CEFET/RJ
DIRETORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

ALGORITMO DE SELEÇÃO CLONAL APLICADO AO PROJETO DE CONVERSORES DC-DC A CAPACITOR CHAVEADO

Ricardo da Silva Alves Junior

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de mestre.

Orientadores:
Luis Fabián Olivera Mederos

Rio de Janeiro,

1 de outubro de 2026

Algoritmo de Seleção Clonal Aplicado ao Projeto de Conversores DC-DC a Capacitor Chaveado

Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ.

Ricardo da Silva Alves Junior

Aprovada por:

Prof. Luis Fabián Olivera Mederos, D.Sc. (orientador)

Profa. Luciana Faletti Almeida, D.Sc.

Prof. Mateus Grellert, D.Sc.

Rio de Janeiro,

1 de outubro de 2026

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central do CEFET/RJ

A474 Alves Junior, Ricardo da Silva
Algoritmo de seleção clonal aplicado ao projeto de conversores DC-DC a capacitor chaveado / Ricardo da Silva Alves Junior – 2026.
56f. : il. color. (algumas color.). , enc.

Dissertação (Mestrado). Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, 2026.
Bibliografia : f. 55-56.
Orientador: Luis Fabián Olivera Mederos.

1. Engenharia elétrica. 2. Algoritmos. 3. Sistemas de energia elétrica. 4. Capacitadores. I. Mederos, Luis Fabián Olivera (Orient.). II. Título.

CDD 621.3

Elaborada pelo bibliotecário Leandro Mota de Menezes – CRB/7 nº 5281

DEDICATÓRIA

Dedico esse trabalho à minha esposa Luísa Durão Rodrigues, que sempre me apoiou em todas as minhas jornadas, por mais complexas e confusas que fossem.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha esposa, Luísa Durão Rodrigues, por todo suporte durante a realização desse trabalho. Agradeço também ao meu orientador, Prof. Luis Fabián Olivera Mederos, D.Sc., que com a sua paciência fora do normal, não desistiu de mim durante esse mestrado.

Por fim, agradeço ao CEFET-RJ e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPEEL), que tornaram tudo possível.

RESUMO

Algoritmo de Seleção Clonal Aplicado ao Projeto de Conversores DC-DC a Capacitor Chaveado

Ricardo da Silva Alves Junior

Orientadores:
Luis Fabián Olivera Mederos

Resumo da Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de mestre.

Esta dissertação de mestrado apresenta uma metodologia de automação de projeto eletrônico para conversores DC-DC a capacitor chaveado (*switched-capacitor*, SC) baseada no algoritmo de seleção clonal (*clonal selection algorithm*, CSA). A abordagem proposta integra um modelo analítico à avaliação da função de custo do algoritmo evolutivo, permitindo gerar e otimizar topologias de conversores DC-DC. A metodologia foi aplicada a diferentes razões de conversão (M), variando de $M = 2$ V/V a $M = 6$ V/V, sob condições de operação de baixa potência e baixa tensão: tensão de entrada de 200 mV, corrente de carga de 100 nA, capacitância de saída de 100 pF, frequência de chaveamento de 1 MHz e resistência de condução das chaves de 100 kΩ.

A função de aptidão adotada considera métricas elétricas e estruturais, incluindo a razão de conversão efetiva, as perdas associadas aos regimes de chaveamento rápido e lento, a capacitância total utilizada e o número de nós e ramos. Os resultados obtidos indicam que a metodologia é capaz de convergir de forma estável para topologias fisicamente implementáveis, combinando estruturas não convencionais para atender às especificações impostas. Adicionalmente, avaliou-se o impacto da inicialização do algoritmo com topologias conhecidas (*sementes*) em comparação com uma inicialização puramente aleatória. Os resultados mostraram que o uso de sementes reduz significativamente o número de gerações necessárias para atingir níveis elevados de aptidão, acelerando a convergência do algoritmo sem comprometer a qualidade final das soluções encontradas.

Em todos os cenários analisados, observou-se convergência para patamares finais de aptidão semelhantes, indicando robustez do método frente à estratégia de inicialização adotada. O desempenho e o funcionamento dos conversores estimados pelo algoritmo foram verificados por meio de simulações elétricas no Ngspice, confirmando a concordância com o modelo analítico utilizado. Dessa forma, a metodologia proposta mostra-se adequada como ferramenta de apoio ao projeto preliminar de conversores DC-DC a capacitor chaveado, permitindo a exploração automática de um amplo espaço de topologias antes da aplicação de fluxos tradicionais de circuito integrado.

Palavras-Chave:
Algoritmo de seleção clonal, automação de projeto eletrônico, circuitos a capacitores chaveados, circuitos integrados, conversores DC-DC.

Rio de Janeiro,

1 de outubro de 2026

ABSTRACT

Clonal Selection Algorithm Applied to the Design of Switched-Capacitor DC–DC Converters

Ricardo da Silva Alves Junior

Advisors:
Luis Fabián Olivera Mederos

Abstract of dissertation submitted to Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica - Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca CEFET/RJ as fulfillment of the requirements for the degree of master.

This master's dissertation presents an electronic design automation methodology for switched-capacitor (SC) DC-DC converters based on the clonal selection algorithm (CSA). The proposed approach integrates an analytical model into the evaluation of the evolutionary algorithm cost function, enabling the generation and optimization of DC-DC converter topologies. The methodology was applied to different conversion ratios (M), ranging from $M = 2$ V/V to $M = 6$ V/V, under low-power and low-voltage operating conditions: input voltage of 200 mV, load current of 100 nA, output capacitance of 100 pF, switching frequency of 1 MHz, and switch on-resistance of 100 kΩ.

The adopted fitness function considers both electrical and structural metrics, including the effective conversion ratio, losses associated with fast- and slow-switching regimes, total capacitance, and the number of nodes and branches. The obtained results indicate that the methodology is capable of stably converging to physically implementable topologies, combining non-conventional structures to meet the imposed specifications. In addition, the impact of algorithm initialization using known topologies (seeds) was evaluated in comparison with purely random initialization. The results showed that the use of seeds significantly reduces the number of generations required to achieve high fitness levels, accelerating algorithm convergence without compromising the final quality of the obtained solutions.

In all analyzed scenarios, convergence to similar final fitness levels was observed, indicating the robustness of the method with respect to the adopted initialization strategy. The performance and operation of the converters estimated by the algorithm were verified through electrical simulations in Ngspice, confirming agreement with the analytical model used in the method. Therefore, the proposed methodology proves to be suitable as a supporting tool for the preliminary design of SC DC-DC converters, enabling the automated exploration of a wide topology design space prior to the application of traditional integrated circuit-level design flows.
Key-words:

Clonal selection algorithm, DC-DC converters, electronic design automation, integrated circuits, switched-capacitor circuits.

Rio de Janeiro,

1 de outubro de 2026

Capítulo I Introdução

O desenvolvimento de circuitos integrados dedicados ao gerenciamento de energia tem avançado de maneira consistente nas últimas décadas, impulsionado pela necessidade de soluções compactas, energeticamente eficientes e compatíveis com dispositivos de baixo consumo [1, 2]. Essa demanda é intensificada pela crescente utilização de sensores autônomos, sistemas portáteis e plataformas embarcadas, nas quais a disponibilidade de energia é limitada e a eficiência global do processamento se torna determinante para a vida útil do dispositivo [3, 4, 5]. Nesse contexto, a adoção de arquiteturas compatíveis com tecnologia CMOS torna-se particularmente relevante, pois favorece a integração física, a redução de área e a viabilidade de fabricação em larga escala [2, 1].

Entre as alternativas disponíveis para a conversão estática de energia, os conversores DC–DC a capacitor chaveado (*switched-capacitor*, SC) apresentam características particularmente adequadas à microeletrônica [6, 2, 1]. A possibilidade de implementar a estrutura utilizando apenas capacitores e chaves eletrônicas elimina a necessidade de indutores externos, que normalmente ocupam área significativa e dificultam a integração plena [6, 2]. Além disso, os conversores SC permitem sintetizar diferentes razões de conversão por meio de rearranjos capacitivos, facilitando a adaptação a distintos perfis de consumo sem alterar substancialmente a estrutura física do circuito [1, 7, 8, 9].

Apesar dessas vantagens, o projeto de conversores SC permanece desafiador sob diversos aspectos [6, 1]. À medida que se aumenta o número de capacitores e chaves no circuito, o espaço de possíveis conexões cresce de forma combinatorial, resultando em um universo de soluções extremamente amplo [6]. Estruturas clássicas consolidadas na literatura, como as arquiteturas de Dickson e Fibonacci, representam apenas um subconjunto reduzido desse espaço [2, 1]. Muitas configurações potencialmente válidas podem não ser exploradas em abordagens tradicionais de projeto [1, 6]. Assim, a identificação manual de novas topologias torna-se trabalhosa, sujeita a vieses e, em alguns casos, inviável quando se busca uma exploração mais sistemática do conjunto de possibilidades [1].

Essa dificuldade tem motivado o uso de técnicas de exploração automática do espaço de soluções [10]. Diversos algoritmos bioinspirados vêm sendo empregados em tarefas de otimização relacionadas à eletrônica e ao projeto de sistemas [10]. Métodos como Algoritmos Genéticos, Otimização por Enxame de Partículas e Colônia de Formigas têm demonstrado bom desempenho em problemas estruturais, nos quais a definição das conexões do sistema influencia profundamente o comportamento final [10]. Entre essas abordagens, o algoritmo de seleção clonal (*clonal selection algorithm*,

CSA), inspirado em mecanismos imunológicos naturais, apresenta um equilíbrio entre exploração do espaço de busca e refinamento local das soluções, permitindo avaliar configurações com diferentes níveis de perturbação estrutural ao longo do processo evolutivo [10].

Embora o CSA seja amplamente discutido em áreas como reconhecimento de padrões e otimização contínua [10], sua aplicação à síntese de conversores SC permanece pouco explorada [11]. Nesse contexto, esta dissertação investiga a utilização do CSA na geração e no aprimoramento de topologias de conversores SC, combinando o algoritmo evolutivo com uma modelagem analítica baseada em matrizes de incidência e com critérios de avaliação coerentes com as restrições típicas da microeletrônica [11, 6]. As matrizes de incidência são empregadas, neste trabalho, como forma de representação estrutural das topologias candidatas e como base para a avaliação analítica do comportamento elétrico dos conversores ao longo do processo evolutivo. A comparação com topologias clássicas, como Dickson e Fibonacci, é adotada com caráter de posicionamento metodológico, com o objetivo de situar as soluções evoluídas no espaço de projeto tradicional.

A metodologia proposta não pretende substituir abordagens clássicas de projeto [6, 2], mas atuar como ferramenta complementar para ampliar o conjunto de topologias analisadas e facilitar a identificação de soluções que dificilmente seriam obtidas manualmente [11]. Dessa forma, busca-se compreender melhor as potencialidades e limitações do CSA quando aplicado ao problema de síntese automatizada de conversores integrados [11].

I.1 Objetivos

O objetivo geral desta pesquisa é analisar a aplicação do Algoritmo de Seleção Clonal à síntese e à otimização de conversores SC [11, 10], verificando sua capacidade de identificar topologias compatíveis com especificações definidas pelo usuário, tais como corrente de carga, frequência de operação, razão de conversão desejada, tensão de entrada, resistência das chaves, capacitância total dos capacitores voadores e capacitância de saída.

Para atingir esse objetivo, desenvolveu-se uma metodologia computacional capaz de representar topologias de conversores SC por meio de matrizes de incidência [6], permitindo analisar, de forma sistemática, a conectividade do circuito e o comportamento de transferência de carga. Essa representação estrutural é integrada ao CSA, de modo que o algoritmo possa gerar, modificar e avaliar topologias de maneira iterativa ao longo das gerações [11].

A avaliação das soluções candidatas é realizada por meio de uma função de aptidão construída a partir de métricas fundamentais dos conversores, incluindo razão de conversão, resistência equivalente, complexidade estrutural e capacitância total utilizada [6, 11]. Além disso, a pesquisa considera o comportamento do algoritmo sob diferentes parametrizações, avaliando a influência do tamanho da população, da intensidade das mutações e do número de gerações no processo de

convergência [10]. Como parte da análise, as topologias obtidas são comparadas com estruturas clássicas amplamente discutidas na literatura [6, 2, 1], permitindo estabelecer relações entre o desempenho das configurações evoluídas e o de arquiteturas tradicionalmente utilizadas.

I.2 Justificativa

A síntese automatizada de conversores SC apresenta relevância tanto no contexto acadêmico quanto no tecnológico [1, 2]. Do ponto de vista científico, a investigação de algoritmos bioinspirados no domínio da microeletrônica amplia o conjunto de ferramentas disponíveis para lidar com problemas de grande complexidade estrutural, especialmente aqueles caracterizados por espaços de busca extensos e não triviais [10]. A análise do comportamento do CSA na síntese de topologias contribui para compreender suas capacidades e limitações, fornecendo subsídios para estudos futuros que explorem variantes do método ou combinações com outras técnicas [10].

Sob a perspectiva tecnológica, há demanda crescente por circuitos integrados compactos, eficientes e adaptáveis a diferentes níveis de carga e condições operacionais [1, 4, 5]. Métodos que auxiliem na geração rápida de alternativas topológicas podem reduzir o esforço necessário nas fases iniciais do projeto e minimizar a dependência de simulações transientes detalhadas [6]. A utilização de matrizes de incidência permite estimar grandezas relevantes com menor custo computacional, tornando o processo compatível com a análise exploratória em larga escala [6, 11].

Do ponto de vista prático, a busca por soluções que ofereçam compromisso adequado entre área, eficiência e simplicidade estrutural está alinhada às exigências presentes em sistemas integrados modernos [1, 2]. Nesse sentido, os resultados obtidos nesta dissertação contribuem para ampliar o conjunto de metodologias relacionadas à síntese automática de conversores SC, abrindo caminho para abordagens que integrem algoritmos evolutivos ao fluxo tradicional de projeto [11].

I.3 Contribuições do Trabalho

As principais contribuições deste trabalho podem ser sintetizadas em quatro pontos. Em primeiro lugar, propõe-se uma metodologia de síntese automatizada de topologias de conversores a capacitor chaveado baseada na integração entre o algoritmo de seleção clonal e uma modelagem analítica fundamentada em matrizes de incidência [11, 6]. Em segundo lugar, desenvolve-se uma ferramenta computacional capaz de gerar, avaliar e refinar topologias de forma estruturada, considerando simultaneamente métricas elétricas e estruturais relevantes ao problema [11]. Em terceiro lugar, caracteriza-se o comportamento do CSA sob diferentes metas de razão de conversão, evidenciando sua capacidade de produzir topologias coerentes com as especificações impostas e de reproduzir, em determinados casos, padrões estruturais compatíveis com arquiteturas clássicas da literatura [6, 2, 1]. Por fim, o trabalho disponibiliza uma base metodológica modular e reprodutível

que pode ser estendida em estudos futuros envolvendo síntese automática de conversores integrados, refinamento de modelos analíticos ou aplicação de técnicas evolutivas em problemas estruturais [11, 10].

I.4 Organização da Dissertação

Esta dissertação está organizada da seguinte forma. O Capítulo 1 apresenta a introdução ao problema, a motivação da pesquisa, seus objetivos, a justificativa e as principais contribuições do trabalho. O Capítulo 2 reúne os fundamentos teóricos necessários ao entendimento do tema, abordando princípios de conversores SC, modelagem analítica e conceitos associados ao algoritmo de seleção clonal [6, 2, 10]. O Capítulo 3 descreve a metodologia adotada, incluindo a representação das topologias, os módulos computacionais, as etapas do CSA e os critérios utilizados na avaliação das soluções [11]. O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta, considerando análises estruturais, elétricas e comparativas. Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões gerais do trabalho e os desdobramentos futuros da pesquisa.

Capítulo II Fundamentação Teórica

Este capítulo reúne os fundamentos teóricos necessários ao entendimento da metodologia proposta nesta dissertação. Inicialmente, são apresentados os princípios de operação dos conversores DC–DC a capacitor chaveado, com ênfase nas noções de razão de conversão, perdas, resistência equivalente e limitações típicas dessas arquiteturas em aplicações integradas. Em seguida, são discutidos trabalhos relacionados sobre o projeto e a otimização de conversores SC, bem como o papel de abordagens heurísticas em problemas de síntese automática. Posteriormente, são apresentados os conceitos de algoritmos bioinspirados, com destaque para o algoritmo de seleção clonal (CSA), justificando sua escolha em relação a outras metaheurísticas. Por fim, são introduzidos os conceitos de modelagem por matrizes de incidência e o sistema analítico utilizado para relacionar a estrutura topológica das soluções às grandezas elétricas de interesse.

II.1 Fundamentos de Conversores SC

Conversores de capacitor chaveado (*switched-capacitor*, SC) realizam a conversão de tensão por meio da transferência periódica de carga entre capacitores controlados por chaves eletrônicas. Diferentemente dos conversores baseados em indutores, as topologias SC dispensam elementos magnéticos, o que pode reduzir volume, custo e determinadas perdas em faixas específicas de operação, além de favorecer a integração em tecnologia CMOS e, consequentemente, em circuitos integrados [2, 1]. Em uma operação típica de duas fases (φ_1 e φ_2), um capacitor voador (C_{fly}) é alternadamente carregado e reposicionado para somar, subtrair ou redistribuir tensão, sintetizando na saída V_o uma razão de conversão pré-definida [6, 2]. Essa característica torna os conversores SC particularmente atraentes para blocos de gerenciamento de energia em sistemas integrados de baixo consumo.

Cada topologia SC possui uma razão ideal de conversão definida como

$$M_{\text{ideal}} = \frac{V_o}{V_i}, \tag{II.1}$$

a qual assume valores racionais em função do arranjo série–paralelo dos capacitores nas diferentes fases de operação. Exemplos clássicos incluem $M_{\text{ideal}} \in \{1/2, 1, 3/2, 2, 3\}$ [6, 2]. Na condição ideal, isto é, na ausência de perdas e sob hipótese de redistribuição perfeita de carga, a tensão de saída

pode ser expressa como

$$V_o = M_{\text{ideal}} V_i, \tag{II.2}$$

em que M_{ideal} representa a razão de conversão imposta exclusivamente pela topologia.

Na prática, entretanto, a tensão de saída real tende a ser inferior a esse valor ideal, sobretudo quando o conversor opera sob carga. Esse desvio decorre das perdas resistivas associadas às chaves e aos capacitores, bem como dos efeitos de redistribuição de carga e das limitações inerentes ao chaveamento [6]. Por esse motivo, neste trabalho distinguem-se três grandezas relacionadas, porém não equivalentes: a razão ideal de conversão imposta pela topologia, denotada por M_{ideal}; o ganho intrínseco M, obtido a partir do modelo analítico empregado na avaliação das topologias; e a razão de conversão efetiva (*Voltage Conversion Ratio*, VCR), definida como $\text{VCR} = V_o/V_i$, que incorpora os efeitos das perdas e da operação sob carga. Assim, embora as três grandezas estejam associadas ao comportamento de conversão do circuito, elas não representam o mesmo conceito físico: M_{ideal} é uma propriedade topológica idealizada, M é uma grandeza derivada do modelo equivalente adotado e a VCR expressa o desempenho efetivo do conversor em condições não ideais.

Uma abordagem consolidada para caracterizar perdas em conversores SC é aproximar os efeitos dissipativos por uma resistência equivalente R_{eq}, resultando em

$$V_o = M_{\text{ideal}} V_i - I_o R_{\text{eq}}. \tag{II.3}$$

Esse termo agrega contribuições da resistência em condução dos transistores de chaveamento, da resistência série equivalente dos capacitores (*Equivalent Series Resistance*, ESR) e das perdas por redistribuição de carga. Em primeira ordem, pode-se escrever

$$R_{\text{eq}} \approx \alpha \frac{1}{f_s C_{\text{fly}}} + R_{\text{on,eq}} + R_{\text{ESR,eq}}, \tag{II.4}$$

onde f_s é a frequência de chaveamento e α é um coeficiente adimensional que depende da topologia e do particionamento temporal das fases. A Eq. (II.3) evidencia um compromisso de projeto: aumentar f_s ou C_{fly} tende a reduzir R_{eq} e aproximar V_o do valor ideal, mas implica aumento de área de capacitores e de perdas de comutação [6, 2]. Esse equilíbrio é particularmente sensível em implementações integradas, nas quais área e consumo são parâmetros críticos.

Sob hipótese de ondulação pequena, a corrente média de saída pode ser aproximada por

$$I_o = f_s \Delta Q \approx f_s C_{\text{fly}} \Delta V_{\text{fly}}, \tag{II.5}$$

em que ΔQ é a carga transferida por ciclo e ΔV_{fly} representa a variação de tensão no capacitor voador. Essa perspectiva facilita a comparação entre arquiteturas, pois relaciona diretamente a

carga útil transferida por ciclo e a capacidade de suprimento de corrente [6, 2]. Do ponto de vista da microeletrônica, tal relação auxilia na escolha de dimensões mínimas para capacitores e chaves sem exceder limites de tensão e corrente aceitáveis no processo tecnológico empregado.

Ao conectar nós com tensões distintas por meio de chaves eletrônicas, ocorre dissipação por redistribuição de carga. Considerando dois capacitores C_1 e C_2, inicialmente em tensões V_1 e V_2, a energia dissipada em um evento de redistribuição é dada por

$$\Delta E_{\text{redist}} = \frac{1}{2}\frac{C_1 C_2}{C_1 + C_2}(V_1 - V_2)^2. \tag{II.6}$$

Essa perda recorrente, presente a cada transição de fase, contribui de forma relevante para R_{eq} e, consequentemente, para a eficiência global do conversor [6, 2]. Em implementações integradas, o controle cuidadoso desses eventos é importante para limitar aquecimento local e preservar a confiabilidade do circuito.

Entre as arquiteturas recorrentes em conversores SC figuram divisores e multiplicadores série–paralelo, *charge pumps* de múltiplos estágios e estruturas em escada (*ladder*), capazes de realizar razões fracionárias ajustáveis. Essas topologias diferem em termos de número de capacitores, sequência de chaveamento e caminhos de condução da corrente, o que se reflete diretamente em parâmetros como M_{ideal}, R_{eq} e ondulação de saída. A Tabela II.1 resume algumas relações de conversão ideais típicas [1, 2, 6].

Tabela II.1: Exemplos de relações de conversão ideais (M_{ideal}) em topologias SC clássicas

Topologia (exemplo)	$\mathbf{M_{ideal} = V_o/V_i}$
Divisor série–paralelo (1:1/2)	1/2
Seguidor (buffer)	1
Duplicador de tensão (Dickson)	2
Estrutura em escada (*ladder*)	$3/2, 4/3, 5/3, \ldots$

A seleção conjunta de M_{ideal}, f_s, C_{fly} e dos parâmetros associados a R_{on} define o desempenho final em termos de eficiência, ondulação e capacidade de fornecimento de corrente. Esses graus de liberdade tornam o espaço de projeto naturalmente combinatorial, uma vez que pequenas modificações na topologia ou na sequência de chaveamento podem produzir respostas distintas [6, 2, 1]. Essa característica motiva o estudo de técnicas de otimização capazes de explorar um grande número de configurações de maneira sistemática, tema retomado nas seções seguintes e detalhado metodologicamente no Capítulo III.

Conversores SC desempenham papel relevante em circuitos integrados e aplicações de baixo consumo, nas quais integração física, simplicidade estrutural e compatibilidade com processos CMOS são aspectos centrais [1, 9, 12, 4, 5, 7, 8]. A ausência de indutores permite soluções compactas,

porém impõe desafios como razões de conversão discretas, sensibilidade à carga e aumento de perdas resistivas em determinadas condições de operação. Assim, o projeto dessas arquiteturas envolve compromissos entre desempenho elétrico, área ocupada e complexidade estrutural, o que justifica o interesse em técnicas de apoio ao projeto baseadas em modelos analíticos e métodos heurísticos.

II.2 Eficiência Energética e Limitações dos Conversores SC

A eficiência dos conversores SC é influenciada por perdas resistivas, dissipações por comutação e redistribuição de carga [6, 2]. Embora eliminem elementos indutivos, que costumam ser volumosos e sujeitos a perdas magnéticas, os conversores SC apresentam restrições decorrentes de sua própria natureza capacitiva. A ausência de indutores reduz o amortecimento natural do sistema, tornando o controle do fluxo de energia mais rígido e elevando a sensibilidade do circuito a variações de carga [1, 9]. Em aplicações integradas, esse comportamento deve ser tratado de forma cuidadosa para evitar quedas excessivas de tensão de saída e oscilações indesejadas.

A resistência equivalente de saída, a frequência de operação, o dimensionamento dos capacitores e a sequência de chaveamento constituem elementos essenciais na definição da eficiência. Enquanto a resistência de condução das chaves (R_{on}) e a resistência série equivalente dos capacitores (ESR) determinam perdas em regime estacionário, a frequência de chaveamento impõe limites relacionados à comutação, tais como perdas dinâmicas e interferência eletromagnética [1, 8]. A área ocupada pelos capacitores aumenta à medida que se busca reduzir a queda de tensão sob carga, o que implica um compromisso entre desempenho elétrico e custo de implementação em silício. Além disso, a redistribuição de carga entre capacitores conectados a diferentes potenciais pode introduzir perdas significativas e limitar o desempenho de topologias mais complexas [9, 12].

Em termos práticos, conversores SC apresentam limitações quanto à escalabilidade em potência. Para níveis mais elevados, o aumento das perdas e da capacitância necessária pode tornar a solução pouco atrativa em comparação com arquiteturas baseadas em indutores. Da mesma forma, as razões de conversão discretas dificultam ajustes finos de tensão, restringindo a flexibilidade em relação a conversores com controle contínuo de razão cíclica [5, 7]. Outro ponto relevante é o ruído associado à comutação abrupta, fator que aumenta a complexidade de projeto em ambientes integrados sensíveis a interferências [4, 12].

Esses aspectos justificam a investigação de métodos de otimização capazes de lidar com critérios múltiplos, avaliando não apenas eficiência, mas também complexidade estrutural, área e robustez frente a variações de carga [6, 2, 1]. Dentro desse contexto, o CSA é considerado nesta dissertação como uma alternativa complementar às abordagens analíticas tradicionais, oferecendo um meio estruturado de explorar o espaço de possíveis topologias [10, 11].

II.3 Trabalhos Relacionados e Uso de Heurísticas em Conversores SC

O uso de técnicas heurísticas e metaheurísticas em problemas de projeto eletrônico tem crescido à medida que aumentam a complexidade dos requisitos de desempenho e a dimensionalidade dos espaços de busca. No caso de conversores SC, esse interesse é particularmente relevante porque o problema envolve simultaneamente decisões estruturais discretas, associadas à topologia do circuito, e decisões paramétricas contínuas, associadas a valores de componentes e condições de operação.

Na literatura de conversores SC, observa-se uma forte predominância de abordagens analíticas e de projeto orientado a topologias conhecidas, especialmente em arquiteturas clássicas voltadas à integração em CMOS, baixa potência e aplicações específicas, como *energy harvesting*, sensores de imagem e dispositivos implantáveis [9, 12, 8, 7, 5]. Esses trabalhos evidenciam a relevância tecnológica dos conversores a capacitor chaveado e mostram que o desempenho final depende fortemente do compromisso entre razão de conversão, perdas, área e condições de operação.

Pinheiro *et al.* [9], por exemplo, apresentam um conversor do tipo *charge pump* em tecnologia FD-SOI CMOS, com ênfase em implementação prática e desempenho elétrico. Singer *et al.* [12] e Gao *et al.* [8] exploram arquiteturas integradas voltadas, respectivamente, a aplicações biomédicas e sensores de imagem, destacando requisitos como compactação, redução de *ripple* e resposta dinâmica. Kee *et al.* [7] e Truesdell *et al.* [5] discutem cenários relacionados a *energy harvesting*, nos quais as condições de partida, a baixa tensão disponível e as limitações de carga tornam o projeto ainda mais sensível às escolhas topológicas.

Além das abordagens analíticas tradicionais, trabalhos recentes têm explorado o uso de estratégias inteligentes e computacionais no apoio ao projeto e à otimização de conversores. Menke e Avila [13], por exemplo, propõem uma metodologia de projeto ótimo baseada em algoritmo genético multiobjetivo para conversores LLC ressonantes, buscando reduzir simultaneamente a corrente RMS do tanque ressonante e a tensão RMS no capacitor ressonante. Já Tian *et al.* [14] investigam o uso de *deep reinforcement learning* para a otimização de parâmetros de um conversor buck, considerando restrições de ripple, volume e eficiência do projeto. Embora esses trabalhos tratem de topologias e formulações distintas daquelas investigadas nesta dissertação, eles reforçam a relevância do uso de técnicas inteligentes no contexto da automação de projeto em eletrônica de potência.

Embora esses trabalhos não tenham como foco principal a síntese automática de topologias SC por meio de metaheurísticas, eles fornecem um referencial importante para compreender o espaço de projeto de conversores e os critérios de desempenho relevantes ao problema. Em contrapartida, a utilização de métodos heurísticos torna-se particularmente atraente quando o objetivo deixa de ser apenas analisar ou aperfeiçoar uma topologia previamente escolhida e passa a incluir a exploração

sistemática de um conjunto amplo de configurações estruturais possíveis.

Em problemas de otimização, diferentes metaheurísticas podem ser consideradas. Algoritmos Genéticos, por exemplo, são reconhecidos por sua flexibilidade de representação e por sua capacidade de busca combinatorial, mas frequentemente dependem de operadores de cruzamento e mutação bem ajustados. Métodos como PSO tendem a apresentar boa eficiência em espaços contínuos, embora nem sempre sejam naturalmente adequados a alterações topológicas discretas. Abordagens baseadas em aprendizado por reforço, por sua vez, mostram potencial em problemas de decisão sequencial e otimização de parâmetros, mas normalmente exigem estrutura de treinamento mais elaborada e definição explícita de estados, ações e recompensas [14]. Nesse cenário, o algoritmo de seleção clonal (CSA) mostra-se interessante por combinar seleção de soluções promissoras, clonagem proporcional à qualidade e mutações adaptativas, favorecendo simultaneamente diversidade estrutural e refinamento local.

No contexto desta dissertação, a escolha do CSA não decorre da inexistência de outras heurísticas aplicáveis, mas da hipótese de que sua dinâmica evolutiva pode oferecer vantagens na exploração de topologias candidatas de conversores SC, especialmente quando associada a um modelo analítico capaz de avaliar rapidamente a qualidade das soluções. Essa motivação está alinhada com a proposta apresentada em [11], na qual o algoritmo é utilizado para apoiar a geração e o refinamento de estruturas de conversores SC.

A Tabela II.2 resume, em termos qualitativos, a relação entre diferentes famílias de abordagens e o problema de síntese tratado nesta dissertação.

Tabela II.2: Síntese qualitativa de abordagens relacionadas ao problema de projeto de conversores SC

Abordagem	**Foco principal**	**Vantagem típica**	**Limitação típica**
Projeto analítico clássico	Dimensionamento e análise de topologias conhecidas	Boa interpretabilidade física e aderência ao projeto tradicional	Exploração estrutural limitada
Metaheurísticas baseadas em população	Busca combinatorial e ajuste estrutural/paramétrico	Maior capacidade de exploração do espaço de soluções	Dependência de parametrização e custo computacional
CSA	Seleção, clonagem e hipermutação guiadas por afinidade	Equilíbrio entre diversidade estrutural e refinamento local	Dependência de boa definição da afinidade e dos operadores de mutação

Dessa forma, a consideração do CSA neste trabalho está associada à necessidade de explorar um espaço de projeto amplo, estruturalmente combinatorial e fortemente dependente de compromissos entre desempenho elétrico e complexidade topológica.

II.4 Algoritmos Bioinspirados e o Algoritmo de Seleção Clonal (CSA)

Problemas de projeto envolvendo conversores a capacitor chaveado frequentemente apresentam um espaço de busca amplo e heterogêneo, no qual coexistem decisões estruturais discretas, como inserção, remoção ou reorganização de componentes e conexões, e decisões paramétricas contínuas, associadas a valores de componentes e condições de operação. Nesse tipo de cenário, abordagens bioinspiradas tornam-se particularmente atrativas por permitirem explorar um grande número de soluções candidatas de forma sistemática, sem depender exclusivamente de construção manual de topologias.

Entre as metaheurísticas mais conhecidas, os Algoritmos Genéticos (GA) se baseiam em uma população de indivíduos submetida a operadores de seleção, cruzamento e mutação. Em termos gerais, o GA é uma abordagem bastante flexível, especialmente quando se deseja trabalhar com codificações genéricas e com recombinação de soluções. Entretanto, quando o problema envolve representações estruturais mais sensíveis, como topologias de circuitos, a etapa de cruzamento pode exigir cuidados adicionais para evitar a geração de indivíduos inválidos ou pouco coerentes do ponto de vista físico. Além disso, a qualidade do desempenho do GA tende a depender fortemente da escolha dos operadores de cruzamento, mutação e seleção, bem como de sua parametrização. Essa flexibilidade tem sido explorada em problemas de projeto de conversores, como mostram Menke e Avila [13], que aplicam um algoritmo genético multiobjetivo ao projeto de um conversor LLC ressonante, evidenciando o potencial dessa classe de métodos em problemas com critérios conflitantes.

Outra abordagem amplamente difundida é a Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization*, PSO). Nessa estratégia, cada partícula representa uma solução candidata que se desloca no espaço de busca a partir de informações sobre sua própria melhor posição e a melhor posição encontrada pelo enxame. O PSO apresenta boa eficiência em problemas predominantemente contínuos, especialmente quando o objetivo principal é ajustar parâmetros numéricos. Em contrapartida, quando o problema envolve alterações topológicas discretas, sua aplicação pode demandar mecanismos adicionais de representação e atualização, já que o método não foi originalmente concebido para lidar com mudanças estruturais mais complexas.

O algoritmo de seleção clonal (*Clonal Selection Algorithm*, CSA), por sua vez, é uma metaheurística bioinspirada derivada de abstrações do sistema imunológico adaptativo [10]. Em sua formulação geral, o método opera sobre uma população de soluções candidatas, avaliadas segundo uma medida de qualidade denominada afinidade. No contexto de otimização, a afinidade representa o grau de adequação de cada solução em relação aos critérios definidos para o problema. Soluções com maior afinidade são priorizadas no processo evolutivo, sendo clonadas em maior quantidade e

submetidas a mutações cuja intensidade é ajustada em função de sua qualidade.

Diferentemente do GA, o CSA não depende de operadores de cruzamento como mecanismo central de exploração. Sua dinâmica evolutiva concentra-se principalmente em três elementos: seleção de indivíduos promissores, clonagem proporcional à afinidade e hipermutação. A hipermutação corresponde à aplicação de perturbações nas soluções clonadas, permitindo tanto refinamento local quanto exploração de novas regiões do espaço de busca. Em termos práticos, isso torna o CSA particularmente interessante em problemas nos quais se deseja preservar estruturas promissoras e, ao mesmo tempo, continuar explorando variações em torno delas.

Também é relevante observar que outras abordagens recentes, como o aprendizado por reforço profundo, vêm sendo empregadas no contexto de automação de projeto em eletrônica de potência. Tian *et al.* [14], por exemplo, utilizam uma estratégia baseada em *Deep Q-Network* para otimizar parâmetros de um conversor buck, modelando explicitamente estados, ações e recompensas. Embora essa formulação seja promissora para otimização paramétrica e tomada de decisão sequencial, sua aplicação exige uma estrutura de treinamento distinta daquela considerada nesta dissertação. No presente trabalho, o interesse está centrado em uma busca evolutiva de natureza estrutural, o que torna o CSA particularmente adequado ao problema formulado.

No caso desta dissertação, essa característica é especialmente relevante porque o problema tratado não se limita ao ajuste de parâmetros contínuos, mas inclui a própria síntese da topologia do conversor. Em outras palavras, não se busca apenas determinar o valor de grandezas elétricas para uma estrutura já conhecida, mas também gerar e refinar estruturas candidatas de circuito. Sob essa perspectiva, o CSA apresenta uma vantagem conceitual importante: ele permite conduzir a busca de forma orientada pela qualidade das soluções, sem depender de recombinação explícita entre indivíduos e com maior aderência à ideia de refinamento iterativo de topologias.

A Tabela II.3 resume, de forma qualitativa, as principais diferenças entre GA, PSO e CSA no contexto de problemas de síntese de conversores SC.

Tabela II.3: Comparação qualitativa entre GA, PSO e CSA no contexto de síntese de conversores SC

Método	**Mecanismo principal**	**Ponto forte**	**Limitação no contexto deste trabalho**
GA	Seleção, cruzamento e mutação	Flexibilidade de codificação e boa capacidade de busca combinatorial	O cruzamento pode exigir cuidados adicionais em representações estruturais de circuitos
PSO	Atualização por melhor posição individual e global	Boa eficiência em problemas contínuos e paramétricos	Menor aderência natural a modificações topológicas discretas
CSA	Seleção, clonagem e hipermutação guiadas por afinidade	Equilíbrio entre preservação de boas soluções e exploração estrutural local	Depende de boa definição da afinidade e de operadores de mutação adequados

Dessa forma, a escolha do CSA nesta dissertação não decorre da inexistência de outras metaheurísticas aplicáveis, mas da hipótese de que sua dinâmica evolutiva oferece uma combinação adequada entre diversidade e refinamento para um problema de síntese estrutural. Em particular, o método mostra-se compatível com a necessidade de gerar topologias candidatas, avaliá-las rapidamente por meio de um modelo analítico e promover modificações sucessivas orientadas pela qualidade das soluções. No contexto desta dissertação, o CSA é empregado como mecanismo de geração e refinamento de topologias de conversores SC, enquanto a avaliação de cada candidato é realizada com base na modelagem analítica apresentada nas seções seguintes e detalhada metodologicamente no Capítulo III.

II.5 Charge Pumps: Fundamentos e Operação

As *charge pumps* constituem uma das classes mais tradicionais de conversores SC. Seu funcionamento baseia-se em duas fases principais: uma fase de carga, na qual capacitores são energizados a partir da fonte, e uma fase de transferência, na qual a carga acumulada é redistribuída de forma a sintetizar a tensão desejada na saída [2, 6]. A ausência de indutores facilita a integração em tecnologia CMOS, embora o desempenho dependa de fatores como perdas por comutação, ESR e configuração topológica.

Estruturas como o multiplicador de Dickson e variantes série–paralelo têm sido amplamente utilizadas devido à simplicidade de implementação e previsibilidade de comportamento [1, 2, 6]. No entanto, a resistência equivalente resultante, o *ripple* de saída e a capacidade de fornecer corrente exigem análise cuidadosa, especialmente em aplicações de baixa tensão, nas quais margens de projeto são reduzidas. O estudo dessas arquiteturas fornece subsídios importantes para a formulação de critérios de avaliação empregados em métodos de síntese automatizada, como os discutidos nos

capítulos seguintes.

II.6 Conversores DC–DC a Capacitor Chaveado

Conversores SC apresentam uma gama ampla de arquiteturas, desde duplicadores simples até arranjos mais complexos, como estruturas associadas a sequências de Fibonacci ou topologias série–paralelo combinadas [6, 2, 1]. A escolha da topologia impacta diretamente parâmetros como resistência equivalente, ondulação de saída, capacidade de fornecimento de corrente e área ocupada em silício. Em projetos integrados, esses fatores devem ser avaliados de forma conjunta para garantir viabilidade prática.

A natureza combinatorial das possíveis conexões entre capacitores e chaves torna a tarefa de selecionar manualmente topologias candidatas bastante trabalhosa. Nesse contexto, métodos heurísticos surgem como alternativas complementares às análises convencionais, oferecendo meios para investigar múltiplas possibilidades em menos tempo, desde que apoiados em modelos analíticos adequados [10, 11]. A abordagem adotada nesta dissertação combina justamente a modelagem matricial com um algoritmo bioinspirado, tema desenvolvido em maior detalhe no Capítulo III.

II.7 Modelagem por Matrizes de Incidência

A modelagem por matrizes de incidência permite representar de modo estruturado as fases de condução de um conversor SC. Utilizando grafos direcionados, cada linha representa um nó e cada coluna representa um componente, indicando a conectividade entre elementos [6]. Em termos gerais, o sinal associado a cada entrada da matriz indica como um determinado componente se conecta aos nós considerados em cada fase de operação. Essa representação é particularmente útil porque transforma a descrição topológica do circuito em uma forma matricial adequada ao tratamento analítico.

A Figura II.1 ilustra, de maneira simplificada, a construção de uma matriz de incidência genérica. Nessa representação, a matriz não substitui o circuito físico, mas fornece uma descrição estruturada de sua conectividade, permitindo relacionar diretamente topologia e comportamento elétrico.

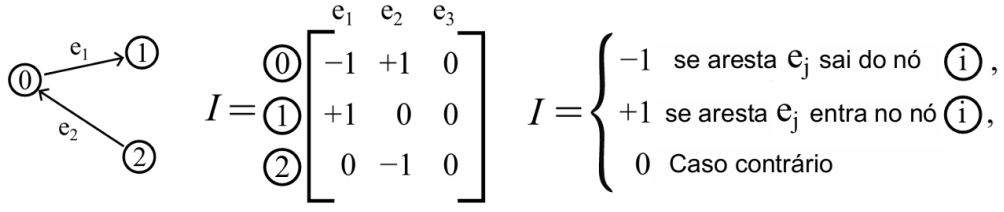


Figura II.1: Exemplo conceitual de construção de matriz de incidência para conversor SC.

Esse tipo de modelagem viabiliza a estimação analítica de razões de conversão, resistências equivalentes e transferência de carga, reduzindo a necessidade de simulações transientes extensas em etapas iniciais de projeto. A Figura II.2 exemplifica uma representação matricial associada a um duplicador de tensão, evidenciando a relação entre ligações físicas do circuito e sua descrição em termos de grafos.

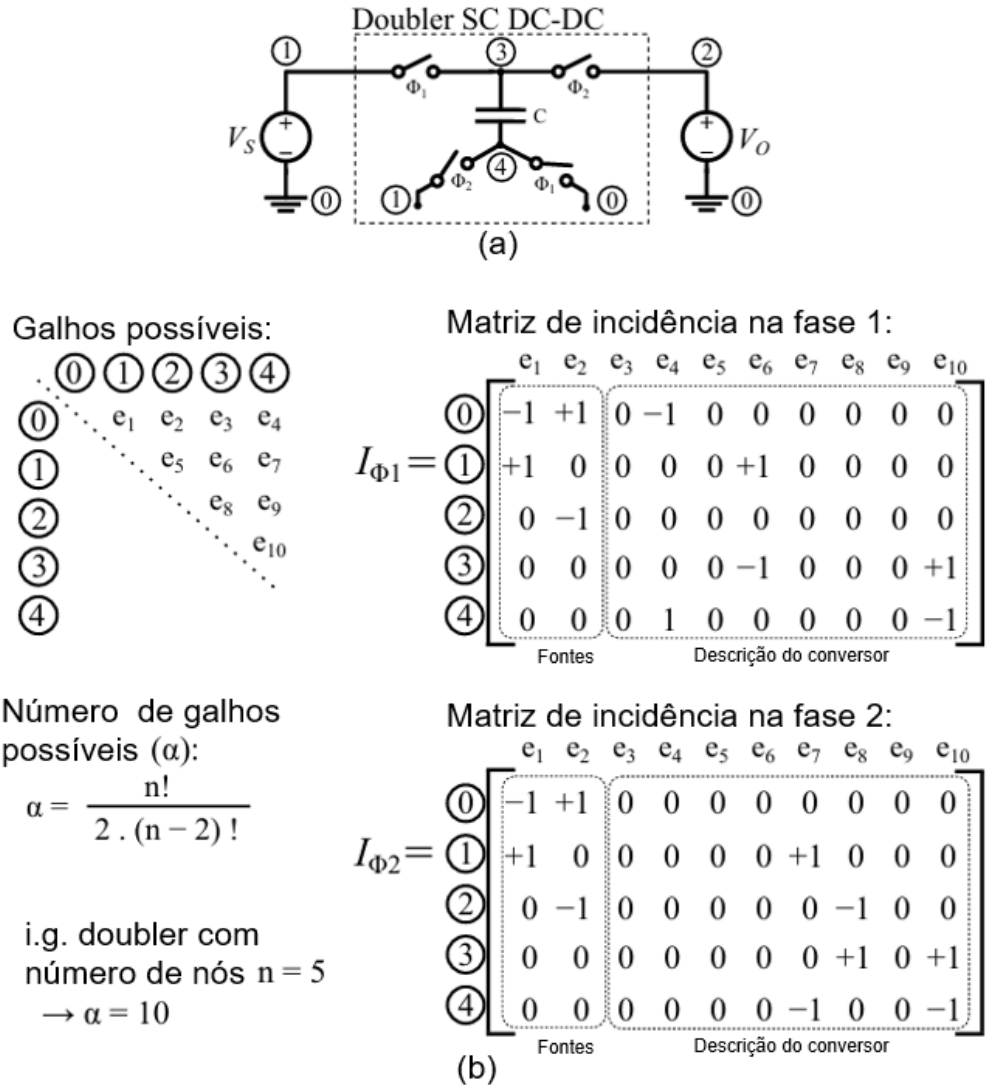


Figura II.2: Exemplo conceitual de representação matricial de um duplicador de tensão.

No caso do duplicador ilustrado, a leitura conjunta do circuito e da matriz permite observar que cada fase de operação pode ser descrita por uma configuração específica de conectividade entre nós e componentes. Assim, a matriz de incidência funciona como uma ponte entre a estrutura física do conversor e o modelo matemático utilizado para sua avaliação. Nesta dissertação, essa representação não é empregada apenas como ferramenta didática, mas como base da descrição estrutural das topologias candidatas e do cálculo das grandezas utilizadas pelo processo evolutivo.

II.8 Sistema de Equações e Modelos Analíticos

A partir das matrizes de incidência associadas às fases de operação, pode-se formular um sistema linear do tipo

$$I_{\mathrm{CP}} \cdot q_x = b, \tag{II.7}$$

em que q_x representa o vetor de cargas desconhecidas e b reúne os termos independentes. Seguindo a formulação clássica de Seeman [6], obtêm-se expressões que permitem relacionar diretamente a estrutura topológica às principais grandezas de interesse, como ganho intrínseco e resistências equivalentes.

De forma resumida, pode-se escrever:

$$M = \frac{q_{in}^{(1)} + q_{in}^{(2)}}{q_{out}^{(1)} + q_{out}^{(2)}}, \tag{II.8}$$

$$R_{SSL} = \sum_i \frac{q_{e,i}^2}{C_{e,i} \cdot f}, \tag{II.9}$$

$$R_{FSL} = \sum_i q_{e,i}^2 r_{on,i}, \tag{II.10}$$

$$R_o = \sqrt{R_{SSL}^2 + R_{FSL}^2}. \tag{II.11}$$

Nessa formulação, M representa o ganho intrínseco obtido a partir do modelo analítico, enquanto R_{SSL} e R_{FSL} correspondem, respectivamente, às contribuições resistivas associadas aos regimes de *slow switching limit* e *fast switching limit*. A combinação dessas parcelas em R_o fornece uma estimativa da resistência equivalente de saída do conversor segundo o modelo adotado. A razão de conversão efetiva, por sua vez, depende dessas grandezas e das condições de carga, o que reforça a distinção conceitual entre M_{ideal}, M e VCR discutida anteriormente.

Essa formulação oferece um meio estruturado de estimar o desempenho elétrico de topologias candidatas usando modelos analíticos, servindo como base para as etapas de otimização apresentadas no Capítulo III. Assim, o presente capítulo consolida os fundamentos teóricos e de modelagem necessários, enquanto os capítulos seguintes empregam esses conceitos na metodologia proposta e na análise de resultados.

Capítulo III Metodologia

Este capítulo descreve a metodologia adotada para a síntese automatizada de conversores DC–DC a capacitor chaveado (SC). Partindo dos fundamentos apresentados no Capítulo II, o foco recai sobre a adaptação do algoritmo de seleção clonal (CSA) ao problema de geração e refinamento de topologias de conversores, bem como sobre a integração entre a representação estrutural dos circuitos e sua avaliação analítica.

A abordagem proposta combina a capacidade exploratória de um algoritmo bioinspirado com uma modelagem analítica baseada em matrizes de incidência. Essa combinação tem por objetivo reduzir o custo das avaliações computacionais e permitir a análise de um número maior de topologias candidatas, evitando a dependência direta de simulações transientes ao longo do processo evolutivo. Dessa forma, busca-se um equilíbrio entre diversidade estrutural, estabilidade de convergência e compatibilidade com restrições físicas e elétricas típicas de implementações integradas.

Neste capítulo, utiliza-se a distinção apresentada no Capítulo II entre razão de conversão ideal (M_{ideal}), ganho intrínseco (M) e razão de conversão efetiva (VCR), esta última incorporando os efeitos das perdas modeladas por resistências equivalentes.

Este capítulo está organizado da seguinte forma: inicialmente, apresenta-se uma visão geral da metodologia e do fluxo de execução do CSA no contexto de conversores SC. Em seguida, descreve-se a forma de representação das topologias candidatas, distinguindo-se as grandezas fornecidas pelo usuário, as variáveis estruturais manipuladas pelo algoritmo e as métricas calculadas pelo modelo analítico. Posteriormente, são detalhados os módulos computacionais responsáveis pela evolução estrutural e pela avaliação elétrica das soluções. Também são apresentadas a função de custo, a definição de afinidade, o papel das sementes iniciais, os operadores de mutação, um exemplo ilustrativo de evolução, uma discussão de complexidade computacional e as principais limitações da metodologia.

III.1 Visão Geral da Metodologia Proposta

O algoritmo de seleção clonal (CSA), introduzido no Capítulo II em termos conceituais, é utilizado aqui como método de síntese evolutiva de topologias de conversores SC. Nesta etapa, o interesse recai sobre a forma concreta como o algoritmo foi configurado para manipular repre-

sentações estruturais de circuitos e avaliar sua adequação às especificações de projeto.

De forma geral, o processo inicia com uma população de topologias candidatas. Cada solução é convertida em uma representação matricial compatível com o modelo analítico, avaliada segundo métricas elétricas e estruturais, e associada a uma medida de qualidade denominada afinidade. As soluções com maior afinidade são clonadas em maior quantidade e submetidas a mutações adaptativas, capazes de atuar tanto na estrutura quanto em certos parâmetros da topologia. Após essas modificações, as novas soluções são novamente avaliadas, e a população é atualizada para a geração seguinte.

A lógica central da metodologia consiste em combinar três elementos: geração e modificação de topologias, avaliação analítica rápida e seleção evolutiva orientada por qualidade. Esse fluxo permite explorar um espaço de busca estruturalmente amplo sem depender, a cada iteração, de simulações elétricas completas de alta fidelidade.

A Figura III.1 apresenta um fluxograma geral da metodologia adotada neste trabalho. Do ponto de vista conceitual, o bloco de entrada reúne as especificações do problema; o núcleo do método corresponde ao ciclo evolutivo do CSA; e a saída consiste em topologias candidatas avaliadas segundo critérios elétricos e estruturais.

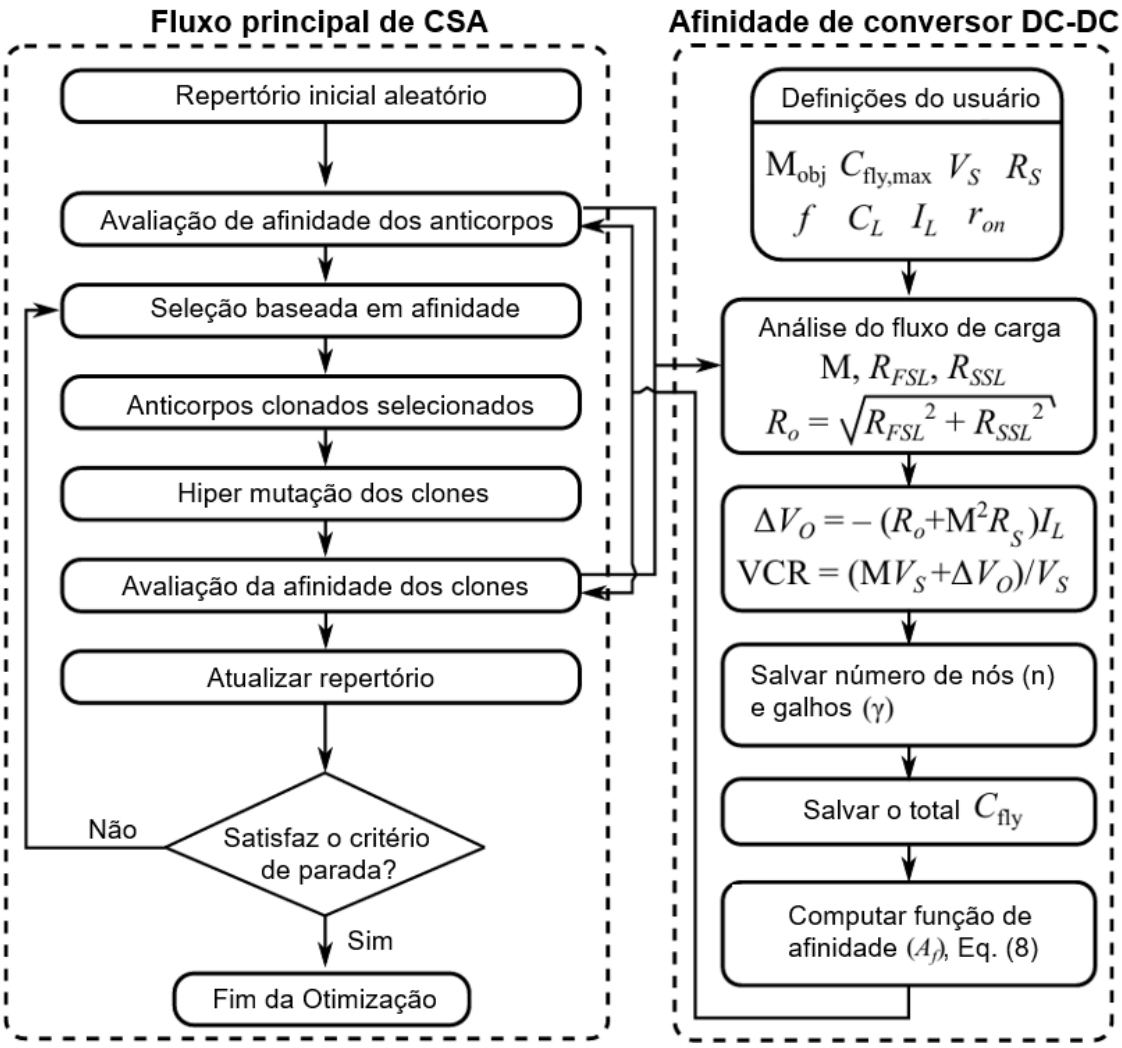


Figura III.1: Fluxograma da metodologia baseada no Algoritmo de Seleção Clonal utilizada neste trabalho.

III.2 Representação das Topologias e Variáveis de Projeto

Um dos pontos centrais desta metodologia é a forma como cada solução candidata é representada. No contexto do CSA, cada indivíduo da população — também referido, por analogia ao formalismo imunológico, como anticorpo — representa uma topologia candidata de conversor SC. Essa topologia é descrita estruturalmente por meio de um grafo, a partir do qual são derivadas as matrizes de incidência utilizadas na avaliação analítica.

Em termos práticos, o anticorpo não representa diretamente as grandezas elétricas de interesse, como M, VCR ou R_o. Em vez disso, ele representa a estrutura do circuito: número de nós, número de ramos, conectividade entre nós, classificação dos ramos como capacitores ou chaves, fases de condução associadas às chaves e valores de capacitância dos elementos voadores. A partir dessa descrição estrutural, o modelo analítico calcula as grandezas elétricas utilizadas na avaliação da solução.

Essa distinção é importante porque separa claramente três grupos de grandezas: as especificações de entrada fornecidas pelo usuário, as variáveis estruturais manipuladas pelo algoritmo e as métricas elétricas derivadas da avaliação analítica. A Tabela III.1 resume essa organização.

Tabela III.1: Organização das grandezas envolvidas na metodologia proposta

Grupo	**Grandezas típicas**	**Papel na metodologia**
Especificações fornecidas pelo usuário	M_{obj}, VCR_{obj}, V_s, I_L, f_s, r_{on}, C_L, $C_{\text{fly,max}}$	Definem o problema de projeto e as metas de desempenho a serem atendidas.
Variáveis estruturais manipuladas pelo algoritmo	n (número de nós), γ (número de ramos), conectividade do grafo, tipo de componente em cada ramo, fase de condução das chaves, valores das capacitâncias voadoras	Constituem a representação da topologia candidata e são alteradas pelos operadores evolutivos.
Grandezas calculadas pelo modelo analítico	M, VCR, R_{SSL}, R_{FSL}, R_o, carga transferida, penalizações estruturais	São obtidas a partir da avaliação da topologia e utilizadas na função de custo e na afinidade.

No presente trabalho, a representação das soluções é predominantemente estrutural. Isso significa que o algoritmo atua principalmente sobre a forma do circuito, e não apenas sobre o ajuste fino de parâmetros contínuos. Essa característica é coerente com o objetivo da dissertação, que não é apenas avaliar uma topologia previamente escolhida, mas explorar automaticamente diferentes configurações candidatas de conversores SC.

III.3 Fluxo de Execução e Critérios de Parada

O CSA opera por meio de um ciclo iterativo formado, em linhas gerais, pelas etapas de avaliação, seleção, clonagem, mutação e atualização da população. A cada geração, os indivíduos são avaliados segundo as métricas definidas para o problema, e a população resultante é utilizada como ponto de partida para a iteração seguinte.

O fluxo pode ser resumido da seguinte forma:

1. geração ou leitura da população inicial;
2. verificação de consistência estrutural das topologias;
3. conversão da representação estrutural em matrizes de incidência;
4. avaliação analítica das grandezas elétricas;

5. cálculo da função de custo e da afinidade;
6. seleção dos indivíduos de maior afinidade;
7. clonagem proporcional ao desempenho;
8. aplicação de mutações adaptativas;
9. atualização da população para a próxima geração.

Embora o CSA, em sua formulação geral, admita a introdução de modificações estruturais de maior amplitude como mecanismo adicional de diversidade, no presente trabalho a exploração do espaço de soluções é promovida principalmente pelos operadores de mutação definidos, aplicados com intensidade adaptativa conforme a afinidade dos indivíduos.

Os critérios de parada podem considerar o número máximo de gerações, a estabilização da afinidade média ou restrições de tempo de execução. No contexto desta dissertação, adotou-se um limite máximo pré-estabelecido de gerações, associado ao monitoramento da evolução da afinidade média ao longo do processo. Quando a melhora observada se torna pequena por um número consecutivo de iterações, o algoritmo pode ser encerrado, e a população final é armazenada para análise posterior. Essa estratégia busca evitar processamento excessivo em situações de estabilização precoce, preservando a viabilidade computacional da metodologia.

III.4 Parâmetros do Algoritmo e Configuração Experimental

A aplicação do CSA exige a definição de um conjunto de parâmetros de controle associados ao processo evolutivo. Entre os mais relevantes, destacam-se o tamanho da população, o número máximo de gerações, a quantidade de clones gerados a partir dos indivíduos selecionados, os mecanismos de mutação e os critérios de atualização da população.

Do ponto de vista metodológico, esses parâmetros não pertencem à topologia em si, mas ao modo como a busca evolutiva é conduzida. A Tabela III.2 resume os principais parâmetros de controle considerados na metodologia.

Tabela III.2: Parâmetros de controle do CSA considerados na metodologia

Parâmetro	**Função no processo evolutivo**
Tamanho da população	Define o número de topologias candidatas avaliadas por geração.
Número máximo de gerações	Limita o tempo evolutivo total do algoritmo.
Critério de estabilização	Permite interromper a execução quando a afinidade média deixa de apresentar melhora significativa.
Quantidade de clones	Controla a intensidade de exploração em torno das soluções mais promissoras.
Operadores de mutação	Definem quais modificações estruturais e paramétricas podem ser aplicadas aos indivíduos.
Intensidade da mutação	Ajusta a amplitude das alterações em função da afinidade relativa das soluções.
Uso de sementes iniciais	Permite incorporar topologias conhecidas à população inicial para acelerar a convergência em parte dos cenários.

Os valores numéricos específicos adotados nos experimentos são apresentados e discutidos no Capítulo IV, em conjunto com os cenários de teste utilizados na avaliação da metodologia. Essa separação foi adotada para manter, neste capítulo, o foco na estrutura metodológica do algoritmo e na lógica de funcionamento do processo evolutivo.

III.5 Implementação Computacional

A implementação do CSA foi realizada em Python, organizada em módulos independentes, com o objetivo de favorecer clareza, modularidade e possibilidade de reuso em estudos futuros. As operações evolutivas estão concentradas em um módulo de evolução estrutural, enquanto a avaliação elétrica é computada em um módulo de solução analítica baseado em matrizes de incidência, conforme discutido no Capítulo II.

A interação entre os módulos segue um fluxo contínuo: o módulo evolutivo gera topologias candidatas, o módulo analítico avalia quantitativamente seu desempenho, e os resultados retornam ao algoritmo, que realiza as etapas de seleção, clonagem e mutação. Esse ciclo se repete até o atendimento dos critérios de parada definidos.

III.5.1 Módulo de avaliação analítica (`cpsolver.py`)

O módulo `cpsolver.py` representa cada topologia candidata por estruturas matriciais derivadas da conectividade do circuito e, a partir delas, calcula métricas como ganho intrínseco, razão de conversão efetiva, resistências equivalentes em regime de baixa e alta frequência (SSL e FSL) e carga transferida por ciclo.

Além de fornecer as grandezas necessárias à função de custo, esse módulo também atua como mecanismo de verificação e correção de consistência estrutural. Durante as mutações, alterações como inserção ou remoção de nós e ramos podem produzir configurações inválidas, por exemplo com nós flutuantes ou conectividade insuficiente. Para mitigar esse efeito, o módulo identifica esses casos e reconecta automaticamente o grafo, inserindo componentes entre nós selecionados, de modo a restabelecer conectividade mínima antes da avaliação.

Quando uma configuração ainda assim viola restrições estruturais ou elétricas, o módulo retorna valores de custo penalizados, reduzindo a probabilidade de permanência dessa topologia na população. Dessa forma, a avaliação analítica não atua apenas como cálculo de desempenho, mas também como filtro de consistência física das soluções.

III.5.2 Módulo evolutivo (`clonalcp.py`)

O módulo `clonalcp.py` concentra a implementação do ciclo evolutivo do Algoritmo de Seleção Clonal aplicado à síntese de topologias de conversores SC. Ele é responsável por coordenar as etapas do processo evolutivo, desde a inicialização da população até a atualização das gerações, atuando diretamente sobre a estrutura dos circuitos representados como grafos.

Inicialmente, o módulo gera uma população de topologias candidatas com conectividade válida, podendo incluir tanto estruturas aleatórias quanto sementes derivadas de topologias clássicas. Cada indivíduo é então avaliado por meio da afinidade, calculada a partir da função de custo, com base nas métricas elétricas e estruturais fornecidas pelo módulo analítico.

A seleção dos indivíduos é baseada na afinidade, e a clonagem é realizada de forma proporcional ao desempenho obtido. Os clones gerados são submetidos a mutações adaptativas, que podem atuar tanto na estrutura quanto em parâmetros da topologia. Entre as operações implementadas destacam-se:

- adição e remoção de nós;
- inserção e remoção de ramos;
- troca do tipo de componente em um ramo (capacitor ou chave);
- alteração da fase de condução das chaves;
- mutações nos valores das capacitâncias voadoras.

A intensidade das mutações é ajustada dinamicamente em função da afinidade relativa de cada indivíduo, de modo que topologias com pior desempenho sofram alterações mais amplas, enquanto soluções mais promissoras sejam refinadas por modificações de menor escala. Esse mecanismo

permite equilibrar exploração do espaço de busca e intensificação local em torno de regiões de maior interesse.

A separação entre o módulo evolutivo e o módulo analítico permite isolar claramente as responsabilidades de evolução estrutural e avaliação elétrica, facilitando ajustes independentes nos operadores do CSA e no modelo utilizado para calcular o desempenho das topologias. Essa modularidade também favorece a extensibilidade da metodologia em estudos futuros.

III.6 Função de Custo e Definição de Afinidade

A avaliação de cada topologia candidata é realizada por meio de uma função de custo G, definida de modo a refletir o atendimento às especificações fornecidas pelo usuário e, simultaneamente, restringir o crescimento estrutural do conversor. A afinidade A_f, utilizada pelo CSA nos processos de seleção e clonagem, é derivada diretamente desse custo.

Seguindo a formulação apresentada em [11], adota-se

$$\begin{aligned} G = {} & 0.48\, f_1(M, M_{\text{obj}}) + 0.48\, f_1(\text{VCR}, \text{VCR}_{\text{obj}}) \\ & + 0.01\, f_2(C_{\text{fly}}, C_{\text{fly,max}}) + 0.01\, f_2(n, n_{\text{ref}}) + 0.02\, f_2(\gamma, \gamma_{\text{ref}}), \end{aligned} \tag{III.1}$$

em que M é o ganho intrínseco obtido do modelo analítico, VCR é a razão de conversão efetiva considerando a queda de tensão associada à resistência equivalente de saída, C_{fly} é a capacitância total dos capacitores voadores, n é o número de nós e γ o número de ramos do conversor.

Os valores alvo M_{obj}, VCR_{obj} e o limite $C_{\text{fly,max}}$ são definidos a partir das especificações fornecidas pelo usuário, tais como corrente de carga, frequência de operação e razão de conversão desejada. Os parâmetros n_{ref} e γ_{ref} são valores de referência adotados para limitar o crescimento estrutural, definidos a partir de uma topologia convencional com mesma razão de conversão [11].

As funções f_1 e f_2 são dadas por

$$f_1(x, y) = \frac{(x - y)^2}{y^2}, \tag{III.2}$$

e

$$f_2(x, y) = \begin{cases} \frac{(x-y)^2}{y^2}, & \text{se } x > y, \\ 0, & \text{se } x \leq y. \end{cases} \tag{III.3}$$

A função f_1 penaliza desvios em relação aos valores alvo, enquanto f_2 atua como penalização por violação de restrições superiores. Os dois primeiros termos da Eq. (III.1) recebem pesos significativamente maiores, pois o atendimento às metas de conversão constitui o principal objetivo do processo de síntese. Os termos restantes atuam como regularizadores estruturais, penalizando

soluções excessivamente complexas ou com capacitância elevada, sem impedir a exploração de novas topologias.

Os pesos adotados na Eq. (III.1) foram definidos empiricamente em testes preliminares de calibração da metodologia e mantidos de forma consistente na formulação reportada em [11]. Assim, seu papel não é estabelecer uma ponderação universal para qualquer problema de projeto, mas refletir um compromisso prático entre atendimento das metas elétricas e contenção do crescimento estrutural no contexto desta dissertação.

A afinidade A_f é definida como

$$A_f = \frac{1}{G + \epsilon}, \tag{III.4}$$

sendo ϵ um valor positivo pequeno para evitar singularidade quando $G = 0$. Com essa definição, menores valores de custo correspondem a maiores afinidades, aumentando a probabilidade de reprodução de topologias que atendem às especificações e respeitam as restrições estruturais impostas [11, 10].

Cabe ressaltar que a função de custo não tem como objetivo modelar com alta fidelidade a eficiência total do conversor, mas fornecer uma métrica analítica coerente para comparação relativa entre topologias durante a fase de exploração estrutural.

III.7 Sementes Iniciais e Operadores de Mutação

A introdução de sementes permite iniciar o processo evolutivo com topologias já conhecidas, oferecendo ao algoritmo regiões promissoras do espaço de busca. No contexto desta dissertação, estruturas clássicas, como variações de Dickson e arranjos série–paralelo, foram utilizadas como ponto de partida em parte das simulações. Entretanto, a presença excessiva de sementes tende a reduzir a diversidade, razão pela qual sua participação na população inicial foi mantida limitada.

No presente trabalho, as mutações desempenham papel central no processo evolutivo. Elas podem ser classificadas, de forma geral, em mutações de menor amplitude e mutações de maior amplitude. As mutações de menor amplitude promovem ajustes locais em topologias promissoras, como alterações em capacitâncias, fases de condução ou pequenos ajustes de conectividade. Já as mutações de maior amplitude correspondem a mudanças estruturais mais abrangentes, como inserção ou remoção de componentes, alterações mais profundas de conectividade e reorganização de estágios.

Esse mecanismo tem função complementar: enquanto as mutações locais favorecem o refinamento de soluções já promissoras, as mutações mais amplas ajudam a evitar estagnação em regiões específicas do espaço de soluções, ampliando o alcance do algoritmo em busca de alternativas que dificilmente seriam obtidas apenas com modificações incrementais.

III.8 Exemplo Numérico Ilustrativo

Esta seção apresenta um exemplo numérico simplificado com o objetivo de ilustrar o comportamento do Algoritmo de Seleção Clonal ao longo de gerações sucessivas, destacando como a clonagem e as mutações podem alterar a estrutura da topologia e, consequentemente, a afinidade. O exemplo não corresponde a um caso completo de projeto com especificações finais, servindo exclusivamente para fins didáticos.

Considere-se uma população inicial reduzida, composta por poucas topologias distintas, avaliadas segundo a função de custo G definida na Eq. (III.1). Após a avaliação inicial, as soluções com maior afinidade são selecionadas, clonadas e submetidas a mutações estruturais e paramétricas. As topologias resultantes retornam à população para nova avaliação, caracterizando a geração subsequente.

A Tabela III.3 resume, de forma simplificada, a evolução de uma topologia representativa ao longo de duas gerações. Observa-se que a afinidade pode aumentar quando as mutações promovem ajustes estruturais, por exemplo no número de nós n e no número de ramos γ, bem como ajustes paramétricos, como a capacitância total, desde que essas mudanças reduzam o custo global e aproximem a topologia das especificações alvo. Ao mesmo tempo, a presença de termos de penalização estrutural em G atua para evitar crescimento indiscriminado, forçando o algoritmo a equilibrar desempenho elétrico e simplicidade topológica.

Tabela III.3: Exemplo simplificado da evolução em duas gerações

Métrica	**Geração 0**	**Geração 1**
Número de nós (n)	4	6
Número de ramos (γ)	5	8
Capacitância total (C_{total}, pF)	6,0	7,2
Afinidade	3,4	7,9

Esse exemplo evidencia o comportamento típico do CSA: topologias iniciais podem ser refinadas por mutações e seleção, aumentando a afinidade quando ocorre melhor atendimento às métricas elétricas e às restrições estruturais impostas. Os valores apresentados são meramente ilustrativos e têm como finalidade tornar mais clara a dinâmica do processo evolutivo.

III.9 Complexidade Computacional

Além do desempenho elétrico das topologias geradas, é relevante analisar o custo computacional associado à metodologia proposta, uma vez que o CSA envolve a avaliação repetida de um grande número de candidatos ao longo de várias gerações. Essa análise permite compreender como parâmetros do algoritmo influenciam o tempo de execução e estabelecer limites práticos para a

escolha do tamanho da população e do número de iterações.

De forma aproximada, a complexidade computacional do método pode ser expressa como

$$O(n_{\text{pop}} \cdot n_{\text{gen}} \cdot n_{\text{metricas}}), \tag{III.5}$$

em que n_{pop} representa o tamanho da população de topologias candidatas, n_{gen} o número de gerações do algoritmo e n_{metricas} o número de métricas avaliadas para cada indivíduo em cada geração.

O termo n_{metricas} está diretamente associado à resolução do sistema analítico baseado em matrizes de incidência e ao cálculo das grandezas elétricas de interesse, tais como ganho intrínseco, razão de conversão efetiva, resistências equivalentes em regime de comutação lenta e rápida e estimativas de desempenho sob carga. Em particular, a montagem e a solução dos sistemas lineares derivados das matrizes de incidência constituem o principal fator de custo computacional do método, uma vez que seu tamanho cresce com o número de nós e ramos da topologia avaliada.

Nas execuções consideradas nesta dissertação, observou-se que o tempo de processamento pode atingir ordem de horas nos cenários mais extensos, variando em função do tamanho da população, do número de gerações e da complexidade estrutural das topologias avaliadas. Essa relação explica o aumento do tempo de execução observado nos estudos de caso apresentados no Capítulo IV, nos quais topologias com maior número de nós e conexões demandam maior esforço computacional para avaliação.

Embora a complexidade cresça aproximadamente de forma linear com o número de indivíduos e gerações, a utilização de modelos analíticos em substituição a simulações transientes completas permite manter o custo total em níveis compatíveis com execuções práticas, mesmo para populações relativamente grandes. Esse aspecto reforça a adequação da metodologia para exploração preliminar de topologias, reservando simulações de maior fidelidade apenas para um conjunto reduzido de soluções promissoras.

III.10 Exemplos de Topologias Evoluídas

As topologias produzidas pelo CSA são analisadas nesta seção com o objetivo de ilustrar o comportamento do algoritmo frente a diferentes restrições de projeto, e não de validar desempenho final. Em particular, busca-se evidenciar como o método é capaz de gerar estruturas distintas para atender metas de razão de conversão sob orçamentos de capacitância e níveis de complexidade diferentes.

Nesse contexto, estruturas clássicas amplamente utilizadas na literatura, como as arquiteturas de Dickson e Fibonacci, são utilizadas como referenciais. Essas topologias apresentam padrões

estruturais bem definidos e previsíveis, servindo como base de comparação para avaliar o tipo de solução estrutural que emerge do processo evolutivo do CSA.

A Tabela III.4 apresenta exemplos de topologias obtidas pelo algoritmo em diferentes execuções, juntamente com arquiteturas clássicas instanciadas sob condições estruturais comparáveis. As métricas incluídas — número de nós, capacitância total e razão de conversão prevista — têm caráter descritivo e visam destacar os compromissos assumidos pelo algoritmo ao longo do processo evolutivo.

Tabela III.4: Exemplo de comparação entre topologias clássicas e topologias obtidas pelo CSA

Topologia	n	$\mathbf{C_{total}}$ **(pF)**	**Razão de conversão prevista**
Dickson	6	8,0	1,5
Fibonacci	6	8,0	1,62
Série–paralelo	7	10,0	2,0
CSA–01	6	8,4	1,69
CSA–02	9	17,2	2,48

Observa-se que as topologias CSA–01 e CSA–02 apresentam valores de capacitância total significativamente distintos, apesar de ambas buscarem atender metas de conversão relativamente próximas. Essa diferença ilustra um aspecto central do problema de síntese de conversores SC: o atendimento à razão de conversão pode ser alcançado por meio de diferentes compromissos entre complexidade estrutural, número de nós e capacitância total.

Assim, esta seção ilustra que o CSA não converge para uma única solução estrutural, mas explora alternativas distintas compatíveis com as restrições impostas. A avaliação quantitativa detalhada dessas topologias, incluindo validação por simulação e análise comparativa de desempenho, é apresentada de forma sistemática no Capítulo IV.

III.11 Limitações da Metodologia

A metodologia proposta adota algumas aproximações com o objetivo de viabilizar a avaliação rápida de um grande número de topologias durante o processo evolutivo. A principal simplificação está relacionada à modelagem das chaves de comutação.

No presente trabalho, as chaves são representadas por resistências ideais constantes, caracterizadas apenas por um valor de resistência de condução (r_{on}). Essa abordagem permite incorporar, de forma analítica, as perdas associadas ao chaveamento no modelo de resistência equivalente de saída, conforme a formulação de Seeman. Entretanto, efeitos típicos de transistores reais, como dependência com tensões de porta e dreno, regiões de operação, capacitâncias parasitas e perdas dinâmicas associadas à carga e descarga de portas, não são considerados.

De maneira semelhante, os capacitores são tratados como elementos ideais acrescidos de uma

resistência série equivalente agregada, não sendo modelados efeitos de não linearidade, variações de capacitância com tensão ou parasitas de *layout*. Além disso, a análise é conduzida em regime permanente, sem considerar efeitos transitórios de partida ou variações temporais de carga.

Essas aproximações são intencionais e coerentes com o objetivo principal do trabalho, que é a síntese estrutural e a exploração do espaço de topologias, e não a validação final em nível de circuito integrado. Dessa forma, as topologias obtidas devem ser interpretadas como candidatas promissoras, que requerem validação posterior por meio de simulações elétricas de maior fidelidade e, eventualmente, implementação com modelos completos de dispositivos.

Entre as limitações observadas, destacam-se o custo computacional crescente com populações maiores, a necessidade de calibrar os pesos da função de custo e a possibilidade de convergência para regiões locais do espaço de busca. Além disso, as topologias evoluídas requerem validação complementar por simulações de maior fidelidade e, idealmente, por prototipagem em nível de circuito integrado, aspectos que não são abordados dentro do escopo deste trabalho.

III.12 Considerações

Este capítulo apresentou a estrutura metodológica adotada, detalhando a integração entre modelagem analítica e otimização bioinspirada. A aplicação do CSA foi organizada de modo a permitir a exploração de diferentes topologias de conversores SC com base em modelos analíticos consistentes e computacionalmente viáveis.

Em particular, buscou-se deixar explícitos os papéis da representação estrutural das soluções, das especificações de entrada, das grandezas calculadas pelo modelo e dos parâmetros que controlam o processo evolutivo. Essa explicitação é fundamental para a reprodutibilidade da metodologia e para a compreensão de como o algoritmo atua sobre o problema de síntese proposto.

No Capítulo IV, os resultados obtidos com essa metodologia são discutidos em maior detalhe, incluindo comparações entre cenários de inicialização, análise das métricas elétricas e estruturais e interpretação do comportamento do algoritmo frente às diferentes metas de projeto.

Capítulo IV Resultados

Este capítulo apresenta e analisa os resultados obtidos a partir da aplicação do algoritmo de seleção clonal (CSA) ao problema de síntese de conversores DC–DC a capacitor chaveado. Enquanto o Capítulo III descreveu a metodologia e a implementação computacional utilizada, aqui busca-se avaliar o desempenho do algoritmo sob diferentes cenários de especificações de entrada.

As simulações foram conduzidas considerando dois cenários de inicialização: *com sementes*, em que topologias clássicas (por exemplo, Dickson e série–paralelo) foram incluídas na população inicial, e *sem sementes*, em que as topologias iniciais foram geradas de maneira puramente aleatória. Para reduzir a variabilidade estatística, cada configuração foi executada em múltiplas repetições independentes. Ao longo do capítulo, duas visualizações complementares são utilizadas: (i) curvas *por execução* com média ponto a ponto, para explicitar variabilidade e dinâmica temporal em um conjunto legível de execuções; e (ii) métricas resumidas por execução e por caso, como aptidão final e geração necessária para atingir um limiar de desempenho, de modo a sintetizar e comparar o comportamento do algoritmo entre cenários.

A apresentação dos resultados foi organizada em blocos temáticos, iniciando-se por uma inspeção das trajetórias por execução para explicitar a variabilidade entre execuções e o efeito da inicialização por sementes. Na sequência, discutem-se os resultados da função de aptidão e de um indicador global normalizado baseado nessa métrica. Por fim, realiza-se uma comparação integrada entre os cenários *com* e *sem* sementes, apresentam-se exemplos de projetos otimizados, discute-se o posicionamento qualitativo dos resultados em relação à literatura e realiza-se a validação por simulação transiente.

Dessa forma, este capítulo não apenas ilustra o comportamento do CSA frente ao problema de síntese de conversores a capacitor chaveado, como também discute suas vantagens, limitações e implicações práticas, servindo de base para as conclusões apresentadas no Capítulo V.

IV.1 Visão Integrada das Métricas Analisadas

Antes de detalhar os resultados específicos de cada métrica, apresenta-se uma visão integrada que mostra como os parâmetros avaliados neste capítulo se relacionam no contexto do projeto de conversores a capacitor chaveado. A Figura IV.1 ilustra o encadeamento lógico entre as métricas

estruturais, elétricas e globais, evidenciando como cada uma impacta o processo evolutivo conduzido pelo CSA.

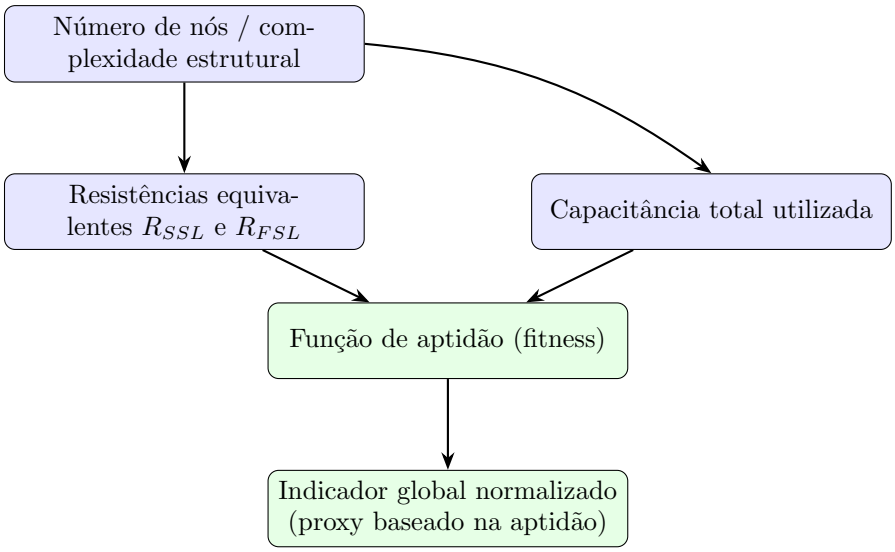


Figura IV.1: Relação entre métricas estruturais, elétricas e globais no processo evolutivo.

A Figura IV.1 destaca que a complexidade estrutural impacta diretamente as resistências equivalentes e a capacitância total, grandezas que, em conjunto, influenciam a função de aptidão. Esta, por sua vez, conduz a evolução para regiões do espaço de busca com melhor compromisso entre regulação, perdas e simplicidade estrutural. Por fim, utiliza-se um indicador global normalizado, derivado da aptidão, para visualizar a trajetória relativa de convergência ao longo das gerações, sem interpretá-lo como eficiência energética em sentido estrito.

IV.2 Curvas por execução e média ponto a ponto (M = 2, 3, 4 e 5)

Antes de apresentar as métricas resumidas por caso, como aptidão final e a geração necessária para atingir um limiar de desempenho, é útil inspecionar as trajetórias por execução do processo evolutivo. Nesta seção, são mostradas as curvas de evolução da função de aptidão ao longo das gerações para cinco execuções independentes ($N = 5$) em cada caso, além da média ponto a ponto calculada geração a geração. Essa visualização explicita simultaneamente: (i) a variabilidade entre execuções, (ii) a dinâmica temporal de convergência e (iii) o efeito da inicialização por sementes.

A média ponto a ponto na geração g é definida por:

$$\overline{F}(g) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} F_i(g),$$

em que $F_i(g)$ é a aptidão (*fitness*) da i-ésima execução na geração g, e $N = 5$. A curva média é apresentada como referência visual do comportamento típico. Nas seções subsequentes, a comparação entre cenários é complementada por métricas resumidas por execução e por caso, a fim de

quantificar diferenças de convergência entre *com* e *sem* sementes.

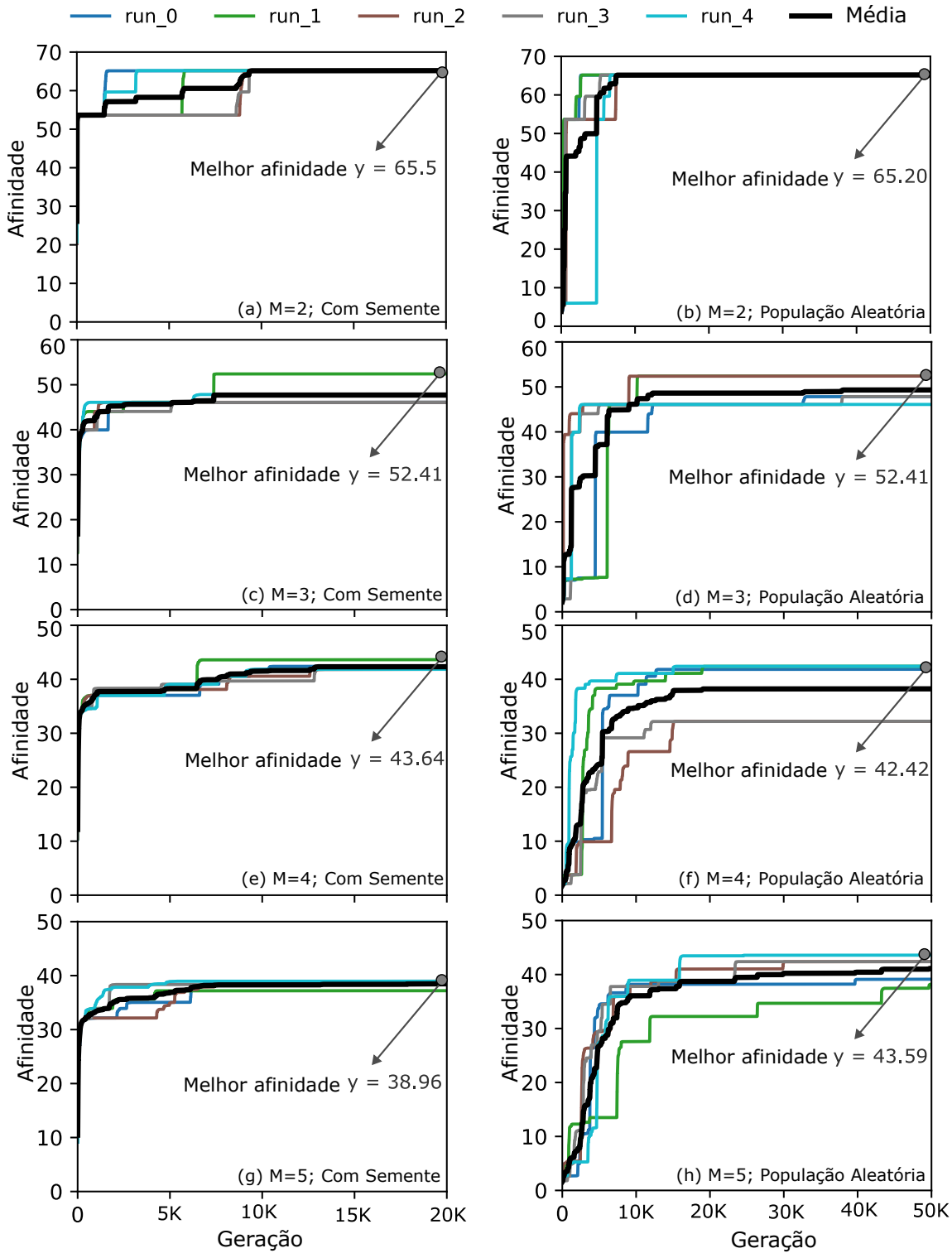


Figura IV.2: Curvas de aptidão (fitness) ao longo das gerações para $M_{\text{obj}} = 2, 3, 4, 5$, comparando inicialização *com semente* e *sem semente*. Em cada painel são apresentadas cinco execuções (curvas) e a média ponto a ponto (curva preta): (a)–(b) $M_{\text{obj}} = 2$, (c)–(d) $M_{\text{obj}} = 3$, (e)–(f) $M_{\text{obj}} = 4$ e (g)–(h) $M_{\text{obj}} = 5$. **Obs.:** no regime *sem semente*, algumas execuções foram estendidas até 50 000 gerações para assegurar a estabilização do platô de convergência e permitir comparação do desempenho final.

Nos casos de menor razão de conversão, $M_{\text{obj}} = 2$ e $M_{\text{obj}} = 3$ (painéis (a)–(d)), observa-se que a inicialização com sementes tende a iniciar em patamar de aptidão mais elevado, reduzindo a fase inicial de exploração em regiões pouco promissoras. Sem sementes, as execuções apresentam maior dispersão nas gerações iniciais, refletindo maior dependência do acaso para partir de topologias viáveis e para encontrar, mais cedo, estruturas competitivas. Ainda assim, após a fase exploratória, a média ponto a ponto tende a se aproximar de um platô, indicando que, nesses cenários, a principal vantagem das sementes está na *velocidade* de obtenção de boas soluções, e não necessariamente em diferenças marcantes no desempenho final.

Para $M_{\text{obj}} = 4$ (painéis (e)–(f)), o crescimento do espaço de busca torna a contribuição das sementes mais evidente na aceleração da convergência: a curva média atinge patamares elevados em menos gerações e com menor variabilidade inicial. No cenário sem sementes, a dispersão entre execuções sugere maior sensibilidade às mutações e à descoberta de combinações estruturais capazes de sustentar ganhos mais elevados, o que se traduz em trajetórias mais heterogêneas até o platô.

Para $M_{\text{obj}} = 5$ (painéis (g)–(h)), a diferença entre os regimes de inicialização torna-se mais crítica. Com sementes, a convergência tende a ocorrer com menor variabilidade inicial, indicando que a população parte de estruturas mais próximas de soluções viáveis. Sem sementes, observa-se maior dispersão e, em alguns casos, trajetórias mais longas até o platô, coerente com a necessidade de descobrir estruturas de maior complexidade para atender a ganhos mais altos. Por esse motivo, o orçamento de gerações no regime sem sementes foi estendido até 50 000 em alguns casos, de modo a permitir que o processo evolutivo, partindo de topologias aleatórias, alcançasse o mesmo patamar de maturidade observado quando há conhecimento prévio embutido na população inicial. Esse resultado reforça a interpretação de que as sementes atuam como um *atalho* de busca, enquanto a inicialização aleatória pode demandar maior esforço computacional para refinar soluções em metas de ganho mais elevadas.

IV.2.1 Discussão Integrada: variabilidade, convergência e efeito de sementes

A Figura IV.2 evidencia que a inicialização por sementes atua principalmente como um mecanismo de *redução do tempo de descoberta* de topologias viáveis. Em termos práticos, isso se manifesta em: (i) valores iniciais de aptidão mais altos, (ii) menor dispersão nas gerações iniciais e (iii) média ponto a ponto atingindo patamares elevados em menos gerações.

A variabilidade entre execuções decorre do caráter estocástico do CSA: mutações e seleções sucessivas podem favorecer trajetórias evolutivas distintas, especialmente quando a população inicial é puramente aleatória. Esse efeito tende a se acentuar conforme M_{obj} aumenta, pois razões de conversão maiores geralmente exigem estruturas com mais elementos efetivos, ampliando o espaço combinatorial e aumentando a probabilidade de mínimos locais.

Ao apresentar as curvas por execução antes das métricas resumidas, torna-se mais transparente o que os resumos capturam: medidas como aptidão final e geração G95 sintetizam, de forma compacta, a tendência e a variabilidade observadas nas trajetórias individuais, permitindo comparar os cenários com e sem sementes.

Ressalta-se que, nesta seção, utilizou-se $N = 5$ execuções por caso para evidenciar de forma legível a variabilidade por execução e a dinâmica temporal de convergência. Nas seções subsequentes, a comparação entre cenários é complementada por métricas resumidas por execução e por caso, como aptidão final e geração para atingir 95% do desempenho final, de modo a quantificar diferenças de convergência entre *com* e *sem* sementes.

IV.3 Indicador Global de Desempenho Normalizado (proxy baseado na aptidão)

Nesta subseção, apresenta-se um indicador global de desempenho construído a partir da normalização da aptidão (*fitness*) registrada pelo algoritmo. Como esses resultados não correspondem diretamente à eficiência energética em porcentagem, adotou-se a seguinte convenção: para cada geração, computou-se a média ponto a ponto do *fitness* nas $N = 5$ execuções e normalizou-se essa média pelo maior valor final observado, na última geração, entre os dois cenários (*com* e *sem* sementes). Assim, define-se 100% como o melhor valor final observado de *fitness*, e as demais gerações e curvas são escalonadas proporcionalmente. Essa normalização explicita a trajetória relativa de melhora do sistema ao longo da evolução e permite comparação direta entre os cenários, sem interpretar a métrica como eficiência elétrica real.

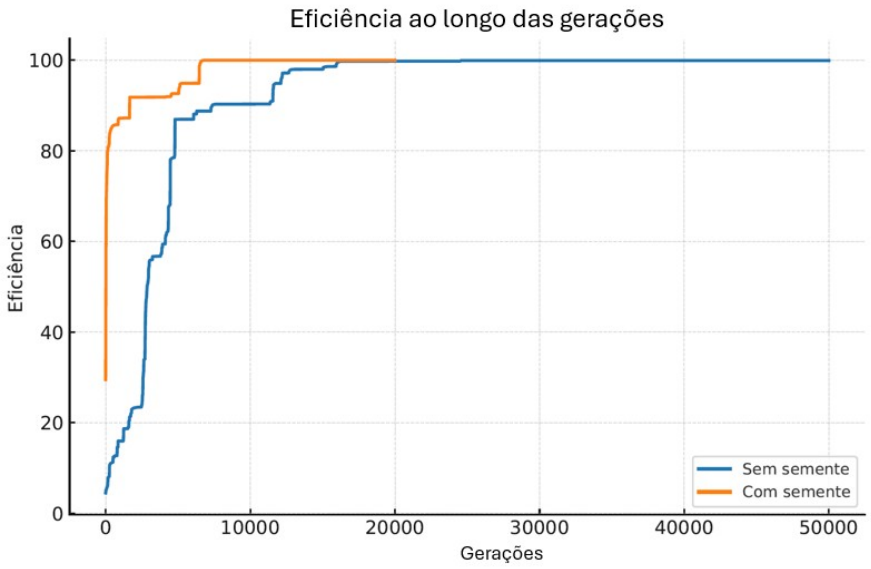


Figura IV.3: Indicador global normalizado ao longo das gerações, construído a partir da aptidão (fitness) normalizada.

Observa-se que o cenário *com sementes* inicia em um patamar superior e atinge 100% em aproximadamente 20000 gerações, indicando convergência mais precoce a soluções de maior aptidão relativa. O cenário *sem sementes*, por sua vez, parte de valores mais reduzidos e demanda mais gerações para aproximar-se do patamar máximo, refletindo a necessidade de exploração mais ampla do espaço de topologias. Apesar dessa diferença temporal, ambos os cenários convergem para níveis finais comparáveis, o que reforça a capacidade do CSA de encontrar soluções competitivas mesmo na ausência de conhecimento prévio.

Do ponto de vista prático, a vantagem do uso de sementes reside principalmente na redução do tempo de convergência, para a maioria dos casos, aspecto relevante quando há restrições de tempo de síntese ou de projeto. Por outro lado, a convergência assintótica similar sugere que, para execuções de maior duração, a estratégia sem sementes também é capaz de atingir soluções de bom desempenho, preservando maior diversidade na fase inicial.

Tabela IV.1: Comparação da aptidão (fitness) final para CSA com e sem sementes

Caso	Com sementes	DP	Sem sementes	DP
1	65,19	0,00	65,19	0,00
2	47,71	2,73	49,32	2,91
3	42,33	0,77	38,23	5,49
4	38,49	0,77	41,14	2,33

Tabela IV.2: Geração necessária para atingir 95% da aptidão final (G95)

Caso	G95 com	DP	G95 sem	DP	Variação (%)	DP
1	5749	3437	4859	2219	-26,0	74,5
2	2292	2874	7707	4019	72,6	25,9
3	8560	2461	11747	2972	22,5	30,0
4	3408	2345	21296	13320	74,1	28,6

A variação percentual reportada na Tabela IV.2 foi calculada *por execução*. Para cada repetição k, definiu-se

$$\Delta_k(\%) = 100 \cdot \frac{G95_{\text{sem},k} - G95_{\text{com},k}}{G95_{\text{sem},k}}. \tag{IV.1}$$

Em seguida, a coluna "Variação (%)" apresenta a média de Δ_k nas $N = 5$ execuções, enquanto a coluna "DP" corresponde ao desvio padrão desses valores. Valores positivos indicam que o cenário *com sementes* atingiu o limiar em menos gerações.

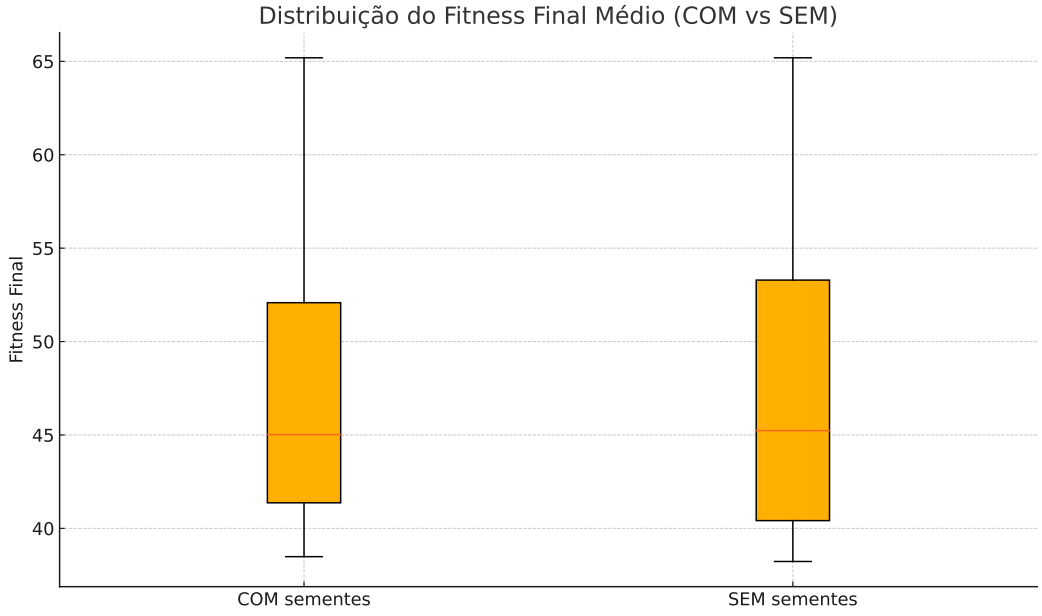


Figura IV.4: Distribuição da aptidão (fitness) final entre CSA com e sem sementes.

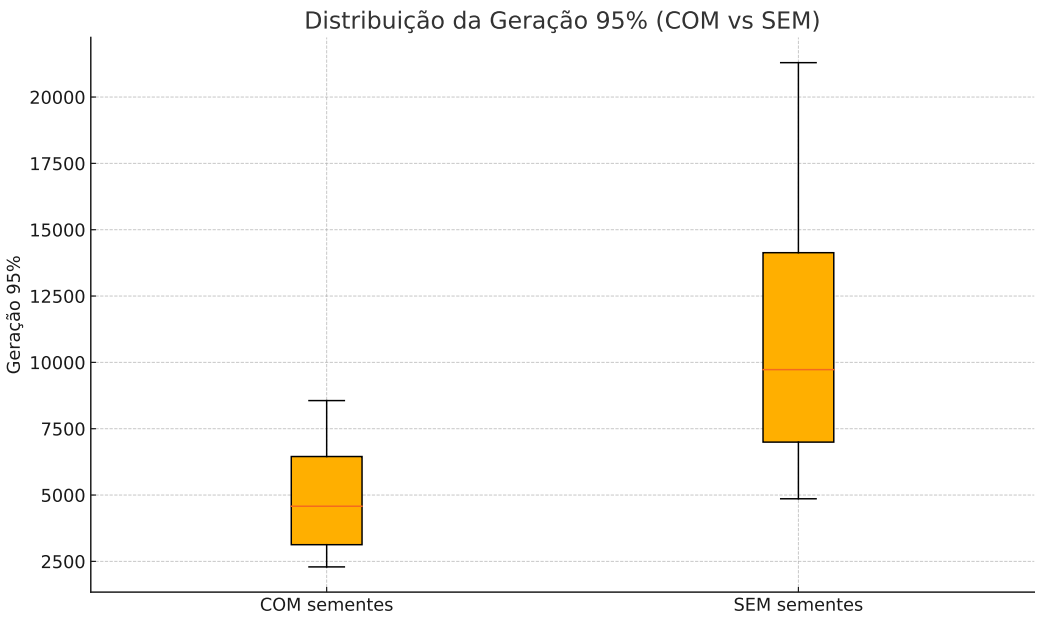


Figura IV.5: Distribuição da geração G95 entre CSA com e sem sementes.

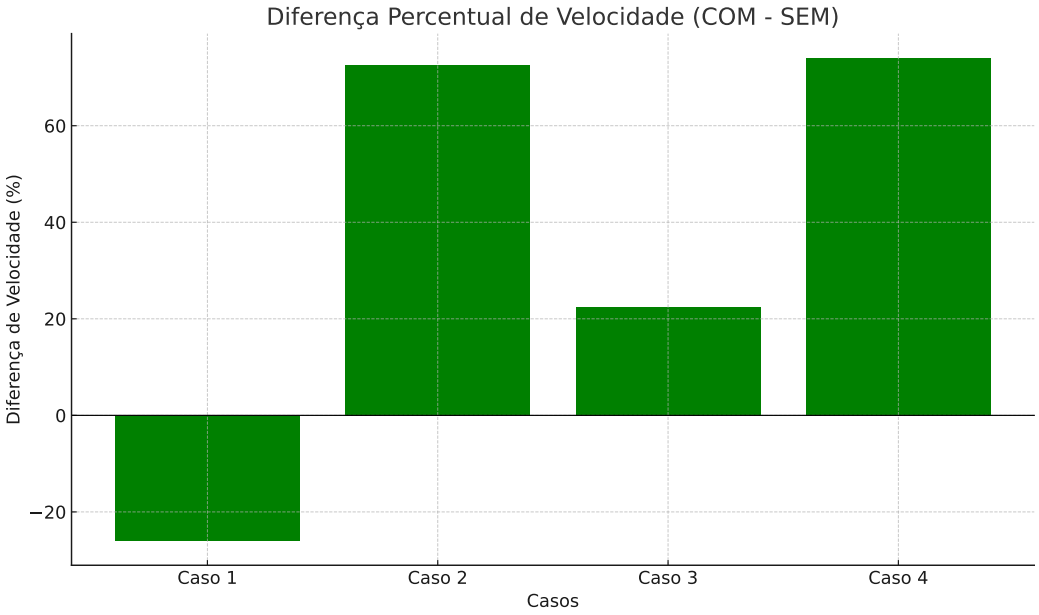


Figura IV.6: Diferença percentual de velocidade entre CSA com e sem sementes (baseada em G95).

As Figuras IV.4, IV.5 e IV.6 apresentam uma representação visual complementar às Tabelas IV.1 e IV.2. Optou-se pelo uso de *boxplots* para as métricas de aptidão final e geração G95, pois esse tipo de gráfico evidencia não apenas valores típicos, mas também a dispersão e a presença de possíveis valores atípicos. Os boxplots foram construídos a partir das $N = 5$ execuções independentes consideradas em cada caso, permitindo visualizar a variabilidade entre repetições mesmo com um conjunto reduzido de amostras.

Na Figura IV.4, observa-se que a aptidão final para o CSA com sementes é, na maioria dos casos,

semelhante ou ligeiramente superior à obtida sem sementes, com tendência a menor dispersão, indicando maior estabilidade dos resultados. Esse comportamento está em linha com a ideia de que a inicialização orientada pode tornar o processo mais previsível.

A Figura IV.5 evidencia que o uso de sementes tende a reduzir o número de gerações necessárias para atingir 95% da aptidão final, com diferença mais acentuada em alguns casos. A menor dispersão nesse cenário sugere que o ganho de velocidade se repete de forma relativamente consistente entre execuções.

Por fim, a Figura IV.6 apresenta a diferença percentual média de velocidade, calculada a partir da métrica G95. Valores positivos indicam que a abordagem com sementes foi mais rápida e, na maior parte dos casos analisados, essa condição se manteve. Essa análise visual confirma e complementa as observações feitas a partir das tabelas, destacando a relevância da estratégia de inicialização na melhoria do desempenho do CSA em termos de tempo de convergência.

Os resultados apresentados nas Tabelas IV.1 e IV.2 permitem uma análise comparativa direta entre a execução do algoritmo com inicialização por sementes e sem essa estratégia. Em termos gerais, observa-se que o uso de sementes tende a reduzir o número de gerações necessárias para atingir 95% da aptidão final, indicando um ganho de velocidade no processo de convergência.

No **Caso 1**, a variação média foi de aproximadamente -26%, indicando que, nessa configuração específica, a abordagem sem sementes atingiu o critério de 95% em menos iterações. Nos **Casos 2, 3 e 4**, em contrapartida, o uso de sementes proporcionou convergência mais rápida, com ganhos médios superiores a 20% em alguns cenários.

Esses resultados sugerem que a efetividade da estratégia de inicialização depende da combinação entre multiplicador, limite de capacitância e demais parâmetros de projeto. Em problemas de maior complexidade, a utilização de sementes parece favorecer a convergência, enquanto em situações mais simples a diferença pode ser menos pronunciada ou até favorecer a abordagem sem sementes.

IV.3.1 Interpretação do efeito das sementes

Os resultados apresentados nas tabelas e figuras anteriores indicam que o uso de sementes atua principalmente como mecanismo de aceleração da convergência. Em termos práticos, isso significa que a população inicial já parte de regiões mais promissoras do espaço de busca, reduzindo o tempo necessário para encontrar topologias competitivas. Essa vantagem é mais evidente nos casos de maior complexidade, nos quais a inicialização puramente aleatória exige uma fase mais longa de exploração antes que estruturas viáveis sejam descobertas e refinadas.

Entretanto, a presença de sementes não implica necessariamente melhor aptidão final em todos os cenários. Em alguns casos, as execuções sem sementes alcançam desempenho final comparável, ou mesmo ligeiramente superior, embora demandem maior número de gerações para isso. Dessa

forma, os resultados sugerem que a principal contribuição das sementes está relacionada à velocidade e à previsibilidade da convergência, e não à garantia de superioridade absoluta no valor final da aptidão.

As Tabelas IV.1 e IV.2 apresentam quatro casos de estudo distintos:

Tabela IV.3: Casos de estudo utilizados na comparação entre CSA *com* e *sem* sementes.

Caso	**Identificador**	$\mathbf{M}_{\text{obj}}$	$\mathbf{C}_{\mathbf{max}}$ (pF)	$\mathbf{I}_{\mathbf{out}}$ (nA)	$\mathbf{C}_{\mathbf{out}}$ (pF)
1	`m_2_cmax_8pF_iout_100nA_cout_100pF`	2	8	100	100
2	`m_3_cmax_6pF_iout_100nA_cout_100pF`	3	6	100	100
3	`m_4_cmax_5pF_iout_100nA_cout_100pF`	4	5	100	100
4	`m_5_cmax_4pF_iout_100nA_cout_100pF`	5	4	100	100

O parâmetro C_{max} refere-se à capacitância máxima configurada no conversor, enquanto C_{out} representa a capacitância de saída. Esses parâmetros, juntamente com I_{out} e o multiplicador, determinam o regime de operação e influenciam a aptidão final e o tempo de convergência do CSA.

IV.4 Especificações e Desempenho dos Projetos Otimizados

Esta seção apresenta uma síntese de três projetos gerados pelo CSA para diferentes razões de conversão. O objetivo é ilustrar como as topologias obtidas se comportam sob especificações fixas de carga e frequência, relacionando parâmetros estruturais e elétricos.

A Tabela IV.4 apresenta as principais especificações e o desempenho resultante para três projetos otimizados. Cada projeto foi obtido considerando as mesmas restrições de carga ($I_L = 100$ nA e $C_L = 100$ pF), frequência de operação de 1 MHz e resistência de chaveamento de 100 kΩ. Buscou-se avaliar a capacidade do CSA de encontrar configurações que minimizem a resistência equivalente de saída R_o e apresentem razão de conversão próxima ao valor desejado.

Tabela IV.4: Especificações e desempenho dos conversores otimizados

Parâmetro	**Projeto 1**	**Projeto 2**	**Projeto 3**
M_{obj} (V/V)	2	3	4
I_L (nA)	100	100	100
C_L (pF)	100	100	100
r_{on} (kΩ)	100	100	100
f (MHz)	1	1	1
$C_{\text{fly,max}}$ (pF)	8	16	24
Aptidão (fitness)	65,20	52,41	42,42
Nós (n)	6	9	11
Ramos (γ)	10	16	21
R_{SSL} (kΩ)	120	234	346
R_{FSL} (kΩ)	600	1000	1600
R_o (kΩ)	612	1027	1637
$C_{\text{fly,total}}$ (pF)	8,4	17,2	25,8

Os dados da Tabela IV.4 indicam que, à medida que M_{obj} aumenta, há crescimento tanto da complexidade estrutural (número de nós e ramos) quanto da capacitância total e das resistências equivalentes. Esse comportamento é coerente com o fato de que razões de conversão mais elevadas exigem mais estágios ou combinações estruturais, o que tende a aumentar tanto a área quanto as perdas associadas.

IV.4.1 Discussão sobre a distância entre os valores obtidos e os alvos

Um ponto importante na interpretação dos resultados é que os valores obtidos para as grandezas de interesse não coincidem necessariamente de forma exata com os alvos estabelecidos. Esse comportamento não deve ser interpretado como falha da metodologia, mas como consequência natural da formulação do problema de otimização adotado neste trabalho.

A função de custo utilizada não busca minimizar exclusivamente o erro em relação à razão de conversão desejada. Em vez disso, ela equilibra simultaneamente diferentes objetivos: aproximação das metas elétricas, contenção do crescimento estrutural e limitação da capacitância total utilizada. Assim, a topologia de maior afinidade ao final do processo evolutivo corresponde ao melhor compromisso global segundo os pesos adotados, e não necessariamente ao atendimento exato de uma única métrica.

Além disso, a presença de perdas, a natureza aproximada do modelo analítico e o orçamento finito de gerações fazem com que a solução final represente um ponto de compromisso dentro do espaço de busca. Melhorias adicionais no atendimento aos alvos poderiam ser buscadas por diferentes caminhos, como ajuste fino dos pesos da função de custo, ampliação do orçamento de gerações, refinamento dos operadores de mutação, adoção de critérios adicionais de seleção ou validação posterior com modelos mais completos de dispositivos.

IV.4.2 Comparação qualitativa com a literatura

Uma comparação direta, quantitativa, entre os resultados desta dissertação e os resultados da literatura deve ser interpretada com cautela. A maior parte dos trabalhos de referência citados no Capítulo II trata de topologias específicas, projetadas para processos tecnológicos, aplicações e especificações muito particulares, frequentemente com foco em implementação de circuitos conhecidos [9, 12, 8, 7, 5]. Em contrapartida, o objetivo desta dissertação não é otimizar apenas uma topologia fixa, mas investigar a capacidade de um algoritmo bioinspirado de sintetizar automaticamente estruturas candidatas em um espaço de busca combinatorial.

Além disso, a literatura recente mostra que diferentes técnicas inteligentes vêm sendo aplicadas ao projeto de conversores em problemas com formulações distintas. Menke e Avila [13], por exemplo, utilizam um algoritmo genético multiobjetivo no projeto de um conversor LLC ressonante, com

foco na redução da corrente RMS do tanque ressonante e da tensão RMS no capacitor. Tian *et al.* [14], por sua vez, empregam *deep reinforcement learning* para otimização de parâmetros de um conversor buck, considerando restrições de ripple, volume e eficiência. Esses trabalhos mostram que estratégias inteligentes têm sido exploradas em diferentes contextos de automação de projeto em eletrônica de potência.

Sob essa perspectiva, a comparação com a literatura é mais apropriada em termos qualitativos do que estritamente quantitativos. Os resultados obtidos mostram que o algoritmo foi capaz de produzir topologias estruturalmente válidas e coerentes com o modelo analítico empregado, e que algumas das soluções evoluídas apresentam padrões organizacionais compatíveis com classes conhecidas da literatura, como estruturas do tipo Dickson e arranjos série–paralelo. Isso sugere que a metodologia proposta não opera de forma arbitrária, mas navega por regiões do espaço de projeto coerentes com o conhecimento acumulado sobre conversores SC.

Assim, embora uma comparação quantitativa direta com trabalhos da literatura não tenha sido realizada neste estudo devido às diferenças de escopo, especificações e objetivos de projeto, os resultados podem ser posicionados qualitativamente como consistentes com tendências conhecidas da área e compatíveis com o tipo de compromisso esperado entre ganho, complexidade estrutural, capacitância total e perdas em conversores a capacitor chaveado.

IV.5 Avaliação do CSA em Diferentes Condições de Inicialização

Foram realizadas execuções do algoritmo com e sem topologias iniciais conhecidas. A Figura IV.7 apresenta a aptidão final obtida nas execuções do CSA sem sementes para diferentes valores de M_{obj}, destacando o efeito da inicialização aleatória sobre o resultado.

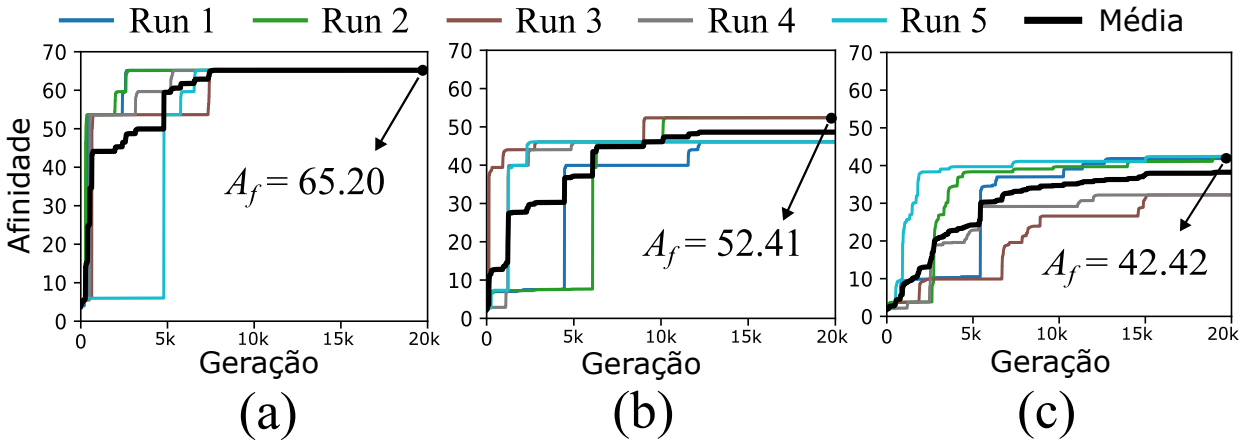


Figura IV.7: Aptidão (fitness) final em execuções do CSA **sem sementes** para diferentes valores de M_{obj}.

A Figura IV.7 apresenta a aptidão final obtida nas execuções do CSA **sem sementes** em função do multiplicador alvo M_{obj}. Observa-se que, para valores mais altos de M_{obj}, tende a ocorrer maior

dispersão dos resultados finais, o que é compatível com o aumento da complexidade do espaço de busca e com a maior probabilidade de trajetórias evolutivas convergirem para regiões subótimas quando a população inicial é inteiramente aleatória. Para valores menores de M_{obj}, a dispersão tende a ser menos pronunciada, sugerindo um problema estruturalmente mais simples, no qual a ausência de topologias iniciais conhecidas tem impacto reduzido sobre o desempenho final.

IV.5.1 Observações sobre o esforço computacional

Além do desempenho elétrico e estrutural das topologias geradas, os resultados também evidenciam um custo computacional não desprezível para a metodologia proposta. Nas execuções realizadas, observou-se que o tempo de processamento aumenta com o número de gerações, com o tamanho da população e com a complexidade estrutural das topologias avaliadas. Nos cenários mais exigentes, especialmente aqueles com metas de ganho mais elevadas e execuções estendidas no regime *sem sementes*, o tempo total de processamento atingiu ordem de horas.

Esse comportamento reforça dois pontos importantes. Primeiro, a utilização de um avaliador analítico em substituição a simulações transientes completas dentro do laço evolutivo é essencial para manter a metodologia viável. Segundo, a estratégia de inicialização com sementes pode trazer benefício não apenas em termos de número de gerações até a convergência, mas também em termos de tempo total de síntese, ao reduzir a necessidade de longas fases iniciais de exploração aleatória.

IV.6 Validação por Simulação Transiente

Para verificar a consistência das estimativas analíticas, foi realizada validação por meio de simulações transientes no Ngspice. A Figura IV.8 apresenta as respostas dos circuitos otimizados, evidenciando que as tensões de regime permanente alcançaram aproximadamente 335,2 mV, 489,6 mV e 615,9 mV para os Projetos 1, 2 e 3, respectivamente. Esses valores são compatíveis com os VCRs obtidos a partir da modelagem analítica, considerando uma tensão de entrada de 200 mV.

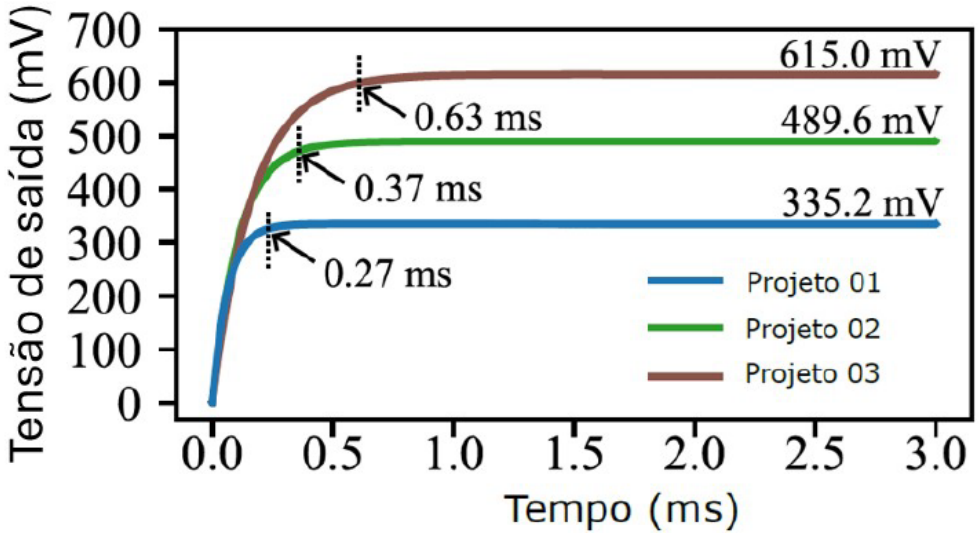


Figura IV.8: Resultados das simulações transientes dos projetos otimizados com $V_S = 200$ mV.

Além disso, os circuitos gerados pelo CSA são apresentados na Figura IV.9. O Projeto 1 apresenta uma estrutura semelhante a um duplicador de tensão, utilizando estágios em paralelo para reduzir efetivamente a resistência de chaveamento. Já nos Projetos 2 e 3, o algoritmo identificou circuitos que combinam topologias série–paralelo, abordagem frequentemente relatada na literatura para aplicações de baixa tensão [6].

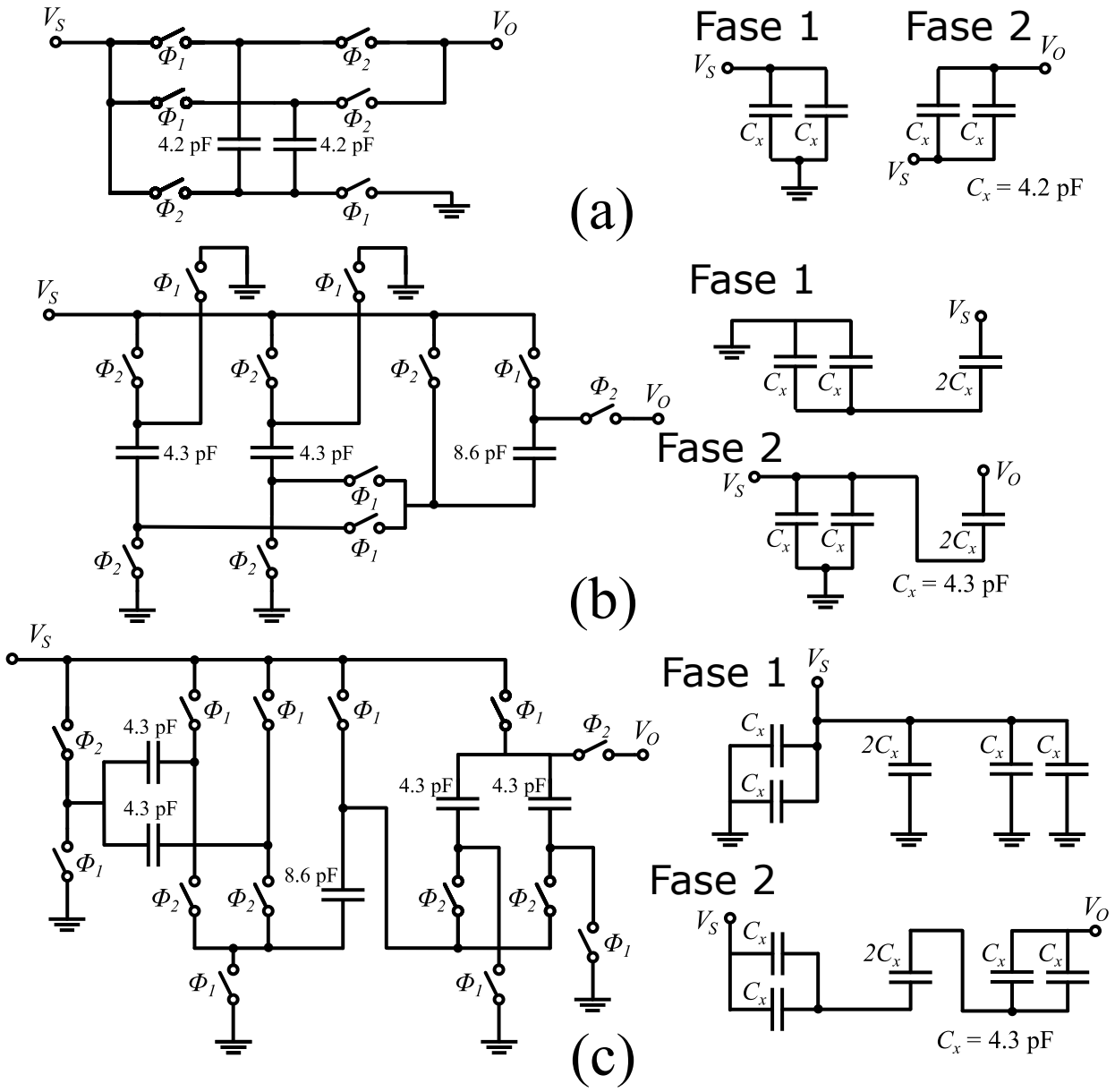


Figura IV.9: Circuitos resultantes da abordagem baseada no CSA: (a) Projeto 1; (b) Projeto 2; (c) Projeto 3.

A concordância qualitativa entre os resultados do modelo analítico e as respostas transientes reforça a adequação da metodologia como ferramenta de apoio ao projeto preliminar. Essa validação não substitui uma etapa posterior de refinamento em nível de circuito, mas indica que o modelo empregado no laço evolutivo é suficientemente consistente para orientar a seleção de topologias candidatas.

IV.7 Síntese dos Resultados e Implicações

A análise realizada neste capítulo permitiu avaliar de forma abrangente o comportamento do CSA aplicado ao projeto de conversores a capacitor chaveado. Foram consideradas métricas estruturais, elétricas e globais, tanto em cenários *com* quanto *sem* sementes.

Os resultados indicaram que ambos os cenários convergem para soluções finais de desempenho semelhante, o que sugere que o CSA é capaz de explorar espaços de busca combinatoriais de maneira robusta. A inclusão de sementes demonstrou acelerar a convergência e reduzir a variabilidade inicial, enquanto a abordagem sem sementes preservou maior diversidade exploratória, ainda que com um tempo maior até alcançar soluções maduras.

Do ponto de vista de engenharia, esses achados reforçam o potencial do CSA como ferramenta de apoio ao projeto de conversores a capacitor chaveado, especialmente em contextos em que múltiplos critérios de desempenho devem ser equilibrados. A evidência de convergência estável sugere que a técnica pode ser aplicada tanto em ambientes de prototipagem, em que a velocidade é relevante, quanto em processos de otimização mais extensos, nos quais a diversidade inicial pode contribuir para soluções diferenciadas.

IV.8 Comportamento para Razões de Conversão Elevadas (M = 5 e M = 6)

Com o objetivo de avaliar o comportamento da metodologia em razões de conversão superiores às estudadas inicialmente, foram realizadas simulações adicionais para $M = 5$ e $M = 6$. Esses casos permitem observar como metas de ganho mais elevadas influenciam a convergência do CSA, o esforço computacional e as características estruturais das topologias sintetizadas. O propósito desta seção é complementar a análise anterior e verificar se as tendências observadas se mantêm sob condições mais exigentes de conversão. **Nesta análise complementar, foram consideradas apenas duas execuções independentes por caso.**

As figuras a seguir apresentam a evolução das principais métricas avaliadas: função de aptidão global, número de nós, resistências equivalentes e capacitância total voadora utilizada em cada topologia.

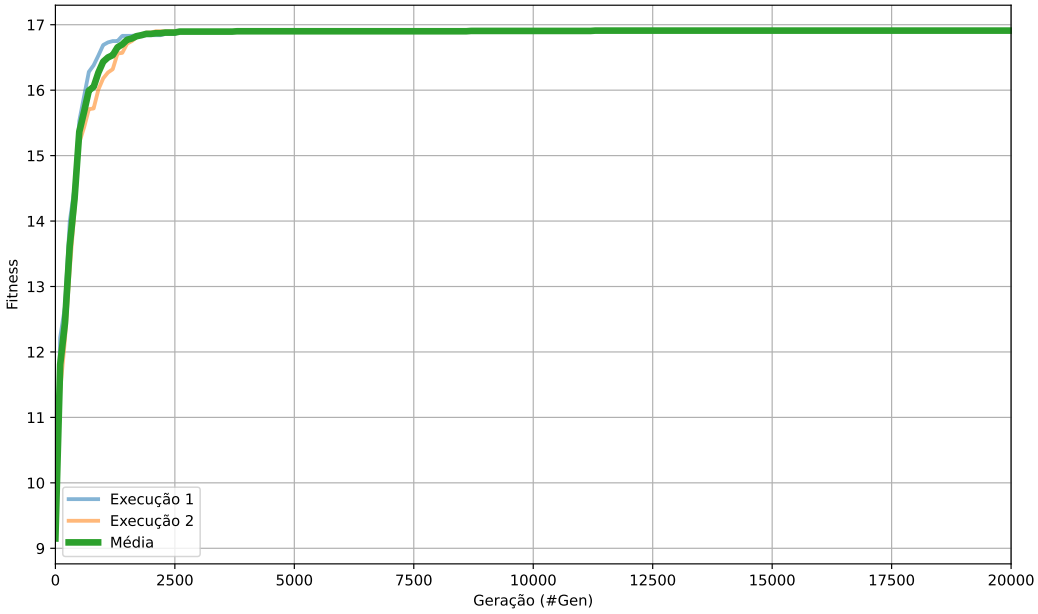


Figura IV.10: Evolução da aptidão (fitness) para $M = 5$ (duas execuções e média ponto a ponto).

A Figura IV.10 apresenta a trajetória de convergência da aptidão para $M = 5$. Observa-se um crescimento relativamente rápido nas gerações iniciais, seguido de estabilização. Esse comportamento é compatível com o esperado para problemas de maior complexidade: há uma fase inicial de exploração de diferentes estruturas, seguida por refinamento local nas topologias de maior aptidão.

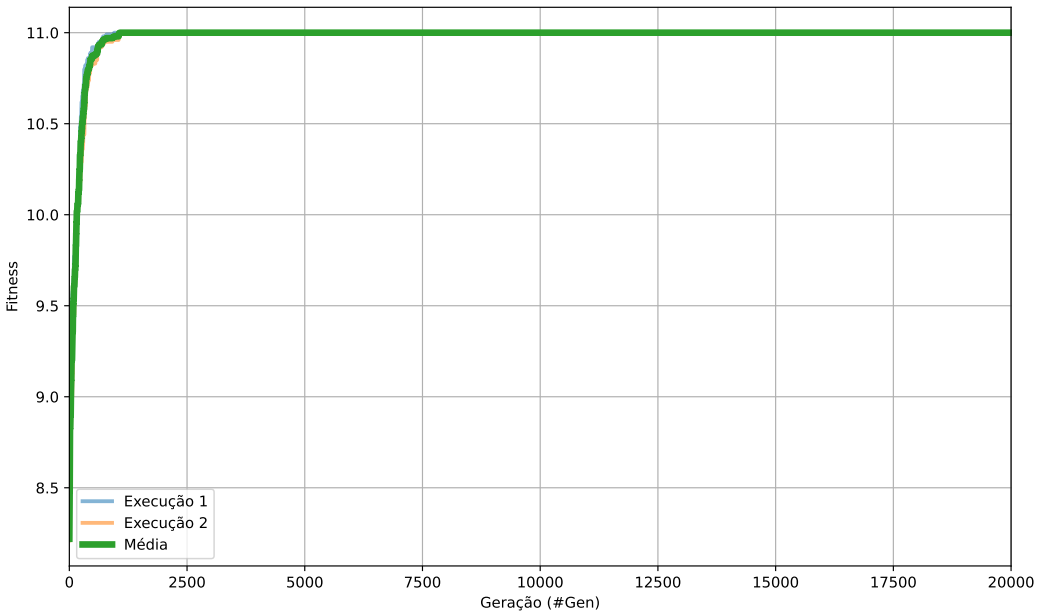


Figura IV.11: Evolução da aptidão (fitness) para $M = 6$ (duas execuções e média ponto a ponto).

Para $M = 6$, mostrado na Figura IV.11, a convergência ocorre de forma mais gradual. O aumento da razão de conversão amplia o espaço de busca e tende a exigir estruturas com maior número efetivo de estágios, o que naturalmente torna o processo de otimização mais lento. Ainda

assim, não se observam indícios de instabilidade numérica ou degeneração do processo evolutivo nas execuções realizadas, o que sugere manutenção do comportamento do algoritmo sob maior complexidade.

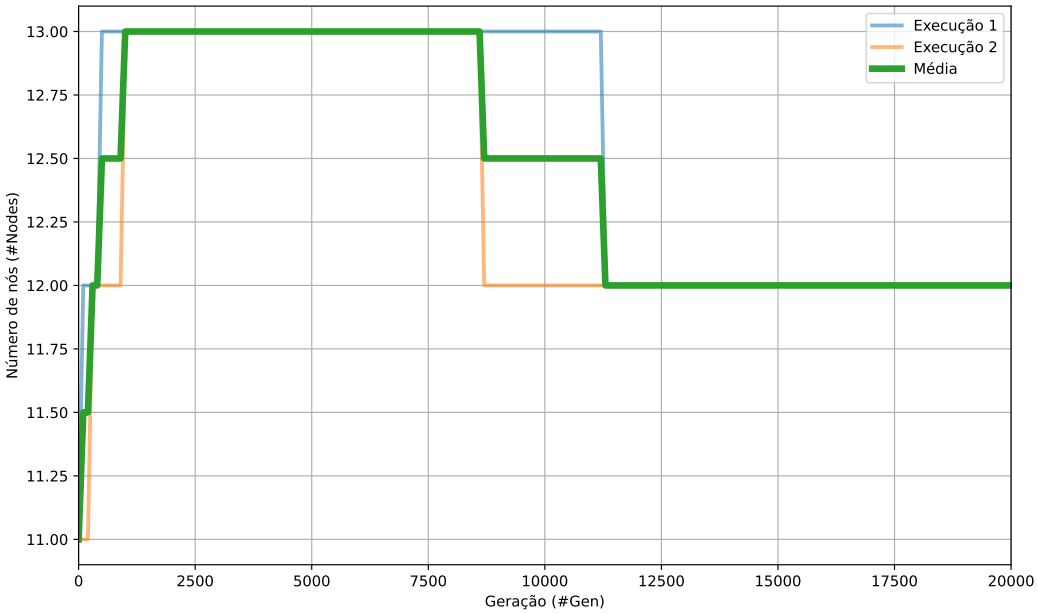


Figura IV.12: Evolução do número de nós para $M = 5$ (duas execuções e média ponto a ponto).

A Figura IV.12 indica como a complexidade estrutural evolui para atingir $M = 5$. Em conversores SC, aumentos em M_{obj} frequentemente exigem mais estágios equivalentes ou arranjos série–paralelo mais elaborados, o que tende a elevar o número de nós e de ramos. Assim, observar crescimento estrutural até um patamar e posterior estabilização é coerente com a hipótese de que o CSA encontra um tamanho mínimo necessário e passa a refinar a conectividade e a distribuição de elementos para melhorar a aptidão sem aumentar indefinidamente a ordem do circuito.

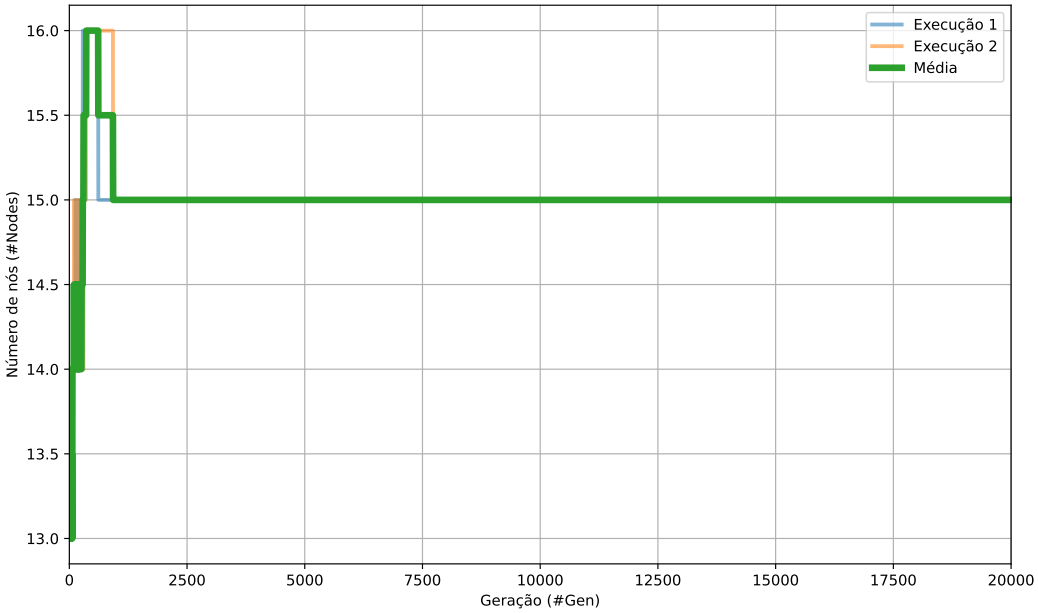


Figura IV.13: Evolução do número de nós para $M = 6$ (duas execuções e média ponto a ponto).

Para $M = 6$, a Figura IV.13 sugere uma exigência estrutural ainda maior, o que é esperado. Em geral, ganhos mais altos implicam caminhos de transferência de carga mais longos e maior sensibilidade a perdas, o que favorece estruturas mais ricas para alcançar um compromisso viável entre razão de conversão e resistência equivalente.

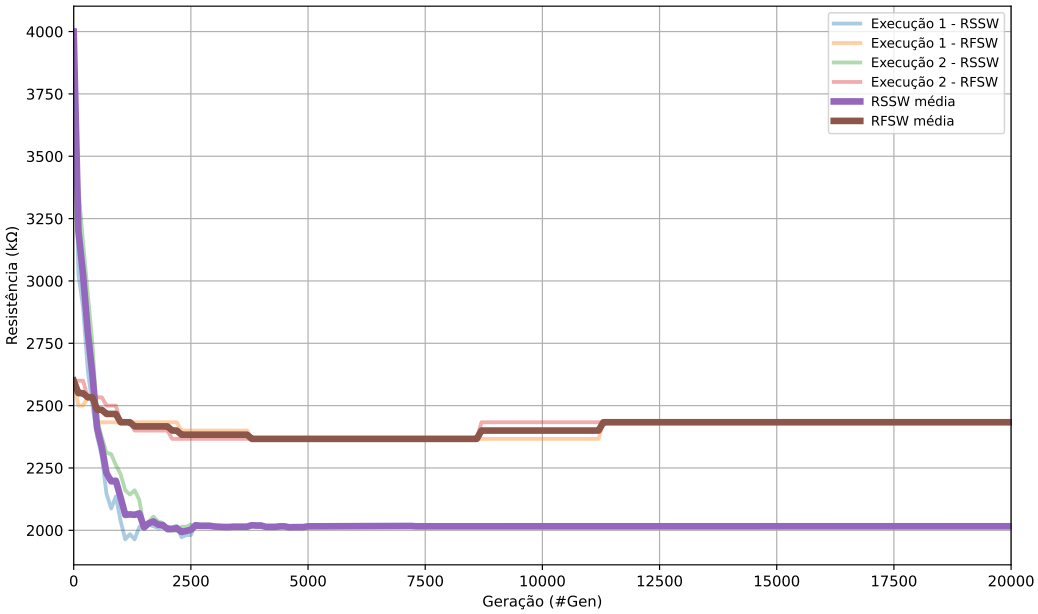


Figura IV.14: Evolução das resistências equivalentes (regimes slow/fast switching) para $M = 5$ (duas execuções e média ponto a ponto).

A Figura IV.14 mostra os valores de resistência equivalente para $M = 5$. Em linhas gerais, resistências maiores tendem a estar associadas a caminhos de carga mais longos, maior número de elementos efetivos em série e maior sensibilidade a perdas por comutação. A estabilização das

curvas indica que, após a fase exploratória, o CSA passa a operar em torno de topologias que já satisfazem as restrições principais, refinando incrementalmente os parâmetros estruturais.

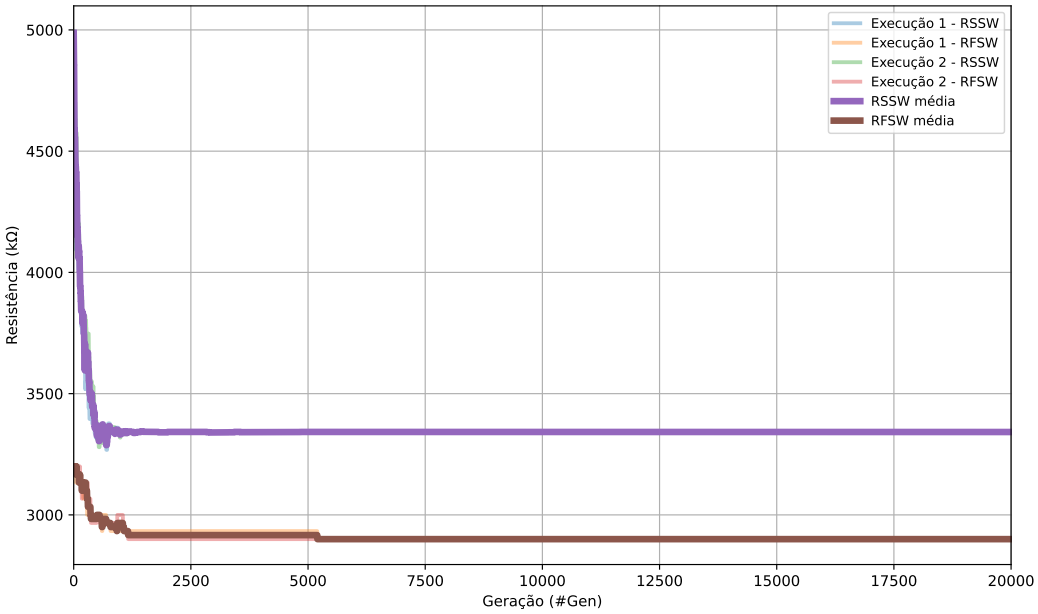


Figura IV.15: Evolução das resistências equivalentes (regimes slow/fast switching) para $M = 6$ (duas execuções e média ponto a ponto).

Para $M = 6$, a Figura IV.15 apresenta valores finais mais elevados, coerentes com a necessidade de estruturas mais complexas e com o fato de que ganhos mais altos impõem maior esforço de redistribuição de carga por ciclo. Isso é consistente com a literatura de conversores SC, em que topologias de alto ganho tendem a exibir maiores resistências equivalentes e maior penalidade de perdas, salvo quando estratégias específicas (redundância, paralelização de ramos ou particionamento) são incorporadas.

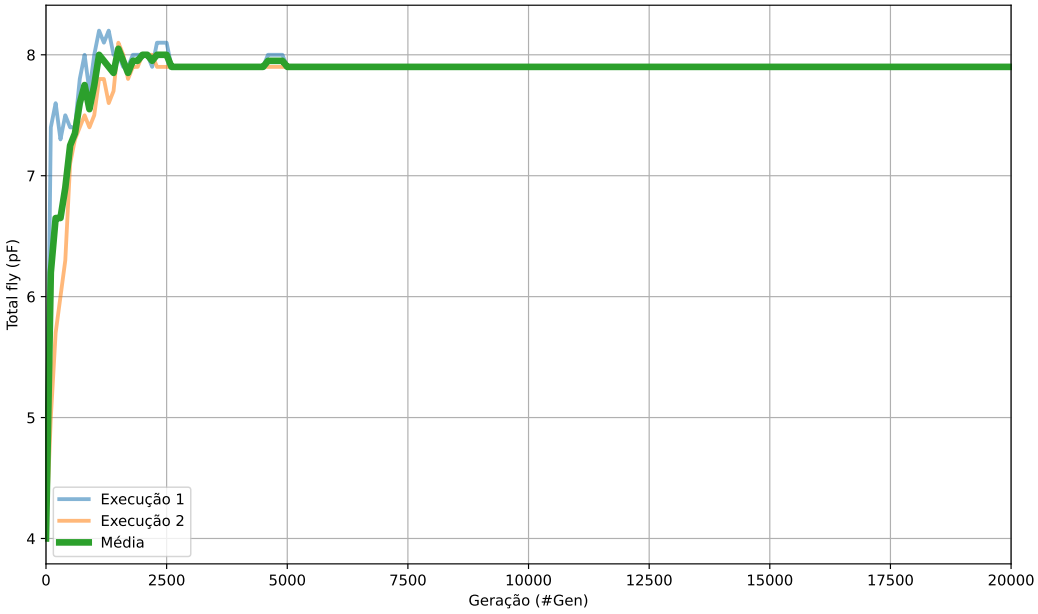


Figura IV.16: Evolução da capacitância total voadora para $M = 5$ (duas execuções e média ponto a ponto).

A Figura IV.16 apresenta a evolução da capacitância total voadora para $M = 5$. Um ponto relevante é que ganhos adicionais de aptidão nem sempre exigem aumento monotônico de capacitância total: após certo patamar, a melhoria pode ocorrer por reorganização estrutural (melhor conectividade, melhor uso de estágios, menor resistência efetiva), mantendo a capacitância em faixa semelhante.

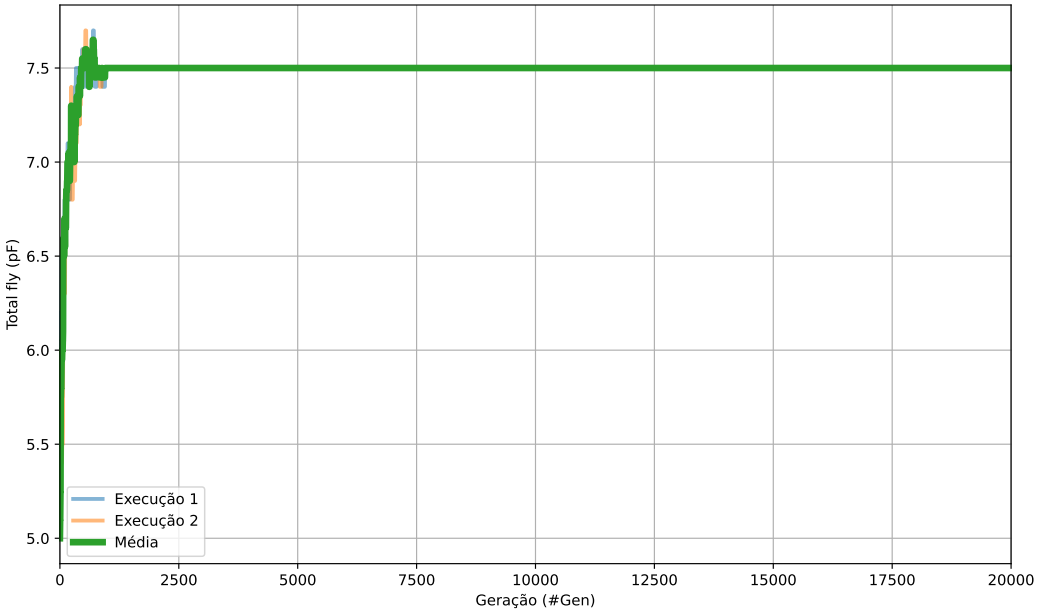


Figura IV.17: Evolução da capacitância total voadora para $M = 6$ (duas execuções e média ponto a ponto).

A Figura IV.17 sugere comportamento análogo para $M = 6$. Mesmo com metas de ganho

maiores, a solução pode privilegiar estruturas mais eficientes na transferência de carga em vez de simplesmente aumentar a capacitância total, o que é particularmente importante em integração CMOS, em que capacitância implica custo de área.

Discussão final. As simulações complementares (M=5 e M=6) indicam que o CSA mantém comportamento consistente mesmo em condições de maior exigência, apresentando convergência estável e topologias fisicamente coerentes *nas execuções realizadas*. As tendências observadas, maior tempo de convergência, incremento de complexidade estrutural e aumento das resistências equivalentes para razões de conversão elevadas, são compatíveis com o esperado para conversores a capacitor chaveado e reforçam a adequação do modelo analítico utilizado. Dessa forma, os resultados obtidos para $M = 5$ e $M = 6$ complementam a análise inicial e sugerem que a metodologia é capaz de lidar com diferentes níveis de complexidade sem perda significativa de robustez dentro do escopo considerado neste trabalho, ressalvadas as limitações estatísticas associadas ao número reduzido de execuções nesta seção.

Capítulo V Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho desenvolveu e avaliou uma metodologia para síntese automatizada de conversores DC–DC a capacitor chaveado (SC) baseada no Algoritmo de Seleção Clonal (CSA), integrando modelagem analítica por matrizes de incidência e um processo evolutivo voltado à exploração estruturada do espaço de topologias. No escopo considerado, a abordagem mostrou-se operacional como ferramenta de pré-síntese, isto é, como etapa inicial de geração e triagem de topologias candidatas sob condições específicas de operação, em consonância com modelos analíticos consolidados para conversores SC [6, 2].

Os resultados obtidos ao longo do Capítulo IV mostram que a metodologia foi capaz de produzir topologias fisicamente coerentes com as hipóteses do modelo analítico adotado e de conduzir o processo evolutivo a patamares estáveis de aptidão. Em particular, observou-se que o CSA convergiu para soluções competitivas tanto no cenário com inicialização por sementes quanto no cenário com população inicial aleatória. A principal diferença entre esses regimes esteve associada à dinâmica de convergência: a utilização de sementes elevou o patamar inicial de aptidão e reduziu a dispersão nas gerações iniciais, encurtando a fase exploratória em boa parte dos casos analisados. Por outro lado, a inicialização puramente aleatória também se mostrou capaz de atingir soluções finais da mesma ordem de grandeza, embora com maior custo em número de gerações, especialmente para razões de conversão mais elevadas.

Do ponto de vista das topologias sintetizadas, os resultados para $M_{\mathrm{obj}} = 2$, 3 e 4 evidenciaram uma tendência consistente de crescimento da complexidade estrutural com o aumento da meta de conversão. Esse comportamento foi acompanhado por aumento do número de nós e ramos, da capacitância total utilizada e das resistências equivalentes, em linha com o que se espera para conversores SC sob metas de ganho mais exigentes [6, 2]. Nesse sentido, o método mostrou-se capaz de capturar, ainda que em nível analítico, os *trade-offs* entre desempenho elétrico, custo estrutural e capacidade de conversão.

A validação por simulação transiente no Ngspice reforçou a coerência das topologias selecionadas e da modelagem utilizada. Para os três projetos analisados, as tensões de regime permanente obtidas em simulação foram compatíveis com os níveis previstos pela avaliação analítica, considerando as hipóteses adotadas no trabalho. Isso sustenta o uso do modelo como filtro inicial de candidatos promissores, antes da aplicação de etapas posteriores de validação de maior fidelidade.

As análises complementares para $M = 5$ e $M = 6$ indicaram que a metodologia permanece operacional sob metas de conversão mais elevadas. Nesses casos, observaram-se tendências qualitativamente consistentes com o aumento da complexidade do problema, incluindo maior esforço computacional, incremento de complexidade estrutural e elevação das resistências equivalentes. Como o número de execuções independentes nesses cenários foi menor que nos casos principais, os resultados devem ser interpretados como exploratórios. Ainda assim, eles sugerem que a metodologia não se restringe a cenários de baixo ganho e pode ser estendida para condições mais desafiadoras.

Em síntese, os resultados obtidos permitem concluir que a integração entre representação estrutural por matrizes de incidência, avaliação analítica e busca evolutiva via CSA constitui um caminho viável para automatizar a exploração de topologias de conversores SC no contexto investigado. A metodologia não se propõe a substituir o fluxo tradicional de projeto em nível de circuito integrado, mas sim a atuar como ferramenta de apoio à síntese preliminar, reduzindo o espaço de alternativas a serem posteriormente avaliadas com modelos e simulações de maior fidelidade.

V.1 Contribuições

Como principal contribuição, este trabalho propôs e avaliou uma metodologia de síntese automatizada de conversores SC baseada na integração entre o Algoritmo de Seleção Clonal e uma modelagem analítica por matrizes de incidência. Essa integração permitiu estruturar um fluxo de exploração topológica capaz de gerar, avaliar e refinar soluções candidatas segundo critérios elétricos e estruturais definidos previamente.

Também constitui contribuição relevante a implementação de uma ferramenta computacional modular, na qual a etapa evolutiva e a etapa de avaliação analítica foram separadas de forma clara, favorecendo reprodutibilidade, manutenção e extensão futura da metodologia. Além disso, o trabalho produziu resultados que evidenciam o efeito da inicialização por sementes na aceleração da convergência, bem como a capacidade do método de produzir topologias coerentes em diferentes metas de razão de conversão.

Como desdobramento acadêmico, parte da metodologia e dos resultados foi divulgada no artigo “Clonal Selection Algorithm Applied to the Design of Switched-Capacitor DC-DC Converters” [11], apresentado no LASCAS 2025. Essa publicação reforça a relevância do tema e o alinhamento da proposta com discussões atuais sobre automação de projeto e exploração de topologias em conversores SC.

V.2 Trabalhos Futuros

Como continuidade natural desta pesquisa, recomenda-se ampliar a caracterização estatística do método em cenários de maior complexidade, especialmente para $M = 5$ e $M = 6$, aumentando o número de execuções independentes e consolidando a análise da robustez do algoritmo nesses casos.

Também se mostra importante aprofundar a análise de sensibilidade da metodologia em relação a outros parâmetros de entrada, como frequência de operação, capacitância de saída, resistência de condução das chaves, corrente de carga e tensão de entrada. Essa investigação pode esclarecer com maior precisão como diferentes condições de operação alteram a convergência do CSA e o perfil das topologias sintetizadas.

Outro ponto relevante consiste em estudar de forma mais sistemática a função de custo utilizada, avaliando o impacto da escolha de pesos e penalizações sobre os compromissos entre desempenho elétrico e custo estrutural. Esse refinamento pode contribuir para aproximar ainda mais os resultados dos alvos de projeto e reduzir a sensibilidade da metodologia à parametrização adotada.

Do ponto de vista computacional, a paralelização das avaliações e a integração automatizada com simulações em SPICE podem reduzir o tempo total de processamento e aumentar a fidelidade da seleção de candidatos, mantendo o modelo analítico como etapa de triagem. Por fim, uma etapa natural de continuidade consiste em realizar validações com modelos mais completos de dispositivos, incorporando efeitos não modelados nesta dissertação, como parasitismos, dependência não linear das chaves e variações de processo, aproximando o fluxo de síntese do cenário real de projeto de conversores SC integrados [9, 12].

Referências Bibliográficas

[1] A. Ballo, A. D. Grasso, and G. Palumbo, "A review of charge pump topologies for the power management of iot nodes," *Electronics*, vol. 8, no. 5, p. 480, 2019.

[2] T. V. Breussegem and M. Steyaert, *CMOS Integrated Capacitive DC-DC Converters*, 1st ed., ser. Analog Circuits and Signal Processing. New York, NY: Springer, 2012.

[3] C. Mayr, J. Partzsch *et al.*, "A biological-realtime neuromorphic system in 28 nm cmos using low-leakage switched capacitor circuits," *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 10, no. 1, pp. 243–254, 2016.

[4] J. Zhao, R. Ghannam *et al.*, "Self-powered implantable medical devices: Photovoltaic energy harvesting review," *Advanced Healthcare Materials*, vol. 9, pp. 1–22, 2020.

[5] D. S. Truesdell, J. Boley *et al.*, "Modeling and design of cold-start charge pumps for photovoltaic energy harvesters," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 70, no. 11, pp. 4334–4345, 2023.

[6] M. D. Seeman and S. R. Sanders, "Analysis and optimization of switched-capacitor dc–dc converters," *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2008.

[7] Y. J. Kee, H. Ramiah *et al.*, "A subthreshold operation series-parallel charge pump incorporating dynamic source-fed oscillator for wide-input-voltage energy harvesting application," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 97 641–97 653, 2023.

[8] J. Gao, J. Zhao *et al.*, "A low ripple and fast transient response charge pump in cmos image sensors," *IEEE Sensors Journal*, vol. 24, no. 6, pp. 8142–8149, 2024.

[9] C. A. Pinheiro, F. Olivera, and A. Petraglia, "A three-stage charge pump with forward body biasing in 28 nm utbb fd-soi cmos," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, pp. 1–10, 2021.

[10] L. S. Batista, D. B. Oliveira *et al.*, "Dynamic multiobjective clonal selection algorithm for engineering design," *IEEE Transactions on Magnetics*, 2010.

[11] R. Alves-Junior, M. Soares, F. D. V. R. Oliveira, and F. Olivera, "Clonal selection algorithm applied to the design of switched-capacitor dc-dc converters," in *Proc. IEEE Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS)*, Bento Gonçalves, Brasil, 2025.

[12] J. A. Singer, J. Hasmann *et al.*, "A fully integrated negative output voltage charge pump for implantable single photon imagers," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 71, no. 3, pp. 1566–1570, 2024.

[13] M. F. Menke and S. L. Avila, "Multi-objective genetic algorithm based optimal design methodology for llc resonant converter," in *2022 14th Seminar on Power Electronics and Control (SEPOC)*, 2022, pp. 1–6.

[14] F. Tian, D. B. Cobaleda, and W. Martinez, "Deep reinforcement learning for dc-dc converter parameters optimization," in *2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2022, pp. 1–6.