar que constrói, que compõe uma cena, uma narrativa, um olhar que desenha. Mas assim como a *camera obscura* e a perspectiva, a fotografia diz respeito a uma invenção humana que irá aflorar novas inquietações e demandas no próprio desenho, algo semelhante ao que ocorre hoje com os computadores e a imagem digital: a linguagem construtiva visual continua presente nestes novos meios, mas as questões intelectuais e estéticas evoluem, assim como os modos de construção e de desenho.

Como última consideração, há um aspecto do desenho que consolida a ideia de linguagem de percepção, construção e expressão visual, conforme Mubarac: o desenho opera por sugestão. Desde uma observação que abstrai e reduz o objeto observado a poucas linhas, a uma marcação com poucas linhas que não completa uma figura, o desenho não possui o compromisso com a completude e com a finalização, mas sim com o essencial. Pois a percepção das sugestões de um desenho e sua extensão imaginária é atividade contínua do olhar, a partir de visões e experiências particulares do mundo. O desenho é interação do olhar humano com a natureza e com o olhar do outro. Edith Derdyk coloca a questão do desenho como convite:

> *Desenho é uma atividade perceptiva, algo que não se completa, mas que nos convida, sugere, evoca. [...] Mesmo que o desenho se impregne de um objetivo muito preciso e definido, a pesquisa em busca da melhor solução final irá requisitar a natureza essencial da linguagem do desenho, inclusive para se pensar melhor.* (DERDYK, 1989, p. 43)

O trabalho prático desenvolvido nesta pesquisa buscou o desenho de observação, abrindo mão de algumas qualidades tácitas para permitir uma manifestação maquínica ativa e proponente, que sirva

às intenções, aos desígnios que o artista passa a conferir às suas obras através do código e da manipulação de dados numéricos. Mas esse novo desenho subscreve-se à linguagem universal da linha, da superfície, do volume, da luz e da cor, e pode ser lido sob tais fundamentos. Há de se dizer que não esperamos um desenho com as mesmas qualidades de um desenho observado e feito à mão por um humano, uma vez que a linha humana, observada e traçada, carrega dinâmicas complexas, de velocidades, ritmos, gestos, intenções e hesitações, de tempos expressivos muito particulares e infinitamente interessantes. Trataremos agora de um desenho que evidencia potencialidades do cálculo e da repetição, de memórias numéricas precisas, mas voláteis. Um desenho circunscrito a uma relação de regras simples e rígidas que, quando combinadas, transferem este desenho a uma cadeia de intercruzamentos que ultrapassam domínios humanos, e que ao mesmo tempo exigem um olhar que traga de volta essa produção ao âmbito do sensível, da experiência estética e da construção de significados.

Veremos a seguir um pouco mais sobre a prática criativa com código e programação de computadores, suas implicações e limitações, para então descobrirmos como isso está em comunhão com a ideia de desenho enquanto linguagem de construção e modo de pensamento.

2.2 Sobre a programação criativa

Buscamos utilizar as tecnologias de Inteligência Artificial com um propósito artístico, de questionamentos e problematizações, mas também de experimentações e descobertas. E utilizar este tipo de tecnologia com esta finalidade envolve mudanças de paradigmas procedimentais, deixando de lado aplicações utilitárias e precisas, de solução de problemas bem definidos, para se entrar no domínio dos processos criativos, dos problemas sem solução única ou ótima. Faremos, a seguir, uma caracterização de um processo criativo, enquanto explicamos uma mudança de paradigma procedimental no uso dos conceitos e técnicas computacionais, necessários para o trabalho prático desenvolvido.

Hoje em dia, trabalhar de forma prática com Inteligência Artificial pressupõe entendimentos sobre linguagens computacionais para programação de software e para manipulação e tratamento de dados relacionados ao *Machine Learning*. E se estamos sob estas condições, é conveniente apresentarmos uma visão sobre a Ciência da Computação

que direcione a metodologia do trabalho aqui proposto. Para isto, nos aproximamos da proposta de Warren Sack em sua obra "*The Software Arts*", que identifica a teoria e a prática do software como arte liberal, provida de "lógica, retórica e gramática, [portanto como] um novo modo de pensamento, argumentação e interpretação" (SACK, 2019, p. 1, tradução nossa). Sack propõe que a Ciência da Computação não seja considerada hoje apenas uma ciência derivada da Matemática, mas sim uma "epistemologia procedural", ou seja, um estudo das estruturas do conhecimento a partir de um ponto de vista imperativo (*do... while*, *let*, *fetch*, *return*) e condicional (*if... else*). Mais do que a natureza declarativa da Matemática que busca explicar "o quê", a Computação busca esclarecer "como" as coisas acontecem no mundo, através de suas reduções procedurais – os algoritmos. Uma vez que computadores e smartphones sejam desdobramentos físicos dessa epistemologia, amplamente presentes em nossos cotidianos urbanos e nas nossas relações sociais, e uma vez que algoritmos abstraiam e processem informações sobre praticamente todos os aspectos da vida, há de se considerar que, de fato, raciocinar, argumentar e interpretar de modo imperativo e condicional eleva a Computação à condição de modo de pensamento, responsável por muitas das mais recentes e sofisticadas invenções e projetos humanos.

Silvia Laurentiz direciona esta condição de modo de pensamento computacional sob o conceito mais amplo de "pensamento conformado" (LAURENTIZ, 2017). Segundo a artista, professora e pesquisadora, pensamentos conformados são pensamentos ou ações determinados por padrões, práticas e comportamentos predominantes em uma sociedade, "resultados de conceitos, textos e teorias científicas, e, portanto, formas atualizadas de conhecimento elaborado, com capacidade de mudar hábitos e comportamentos" (Ibid., p. 3609). Exemplos de pensamentos conformados se dão nos códigos, normas, algoritmos, imagens técnicas (pelo viés flusseriano[122]), dispositivos e interfaces, com os quais convivemos diariamente – todos eles nos influenciam de forma a orientar nossas interpretações. A Computação, enquanto pensamento conformado, submete desenvolvimentos sociais e culturais à sua lógica, gramática e retórica, assim como os conceitos de Inteligência Artificial vêm direcionando questões do pensar e do fazer humanos. Um processo artístico sob este pensamento conformado é também um processo que condiciona o pensar e fazer artísticos conforme algoritmos, dispositivos, interfaces e modelos digitais.

122 Cf. FLUSSER, 2008.

Programar envolve tradução das coisas do mundo pelas regras sintáticas e significados dentro deste modo de pensamento. E como em todo processo tradutório, há perdas – ao traduzir entre idiomas, muitas vezes não encontramos palavras correspondentes, sentidos se perdem, especificidades culturais não significam nada do outro lado. Mas a perda é agente das mudanças, e na ausência de algum sentido, outros são construídos. Aqui relacionamos o conceito de "movimento tradutório", como apresentado por Cecília Almeida Salles a respeito do processo de criação. "O ato criador tende para a construção de um objeto em determinada[s] linguagem[ns], mas seu percurso é, organicamente, intersemiótico" (SALLES, 2013, p. 114). Sugerimos que, no processo de programar, é natural que o cientista da computação se apoie em outras linguagens e domínios para pensar o conjunto problema-solução antes da consolidação do objeto típico desse processo, o código-fonte. E isto ocorrerá de forma mais intensa em um tipo de programação explicitamente ligada à experimentação e à expressão, que chamaremos aqui de "programação criativa"[123].

Casey Reas e Ben Fry, criadores da plataforma Processing[124], promovem esta modalidade de programação criativa para atender a dois propósitos: tornar o aprendizado de código acessível à pessoas que lidam com o visual (artistas, designers, arquitetos), e ajudar uma audiência mais técnica a trabalhar de forma fluida com gráficos (REAS; FRY, 2018). Reas e Fry consolidam o conceito moderno de programação criativa através da ideia do "*sketch with code*" (esboço com código).

> *Um programa em Processing é chamado sketch. Isto é mais do que uma mudança de nomenclatura, é uma abordagem diferente para programação. O método tradicional consiste em planejar completamente o software antes que a primeira linha de códi-*

123 Os termos "*creative code*", "*creative coding*", "*creative programming*" e "*creative computing*" são recém-populares entre artistas e designers que programam, e em iniciativas de educação infantil com código, mas não são consenso. Aparecem com frequência em iniciativas do MIT Media Lab e em discursos de seus integrantes, como o livro "*Creative Code*", de John Maeda, lançado em 2004. "*Creative computing*" também nomeia alguns cursos de Bacharelado em universidades do Reino Unido. O termo "programação criativa" pode sugerir redundância se pensarmos que todo ato de programar é naturalmente criativo. Porém, como será visto logo adiante, existem diferenças de processo e conduta em relação a uma programação convencional. Na falta de uma expressão unânime, manteremos o nome "programação criativa" para designar esta abordagem.

124 Na página inicial do site da plataforma, há a seguinte definição: "Processing *is a flexible software sketchbook and a language for learning how to code within the context of the visual arts*." São ideias chave do projeto o "caderno de desenhos" e a "linguagem para aprendizado de código". Disponível em <https://processing.org/> Acesso em julho 2019.

> *go seja escrita. Esta abordagem pode trabalhar bem com domínios bem definidos, mas quando o objetivo é exploração e invenção, ela elimina prematuramente possíveis resultados. Através do sketching com código, caminhos inesperados são descobertos e seguidos. Resultados únicos frequentemente emergem ao longo do processo.*[125] (REAS; FRY, 2018)

O método tradicional de programação mencionado por Reas e Fry se refere aos caminhos consolidados da Engenharia de Software, que antes da escrita de código passa por processos de planejamento estratégico, como levantamento e análise de requisitos, arquitetura de sistemas, definição de metodologia, formação de escopo (*backlog*) e gerenciamento de tarefas. Já o método de programação criativa envolve a geração de ideias mais simples e intuitivas que darão início imediato à escrita do código, de modo que descobertas são feitas por tentativa e erro, e a ideia geral se constrói enquanto o trabalho é realizado. Neste método, há intuição, hipótese, fazer, julgar, descobrir e descartar. A interface da plataforma Processing faz analogia a um caderno de desenhos, em que cada arquivo de código produzido é chamado *sketch*. A intenção é que códigos possam ser escritos, executados, testados, reajustados e testados novamente, de forma rápida e simples, como um desenho que pode ser traçado, apagado e modificado a todo tempo. A distinção da programação criativa pode ser colocada como um "percurso de experimentação", também típico de qualquer processo criativo.

> *No momento de construção da obra, hipóteses de naturezas diversas são levantadas e vão sendo postas à prova. São feitas seleções e opções que geram alterações e que, por sua vez, concretizam-se em novas formas. É nesse momento de testagem que novas realidades são configuradas, excluindo outras. E, assim, dá-se a metamorfose: o movimento criador. Tudo é mutável, mas nem sempre é mudado.* (SALLES, 2004, p. 142)

125 Tradução nossa do original "A Processing program is called a *sketch*. This is more than a change in nomenclature, it's a different approach to coding. The more traditional method is to resolve the entire plan for the software before the first line of code is written. This approach can work well for well-defined domains, but when the goal is exploration and invention, it prematurely cuts off possible outcomes. Through sketching with code, unexpected paths are discovered and followed. Unique outcomes often emerge through the process".

Em contextos artísticos, Salles afirma que toda obra é constantemente julgada pelo artista enquanto é feita, através de "diálogos íntimos". Tais julgamentos são feitos a partir do que a autora chama de "tendência", uma intuição do artista, um elemento direcionador da criação, ainda que vago. Muitas vezes só é possível encontrar sentido e confirmar a direção da criação através do fazer, por meio do experimentar. E esta tendência pode ser influenciada pelo acaso:

> *A criação é um movimento que surge na confluência das ações da tendência e do acaso. [...] São flagrados momentos de evolução fortuita do pensamento daquele artista. A rota é temporariamente mudada, o artista acolhe o acaso e a obra em progresso incorpora os desvios. Depois desse acolhimento, não há mais retorno ao estado do processo no instante em que foi interrompido.* (SALLES, 2004, p. 33)

A programação criativa envolve justamente um processo de "tendência" que vai sendo validada a cada execução do código escrito até então e a cada julgamento de resultados. E há muitos momentos de evolução fortuita, nos quais um simples pensamento, como querer modificar aleatoriamente uma variável, é capaz de provocar a identificação de padrões emergentes que influenciam e refinam a tendência. Ao permitir a ação do acaso durante seu trabalho, o criador pode ser tomado por um sentimento de recompensa pela materialização de desdobramentos imprevistos e interessantes de sua ideia original. Salles ainda ressalta os momentos em que a relação erro e acaso é estabelecida em um processo criativo. "Tentativas que, a princípio, se mostram frustradas, e que geram descobertas bem-vindas à obra em construção" (Ibid., p. 35)[126].

O diagrama da Figura 25 demonstra um ciclo processual em programação criativa que contempla em suas entrelinhas um percurso de experimentação, movimentos tradutórios e a relação de tendência-acaso.

126 No caso da programação criativa, nem todas as classes de erro cumpririam esta função de acaso: erros de compilação impedem que o programa execute, portanto impedem a manifestação da obra; erros de tempo de execução podem ou não ser desejáveis, pois variam entre travamento da execução do programa (ver "problema da decisão" e "problema da parada" nas páginas 9-10 deste documento), e efeitos imprevistos que não param a execução; erros de lógica, por sua vez, envolvem algum tipo de escrita sintaticamente correta, e quebram alguma expectativa de comportamento e funcionamento. Estes seriam os mais interessantes para a função de acaso.

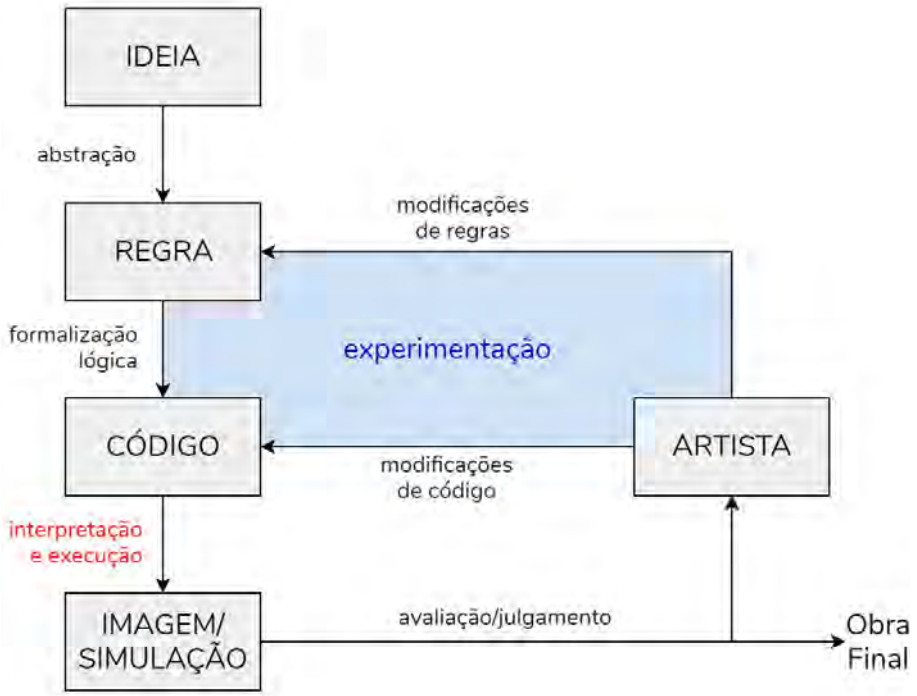


FIGURA 25
Processo cíclico em programação criativa. Os segmentos com legenda em preto são atribuições do artista, e em vermelho são atribuições da máquina. A zona de experimentação compreende um processo de retroalimentação, em que os julgamentos de resultados respaldam modificações constantes sobre regras e códigos.

FONTE:
Do autor, 2018.

A diferença relativamente a um processo convencional de programação é que eventuais modificações de regras não são desejadas, pois se há planejamento antecipado, idealmente o processo de codificação não deve ter mudanças. Na programação criativa, em que não há planejamento aprofundado, os movimentos de teste, avaliação e refeitura são mandatórios. Nela cabe ao artista não apenas julgar, mas traduzir seus julgamentos para mudanças de regras e de código. Portanto é constante o movimento tradutório na programação criativa[127] e, para melhor demonstrá-lo, tomemos a hipótese de que a máquina pode fazer desenhos com simulação de observação. Neste cenário, um possível movimento tradutório envolve tomar um processo de desenho de observação feito por um humano e primeiro decompô-lo em partes sequenciais – e.g. observar uma cena e escolher o objeto de desenho; abstrair pontos, linhas, superfícies, volumes, luz e sombra neste objeto, decompondo-o; transcrever a lápis estas percepções componentes na forma de linhas para o papel; julgar o desenho enquanto vai sendo feito, para eventuais alterações no observar e no desenhar; até que se defina que o desenho esteja pronto. Já há movimento tradutório entre a percepção sensorial destas partes e sua conceituação/verbalização,

127 Outro exemplo de movimento tradutório em programação criativa pode ser observado no relato de David Eisenberg sobre como ele constrói regras e códigos para resolver o problema de desenhar polígonos regulares e em formato de estrela na plataforma Processing. Trata-se de um percurso intersemiótico que envolve trigonometria, esboços e anotações em caneta e papel, e escrita de código. Ver EISENBERG, 2012.

e é possível que já existam perdas nessa transição. Então estas partes podem ser traduzidas em termos de regras procedimentais, que necessariamente irão combinar linguagens do desenho com linguagens computacionais. Mas nem sempre essas traduções serão diretas, fiéis ou mesmo possíveis. Veremos de forma mais específica, ao longo do desenvolvimento do trabalho prático, as dificuldades de tradução nesse cenário levantado.

O modo de pensamento imperativo e condicional é rigoroso e exigente, e depende de que as noções sejam quantificáveis para serem melhor traduzidas. Assumimos que nem toda noção vaga pode ser traduzida para linguagens computacionais de forma satisfatória e antecipada, e que, portanto, a abordagem da programação criativa, que encontra sentido e confirma a direção da criação apenas através do fazer e da tentativa e do erro, torna-se metodologia indicada para o trabalho prático proposto. Os movimentos tradutórios entre o modo de pensamento construtivo do desenho e o modo de pensamento imperativo e condicional da computação serão constantes ao longo dos próximos relatos. Também constante será o entendimento de que há perda em toda tradução, mas que a perda é agente de mudança – já assumimos também que o desenho a ser feito neste trabalho não possuirá as mesmas qualidades de um desenho observado e feito à mão por um humano. Buscamos um novo tipo de manifestação do desenho.

> *O computador processa dados por padrões lógicos com diferenças significativas dos padrões gerados em outros meios, o que nos permite deduzir que as imagens geradas pelo computador podem apresentar novas qualidades ao mundo.* (LAURENTIZ, 2002, p. 145)

É preciso ainda comentar a inserção das Inteligências Artificiais e suas linguagens computacionais em um processo de programação criativa que visa os desenhos de máquina. Se entendemos a IA como um processo constituído por agentes que minimamente respondem a estímulos sensoriais oriundos do ambiente em que estão inseridos, com ações que afetem este ambiente, já é possível colocarmos algumas das atribuições do artista no ciclo da programação criativa sob a responsabilidade da máquina. Se os agentes aprendem e modificam suas regras e objetivos internos conforme o aprendizado, é possível atribuir ainda mais funções do processo criativo à máquina. O diagrama da Figura 26 a seguir demonstra um possível cenário de interferência da

máquina no processo criativo, a partir do momento em que ela utiliza processos de IA e assume mais tarefas.

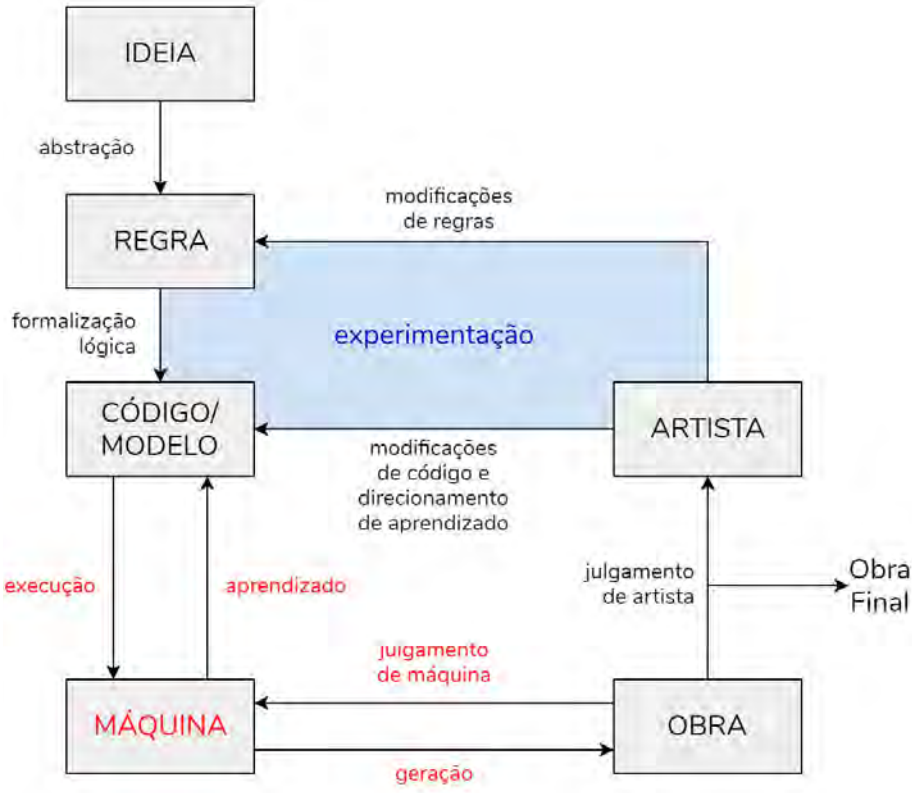


FIGURA 26
Processo em programação criativa com interferências da máquina. Novamente, os segmentos com legenda em preto são atribuições do artista, e em vermelho são atribuições da máquina.

FONTE:
Do autor, 2019.

Nota-se a inserção do termo "modelo" junto ao "código": isto se deve ao uso de *Machine Learning*, por meio do qual a máquina fará alterações em seu modelo conforme processo de aprendizado (e.g. uma ANN realiza processo de *backpropagation*, modificando os pesos das conexões entre *perceptrons*). A "Máquina" em si passa a intermediar as relações de julgamento das obras que ela própria produz e passa a absorvê-las em seu próprio processo de aprendizado. O artista mantém importante papel de julgamento, que deve retroalimentar a máquina como maneira de condicionar e direcionar o ML. Mas suas atividades de modificação de regras passam a ser divididas com a máquina, e cabe a ele delegar tarefas conforme a necessidade de seu projeto artístico. Discutiremos a aplicação desse modelo de processo ao longo dos próximos tópicos. Passemos então ao desenvolvimento dessa máquina de desenhos com qualidades que interferem no processo criativo do desenhar.

2.3
Extentio: conceitos e desenvolvimento

Veremos neste tópico a evolução do software *Extentio*, partindo de seu estado inicial já funcional que daria origem a esta pesquisa, e passando por diversas etapas de desenvolvimento não apenas técnico, mas conceitual. Ao final serão apresentados diversos desdobramentos e propostas artísticas que fizeram ou farão uso desse software.

2.3.1
Estado inicial e primeiros experimentos

O presente trabalho teve sua origem em um software desenvolvido desde 2013, estimulado por um contexto de estudos audiovisuais com código, sob a metodologia da programação criativa[128]. Este software, criado e executado em ambiente Processing, surge a partir de exercícios e experimentações específicas com formas geométricas e uso de câmeras digitais para processamento de imagens *bitmaps*[129]. Ele consiste em um conjunto de algoritmos que, primeiro, faz leitura de uma imagem digital proveniente de uma câmera digital ou de um arquivo de fotografia digital. Esta imagem passa a ser representada por uma matriz numérica bidimensional, cujos valores representam as cores de cada um de seus pixels – chamaremos esta matriz de "matriz de pixels". Então, uma área de dimensões equivalentes à matriz é instanciada como uma tela em branco, pronta para ser desenhada, e o software passa a esperar uma interação de clique do mouse. A cada clique, é instanciado um agente que aqui chamaremos de "caneta". Cada caneta instanciada executa o seguinte algoritmo:

1. Recupera a posição x e y da tela sobre a qual o clique foi realizado, e define esta posição como "origem";

128 Curso online "Creative Programming for Digital Media and Mobile Apps", ministrado pelos professores Dr. Mick Grierson e Dr. Matthew Yee-King, da Goldsmiths University of London, através da plataforma de educação à distância Coursera. O curso incentivou o uso de Processing e bibliotecas externas para manipulação de vídeo e áudio, para a criação de aplicações interativas com riqueza de detalhes audiovisuais. O código de alguns exercícios desenvolvidos no curso podem ser acessados em <https://github.com/svenancio/ProcessingExperiments>

129 Mapa de bits é um tipo de imagem digital representada por um conjunto de pixels, dispostos em plano cartesiano. Cada pixel possui uma informação sobre sua cor dentro de algum sistema de cores, como Grayscale, RGB, HSV ou CMYK

2. Consulta a matriz de pixels para recuperar a informação da cor do pixel correspondente às mesmas coordenadas da posição origem;

3. Consulta na matriz os pixels próximos à posição origem e elege aleatoriamente um pixel dentre os que possuírem cor mais próxima[130] à cor obtida na etapa 1, dentro de um limite espacial e de uma distância máxima entre duas cores. Este pixel de cor próxima terá sua posição na matriz marcada como "ocupada" e será a posição "destino";

4. Traça uma linha reta entre a posição origem e a posição destino, com a cor obtida na etapa 1. A linha pode ou não possuir algum nível de transparência;

5. A posição origem agora passa a ser a mesma posição destino, e os passos são repetidos a partir da etapa 3, com a diferença que nenhuma nova posição destino poderá ocupar uma posição já marcada como "ocupada";

6. Se todos os pixels próximos dentro do limite espacial estiverem marcados como "ocupados", o processo desta caneta é interrompido.

Damos a este processo da caneta o nome de "tracejar"[131]. Podemos ver um resultado do tracejar de uma caneta isolada na Figura 27 durante um período de tempo limitado. É possível notar as linhas retas se acumulando e adensando em regiões de maior proximidade de cor.

130 Para estabelecer a proximidade ou a distância entre duas cores, consideramos o espaço de cores (e.g. RGB, HSV) sob o qual estão submetidas, e calculamos a distância euclidiana entre os valores numéricos de cada componente do espaço de cor. Ver código Java produzido no apêndice A.

131 O código Java completo do processo de tracejar pode ser encontrado no apêndice B.

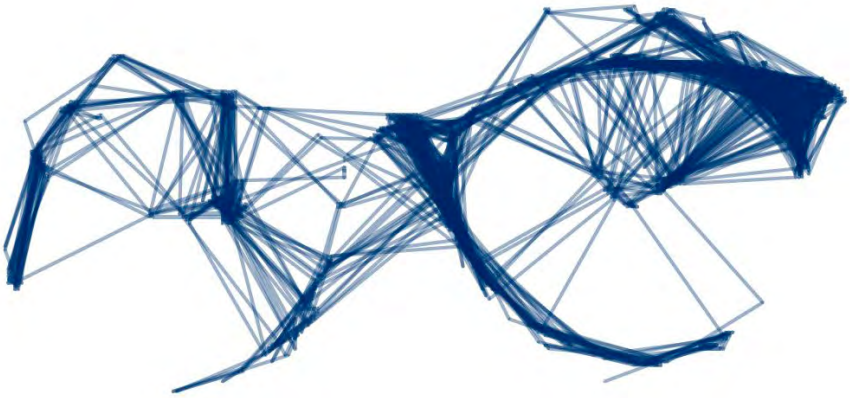


FIGURA 27
Exemplo ampliado do tracejar de uma caneta. Neste caso, a imagem de referência para formar a matriz de pixels continha um rosto humano com óculos. As linhas possuem transparência, de modo que fica mais nítida a percepção sobre seus movimentos, cruzamentos e interceptações.

FONTE:
Do autor, 2019.

O tracejar de uma caneta se configura como o algoritmo principal para manifestação visual dos desenhos através do software. Tal algoritmo foi baseado na ideia de que um desenho feito por humano pode ser construído a partir da percepção de contrastes entre cores de uma cena, pois desses contrastes é possível abstrair linhas de contorno. No caso, temos um procedimento que, enquanto busca a cor mais próxima, se afasta de cores que exerçam contraste, o que naturalmente cria uma demarcação de áreas e seu preenchimento com linhas que se aglomeram. O tracejar é feito de forma automatizada e ininterrupta, "sem tirar a caneta do papel", e dificilmente seria feito da mesma forma por mãos humanas em posse de ferramentas como um mouse ou mesa digital de desenho. O resultado visual reforça uma estética de linhas retas, que quando se aglomeram, tendem a produzir efeitos de curvas, e desempenhar papel de linhas de contorno ou hachuradas, como nos termos de Arnheim (2006). E uma vez que uma caneta é gerada a cada clique, várias podem ser instanciadas para desenhar ao mesmo tempo. Exemplos de resultados após vários cliques em pontos da tela escolhidos intencionalmente estão nas Figuras 28 e 29. Até então, nenhum critério de parada dos desenhos havia sido implementado, e um desenho ficaria completo por decisão do artista, que dispunha de um comando para salvar o desenho em um arquivo de imagem a qualquer momento.

FIGURA 28
Autorretrato - olho. 4 canetas.
Tempo de desenho indefinido.

FONTE:
Do autor, 2013.

FIGURA 29
Autorretrato - face. 3 canetas.
Tempo de desenho indefinido.

FONTE:
Do autor, 2013.

Este software inicial trouxe diversas questões que levariam às propostas deste trabalho. A primeira delas se deu pelo aspecto automatizado do processo de desenho e seu possível relacionamento com as tecnologias de Inteligência Artificial. Para estabelecer tal relação, o percurso geral da pesquisa buscou caracterizar a IA, entender suas questões técnicas e filosóficas, entender o trabalho de artistas que criam obras com ela, e só então buscar caminhos de definição e desenvolvimento para este software. Em relação aos desenhos produzidos, sua imprevisibilidade coloca o artista em uma relação diferenciada de produção, que abre mão de alguns conhecimentos tácitos presentes em desenhos manuais enquanto delega à máquina seu fazer, através de uma linguagem que não permite traduções fáceis para problemas de ordem criativa; mas uma relação que também estabelece práticas novas, outros tipos de conhecimento tácito, de constantes ajustes de algoritmos e parâmetros, como se o pensamento e o agir do artista estivessem sendo transferidos para a máquina.

Dentro do desenvolvimento deste trabalho surgiram alguns preceitos para o software a partir do trabalho de Harold Cohen, dos estudos em Cibernética e sistemas complexos, e da intenção de conferir independência cada vez maior à máquina durante o processo criativo. Cohen trabalha com a ideia de "funções comportamentais" (COHEN, 1973, p. 5) que, diferentemente de funções matemáticas convencionais, se retroalimentam de seus resultados enquanto os produzem, de modo a avaliar o percurso e corrigir desvios, mudar direções da produção. As funções comportamentais representam precisamente o conceito de cibernética de primeira ordem, de retroalimentação a partir de estímulos do ambiente e correção de desvios conforme objetivo. No contexto de um sistema especialista como *Aaron*, as funções comportamentais mantêm um rastro do que o sistema produz enquanto desenho, este rastro é analisado constantemente conforme critérios do artista representados no código, e decisões são tomadas durante o desenho. Esta ideia de análise enquanto se produz o desenho se torna um ponto de interesse para a análise e desenvolvimento do software aqui proposto.

O procedimento do tracejar descrito anteriormente pode ser observado dentro das características de um sistema cibernético de primeira ordem, e o conjunto de canetas traçando sobre a tela como um todo pode ser relacionado a um sistema complexo não-adaptativo. Consideramos como ambiente a própria tela onde o desenho será formado. Cada caneta é um agente reativo, cujo objetivo é fazer traços enquanto houverem pixels disponíveis (não-ocupados) e de cores pró-

ximas, dentro de um alcance limitado. Cada linha feita por um agente altera o ambiente e é notada por todos os demais agentes no momento em que estes precisam traçar suas linhas em locais próximos, o que, de certa maneira, gera entre os agentes uma concorrência por espaços livres de desenho[132]. Trata-se de um sistema complexo de regras relativamente simples, mas com potencial muito grande para a geração de resultados imprevisíveis, pois não é possível estabelecer quais caminhos cada caneta tomará durante seu tracejar, e como será a interferência entre canetas.

O uso de uma câmera ou uma imagem em arquivo não havia sido interpretada como parte ativa deste sistema complexo, pois a definição de um modelo de desenho se dava apenas em seu início, ou seja, a matriz de pixels, que indica às canetas quais caminhos elas podem tomar quando buscam pixels de cores próximas, era construída apenas uma vez antes do desenho. Surge então a ideia de usar uma fonte de imagem variável, para que a matriz de pixels também variasse em termos de valores de cor durante o processo de desenho. Com isto, surgia também a ideia de que os desenhos demandariam um processo de observação de objeto fixado, para que um desenho figurativo se concretizasse. Utilizar uma fonte de vídeo digital implica em mudanças constantes, ainda que sutis, em todos os seus pixels a cada quadro exibido ou capturado. A expectativa seria que o desenho perdesse a referência exata de suas áreas de cor, uma vez que o objeto do desenho poderia se mover ao longo do processo. Portanto, utilizar fonte de vídeo demandaria que o objeto "posasse" para o sistema enquanto o desenho era feito.

Outro aspecto que poderia também ser trabalhado na busca de um sistema mais ativo seriam os disparos das canetas, feitas até então por cliques do mouse durante o processo de desenho. Como uma primeira ideia simples para resolver esta questão, o software passou a instanciar canetas em posições aleatórias da tela, coletando portanto cores imprevistas. Um ajuste adicional seria feito para concentrar a distribuição das canetas em áreas mais centrais da tela de desenho, uma vez que é comum centralizarmos o objeto de desenho dentro da composição.

Junto a esta nova configuração de distribuição de canetas, e ao uso de fonte de imagem variável, foi implementado um critério de

132 Importante dizer que os agentes não possuem implementações sobre o que seria e como ocorreria o fenômeno da concorrência. Este é exemplo de como opera a atribuição de significados por um observador externo ao sistema, condição essencial para o reconhecimento de padrões emergentes.

tempo para parar o desenho e salvar um arquivo, independente da ação direta do artista para interrompê-lo. Este tempo seria contado em quadros por segundo para se adequar a uma especificidade do ambiente Processing, de forma que um desenho deveria ter duração em ciclos ao invés de segundos ou minutos. Isto controlaria a densidade de linhas nos desenhos, pois quanto mais ciclos do tracejar são executados, maior tendência ao acúmulo em áreas delimitadas.

Com estes três desenvolvimentos, foram realizados alguns experimentos com modelos vivos, que posaram para a câmera enquanto o desenho era feito. Alguns resultados podem ser observados na Figura 30 a seguir.

FIGURA 30
Retratos com modelo vivo. Utilizam fonte de vídeo, e até 10 canetas, instanciadas em posições aleatórias. Tempos de desenho distintos, variando entre 1 e 3 min.

FONTE:
Do autor, 2017.

Estas imagens refletem desenhos que diluem um pouco mais o índice fotográfico da imagem utilizada como base. Além disso, passam a ressaltar uma divisão maior entre o papel da máquina e do artista no processo criativo. Uma vez que não mais se dispara as canetas pelo clique do mouse, e não se interrompe o desenho por um julgamento espontâneo, as imagens geradas começam a resultar de forma ainda mais imprevisível, variando entre efeitos desejados, inéditos e indesejados para o artista. A curadoria dos resultados se intensifica, assim

como a atuação do artista sobre redefinição de regras e de códigos, enquanto se elimina de vez qualquer ação direta do artista durante o processo de formação e conclusão de uma imagem. Inicia-se uma busca de independência cada vez maior da máquina, tensionando o processo criativo em termos de controle e surpresa. Neste momento, uma barreira a ser superada residia no fato de que ainda cabia ao artista o direcionamento da câmera, apontando e enquadrando o objeto a ser desenhado, de modo que o ato de observar, dentro do processo de desenho como um todo, possuía alta dependência do artista.

O percurso de estudos e atualizações no tema das Artes e Inteligências Artificiais permitiria novas percepções sobre o campo de desenvolvimento do software e novas hipóteses a serem testadas. Inspirada no exemplo de Patrick Tresset em que seu robô utiliza algoritmos de detecção facial para enquadrar um rosto a ser desenhado, surge a ideia de seleção automatizada de objetos de desenho, operando algoritmos de detecção visual de objetos. Avançando nos princípios das funções comportamentais de Harold Cohen, de avaliação constante do desenho enquanto este é produzido, seria necessário encontrar formas de avaliar o desenho em termos de informações úteis para julgar seu progresso, por exemplo, se determinada área de um desenho estaria muito densa comparada a outras – como ocorre nas pinturas dos robôs de Leonel Moura –, ou se o desenho permitiria a reidentificação do próprio objeto observado. Além disso, a ideia de uma máquina desenhista era circundada pelos conceitos e práticas com *Machine Learning*, especialmente os avanços com as GAN, o que levaria à ideia de que o software poderia aprender com um possível sistema de avaliação de resultados com julgamentos de máquina e supervisão do artista. Isto atualizaria, portanto, o software enquanto sistema complexo: passaria a ser evolutivo, e a evoluir sua capacidade de desenhar de forma mais independente.

Ao reunir todos estes anseios e hipóteses acerca do software, estabelecemos quatro sub-áreas interligadas, quatro grandes objetivos para seu desenvolvimento: o Observar, o Traçar, o Avaliar e o Evoluir. Estes objetivos estão relacionados a um processo de desenho de observação, em que o desenho começa pela Observação e extração sensível de informações úteis à sua construção. No Traçar, o desenho pré-construído se manifesta graficamente, sob formas expressivas que darão forma visual às informações obtidas no Observar. Sabendo que o desenho continua sendo construído e replanejado enquanto é feito, é preciso Avaliar seu progresso, e estabelecer os caminhos que este desenho pode tomar enquanto é feito, ou mesmo dá-lo como pronto, ainda que

com aspecto de inacabado. Por fim, Evoluir envolve reflexões sobre o desenho feito, e aprendizados sobre o que pode ser modificado e melhorado nas próximas vezes. De todas as etapas, esta última é onde o papel do artista é mais determinante, pois refletir sobre um desenho é algo que neste momento do processo só um artista é capaz de fazer, e seus julgamentos irão conduzir os caminhos de melhoria dos desenhos, seja ao alterar regras e códigos, seja ao supervisionar e direcionar processos de aprendizado de máquina. Trataremos a partir daqui da definição aprofundada de cada um destes grandes objetivos, e seus respectivos desdobramentos oriundos de pesquisas técnicas e conceituais específicas, sem deixar de relacioná-los. Mas antes, havia chegado um ponto de se pensar em um nome para o software, que ajudasse a caracterizar seu propósito e sua distinção.

Extentio é o nome dado ao software que representa o artista. É palavra em latim que significa extensão[133]. E agora é um software provido de inteligências artificiais como extensões do pensar e do fazer artísticos. Enquanto código, representa os modos de pensamento do desenho e da computação, representa os critérios do artista ao fazer arte, e é prática criativa, experimental, de tradução explícita e não-literal. Enquanto programa, é agente ativo em um processo criativo, possui tarefas dadas pelo artista mas age propondo combinações imprevisíveis e até improváveis, que se retroalimenta de suas próprias produções ou é retroalimentado pelas descobertas do artista. Toda obra é extensão do artista e seu legado. A obra diz sobre o autor e carrega suas motivações e intenções. E enquanto obra, *Extentio* é uma metáfora para a relação entre artista e máquina, onde existe mais do que o registro e a representação de uma visão de mundo, a obra performa esta visão – desenhos de máquina, desígnios humanos.

Veremos ao final deste capítulo alguns desdobramentos a partir do software *Extentio*. Até lá, relataremos o percurso específico de cada objetivo delimitado até o estado atual do trabalho como um todo.

133. Ao fazermos uso da palavra 'extensão', consideramos desde a concepção do meio enquanto extensão do homem, de Marshall McLuhan (1994), e os desdobramentos desta discussão. Lúcia Santaella mapeia transformações provocadas pelo uso das tecnologias não apenas na fisicalidade dos corpos, mas também na sensibilidade, consciência e mente humana. A era do "pós-humano" (SANTAELLA, 2003) trata de sujeito ampliado pelas extensões tecnológicas de um corpo híbrido entre orgânico e maquínico. 'Extensão' assume, portanto, múltiplos significados.

2.3.2
Observar

O ato humano de observar pode ser definido basicamente como um olhar atento, que procura algo, a partir de uma questão, demanda ou problema, ou seja, um olhar com intenção. Simular computacionalmente o ato de observar implica representar processos cognitivos complexos, culturais e subjetivos, e inevitavelmente impregnar tal simulação de intenções. Mas antes de discutir a simulação do observar, analisemos brevemente a visão, enquanto processo fisiológico a ser traduzido para uma linguagem maquínica. Quando utilizamos CV para viabilizar uma simulação de visão humana, temos um processo muito peculiar de tradução de um sistema neurofisiológico, extremamente sofisticado e não totalmente compreendido pela ciência, para modelos determinísticos e probabilísticos que pouco refletem a eficiência da visão humana, mas que ainda assim representam progresso sobre a tarefa de fazer uma máquina detectar e reconhecer padrões úteis a partir da imagem numérica. É importante dizer que todas as áreas computacionais como IA, ML e CV são desenvolvidas a partir de amplos projetos científicos que amparam principalmente aplicações militares, de mercado, governamentais etc[134]. Assim, os padrões úteis que os algoritmos de CV manipulam a partir das imagens digitais servem primariamente a outros propósitos que não são artísticos.

Em CV, os trabalhos de cientistas como David Marr (2010) e Shimon Ullman (1995) discutem os conceitos de visão de "baixo nível", "médio nível" e "alto nível", em alusão às capacidades do córtex visual cerebral de processar informações em camadas distintas de complexidade. Embora não haja um consenso sobre o que separa estas divisões, a CV de "baixo nível" costuma ser associada à manipulação de informações básicas como contrastes, contornos, distâncias, padrões de superfícies, e a técnicas que tratam pixels individualmente ou em pequenos conjuntos, tais como amostragens de cores e filtros. Já a CV de "médio nível" é associada a informações de profundidade, movimento, e envolvem técnicas de reconstituição de imagens, mapeamento de objetos bidimensionais em três dimensões (estereoscopia). Por fim, a CV de "alto nível" trata das informações simbólicas das imagens,

134 O caso da biblioteca OpenCV, utilizada neste trabalho, reflete um projeto mundial de Visão Computacional altamente reconhecido. Originada pela IBM em 1999, um de seus objetivos iniciais continha a expressão "advance vision-based commercial applications" (promover aplicações comerciais baseadas em visão). A OpenCV se estabelece como código livre e hoje recebe contribuições de muitas grandes empresas e milhares de desenvolvedores independentes. Cf. BRADSKI; KAEHLER, 2008, p. 6.

que vão desde o reconhecimento de propriedades dos materiais (e.g. se algo é liso, enrugado, de tal cor, se é redondo, pontiagudo), relações espaciais (e.g. perto de, longe de, pequeno/grande em relação a), até detecção e reconhecimento de objetos. Estas divisões operam de forma hierárquica, de modo que, para se realizar visão computacional de alto nível, é preciso passar por etapas de baixo e médio nível[135]. Mas uma vez que se tenha uma informação de alto nível identificada, é perfeitamente possível retornar na hierarquia e se buscar informações de níveis menores de forma mais direcionada, a partir do viés de alto nível. Todas estas classificações representam uma abordagem científica e funcional sobre o fenômeno da visão e sua tradução para linguagem computacional, que atendem a demandas específicas mas não refletem correspondência ao processo neurofisiológico.

Se a observação humana carrega a visão de intenções, simular a observação requer a tradução destas subjetividades para um sistema que não corresponde à visão neurofisiológica, e que é definido por um projeto científico estabelecido para outros fins. Neste cenário, o artista encontrará barreiras ao traduzir fenômenos corriqueiros e particulares de sua percepção para um aparato de visão limitada, submetida a definições culturais externas[136]. Cabe ao artista assumir perdas e fazer com que os recursos disponíveis se adequem às suas intenções, aproximando-os de um projeto particular de apropriação de tais tecnologias, que as veja como potencialidades para um outro tipo de manifestação artística.

É sabido que o artista busca, no ato de observar, informações úteis para sua criação. Mas tais informações, no caso de artistas, transitam com mais dinâmica e fluidez entre aspectos de baixo, médio e alto nível, dado seu condicionamento do olhar a processos de observação sensível. Isso se comprova a partir de experimentos neurocientíficos como o de Robert Solso, que viria a realizar ressonâncias magnéticas para medir a atividade cerebral de um artista experiente e um aspirante a artista, enquanto estes desenhavam rostos por observação (SOLSO, 2001). Nesta investigação, Solso nota que o artista, durante a observação para o desenho, ativa menos as áreas do cérebro relacionadas com processamento de características específicas de uma face, enquanto ativa mais as áreas consideradas de alto nível, relacionadas a associações mais complexas entre informações visuais e ao planeja-

135 Isto não corresponde exatamente à fenomenologia da visão humana, como dito na nota 63.

136 Não só o caso da CV, isto ocorre de maneira geral com o computador enquanto aparelho programado, enquanto caixa preta flusseriana, impenetrável em seu hardware, "jogável" em seu software. Cf. FLUSSER, 2009, p.19-28.

mento de respostas motoras mais refinadas. No caso do aspirante a artista, a leitura da atividade cerebral indicaria ativação maior de regiões associadas ao processamento de detalhe dos rostos. Isto indicaria que o artista experiente é mais eficiente no processamento de detalhes, e mais interessado em informações de alto nível, mais abstratas. Nas palavras de Solso, "o novato parece 'copiar' a face; o artista está 'vendo além' de suas características" (SOLSO, 2001, p. 33). Ainda, "o artista estava 'pensando o retrato' mais do que 'vendo a face'" (Ibid., p. 34).

No contexto do software *Extentio*, a intenção artística do observar não tem a pretensão de passar rigorosamente por todos os detalhes de uma imagem e posteriormente desenhá-las de forma a refletir este nível de preocupação. Nos desenhos de Patrick Tresset, o artista também não se preocupa com características específicas, mas sim informações gerais. Em seus procedimentos algorítmicos, Tresset primeiro usa técnicas de CV baixo nível para extrair "linhas salientes" horizontais, verticais e diagonais como componentes de um desenho, e as traça antes de entrar em um modo de preenchimento de sombras com linhas hachuradas (TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 353-354). A técnica de Tresset envolve a análise de características de baixo nível como componentes de um desenho. Em *Extentio*, o processo do tracejar não extrai informações úteis e generalizadas de antemão, a própria informação cromática serve de referência para impor limites ao tracejar. Como escolha poética, o observar em *Extentio* passa a se preocupar neste primeiro momento mais com objetos de desenho do que com seus detalhes ou componentes gerais, e isto implica no uso direto da CV de alto nível, não excluindo a possibilidade de que cada objeto possua demandas particulares que exijam o uso de técnicas complementares de baixo e médio nível.

Foram realizados três experimentos para uma possível evolução da habilidade de Observar do software *Extentio*. O principal deles trata da detecção de objetos a serem desenhados e seu enquadramento, fazendo uso de CV de alto nível. Isto muda novamente a relação do artista com a geração da imagem, pois ele não precisa mais escolher um objeto específico ou ter uma preocupação apurada em relação a como posicionar a câmera diante do objeto. Outro experimento se relaciona a um experimento com abstração e extração de paleta de cores, um processo de baixo nível, de forma que os desenhos ganhassem melhores contrastes e relação cromática melhor controlável. Ainda dentro deste processo, foi implementado um algoritmo de saturação de cores, que força valores desta paleta de cores a extremos em suas dimensões mais salientes. Um último experimento envolve a utilização de mode-

los de marcação para pontos de partida das canetas, conforme o objeto do desenho. Trata-se de uma técnica própria que conduz o início do desenho a posições estratégicas, menos aleatórias, controlando de forma mais apurada a formação das imagens.

Detecção de objeto e enquadramento

Sobre o fato de que ainda cabia ao artista o direcionamento da câmera, apontando e enquadrando o objeto a ser desenhado pelo software *Extentio*, buscamos uma solução que traria maior automação ao processo de identificar e escolher um objeto para ser desenhado. Para tanto, a área de Visão Computacional contribuiria com algoritmos de detecção de objetos. Utilizando a biblioteca OpenCV[137], foi implementado um recurso de detecção de faces a partir de fotografia digital, uma vez que a maioria dos desenhos era sobre retratos até então. O algoritmo de detecção facial da biblioteca OpenCV é baseado nas pesquisas em *Machine Learning* de Paul Viola e Michael Jones (VIOLA; JONES, 2001), sobre a detecção de padrões visuais em fotos de rostos humanos com uso das chamadas *Haar-like Features*. As *Haar-like Features* consistem em padrões visuais simples e reducionistas, que podem ser encontrados em qualquer tipo de imagem. Exemplos de *Haar-like Features* envolvem padrões de "dois retângulos" (Figura 31 A e B), de "três retângulos" (Figura 31 C) e de "quatro retângulos" (Figura 31 D) e indicam a busca por diferenças de contrastes entre as cores médias de cada retângulo.

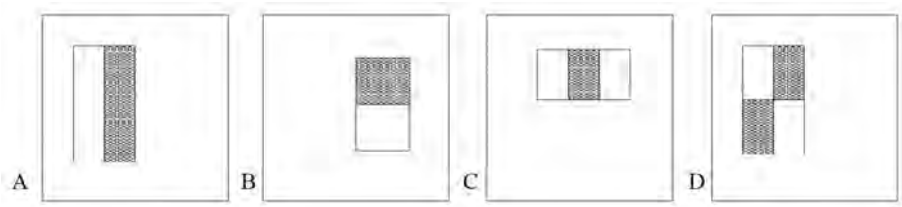


FIGURA 31
Haar-like Features de dois retângulos (A e B) para identificação de padrões verticais e horizontais; de três retângulos (C) para identificação de padrões simétricos; e de quatro retângulos (D) para identificação de padrões diagonais.

FONTE:
VIOLA; JONES, 2001, p. 2.

137 Biblioteca de código livre para Visão Computacional e *Machine Learning*, com mais de 2500 funções, desenvolvida e mantida por uma comunidade interessada, da qual fazem parte indivíduos e empresas. Disponível em <https://opencv.org/>, acesso em Junho de 2019. Uma versão da biblioteca para Processing-Java pode ser encontrada em <https://github.com/atduskgreg/opencv-processing> (acesso em Julho de 2019), porém ela estava defasada. Para o software Extentio, foi utilizada esta versão em Processing, com atualização da biblioteca núcleo em Java para uma versão mais recente - da versão 2.4.5 para 3.4.3.

O algoritmo de detecção de objetos exige um processo de *Machine Learning* para treinar um modelo que identifique as *Haar-like Features* de forma padronizada em diferentes imagens. O treinamento é feito com *dataset* formado por exemplos positivos (imagens que contenham) e negativos (imagens que não contenham) do objeto que se deseja identificar, e o algoritmo de treinamento[138] é responsável por encontrar as *Haar-like Features* que melhor generalizam e classificam o conjunto de treinamento. Ainda, o algoritmo utiliza uma abordagem de etapas chamada "cascata", que descarta regiões da imagem julgadas desnecessárias à medida em que progride na identificação de padrões cada vez mais detalhados. Viola e Jones realizam o treinamento de um modelo para identificar faces frontais humanas, e chegam a um modelo em que as *Haar-like Features* destacadas na primeira etapa da abordagem são facilmente interpretadas como "a região dos olhos é frequentemente mais escura que a região do nariz e das bochechas", e a que "os olhos são mais escuros que a saliência do nariz" (VIOLA; JONES, 2001, p. 4). A Figura 32 demonstra estes exemplos de *Haar-like Features* de primeira etapa do processo "cascata". O experimento de Viola e Jones que obteve maior índice de sucesso na detecção de faces possuía 38 etapas com mais de 6000 *Haar-like Features* identificados.

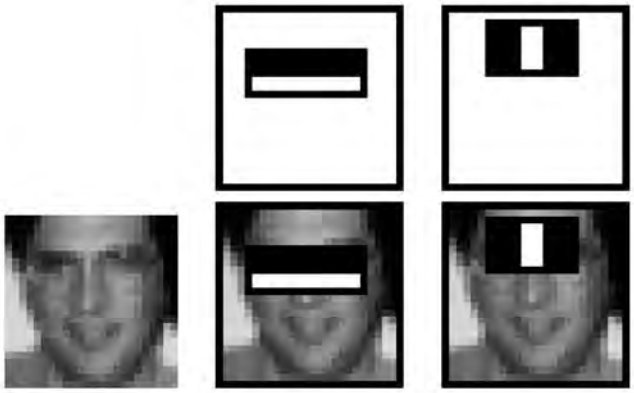


FIGURA 32
Primeira e segunda *Haar-like Features* selecionadas pelo algoritmo AdaBoost para representarem a identificação de um rosto dentro do processo de cascata.

FONTE:
VIOLA; JONES, 2001, p. 4.

O algoritmo Viola-Jones corresponde ao processo de treinamento e aplicação de modelo para detecção de objetos em uma imagem, e o modelo treinado é chamado de *Haar Cascade*. A biblioteca OpenCV disponibiliza modelos pré-treinados para a identificação de diversos tipos de objetos. Utilizamos no software *Extentio* o procedimento de detecção de faces a partir de uma imagem obtida pela câmera, utilizando um *haar cascade* de faces frontais. O retorno deste algoritmo corresponde

138 No caso, o algoritmo utilizado é o AdaBoost. Cf. VIOLA; JONES, 2001, p. 3.

a uma lista de coordenadas cartesianas representando retângulos[139] que identificam em qual posição e dimensões se encontra um rosto. A partir desta lista, é possível selecionar uma face para ser desenhada, e neste caso foram utilizados dois métodos: o de seleção aleatória, e o de seleção da maior face disponível. A seleção aleatória basicamente sorteia um dos rostos detectados para ser enquadrado e desenhado. A seleção da maior face verifica qual dentre as faces da lista é a maior, comparando seus parâmetros de largura e altura. A maior face geralmente corresponde à face que está em plano de frente, portanto é uma abordagem apropriada para o desenho de pessoas que posam próximas à câmera. O enquadramento, por fim, é uma técnica que recorta a imagem de referência a partir do retângulo envoltório da face selecionada, considerando uma margem que pode chegar ao dobro do tamanho do retângulo em questão. A Figura 33 a seguir demonstra um exemplo de como opera o algoritmo de detecção facial da biblioteca OpenCV, e um exemplo de desenho feito a partir do algoritmo de enquadramento pelo software Extentio[140]. Importante dizer que, neste momento, retomamos a abordagem de desenho com fonte de imagem fixa, pois com o uso de vídeo, seria necessário um algoritmo de rastreamento de objeto, que acompanhasse o movimento de uma face detectada ao longo do tempo. Este será um procedimento para futuras evoluções do software *Extentio*.

FIGURA 33
À esquerda, exemplo de resposta do algoritmo de detecção facial pela demarcação dos retângulos resultantes. À direita, exemplo de desenho feito por escolha aleatória de rosto detectado e por enquadramento - feito em 1 minuto.

FONTE:
(À esquerda) Fotografia de Abdel Kader, sob licença Creative Commons, disponível em <https://unsplash.com/photos/IC5o4Qh-ZnlU>. Acesso em Junho de 2019. (À direita) Do autor, 2019.

É possível notar na figura acima que o modelo de detecção de faces não é totalmente confiável: há rostos claros que não foram detectados, e há falsos positivos, como um olho detectado de forma isolada, na parte inferior da imagem. Isto implica que o modelo *haar cascade*

139 Cada item da lista possui coordenadas x e y, além de informações de largura e altura para formar um retângulo envoltório ao objeto detectado.

140 O código Java que representa a detecção de objetos e o processo de enquadramento pode ser encontrado no apêndice C.

utilizado poderia ser melhor treinado, não necessariamente em quantidade de rostos para treinamento, mas na qualidade de seus exemplos[141]. Há diversos modelos pré-treinados disponíveis na internet e, para o caso de faces frontais, dois foram testados neste trabalho, o *haar cascade* pré-disponibilizado na biblioteca OpenCV para Processing, e um outro obtido na versão de OpenCV para a linguagem Python. O segundo vem se mostrando mais satisfatório, pois o primeiro muitas vezes detecta rostos em locais bastante inusitados, onde não há nenhuma face, e dispara desenhos. Por mais que em alguns casos estes desenhos mais abstratos se mostrem interessantes como resultado estético, não foram considerados dentro deste trabalho.

Utilizar um procedimento de detecção de objetos conferiu ao software *Extentio* uma independência muito interessante ao selecionar objetos de desenho. Ao artista ainda cabe um direcionamento da câmera, uma vez que seu posicionamento físico ainda é dependente, mas agora trata-se de um direcionamento menos técnico e pretensioso, com intenções de deixar a máquina selecionar seus objetos de desenho. Isto estabelece um diálogo entre o que o artista desenharia e o que a máquina desenhou, e o artista se permite às sugestões e "olhares" da máquina a partir dos desenhos que ela produz, se colocando em constante curiosidade.

Outros modelos *haar cascade* foram experimentados dentro do software *Extentio*, a saber, "face em perfil" e "torso". As Figuras 34 e 35 mostram exemplos de desenhos feitos a partir destes modelos pré-treinados. Os modelos também foram obtidos a partir da própria biblioteca OpenCV, nas versões Processing e Python.

141 Existe um difícil problema em ML que trata da distinção entre o que é "sinal" e o que é "ruído" no *dataset* de treinamento. Digamos que temos um conjunto de fotos de rostos para treinar um modelo, e que em várias destas fotos há uma mancha branca indesejada no canto inferior direito, que não faz parte de nenhum rosto mas não deveria impedir sua identificação. Se treinarmos o modelo com este conjunto de fotos, é possível que em situações posteriores de identificação de uma nova foto, o modelo espere esta mancha branca no trecho da imagem detectado, pois do contrário, não será considerada um rosto. É preciso, portanto, tratar o *dataset* para eliminar ruídos antes do treinamento. Este problema é bastante recorrente no trabalho com ML e, não à toa, se investe bastante tempo em tratamento de dados.

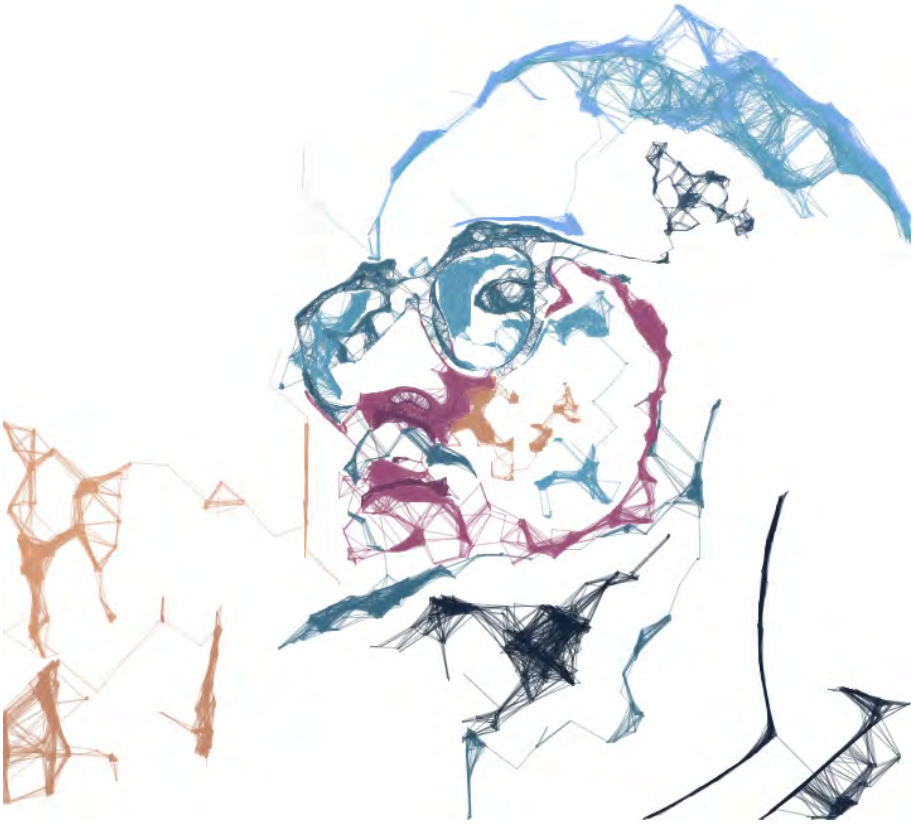


FIGURA 34
Desenho autorretrato, utilizando haar cascade de detecção de faces em perfil da biblioteca OpenCV Python - 1 min. O modelo também detecta faces em posição três-quartos.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 35
Autorretrato, utilizando haar cascade de torso - 1 min.

FONTE:
Do autor, 2019

Como última constatação das vantagens do uso deste algoritmo de ML, foi possível desenvolver um mecanismo de desenhos sequenciais, no qual o software *Extentio* alterna entre dois modos, o de procurar objetos de desenho, e o de desenhar. O modo de procura envolve o uso da câmera e a leitura frequente das imagens capturadas, sobre as quais é executado o procedimento de detecção de objetos. Uma vez encontrados objetos de interesse – rostos frontais, rostos em perfil e corpos superiores – e selecionado um deles (aleatório ou primeiro plano), inicia-se o processo de desenho, que envolve os objetivos do Traçar e do Avaliar. O modo desenhar será melhor explicado adiante, mas uma vez que um desenho esteja terminado, o software retorna ao modo de procura. Temos, portanto, um mecanismo de ML eficaz e independente de início dos desenhos[142], e que estabelece um controle de produtividade na geração de imagens, uma vez que é possível gerar muitos desenhos de diversos objetos sequencialmente, e isso é bastante útil para efeitos de teste durante o processo de programação criativa com interferências de máquina. Futuramente, *Extentio* contará com novos modelos *haar cascade* treinados para detecção de outros tipos de objetos, e não se descarta a possibilidade da utilização de modelos treinados por conta própria.

Extração e saturação de paleta de cores

Uma vez que um objeto é detectado, enquadrado e definido como base para um desenho, o software *Extentio* passa a utilizar técnicas de CV de baixo nível para pré-processamento de imagem e manipulação de espaços de cores. O interesse aqui é a extração de uma paleta de cores, ou seja, a redução da variabilidade total de cores de uma imagem para um conjunto reduzido de cores predominantes. Tais cores serão utilizadas nas canetas que farão os traços de um desenho.

Um estudo específico do tema nos leva ao conceito de "quantização de cores" (BLOOMBERG, 2008), ou seja, a discretização do espaço de cores que representa determinada imagem. Um espaço de cores pode ser considerado como a representação matemática de todas as cores presentes em uma imagem. Uma forma de visualizar este espaço

142 Comparado, por exemplo, ao mecanismo de Tresset, que depende de um auxiliar humano colocar sua mão em frente à lente da câmera, ou mover o braço mecatrônico, ou bater na mesa três vezes, para sinalizar ao robô *Paul* que ele pode começar um desenho. Em seu artigo, Tresset viria a comentar que seria possível automatizar esta e outras tarefas sem grandes dificuldades (TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 252), mas ele não deixa claro suas intenções sobre este aspecto.

no caso de imagens digitais RGB é representando-o como um gráfico de três dimensões, em que cada pixel é posicionado conforme suas três coordenadas (vermelho, verde e azul, com valores que vão de 0 a 255), conforme a Figura 10 a seguir.

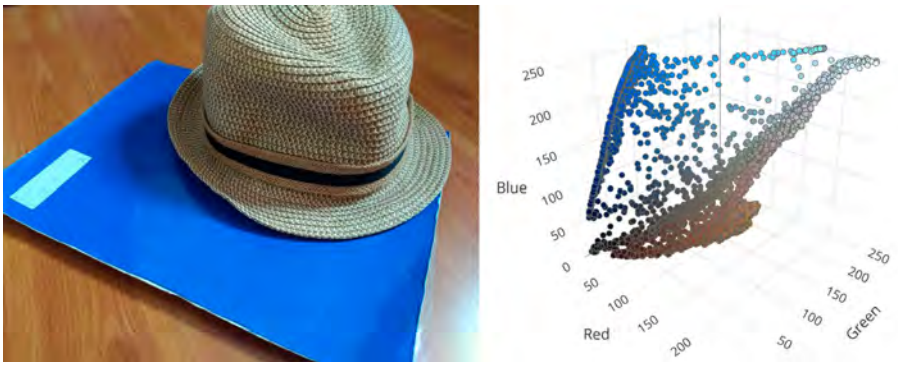


FIGURA 36
(à esq.) Imagem em formato JPEG e (à dir.) sua representação em espaço tridimensional de cores.

FONTE:
(à esquerda) do autor, 2019. (à direita) Gráfico gerado a partir do software Palette Maker, disponível em <http://palette-maker.herokuapp.com/> Acesso em Abril 2019

A quantização de cores é um processo de baixo nível bastante comum para a geração de imagens digitais mais leves de se armazenar e transferir. Um exemplo famoso é a transformação de uma imagem no formato JPEG para o formato GIF. O pixel de uma imagem JPEG é representado em 24 bits, portanto permite a representação de mais de 16 milhões de cores. Já o pixel de uma imagem GIF é representado em 8 bits, permitindo apenas 256 cores. Para transformar uma imagem JPEG em GIF, é necessário dividir o espaço de cores da imagem JPEG em até 256 regiões, e para cada região, uma única cor representativa deve ser aplicada para cada pixel que adentre esta região. Assim, a complexidade das cores da imagem JPG é reduzida a um espaço de apenas 256 cores. As imagens GIF são muito utilizadas em contextos em que não se fazem necessários tantos detalhes de cor, como nos famosos memes das redes sociais na internet.

O problema da divisão do espaço de cores em regiões permite uma série de algoritmos, e neste estudo foram realizados experimentos com os algoritmos "divisão uniforme de histograma", "corte mediano" e "k-means" (NEDRICH, 2016).

O algoritmo de "divisão uniforme de histograma" consiste em dividir o espaço de cores de uma imagem em regiões de igual tamanho, e dentro de cada região, extrair uma cor média a partir de todas as cores que fazem parte da região. Para um espaço tridimensional (RGB), o número de regiões é dada por 3^n, ou seja, cada dimensão é dividida igualmente em n partes, gerando 3^n regiões. Caso o número de cores desejado para a paleta seja menor que 3^n, basta selecionar as regiões

mais populosas até que a paleta se complete[143].

Já o algoritmo de "corte mediano" analisa o espaço de cor tridimensional (RGB) como uma região única e passa a dividi-lo recursivamente. É realizado o seguinte procedimento:

1. Dentro da região dada, eleger a dimensão (R, G ou B) que possui maior extensão, ou seja, a maior diferença entre o pixel com maior valor e com o menor valor naquela dimensão;

2. Calcular a mediana dessa extensão, e ordenar todos os pixels para que sejam separados em menores e maiores que esta mediana, gerando duas sub-regiões;

3. Para cada sub-região gerada, repetir os processos 1 e 2, até que se atinja um número suficiente de regiões, ou seja, o número desejado de cores.

O "corte mediano" se configura como uma forma mais aproveitável para a divisão das cores, pois desconsidera regiões do espaço onde há poucos ou nenhum pixel.

Por fim, o algoritmo de "*k-means*" envolve o agrupamento de pixels por proximidade de cor (distância euclidiana entre um valor RGB e outro). São gerados quantos grupos forem necessários, e cada grupo é representado por uma cor média entre todos os pixels do grupo, também chamada centróide. A definição inicial dos centróides é aleatória - são selecionados valores aleatórios de RGB dentre os pixels existentes na imagem - mas à medida em que vão incorporando outros pixels, as cores médias são redefinidas e os centróides se deslocam. Repete-se o processo de calcular a distância entre todos os pixels e os centróides até que as cores médias não mudem mais. O fato de selecionar cores médias aleatórias em seu início torna o algoritmo *k-means* suscetível à variações no resultado final, ou seja, toda vez que ele é executado para uma mesma imagem, as cores médias finais podem variar dependendo da posição inicial dos centróides, que irão atrair determinados pixels em detrimento de outros.

Dos experimentos com as diferentes extrações de paletas, foi percebido que a câmera utilizada possui uma tendência a não saturar cores a partir de seu sensor, de modo que as paletas extraídas refletiam tons muitas vezes com pouco contraste entre si. Para compensar esse

143 Há casos em que determinada região de cor pode não ter nenhum pixel. Neste caso, tais regiões são descartadas da quantização.

efeito, dois algoritmos de saturação de cores foram criados para conferir ainda mais possibilidades à manipulação das cores das canetas. O primeiro deles consiste em converter as cores RGB de uma paleta para o sistema HSV[144], que parametriza as cores em termos de tom, saturação e luminosidade. Uma vez convertidas, todas as cores têm seu parâmetro de saturação elevado ao máximo. Chamaremos este algoritmo simplesmente de "saturação comum". O segundo algoritmo será chamado "saturação experimental", em que cada cor RGB da paleta extraída tem seus valores componentes R, G e B ordenados do maior para o menor valor numérico. O maior destes valores é então elevado ao máximo, enquanto o valor intermediário é elevado proporcionalmente e o menor mantém seu valor. E.g. se uma cor da paleta possui R=215, G=205 e B=210, a ordenação do maior canal para o menor fica R, B e G, e seus valores serão transformados em R=255 (máximo), G=205 (mantém) e B=230 (aumenta proporcionalmente).

Um teste comparativo de paletas geradas e saturadas com 10 cores a partir de uma mesma imagem pode ser observado na Figura 37.

FIGURA 37
Em cada imagem, a linha de cores superior representa a paleta sem saturação, e a abaixo com saturação. (A) divisão uniforme de histograma + saturação comum; (B) corte mediano + saturação comum; (C) k-means + saturação comum; (D) divisão uniforme de histograma + saturação experimental; (E) corte mediano + saturação experimental; (F) k-means + saturação experimental

FONTE:
Do autor, 2019

É possível perceber que entre uma geração e outra, as paletas sem saturação aplicada, que fazem uso de "divisão uniforme de histograma" (A e D) e de "corte mediano" (B e E), possuem diferenças sutis, diferentemente da paleta "k-means" (C e F) que, por conta da distribuição aleatória de centróides, tende a mudar bastante entre uma geração e outra. É também notável a diferença entre as saturações: a "comum" é mais amena, enquanto a "experimental" tende a gerar cores fortes

144 O ambiente Processing possui algoritmo nativo para a conversões entre os sistemas RGB e HSV

que não existem na cena. Nesta última vemos diferenças grandes, por exemplo, nos casos de tons de cinza que se transformam em cores vibrantes. Alguns exemplos de desenhos feitos com extração e saturação de paleta de cores podem ser encontrados anteriormente. Na Figura 34, utilizamos uma paleta extraída por "divisão uniforme de histograma" e "saturação comum". Na Figura 35, também uma paleta por "divisão uniforme de histograma" mas "saturação experimental". A Figura 38 a seguir demonstra mais alguns exemplos de desenhos com paletas e saturações distintas[145].

FIGURA 38
Exemplos de desenhos com extração e saturação de paleta de cores. Os dois desenhos acima utilizaram saturação simples. Os de baixo, saturação experimental. Cada desenho foi feito em 1 minuto.

FONTE:
Do autor, 2019

Ao aplicar a quantização para extrair paletas de cores, e posterior saturação destas paletas, definimos algumas técnicas de pré-processamento das imagens que servem de base para os desenhos, sendo possível chegar a cores mais definidas e contrastadas para os desenhos. Embora o estudo de relações cromáticas não tenha sido um assunto de grande relevância durante a pesquisa, é indissociável o papel das cores nos desenhos, pois elas guiam o processo do tracejar de uma caneta. Se esta caneta pode assumir uma cor que não seja exatamente cor da fon-

145 O código Java para a extração e saturação de paletas encontra-se no apêndice D

te de imagem, cria-se um distanciamento maior do índice fotográfico que dá origem a um desenho, e adiciona-se um maior nível de abstração, neste caso, das cores. A abordagem para selecionar e utilizar cores neste software segue a intenção de "delegar à máquina" tais procedimentos, embora um direcionamento estético inevitavelmente ocorra ao designarmos o algoritmo de quantização, que responde dentro de alguma expectativa.

Modelos de pontos de origem

Uma vez que o processo de observar dispunha agora de detecção de objetos distintos e não apenas faces frontais, a distribuição das canetas aleatoriamente em uma área central da imagem muitas vezes não produzia bons desenhos nos critérios do artista. O ponto de origem do tracejar de uma caneta foi percebido como um fator determinante para figurações mais harmoniosas nos desenhos. A característica aleatória muitas vezes concentrava as canetas em pontos muito próximos, gerando concorrência, sem resolver o desenho em relação ao objeto observado. E embora esta preocupação pareça pertencer a um problema do Traçar, ela pode ser totalmente vinculada ao processo de seleção e enquadramento de um objeto.

Foi então pensado um modelo de pontos de origem específicos, conforme o tipo do objeto escolhido para desenhar. Tal modelo consiste simplesmente em uma lista de coordenadas cartesianas que indiquem em quais pontos da tela de desenho devem ser posicionadas as canetas[146]. Foi criado um software auxiliar[147] para fazer a detecção e enquadramento de um objeto de desenho, com uma camada de interação na qual cada clique sobre a imagem enquadrada gera um ponto e descreve suas coordenadas cartesianas. Um exemplo de uso deste software auxiliar está na Figura 39 a seguir.

146 Cada modelo de pontos é representado em um arquivo do tipo .csv (Comma Separated Value). O código que manipula o modelo de pontos envolve o uso de funções nativas em Processing para leitura simples de arquivo e a estruturação dos valores lidos em vetores. Não demonstraremos o procedimento explicitamente no apêndice, devido à sua fragmentação em diversas localidades do código geral, e reuni-las em um só local não faria sentido lógico.

147 Este software auxiliar pode ser encontrado em <https://github.com/svenancio/Extentio>. Acesso em junho 2019.

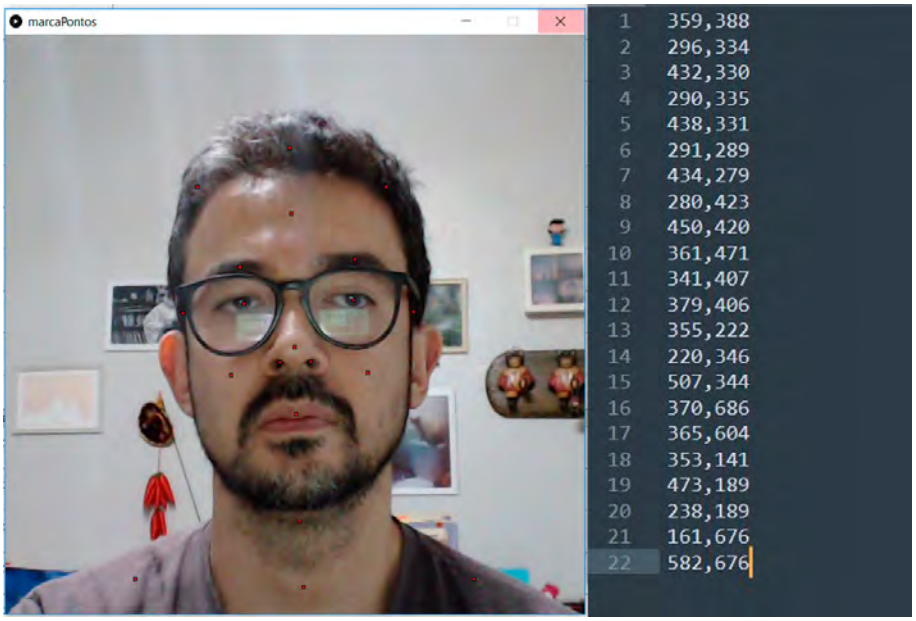


FIGURA 39
Exemplo de construção do modelo de pontos para face frontal. À esquerda, interface para marcação de pontos, e à direita, relação de coordenadas

FONTE:
Do autor, 2017

Nota-se que o posicionamento dos pontos é estratégico: se a caneta parte de um ponto, ela vê a cor deste ponto na matriz de pixels e busca a cor mais próxima na paleta de cores. Isto significa que a caneta traçará com uma cor adequada para representar o entorno daquele ponto estratégico. Por isso, ao montarmos o modelo de pontos, podemos colocar pontos sobre olhos, sobrancelhas, nariz, boca, testa, bochechas, cabelo, pescoço e ombros, e então ter um aumento de chance de que tais partes sejam representadas. Em um comparativo entre produções do software *Extentio* antes e depois da aplicação do modelo de pontos pode ser vista na Figura 40 a seguir.

FIGURA 40
À esquerda, exemplo de desenho com distribuição aleatória de pontos, onde nenhuma caneta começou a partir de um ponto estratégico - 1 min. À direita, um desenho com uso do modelo de pontos para face frontal - 1 min.

FONTE:
Do autor, 2017

É possível perceber que o modelo de pontos contribuiu para a estabilidade na produção figurativa dos desenhos. Mesmo sendo um modelo de pontos fixos, sua aproximação com áreas úteis para o desenho do objeto detectado e enquadrado é suficiente para garantir a for-

mação deste objeto. Futuramente, espera-se incorporar a construção dinâmica do modelo de pontos conforme detecção de particularidades do objeto. Por exemplo, ao detectar e enquadrar uma face frontal, seria possível detectar em seguida dois olhos, um nariz, uma boca, se há óculos, barba, chapéu, etc. Todas estas informações seriam interessantes como elementos de desenho, e seus posicionamentos poderiam servir de base para a construção de um modelo de pontos particular daquele objeto, respeitando ainda mais algumas características físicas, além de trazer maior controle sobre o processo de figuração do objeto selecionado.

Muitos outros experimentos poderiam ser desenvolvidos para evolução do Observar no software *Extentio*. O uso do algoritmo Viola-Jones para detecção de objetos abre espaços e oportunidades muito interessantes para o treinamento de modelos *haar cascades* próprios, e cada modelo em si é um desafio para se refinar. Trabalhar com características de baixo nível durante a composição dos desenhos também pode ser interessante. Uma ideia seria a utilização dos algoritmos de detecção de *blobs*[148], que envolve a delimitação de áreas curvas conforme limiares de cor. Os *blobs* poderiam ser usados para entender manchas, e aspectos de luz e sombra nos objetos observados, e isso pode ser informação útil para os desenhos. *Extentio* é um espaço amplo de experimentação e combinação de tecnologias.

2.3.3
Traçar

Curiosamente, a prática de código em *Extentio* vem a confirmar com clareza a ideia de que um desenho começa da observação enquanto olhar atento, intencional e construtivo. Ao entrarmos no Traçar, muito do desenho a ser feito já está pré-definido na etapa do Observar através das ações de detecção e enquadramento do objeto, definição de cores e posições estratégicas das canetas. Mas para realmente refletir um processo de desenho, este caminho do software não poderia se estruturar em um procedimento linear, de planejamento e execução, mas sim de

148 Segundo Satya Mallick (2015), um *blob* é um grupo de pixels conectados que compartilham alguma propriedade em comum - por exemplo, uma gama de tons, ou um mesmo nível de brilho - dentro de uma imagem digital. Detecção de *blobs* é uma técnica de CV de baixo nível, que serve propósitos de médio nível a partir do momento que os *blobs* são classificados por critérios mais complexos como semelhança a figuras geométricas regulares (como círculos), convexidade, e peso visual.

retroalimentação entre o desenho manifestado e a observação deste desenho enquanto é feito. A etapa do Traçar necessita, neste sentido, se submeter também aos julgamentos da etapa do Avaliar, de modo que uma ação proposta aqui pode naturalmente envolver processos de avaliação em um mesmo trecho de código. Portanto, as decisões do traço são condicionadas a avaliações do antes e o durante de uma manifestação visual do desenho. Trataremos aqui destas decisões do traço.

O algoritmo do tracejar de uma caneta é um dos alicerces técnicos deste trabalho e representa uma forma particular de construção de um desenho, recorrendo constantemente à matriz de pixels, fruto primário do Observar. Quando as canetas agem através deste algoritmo, elas modificam a matriz, indicando quais pixels já foram preenchidos pelo desenho considerando os pontos de destino em cada linha traçada. Isto é crucial para se evitar um problema de circularidade, em que uma caneta poderia ir e voltar entre os mesmos dois pixels simplesmente por eles serem considerados os mais próximos cromaticamente. Ainda assim, um desenho de 720 x 720 pixels possui em sua matriz mais de meio milhão de pixels, e é muito provável que uma caneta fique por muito tempo tracejando em área limitada, acumulando linhas próximas e chegando a resultados como a Figura 41 demonstra.

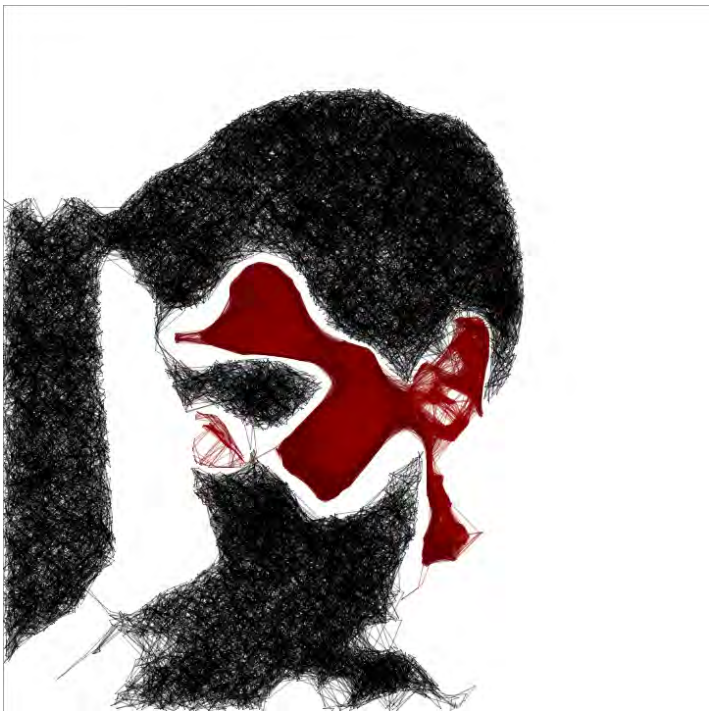


FIGURA 41
Exemplo de altas densidades em um desenho. Podemos notar que as canetas podem acumular muitas linhas até se perder a textura, e temos uma espécie de mancha de cor.

FONTE:
Do autor, 2018

Há portanto um problema de densidade decorrente do cruzamento demasiado de linhas e que, nos critérios do artista, nem sem-

pre é desejável[149]. Tais densidades podem caminhar para um efeito de textura que remete a hachuras típicas de desenhos feitos com linhas, mas indo além, podem se adensar tanto que a referência das linhas se perde e temos uma "mancha de cor" com aparência mais lisa. Manchas de cor também são elementos da linguagem do desenho, e podem ser incorporadas conforme as intenções do desenho. Portanto, o que se deseja aqui é ter controle sobre esse efeito.

Uma outra característica notada nos desenhos e passível de refinamento se encontra nos comportamentos padronizados entre as canetas. Dentro do procedimento do tracejar, cada caneta realiza uma nova linha a partir da busca por um pixel cromaticamente próximo à sua cor, e também dentro de um limite espacial. Este limite espacial é necessário por questões de processamento do computador – quanto maior o limite espacial, mais pixels terão de ser consultados até se achar o cromaticamente mais próximo, portanto, maior a demanda de processamento[150]. Tal limite, portanto, foi pensado de forma a permitir que as linhas percorram boas distâncias ao longo do desenho, sem sacrificar a performance técnica do software. No entanto, este limite espacial também gera uma tendência para a largura de um traço, e partir do momento que todas as canetas possuem um mesmo limite espacial, esta tendência se generaliza sem criar dinâmicas. O efeito desta tendência generalizada se encontra nos exemplos das Figuras 27 e 30. No exemplo da Figura 27, de uma única caneta desenhando a região dos olhos e dos óculos, reparamos que há muitas linhas que vêm e vão entre o olho e o aro do óculos, e isso causa um efeito por vezes indesejável quando o desenho demanda detalhes mais refinados.

Antes de apresentarmos soluções para os problemas colocados, havia ainda uma indagação, sobre a linha em si: *Extentio* traça com linhas retas e curtas, e oferece padrões emergentes interessantes a partir da potência de um sistema complexo em que cada linha reta é posicionada em meio a muitas outras linhas retas, criando efeitos orgânicos, curvas, texturas, sem abrir mão da natureza rígida e precisa da linha reta. Mas o que aconteceria se quebrássemos esta rigidez e precisão? Foram realizados experimentos para solucionar as duas questões nem sempre desejáveis e esta última inquietação enquanto curiosidade.

149 Veremos adiante alguns trabalhos, como os projetos "Sala dos Milagres" e "Entre Nós", em que o efeito de densidade é desejado e incorporado.

150 O crescimento da demanda de processamento é exponencial se considerarmos o número de canetas operando ao mesmo tempo.

Dinâmica de largura de traços

Para se evitar o efeito de salto de linhas e ausência de detalhes refinados, recorremos ao modelo de pontos de partida descrito anteriormente no processo do Observar. Uma vez que cada caneta agora parte de um ponto pré-definido, e que estes pontos são estrategicamente posicionados em partes do objeto que ajudam a identificá-lo, é possível também associar estes pontos a um limite espacial exclusivo, que permita à caneta ter uma linha mais larga ou mais curta. Por exemplo, para se desenhar um olho com detalhes e sutilezas, precisamos de linhas curtas e que não irão muito longe, então posicionamos no modelo um ponto que represente uma marcação inicial para desenhar este olho, e agregamos a ele um parâmetro numérico indique o limite para a largura máxima de suas linhas. Ao instanciar uma caneta, seu tracejar passa a ler este parâmetro e atuar conforme este limite. Chamaremos este parâmetro de "largura máxima de traço"[151]. A Figura 39 (direita) exibe um exemplo de modelo de pontos já com valores para largura máxima de traço incorporados (terceiro parâmetro de cada linha). Veremos na Figura 42 a seguir um comparativo entre desenhos com modelo de pontos sem e com largura máxima de traço definida por caneta.

FIGURA 42
(À esquerda) Autorretrato sem largura máxima de traço especificada - 1 min. (À direita) Autorretrato com largura máxima de traço especificada e variada - 1 min.

FONTE:
Do autor, 2019

No modelo testado no exemplo, notam-se linhas mais curtas nas regiões dos olhos e sobrancelhas, consequentemente mais definição de detalhes. Tais detalhes, no entanto, remetem a índices da referência fotográfica do objeto detectado e enquadrado. A técnica da largura máxima de traço por caneta se mostra útil e confere maior

151 O código do tracejar no apêndice B já contempla o parâmetro de "largura máxima de traço"

controle de dinâmicas ao desenho, mas é possível perceber que uma caneta com limite pequeno para largura de traços tende a produzir o efeito de aglomeração e alta densidade (vide os olhos da imagem à direita na Figura 42). Veremos a seguir como lidar com o problema da densidade.

Controle de densidade de uma caneta

Para se controlar o efeito "mancha de cor", realizamos um experimento com a matriz de pixels. Essa matriz, ao longo do desenho, vai tendo posições de seus pixels marcadas como "ocupadas". Até então, apenas o pixel destino de cada linha reta feita pelo algoritmo de tracejar era marcado desta forma. Mas se além deste pixel destino, fossem também marcados como "ocupados" seus pixels vizinhos, seria possível que o algoritmo do tracejar, ao buscar novas posições para ocupar, encontrasse menos opções e se desviasse de locais já ocupados. Criamos então um parâmetro de densidade por caneta, em analogia a um raio. Quanto maior este raio, mais vizinhos ao pixel destino seriam marcados como "ocupados". Chamaremos este parâmetro de "raio-densidade". Generalizando um mesmo valor de raio-densidade para todas as canetas instanciadas, chegamos a um resultado como na Figura 43 a seguir.

FIGURA 43
Autorretrato com raio-densidade nível 3.

FONTE:
Do autor, 2019

O surpreendente resultado permitiu a constatação de diversas características. Uma caneta, ao não encontrar pixels próximos desocupados, tende a ir longe, se espalhar mais. E quando todas as canetas agem assim, a figura como um todo reflete maior sensação de preenchimento do espaço. Por outro lado, muitos dos detalhes da figura se perdem, não se percebem mais os olhos, o nariz, a boca – a capacidade de detalhamento do desenho está fortemente ligada à densidade permitida à caneta. Algumas linhas de contorno se mantêm, como as que delimitam os ombros, o rosto, a gola da camiseta. Outras linhas acompanham as texturas da referência fotográfica, como na parte superior do cabelo, que estava de fato penteado para o lado. As cores perdem força: a paleta extraída utilizou neste caso o algoritmo de "divisão uniforme de histograma" com saturação simples, e apesar de existirem diversas cores nesta imagem, elas só se destacariam mediante a aglomeração de linhas e maiores densidades.

Obviamente, este foi um experimento exagerado, em que todas as canetas buscaram densidades menores ao mesmo tempo, mas que demonstrou claramente os possíveis efeitos deste controle de densidades por via do tracejar. Dentro do critério do artista, o caminho natural deveria ser um controle de densidades mais dinâmico, que dê maior densidade para partes do desenho que requerem mais detalhamento, e menor densidade para partes do desenho que não possuem o mesmo tipo de demanda. Com esta ideia, utilizamos novamente o modelo de pontos de origem para agregar mais um parâmetro a cada caneta, o raio-densidade[152]. Foi então realizado mais um experimento com um modelo em que os pontos de origem para olhos, sobrancelhas, nariz e boca possuíam raio-densidade nível 0; testa, bochechas e pescoço, nível 1; cabelos e ombros, nível 2. Um resultado pode ser observado na Figura 44 a seguir.

152 O código do tracejar no apêndice B já contempla o parâmetro de "raio-densidade", e a leitura

FIGURA 44
Autorretrato com densidades dinâmicas

FONTE:
Do autor, 2019

No desenho acima, é possível perceber as diferentes densidades nos olhos e sobrancelhas, na barba e cabelo, e nos elementos de roupa e fundo. Quase não há manchas de cor, mas sim áreas hachuradas. Dispomos, portanto, de um mecanismo que controla a densidade a partir dos traços de uma caneta. Em combinação com o mecanismo de "largura máxima de traço", conferimos ao software uma camada de complexidade que enriquece os desenhos e abre possibilidades para outras manipulações de máquina[153].

Traços com curvas Bézier

Sobre a indagação feita sobre a possibilidade de não se utilizar linhas retas no procedimento do tracejar, é preciso dizer que esta vem a partir dos exemplos de artistas como Harold Cohen e Patrick Tresset, que possuem grande preocupação com que a linha traçada pelo software/máquina imite uma linha traçada por mão humana. Ambos afirmam

153 Veremos adiante um possível cenário de manipulações destes parâmetros em um contexto de algoritmos genéticos.

que um desenho atrai atenção por representarem os gestos que o fizeram ao longo do tempo, e escrevem sobre como lidaram com o desenho computacional de uma linha, na tentativa de que esta não perdesse este tipo de associação. Cohen desenvolve um algoritmo para simular a imprecisão da coordenação motora de uma mão humana que traça uma linha sem ajuda de nenhum instrumento. Em seu entendimento, toda linha humana é um percurso que envolve retroalimentação imediata e frequente, em um constante teste entre onde se está e onde se quer chegar, para correção de desvios. No caso da mão humana, seriam vários os motivos de desvio: coordenação motora, descondicionamento físico, desvios de atenção, imprecisão do instrumento de desenho, etc. (COHEN, 1976, p. 16). No caso de *Aaron*, tais desvios são provocados espontaneamente, e Cohen se utiliza de mudanças aleatórias de ângulos e correções de percurso, controlando as frequências em que estes desvios e correções ocorrem, e o quão repentinamente ocorrem (Ibid., p. 17).

Por sua vez, Tresset intencionalmente utiliza um hardware específico e impreciso para o braço mecatrônico que faz desenhos com a caneta, de modo que a linha traçada fisicamente por tal dispositivo adquire algumas imperfeições condizentes com as feitas por mão humana (TRESSET; LEYMARIE, 2013, p. 351). O uso de uma única caneta esferográfica e um único braço exige que cada traço seja feito individualmente, o que confere uma duração longa para a elaboração de um desenho, mais próxima do tempo humano. Além disso, o fato do braço mecatrônico intercambiar o contato da caneta com o papel enquanto desenha confere alguma dinâmica de pressões sobre cada linha feita. E a sobreposição entrecruzada de várias linhas durante o modo de sombreamento dos desenhos faz com que "o desenho seja percebido como uma sequência de movimentos" (Ibid., p. 361).

Em *Extentio*, a linha não pretende imitar qualidades humanas, embora não dispense analogias com particularidades da linha feita por humanos, uma vez que as ações humanas costumam ser referências a todo processo de automação e de IA[154]. Ao observar os exemplos de Cohen e Tresset, indagamos se um traço em *Extentio* poderia minimamente ter um aspecto de curva ao invés de reta, sob a hipótese de que isto traria ainda mais organicidade ao desenho, entendendo a qualidade orgânica como um movimento ou padrão presente na natureza, não necessariamente no humano. Como uma pequena investigação sobre esta hipótese, foi escolhida a técnica de curvas de Bézier cúbicas como

154 Lembremos das abordagens "Thinking Humanly" e "Acting Humanly" identificadas por Russell e Norvig sobre a história da IA. O pensar e fazer humano é referência para muitos projetos nesta área.

uma forma simples de teste da hipótese. Uma curva de Bézier cúbica consiste na definição de quatro pontos cartesianos de controle, em que um par indica um vetor de início e o outro par um vetor de fim da curva (SHIRLEY; MARSCHNER, 2009, p. 365-366). Cada vetor, ao possuir um valor, direção e sentido, estabelece a curvatura da linha em sua partida e sua chegada. A Figura 45 demonstra uma curva Bézier cúbica.

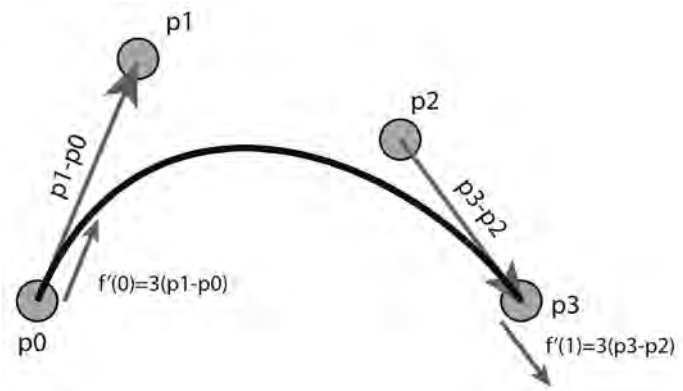


FIGURA 45
Exemplo de curva Bézier cúbica. Os vetores componentes são p1-p0 e p3-p2.

FONTE:
SHIRLEY; MARSCHNER, 2009, p. 366.

A plataforma Processing disponibiliza uma implementação nativa para a curva Bézier cúbica, de modo que basta referenciar os quatro pontos cartesianos que irão defini-la. Toda linha reta do algoritmo de tracejar em *Extentio* já presume dois pontos cartesianos, a origem e o destino. Para incorporar dois novos pontos a cada linha e transformá-las em curva, seria necessário obter estes pontos de forma dinâmica e dentro de limites, de modo a não se criar curvas muito improváveis. Tomamos como limite a própria largura da linha quando reta, ou seja, a distância entre os pontos de origem e destino. Se for larga, a linha pode assumir curvaturas mais acentuadas, e se for curta, as curvaturas deveriam ser sutis. Foi então implementado um algoritmo que cria curvas Bézier[155], em que os pontos de controle determinam vetores com valor proporcional à distância entre a origem e o destino. A direção e o sentido destes vetores seriam definidos aleatoriamente neste primeiro momento do experimento. Dois resultados da aplicação das curvas Bézier cúbicas podem ser encontrados na Figura 46 a seguir. Entre eles, há aplicação de um valor distinto de atenuação da distância entre origem e destino, que se trata de um divisor para o valor desta distância. Ao aumentá-lo, as curvaturas ficaram mais sutis.

155 O código Java desta implementação de curvas Bézier cúbicas pode ser encontrado no apêndice E

FIGURA 46
(acima) Autorretrato com técnica de curvaturas Bézier acentuadas. (abaixo) Autorretrato com curvaturas atenuadas.

FONTE:
Do autor, 2019

De fato, e como dito anteriormente, o desenho humano possui características notáveis que dificilmente são reproduzíveis pelo mais engenhoso mecanismo de simulação de traços. Mas no desenhar com mãos há um certo tipo de conhecimento tácito que se dá entre o observar e a coordenação motora que irá realizar os traços, e há hesitações de naturezas distintas, todos dificilmente padronizáveis. É fácil perceber como os desenhos de Cohen e Tresset não hesitam, são linhas decididas que ora simulam imperfeições, ora as incorporam através de imprecisões do dispositivo físico que as traça. Em *Extentio* optamos por não buscar a linha com característica humana, mas propor uma nova linha, que represente a natureza da máquina enquanto invenção humana, e que proponha novas formas de manifestação do desenho. Utilizar uma simples técnica como curvas Bézier dá ideia da complexidade que o sistema assume quando seus agentes, as canetas, mudam um simples comportamento. Toda simples mudança se acumula de forma exponencial e provoca grandes diferenças. Temos, portanto, mais uma variável interessante para a trama de complexidades e riqueza do desenho. Isto não significa que esta técnica de curvas Bézier passará a ser utilizada em detrimento da técnica original de linhas retas, que também é interessante e reflete outros tipos de intenção.

2.3.4
Avaliar

O terceiro grande objetivo do software *Extentio* envolve avaliar constantemente o desenho sendo feito pelo processo do Traçar, e isto não exclui a possibilidade de também se alterar os produtos do Observar. O ato de avaliar é o ponto de partida para que qualquer tipo de sistema complexo, fisiológico ou técnico, corrija seus desvios em relação aos seus objetivos. Como discutido anteriormente, um julgamento estético dificilmente poderia ser estabelecido pela máquina, então este tipo de julgamento é submetido a uma intenção humana. E é imprescindível dizer que, até o momento, o ciclo da programação criativa já girou inúmeras vezes: a cada imagem produzida, o artista avaliou, aprendeu e alterou o curso do desenvolvimento do software, tendo novas ideias, repensando caminhos, revendo regras e códigos, submetendo o software às suas intenções estéticas particulares. Isto significa que muitas das avaliações estéticas e correções de desvio que o software poderia fazer em tempo real já estão, em certo nível, controladas nos processos do Observar e do Traçar. Veremos que outros tipos de carac-

terísticas estéticas do desenho ainda podem ser julgadas pelo software durante o fazer.

É preciso lembrar que, por ser um sistema complexo com agentes reativos, *Extentio* já possui um sistema de avaliação nas canetas, ainda que simples: cada traço analisa o espaço de desenho a fim de evitar fazer traços sobre pontos já preenchidos, ou "ocupados". Isto configura um nível básico de avaliação do desenho enquanto é realizado. O que propomos a partir de agora são visões da máquina sobre o desenho como um todo, visões macro, e a possibilidade de se extrair informações úteis para julgamento do percurso do desenho e eventuais correções de desvios.

A primeira ideia de avaliação por visão macro envolve a questão "quando um desenho está pronto?" Em desenhos feitos à mão, talvez a resposta à tal pergunta recorra a um critério muito pessoal de satisfação com cada desenho, de perceber detalhes e sutilezas que gostamos, de significar padrões emergentes, de não querer mexer mais em algo que aparenta estar bom. São intuições do artista. Mas como colocar em regras, e programar, esta satisfação com um desenho? Optamos por não recorrer à padrões matemáticos ou a fórmulas de estética[156], e não chegamos a uma solução para este dilema neste momento, restando critérios mais generalizados a serem analisados. Até então, *Extentio* implementa um critério de tempo para interromper os desenhos. Se observado como critério estético para o artista, a escolha de uma duração máxima longa faz com que os desenhos produzidos fiquem sobrecarregados, densos. Se as durações são curtas, os desenhos tendem a ficar incompletos[157]. Tempo é condição pré-determinada, que isenta o artista de fazer escolhas de finalização para cada desenho. Mas para o objetivo do Analisar, seria necessário incorporar alguma intervenção de máquina neste processo de decisão, uma intervenção que agregue imprevisibilidade.

Uma forma de parar um desenho de modo imprevisível seria utilizar a própria Visão Computacional sobre a imagem que se forma, em busca de algum padrão visual que represente um critério de parada,

---

156 Descartamos o uso de regras e fórmulas como proporção áurea, simetrias ou mesmo a medida estética de Birkhoff (Cf. GALANTER apud MCCORMACK; D'INVERNO, 2012, p. 258), que mede o valor estético de uma obra em função de sua ordem e sua complexidade. Embora possa estar em jogo a intuição de que valor estético tenha a ver (não apenas) com complexidade, fórmulas são extremamente reducionistas neste caso, pois diminuiriam a possibilidade de emergência de padrões e tornariam os desenhos mais previsíveis.

157 Pode ficar incompleto, mas isto depende também das limitações no modelo de pontos, no número de canetas instanciadas, suas larguras máximas de traço e valores de raio-densidade. Por exemplo, vimos que um desenho de um minuto com canetas de alto raio-densidade tem seu espaço mais ocupado e figuras formadas, embora com menos intensidade. Ver Figura 43.

e isto abre diversas possibilidades. O exemplo de Patrick Tresset recorre a um processo de subtração entre a imagem de origem e o desenho, de modo que quando essa subtração se aproximar de zero, o desenho pode ser considerado pronto (ver Figura 13). A partir desta referência surge a ideia de buscar algo em comum entre desenho e referência do Observar. Então, recorrendo a técnicas de CV de alto nível, o mesmo algoritmo de detecção do objeto de desenho poderia ser usado sobre a imagem sendo formada, de modo a detectar se o objeto de desenho se formou.

Outra questão que envolve a ideia de análise macro e correção de desvios ao longo do desenhar reside no equilíbrio de contrastes. Alguns desenhos podem apresentar desequilíbrios com a presença de partes muito contrastantes enquanto outras ficam muito suaves. Uma análise geral de contrastes que se aglomeram e formam blocos densos é planejada como um recurso para se realizar correção de equilíbrios de contrastes, de modo que os processos de tracejar das canetas não exagerem nos acúmulos que formam alto contraste. Com CV de baixo nível, é possível fazer este tipo de análise geral de áreas de contraste.

Veremos a seguir algumas abordagens para o Analisar com uso de CV. De maneira geral, buscamos alterações racionais para os parâmetros do tracejar ao longo do desenho, ainda que seja uma alteração que pare o desenho por completo.

Redetecção de objetos de desenho

A ideia de redetecção de objeto de desenho implica em buscar na imagem sendo construída o tipo de objeto sendo desenhado. Diferente da técnica de Patrick Tresset, que busca similaridade entre a imagem de referência e o desenho, aqui buscamos uma noção mais vaga de completude, por pura e simples identificação de um novo objeto, do mesmo tipo do objeto detectado, mantidas as devidas proporções. Se um desenho é de uma face frontal, a redetecção buscará uma face frontal em proporção adequada ao enquadramento, e se a encontrar, o desenho pode ser dado como pronto. Se um desenho é de uma face em perfil ou de um torso, a redetecção se adequa a estes tipos. O algoritmo de redetecção é o mesmo da detecção de objeto utilizado no Observar, com uso de modelos *haar cascade* treinados. Foram feitos experimentos com desenho de faces frontais, em que o algoritmo de redetecção foi executado a cada segundo (aprox. 30 ciclos de tracejar), e em caso de

redetecção, o desenho era terminado. A Figura 47 demonstra alguns exemplos de desenhos parados por redetecção.

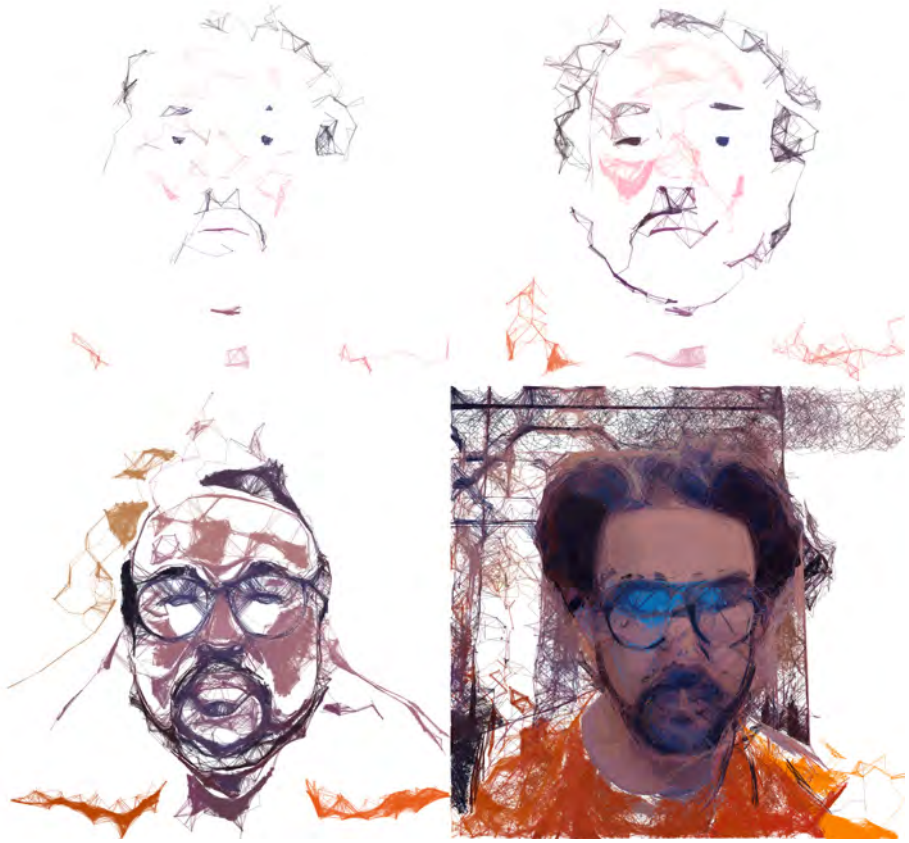


FIGURA 47
Autorretratos finalizados por redetecção de objeto de desenho. Todos feitos sequencialmente, com as mesmas condições de iluminação e do sujeito.

FONTE:
Do autor, 2018

Os resultados variam muito, pois a sequência de traços entre um desenho e outro nunca é a mesma. Em um determinado desenho, é possível que olhos, nariz e boca se definam rapidamente, e isto permite que as *Haar-like features* sejam identificadas facilmente, levando à detecção do objeto e finalização do desenho em um tempo bastante curto. Em outros desenhos, é possível que um olho ou outro elemento necessário para a detecção demore a se formar, e neste caso a detecção também demora a acontecer. Nos experimentos acima fica nítida a variação de tempos, pois nos desenhos mais simples é possível notar manchas representando olhos nariz e boca, enquanto nos mais densos o efeito das concorrências das canetas e sobreposição de linhas muitas vezes desfigura elementos e padrões necessários para a detecção, retardando-a. É curioso notar como o modelo *haar cascade* treinado é capaz de reconhecer rostos em formas bastante abstratas, como simples manchas arredondadas formando olhos, ou linhas quase horizontais formando uma boca. O mecanismo de redetecção de fato imprime uma intervenção de máquina ao processo de análise constan-

te e decisão sobre quando um desenho está pronto, e tal intervenção gera resultados bastante distintos. Uma forma de se controlar melhor essa ampla possibilidade de variação é introduzir contagens de tempo mínimo e máximo para um desenho, e utilizá-los como parâmetros balizadores, para que a redetecção não pare um desenho muito cedo, nem muito tarde. Tal controle também está presente em *Extentio*[158].

Análise geral de contrastes densos

Neste experimento, propomos uma análise constante da imagem sendo produzida. Em determinado instante, é feito um *snapshot*[159] do desenho, que é então convertido em tons de cinza. Esta imagem pode então ser pensada como um mapa de densidades. Sobre ela, um procedimento percorre cada pixel e calcula a média entre os valores de tons de cinza de sua vizinhança, considerada dentro de um limite espacial. Se esta média tender para a cor branca, o pixel será considerado de baixo contraste, mas se tender para a cor preta, será considerado um alto contraste, e sua posição correspondente na matriz de pixels será marcada como "ocupada". O ponto de divisão entre o que pode ser considerado baixo e alto contraste será variável, assim como o tamanho da área de vizinhança consultada para a formação de uma média. Foram feitos alguns experimentos com diferentes configurações de ponto de divisão e área de vizinhança, e resultados podem ser vistos na Figura 48 a seguir.

158 O código do processo de redetecção é o mesmo do apêndice C, mas o momento em que é chamado e os mecanismos alternativos, de tempo mínimo e máximo de desenho, podem ser encontrados na versão completa do código disponível em <https://github.com/svenancio/Extentio>. Acesso em Julho 2019.

159 Em analogia a uma foto instantânea, trata-se de gerar uma imagem que represente determinado instante do processo de desenho.

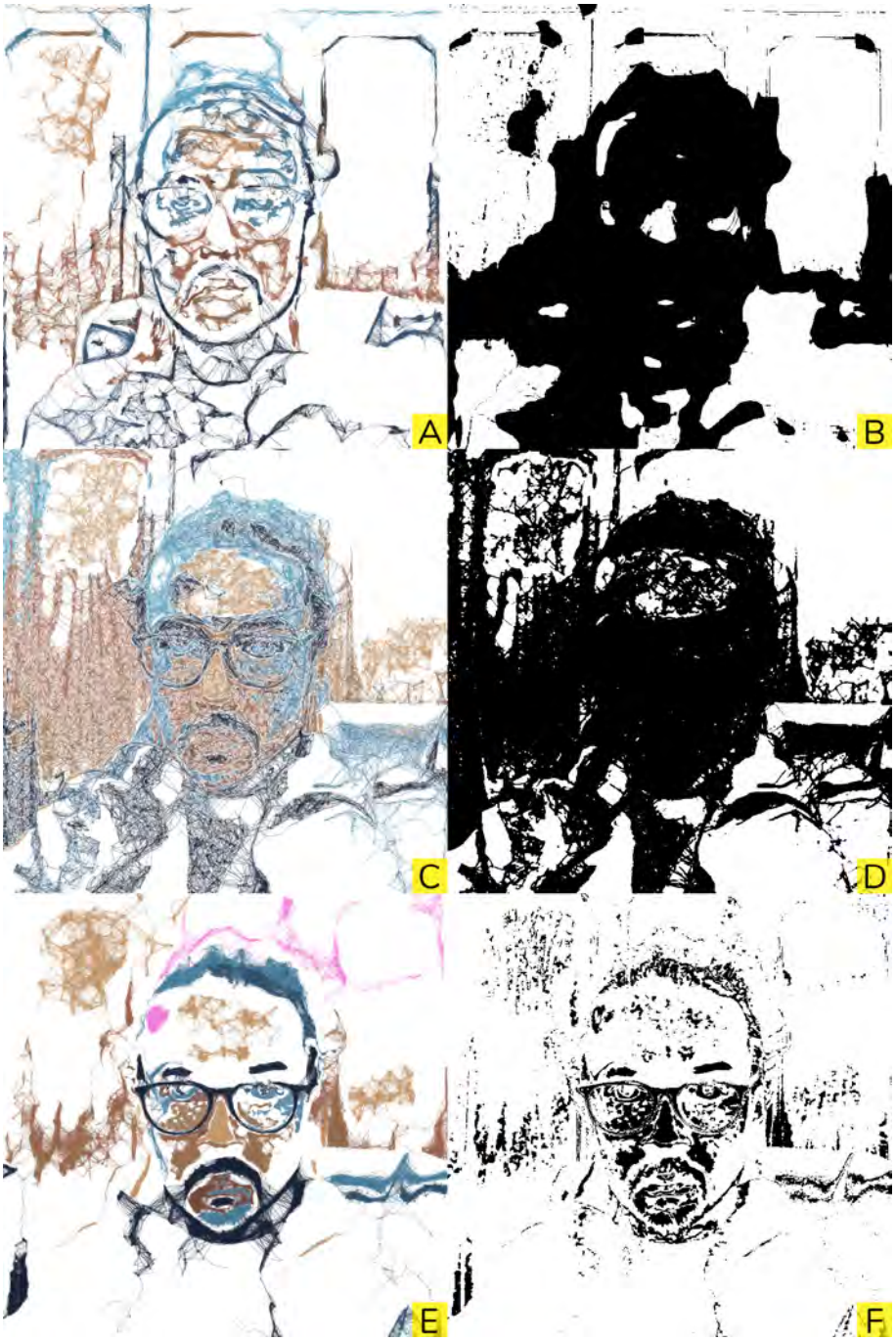


FIGURA 48
(A) Autorretrato feito com ponto de divisão próximo do branco e tamanho de área alto. (B) Mapa de contrastes densos ao final do autorretrato A (1 min.) (C) Autorretrato feito com ponto de divisão próximo do branco e tamanho de área mínimo. (D) Mapa de contrastes densos ao final do autorretrato C (1 min.) (E) Autorretrato feito com ponto de divisão próximo do preto e tamanho de área alto. (F) Mapa de contrastes densos ao final do autorretrato E (1 min.)

FONTE:
Do autor, 2019

Temos uma nova forma de controlar a ocupação de espaços do desenho a partir da análise de tendências: se uma determinada área de pixels estiver com médias de alto contraste, esta tenderá a ser marcada como ocupada em toda a sua extensão, mesmo que as linhas do tracejar não tenham chegado em determinados pontos deste espaço. Isso evita um acúmulo excessivo de traços sobre uma mesma área e conduz as canetas a buscarem outros espaços livres. Quanto aos parâmetros, podemos entender que o ponto de divisão entre baixo e alto contraste é o condutor deste processo: um valor baixo permite contrastes maio-

res e áreas mais concentradas de traços (Fig. 48 E e F), e um valor alto leva o desenho a uma formação de baixo contraste e maior sensação de preenchimento geral, com texturas mais uniformes (Fig. 48 C e D). Sobre o tamanho da área considerada para cálculo das médias de tom de cinza, podemos dizer que, quanto maior essa área, mais chances de pontos de alto contraste se "conectarem" e criarem uma área contínua de ocupação, que bloqueia a ação futura das canetas[160] (Fig. 48 A e B). Visualmente, estas diferentes configurações se refletem em texturas diferenciadas.

Em comparação ao método de controle de densidades de uma caneta, a diferença mais evidente é que o método de análise geral de contrastes densos permite a formação de "manchas de cor" para cores que não ofereçam alto contraste, enquanto o método de uma caneta evita que qualquer cor se acumule a ponto de formar "manchas de cor". Ganha-se, portanto, um nível de controle mais sofisticado para a elaboração do desenho, um mecanismo que previne a formação de áreas com alto contraste, permitindo mais equilíbrio ao desenho[161].

Em termos cibernéticos, a análise geral de contrastes densos é também um agente, porém ele tem atuação diferenciada em relação às canetas, pois considera o desenho como um todo, e não apenas redondezas locais. Além disso, suas ações afetam o ambiente do desenho inteiro, impondo limites às canetas. Abre-se um caminho para possível cibernética de segunda ordem: se este agente que vê o desenho como um todo puder regular os sensores e atuadores de cada caneta de forma independente, para que operem em prol de um objetivo maior de controle de contrastes e densidades, teríamos um agente que exerce autonomia cibernética. Este desenvolvimento ficará para o futuro.

Encerram-se aqui os experimentos dentro dos objetivos do Observar, Traçar e Avaliar, compreendendo os ciclos de execução de desenhos no software *Extentio*. Diversos mecanismos de controle foram criados, o que significa que o software acumulou diversas camadas de complexidade para enriquecimento estético dos desenhos. Veremos a seguir uma proposição final, que lida com tal complexidade e eleva o nível de participação da máquina enquanto propositora no processo criativo.

160 Não se recomenda utilizar valores muito altos, pois a demanda de processamento do computador cresce exponencialmente em relação ao tamanho desta área.

161. O código de análise de contrastes densos pode ser encontrado no apêndice F.

2.3.5
Evoluir

Com base na proposta de Peter Cariani[162], podemos considerar que diversas primitivas foram criadas ao longo deste processo, como o modelo de pontos de origem, os diferentes tipos de objetos de desenho, a forma de enquadramento, a extração de paleta de cores, o método de saturação, o estilo de traço, a largura máxima de traço, e os controles de densidade e contraste. São primitivas não no sentido atômico — cada um desses elementos é construído sobre uma série de outros fatores — mas em um sentido de se configurarem como variáveis que afetam o desenho como um todo. Cada primitiva exerce influência sobre os objetivos de Observar, Traçar, Avaliar, e ao combinarmos primitivas em diferentes estados/valores, modificamos o estilo dos desenhos e nos surpreendemos com resultados imprevistos — descobertas que marcam o percurso experimental. Até então a forma de combinar as primitivas se dá por modificações no código por parte do artista que, dentro de suas tendências e preferências estéticas, irá preferir algumas configurações em detrimento de outras. Mas cada primitiva aqui criada oferece uma grande dimensão de possibilidades por si só, e de certo ainda existem muitas outras possíveis combinações com estas primitivas, que sequer foram imaginadas pelo artista. É preciso explorar mais este amplo espaço de criação, aprender com novas descobertas, e evoluir sobre os critérios que estipulam o valor de um desenho.

O objetivo do Evoluir considera toda e qualquer ação que o software possa realizar de modo a explorar seu espaço de possibilidades ou mesmo expandi-lo. Embora o software *Extentio* evolua naturalmente a partir da ação direta do artista ao modificar regras e códigos, o aspecto computacional deste trabalho pode ser usado para permutações automáticas entre as primitivas existentes, e registro destas combinações. Com técnicas de *Machine Learning*, seria possível fazer com que o software aprenda quais destas combinações resultam em desenhos de valor e quais não, e tome caminhos cada vez mais refinados de combinações. Trata-se da implementação de um processo evolutivo com algoritmo genético, de ciclos de geração, julgamento, aprendizado e melhoria. Ainda, ao utilizar técnicas como classificação e regressão em Aprendizado Estatístico, é possível estabelecer predições para áreas inexploradas, o que guiaria o software a seguir por caminhos cuja tendência indique maiores recompensas estéticas.

162 Como descrita na seção 1.3.3 deste documento.

É preciso dizer que algumas primitivas adquiridas pelo software são, por si só, um amplo espaço de experimentação com ML. Por exemplo, os modelos *haar cascade* para detecção de objetos podem ser treinados para a detecção de novos e diferentes assuntos. Cabe ao artista eleger novos tipos de objetos de desenho e treinar modelos para que *Extentio* consiga detectá-los, não só durante o Observar, mas também no Avaliar. É interessante dizer que os modelos do Observar são treinados a partir de fotografias do mundo real, obtidas por câmeras digitais. Mas os modelos do Avaliar são particulares, e seriam melhores se treinados a partir dos próprios desenhos produzidos.

Uma vez que o objetivo do Evoluir envolve um percurso muito grande de estudo e experimentações, de estabelecimento de dinâmicas de aprendizado, e de tempo de treinamento e refinamento, seu desenvolvimento prático não foi considerado durante a pesquisa. Porém apresentaremos aqui a ideia inicial para um procedimento evolutivo que visa exploração combinatória do espaço de possibilidades de geração de desenhos no software *Extentio*.

Sistema genético interativo de evolução de artística

Um processo típico de *Machine Learning* envolve a composição de um conjunto de dados, seu tratamento e separação entre grupo de treinamento e grupo de teste[163]. Para compor este *dataset*, é necessário pensar no problema que este processo irá resolver, e que tipos de resposta o modelo treinado irá responder. Suponhamos neste caso que queremos apenas ensinar ao modelo a responder se determinado desenho é adequado ou não, em referência aos experimentos realizados nos exemplo das GAN e CAN[164]. Obviamente este modelo treinado servirá apenas aos propósitos do artista, pois a pretensão aqui é representar um julgamento subjetivo. Entendemos deste objetivo que o modelo deve ser capaz de classificar uma amostra de dados com o rótulo de "elegível" ou "não elegível". Para treinar este modelo, será necessário um processo de aprendizado supervisionado, em que o *dataset* deverá conter registros pré-rotulados com respostas positivas e negativas.

163 Há também o grupo de dados para validação, atribuído a uma etapa de regulagem fina do modelo antes de ser testado. Mas para fins didáticos, resumiremos as etapas a treinamento e teste. Para informações completas, Cf. GOODFELLOW; BENGIO, 2016.

164 Conforme exemplos descritos na seção 1.2.5.

No caso do software *Extentio*, podemos utilizar para o *dataset* não as imagens, mas os diversos parâmetros que regulam os procedimentos do Observar, do Traçar e do Avaliar. Uma combinação entre valores destes parâmetros é capaz de produzir desenhos dentro do que chamaremos de "estilo". Cada estilo é, portanto, uma configuração particular entre as diferentes variáveis que compõem o espaço de possibilidades em *Extentio*. E cada estilo deve ser rotulado como produtor de desenhos que serão "elegíveis" ou "não elegíveis" na visão do artista. Um exemplo de *dataset* pode ser representado como na Tabela 2 a seguir.

Parâmetro	Estilo 1	Estilo 2	Estilo 3	Estilo 4	...
Quantidade de canetas	20	10	15	40	
Largura máxima de traço	40	30	30	40	
Raio-densidade	1	3	2	4	
Tipo de linha	reta	bézier	bézier	reta	
Espessura de linha	1	3	1	2	
Quantidade de cores de paleta	10	5	2	10	
Tempo mínimo de desenho	300	1800	1800	600	
Tempo máximo de desenho	1800	9000	9000	1800	
Tipo de extração de paleta	histog.	k-means	corte	histog.	
Tipo de saturação de paleta	nenhuma	simples	exper.	simples	
Ponto de divisão entre baixo e alto contraste	80	150	150	105	
Área de comparação de contraste	1	2	3	10	
Julgamento dos desenhos produzidos	**Elegíveis**	**Não Elegíveis**	**Elegíveis**	**Não Elegíveis**	

TABELA 2
Exemplo de *dataset* para treinamento no sistema genético interativo de evolução artística

FONTE:
Do autor, 2019

O Sistema Genético Interativo de Evolução Artística foi pensado para atuar como um sistema de exploração de espaço criativo e de treinamento de modelos para gerar desenhos adequados ao critério do artista. Baseado em um algoritmo genético interativo[165], o sistema irá inicialmente gerar estilos de forma aleatória e ampla, e registrá-los no *dataset* sem qualquer rótulo. O artista terá à sua disposição uma interface para julgar obras produzidas por cada um destes estilos, e finalmente rotular cada estilo de desenho como de "elegível" ou "não elegível". Após os julgamentos, o sistema entra em modo de aprendizado, absorvendo quais valores de parâmetros representaram desenhos "elegíveis", e quais representaram desenhos "não elegíveis". Inicia-se a próxima geração de estilos, mas ao invés de ser totalmente aleatória, ela terá o viés do desenho "elegível": o sistema terá agora alguma capacidade de gerar estilos de desenhos adequados ao que ele aprendeu com o julgamento da geração anterior. O artista irá julgar novamente, e este ciclo se repete, de modo que o sistema evolua dentro de um refinamento do que pode ser considerado boa arte pelo artista.

Para inferir automaticamente sobre os dados e estabelecer viés para as próximas gerações, é necessário pensar em algoritmos de aprendizado que tenham a capacidade de predizer quais caminhos devem ser seguidos nas próximas gerações. Há dois caminhos a se seguir: o caminho da tendência aos bons desenhos, e o caminho da exploração curiosa. Uma simplificação desta ideia pode ser observada na Figura 49 a seguir.

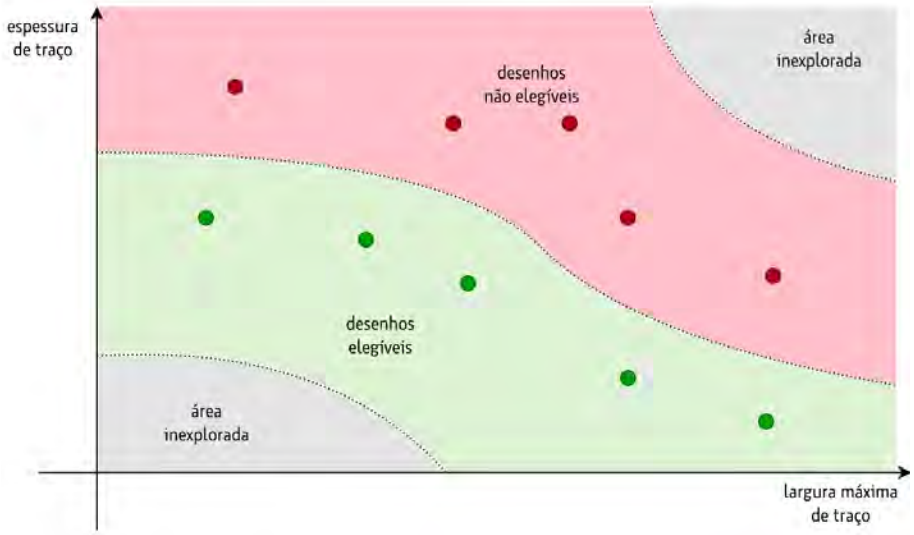


FIGURA 49
Gráfico de espaço de possibilidades, considerando apenas dois parâmetros de desenho. Cada marcação circular representa um estilo gerado pelo sistema, e classificado pelo artista como "elegível" ou "não elegível". As áreas que delimitam tais categorias são inferidas pelo algoritmo de aprendizado, e as áreas inexploradas representam combinações distantes, ainda não testadas.

FONTE:
Do autor, 2019.

165 Trata-se de um processo genético no qual o critério de *fitness* e os julgamentos são realizados pelo observador externo, de forma interativa. O sistema pode evoluir se o critério de *fitness* se mantiver ao longo das gerações. Cf. GALANTER apud MCCORMACK; D'INVERNO, 2012, p. 263-264.

Nesta situação hipotética e limitada, um desenho "elegível" seria feito com traços curtos e pouco espessos, ou com traços largos mas muito finos. Desenhos "não elegíveis" envolveriam traços grossos em geral, piorando quando muito largos. Mas ao observarmos as áreas inexploradas, é possível que um traço muito largo e muito espesso seja ainda classificado "elegível", ou que um traço muito curto e muito fino produza desenhos "não elegíveis": as áreas inexploradas são estabelecidas pela distância que possuem em relação à estilos já rotulados. Assim, cada nova geração do sistema genético interativo irá explorar mais as áreas de "bons desenhos" e as áreas inexploradas. Implementa-se a "curiosidade" a partir do momento que se estabelecem áreas inexploradas, que serão tratadas como desejáveis para a experimentação de novos estilos. E a partir do momento que consideramos cada primitiva de *Extentio* como uma dimensão do espaço de possibilidades, temos um amplo e complexo espaço a ser explorado e demarcado.

O algoritmo de aprendizado é responsável por inferir as regiões que delimitam as classificações. Há várias abordagens para tal inferência, e aqui propomos o uso de um software para automatizar este processo, como *Wekinator*[166], uma interface que permite: a especificação dos parâmetros do *dataset*; a seleção de um algoritmo de aprendizado específico para modelos de classificação, regressão e DTW[167]; e a especificação dos parâmetros esperados como resposta dos modelos. *Wekinator* executa as fases de treinamento, teste e predição em ML, construindo o *dataset* rotulado, e facilitando a experimentação, pois não requer programação específica de algoritmos de ML.

Diferente das GAN e das CAN, o processo generativo presente neste sistema envolve primeiramente o julgamento do artista ao invés de um sistema discriminador. Uma vez que o *dataset* de treinamento não é formado de antemão para diferenciar o que seria arte ou não, ou para classificar um estilo artístico, o sistema genético interativo visa a exploração e o oferecimento ao artista de novos estilos que podem gerar bons desenhos. Ao final do processo genético, o artista terá à sua disposição um modelo que pode configurar o software *Extentio* para produzir melhores desenhos dentro de seu critério. Futuramente, uma

166 Criado por Rebecca Fiebrink em 2009, *Wekinator* é um software livre que se propõe a permitir que qualquer pessoa utilize *Machine Learning* para construir novas formas de interação, como instrumentos musicais, controle de jogos por gestos, e projetos com visão e audição computacional. Disponível em <http://www.wekinator.org/>. Acesso em junho, 2019.

167 *Dynamic Time Warping* (DTW) é um algoritmo que captura mudanças nos parâmetros de *input* ao longo do tempo, e classifica não apenas os valores, mas a variação em si. Com isto é possível, por exemplo, treinar o modelo para reconhecer e classificar gestos de uma mão ou falas ao longo do tempo.

GAN poderia ser estabelecida a partir das melhores obras produzidas por *Extentio*, e após ser treinada, ela seria capaz de gerar novas obras sem depender dos processos de Observar, Traçar e Avaliar — *Extentio* poderia desenhar a partir de um "imaginário" formado por suas próprias obras.

Espera-se com esta proposta de sistema genético interativo que o artista tenha à disposição um software que o auxilie na busca por novas formas de se desenhar, e que desempenhe um papel de exploração e experimentalismo que dificilmente seria alcançado pelo artista por si só. As tecnologias de ML e as abordagens generativas se colocam como caminhos de muita recompensa estética, em processos que a máquina opera de forma cada vez mais propositiva.

2.4 Obras produzidas

O software *Extentio*, por suas inúmeras capacidades representadas em tecnologias de visão computacional, algoritmos generativos e *Machine Learning*, permite outros desdobramentos artísticos, além dos desenhos já apresentados até então. Apresentamos algumas obras e projetos nos quais as potencialidades do software foram aplicadas em contextos diferenciados, elucidando ainda mais a importância do artista como alguém que revela potenciais poéticos nas tecnologias, enquanto propõe explorações e novas experiências estéticas.

Retratos e Autorretratos

Uma vez que a grande maioria das experimentações e desenvolvimentos com o software *Extentio* envolveu o tema do retrato, manifestamos aqui a visão do artista sobre o desenho de retratos, conjugada ao seu papel como observador e significante das produções e proposições da máquina, e à sua atuação como cientista da computação que altera regras e códigos, sob os modos de pensamento do desenho. Chamar de autorretrato uma produção desta máquina indica que o artista reivindica autoria sobre o desenho, pelo entendimento de que a máquina nada criou, apenas operou dentre de limites amplos estabelecidos pelo artista. O código manifesta o pensamento do desenho, e sua tradução para uma linguagem determinística, imperativa e condicional. Foram

inúmeras as imagens produzidas ao longo do processo, e muitas delas se destacaram na visão do artista por qualidades visuais descobertas e reforçadas. As imagens a seguir representam algumas das mais interessantes obras produzidas ao longo desta pesquisa.

FIGURA 50
"Retrato 146_d78". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Sem extração de paleta de cores. Modelo de face perfil. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

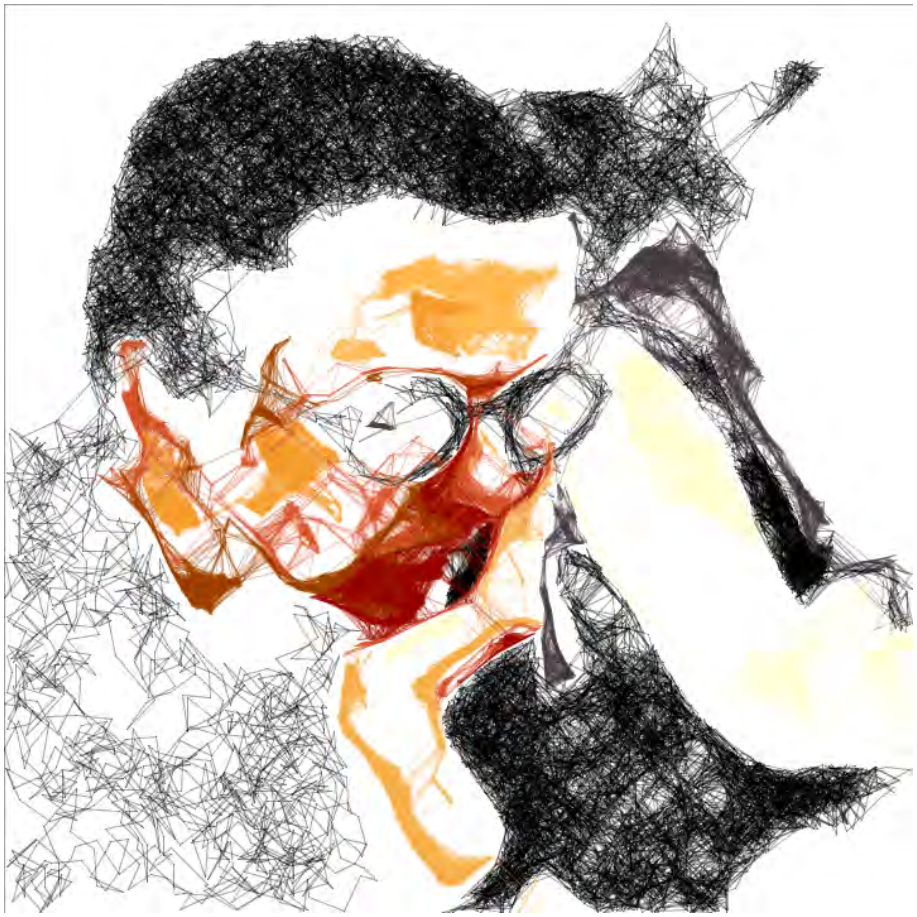


FIGURA 51
"Retrato 146_d35". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Sem extração de paleta de cores. Modelo de face perfil. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

FIGURA 52
"Retrato 146_d53". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Sem extração de paleta de cores. Modelo de face perfil. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

FIGURA 53
"Retrato 146_d90". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Sem extração de paleta de cores. Modelo de face perfil. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

FIGURA 54
"Retrato 952_d14". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Sem extração de paleta de cores. Modelo de face perfil. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

FIGURA 55
"Retrato 2249_d2". 22 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Paleta de cores por histograma simples, sem saturação. Modelo de face frontal. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Finalizado por redetecção de objeto. Imagem digital. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

FIGURA 56
"Retrato 1219_d0". 15 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Paleta de cores por histograma simples, saturação simples. Modelo de face frontal. Raio-densidade dinâmico. Sem análise de contrastes. Finalizado por redetecção de objeto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 57
"Retrato 2142_d2". 15 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço uniforme. Paleta de cores por histograma simples, sem saturação. Modelo de face frontal. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Finalizado por redetecção de objeto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 58
"Retrato 2356_d0". 15 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço dinâmica. Paleta de cores por histograma simples, saturação simples. Modelo de face frontal. Raio-densidade dinâmico. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 59
"Retrato 1134_d14". 15 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço dinâmica. Paleta de cores por histograma simples, saturação experimental. Modelo de face frontal. Raio-densidade mínimo. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 60
"Retrato 1319_d0". 24 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço dinâmica. Paleta de cores por histograma simples, saturação experimental. Modelo de torso. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

FIGURA 61
"Retrato 1541_d4". 24 canetas de linha reta, espessura 1, largura de traço dinâmica. Paleta de cores por histograma simples, saturação experimental. Modelo de torso. Raio-densidade não definido. Sem análise de contrastes. Feito em 1 minuto. Imagem digital. 2019.

FONTE:
Do autor, 2019

Todos estes retratos são arquivados em formato vetorial, o que permite escalabilidade. Com isto, foi possível imprimir diversos deles em tamanhos diferenciados, preservando resolução da imagem e definição dos traços. O próprio movimento de impressão, de conversão de um meio digital para um meio físico, traz à tona diversas questões formais sobre a imagem. Tanto o meio digital quanto o impresso constituem formas de explorar a articulação entre a visão humana e a mídia técnica, e apresentar os desenhos em ambos os meios demandam relações diferentes entre a percepção humana e a construção técnica das imagens. Os desenhos, quando impressos em formatos grandes, chamam a atenção para detalhes dificilmente percebidos em monitores LED, e criam uma dinâmica diferenciada conforme a aproximação física do observador: as imagens parecem se desintegrar em um grande emaranhado de linhas precisas e semitransparentes, nitidamente feitas por máquina, mas que, quando se sobrepõem, estabelecem formas desfocadas, criando uma sensação de grande instabilidade e volatilidade. A imagem passa a ganhar outros significados a partir dos movimentos de aproximação e afastamento do observador[168].

168 Não é possível demonstrar esta dinâmica neste documento, devido à limitações de espaço neste documento impresso.

Sala dos Milagres

A instalação "Sala dos Milagres" foi concebida dentro de um projeto de pesquisa intitulado "Ex-Votos", desenvolvido pelo coletivo COM.6, formado por Agda Carvalho (UAM e UNESP), Clayton Policarpo (PUC-SP e USP), Daniel Malva (UNESP), Edilson Ferri (Faculdade Impacta e UNESP), Miguel Alonso (UNESP) e Sergio Venancio (USP). A obra se configura como uma instalação multimídia que busca desvelar aproximações entre elementos da cultura popular e o comportamento nas redes digitais para explorar sincretismos possíveis, que não operem a partir de dicotomias excludentes ou moldes hierarquicamente pré-estabelecidos.

A partir de uma pesquisa sobre a prática dos ex-votos, ritual que mescla crença religiosa à materialidade de objetos doados por fiéis, são propostas aproximações com as ações cotidianas que emergem com a evolução das redes digitais de comunicação e compartilhamento. O sincretismo de um modelo de saber ancestral é expandido para os novos moldes de sociabilidade, nos quais já não há como classificar qualquer conhecimento como puro ou superior aos demais. Diluem-se as fronteiras antes impostas em prol de um processo de hibridação contínuo, e não há mais sentido em segmentar propriedades da realidade: real/virtual, físico/digital, fé/ciência, tecnologia/cultura, são elementos que se cruzam e não se anulam na contemporaneidade. Conectados, nos mostramos dispostos a ceder nossas informações e imagens com a promessa de integrar um todo comum.[169]

A instalação proposta se assemelha a uma capela, com um oratório e um objeto escultórico em formato de cabeça (ex-voto) posicionados em uma pequena sala. A interação se dá em três momentos:

1. ao se aproximar de um oratório exposto no ambiente expositivo, o interator é convidado a se ajoelhar sobre um genuflexório, e a se posicionar diante de um altar iluminado com LEDs, de forma a "doar" seu retrato, que será capturado por câmera digital conectada a algoritmos de detecção facial, enquadramento e mascaramento;

2. a imagem capturada passa a ser projetada sobre um objeto escultórico em formato de cabeça, que remete a um ex-voto. A

169 Cf. CARVALHO et al., 2018.

projeção concretiza a primeira etapa da alusão às ofertas realizadas na prática religiosa. Todas as fotografias capturadas se acumulam e se projetam de forma alternada sobre o objeto-cabeça;

3. Essas projeções no objeto escultórico são captadas continuamente por uma outra câmera através do software Extentio, que busca sintetizar uma nova face, sobrepondo todas as imagens doadas no decorrer da exposição em um desenho projetado na parede da instalação. Trata-se da geração do "milagre".

A Figura 62 a seguir demonstra a instalação como montada para exposição EmMeio#10, no Museu Nacional de Brasília - DF, por ocasião do 17º Encontro Internacional de Arte e Tecnologia[170] em outubro de 2018.

FIGURA 62
Instalação Multimídia "Sala dos Milagres" - Exposição EmMeio#10, integrando o #17.ART, Museu Nacional da República, Brasília, 2018. (fotografia de Clayton Policarpo)

FONTE:
Do autor, 2018

170 Ver <https://art.medialab.ufg.br/p/24132-17o-encontro-internacional-de-arte-e-tecnologia--17-art>. Acesso em Junho 2019.

O uso do software *Extentio* nesta instalação tem o propósito de síntese de uma nova face, a ser formada a partir da interpretação das diversas projeções sobre o objeto escultórico em formato de cabeça. Para esta montagem, *Extentio* é utilizada em modo vídeo, sem o uso de detecção facial[171], com câmera em posição fixa apontando para o objeto escultórico, também fixo. Neste modo, a referência de cores muda o tempo todo, e o algoritmo do tracejar busca cores próximas conforme o instante do vídeo. As canetas definem raio-densidade nulo, para que possam operar da forma mais densa possível. Também são desativados os processos do Analisar, de redetecção de objeto e de análise de contrastes densos, para que o desenho seja finalizado após uma duração longa. Um resultado de uma síntese pode ser visto na Figura 63.

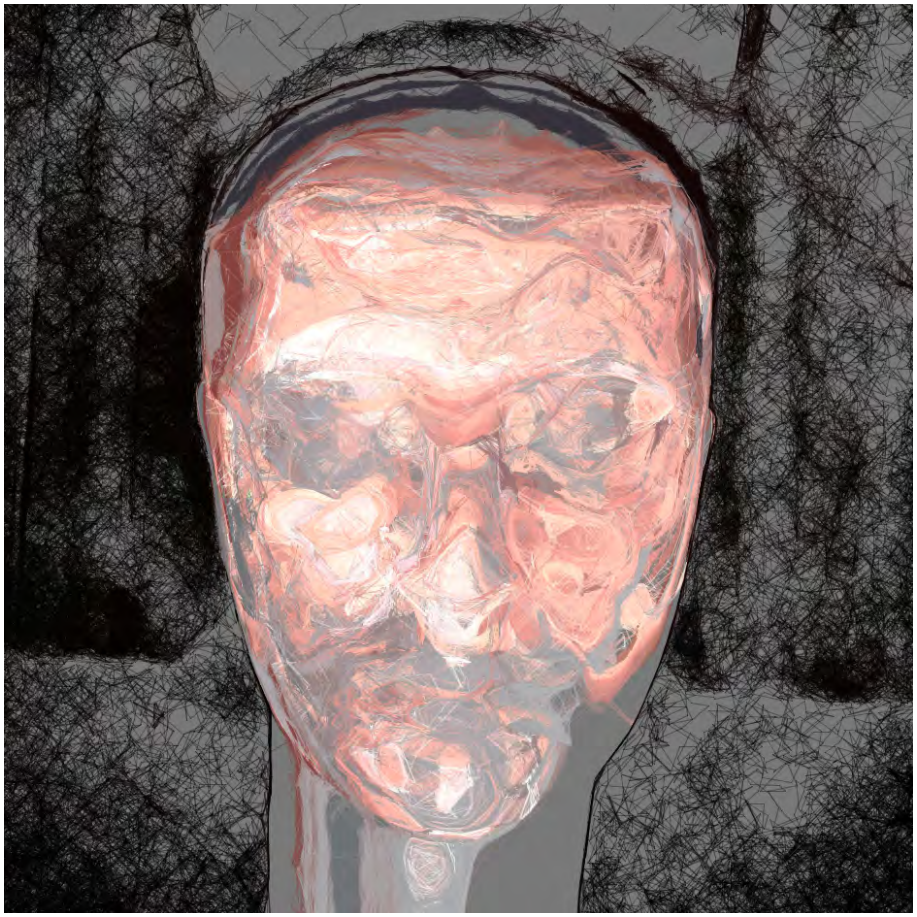


FIGURA 63
Exemplo de face sintetizada em "Sala dos Milagres". Desenho de 5 minutos, com fonte de vídeo, Acervo dos autores. 2018.

FONTE:
Do autor, 2018

As produções de *Extentio* exibem qualidades muito interessantes quando seus parâmetros são modificados. A imagem acima representa um desenho mais longo, repleto de acúmulos, cruzamentos que se adensam e manchas de cor. Emergem padrões de pinturas expressivas que demandam uma leitura renovada, que não pode ser basea-

171 O módulo de detecção facial é utilizado na primeira etapa da obra, para captura de foto do rosto do interator, enquadramento e aplicação de máscara.

da em termos de pinceladas e gestos, mas nas capacidades computacionais de síntese. No contexto da "Sala dos Milagres", a nova face, o "milagre" que vem da doação de dados pessoais, é uma massa quase desfigurada, sem identidade.

Entre Nós

"Entre Nós" é uma proposta de instalação que requer a interação de duas pessoas: elas devem se sentar uma de frente para a outra e olharem uma nos olhos da outra. Duas câmeras captam essa interação a partir de um algoritmo de detecção e rastreamento de faces e olhos. Se houver duas faces detectadas ao mesmo tempo, o software *Extentio* é ativado para que inicie um desenho a partir de ambas as faces. O desenho, projetado sobre parede, é feito a partir de fonte alternada entre as duas capturas, de modo que incorpore características de ambos os rostos. Feito em tempo real com muitas canetas de raio-densidade mínimo, os desenhos tenderão a construções pictóricas, amálgamas das duas faces que interagem. As pessoas serão convidadas a permanecerem o máximo que puderem na posição de "olhar nos olhos", e quando saírem de suas posições, o desenho será finalizado e um efeito de desintegração entrará em curso para limpar a tela e permitir que um novo desenho seja feito. A Figura 64 a seguir ilustra uma possível montagem para a instalação.

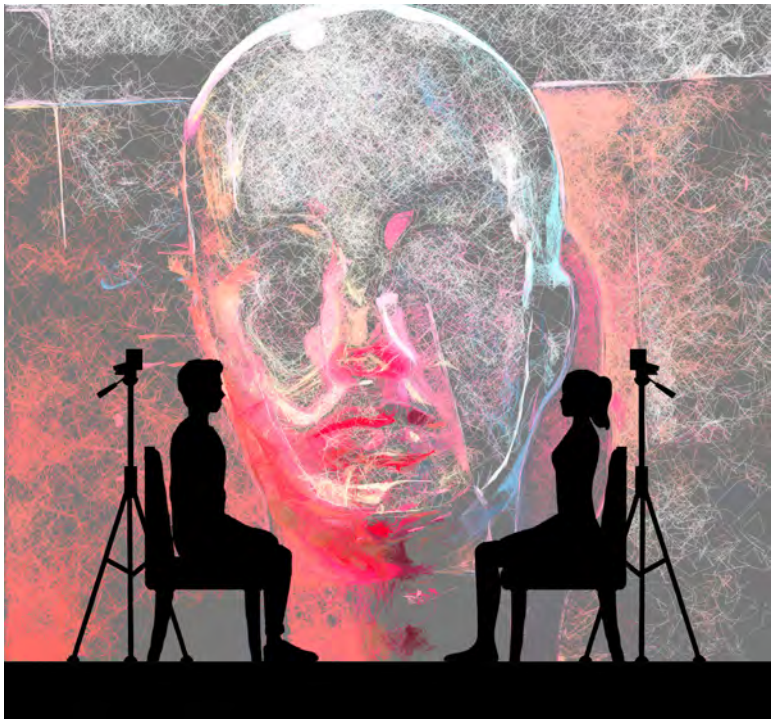


FIGURA 64
Simulação de montagem da instalação "Entre Nós". Imagem ilustrativa.

FONTE:
Do autor, 2019

Esta instalação busca uma interação que depende de duas pessoas e um gesto aparentemente simples de olhar nos olhos de alguém, talvez mais raro e constrangedor nos tempos atuais, em que olhamos muito mais para baixo, para telas de nossos telefones e vemos o outro de um ponto de vista remoto, secreto. Uma inspiração vem da performance "A artista está presente" (2010) de Marina Abramović, na qual a artista diariamente se sentou silenciosa no espaço expositivo, diante de uma mesa com uma cadeira vazia no lado oposto, enquanto o público se revezava para ocupar este outro lugar e encarar a artista nos olhos pelo tempo desejado[172]. O que decorreu foram filas e filas de pessoas esperando a oportunidade de ter esta experiência de olhar nos olhos de alguém, algo que poderia ser natural entre quaisquer humanos e fora do espaço expositivo. Olhar enquanto se é olhado implica em uma situação de equilíbrio de forças e de demonstração de vulnerabilidades, mas também um processo de criação de confiança.

"Entre Nós" propõe um olhar que constrói a partir da confiança, um olhar que vê o outro sem barreiras tecnológicas. A face híbrida que se sintetiza é um símbolo desta confiança estabelecida durante a interação. Ao nos reconectarmos pelo olhar demorado, mediamos um ideal de construção tecnológica que não separa e dissolve relações humanas, mas as potencializa. As imagens produzidas pela instalação ficarão disponíveis posteriormente no site do artista, com referências de local e data, e poderão ser compartilhadas com os participantes. Até o final desta pesquisa, a obra ainda não havia sido exposta, portanto não há registros e análises conclusivas sobre a experiência proposta.

Caderno de Desenhos de uma Mente Nômade

O "Caderno de Desenhos de uma Mente Nômade" é uma Inteligência Artificial que percorre obsessivamente webcâmeras públicas e privadas pelo mundo, procurando temas e fazendo desenhos de observação das cenas do cotidiano a partir do ponto de vista da vigilância. Ao estender uma intenção artística de percorrer lugares e registrar visões pessoais do mundo através de desenhos, este projeto faz uso de recursos de internet e IA para potencializar tal intenção criativa.

O software do "caderno", desdobramento de *Extentio*, fará uso

172. Cf. MOMA. The Artist is Present. [2010?] Disponível em < https://www.moma.org/learn/moma_learning/marina-abramovic-marina-abramovic-the-artist-is-present-2010/>. Acesso em junho 2019.

de uma lista de endereços IP de câmeras não seguras[173] e *web crawlers*[174] para extração de imagens de câmeras públicas a partir de sites (como as disponíveis no site earthcam.com). Será desenvolvida uma rotina que consulta várias câmeras em diferentes momentos do dia e recolhe imagens estáticas destas câmeras. Sobre cada imagem coletada, entra em execução a rotina do software *Extentio*, que irá buscas diferentes objetos de desenho, e caso encontre algo, um ou mais desenhos serão realizados. Os objetos serão faces, pessoas, animais, plantas, veículos, casas, edifícios, objetos fixos, paisagens — serão utilizadas técnicas de *Machine Learning* e Visão Computacional para treinar modelos capazes de detectar estes diferentes tipos de objetos[175].

Webcâmeras na internet provêem uma grande variedade de localizações e cenários, oferecendo-nos a habilidade de observar o tempo presente a partir de muitos ângulos, sem a necessidade de deslocarmo-nos. Por tudo o que atestamos nas notícias que circulam o tempo todo na mídia e na internet, podemos ter a sensação que o mundo está em constante caos, e criamos a expectativa que estas câmeras, públicas ou privadas, exibam eventos diferentes e interessantes ininterruptamente. Mas o que acontece na verdade é que nada acontece na maior parte do tempo. As câmeras mostram rotinas, mas também ausências, espaços vazios e objetos imóveis — exemplos de cenas podem ser vistos na Figura 65.

173. Câmeras não seguras são câmeras de acesso remoto, porém configuradas sem senha ou com senha padrão de fábrica. Há sistemas que encontram tais câmeras e as disponibilizam publicamente, como o site insecam.org

174 *Web Crawlers* são rotinas que acessam páginas HTML automaticamente e percorrem seu conteúdo em busca de algum padrão específico para leitura. A linguagem HTML, por fazer uso de *tags* (e.g. <article>, <title>, <table>, <img>) que especificam seus elementos, permite leituras padronizadas.

175 Não necessariamente usaremos a técnica Viola-Jones e os modelos *haar cascade*. Um dos intuitos deste trabalho é pesquisar outros tipos de tecnologia que viabilizem este objetivo, como as redes neurais..

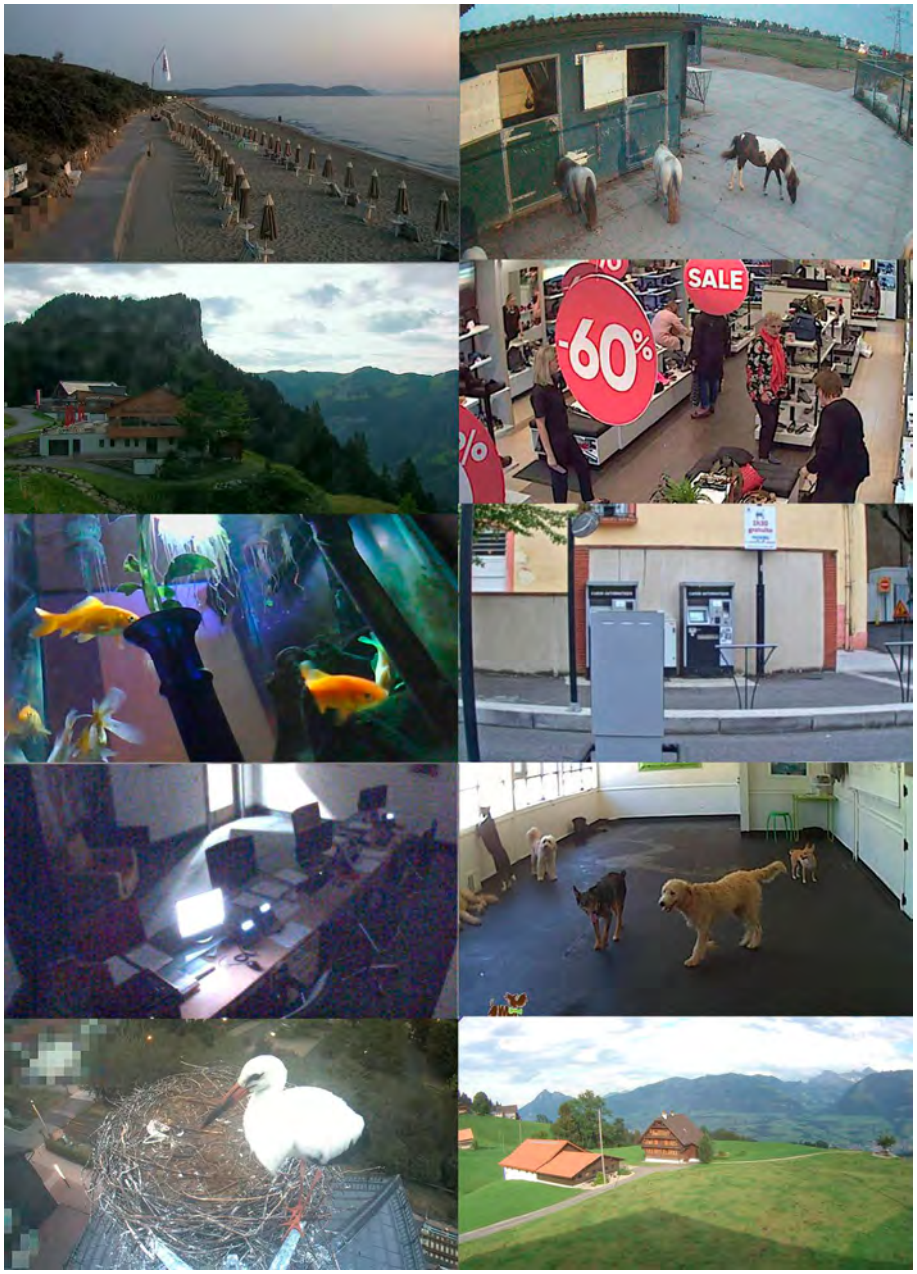


FIGURA 65
Cenas de diversas partes do mundo, capturadas a partir de webcâmeras públicas e privadas.

FONTE:
Cenas obtidas em <http://www.insecam.org>. Acesso em junho 2019

Imersos em uma mentalidade de redes sociais, na qual o gesto de arrastar uma tela *touch* para cima implica em informações renovadas, criamos expectativas de que as coisas aconteçam o tempo todo, mas estas câmeras revelam uma dimensão do mundo quase perdida, a dimensão das coisas lentas e do tédio. A visão artística é então capaz de tirar proveito de tais contextos e perceber temas poéticos neles. Desenhar é uma possível forma de olhar com intenções dinâmicas e interessantes para estas cenas e extrair arte.

"Caderno de Desenhos de uma Mente Nômade" evidencia uma visão híbrida de qualidades voyeurísticas e introspectivas, de seleção

e classificação poética[176], utilizando Visão Computacional e *Machine Learning* como meios de lidar com obsessões artísticas. As câmeras alimentam um desejo de onisciência e onipresença, uma visão que extrai poesia de cenas banais. Todos os desenhos feitos automaticamente serão disponibilizados primeiro ao artista, que irá julgá-los, ajustará o software, e selecionará imagens para publicação em um website ou espaço expositivo. Todo desenho conterá referências sobre o local e horário em que foi realizado. O "caderno" propõe uma forma diferente de se fazer arte, que não requer a presença e a ação constante do artista, mas requer sua visão e julgamento. Isto cria tensões para um processo artístico clássico, colocando a prática do desenho como atividade mental, apartada de uma habilidade manual. O artista é responsável por selecionar tipos de temas e treinar a IA, enquanto julga suas produções e ajusta o curso da tecnologia, construindo uma espécie de sociedade entre humano e máquina.

O percurso de desenvolvimento do "Caderno de Desenhos de uma Mente Nômade" envolve as seguintes etapas:

1. Reunir e organizar webcâmeras on-line com seus endereços eletrônicos, e classificar o tipo de imagem que produzem. Criar uma rotina para obtenção de imagens de cada câmera, registrando local e horário. Isto irá formar um banco de imagens, que será analisado e utilizado para treinamento dos modelos de detecção de temas de desenho;

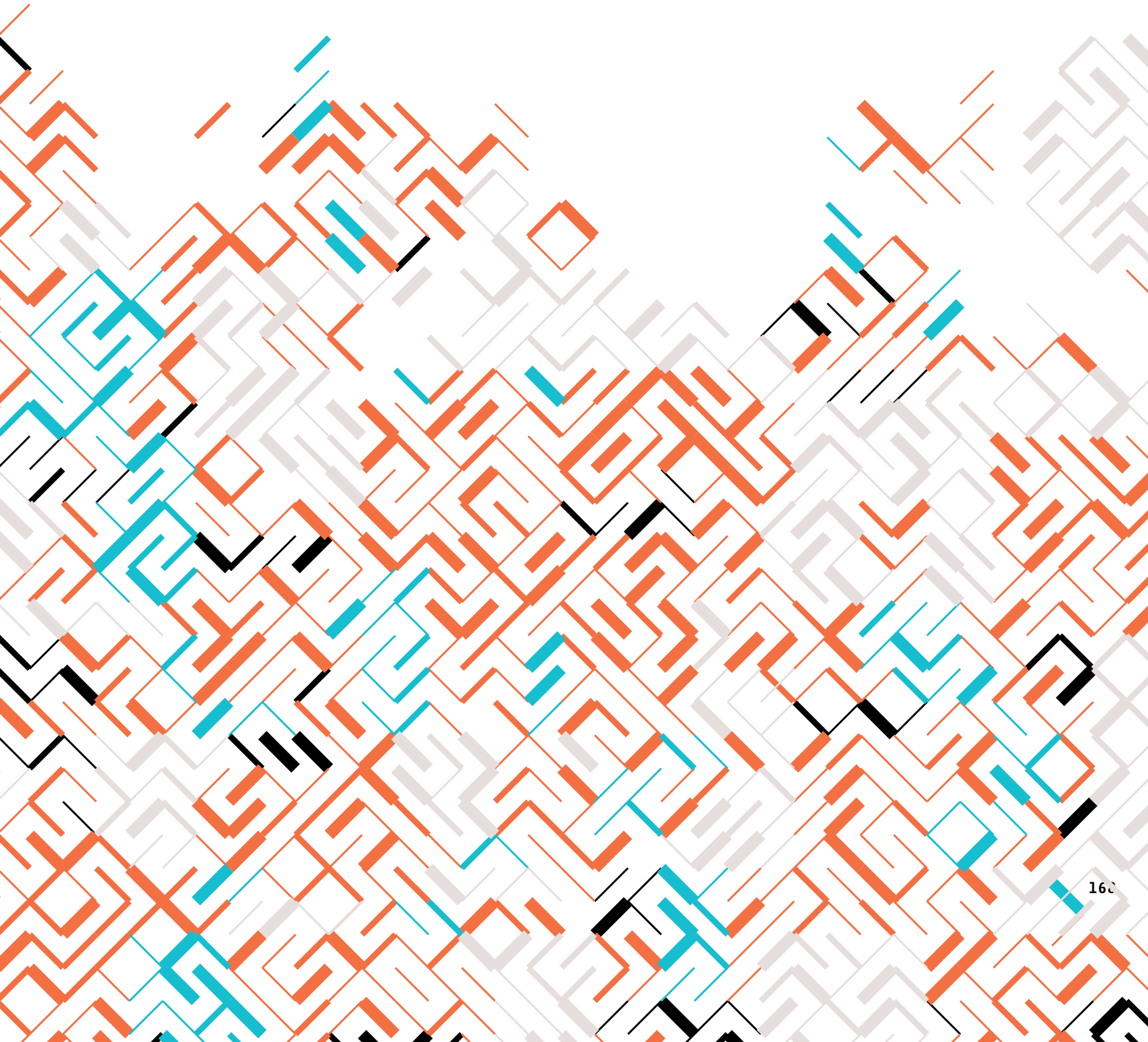
2. Formação de um *dataset* para treinamento e teste de modelos de detecção. Os modelos envolvem pessoas, faces, algumas espécies de animais e plantas, e alguns tipos de objetos e paisagens. É possível que muitas das imagens recolhidas não ofereçam nenhum destes objetos de interesse, e neste caso elas podem ser usadas como exemplos negativos no processo de treinamento;

3. Adaptar o software *Extentio* a uma rotina de análise de imagens coletadas a partir das diferentes webcâmeras, que faz uso dos modelos treinados para detectar objetos de desenho. À medida que encontrar objetos, desenhos serão realizados e armazenados para posterior análise do artista;

176 Uma referência para este trabalho é o projeto "Agoraphobic Traveller" da artista britânica Jacqui Kenny, diagnosticada com agorafobia, e que percorre o mundo através da plataforma Google Streetview e registra fotos de cenas muito particulares, envolvendo paisagens, casas, pessoas. Disponível em <https://www.theagoraphobictraveller.com/>. Acesso em Junho de 2019.

4. O artista também se submeterá a uma rotina de avaliar os desenhos produzidos e selecionar alguns para publicação em website do projeto.

Até o final desta pesquisa, a obra ainda não havia sido produzida e exposta, portanto, não há registros e análises conclusivas sobre a experiência proposta.



CONSIDERAÇÕES FINAIS

Não é novidade a ideia de um artista que cria regras e uma máquina que gera a arte – a ideia central do processo artístico que desenvolve *Extentio* se trata de uma prática comum na arte contemporânea, se ampliarmos o entendimento do termo "máquina". Sol LeWitt, artista estadunidense ligado aos movimentos de arte conceitual e minimalista, colocaria a própria definição de arte conceitual em termos de ideias e máquinas. "Quando um artista usa uma forma de Arte Conceitual, isso significa que todo o planejamento e tomadas de decisões são feitas de antemão, e a execução é um assunto perfunctório. A ideia se torna a máquina que faz a arte" (LEWITT, 1967 apud FERREIRA; COTRIM, 2009, p. 176). LeWitt conceberia seus *Wall Drawings* como instruções para serem interpretadas e executadas.

> *"O artista concebe e planeja o wall drawing, que por sua vez é realizado por desenhistas [...]. O plano é interpretado pelo desenhista. Há decisões que o desenhista toma, dentro do plano, como parte do plano. Cada indivíduo sendo único, dadas as mesmas instruções, iria conduzi-las diferentemente. ... O desenhista pode cometer erros ao seguir o plano sem comprometer o plano. Todos os wall drawings contém erros. Eles são parte do trabalho."* (LEWITT 1973 apud BROECKMANN, 2016, p. 157)[177]

177 Traduzido do original "The artist conceives and plans the wall drawing. It is realized by draftsmen [...]. The plan is interpreted by the draftsman. There are decisions which the draftsman makes, within the plan, as part of the plan. Each individual being unique, given the same instructions, would carry them out differently. ... The draftsman may make errors in following the plan without compromising the plan. All wall drawings contain errors. They are part of the work."

Interpretemos esta fala de LeWitt sem mudar uma palavra, apenas imaginando que "desenhista" pode ser um software como *Extentio*, e as frases se mantêm coerentes e se adaptam a uma realidade atual. A máquina de LeWitt é uma entidade que executa uma ideia a partir de um plano, não parecendo importar se é uma entidade humana ou um aparato técnico que o faz — execução é assunto secundário para LeWitt. "Plano", no nosso caso, é código. *Extentio* herda a ideia de um processo no qual o artista concebe, planeja e delega, e também opera a partir de uma instância conceitual acima de uma interpretação técnica. Ao abrir mão da execução manual dos desenhos, percorremos uma atividade intelectual de tradução do pensamento do desenho para instruções de máquina. Delegar a execução dos desenhos à uma máquina como *Extentio* envolve assumir que ela irá conduzir o plano dentro de limites, mas de forma imprevisível, e assumir que cometerá erros, mas os erros farão parte e ajudarão a revelar potenciais. Julgar as produções de *Extentio* envolve aceitação, por parte do artista, de caminhos que possivelmente nunca seriam tomados de outra forma.

Há no entanto uma diferença entre a máquina de LeWitt e a máquina computacional: a primeira, geralmente exercida por humanos, desempenha suas interpretações subjetivas, algo previsto e aceito por LeWitt, algo que o ajudaria a perceber e entender seus trabalhos; enquanto a segunda carrega interpretações subjetivas em seu código, não sendo ela própria capaz de produzi-las espontaneamente. A máquina computacional que gera objetos artísticos reflete, através de seus algoritmos, as interpretações do artista sobre suas próprias regras. O conjunto de regras estabelecidas e de algoritmos selecionados e manipulados, por sua vez, é reflexo das intenções do artista. Mas sobre que tipo de intenções falamos neste trabalho? *Extentio* atua sobre o delicado anseio de tradução de noções vagas e sensíveis da arte para linguagens imperativas e condicionais, determinísticas e probabilísticas. Uma empreitada que força a tecnologia aos seus limites projetuais, que revela suas limitações e potências particulares, e que renova questionamentos na arte acerca das iniciativas de um suposto progresso humano.

A história da IA é repleta de tentativas de se levar o projeto de inteligência das máquinas ao seu limite. A questão sobre uma máquina ter ou não capacidade de pensar sempre esteve presente, como mostram reflexões de Descartes, Lovelace e Turing, mesmo antes do surgimento dos computadores como os conhecemos. Mais de 50 anos depois do surgimento do termo "inteligência artificial", os progressos do *Machine Learning* e *Deep Learning* superam capacidades humanas em

atividades intelectuais específicas, e a pergunta retorna com mais fôlego: seria uma máquina capaz de criar algo? Nos convencemos que ainda não: se criatividade envolve propostas de coisas novas, surpreendentes e de valor[178], o Argumento do Quarto Chinês[179] reflete uma permanente incapacidade semântica dos sistemas técnicos, que os impedem de interpretar e significar aquilo que venham a produzir. A Cibernética exigiria de um possível sistema criativo uma capacidade de estabelecer e trocar objetivos primários e secundários para além da automação, da auto-organização e da aprendizagem: ele precisaria estabelecer autorrealização, autorreferencialidade e autopoiesis[180]. Ser verdadeiramente criativo implica em combinar e estabelecer novas primitivas sintáticas, semânticas e pragmáticas. Implica significar novas regras, novas metáforas, novos mapeamentos conceituais, novas inferências sobre o que já existe na cultura de um indivíduo (novidade psicológica) ou de um coletivo (novidade histórica[181]). Significar é processo consciente que produz e interpreta signos, processo da ordem da consciência ampliada (DAMÁSIO, 2015)[182], da linguagem e da subjetividade. E aquém da questão da criatividade, consideramos uma possível definição de inteligência para situar a IA, a partir de Fernando Fogliano:

> *Inteligência implica a necessidade de desenvolver e empregar, com base em estímulos sensórios, um conjunto de regras táticas baseadas nas regularidades, ou padrões, e propriedades ambientais, de forma a antecipar o resultado de um possível movimento* (FOGLIANO, 2018, p. 44-45)

178 Como definido por Margaret Boden na seção 1.3.1 deste documento.

179 Como definido por John Searle na seção 1.1 deste documento.

180 Autopoiesis significa literalmente "produzir a si mesmo". Embora o termo original cunhado por Humberto Maturana e Francisco Varela seja exemplificado por sistemas vivos como células, aqui podemos pensar em uma autoprodução que evolui em termos de conhecimento de si próprio e do ambiente que habita. Cf. MATURANA; VARELA, 1980.

181 Novidade psicológica e histórica são expressões definidas por Margaret Boden. Ver seção 1.3.1 deste documento.

182 Para António Damásio, a consciência é dividida em um nível básico, chamado "consciência geral", que "fornece a um organismo um sentido do self concernente a um momento — agora — e a um lugar — aqui". E também possui níveis mais complexos, chamados pelo autor de "consciência ampliada", que fornecem ao organismo "um complexo sentido do self — uma identidade e uma pessoa, você ou eu — e situa essa pessoa em um ponto do tempo histórico individual, ricamente ciente do passado vivido e do futuro antevisto". A respeito de existir consciência ampliada em seres não humanos, Damásio afirma que esta "só atinge um nível mais elevado nos seres humanos. [...] Quando atinge seu ápice humano, também é intensificada pela linguagem". Ainda, o autor atesta que "os níveis de conhecimento que permitem a criatividade humana são aqueles que apenas a consciência ampliada faculta". Cf. DAMÁSIO, 2015, p. 25-26.

O autor confronta este sentido com a necessidade do projeto humano de criação de inteligências artificiais, e entende que estas refletem automação de processos inteligentes que ampliam a capacidade humana para detectar e registrar novos padrões culturais, corroborando do Lev Manovich acerca de uma super-cognição coletiva e quantitativa que molda nossas escolhas, comportamentos e imaginações. Mas também as coloca diante do problema da consciência, que se mostra como um dos maiores argumentos contra uma IA ser definida além, e ser considerada criativa.

> *Padrões ambientais e sua detecção, codificação e inserção no corpo da cultura são, portanto, a chave para o êxito na busca pela permanência da sociedade humana. Esta é precisamente a posição que ocupam as tecnologias de Inteligência Artificial e seus agentes inteligentes, robôs de conversação, sistemas de controle de veículos autônomos – motoristas robóticos, etc. São inteligentes, mas não conscientes. Não podem discernir, julgar conscientemente suas decisões. Podem ser máquinas muito úteis, mas são destituídas de julgamento. Leem mas não entendem, detectam padrões, mas não lhe atribuem significado. Podem substituir humanos em tarefas repetitivas e monótonas apenas* (Ibid., p. 45)[183]

Por que muitos artistas ainda insistem na questão da criatividade da IA? Acreditamos que isto revela atualmente um problema de ordem narrativa, que antropomorfiza as máquinas até sua equiparação com humanos, e que especula sobre futuros extraordinários de convivência e relacionamentos com robôs, nos quais por um lado temos uma superinteligência que tudo fará por nós, e por outro o sombrio mundo da obsolescência humana. Tudo isso desvia a atenção das formalidades atuais da tecnologia e de muitas de suas reais implicações: O Jogo da Imitação[184] é uma narrativa que reduz a noção de inteligência para uma questão de conseguir enganar um humano usando qual-

183 Há uma extensa discussão sobre os temas da consciência e da inconsciência, que muito contribuiriam a esta discussão das máquinas supostamente criativas. Se é possível atribuirmos inteligência para máquinas, a analogia à inteligências inconscientes é cabível, mas não à inteligências conscientes, que estabelecem subjetivação e são responsáveis por mecanismos de produção e preservação do conhecimento. Infelizmente não adentraremos esta discussão nesta pesquisa.

184 Conforme definido por Alan Turing, na seção 1.1 deste documento

quer artifício[185]; *Edmond de Belamy* retira de foco o trabalho de artistas para dar lugar a uma entidade computacional supostamente criativa, narrativa esta comprada por milhares de dólares[186]. E para além de criativas, iniciativas como a *AICAN* incorporam à esta história qualidades de especulação financeira ao ter a pretensão de prever tendências da arte e indicá-las a investidores. Se estamos indo longe demais, Tim Schneider e Naomi Rea indicam uma lição a partir do caso Obvious e o sensacionalismo no leilão Christie's:

> *Para identificarmos um trabalho verdadeiramente inovador, seria melhor pararmos de perguntar onde fica a linha divisória entre a agência de artistas humanos e a de ferramentas de IA, e começarmos a perguntar se artistas estão usando IA para definir profundidades conceituais e estéticas melhor do que cientistas e programadores. Qualquer coisa menos do que isso e estaremos simplesmente elevando uma demonstração de tecnologia ao estado de iluminada prática de estúdio"* (SCHNEIDER; REA, 2018)[187]

Artistas como Harold Cohen e Patrick Tresset discutem a tecnologia da IA em termos de parceria ou prótese. Cohen, como um pioneiro da interseção entre artes visuais e IA, nos ensina que buscar a máquina criativa nos conduz a entendermos sobre nossa própria criatividade. Tresset supre uma necessidade e incapacidade pessoal de desenhar ao delegar a execução dos desenhos aos robôs, e se reconecta a um processo de desenho através do programar. Muitas pesquisas que buscam autonomia criativa para as máquinas o fazem de maneira progressiva, explorando as tecnologias da IA para obtenção de resultados imprevisíveis e cada vez mais surpreendentes, muitas vezes inovadores

185 Historicamente, muitas iniciativas dizem ter superado o Teste de Turing por terem conseguido manter conversas com alguns humanos sem que estes percebessem. Tais feitos nunca foram unânimes, como o exemplo de Eugene Goostman, um *chatbot* que se passou por um garoto ucraniano de 13 anos de idade, e que convenientemente dava respostas "malcriadas" para perguntas que não sabia responder. O jornalista Doug Aamoth publicou uma conversa com Goostman pela revista Time, resumida a um problema de "memória falha". Disponível em <https://time.com/2847900/eugene-goostman-turing-test/> Acesso em Julho 2019.

186 Conforme visto na seção 1.2.5 deste documento

187 Traduzido do original "To identify truly path-breaking work, we would do better to stop asking where the boundary line lies between human artists' agency and that of AI toolsets, and instead start asking whether human artists are using AI to plumb greater conceptual and aesthetic depths than researchers or coders. Anything less and we're simply elevating a technology demo to the status of enlightened studio practice."

para o campo das artes. A autonomia destas máquinas, porém, está bastante aquém de alcançar o patamar criativo humano, e muitos artistas estão plenamente cientes disso. E mesmo que um dia o faça, a máquina criativa seria inicialmente rudimentar. Em referência às pinturas feitas por chimpanzés e exibidas na quarta categoria da exposição japonesa "Arte e estética de inteligência artificial"[188], Hideki Nakazawa aposta: "A verdadeira arte criada por inteligência artificial será ao mesmo tempo dolorosamente entediante e altamente estimulante, e isso representará progresso" (NAKAZAWA, 2018).

Programação como meio de desenho foi um dos conceitos e também métodos mais importantes durante a pesquisa que desenvolveu *Extentio*. Desenho, enquanto atividade primordial das artes visuais, envolve abstrair a visão sensível e extrair dela uma construção, um discurso. Ao desviarmos da tradição do lápis e papel, colocamos o desenho e seu processo de construção sobre o terreno árido das linguagens computacionais, das traduções improváveis. Transpor pensamentos do desenho para o código implicou diversas perdas: o ato de olhar e perceber linhas, formas, texturas, cores, algo que fazemos com enorme eficiência, é tarefa extremamente complexa e descompassada para a Visão Computacional. O esforço resultou em procedimentos limitados, capazes de detectar, mas não de reconhecer, algum objeto a partir da abstração, decomposição e detecção de padrões simples como as *Haar-like features*, ou capazes de extrair cores para as canetas a partir de procedimento matemático de divisão de espaço de cores, e médias aritméticas entre valores que representam tais cores. O conhecimento tácito dos desenhos manuais, das intenções representadas através dos gestos que traçam linhas, dá lugar a outros tipos de experiência, relacionados ao próprio olhar do artista para esta nova forma de desenho, ao repertório adquirido de funções e estruturas de dados para representar visualidades, e a habilidades tácitas com programação. O desenho feito com *Extentio* exige, portanto, um olhar diferente para identificação de suas intenções.

A fundação de *Extentio* é representada pelo entendimento do desenho como pensamento, independente de sua manifestação visual posterior. Traduzindo um pensamento básico de desenho para uma manifestação em código e posteriormente em tela digital, temos o procedimento do tracejar, núcleo de *Extentio*. Pela capacidade de alta repetição dos computadores, as linhas básicas do desenho de *Extentio* são entregues intencionalmente de forma muito rápida e em grande

188 Conforme visto na seção 1.3.2

número, todas elas retas ou precisamente curvas, assumindo que se trata de um processo de máquina — não buscamos a linha que simule a mão humana. A intenção artística se desdobra quando as inúmeras linhas básicas constróem outras linhas, de contorno ou de hachura e que, por tanto se cruzarem e se misturarem, resultam orgânicas. Enquanto processo isolado, o tracejar de uma caneta é dotado de uma inteligência simples e limitada, que enxerga seu entorno próximo para detectar espaços livres, e escolhe um local para traçar baseado em proximidade cromática. Quando combinadas em um mesmo espaço de desenho, as canetas concorrem, temos um sistema complexo, e o desenho assume um alto grau de imprevisibilidade e alto potencial para emergência de padrões.

Avançamos o processo de desenho através da máquina ao dividi-lo nos objetivos do Observar, do Traçar, do Analisar e do Evoluir. Agregamos técnicas de ML ao fazer uso de modelos treinados para detectar faces em diferentes posições e torsos para a composição de retratos, e para leitura dos desenhos. Sob os direcionamentos do artista, *Extentio* começou a enxergar temas interessantes e a enquadrá-los, abrindo uma enorme possibilidade de evolução. O Observar, por sinal, foi a etapa que teve o desenvolvimento mais significativo na representação de um processo de desenho que, conclui-se, de fato começa no olhar. Traçar e Analisar, enquanto etapas concorrentes, gerativa e discriminadora, conferiram habilidades ao software de controlar dinâmicas, densidades e contrastes, com decisões baseadas no objeto observado e no próprio desenho sendo feito. O Analisar oferece decisões sobre quando parar um desenho, não porque traduzimos critérios de satisfação, mas por pura e simples reidentificação do objeto observado na visão da máquina. Observar, Traçar e Avaliar oferecem camadas de complexidade e potenciais de emergência, que aumentam exponencialmente o espaço de possibilidades para um desenho. O Evoluir trata, finalmente, de colocar o potencial da máquina para explorar possíveis combinações neste espaço altamente complexo, e revelar ao artista lugares onde ele nunca imaginou estar. Temos, portanto, uma evolução não só da máquina, mas também do artista. Não haveria como dar *Extentio* por finalizado neste trabalho que só fez ampliar a questão "pode uma máquina desenhar?", ao invés de respondê-la.

É preciso ainda observarmos o processo artístico com código. A programação criativa implica em um processo bastante dinâmico de levantamento e teste de hipóteses visuais, no qual descobertas são feitas a partir dos resultados, e desvios são determinados ao longo do percurso — como ocorre em todo processo criativo. Inspirados

pelos ditos de Harold Cohen, entendemos que o comportamento de programar a máquina para simular um fazer artístico é também um comportamento de fazer arte. Desenhar através do código é um modo de pensamento, que conjuga a linguagem do desenho à linguagem da programação: linhas se abstraem em diferenças de contraste e se convertem em coordenadas cartesianas; o olhar se reduz em padrões verticais, horizontais e diagonais que, se combinados em determinada forma hierárquica, representam um olho, uma boca, uma face, ou um corpo; densidades são traduzidas em médias aritméticas dos valores numéricos que representam cores, e estas por sua vez são analisadas em termos de frequência para serem eleitas como uma paleta de cores. Desenhar com código implica em inúmeras traduções, que naturalmente trazem perdas, mas que em contrapartida oferecem caminhos instigantes. O desenho de máquina representa um percurso de tensões entre abrir mão e ganhar novas formas de controle. *Extentio* assume uma velocidade produtiva que permite ao artista ter resultados de experimentos com rapidez, e desempenhar com praticidade sua função como significante e curador das produções automatizadas. Por tudo isso, percebemos exemplos dos ganhos de se fazer desenhos de máquina, e reconhecemos sementes que brotam no terreno árido das linguagens computacionais. Imutável é o aspecto intelectual do desenho.

> *Apesar de sua natureza transitória, o desenho, uma língua tão antiga e tão permanente, atravessa a história, atravessa todas as fronteiras geográficas e temporais, escapando da polêmica entre o que é novo e o que é velho. Fonte original de criação e invenção de toda sorte, o desenho é exercício da inteligência humana.* (DERDYK, 1989, p. 46)

Extentio passou a incorporar mais recursos de IA ao fazer uso de modelos treinados em processos de aprendizado de máquina, e está possibilitado a evoluir suas inteligências a partir dos mecanismos de combinação de primitivas. Há quem diga que as inteligências artificiais hoje só podem ser assim consideradas se disporem de processos de ML que as façam aprender por conta própria e inferir resultados. Ao contrário, temos apenas automação robótica. Harold Cohen relutou em utilizar ML em *Aaron* por acreditar que apenas um artista poderia conduzir a máquina a uma inteligência artística. Assumimos que *Extentio* é formado principalmente por processos de automação cibernética, mas como um todo exerce processos de breve autonomia

ao autorregular critérios como o objeto de desenho (dada uma cena, apreende quais possíveis objetos de desenho e seleciona), a regulagem de canetas (são regulados os parâmetros de cada caneta conforme o objeto de desenho selecionado) o controle de contrastes densos (que transforma as possibilidades de desenho ao longo do processo) e o momento de parada (que sobrepõe o objetivo de parada por tempo com a detecção de objeto). *Extentio* tem mais proximidade com *Aaron* e *Paul* do que com as propostas de arte com GAN e CAN, embora não descarte possíveis modificações que envolvam tais tecnologias recentes.

É ainda importante dizer que, apesar de todo o desenvolvimento conceitual e técnico de formação destes desenhos, os resultados de *Extentio* por muitas vezes não representaram mudanças estéticas significativas, mesmo para o artista. Isso nos foi alertado por autores como Peter Cariani, que pondera sobre a dificuldade de um resultado visual, proveniente de uma máquina que gera arte, dizer algo sobre seu processo criativo. Os resultados visuais de *Extentio* dificilmente apresentam seus conceitos e processos por si só. E embora seja necessário que o observador busque o processo artístico diante deste tipo de imagem, cabe ao artista encontrar maneiras de apresentar sua obra de forma a refletir aspectos conceituais e de seu processo. Realizamos esse exercício através das obras propostas neste trabalho. Os retratos e especialmente os autorretratos carregam em sua apresentação textual algumas evidências conceituais que se somam a uma contradição estética, na qual é possível notar um nítido processo de máquina: se o desenho é feito por máquina, por que seria um autorretrato? "Sala dos Milagres" e "Entre nós" evidenciam uma outra característica do software desenhista: sua capacidade de síntese. Para além de desenhos e pinturas tradicionais, o diferencial construtivo de *Extentio* permite sínteses a partir de referenciais distintos, algo que dialoga com as tecnologias recentes das *StyleGAN* e os humanos que não existem, e com a obra *What I saw before darkness* da "garota que conversa com a IA". Desconstruir e construir são estratégias que expõem as tecnologias de IA de forma contundente. "Caderno de Desenhos de uma Mente Nômade", por sua vez, revela um potencial maquínico ainda maior para *Extentio*, de existência digital em qualquer local do mundo a qualquer momento, e que se desprende do artista, estendendo sua visão aos contextos de vigilância. Desenhos do cotidiano, que recuperam o sensível na lentidão e no tédio, contrapondo os movimentos frenéticos da mídia e da internet.

Cremos que, diante de todos estes desafios aqui colocados, fica evidente que a arte nunca se dissocia do elemento humano. O proje-

to *Extentio* não busca estabelecer uma máquina totalmente autônoma, mas diferentes formas das inteligências artificiais afetarem um processo artístico e promoverem novas formas de arte, novas reflexões e discussões. O futuro deste projeto busca delegar cada vez mais decisões à máquina, encontrando nos desenvolvimentos da área de Inteligência Artificial novos recursos que permitam ao artista diluir suas intenções criativas e transformar seu processo em um diálogo sempre renovado com as adversidades e potencialidades da tecnologia.

Por fim, esperamos ter contribuído para a discussão sobre as máquinas que geram arte. As inteligências artificiais são parte de nossa estratégia para problematizar a experiência artística e tecnológica, e torná-las objeto de reflexão. Em nossa visão, a máquina enquanto invenção artística se torna extensão do artista, como toda obra. Inventamos algo que projeta pensamentos e intenções, manifestando conceitos e visualidades. São desenhos de máquina refletindo desígnios humanos.

Os resultados visuais deste trabalho podem ser encontrados no website http://sergiovenancio.art

Os principais códigos desenvolvidos estão demonstrados na seção Apêndice, mas podem ser encontrados de forma atualizada no repositório https://github.com/svenancio/Extentio

REFERÊNCIAS

ARNHEIM, Rudolf. *Arte & Percepção Visual:* Uma Psicologia da Visão Criadora. Tradução de Ivonne Terezinha de Faria. São Paulo: Thomson Learning, 2006.

BODEN, Margaret A. *Creativity and Art*. Three Roads to Surprise. Oxford: Oxford University Press, 2011.

BOHNACKER, Hartmut. GROB, Benedikt. LAUB, Julia. *Generative Design*. Visualize, Program, and Create with Processing. New York: Princeton Architectural Press. 2012

BRADSKI, Gary; KAEHLER, Adrian. *Learning OpenCV*: Computer vision with the OpenCV library. Sebastopol: O'Reilly Media 2008.

BROECKMANN, Andreas. *Machine Art in the Twentieth Century*. Massachusetts: The MIT Press, 2016.

CARIANI, Peter. *Emergence and creativity*. 2008. Disponível em <http://www.cariani.com/CarianiNewWebsite/Publications_files/CarianiItauCultural2008-Emergence.pdf>. Acesso em Janeiro de 2018.

CARVALHO, Agda; POLICARPO, Clayton; FERRI, Edilson; MALVA, Daniel; ALONSO, Miguel; VENANCIO, Sergio. O corpo expandido e o projeto Sala dos Milagres, in *DATJournal*, v. 3, n. 1. p. 156-167. São Paulo: Universidade Anhembi Morumbi, 2018.

CASCONE, Sarah. *Google's 'Inceptionism' Art Sells Big at San Francisco Auction*. 2016. Disponível em <https://news.artnet.com/market/google--inceptionism-art-sells-big-439352>. Acesso em Junho de 2019

COHEN, Harold. *Parallel to Perception*. 1973. Disponível em <http://www.aaronshome.com/aaron/publications/paralleltoperception.pdf/>. Acesso em: 11 Julho 2016

_____. *The Material of Symbols*. 1976. Disponível em <http://www.aaronshome.com/aaron/publications/matofsym.pdf/>. Acesso em: 11 Julho 2016

_____. *Driving the Creative Machine*. 2010. Disponível em <http://www.aaronshome.com/aaron/publications/orcastalk2s.pdf>. Acesso em: Julho 2018.

COHEN, Paul. Harold Cohen and AARON in *AI Magazine*, Vol. 37, nº 4, p. 63-66. Menlo Park: AAAI, 2017.

COLE, David, The Chinese Room Argument, *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Stanford: Edward N. Zalta, 2014. Disponível em <https://plato.stanford.edu/archives/spr2019/entries/chinese-room/>. Acesso em Maio de 2019

COLE, Samantha. Watching AI Slowly Forget a Human Face Is Incredibly Creepy, in *Vice*, 2019. Disponível em <https://www.vice.com/en_us/article/evym4m/ai-told-me-human-face-neural-networks>. Acesso em Junho de 2019.

CORNISH, Sam. *Harold Cohen: New Paintings*, Londres, 2011, 24 p. Catálogo de exposição, 7 de abril a 7 de maio de 2011, Galeria Bernard Jacobson.

CRARY, Jonathan. *Técnicas do Observador:* Visão e Modernidade no Século XIX. Rio de Janeiro: Contraponto, 2012.

DAMÁSIO, António. *O Mistério da Consciência*: do Corpo e das Emoções ao Conhecimento de Si. 2ª ed. Tradução de Laura Teixeira Motta. São Paulo: Companhia das Letras, 2015.

DERDYK, Edith. *Formas de Pensar o Desenho:* Desenvolvimento do Grafismo Infantil. São Paulo: Ed. Scipione, 1989.

DESCARTES, René. *Discurso do Método*. Tradução de Paulo Neves. Porto Alegre: LP&M, 2017.

DONDIS, Donis A. *Sintaxe da Linguagem Visual*. São Paulo: Martins Fontes, 2003.

DUBBERLY, Hugh; PANGARO, Paul; HAQUE, Usman. *What is interaction? Are there different types?* 2009. Disponível em <http://www.dubberly.com/articles/what-is-interaction.html>. Acesso em Fevereiro de 2018.

EISENBERG, J. David. *Anatomy of a Program*. 2012. Disponível em <https://processing.org/tutorials/anatomy/>. Acesso em Janeiro de 2018.

ELGAMMAL, Ahmed; LIU, Bingchen; ELHOSEINY, Mohamed; MAZZONE, Marian. *CAN: Creative Adversarial Networks Generating "Art" by Learning About Styles and Deviating from Style Norms*. 2017. Disponível em <https://arxiv.org/abs/1706.07068>. Acesso em Abril de 2019.

ELTON, Matthew. Artificial Creativity: Enculturing Computers, in *Leonardo*, Volume 28, N. 3, Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1995

FLUSSER, Vilém. *O Universo das Imagens Técnicas*: Elogio da Superficialidade. São Paulo: Annablume, 2008.

_____. *Filosofia da Caixa Preta*: Ensaios para uma futura filosofia da fotografia. Rio De Janeiro: Sinergia Relume Dumará, 2009.

FOGLIANO, Fernando. Arte interativa e o inconsciente maquínico. *DATJournal*, v. 3, n. 1, p. 39-48, 2018. Disponível em: <https://ppgdesign.anhembi.br/datjournal/index.php/dat/article/view/69/60>. Acesso em Julho de 2018

GALANTER, Philip. *What is Generative Art?* Complexity Theory as a Context for Art Theory. 2003. Disponível em <http://philipgalanter.com/downloads/> Acesso em: Maio 2018

_____. Computational Aesthetic Evaluation: Past and Future, in MCCORMACK, Jon; D'INVERNO, Mark (org.). *Computers and creativity*. Berlim: Springer, 2012, p. 255-293.

GARSON, James. Connectionism, in *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, Stanford: Edward N. Zalta, 2015. Disponível em <https://plato.stanford.edu/archives/fall2018/entries/connectionism/>. Acesso em Junho de 2019

GOERTZEL, Ben; PENNACHIN, Cassio. (Org.) *Artificial General Intelligence*. Berlin: Springer, 2007.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. *Digital Image Processing*. 4ª ed. New York: Pearson, 2018.

GOODFELLOW, Ian; BENGIO, Yoshua. *Deep Learning*. Massachusetts: The MIT Press, 2016.

GOODFELLOW, Ian; POUGET-ABADIE, Jean; MIRZA, Mehdi; XU, Bing; WARDE-FARLEY, David; OZAIRY, Sherjil; COURVILLE, Aaron; BENGIO, Yoshua. *Generative Adversarial Nets*. 2014. Disponível em <https://arxiv.org/abs/1406.2661v1> Acesso em Abril de 2019.

GREENBERG, Clement. *Arte e Cultura: Ensaios Críticos*. 3ª ed. Tradução Otacílio Nunes. São Paulo: Ed. Ática, 2001.

GREENFIELD, Gary R. Art by computer program == programmer creativity in *Digital Creativity*, 2006, Vol. 17, Nº 1. Disponível em <https://doi.org/10.1080/14626260600665694>, acesso em Dezembro 2017.

GRIMES, Willian. Harold Cohen, a Pioneer of Computer-Generated Art, Dies at 87 in *New York Times*, 2016. Disponível em <https://www.nytimes.com/2016/05/07/arts/design/harold-cohen-a-pioneer-of--computer-generated-art-dies-at-87.html>. Acesso em Julho 2018

GUADAMUZ, Andres. Can the monkey selfie case teach us anything about copyright law? in *WIPO Magazine*, ed. Fev. 2018. Geneva: WIPO. Disponível em <https://www.wipo.int/wipo_magazine/en/2018/01/article_0007.html> Acesso em Maio 2019

HOLLAND, John H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1992.

_____. *Signals and Boundaries:* Building Blocks for Complex Adaptive Systems. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2012.

_____. *Complexity:* A Very Short Introduction. Oxford: Oxford University Press, 2014.

JAMES, Gareth; HASTIE, Trevor Hastie; TIBSHIRANI, Robert. *An Introduction to Statistical Learning*. New York: Springer, 2013.

KARRAS, Tero; LAINE, Samuli; AILA, Timo. *A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks*. 2019. Disponível em <https://arxiv.org/pdf/1812.04948.pdf>. Acesso em Junho de 2019.

KIRKPATRICK, James; PASCANUA, Razvan; RABINOWITZ, Neil; VENESS, Joel; *Overcoming Catastrophic Forgetting in Neural Networks*. 2017. Disponível em <https://arxiv.org/pdf/1612.00796.pdf>. Acesso em maio 2019.

LAURENTIZ, Silvia. O tempo nas imagens animadas: uma abordagem semiótica, in LEÃO, Lucia. *Interlab*: labirintos do pensamento contemporâneo. São Paulo: Iluminuras, p. 141-146.

_____. Processos computacionais evolutivos na arte, in *Revista Ars,* v. 1, n. 2, São Paulo: Departamento de Artes Plásticas ECA/USP, 2003, p. 45-55.

_____. Sistemas autônomos, processos de interação e ações criativas, in *Revista Ars,* v. 9, n. 17, São Paulo: Departamento de Artes Plásticas ECA/USP, 2007, p.101-115.

_____. Emergência e Estética, in *Emoção Art.ficial 4.0* - bienal internacional de arte e tecnologia: emergência! São Paulo: Itaú Cultural, 2009, p. 162-185

_____. Notas sobre um pensamento conformado, in *Anais do 26º Encontro da Anpap*. p. 3603-3617. Campinas: Pontifícia Universidade Católica de Campinas, 2017.

LICHTENSTEIN, Jacqueline (org.) *A Pintura - Vol. 9: O Desenho e a Cor*. Tradução coordenada por Magnólia Costa. São Paulo: Editora 34, 2006.

MALLICK, Satya. Blob Detection Using OpenCV, in *Learn OpenCV*. 2015. Disponível em <https://www.learnopencv.com/blob-detection--using-opencv-python-c/>. Acesso em julho de 2019.

MATURANA, Humberto R.; VARELA, Francisco J. *Autopoiesis and Cognition:* The Realization of the Living. Dordrecht: D. Reidel Publishing Company, c1980.

MANOVICH, Lev. *AI Aesthetics*. Moscow: Strelka Press, 2018.

MARR, David. *Vision:* A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information. Massachusetts: MIT Press, 2010.

MCCORDUCK, Pamela. *Aaron's code:* Meta-Art, Artificial Intelligence, and the Work of Harold Cohen. New York: W. H. Freeman and Company, 1990.

MCCORMACK, Jon; D'INVERNO, Mark (org.). *Computers and creativity*. Berlim: Springer, 2012.

MCCORMACK, Jon; DORIN, Alan. Art, Emergence and the Computational Sublime in *Proceedings of the Second International Conference on Generative Systems in the Electronic Arts*. p. 67-81. Victoria: Centre for Electronic Media Art, 2001. Disponível em <http://users.monash.edu/~jonmc/research/Papers/art-2it.pdf> Acesso em Maio 2018

MCLUHAN, Marshall. *Understanding Media*: The Extensions of Man. Massachusetts: MIT Press, 1994.

MINSKY, Marvin L.; SINGH, Push; SLOMAN, Aaron. The St. Thomas Common Sense Symposium: Designing Architectures for Human-Level Intelligence in *AI Magazine*, Vol. 25, nº 2, p. 113–124. Menlo Park: AAAI, 2004

MOHRI, Mehryar; ROSTAMIZADEH, Afshin; TALWALKAR, Ameet. *Foundations of Machine Learning*. 2ª ed. Massachusetts: MIT Press, 2018.

MOURA, Leonel. *Leonel Moura:* A new kind of art. 2019? Disponível em <http://www.leonelmoura.com/intro/>. Acesso em Maio 2019.

_____. *Robot Art*: An Interview with Leonel Moura, in *Arts*, v. 7, n. 3, 2018. Disponível em <https://www.mdpi.com/2076-0752/7/3/28>. Acesso em Maio 2019.

MORDVINTSEV, Alexander; OLAH, Christopher; TYKA, Mike. *Inceptionism:* Going Deeper into Neural Networks. 2015. Disponível em <https://ai.googleblog.com/2015/06/inceptionism-going-deeper-into--neural.html>. Acesso em Maio 2019.

MUBARAC, Luis Claudio. *Desenho, Dibuxo e Disegno*. 2016. (1h39m15s). Disponível em: <https://youtu.be/zD_-zLcIou0>. Acesso em Julho de 2019.

NAKAZAWA, Hideki. Waiting for the Robot Rembrandt, in *Nautilus*, New York, n. 57, 2018. Disponível em: <http://nautil.us/issue/57/communities/waiting-for-the-robot-rembrandt>. Acesso em Julho de 2018.

NEDRICH, Matt. *Pixels and Palettes: Extracting Color Palettes From Images*. Disponível em <https://spin.atomicobject.com/2016/12/07/pixels-and-palettes-extracting-color-palettes-from-images/>. 2016. Acesso em 15 de Abril de 2019

NÖTH, Winfried. Máquinas semióticas, in *Galáxia – Revista Transdisciplinar de Comunicação, Semiótica, Cultura*, n. 1, São Paulo: Educ, 2001. p. 51-73.

NUDD, Tim. Inside 'The Next Rembrandt': How JWT Got a Computer to Paint Like the Old Master in *Adweek*. 2016. Disponível em: <https://www.adweek.com/brand-marketing/inside-next-rembrandt-how-jwt-got-computer-paint-old-master-172257/>. Acesso em Julho de 2019.

NUNES, Fabio O. *Mentira de Artista:* arte (e tecnologia) que nos engana para repensarmos o mundo. São Paulo: Cosmogonias Elétricas, 2016.

OSTROWER, Fayga. *Universos da Arte*. 4ª ed. São Paulo: Editora Campus. 2004

POGGIO, Tomaso A.; ANSELMI, Fabio. *Visual Cortex and Deep Networks*: Learning Invariant Representations. Massachusetts: MIT Press, 2016.

REAS, Casey; FRY, Ben. *A Modern Prometheus*. 2018. Disponível em <https://medium.com/processing-foundation/a-modern-prometheus--59aed94abe85> Acesso em Abril 2019

RIESENHUBER, Maximilian; POGGIO, Tomaso. Hierarchical models of object recognition in cortex in *Nature Neuroscience*, v. 2, n. 11. New York: Nature, 1999.

RADFORD, Alec; METZ, Luke; CHINTALA, Soumith. *Unsupervised Representation Learning With Deep Convolutional Generative Adversarial Networks*. 2016. Disponível em <https://arxiv.org/abs/1511.06434v2> Acesso em Abril de 2019

RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter. *Artificial intelligence*: a modern approach. 3 ed. Nova Jersey: Prentice-Hall, 2010.

SACK, Warren. *The Software Arts*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2019

SALLES, Cecília A. *Gesto inacabado*: processo de criação artística. 6 ed. São Paulo: Intermeios, 2013.

SAMUEL, Arthur. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers in *IBM Journal of Research and Development,* Vol. 3, nº 3, 1959.

SANTAELLA, Lucia. *Culturas e artes do pós-humano*: da cultura das mídias à cibercultura. São Paulo: Paulus, 2003.

SCHANK, Roger C.; ABELSON, Robert P. *Scripts, Plans, Goals and Understanding*: an Inquiry into Human Knowledge Structures. Nova Jersey: L. Erlbaum, 1977.

SCHNEIDER, Tim; REA, Naomi. Has Artificial Intelligence Given Us the Next Great Art Movement? Experts Say Slow Down, the 'Field Is in Its Infancy', in *Artnet,* 2018. Disponível em <https://news.artnet.com/art-world/ai-art-comes-to-market-is-it-worth-the-hype-1352011>. Acesso em Junho 2019

SHIRLEY, Peter; MARSCHNER, Steve. *Fundamentals of Computer Graphics*. 3ª ed. Massachusetts: A K Peters/CRC Press, 2009.

SIMON, Herbert A. *Models of Man:* Social and Rational. New York: John Wiley, 1957.

SOLSO, Robert L. Brain Activities in a Skilled versus a Novice Artist: An fMRI Study, in *Leonardo*, v. 34, n. 1. Massachusetts: MIT Press, 2001, p. 31-34.

TIBURI, Marcia; CHUÍ, Fernando. *Diálogo/Desenho*. São Paulo: Ed. Senac, 2010.

TRESSET, Patrick. *Patrick Tresset* (site do artista). 2019? Disponível em <http://patricktresset.com/new/> Acesso em Junho de 2019.

_____. *Patrick Tresset introducing Paul the sketching Robot*. 2012. (4m50s). Disponível em: <https://youtu.be/4u0D57kqA1A>. Acesso em Junho de 2019.

TRESSET, Patrick; LEYMARIE, Frederic F. Portrait drawing by Paul the robot in *Computers & Graphics*, v. 37, n. 5. Elsevier, 2013. p. 348-363

TURING, Alan M. On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem in *Proceedings of the London Mathematical Society*, 42, nº 1, 1937. Disponível em <https://londmathsoc.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1112/plms/s2-42.1.230> Acesso em Maio de 2019.

_____. Computing Machinery and Intelligence in *Mind, New Series*, Vol. 59, N. 236. Oxford: Oxford University Press, 1950, p. 433-460

ULLMAN, Shimon. *High Level Vision:* Object Recognition and Visual Cognition. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1996.

VENANCIO JÚNIOR, Sergio J. Arte e inteligências artificiais: implicações para a criatividade in *Revista Ars*, v. 17, n. 35. São Paulo: Departamento de Artes Plásticas ECA/USP, 2019, p. 183-201.

VINCENT, James. How three french students used borrowed code to put the first AI portrait in Christie's, in *The Verge*, 2018. Disponível em: <https://www.theverge.com/2018/10/23/18013190/ai-art-portrait-auction-christies-belamy-obvious-robbie-barrat-gans>. Acesso em Junho de 2019

VIOLA, Paul; JONES, Michael. *Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features*. 2001. Disponível em <https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf> Acesso em Maio 2019

VOSS, Peter. Essentials of General Intelligence: The Direct Path to Artificial General Intelligence. In: GOERTZEL, Ben; PENNACHIN, Cassio. (Org.) *Artificial General Intelligence*. Berlin: Springer, 2007, p. 131-157.

APÊNDICE: CÓDIGOS

APÊNDICE A - Código em linguagem Java, para calcular a distância entre duas cores em espaço de cores RGB

```
int getColorDistance(int c1, int c2) {
  //extraímos os componentes RGB da cor 1
  int c1R = (c1 >> 16) & 0xFF;
  int c1G = (c1 >> 8) & 0xFF;
  int c1B = c1 & 0xFF;

  //extraímos os componentes RGB da cor 2
  int c2R = (c2 >> 16) & 0xFF;
  int c2G = (c2 >> 8) & 0xFF;
  int c2B = c2 & 0xFF;

  int distance  = 0;

  //normalizamos as diferenças elevando ao quadrado
  distance += Math.pow(c1R - c2R, 2);
  distance += Math.pow(c1G - c2G, 2);
  distance += Math.pow(c1B - c2B, 2);

  return distance;
}
```

APÊNDICE B - Código em linguagem Java, para o tracejar de uma caneta. Dado um ponto de origem para uma reta, calcula seu ponto de destino

```
PVector getNearbyPixel(PVector v, int size, color c, int
density) {

  //recebe um ponto v, um tamanho de área, uma cor e um raio densidade
  PVector result = new PVector(v.x, v.y);
  PVector densityPoint;
  int diff = 9999999;
  int tempDiff;
  ArrayList<PVector> closeColors = new
  ArrayList<PVector>();

  //primeiro, verifica se o ponto é válido
  if (isCoord(v,img)) {
    //define a área de comparação
    PVector min = new PVector(v.x - size, v.y - size);
    PVector max = new PVector(v.x + size, v.y + size);

    //restringe valores máximos e mínimos para evitar que a área de comparação saia para fora da
    tela
    min.x = constrain(min.x, width/2-height/2,
    (width/2+height/2)-1);
    min.y = constrain(min.y, 0, height-1);
    max.x = constrain(max.x, width/2-height/2,
    (width/2+height/2)-1);
    max.y = constrain(max.y, 0, height-1);

    //para cada pixel da área de comparação...
    for (int x = (int)min.x; x <= max.x; x++) {
      for (int y = (int)min.y; y <= max.y; y++) {
        //verifica se já está ocupado
        if(!drawn[x][y]) {
          //armazena temporariamente uma distância entre a cor do pixel de origem e a cor do
          pixel da vez
          tempDiff = getColorDistance(getColorFromPixel(new
PVector(x, y)), c);

          //se a distância for ainda menor que as armazenadas anteriormente
```

```
          if (tempDiff < diff) {
            //atualiza a menor distância
            diff = tempDiff;
            closeColors.clear();//limpa qualquer cor anteriormente pré-selecionada
            pois há uma mais próxima
            closeColors.add(new PVector(x,y));
          }
          else if(tempDiff == diff) {
            //se a distância é a mesma que anteriormente, adiciona o pixel destino como
            candidato
            closeColors.add(new PVector(x,y));
          }
        }
      }
    }

    //se no final houver mais de um pixel como candidato para o pixel mais próximo, sorteia um
    if(closeColors.size() > 0) {
      int chosen = floor(random(0,closeColors.size()));
      if(chosen == closeColors.size()) chosen--;
      result.x = closeColors.get(chosen).x;
      result.y = closeColors.get(chosen).y;
    }
  }

  //marca o pixel destino e seus adjacentes dentro do raio-densidade como 'ocupados'
  for(int i=-density;i<=density;i++) {
    for(int j=-density;j<=density;j++) {
      densityPoint = new PVector(result.x + i, result.y + j);
      if(densityPoint.x >= 0 && densityPoint.x < width &&
          densityPoint.y >= 0 && densityPoint.y < height) {
        drawn[(int)densityPoint.x][(int)densityPoint.y] = true;
      }
    }
  }

  return result;
}
```

APÊNDICE C - Código em linguagem Java, para detecção de objetos e enquadramento para desenho. O exemplo a seguir detecta faces frontais e em perfil.

```
//existem elementos definidos fora desta função, como 'opencv' e 'opencv2', que são instâncias de objetos OpenCV. A função a seguir detecta uma face e a enquadra de forma fixa
public void detectFace(PImage came, int selectionMode, boolean doubleDetect) {
  faceSelected = -1;
  eyesCount = 0;
  isFrontal = false;
  focusImg = null;//antes de toda detecção, esvazia a imagem resultante

  opencv.loadCascade(OpenCV.CASCADE_FRONTALFACE);//carrega haar cascade de face frontal
  opencv.loadImage(came);//obtém uma imagem a partir da câmera
  faces = opencv.detect();//executa função do OpenCV para detectar objetos
  frontalCount = faces.length;

  opencv.loadCascade(OpenCV.CASCADE_PROFILEFACE);//carrega haar cascade de face em perfil

  opencv.loadImage(came);
  pfaces = opencv.detect();

  //reúne todas as faces detectadas
  faces = (Rectangle[])concat(faces, pfaces);

  //se qualquer face for encontrada
  if (faces != null && faces.length > 0) {
    if(selectionMode == 0) {
      //ou seleciona uma aleatoriamente
      faceSelected = floor(random(faces.length));
      size = faces[faceSelected].width;
    } else if(selectionMode == 1) {
      //ou seleciona a maior delas
      size = 0;

      for(int i=0;i<faces.length;i++) {
        if(faces[i].width > size && faces[i].width >
          faceSizeThreshold) {
```

```
      faceSelected = i;
      size = faces[i].width;
    }
  }
}

//define se encontrou uma face frontal ou de perfil
if(faceSelected < frontalCount) isFrontal = true;

if(faceSelected > -1) {
  //enquadramento de objeto selecionado e extração de imagem de referência
  focusImg = came.get(faces[faceSelected].x - size/2,
          faces[faceSelected].y - size/2, size*2, size*2);
  focusImg.resize(height,height);
}

if(focusImg != null) {
  //se enquadrou uma face, verifica se há olhos
  opencv2.loadCascade(OpenCV.CASCADE_EYE);//haar cascade para olhos
  opencv2.loadImage(focusImg);
  eyes = opencv2.detect();

  if(eyes != null && eyes.length > (isFrontal ? 1 : 0)) {
    //se há pelo menos dois olhos numa face frontal ou um olho em face de perfil
    for(int i=0;i<eyes.length;i++) {
      //verifica se seu posicionamento é plausível
      if(eyes[i].x >= (width*0.25) && eyes[i].x <=
        (width*0.75) && eyes[i].y >= (height*0.25) &&
        eyes[i].y <= (height*0.5)){
        eyesCount++;
      }
    }

    //se não conseguir detectar olhos, aborta a detecção facial
    if(eyesCount < (isFrontal ? 2 : 1)) {
      focusImg = null;
    }
  } else {
    //se não conseguir detectar nenhuma face, aborta a detecção facial
    focusImg = null;
  }}}}
```

APÊNDICE D - Código em linguagem Java, para extração e saturação de paleta de cores. Demonstramos aqui apenas a extração de paleta por Histograma Simples. Os demais métodos podem ser encontrados no código completo disponível em <https://github.com/svenancio/Extentio>

```
ArrayList extractSimpleHistogramPalette(PImage img, int n) {
  //img contém a imagem a ter uma paleta de cores extraída, e 'n' é a quantidade de cores da paleta
  PImage img2 = img.get();
  ArrayList palette = new ArrayList();
  ArrayList colorspace = initializeColorSpace(n);
  int c, cR, cG, cB, rF, gF, bF, maxSize, selectedSpace;
  float factor, spacefactor;

  factor = pow(colorspace.size(), 1/3.0);//calcula raiz cúbica do tamanho
  máximo de partições do espaço de cor
  spacefactor = 256 / factor; //divide o espaço de uma dimensão para calcular o
  tamanho de uma partição do espaço de cor

  //distribui os pixels da imagem ao longo do espaço de cor instanciado
  for(int i=0;i<img2.pixels.length;i++) {
    c = img2.pixels[i]; //isola um pixel
    cR = (c >> 16) & 0xFF; //extrai seu valor no canal vermelho
    cG = (c >> 8) & 0xFF; //extrai seu valor no canal verde
    cB = c & 0xFF; //extrai seu valor no canal azul

    rF = (int)Math.floor(cR / spacefactor);
    gF = (int)(Math.floor(cG / spacefactor)*factor);
    bF = (int)(Math.floor(cB / spacefactor)*factor*factor);
    ((ArrayList)colorspace.get(rF+gF+bF)).add(color(cR,cG,cB));
  }

  //extrai as n cores mais populosas
  for(int i=0;i<n;i++) {
    maxSize = 0;
    selectedSpace = -1;

    for(int j=0;j<colorspace.size();j++) {
      int size = ((ArrayList)colorspace.get(j)).size();
      if(size > 0 && size >= maxSize) {
        maxSize = size;
```

```
        selectedSpace = j;
      }
    }

    //a partição mais populosa da vez terá sua média de cores adicionada à paleta final
    if(selectedSpace >= 0) {
      palette.add(extractMeanColor((ArrayList)colorspace.
get(selectedSpace)));
      colorspace.remove(selectedSpace);//extrai a partição do espaço para que a
      próxima seja calculada
    }
  }

  return palette;
}

//inicializa a estrutura de dados 'lista de listas' para comportar o espaço de cores necessário
ArrayList initializeColorSpace(int n) {
  ArrayList space = new ArrayList();
  for(int i = 0;i<calculateColorSpace(n);i++) space.add(new
      ArrayList());
  return space;
}

//calcula quantas repartições no espaço de cores deverão ser utilizadas para extrair a quantidade de
cores desejada
int calculateColorSpace(int n) {
  int res = 1;
  while(pow(res,3) < n) res++;
  return (int)pow(res,3);
}

//calcula a cor média dentro de um conjunto de pixels, somando todos os valores RGB e dividindo
pelo total de pixels
color extractMeanColor(ArrayList space) {
  int mR, mG, mB;
  int c;

  mR = mG = mB = 0;

  for(Object clr : space) {
```

```
    c = (color)clr;

    mR += (c >> 16) & 0xFF;
    mG += (c >> 8) & 0xFF;
    mB += c & 0xFF;
  }

  mR /= space.size();
  mG /= space.size();
  mB /= space.size();

  return color(mR,mG,mB);
}
```

APÊNDICE E - Código em linguagem Java, para curvas Bézier cúbicas com vetores proporcionais à distância entre origem e destino.

```
//esta função é chamada quando já existe um ponto de destino (pdest) de um traço, além de seu
ponto de origem (porig)
void lightBezierTechnique() {
  noFill();
  stroke(c & 0x60FFFFFF);//agregamos um pouco de transparência ao traço

  //bcp calcula a distância entre o ponto de origem e o ponto de destino, para cálculo proporcional
  da curvatura. A divisão atenua a curvatura: quanto maior o denominador, mas suave a curvatura
  float bcp = dist(porig.x,porig.y,pdest.x,pdest.y)/4;

  //traça a curva Bézier definindo pontos de controle aleatórios em relação ao ponto de origem e
  destino
  bezier(porig.x,porig.y,porig.x+(random(-bcp,bcp)),
    porig.y+(random(-bcp,bcp)),pdest.x+(random(-
bcp,bcp)),pdest.y+(random(-bcp,bcp)),pdest.x,pdest.y);
}
```

APÊNDICE F - Código em linguagem Java, para análise de contrastes densos. Esta função é chamada de tempos em tempos enquanto um desenho é realizado

```
void lookupContrasts() {
  PImage contrastMap = get(); //obtém uma cópia do desenho em curso
  int threshold = 80; //o ponto de divisão entre baixo e alto contraste é estabelecido
  com valor entre 0-255
  int neighborhoodSize = 2;//tamanho da área considerada para cálculo das médias
  float mean;
  int divisor, px, py;

  //converte o desenho em tons de cinza
  contrastMap.filter(GRAY);
  contrastMap.loadPixels();

  for(int i = 0;i < width; i++) {
    for(int j = 0;j < height; j++) {
      //em cada pixel não ocupado
      if(!drawn[i][j]) {
        mean = 0;
        divisor = 0;

        //calcula o valor médio de tom de cinza em relação uma área de comparação em torno do
        pixel
        for(int a=-neighborhoodSize;a<=neighborhoodSize;a++) {
          for(int b=-neighborhoodSize;b<=neighborhoodSize;b++) {
            px = i + a;
            py = j + b;
            if(px >= 0 && px < width && py >= 0 && py < height) {
              divisor++;
              mean += contrastMap.pixels[py*width+px] & 0xff;
            }
          }
        }

        if(divisor > 0) {
          mean = mean / divisor;

          //se a média está abaixo do ponto de divisão
          if(mean < threshold) {
```

```
            //marca o pixel como 'ocupado'
            drawn[i][j] = true;
          }
        }
      }
    }
  }

  //a seção a seguir é opcional, serve para montar uma visualização do mapa de contrastes densos
  for(int i = 0;i < width; i++) {
    for(int j = 0;j < height; j++) {
      contrastMap.pixels[j*width+i] = drawn[i][j] ? 0x000000 :
      00xFFFFFF;
    }
  }

  contrastMap.updatePixels();

  //salva um arquivo de imagem com o mapa de contraste do instante
  contrastMap.save("contrastMap.png");

  contrastMap = null;
}
```