REVISTA DESIGN & TECNOLOGIA
ISSN: 2178-1974
2023, Vol. 13, No. 27
DOI 10.23972/det2023iss27pp47-56

PGDESIGN
www.pgdesign.ufrgs.br

Aprendizado Profundo e a avaliação das iterações em processos de Design Computacional Generativo

Daniel R. A. B. Vianna[1]; Claudio F. de Magalhães [1]; Érico F. Mineiro[2]

1 *Programa de Pós-Graduação em Design, Departamento de Artes e Design, Pontifícia Universidade Católica, Rio de Janeiro, Brasil.*

2 *Departamento de Tecnologia do Design, Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, Brasil.*

RESUMO

O Design Generativo é um tipo de processo de Design que se caracteriza por um conceito de produção de gerações a partir de iterações iniciais. Esse processo consiste em passar por muitos ciclos de aprendizado (gerar, analisar, aprender, modificar) até que se encontre uma solução satisfatória para um projeto. Para ser eficiente, esse modelo de Design precisa não apenas gerar, mas também precisa filtrar as suas iterações. Mesmo existindo diversos tipos de filtragens em meio computacional, essas tarefas ainda ficam muito limitadas às análises de natureza objetiva, como por exemplo, as análises estruturais ou de responsividade a fatores ambientais. Nesse sentido, esse artigo investiga como o Aprendizado Profundo, em especial aquele que utiliza técnicas de regressão, podem replicar a avaliação do projetista sobre as iterações de um sistema generativo e qual é o potencial disto para o campo do Design. Para isso, o trabalho propõe um experimento prático que visa verificar a eficácia dessas técnicas em replicar as avaliações de um designer. As avaliações se inserem dentro de um recorte de análises mais próximas às capacidades pré-reflexivas ou não simbólicas humanas. Essas capacidades são aquelas que não envolvem o uso direto da linguagem, nem de projeções passadas e futuras. O trabalho sugere que até com uma pequena quantidade de dados, gerados pelo próprio designer, é possível desenvolver uma ferramenta que replique a avaliação de um ser humano que a treinou. Ele também informa futuros pesquisadores, desenvolvedores e designers sobre novas formas de se avaliar as iterações de um sistema generativo e pode estimular estudos adicionais sobre como essas ferramentas podem gerar uma maior inclusão na síntese da forma no Design.

PALAVRAS-CHAVE
Design Computacional Generativo;
Aprendizado Profundo;
Estudos tridimensionais;
Inclusão

Deep Learning and the evaluation of iterations in Generative Computational Design processes

ABSTRACT

Generative Design is a type of Design process characterized by the concept of producing generations from initial iterations. This process consists of going through many learning cycles (generate, analyze, learn, modify) until a satisfactory solution for a project is found. To be efficient, this Design model not only needs to generate, but also needs to filter its iterations. Even though there are several types of filters in a computational environment, these tasks are still very limited to objective analyzes, such as structural analyzes or responsiveness to environmental factors. In this sense, this article investigates how Deep Learning, especially those which use regression techniques, can replicate the designer's assessment about the iterations of a generative system and what is it's potential for the field of Design. In order to achieve that, the work proposes a practical experiment which aims to verify the effectiveness of these tecniques in replicating a designer's evaluations. These assessments are part of a range of analyzes closer to human pre-reflective or non-symbolic capacities. These capacities are those which do not involve the direct use of language or past and future projections. The work suggests that even with a small amount of data, generated by the designer himself, it is possible to develop a tool that replicates the evaluation of a human being who trained it. It also informs future researchers, developers and designers about new ways of evaluating the iterations of a generative system and may stimulate further study on how these tools can generate greater inclusion in the synthesis of form in Design.

KEYWORDS
Generative Computational Design;
Deep Learning;
Three-dimensional Studies;
Inclusion

CONTATO: Daniel R. A. B. Vianna – *danielrabv@gmail.com*

© 2023 – Revista Design & Tecnologia

1. INTRODUÇÃO

Como já ocorreu anteriormente, a introdução de uma nova tecnologia vem prometendo transformar o campo do Design Digital. Dessa vez, a inovação vem do campo da Inteligência Artificial, com as técnicas de Aprendizado Profundo. Compreender como avanços tecnológicos impactam o Design é uma forma para o campo tornar-se mais consciente do potencial que tem em mãos e assumi-los (NATIVIDADE, 2010). Nesse contexto, esse artigo tem como objetivo investigar o potencial do Aprendizado Profundo na filtragem ou análise das iterações de um processo generativo.

Para isso, esse artigo propõe um experimento prático que utiliza um tipo de Aprendizado Profundo em um processo de Design Computacional Generativo. O trabalho foca nas técnicas de regressão, que podem ser utilizadas para replicar a avaliação do designer frente às iterações geradas por um sistema generativo. O experimento apresenta como recorte as avaliações de natureza não simbólica ou pré-reflexivas do designer e se fundamenta na metodologia de ensino da professora Rowena Reed (HANNAH, 2002).

As capacidades não simbólicas ou pré-reflexivas humanas são aquelas que não envolvem o uso direto da linguagem, nem de projeções passadas e futuras. Elas são as capacidades que os humanos partilham com os outros animais em diferentes graus (principalmente com os vertebrados e em maior grau com os cetáceos e com outros primatas de grande porte). Apesar de não utilizarem uma linguagem, essas capacidades conseguem absorver e expressar mensagens do seu meio através da incorporação de significados advindos da matéria e compreendidos por mecanismos cerebrais como os neurônios espelho (MALLGRAVE, 2010, 2013).

Esta pesquisa, adota como base metodológica a pesquisa exploratória de natureza qualitativa. O caráter exploratório da pesquisa se justifica uma vez que há poucos estudos publicados sobre a interseção entre a utilização do Aprendizado Profundo no Design e a inclusão de agências não simbólicas na forma; e que o objeto de estudo é um fenômeno recente. O trabalho se estrutura em quatro partes, notadamente: a contextualização sobre sistemas generativos e a utilização de técnicas de Inteligência artificial no Design; a experimentação; e a apresentação de resultados e as considerações finais. A contextualização deu-se através da revisão de literatura e deu origem à elaboração do experimento prático. Este, então, foi aplicado em um contexto controlado e ideal. Depois são apresentados os resultados e são apontados aspectos que podem ser refinados no modelo proposto. A parte final indica caminhos para pesquisas futuras, bem como, discute brevemente o impacto dessas tecnologias para Design.

2. CONTEXTO

A incorporação de ferramentas da ciência da computação pelo campo do Design tem início na década de 1950. Entretanto, somente a partir dos anos 2000 que essas tecnologias começaram a constituir um conjunto poderoso de possibilidades para transformar o Design (OXMAN; OXMAN, 2014). Nas duas primeiras décadas do século XXI, as abordagens baseadas em computação no Design rapidamente se desenvolveram e se tornaram populares entre designers (CAETANO; SANTOS; LEITÃO, 2020). Esse desenvolvimento se deu pela possibilidade de armazenamento de dados nunca imaginado na história, além do processamento dessa grande quantidade de informações em quase qualquer computador pessoal (CARPO, 2017).

Atualmente, o Design Computacional Generativo é o modelo de Design mais utilizado entre os designers que utilizam a computação (CARPO, 2017). Esse modelo é formado pela adoção de um sistema generativo em meio computacional. A lógica desse tipo de sistema parte do processo de passar por muitos ciclos de aprendizado (gerar, analisar, aprender, modificar) até que se encontre uma solução satisfatória para o design (FISCHER; HERR, 2001).

Com o uso da computação, um sistema generativo consegue gerar uma quantidade virtualmente infinita de possíveis soluções e filtrá-las através de análises computacionais. Cada análise computacional, experimenta e gradua uma demanda, que pode ser relacionada a diversos entes e como estes afetam e são afetados por um artefato.

Até há pouco tempo, as análises computacionais das iterações de um sistema generativo computacional eram feitas através de funções geradas pelo próprio usuário ou realizadas com o auxílio de *plug-ins* específicos de análise. Programar um componente de análise é possível, mas se torna uma tarefa muito dispendiosa quando a análise buscada envolve critérios muito complexos ou subjetivos. Por exemplo, se de um lado é relativamente fácil para um designer computacional desenvolver um componente que gradua iterações a respeito do seu volume ou da sua área; por outro, é extremamente complexo programar um componente que analise as iterações a respeito de fatores subjetivos como a sensação de equilíbrio ou da harmonia transmitida por uma peça.

Mesmo dando conta de processos complexos, os *plug-ins* utilizados nas análises são limitados. Tipicamente essas ferramentas são endereçadas a preocupações de otimização estrutural, uso de material e responsividade a fatores ambientais, ao invés de preocupações de natureza social (AHLQUIST, 2020). Assim, essas ferramentas muitas vezes são incapazes de codificar várias intenções que um designer pode querer imprimir a um projeto já que esbarram na indisponibilidade de uma análise específica para explorar as possíveis soluções geradas por um sistema (VELOSO; KRISHNAMURTI, 2021).

Nos casos em que não existe um *plug-in* pronto ou não se consegue codificar um algoritmo de análise por si só, o designer computacional tem a opção de direcionar o sistema através da sua própria intervenção ao modificar diretamente o sistema gerador ou através da adoção de técnicas interativas. Na primeira opção, a modificação da estrutura de regras do algoritmo permite que os designers sejam capazes de expressar preferências enquanto acessam o *feedback* e a orientação de desempenho (BROWN, 2019). Dessa maneira, após uma geração de iterações de um sistema, o designer muda as regras do sistema para privilegiar um comportamento formal específico. Na segunda opção, os algoritmos interativos permitem que o designer avalie a geração de iterações durante o processo de geração. Ou seja, ao mesmo tempo que as análises computacionais estão graduando as iterações por critérios objetivos, o designer avalia as mesmas iterações sobre um ponto de vista subjetivo. Criada em meados dos anos 80, essa técnica e suas variações, vem sendo muito utilizadas atualmente no Design como uma maneira de adaptar modelos generativos clássicos (muito utilizadas em áreas exatas como na Engenharia e na área financeira) às necessidades de caráter mais subjetivas de um designer.

Mesmo inserindo o humano no ciclo evolutivo de um processo, esse tipo de técnica ainda impõe um subaproveitamento da capacidade de geração computacional (MCCORMACK; LOMAS, 2020). Isso porque, apesar de unir a intuição humana com a capacidade de processamento dos computadores, essas ferramentas carregam a desvantagem da incompatibilidade da linguagem formal da máquina com a linguagem natural da intuição humana (MENNAN, 2014). Essa incompatibilidade acaba ocasionando um gargalo, já que o designer humano processa as informações de maneira muito mais lenta do que os computadores.

Nesse contexto, o Aprendizado Profundo traz uma maneira de criar uma comunicação entre a intuição humana e a lógica dos computadores. Isso porque, essas técnicas são capazes de replicar diversos comportamentos após "observá-los". Elas captam conhecimentos, pensamentos ou aprendizados implícitos, através da sua capacidade de encontrar padrões e depois os assimilarem na lógica de um modelo (VELOSO; KRISHNAMURTI, 2021). É importante colocar que os computadores não aprendem a avaliar as interações da mesma forma que um indivíduo, mas aprendem a copiar as relações que elas "observam". Portanto, através dessas ferramentas, os designers podem construir componentes de análise de um modelo generativo sem descrever explicitamente a sua lógica, o que seria muito complexo e consequentemente caro (VELOSO; KRISHNAMURTI, 2021). Eles só precisam que as máquinas recebam os dados associados a algum tipo de evento ou comportamento para que este seja replicado mais tarde. No experimento proposto aqui, a ideia é associar imagens de iterações a graus numéricos de avaliações.

Apesar desse artigo focar em um tipo de agente e de uma capacidade específica, notadamente no agente humano e na capacidade não-simbólica, as técnicas de Aprendizado Profundo prometem servir como mediadores da relação entre as iterações geradas por um sistema com diferentes tipos de agentes e diferentes capacidades. Isso implica que essas ferramentas podem ser utilizadas para achar uma síntese da forma que seja o denominador comum da necessidade de diferentes entes. Por sua vez, isso sugere que seres humanos de diferentes culturas, outros seres vivos, materiais e máquinas poderão ter suas necessidades e potenciais materializados de maneira integrada na síntese da forma de um projeto.

Kizilcan explica que agora é possível formar inteligências coletivas entre atores humanos e maquínicos que têm capacidades estendidas tanto para resolver a complexidade visual quanto para satisfazer as restrições performativas. Segundo ele, isso se dá porque agora é possível compilar um conjunto de dados, um histórico consistente de ações e experiências para uma solução de design específica (KIZILCAN, 2021). Mccormack e Lomas colocam que esses avanços possibilitam que avaliações mais complexas, como as estéticas, por exemplo, rompam a barreira da objetividade do sistema gerador expandindo uma capacidade genuinamente humana (MCCORMACK; LOMAS, 2020). Ibanez acredita que para as abordagens de Design Computacional Generativo preocupadas com a inclusão de novos agenciamentos, o horizonte distante está necessariamente emparelhado com o da Inteligência Artificial, onde a sensibilidade do aprendizado de máquina cria uma mudança de paradigma. Ela acredita que nesse cenário, as inclinações de outras espécies, materiais e inteligências precisarão estar engajadas em conversas ou em esforços compartilhados (IBAÑEZ, 2019). Sobre essa perspectiva, Cantrell, Zhang e Liu explicam que o projeto de Design deve ser entendido como o resultado da coprodução de uma ampla gama de agentes inteligentes, onde o papel do designer é deslocado da fonte de autoria para um coreógrafo ou catalisador entre diferentes assemblagens que têm capacidade de influenciar o ambiente de uma forma significativa (CANTRELL; ZHANG; LIU, 2021). Para Neil Leach, essa nova abordagem não é sobre o designer "inventando" algumas novas propostas desenhadas sobre seu "gênio", mas sim de selecionar a melhor solução a partir de uma gama de opções possíveis existentes" (LEACH, 2018).

3. APRENDIZADO PROFUNDO

O Aprendizado de máquina é um tipo de Inteligência Artificial que usa um grande conjunto de dados para treinar a si mesmo. Ele melhora a sua capacidade de fazer a coisa certa através da sua experiência e requer um código a ser escrito para classificar o que se espera que ele faça. O Aprendizado Profundo, se refere a um desenvolvimento mais recente em que a máquina não é programada de forma alguma. Em vez disso, ele ensina a si mesmo sobre um determinado assunto com base em um conjunto de dados fornecido (FAZI, 2020).

As origens do Aprendizado Profundo utilizado atualmente remontam às pesquisas de estatísticas aplicadas à Inteligência Artificial da década de 1980. Entretanto só agora através dos recentes avanços tecnológicos contando a favor, que essas ideias vêm sendo postas em prática de maneira mais robusta (LLACH, 2021). As redes neurais comuns são compostas por unidades de processamento de informações chamadas de "neurônios" e conexões que controlam o fluxo de informações entre essas unidades, chamadas de "sinapses", em alusão a estrutura cerebral que baseou a sua ideia. Essas conexões operam em paralelo, são auto-organizadas e podem funcionar sem conhecimento especializado da tarefa ou domínio. Diferente de uma Inteligência Artificial simbólica, compostas de instruções sequenciais lineares, Boden explica que as redes neurais operam através de um paralelismo maciço (BODEN, 1996). Ou seja, o controle de cima para baixo simbolista é substituído pelo processamento de baixo para cima e a lógica é substituída pela probabilidade. As inteligências artificiais chamadas de simbólicas são aquelas que necessitam que o conhecimento sobre o problema seja definido manualmente no sistema para que ele possa raciocinar e tomar as decisões. Um exemplo dela é o sistema de atendimento telefônico automatizado.

A estrutura de uma rede neural é composta de uma camada de entrada, de uma camada de saída e entre elas as camadas escondidas. É através da experimentação do fluxo das camadas escondidas que a rede aprende a associar os dados de entrada aos dados de saída corretos. Cada camada escondida funciona como um neurônio que calcula um valor limite para determinar seu valor de ativação. Aqui o peso se molda de acordo com o nível de sucesso que cada camada contribuiu para o sistema atingir a saída esperada. Cada neurônio extrai e filtra certos recursos, antes de passar seu valor de ativação para os neurônios na próxima camada. Daí, cada camada subsequente calcula recursos de nível progressivamente mais alto, até que uma saída de classificação seja gerada com base em sua probabilidade de ser correto. Por exemplo, se em um treinamento, o algoritmo do Aprendizado Profundo chega a um valor de uma determinada previsão muito diferente do esperado, os neurônios que contribuíram com erro o vão perdendo seu peso no processo de decisão.

A principal diferença entre as redes neurais do passado das atuais, é que enquanto as redes neurais mais simples operam em uma direção, as modernas conseguem alterar o seu sentido. Essas novas redes, chamadas de redes neurais convolucionais, mudam o seu sentido através de um processo de retro propagação. Esse processo permite que uma rede neural volte ao cálculo de neurônios anteriores e efetivamente corrija erros de predição passadas.

Atualmente, as técnicas de Aprendizado Profundo mais utilizadas são as que auxiliam nas tarefas de síntese de imagens e as de classificação ou regressão (LEACH, 2022). As técnicas de síntese como o sonho profundo ("*deep dream*") e as redes adversárias gerativas (GANs) possibilitam a geração de imagens. Já as técnicas de classificação ou regressão avaliam imagens, dados ou um conjunto de dados e imagens.

Apesar de atualmente a síntese de imagens estar no centro do debate sobre a Inteligência Artificial no Design, essa pesquisa foca na técnica de regressão. Essa decisão vem da percepção dos autores de que essas técnicas tiveram muito pouco tempo para serem exploradas pela disciplina do Design.

O que se observa é que quando elas começavam a ser aplicadas de maneira mais aprofundada, a introdução das técnicas de síntese acabou limitando as suas explorações. Portanto, essa pesquisa acredita que ainda exista muito potencial no uso dessas técnicas no campo do Design como um todo, especialmente no que tange a exploração e a busca de iterações no espaço das soluções de um sistema generativo. A relevância dessas técnicas vem do fato delas propiciarem uma maneira de incluir novas agências na síntese da forma, já que cada busca pode atuar como a ação de um ente, selecionando as melhores iterações segundo os seus critérios.

A classificação de imagens ou modelagem discriminativa tornou-se uma aplicação importante da Inteligência Artificial, especialmente nos domínios de carros autônomos e sistemas de reconhecimento facial. A diferença entre as tarefas de classificação de imagem e a regressão de imagem é que a variável alvo (o que estamos tentando prever) na tarefa de Classificação não é contínua, enquanto na tarefa de Regressão é contínua. Por exemplo, classificar um conjunto de imagens nas categorias cães e gatos é uma tarefa de classificação. Já prever a idade de alguém ou os preços de casas com base nas suas imagens é uma tarefa de regressão.

4. EXPERIMENTO

A elaboração do experimento proposto pode ser dividida em três etapas: elaboração do Sistema Generativo; definição da cartografia e análise das composições; e construção do algoritmo do Aprendizado Profundo, como pode-se observar na Figura 1.

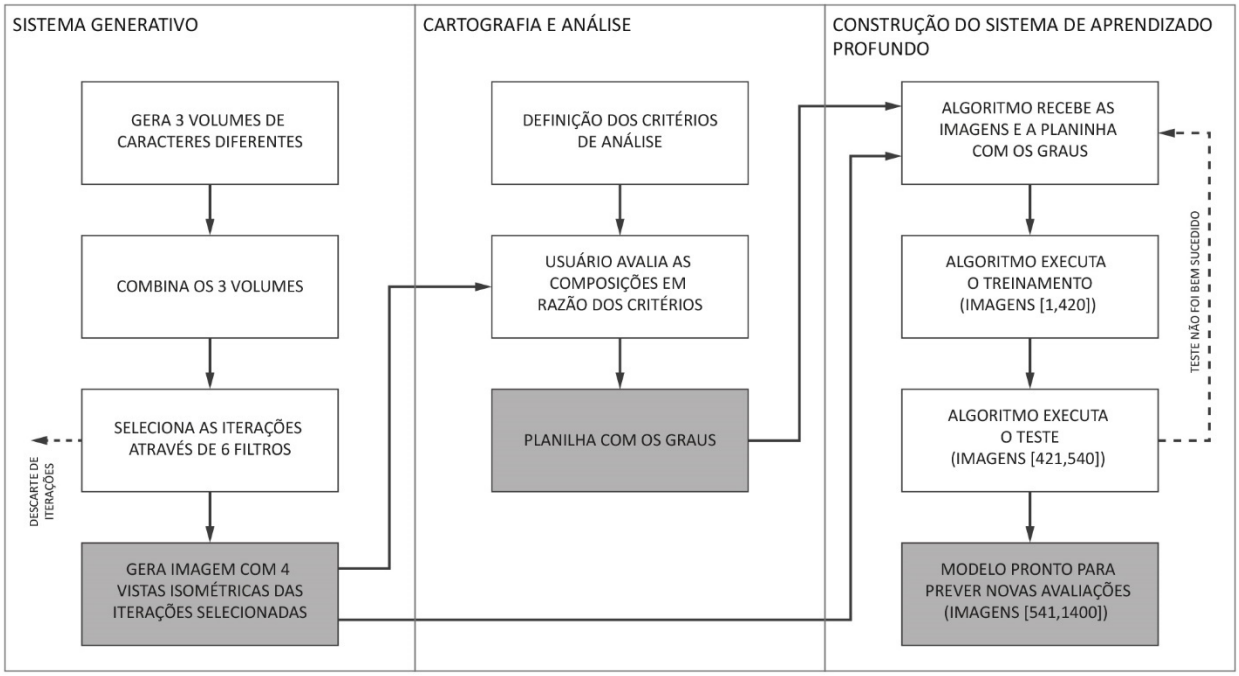


Figura 1 Diagrama da metodologia proposta. (Fonte: Elaborado pelos autores).

4.1 Elaboração do Sistema Generativo

O sistema generativo proposto aqui se baseia na metodologia de ensino desenvolvida pela professora Rowena Reed (HANNAH, 2002). A sua adoção se deve ao seu foco nos estímulos sensoriais pré-reflexivos que emanam dos objetos e da sua lógica generativa. O método de ensino consiste em um processo cíclico de divergência e convergência, em que os alunos criam alternativas continuamente e escolhem as mais adequadas com base nas relações entre os elementos do Design. Essas relações são comportamentos ou propriedades formais que podem emanar certos estímulos sensoriais e significados incorporados. Assim, elas servem como recursos analíticos para perceber particularidades das composições formais e como a percepção sensorial responde a elas.

O sistema generativo desenvolvido para o experimento se baseia no primeiro problema da metodologia da professora Rowena Reed, chamado de volumes retilíneos. Ele consiste na organização de três volumes retilíneos, e o seu objetivo é familiarizar-se com volumes simples em uma declaração unificada (HANNAH, 2002), seguindo os seguintes princípios:

- Os volumes devem variar em caráter. O caráter de cada volume é definido pelas suas proporções tridimensionais. Neste exercício, o caráter de cada forma pode variar entre: linear, planar e volumétrico.
- Todas as dimensões lineares e proporções planares que compõe os volumes e os resultados de suas combinações devem variar. Isso inclui as dimensões e proporções dos espaços negativos e a massa total de toda a composição. As proporções quadradas ou cúbicas devem sempre ser evitadas.
- Os volumes devem constituir um relacionamento hierárquico, escolhendo formas dominantes, subdominantes e subordinadas. Onde o dominante é a maior forma, o mais impactante do conjunto e deve ser colocado em uma posição de destaque. A subdominante deve ser a segunda maior peça e deve criar uma relação contrastante com a peça dominante. O subordinado é o menor volume e muito dependente dos outros dois. Ele deve tornar o design mais tridimensional, complementar os outros volumes e completar a unidade do design.
- Nenhuma visão deve ser desinteressante repetida ou espelhada.
- Os eixos principais das formas devem ser perpendiculares entre si para dar mais tridimensionalidade ao projeto.
- Os encontros entre as peças devem ocorrer de três formas: a cunha, o berço e a perfuração. Os encontros não devem se repetir e devem ser estruturais.
- As composições devem apresentar um equilíbrio estrutural e visual.

A adoção do exercício mais simples da metodologia de Reed se deu pela necessidade do experimento ser bem controlado. Isso é essencial para compreender os fenômenos associados ao experimento sem a interferência de ruídos. De fato, essa estratégia faz parte das disciplinas de Fundamentos de Design que tendem a partir de um ambiente controlado para progressivamente inserir maiores complexidades aos estudos. Nesse sentido, Gürsoy e Özkar argumentam que separar as tarefas abstratas da complexidade dos problemas do mundo real em um currículo básico de Design possibilita o envolvimento dos alunos com um intenso pensamento reflexivo e permitem que eles "reflitam diretamente em seu raciocínio sobre um vocabulário mais simples e formal" (GÜRSOY; ÖZKAR, 2015).

Com essas diretrizes, foi elaborado um sistema generativo de expressão paramétrica, desenvolvido no programa *Grasshopper*, capaz de gerar peças variadas atendendo a determinados requisitos e sem ultrapassar as restrições impostas. O algoritmo cria grupos de três blocos retilíneos que se interseccionam e em seguida, através de análises desenvolvidas através de fórmulas matemáticas simples, selecionam-se aqueles que atendem aos requisitos e as restrições básicas do problema e descartam-se os demais.

As seleções são feitas através de seis filtros. O primeiro, descarta grupos que possuam uma de suas faces quadradas; o segundo elimina os grupos que possuam dois ou três blocos com caráteres iguais; o terceiro descarta aquele conjunto que não apresenta uma relação hierárquica de dominância clara; o quarto elimina os agrupamentos cujas peças repetem a sua direção; o quinto descarta grupos que possuam interseções entre os três blocos; e o último elimina aqueles conjuntos que formam uma proporção próxima a quadrada ou cúbica na proporção geral combinada. A Figura 2 abaixo exemplifica os casos em que as peças são aceitas (à esquerda) e descartadas (à direita).

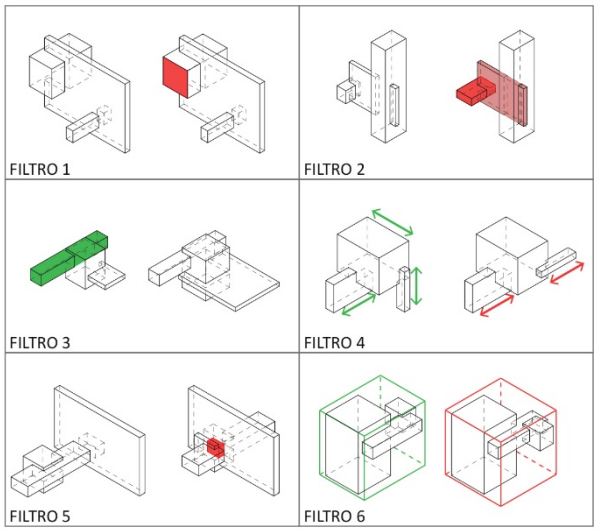


Figura 2 Exemplo dos filtros simples. (Fonte: Elaborado pelos autores).

4.2 Elaboração de uma cartografia

A segunda etapa do experimento envolve definir quais os critérios serão utilizados para filtrar as iterações do sistema generativo. Para isso é preciso definir uma cartografia ou mapa de quem é o agente que se relaciona com o objeto, a propriedade formal do objeto com a qual esse agente se relaciona e qual a expressão que a propriedade transmite. Essa expressão será o critério de análise utilizada no experimento.

O agente do projeto selecionado um ser humano comum e as seguintes propriedades formais do objeto: o movimento interno, o espaço negativo e o equilíbrio visual. Abaixo, pode-se ver ilustrações das propriedades físicas em exemplos onde acredita-se observar quando essas propriedades expressam um significado material mais e menos acentuado.

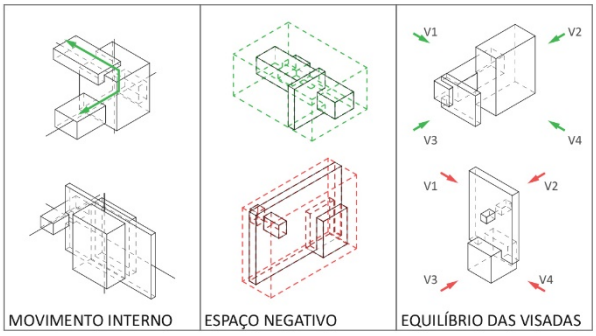


Figura 3 Propriedades e expressões da forma. (Fonte: Elaborado pelos autores).

O movimento interno se refere ao movimento que ocorre no eixo interno dos blocos que formam uma composição. Segundo Akner-Koler, a sua identificação requer uma espécie de "visão de raio-x" no olho da mente que visualiza os caminhos em atividades internas que interagem com as proporções e formas das partes elementares (AKNER-KOLER, 2007).

Esse senso de movimento pode ser simulado pelo corpo, já que essa é uma forma como os seres humanos entendem o que acontece ao seu redor. Nesse sentido, o corpo experimenta diferentes simulações de movimentos, fluídos ou truncados; contínuos ou curtos; acelerando ou desacelerando; ritmados ou randômicos. Por sua vez, essa simulação pode gerar um significado incorporado que transmita um dinamismo mais alegre ou triste, agressivo ou suave, por exemplo.

Observando a Figura 3, no primeiro par à esquerda, nota-se que a composição de cima apresenta um maior movimento através dos eixos das peças do que da segunda. Enquanto a composição de cima parece que foi congelada no meio de um movimento, a debaixo parece estar em repouso. Enquanto o primeiro olhar tende a transitar ao longo da peça, o segundo tende a ficar estacionado na peça mais volumosa central ou escapar para a peça alongada à esquerda. As análises previstas para esse critério visam identificar a intensidade dos movimentos de maneira geral e não o tipo desse movimento de maneira mais específica.

A interação entre forma e o vazio representa uma dualidade central na análise visual tridimensional, o que implica no entendimento do mundo visual ao mesmo tempo concreto e abstrato. Segundo Akner-Koler, elementos positivos e negativos são semelhantes no sentido de que ambos podem ser descritos como componentes visuais com elementos mais ou menos definidos por limites. Os espaços negativos de uma peça são o conjunto de elementos que podem ser percebidos entre os elementos positivos; da mesma maneira, os elementos positivos são percebidos delimitados pelos elementos negativos (AKNER-KOLER, 2007).

O senso de contenção de uma peça, em teoria, pode ser simulado pelo cérebro humano (através dos neurônios espelho) que simula uma possível experiência, como a de colocar a mão em um buraco, ocupar um determinado espaço ou seguir o movimento dele. O espaço negativo pode gerar diferentes significados incorporados pela sugestão de uma ação como entrar e pegar; ou por um senso de contemplação como o de proteção, privacidade ou opressão, por exemplo (ARBIB, 2021).

No exemplo destacado (Figura 3), nota-se que a composição de cima apresenta um espaço negativo mais definido do que o debaixo. Ou seja, enquanto na composição

de cima consegue-se perceber a materialização de uma forma no vazio (principalmente o grande prisma retangular entre os volumes), na debaixo não se observa um espaço claramente definido. As análises previstas para esse critério visam identificar a intensidade da percepção desses elementos negativos ou a intensidade da sinergia do vazio.

O último critério definido foi o equilíbrio entre as visadas, no sentido de que todas as quatro vistas isométricas delas apresentem composições interessantes. É normal que as vistas de um design possam gerar maior e menor interesse, todavia aqui, não é desejado que essa assimetria seja pronunciada demais. Além disso, aqui não se deseja que as vistas se repitam ou se espelhem. Nesse sentido, esse critério visa buscar as composições com um equilíbrio de interesse nas visadas sem que estas sejam parecidas demais entre si.

Na terceira coluna da Figura 2, ilustrativa da propriedade formal equilíbrio das visadas, a composição de cima apresenta um conjunto de vistas mais interessante do que a de baixo. Isso porque, enquanto no primeiro caso, todas as vistas possuem algo interessante e diferenciado, no segundo caso, as vistas são menos interessantes por si só, além de se espelharem duas vezes.

4.3 Construção do sistema de Aprendizado Profundo

A terceira etapa cria um sistema de Aprendizado Profundo, o que envolveu a seleção e alteração de um algoritmo já existente, bem como o treinamento e a operação de testes do sistema. A técnica de Aprendizado Profundo selecionada aqui foi a proposta por Ahmed e Moustafa no artigo "Estimativa do preço de casas a partir de recursos visuais e textuais" (AHMED; MOUSTAFA, 2016). Nesse artigo, os autores propõem uma técnica de regressão que é capaz de prever o valor de qualquer casa a partir de um treinamento prévio com imagens e preços das casas, além da indicação dos seus CEPs. A inclusão do CEP nesse caso é importante porque isoladamente as fotos das casas não incorporam o fator localização que é determinante no preço de um imóvel.

Como essa particularidade não acontece no caso do experimento proposto aqui, esse fator foi retirado do sistema. Empresas imobiliárias, companhias de seguro e revendedoras de carro utilizam esse tipo de algoritmo. Com essas ferramentas, elas conseguem gerar uma estimativa rápida do valor de imóveis, do custo para reformar imóveis danificados e do preço de carros usados. Isso é possível porque essas empresas já possuem muitos conjuntos de dados que associam fotos dos bens aos valores relacionados. No caso desse experimento, a lógica do sistema foi modificada já que ao invés de utilizar dados pré-existentes, o designer gera as imagens e os valores de acordo com a sua percepção.

O treinamento selecionado foi o direto, em que o designer serve como avaliador das composições e a captação foi a ativa, em que o julgamento é ponderado pelo sujeito sem a utilização de nenhum sensor que pudesse servir como índice. Vale ressaltar, que o designer deve sempre lembrar que ele serve como um mediador entre o objeto e os sujeitos ou o público de um projeto.

Foram geradas 1400 composições pelo sistema generativo, que por sua vez foram transformadas em quatro imagens de perspectivas isométricas. Essas imagens então foram combinadas em uma imagem de extensão (.png). Depois, essas imagens foram divididas em três grupos. O primeiro grupo, com 420 imagens serve para treinar o sistema de Aprendizado Profundo. O segundo grupo, com 140 imagens, serve para testar o algoritmo. Já o terceiro grupo, com as demais 840 imagens, teoricamente não precisaria ser avaliado pelo designer, já que o sistema pode fazer esse trabalho.

Em seguida, um designer-pesquisador, um dos autores deste trabalho, deu notas para as peças dos grupos de treinamento e teste, em razão dos três critérios mencionados anteriormente. As imagens foram avaliadas pelo designer através da exibição de cada iteração a partir de suas quatro vistas isométricas. Com um total de 560 iterações, do primeiro e segundo grupos, exibidas por aproximadamente 30 segundos para cada um dos três critérios de avaliação, esse processo durou aproximadamente cerca de 14 horas sem contar com os ajustes posteriores, problemas técnicos e pausas.

Com as avaliações do designer e as imagens, o sistema treina, gera os componentes de análise e depois testa a sua precisão. Com uma precisão satisfatória então, pode-se avaliar as demais peças que não haviam sido avaliadas e quaisquer outras que forem geradas futuramente de maneira instantânea.

5. RESULTADOS

Os graus das avaliações se encontram em um intervalo entre 0 e 1,000 e em média, os resultados dos testes (Tabela 1) indicaram um erro absoluto de 0,098 no quesito movimento; 0,084 no quesito espaço negativo; e de 0,074 no quesito equilíbrio das visadas. Isso significa que uma peça avaliada pelo sistema, no quesito movimento com o valor 0,6, por exemplo, teria a tendência de ter sido avaliada pelo designer com valores próximos a 0,698 e 0,502. Mesmo podendo melhorar, essas margens de erro demonstram que as avaliações das máquinas parecem estar no caminho certo para atingir um erro que possa se considerar desprezível. No quadro abaixo pode-se observar os valores das avaliações humanas, das avaliações das máquinas e as suas diferenças para o grupo 2, de teste.

Ao atingir a precisão citada anteriormente, o sistema foi colocado em funcionamento para avaliar as demais composições do grupo 3. Com isso, pode-se explorar todas as iterações do sistema. Existem diversas formas de explorar o espaço das soluções de um processo de Design Computacional Generativo, e esse experimento utiliza um mapa de calor e um gráfico de plotagem de coordenadas paralelas. Essas ferramentas de visualização foram desenvolvidas com o uso do programa Grasshopper, que automaticamente puxa os resultados das avaliações e gera essas interfaces.

A Figura 4 reúne os mapas de calor de todos os 1400 valores previstos pelas máquinas sobre os critérios utilizados, bem como da média dos critérios. Cada pequeno quadrado, representa uma interação posicionada em ordem da esquerda para direita e de baixo para cima. Os mapas codificam cada composição em uma escala de cor, que vai do vermelho (0,00) até o azul (1,00) indicando a nota das iterações geradas pelas máquinas.

Comparando-se os mapas, nota-se que as gerações teriam sido bem-sucedidas com mais frequência em relação à propriedade movimento interno. Também percebe-se que o mapa da média equilibra as notas altas do mapa de movimento interno com as notas mais baixas dos outros mapas, apresentando um equilíbrio entre os tons azuis e vermelhos.

.

Tabela 1 Tabela com as avaliações do grupo de teste.

	MOVIMENTO DE EIXOS			ESPAÇO NEGATIVO			EQUILÍBIRO VISUAL		
	HUM.	MÁQ.	DIF.	HUM.	MÁQ.	DIF.	HUM.	MÁQ.	DIF.
421	0.56	0.622	0.062	0.31	0.351	0.041	0.31	0.41	0.1
422	0.68	0.758	0.078	0.55	0.576	0.026	0.56	0.711	0.151
423	0.75	0.808	0.058	0.5	0.572	0.072	0.43	0.386	0.044
424	0.81	0.791	0.019	0.43	0.576	0.146	0.5	0.396	0.104
425	0.75	0.767	0.017	0.68	0.55	0.13	0.62	0.552	0.068
426	0.56	0.582	0.022	0.37	0.325	0.045	0.31	0.347	0.037
427	0.75	0.746	0.004	0.68	0.56	0.12	0.75	0.519	0.231
428	0.75	0.791	0.041	0.5	0.461	0.039	0.37	0.476	0.106
429	0.81	0.787	0.023	0.42	0.436	0.016	0.37	0.475	0.105
430	0.81	0.817	0.007	0.37	0.394	0.024	0.37	0.399	0.029
431	0.62	0.652	0.032	0.25	0.338	0.088	0.56	0.41	0.15
432	0.68	0.739	0.059	0.5	0.557	0.057	0.37	0.585	0.215
433	0.68	0.678	0.002	0.43	0.458	0.028	0.37	0.415	0.045
434	0.68	0.725	0.045	0.31	0.476	0.166	0.68	0.44	0.24
435	0.68	0.711	0.031	0.43	0.481	0.051	0.37	0.469	0.099
436	0.5	0.657	0.157	0.43	0.42	0.01	0.56	0.41	0.15
437	0.75	0.79	0.04	0.68	0.643	0.037	0.62	0.68	0.06
438	0.68	0.694	0.014	0.5	0.586	0.086	0.43	0.393	0.037
439	0.81	0.804	0.006	0.56	0.589	0.029	0.5	0.406	0.094
440	0.5	0.623	0.123	0.31	0.383	0.073	0.37	0.387	0.017
441	0.68	0.796	0.116	0.5	0.69	0.19	0.5	0.532	0.032
442	0.68	0.793	0.113	0.56	0.577	0.017	0.43	0.423	0.007
443	0.75	0.786	0.036	0.31	0.429	0.119	0.43	0.544	0.114
444	0.68	0.804	0.124	0.75	0.659	0.091	0.56	0.683	0.123
445	0.62	0.789	0.169	0.43	0.418	0.012	0.43	0.395	0.035
446	0.62	0.742	0.122	0.42	0.371	0.049	0.43	0.399	0.031
447	0.68	0.792	0.112	0.62	0.619	0.001	0.5	0.655	0.155
448	0.75	0.752	0.002	0.43	0.489	0.059	0.43	0.43	0
449	0.75	0.688	0.062	0.42	0.431	0.011	0.37	0.396	0.026
450	0.81	0.796	0.014	0.62	0.584	0.036	0.68	0.623	0.057
451	0.56	0.597	0.037	0.25	0.355	0.105	0.31	0.408	0.098
452	0.75	0.767	0.017	0.37	0.52	0.15	0.43	0.409	0.021
453	0.62	0.793	0.173	0.87	0.613	0.257	0.68	0.555	0.125
454	0.81	0.809	0.001	0.5	0.517	0.017	0.31	0.42	0.11
455	0.68	0.687	0.007	0.31	0.446	0.136	0.37	0.408	0.038
456	0.62	0.765	0.145	0.68	0.567	0.113	0.43	0.378	0.052
457	0.75	0.668	0.082	0.5	0.527	0.027	0.56	0.479	0.081
458	0.68	0.8	0.12	0.31	0.534	0.224	0.43	0.427	0.003
459	0.43	0.605	0.175	0.37	0.399	0.029	0.37	0.379	0.009
460	0.56	0.731	0.171	0.42	0.556	0.136	0.37	0.427	0.057
461	0.56	0.743	0.183	0.31	0.547	0.237	0.37	0.405	0.035
462	0.75	0.741	0.009	0.37	0.539	0.169	0.56	0.422	0.138
463	0.62	0.793	0.173	0.5	0.553	0.053	0.5	0.415	0.085
464	0.68	0.711	0.031	0.5	0.54	0.04	0.5	0.421	0.079
465	0.43	0.691	0.261	0.37	0.443	0.073	0.31	0.405	0.095
466	0.5	0.715	0.215	0.5	0.37	0.13	0.5	0.396	0.104
467	0.5	0.574	0.074	0.25	0.388	0.138	0.31	0.374	0.064
468	0.75	0.636	0.114	0.68	0.531	0.149	0.62	0.565	0.055
469	0.62	0.793	0.173	0.62	0.602	0.018	0.37	0.382	0.012
470	0.81	0.787	0.023	0.81	0.632	0.178	0.81	0.714	0.096
471	0.68	0.789	0.109	0.68	0.543	0.137	0.5	0.576	0.076
472	0.5	0.744	0.244	0.37	0.423	0.053	0.37	0.526	0.156
473	0.5	0.54	0.04	0.25	0.318	0.068	0.31	0.322	0.012
474	0.37	0.583	0.213	0.5	0.361	0.139	0.31	0.419	0.109
475	0.31	0.574	0.264	0.37	0.39	0.02	0.43	0.417	0.013
476	0.75	0.779	0.029	0.43	0.594	0.164	0.43	0.425	0.005
477	0.68	0.795	0.115	0.81	0.641	0.169	0.56	0.496	0.064
478	0.68	0.786	0.106	0.62	0.512	0.108	0.5	0.429	0.071
479	0.31	0.561	0.251	0.31	0.325	0.015	0.31	0.371	0.061
480	0.75	0.714	0.036	0.68	0.523	0.157	0.56	0.624	0.064
481	0.56	0.749	0.189	0.43	0.36	0.07	0.31	0.427	0.117
482	0.62	0.731	0.111	0.62	0.564	0.056	0.68	0.658	0.022
483	0.43	0.606	0.176	0.37	0.468	0.098	0.37	0.407	0.037
484	0.75	0.751	0.001	0.31	0.356	0.046	0.37	0.355	0.015
485	0.5	0.705	0.205	0.68	0.593	0.087	0.31	0.381	0.071
486	0.75	0.772	0.022	0.5	0.34	0.16	0.31	0.404	0.094
487	0.87	0.743	0.127	0.5	0.484	0.016	0.68	0.427	0.253
488	0.68	0.744	0.064	0.62	0.495	0.125	0.43	0.399	0.031
489	0.5	0.654	0.154	0.43	0.424	0.006	0.43	0.427	0.003
490	0.43	0.616	0.186	0.37	0.348	0.022	0.31	0.391	0.081
491	0.75	0.774	0.024	0.43	0.373	0.057	0.31	0.41	0.1
492	0.75	0.746	0.004	0.62	0.482	0.138	0.62	0.646	0.026
493	0.43	0.694	0.264	0.42	0.608	0.188	0.31	0.369	0.059
494	0.75	0.719	0.031	0.56	0.485	0.075	0.56	0.549	0.011
495	0.68	0.663	0.017	0.62	0.502	0.118	0.43	0.544	0.114
496	0.81	0.75	0.06	0.56	0.431	0.129	0.56	0.4	0.16
497	0.5	0.627	0.127	0.5	0.439	0.061	0.37	0.396	0.026
498	0.43	0.494	0.064	0.25	0.354	0.104	0.31	0.383	0.073
499	0.68	0.802	0.122	0.62	0.629	0.009	0.43	0.52	0.09
500	0.43	0.661	0.231	0.43	0.456	0.026	0.31	0.415	0.105
501	0.75	0.695	0.055	0.37	0.336	0.034	0.31	0.419	0.109
502	0.62	0.719	0.099	0.43	0.482	0.052	0.43	0.414	0.016
503	0.75	0.697	0.053	0.43	0.525	0.095	0.43	0.476	0.046
504	0.75	0.801	0.051	0.75	0.605	0.145	0.43	0.383	0.047
505	0.5	0.631	0.131	0.37	0.394	0.024	0.5	0.385	0.115
506	0.5	0.746	0.246	0.31	0.5	0.19	0.31	0.375	0.065
507	0.5	0.758	0.258	0.31	0.46	0.15	0.25	0.357	0.107
508	0.25	0.45	0.2	0.31	0.424	0.114	0.62	0.388	0.232
509	0.62	0.689	0.069	0.43	0.473	0.043	0.68	0.621	0.059
510	0.5	0.697	0.197	0.43	0.583	0.153	0.43	0.461	0.031
511	0.37	0.761	0.391	0.25	0.37	0.12	0.43	0.398	0.032
512	0.68	0.799	0.119	0.68	0.616	0.064	0.5	0.438	0.062
513	0.75	0.701	0.049	0.5	0.432	0.068	0.43	0.392	0.038
514	0.81	0.797	0.013	0.56	0.593	0.033	0.43	0.427	0.003
515	0.43	0.584	0.154	0.37	0.324	0.046	0.37	0.417	0.047
516	0.75	0.751	0.001	0.31	0.335	0.025	0.31	0.388	0.078
517	0.68	0.731	0.051	0.42	0.57	0.15	0.56	0.5	0.06
518	0.75	0.795	0.045	0.82	0.648	0.172	0.5	0.439	0.061
519	0.68	0.795	0.115	0.75	0.616	0.134	0.5	0.431	0.069
520	0.81	0.801	0.009	0.75	0.574	0.176	0.62	0.576	0.044
521	0.37	0.627	0.257	0.43	0.523	0.093	0.56	0.39	0.17
522	0.68	0.714	0.034	0.37	0.405	0.035	0.31	0.415	0.105
523	0.5	0.738	0.238	0.43	0.567	0.137	0.43	0.533	0.103
524	0.68	0.771	0.091	0.62	0.606	0.014	0.75	0.62	0.13
525	0.81	0.79	0.02	0.56	0.597	0.037	0.75	0.532	0.218
526	0.68	0.697	0.017	0.31	0.413	0.103	0.31	0.419	0.109
527	0.5	0.74	0.24	0.62	0.544	0.076	0.5	0.495	0.005
528	0.75	0.783	0.033	0.5	0.581	0.081	0.37	0.42	0.05
529	0.56	0.743	0.183	0.42	0.555	0.135	0.56	0.542	0.018
530	0.68	0.723	0.043	0.5	0.581	0.081	0.43	0.381	0.049
531	0.75	0.644	0.106	0.68	0.566	0.114	0.5	0.469	0.031
532	0.81	0.79	0.02	0.43	0.548	0.118	0.43	0.416	0.014
533	0.62	0.771	0.151	0.5	0.513	0.013	0.56	0.626	0.066
534	0.62	0.664	0.044	0.43	0.373	0.057	0.43	0.395	0.035
535	0.68	0.703	0.023	0.62	0.644	0.024	0.43	0.487	0.057
536	0.81	0.821	0.011	0.56	0.519	0.041	0.37	0.476	0.106
537	0.75	0.736	0.014	0.42	0.438	0.018	0.43	0.467	0.037
538	0.62	0.788	0.168	0.37	0.341	0.029	0.31	0.409	0.099
539	0.62	0.785	0.165	0.31	0.333	0.023	0.43	0.486	0.056
540	0.62	0.721	0.101	0.37	0.391	0.021	0.43	0.409	0.021
	MÉDIA		0.098			0.084			0.074

(Fonte: Elaborado pelos autores).

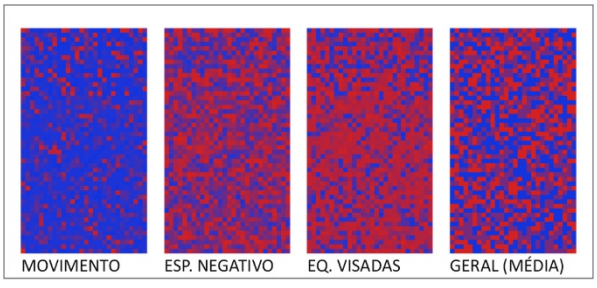


Figura 4 Mapa de calor. (Fonte: Elaborado pelos autores).

O gráfico de plotagem de coordenadas paralelas (Figura 5) é uma ferramenta de visualização que pode ser utilizada para explorar iterações geradas por um sistema generativo. Nele pode-se incluir uma coluna extra que combine os valores das avaliações em uma métrica única com pesos diferentes para cada critério em função da relevância de cada um deles (HAYMAKER, 2018). A formulação dessa função de valor é geralmente um processo iterativo que envolve estreitar e expandir a busca ou modificar o sistema. Aqui, a métrica combinada apenas encontra a média dos três critérios, sem privilegiar nenhum deles.

A primeira coluna (ID) posiciona o código designado para cada peça e a última (G) indica o valor da média das avaliações. Já as três colunas centrais posicionam os graus das avaliações mapeados nas retas. As linhas em azul e vermelho representam as peças com os 10 melhores e os 10 piores valores gerais.

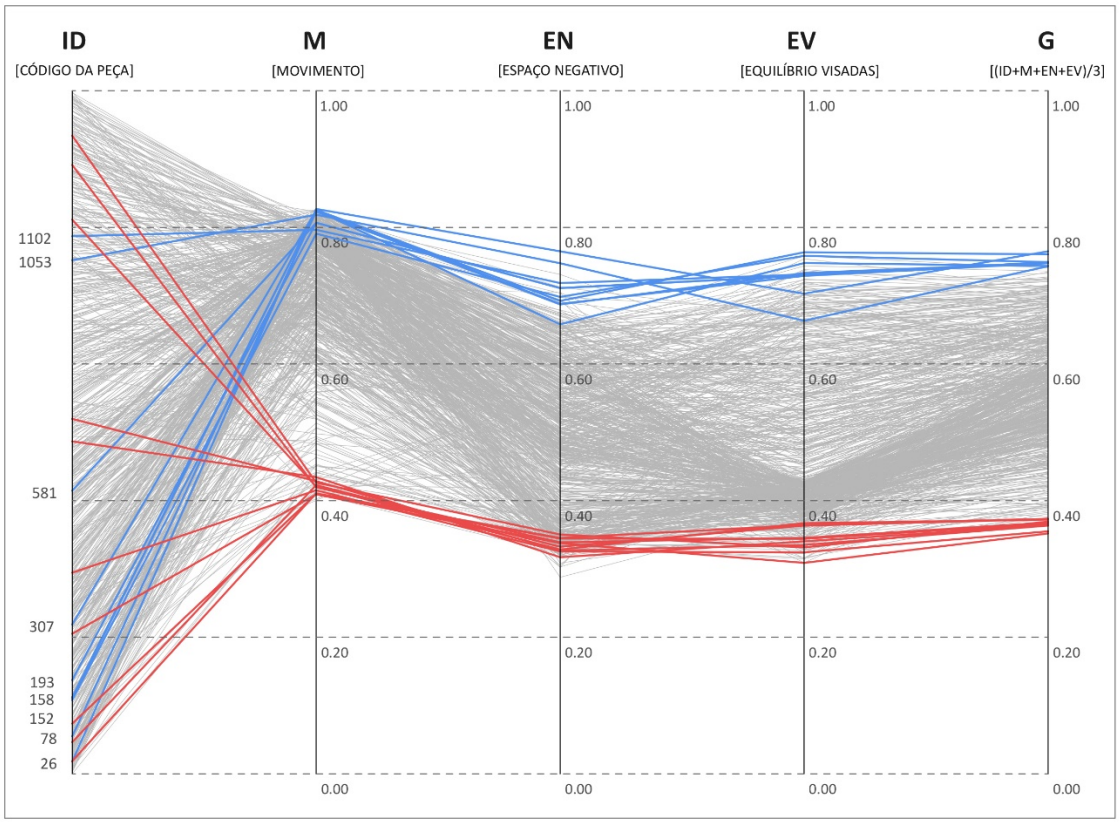


Figura 5 Gráfico de plotagem de coordenadas paralelas. (Fonte: Elaborado pelos autores, 2023).

Além desses diagramas, foi criada uma interface de navegação que é gerada automaticamente com a entrada das avaliações da máquina.

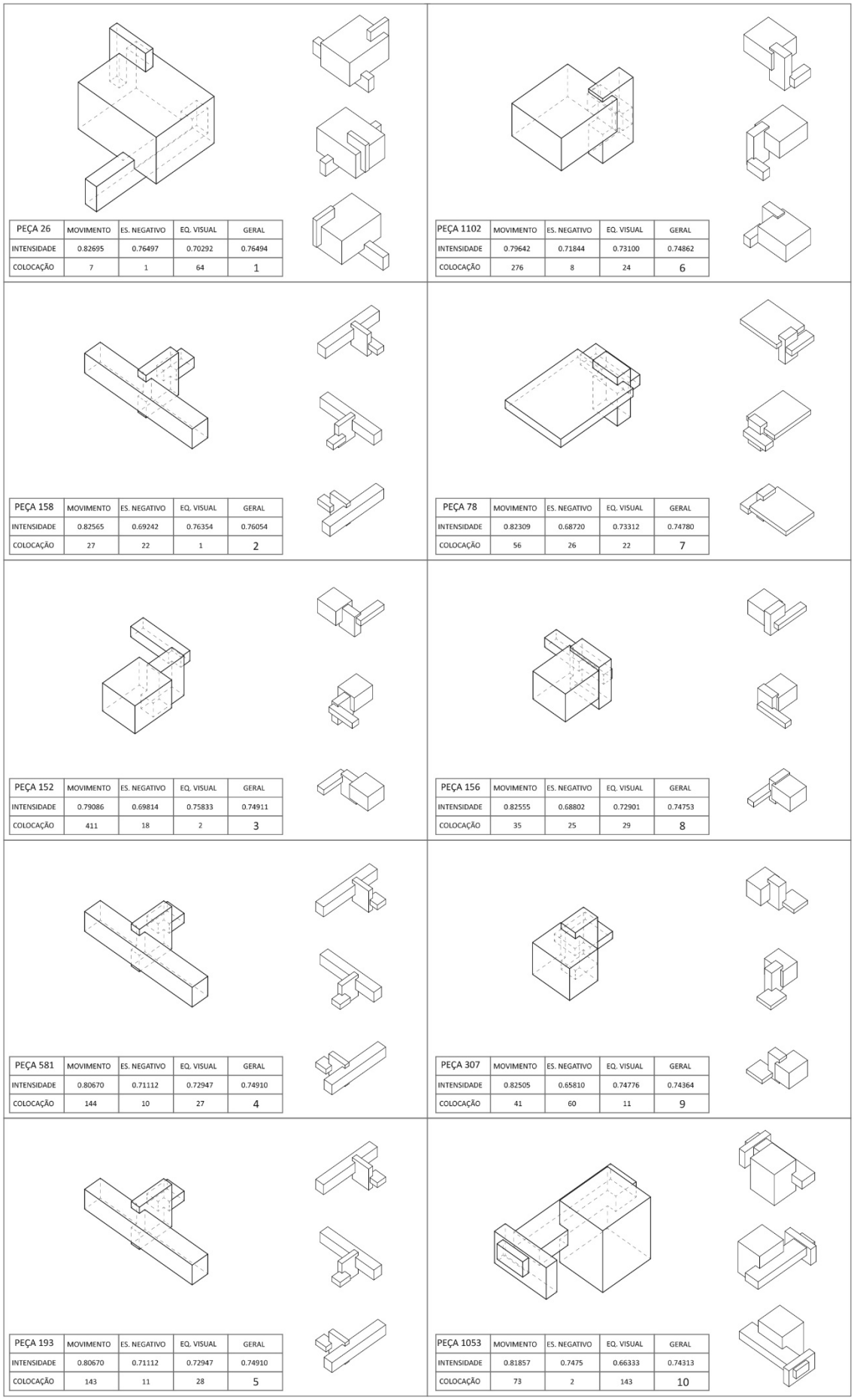
Como pode ser visto na Figura 6, essa ferramenta reúne as peças com os melhores resultados combinados, juntamente com as notas de todos os critérios e suas colocações para cada categoria.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este experimento implementa uma técnica de Aprendizado Profundo que visa replicar a avaliação de um designer sobre três critérios. A técnica é inserida em um processo de Design Computacional Generativo que avalia as iterações geradas em relação a intensidade desses três critérios. O trabalho sugere que até com uma pequena quantidade de dados, gerados pelo próprio designer, é possível desenvolver uma ferramenta que replica a avaliação de um ser humano que a treinou. Essa combinação entre máquina e humano potencializa tanto o poder intuitivo humano, quanto o poder lógico dos computadores, formando uma inteligência híbrida. Mesmo focando na agência humana não simbólica, o artigo aponta para o potencial dessas ferramentas em incluir diversos agentes e capacidades na síntese da forma em processos de Design.

Para melhorar a precisão do sistema, foram separadas algumas medidas. A primeira, pondera a necessidade de diminuir as variações das formas para um espectro menor que permita que o designer tenha uma equivalência mais forte para executar as suas avaliações. Isso poderia ser feito criando um componente de análise que por uma técnica de classificação pudesse subdividir as iterações em categorias distintas, como Mccormack e Lomas apresentam (MCCORMACK; LOMAS, 2020). Outro ponto, que pode auxiliar a precisão das avaliações é definir o critério de maneira mais aprofundada, como sugere Chaillou (CHAILLOU, 2019). Isso passa pela ideia de quanto mais aprofundado seja o estudo do critério melhor será a sua análise. Além disso, uma ação que já se mostrou eficiente e pode ser aprofundada consiste em comparar os graus dados pelo designer em relação aos dados pelas máquinas. Essa medida funciona como uma engenharia reversa que a partir da identificação de discrepâncias pode chegar aos erros que estão sendo feitos pela medição humana ou pelo algoritmo. Essa comparação prévia, é fundamental porque ajuda a compreender como essas máquinas funcionam e assim estreitam o diálogo com elas (JOYCE, 2021). Finalmente, outra frente possível para melhorar as avaliações é aprofundar o entendimento sobre o algoritmo utilizado e calibrá-lo para melhor atender as características do projeto.

Entre as possibilidades de pesquisas futuras estão: melhorar o algoritmo de construção das composições; incluir mais imagens na colagem de fotos que alimentam a máquina, como imagens de vistas ortogonais; incluir estímulos de agências simbólicas e outros das não simbólicas (como outras relações da forma e seus significados, estímulos ligados a outros sentidos; incluir análises de *plug-ins*, como a de conforto térmico, lumínico, estrutural entre outras; e incluir outros agentes como seres humanos com necessidades especiais, animais, plantas, materiais e máquinas de produção.



PEÇA 26	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.82695	0.76497	0.70292	0.76494
COLOCAÇÃO	7	1	64	1

PEÇA 1102	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.79642	0.71844	0.73100	0.74862
COLOCAÇÃO	276	8	24	6

PEÇA 158	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.82565	0.69242	0.76354	0.76054
COLOCAÇÃO	27	22	1	2

PEÇA 78	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.82309	0.68720	0.73312	0.74780
COLOCAÇÃO	56	26	22	7

PEÇA 152	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.79086	0.69814	0.75833	0.74911
COLOCAÇÃO	411	18	2	3

PEÇA 156	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.82555	0.68802	0.72901	0.74753
COLOCAÇÃO	35	25	29	8

PEÇA 581	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.80670	0.71112	0.72947	0.74910
COLOCAÇÃO	144	10	27	4

PEÇA 307	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.82505	0.65810	0.74776	0.74364
COLOCAÇÃO	41	60	11	9

PEÇA 193	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.80670	0.71112	0.72947	0.74910
COLOCAÇÃO	143	11	28	5

PEÇA 1053	MOVIMENTO	ES. NEGATIVO	EQ. VISUAL	GERAL
INTENSIDADE	0.81857	0.7475	0.66333	0.74313
COLOCAÇÃO	73	2	143	10

Figura 6 Visualização das iterações. (Fonte: Elaborado pelos autores, 2023).

REFERÊNCIAS

1. AHLQUIST, S. Reciprocal Relationships of Materiality and Human Engagement. Em: Paradigms of Performativity in Design and Architecture. New York: Routledge, 2020.

2. AHMED, E. H.; MOUSTAFA, M. House price estimation from visual and textual features. IJCCI 2016 - Proceedings of the 8th International Joint Conference on Computational Intelligence, v. 3, p. 62–68, 2016.

3. AKNER-KOLER, CHERYL. Form and formlessness: Questioning aesthetic abstractions through art projects, cross-disciplinary studies and product design education. Riga: Axl Books, 2007.

4. ARBIB, M. A. When brains meet buildings: a conversation between neuroscience and architecture. New York: Oxford University Press, 2021.

5. BODEN, M. Artificial Intelligence. Brighton: Academic Press, 1996.

6. BROWN, N. Early building design using multi-objective data approaches. Cambridge: MIT, 2019.

7. CAETANO, I.; SANTOS, L.; LEITÃO, A. Computational design in architecture: Defining parametric, generative, and algorithmic design. Frontiers of Architectural Research, v. 9, n. 2, 2020.

8. CANTRELL, B.; ZHANG, Z.; LIU, X. Artificial intelligence and machine learning in landscape architecture. The Routledge Companion to Artificial Intelligence in Architecture, p. 232–247,2021.

9. CARPO, M. The Second Digital Turn: Design Beyond Intelligence. Cambridge: MIT Press, 2017.

10. CHAILLOU, S. AI + Architecture. Cambridge: Harvard, 2019.

11. FAZI, M. B. Beyond Human: Deep Learning, Explainability and Representation. Algorithmic Thought, 2020.

12. FISCHER, T.; HERR, C. M. Teaching Generative Design. Proceedings of the 4th International Conference on Generative Art, 2001.

13. GÜRSOY, B.; ÖZKAR, M. Visualizing making: Shapes, materials, and actions. Design Studies, v. 41, p. 29–50, 2015.

14. HANNAH, G. G. Elements of Design. New York: Princeton Architecture Press, 2002.

15. HAYMAKER, J et al. Design space construction: A framework to support collaborative, parametric decision making. Journal of Information Technology in Construction, p. 157–178, 2018.

16. IBAÑEZ, M. Poetics of Design Beyond Intelligences: The Meaning of Embodied Aesthetics and Simulation of Mood in Performative Design and Architecture : Poetics of Design: A House Is a Tree Is an Insect Is a Computer Is a Human. The Routledge Companion to Paradigms of Performativity in Design and Architecture, p. 94–102, 2019.

17. JOYCE, S. C. AI as a collaborator in the early stage of the design. Em: The Routledge Companion to Artificial Intelligence in Architecture. New York: Routledge, 2021.

18. KIZILCAN, E. B. Collaboration of Visual Intelligence Between Human and Machinic Actors in Design Processes. Advances in Science, Technology and Innovation, p. 305–313, 2021.

19. LEACH, N. Design in the Age of Artificial Intelligence. Landscape Architecture Frontiers, v. 6, n. 2, p. 8–19, 2018.

20. LEACH, N. Architecture in the age of artificial intelligence : an introduction to AI for architects. London: Bloomsbury, 2022.

21. LLACH, D. C. Sculpting spaces of possibility : Brief history and prospects of artificial intelligence in design. Em: The Routledge Companion to Artificial Intelligence in Architecture. New York: Routledge, 2021.

22. MALLGRAVE, H. F. The Architect's Brain: Neuroscience, Creativity, and Architecture. West Sussex: Willey-Blackwell, 2010.

23. MALLGRAVE, H. F. Architecture and Embodiment: The Implications of the New Sciences and Humanities for Design. New York: Routledge, 2013.

24. MCCORMACK, J.; LOMAS, A. Deep learning of individual aesthetics. Neural Computing and Applications 2020 33:1, v. 33, n. 1, p. 3–17, 2020.

25. MENNAN, Z. Mind the Gap: Reconciling Formalism and Intuitionism in Computational Design Research. FOOTPRINT, p. 33–42, 2014.

26. NATIVIDADE, V. G. Fraturas metodológicas nas arquiteturas digitais. São Paulo: UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO, 2010.

27. OXMAN, R.; OXMAN, R. Theories of the Digital in Architecture. New York, NY: Routledge, 2014.

28. VELOSO, P.; KRISHNAMURTI, R. Mapping generative models for architectural design. The Routledge Companion to Artificial Intelligence in Architecture, p. 29–58, 2021.