

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
FACULDADE DE ARQUITETURA E URBANISMO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ARQUITETURA E URBANISMO
MESTRADO EM DINÂMICAS DO ESPAÇO HABITADO - DEHA

LÍDIA MENDES REGES

GERAÇÃO DE *LAYOUT* DE EDIFÍCIOS RESIDENCIAIS MULTIFAMILIARES
UTILIZANDO ALGORITMO EVOLUTIVO

Maceió, AL

2024

LÍDIA MENDES REGES

GERAÇÃO DE *LAYOUT* DE EDIFÍCIOS RESIDENCIAIS UTILIZANDO ALGORITMO
EVOLUTIVO

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo da Universidade Federal de Alagoas, área de concentração em Dinâmicas do Espaço Habitado, como requisito para obtenção do título de Mestre em Arquitetura e Urbanismo.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Márcio Toledo

Maceió, AL

2024

Catálogo na Fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico

Bibliotecária: Maria Helena Mendes Lessa – CRB-4 – 1616

R333g Reges, Lídia Mendes.

Geração de *layout* de edifícios residenciais multifamiliares utilizando
algoritmo evolutivo / Lídia Mendes Reges. – 2024
160 f. il. : figs. color.

Orientador: Alexandre Márcio Toledo.

Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) – Universidade Federal de
Alagoas. Faculdade de Arquitetura e Urbanismo. Maceió, 2024.

Bibliografia: f. 136-146.

Apêndices: f. 147-160.

1. *Space planning*. 2. Algoritmos evolutivos. 3. Arquitetura generativa.
4. Moradias Multifamiliares. I. Título.

CDU: 728.2

RESUMO

Visto que a complexidade dos projetos vêm aumentando, o computador tem sido cada vez mais utilizado como assistente de projeto com o objetivo de aprimorar o processo de projeto de arquitetura. A partir de 1960, acontece o início da sistematização do processo de projeto computacional como uma metodologia de um quadro teórico. Nessas discussões foi difundido o *space planning*, que estuda o processo de arranjo de ambientes em um determinado espaço, em que distância, adjacência e outras funções são os principais objetivos. Assim como os algoritmos evolutivos, que compõem os sistemas generativos, contribuem para a obtenção de melhores soluções. Os problemas de planejamento de espaço possuem variáveis que por vezes são conflitantes e que precisam ser negociadas para que todas as restrições possam ser satisfeitas. Com o intuito de tomar decisões mais acertadas, o algoritmo evolutivo pode ser aplicado nesse tipo de problema de projeto. Essa dissertação buscou explorar as possibilidades da geração automatizada de *layouts* de edifícios multifamiliares através da aplicação de algoritmos evolutivos. Trata-se de uma pesquisa de simulação com abordagem quantitativa e abrangência exploratória, utilizando o *software Rhinoceros* com seus *plugins Grasshopper, Termite Nest e Wallacei*. Foram realizadas cinco simulações com o objetivo de arranjar ambientes em um perímetro limite aplicando o algoritmo evolutivo. Sendo as restrições, a minimização das áreas vazias dentro do perímetro, minimização da desproporção das áreas dos ambientes e índice de compacidade. Como resultados foi possível obter *layouts* otimizados, gráficos informativos para a tomada de decisão e o algoritmo pronto para ser aplicado por outros pesquisadores. Conclui-se então que a aplicação dos algoritmos evolutivos no planejamento do espaço gera soluções otimizadas que de fato atendem às restrições pré-estabelecidas de maneira mais assertiva, sendo uma área com um grande potencial a ser explorado.

Palavras-chave: *Space planning*, algoritmos evolutivos, arquitetura generativa.

ABSTRACT

As the complexity of projects has increased, the computer has been used as a design assistant with the aim of improving the architectural design process. It was from 1960 onwards that computational design had its origins with the definition of a theoretical framework in order to systematize the design process as a methodology. In these discussions, space planning was disseminated, which studies the process of arranging rooms in a given space, in which distance, adjacency and other functions are the main objectives. Just as evolutionary algorithms, which make up generative systems, contribute to obtaining better solutions. Space planning problems have variables that are sometimes conflicting and that need to be negotiated so that all restrictions can be satisfied. In the traditional design method, the chosen layout is based on personal taste as a criterion, in order to make more assertive decisions evolutionary algorithms can be applied to this type of design problem. This master's dissertation aims to explore the possibilities of automated generation of layouts for multifamily buildings through the application of evolutionary algorithms. This is a simulation research with a quantitative approach and exploratory scope, using the Rhinoceros software and its plugins Grasshopper, Termite Nest and Wallacei. Five simulations were carried out with the objective of arranging environments in a limit perimeter applying the evolutionary algorithm. The restrictions include minimizing empty areas within the perimeter, minimizing the disproportion of room areas and compactness index. As a result, it was possible to obtain optimized layouts, informative graphics for decision making and the algorithm ready to be applied by other researchers. It is therefore concluded that the application of evolutionary algorithms in space planning generates optimized solutions that actually meet pre-established restrictions in a more assertive way, being an area with great potential to be explored.

Keywords: Space planning, evolutionary algorithms, generative architecture.

LISTA DE FIGURAS

Figura 01 - Número de trabalhos publicados por ano.....	21
Figura 02 - Técnicas de planejamento do espaço utilizadas nos trabalhos catalogados.....	22
Figura 03 - Exemplo de algoritmo.....	29
Figura 04 - Etapas do algoritmo evolutivo.....	30
Figura 05 - Representação dos indivíduos com base no modelo cromossômico.....	31
Figura 06 - Genótipo e fenótipo.....	32
Figura 07 - Melhores soluções (em verde) avançam para a próxima geração.....	33
Figura 08 - Espaços de busca e de solução.....	34
Figura 09 - Processo de recombinação.....	35
Figura 10 - Processo de mutação.....	36
Figura 11 - Valores da função objetivo de cada indivíduo durante toda a simulação.....	37
Figura 12 - Processo de simulação do algoritmo evolutivo.....	38
Figura 13 - Exemplo de algoritmo de construção.....	40
Figura 14 - Grafo planar máximo.....	41
Figura 15 - Interface do <i>Rhinoceros</i>	44
Figura 16 - Interface do <i>Grasshopper</i>	45
Figura 17 - Componentes do <i>Termite Nest</i>	46
Figura 18 - Interface do Excel.....	46
Figura 19 - Fluxograma de projeto.....	47
Figura 20 - Relação dos ambientes e suas adjacências.....	48
Figura 21 - <i>Graph Maker</i>	49
Figura 22 - <i>Space Syntax</i>	50
Figura 23 - <i>Spatial Graph</i>	51
Figura 24 - <i>Python - Bubble Diagram</i>	52
Figura 25 - <i>Layout</i>	53
Figura 26 - Interface do <i>Wallacei</i>	54
Figura 27 - <i>Inputs e outputs do Wallacei X</i>	55

Figura 28 - Gráfico de valores de aptidão.....	56
Figura 29 - Gráfico da linha de tendência média.....	57
Figura 30 - Gráfico de desvio padrão.....	58
Figura 31 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão.....	58
Figura 32 - Valores obtidos para cada objetivo do indivíduo.....	59
Figura 33 - <i>Parallel Coordinate Plot</i>	60
Figura 34 - Painel de controle do <i>Wallacei X</i>	63
Figura 35 - Área limite para movimentação dos pontos atratores.....	64
Figura 36 - Painel de controle simulação 2.....	65
Figura 37 - Pontos atratores fixos.....	66
Figura 38 - Painel de controle simulação 3.....	67
Figura 39 - Painel de controle simulação 3.1.....	68
Figura 40 - Composição dos apartamentos.....	69
Figura 41 - Relação dos ambientes da simulação 4.....	69
Figura 42 - <i>Graph Maker</i> e <i>Space Syntax</i> da simulação 4.....	70
Figura 43 - Pontos atratores fixos da simulação 4.....	71
Figura 44 - Painel de controle simulação 4.....	72
Figura 45 - Exemplo de <i>script</i>	73
Figura 46 - Diagrama metodológico.....	73
Figura 47 - Execução do algoritmo evolutivo.....	75
Figura 48 - Indivíduos da geração 0.....	76
Figura 49 - Indivíduos da geração 3.....	77
Figura 50 - Indivíduos da geração 6.....	78
Figura 51 - Indivíduos da geração 9.....	79
Figura 52 - 3D dos indivíduos da simulação.....	79
Figura 53 - Gráfico de aptidão da função objetivo de variação de áreas.....	80
Figura 54 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias.....	81
Figura 55 - Gráfico da linha de tendência média da variação de áreas.....	81
Figura 56 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias.....	82

Figura 57 - Gráfico de desvio padrão da variação de áreas.....	82
Figura 58 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias.....	83
Figura 59 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias.....	84
Figura 60 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da variação de áreas...	84
Figura 61 - <i>Parallel Coordinate Plot</i> da simulação 1.....	85
Figura 62 - Gerações exportadas da simulação 2.....	86
Figura 63 - Indivíduos da geração 0 - simulação 2.....	87
Figura 64 - Indivíduos da geração 3 - simulação 2.....	88
Figura 65 - Indivíduos da geração 6 - simulação 2.....	89
Figura 66 - Indivíduos da geração 9 - simulação 2.....	90
Figura 67 - 3D dos indivíduos da simulação 2.....	90
Figura 68 - Gráfico de aptidão da função objetivo de variação de áreas da simulação 2.....	91
Figura 69 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 2.....	92
Figura 70 - Gráfico da linha de tendência média da variação de áreas da simulação 2	93
Figura 71 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 2.....	93
Figura 72 - Gráfico de desvio padrão da variação de áreas da simulação 2.....	94
Figura 73 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 2.....	95
Figura 74 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 2.....	95
Figura 75 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da variação de áreas da simulação 2.....	96
Figura 76 - <i>Parallel Coordinate Plot</i> da simulação 2.....	97
Figura 77 - Gerações exportadas da simulação 3.....	98
Figura 78 - Indivíduos da geração 0 - simulação 3.....	99

Figura 79 - Indivíduos da geração 3 - simulação 3.....	99
Figura 80 - Indivíduos da geração 6 - simulação 3.....	100
Figura 81 - Indivíduos da geração 9 - simulação 3.....	101
Figura 82 - 3D dos indivíduos da simulação 3.....	101
Figura 83 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 3.....	102
Figura 84 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 3.....	102
Figura 85 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 3.....	103
Figura 86 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 3.....	104
Figura 87 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3... 104	
Figura 88 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.....	105
Figura 89 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.....	106
Figura 90 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3.....	106
Figura 91 - <i>Parallel Coordinate Plot</i> da simulação 3.....	107
Figura 92 - Gerações exportadas da simulação 3.1.....	108
Figura 93 - Indivíduos da geração 0 - simulação 3.1.....	109
Figura 94 - Indivíduos da geração 3 - simulação 3.1.....	109
Figura 95 - Indivíduos da geração 6 - simulação 3.1.....	110
Figura 96 - Indivíduos da geração 9 - simulação 3.1.....	111
Figura 97 - 3D dos indivíduos da simulação 3.1.....	111
Figura 98 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 3.1.....	112
Figura 99 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 3.1.....	112

Figura 100 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 3.1.....	113
Figura 101 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 3.1.....	114
Figura 102 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3.1....	114
Figura 103 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.1.....	115
Figura 104 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.1.....	116
Figura 105 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3.1.....	116
Figura 106 - <i>Parallel Coordinate Plot</i> da simulação 3.1.....	117
Figura 107 - Execução do algoritmo evolutivo da simulação 4.....	118
Figura 108 - Indivíduos da geração 0 - simulação 4.....	119
Figura 109 - Indivíduos da geração 3 - simulação 4.....	119
Figura 110 - Indivíduos da geração 6 - simulação 4.....	120
Figura 111 - Indivíduos da geração 9 - simulação 4.....	121
Figura 112 - Gráfico diamante dos indivíduos mais adaptados da simulação 4.....	121
Figura 113 - 3D dos indivíduos da simulação 4.....	122
Figura 114 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 4.....	122
Figura 115 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 4.....	123
Figura 116 - Gráfico de aptidão do índice de compacidade da simulação 4.....	123
Figura 117 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 4.....	124
Figura 118 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 4.....	125
Figura 119 - Gráfico da linha de tendência média do índice de compacidade da simulação 4.....	125

Figura 120 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 4.	126
Figura 121 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 4.....	127
Figura 122 - Gráfico de desvio padrão do índice de compacidade da simulação 4.	127
Figura 123 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 4.....	128
Figura 124 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 4.....	129
Figura 125 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão do índice de compacidade da simulação 4.....	129
Figura 126 - <i>Parallel Coordinate Plot</i> da simulação 4.....	130
Figura 127 - Melhor e pior soluções para a minimização de áreas vazias da simulação 4.....	131
Figura 128 - Melhor e pior soluções para a minimização da desproporção das áreas da simulação 4.....	132
Figura 129 - Melhor e pior soluções para o índice de compacidade da simulação 4....	133

LISTA DE TABELAS

Tabela 01 - Resumo dos principais tópicos da simulação.....	62
Tabela 02 - Resumo dos principais tópicos da simulação 3.....	66
Tabela 03 - Resumo dos principais tópicos da simulação 4.....	71

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	13
Problema de Pesquisa.....	16
Justificativa.....	16
Objetivos.....	18
Estrutura do Trabalho.....	18
CAPÍTULO 01 - PLANEJAMENTO DO ESPAÇO COM ABORDAGEM EVOLUTIVA: UMA REVISÃO TEÓRICA.....	20
CAPÍTULO 02 - ARQUITETURA EVOLUCIONÁRIA.....	27
2.1 Teoria Evolucionista.....	27
2.2 Algoritmo Evolutivo.....	29
2.3 Componentes.....	31
2.3.1 Representação dos Indivíduos.....	31
2.3.2 População Inicial.....	33
2.3.3 Operadores de Diversidade.....	34
2.3.4 Operadores de Avaliação e Seleção.....	36
2.3.5 Duração.....	37
2.4 Space Planning.....	38
CAPÍTULO 03 - METODOLOGIA.....	43
3.1 Funcionamento do algoritmo - aplicação do Termite Nest.....	47
3.2 Funcionamento do algoritmo - aplicação do Wallacei.....	53
3.3 Simulação 1 - Unidade Habitacional.....	61
3.3.1 Problema de projeto.....	61
3.4 Simulação 2 - Unidade Habitacional com cruzamento de 70%.....	64
3.4.1 Problema de projeto.....	64
3.5 Simulação 3 - Unidade Habitacional com pontos atratores fixos.....	65
3.5.1 Problema de projeto.....	65
3.5.2 Simulação 3.1 - Cruzamento de 70%.....	67
3.6 Simulação 4 - Dois apartamentos de 74 m ² e 76 m ²	68

3.6.1 Problema de projeto.....	68
CAPÍTULO 04 - ANÁLISE DAS SIMULAÇÕES.....	74
4.1 Análise - simulação 1.....	74
4.2 Análise - simulação 2.....	86
4.3 Análise - simulação 3.....	97
4.3.1 Análise - simulação 3.1.....	107
4.4 Análise - simulação 4.....	117
CONCLUSÃO.....	134
REFERÊNCIAS.....	138
APÊNDICE A - RELAÇÃO DOS TRABALHOS SELECIONADOS E ANALISADOS.....	149
APÊNDICE B - SCRIPT PONTOS ATRADORES VARIÁVEIS.....	154
APÊNDICE C - SCRIPT PONTOS ATRADORES FIXOS E 3 OBJETIVOS.....	158
APÊNDICE D - ARQUIVO DO SCRIPT PARA BAIXAR.....	162

INTRODUÇÃO

O computador tem sido cada vez mais utilizado no processo de projeto de arquitetura, assim como o projeto paramétrico, fabricação digital e sistemas generativos.

Com o intuito de aprimorar o processo de design, arquitetos têm empregado o computador desde a década de 1940 (Holland, 2011; Calixto, 2016). Nesse primeiro momento os computadores eram empregados como uma prancheta digital, vide o *Sketchpad*, criado por Ivan Sutherland. Baseado na lógica associativa, foi instituído o primeiro programa de Desenho Auxiliado por Computador (CAD). Arquitetos poderiam desenhar formas básicas como pontos e linhas ao utilizar uma caneta de luz, além disso era possível realizar gerenciamento de blocos, *snaps*, zooms e operações típicas de programas CAD (Tedeschi, 2014).

Com o decorrer dos anos e a criação do AutoCAD, os arquitetos passaram a utilizar ainda mais o computador como auxiliar na representação dos projetos a fim de agilizar tarefas repetitivas e gerenciar as várias camadas de desenhos, os quais anteriormente eram produzidos no papel (Tedeschi, 2014).

Posteriormente, os computadores foram avançando no modo como participavam no processo de projeto, com o intuito de remodelar os meios pelos quais a arquitetura seria concebida e produzida (Omena, 2019).

As primeiras pesquisas foram realizadas com enfoque na utilização do computador como auxiliar na representação dos projetos. Já nas décadas de 1960 e começo de 1970, arquitetos com a intenção de analisar e resolver problemas de projeto mais complexos se utilizaram das possibilidades generativas do computador com enfoque na geração de *layouts* ao aplicar as ferramentas de diagrama de bolhas e planejadores de espaço (Holland, 2011; Calixto, 2016).

A partir da década de 1960, intensificou-se a organização de discussões sobre os métodos de projeto arquitetônicos, com a finalidade de melhor compreender as escolhas feitas por cada arquiteto e analisar cada fase do processo de projeto, propiciando maior controle. Até então o processo de projeto não era sistematizado, não deixando os procedimentos utilizados na solução dos problemas projetuais evidentes (Martino, 2015).

Devido a essa não sistematização, no processo convencional, as fases de projeto poderiam ser relacionadas a tentativas e erros, intuição, criatividade e gostos pessoais. Com a utilização do computador, as fases demandam de estruturação para de fato se tornarem mais objetivas. No ambiente digital, é necessário que as relações entre os agentes que interferem no projeto estejam explícitas, desse modo o arquiteto deve dispor das razões para as variadas tomadas de decisão de determinada solução formal (Omena, 2019).

À medida que a complexidade dos projetos de arquitetura aumentava, sua concepção se tornaria possível por meio da utilização do computador durante todo o processo. Em 1980, com a demanda de dominar essa complexidade, o algoritmo conhecido como *Algorithm Aided Design* (AAD) passou a ser implementado no processo de projeto se tornando uma metodologia que possibilitou a concepção de geometrias não convencionais e não lineares (Tedeschi, 2014; Omena et. al., 2020).

Já nos anos 90, foram promovidas discussões sobre a aplicação de sistemas generativos como auxiliares para tomada de decisões projetuais por intermédio de pesquisas que foram publicadas relacionando inteligência artificial aos métodos de projeto no ambiente digital. Com o emprego dessas tecnologias no processo de projeto, surgiram possibilidades arquitetônicas que não poderiam ter sido projetadas sem o uso do computador devido ao nível de processamento de informações (Calixto, 2016).

A utilização de sistemas generativos foi sistematizada por Rivka Oxman (2006), uma estruturação foi realizada com base nas relações entre o arquiteto, conteúdo conceitual, processos de projeto que foram aplicados e o próprio projeto com a finalidade de entender e mapear as novas possibilidades projetuais.

Segundo a sistematização de Oxman (2006), são classificados 5 grupos de modelos de projeto digital sendo eles: modelos CAD, modelos formativos, modelos generativos, modelos de desempenho e modelos compostos integrados. Abordando os modelos generativos, estes são compostos por mecanismos complexos que a partir de regras, relações e princípios generativos são capazes de gerar geometrias. Deste modo, as formas geradas são resultados de processos generativos já pré-formulados e o modelo tem a interação como característica importante com o intuito de cooperar com o projetista na tomada de decisões com base nas soluções

obtidas.

Ao utilizar os algoritmos evolutivos, a geração de formas é obtida mediante a codificação genética interna. Cada geometria é submetida a variações que são alcançadas pelo processo de reprodução, por meio do cruzamento de genes e mutações. Ao fim desse processo cada forma gerada é avaliada com base no seu desempenho dentro da simulação em relação às restrições previamente definidas. Os algoritmos evolutivos têm maior facilidade em gerar soluções que possuam propriedades relacionadas com a diferenciação e heterogeneidade, que são características importantes nos modelos digitais (Oxman, 2006).

Com a introdução do 3D, da metodologia *Building Information Modeling* (BIM) na construção civil e rápida evolução da informática, as possibilidades projetuais foram ampliadas e com isso, a partir dos anos 2000 tem sido observada uma tendência para um retorno às pesquisas que exploram o potencial generativo dos computadores no campo da arquitetura (Holland, 2011; Omena, 2019). Além disso, os *softwares* com interfaces mais intuitivas têm sido facilitadores na aplicação dessas ferramentas e têm permitido uma aplicação mais acertada na solução de projetos complexos.

Space planning, planejamento do espaço, é uma área de pesquisa em que se estuda sobre o processo de arranjo de ambientes em um determinado espaço com restrições que podem ser geométricas e topológicas, além de adjacências, distâncias e critérios funcionais. Processos de projetos de *space planning* podem utilizar ferramentas como a teoria dos grafos, diagrama de bolhas, teorias matemáticas e relações topológicas (Calixto, 2016).

Como os algoritmos evolutivos são capazes de resolver problemas de grande complexidade e obtém as melhores soluções projetuais para determinadas restrições, estes podem ser adotados no processo de projeto para geração de *layouts*. Além disso são vantajosos em relação ao método tradicional, que é baseado na tentativa e erro e subjetividade, visto que múltiplos agentes interferem nesse processo com diversas restrições e critérios que por muitas vezes se tornam conflitantes (Martino, 2015).

Problema de Pesquisa

Os problemas de projeto arquitetônico, por vezes não possuem uma formulação bem definida e por isso permitem várias soluções, sejam elas melhores ou piores sem a certeza de que as restrições foram solucionadas. O projeto se torna assim, um problema pernicioso, ou seja, de difícil solução devido aos valores conflitantes e ramificações (Martino, 2015).

Jones (1992) compara o processo de projeto com uma caixa preta e uma caixa de vidro. Na caixa preta, a estrutura interna é desconhecida, o projetista gera soluções para o projeto sem a capacidade de explicar suas tomadas de decisão para chegar a determinado resultado. Há assim uma falta de clareza quanto aos métodos utilizados, sendo avaliados apenas os estímulos de entrada e as soluções geradas. Com o intuito de tornar essa estrutura interna conhecida, o processo projetual é associado a uma caixa de vidro, em que o pensamento é apresentado de maneira transparente. Assim, os objetivos, variáveis e restrições são conhecidos e a avaliação das soluções encontradas é feita de maneira consciente, o que esclarece as tomadas de decisão.

Devido ao processo de arranjo de elementos topológicos e geométricos de um determinado espaço ser baseado em restrições e reunir diversos agentes conflitantes, o método generativo de soluções pode ser aplicado nos problemas de *space planning*. Os algoritmos evolutivos permitem gerar variações combinatórias a fim de selecionar a solução que mais se adequa à situação problema.

Na elaboração de *layouts* para edifícios residenciais no método tradicional de projeto são realizadas diferentes opções e o cliente escolhe a que lhe agrada. Sem a confirmação de que a solução escolhida atende de fato às restrições definidas na formulação do problema a ser solucionado. Com a utilização do algoritmo evolutivo é possível gerar soluções, as quais serão avaliadas na medida em que atendem às restrições previamente definidas.

Justificativa

No método tradicional de projeto, arquitetos pensam em uma ideia e utilizam o computador apenas para representação e transmissão dessa ideia. Não utilizando a completa capacidade do computador de auxiliar na tomada de decisões e na

facilidade em gerenciar as informações e quantificar as soluções geradas, diante disso sem influenciar o processo de projeto (Holland, 2011).

Ao utilizar uma abordagem integrada do processo de projeto, os arquitetos são capazes de tomar decisões em conjunto com o computador. Tendo em vista a delegação de tarefas, em que análises quantitativas, por exemplo, são realizadas pelo computador com maior precisão e em menos tempo do que o homem. Desta maneira o projetista propõe uma solução de projeto e o computador gera um ajuste, e assim sucessivamente até que ambos estejam satisfeitos com o resultado formal e as restrições projetuais tenham sido satisfeitas (Holland, 2011).

Essa relação permite enfim que as habilidades tanto do computador como do projetista sejam potencializadas e, por consequência, as obras arquitetônicas serão melhor desenvolvidas e terão um diferencial por terem sido produzidas para solucionar problemas mais específicos.

Nos escritórios de arquitetura, ao começar um projeto é necessário solucionar a problemática de planejamento do espaço, como arranjar os ambientes com o objetivo de torná-lo funcional e esteticamente mais agradável com menos custos. Além disso, há uma dificuldade de analisar objetivamente se determinada solução atendeu os requisitos propostos (Calixto, 2016).

Com a popularização das metodologias de projeto digital e democratização do uso do computador, os escritórios de arquitetura têm buscado implementar esses métodos e tecnologias. Assim, a aplicação da metodologia dos algoritmos evolutivos é um potencial na resolução de problemas de geração de *layout*, o que favorece a produção de soluções mais personalizadas para um determinado tipo de problema. Além de amparar as tomadas de decisão por parte do arquiteto com todos os dados quantitativos obtidos com o auxílio das simulações evolucionárias (Calixto, 2016).

Esta dissertação tem abordagem teórico-prática, visto que buscou desenvolver um conteúdo teórico sobre a aplicação da metodologia de algoritmos evolutivos em problemas de *space planning*. Além de desenvolver simulações para edifícios residenciais multifamiliares e elaborar o script do algoritmo e disponibilizá-lo para garantir a reprodutibilidade da pesquisa e verificação das simulações.

A principal contribuição deste trabalho foi verificar as potencialidades dos modelos

generativos para o campo da arquitetura, por meio da aplicação de recursos computacionais para auxílio ao processo de projeto.

Dessa forma, esta dissertação tem como diferencial a retomada da discussão sobre a aplicação de algoritmos evolutivos no processo de projeto em arquitetura e no planejamento do espaço, sendo este um algoritmo multiobjetivo. Além disso, é utilizado *software* com uma interface amigável com o intuito de atrair e facilitar o uso por parte de estudantes e profissionais de arquitetura.

Objetivos

O objetivo geral desta dissertação de mestrado em arquitetura e urbanismo é explorar o potencial da utilização do algoritmo evolutivo multiobjetivo na geração otimizada de *layout* de edifícios residenciais multifamiliares.

Os objetivos específicos são:

- Elaborar conteúdo teórico-crítico sobre *space planning* voltado para a arquitetura digital.
- Desenvolver conteúdo teórico-crítico sobre processos generativos (*form-finding*) de projetos de arquitetura com enfoque nos algoritmos evolutivos.
- Verificar aplicação do algoritmo evolutivo no processo de projeto de arquitetura, por meio de simulações para otimização topológica.
- Produzir o *script* do algoritmo e disponibilizá-lo, a fim de garantir reprodutibilidade em futuras pesquisas.

Estrutura do Trabalho

A dissertação foi estruturada em quatro seções, permitindo explorar em cada uma delas conteúdos específicos e necessários para o entendimento do tema como um todo, desde o contexto até a implementação dos algoritmos evolutivos e análise dos resultados. O texto da pesquisa foi organizado em: (1) revisão teórica, (2) a evolução como método de projeto e planejamento do espaço, (3) procedimentos metodológicos e (4) aplicação e simulação.

A introdução apresenta o contexto histórico geral em que os métodos de projeto de arquitetura se desenvolveram. O capítulo 1 descreve a revisão teórica realizada, em quais bases de dados a busca por pesquisas relacionadas com o tema da

dissertação foi feita e o passo a passo de como foi estabelecida a escolha de trabalhos. Além dos principais autores utilizados como referência na dissertação.

No capítulo 2, é descrita a Teoria Evolucionista com seus conceitos e definições que são a base para o processo evolutivo, também apresenta os algoritmos evolutivos e seus componentes e aspectos. Assim como apresenta o planejamento do espaço, *space planning*, com seus métodos e especificidades.

O capítulo 3 apresenta a classificação da dissertação, os procedimentos para a sua realização, os métodos utilizados, o detalhamento dos *softwares* utilizados e a caracterização dos problemas de cada simulação.

No capítulo 4 são apresentados os resultados das simulações realizadas mediante aplicação do algoritmo evolutivo no planejamento do espaço, também são feitas as análises com base nas características formais e gráficos gerados no próprio *software* e por fim as considerações finais.

CAPÍTULO 01 - PLANEJAMENTO DO ESPAÇO COM ABORDAGEM EVOLUTIVA: UMA REVISÃO TEÓRICA

O planejamento do espaço por meio de abordagem evolutiva, tem sido estudado desde o início dos anos 1990, mas devido à sua amplitude temática ainda há muito a ser explorado. Nos últimos 10 anos foi identificada uma revisão de literatura acerca do planejamento do espaço com abordagem evolutiva durante os anos de 1992 a 2014. Visto que estudos têm sido realizados na tentativa de planejar o espaço por meio da aplicação de algoritmos evolutivos no processo de projeto arquitetônico, um estudo atualizado se fez necessário.

Com a finalidade de embasamento para o referencial teórico desta dissertação foi realizada uma revisão de 68 artigos, livros, dissertações e teses. Todos os trabalhos foram obtidos nas bases de dados que foram utilizadas para a seleção dos trabalhos: Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD), Catálogo de Teses e Dissertações (CAPES), *The Cumulative Index of Computer Aided Design* (CumInCAD), *Directory of Open Access Journals* (DOAJ), *SAGE Journals Online*, *Science Direct*, *Web of Science*, *SCOPUS*, *Taylor & Francis Online*, Repositório Universidade Federal de Pelotas (UFPEL) e *Ex Libris*.

O método utilizado para a seleção dos trabalhos seguiu os seguintes passos:

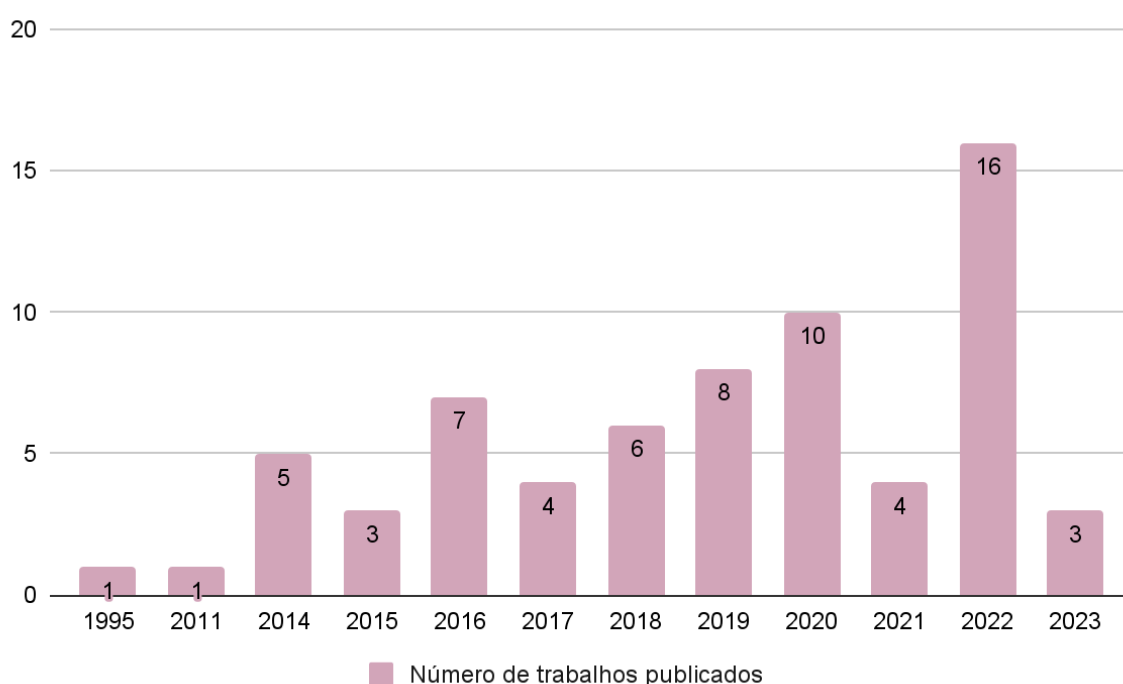
- Busca pelos trabalhos nas bases de dados *online* mencionadas anteriormente utilizando as palavras-chave: “*evolutionary algorithm*”, “*space planning*” e “*architecture*”.
- Foi escolhido o recorte temporal a partir do ano de 2014, data de revisão anterior já publicada, até 2023.
- Análise das referências bibliográficas das pesquisas para identificação de novos trabalhos que poderiam se tornar novas referências.
- Com a leitura dos trabalhos, alguns foram descartados por estarem fora do escopo arquitetônico e por utilizarem técnicas evolucionárias diferentes da usada nesta dissertação.
- Revisão crítica dos trabalhos selecionados e classificação quanto às ferramentas evolucionárias e de planejamento de espaço utilizadas, além dos tipos de problema resolvidos.

Os trabalhos obtidos pelo processo de busca nos bancos de dados estão listados no

Apêndice A.

Desde 2014 há uma constância de pelo menos três publicações por ano relacionadas com o tema. Há também um aumento significativo no ano de 2022, embora em 2023 o número tenha caído drasticamente (figura 01). As técnicas de planejamento do espaço mais utilizadas nos trabalhos coletados desde 2020 foram: modelo matemático, programação textual, algoritmo evolutivo, aprendizagem de máquina, rede neural e aprendizagem profunda.

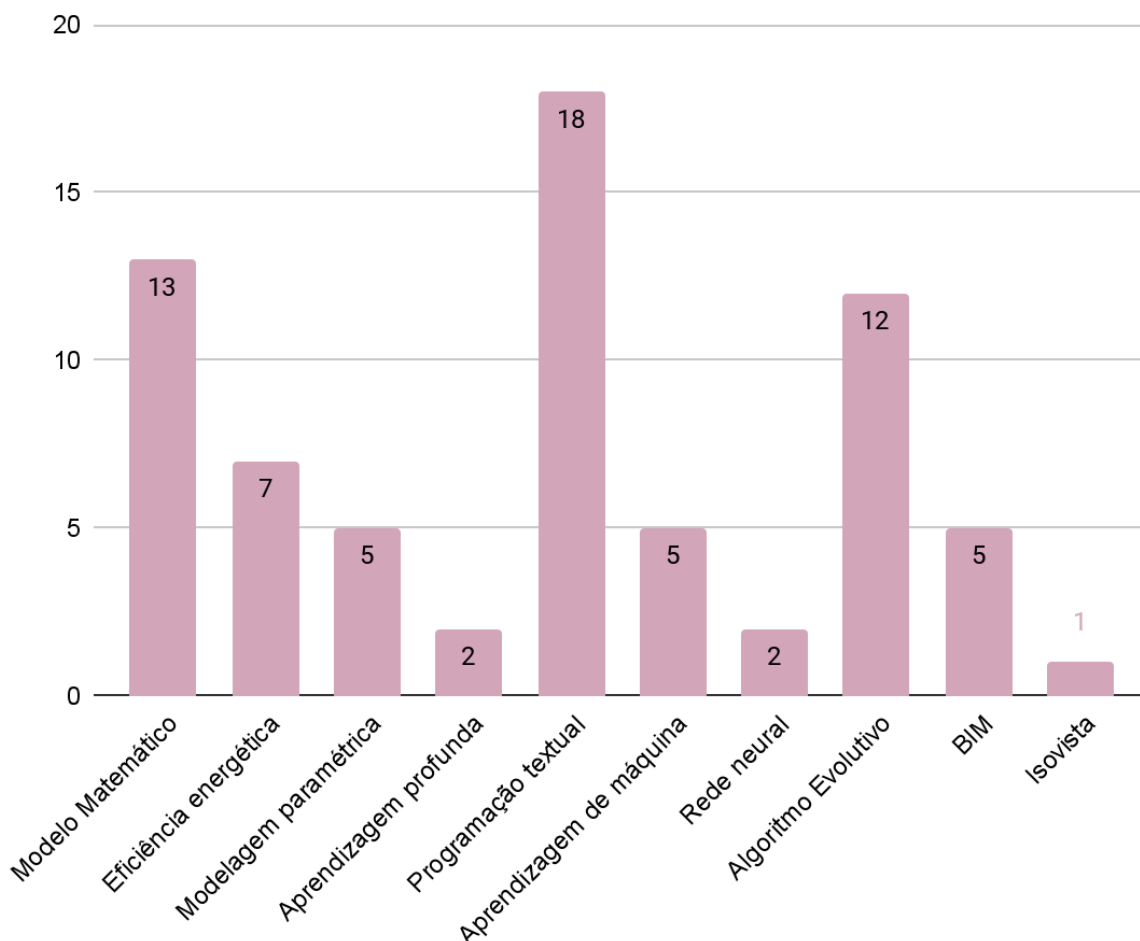
Figura 01 - Número de trabalhos publicados por ano



Fonte: Autora (2024)

Os trabalhos que focaram apenas na problemática da eficiência energética, utilização da metodologia BIM, e que utilizaram as técnicas de rede neural, *machine learning*, programação textual, modelos matemáticos e programação genética não foram utilizados como referência nessa dissertação (figura 02).

Figura 02 - Técnicas de planejamento do espaço utilizadas nos trabalhos catalogados



Fonte: Autora (2024)

Os principais trabalhos utilizados como referencial teórico para essa dissertação serão descritos a seguir.

John Frazer (1995) investiga os processos fundamentais de geração de formas na arquitetura, na medida em que há uma busca científica por uma teoria da morfogênese no mundo natural. Frazer propõe a natureza como uma força geradora da forma arquitetônica, sendo expressada através de regras generativas e mecanismos evolutivos.

As regras são descritas em uma linguagem genética que produz um código de instruções para a geração das formas, processo dependente da ciência natural, das novas ciências da cibernética, complexidade e caos. Há a tentativa de criação de um ambiente em que todas as partes do modelo cooperam e podem ser consideradas um organismo. Sendo assim o próprio modelo, juntamente com seus processos

evolutivos e descritivos, resultará em uma arquitetura orientada a processos.

Holland (2011), em sua tese tem como foco a utilização do sistema generativo, combinando sistemas estruturais e de superfície, resultando na criação de um edifício que foi pensado para ser adaptável às restrições locais. Há também uma exploração formal pelo uso da computação e dos algoritmos no processo de projeto. Com o intuito de preencher a lacuna entre o que os clientes esperam e o que a prática profissional é capaz de conceber.

É proposta uma estratégia no processo de projeto de informar-forma-desempenhar para emprego por desenvolvedores que visam aumentar a lucratividade de um projeto. Além disso, todo o trabalho demonstra que um processo de projeto informado faz com que arquitetos justifiquem suas tomadas de decisão por intermédio de dados numéricos, e projetem edifícios mais adaptáveis ao seu local de implantação. Foi utilizado o *software Rhinoceros* com os *plugins Grasshopper* e *Galápagos*.

A tese de Martino (2015) tem como objeto de estudo os algoritmos evolutivos, os quais correspondem a um conjunto de técnicas que contribuem para a solução de problemas complexos, e que podem ser incorporados ao sistema generativo de projeto de maneira a potencializar a obtenção de soluções mais adequadas. Com um maior domínio de uma linguagem de programação e apropriação dos vocabulários, conceitos e técnicas vindas da computação evolutiva é possível implementar algoritmos evolutivos como método de projeto na arquitetura e urbanismo.

O desenvolvimento de tecnologias, *softwares* e recursos digitais facilitam a implementação desse método e justificam a sua utilização como um método de projeto pelos arquitetos e urbanistas. Foram desenvolvidos variados experimentos com diferentes complexidades e a realização de um *workshop*, as simulações foram realizadas com o *software Rhinoceros* e *plugins Grasshopper* e *Galápagos*.

A pesquisa realizada por Calixto e Celani (2015), apresenta um levantamento de 31 trabalhos entre aplicações e revisões do método de planejamento espacial usando algoritmos evolutivos. Na tentativa de orientar pesquisas futuras tiveram como objetivos a organização, classificação e discussão acerca do planejamento do espaço com abordagem evolutiva durante os anos de 1992 a 2014. São descritos

métodos evolutivos, métodos de criação e de avaliação de planejamento espacial. Como conclusão foi constatado que os problemas de planejamento do espaço não foram totalmente explorados, ainda são necessários algoritmos para otimizar o tempo de processamento para permitir que o número de elementos no arranjo seja aumentado, e desenvolvimento de novos métodos e o aprimoramento dos antigos.

No artigo escrito por Veloso *et. al.* (2019), é apresentada uma revisão sobre as pesquisas com temática de planejamento espacial multiagente (MASP), durante o período de 2008 a 2017. Os métodos encontrados foram agrupados em três categorias, agentes como unidades espaciais em movimento, agentes que ocupam um espaço e agentes que subdividem um espaço. Para auxiliar na divisão e comparação foram identificadas a ocorrência de características em termos de representação, objetivos e procedimentos de controle. Dessa forma, foram apresentados os limites dos sistemas atuais, lacunas e desafios para futuras pesquisas. A grande maioria dos artigos não apresenta uma descrição formal dos procedimentos de controle ou apresentam o código utilizado, embora façam referências a ideias gerais que inspiram suas abordagens e apresentem descrição dos algoritmos.

Calixto (2016), em sua dissertação, abordou os princípios da resolução de problemas de planejamento do espaço relacionados à geração automatizada de *layouts* em arquitetura e urbanismo. Apresenta um foco maior nos algoritmos de planejamento do espaço com abordagem evolutiva devido à maneira com que as soluções no decorrer das interações se aperfeiçoam na tentativa de encontrar a melhor solução dentro de um tempo considerável de processamento computacional. Foram desenvolvidos variados experimentos que foram aplicados em um exercício prático através da realização de um *workshop*. As simulações foram realizadas com o *software Rhinoceros* e *plugins Grasshopper* e *Galápagos*, além da utilização da programação textual em *Python*. Assim, foi possível evidenciar as potencialidades do uso dos algoritmos nos problemas de planejamento do espaço, no auxílio de arquitetos em suas decisões do dia a dia.

A pesquisa feita por Makki (2019) examina a implementação de processos evolutivos no processo de projeto por meio de uma análise da interseção entre os três campos de variação urbana, biologia e computação. A fim de estabelecer um modelo eficiente, eficaz e robusto para a aplicação de princípios evolutivos como um

mecanismo de solução de problemas no campo da arquitetura e urbanismo. Tem como base um novo modelo de cidade como um sistema emergente com propriedades de diversidade e variação formal. Além disso, busca estabelecer uma correlação entre a evolução das espécies na natureza com o desenvolvimento das cidades em múltiplas localizações geográficas e climáticas, por meio da aplicação algorítmica dos princípios evolucionários. Para realizar as simulações o autor utiliza o *software Rhinoceros* com os *plugins Grasshopper e Wallacei*.

Já a pesquisa realizada por Tarabieh *et. al.* (2019), tem como tema a sintaxe do espaço que envolve um conjunto de técnicas para analisar as configurações espaciais de vários espaços nas escalas do edifício e urbana. Com enfoque no estudo da iluminação natural, iluminação artificial e ofuscamento nos espaços religiosos, como as salas de oração nas mesquitas. Há uma tentativa de integração de ferramentas de análise de luz natural e medidas performativas no estudo da sintaxe espacial de edifícios. É apresentado um estudo de caso sobre um *layout* típico de mesquita utilizando otimização multiobjetivo e para a realização das simulações foi utilizado o *software Rhinoceros* com os *plugins Grasshopper, Radiance, Ladybug e Octopus*. Vale ressaltar que o processo evolucionário foi aplicado na otimização das janelas e não na configuração dos ambientes.

Egor *et. al.* (2020) apresentam a exploração de várias formas de geração de plantas baixas para edifícios públicos, seguido pela criação de um algoritmo capaz de resolver essa tarefa. Ao solucionar o planejamento do espaço deve-se levar em consideração a disposição de todos os cômodos, bem como as adjacências e conexões dos espaços principais. Embora seja uma tarefa que arquitetos, desenvolvedores e planejadores urbanos já tenham uma certa experiência, trabalhar nas plantas de pavimento ou estimar a forma e as dimensões de grandes edifícios é um desafio que consome muito tempo. A criação do algoritmo foi uma parte importante da pesquisa, embora tenha gerado pontos positivos e negativos, principalmente na maneira como os ambientes são interligados por corredores ainda desconexos. Para a criação do algoritmo foi utilizado o *Rhinoceros* com *plugin Grasshopper*, devido à sua interface intuitiva.

Ma e van Ameijde (2022) exploram um sistema de concepção e geração de plantas de apartamentos, com o intuito de auxiliar na tomada de decisão e visando modelos diferentes de investimento para o setor habitacional. Têm o intuito de gerar

conjuntos de sistemas de kit modulares que podem ser adaptados e customizados para diferentes unidades habitacionais. Sendo assim, desenvolvem um processo digital baseado em otimização evolutiva e múltiplos critérios de avaliação espacial e ambiental. A pesquisa demonstra a capacidade do algoritmo evolutivo em equilibrar requisitos complexos, incluindo a maximização de visualizações, acesso à luz do dia e conectividade interna de acordo com diversos requisitos do usuário. Nessa pesquisa os arquitetos criaram uma plataforma que permitia aos usuários finais a participação direta na exploração de opções para cada projeto habitacional. Foi utilizado o *software Rhinoceros* e *plugins Grasshopper* e *Wallacei*.

Os métodos de planejamento do espaço têm sido estudados, embora seja um campo com possibilidades ainda não exploradas. O avanço da tecnologia tem sido de grande importância para a aplicação de novas técnicas, assim como a criação de novos plugins capazes de resolver problemas mais complexos. Apesar disso, os estudos ainda apresentam pontos de melhoria e a sua maioria utiliza programação textual. Faz-se necessário assim, o desenvolvimento de novos algoritmos que possam ser aplicados, testados e que otimizem de maneira adequada os *layouts*.

CAPÍTULO 02 - ARQUITETURA EVOLUCIONÁRIA

Nessa seção serão abordados: a teoria evolucionista, o algoritmo evolutivo e seus componentes, além do planejamento do espaço. Com o intuito de compreender de forma geral os algoritmos evolutivos é necessário o entendimento de seu mecanismo base de mudanças evolucionárias ao longo das gerações. Também é necessário o completo entendimento do funcionamento dos problemas de planejamento do espaço e suas técnicas de geração de soluções.

2.1 Teoria Evolucionista

A noção de hereditariedade proposta por Lamarck, a origem da genética, a ideia da seleção natural de Darwin e as observações de Mendel em relação às características físicas representadas por meio de uma codificação, foram os principais acontecimentos a contribuir para a definição da ideia de evolução. E consequentemente o estabelecimento da Teoria Evolucionista (Martino, 2015).

Baseada na seleção natural da teoria de Darwin, são necessárias quatro condições para que ocorra a evolução:

- Hereditariedade na reprodução;
- reprodução de indivíduos na população;
- variações que interfiram na viabilidade dos indivíduos;
- propriedades que ocasionam a seleção.

O processo em que os filhos recebem as características dos seus pais é denominado hereditariedade. A medida em que o indivíduo é capaz de permanecer vivo a fim de se reproduzir, consequentemente passará suas características genéticas para a próxima geração de sua espécie e assim por diante. A variação é a distinção das características que compõem os indivíduos de uma determinada população. Na seleção, são escolhidos os indivíduos que poderão se reproduzir e passar suas informações genéticas e suas respectivas características para a próxima geração, mediante mecanismo de escolha dos mais aptos ao ambiente específico (Calixto, 2016; Martino, 2015).

As características físicas de cada indivíduo são representadas por meio de uma codificação, o que possibilita a manifestação dos organismos em nível simbólico e

concreto. Sendo a codificação, o nível simbólico e as características visíveis no mundo real, o nível concreto. Essas duas manifestações podem ser descritas como genótipo e fenótipo, respectivamente (Martino, 2015).

Com base nos estudos de genética foi possível entender como as variações nos indivíduos da população ocorrem para que a variabilidade seja garantida e assim aconteça a seleção natural (Makki, 2019). As mutações são produzidas por erros que acontecem no processo de síntese do código genético, uma vez que o erro não é corrigido ele será disseminado para as próximas gerações. As mutações podem ser favoráveis ou não ao indivíduo durante o processo de seleção, além da possibilidade de alteração no fenótipo. A recombinação também é um procedimento que produz certa variabilidade genética, mas está relacionado ao processo de reprodução dos indivíduos (Martino, 2015).

É importante destacar que as alterações no genótipo não ocorrem de forma espontânea e isolada, mas de maneira gradativa, através da hereditariedade, sendo preciso que essas transformações ocorram conjuntamente com outros genes que irão se reestruturar diante das mudanças, ganhando potencialidade dentro de uma população e tornando-se cada vez mais uma característica presente que poderá ser incorporada ao grupo. (Martino, 2015, p. 35)

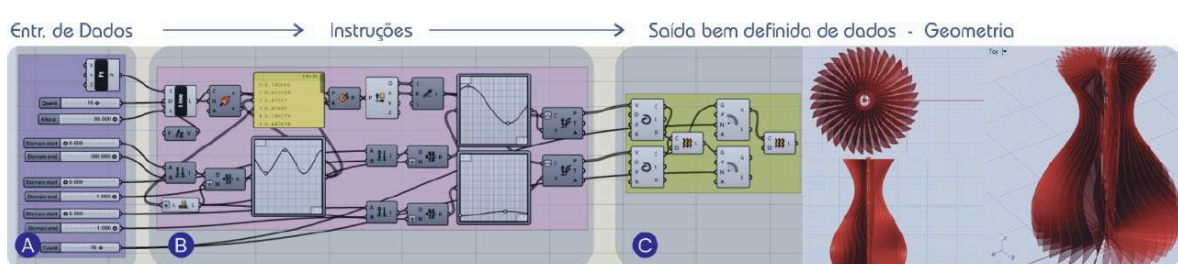
Durante todo o processo de evolução da população pelas gerações, o ambiente se torna um agente que influencia na reprodução dos indivíduos, devido a sua capacidade de selecionar os mais aptos e que sobrevivem às suas condições e exigências.

Sendo assim, na arquitetura é necessário um modelo desenvolvido por um programa de computador que fará a aplicação da evolução gerando uma série de respostas a um ambiente simulado. O conceito arquitetônico do modelo será descrito em forma de código genético, o qual sofrerá variações genéticas no decorrer das gerações da população. Cada indivíduo gerado será submetido à avaliação e os códigos dos mais aptos serão utilizados para continuar o processo até que a população alcance um estágio de desenvolvimento que seja capaz de ser replicado no mundo real (Frazer, 1995).

2.2 Algoritmo Evolutivo

O algoritmo se assemelha a uma receita com um passo a passo, é composto por regras e operações bem definidas que devem ser seguidas para a completa execução da tarefa. Nele estão empregados as etapas de definição dos dados de entrada, os procedimentos que serão utilizados para chegar ao resultado final e os dados de saída, como a figura 03 demonstra (Martino, 2015; Omena, 2019).

Figura 03 - Exemplo de algoritmo



Fonte: Omena (2019)

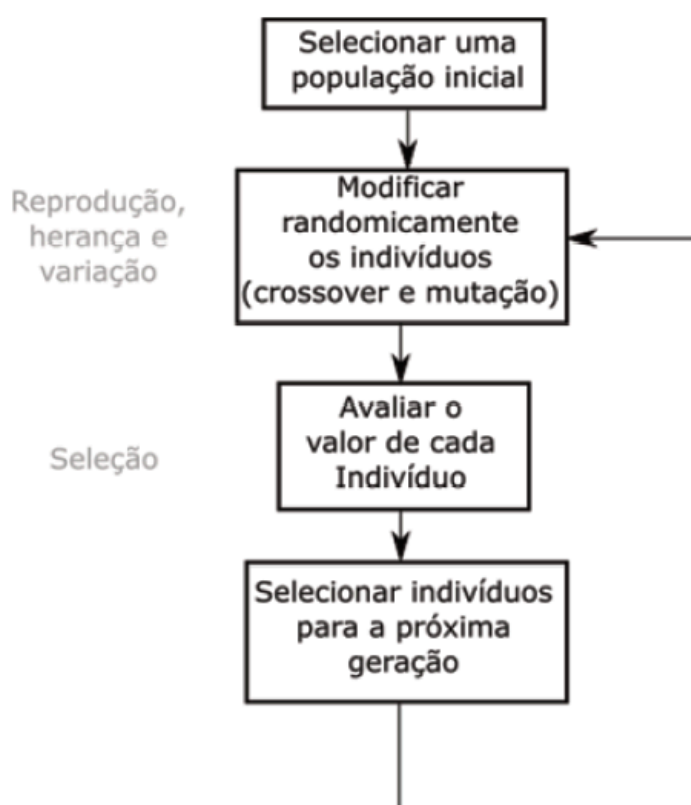
Por meio de estudos, a evolução biológica foi incorporada à ciência da computação formando um novo campo de pesquisa denominado computação evolutiva. Com o objetivo de estudar a adaptação dos indivíduos através da teoria evolucionista, o algoritmo genético foi desenvolvido na década de 60 por John Holland. Os algoritmos evolutivos são compostos por mecanismos que têm como modelo o processo de evolução que ocorre na natureza para a adaptação ao ambiente em que se encontra (Martino, 2015).

Algoritmos evolutivos possuem como características a aprendizagem, modelagem de dados e a otimização, e são utilizados em problemas que necessitam equilibrar as diversas variáveis que atuam sobre eles, com o intuito de buscar soluções que atendam simultaneamente a todas as exigências e objetivos de maneira adequada.

Três etapas são necessárias para a aplicação dos algoritmos evolutivos, inicialização, avaliação e conclusão (figura 04). Na inicialização é determinada uma população inicial de maneira aleatória com o objetivo de fornecer ao processo evolutivo um ponto de partida. De acordo com as características de reprodução predefinidas, os indivíduos dentro desta população são selecionados e modificados aleatoriamente. Na avaliação, ocorre o processo de evolução para obter as soluções mais aptas de acordo com o desempenho de cada uma em relação à simulação

como um todo. Com a finalidade de explicitar a posição do indivíduo em relação ao seu desempenho na população é importante que cada solução seja medida numericamente. À medida que a evolução acontece, indivíduos serão selecionados para continuar nas próximas gerações, enquanto outros indivíduos serão ignorados e não poderão continuar na simulação. A conclusão do algoritmo evolutivo acontece quando a população converge para uma solução viável para o dado problema, ou quando se estabelece um número predefinido de gerações (Calixto, 2016; Makki, 2019).

Figura 04 - Etapas do algoritmo evolutivo



Fonte: Calixto (2016)

Segundo Makki (2019), o algoritmo evolutivo deve se utilizar dessa estratégia em busca de otimização e deve ser exploratório na medida em que suas seleção e variação são eficientes para garantir que seja gerada uma população diversificada de soluções. Além disso, a intensidade de aplicação do algoritmo evolutivo é importante na busca por soluções diversificadas. Com relação à otimização destaca-se que não existe uma solução ideal ou perfeita, mas sim soluções que são simplesmente bem adaptadas ao seu contexto ambiental, assim como ocorre na natureza.

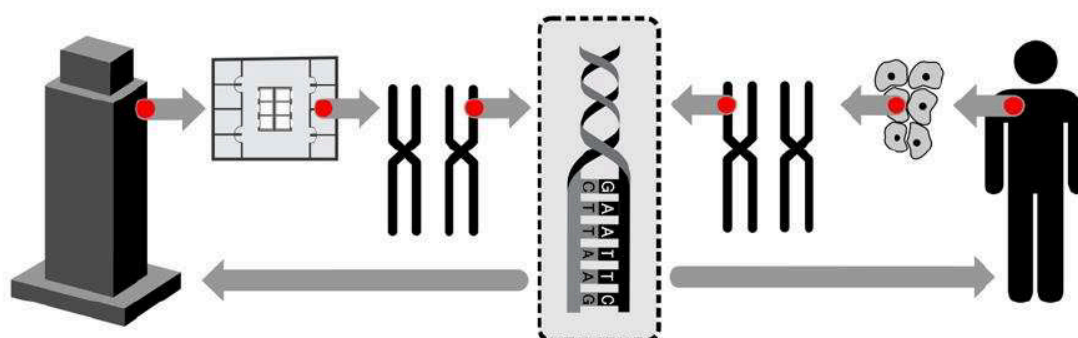
2.3 Componentes

Os algoritmos evolutivos são compostos por uma estrutura básica, sendo seus componentes: a representação dos indivíduos, população de indivíduos, função objetivo (aptidão), mecanismo de seleção, operadores de diversidade, tempo de duração e número de gerações.

2.3.1 Representação dos Indivíduos

Os indivíduos são representados com base no modelo cromossômico (figura 05), suas características são determinadas pelos conjuntos de genes que compõem os cromossomos. Essa codificação pode ser feita de diferentes maneiras, números binários, caracteres, números inteiros e reais entre outros (Martino, 2018; Bussolotti, 2020).

Figura 05 - Representação dos indivíduos com base no modelo cromossômico



Fonte: Martino (2015)

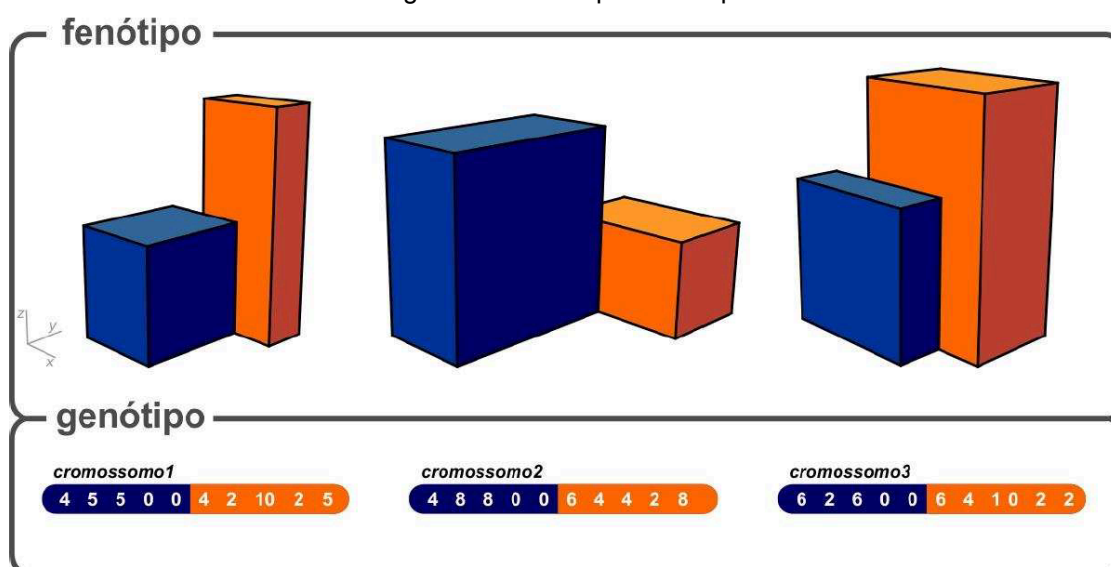
Com relação ao que ocorre na natureza, cada indivíduo é codificado por cromossomos em que cada gene representa um parâmetro e seu conjunto determina uma solução. Sendo assim, há a diferenciação entre o genótipo e o fenótipo (figura 06) (Bussolotti, 2020).

Sobre o genótipo e o fenótipo, Martino (2015, p. 51) comenta:

A estrutura composta pelos genes define um genótipo e o resultado da interação desse conteúdo genético com o ambiente, manifestando-se no comportamento, fisiologia e morfologia do indivíduo, corresponde ao fenótipo. Assim, após a finalização da execução do algoritmo, os melhores genótipos correspondentes às melhores soluções serão decodificados e apresentados como fenótipos.

Calixto (2016) complementa que o genótipo é o conjunto de genes do indivíduo que não são modificados naturalmente, sendo o conjunto de cromossomos ou sequência de genes herdado dos pais, características internas e constituição genética. Já o fenótipo é a consequência da interação do ambiente com os genes de cada indivíduo, sendo as características externas, fisiológicas, comportamentais e morfológicas.

Figura 06 - Genótipo e fenótipo



Fonte: Martino (2015)

Devido à variação genética ser um fator importante para o processo evolucionário, a composição genética (genótipo) do indivíduo por determinar as características do fenótipo é central para que o processo evolutivo ocorra. Dessa forma, sem variação genética no genótipo do próprio indivíduo e entre os diversos indivíduos da população, a diferenciação e seleção de indivíduos não ocorre de maneira adequada (Makki, 2019). Destaca-se que as operações evolucionárias ocorrem no espaço genotípico dos indivíduos, agindo no gene e a seleção ocorre no espaço fenotípico (Frazer, 1995; Martino, 2015).

A devida combinação dos genes e posteriormente dos cromossomos resultará em diferentes arranjos e combinações que geram soluções diversificadas, por isso a correta parametrização do modelo, de suas relações e estruturação são importantes (Martino, 2018).

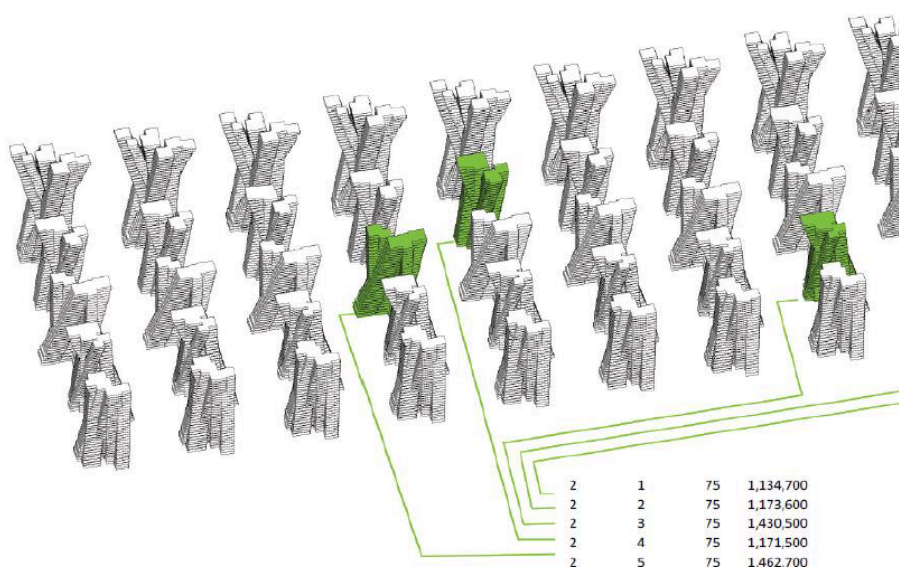
Segundo Martino (2015), o papel da representação se torna fundamental, na medida em que uma codificação errada implica em um processo evolucionário que não condiz com a realidade da simulação gerando indivíduos inaptos. E por conseguinte a má aplicação dos operadores de diversidade e avaliação.

2.3.2 População Inicial

A população inicial do algoritmo evolutivo é constituída por indivíduos escolhidos de forma aleatória de um conjunto de soluções no espaço genotípico previamente definidas, as quais são produzidas automaticamente pelo algoritmo.

A partir da composição das regras do algoritmo e aplicação do algoritmo é inicializado o procedimento para geração das próximas gerações de indivíduos da população. À medida que as gerações vão surgindo, o algoritmo mantém o número de indivíduos em cada geração, ou seja, há uma completa substituição da geração anterior para posterior. No caso da utilização do método do elitismo (figura 07), há a possibilidade de manter as melhores soluções de uma geração para a próxima geração para passar por novos processos de cruzamento (Holland, 2011; Martino, 2015; Silva, 2018).

Figura 07 - Melhores soluções (em verde) avançam para a próxima geração



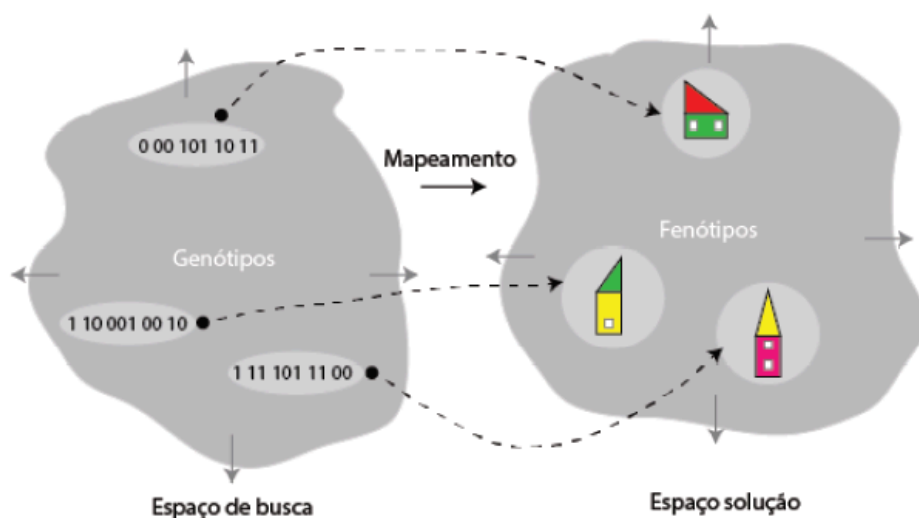
Fonte: Holland (2011)

Deste modo, a população inicial tem seu número de indivíduos definido pelo projetista de acordo com seus objetivos e é composta por indivíduos escolhidos aleatoriamente.

2.3.3 Operadores de Diversidade

Os operadores de diversidade são os responsáveis pela garantia da diversidade genética nos indivíduos durante as gerações. Realizam as alterações nos genes dos cromossomos dos indivíduos pais que irão produzir os indivíduos filhos até que a aplicação do algoritmo evolutivo termine. Todas as soluções geradas para o problema estão localizadas no espaço de busca como mostra a figura 08 (Calixto, 2016).

Figura 08 - Espaços de busca e de solução

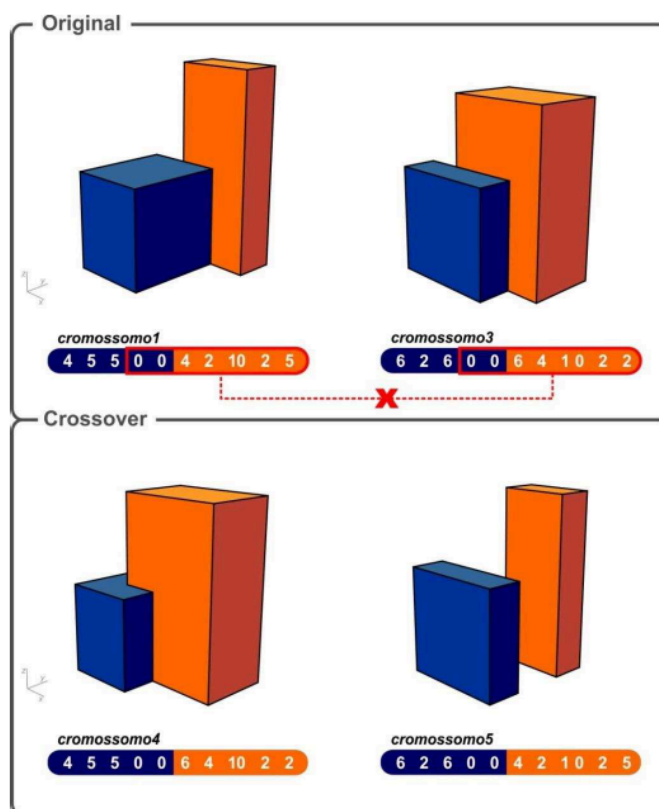


Fonte: Calixto (2016)

Também são os responsáveis pela busca dentro do campo de soluções com o intuito de investigar todas as possibilidades de melhores soluções que foram geradas. Os mais utilizados são a recombinação e a mutação.

Na recombinação (figura 09), partes entre dois ou mais cromossomos de indivíduos pais são trocados durante o processo de cruzamento e o indivíduo filho como resultado combina as características de cada um dos pais (Calixto, 2016). Esse mecanismo mantém um certo grau de familiaridade entre os indivíduos da população, em razão da troca de trechos dos cromossomos e preservação das características dos indivíduos pais (Martino, 2018).

Figura 09 - Processo de recombinação

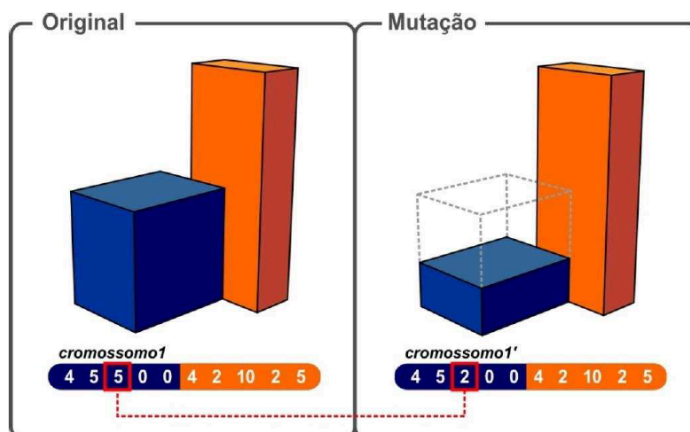


Fonte: Martino (2015)

Na mutação, (figura 10) um ou mais genes de um cromossomo de um indivíduo são modificados aleatoriamente, o que garante uma maior variabilidade genética, além de ampliar o espaço de soluções para que haja melhoria na aptidão das próximas gerações derivadas dessa variabilidade (Calixto, 2016).

A taxa de mutação pode ser variável, depende apenas dos objetivos do algoritmo e de sua representação, então o projetista deve determinar o valor para alcançar os resultados e objetivos propostos (Martino, 2015). Podem ser realizados testes com diferentes valores de taxas de mutação e de acordo com os resultados definir uma taxa que melhor se aplique ao problema.

Figura 10 - Processo de mutação



Fonte: Martino (2015)

Sendo assim, os operadores de diversidade são essenciais para o fomento da diversidade genética necessária para a competição entre os indivíduos durante toda a seleção natural e aplicação do algoritmo evolutivo.

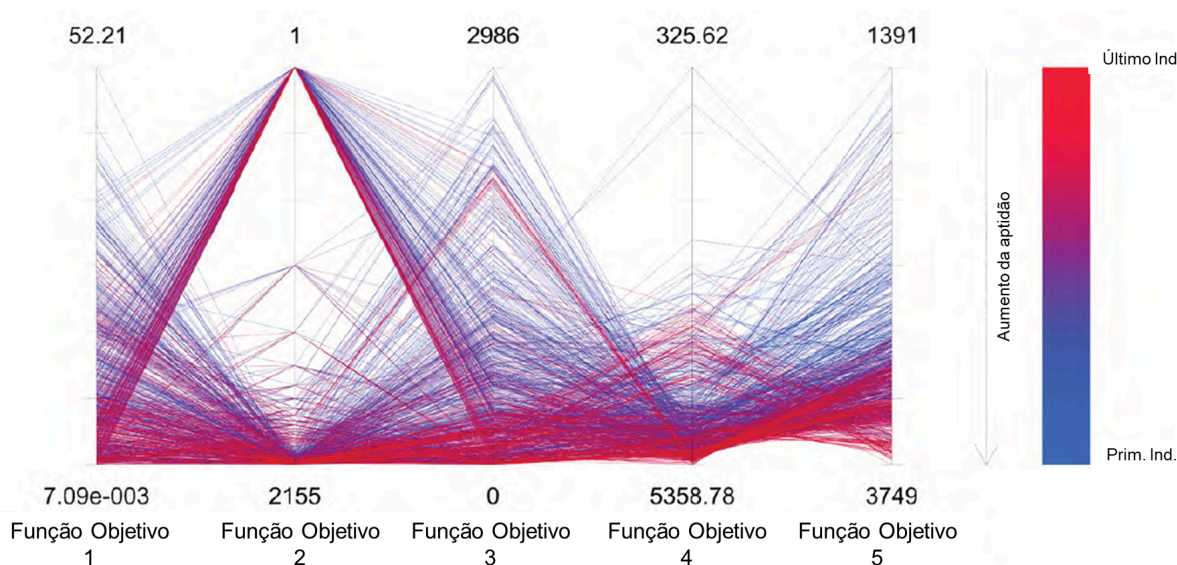
2.3.4 Operadores de Avaliação e Seleção

Assim como todos os componentes, os operadores de avaliação e seleção seguem o processo que acontece na seleção natural, sendo assim verifica os indivíduos mais aptos e que satisfaçam os objetivos definidos e os seleciona para a próxima geração (Martino, 2015).

Esses indivíduos são classificados e selecionados por meio de técnicas probabilísticas, as quais atuam apenas no nível do fenótipo. A responsável pela avaliação dos indivíduos durante o processo é a função objetivo ou função *fitness*.

A função objetivo (figura 11) está relacionada com a seleção dos indivíduos mais aptos, é construída a partir do problema que se deseja resolver pois deve abarcar em sua formulação as restrições e condições funcionais necessárias no indivíduo ideal. À medida que o processo evolutivo é aplicado, a cada geração são gerados novos indivíduos conforme o processo citado acima e recebem uma pontuação ao final da simulação de acordo com suas adequações a cada objetivo (Martino, 2018; Makki, 2019). Além disso, é estabelecido um *ranking* de todos os indivíduos com base nessa pontuação.

Figura 11 - Valores da função objetivo de cada indivíduo durante toda a simulação



Fonte: Adaptado de Makki (2019)

Portanto, as variações genéticas que ocorrem no genótipo de um organismo são importantes para determinar a aptidão do fenótipo na população. Devido à aptidão de um indivíduo ser a medida do seu sucesso em relação à sobrevivência e reprodução, o que lhe permite transferir a sua composição genética ou partes dela para a próxima geração (Makki, 2019).

2.3.5 Duração

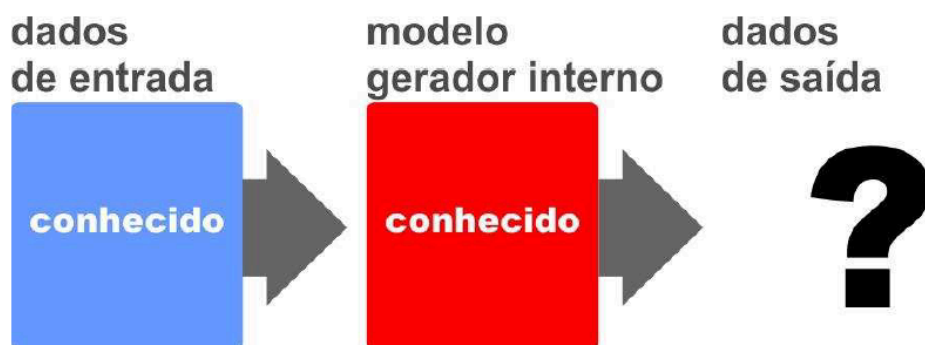
Todo o processo evolucionário ocorre em um determinado espaço de tempo para que os operadores de diversidade, de seleção e avaliação possam ser aplicados na busca pelas soluções aptas.

A duração pode ser determinada de acordo com um tempo máximo de processamento computacional, solução de todos os objetivos do problema e número máximo de gerações. É necessário que o processamento computacional seja suficiente para que a simulação ocorra da melhor maneira possível.

Para que o tempo de processamento da simulação possa diminuir, é necessário o completo entendimento de seu funcionamento (figura 12), tanto dos dados de entrada como do modelo gerador para que apenas os dados de saída ou possíveis soluções sejam encontradas. Nos dados de entrada são definidos para cada variável um intervalo com valor mínimo e máximo, e para o modelo gerador é definida uma

estrutura do algoritmo que seja capaz de ser aplicada como um modelo para solucionar diferentes problemas (Martino, 2015; Makki, 2019).

Figura 12 - Processo de simulação do algoritmo evolutivo



Fonte: Martino (2015)

Além disso, o estabelecimento correto dos dados iniciais e do modelo gerador são importantes para a exploração de soluções que podem ser passíveis de serem executadas na vida real.

2.4 Space Planning

No final dos anos 70 e início dos anos 1980, a sintaxe espacial foi desenvolvida por Bill Hillier, Julienne Hanson e colegas da Bartlett, *University College London*, com a finalidade de auxiliar arquitetos e urbanistas a simular os efeitos sociais de seus projetos na escala urbana. É uma ferramenta robusta capaz de descrever e analisar padrões do espaço arquitetônico, tanto a nível do edifício quanto na malha urbana. Sendo assim uma tentativa de explicar como os comportamentos humanos são influenciados com base na configuração espacial, além de padrões de uso e permeabilidade (Tarabieh et. al., 2019).

O processo de arranjar uma lista de ambientes com base nas distâncias e adjacências é o objetivo principal do ramo de planejamento do espaço. Esse processo é demorado e subjetivo, por vezes há uma incerteza na forma da construção e no programa de necessidades acarretando na produção de soluções preliminares que serão modificadas posteriormente. Durante o desenvolvimento não há uma preocupação quanto às restrições internas e a estética geral da construção o que estimula a utilização de estratégias auxiliadas pelo computador na geração de

layouts (Egor et. al., 2020). Vale ressaltar que a sintaxe espacial não inclui a forma, trata-se de descrever os espaços e a conectividade entre eles (Mcmeel, 2019).

O planejamento do espaço pode ser classificado em duas categorias: métodos de avaliação do espaço e métodos de representação do espaço. Os métodos de avaliação do espaço abarcam a otimização do custo de materiais, otimização de restrições personalizadas e a otimização com auxílio de grafos. Na primeira, a função objetivo tem como foco único a minimização de custos, na segunda, a função objetivo tem como foco os objetivos estabelecidos pelo projetista. E na otimização com auxílio de grafos o principal objetivo é obter *layouts* que atendam às restrições de adjacência pré-definidas, a partir da lista de ambientes do programa de necessidades (Calixto, 2016).

Os métodos de representação do espaço abarcam os processos de atribuição um a um, agrupamento e empilhamento.

Na atribuição um a um, uma lista de ambientes é alocada em uma lista de locais utilizando o método de áreas iguais ou desiguais.

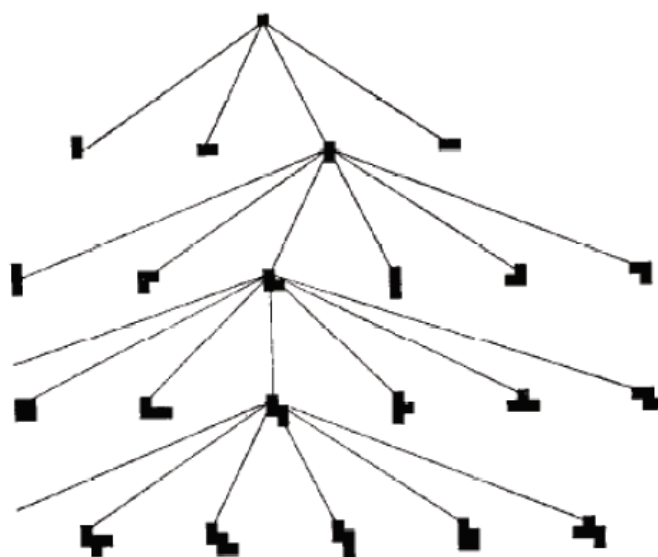
No método de áreas desiguais um plano é dividido em unidades e um ambiente é formado a partir da associação de algumas unidades com base nas áreas necessárias para cada ambiente. Já no método de áreas iguais o plano é dividido em partes iguais em que cada unidade representa um ambiente.

No agrupamento, um polígono representa um ambiente dentro de um perímetro que conforme regras pré-estabelecidas deve manter sua característica geométrica ao mesmo tempo que os outros ambientes sofrem ajustes. Já no empilhamento um plano é dividido de forma semelhante ao método de atribuição um a uma, porém os ambientes podem ser sobrepostos, ou seja, cada unidade pode receber uma ou mais funcionalidades (Calixto, 2016).

Os algoritmos têm sido utilizados no processo de resolução e otimização dos problemas de planejamento do espaço, pois buscam responder da melhor forma possível a um dado problema. Cada solução obtida no processo de aplicação do algoritmo obtém uma pontuação de acordo com seu desempenho em relação à função objetivo, o que viabiliza a análise de cada solução para o problema.

São utilizados na construção de *layouts* os algoritmos heurísticos, os quais encontram uma solução viável em um tempo computacional satisfatório, podendo ser classificados em: algoritmos de construção, algoritmos de aperfeiçoamento e abordagem teórica dos grafos. No algoritmo de construção, o processo é iniciado com o espaço de soluções vazio e cada ambiente é adicionado um após o outro até que o *layout* esteja finalizado. São representados por meio de uma estrutura parecida com uma árvore (figura 13), na qual o problema inicial é a raiz e os nós intermediários são as possíveis soluções e os nós finais, as soluções finais (Calixto; Celani, 2015; Calixto, 2018).

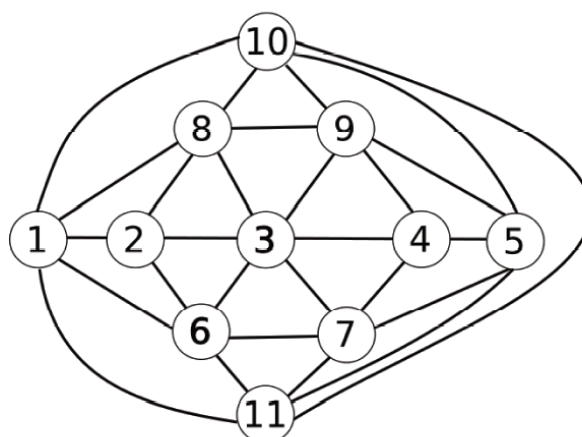
Figura 13 - Exemplo de algoritmo de construção



Fonte: Calixto (2016)

No algoritmo de aperfeiçoamento, o processo se torna a cada iteração mais eficiente e é utilizado em problemas de difícil solução como os que necessitam de cálculo combinatório. Esse algoritmo faz a análise das soluções e encontra pares que possam fazer trocas a fim de aprimorar o valor de desempenho de cada solução. Já na abordagem teórica dos grafos são utilizados os grafos planares (figura 14), os quais são representados em duas dimensões evidenciando as interligações dos ambientes sem intersecção de arestas. Essas relações de adjacência entre os ambientes é obtida mediante a matriz de adjacência, sendo possível a construção de diferentes *layouts* com uma mesma matriz (Calixto, 2018).

Figura 14 - Grafo planar máximo



Fonte: Calixto (2016)

Essa matriz de adjacência descreve as interações entre as diferentes partes funcionais de um edifício e os espaços podem ser divididos em componentes, analisados como redes de escolhas, e então representados como mapas e gráficos que descrevem a conectividade e integração desses espaços.

Além disso, esses métodos podem ser subdivididos em dois grupos: restrições topológicas e restrições geométricas. As restrições geométricas são definidas pelas características de superfície, orientação espacial e comprimento ou largura. As restrições topológicas são definidas a partir da hierarquia de relações de elementos espaciais como proximidades entre ambientes, adjacências e não adjacências (Calixto; Celani, 2015).

A aplicação do pensamento evolutivo como um modelo generativo de forma efetiva se dá mediante a adaptação dos indivíduos dentro da população ao ambiente. Por meio da simulação da seleção natural das características mais adaptadas da população para posterior análise.

Por serem considerados problemas complexos devido à quantidade de soluções possíveis para os mesmos dados de entrada, o planejamento de espaço é um campo fértil para a aplicação de algoritmos genéticos. Além de solucionar os problemas de natureza combinatória dentro de um tempo de processamento computacional aceitável.

A utilização de algoritmos evolutivos e otimização multiobjetivo ao planejar o espaço permite explorar requisitos complexos e por vezes contraditórios e ajuda a avaliar e selecionar as melhores respostas dentro do espaço de soluções (Ma, 2022). Apesar de definir as soluções de forma indireta, o arquiteto ainda é o principal agente no processo generativo. Isto se estabelece pelo fato de que, cabe ao arquiteto definir as regras e os parâmetros que resultarão nas soluções formais.

CAPÍTULO 03 - METODOLOGIA

Essa pesquisa é aplicada em relação à sua natureza, devido à geração de conhecimentos para aplicação prática com intuito de solucionar problemas específicos. Com relação à sua abordagem se classifica como quantitativa, com abrangência de pesquisa exploratória por proporcionar uma maior familiaridade com o problema a fim de torná-lo explícito. E descritiva, com o objetivo de descrever as características do fenômeno e estabelecimento de relações entre as variáveis (Silva; Menezes, 2005).

Essa pesquisa se utiliza da simulação, pois tem como intuito a representação das características de um sistema por meio do uso de um programa de computador.

A estratégia da simulação tem como fim a replicação de uma situação real de forma holística com as variáveis relevantes no determinado cenário, sendo capaz de explicitar padrões de comportamento ou projeções de possíveis comportamentos baseados nas circunstâncias reais (Groat; Wang, 2013).

Dadas as características das indagações que esta pesquisa buscou responder, e os objetivos traçados, houve a necessidade de construir um conhecimento base sobre os princípios básicos de funcionamento e aplicação de algoritmos evolutivos nos problemas de planejamento do espaço, com o objetivo de esclarecer os procedimentos envolvidos nessas temáticas.

A simulação é realizada por meio das representações dos objetos reais que geram os dados de variados cenários de entrada, deste modo é necessária a utilização de programa de modelagem no computador que permita interações dinâmicas e que produza dados quantitativos (Groat; Wang, 2013).

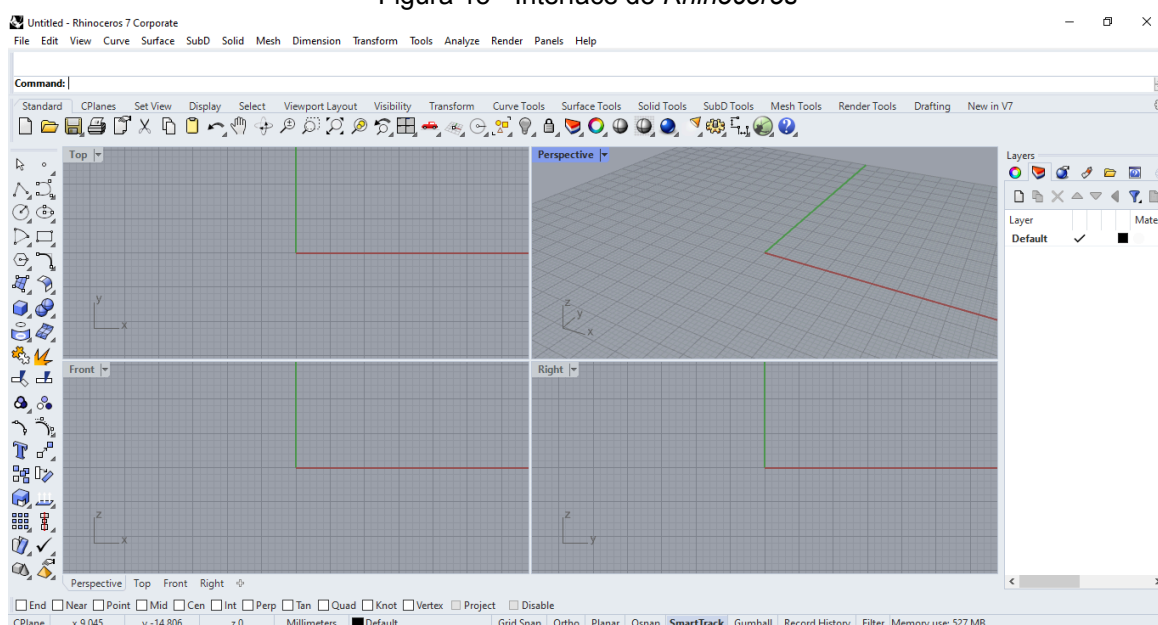
Os procedimentos metodológicos adotados nesta pesquisa foram: programação visual e simulação computacional. A pesquisa bibliográfica serviu de suporte para a construção da metodologia, para o embasamento e estruturação dos temas abordados na pesquisa.

Nessa dissertação em Arquitetura e Urbanismo serão utilizados os algoritmos evolutivos no planejamento do espaço, devido o seu caráter de exploração das combinações possíveis para o aperfeiçoamento das respostas no decorrer da simulação dentro de um tempo computacional que seja satisfatório.

Lógica computacional e conceitos básicos sobre programação são necessários na utilização do projeto assistido por algoritmo e parametrização. Portanto, a escolha do *software* para aplicação do algoritmo evolutivo e realizar as simulações foi baseada em sua interface amigável, interativa e intuitiva.

Na etapa de programação visual, foi utilizado o *software Rhinoceros* (figura 15) e *Grasshopper 3D* com *plugin Termite Nest* (para a geração de *layout*) e realizada a sistematização do código com as definições formais com dados fixos e variáveis e as relações paramétricas.

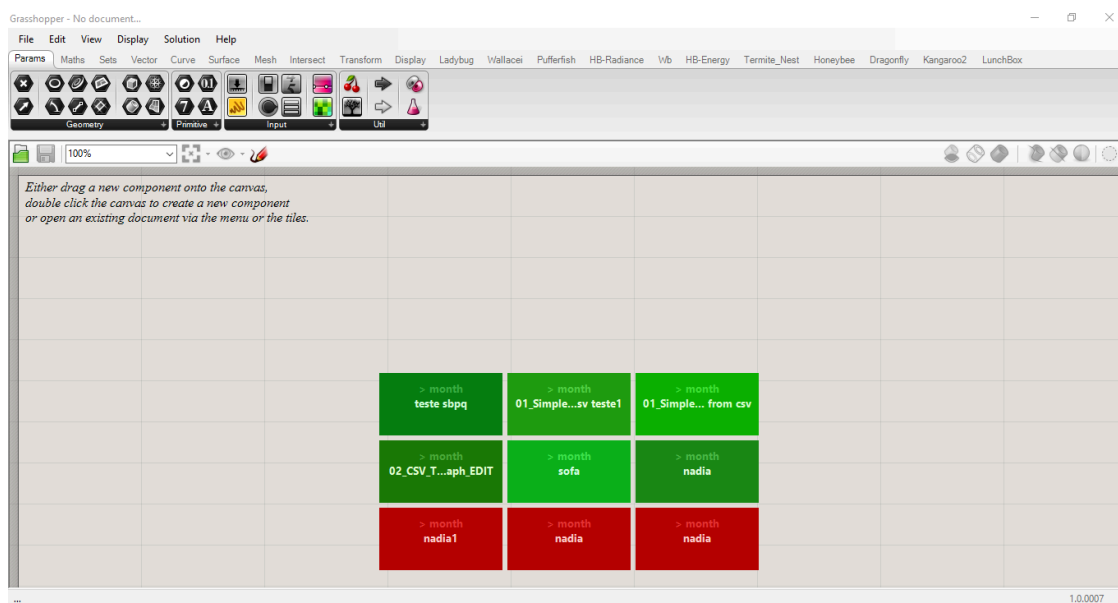
Figura 15 - Interface do *Rhinoceros*



Fonte: Autora (2024)

O *Rhinoceros 7* foi a versão utilizada neste trabalho, na qual o *Grasshopper* já é integrado (figura 16).

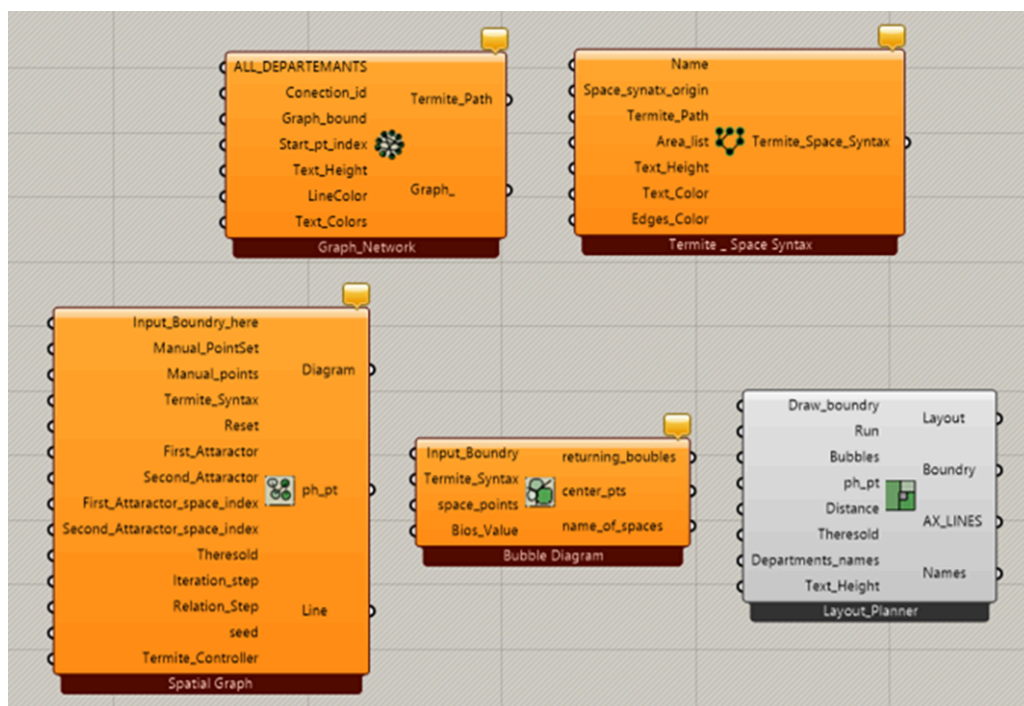
Figura 16 - Interface do Grasshopper



Fonte: Autora (2024)

Como no planejamento do espaço existem diferentes métodos de representação e avaliação foi necessário o entendimento de quais técnicas o *plugin* utiliza. O modo de representação do espaço utilizado no *plugin Termite Nest* é o método de agrupamento, em que é delimitado um perímetro externo e os ambientes são polígonos dentro dele que sofrem ajustes conforme regras pré-definidas. Esse método possibilita o desenvolvimento de projetos de arquitetura em diferentes escalas e de diferentes formas, da aplicação em projetos de interiores até o planejamento urbano.

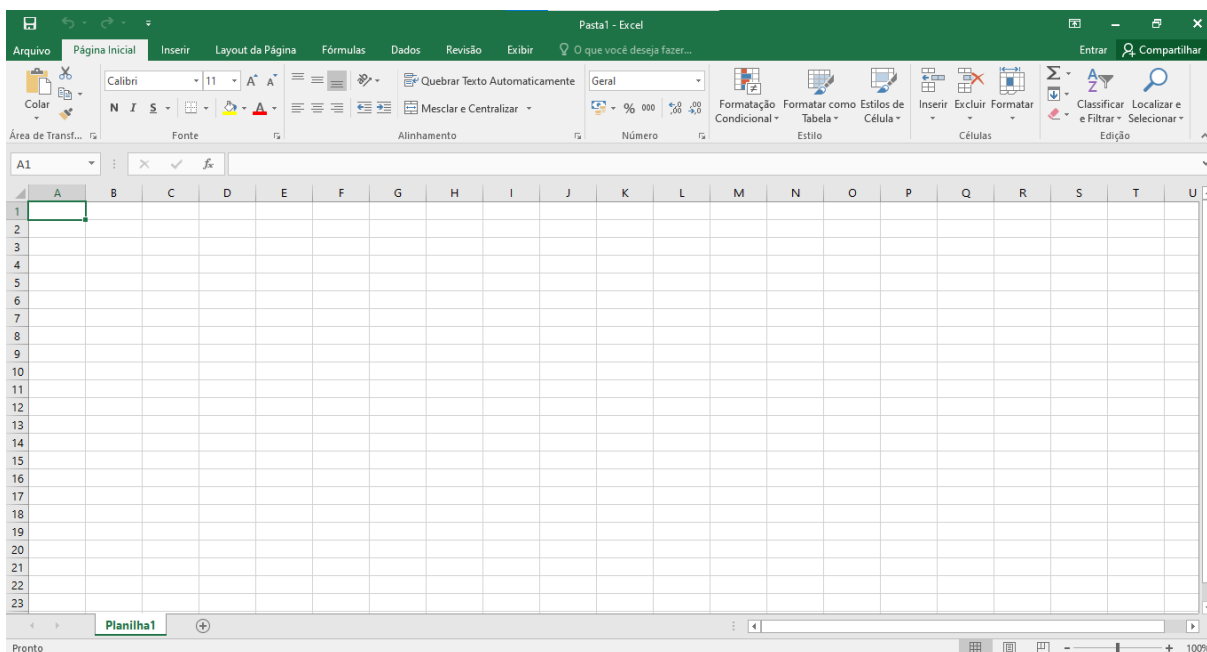
O *plugin Termite Nest* (figura 17) fornece várias ferramentas para o planejamento de espaço e possibilita a geração de gráficos espaciais dentro de diferentes formas limítrofes. Ele foi projetado de forma a ajudar os arquitetos a compreender os diversos potenciais geométricos do projetar planejando a topologia de forma simples. Como ferramenta, ele pode ser sincronizado com diferentes programas de otimização em ambientes paramétricos que permitem aos arquitetos obter poder ilimitado para gerar, comparar e evoluir seus projetos.

Figura 17 - Componentes do *Termite Nest*

Fonte: Autora (2024)

O Excel (figura 18) também foi utilizado para construir o arquivo de valores separados por vírgulas (.csv), com os detalhes dos ambientes e suas interrelações para a geração dos diagramas de adjacências, diagrama de bolhas e o *layout* utilizando os componentes do *Termite Nest*.

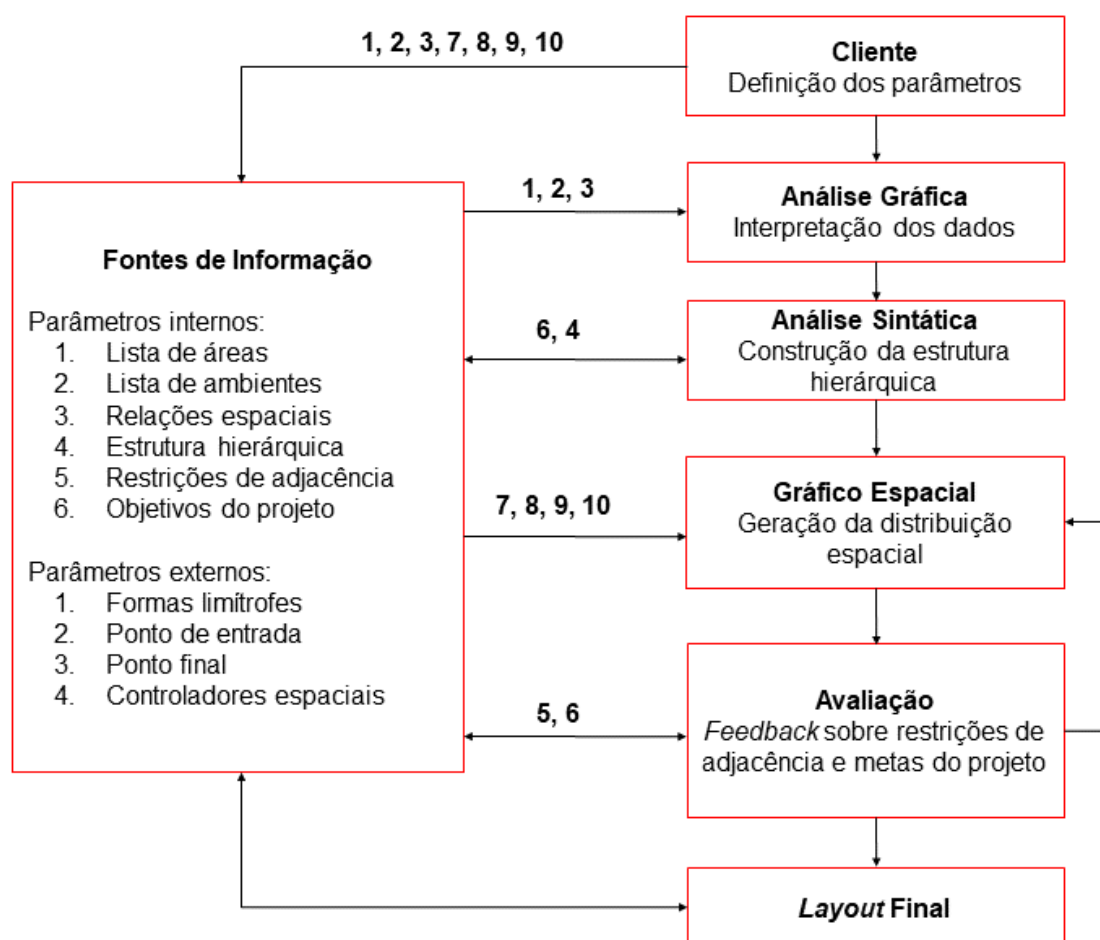
Figura 18 - Interface do Excel



Fonte: Autora (2024)

O *Termite Nest* possui um fluxo de projeto (figura 19) que está dividido em quatro partes: definição e importação dos parâmetros com base nas informações, a interpretação dos dados, geração dos *layouts* e análise dos *layouts*. Apesar de se ter um fluxo, o processo pode ser revisto quantas vezes forem necessárias. Assim a cada nova análise pode ser realizada a reformulação de algum dado de entrada para obtenção de resultados diferentes nos dados de saída.

Figura 19 - Fluxograma de projeto



Fonte: Adaptado de Tabari et. al. (2020)

3.1 Funcionamento do algoritmo - aplicação do *Termite Nest*

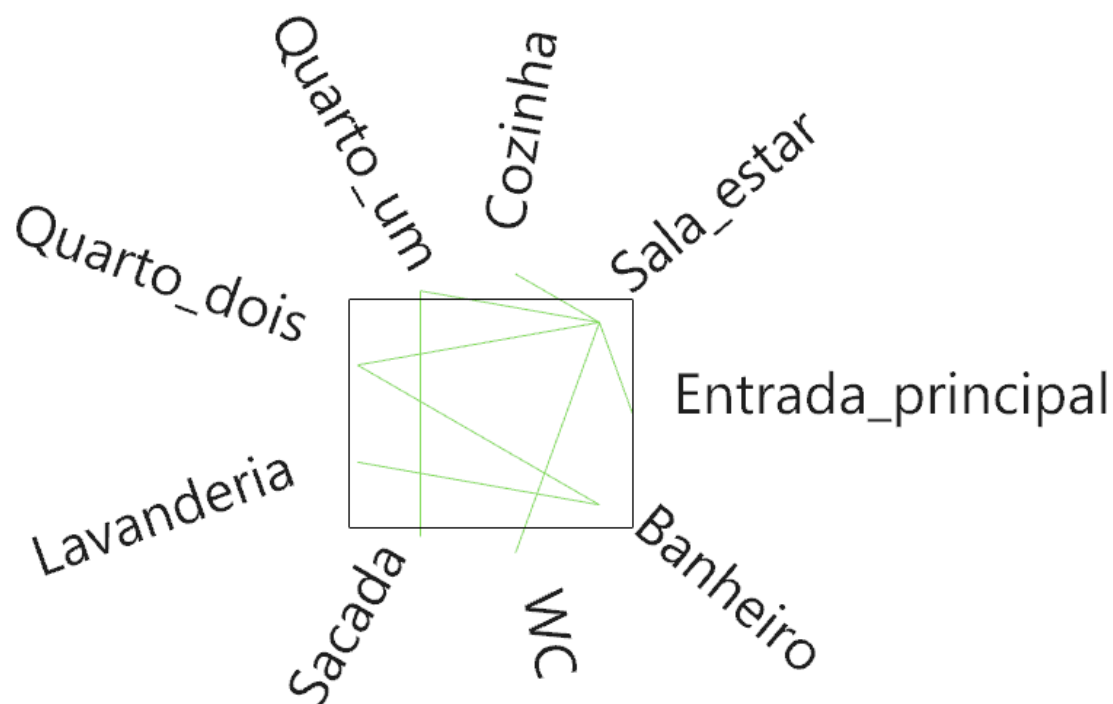
Para o início do desenvolvimento do algoritmo é necessária a construção de um arquivo em excel em formato .csv com os ambientes que serão arranjados, suas áreas e suas respectivas conexões com outros ambientes (figura 20).

Figura 20 - Relação dos ambientes e suas adjacências

	A	B
1	name,area,relation,relation_2	
2	Entrada_principal,12,3,3	
3	Sala_estar,60,4,6	
4	Cozinha,20,3,5	
5	Quarto_um,24,3,6,4	
6	Quarto_dois,24,3,5,10	
7	Lavanderia,15,10	
8	Sacada,40,5	
9	WC,5,3	
10	Banheiro,10,6	
11		

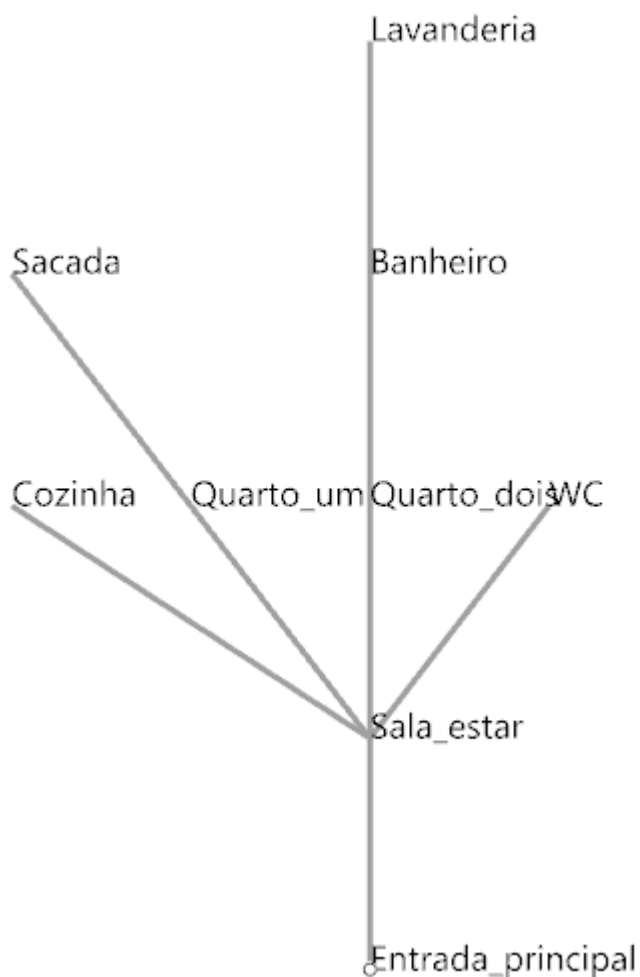
Fonte: Autora (2024)

Por meio desse arquivo o algoritmo constrói dois gráficos que servirão como *inputs* para os outros componentes. O primeiro é o *Graph Maker*, que demonstra as conexões entre todos os ambientes, em que cada ponto corresponde a um espaço e as linhas correspondem à conexão entre eles (figura 21). O próprio componente gera esse gráfico por meio dos nomes dos ambientes e de suas adjacências, sendo necessário apenas alterar o tamanho e as cores das letras e linhas.

Figura 21 - *Graph Maker*

Fonte: Autora (2024)

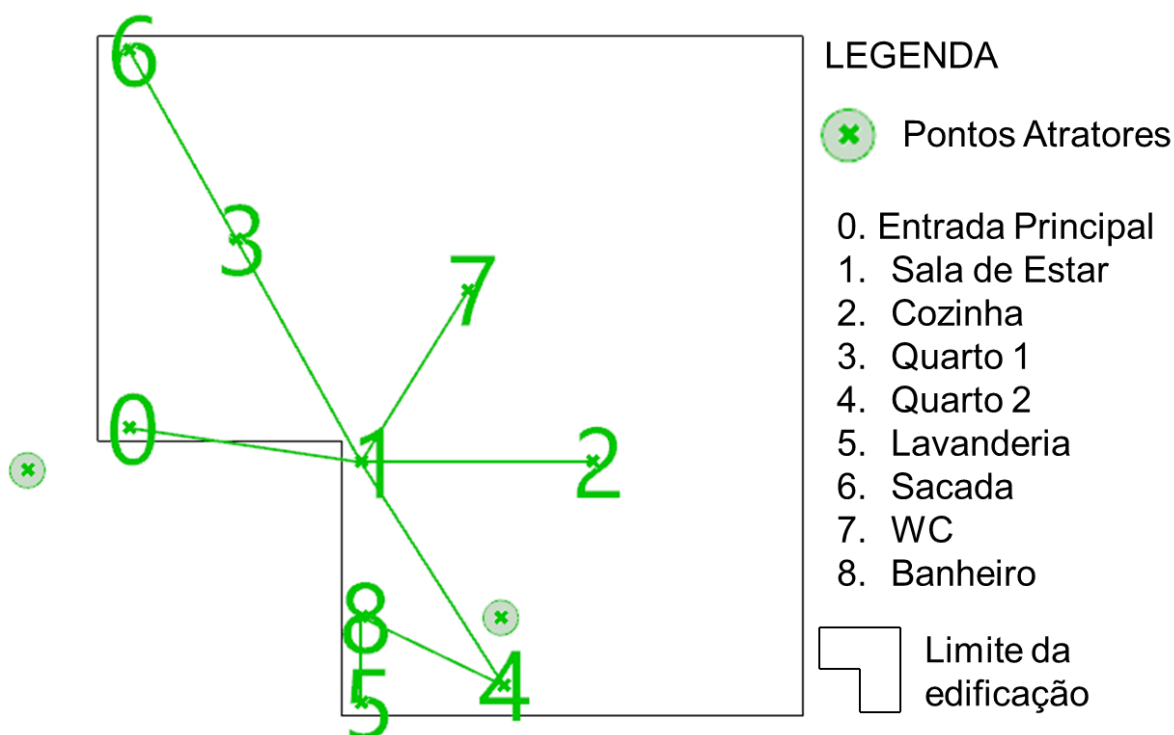
O outro gráfico é o *Space Syntax*, que demonstra a permeabilidade do *layout* por meio da conectividade interna e externa das construções por meio da visualização da quantidade de ambientes que devem ser percorridos até chegar ao ambiente desejado, como demonstra a figura 22. Além disso, é possível escolher o ambiente inicial do gráfico, sendo assim ele se modifica de acordo com as relações entre os ambientes.

Figura 22 - *Space Syntax*

Fonte: Autora (2024)

Com os dados desses dois gráficos é possível inicializar a construção do *layout* em um dado perímetro qualquer, desde que sua área seja maior do que a soma das áreas de todos os ambientes. A partir da aplicação do componente *Spatial Graph*, o qual distribui todos os ambientes dentro do limite de acordo com suas respectivas adjacências e com a restrição dos pontos atratores. O próprio projetista determina onde estarão localizados os pontos atratores, é uma entrada obrigatória no algoritmo. Por padrão são definidos dois pontos, mas o projetista pode acrescentar quantos desejar.

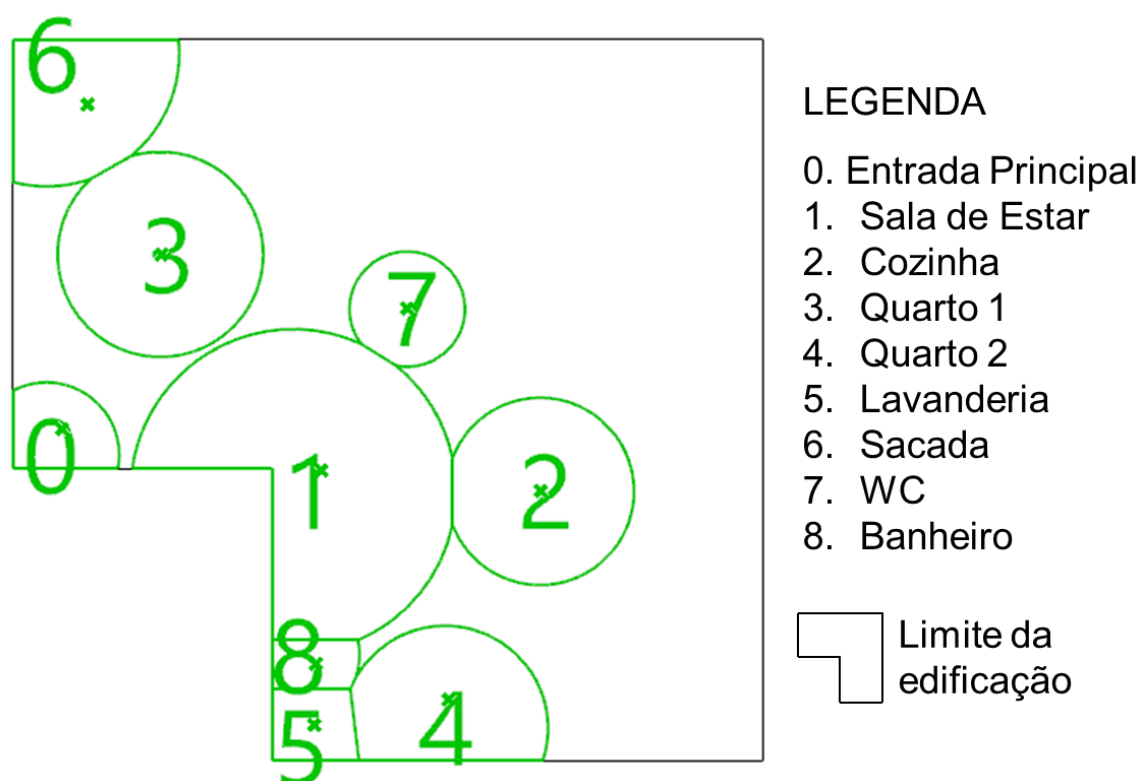
Os pontos atratores têm a função de atrair para si mesmos determinados espaços, cada ponto atrai um ambiente diferente sendo o papel do projetista determinar quais ambientes serão atraídos por eles. Na figura 23 o ponto atrator da esquerda atrai a entrada principal e o da direita atrai o quarto dois.

Figura 23 - *Spatial Graph*

Fonte: Autora (2024)

Com a finalização do *Spatial Graph*, o diagrama de bolhas é construído com o componente *Python - Bubble Diagram* (figura 24). O tamanho das bolhas que serão formadas têm como base as áreas de cada ambiente. Um de seus *inputs* é o fator de crescimento dos ambientes, os quais têm suas áreas variadas ou não a depender do valor inserido interferindo assim no tamanho das bolhas. Nesse algoritmo as bolhas somente podem manter sua área original ou aumentar até o dobro de sua área. O diagrama de bolhas também se modifica com a mudança da geometria dos perímetros limítrofes.

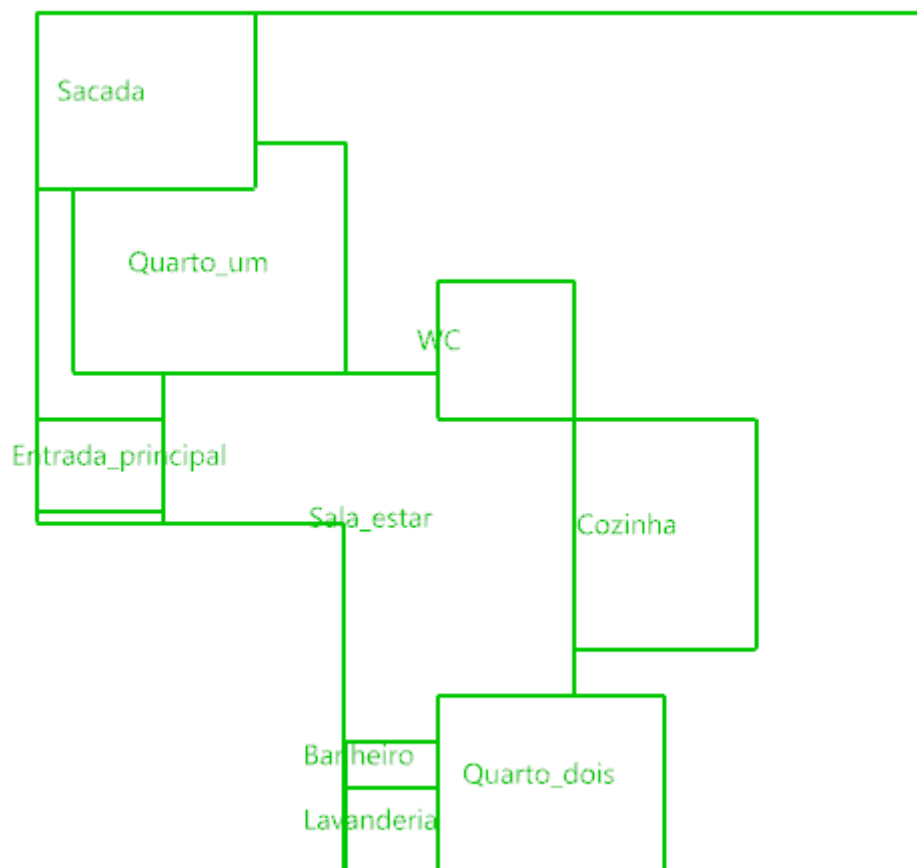
Figura 24 - Python - Bubble Diagram



Fonte: Autora (2024)

O componente *Layout* (figura 25) é aplicado após a finalização do diagrama de bolhas, transformando as bolhas em um *layout* mais estruturado e com uma delimitação de polígonos quadriláteros sendo uma pré-definição do próprio *plugin*.

Figura 25 - Layout

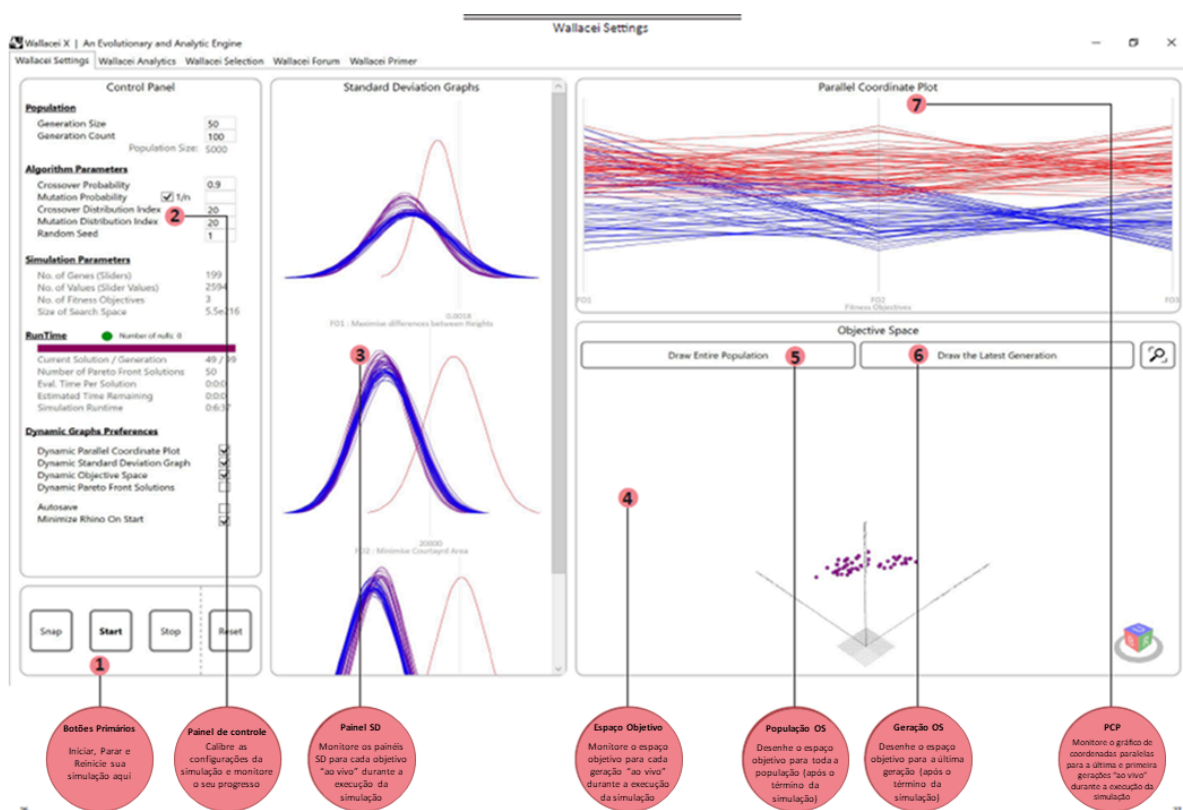


Fonte: Autora (2024)

3.2 Funcionamento do algoritmo - aplicação do Wallacei

Na etapa da simulação computacional são definidos os objetivos que serão otimizados mediante a utilização do algoritmo evolutivo multiobjetivo no *plugin Wallacei* (figura 26). Ele é um mecanismo evolutivo que permite a execução de simulações por meio da utilização de ferramentas analíticas em conjunto com outros métodos de seleção abrangentes. O que favorece o entendimento de como o *software* funciona e facilita a tomada de decisões devido à maior quantidade de informações. Além disso, *Wallacei* oferece aos usuários a capacidade de selecionar, reconstruir e gerar qualquer fenótipo da população após completar sua simulação.

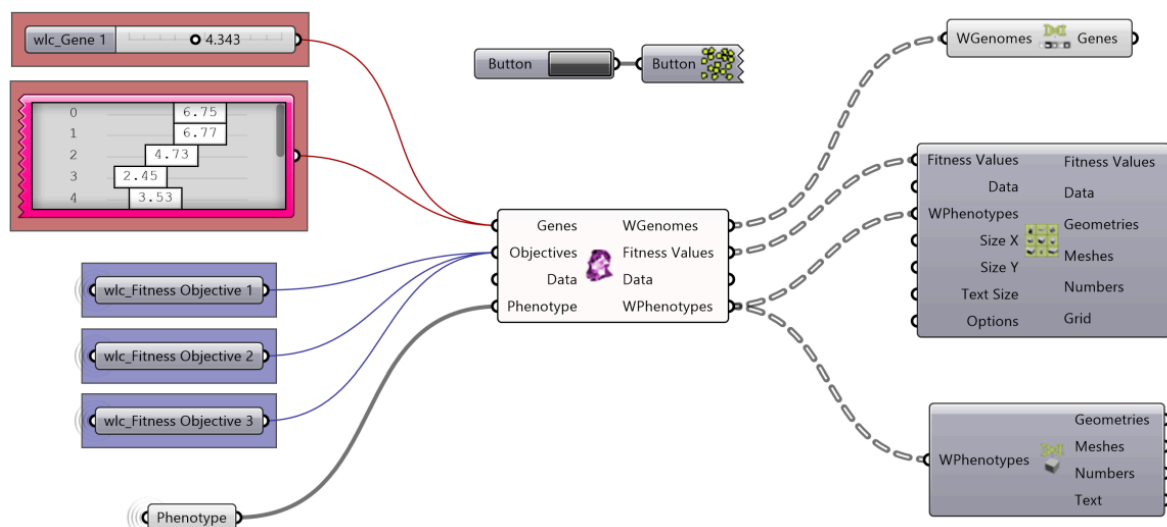
O mecanismo utilizado pelo *Wallacei* é o algoritmo evolutivo multiobjetivo em que os objetivos permanecem independentes um do outro e a ferramenta realiza as possíveis combinações a fim de obter eficácia em todos os critérios.

Figura 26 - Interface do *Wallacei*

Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

Após o desenvolvimento de toda aplicação do *Termite Nest*, para aplicação do *Wallacei* são estabelecidos os objetivos e critérios que deverão ser otimizados. Além de ligar os componentes da piscina de genes, fenótipo e os dados que se deseja gravar durante a simulação para cada indivíduo gerado aos *inputs* corretos do componente *Wallacei X* (figura 27).

Figura 27 - Inputs e outputs do Wallacei X

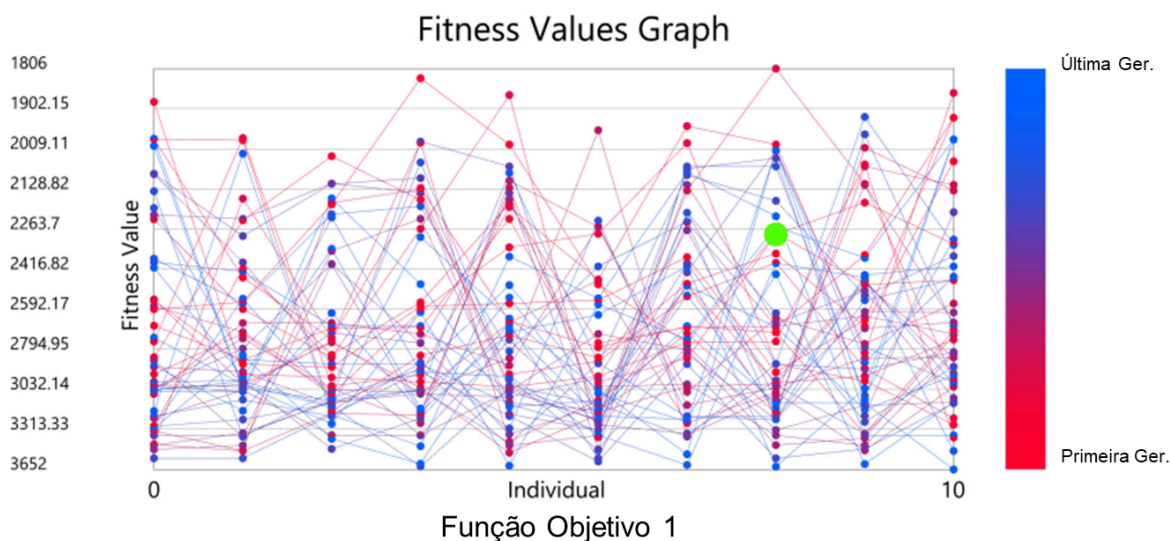


Fonte: Makki *et. al.* (2019)

Para a análise de um problema de projeto multiobjetivo é requerida a representação gráfica dos resultados da população em relação aos objetivos de forma separada. O que evidencia a necessidade de avaliar os dados de cada objetivo de modo integrado e não de modo isolado. Com isso, há uma compreensão abrangente de como os objetivos impactam uns aos outros e possíveis padrões emergentes entre os objetivos podem ser observados.

O gráfico de valores de aptidão (figura 28) tem como finalidade analisar os valores de aptidão de cada objetivo de forma independente na população, é possível visualizar o desempenho de cada solução em relação às outras e também em relação a toda a população (Makki *et. al.*, 2019). As soluções são exibidas por geração da esquerda para a direita, cada geração é conectada por uma polilinha e são coloridas da primeira (vermelho) até a última (azul). Além disso, os projetistas conseguem evidenciar uma solução específica na população através da seleção da geração e do número individual da solução desejada.

Figura 28 - Gráfico de valores de aptidão

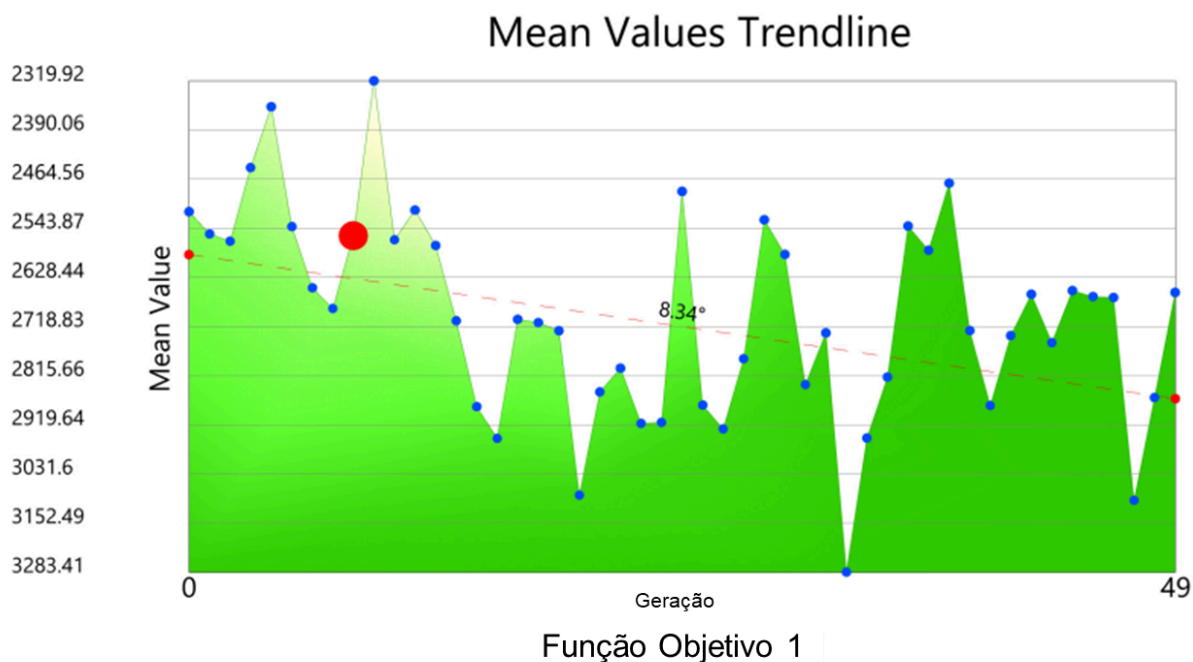


Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

O gráfico da linha de tendência média (figura 29), apresenta o valor médio de aptidão, para cada objetivo de forma independente do início ao fim para cada geração em toda a simulação (Makki *et. al.*, 2019). O objetivo é destacar tendências específicas no valor médio de aptidão de cada geração na população. É calculado o valor médio de aptidão para cada geração na população e o valor é exibido como um ponto da esquerda (primeira geração) para a direita (última geração). Uma superfície é criada a partir dos pontos para visualização dos resultados.

É possível destacar uma geração específica na população selecionando o número da geração na população. Além disso, o gráfico exibe a linha de tendência, que é representada através de uma linha tracejada que calcula a variância dos valores médios da média.

Figura 29 - Gráfico da linha de tendência média

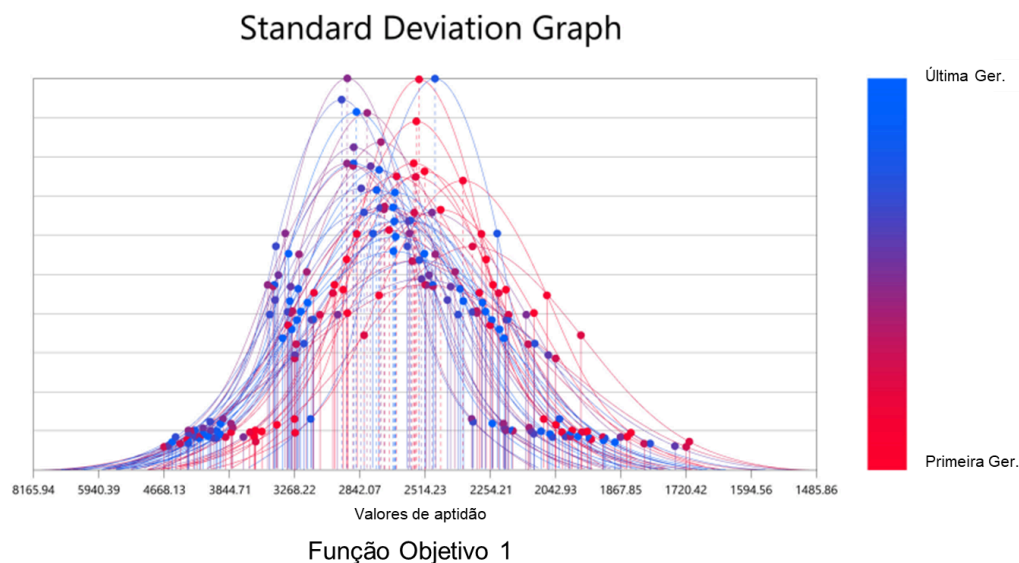


Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

O *standard deviation graph*, gráfico de desvio padrão (figura 30), representa a distribuição do conjunto de valores a partir da média. Um fator de desvio padrão baixo indica que a maioria dos valores está agrupada em torno da média correspondendo a menor variação dentro da população. Enquanto um fator de desvio padrão alto indica que os valores estão mais distantes da média, ou seja, mais variação dentro da população (Makki *et. al.*, 2019).

O objetivo do gráfico é apresentar e analisar os níveis de variação e convergência de cada geração da população, assim como a adaptação das gerações ao longo da simulação. O aumento da variação é representado através de uma curva mais achatada, enquanto o aumento da convergência é representado através de uma curva estreita. O deslocamento da curva para a esquerda indica melhor desempenho médio. As gerações são coloridas de vermelho (primeira geração) a azul (última geração).

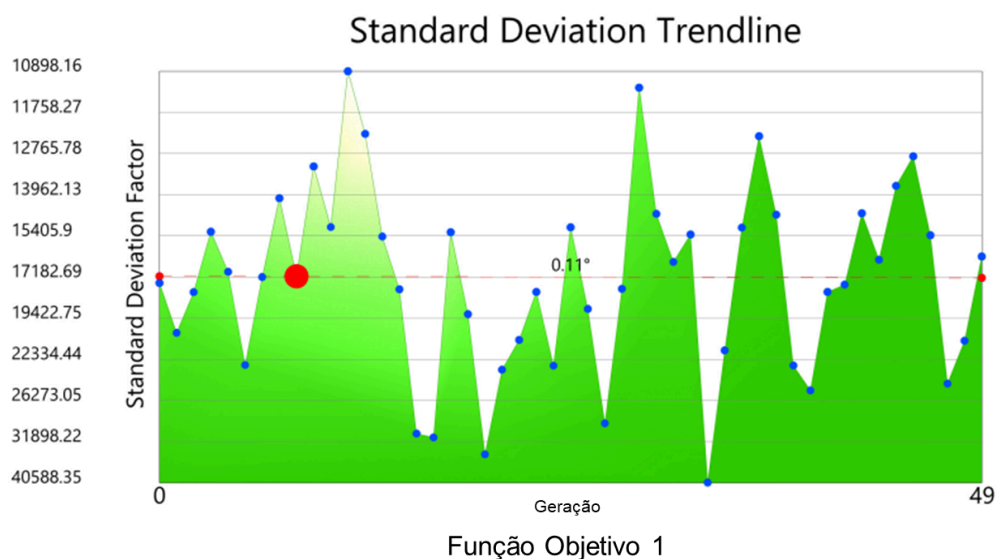
Figura 30 - Gráfico de desvio padrão



Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

O gráfico da linha de tendência do desvio padrão (figura 31) apresenta o valor do desvio padrão, de forma independente para cada função objetivo, de cada geração ao longo de toda a simulação, do início ao fim. Tem como objetivo destacar tendências específicas na variação e convergência de cada geração na população. Exibe cada valor como um ponto da esquerda (primeira geração) para a direita (última geração). Uma superfície é criada a partir dos pontos para melhor visualização dos resultados (Makki *et. al.*, 2019).

Figura 31 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão

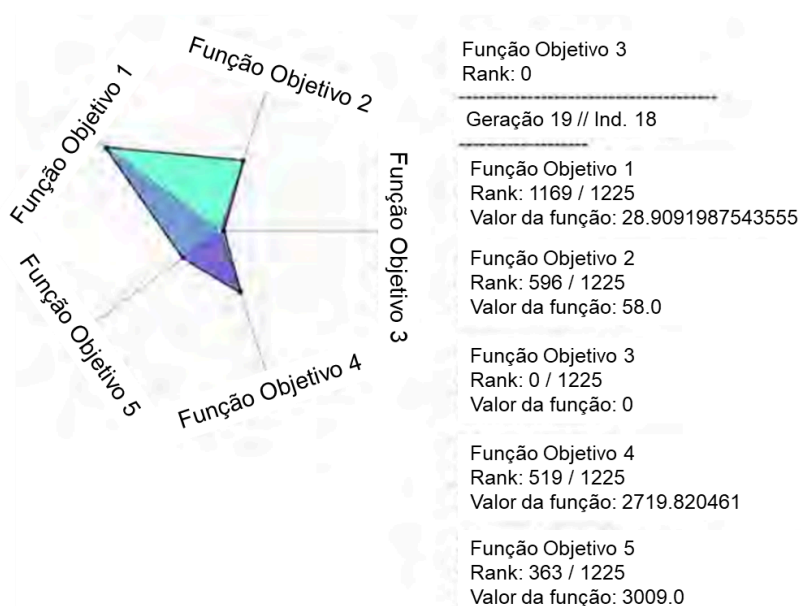


Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

Os projetistas também podem destacar uma geração específica na população selecionando o número da geração na população. Além disso, o gráfico exibe a linha de tendência, representada por uma linha tracejada que calcula a variância dos valores de desvio padrão a partir do valor médio de desvio padrão.

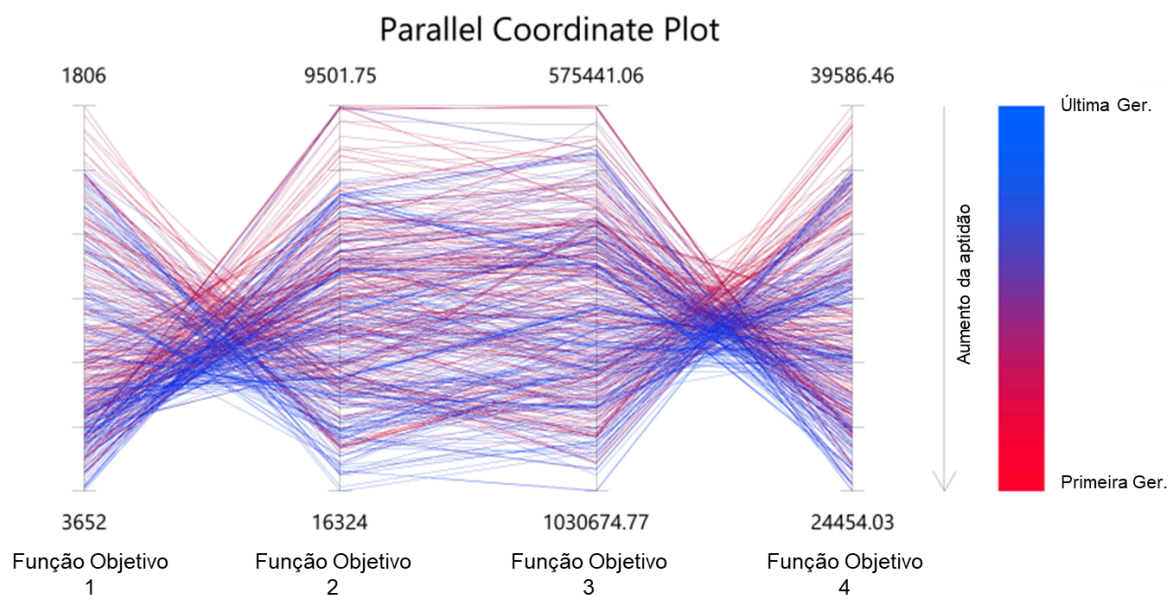
O gráfico *Diamond fitness Chart*, gráfico diamante, analisa os valores de aptidão para cada objetivo de uma única solução (figura 32). É utilizada para que o projetista entenda melhor o desempenho de uma única solução e realize a comparação dos valores de aptidão e a classificação para cada um dos seus objetivos. O gráfico diamante pode ser usado por meio de dois métodos distintos: seleção pelo número do indivíduo e geração ou seleção por objetivo e sua classificação.

Figura 32 - Valores obtidos para cada objetivo do indivíduo



Fonte: Adaptado de Makki (2019)

O gráfico *Parallel Coordinate Plot*, gráfico de coordenadas paralelas, analisa todas as soluções geradas na população e faz a comparação dos valores de aptidão para todos os objetivos (figura 33). Tem como intuito evidenciar o comportamento emergente e padrões que surgem na simulação, além de auxiliar no entendimento de como as soluções estão sendo otimizadas ao longo da simulação (Makki *et. al.*, 2019).

Figura 33 - *Parallel Coordinate Plot*

Fonte: Adaptado de Makki *et. al.* (2019)

Neste gráfico cada objetivo de aptidão é atribuído a um eixo y, no qual o primeiro objetivo é o eixo y mais à esquerda e o último objetivo é o eixo y mais à direita. É possível controlar manualmente qual eixo exibe determinado objetivo por meio da entrada de ordem da função objetivo. Além disso, fornece ao projetista quatro métodos de análise de todas as soluções na população.

Os métodos de análise previstos são os seguintes:

0. Valores de aptidão mais repetidos: apresenta os valores de aptidão mais repetidos na população, do mais repetido ao menos repetido.

1. Soluções com valores de aptidão mais repetidos: extrai e destaca as soluções associadas aos valores de aptidão mais repetidos calculados no método anterior.

2. Diferença relativa entre posições: ordena as soluções de acordo com a diferença relativa entre posições de aptidão dos diferentes objetivos. Sendo assim, a solução mais adequada é a que possui a mesma classificação para todas as funções objetivo.

3. Classificação média de aptidão: ordena as soluções de acordo com sua aptidão média, calculando a classificação média de aptidão das funções objetivos de cada solução. A mais adequada é a que possui classificação média mais baixa.

O processo de conectar o problema de projeto ao algoritmo evolutivo e extrair as soluções que passaram pela evolução e seleção pode se parecer com o processo da caixa preta, mas o projetista tem a possibilidade de modificar parâmetros dentro do algoritmo evolutivo que podem direcionar a simulação a convergir ou divergir em determinados locais do espaços de busca e solução.

Os parâmetros que podem ser modificados são: elitismo, probabilidade de mutação, taxa de mutação, e taxa de cruzamento. Os quais só podem ser modificados quando a simulação não estiver em execução, sendo assim o projetista deve primeiro executar a simulação, analisar os resultados e posteriormente fazer alterações de acordo com o que foi observado. Em caso de problemas de projeto mais complexos o tempo de processamento computacional pode aumentar consideravelmente. Então se faz necessária a utilização de mecanismos, os quais podem variar de acordo com o algoritmo, para diminuir o número de dados que o computador processa e consequentemente o tempo, sem ter perda da qualidade da simulação.

As simulações foram realizadas com a implementação do algoritmo evolutivo no processo de planejamento do espaço em ordem progressiva de complexidade. Sendo possível constatar o funcionamento do *script* e o comportamento da simulação em relação à associação entre os dois *plugins Wallacei* e *Termite Nest*.

Foram realizadas 5 simulações aplicadas em duas problemáticas arquitetônicas: o planejamento do *layout* de uma unidade residencial e o planejamento espacial de um pavimento de um edifício residencial multifamiliar. Sendo que o nível progressivo de complexidade variou de acordo com o número de variáveis aplicadas a cada exercício, como restrições e quantidade de objetivos.

3.3 Simulação 1 - Unidade Habitacional

3.3.1 Problema de projeto

Essa simulação foi realizada para demonstração da aplicação do algoritmo evolutivo no planejamento do espaço de forma simplificada, com o intuito de entender o processo de implementação dos componentes do *Termite Nest*, dos algoritmos evolutivos, a configuração e a análise por meio dos dados numéricos obtidos da ferramenta *Wallacei*.

O estudo de projeto apresentado é a implantação de um apartamento em um perímetro limite, com a distribuição de 9 ambientes, com a especificação de critérios que contribuem para a composição e organização espacial do projeto. Os critérios são definidos a partir das relações de adjacência dos ambientes e os objetivos definidos por meio da própria construção do algoritmo e sua análise.

Como primeiro passo é necessária a definição de qual será a meta da simulação, posteriormente a definição dos objetivos que consequentemente definirão as funções objetivo, o fenótipo são os indivíduos gerados na simulação e a construção da piscina de genes que serão os dados que combinados comporão os indivíduos. Como demonstrado na tabela 01.

Tabela 01 - Resumo dos principais tópicos da simulação

Meta	Gerar um <i>layout</i> de uma unidade habitacional residencial que atenda às restrições topológicas
Objetivos	Manter as áreas dos ambientes iniciais Maior ocupação do limite da edificação
Função objetivo	Minimizar a variação de área dos ambientes Minimizar áreas vazias dentro do perímetro
Fenótipo	Combinação dos ambientes em um <i>layout</i>
Piscina de genes	Pontos atratores Fator de crescimento dos ambientes

Fonte: Autora (2024)

Os objetivos definidos nesse problema de projeto foram: minimizar a variação de área dos ambientes e minimizar áreas vazias dentro do perímetro. Para a minimização da variação das áreas foi feita a subtração da área do *layout* final pela área inicial dos ambientes, e para a minimização das áreas vazias foi realizada a subtração da área do perímetro limite pela área do *layout* final.

Para iniciar a simulação foram determinadas 10 gerações com 5 indivíduos cada, com uma porcentagem de 90% de soluções na geração que serão escolhidas e reproduzidas para a próxima geração. Além disso, a probabilidade de mutação de $1/n$ em que 'n' é o número de variáveis (controles deslizantes) no problema de projeto, proporção que é pré-definida no algoritmo evolutivo (figura 34).

Figura 34 - Painel de controle do *Wallacei X*

Wallacei Settings | Wallacei Analytics | Wallacei Sele

Control Panel

Population

Generation Size	5
Generation Count	10
Population Size: 50	

Algorithm Parameters

Crossover Probability	0.9
Mutation Probability	☒ $1/n$
Crossover Distribution Index	20
Mutation Distribution Index	20
Random Seed	1

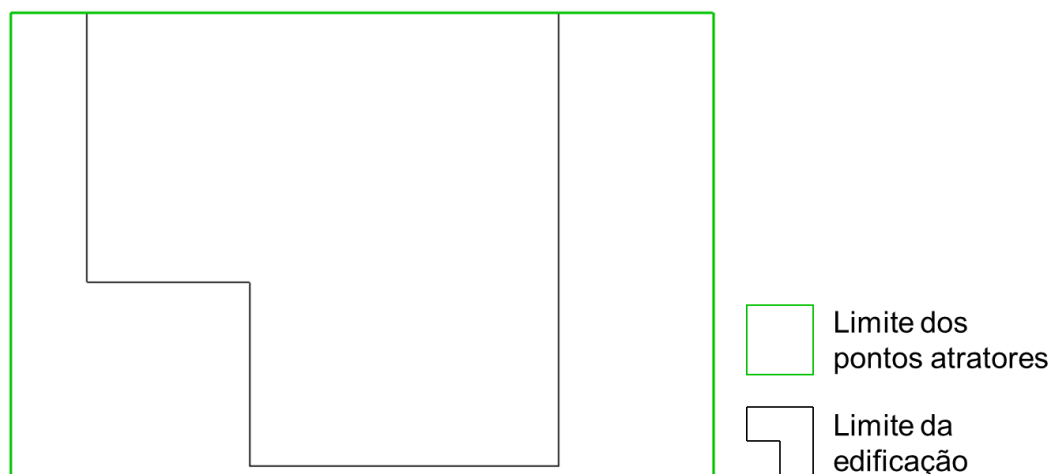
Simulation Parameters

No. of Genes (Sliders)	13
No. of Values (Slider Values)	11813
No. of Fitness Objectives	2
Size of Search Space	$1.9e34$

Fonte: Autora (2024)

Vale ressaltar que na primeira e segunda simulações, os pontos atratores são dinâmicos (figura 35) podendo variar sua posição dentro de um espaço delimitado. Sendo assim, cada solução terá uma posição diferente para cada ponto atrator e consequentemente uma configuração espacial diferente. Nessa simulação os ambientes atraídos foram a entrada principal e o quarto dois.

Figura 35 - Área limite para movimentação dos pontos atratores



Fonte: Autora (2024)

3.4 Simulação 2 - Unidade Habitacional com cruzamento de 70%

3.4.1 Problema de projeto

O estudo de projeto apresentado nesta segunda simulação é o mesmo da primeira simulação com a mudança em relação à probabilidade de cruzamento a qual na simulação anterior era de 90%, mudando para 70%. Com a simulação será possível verificar se com uma menor taxa a variabilidade genética será maior e haverá maior diversidade dentro da população.

São distribuídos os 9 ambientes dentro do perímetro limite com os mesmos critérios e objetivos da simulação 1, como demonstrado na tabela 02. Os dados da simulação com a alteração da recombinação para o início da aplicação do algoritmo evolutivo estão descritos na figura 36.

Figura 36 - Painel de controle simulação 2

Wallacei Settings
Wallacei Analytics
Wallacei Selection

Control Panel

Population

Generation Size	5
Generation Count	10
Population Size: 50	

Algorithm Parameters

Crossover Probability		0.7
Mutation Probability	☒ 1/n	
Crossover Distribution Index		20
Mutation Distribution Index		20
Random Seed		1

Simulation Parameters

No. of Genes (Sliders)	13
No. of Values (Slider Values)	11813
No. of Fitness Objectives	2
Size of Search Space	1.9e34

Fonte: Autora (2024)

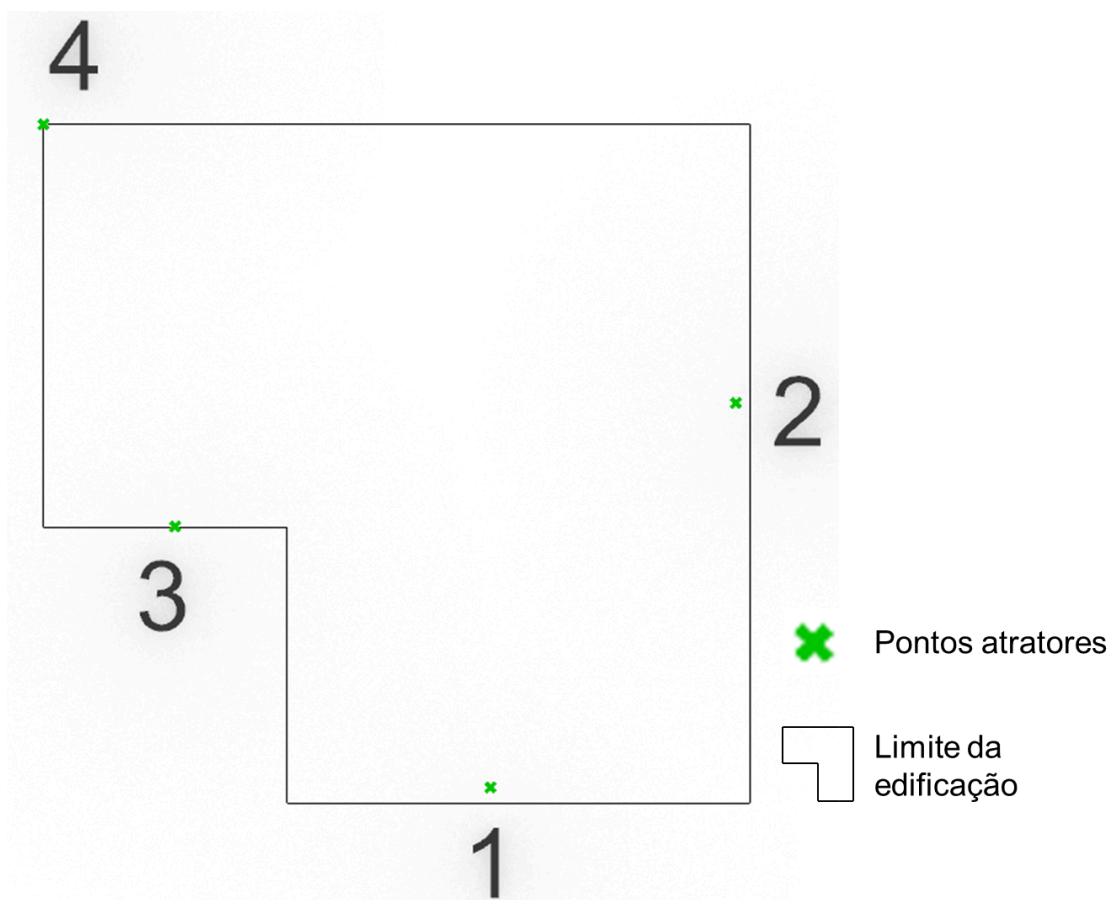
3.5 Simulação 3 - Unidade Habitacional com pontos atratores fixos

3.5.1 Problema de projeto

O estudo de projeto apresentado nesta terceira simulação é o mesmo das primeiras simulações com a mudança em relação aos pontos atratores, os quais estão estáticos. Serão quatro pontos que atrairão diferentes ambientes para diferentes partes do perímetro limite (figura 37). Com a simulação será possível verificar de que forma o *layout* se comporta durante a execução do algoritmo.

Devido a essa mudança a força com que os pontos atratores atraem os ambientes e o fator de crescimento dos ambientes são os genes que serão recombinaados na piscina de genes.

Figura 37 - Pontos atratores fixos



Fonte: Autora (2024)

O ponto atrator 1 atrai a lavanderia, o ponto 2 atrai a entrada principal, o ponto 3 atrai a cozinha e o ponto 4 atrai o quarto 1. Além disso, outra mudança feita no algoritmo foi o objetivo de minimizar a variação das áreas dos ambientes para minimização da desproporção das áreas. A partir da análise das soluções obtidas nas simulações anteriores, foi verificado que os ambientes aumentavam sem seguir a proporção dada no início do algoritmo. São distribuídos os 9 ambientes dentro do perímetro limite com os critérios e objetivos como demonstrado na tabela 02.

Tabela 02 - Resumo dos principais tópicos da simulação 3

Meta	Gerar um <i>layout</i> de uma unidade habitacional residencial que atenda às restrições topológicas
Objetivos	Manter as áreas dos ambientes iniciais Maior ocupação do limite da edificação

Função objetivo	Minimizar a desproporção das áreas
	Minimizar áreas vazias dentro do perímetro
Fenótipo	Combinação dos ambientes em um <i>layout</i>
Piscina de genes	Força de atração dos pontos atratores
	Fator de crescimento dos ambientes

Fonte: Autora (2024)

Os dados da simulação para o início da aplicação do algoritmo evolutivo estão descritos na figura 38. Nessa simulação são gerados 7 indivíduos durante 10 gerações totalizando 70 soluções na população.

Figura 38 - Painel de controle simulação 3

Wallacei Settings | Wallacei Analytics | Wallacei Selection

Control Panel

Population

Generation Size

Generation Count

Population Size: 70

Algorithm Parameters

Crossover Probability

Mutation Probability ☒ 1/n

Crossover Distribution Index

Mutation Distribution Index

Random Seed

Simulation Parameters

No. of Genes (Sliders)

No. of Values (Slider Values)

No. of Fitness Objectives

Size of Search Space

Fonte: Autora (2024)

3.5.2 Simulação 3.1 - Cruzamento de 70%

Devido à convergência na simulação 3 e falta de diversidade na população, foi realizado um teste com a única alteração da taxa de cruzamento de 90% para 70%. Os dados da simulação para o início da aplicação do algoritmo evolutivo estão

descritos na figura 39. Também são gerados 7 indivíduos durante 10 gerações totalizando 70 soluções na população.

Figura 39 - Painel de controle simulação 3.1

The image shows a software interface titled 'Wallacei Settings' with three tabs: 'Wallacei Settings', 'Wallacei Analytics', and 'Wallacei Selection'. The 'Wallacei Settings' tab is active, displaying a 'Control Panel' with the following sections:

- Population**
 - Generation Size: 7
 - Generation Count: 10
 - Population Size: 70
- Algorithm Parameters**
 - Crossover Probability: 0.7
 - Mutation Probability: ☒ 1/n
 - Crossover Distribution Index: 20
 - Mutation Distribution Index: 20
 - Random Seed: 1
- Simulation Parameters**
 - No. of Genes (Sliders): 10
 - No. of Values (Slider Values): 1910
 - No. of Fitness Objectives: 2
 - Size of Search Space: 5.4e22

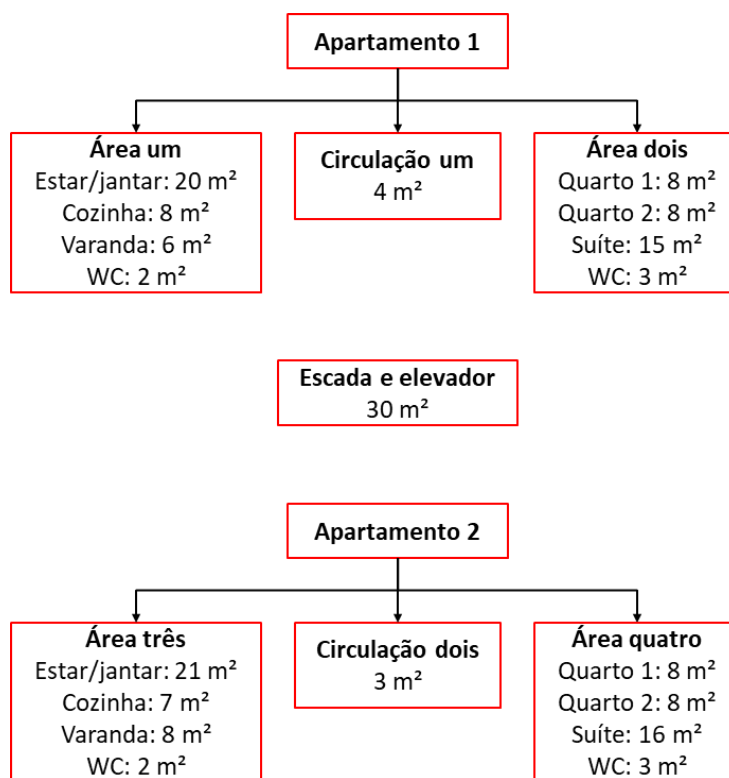
Fonte: Autora (2024)

3.6 Simulação 4 - Dois apartamentos de 74 m² e 76 m²

3.6.1 Problema de projeto

O estudo de projeto apresentado nesta quarta simulação é a implantação de dois apartamentos, um de 74 m² e outro de 76 m², no perímetro limite. Cada apartamento foi subdividido em três áreas, totalizando 7 ambientes a serem distribuídos. A composição de cada apartamento pode ser visualizada na figura 40.

Figura 40 - Composição dos apartamentos



Fonte: Autora (2024)

O arquivo .csv (figura 41) foi construído levando em consideração a composição de cada ambiente dos apartamentos e suas determinadas conexões.

Figura 41 - Relação dos ambientes da simulação 4

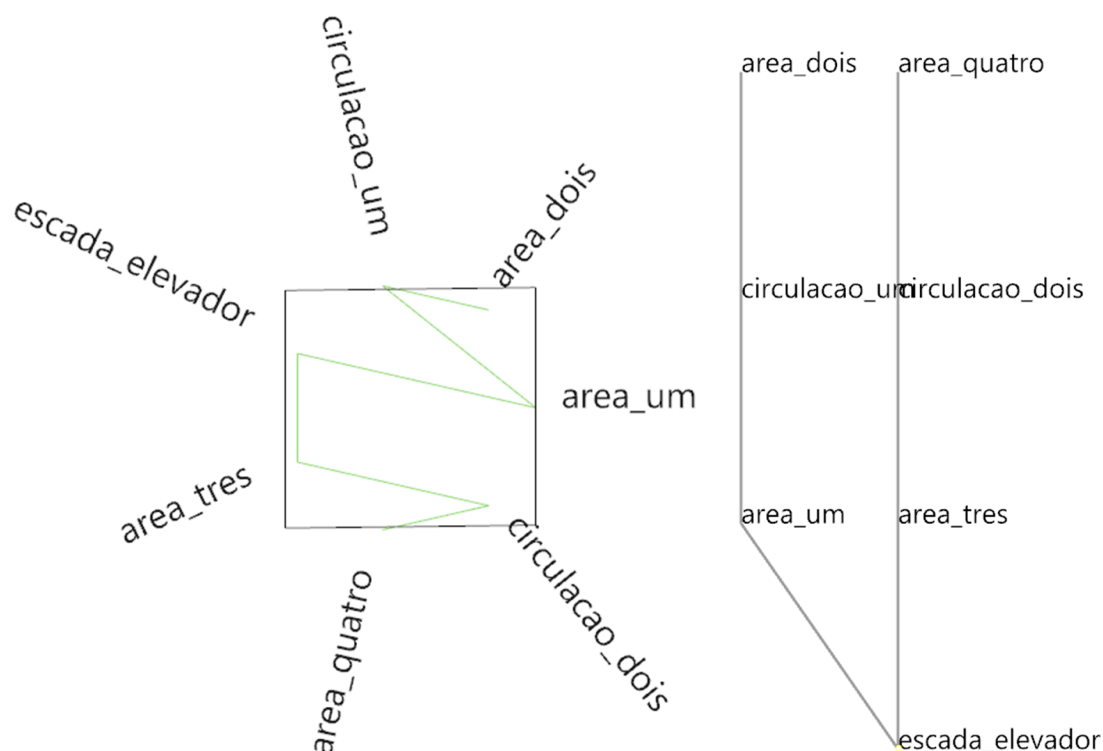
	A	B	C
1	name,area,relation,relation_2		
2	area_um,36,5,4		
3	area_dois,34,4		
4	circulacao_um,4,2,3		
5	escada_elevador,30,2,6		
6	area_tres,38,5,8		
7	area_quatro,35,8		
8	circulacao_dois,3,6,7		
9			

Fonte: Autora (2024)

Para essa nova configuração de ambientes, houve alteração tanto no *Graph Maker*

quanto no Space Syntax (figura 42).

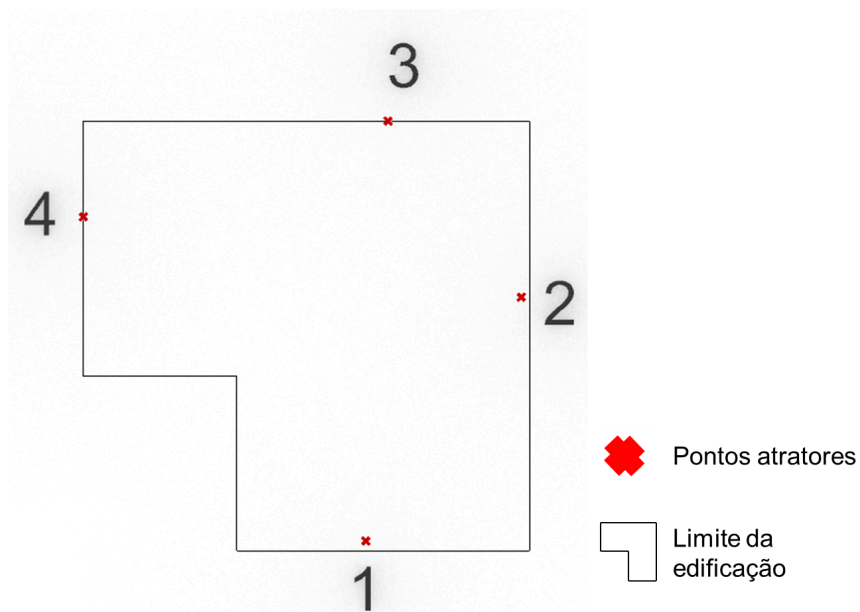
Figura 42 - Graph Maker e Space Syntax da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Como na simulação anterior, serão quatro pontos fixos que atrairão diferentes ambientes para diferentes partes do perímetro limite (figura 43). O ponto atrator 1 atrai a escada e elevador, o ponto 2 atrai a área um, o ponto 3 atrai a área 3 e o ponto 4 atrai a área quatro.

Figura 43 - Pontos atratores fixos da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Além disso, uma mudança foi feita no algoritmo, o acréscimo do objetivo índice de compacidade. Foi adicionado ao algoritmo por ser um indicador de desempenho do projeto arquitetônico ao demonstrar que quanto maior o perímetro de paredes externas maior os custos para construção da edificação (Silva Júnior, 2010; Barth *et al.*, 2017).

Segundo Silva Júnior (2010), o índice de compacidade indica o quão distante o projeto está da maneira mais econômica de perímetro das paredes externas. De maneira geral, as fachadas possuem um valor por metro quadrado mais elevado em comparação com as paredes internas devido às suas diferentes funções. Sendo assim, na tabela 03 os critérios e objetivos são demonstrados.

Tabela 03 - Resumo dos principais tópicos da simulação 4

Meta	Gerar um <i>layout</i> de um pavimento com dois apartamentos que atenda às restrições topológicas
Objetivos	Manter as áreas dos ambientes iniciais Maior ocupação do limite da edificação Minimizar o perímetro das paredes externas

Função objetivo	Minimizar a desproporção das áreas
	Minimizar áreas vazias dentro do perímetro
	Índice de compacidade
Fenótipo	Combinação dos ambientes em um <i>layout</i>
Piscina de genes	Força de atração dos pontos atratores
	Fator de crescimento dos ambientes

Fonte: Autora (2024)

Os dados da simulação para o início da aplicação do algoritmo evolutivo estão descritos na figura 44. Nessa simulação são gerados 7 indivíduos durante 10 gerações totalizando 70 soluções na população.

Figura 44 - Painel de controle simulação 4

Wallacei Settings Wallacei Analytics Wallacei Selection

Control Panel

Population

Generation Size

Generation Count

Population Size: 70

Algorithm Parameters

Crossover Probability

Mutation Probability ☒ 1/n

Crossover Distribution Index

Mutation Distribution Index

Random Seed

Simulation Parameters

No. of Genes (Sliders)

No. of Values (Slider Values)

No. of Fitness Objectives

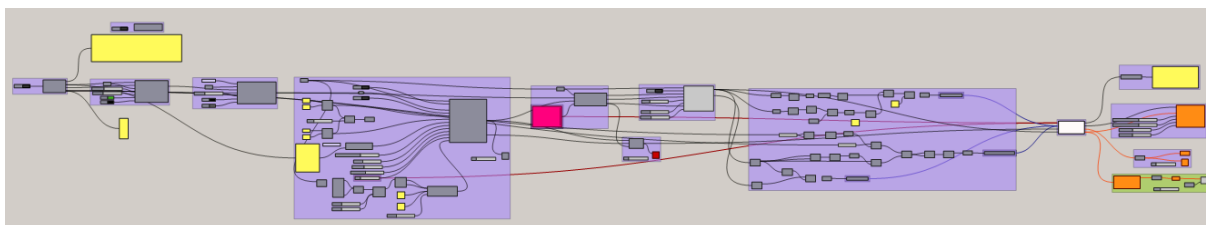
Size of Search Space

Fonte: Autora (2024)

Após a conclusão das simulações, foi realizada a organização do código feito no *Grasshopper* com cada fase do processo agrupada em blocos para melhor

entendimento. Nele está todo o passo a passo para realização das simulações garantindo assim sua reprodutibilidade como visto na figura 45. Nos apêndices A, B e C será possível visualizar de forma mais nítida o *script* e baixar o arquivo.

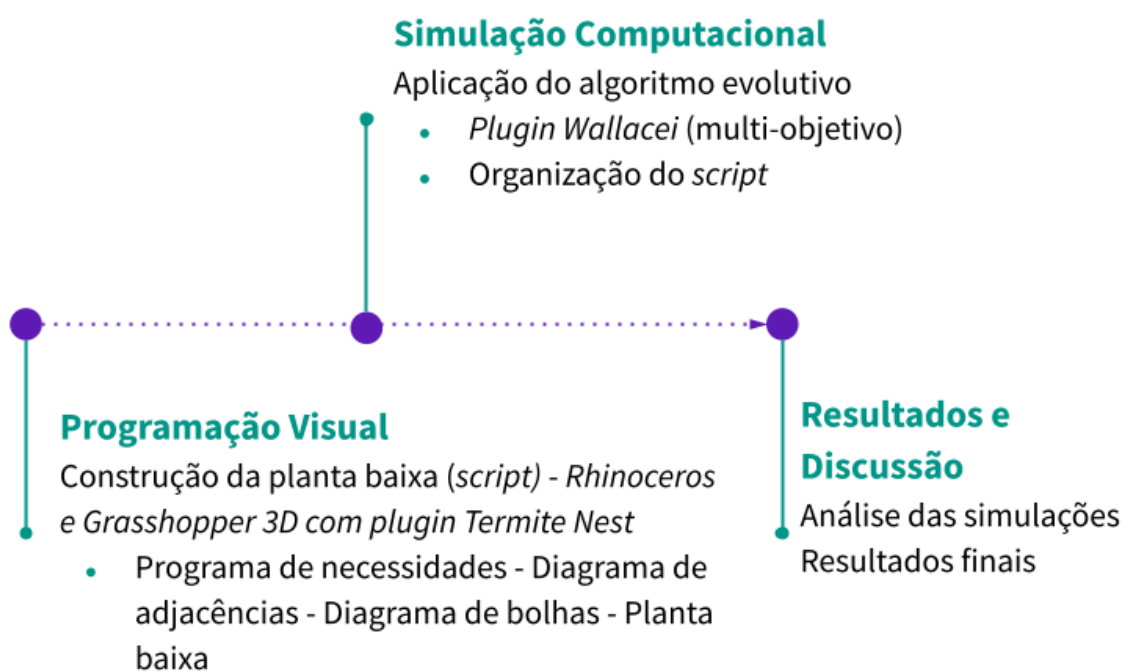
Figura 45 - Exemplo de *script*



Fonte: Autora (2024)

A figura 46 pode ser consultada como um resumo dos procedimentos metodológicos adotados na pesquisa.

Figura 46 - Diagrama metodológico



Fonte: Autora (2024)

CAPÍTULO 04 - ANÁLISE DAS SIMULAÇÕES

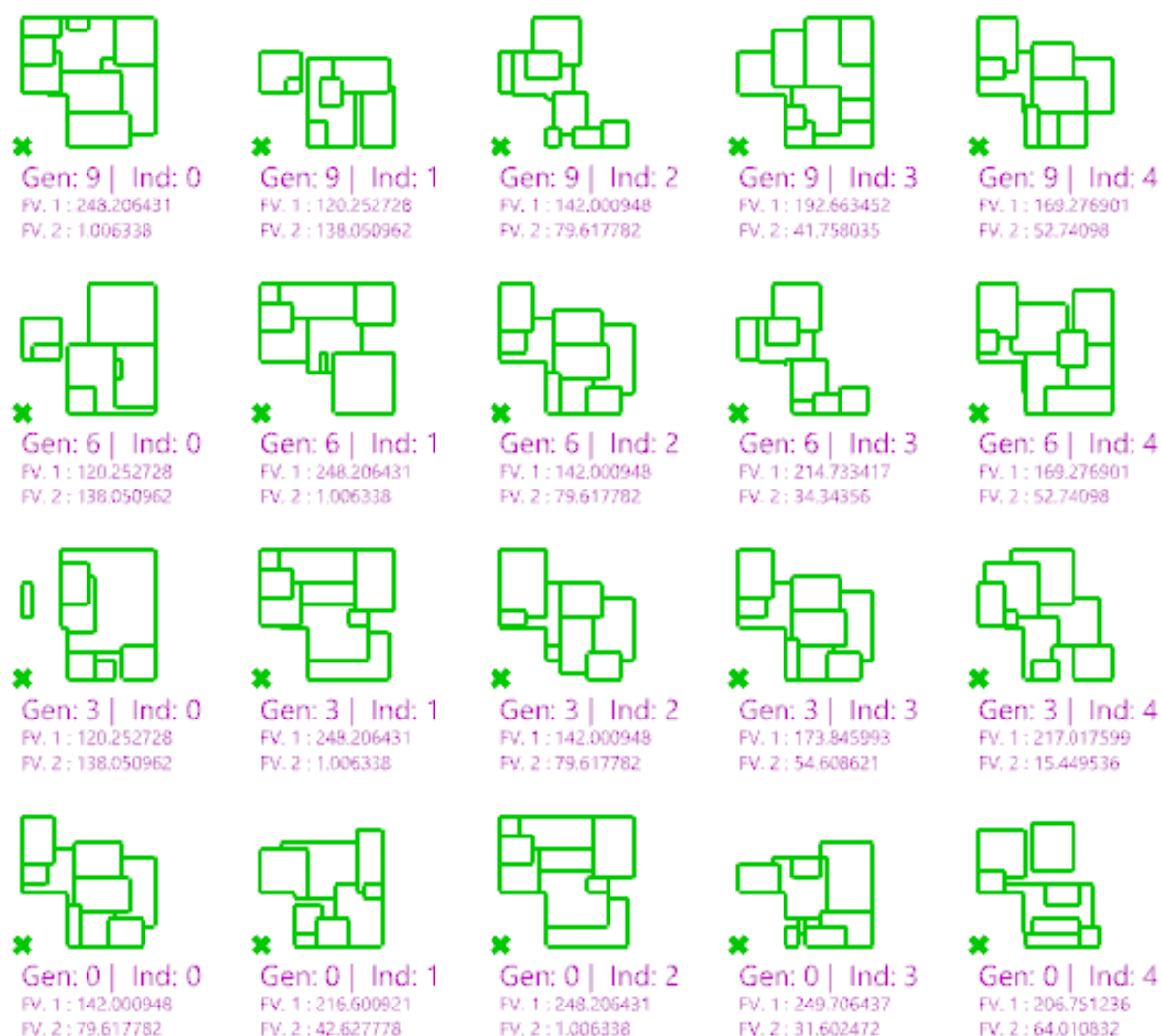
Nessa próxima seção serão descritos os resultados obtidos pela execução das simulações ao aplicar o algoritmo evolutivo ao planejamento do espaço em diferentes contextos.

4.1 Análise - simulação 1

A simulação teve como população final 50 indivíduos, dos quais foram exportados 20 para análise mais detalhada dos fenótipos e verificação dos valores obtidos nas funções objetivo. Esses 20 indivíduos foram os escolhidos para exportação por estarem em gerações alternadas uma da outra e sendo suficiente para representar o comportamento de toda a população. É também necessário fazer a análise da população como um todo e não utilizar apenas a última geração.

Na figura 47 a seguir, são demonstrados os *layouts* dos indivíduos de 4 gerações e seus respectivos valores de aptidão quanto à função objetivo. É possível visualizar as diferenças entre os fenótipos de uma geração para a outra e também a diferenciação na mesma geração.

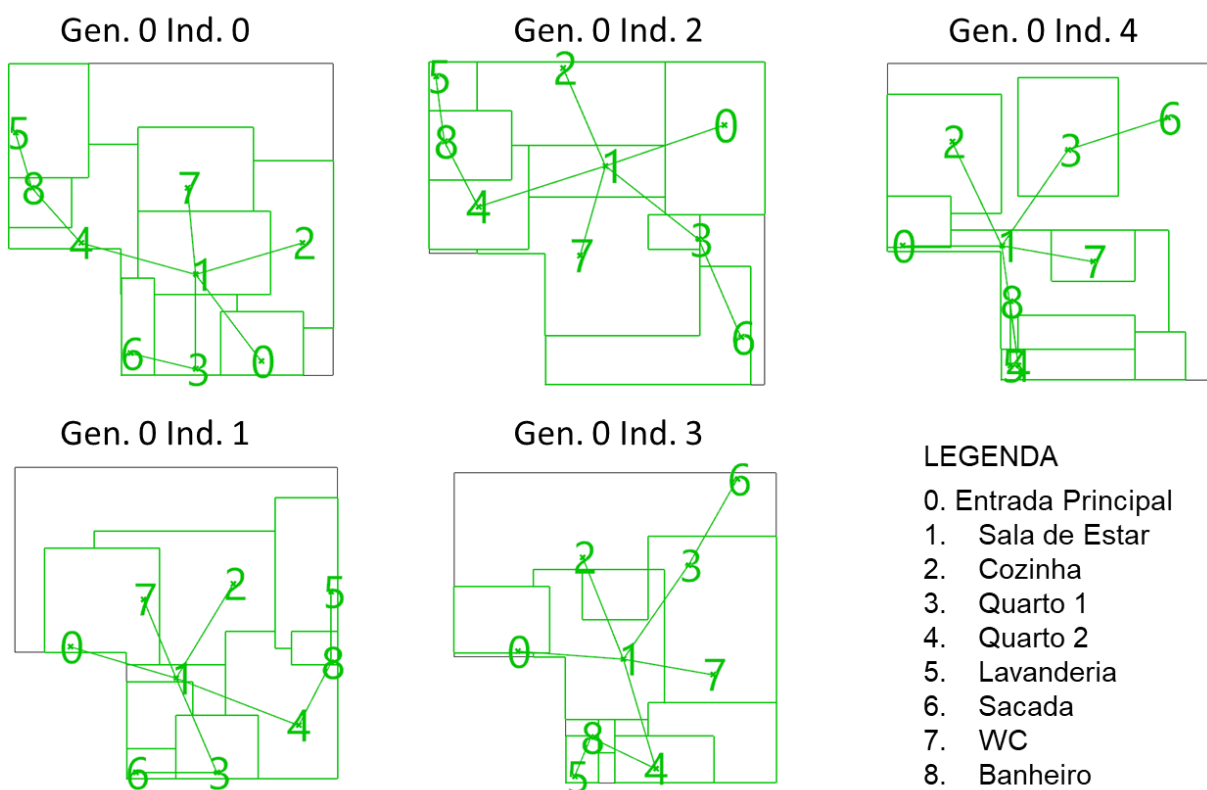
Figura 47 - Execução do algoritmo evolutivo



Fonte: Autora (2024)

Para uma análise de cada geração de maneira separada, foram coletados os dados do *spatial graph* dos indivíduos das 4 gerações anteriormente citadas. Observa-se em relação ao perímetro limite da edificação, quanto a área vazia dentro do limite foi minimizada além da variação de áreas dos ambientes. Da geração 0 (figura 48), se destaca o indivíduo 2 devido à pequena área vazia dentro do perímetro, embora as áreas dos ambientes apresentem grande variação. Além disso, nota-se no indivíduo 4 que os ambientes ficaram deslocados dos espaços arranjados no *layout* podendo ser um *bug* do próprio *plugin*.

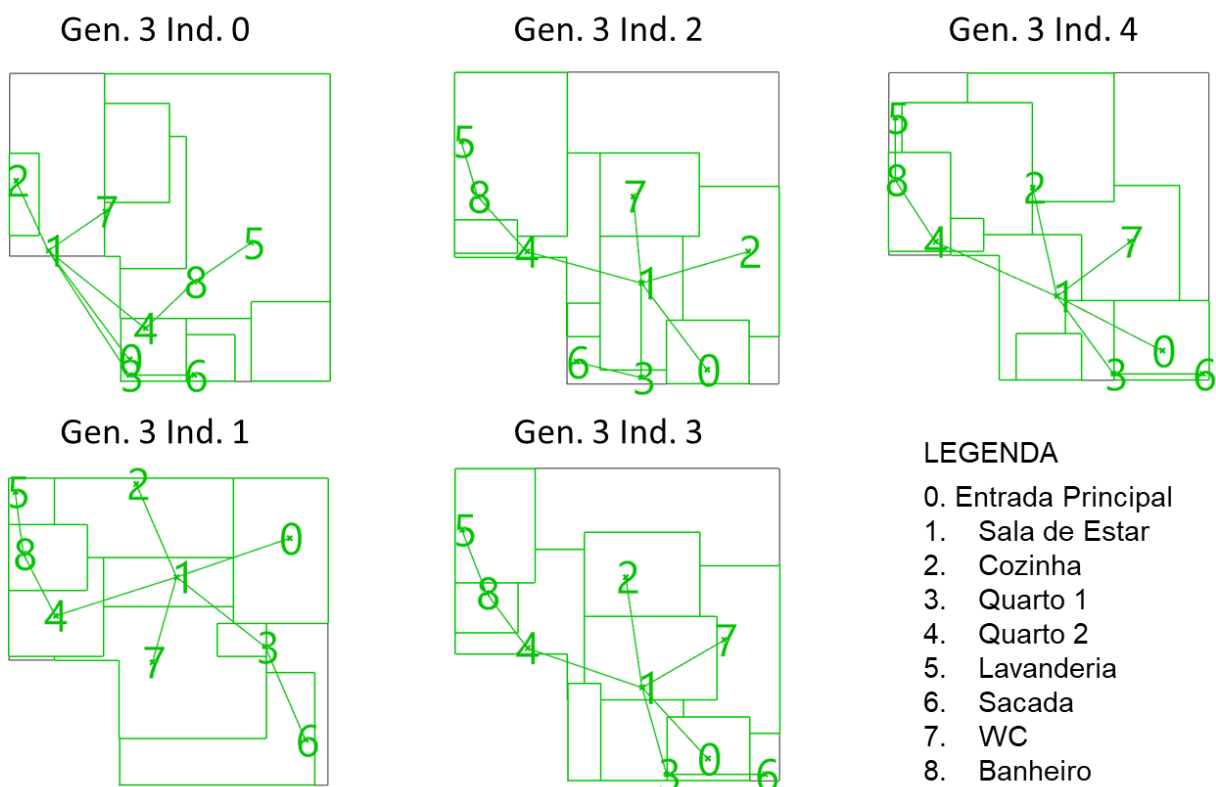
Figura 48 - Indivíduos da geração 0



Fonte: Autora (2024)

Na geração 3 (figura 49), é possível notar que o indivíduo 2 é bem parecido com o indivíduo 0 da geração 0, o que é confirmado pelos dois apresentarem os mesmos valores de aptidão quanto à função objetivo. O mesmo ocorre com o indivíduo 1 da geração 3 com o indivíduo 2 da geração 0. Embora os indivíduos 3 e 4 da geração 3 tenham *spatial graphs* parecidos, apresentam valores de aptidão bem diferenciados.

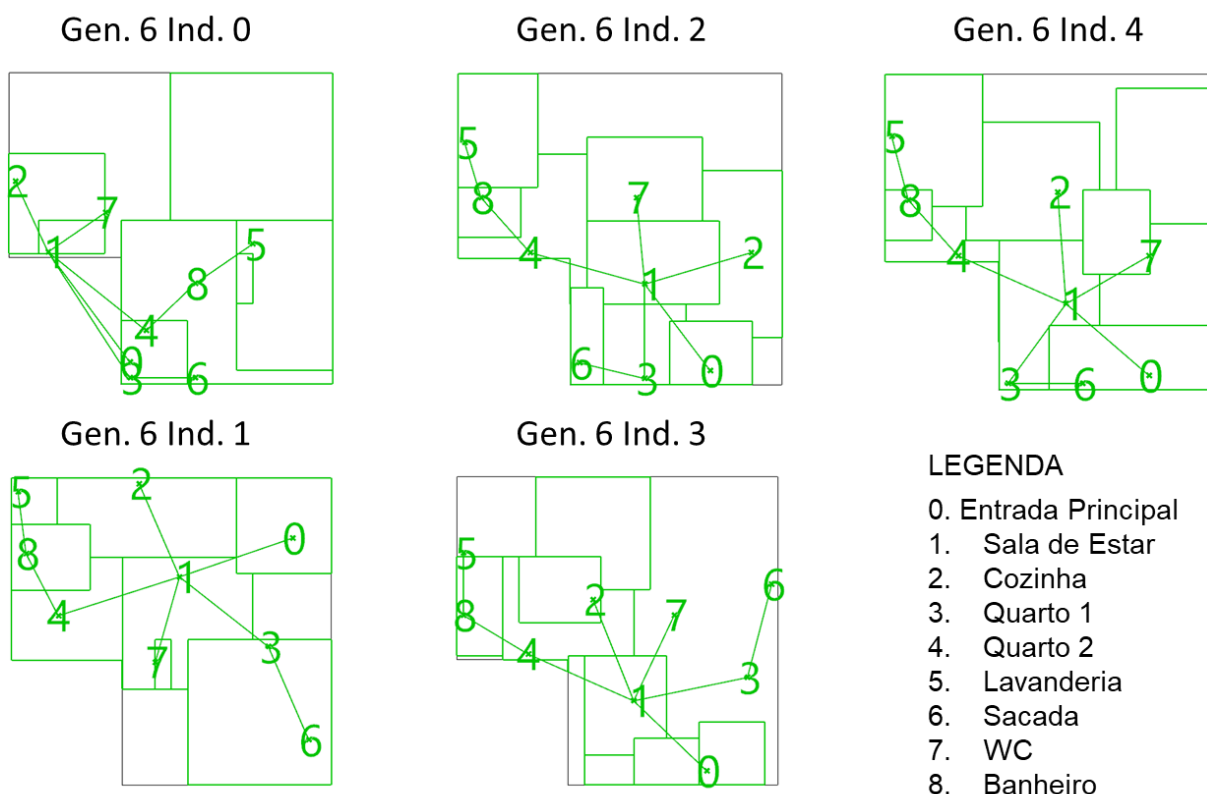
Figura 49 - Indivíduos da geração 3



Fonte: Autora (2024)

Já na geração 6 (figura 50) o número de semelhanças entre os *spatial graphs* aumentam, o indivíduo 0 tem os mesmos valores de aptidão que o indivíduo 0 da geração 3, assim como o indivíduo 2 da geração 6 com o indivíduo 2 da geração 3 e o indivíduo 1 da geração com o indivíduo 1 da geração 3. Todos os três pares de indivíduos possuem valores de aptidão iguais.

Figura 50 - Indivíduos da geração 6

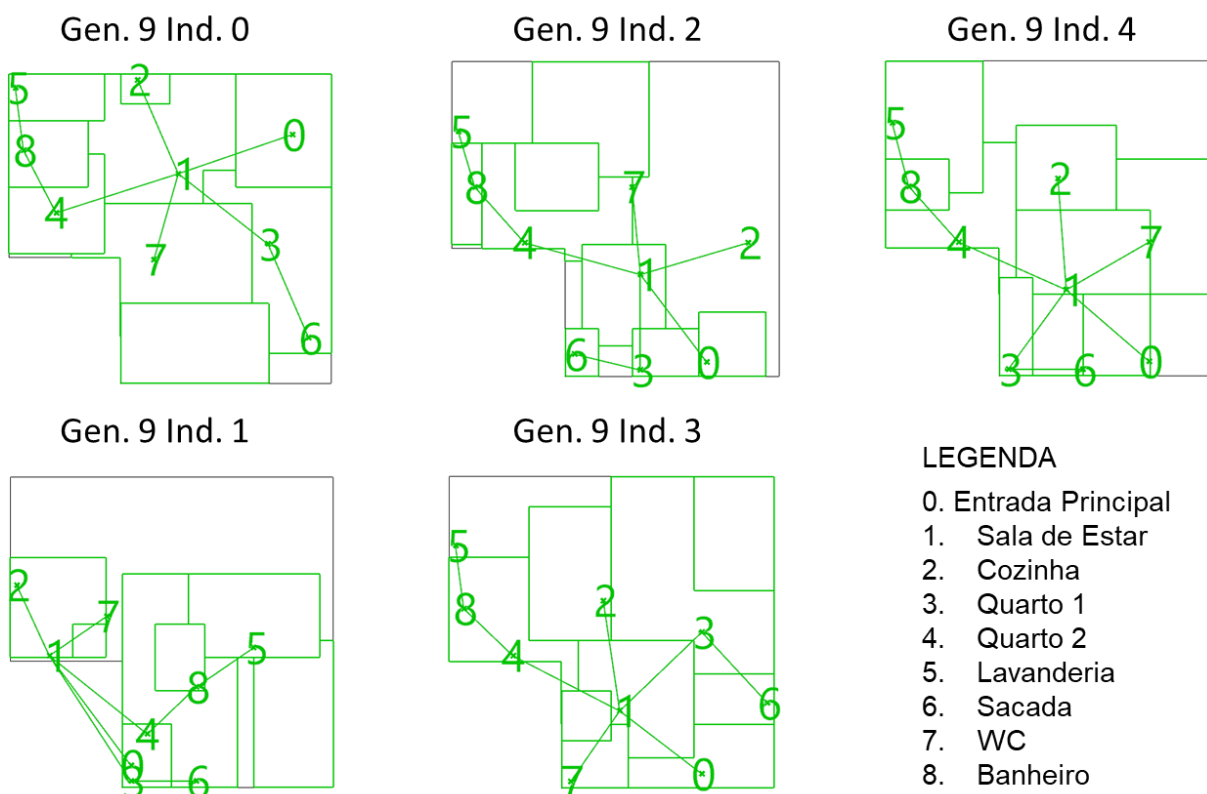


Fonte: Autora (2024)

Como visto nas outras gerações, na geração 9 (figura 51) há semelhança entre os *spatial graphs*, sendo entre o indivíduo 0 da geração 9 com o indivíduo 1 da geração 6, o indivíduo 4 da geração 9 com o indivíduo 4 da geração 6, o indivíduo 1 da geração 9 com o indivíduo 0 da geração 6 e o indivíduo 2 da geração 9 com o indivíduo 2 da geração 6. Todos os pares têm os mesmos valores de aptidão.

Nota-se também que os indivíduos 0 e 3 da geração 9 são os que possuem as menores áreas vazias dentro do perímetro limite, reforçados pelos seus valores de aptidão em relação ao objetivo 2. Da mesma forma, os indivíduos que se adaptaram melhor foram os da geração 9, mas destacam-se os indivíduos 2 e 4 devido aos seus valores equilibrados quanto aos dois objetivos propostos. Cabe ainda ao projetista a escolha do *layout* final dentre a população gerada.

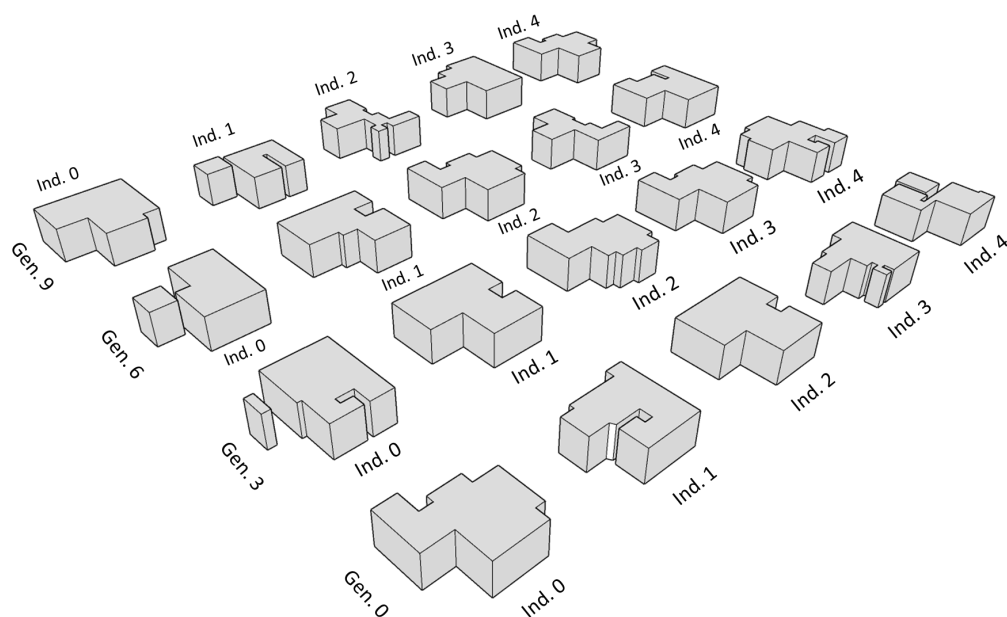
Figura 51 - Indivíduos da geração 9



Fonte: Autora (2024)

Na figura 52, a seguir é possível visualizar os formatos em 3D dos *layouts* de cada indivíduo das gerações exportadas através da simulação.

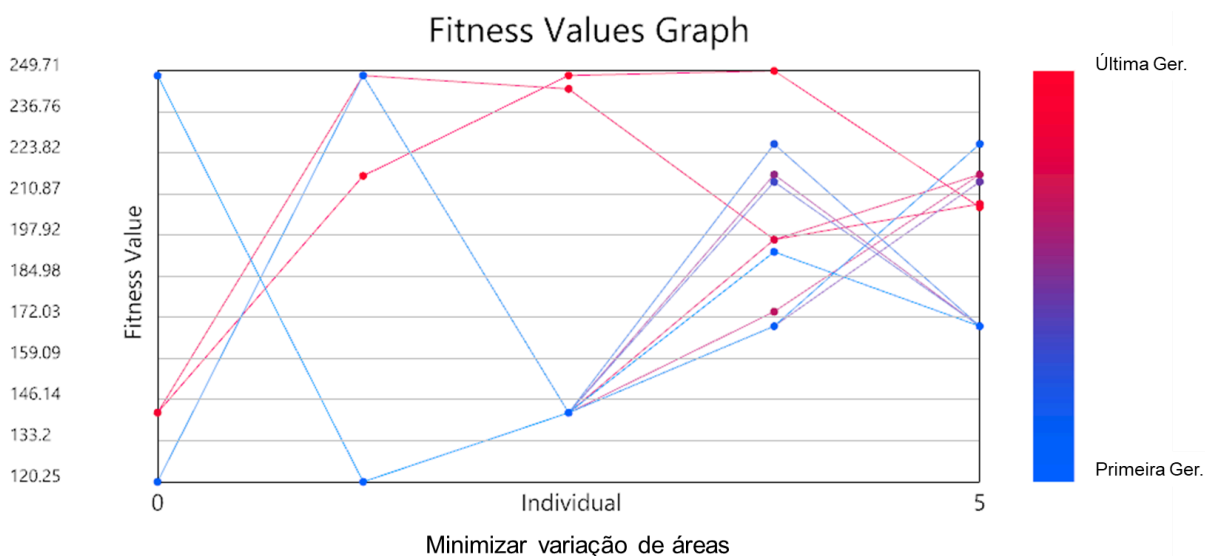
Figura 52 - 3D dos indivíduos da simulação



Fonte: Autora (2024)

O valor médio de aptidão para o objetivo de minimizar a variação de áreas (figura 53), aumenta gradativamente ao longo da simulação e nas últimas gerações tem uma leve queda. Em oposição ao objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite da edificação (figura 54), que no começo da simulação tem uma pontuação alta e depois obtém valores melhores.

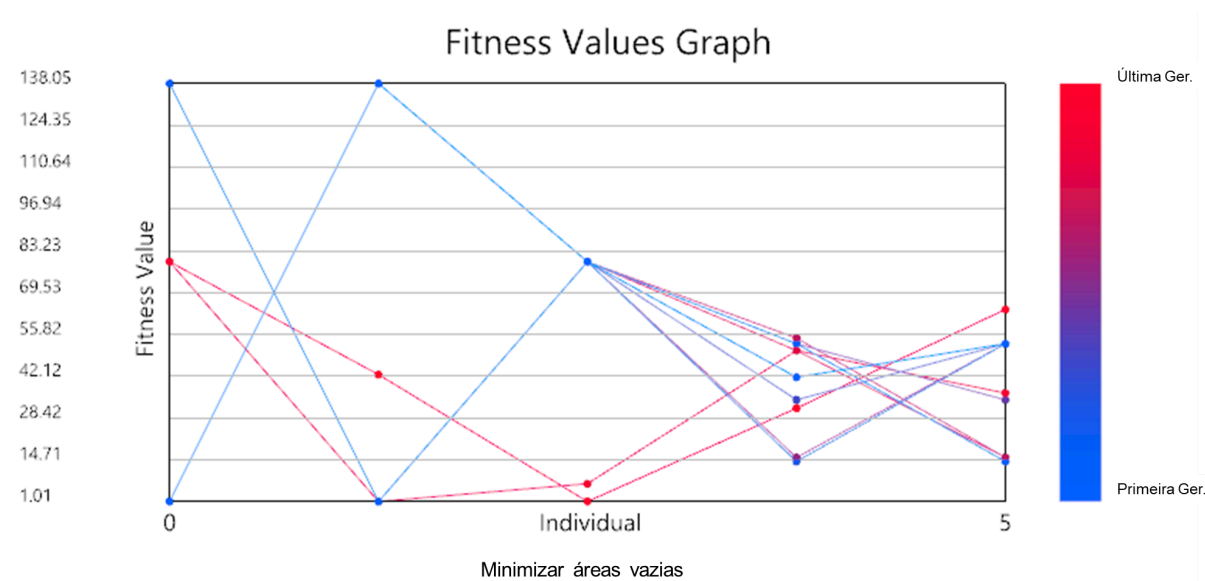
Figura 53 - Gráfico de aptidão da função objetivo de variação de áreas



Fonte: Autora (2024)

Essa contraposição entre os objetivos se deve ao fato de serem objetivos opostos, à medida que a área vazia dentro do perímetro diminui consequentemente há maior variação na área dos ambientes e vice-versa.

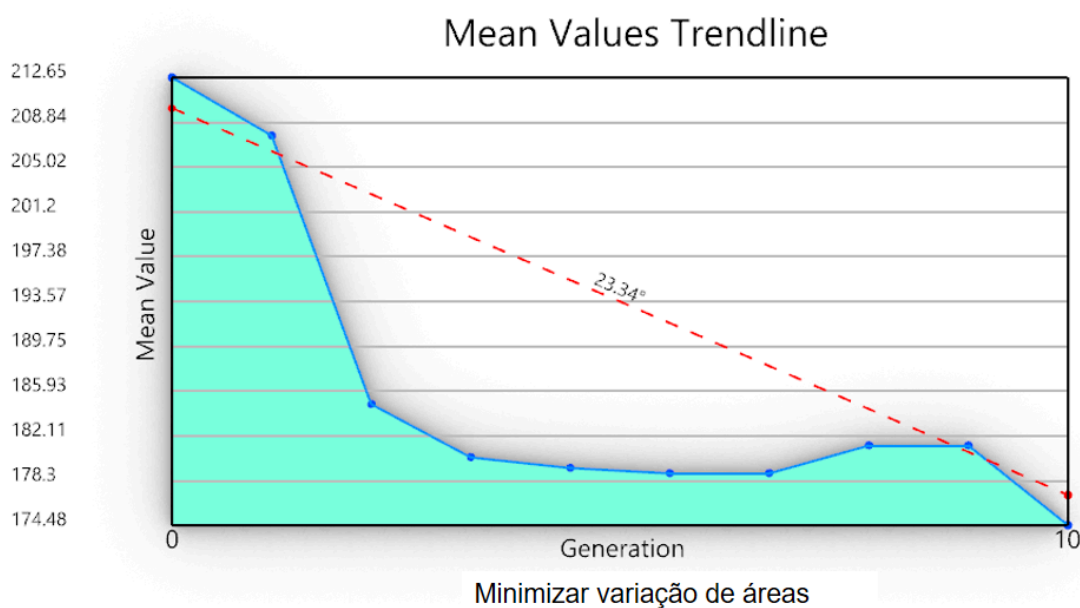
Figura 54 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias



Fonte: Autora (2024)

No gráfico da linha de tendência média (figura 55), é possível visualizar que os valores da função objetivo de minimização da variação de áreas se tornam cada vez mais aptos durante a simulação, o que evidencia o contraste em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias.

Figura 55 - Gráfico da linha de tendência média da variação de áreas

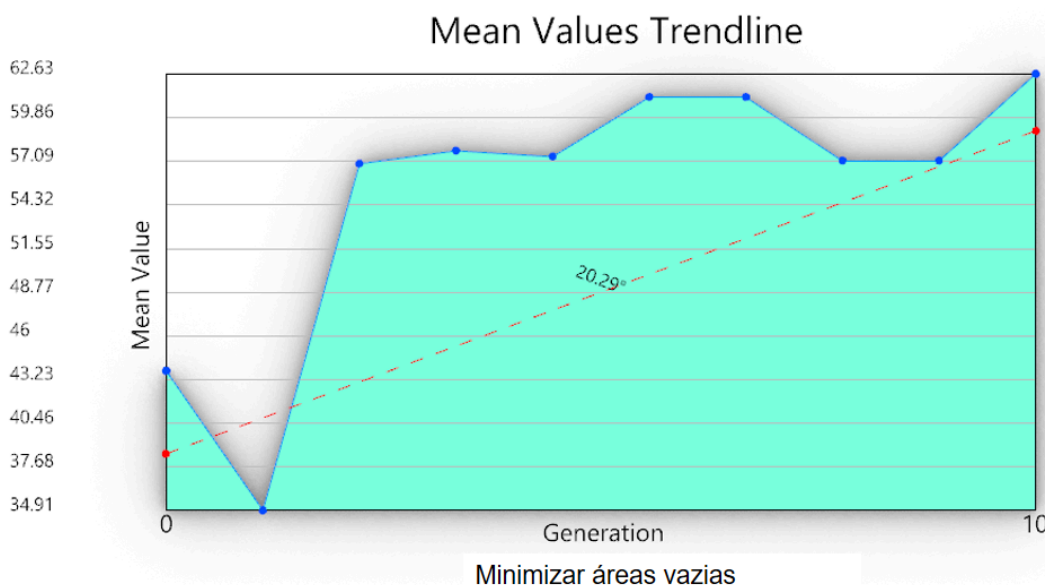


Fonte: Autora (2024)

Para o objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 56), a cada geração o valor

médio da função objetivo aumenta, o que indica que nesse aspecto os indivíduos estão cada vez menos aptos.

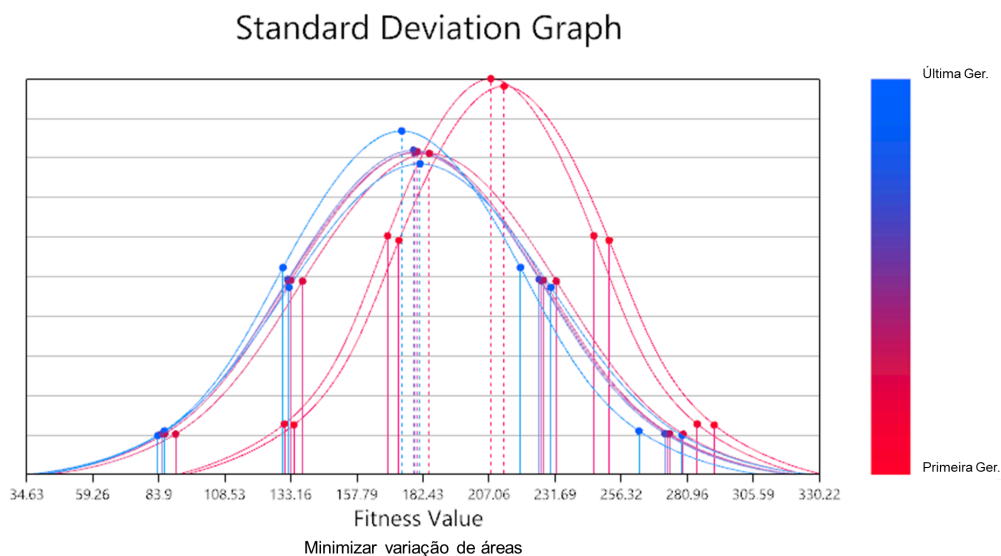
Figura 56 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias



Fonte: Autora (2024)

Os valores do desvio padrão não se modificam muito ao longo da simulação para os dois objetivos. Para a minimização da variação de áreas (figura 57), ao longo da simulação são gerados indivíduos mais aptos, embora a diversidade genética não aumente.

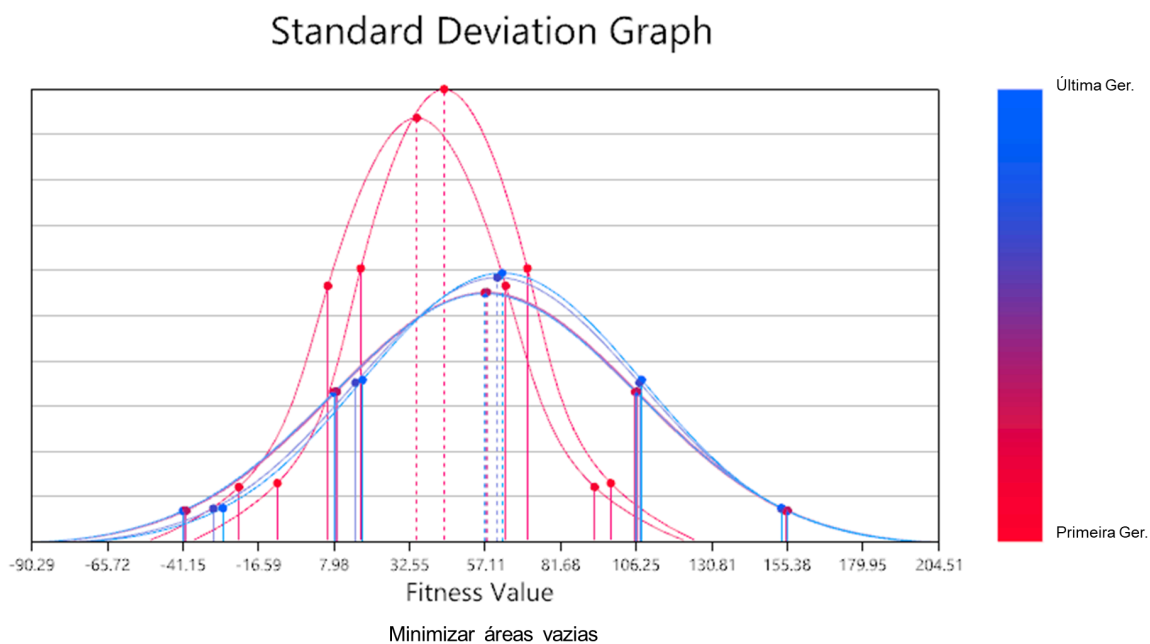
Figura 57 - Gráfico de desvio padrão da variação de áreas



Fonte: Autora (2024)

Em toda a população, o desvio padrão não varia de maneira significativa. Apenas em relação ao objetivo de minimizar áreas vazias (figura 58) há uma maior variação e consequentemente uma maior diversidade de indivíduos.

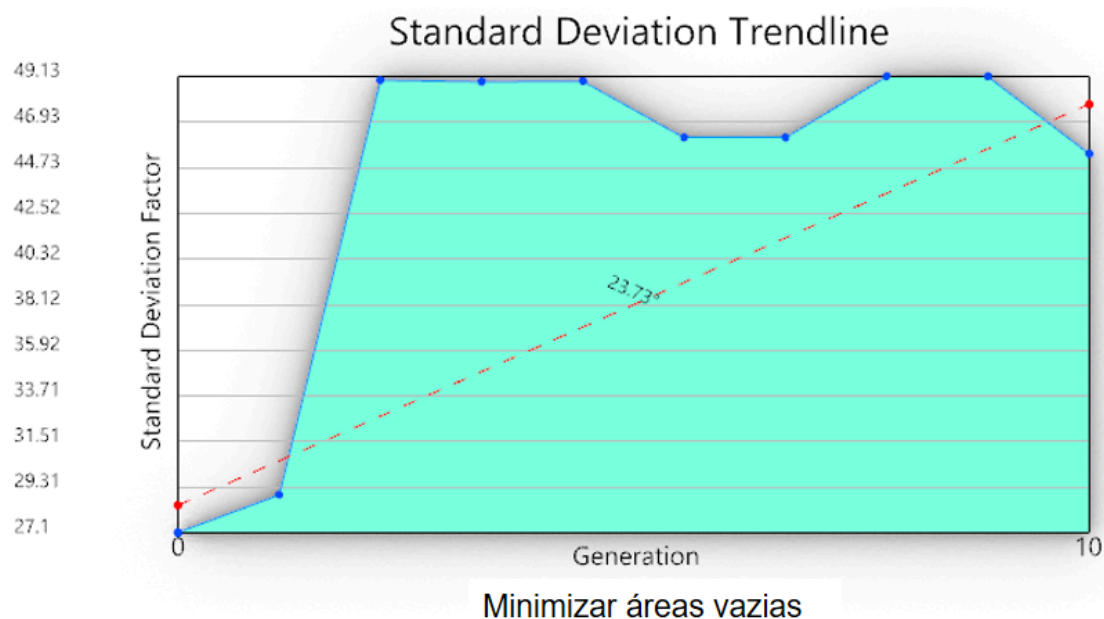
Figura 58 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias



Fonte: Autora (2024)

Em toda a população a linha de tendência do desvio padrão, tem um padrão parecido para os dois objetivos. No começo da simulação obtêm valores melhores, que pioram de acordo com o andamento da simulação e na última geração tem resultados melhores (figura 59).

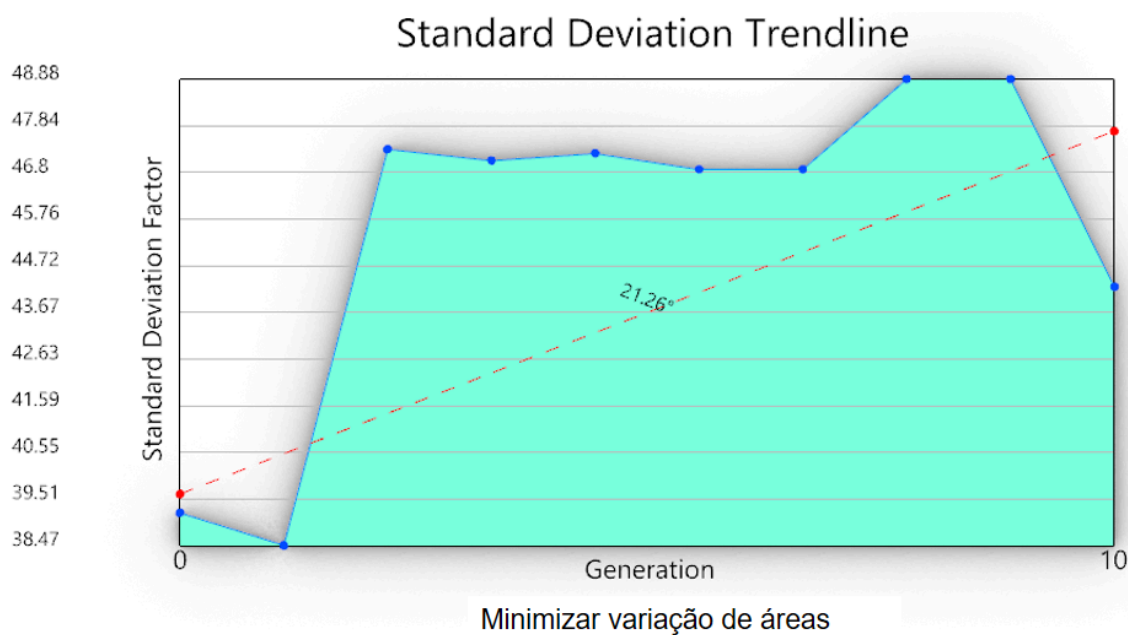
Figura 59 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias



Fonte: Autora (2024)

Vale ressaltar que apesar de terem padrões parecidos para os dois objetivos, a função objetivo de minimizar a variação de áreas (figura 60) obteve resultado mais adequado.

Figura 60 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da variação de áreas

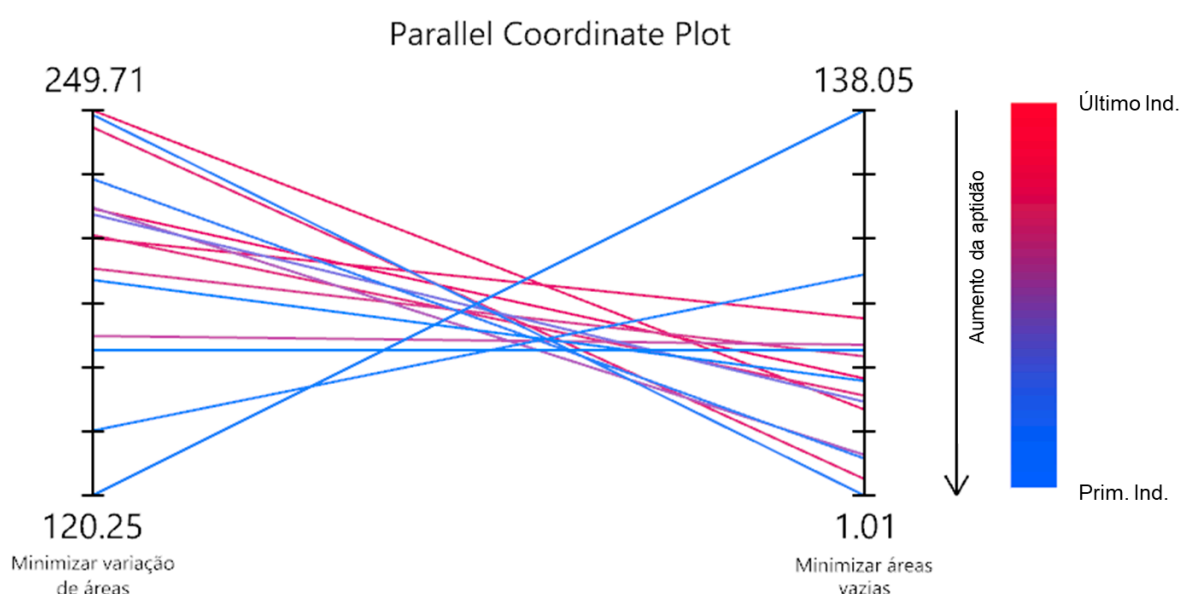


Fonte: Autora (2024)

A análise do gráfico de coordenadas paralelas (figura 61) indica que os objetivos

estabelecidos nesse problema de projeto são conflitantes. Pois para ocupar a área total dentro do perímetro, é necessário aumentar as áreas ocupadas pelos ambientes e para minimizar a variação da área inicial dos ambientes não há como ocupar toda a área do perímetro, explicando assim o padrão observado no gráfico. Assim como o gráfico também destaca o fato de que não existe uma solução ótima única, devido a inexistência de uma solução cuja curva esteja no eixo x ou seja, uma solução que seja mais adequada para cada critério de aptidão.

Figura 61 - *Parallel Coordinate Plot* da simulação 1



Fonte: Autora (2024)

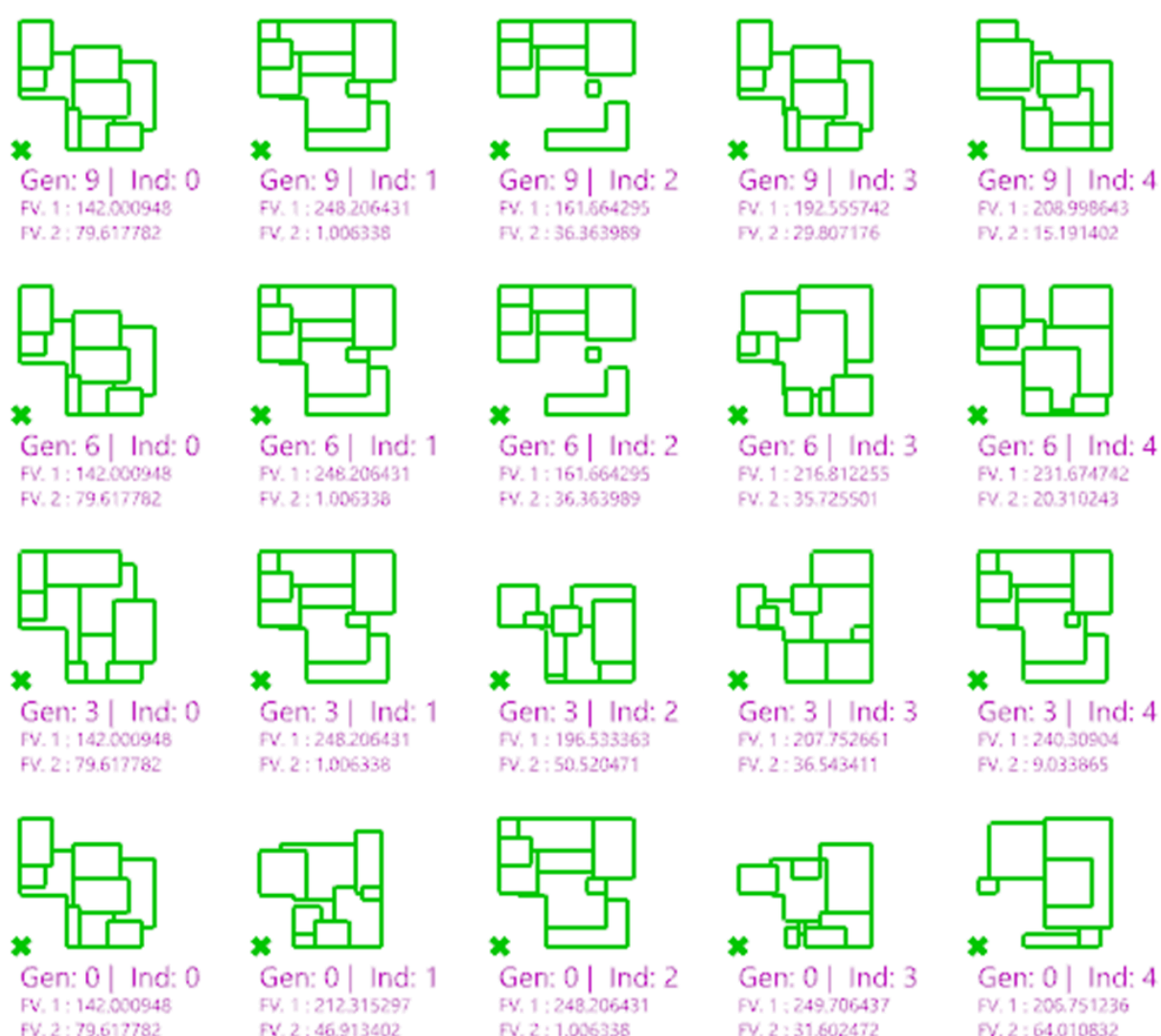
Uma análise das características morfológicas das soluções na população demonstra que durante a primeira metade, os *layouts* apresentam ambientes sobrepostos, ambientes estreitos e ambientes que não se conectam a nenhum outro. Já na segunda metade da simulação, os ambientes dos *layouts* estão arranjados de maneira mais funcional. Embora os valores de aptidão possam se repetir durante toda a simulação.

Vale ressaltar que as melhores soluções para cada objetivo não estão localizadas na geração final. Para o primeiro objetivo a melhor solução foi o indivíduo 0 da geração 0 e para o segundo objetivo foi o indivíduo 0 da geração 7, o que confirma a necessidade de análise completa de toda a população e não apenas da geração final da simulação.

4.2 Análise - simulação 2

Foram exportadas as mesmas gerações escolhidas na simulação 1, sendo 20 indivíduos para análise mais detalhada dos fenótipos e verificação dos valores obtidos nas funções objetivo. Na figura 62 a seguir, são demonstrados os *layouts* dos indivíduos e seus respectivos valores de aptidão quanto à função objetivo. É possível visualizar as diferenças entre os fenótipos das gerações da simulação 1 para os da simulação 2.

Figura 62 - Gerações exportadas da simulação 2

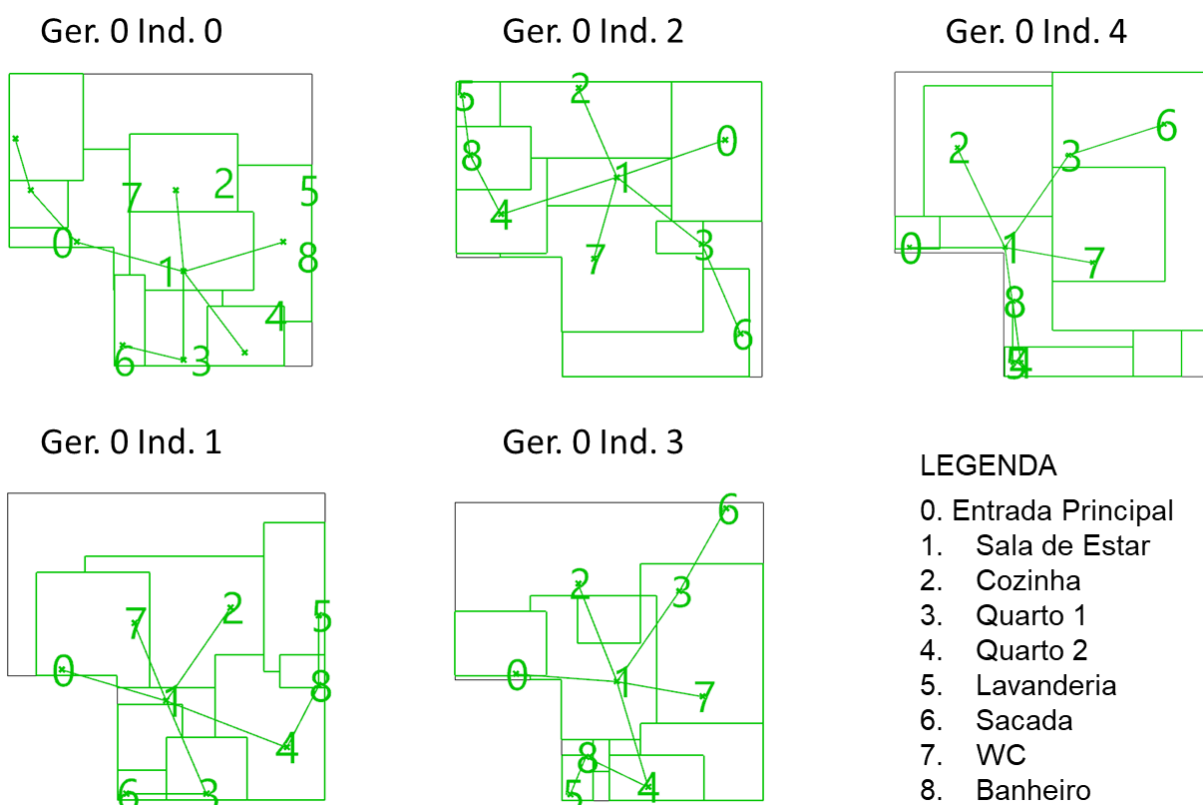


Fonte: Autora (2024)

Por meio dos fenótipos exportados é possível observar as mudanças que ocorreram da primeira para a segunda simulação. As soluções geradas utilizaram mais das bordas do perímetro limite obtendo mais ângulos retos e duas soluções ficaram com

ambientes não conectados, sendo os indivíduos número dois das gerações seis e nove. Da geração 0 (figura 63), se destaca o indivíduo 2 por ter sido a solução a ocupar a maior área dentro do perímetro, embora as áreas dos ambientes apresentem grande variação.

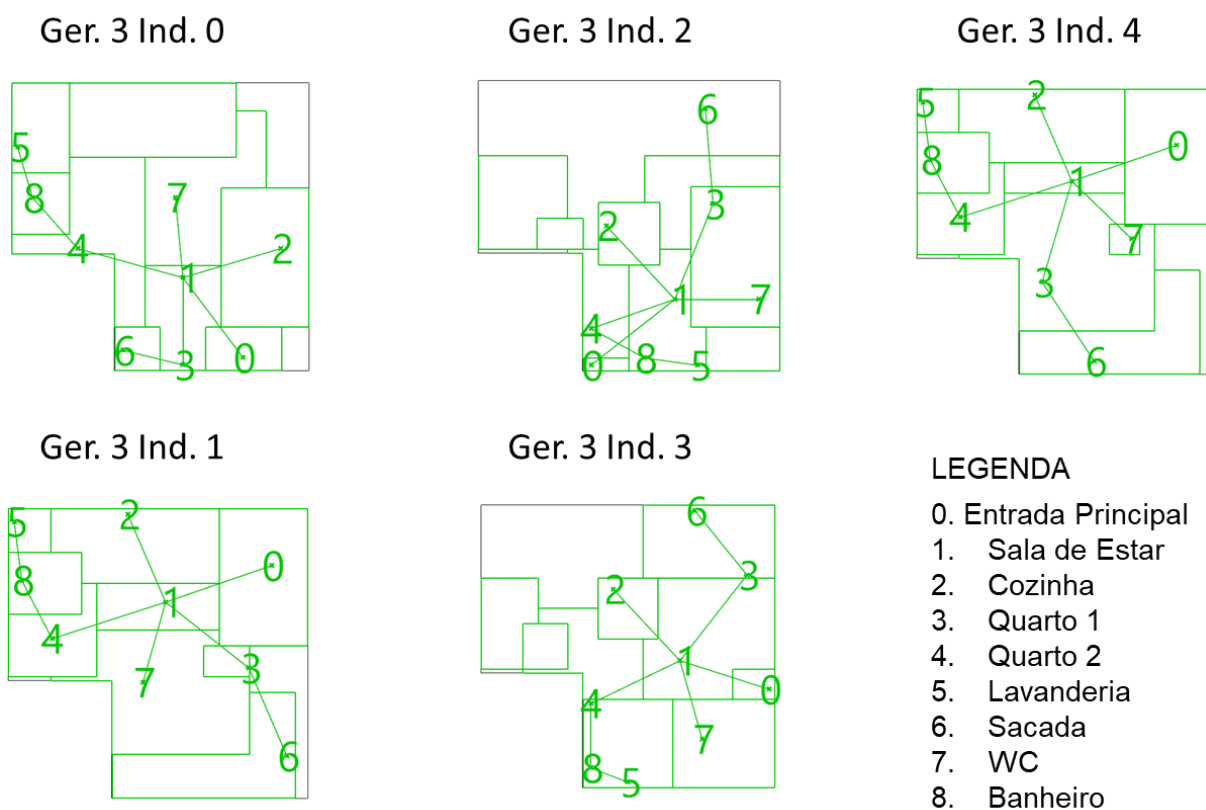
Figura 63 - Indivíduos da geração 0 - simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Na geração 3 (figura 64), o indivíduo 1 tem a mesma configuração de *layout* do indivíduo 2 da geração 0, e apresentam os mesmos valores das funções de aptidão. A solução que obteve valores mais equilibrados para as duas funções objetivo nessa geração foi o indivíduo 0.

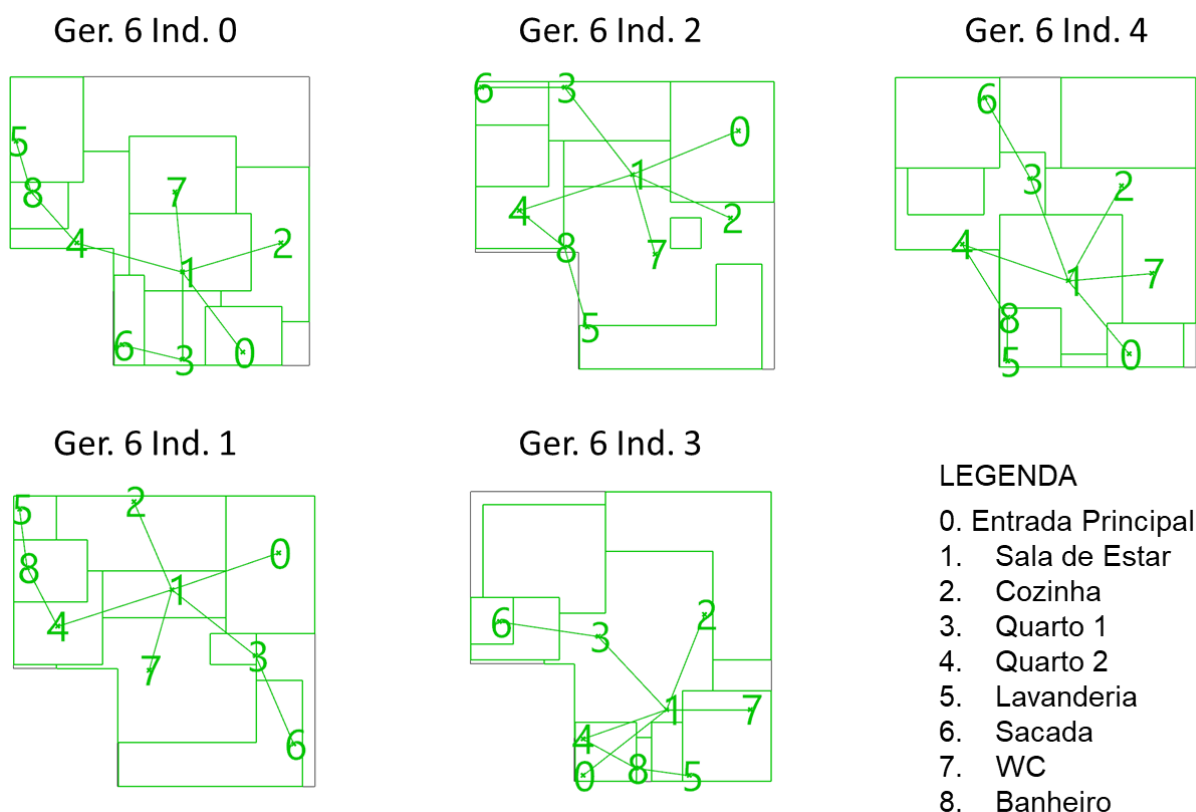
Figura 64 - Indivíduos da geração 3 - simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Já na geração 6 (figura 65) há duas semelhanças, o indivíduo 0 tem os mesmos valores de aptidão que o indivíduo 0 da geração 3, assim como o indivíduo 2 da geração 6 com o indivíduo 2 da geração 3. Nesta geração há a existência de uma solução com configuração de ambientes não conectados (indivíduo 2) e o indivíduo com maior equilíbrio entre as funções objetivos foi o 0.

Figura 65 - Indivíduos da geração 6 - simulação 2

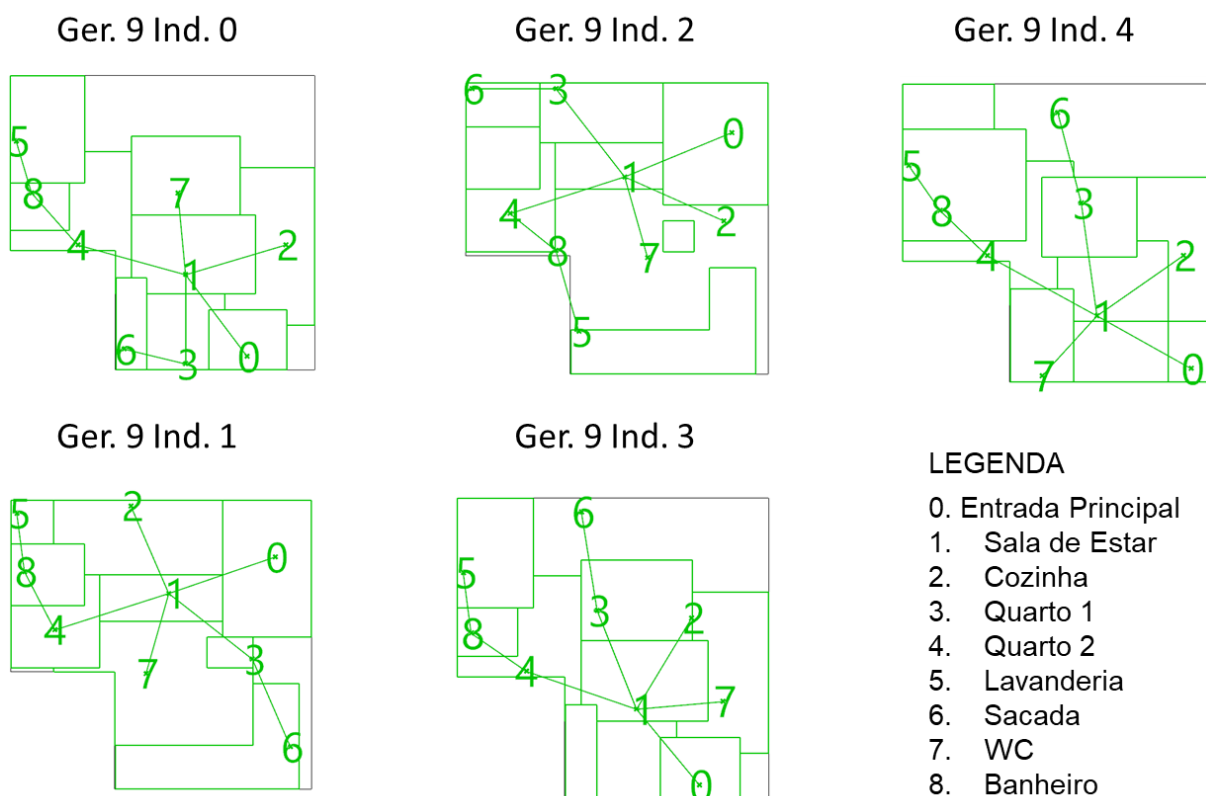


Fonte: Autora (2024)

Assim como nas outras gerações, na geração 9 (figura 66) há semelhança entre o indivíduo 0 da geração 9 com o indivíduo 0 da geração 6, o indivíduo 1 da geração 9 com o indivíduo 1 da geração 6 e o indivíduo 2 da geração 9 com o indivíduo 2 da geração 6. Todos os pares têm os mesmos valores de aptidão. Possível observar que o indivíduo 2 também possui ambientes não conectados da mesma forma que o indivíduo 2 da geração 6.

Nota-se também que os indivíduos 1 e 4 da geração 9 são os que possuem as menores áreas vazias dentro do perímetro limite, reforçados pelos seus valores de aptidão em relação ao objetivo 2. Da mesma forma, os indivíduos que se adaptaram melhor foram os da geração 9, mas destaca-se o indivíduo 0 devido ao seu valor equilibrado quanto aos dois objetivos propostos. Cabe ainda ao projetista a escolha do *layout* final dentre a população gerada.

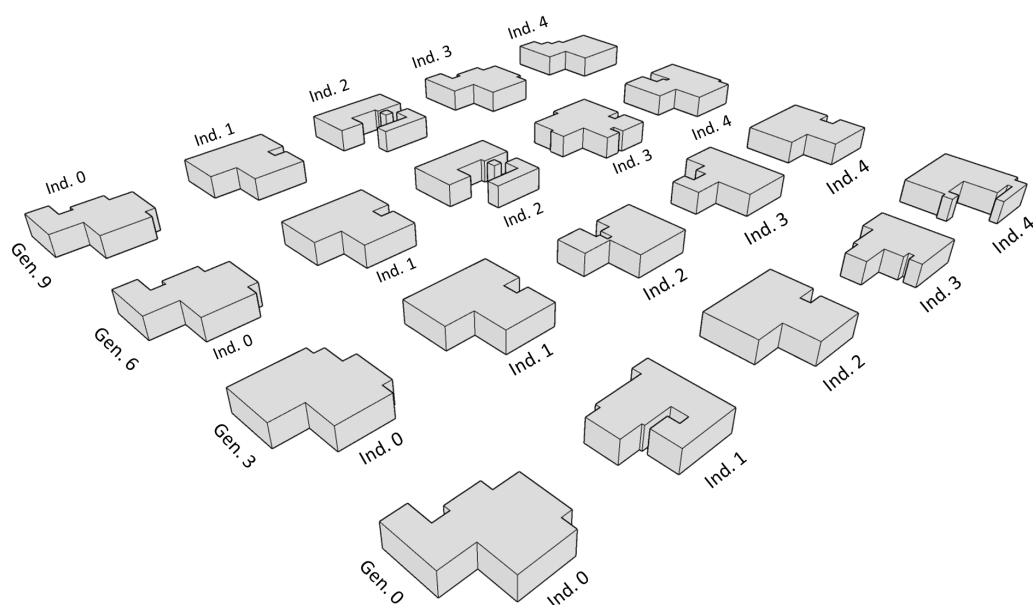
Figura 66 - Indivíduos da geração 9 - simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Na figura 67, a seguir é possível visualizar os formatos em 3D dos *layouts* de cada indivíduo das gerações exportadas por meio da simulação.

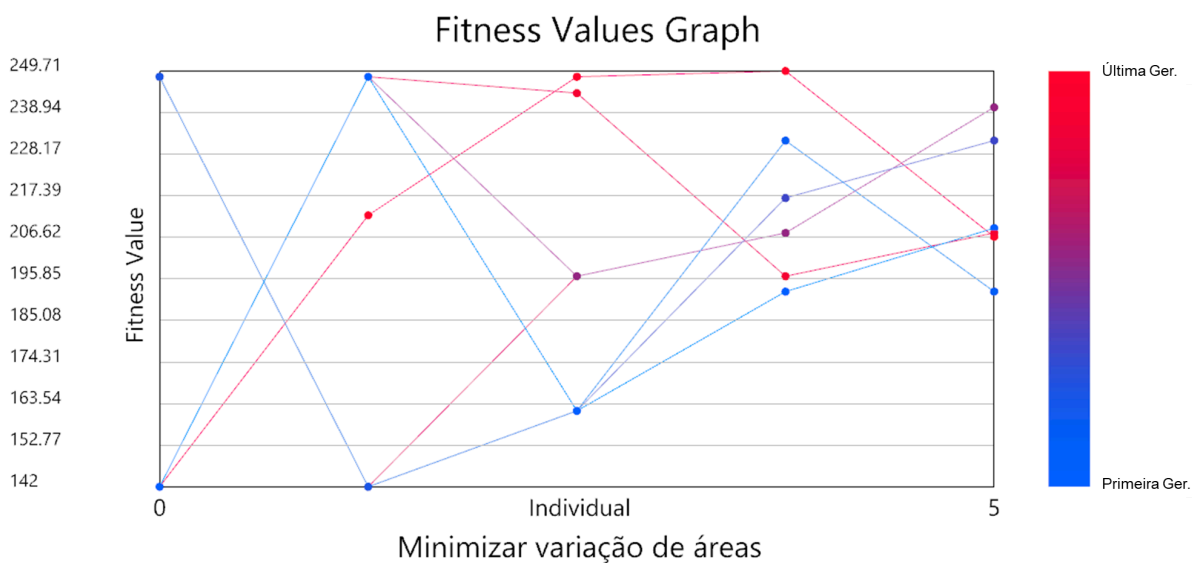
Figura 67 - 3D dos indivíduos da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

O valor médio de aptidão para o objetivo de minimizar a variação de áreas (figura 68) aumenta de forma gradativa ao longo de toda a simulação, em oposição ao objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite da edificação (figura 69) que no começo da simulação tem uma pontuação baixa e com a execução da simulação tem um leve aumento e posteriormente obtém valores melhores.

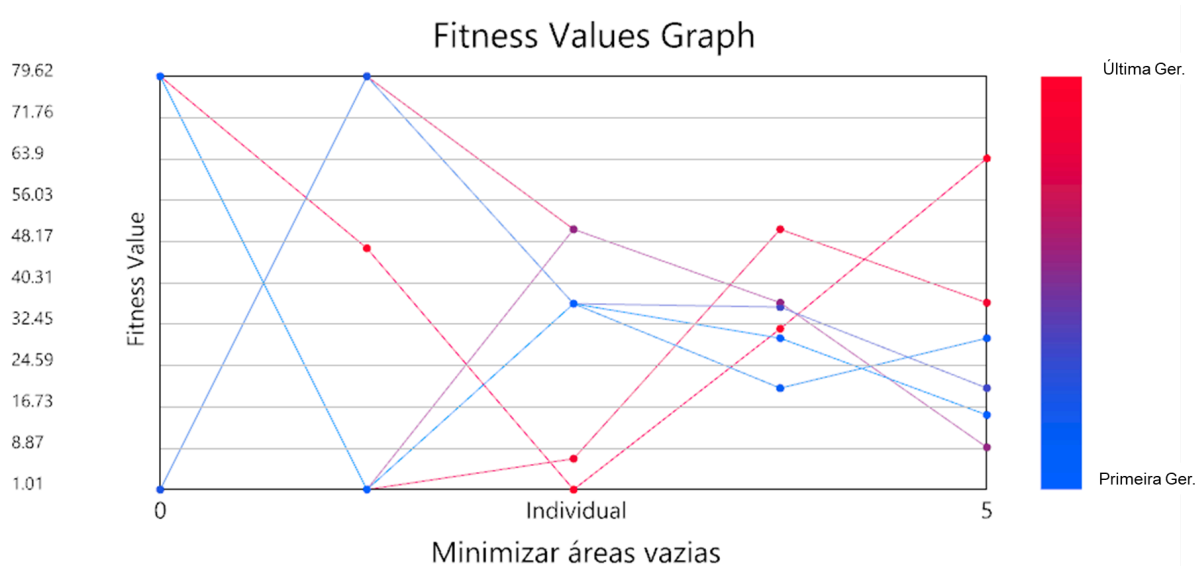
Figura 68 - Gráfico de aptidão da função objetivo de variação de áreas da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Em relação à primeira simulação, a segunda simulação obteve valores melhores para o objetivo de minimizar a variação das áreas dos ambientes. Enquanto para o objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite a primeira simulação obteve os melhores resultados.

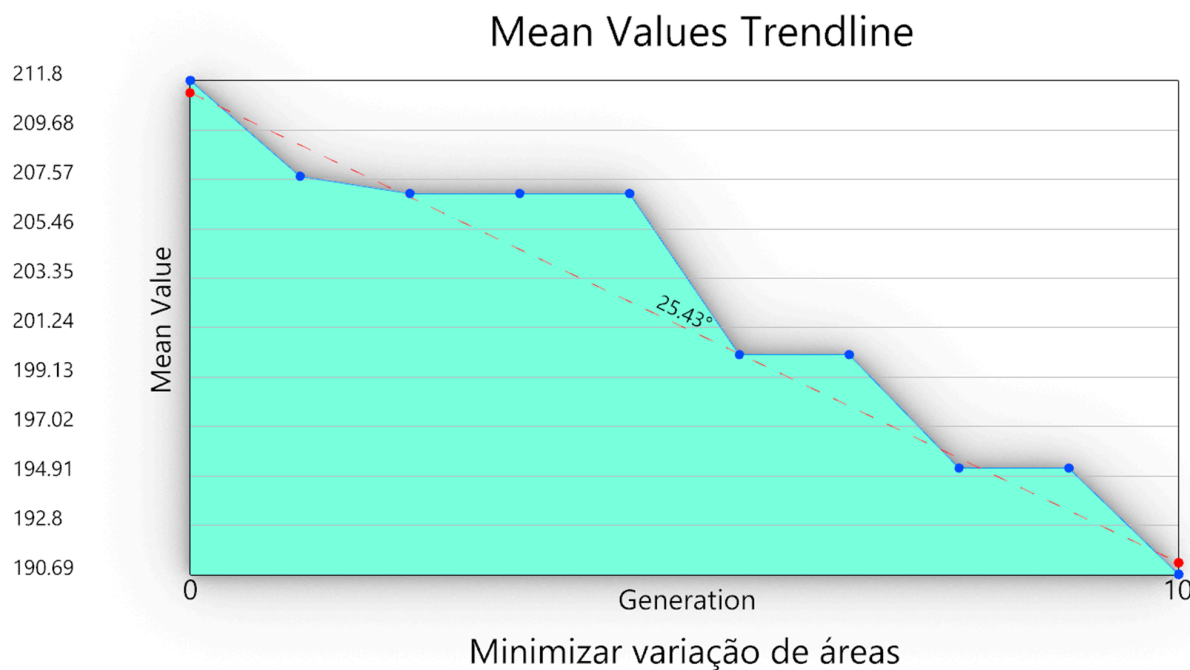
Figura 69 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

O gráfico da linha de tendência média (figura 70), apresenta o valor médio de aptidão, é possível visualizar que os valores da função objetivo de minimização da variação de áreas durante a simulação tem a tendência de se tornar mais aptos embora ainda sejam altos. A queda dos valores acontece de maneira gradual a cada geração. Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 71), os valores da função objetivo tem uma queda drástica da primeira para a segunda geração e no decorrer da simulação tem pequenas quedas de uma geração para a outra.

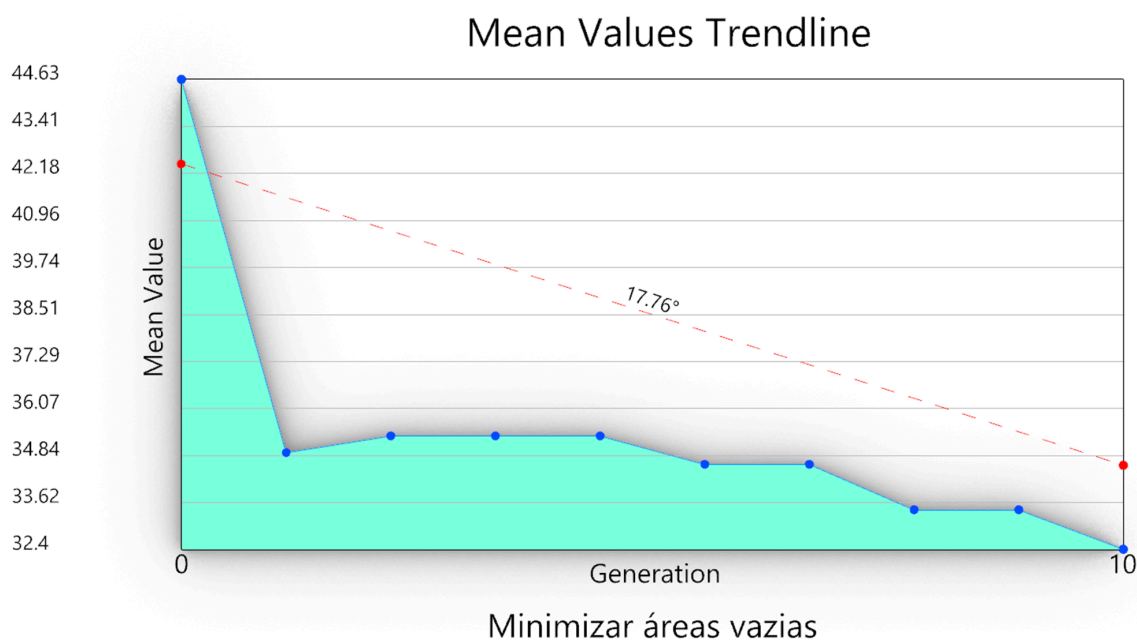
Figura 70 - Gráfico da linha de tendência média da variação de áreas da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Com relação à primeira simulação, a segunda obteve valores melhores para o objetivo de minimizar a variação das áreas dos ambientes. Enquanto que para o objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite a primeira simulação obteve os melhores resultados.

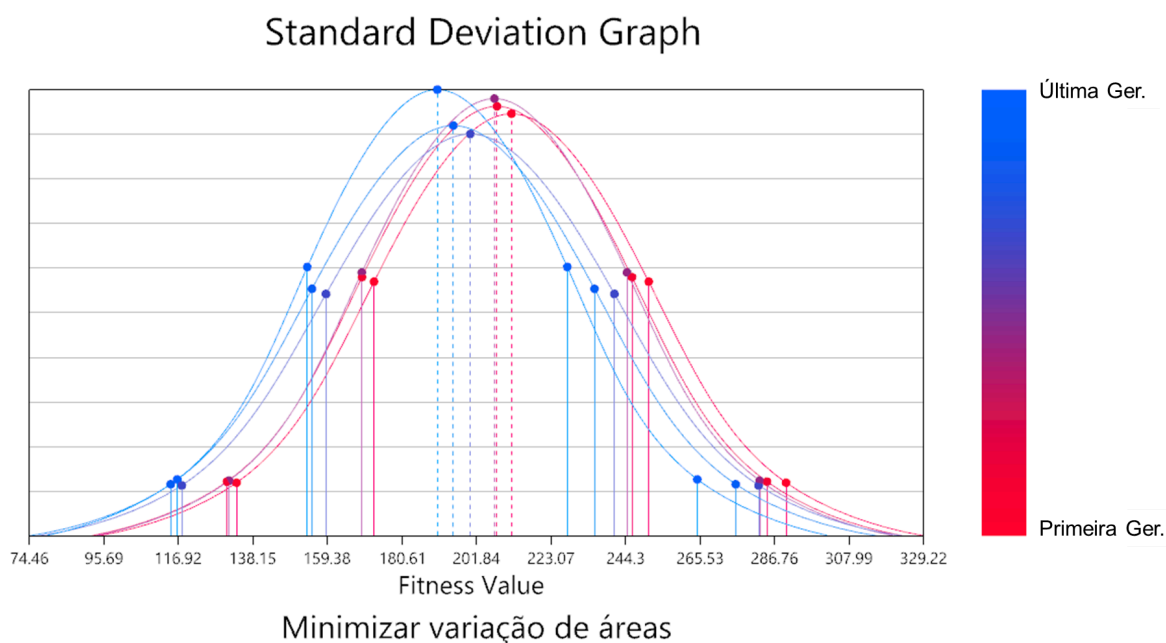
Figura 71 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

O gráfico de desvio padrão (figura 72), para a minimização da variação de áreas demonstra que a variabilidade dentro da população não aumentou, evidenciada pela curva mais estreita. Demonstrando também que houve uma convergência de cada geração da população, assim como a adaptação das gerações ao longo da simulação.

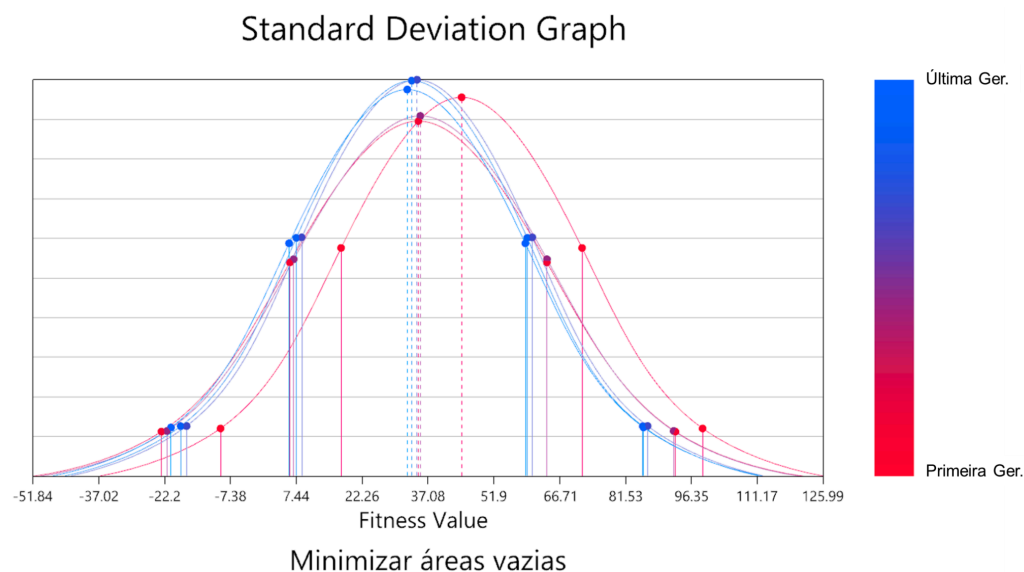
Figura 72 - Gráfico de desvio padrão da variação de áreas da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Assim como para o objetivo de minimizar as áreas vazias, a curva se manteve estreita, demonstrando uma convergência dentro da população sem variação significativa (figura 73). Em comparação com a primeira simulação, a segunda simulação obteve uma diminuição da diversidade dentro da população com soluções menos aptas.

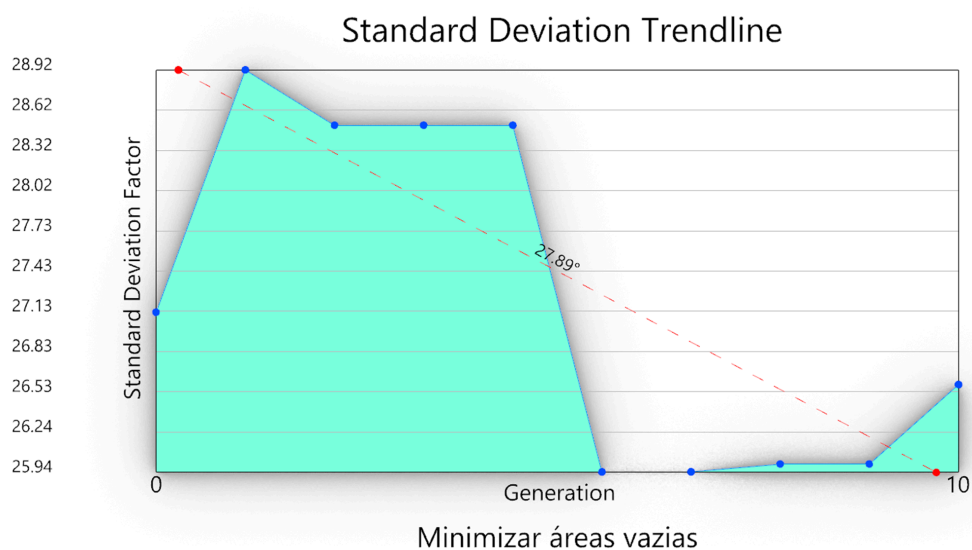
Figura 73 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

O gráfico da linha de tendência do desvio padrão (figura 74) para a segunda simulação, apresenta que a sua tendência ao longo das gerações para o objetivo de minimizar as áreas vazias é a de obter soluções mais aptas. Enquanto que para a variação da área dos ambientes (figura 75), a tendência foi de uma queda no início da simulação, com um aumento nos valores das funções objetivos e no fim da simulação outra queda nos valores.

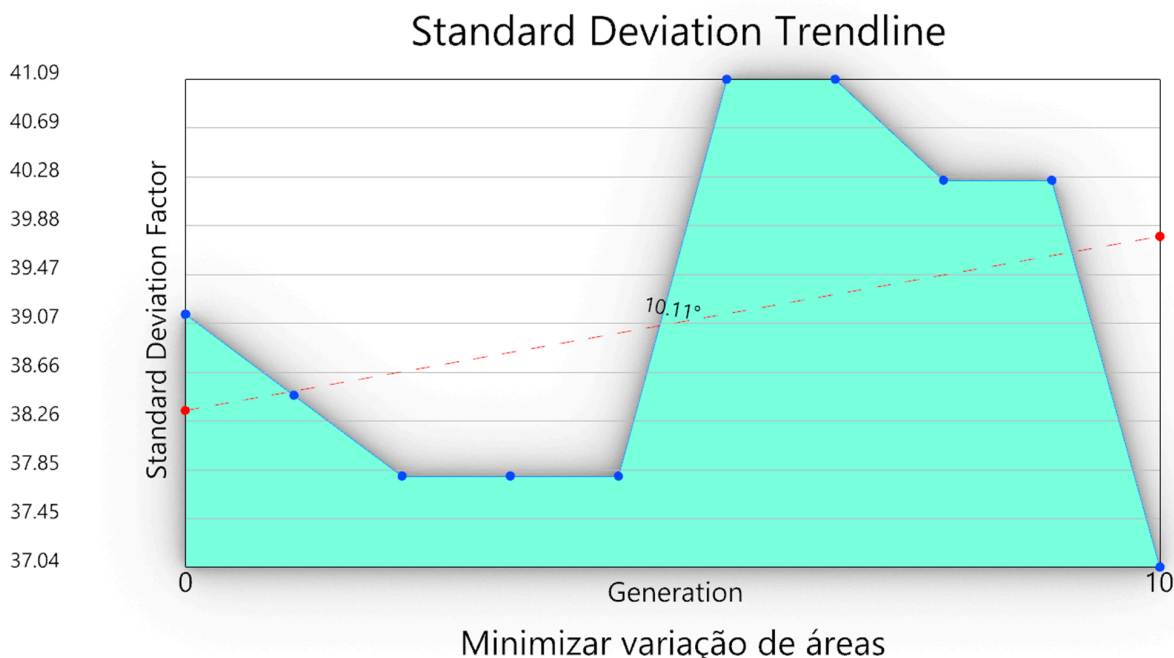
Figura 74 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

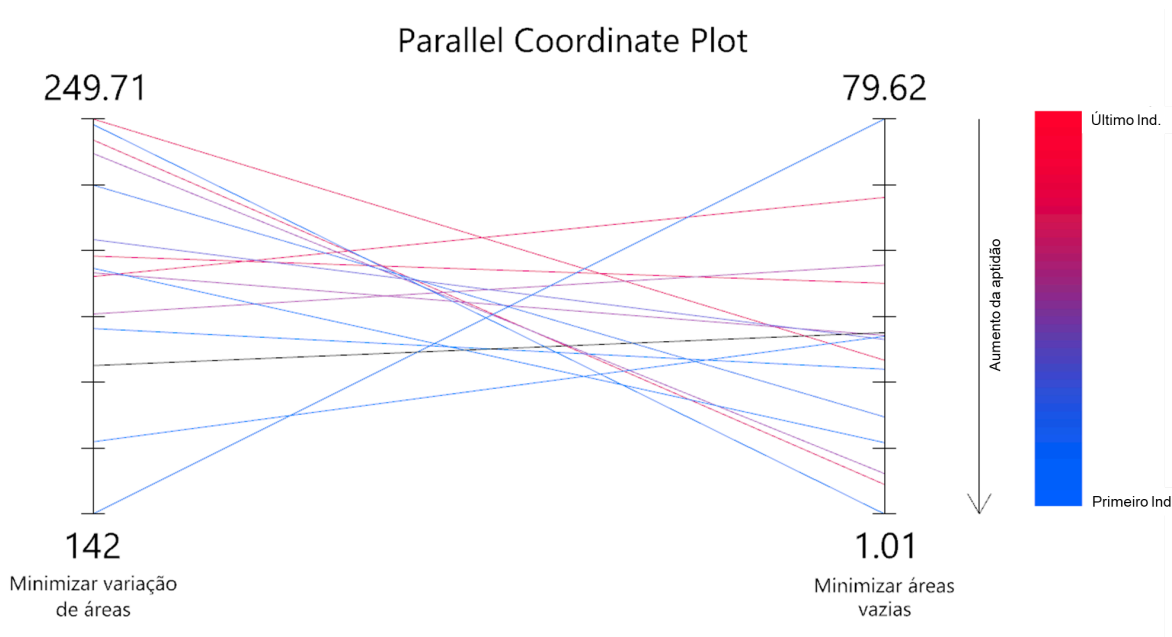
Como visto nos gráficos anteriores a simulação 2 obteve resultados mais otimizados para ambos os objetivos.

Figura 75 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da variação de áreas da simulação 2



Fonte: Autora (2024)

Embora os objetivos sejam contrastantes, na segunda simulação os valores de aptidão foram mais equilibrados que na primeira simulação como demonstra a figura 76. Vale ressaltar que ainda que a diversidade dentro da população não tenha sido expandida os valores das funções de aptidão para os dois objetivos foram melhores que a primeira simulação, ou seja, indivíduos mais aptos ao problema de projeto. Não ter tido muitas restrições foi a razão para que não houvesse aumento na diversidade mesmo com uma taxa de cruzamento menor.

Figura 76 - *Parallel Coordinate Plot* da simulação 2

Fonte: Autora (2024)

Sendo assim, cabe ao projetista realizar simulações teste para verificar quais as mudanças nos parâmetros são necessárias para a obtenção de soluções mais adaptadas.

4.3 Análise - simulação 3

Foram exportadas as gerações 0, 3, 6 e 9, sendo 28 indivíduos para análise mais detalhada dos fenótipos e verificação dos valores obtidos nas funções objetivo. Na figura 77 a seguir, são demonstrados os *layouts* dos indivíduos e seus respectivos valores de aptidão quanto à função objetivo. É possível visualizar as diferenças entre os fenótipos das gerações da simulação anteriormente analisadas.

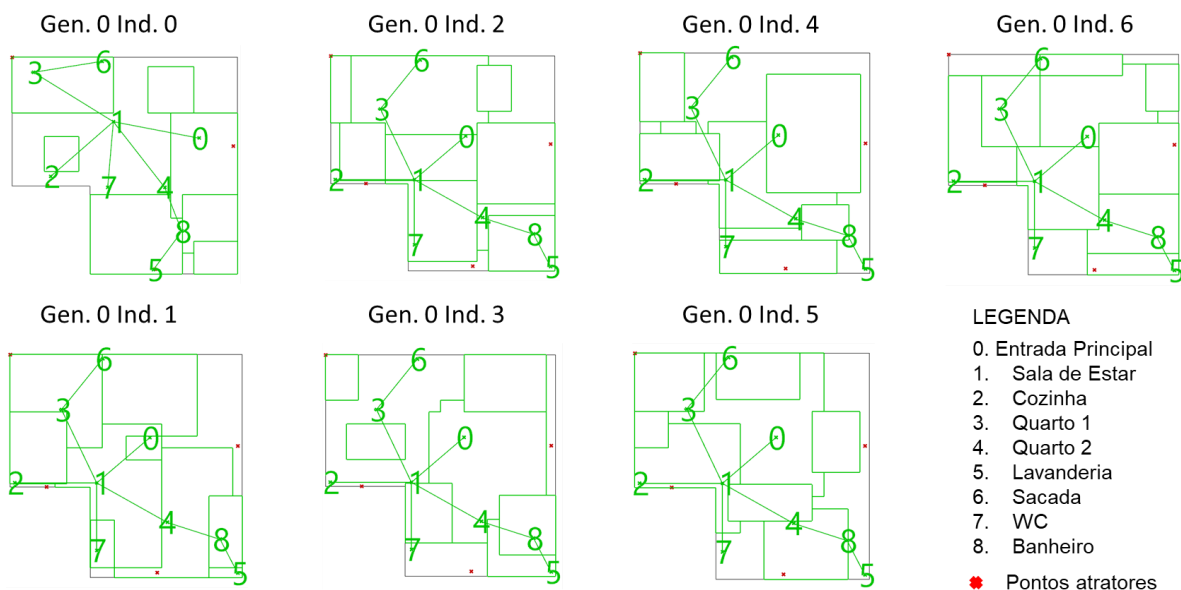
Figura 77 - Gerações exportadas da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Por meio dos fenótipos exportados é possível observar as mudanças que ocorreram. A maioria das soluções geradas utilizaram mais das bordas do perímetro limite obtendo mais ângulos retos, embora algumas soluções ainda apresentem ambientes não conectados. Vale ressaltar que a simulação apresentou um grau maior de convergência, notada pela semelhança entre diversos indivíduos da população, com pequenas mudanças no tamanho de alguns ambientes. Na geração 0 (figura 78), se destaca o indivíduo 0 por ter sido a solução a ocupar a maior área dentro do perímetro e o indivíduo 5 por ter sido o melhor a manter as proporções dos ambientes.

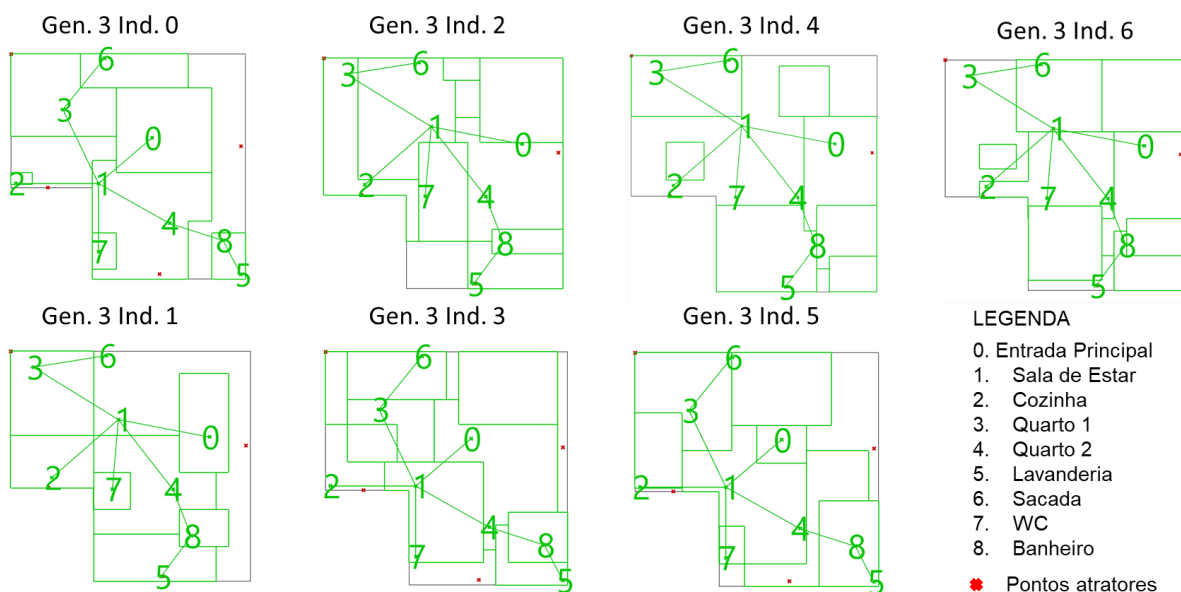
Figura 78 - Indivíduos da geração 0 - simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Na geração 3 (figura 79), os indivíduos 0 e 3 ocuparam a maior área dentro do perímetro limite apresentando os mesmos valores das funções de aptidão. O mesmo aconteceu para o segundo objetivo, os indivíduos 1, 2 e 6 foram os mais aptos a manter a proporção dos ambientes. Sendo o indivíduo 2 a solução que apresenta o menor número de reentrâncias no seu perímetro.

Figura 79 - Indivíduos da geração 3 - simulação 3

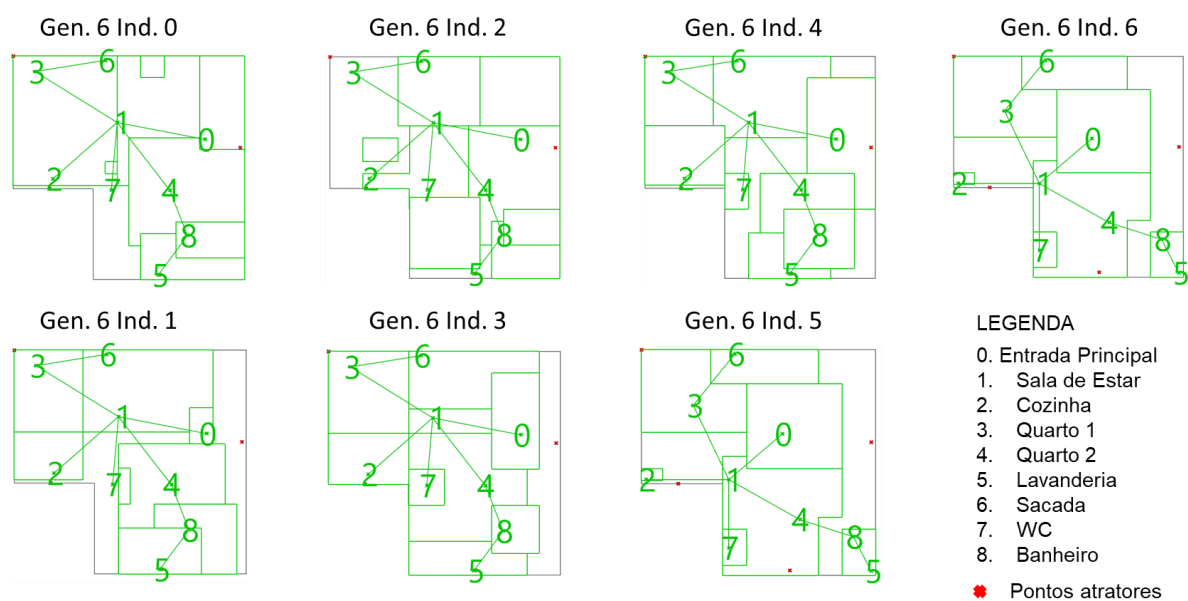


Fonte: Autora (2024)

Já na geração 6 (figura 80), o indivíduo 0 foi o que ocupou a maior área dentro do

perímetro, embora apresente um ambiente bastante desconexo do restante. Os indivíduos 0 e 2 foram os mais aptos a manterem as proporções dos ambientes. Nesta geração há soluções com configuração de ambientes não conectados e com número considerável de reentrâncias.

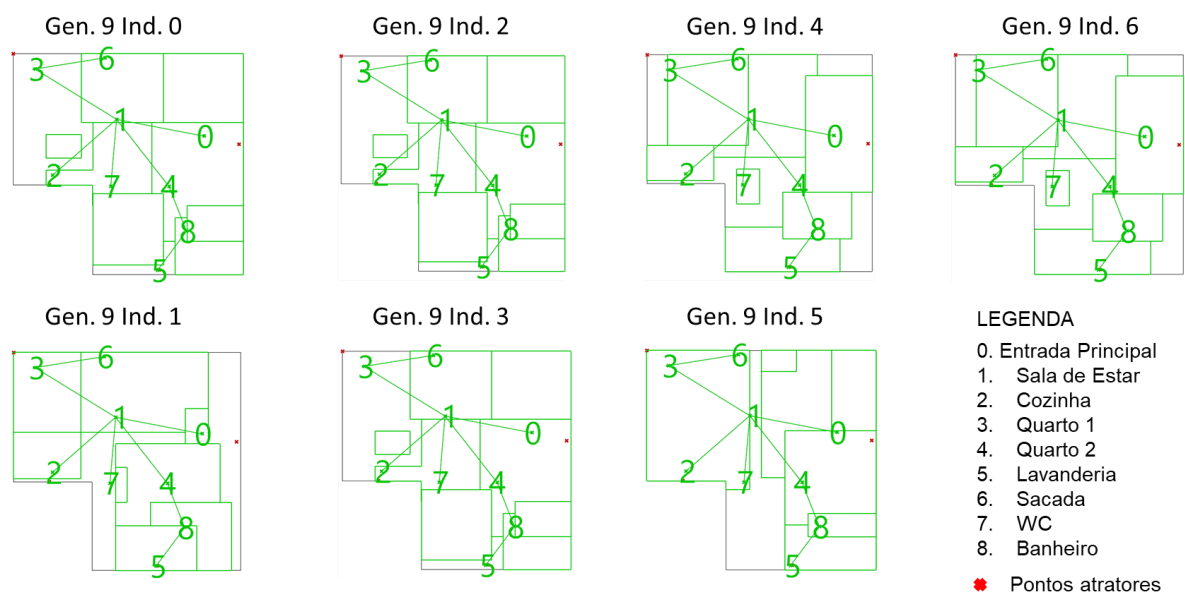
Figura 80 - Indivíduos da geração 6 - simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Como visto nas gerações anteriores, na geração 9 (figura 81) o indivíduo 1 foi o que ocupou a maior área do perímetro, enquanto todas as outras soluções foram as melhores em manter as proporções dos ambientes. Embora tenham obtido ótimos valores para o segundo objetivo, as configurações espaciais de cada solução foi diferente uma da outra e ainda apresentando ambientes sem conexão um com o outro. Cabe ainda ao projetista a escolha do *layout* final dentre a população gerada e realizar algum ajuste se necessário.

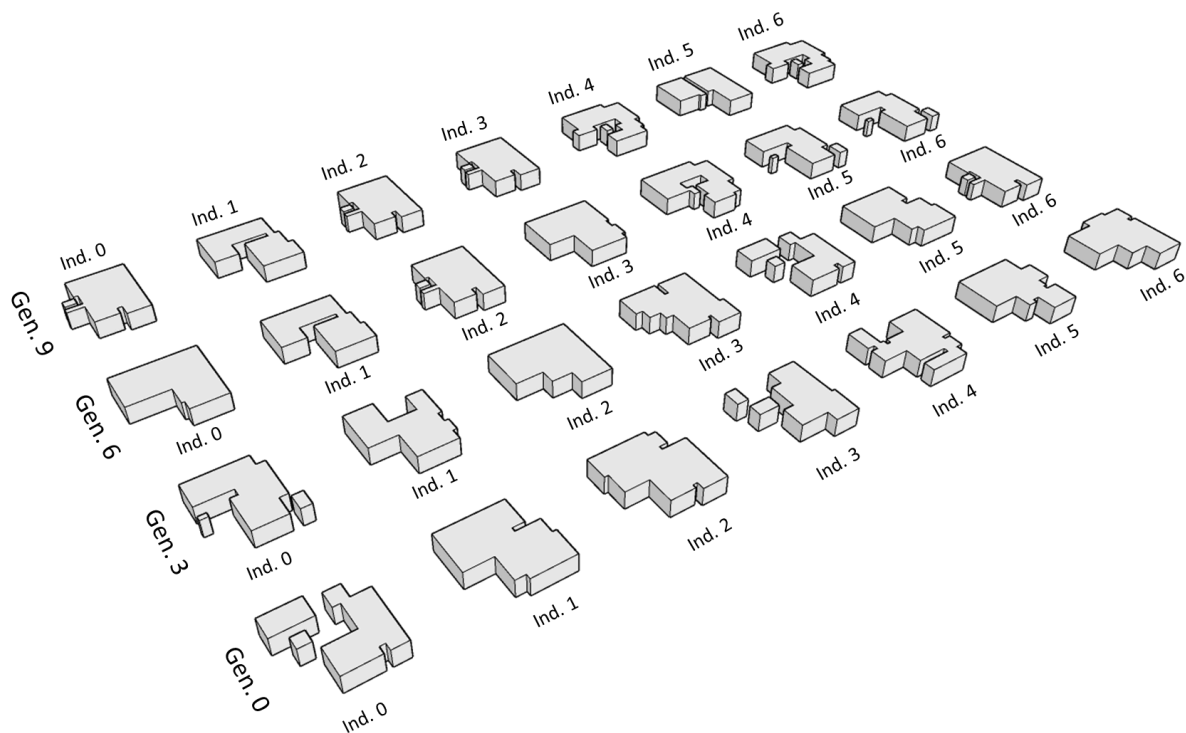
Figura 81 - Indivíduos da geração 9 - simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Na figura 82, a seguir é possível visualizar os formatos em 3D dos *layouts* de cada indivíduo das gerações exportadas por meio da simulação.

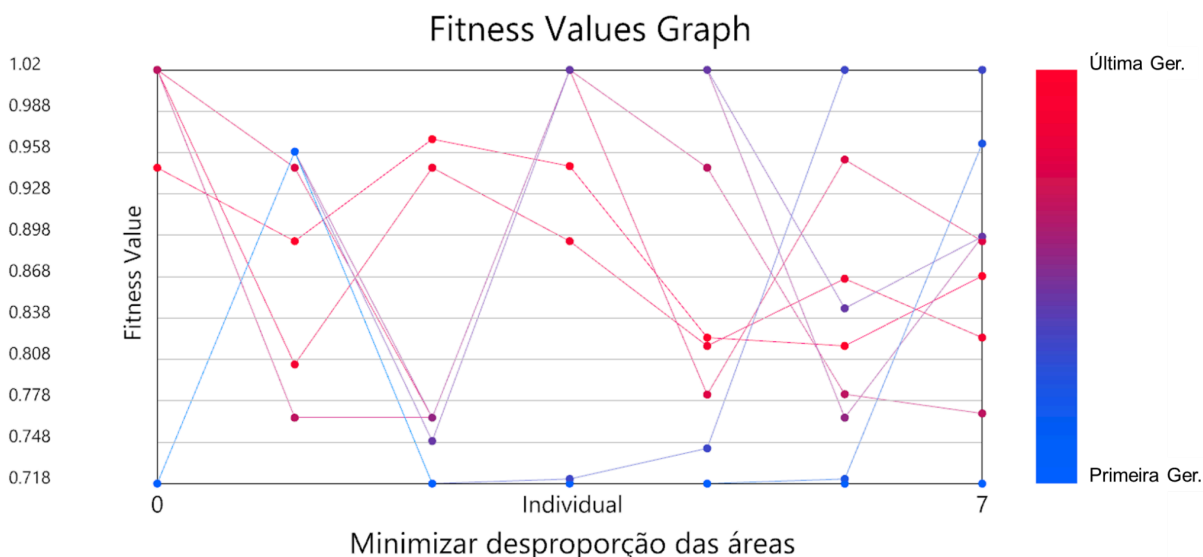
Figura 82 - 3D dos indivíduos da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

O valor médio de aptidão para o objetivo de minimizar a desproporção das áreas (figura 83), no começo da simulação tem altos e baixos e após a metade da simulação há um queda gradativa dos valores.

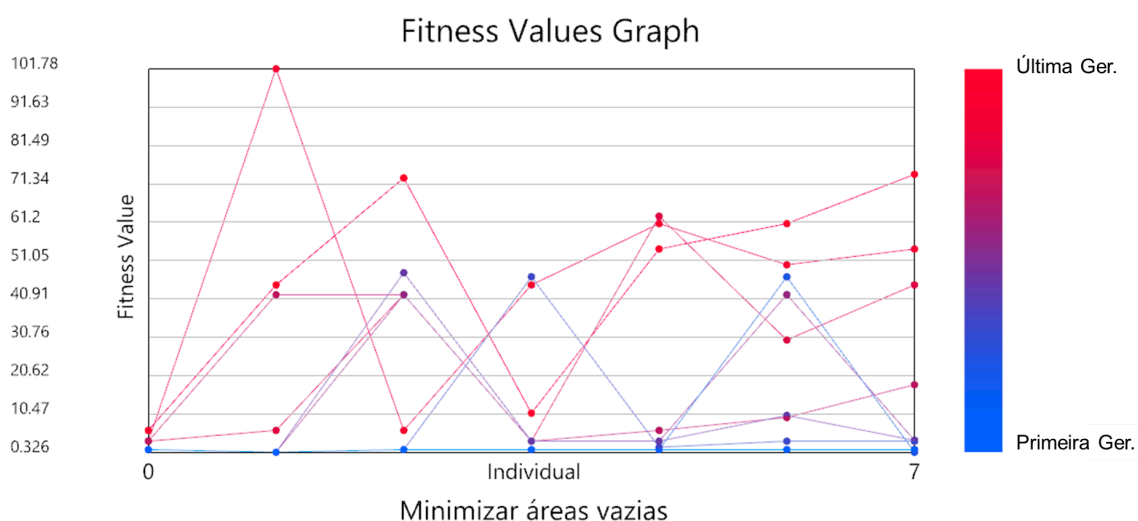
Figura 83 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite da edificação (figura 84), as primeiras gerações da simulação têm uma pontuação melhor e com a execução do algoritmo tem um aumento e obtém valores piores.

Figura 84 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 3

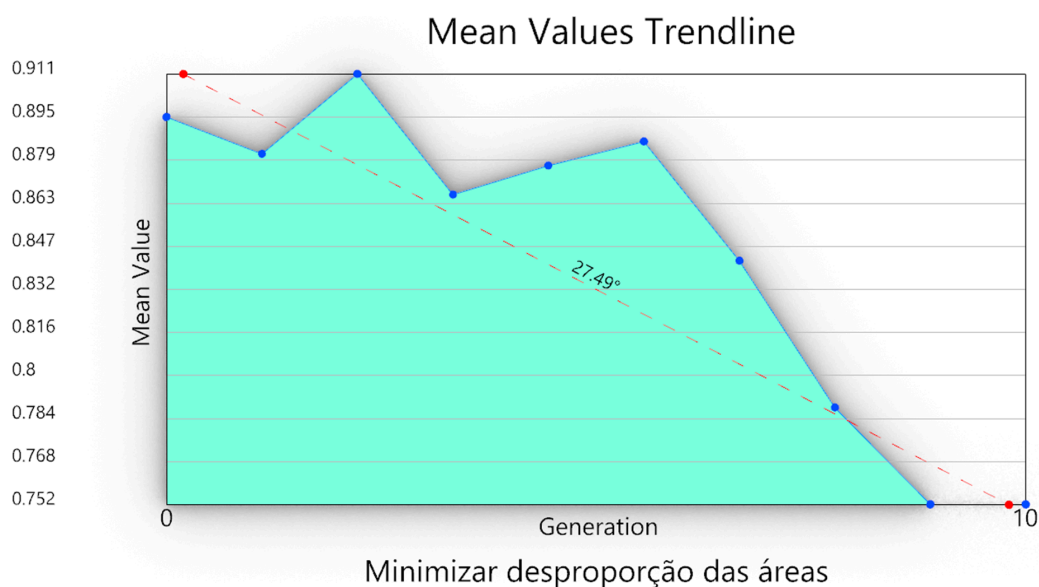


Fonte: Autora (2024)

No gráfico da linha de tendência média (figura 85), é possível visualizar que os

valores da função objetivo de minimizar a desproporção das áreas durante a simulação tem a tendência de se tornar mais aptos. No começo da simulação os valores são altos e no meio para o final há uma queda acentuada.

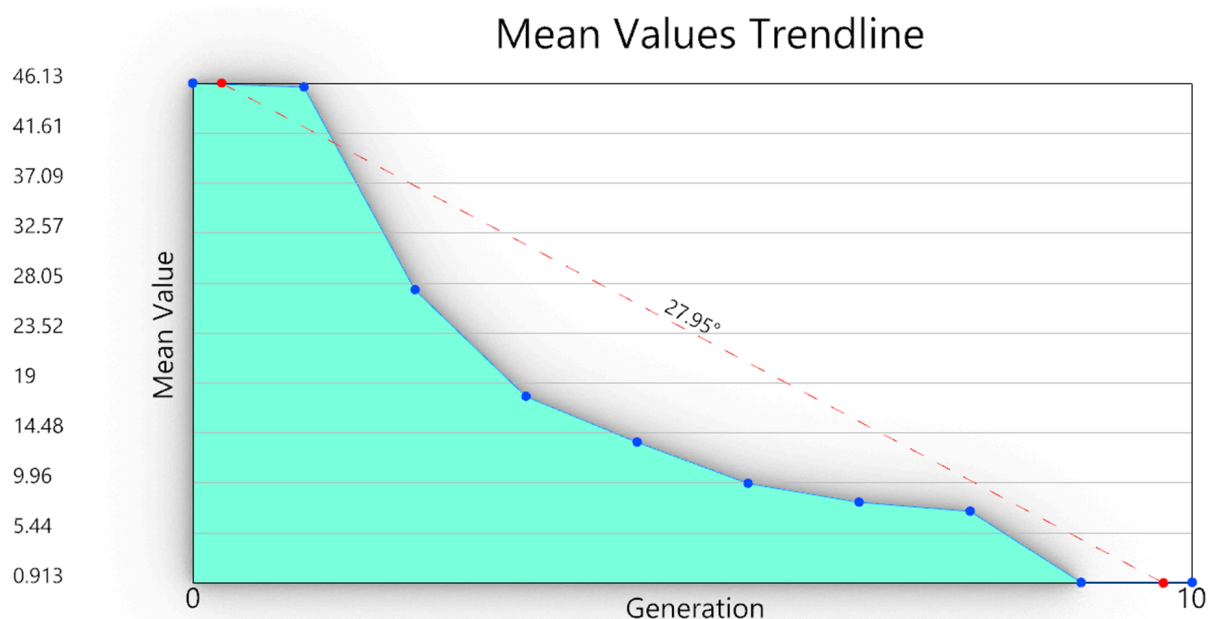
Figura 85 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 86), os valores da função objetivo tem uma queda gradual ao longo de toda a simulação, em que no final obtêm os menores valores.

Figura 86 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 3

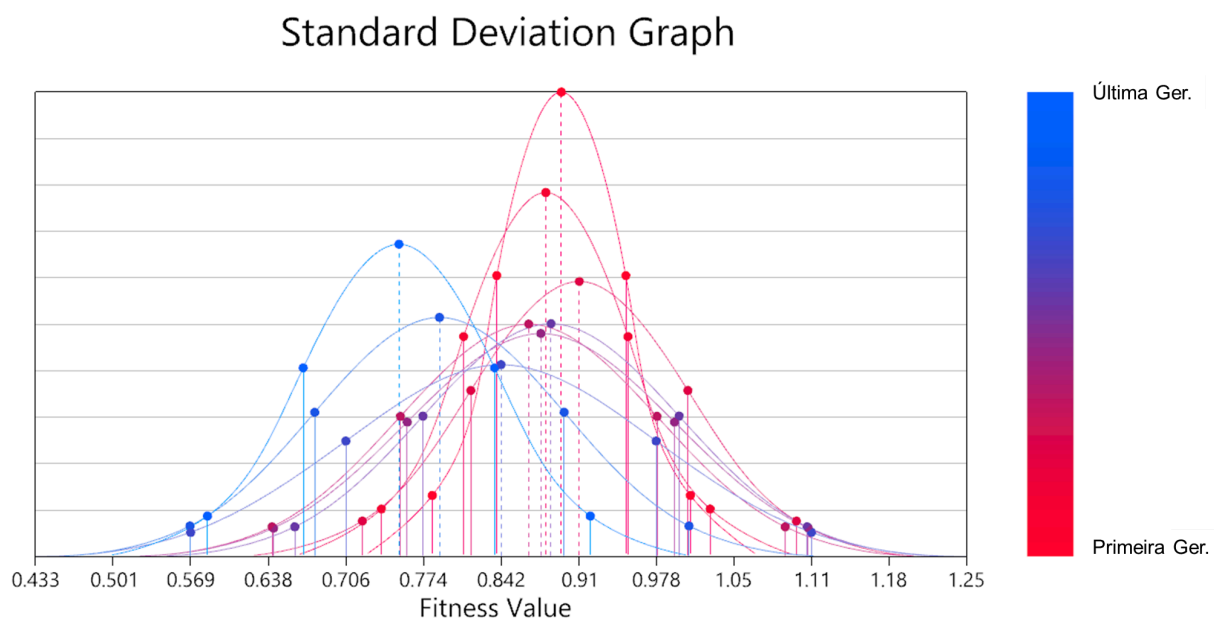


Minimizar áreas vazias

Fonte: Autora (2024)

O gráfico de desvio padrão (figura 87), para a minimização da desproporção das áreas demonstra que há variabilidade dentro da população, evidenciada pela curva mais achatada.

Figura 87 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3

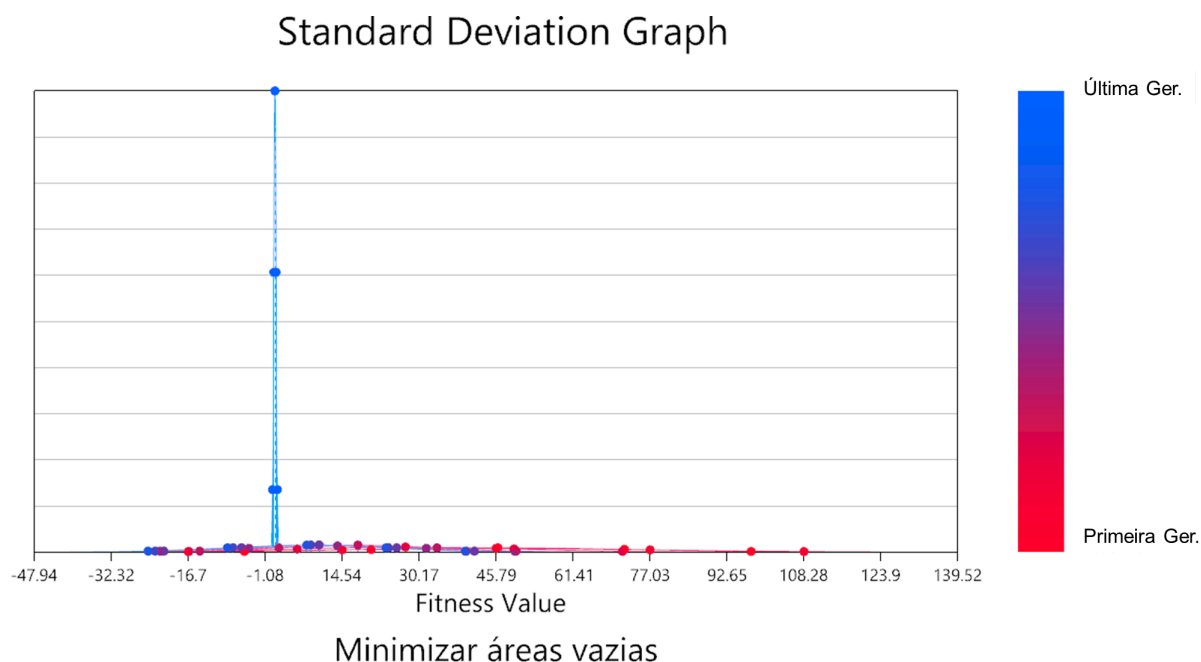


Minimizar desproporção das áreas

Fonte: Autora (2024)

Já para o objetivo de minimizar a área vazia dentro do perímetro limite (figura 88), a curva se manteve estreita e sem variações significativas, demonstrando uma convergência dentro da população.

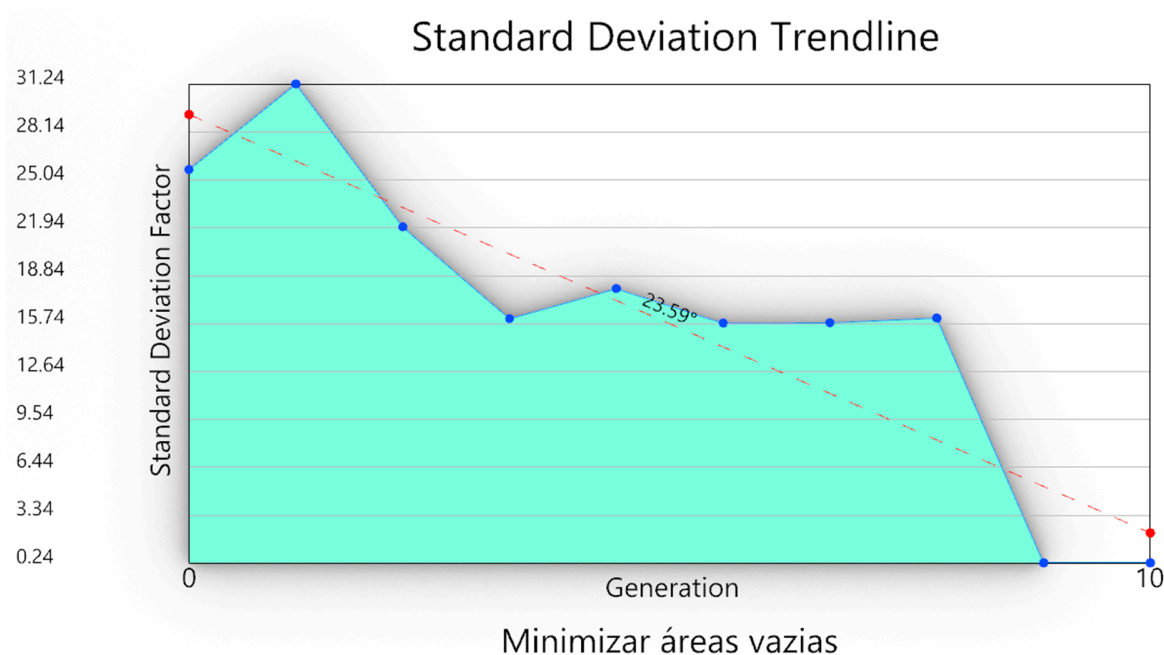
Figura 88 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

O gráfico da linha de tendência do desvio padrão (figura 89), exibe que a sua tendência ao longo das gerações para o objetivo de minimizar as áreas vazias é a de obter soluções mais aptas. Embora os valores permaneçam em equilíbrio e apenas no fim os valores se tornem melhores.

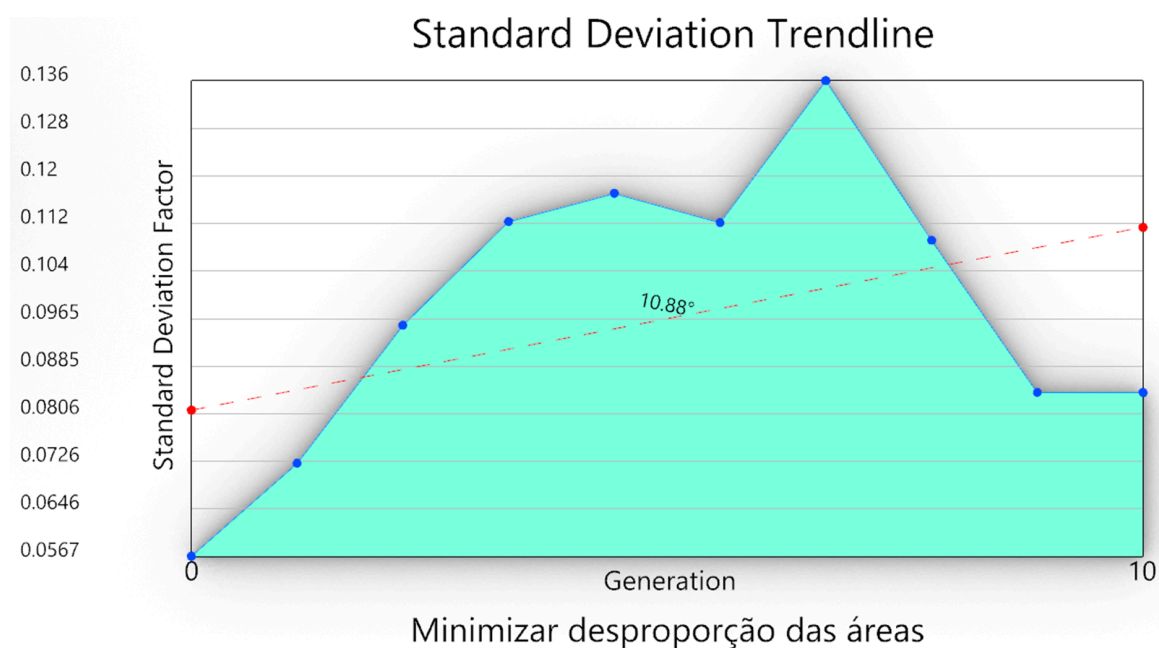
Figura 89 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Enquanto que para a desproporção das áreas dos ambientes (figura 90), a tendência foi de um aumento dos valores no início até a metade da simulação, com uma leve diminuição nos valores no fim da simulação.

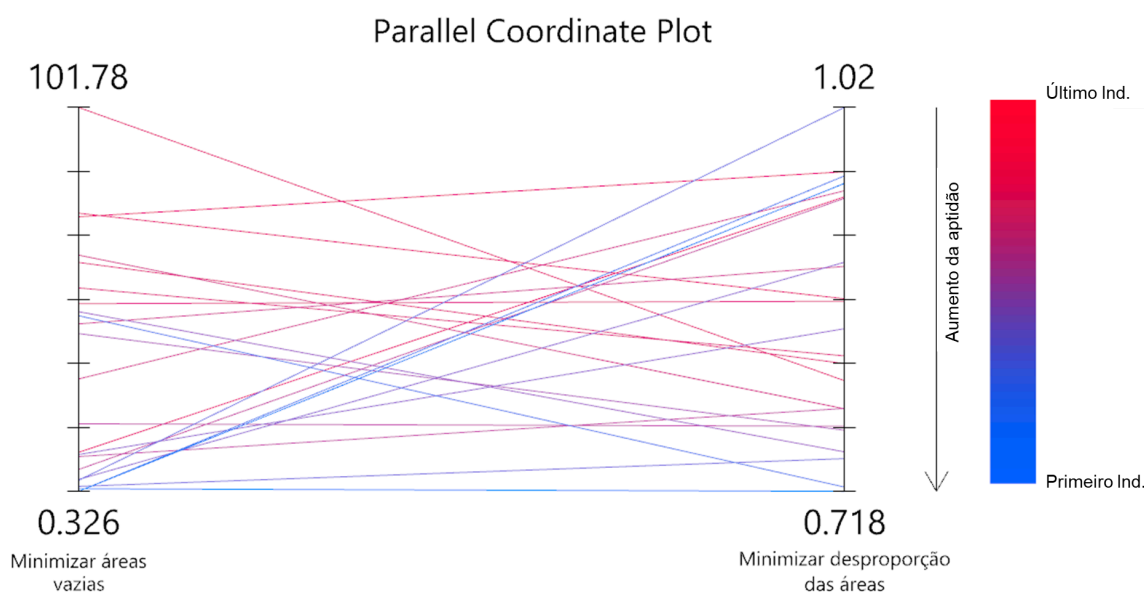
Figura 90 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

Nessa simulação, os valores de aptidão foram equilibrados como demonstra a figura 91. Mesmo com objetivos contrastantes, a simulação atingiu convergência nos *layouts*. Vale ressaltar que além da diversidade dentro da população não ter sido expandida, as configurações espaciais das soluções geradas não foram satisfatórias.

Figura 91 - *Parallel Coordinate Plot* da simulação 3



Fonte: Autora (2024)

4.3.1 Análise - simulação 3.1

Foram exportados os mesmos 28 indivíduos da simulação 3 para análise mais detalhada dos fenótipos e verificação dos valores obtidos nas funções objetivo. Na figura 92 a seguir, são demonstrados os *layouts* dos indivíduos e seus respectivos valores de aptidão quanto à função objetivo.

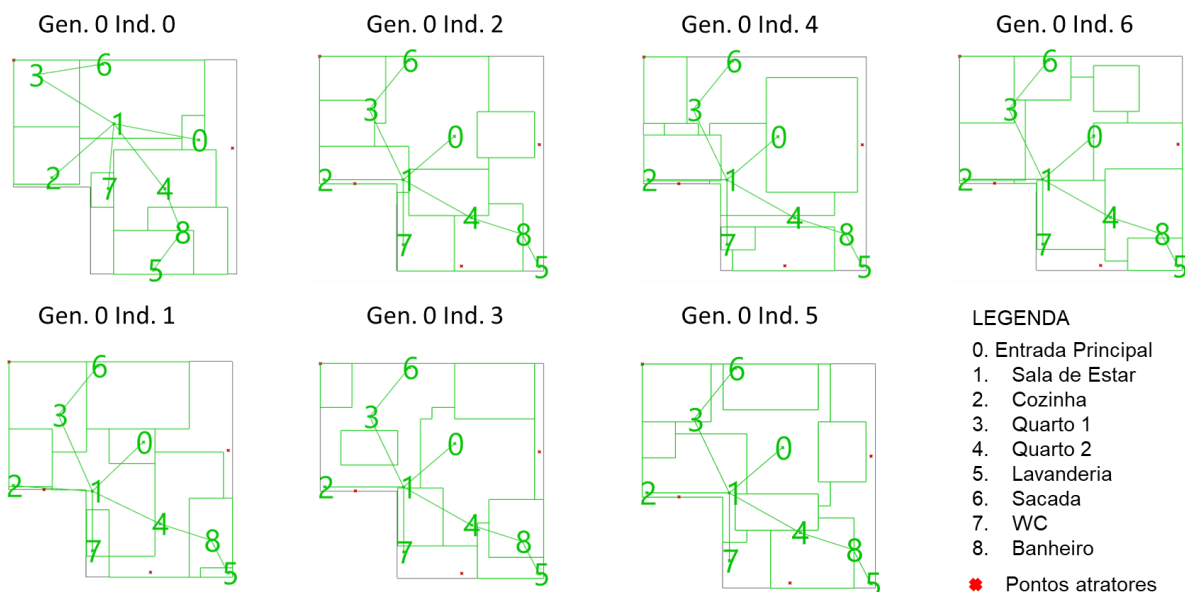
Figura 92 - Gerações exportadas da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Embora algumas soluções apresentem ambientes não conectados, é possível observar por meio dos indivíduos exportados, que a maioria das soluções geradas utilizaram mais as bordas do perímetro limite obtendo mais ângulos retos. Com a alteração realizada não houve uma convergência no início da simulação, notada pelas diferenças entre os indivíduos da população, além de alterações nos tamanhos dos ambientes. Na geração 0 (figura 93), se destaca o indivíduo 0 por ter sido a solução a ocupar a maior área dentro do perímetro e o indivíduo 5 por ter sido o melhor a manter as proporções dos ambientes, assim como na simulação 3.

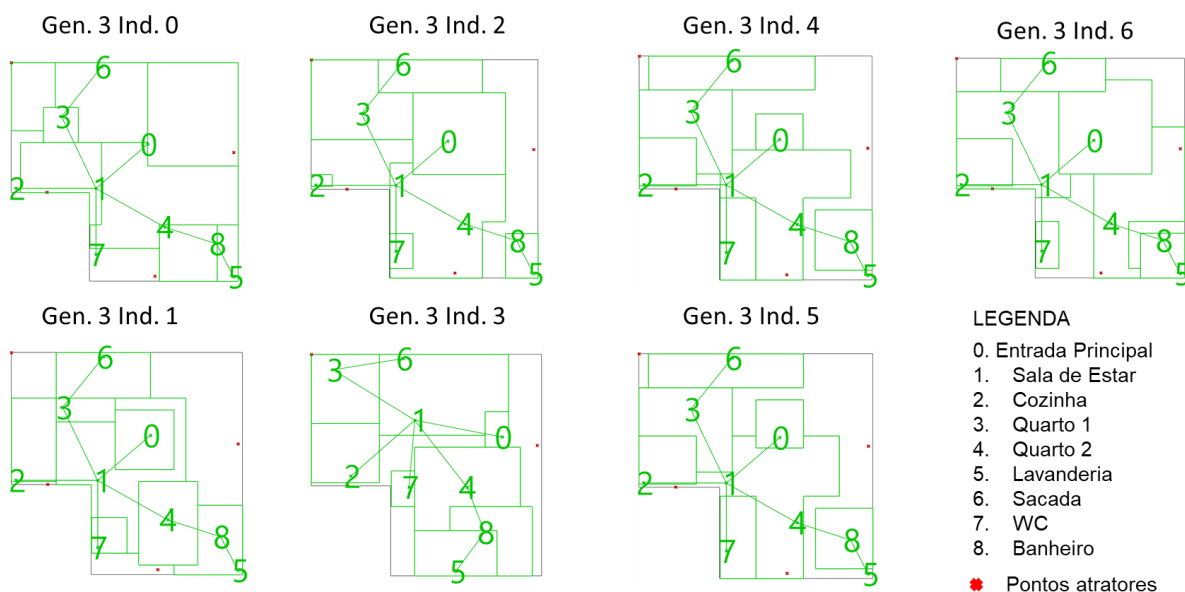
Figura 93 - Indivíduos da geração 0 - simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Na geração 3 (figura 94), os indivíduos 0, 2 e 6 ocuparam a maior área dentro do perímetro limite apresentando os mesmos valores das funções de aptidão. O mesmo aconteceu para o segundo objetivo, o indivíduo 1 foi o mais apto e manteve a proporção dos ambientes. Sendo que todos os indivíduos apresentam grande número de reentrâncias no seu perímetro.

Figura 94 - Indivíduos da geração 3 - simulação 3.1

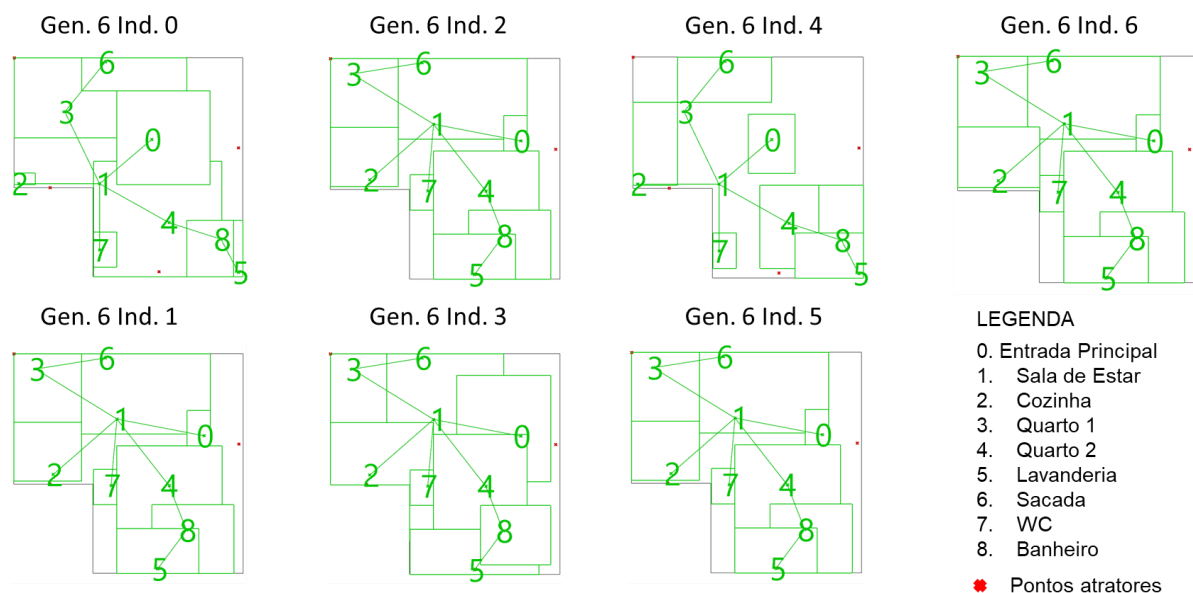


Fonte: Autora (2024)

Já na geração 6 (figura 95), o indivíduo 0 foi o que ocupou a maior área dentro do

perímetro, embora apresente um ambiente bastante desconexo do restante. O indivíduo 4 foi o mais apto e manteve as proporções dos ambientes. Nesta geração há duas soluções com configuração de ambientes não conectados.

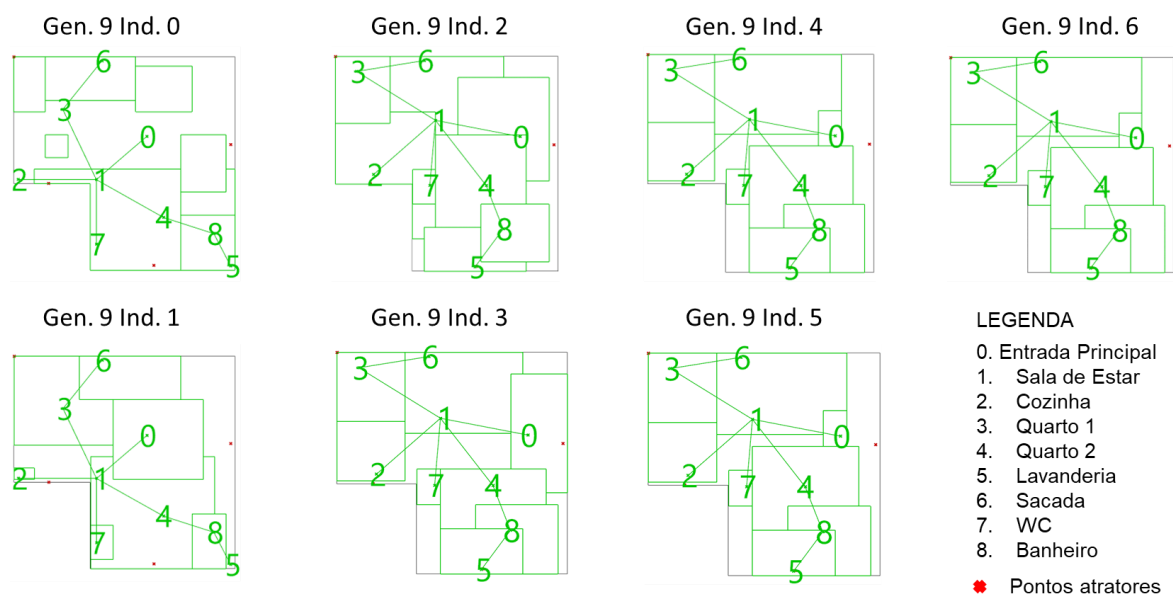
Figura 95 - Indivíduos da geração 6 - simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Como visto nas gerações anteriores, na geração 9 (figura 96) o indivíduo 1 foi o que ocupou a maior área do perímetro, enquanto o indivíduo 0 foi o mais apto no segundo objetivo. Embora o indivíduo 0 tenha obtido ótimo valor para o segundo objetivo, sua configuração espacial tem ambientes não conectados. A geração 9 foi a que mais se adaptou às restrições e objetivos, cabe então ao projetista a escolha do *layout* final dentre a população gerada e realizar algum ajuste se necessário.

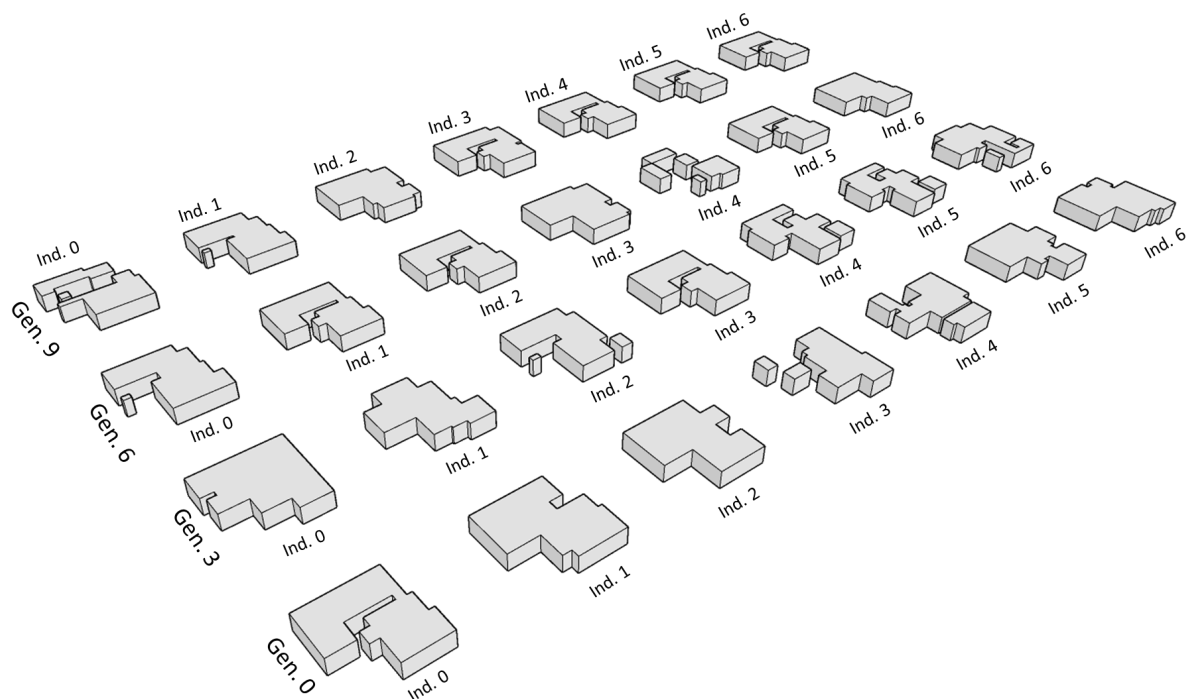
Figura 96 - Indivíduos da geração 9 - simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Na figura 97 a seguir é possível visualizar os formatos em 3D dos *layouts* de cada indivíduo das gerações exportadas através da simulação.

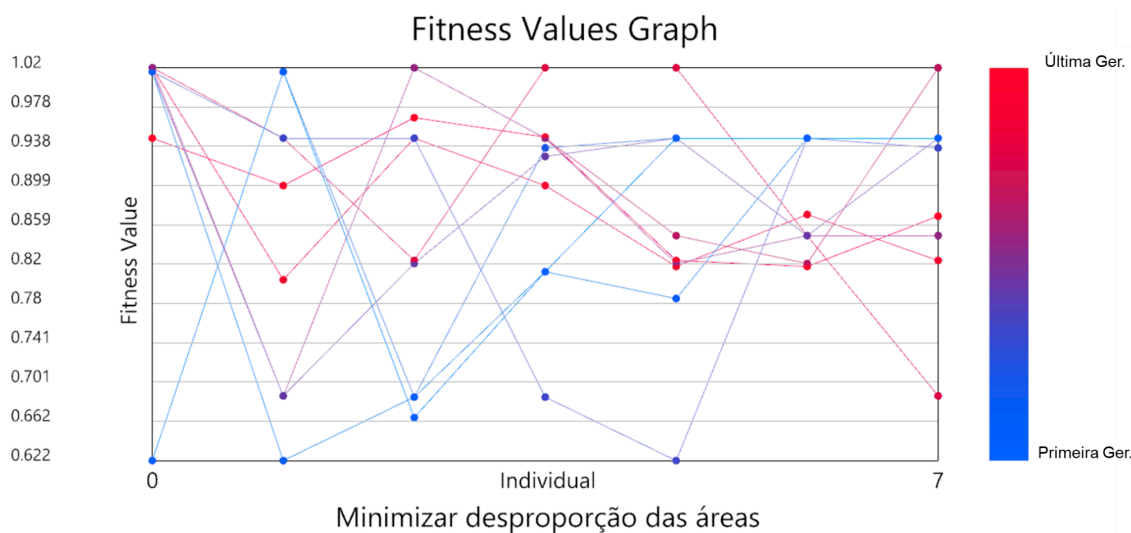
Figura 97 - 3D dos indivíduos da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

O valor médio de aptidão para o objetivo de minimizar a desproporção das áreas (figura 98), no começo da simulação tem altos e baixos e uma queda leve nos valores nas últimas gerações.

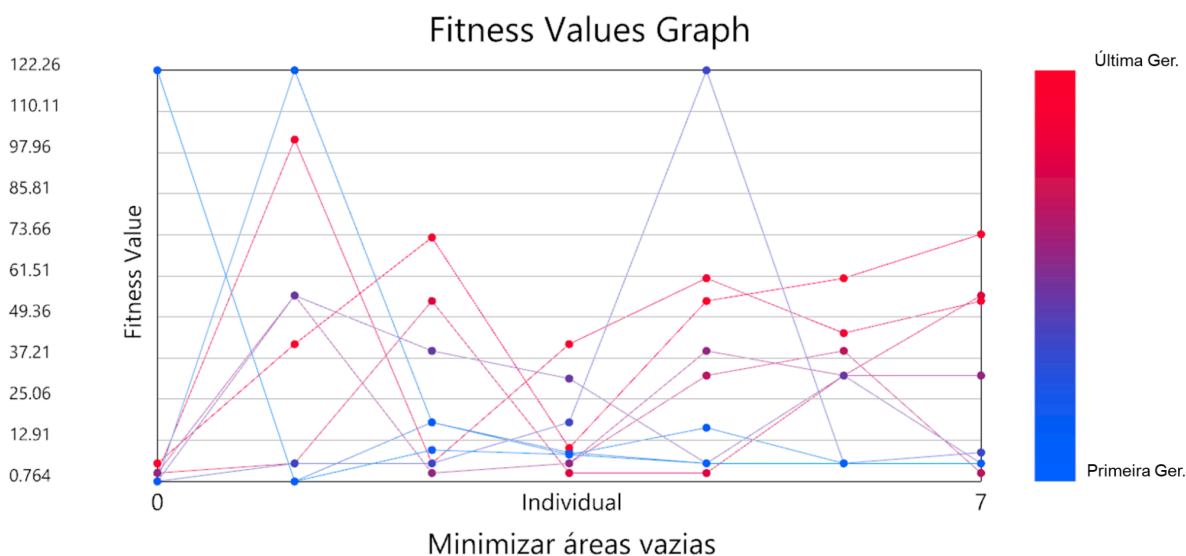
Figura 98 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite da edificação (figura 99), as primeiras gerações da simulação têm uma pontuação melhor e com a execução do algoritmo tem um aumento gradativo e obtém piores valores.

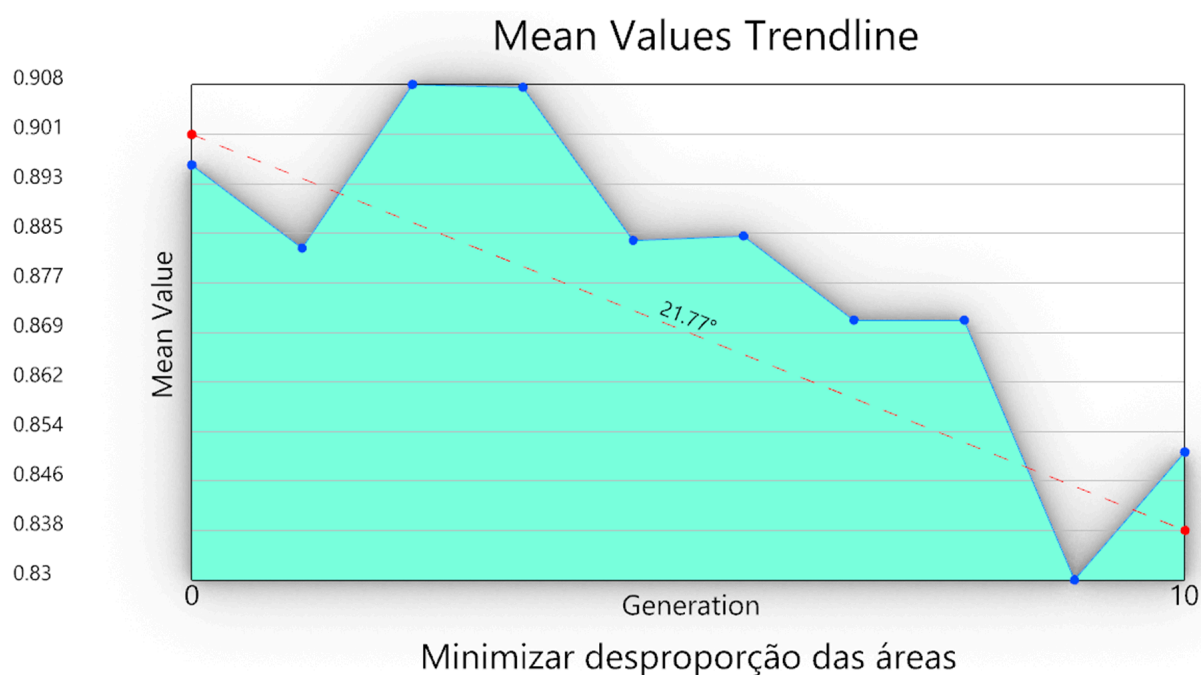
Figura 99 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

No gráfico da linha de tendência média (figura 100), é possível visualizar que os valores da função objetivo de minimizar a desproporção das áreas durante a simulação tem a tendência de se tornar mais aptos. No começo da simulação os valores são altos e ao longo da simulação os valores vão diminuindo de maneira gradativa.

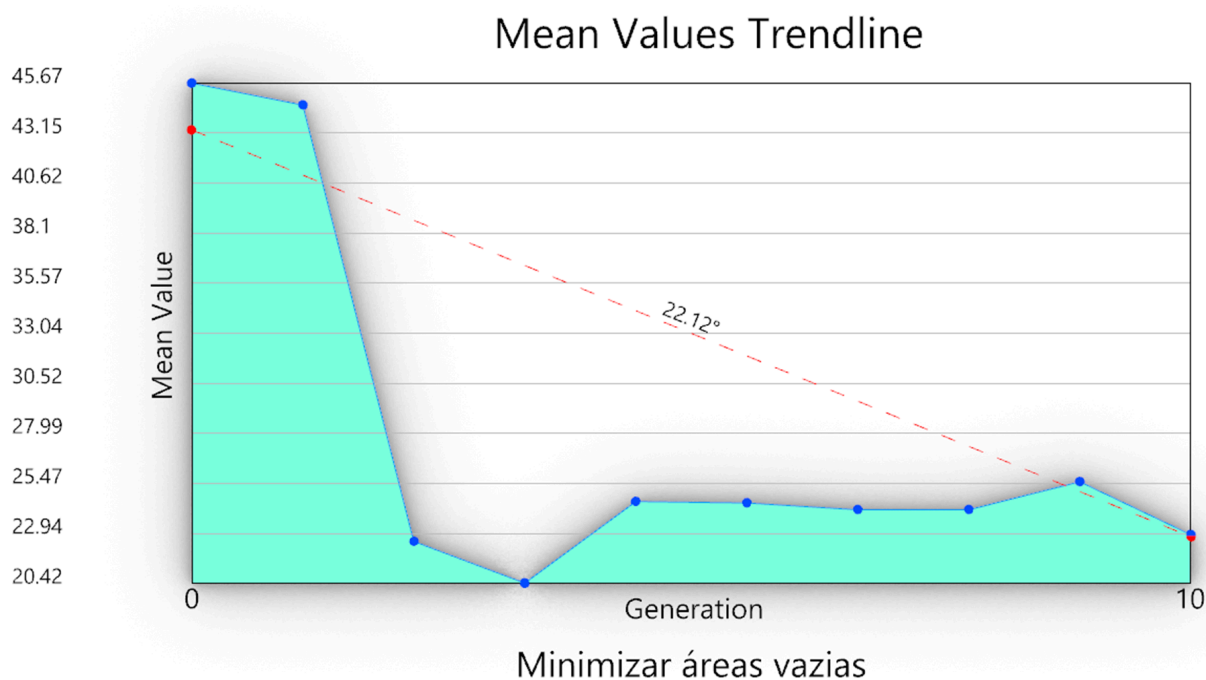
Figura 100 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 101), os valores da função objetivo tem uma queda acentuada no começo da simulação, um aumento pequeno e na última geração outra queda nos valores.

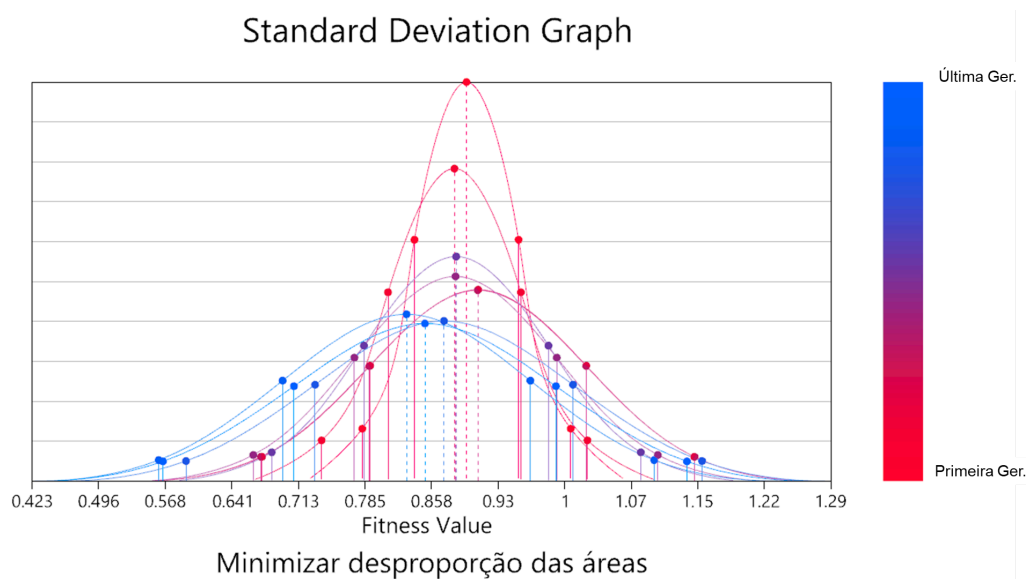
Figura 101 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

O gráfico de desvio padrão (figura 102), para a minimização da desproporção das áreas demonstra que há variabilidade dentro da população, evidenciada pela curva mais achatada. Além dos valores mais adaptados representados pela curva azul mais à esquerda.

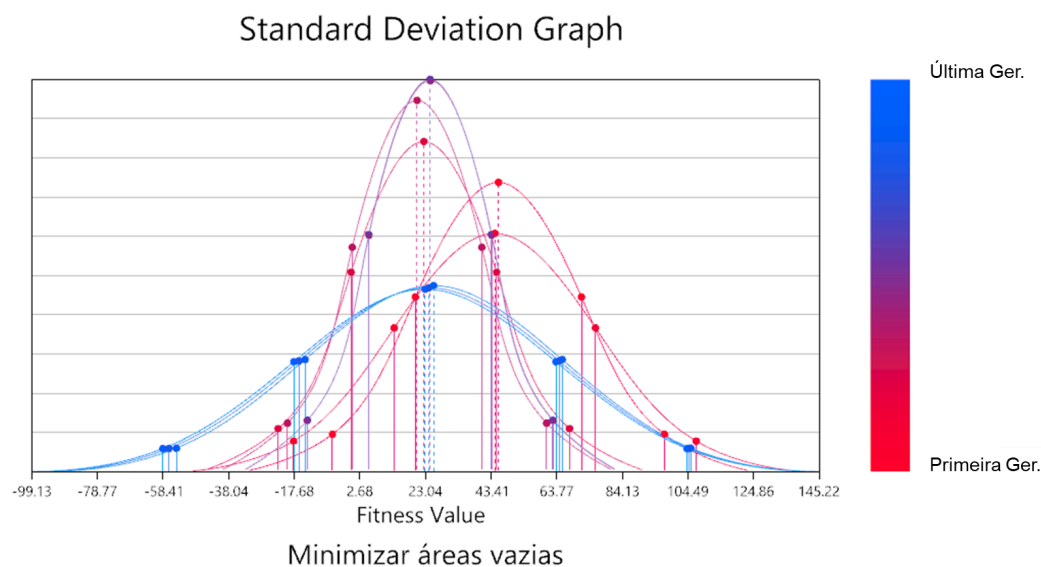
Figura 102 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Também para o objetivo de minimizar a área vazia dentro do perímetro limite (figura 103), a curva achatada demonstra indivíduos cada vez mais aptos ao longo da simulação e estabelecimento da população.

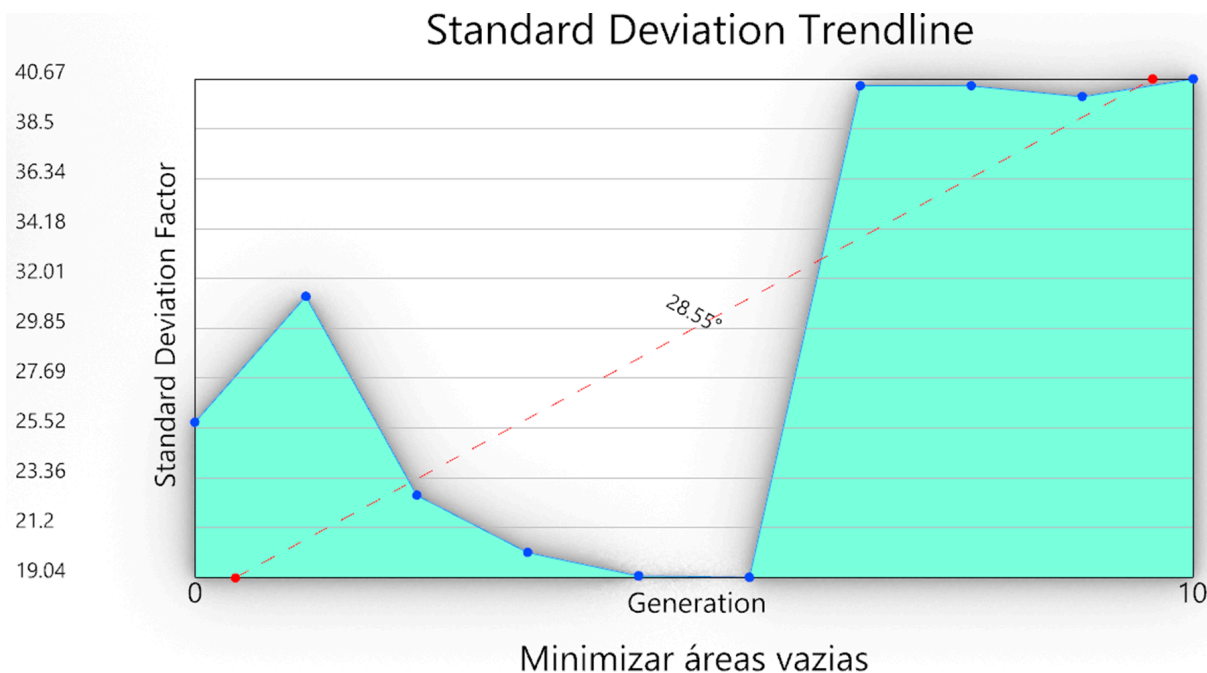
Figura 103 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

O gráfico da linha de tendência do desvio padrão (figura 104), exibe que a sua tendência ao longo das gerações para o objetivo de minimizar as áreas vazias é de não obter soluções mais aptas. No começo da simulação há uma tendência para obter valores mais aptos, mas na metade da simulação os valores aumentam.

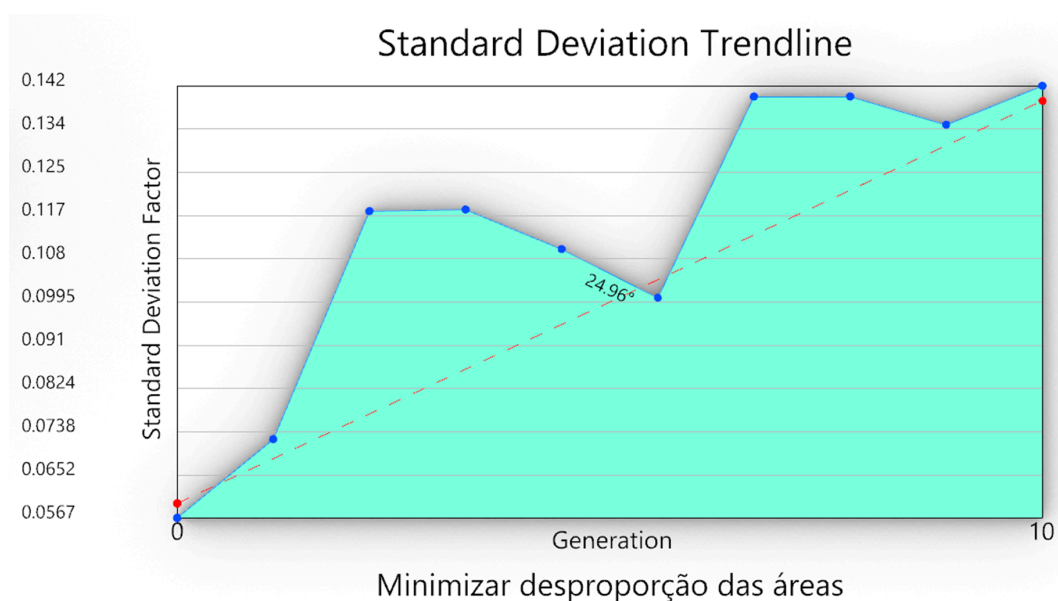
Figura 104 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

O mesmo acontece para a desproporção das áreas dos ambientes (figura 105), a tendência foi de um aumento dos valores com algumas quedas pequenas nos valores das gerações.

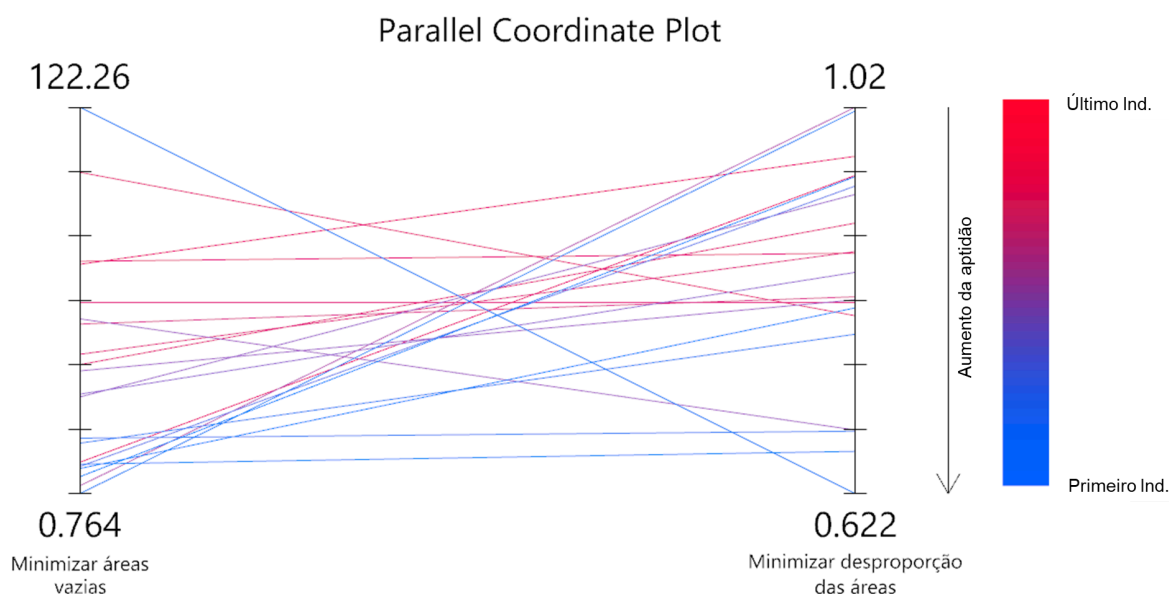
Figura 105 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 3.1



Fonte: Autora (2024)

Nessa simulação, os valores de aptidão foram equilibrados como demonstra a figura 106. Mesmo com objetivos contrastantes, a simulação demonstrou que obteve diversidade devido à taxa de cruzamento, um número maior de restrições auxiliou a taxa no aumento da variabilidade genética dentro da população. Assim como as configurações espaciais das soluções geradas foram satisfatórias, embora a decisão final seja do projetista.

Figura 106 - *Parallel Coordinate Plot* da simulação 3.1

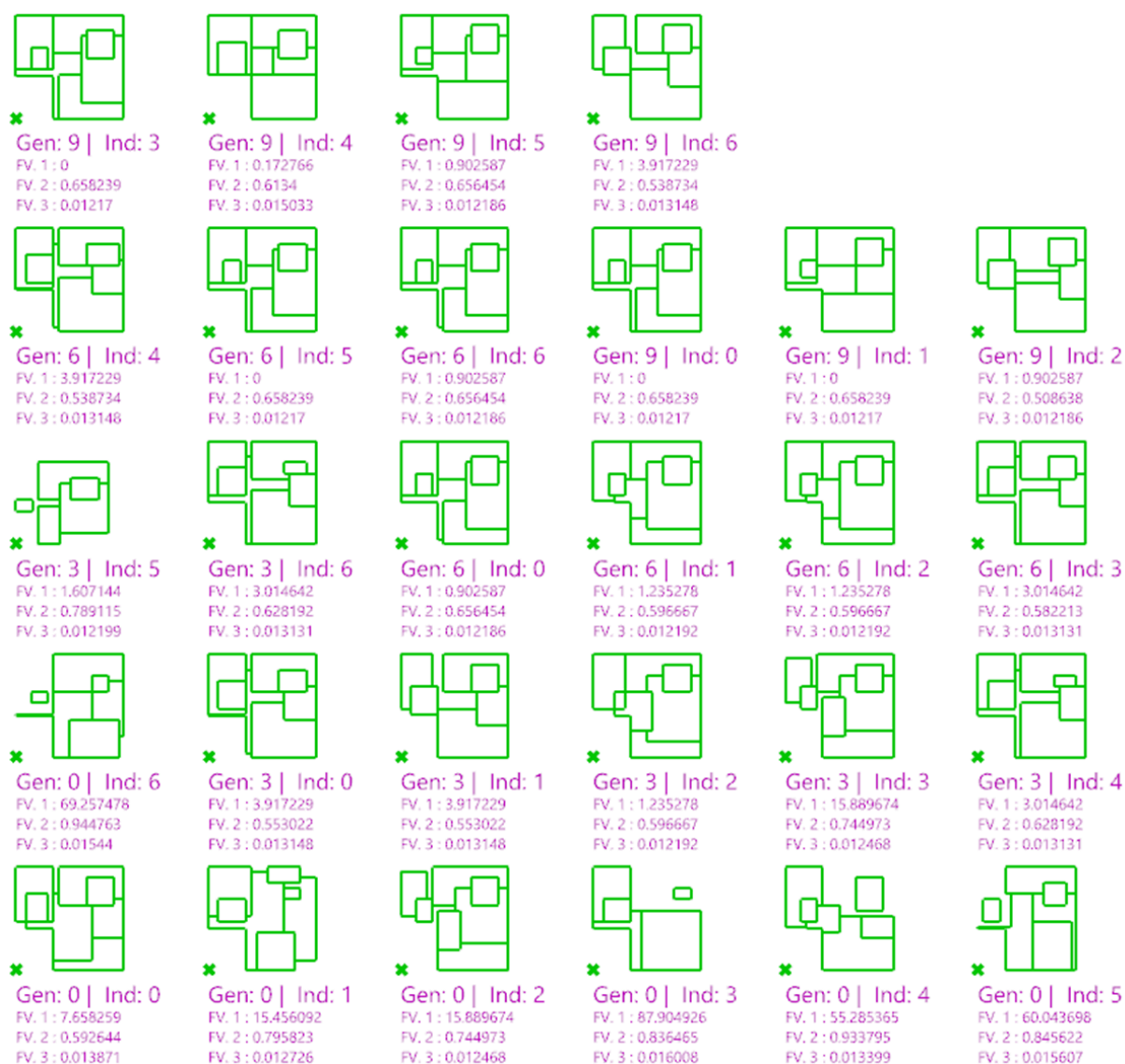


Fonte: Autora (2024)

4.4 Análise - simulação 4

Foram exportados os mesmos 28 indivíduos da simulação anterior para análise mais detalhada dos fenótipos e verificação dos valores obtidos nas funções objetivo. Na figura 107 a seguir, são demonstrados os *layouts* dos indivíduos e seus respectivos valores de aptidão quanto à função objetivo.

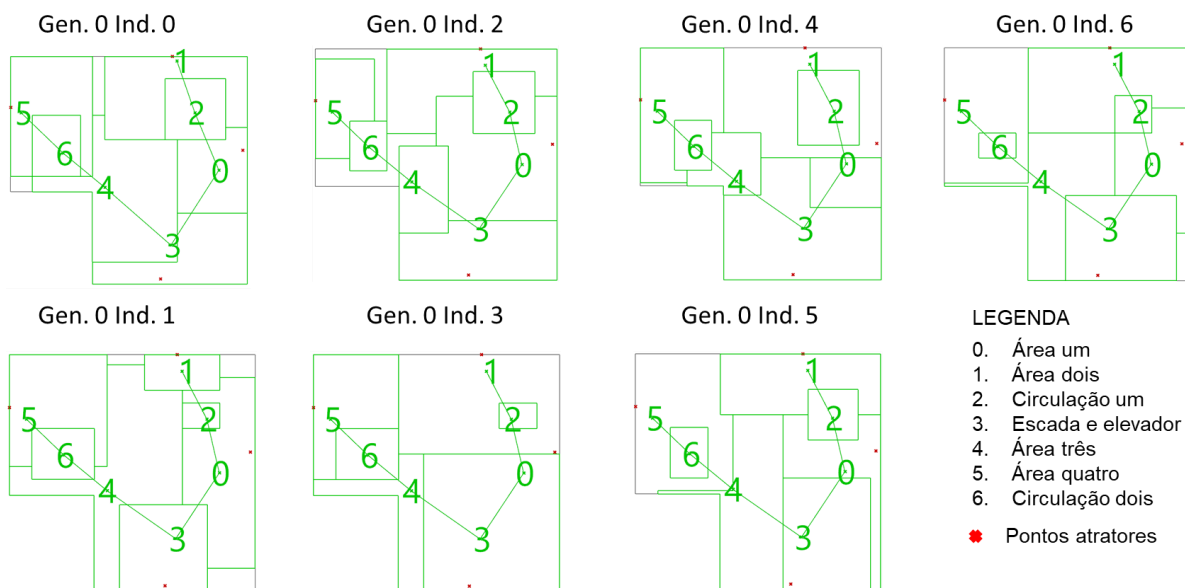
Figura 107 - Execução do algoritmo evolutivo da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Nessa simulação o número de soluções com ambientes não conectados diminuiu significativamente, além disso a maioria das soluções geradas utilizaram mais as bordas do perímetro limite obtendo mais ângulos retos. Há uma certa convergência que começa na geração 6, com algumas diferenças entre as áreas e o formato dos ambientes. Na geração 0 (figura 108), se destaca o indivíduo 0 por ter sido a solução a ocupar a maior área dentro do perímetro e a manter as proporções dos ambientes, e o indivíduo 2 por ter sido o melhor em relação ao índice de compacidade.

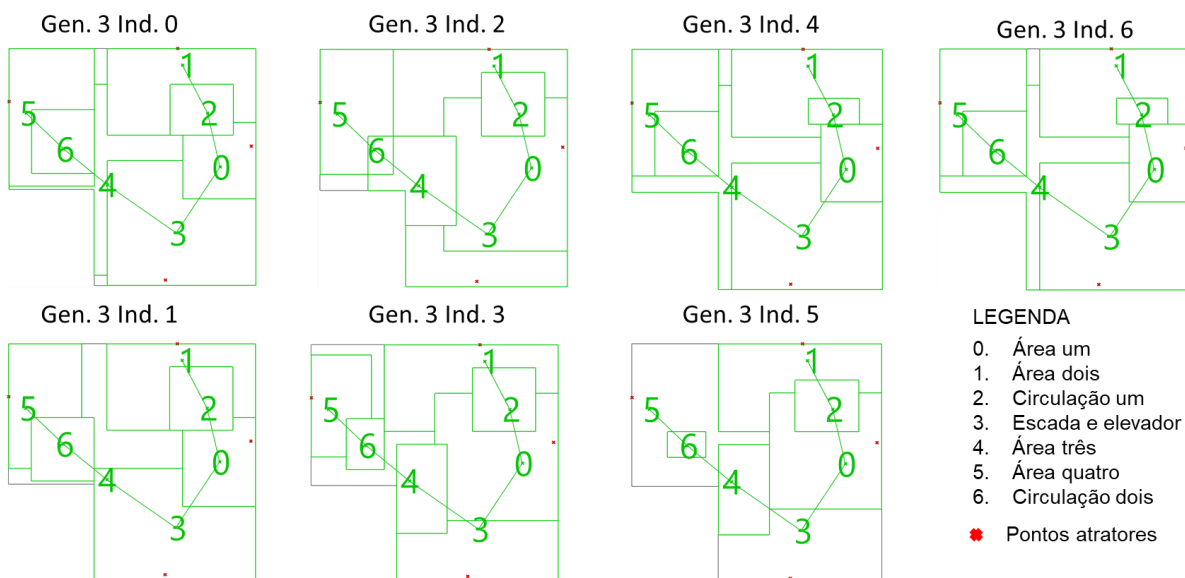
Figura 108 - Indivíduos da geração 0 - simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Na geração 3 (figura 109), o indivíduo 2 foi o que ocupou a maior área dentro do perímetro limite e o melhor em relação ao índice de compacidade. Os indivíduos 0 e 1 foram os melhores em minimizar a desproporção das áreas apresentando os mesmos valores das funções de aptidão.

Figura 109 - Indivíduos da geração 3 - simulação 4

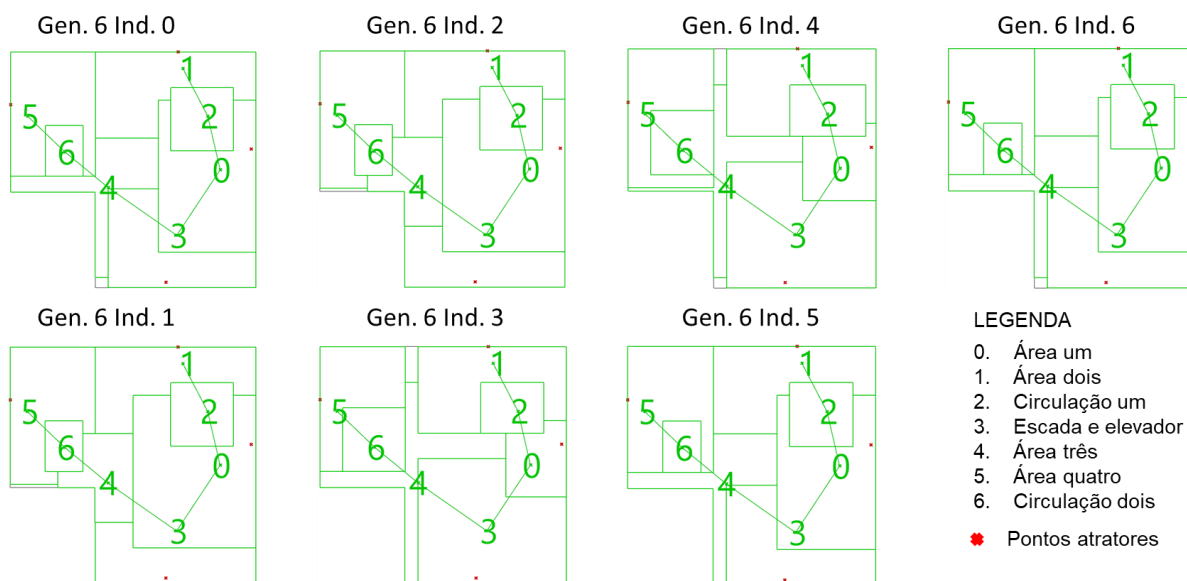


Fonte: Autora (2024)

Já na geração 6 (figura 110), o indivíduo 5 foi o que ocupou a maior área dentro do perímetro e também o melhor em relação ao índice de compacidade. O indivíduo 4 foi a solução que melhor manteve as proporções dos ambientes. A partir dessa

geração não há mais indivíduos com ambientes não conectados.

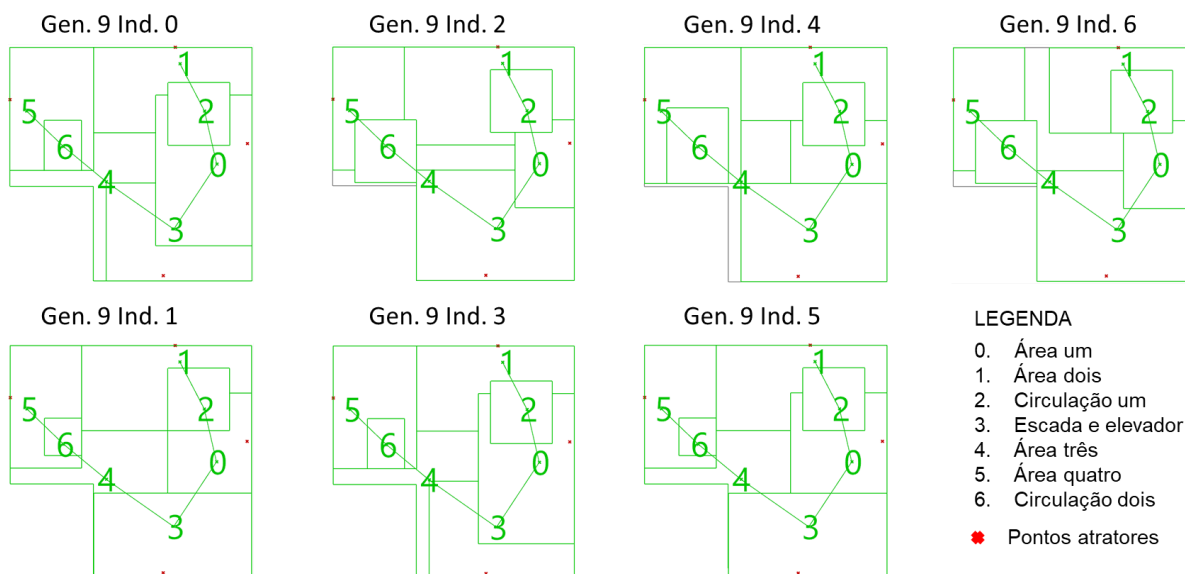
Figura 110 - Indivíduos da geração 6 - simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Como visto nas gerações anteriores, na geração 9 (figura 111) os indivíduos 0,1 e 3 foram os que ocuparam a maior área do perímetro e também os melhores em relação ao índice de compacidade. Enquanto o indivíduo 2 foi o mais apto em manter as proporções dos ambientes. Importante destacar que a partir da geração 3 os indivíduos que ocuparam a mais ocuparam o perímetro limite foram os que tiveram os melhores valores do índice de compacidade. Os indivíduos 0, 1, 2,3 e 4 da geração 9 foram os que mais se adaptaram às restrições e objetivos da simulação, cabe então ao projetista a escolha do *layout* final dentre eles e realizar algum ajuste se necessário.

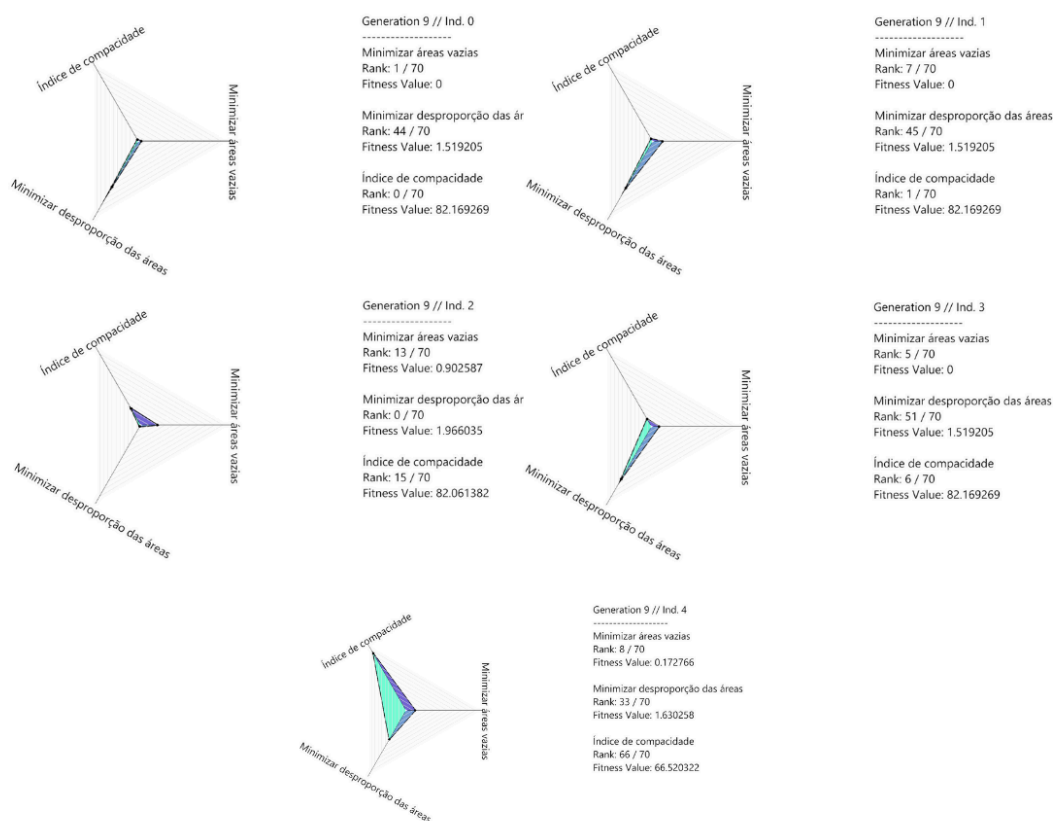
Figura 111 - Indivíduos da geração 9 - simulação 4



Fonte: Autora (2024)

É possível também visualizar o gráfico diamante das soluções mais adaptadas da geração 9 (figura 112). Quanto mais perto do ponto inicial a área colorida for, mais adaptada a solução está para o determinado objetivo.

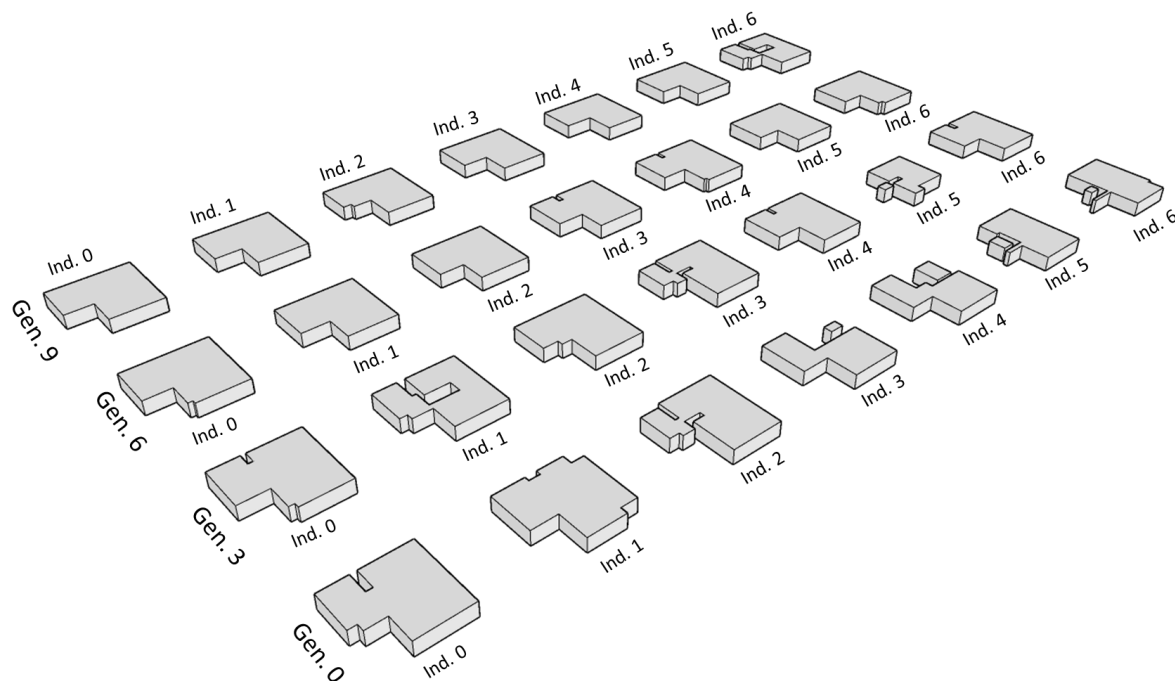
Figura 112 - Gráfico diamante dos indivíduos mais adaptados da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Na figura 113, a seguir é possível visualizar os formatos em 3D dos *layouts* de cada indivíduo das gerações exportadas através da simulação.

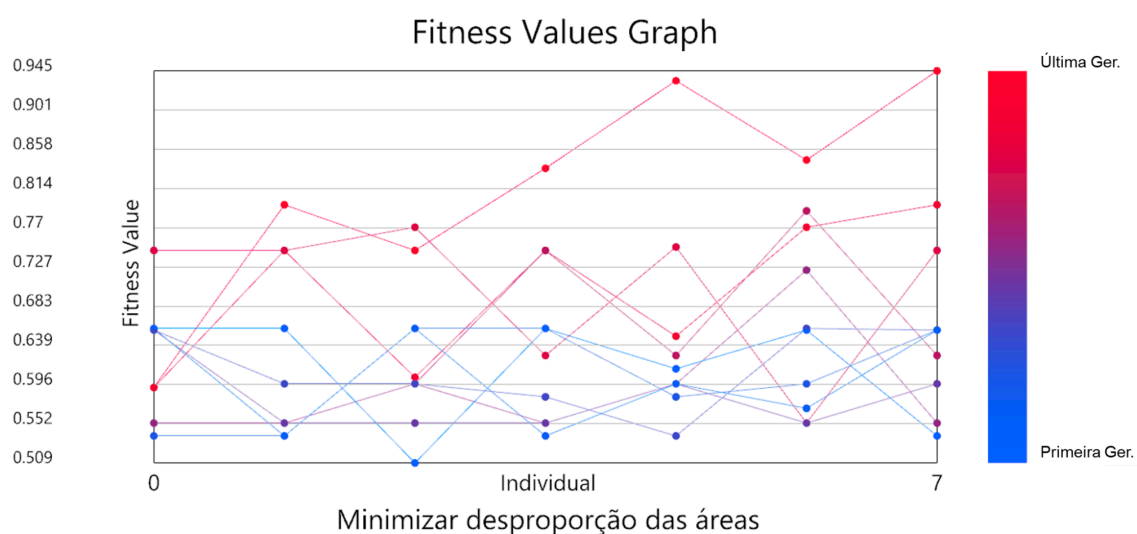
Figura 113 - 3D dos indivíduos da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

O valor médio de aptidão para o objetivo de minimizar a desproporção das áreas (figura 114), no começo da simulação tem valores mais baixos e no decorrer das gerações os valores aumentam gradativamente.

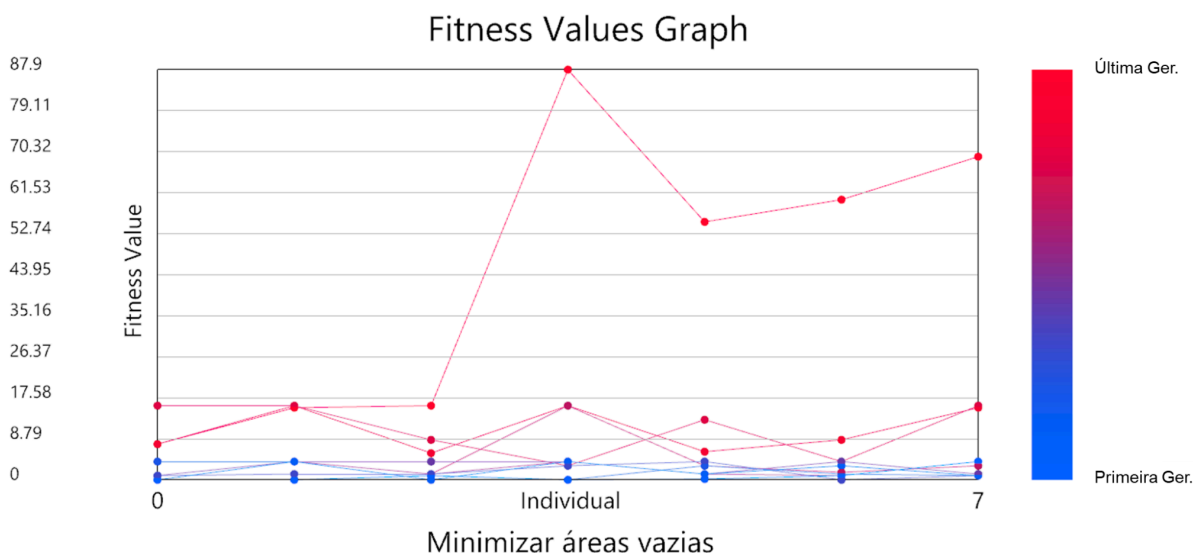
Figura 114 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar desproporção de áreas da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias no perímetro limite da edificação (figura 115), as primeiras gerações da simulação tem pontuação melhor e com a execução do algoritmo obtém um grande aumento e os valores ficam piores.

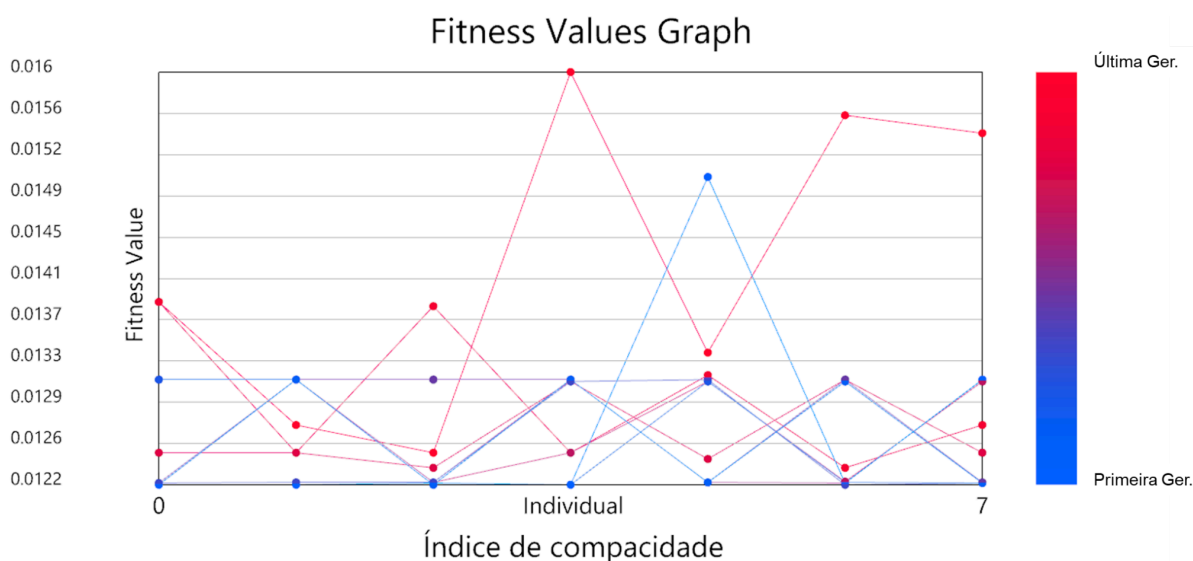
Figura 115 - Gráfico de aptidão da função objetivo de minimizar áreas vazias da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Para o índice de compacidade (figura 116), assim como para os outros objetivos no começo da simulação os valores são melhores e com o passar das gerações pioram.

Figura 116 - Gráfico de aptidão do índice de compacidade da simulação 4

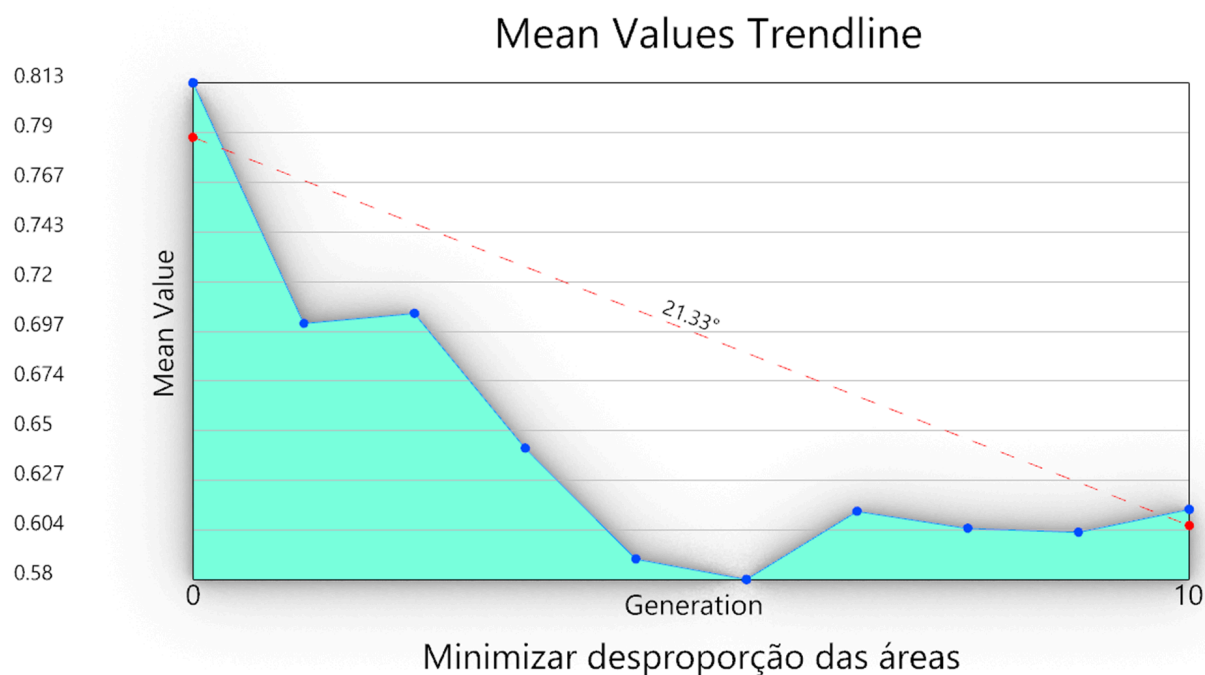


Fonte: Autora (2024)

No gráfico da linha de tendência média (figura 117), é possível visualizar que os

valores da função objetivo de minimizar a desproporção das áreas durante a simulação tem a tendência de se tornar mais aptos. No começo da simulação os valores são altos e ao longo da simulação os valores vão diminuindo de maneira gradativa.

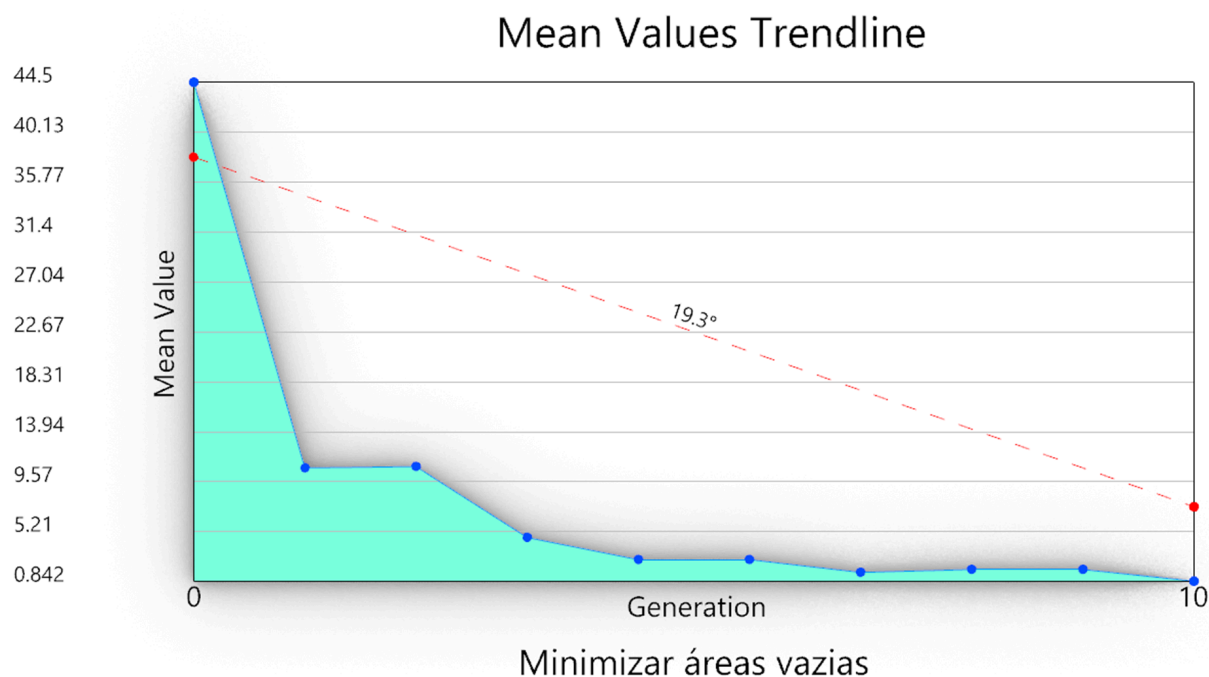
Figura 117 - Gráfico da linha de tendência média da desproporção de áreas da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 118), os valores da função objetivo tem uma queda acentuada no começo da simulação e continua com a tendência de queda até a última geração.

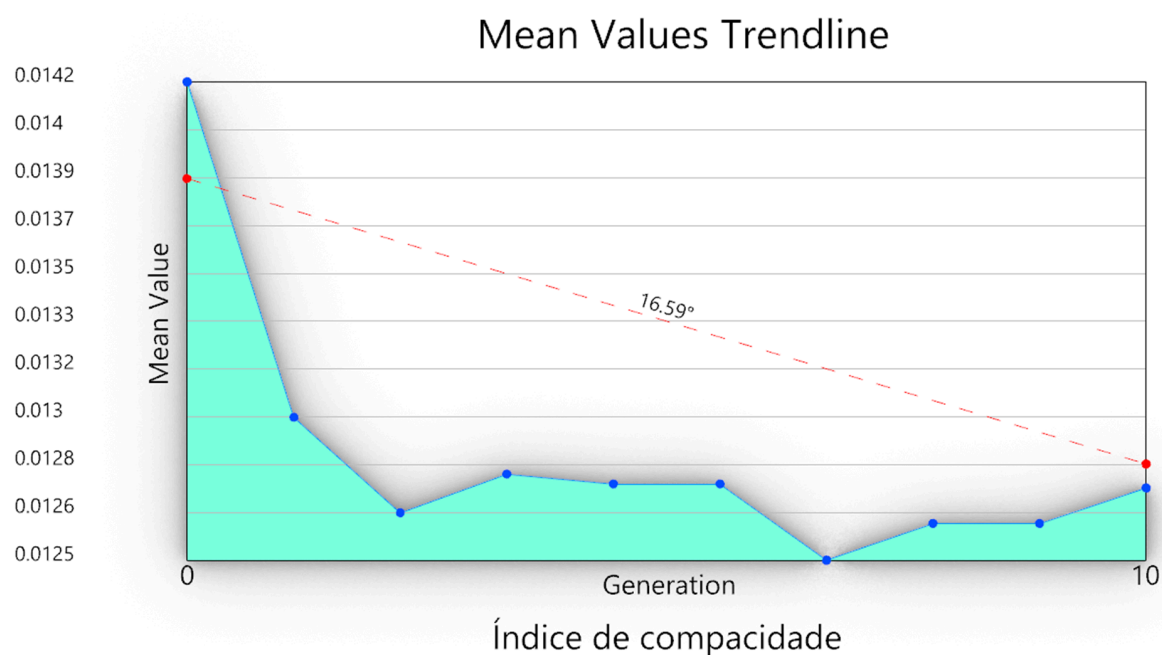
Figura 118 - Gráfico da linha de tendência média de minimizar áreas vazias da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Em relação ao objetivo do índice de compacidade (figura 119), os valores da função objetivo tem uma queda acentuada no começo da simulação e as quedas posteriores acontecem de maneira mais gradativa.

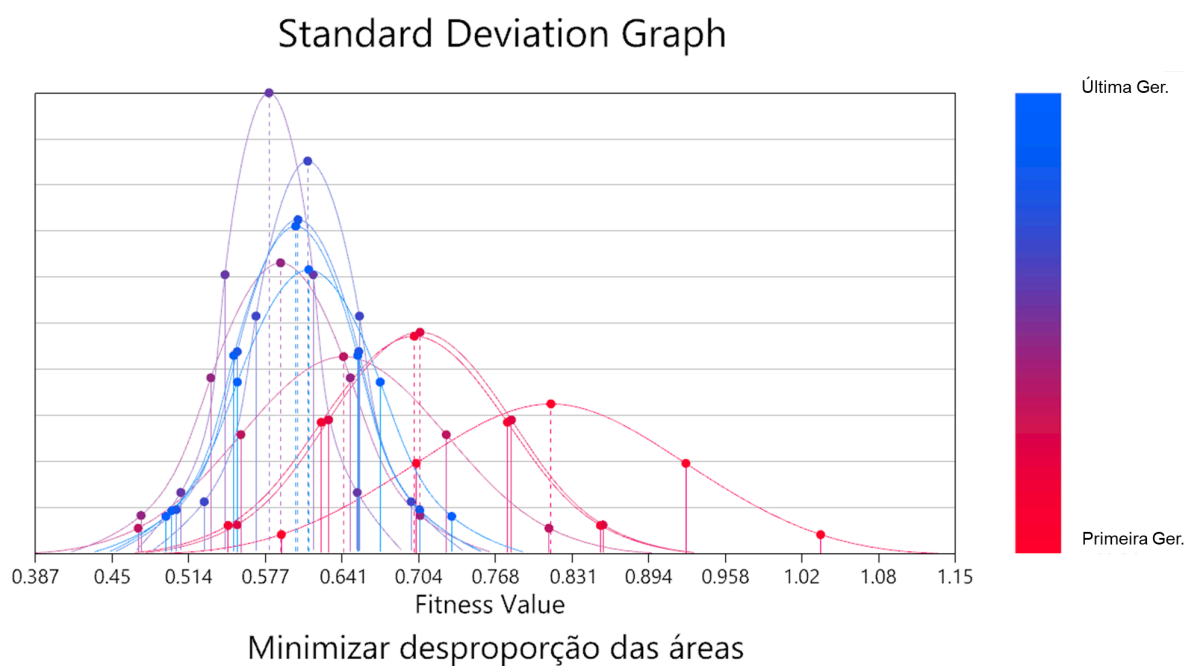
Figura 119 - Gráfico da linha de tendência média do índice de compacidade da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

O gráfico de desvio padrão (figura 120), para a minimização da desproporção das áreas demonstra que a variabilidade diminui na população com o passar das gerações, evidenciada pela curva mais estreita. Embora a curva esteja mais à esquerda demonstrando indivíduos mais adaptados.

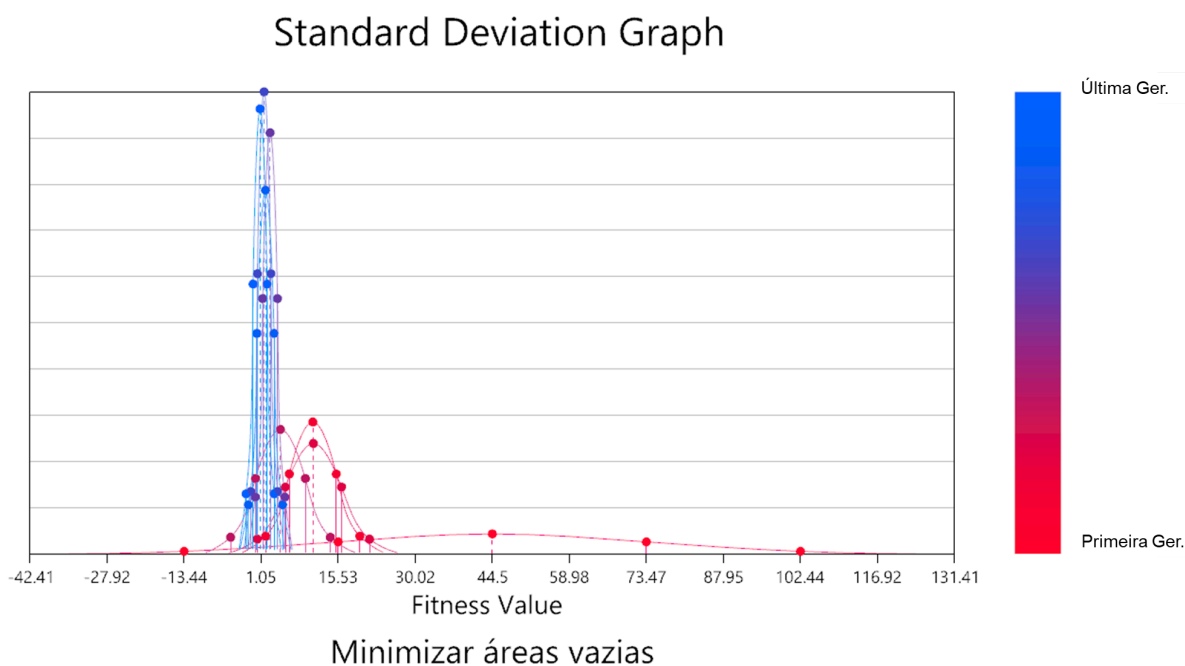
Figura 120 - Gráfico de desvio padrão da desproporção de áreas da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

O mesmo acontece para o objetivo de minimizar a área vazia dentro do perímetro limite (figura 121), a curva estreita demonstra que a diversidade dentro da população diminuiu embora a curva esteja mais à esquerda.

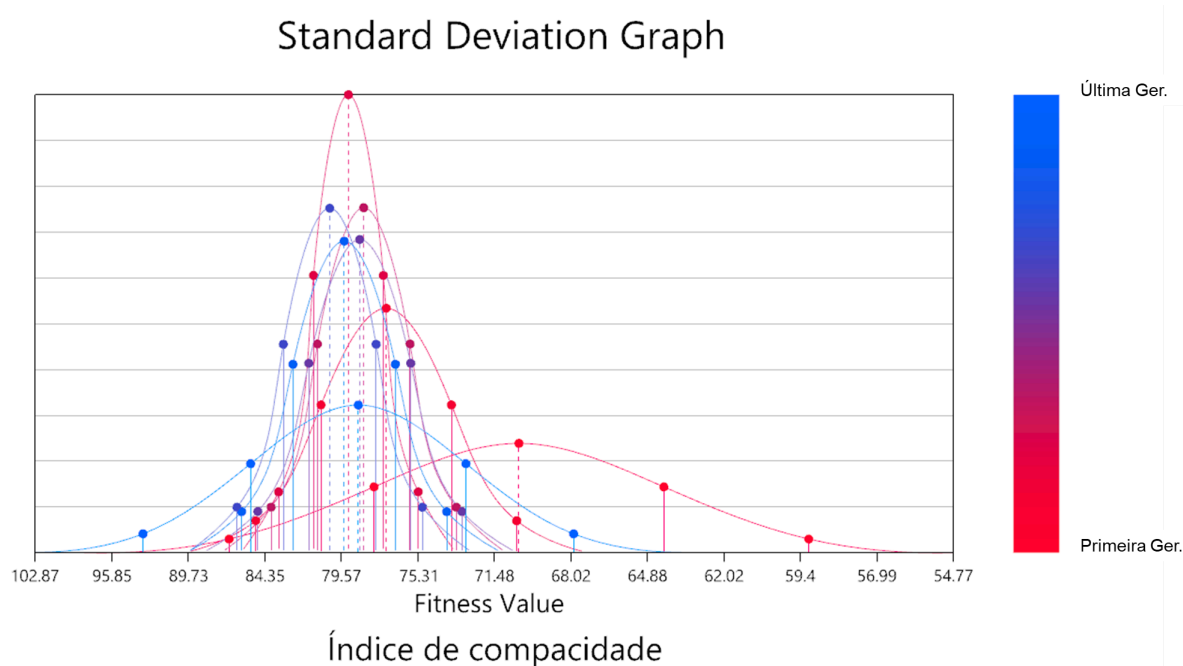
Figura 121 - Gráfico de desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Já para o objetivo do índice de compacidade (figura 122), a curva achatada demonstra uma maior variabilidade dentro da população, além de estar mais à esquerda.

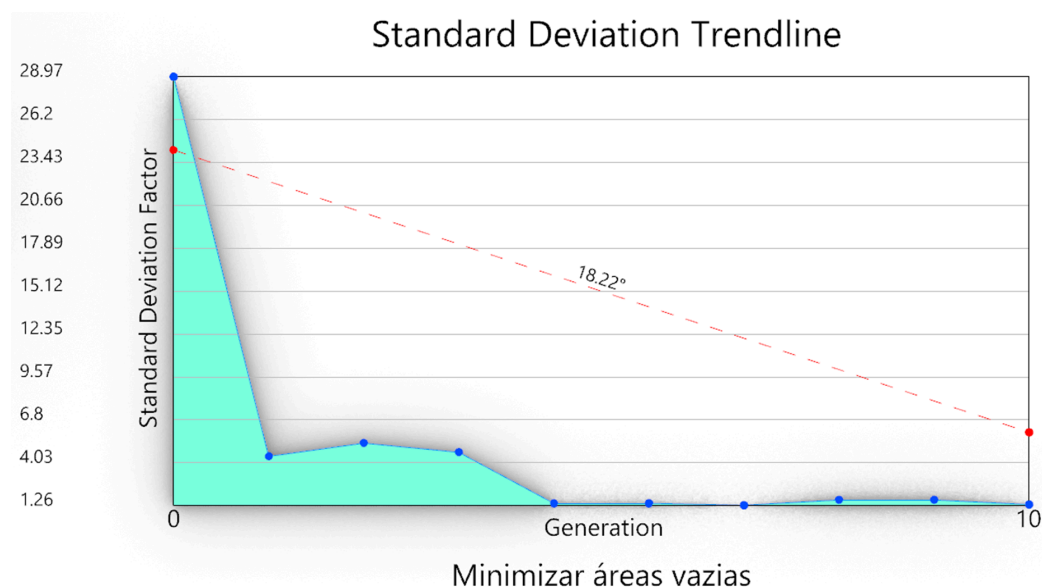
Figura 122 - Gráfico de desvio padrão do índice de compacidade da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

O gráfico da linha de tendência do desvio padrão (figura 123) exibe que a sua tendência ao longo das gerações para o objetivo de minimizar as áreas vazias é de obter soluções mais aptas. No começo da simulação, há uma queda drástica e os valores continuam a ser mais baixos durante o restante da simulação.

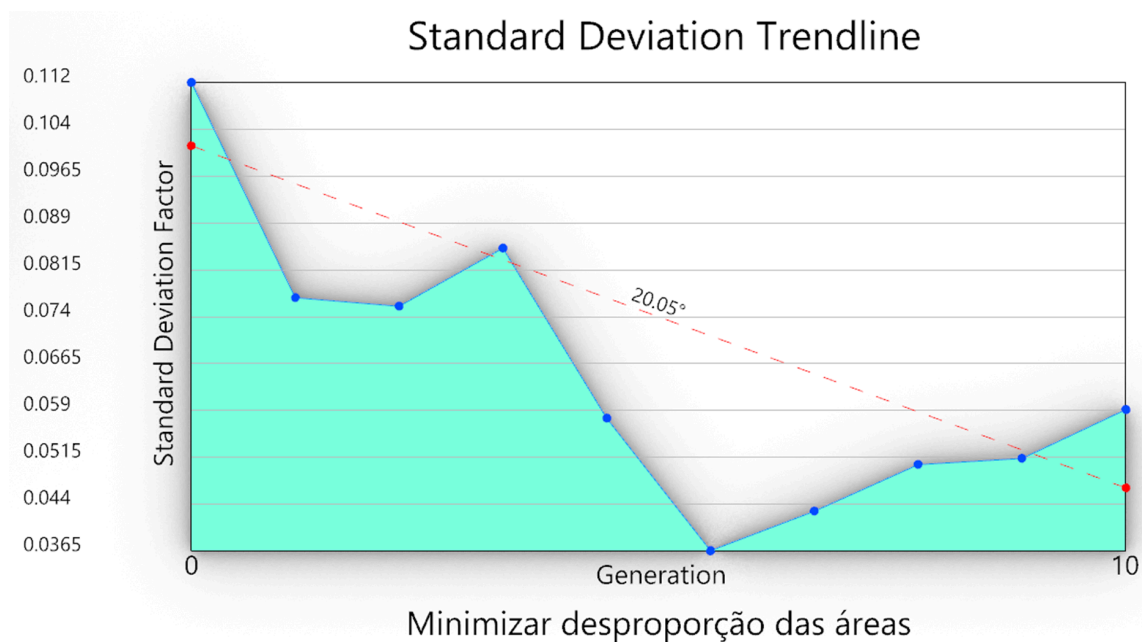
Figura 123 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão de minimização de áreas vazias da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Já para o objetivo de minimizar a desproporção das áreas dos ambientes (figura 124) há uma queda nos valores, mas do meio para o fim da simulação os valores começam a aumentar. Sendo assim, sua tendência é de não obter soluções mais aptas.

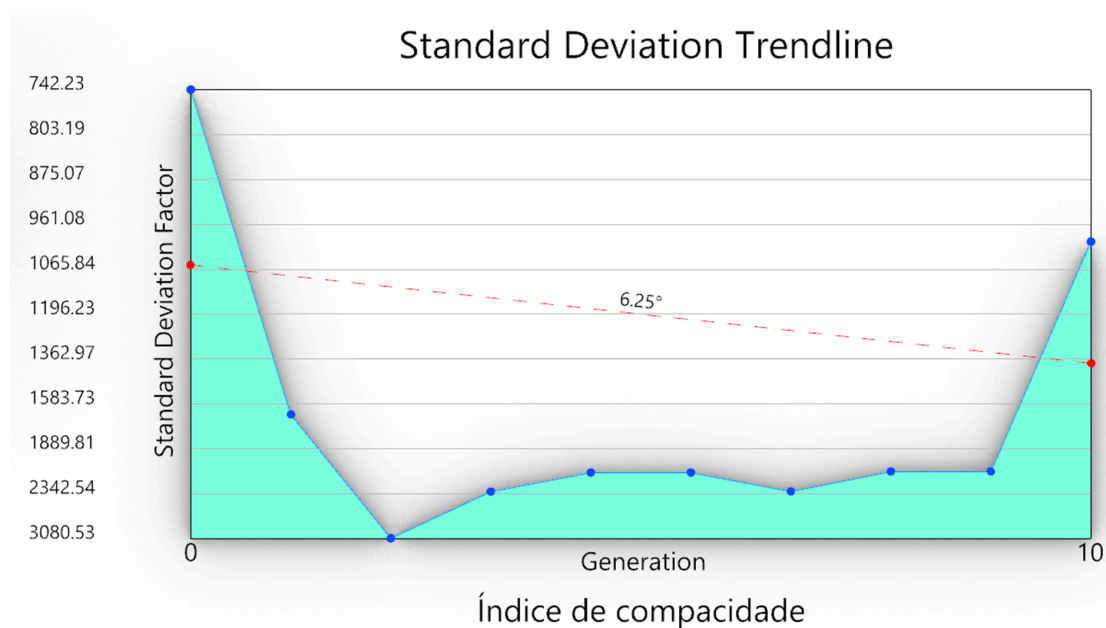
Figura 124 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão da desproporção de áreas da simulação
4



Fonte: Autora (2024)

Para o índice de compacidade (figura 125), no começo da simulação há uma queda drástica nos valores. A partir da terceira geração, os valores começam a aumentar e na geração 8 há um aumento significativo obtendo soluções menos aptas.

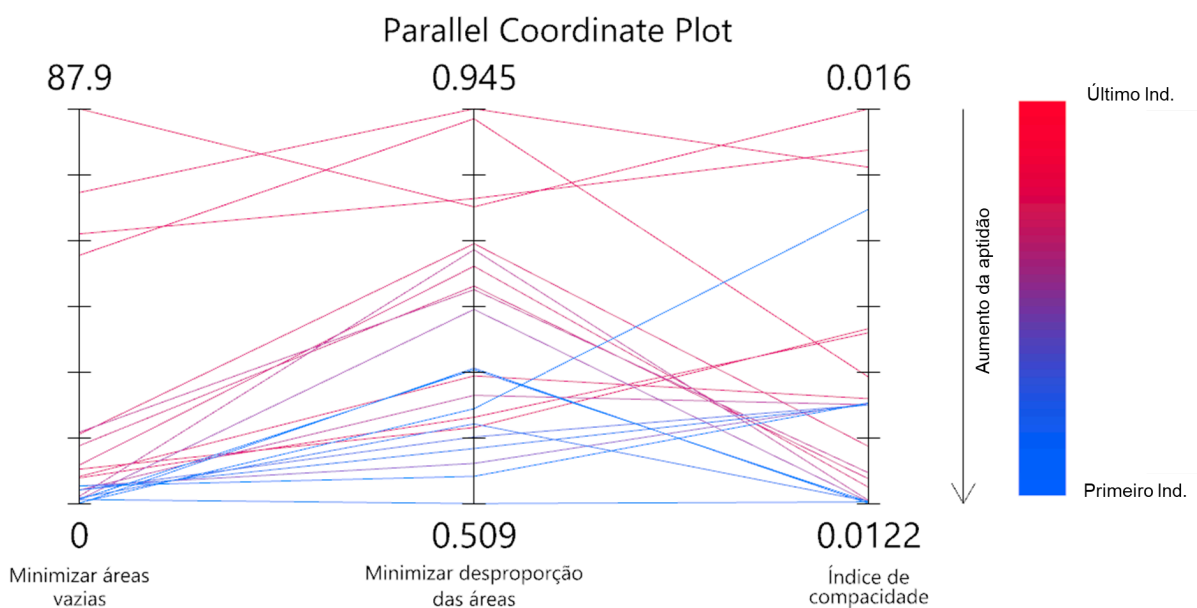
Figura 125 - Gráfico da linha de tendência do desvio padrão do índice de compacidade da simulação
4



Fonte: Autora (2024)

Nessa simulação os valores de aptidão foram equilibrados como demonstra a figura 126. Embora os primeiros indivíduos tenham obtido valores melhores para as funções objetivo, os últimos indivíduos conseguiram equilibrar melhor entre os objetivos. Mesmo com objetivos contrastantes, a simulação demonstrou que obteve diversidade. Assim como, as configurações espaciais das soluções geradas foram satisfatórias, embora a decisão final seja do projetista.

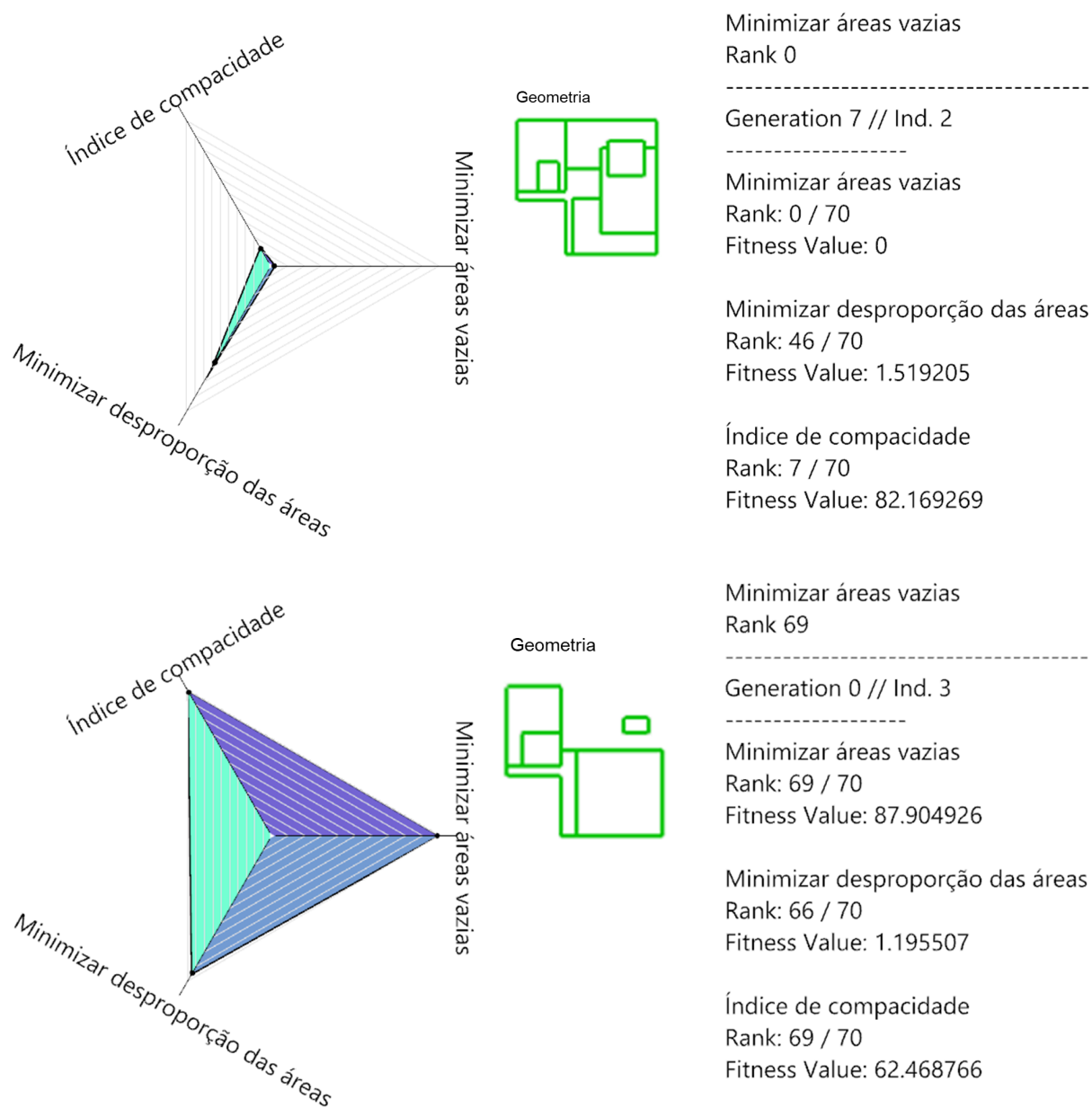
Figura 126 - *Parallel Coordinate Plot* da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Para o objetivo de minimizar as áreas vazias (figura 127), é possível visualizar as melhores e piores soluções de acordo com a posição que o indivíduo ocupa em relação a toda a população.

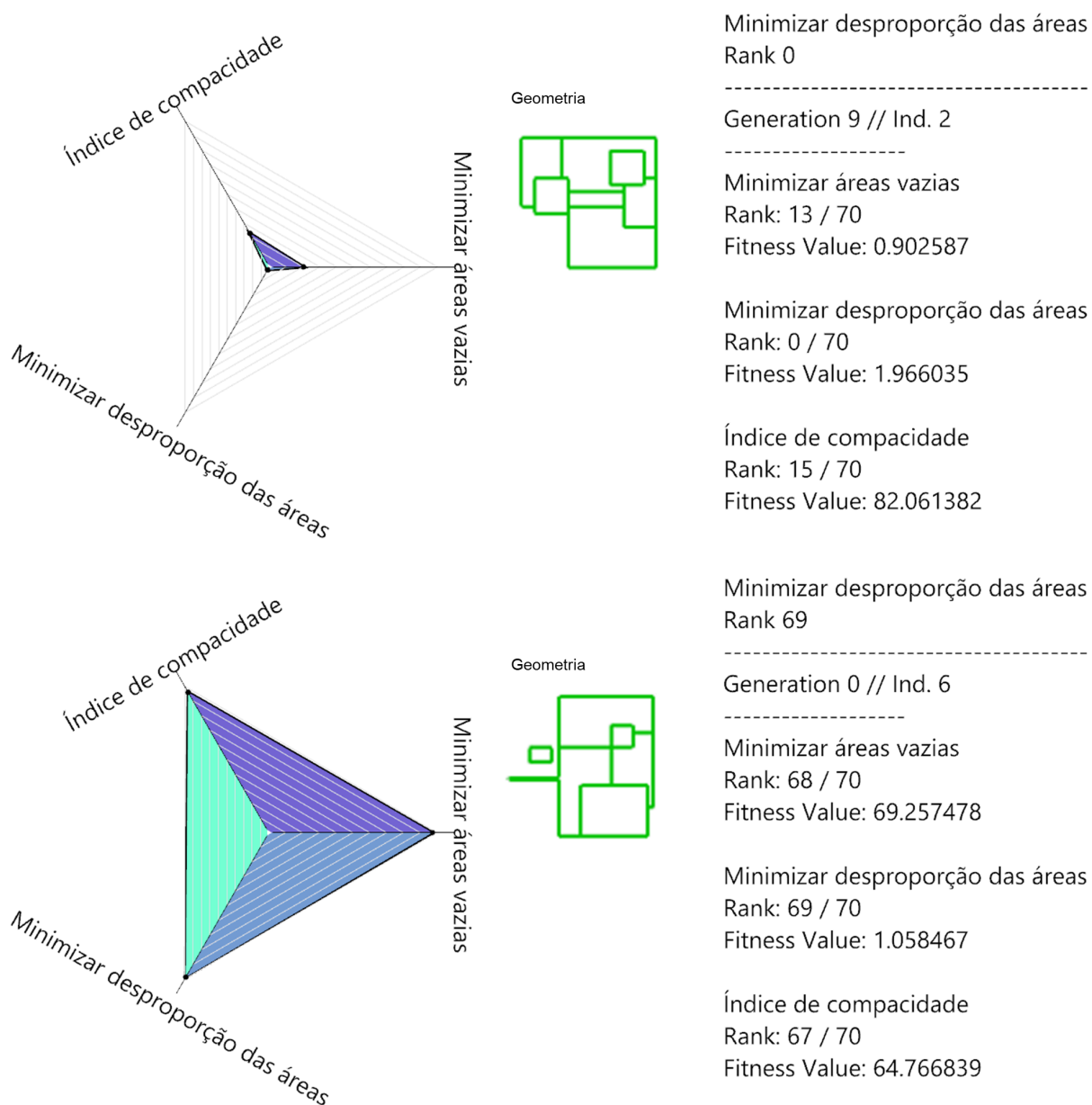
Figura 127 - Melhor e pior soluções para a minimização de áreas vazias da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Para o objetivo de minimizar a desproporção das áreas dos ambientes, a melhor e pior solução são demonstradas na figura 128.

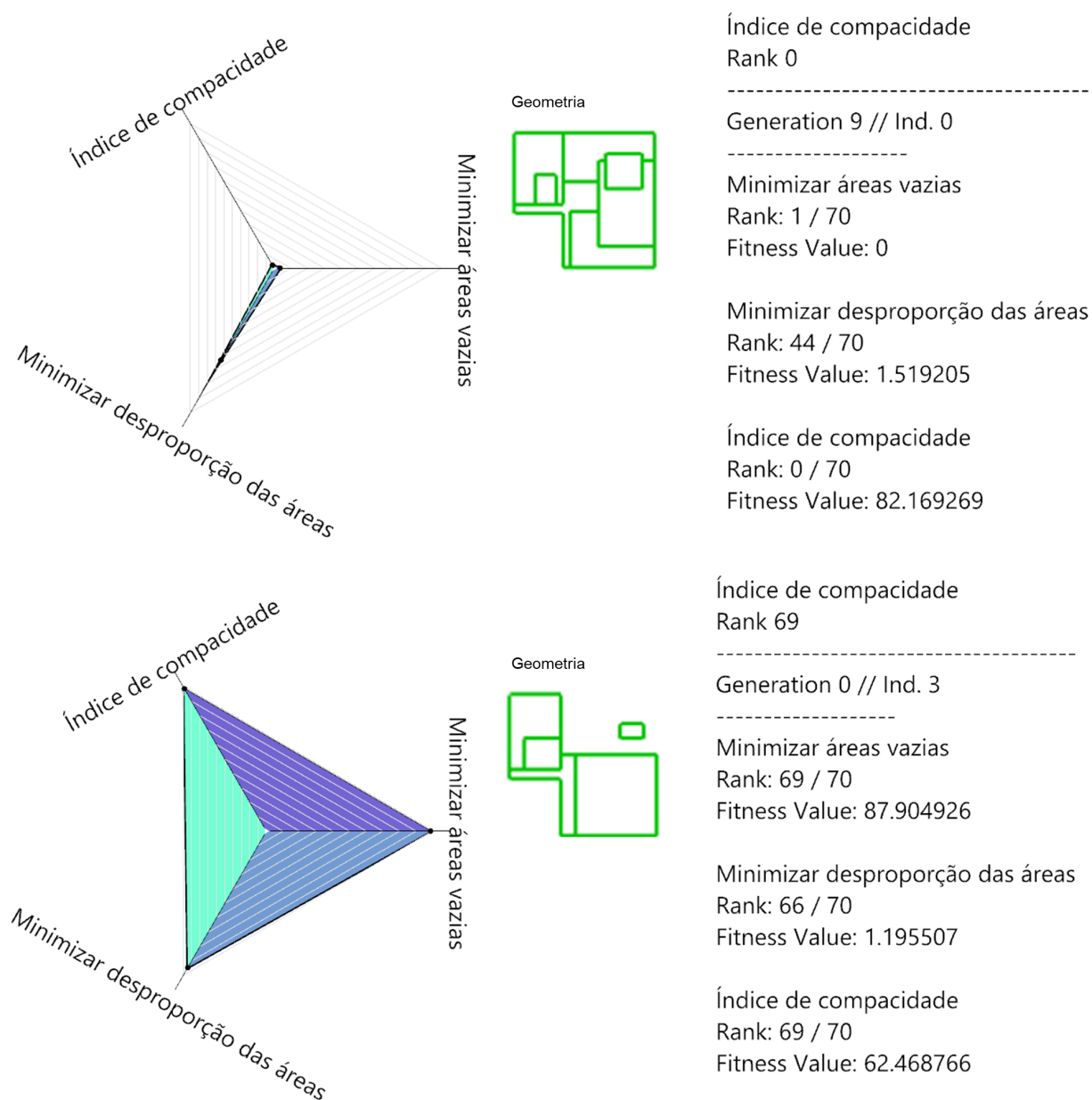
Figura 128 - Melhor e pior soluções para a minimização da desproporção das áreas da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Para o objetivo do índice de compacidade, a melhor e pior solução são demonstradas na figura 129.

Figura 129 - Melhor e pior soluções para o índice de compacidade da simulação 4



Fonte: Autora (2024)

Vale ressaltar que todos os indivíduos que foram os piores em cada objetivo estão localizados na geração 0, demonstrando a tendência de otimização a partir da aplicação do algoritmo evolutivo no planejamento espacial.

Verifica-se que a formulação do problema de projeto, a construção do algoritmo e a análise dos resultados numéricos gerados pelo algoritmo evolutivo aumentam a sua eficiência, na medida que evolui para uma população cada vez mais diversificada e possivelmente mais apta.

CONCLUSÃO

Os projetos assistidos por computador vêm cada vez mais avançando e sendo mais utilizados por arquitetos e urbanistas devido às novas ferramentas de interface gráfica e ao aumento da capacidade de processamento dos computadores. Do mesmo modo a utilização dos algoritmos no processo de projeto de arquitetura. O uso de algoritmos no processo de projeto arquitetônico também tem se expandido, especialmente com a integração de técnicas de otimização, como os algoritmos evolutivos, que demonstram grande potencial para aprimorar a geração automatizada de *layouts*.

A aplicação de algoritmos evolutivos e planejamento do espaço no campo da Arquitetura e Urbanismo, possuem grande potencial a ser explorado com a aplicação das novas ferramentas e *softwares* que foram lançados no mercado.

Esta pesquisa de mestrado em Arquitetura e Urbanismo, teve como intuito a realização de revisão da combinação dos métodos de *space planning* e algoritmos evolutivos, por meio de levantamento de pesquisas publicadas como base para esta e futuras pesquisas. Sua ênfase foi na geração de *layouts* para edifícios residenciais multifamiliares. Para isso, foi desenvolvido um algoritmo para a aplicação dos *plugins Termite Nest* e *Wallacei* e desenvolvidas cinco simulações com o objetivo de validar a viabilidade do método proposto.

A combinação de *space planning* e algoritmos evolutivos mostrou-se promissora, permitindo o desenvolvimento de soluções que atendem a critérios predefinidos, como minimização de espaços vazios, equilíbrio entre áreas e índice de compacidade.

Os resultados obtidos nas simulações, revelaram diferentes comportamentos do algoritmo conforme os parâmetros foram ajustados. A primeira simulação foi importante para verificação do funcionamento geral do algoritmo e foi possível visualizar a tentativa de equilíbrio entre os dois objetivos. Foram obtidas soluções com reentrâncias excessivas e com ambientes desconexos, além de ambientes desproporcionais.

Na segunda simulação, apesar da mudança na taxa de cruzamento, não apresentou

aumento na diversidade da população devido ao número de restrições. As soluções obtidas ainda apresentaram reentrâncias, ambientes desconexos e desproporcionais, demonstrando a influência das restrições impostas ao modelo.

Na terceira simulação, a variação de áreas de maneira desproporcional dos ambientes foi solucionada. E as soluções obtidas ocuparam mais as bordas do perímetro limite e apresentaram ambientes desconexos, embora a população tenha convergido ainda no início da simulação.

Já na quarta simulação, a taxa de cruzamento foi alterada O que resultou em uma maior diversidade genética na população devido ao seu maior número de restrições. Também foram geradas soluções com *layouts* mais adaptados às restrições.

Por fim, a quinta simulação ampliou o escopo ao incluir dois apartamentos no arranjo, reduzindo significativamente as reentrâncias e produzindo indivíduos mais aptos. Apresentou avanços significativos devido à adição do índice de compacidade como critério de otimização. Esse indicador revelou-se essencial para avaliar a eficiência construtiva dos *layouts* gerados, visto que quanto maior o perímetro externo das paredes, maiores os custos de construção.

O algoritmo conseguiu reduzir significativamente os ambientes desconectados e aumentar a ocupação das bordas do perímetro, tornando os *layouts* mais coerentes. A partir da geração 6, houve uma convergência mais clara entre os indivíduos, com as melhores soluções apresentando maior eficiência espacial e melhor distribuição das áreas. Na geração 9, foi possível identificar indivíduos que melhor atenderam às restrições e objetivos, cabendo ao projetista a seleção da solução final com eventuais ajustes.

A partir dos resultados das simulações, fica evidente que esse método de projeto tem potencial para auxiliar arquitetos e estudantes em suas tomadas de decisões no dia a dia. Além disso, a sensibilidade do algoritmo a determinados parâmetros, como a taxa de cruzamento e o número de restrições, demonstra a necessidade de calibração cuidadosa para garantir soluções viáveis. Sendo necessário o entendimento do funcionamento geral do algoritmo por quem o executa.

Durante o desenvolvimento da pesquisa algumas questões surgiram, mas não foram

abordadas e aprofundadas no desenvolvimento desta dissertação que podem ser estudadas em pesquisas futuras.

Dessa forma, podem ser temas de pesquisas posteriores: o planejamento espacial de diferentes tipologias de edificações, incluindo projetos de maior complexidade e usos mistos. O desenvolvimento de soluções tridimensionais permitiria uma abordagem mais realista, considerando não apenas a distribuição dos ambientes, mas também a volumetria e relações espaciais verticais. Outra possibilidade é a integração do planejamento espacial com normativas urbanísticas específicas, garantindo que os *layouts* gerados estejam em conformidade com códigos de obras e regulamentações municipais.

Também pode-se explorar o uso de outros *plugins* de *space planning*, comparando seus desempenhos e adaptabilidade para diferentes cenários de projeto e diferente quantidade de objetivos e restrições. Desenvolver o planejamento espacial levando em conta a disposição dos mobiliários nos ambientes. Ademais, investigações sobre a usabilidade da ferramenta podem contribuir para torná-la mais acessível a profissionais e estudantes de Arquitetura e Urbanismo e áreas afins.

Além da aplicação acadêmica, a geração automatizada de *layouts* apresenta grande potencial para a prática profissional. Construtoras e escritórios de arquitetura podem se beneficiar do uso de algoritmos evolutivos para otimizar seus projetos, tornando o processo mais ágil, econômico e eficiente. A possibilidade de gerar múltiplas soluções em curto tempo permite testar diferentes cenários e tomar decisões mais embasadas, melhorando a qualidade final dos projetos arquitetônicos.

A combinação de *space planning* com algoritmos evolutivos demonstrou-se promissora e ainda há um vasto campo a ser explorado. Dessa forma, esta dissertação reforça a importância do desenvolvimento contínuo de novas metodologias computacionais aplicadas à Arquitetura e Urbanismo, abrindo caminho para futuras inovações no setor de engenharia civil.

Esta pesquisa buscou fazer um panorama geral do planejamento espacial com aplicação do algoritmo evolutivo e explorou por meio de algumas simulações a viabilidade do método. Espera-se que esta pesquisa venha a contribuir para o avanço do planejamento espacial computacional, servindo como referência para

futuros estudos que busquem aprofundar o uso de inteligência artificial na arquitetura. Assim como, com futuras pesquisas que busquem utilizar a metodologia de geração automatizada de *layouts*.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, C.; BAILEY, C.; HEUMANN, A.; DAVIS, D. Augmented space planning: Using procedural generation to automate desk layouts. In: **International Journal of Architectural Computing**. Volume 16. Issue 2. 2018. p. 164-177. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1478077118778586>>. Acesso em: 3 abr. 2023

ARAÚJO, Carolina Miranda de. **Simulação de modelos de edifícios utilizando a tecnologia BIM**. São Paulo, 2016. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) – Faculdade de arquitetura e Urbanismo. Universidade São Judas Tadeu - USJT, 2016.

AGIRBAS, Asli. Building Energy Performance of Complex Forms: Test Simulation Of Minimal Surface-Based Form Optimization. In: eCAADe 2020. **Proceedings of the 38th eCAADe Conference**. 2020. Volume 1, Berlin, Germany, p. 259-268. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2020_064>. Acesso em: 7 dez. 2023

ALANI, Mostafa. Heritage at Stake: Computational Design Processes for Rescuing Mosul's Architectural Identity. In: SIGRADI 2018. **Proceedings of the 22nd Conference of the Iberoamerican Society of Digital Graphics**. 2018. São Carlos, Brasil, p. 165-169. Disponível em: <https://cumincad.scix.net/cgi-bin/works/paper/sigradi2018_1277>. Acesso em: 8 dez. 2023

BAHREHMAND, Arash; BATARD, Thomas; MARQUES, Ricardo; EVANS, Alun; BLAT, Josep. Optimizing layout using spatial quality metrics and user preferences. In: **Graphical Models**. Volume 93. 2017. p. 25–38. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1524070317300577?via%3Dihub>>. Acesso em: 3 abr. 2023

BARTH, Fernando; VEFAGO, Luiz Henrique M.; VASCONCELOS, Cláudia. Compacidade dos Espaços Arquitetônicos. **Mix Sustentável**. Volume 3. n 1. p. 100–108, 2017. DOI: 10.29183/2447-3073.MIX2017.v3.n1.100-108. Disponível em: <<https://ojs.sites.ufsc.br/index.php/mixsustentavel/article/view/1869>>. Acesso em: 18 fev. 2024.

BUSSOLOTI, Victor Moura. **Algoritmos Evolutivos na Definição De Janelas Termicamente Eficientes**. Vitória, 2020. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Centro de Artes. Universidade Federal do Espírito Santo – UFES, 2020.

CAETANO, Inês; LEITÃO, António. Architecture meets computation: an overview of the evolution of computational design approaches in architecture. In: **Architectural Science Review**. Volume 63. Issue 2. p. 165-174. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/00038628.2019.1680524>>. Acesso em: 12 abr. 2023

CALIXTO, Victor. **Geração Automatizada de Layouts com Uso de Algoritmos Evolutivos**: Aplicações em Arquitetura e Urbanismo, Campinas, 2016. Dissertação

(Mestrado em Arquitetura, Tecnologia e Cidade) - Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, 2016.

CALIXTO, Victor; CELANI, Gabriela. A literature review for space planning optimization using an evolutionary algorithm approach: 1992-2014. In: SIGRADI 2015. **Proceedings of the 19th Conference of the Iberoamerican Society of Digital Graphics**. vol. 2. Florianópolis, SC, Brasil. p. 662-671. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show?sigradi2015_11.166> . Acesso em: 13 mar 2023.

CALIXTO, Victor. Geração automatizada de leiautes: uma revisão de literatura. In: CELANI, M. G. C.; SEDREZ, M. (Organizadores). **Arquitetura contemporânea e automação: prática e reflexão**. São Paulo: Probooks, 2018. p. 99-110

CHEN, Xi; YANG, Hongxing; ZHANG, Wellong. Simulation-based approach to optimize passively designed buildings: A case study on a typical architectural form in hot and humid climates. In: **Renewable and Sustainable Energy Reviews**. Volume 82. 2018. p. 1712–1725. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1364032117309565>>. Acesso em: 13 mar. 2023

CHOW, Ka Lok; van AMELJDE, Jeroen. Generative Housing Communities: Design Of Participatory Spaces In Public Housing Using Network Configurational Theories. In: CAADRIA 2020. **Proceedings of the 25th CAADRIA Conference**. 2020. Volume 2, Bangkok, Thailand. p. 283-292. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2020_118>. Acesso em: 6 dez. 2023

CHEUNG, Ling Kit; XU, Zhitao; CHEN, Pei; MAKKI, Mohammed. An Alternative Model For Urban Renewal: A Generative Approach To The (Re)-Development Of Xian Village. In: CAADRIA 2022. **Proceedings of the 27th CAADRIA Conference**. 2022. Sydney, Austrália. p. 181-190. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2022_194>. Acesso em: 6 dez. 2023

CORAGLIA, Ugo Maria; WURZER, Gabriel; FIORAVANTI, Antonio. ORe: A Simulation Model For Organising Refurbishments. In: eCAADe 2018. **Proceedings of the 36th eCAADe Conference**. 2018. Volume 2, Lodz, Poland, p. 605-610. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2018_403>. Acesso em: 10 dez. 2023

DAS, Subhajit; DAY, Colin; HAUCK, Anthony; HAYMAKER, John; DAVIS, Diana. Space Plan Generator: Rapid Generation & Evaluation of Floor Plan Design Options to Inform Decision Making. In: ACADIA: POSTHUMAN FRONTIERS. **Proceedings of the 36th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture**. 2016, p. 106-115. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/acadia16_106>. Acesso em: 20 jun. 2023

DAS, Subhajit; ZOLFAGHARIAN, Samaneh; NOURBAKHSH, Mehdi; HAYMAKER, John. Integrated Spatial-Structural Optimization In The Conceptual Design Stage Of Project: A Tool To Generate And Optimize Design Solutions Aiding Informed Decision Making For Architects, Engineers And Stakeholders. In: **eCAADe 2016. Proceedings of the 34th eCAADe Conference**. 2016. Volume 2, Oulu, Finland, p. 117-126. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2016_078>. Acesso em: 10 dez. 2023

DONATO, Vincenzo. Towards design process validation integrating graph theory into BIM. In: **Architectural Engineering and Design Management**. Volume 13. Issue 1. 2017. p. 22-38. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17452007.2016.1208602>>. Acesso em: 12 jun. 2023

DUERING, Serjoscha; FINK, Theresa; CHRONIS, Angelos; KOENIG, Reinhard. Environmental Performance Assessment: The Optimisation of High-Rises in Vienna. In: **CAADRIA 2022. Proceedings of the 27th International Conference of the Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia**. 2022. Volume 1, Sydney, Australia. p. 545-554. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/data/works/att/caadria2022_145.pdf>. Acesso em: 10 dez. 2023

EGOR, Gavrilov, SVEN, Schneider; MARTIN, Dennemark; REINHARD, Koenig. Computer-aided approach to public buildings floor plan generation. Magnetizing Floor Plan Generator. In: **Procedia Manufacturing**, vol. 44, 2020, p. 132–139. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2351978920308003?via%3Dihub>>. Acesso em: 20 jun 2023.

ELSAYED, Mohamed; TOLBA, Osama; ELANTABLY, Ahmed. Architectural Space Planning Using Parametric Modeling: Egyptian National Housing Project. In: **ASCAAD 2016. 8th ASCAAD Conference Proceedings**. 2016. London, United Kingdom. p. 45-54. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ascaad2016_007>. Acesso em: 6 dez. 2023

ESTRADO, Erron; TURRIN, Michaela; EIGENRAAM, Peter. Optimization of complex-geometry high-rise buildings based on wind load analysis. In: **Simulation: Transactions of the Society for Modeling and Simulation International**. 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/00375497221109577>>. Acesso em: 2 abr. 2023

FRAZER, J. **An evolutionary architecture**. London: Architectural Association, 1995.

FERNANDO, Ruwan A. Space Planning And Preliminary Design Using Artificial Life. In: **CAADRIA 2014. Proceedings of the 19th International Conference on Computer-Aided Architectural Design Research in Asia**. 2014. Kyoto, Japão. p. 657–666. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2014_075>. Acesso em: 6 dez. 2023

FUCHKINA, Ekaterina; BIELIK, Martin; SCHNEIDER, Sven; OSSENBERG-ENGELS, Tobias; HÄMMERLE, Alexander. Space Matcher: An Interactive Toolbox For Assisting In Spatializing & Testing Layout Programmes Using Graph Centralities. In: **eCAADe 2022. Proceedings of the 40th Conference on Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe**. 2022. Volume 2, Ghent, Bélgica, p. 39–46. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2022_194>. Acesso em: 7 dez. 2023

GROAT, Linda N.; WANG, David. **Architectural Research Methods**. 2. ed. Wiley. 2013. 480 p.

HAQ, Saif. Where We Walk Is What We See: Foundational Concepts and Analytical Techniques of Space Syntax. In: **Health Environments Research & Design Journal**. Volume 12. Issue 1. 2019. p. 11-25. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1937586718812436>>. Acesso em: 15 abr. 2023

HOLLAND, Nathaniel. **Inform Form Perform**. 2011. Tese (Doutorado em Arquitetura) - University of Nebraska - Lincoln

JONES, J. C. **Design methods**. 2.ed. New York: Wiley, 1992.

KHANI, Ali; KHAKZAND, Mehdi; FAIZI, Mohsen. Multi-objective optimization for energy consumption, visual and thermal comfort performance of educational building (case study: Qeshm Island, Iran). In: **Sustainable Energy Technologies and Assessments**. Volume 54. 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102872>>. Acesso em: 1 abr. 2023

KIM, Kilsaem; CHO, Minjung. Development of the layout method for a high-rise housing complex using parametric algorithm. In: **Journal of Asian Architecture and Building Engineering**. Volume 19. Issue 1. 2020. p. 30-47. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/13467581.2019.1697273>>. Acesso em: 15 mar. 2023

KITCHLEY, J. Jinu Louishidha; SRIVATHSAN, A. Generative methods and the design process: A design tool for conceptual settlement planning. In: **Applied Soft Computing**. Volume 14. Part C. 2014. P. 634-652. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1568494613003001?via%3Dihub>>. Acesso em: 13 jul. 2023

KOENIG, R.; STANDFEST, M. Evolutionary multi-criteria optimization for building layout planning: Exemplary application based on the PSSA framework. In: **eCAADe 2014: Fusion: Data integration at its best. Proceedings of the 32nd International Conference on Education and research in Computer aided Architectural Design in Europe**. Northumbria, UK. 2014. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/294751101_Evolutionary_multi-criteria_optimization_for_building_layout_planning_Exemplary_application_based_on_the_PSSA_framework>. Acesso em: 13 jul. 2023

KRAJCOVIC, Martin; HANCINSKY, Viktor. Production Layout Planning Using Genetic Algorithms. In: **Communications** - Scientific Letters of the University of Zilina. Volume 17. Issue 3. 2015. p. 72-77. Disponível em: <https://komunikacie.uniza.sk/artkey/csl-201503-0012_production-layout-planning-using-genetic-algorithms.php>. Acesso em: 13 jul. 2023

LIAO, Pan; GU, Ning; BRISBIN, Chris; ROFE, Matthew; SOLTANI, Sahar. Computationally Mapping Spatial Properties Of Chinese Historic Towns Using Space Syntax. In: CAADRIA 2019. **Proceedings of the 24th International Conference of the Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia**. 2019. Vol. 1, Wellington, New Zealand. p. 361-370. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2019_437>. Acesso em: 11 dez. 2023

MA, Chun Yu; van AMEIJDE, Jeroen. Adaptable modular construction systems and multi-objective optimisation strategies for mass-customised housing: A new user-driven paradigm for high-rise living in Hong Kong. In: **International Journal of Architectural Computing**. 2022, Vol. 20(1), p. 96–113. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/14780771221082255>>. Acesso em: 15 abr 2023.

MACHADO, Rodrigo Dias. **Processos de otimização de envoltória de edifícios comerciais para a geração de energia renovável**. São Paulo, 2022. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Faculdade de Arquitetura e Urbanismo da Universidade de São Paulo. USP, 2022.

MACIEL, Thalita dos Santos. **Otimização multiobjetivo na análise de desempenho energético de uma edificação escolar**. Pelotas, 2021. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) — Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo, Faculdade de Arquitetura e Urbanismo, Universidade Federal de Pelotas, 2021.

MAKKI, Mohammed. **Urban Variation Through Evolutionary Development: Evolutionary Processes in Design and the Impact of Multi-Objective Evolutionary Algorithms Generating Urban Form**, 2019. Tese (Doutorado em Arquitetura) - The Open University.

MAKKI, M.; SHOWKATBAKHS, M.; SONG, Y. **Wallacei Primer 2.0**. 2019. Disponível em: <<https://www.wallacei.com/>>. Acesso em: 25 ago 2023

MARTINO, J. A. **Algoritmos evolutivos como método para desenvolvimento de projetos de arquitetura**. Campinas, 2015. Tese (Doutorado em Arquitetura, Tecnologia e Cidade) – Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, 2015.

MARTINO, J. A. Algoritmos evolutivos: aplicações em uma estrutura para sombreamento. In: CELANI, M. G. C.; SEDREZ, M. (Organizadores). **Arquitetura contemporânea e automação: prática e reflexão**. São Paulo: Probooks, 2018. p. 85-98

MCMEEL, Dermott. Algorithms, Ai And Architecture: Notes On An Extinction. In: CAADRIA 2019. **Proceedings of the 24th CAADRIA Conference**. 2019. Volume 2. Wellington, Nova Zelândia. p. 61-70. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2019_107>. Acesso em: 6 dez. 2023

NAGY, Danil; LAU, Damon; LOCKE, John; STODDART, Jim; VILLAGGI, Lorenzo; WANG, Ray; ZHAO, Dale; BENJAMIN, David. Project Discover: An application of generative design for architectural space planning. In: **SIMAUD '17: Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design**. 2017. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/10.5555/3289787.3289794>>. Acesso em: 12 jul. 2023

NAGY, Danil; VILLAGGI, Lorenzo; ZHAO, Dale; BENJAMIN, David. Beyond Heuristics: A Novel Design Space Model For Generative Space Planning In Architecture. In: **ACADIA 2017. Proceedings of the 37th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture**. 2017. Cambridge, Estados Unidos, p. 436-445. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/acadia17_436>. Acesso em: 8 dez. 2023

OMENA, T. H. **Ciclo de desenvolvimento de projeto baseado em desempenho do material**: dos processos digitalmente mediados à fabricação local. 2019. 270 p. Tese (Doutorado em Arquitetura e Urbanismo) – Faculdade de Arquitetura e Urbanismo da Universidade de São Paulo – USP, São Paulo, 2019.

OMENA, Thiago Henrique; FERREIRA, Eber Nunes; REGES, Lídia Mendes; FIALHO, Anderson de Sousa. Crítica à razão projetiva: as mudanças no ensino de arquitetura e urbanismo frente aos novos processos digitalmente mediados. In: **Anais do 6º Seminário Ibero-americano Arquitetura e Documentação**. Anais. Belo Horizonte (MG) UFMG, 2020. Disponível em: <<https://www.even3.com.br/anais/seminarioarqedoc2019/217476-CRITICA-A-RAZAO-PROJETIVA--AS-MUDANCAS-NO-ENSINO-DE-ARQUITETURA-E-URBANISMO-FRENTE-AOS-NOVO-PROCESSOS-DIGITALMENT>>. Acesso em: 12 jul. 2023.

OMENA, T. H.; REGES, L. M. Interfaces tecnológicas no processo de projeto: Technological interfaces in the design process. **Brazilian Journal of Development**, [S. l.], v. 8, n. 8, p. 55514–55523, 2022. DOI: 10.34117/bjdv8n8-054. Disponível em: <<https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BRJD/article/view/50902>>. Acesso em: 26 set. 2023.

OXMAN, Rivka. Theory and design in the first digital age. **Design Studies**, Volume 27, Issue 3, 2006, Pages 229-265

PAULINO, Daniele M. S.; LEWIS, Kali L.; NAPOLITANO, Rebecca; LIGLER, Heather. Automating The Adaptive Reuse Of Cultural Heritage: A Computational Framework For Reconfiguring Historic Masonry Buildings. In: **Proceedings of the 41st Conference on Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe**. 2023. Volume 2, Graz, Áustria. p. 691–700. Disponível em: <

https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show=caadria2010_056/Show?ecaade2023_397>. Acesso em: 8 dez. 2023

RAHBAR, Morteza; MAHDAVINEJAD, Mohammadjavad; MARKAZI, Amir H.D.; BEMANIAN, Mohammadreza. Architectural layout design through deep learning and agent-based modeling: A hybrid approach. In: **Journal of Building Engineering**. Volume 47. 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.103822>>. Acesso em: 26 mai. 2023

RAHIMBAKHSH, Hanie; KOHANSAL, Mohammad Ebrahim; TARKASHVAND, Abbas; FAIZI, Mohsen; RAHBAR, Morteza. Multi-objective optimization of natural surveillance and privacy in early design stages utilizing NSGA-II. In: **Automation in Construction**. Volume 143. 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104547>>. Acesso em: 12 jul. 2023

REISINGER, Julia; ZAHLBRUCKNER, Maria Antonia; KOVACIC, Iva; KÁN, Peter; WANG-SUKALIA, Xi; KAUFMANN, Hannes. Integrated multi-objective evolutionary optimization of production layout scenarios for parametric structural design of flexible industrial buildings. In: **Journal of Building Engineering**. Volume 46. 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.103766>>. Acesso em: 12 jul. 2023

RODRIGUES, Eugénio; GASPAR, Adélio Rodrigues; GOMES, Álvaro. Improving thermal performance of automatically generated floor plans using a geometric variable sequential optimization procedure. In: **Applied Energy**. Volume 132. 2014. p. 200-215. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261914006503?via%3Di> hub>. Acesso em: 12 jul. 2023

RODRIGUES, Ricardo Cesar; KOGA, Renan Rubio; HIROTA, Ercilia Hitomi; DUARTE, Rovenir. Mapping Space Allocation With Artificial Intelligence: An Approach Towards Mass Customized Housing Units. In: **eCAADe 2022. Proceedings of the 40th Conference on Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe**. 2022. Volume 2, Ghent, Bélgica, p. 631-640. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2022_411>. Acesso em: 7 dez. 2023

RODRIGUES, Ricardo Cesar. **Artificial Intelligence in the Early Stages of the Design Process**: Mapping Space Allocation for Mass Custom Housing. Londrina, 2022. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Universidade Estadual de Londrina. Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo. 2022.

SÁ, Renato Ferreira de. **Sintaxe espacial e tridimensionalidade**: estudo exploratório das ferramentas digitais. Viçosa, 2022. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Arquitetura e Urbanismo, 2022.

SADEGHIAN, Maryam; HOSSEINI, Akram. The application of particle swarm optimization algorithm to plan redesigns of residential complexes. A case study in the

high-rise apartment complex in Mashhad, Iran. In: **Urbanism. Architecture. Constructions**. Volume 11 Issue 2. 2020. p. 191-214. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/357168044_THE_APPLICATION_OF_PARTICLE_SWARM_OPTIMIZATION_ALGORITHM_TO_PLAN_REDESIGNS_OF_RESIDENTIAL_COMPLEXES_A_CASE_STUDY_IN_THE_HIGH-RISE_APARTMENT_COMPLEX_IN_MASHHAD_IRAN>. Acesso em: 22 mai. 2023

SAHA, Nirvik; HAYMAKER, John; SHELDEN, Dennis. Space Allocation Techniques (SAT): Computable Design Problems and Integrated Framework of Solvers. In: ACADIA 2020. **Proceedings of the 40th Annual Conference of the Association of Computer Aided Design in Architecture**. 2020. Vol. 1. Online and Global. p. 248-257. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/acadia20_248>. Acesso em: 12 dez. 2023

SCHWARTZ, Yair; RASLAN, Rokia; KOROLIJA, Ivan; MUMOVIC, Dejan. A decision support tool for building design: An integrated generative design, optimisation and life cycle performance approach. In: **International Journal of Architectural Computing**. Volume 19. Issue 3. 2021. p. 401-430. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1478077121999802>>. Acesso em: 8 abr. 2023

SHI, Feng; SOMAN, Ranjith K.; HAN, Ji; WHYTE, Jennifer K. Addressing adjacency constraints in rectangular floor plans using Monte-Carlo Tree Search. In: **Automation in Construction**. Volume 115. 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103187>> Acesso em: 25 abr. 2023

SILVA, Edna Lúcia da; MENEZES, Estera Muszkat. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. 4. ed., UFSC, Florianópolis, 2005. 138p.

SILVA, Filipe Lopes de Farias e. **O Processo de Projeto Digital Como Método de Investigação da Aplicação da Impressão 3D na Arquitetura**. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo: Dinâmicas do Espaço Habitado) – Universidade Federal de Alagoas. Faculdade de Arquitetura e Urbanismo. Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo. Maceió, 2018.

SILVA, Mario Alves da. **A Benchmark of Optimization Algorithms for Thermal, Luminous and Energy Multi-Objective Analysis on Grasshopper for Rhino**. Viçosa, 2022. Dissertação (Mestrado em Arquitetura e Urbanismo) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Arquitetura e Urbanismo, 2022.

SILVA, Diego Jami Menezes da; MARTINO, Jarryer Andrade de. Space Planning From Environmental Parameter. In: SIGRADI 2020. **Proceedings of the 24th Conference of the Iberoamerican Society of Digital Graphics**. 2020. Online. p. 223-228. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/sigradi2020_223>. Acesso em: 6 dez. 2023

SILVA JÚNIOR, Félix Alves da. **O Uso de Sistemas Generativos como Instrumento de Desenho Urbano Sustentável**. Brasília, 2016. Tese (Doutorado em

Arquitetura e Urbanismo) – Faculdade de Arquitetura e Urbanismo. Universidade de Brasília. 2016

SILVA JÚNIOR, Nivaldo Lima da. **Indicadores de Desempenho em Projetos de Arquitetura no Eixo Brasília-Goiânia**. Brasília, 2010. Dissertação (Mestrado em Estruturas e construção Civil) – Faculdade de Tecnologia. Universidade de Brasília. 2010

SÖNMEZ, Nizam Onur. A Modular and Dynamic Evolutionary Algorithm for Architectural Design. **Megaron**. Volume 13. Issue 4. 2018. P.521-535. Disponível em: < <https://dx.doi.org/10.5505/MEGARON.2018.37929>>. Acesso em: 13 abr. 2023

STALS, Adeline; JANCART, Sylvie; ELSÉN, Catherine. Parametric modeling tools in small architectural offices: Towards an adapted design process model. In: **Design Studies**. Volume 72. 2021. Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.destud.2020.100978>>. Acesso em: 5 mai. 2023

TABARI, Mohammad Hassan Saleh; KERMANI, Hooman Jafar; KHOJASTEHEMEHR, Fereshteh. **CAADRIA 2020 - Intelligent Architecture Design (IAD) workshop**. YouTube. 2020. Playlist de 6 vídeos. Disponível em: <https://www.youtube.com/playlist?list=PLuubh53qT6vltDzFfNZgCrDoG_atFnliL>. Acesso em: 28 ago 2023

TARABIEH, Khaled; NASSAR, Khaled; ABDELRAHMAN, Mahmoud; MASHALY, Islam. Statics of space syntax: Analysis of daylighting. In: **Frontiers of Architectural Research**, Volume 8, Issue 3, 2019, p. 311-318. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095263519300330?via%3Dihub>>. Acesso em: 21 jun 2023

TEDESCHI, A. **AAD: Algorithms Aided Design**. Parametric strategies using Grasshopper. Itália: Le Penseur, 2014.

UPASANI, Nitán; SHEKHAWAT, Krishnendra; SACHDEVA, Garv. Automated generation of dimensioned rectangular floorplans. In: **Automation in Construction**. Volume 113. 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103149>>. Acesso em: 27 mai. 2023

van AMEIJDE, Jeroen; SONG, Yutao. Data-driven urban porosity: Incorporating parameters of public space into a generative urban design process. In: CAADRIA 2018. **Proceedings of the 23rd International Conference of the Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia**. 2018. Vol. 1. Beijing, China. p. 173-182. Disponível em: < https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2018_332 >. Acesso em: 11 dez. 2023

van AMEIJDE, Jeroen; CHENG, Sifan; WANG, Haowen. Data-Driven Urban Research Tools Within Design Education. In: CAADRIA 2023. **Proceedings of the 28th International Conference of the Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia**. 2023. Volume 2, Ahmedabad, Índia. p. 341-350. Disponível em:

<https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2023_260>. Acesso em: 10 dez. 2023

VELOSO, Pedro; RHEE, Jinmo; KRISHNAMURTI, Ramesh. Multi-agent Space Planning: A literature review (2008-2017). In: "Hello, Culture!". **18th International Conference, CAAD Futures 2019**. Ji-Hyun Lee (org). Daejeon, Korea, p. 52-74. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/Show?cf2019_009>. Acesso em: 21 jun 2023.

VELOSO, Pedro; KRISHNAMURTI, Ramesh. An Academy of Spatial Agents: Generating Spatial Configurations With Deep Reinforcement Learning. In: eCAADe 2020. **Proceedings of the 38th eCAADe Conference**. 2020. Vol. 2, Berlin, Germany, p. 191-200. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/ecaade2020_093>. Acesso em: 7 dez. 2023

VELOSO, Pedro; RHEE, Jinmo, BIDGOLI, Ardavan; GUEVARA, Manuel Ladron De. Bubble2floor: A Pedagogical Experience With Deep Learning For Floor Plan Generation. In: CAADRIA 2022. **Proceedings of the 27th CAADRIA Conference**. 2022. Sydney, Austrália. p. 373-382. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/caadria2022_90>. Acesso em: 6 dez. 2023

WELCH, Christopher; MOLONEY, Jules; MOLETA, Tane. Selective Interference: Emergent Complexity Informed By Programmatic, Social And Performative Criteria. In: ACADIA 2014. **Proceedings of the 34th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture**. 2014. Los Angeles, Estados Unidos, p. 719-726. Disponível em: <https://papers.cumincad.org/cgi-bin/works/paper/acadia14_719>. Acesso em: 8 dez. 2023

WU, Shihai; LU, Wei-Zhen; QIN, Chao; WEN, Baohua; WU, Dizi; XIANG, Yujing. A goal-oriented planning approach for two-dimensional cutting components in architectural design: Coupling BIM and Parametric design (PD). In: **Journal of Building Engineering**. Volume 76. 2023. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107156>>. Acesso em: 3 mai. 2023

YAN, Xin; BAO, Dingwen; ZHOU, Yufang; XIE, Yimin; CUI, Tong. Detail control strategies for topology optimization in architectural design and development. In: **Frontiers of Architectural Research**. Volume 11. 2022. p. 340-356. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.foar.2021.11.001>>. Acesso em: 3 mai. 2023

ZAWIDZKI, Machi; SZKLARSKI, Jacek. Multi-objective optimization of the floor plan of a single story family house considering position and orientation. In: **Advances in Engineering Software**. Volume 141. 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2019.102766>>. Acesso em: 11 jun. 2023

ZHANG, Longwei; ZHANG, Lingling; WANG, Yuetao. Shape optimization of free-form buildings based on solar radiation gain and space efficiency using a multi-objective genetic algorithm in the severe cold zones of China. In: **Solar Energy**. Volume 132. 2016. p. 38-50. Disponível em: <

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X16001626>>. Acesso em: 12 jul. 2023

ZOU, Yukai; ZHAN, Qiaosheng; XIANG, Ke. A comprehensive method for optimizing the design of a regular architectural space to improve building performance. In: **Energy Reports**. Volume 7. 2021. p. 981-996. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.01.097>>. Acesso em: 3 mai. 2023

APÊNDICE A - RELAÇÃO DOS TRABALHOS SELECIONADOS E ANALISADOS

Núm.	Autores	Ano	Título	Tipo	Publicação
1	FRAZER	1995	An Evolutionary Architecture	Livro	
2	HOLLAND	2011	Inform Form Perform	Tese	
3	KITCHLEY e SRIVATHSAN	2014	Generative methods and the design process: A design tool for conceptual settlement planning	Artigo	Applied Soft Computing
4	KOENIG e STANDFEST	2014	Evolutionary multi-criteria optimization for building layout planning: Exemplary application based on the PSSA framework	Artigo	eCAADe
5	FERNANDO	2014	Space Planning And Preliminary Design Using Artificial Life	Artigo	CAADRIA 2014
6	RODRIGUES, GASPAR e GOMES	2014	Improving thermal performance of automatically generated floor plans using a geometric variable sequential optimization procedure	Artigo	Applied Energy
7	WELCH, MOLONEY e MOLETA	2014	Selective Interference: Emergent Complexity Informed By Programmatic, Social And Performative Criteria	Artigo	ACADIA 2014
8	CALIXTO e CELANI	2015	A literature review for space planning optimization using an evolutionary algorithm approach: 1992-2014	Artigo	SIGRADI 2015
9	KRAJCOVIC e HANCINSKY	2015	Production Layout Planning Using Genetic Algorithms	Artigo	COMMUNICATIONS
10	MARTINO	2015	Algoritmos evolutivos como método para desenvolvimento de projetos de arquitetura	Tese	
11	ARAÚJO	2016	Simulação de modelos de edifícios utilizando a tecnologia BIM	Dissertação	
12	CALIXTO	2016	Geração Automatizada de Layouts com Uso de Algoritmos Evolutivos: Aplicações em Arquitetura e Urbanismo	Dissertação	
13	DAS, ZOLFAGHARIAN, NOURBAKHSH e	2016	Integrated Spatial-Structural Optimization In The Conceptual Design Stage Of Project: A Tool To Generate And	Artigo	eCAADe 2016

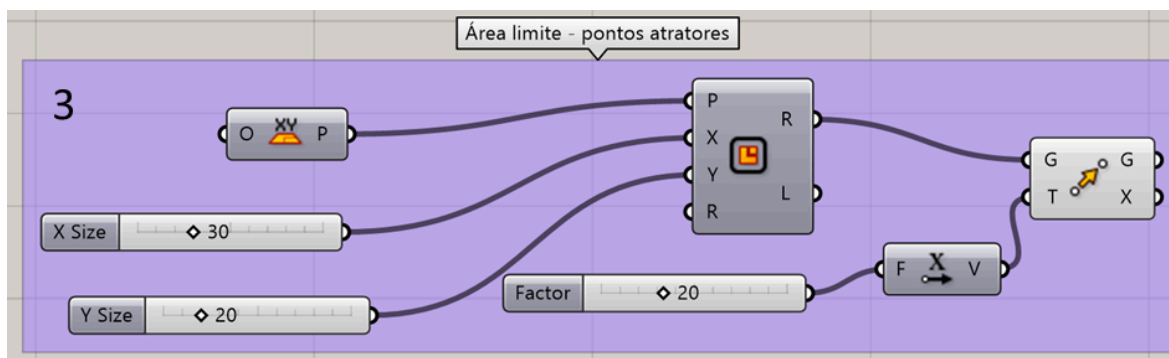
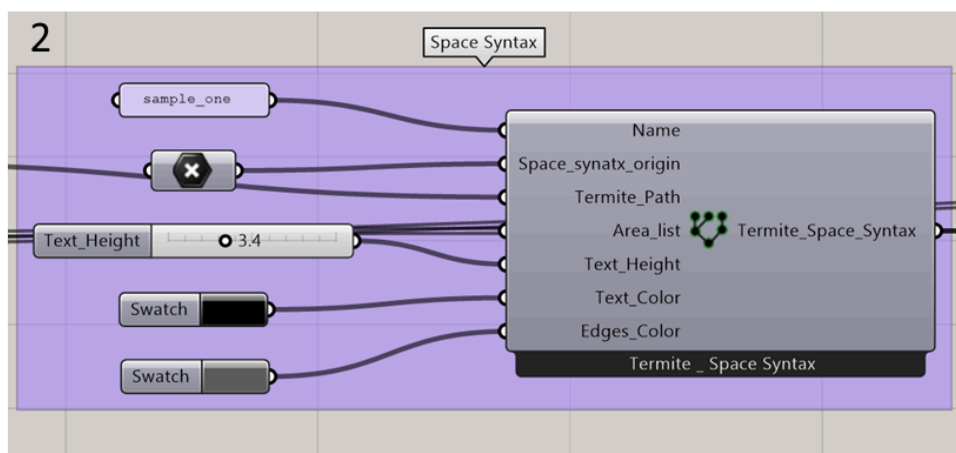
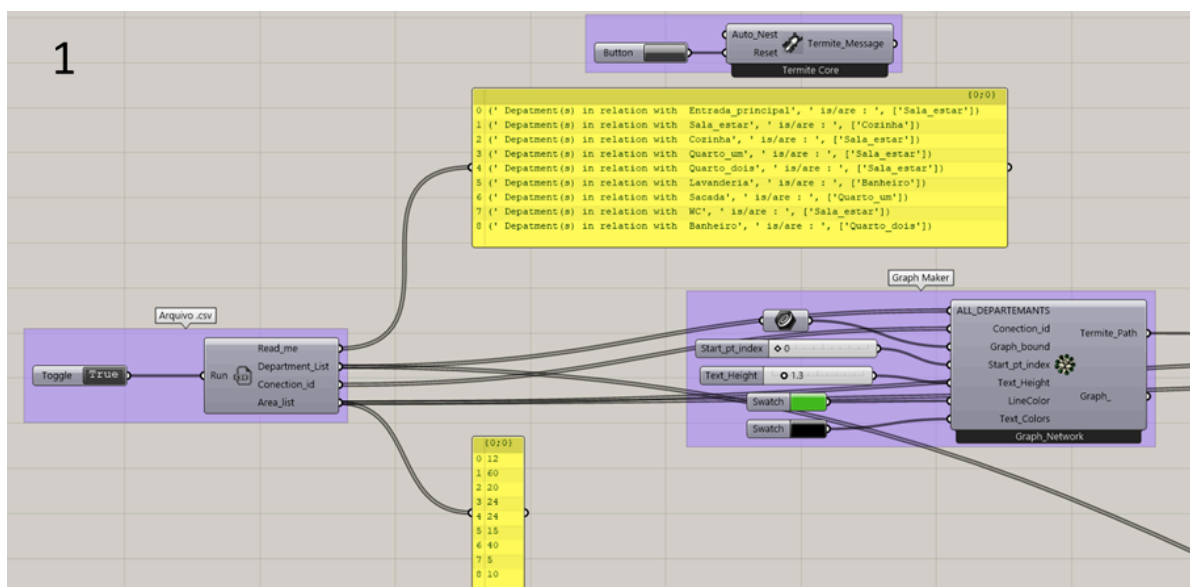
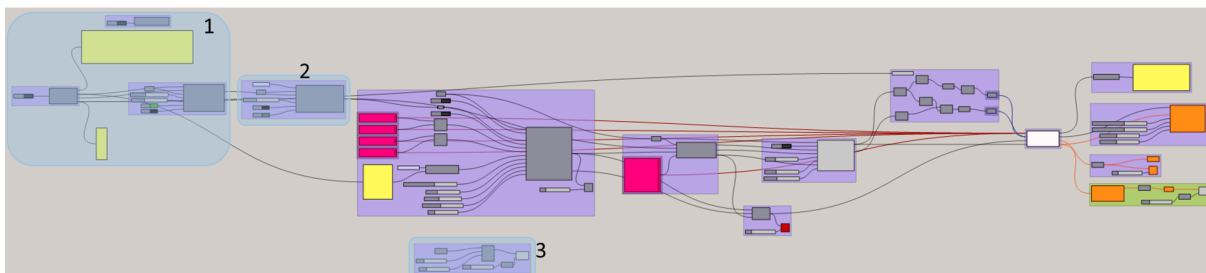
	HAYMAKER		Optimize Design Solutions Aiding Informed Decision Making For Architects, Engineers And Stakeholders		
14	DAS, DAY, HAUCK, HAYMAKER e DAVIS	2016	Space Plan Generator: Rapid Generation & Evaluation of Floor Plan Design Options to Inform Decision Making	Artigo	ACADIA: POSTHUMAN FRONTIERS
15	ELSAYED, TOLBA e ELANTABLY	2016	Architectural Space Planning Using Parametric Modeling: Egyptian National Housing Project	Artigo	ASCAAD 2016
16	SILVA JÚNIOR	2016	O Uso de Sistemas Generativos Como Instrumento de Desenho Urbano Sustentável	Tese	
17	ZHANG, ZHANG e WANG	2016	Shape optimization of free-form buildings based on solar radiation gain and space efficiency using a multi-objective genetic algorithm in the severe cold zones of China	Artigo	SOLAR ENERGY
18	BAHREHMAND, BATARD, MARQUES, EVANS e BLAT	2017	Optimizing layout using spatial quality metrics and user preferences	Artigo	Graphical Models
19	DONATO	2017	Towards design process validation integrating graph theory into BIM	Artigo	Architectural Engineering and Design Management
20	NAGY, LAU, LOCKE, STODDART, VILLAGGI, WANG, ZHAO e BENJAMIN	2017	Project Discover: An application of generative design for architectural space planning	Artigo	SIMAUD '17: Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design
21	NAGY, VILLAGGI, ZHAO e BENJAMIN	2017	Beyond Heuristics: A Novel Design Space Model For Generative Space Planning In Architecture	Artigo	ACADIA 2017

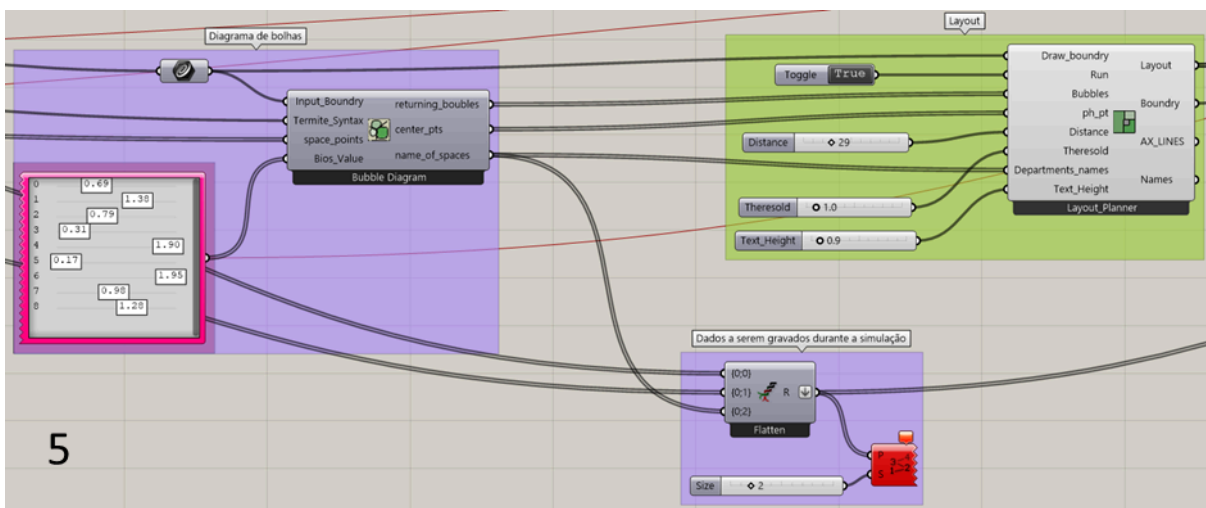
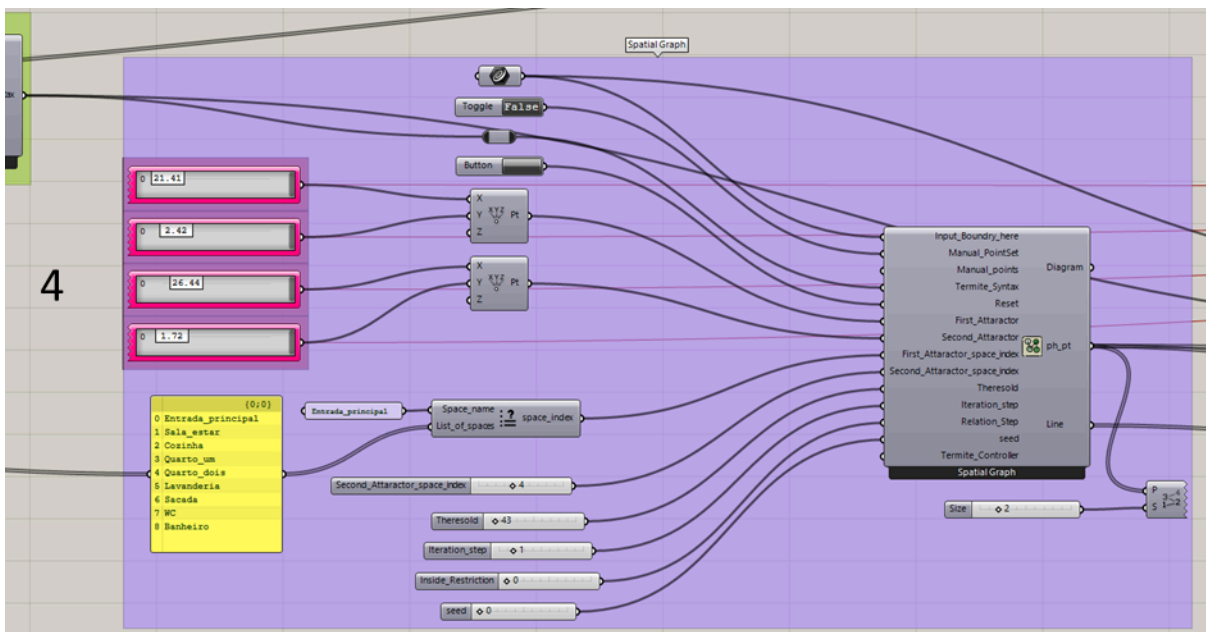
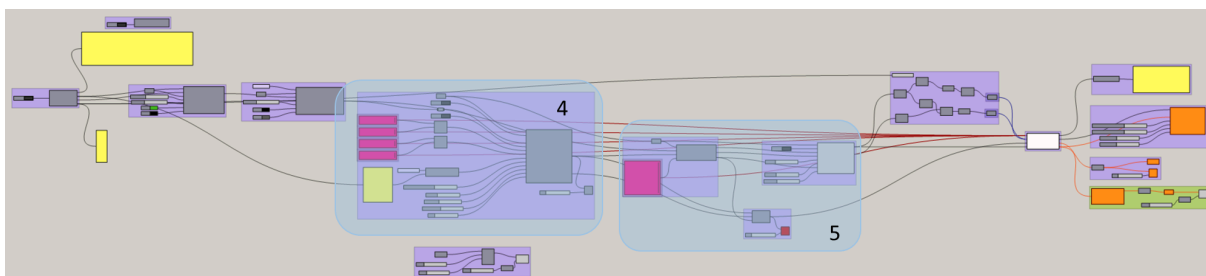
22	ANDERSON, BAILEY, HEUMANN e DAVIS	2018	Augmented space planning: Using procedural generation to automate desk layouts	Artigo	International Journal of Architectural Computing
23	ALANI	2018	Heritage at Stake: Computational Design Processes for Rescuing Mosul's Architectural Identity	Artigo	SIGRADI 2018
24	CORAGLIA, WURZER e FIORAVANTI	2018	ORe: A Simulation Model For Organising Refurbishments	Artigo	eCAADe 2018
25	van AMEIJDE e SONG	2018	Data-driven urban porosity: Incorporating parameters of public space into a generative urban design process	Artigo	CAADRIA 2018
26	CHEN, YANG e ZHANG	2018	Simulation-based approach to optimize passively designed buildings: A case study on a typical architectural form in hot and humid climates	Artigo	Renewable and Sustainable Energy Reviews
27	SÖNMEZ	2018	A Modular and Dynamic Evolutionary Algorithm For Architectural Design	Artigo	MEGARON
28	CAETANO e LEITÃO	2019	Architecture meets computation: an overview of the evolution of computational design approaches in architecture	Artigo	Architectural Science Review
29	MCMEEL	2019	Algorithms, Ai And Architecture: Notes On An Extinction	Artigo	CAADRIA 2019
30	HAQ	2019	Where We Walk Is What We See: Foundational Concepts and Analytical Techniques of Space Syntax	Artigo	Health Environment's Research & Design Journal
31	LIAO, GU, BRISBIN, ROFE e SOLTANI	2019	Computationally Mapping Spatial Properties Of Chinese Historic Towns Using Space Syntax	Artigo	CAADRIA 2019
32	KIM e CHO	2019	Development of the layout method for a high-rise housing complex using parametric algorithm	Artigo	Journal of Asian Architecture and Building

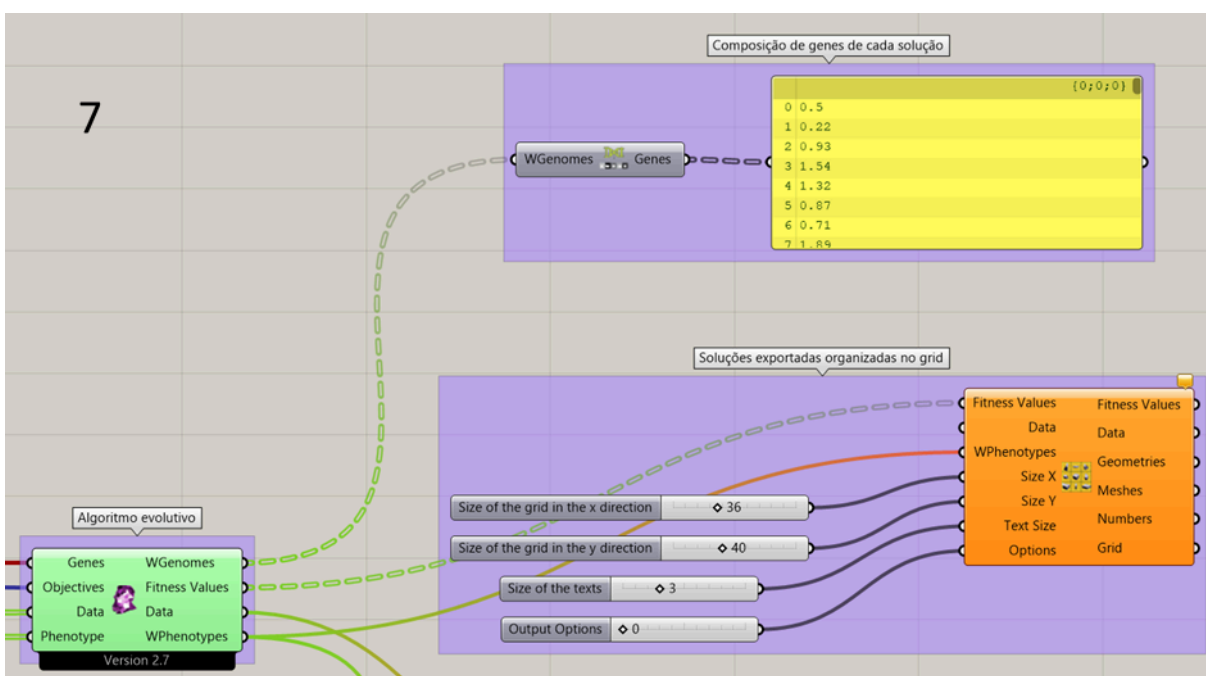
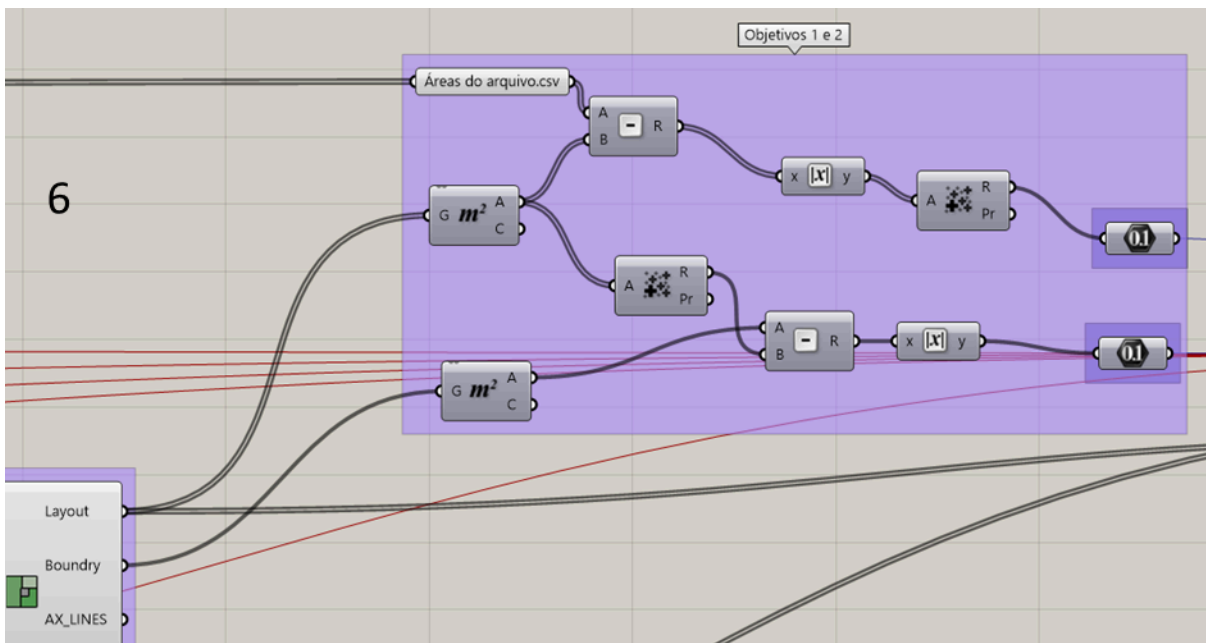
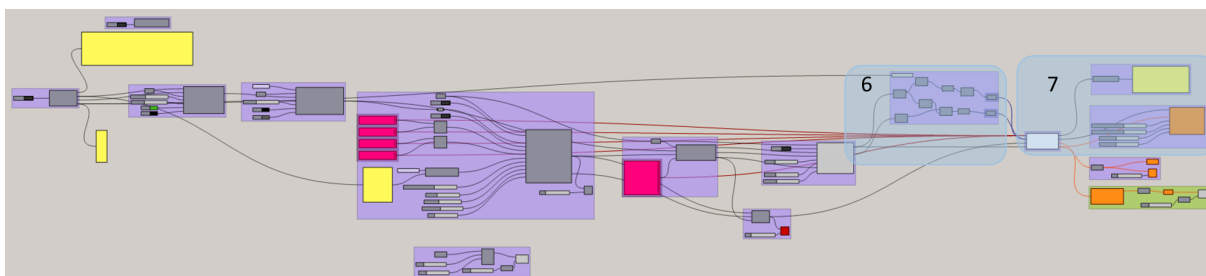
					Engineering
33	MAKKI	2019	Urban Variation Through Evolutionary Development: Evolutionary Processes in Design and the Impact of Multi-Objective Evolutionary Algorithms Generating Urban Form	Tese	
34	TARABIEH, NASSAR, ABDELRAHMAN e MASHALY	2019	Statics of space syntax: Analysis of daylighting	Artigo	Frontiers of Architectural Research
35	VELOSO, RHEE e KRISHNAMURTI	2019	Multi-agent Space Planning A literature review (2008-2017)	Artigo	"Hello, Culture!". 18th International Conference, CAAD Futures 2019
36	EGOR, SVEN, MARTIN e REINHARD	2020	Computer-aided approach to public buildings floor plan generation. Magnetizing Floor Plan Generator	Artigo	Procedia Manufacturing
37	SADEGHIAN e HOSSEINI	2020	The application of particle swarm optimization algorithm to plan redesigns of residential complexes. A case study in the high-rise apartment complex in Mashhad, Iran	Artigo	Urbanism. Architecture. Constructions
38	CHOW e van AMEIJDE	2020	Generative Housing Communities: Design Of Participatory Spaces In Public Housing Using Network Configurational Theories	Artigo	CAADRIA 2020
39	SILVA e MARTINO	2020	Space Planning From Environmental Parameter	Artigo	SIGRADI 2020
40	AGIRBAS	2020	Building Energy Performance of Complex Forms: Test Simulation Of Minimal Surface-Based Form Optimization	Artigo	eCAADe 2020
41	SHI, SOMAN, HAN e WHYTE	2020	Addressing adjacency constraints in rectangular floor plans using Monte-Carlo Tree Search	Artigo	Automation in Construction

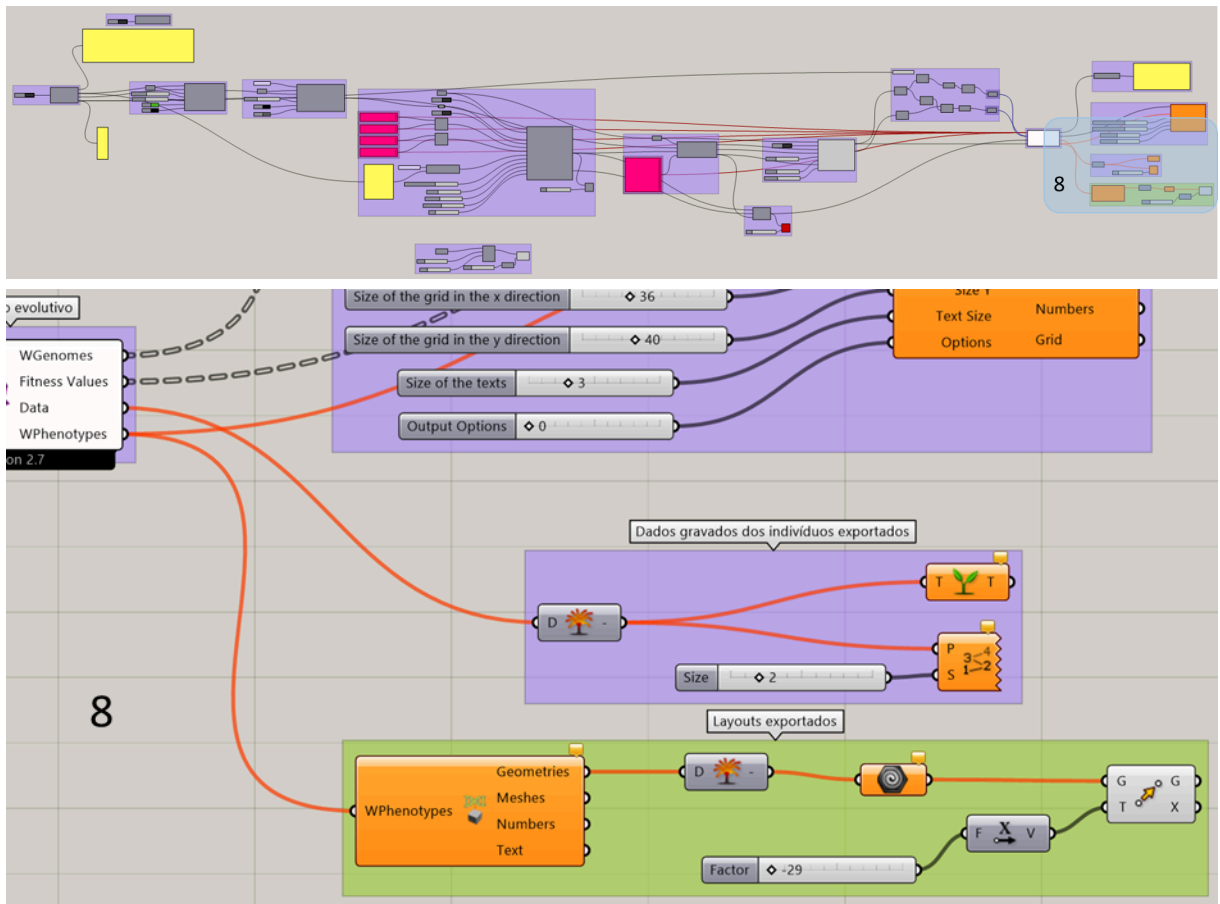
42	VELOSO e KRISHNAMURTI	2020	An Academy Of Spatial Agents: Generating Spatial Configurations With Deep Reinforcement Learning	Artigo	eCAADe 2020
43	UPASANI, SHEKHAWAT e SACHDEVA	2020	Automated generation of dimensioned rectangular floorplans	Artigo	Automation in Construction
44	SAHA, HAYMAKER e SHELDEN	2020	Space Allocation Techniques (SAT): Computable Design Problems and Integrated Framework of Solvers	Artigo	ACADIA 2020
45	ZAWIDZKI e SZKLARSKI	2020	Multi-objective optimization of the floor plan of a single story family house considering position and orientation	Artigo	Advances in Engineering Software

APÊNDICE B - SCRIPT PONTOS ATRADORES VARIÁVEIS

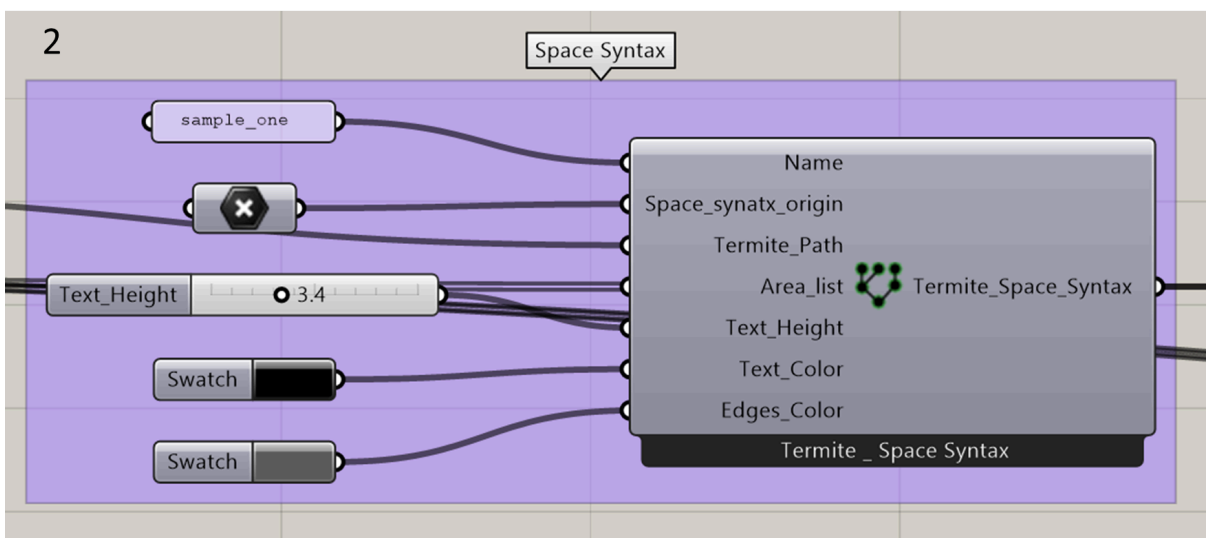
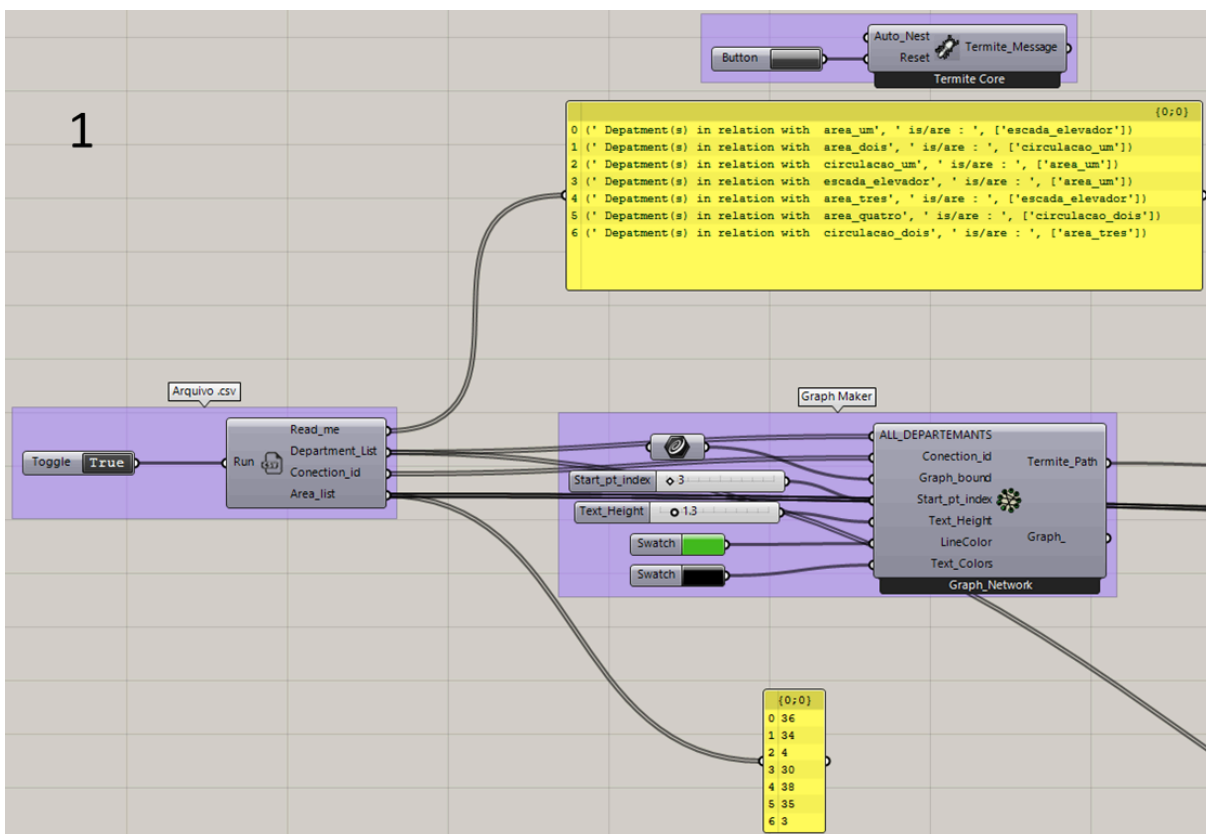
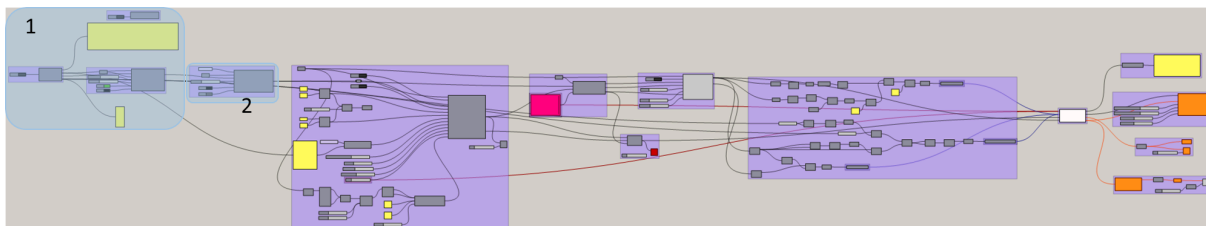


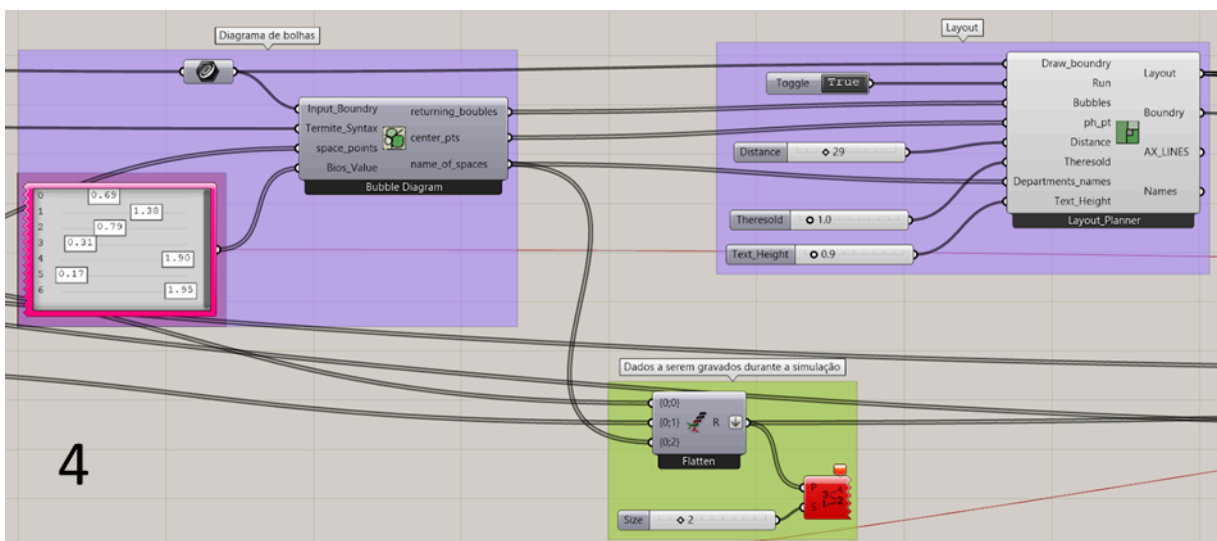
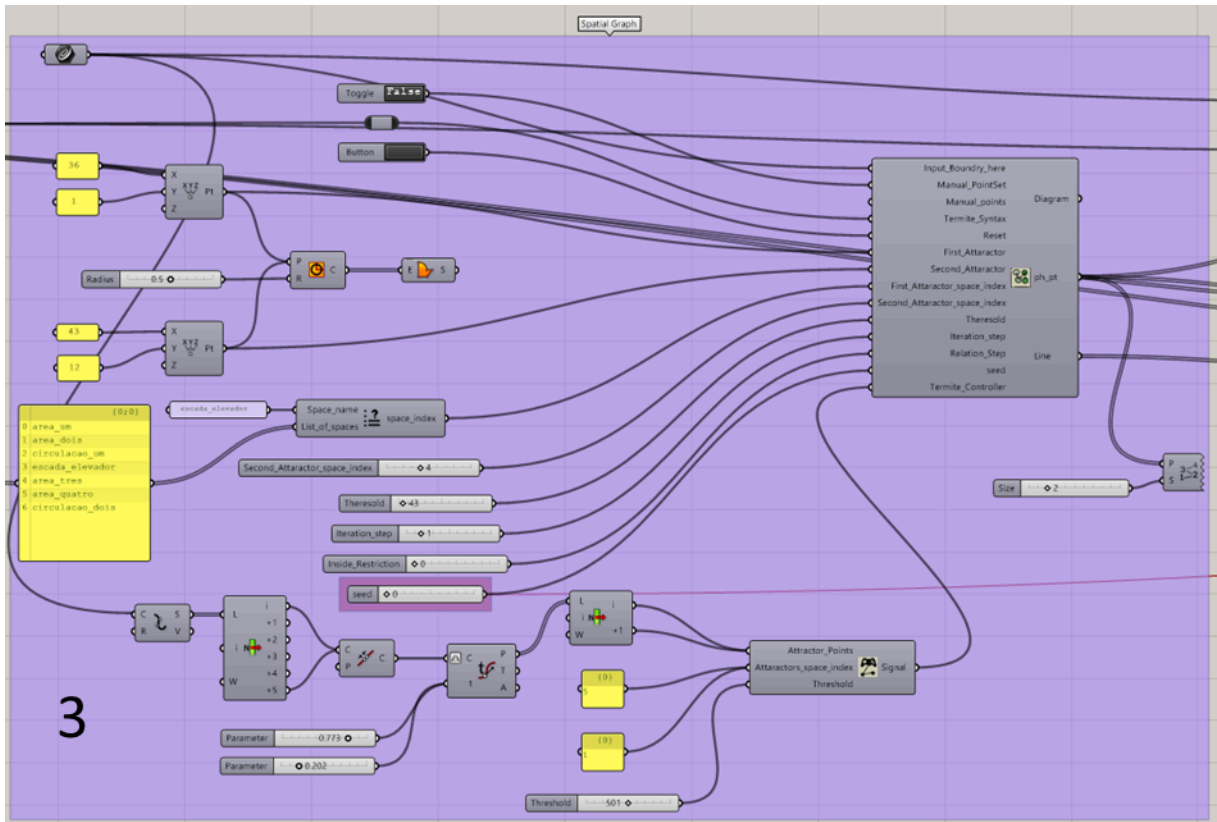
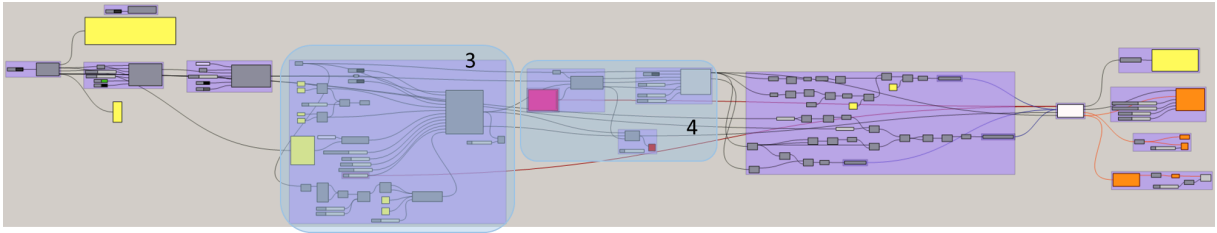


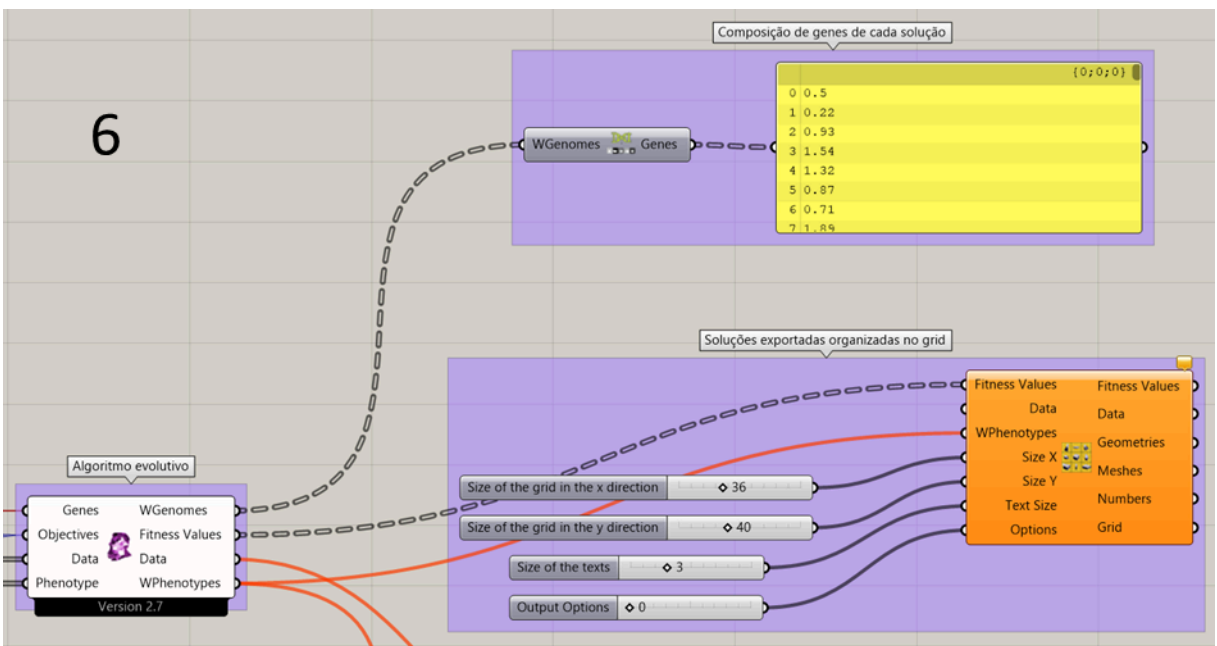
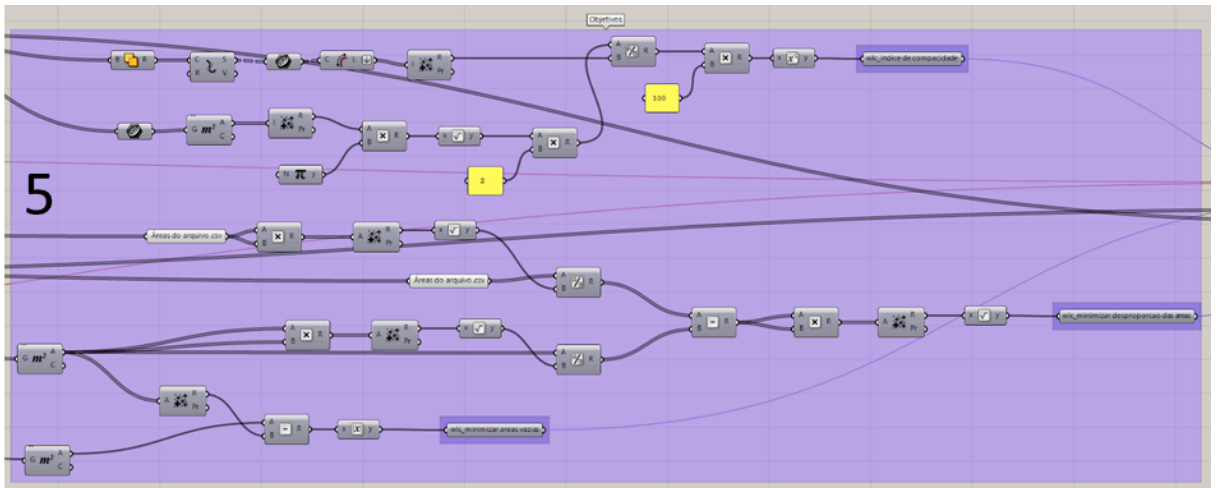
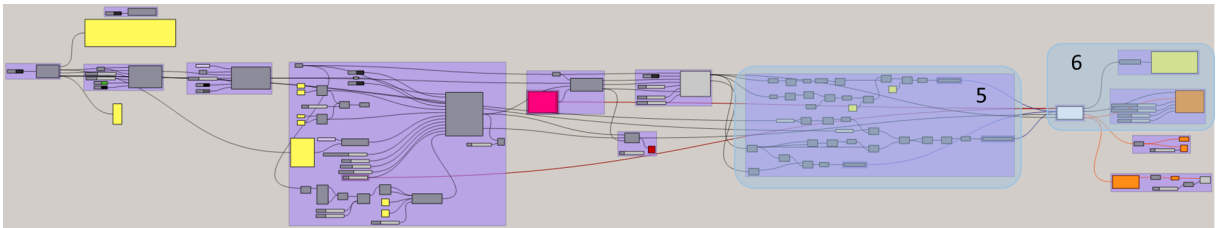


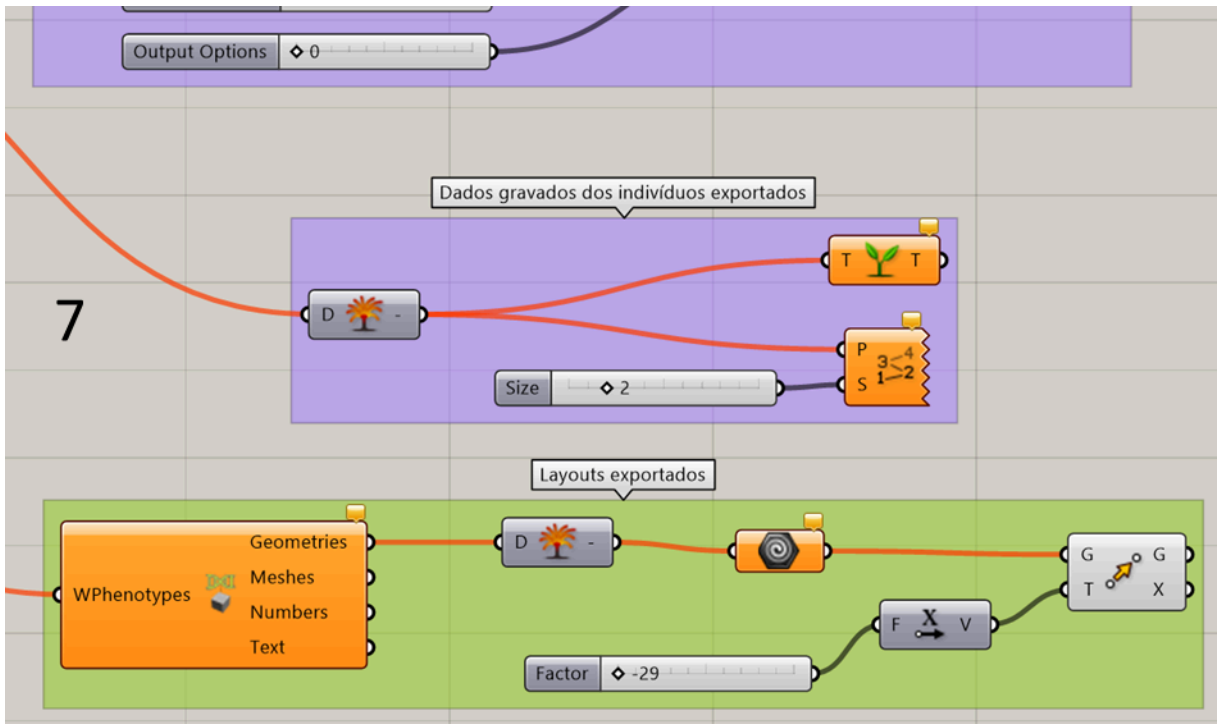
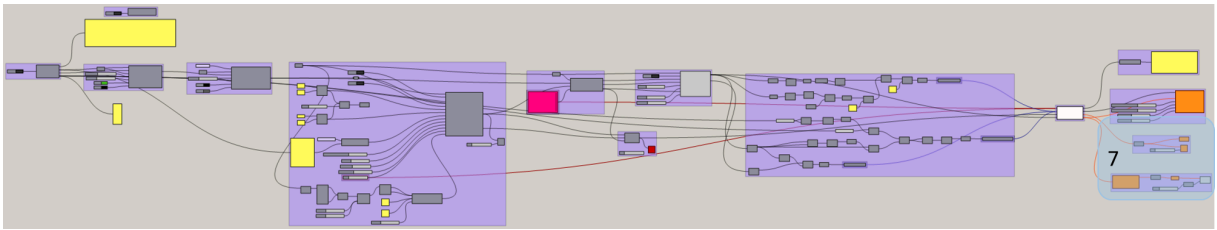


APÊNDICE C - SCRIPT PONTOS ATRADORES FIXOS E 3 OBJETIVOS









APÊNDICE D - ARQUIVO DO *SCRIPT* PARA BAIXAR