

CONCEPÇÃO ESTRUTURAL INTEGRADA À ARQUITETURA AUXILIADA PELA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

STRUCTURAL PRELIMINARY DESIGN INTEGRATED TO ARCHITECTURE AIDED BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Felipe Tavares¹

RESUMO:

A concepção e o pré-dimensionamento estrutural na Arquitetura são temas frequentes na literatura sobre projeto de edifícios; há várias décadas. Tradicionalmente, isto tem sido realizado analogicamente usando expressões matemáticas simplificadas ou ábacos, ocasionando retrabalho devido à imprecisão e ao método laborioso e manual. Estes processos vêm se transformando e, recentemente, as tecnologias digitais têm aportado sofisticação, oferecendo velocidade e precisão nas respostas das espessuras dos elementos estruturais em dado vão. A integração entre modelagem paramétrica, simulação estrutural em elementos finitos, verificação algorítmica da estrutura e Inteligência Artificial (IA) podem oferecer ao processo de concepção e pré-dimensionamento estrutural grandes contributos. Este artigo demonstra um fluxo de trabalho usando uma base de dados com o espaço de soluções de um sistema estrutural e processado em um modelo substituto pela técnica de agrupamento pelo algoritmo k-means e a regressão não-linear com IA. Este processo objetiva obter o modelo generalizado do sistema estrutural, oferecendo as espessuras dos membros pela definição dos vãos, cargas e resistências do material. O modelo generalizado obtido foi validado com sucesso pelo método dos elementos finitos e a verificação estrutural algoritmicamente, demonstrando uma satisfatória velocidade de processamento atendendo à agilidade que o processo de projeto arquitetônico nas fases iniciais demanda e à acessibilidade conforme o paradigma do projeto baseado no desempenho.

PALAVRAS-CHAVE: Pré-dimensionamento; estruturas; aprendizado de máquina; modelo substituto.

ABSTRACT:

Structural design associated with architectural and structural preliminary design are frequent themes related with building design in the literature; for several decades. Traditionally, structural preliminary design has been carried out by simplified mathematical expressions or abacuses; this would usually demand time-consuming rework due to manual work inaccuracies and the simple calculation and situation trials methods. These processes have been changing over time; recent digital technologies provide more sophisticated opportunities, offering speed and precision in responses of structural elements thicknesses over a given span. The integration between parametric modelling, finite element structural simulation, structural design standards algorithmic checking and Artificial Intelligence (AI) can contribute greatly to the design process and structural preliminary design. This article demonstrates a workflow using a database with a structural system solution space and its processing in a surrogate model, using k-means algorithm clustering technique and a non-linear regression through AI. This process aims to obtain a structural system generalized model, offering members thicknesses by the definition of spans, loads and material strengths. The generalized model obtained was subsequently successfully validated by the finite element method and the structural design standards rules, checked algorithmically, demonstrating a satisfactory response on processing speed. Thus, this model combines the agility that early stages of architectural design process demands and the accessibility and precision of the performance-based design paradigm.

KEYWORDS: Preliminary design; structures; machine learning; surrogate model.

¹Universidade Federal da Paraíba - UFPB

Fonte de Financiamento:
Não houve.

Conflito de Interesse:
Declara não haver.

Ética em Pesquisa:
Declara não haver necessidade.

Submetido em: 15/05/2021
Aceito em: 21/03/2021

How to cite this article:

TAVARES, Felipe. Concepção estrutural integrada à arquitetura auxiliada pela inteligência artificial. **Gestão & Tecnologia de Projetos**. São Carlos, v17, n3, 2022. <https://doi.org/10.11606/gtp.v17i3.185781>



INTRODUÇÃO

A concepção estrutural na Arquitetura é uma atividade que envolve a disciplina da Engenharia de Estruturas e da concepção do espaço da Arquitetura. Esta atividade pode ser tanto realizada colaborativamente por dois profissionais quanto por exclusivamente pelo profissional que concebe e desenvolve o espaço arquitetônico. Tradicionalmente, o currículo escolar das faculdades de Arquitetura no Brasil e em vários países tem o ensino de estruturas focado na concepção dos sistemas estruturais que dão forma ao espaço arquitetônico, seguido por métodos de pré-dimensionamento das espessuras do sistema estrutural adotado (CORKILL, 1969; MACDONALD, 2001; ENGEL, 2001; REBELLO, 2007; MOUSSAVI, 2009; SARAMAGO, 2011, CHING; ONOUYE; ZUBERBUHLER, 2015; BRITO; SILVA, 2015; ALLEN; IANO, 2017; SILVA, 2021). Por outro lado, os cursos de Engenharia Civil que formam em geral os Engenheiros de Estruturas é repleto de disciplinas de cálculo diferencial, física mecânica e disciplinas de Engenharia e Projeto Estrutural, podendo-se interpretar que este perfil seria complementar ao do Arquiteto projetista. Esse é um modelo de currículo escolar e de trabalho entre Arquitetos que pré-dimensionam estruturas usando ábacos e Engenheiros de Estruturas que verificam esta estrutura pré-dimensionada usando cálculos estruturais e verificações preconizadas pelas normas. Este método de pré-dimensionamento estrutural é tradicionalmente adotado por arquitetos desde pelo menos a publicação de Philip Corkill (1969), em que traz diversos ábacos de pré-dimensionamento de alguns sistemas estruturais.

No entanto, esse modelo de trabalho colaborativo em que a dupla Engenheiro de Estruturas e Arquiteto separados por suas habilidades e conhecimentos vem sendo questionado, surgindo na literatura proposições de trabalho transdisciplinar. Rivka e Robert Oxman trouxeram uma grande provocação nesse sentido através de sua editoração em um volume da revista *Architectural Design*, com uma coletânea de artigos nessa edição que foi intitulada de *O Novo Estruturalismo (The New Structuralism)*. Nesta edição, os Oxman publicaram um artigo (OXMAN, R. E.; OXMAN, R. M, 2010) também com este título, trazendo a importância de se pensar na concepção estrutural nas fases iniciais do projeto arquitetônico e enfatizando sobre a necessidade de um trabalho colaborativo entre as duas disciplinas que envolvem a atividade da concepção estrutural. Além disto, iniciaram o discurso sobre o processo de concepção e projeto de Estruturas na Arquitetura para que este estivesse na sequência Material/Estrutura/Forma ao invés da tradicional Forma/Estrutura/Material. Rivka Oxman trouxe, em publicação posterior (OXMAN, 2012), um artigo que pôs um enfoque específico no processo de projeto centrado no material para tanto favorecer a concepção e o projeto como o processo de fabricação ou materialização da forma. Nesta publicação, Oxman discorre sobre a necessidade de se projetar usando ferramentas digitais CAD (Computer Aided Design) e CAE (Computer Aided Engineering), sobretudo quando o processo de materialização é através do CAM (Computer Aided Manufacturing), com o objetivo de se aprimorar a integração do projeto arquitetônico entre as dimensões da estrutura, materialidade e forma do objeto.

Este artigo se insere nesta forma de trabalho proposta por Oxman, dando continuidade a uma pesquisa sobre como proporcionar uma maior proficiência no uso de ferramentas digitais com o objetivo de contribuir para o melhor estabelecimento de um trabalho colaborativo e transdisciplinar entre Arquitetos e Engenheiros de Estruturas. Em trabalhos anteriores desta pesquisa (SILVA, 2018) foram propostos modelos paramétricos com regras matemáticas analíticas; simuladores estruturais paramétricos pelo método dos elementos finitos; o uso dos conceitos de Espaço de Soluções de um sistema generativo (MITCHELL, 1975), paramétrico (KOLAREVIC, 2003) e de Optioneering (HOLZER, 2010) aplicados a um sistema estrutural.

Mitchell (1975) discorre sobre sistemas generativos como uma forma de representação de sistemas reais que possuem um potencial de obtenções de soluções projetuais em uma abordagem baseada em resolução de problemas. Ele lista alguns exemplos da composição de organismos vivos a sistemas de cidades para exemplificar esse conceito. Ao modelar um sistema de maneira generativa, isto é, concebendo as relações entre as suas partes de forma associativa e integrada, há a possibilidade de obtenção de diversas variações deste sistema modificando as características de suas partes, porém mantendo as suas relações entre si. Ao se conceber diversas configurações de um sistema generativo, obtém-se um conjunto de instanciações do modelo que representa um dado sistema, podendo ser chamado esse conjunto de espaço de soluções. Estas instanciações podem ser consideradas aceitáveis ou não, a depender do contexto, podendo também ser concebido que o espaço de soluções é aquele espaço composto apenas por instanciações aceitáveis ou válidas. Este conceito de modelagem de sistema generativos tem forte ligação com a modelagem paramétrica (MP), cujo conceito deriva da formulação paramétrica de expressões matemáticas que definem geometrias como curvas ou superfícies a partir de um sistema de coordenadas que está na própria geometria (KOLAREVIC, 2003). Ou seja, define-se um mapeamento da geometria a partir de uma referência que está nela própria, definindo-a através de parâmetros. Assim, usando os conceitos de modelo generativo e de modelo paramétrico podemos conceber tipologias de geometrias em que se pode obter diversas variações através da relação generativa e usando parâmetros definidores de suas partes, podendo ser aplicados em sistemas prediais ou urbanos, por exemplo.

Se gerarmos diversas soluções válidas de um modelo generativo e paramétrico, que pode ser definido por várias dimensões, podemos visualizar a relação entre estes parâmetros definidores de uma determinada tipologia em face ao desempenho do sistema. Por exemplo: podemos visualizar através dos dados gerados a relação que o vão e a espessura estrutural de um determinado sistema tem no consumo de material deste, e assim descobrir qual seria a melhor faixa de vãos e respectivas espessuras em que o sistema tem melhor desempenho em termos do consumo de material. A visualização do espaço de soluções válidas de um sistema estrutural também informa qual a faixa de trabalho deste em termos de alcance de vãos, por exemplo. Esta visualização do espaço de soluções frente ao seu desempenho é conceituada por Holzer (2010) como *Optioneering*, sendo este um recurso projetual em que pode se optar por instanciações de um modelo através da visualização de seus desempenhos.

Estas incursões sobre os sistemas estruturais nesta pesquisa vêm trazendo a automação do processo de pré-dimensionamento, visualização tridimensional do modelo geométrico digital e a obtenção da capacidade de vãos do sistema como grandes contributos. Neste artigo, propõe-se usar métodos da Inteligência Artificial (IA) para auxiliar essas automações no pré-dimensionamento estrutural, colaborando tanto no processo de concepção da estrutura em concomitância com a definição do espaço arquitetônico, como agilizar o processo de projeto estrutural, automatizando os processos de dimensionamento e verificação de acordo com a norma de projeto de estruturas.

Entende-se por automação do processo de pré-dimensionamento (ou até mesmo dimensionamento), neste contexto, como a obtenção automática da espessura estrutural a partir de um vão dado de um determinado sistema estrutural em estudo. Para isso, faz-se a verificação automática da viabilidade técnica da estrutura frente a norma de projeto estrutural. O processo de verificação estrutural se dá pela verificação dos Estados Limites de uma determinada estrutura, preconizado pelas normas de projeto de estruturas em qualquer material estrutural. Esta verificação consiste em um processo de modelagem Físico-Mecânica de um sistema estrutural, obtendo esforços e deslocamentos que se desenvolvem na estrutura devido, em geral, à aplicação de ações gravitacionais e de vento. As normas de projeto de estruturas estabelecem limites de esforços que se desenvolvem na estrutura frente à

resistência dos materiais e limites de deslocamento devido às deformações mecânicas que ocorrem, se configurando assim os Estados Limites. Este processo é algorítmico por natureza, sendo processado computacionalmente em qualquer processo de projeto nos dias atuais. O que não é muito comum é obter as respostas destas verificações de instâncias em tempo real enquanto se gera ou se instancia os sistemas estruturais para fins de projeto que se desenvolve de maneira interativa. Esta geração em tempo real pode consumir algum tempo, o que pode comprometer a interatividade com o projetista nas fases iniciais de projeto, sobretudo em casos reais com estruturais com muitos graus de liberdade. Neste sentido, os modelos substitutos podem prover um aumento na velocidade desta resposta sobre inferências de um modelo no espaço de soluções de um determinado sistema estrutural.

Esta automação vem a contribuir com o ensino de Estruturas tanto nos cursos de Arquitetura quanto nos cursos de Engenharia Civil, servindo de recurso interativo para se obter a relação entre vãos e espessuras das peças estruturais, integrando concepção e projeto e também inserindo os estudantes no mundo da IA. Ao usar esses recursos tecnológicos integrados com o processo de projeto dentro do ambiente de ensino, oferece-se ao estudante o uso de tecnologias atuais e como estas podem auxiliar a atividade projetual. Além dos estudantes, as tecnologias e técnicas descritas e discutidas aqui neste estudo também são de grande valor para os profissionais já formados e atuantes na profissão de projetista.

A IA é um ramo do conhecimento que abarca diversas técnicas computacionais para o processamento de dados com diversas finalidades científicas. Dentre estas técnicas, algumas estão dentro da classe de Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*), consistindo em técnicas que usam algoritmos e estatística sobre um conjunto de dados com fins de classificação ou de determinação de um modelo ajustado, isto é uma regressão que tem a capacidade de modelar este conjunto de dados por uma função de aproximação. Esta função aproximada que descreve o conjunto de dados também é conhecido como modelo generalizado.

Nas próximas seções, será demonstrado o uso de técnicas algorítmicas de IA que processa uma base de dados que contém o Espaço de Soluções de um sistema estrutural investigado nesta pesquisa. O sistema estrutural utilizado como exemplo neste estudo foi o de pórticos verticais em concreto armado formado por lajes maciças bidirecionais, vigas e pilares, sendo este um dos sistemas estruturais mais comuns e mais usados no Brasil. A tabela de dados que contém o espaço de soluções deste sistema foi gerada em estudo anterior (SILVA, 2018), obtida a partir de simulações em elementos finitos e verificação da aceitabilidade estrutural de acordo com a norma de projeto de estruturas em concreto armado. Foi usada esta tabela de dados por já estar disponível como produto desta pesquisa e foi considerada neste artigo como exemplo de aplicação, podendo esta técnica aqui explanada ser aplicada em outros sistemas e materiais estruturais. Na aplicação da IA, foram usadas técnicas de aprendizado de máquina com treinamento não-supervisionado e supervisionado (MÜLLER; GUIDO, 2017) para processar esta base de dados com o intuito de construir um modelo que fornece uma resposta generalizada do sistema estrutural. Este fluxo de trabalho se configura no paradigma conhecido por modelo substituto (*surrogate model*). Várias publicações na literatura exploram o uso de modelos substitutos aplicados aos estudos de edifícios (MACHAIRAS; TSANGRASSOULIS; AXARLI, 2014; TSERANIDIS; BROWN; MUELLER, 2016; ZHENG; MOOSAVI; AKBARZADEH, 2020; LE; CARACOGIA, 2020; BROWN; JUSIEGA; MUELLER, 2020; GUDIPATI; CHA, 2021).

O ganho de rapidez em resposta de processamento computacional usando IA proporciona uma outra vantagem quando o método de trabalho está sob o conceito do Projeto Baseado no Desempenho (*Performative Design*). Simulando numericamente os diversos sistemas do edifício (estrutural, elétrico, fotovoltaico, térmico, etc) simultaneamente, a demanda

computacional aumenta substancialmente quando se compara com a simulação computacional dos sistemas prediais individualmente. Usando a IA para se obter a resposta dos desempenhos do edifício, há nisso a viabilidade computacional de se considerar as respostas de desempenho dos sistemas prediais simultaneamente, podendo otimizar os edifícios em um esquema multiobjetivo.

O projeto baseado no desempenho consiste em obter a forma da edificação usando simuladores digitais a partir de um modelo paramétrico e um algoritmo otimizador para encontrar as melhores soluções (KOLAREVIC, 2003; OXMAN, 2008, 2017). No entanto, ao invés de procurar uma solução ótima em um espaço de soluções, o uso do paradigma do modelo substituto, também conhecidos como meta-modelo, pode aprimorar o processo de projeto generalizando o espaço de soluções através de uma função de regressão. Esta modalidade de modelagem consiste em obter várias instanciações do modelo, tendo uma amostragem discreta do espaço de soluções e, com o uso do aprendizado de máquina, as instanciações podem ser acessadas muito mais rapidamente e em pontos fora da discretização realizada.

Apesar do intenso desenvolvimento, inovação e elevado número de pesquisas atuais em aplicações de IA, especificamente o aprendizado de máquina, essa temática vem sendo estudada há décadas. A técnica de aprendizado de máquina mais usada ao longo do tempo tem sido as Redes Neurais Artificiais (RNA), para o uso nas aplicações de aprendizado supervisionado com o objetivo de se obter a generalização de sistemas a partir de uma base de dados. Relata-se na literatura que os estudos de aplicação de aprendizado de máquina em análise e em projeto estrutural surgiu inicialmente com a publicação de Adeli e Yeh (1990), que trouxe uma proposta de uso desta técnica e um fluxo de trabalho e implementação computacional aplicado. Após este pioneirismo, diversos trabalhos surgiram e continuam a surgir e evoluir até a atualidade (SIAM; EZZELDIN; EL-DAKHAKHNI, 2019; AMEZQUITA-SANCHEZ; VALTIERRA-RODRIGUEZ; ADELI, 2020; NGUYEN, L. C.; NGUYEN-XUAN, H., 2020; SUN; BURTON; HUANG, 2021). A RNA consiste em uma classe de técnicas computacionais para a obtenção de funções de aproximação que modelam um conjunto de dados.

Neste artigo, propõe-se obter a resposta generalizada das espessuras estruturais a partir da entrada de vãos, cargas, resistência do material e dimensões globais do sistema estrutural utilizando o aprendizado de máquina supervisionado. Este processo de trabalho para geração e uso do modelo substituto pode ser estendido a qualquer tipologia ou composição de sistemas estruturais, podendo ser reproduzido a diversas situações diferentes da que aqui será apresentada. Além disto, esta lógica de trabalho pode ser estendida para outros sistemas que compõem as edificações.

A INTERATIVIDADE NA CONCEPÇÃO ESTRUTURAL E NO ENSINO

O estudo sobre modelos digitais paramétricos com simulação acoplada pertence ao conjunto de estudos que podem ser desenvolvidos sob o manto do *Design Science Research* (DSR). Desde o estudo da Ciência do Artificial (*Design Science*), o método do DSR fundamenta as diversas pesquisas que tem como objeto de estudo um artefato (DRESCH; LACERDA; ANTUNES JÚNIOR, 2015). Nas pesquisas sobre projeto de edifícios e cidades, o DSR é um método frequentemente adotado, podendo o edifício, o modelo, a simulação ou o processo de projeto ser o artefato em estudo.

No que concerne à característica interativa que o modelo generalizado por IA proposto neste artigo, identificam-se algumas oportunidades sobre os mecanismos de ensino-aprendizagem tanto para alunos iniciantes quanto para alunos em estágio avançado ou até profissionais projetistas. Para os alunos iniciantes no aprendizado sobre estruturas há a oportunidade de interagir com o modelo generalizado do sistema estrutural, obtendo automaticamente

espessuras e quantitativo de material para vãos fornecidos (SILVA, 2021). Esta interação e a necessária percepção de que há uma relação complexa e não-linear entre vãos estruturais e espessuras dos seus elementos é parte fundamental e elementar da compreensão do funcionamento dos sistemas estruturais. Com a experimentação interativa de modelos generalizados por IA dentro de um contexto de projeto de espaços arquitetônicos, o aprendiz poderia construir as primeiras noções entre demanda de vão pelo espaço programático arquitetônico e o efeito que este produz nas espessuras dos elementos estruturais. Em fases posteriores ao aprendizado inicial, o ensino de estruturas poderia prover os conhecimentos de modelagem e dimensionamento estrutural de modo a entender as razões do funcionamento automático de um modelo generalizado por IA.

Os alunos avançados e profissionais projetistas também poderiam ser premiados pelo uso de geradores automáticos de estruturas que fazem o uso de modelos generalizados por IA. A geração automática de instanciações válidas de sistemas estruturais em conjunto com a visualização gráfica do espaço de soluções representa um poderoso recurso que proporciona um aumento da eficácia e eficiência da atividade de concepção e projeto de estruturas arquitetônicas (HOLZER, 2010). Há uma oportunidade de aprendizagem e expansão do conhecimento sobre as capacidades dos sistemas estruturais ao se usar esses recursos no exercício sobre a aprendizagem de projeto de edifícios ou na prática profissional.

O conceito da interatividade das ferramentas computacionais como recurso no ensino ou na atividade profissional é estudada há algum tempo por pesquisadores da área da comunicação e da educação. Dentro de diversas facetas dessa relação de interatividade e seus conceitos, neste presente artigo, a interatividade que modelos e simulações trazem consigo é o que ressalta de forma mais proeminente, no qual alguns estudos explicam os processos cognitivos que estão incluídos neste tema (BARANAUSKAS et al., 1999; BRUNO, 2002; PRIMO, 2003). A interação reativa (PRIMO, 2003) entre o usuário de um modelo paramétrico generativo precisa ser experimentada enquanto instrumento de aprendizagem em um contexto projetual para que haja a conexão entre causa e efeito (*feedback*); entre demanda de vãos e consequentes espessuras dos elementos. O mesmo pode-se dizer sobre os gráficos de *Optioneering* que descrevem o desempenho do sistema exibido por valores e/ou gráficos bidimensionais. Há uma oportunidade de se conhecer as capacidades do sistema observando as respostas de um sistema estrutural usando um gerador automático de instâncias válidas que fornecem gráficos de desempenho. Isso favorece a construção de um repertório de sistemas estruturais e seus desempenhos e capacidades, necessário para o projetista que pretende ter maior eficiência nas suas decisões projetuais. Esta característica de resposta automática e simples para tarefas complexas dão acesso à avaliação e reflexão sobre o sistema estudado (BARANAUSKAS et al., 1999), trazendo assim um dos maiores benefícios que a modelagem, a simulação e a automação de sistemas virtuais podem oferecer a atividades baseadas em resolução de problemas.

Por sua vez, a tecnologia cognitiva ou artefato cognitivo (BRUNO, 2002) é um conceito que consiste em definir ferramentas virtuais ou físicas que auxiliam a mente em processos cotidianos. O lápis e o papel, a calculadora, a lógica, o computador, dentre outros, são exemplos de artefatos que nos auxiliam a desempenhar atividades complexas com ações mais simplificadas, provendo uma ajuda externa à cognição. No contexto do aprendizado e atuação do ato de projetar sistemas de edificações, estas ferramentas cognitivas podem ampliar as capacidades de um projetista, assim como se observa o que os sistemas CAD/CAE/CAM vêm proporcionando às atividades projetuais de edifícios e cidades nas últimas décadas (KOLAREVIC, 2003). Com o auxílio das tecnologias digitais, os projetistas podem realizar atividades complexas simultaneamente sem que os processos envolvidos nestas precisem ser realizados pelo indivíduo (BRUNO, 2002). Ou seja, ao se usar modelos paramétricos e generativos de sistemas estruturais generalizados por IA, o indivíduo pode obter respostas

válidas de instanciações do modelo de sistema estrutural, sem executar os cálculos de esforços mecânicos e deslocamentos para tal, obtendo respostas válidas e precisas instantaneamente. Além disso, o uso de artefatos interativos como tecnologia cognitiva pode contribuir para o surgimento de novos processos e habilidades cognitivas que não estavam previamente presentes (BRUNO, 2002).

OPTIONEERING E MACHINE LEARNING NA CONCEPÇÃO ESTRUTURAL

O contexto de experimentação deste artigo é um sistema estrutural de pórtico modular em concreto armado composto por lajes maciças bidirecionais com painéis quadrados, vigas e pilares. Em estudo anterior (SILVA, 2018) desta pesquisa, foram geradas diversas instâncias deste sistema estrutural através de um modelo paramétrico, avaliada cada instância gerada por simulação em elementos finitos e realizada a verificação da aceitabilidade das instâncias de acordo com a norma brasileira de projeto de estruturas em concreto armado, a NBR 6118 (ABNT, 2014). Esta base de dados, armazenada em um arquivo .csv (*comma separated value*) é apresentada graficamente na Figura 1 por pares de dimensões deste espaço de soluções, mostrando cada instância gerada por círculos em que o seu diâmetro e sua cor estão associadas à taxa de consumo de concreto desta. Quanto maior a taxa de consumo de concreto da instância, maior o diâmetro do círculo e mais tendente ao vermelho escuro.

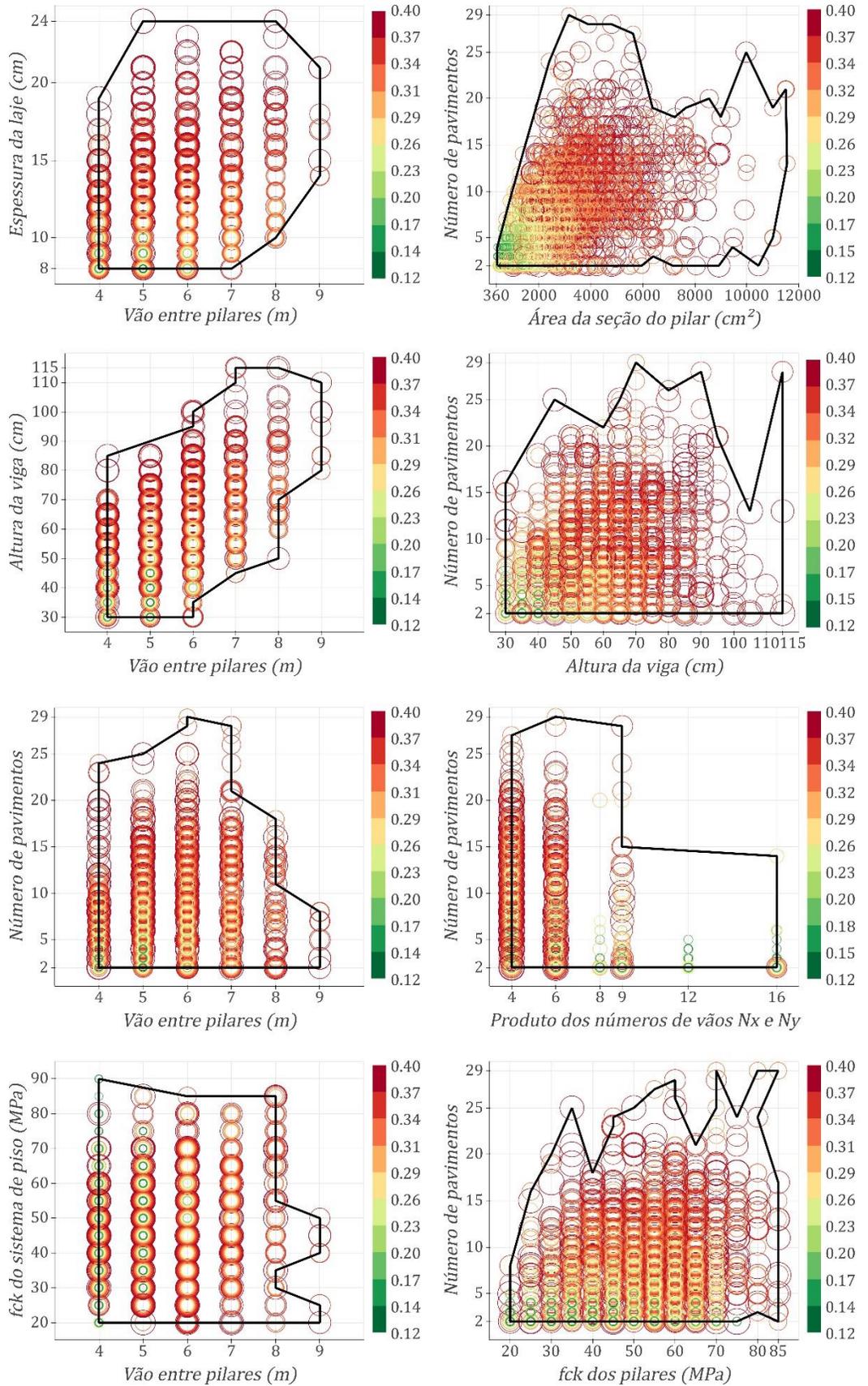
O espaço de soluções deste sistema estrutural em estudo é definido por 14 dimensões: Vão da unidade básica do pórtico, ou distância ortogonal entre pilares (L); número de replicações em planta desta unidade básica nas direções x (N_x) e y (N_y); Número de pavimentos (N_{pav}); magnitude da carga variável (q_{var}); resistências características do concreto do sistema de piso (f_{ck1}) e dos pilares (f_{ck2}); espessura da laje maciça (d_{laje}); bases das seções transversais das vigas na direção x (b_{vigax}) e y (b_{vigay}); altura das seções transversais das vigas (h_{viga}); dimensões das seções transversais dos pilares (b_{pilar} e h_{pilar}); e a taxa de consumo de material (m^3/m^2), dada em volume de concreto (m^3) por área total de planta em (m^2).

Originalmente, esta base de dados contém 31.411 instâncias organizadas em 14 dimensões, sendo sete dimensões características do sistema (*features*), nomeadamente os vãos, número de vãos, número de pavimentos, sobrecarga na laje e as resistências do concreto para o sistema de piso (lajes e vigas) e para os pilares; e seis dimensões de resultados esperados (*labels*), nomeadamente as espessuras das peças estruturais (1 para laje; 3 para vigas, sendo uma base e duas alturas diferentes; e duas para pilares). Com este número de instâncias, o algoritmo do aprendizado de máquina para generalizar respostas a partir desta base de dados demandará um tempo demasiado grande para entregar uma resposta de predição. Especificamente para o uso destas respostas generalizadas em algoritmos generativos, espera-se que esta resposta seja automática ou em “tempo real”. Contudo, quanto maior a base de dados, maior será o tempo para que o aprendizado de máquina demande para processar o treinamento da RNA para obter uma generalização do sistema. Por outro lado, o espaço de soluções precisa ser suficientemente discretizado para que a generalização seja precisa e acurada e cumpra o seu papel de predição das espessuras estruturais a partir das dimensões topológicas do sistema estrutural. Por esse motivo, deve haver um equilíbrio entre precisão na generalização e tempo de processamento da resposta.

A implementação da generalização do sistema por regressão usada neste trabalho foi a que é disponibilizada pelo add-on *LunchBoxML*, não permitindo armazenar o treinamento da RNA, realizando a generalização todas as vezes em que é acionada. Esta característica desta implementação demanda um tratamento da base de dados de modo a aumentar a velocidade da obtenção do modelo generalizado. Este add-on funciona na interface de programação visual *Grasshopper* (GH), que por sua vez é um plug-in do CAD paramétrico *Rhinoceros*.

Figura 1. Associações em pares de dimensões do Espaço de Soluções original que representa o Sistema Estrutural em estudo

Fonte: Autor



Para aumentar o desempenho do tempo de resposta da regressão do sistema a partir do aprendizado de máquina supervisionado diante desta limitação da implementação usada, foi considerada a técnica de agrupamento (*clustering*) através da técnica *k-means* (MÜLLER; GUIDO, 2017), que consiste em um aprendizado de máquina não-supervisionado. O uso desta técnica teve por objetivo de diminuir o número de instâncias da base de dados original sem que fosse perdida a fidedignidade da generalização do modelo pela regressão. Isto foi feito considerando um grande número de agrupamentos e extraindo os seus centroides como exemplares de uma nova amostragem, gerando uma nova base de dados para a aplicação da generalização do modelo.

A Figura 2 ilustra o código de implementação do algoritmo *k-means* para pré-processar a base de dados, diminuindo a quantidade de amostras da base de treinamento do aprendizado de máquina, considerando que cada amostra será obtida pelo centroide dos agrupamentos. O algoritmo consiste em ler a base de dados armazenada em arquivo .csv, transformar os dados para a estrutura em árvore de dados, inverter linhas por colunas na tabela de dados e entrar no algoritmo do *k-means*. A estrutura de dados em árvore é semelhante a uma tabela de dados, onde em cada ramo da árvore representa uma coluna da tabela, com os dados em lista de cada ramo tendo seus itens representando cada linha da tabela.

Quanto maior o número de agrupamentos pelo *k-means*, menos se distorce a característica da base de dados original e maior é o número de linhas da base de dados formada pelos centroides dos agrupamentos. Há um equilíbrio em relação ao número de agrupamentos de modo a não distorcer a representatividade do sistema pela base de dados nem ter dados demais de modo que demande muita capacidade computacional do processo de aprendizado de máquina. A qualidade da base de dados original também é importante no que diz respeito à discretização do Espaço de Soluções; quanto melhor for a amostragem do sistema registrada na base de dados, diante das diversas dimensões, melhor se obterá a descrição do sistema pelo conjunto de instâncias por uma quantidade de pontos suficiente para a generalização do sistema.

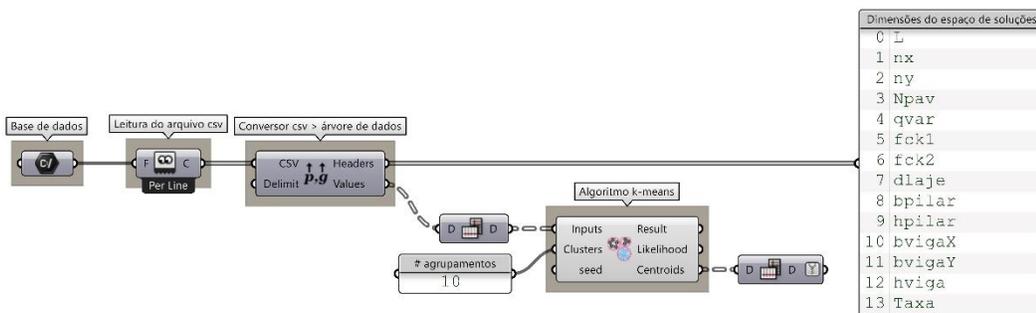


Figura 2. Conjunto de componentes do LunchBoxML para o ambiente GH usando o algoritmo *k-means*

Fonte: Autor

Após este pré-processamento da base de dados, foi concebido um código algorítmico no GH para a implementação da regressão não-linear através do aprendizado de máquina. A escolha por um modelo de generalização não-linear se deve pela natureza das relações entre as dimensões do espaço de soluções deste sistema estudado. Com o objetivo de aumentar ainda mais o desempenho do tempo de processamento, foi feita uma filtragem da base de dados pela escolha prévia do *fck* do sistema de piso (lajes e vigas) e do *fck* dos pilares para, posteriormente, se executar o algoritmo de regressão. Esta filtragem foi realizada pela ordenação (*sorting*) da tabela de dados pela coluna do *fck*, extraindo da base de dados apenas a parte que contém as linhas com o *fck* escolhido.

A Figura 3 ilustra o bloco algoritmo no GH que realiza a filtragem pelo *fck* e executa o aprendizado de máquina para generalizar as espessuras estruturais do pórtico a partir da entrada do comprimento do vão (espaçamento entre pilares), número de vãos da unidade básica nas duas direções de planta, número de pavimentos e a carga variável na laje. As leituras

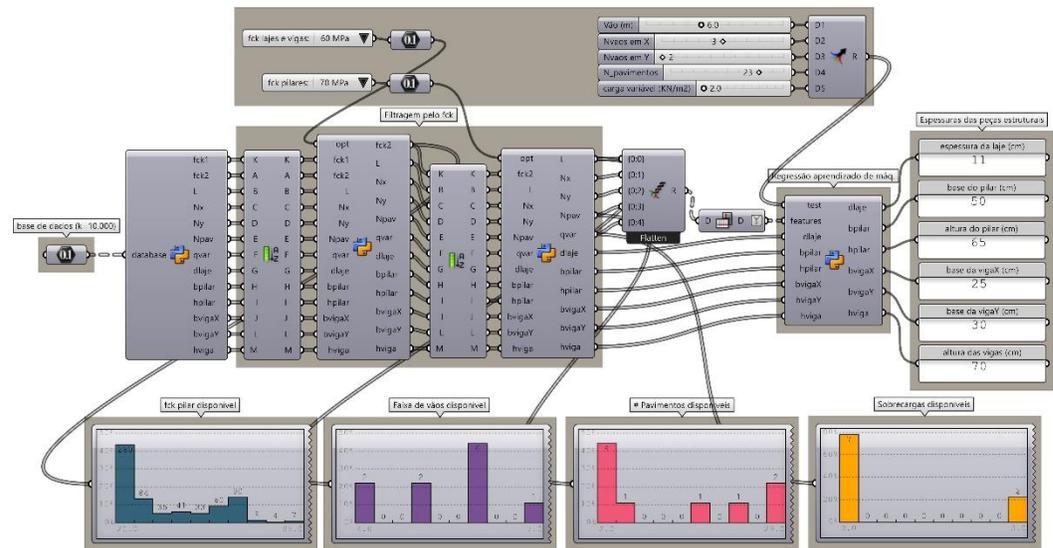
de dados, filtragens e a execução do aprendizado de máquina foram escritas em *python script* para simplificar a interface de uso e simplificar a programação. No GH, todas as funções nativas e os *add-ons* instalados na interface podem ser acessados pelo componente de *python script*.

Para garantir que as escolhas dos dados de entrada correspondem a um intervalo de dados válido após a escolha do *fck* do sistema de piso, o algoritmo exibe histogramas (Figura 3) para que o usuário verifique a disponibilidade de *fck* de pilar, vãos, número de pavimentos e sobrecargas. Isto se faz necessário para que não se execute nenhuma extrapolação no processo de regressão, o que levaria a uma imprecisão importante na resposta.

O processo algoritmo de aprendizagem de máquina para gerar a regressão foi executado para cada saída do modelo de generalização. Neste caso, cada saída é a resposta de cada espessura do sistema estrutural, generalizado pelo aprendizado de máquina a partir do treinamento das dimensões topológicas do sistema estrutural contidas na base de dados com o espaço de soluções. O algoritmo de regressão não-linear do *LunchBoxML* admite como entrada: a tabela de dados com as amostras definidoras do sistema; a saída da espessura contida na tabela de dados e usada como elemento de treinamento do aprendizado de máquina e; o valor de teste, que é o valor de entrada (vãos, cargas e resistências) consultado ao modelo generalizado para se obter uma determinada espessura como resposta.

Figura 3. Visão do conjunto de componentes do GH para o processo de generalização por regressão não-linear através do aprendizado de máquina

Fonte: Autor



As espessuras estruturais obtidas pela regressão alimentaram um algoritmo generativo do sistema estrutural, complementando a resposta numérica com uma resposta geométrica visual tridimensional do sistema estrutural, podendo ser instanciado e integrado ao processo de projeto. Este modelo geométrico tridimensional da estrutura foi concebido em BRep's (*Boundary Representation*) e apresenta fácil exportação para outras ferramentas digitais de modelagem.

RESULTADOS

No processo de diminuição do número de amostras da base de dados através do algoritmo *k-means*, foram experimentados números diferentes de agrupamentos e observada a representação do espaço de soluções e a qualidade da resposta da regressão. Para 100 agrupamentos, observou-se que houve uma diminuição significativa da representatividade do sistema e uma imprecisão do modelo de generalização. Em um número maior de

agrupamentos, como 10.000 por exemplo, observou-se que a representação do sistema não se alterou significativamente, contendo cerca de 1/3 do número de amostras original (31.411).

Devido à filtragem inicial pelas resistências do concreto (f_{ck}), os dados, vindos da base de dados original ou modificada pelo processamento pelo *k-means*, chegam ao algoritmo de aprendizado de máquina com tamanho semelhante, reproduzindo tempos de processamento parecidos. Cada espessura consultada no modelo generalizado neste caso durou cerca de 100 ms (milissegundos) para o aprendizado de máquina fornecer a resposta de cada espessura da estrutura. No entanto, o processo de filtragem na escolha dos dados pelo f_{ck} apresentou grande diferença ao usar a base original ou usar a base modificada pelo *k-means*. Usando a base original, o processo de leitura de dados e filtragem somou, dentre os processos envolvidos, 3.595 ms contra 729 ms, o que representa uma variação de -79,7%. Em relação apenas a filtragem dos dados pelo f_{ck} a diferença foi de 1.285 ms contra 350 ms, representando uma redução de -72,7%.

A Figura 4 ilustra o espaço de soluções com a base de dados modificada contendo 10.000 instâncias, apresentando-a de forma semelhante a base de dados original (Figura 1). Observa-se nesta figura que valores intermediários entre os parâmetros aparecem na base de dados modificada, diferenciando-a da base de dados original e espalhando instâncias em uma distribuição discreta do espaço de soluções de maneira distinta. Esta representação gráfica do espaço de soluções é bastante útil para se visualizar as capacidades e o desempenho do sistema estrutural, fornecendo informações para um modo de projeção que se encaixa no conceito de *Optioneering* (HOLZER, 2010).

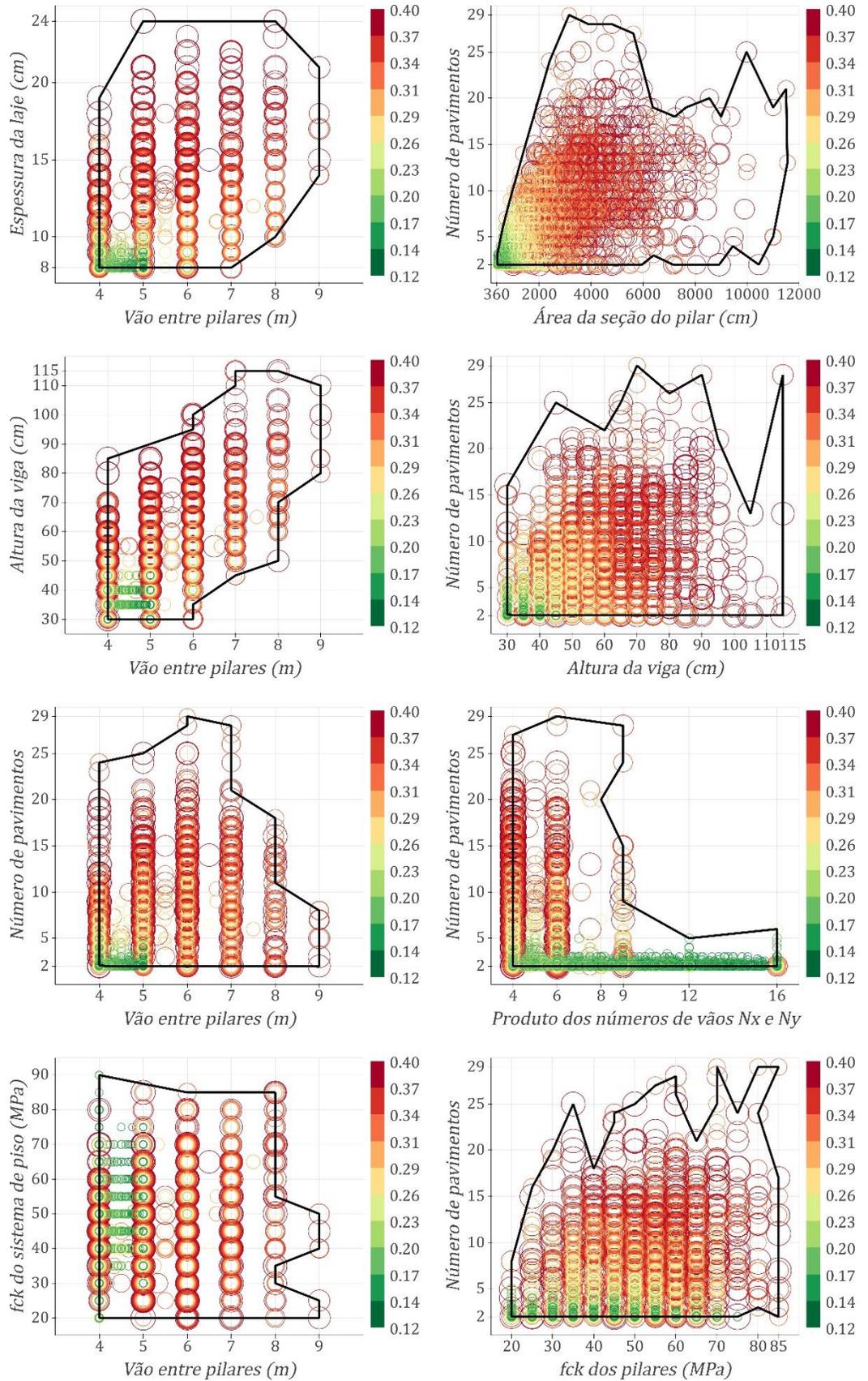
A Figura 5, por sua vez, ilustra este espaço de soluções modificado com uma filtragem para exibir apenas as instâncias que possuem taxas de concreto abaixo de $0,20 \text{ m}^3/\text{m}^2$. Nesta figura podem ser observadas instanciações do espaço de soluções limitada a uma taxa de concreto que poderia ser considerada como um limite máximo de desempenho deste sistema em termos de consumo de material. Analisando estes gráficos podemos perceber que há configurações melhores dos parâmetros definidores do sistema de modo a reduzir a taxa de consumo do material.

Em relação à resistência do concreto e, apesar do valor unitário de um concreto com resistência mais elevada ser superior, a depender dos vãos, pode-se obter uma taxa de consumo de concreto (m^3/m^2) menor com um concreto mais resistente. Com isso, pode haver soluções ótimas entre quantidade de material e magnitude da resistência do concreto. Podemos observar também que este sistema estrutural apresenta menor consumo de material em casos de vãos entre 4 m e 6 m; número de pavimentos entre 2 e 15; e fachadas não tão extensas em casos acima de cinco pavimentos. Ou seja, o melhor desempenho em termos de consumo de concreto para este sistema são tipologias com um número baixo de pavimentos e um vão máximo de 7 m, apesar do sistema conseguir atingir 9 m de vão e até 29 pavimentos. Em situações em que o sistema consegue oferecer uma resposta válida, isto é, em que atende aos requisitos de norma de projeto estrutural, mas apresentam um alto consumo de material, outras bases de dados de sistemas equivalentes em termos de atendimento do programa arquitetônico devem ser consideradas. Aplicando esse fluxo de trabalho o projetista poderá obter a tipologia e a instanciação do sistema que melhor atende ao programa arquitetônico associado a um consumo de material aceitável.

Caso o sistema não apresente um bom desempenho no consumo de material diante de uma determinada demanda arquitetônica, o projetista tem a indicação para procurar um outro sistema estrutural. Ao se filtrar a uma determinada taxa de consumo de material máxima que pode ser eventualmente admitida para o sistema, é possível além de verificar as capacidades do sistema (Figura 4), observar com mais clareza em quais configurações de parâmetros este pode ser melhor aplicado (Figura 5).

Figura 4. Associações em pares de dimensões do Espaço de Soluções reduzido ($k=10.000$) que representa o Sistema Estrutural em estudo

Fonte: Autor



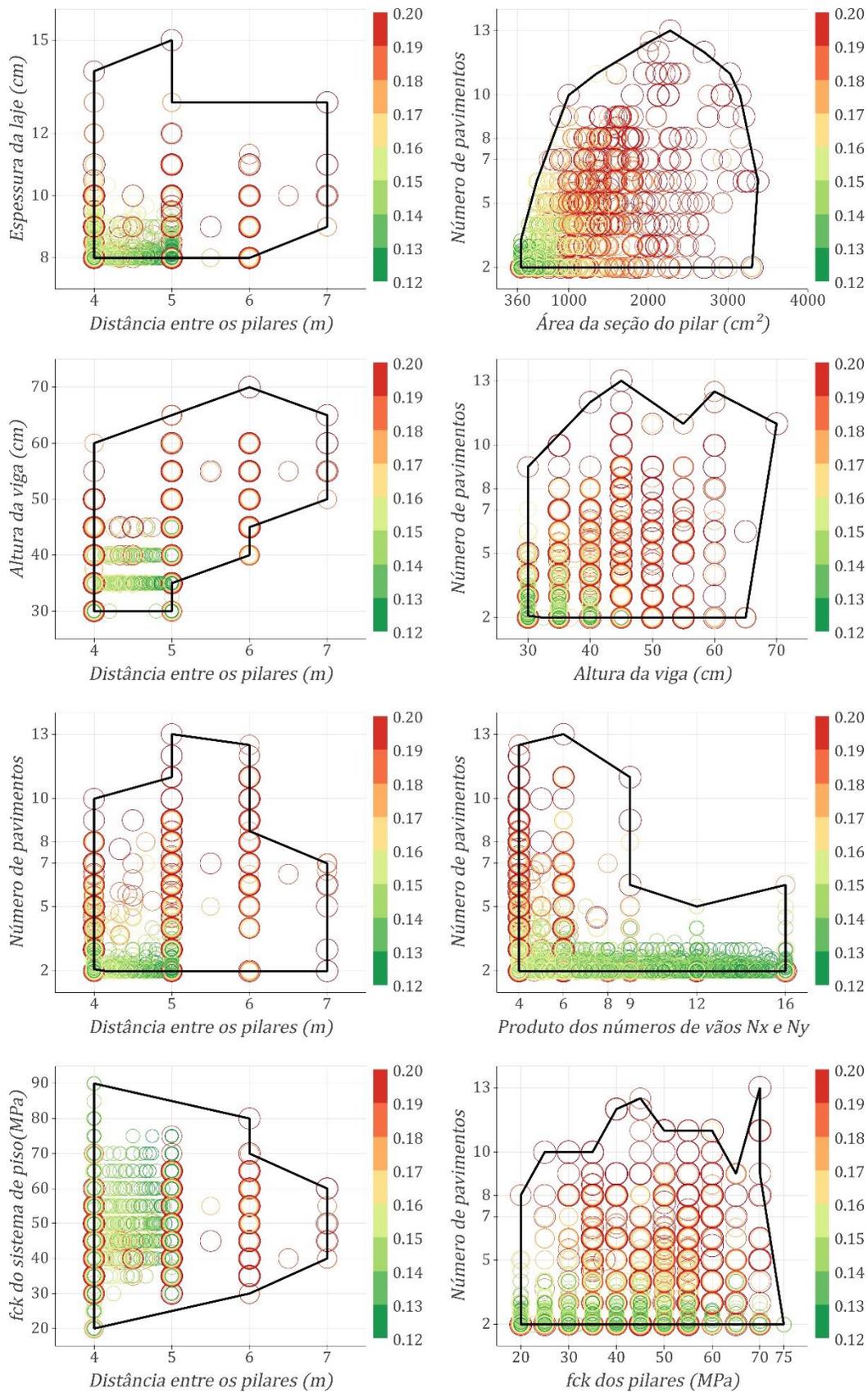


Figura 5. Espaço de soluções modificado ($k=10.000$) exibindo instâncias com taxa de consumo de material de no máximo $0,20 \text{ m}^3/\text{m}^2$

Fonte: Autor

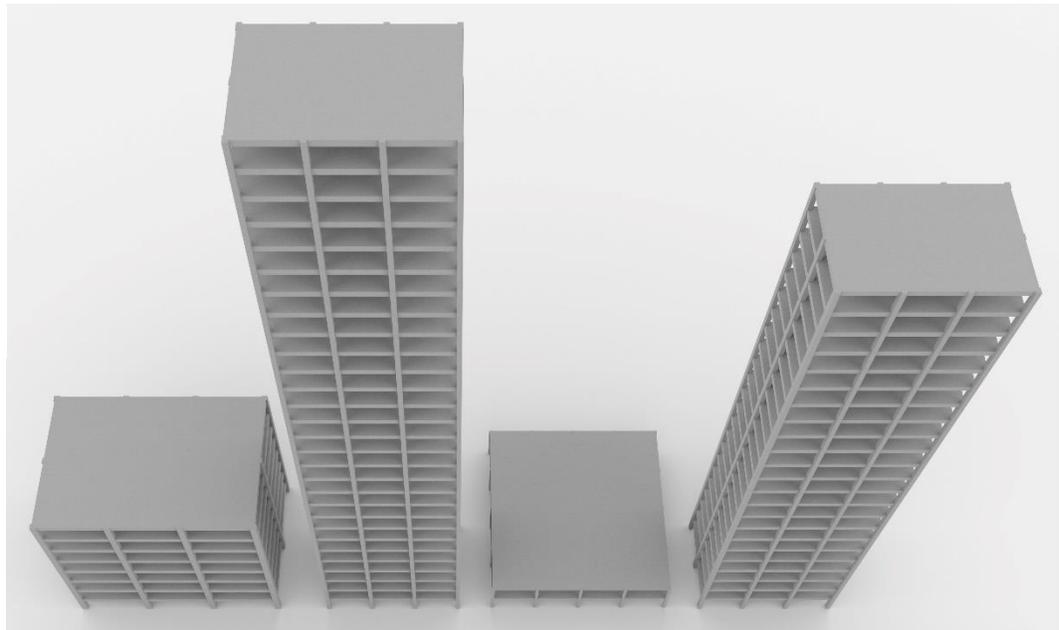
Na Figura 5 podemos confirmar diversas assertivas e indicações contidas na literatura sobre estruturas de concreto armado em relação a este sistema sem paredes estruturais com lajes maciças bidirecionais (BRITO; SILVA, 2015): espessura da laje entre 8 e 15 cm; vigas com alturas entre 30 cm e 70 cm; vãos em torno de 5 m; pilares com dimensões entre 20 cm x 20 cm (~360 cm²) a 45 cm x 45 cm (~2.000 cm²); e número de pavimentos em torno de 10. Para atingir vãos acima de 6 m, no entanto, é necessário usar *fck* para o sistema de piso acima de 30 MPa.

Para vãos de 7 m, pode ser observado que as taxas de consumo de material são menores com a consideração da resistência do concreto do sistema de piso entre 50 MPa e 60 MPa. Observa-se que neste sistema, para atingir um número maior de pavimentos, acima de 5, é necessário também considerar a elevação da resistência do concreto nos pilares acima de 35 MPa, com bons resultados de consumo de material quando a resistência está em torno de 50 MPa, mas sem ganhos muito relevantes ao se considerar valores muito altos para a resistência. Isto pode ser explicado pela natureza de grande participação da flexão no funcionamento deste sistema, tanto no sistema de piso quanto nos pilares.

As Figuras 6 e 7 exibem vistas renderizadas de quatro instâncias diferentes produzidas pelo modelo generalizado por aprendizado de máquina proposto por este artigo. Observando estas figuras, podem ser verificadas as relações entre dimensões de vãos e alturas totais com as espessuras dos elementos estruturais. Estes modelos tridimensionais podem ser usados na concepção do espaço arquitetônico e como informação de entrada para modelos BIM, ajudando a verificar a relação com os outros sistemas do edifício enquanto este é concebido.

Figura 6. Vista superior de algumas instâncias renderizadas obtidas pelo modelo de generalização proposto

Fonte: Autor



Seja em um paradigma de projeto baseado no desempenho, usando a generalização por aprendizado de máquina, seja em paradigmas de projeto mais tradicionais, o produto do modelo substituto proposto oferece uma rápida resposta ao projetista. Isto se evidencia na observância da relação das dimensões estruturais com o espaço arquitetônico e com os sistemas que compõem o edifício, verificando simultaneamente com a taxa de consumo de material do sistema estrutural; a interação das instalações elétricas e hidrossanitárias com as alturas de vigas e forros; a interação da estrutura com os elementos de fachada e vedações; etc. No caso modular investigado, pode ocorrer uma certa limitação na definição do espaço arquitetônico, a depender do processo de projeto e construção do leiaute dos ambientes

internos. No entanto, este fluxo de trabalho poderia ser feito para este sistema em uma parametrização distinta, com mais dimensões definidoras, criando um novo espaço de soluções e generalizá-lo com características topológicas mais adaptáveis se assim for necessário para um projeto específico.



Figura 7. Vista em perspectiva dos modelos instanciados mostrando a parte inferior das lajes e a relação entre as espessuras e vãos da estrutura

Fonte: Autor

O modelo generalizado por regressão foi validado pelo mesmo método de simulação e verificação estrutural que gerou a base de dados original. Este procedimento teve como objetivo verificar se as saídas do modelo generalizado continham algum erro em termos de aceitabilidade estrutural de suas respostas. Foram realizadas diversas instanciações de forma aleatória usando o modelo generalizado usando as suas respostas como dado de entrada no simulador estrutural por elementos finitos e verificando o status da aceitabilidade estrutural de acordo com a norma. Para todas as instâncias geradas nesse processo de verificação por amostragem não foram identificadas nenhuma que apresentasse um status de não conformidade estrutural de acordo com a norma de projeto de estruturas de concreto. Este resultado trouxe a garantia da validade do uso do modelo substituto que generaliza as respostas das espessuras estruturais através de uma regressão não-linear a partir das dimensões topológicas, sobrecarga na laje e resistência do material deste sistema estrutural.

ANÁLISE E DISCUSSÃO

Esta proposta de uso de ferramentas digitais para uso no processo de projeto de edifícios está inserida na discussão e metodologias do *Design Science Research (DSR)*, metodologia de pesquisa que pode ser adotada para o estudo sobre o projeto de maneira geral e de maneira específica. Neste contexto, pode-se dizer que tanto o processo de concepção estrutural e pré-dimensionamento quanto o uso da IA são artefatos desta pesquisa, no qual o desenvolvimento do conhecimento sobre estes artefatos é relevante tanto para a atuação de projetistas quanto para o processo de ensino-aprendizagem nesta temática desde o nível iniciante ao avançado.

Em termos didáticos, a resposta fornecida pelo algoritmo com o modelo tridimensional combinado com as espessuras das peças do sistema estrutural, obtidas a partir da entrada dos vãos, cargas, replicações da unidade básica e o número de pavimentos, consiste em um excelente instrumento de aprendizagem deste sistema estrutural em sala de aula. Pode-se afirmar que isto é útil para disciplinas de estudo de estruturas e projeto de arquitetura que estejam tanto em estágio inicial quanto avançado, para este sistema estrutural e para outras tipologias, inclusive outros materiais estruturais.

Este paradigma projetual usando modelos substitutos paramétricos e *optioneering* para se conhecer previamente as capacidades de sistemas estruturais oferece uma maior chance de se usar o sistema mais adequado para a situação projetual arquitetônica e, dentro do espaço de soluções deste, obter a solução mais adequada para o caso. Atualmente, o processo de pré-dimensionamento usando ábacos simplificados ou o cálculo de dimensionamento/verificação estrutural de acordo com as normas de projeto pode ser totalmente automatizado, trazendo produtividade ao processo de projeto e aprimorando o processo de concepção de modo a melhor atender o programa arquitetônico e às demandas gerais do projeto.

Neste fluxo de trabalho proposto, estudantes dos cursos de Arquitetura e Engenharia Civil podem aprender, desde a fase de formação universitária, métodos e tecnologias atuais que podem trazer produtividade na sua atuação enquanto aluno e futuro profissional projetista. O uso destas tecnologias também facilita as demonstrações das relações internas destes sistemas, dando produtividade na conexão entre conceitos feitas pelo professor no processo de ensino-aprendizagem. Explorando espaço de soluções de sistemas prediais, os modelos generativos e paramétricos generalizados integrados aos gráficos de *optioneering* ensinam professores, alunos e projetistas sobre classes de desempenhos destes sistemas, ampliando a visão de escolha projetual e abrindo caminhos para processos de projeto mais eficazes e eficientes.

O recurso dos ábacos de pré-dimensionamento, tradicionalmente usados para relacionar vãos e espessuras, aqui foi usado como recurso de *optioneering* para relacionar pares de dimensões do espaço de soluções do sistema estrutural, visualizando as capacidades a partir da visualização de regiões de soluções válidas. Esta visualização do espaço válido de soluções (Figuras 1, 4 e 5) pode ser uma das formas de monitorar o desempenho dos sistemas, mas não necessariamente a única. Outros gráficos podem ser gerados, inclusive para comparar variantes de uma determinada tipologia de sistema estrutural, como por exemplo, tipos de lajes diferentes, materiais diferentes como aço ou madeira, dentre outros aspectos e opções que podem surgir no processo de projeto.

Os resultados que o gráfico de *optioneering* (Figuras 1, 4 e 5) oferecem para o estudo de sistemas estruturais quanto para a atividade de concepção e projeto de estruturas são extremamente valiosos no que diz respeito à escolha do sistema estrutural e à busca de uma solução mais adequada à proposição arquitetônica. Isto pode ser dito tanto em termos de consumo de material da estrutura quanto a respeito de um cenário de projeto baseado no desempenho, confrontando o sistema estrutural com os outros sistemas prediais ou até com o espaço arquitetônico e seus diversos aspectos (conforto, estética, circulação, etc). A bibliografia tradicional sobre composição de sistemas estruturais ou sobre projeto e detalhamento estrutural está repleta de sugestões sobre as capacidades de vãos de sistemas isolados ou compostos, indicações de espessuras dos elementos estruturais, dentre outras informações, contudo, sem explicar exatamente as razões ou origens destas sugestões. Usando gráficos de *optioneering* que retratam o espaço de soluções somado a um modelo generalizado, como o proposto por este artigo, se tem a oportunidade de confirmar estas sugestões e até ampliar e aprofundar o estudo dos sistemas seja no processo de ensino-aprendizagem ou na atuação profissional de projeção. Além dos casos de sistemas estruturais tradicionais e modular como o tomado como exemplo neste artigo, usando esse fluxo de trabalho em sistemas originais, compostos pelo projetista, poderá se ter a informação sobre a viabilidade e capacidades da concepção realizada.

Apesar do exemplo utilizado para demonstrar o fluxo de trabalho proposto ser uma base de dados de um sistema estrutural modular, este pode ser aplicado a situações diferentes, com um perímetro da planta arquitetônica e o núcleo de circulação vertical pré-definidos por exemplo, tendo a capacidade de número de pavimentos, a distribuição dos vãos internos, cargas e as

espessuras dos elementos estruturais a serem generalizadas pela generalização do sistema. De mesmo modo, poderia ser aplicado este fluxo de trabalho a estruturas em pórticos verticais em madeira ou em perfis em aço, passarelas de pedestres, estruturas funiculares, ou qualquer sistema estrutural em qualquer material que possam ser modelados parametricamente.

No entanto, é fundamental que a geração da base de dados seja representativa do sistema para que se tenha fidedignidade na generalização e rapidez no processamento das respostas. Devem ser estudadas técnicas de discretização do espaço de soluções, escolha não-redundante e suficiente das variáveis do campo amostral, dentre outras características do sistema, de maneira que não penalize o processo de generalização por regressão usando a técnica do aprendizado de máquina. A preparação correta da base de dados pode ser grande influenciadora na precisão e acurácia do modelo generalizado por regressão, e pode ser determinante na verificação do sucesso na validação de suas saídas.

Visualizando o ensino de estruturas arquitetônicas de um ponto de vista mais abrangente, o processo proposto não contemplaria todos os aspectos, tendo como exemplo o detalhamento das conexões e prototipagem de algumas instanciações em escala reduzida ou em escala real. Acredita-se que estes aspectos seriam complementares à proposta por este artigo, que por sua vez, traz maior contribuição à concepção estrutural relacionada diretamente ao espaço arquitetônico nas fases iniciais de projeto. No entanto, apesar de por si só não resolver por completo a problemática do ensino de estruturas em cursos de Arquitetura, considera-se que a proposição de modelos generativos paramétricos estruturais com instanciações válidas e com reduzido tempo de resposta (abaixo de 1 segundo ou idealmente em torno de 400 milissegundos) consiste em um valioso e inovador recurso de ensino e de prática de concepção e projeto preliminar de estruturas arquitetônicas. Acredita-se que modelos mais automáticos e com maior portabilidade e interoperabilidade podem contribuir no ensino, devido ao seu caráter interativo, e no processo de projeto nas fases iniciais de desenvolvimento, devido às respostas precisas e rápidas para auxiliar o processo decisório durante o projeto.

CONCLUSÃO

Este artigo apresentou uma aplicação de aprendizado de máquina para generalizar a modelagem de um sistema estrutural de pórticos em concreto armado fornecendo as espessuras estruturais a partir da entrada de vãos, número de pavimentos, sobrecarga e resistência do material. Este modelo generalizado ofereceu respostas de acordo com a base de dados previamente produzida em estudo anterior (SILVA, 2018), obtida pela discretização do espaço de soluções do sistema através do uso do método dos elementos finitos e uma verificação automática das instâncias de acordo com a norma brasileira para projeto de estruturas de concreto armado.

O modelo generalizado por uma regressão multidimensional por esta técnica de IA, especificamente o aprendizado de máquina, foi obtido considerando amostras para treinamento com sete dimensões do sistema, no qual estas dimensões são as descrições topológicas do sistema estrutural, cargas e resistência do material. Para aprimorar o tempo de processamento, estas dimensões foram reduzidas para cinco, ao pré-filtrar a resistência do material. Estas amostras foram treinadas pelos resultados esperados de 6 dimensões, sendo estas as espessuras dos membros estruturais do sistema. Os resultados obtidos por este modelo substituto foram validados pelo mesmo motor de cálculo e verificação que gerou a base de dados, obtendo uma validação positiva, isto é, uma fidedignidade das respostas produzidas pelo modelo proposto.

Apesar de geralmente o treinamento do aprendizado de máquina poder ser gravado e apenas consultado posteriormente, o que aprimora e muito a velocidade de consulta do modelo de

regressão, o algoritmo do *LunchBoxML* não permite que isto seja realizado, tendo que treinar todas as vezes que for ser consultado o modelo uma resposta instanciada. Mesmo assim, a resposta foi considerada rápida, inferior a um segundo, considerando o fluxo de trabalho proposto usando a base de dados modificada e a filtragem do montante de dados pela resistência do material.

Esta espessura dos elementos estruturais obtida pelo modelo substituto, uma generalização do sistema estrutural a partir do seu espaço de soluções discretizado, permite uma resposta mais rápida do que se realizar uma análise tradicional por elementos finitos e posterior verificação de acordo com a norma de projeto estrutural. Filtrando o espaço de soluções para uma faixa de desempenho, por exemplo, limitando a taxa de consumo de material a um dado valor, torna-se mais rápida ainda a obtenção de espessuras otimizadas em uma consulta simples, comparando-se com a simulação e verificação tradicional, no qual seria necessário desempenhar um processo de otimização em cada instância.

Com isto posto, nota-se a vantajosa característica que o fluxo de trabalho demonstrado neste artigo traz sobre métodos tradicionais de projeto estrutural, desde sua concepção à obtenção da solução final da forma e suas espessuras. Isto representa um grande contributo também aos métodos de ensino de concepção e projeto estrutural para os cursos de Arquitetura e de Engenharia Civil, automatizando as tarefas repetitivas e oferecendo mais tempo para se pensar melhores alternativas de projeto. Ao mesmo tempo, ao usar essas técnicas, tem-se a oportunidade de inserir os estudantes a tecnologias digitais complementares à modelagem tradicional, seja de geometrias ou simulações de fenômenos físicos, oferecendo uma maior sofisticação nos procedimentos de projeto. Esta expansão no uso das tecnologias digitais traz consigo produtividade e aprendizado complementar, uma vez que a visualização e a resposta rápida e interativa com os modelos substitutos ampliam a compreensão dos sistemas estruturais que podem ser estudados com essas técnicas de modelagem e projeto.

Em relação aos processos de projeto transdisciplinares e o método de projeto baseado no desempenho, os modelos substitutos generalizados por regressão não-linear podem viabilizar a simulação dos desempenhos multidisciplinares e multiobjetivo dos edifícios, como por exemplo, obter respostas simultâneas da estrutura, do consumo ou produção energética, de iluminação natural, conforto, etc. Certamente o uso de modelos substitutos abrem caminho para se desempenhar o processo de projeto verificando simultaneamente as respostas de diversas disciplinas que envolvem o estudo do edifício diante da capacidade computacional atual, sobretudo a capacidade dos laptops de médio a alto desempenho.

No entanto, a indisponibilidade de se gravar o aprendizado de máquina realizado sobre um espaço de soluções limita um pouco o potencial total das técnicas de IA podendo serem exploradas futuramente técnicas mais robustas de processamento do aprendizado de máquina com algoritmos que consigam se comunicar com esta interface de modelagem generativa.

Referências Bibliográficas

ADELI, H.; YEH, C. Explanation-based machine learning in engineering design. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**. v. 3, p.127-137, 1990.

ALLEN, E.; IANO, J. **The architect's studio companion: rules of thumb for preliminary design**. 6th Ed. New Jersey: John Wiley and Sons, 2017. 410 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 6118: projeto de estruturas de concreto: procedimento. Rio de Janeiro, 2014.

AMEZQUITA-SANCHEZ, J. P.; VALTIERRA-RODRIGUEZ, M.; ADELI, H. Machine learning in structural engineering. **Scientia Iranica A**. v. 27(6), p.2645-2656, 2020.

<http://dx.doi.org/10.24200/sci.2020.22091>

BARANAUSKAS, M. C. C.; ROCHA, H. V.; MARTINS, M. C.; D'ABREU, J. V. V. Uma taxonomia para ambientes de aprendizado baseados no computador. In: VALENTE, J. A., Liv. (Org.). **O computador na sociedade do conhecimento**. 1ª Ed. Campinas: UNICAMP/NIED, 1999, p. 49-68

BRITO, B. L.; SILVA, F. T.; "ESTUDO PARAMÉTRICO DE SISTEMAS DE PISO BIDIRECIONAL E UNIDIRECIONAL MODULADOS EM CONCRETO ARMADO", p. 142-155. In: Anais do VII Encontro de Tecnologia de Informação e Comunicação na Construção - TIC2015 [ANTAC e Blucher Engineering Proceedings]. Porto Alegre: ANTAC; São Paulo: Blucher, 2015. DOI: <https://doi.org/10.5151/engpro-tic2015-013>

BROWN, N. C.; JUSIEGA, V.; MUELLER, C. T. Implementing data-driven parametric building design with a flexible toolbox. **Automation in Construction**. v. 118, 103252, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103252>

BRUNO, F. Tecnologias cognitivas e espaços do pensamento. In: FRANÇA, Vera; WEBER, Maria Helena; PAIVA, Raquel; SOVIK, Liv. (Org.). **Livro da XI Compós 2002: Estudos de Comunicação**. 1ª Ed. Porto Alegre: Sulina, 2003, v. 1, p. 193-217.

CHING, F.D.K.; ONOUYE, B.S.; ZUBERBUHLER, D. **Sistemas estruturais ilustrados: padrões, sistemas e projeto**. 2ª Ed. Porto Alegre: Bookman, 2015. 352 p.

CORKILL, P. A. Preliminary Structural Design Charts for Architects. **Architectural Science Review**. v. 12, n. 1, p. 15-20, 1969.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; ANTUNES JÚNIOR, J. A. V. **Design Science Research: Método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto alegre: Bookman, 2015. 181 p.ENGEL, H. **Sistemas Estruturais**. 1ª Ed. Barcelona: Gustavo Gili, 2001. 352 p.

ENGEL, H. **Sistemas Estruturais**. 1ª Ed. Barcelona: Gustavo Gili, 2001. 352 p.

GUDIPATI, V. K.; CHA, E. J. Surrogate modeling for structural response prediction of a building class. **Structural Safety**. v. 89, 102041, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2020.102041>

HOLZER, D. Optioneering in Collaborative Design Practice. **International Journal of Architectural Computing**. v. 8, n. 2, p.165-182, 2010. <https://doi.org/10.1260/1478-0771.8.2.165>.

KOLAREVIC, B. (Ed.). **Architecture in the digital age: design and manufacturing**. New York: Taylor & Francis, 2003. 314 p.

LE, V.; CARACOGLIA, L.; A neural network surrogate model for the performance assessment of a vertical structure subjected to non-stationary, tornadic wind loads. **Computers and Structures**. v. 231, 106208, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2020.106208>

MACDONALD, A. J. **Structure and Architecture**. 2nd Ed. Oxford: Architectural Press, 2001. 164 p.

MACHAIRAS, V.; TSANGRASSOULIS, A.; AXARLI, K. Algorithms for optimization of building design: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. v. 31, p.101–112, 2014. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2013.11.036>

MITCHELL, W. J. The theoretical foundation of computer-aided architectural design. **Environment and Planning B**. v.2, p.127-150, 1975. <https://doi.org/10.1068/b020127>

MOUSSAVI, F. **The function of Form**. 1st Ed. Barcelona: ACTAR, 2009. 520 p.

MÜLLER, A. C.; GUIDO, S. **Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists**. O'Reilly, 2017, 394p.

NGUYEN, L. C.; NGUYEN-XUAN, H. Deep learning for computational structural optimization. **ISA Transactions**. v. 103, pp.177–191, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2020.03.033>.

OXMAN, R. Digital architecture as a challenge for design pedagogy: theory, knowledge, models and medium. **Design Studies**. v. 29, pp. 99-120, 2008. <http://dx.doi.org/doi:10.1016/j.destud.2007.12.003>

OXMAN, R. E.; OXMAN, R. M. New structuralism: design, engineering and Architectural technologies. **Architectural design: The new structuralism: Design, engineering and architectural technologies**. pp. 14-23, 2010.

OXMAN, R. Informed tectonics in material-based design. **Design Studies**. v. 33, pp. 427-455, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.destud.2012.05.005>

OXMAN, R. Thinking difference: Theories and models of parametric design thinking. **Design Studies**. v. 52, p. 4-39, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.destud.2017.06.001>

PRIMO, A. F. T. **Interação Mediada por Computador: a comunicação e a educação a distância segundo uma perspectiva sistêmico-relacional**. 2003. Tese (Doutorado em Informática na Educação) – Programa de Pós-graduação em Informática na Educação da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

REBELLO, Y. C. P. **Bases para o projeto estrutural na arquitetura**. 1ª Ed. São Paulo: Zigurate Editora, 2007. 288 p.

SARAMAGO, R. C. P. **Ensino de estruturas nas escolas de arquitetura do Brasil**. 2011. Dissertação (Mestrado em Arquitetura, Urbanismo e Tecnologia) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011. DOI: <https://doi.org/10.11606/D.18.2011.tde-31052011-101630>

SIAM, A.; EZZELDIN, M.; EL-DAKHAKHNI, W. Machine learning algorithms for structural performance classifications and predictions: Application to reinforced masonry shear walls. **Structures**. v. 22, p.252–265, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2019.06.017>.

SILVA, F. T. Modelo paramétrico de pórticos em concreto armado com dimensionamento otimizado: uma proposta de ferramenta de projeto para as fases iniciais de concepção estrutural. **Ambiente Construído**, v. 18, n. 1, p. 193-210, 2018. <http://dx.doi.org/10.1590/s1678-86212018000100216>

SILVA, F. T. Experiências com ferramentas digitais no ensino de estruturas arquitetônicas. **PARC Pesquisa em Arquitetura e Construção**, Campinas, SP, v. 12, p. e0210xx, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.20396/parc.v12i00.8661548>

SUN, H.; BURTON, H. V.; HUANG, H. Machine learning applications for building structural design and performance assessment: State - of - the - art review. **Journal of Building Engineering**. v. 33, 2021, 101816. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101816>.

TSERANIDIS, S.; BROWN, N. C.; MUELLER, C. T. Data-driven approximation algorithms for rapid performance evaluation and optimization of civil structures. **Automation in Construction**. v. 72, p.279–293, 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2016.02.002>

ZHENG, H.; MOOSAVI, V.; AKBARZADEH, M. Machine learning assisted evaluations in structural design and construction. **Automation in Construction**. v. 119, 103346, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103346>.

Felipe Tavares
felipe.tavares@academico.ufpb.br