

DESVENDANDO OS LIMITES DE OTIMIZAÇÃO DE UM OTA CMOS POR MEIO DA ELETRÔNICA EVOLUCIONÁRIA EXTRÍNSECA

ANTONIO PAULO DE MORAES LEME*, SALVADOR PINILLOS GIMENEZ*, CARLOS EDUARDO THOMAZ*

* Centro Universitário da FEI
Av. Humberto de Alencar Castelo Branco, 3972
São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil

Emails: apmleme@ieee.org, sgimenez@fei.edu.br, cet@fei.edu.br

Abstract— The multiple objective optimization of the OTA is one of the most studied problems in microelectronics. Obtaining approximations of the Pareto Front, using the known evolutionary algorithm NSGA-II, integrated to SPICE simulator, reveals the relationship between the commitment to the goals often known only intuitively by analog integrated circuit designers. The results of this study suggest that the Multivariate Analysis of Pareto approximations is an important guide to getting more refined designs of OTAs.

Keywords— Evolutionary Electronics, Operational Transconductance Amplifier, Evolutionary Algorithms, Pareto Front, Multiple Objectives, Multivariate Analysis, Microelectronics.

Resumo— A otimização de múltiplos objetivos do OTA é um dos problemas mais estudados em microeletrônica. A obtenção de aproximações da fronteira de Pareto, através do conhecido algoritmo evolucionário NSGA-II, integrado ao simulador SPICE, revela relações de compromisso entre os objetivos conhecidas muitas vezes somente intuitivamente pelos projetistas de circuitos integrados analógicos. Os resultados obtidos neste trabalho sugerem que a Análise Multivariada das aproximações Pareto é um guia importante para a obtenção de projetos de OTA otimizados.

Palavras-chave— Eletrônica Evolucionária, Amplificador Operacional de Transcondutância, Algoritmos Evolucionários, Fronteira de Pareto, Múltiplos Objetivos, Análise Multivariada, Micro Eletrônica.

1 Introdução

A *Eletrônica Evolucionária* (EE) foi formalmente estabelecida como área de pesquisa em 1997 na Universidade de Napier, Escócia, englobando *Computação Evolucionária* e *Eletrônica* (Zebulum et al., 2001). As grandes áreas dentro da EE são *Evolução Intrínseca*, ou evolução direta em “hardware” reconfigurável também chamada de “*Evolvable Hardware*” (EHW), e a *Evolução Extrínseca* que consiste na utilização de Algoritmos Evolucionários guiados por *funções de aptidão* obtidas através de simuladores como o SPICE (“Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis”) (Zebulum et al., 2001).

A abordagem neste trabalho consiste na *Evolução Extrínseca* de um *Amplificador Operacional de Transcondutância* (OTA) cujo esquema é ilustrado na Figura 1. As aproximações das *Fronteiras de Pareto* obtidas são utilizadas para a extração de conhecimentos através de *Análise Multivariada*. Esta é a principal contribuição deste artigo: a utilização das *Fronteiras de Pareto* como meio de extração de conhecimento sobre o comportamento do OTA em diferentes modos de operação por mapeamento estatístico.

Recentemente Deb e Koksalam (2010) sugeriram a utilização de métodos da área de “*Multi-Criteria Decision Making*” (MCDM) em conjunto dos “*Multi-Objective Evolutionary Algorithms*” (MOEA). Os métodos de MCDM permitem a elicitación de preferências entre múltiplos objetivos *a priori*, permitindo a convergência da oti-

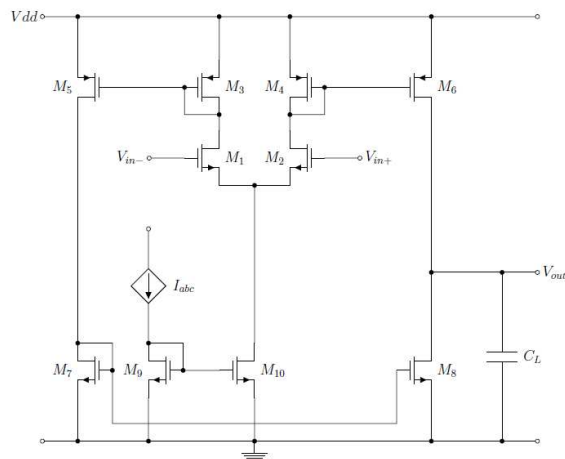


Figura 1: Esquema Elétrico do *Amplificador Operacional de Transcondutância* (OTA) de único estágio e única saída em tecnologia CMOS.

mização para uma única solução da *Fronteira de Pareto*, enquanto que os MOEAs clássicos que utilizam *Dominância Pareto* resultam em conjuntos de soluções que representam aproximações mais completas da *Fronteiras de Pareto*¹.

Enquanto obter apenas uma solução possui suas vantagens de ordem prática, o conhecimento tácito nas *Fronteiras de Pareto* muitas vezes é apenas intuitivo aos projetistas de circuitos integra-

¹A grande maioria dos MOEAs utiliza *Dominância Pareto*, onde o processo decisório é realizado *a posteriori* (Coello et al., 2006)

dos (CIs) analógicos mais experientes. As relações de compromisso entre os objetivos e parâmetros do projeto, uma vez explicitadas, podem permitir a construção de novas regras de projeto e abrir novas questões de pesquisa.

2 O Amplificador Operacional de Transcondutância

O OTA, esquematizado na Figura 1, é um amplificador de tensão-corrente caracterizado pela função de transferência ideal $I_{out} = g_m \cdot (V_{in+} - V_{in-})$, onde I_{out} é a corrente de saída, g_m é a transcondutância, V_{in+} e V_{in-} são respectivamente a entrada positiva e a entrada negativa do par diferencial. A corrente de polarização ($I_{abc} \equiv I_{pol}$) é utilizada para ajustar a transcondutância g_m (Schaumann, 2004).

O Projeto do OTA CMOS, conforme Silveira et al. (1996) e Gentinne (1996), requer o dimensionamento das larguras W e comprimentos L dos canais dos MOSFETs (“Transistor de Efeito de Campo Metal-Óxido Semicondutor”) M_1 a M_{10} , sendo que os pares de MOSFETs (M_1, M_2), (M_3, M_4), (M_5, M_6) e (M_7, M_8) são considerados idênticos neste trabalho. A corrente de polarização ($I_{abc} \equiv I_{pol}$) e tensão de polarização ($V_{bias} \equiv V_{pol}$) do par diferencial também devem ser ajustadas no projeto.

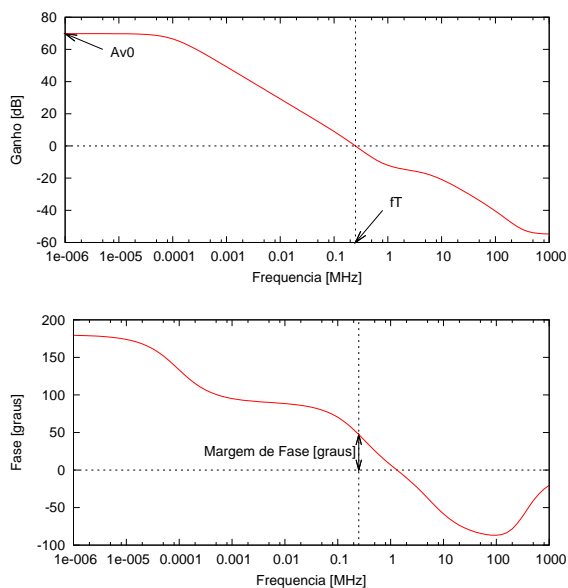


Figura 2: Diagrama de Bode ilustrando a resposta em frequência de um OTA configurado em *Malha Aberta*.

A resposta em frequência típica de um OTA, utilizando-se o modelo de pequenos sinais, é ilustrada pelo Diagrama de Bode da Figura 2. Neste diagrama, estão ilustradas as métricas de desempenho ganho de tensão (A_{v0}) e frequência de ganho de tensão unitário (f_T) e o critério de estabilidade do OTA dado pela Margem de Fase (φ_M). A

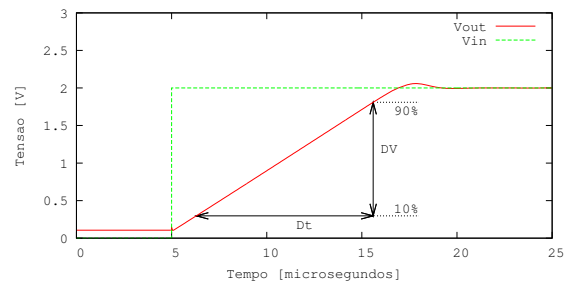


Figura 3: Resposta transiente de um OTA configurado em *Malha Fechada*.

resposta transiente típica de um OTA, utilizando-se o modelo de grandes sinais, é ilustrada na Figura 3, que representa a métrica “Slew Rate” (SR) dada pela máxima variação de tensão $\Delta V/\Delta t$. A métrica de desempenho potência P_{wr} é dada pela tensão de operação (V_{dd}) multiplicada pela corrente de consumo do OTA, enquanto que a métrica $Area$ é a somatória das áreas de portas dos transistores MOSFETs.

Parâmetro	Min.	Max.
I_{pol}	$0,1\mu A$	$100\mu A$
V_{pol}	$0,7V$	$2,3V$
W_i	$0,5\mu m$	$100\mu m$
L_i	$0,5\mu m$	$100\mu m$
V_{dd}	Fixo: $3V$	
C_L	Fixo: $3pF$	

Tabela 1: Parâmetros de configuração do OTA, onde: $I_{pol} \equiv I_{abc}$ é a corrente de polarização do par diferencial, $V_{pol} \equiv V_{bias}$ a tensão de polarização do par diferencial, W_i é a largura de canal do MOSFET M_i , $i \in 1, \dots, 10$, L_i é o comprimento de canal do MOSFET M_i , $i \in 1, \dots, 10$, V_{dd} é a tensão de alimentação do OTA e C_L é a capacitância de carga.

Objetivo	Min/Max	Unidade
A_{v0}	Maximizar	dB
f_T	Maximizar	MHz
SR	Maximizar	$V/\mu s$
P_{wr}	Minimizar	mW
$Area$	Minimizar	μm^2

Tabela 2: Objetivos de otimização do OTA, onde: A_{v0} é o Ganho em malha aberta (Figura 2); f_T é a Frequência de ganho unitário (Figura 2); SR é o “Slew Rate” ou máxima variação de tensão $\Delta V/\Delta t$ (Figura 3); P_{wr} é a potência dissipada do OTA e $Area$ a área de portas ou somatória das áreas $W_i \cdot L_i$.

Nas Tabelas 1, 2 e 3 tem-se respectivamente os as faixas de valores dos Parâmetros, Objetivos

Restrições
$V_{ds}^i \geq V_{gs}^i + V_{th}^i, \forall M_i$
$45^\circ \leq \varphi_M \leq 75^\circ$
$\left \frac{V_{dd}}{2} - V_{out} \right \leq 0,1 \cdot V_{dd}$
$V_{out} \leq 0,5V, t \leq 0,5\mu s$
$V_{out} \geq 1,5V, t \geq 20\mu s$

Tabela 3: Restrições, onde: Para os MOSFETs M_i , V_{ds} é a tensão entre Dreno e Fonte, V_{gs} é a tensão entre Porta e Fonte e V_{th} é a tensão de Limiar; φ_M é a Margem de Fase; V_{out} é ajustado para a maior excursão do sinal de saída, próximo de $\frac{V_{dd}}{2}$.

e as Restrições de projeto para o problema de otimização do OTA.

3 Otimização Evolucionária do OTA

A otimização do OTA através do NSGA-II consiste na *Busca Direta* dos parâmetros do vetor \mathbf{x} do *espaço de decisão* Ω mapeados ao vetor \mathbf{y} do *espaço de objetivos* Λ através da *simulação* SPICE ($F: \Omega \rightarrow \Lambda$). A representação do cromossomo é o vetor de números reais:

$$\mathbf{x} = [I_{pol}, V_{pol}, W_{1\&2}, L_{1\&2}, \dots, W_{10}, L_{10}]^T, \quad (1)$$

O vetor \mathbf{x} é utilizado para parametrizar um arquivo de simulação SPICE escrito na linguagem NUTMEG (Tuma and Bürmen, 2009). Este arquivo de simulação é configurado para avaliar o OTA nas configurações de *Malha Aberta* e *Malha Fechada* e diferentes análises SPICE no domínio da frequência e do tempo, retornando um vetor \mathbf{y} com a avaliação dos objetivos e o vetor \mathbf{z} com as violações de restrições. Este processo é ilustrado na Figura 4.

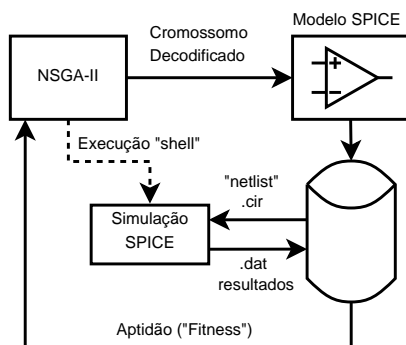


Figura 4: Integração do Simulador Spice ao NSGA-II para o cálculo da aptidão.

Os componentes de \mathbf{y} são os objetivos $[A_{v0}, f_T, SR, Pwr, Area]^T$ e os componentes de \mathbf{z} são as violações das restrições $[SR', V_{out}, \varphi'_M, Sat_{1\&2}, \dots, Sat_{10}]^T$, onde SR' é a violação da janela do Slew Rate (Figura 3), V_{out}

é a violação da tensão de saída em regime contínuo, φ'_M é a violação da Margem de Fase (Figura 2) e $Sat_{1\&2}$ a Sat_{10} são as violações de condição de operação dos transistores MOSFETs na região de saturação.

O NSGA-II utiliza a *Dominância Pareto* (Definição 1) para classificar as soluções por um número de ordem r , onde $r = 1$ representa as soluções não-dominadas da população. A classificação $r = 2$ segue o mesmo critério, excluindo as soluções com $r = 1$ e sucessivamente até a classificação completa da população através do algoritmo “Nondominated Sort” (Deb, 2001).

Definição 1 Dominância Pareto: Um vetor $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ domina outro vetor $\mathbf{y}' = [y'_1, y'_2, \dots, y'_k]^T$, denotado por $\mathbf{y} \prec \mathbf{y}'$, se e somente se não existe componente vetorial em \mathbf{y}' melhor do que o correspondente em \mathbf{y} e existe pelo menos um componente vetorial em \mathbf{y} melhor do que seu correspondente em \mathbf{y}' (Zitzler et al., 2002).

O segundo critério utilizado pelo NSGA-II é chamado *Distância de Apinhamento* (d) onde as soluções extremas possuem $d = \infty$ e as intermediárias tem o valor do semiperímetro normalizado do hipercubo do *espaço de objetivos* formado por suas soluções vizinhas (Deb, 2001). Este critério é utilizado para manter a diversidade de soluções.

Os dois critérios compõem o operador de seleção por torneio $<_c$ (Definição 2) (Deb, 2001).

Definição 2 Operador de Seleção por Torneio de Apinhamento ($<_c$): Uma solução i vence o torneio sobre outra solução j se quaisquer das condições abaixo forem verdadeiras:

1. Se a solução i tem melhor classificação Pareto, ou seja: $r_i < r_j$;
2. Se i e j possuem a mesma classificação Pareto, mas i possui melhor distância de apinhamento que j , ou seja: $d_i > d_j$.

Para lidar-se com as restrições do problema do OTA é necessário alterar o critério de dominância. Utiliza-se uma derivação do método de Ray-Tai-Seow (Deb, 2001, p. 308) conforme a (Definição 3).

Definição 3 Dominância Pareto modificada: Uma solução i domina outra solução j se e somente se

1. i satisfaz todas as restrições e j não;
2. i e j satisfazem todas as restrições e $\mathbf{y}_i \prec \mathbf{y}_j$ no espaço de objetivos;
3. i e j não satisfazem uma ou mais restrições e $\mathbf{z}_i \prec \mathbf{z}_j$ no espaço de restrições.

Para as operações genéticas nos cromossomos que utilizam representação em ponto flutuante utiliza-se o *Cruzamento Binário Simulado* (SBX) introduzido por Deb and Agrawal (1994) e a *Mutação Polinomial* introduzida por Deb and Goyal (1996).

Algoritmo 1: “Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II”

```

início
  Inicialize aleatoriamente a
  população  $P, |P| = N$ 
  Avalie cada solução  $x_i \in P$ , obtendo
   $y_i$  e  $z_i$ 
  enquanto  $\neg$  término faça
    Crie uma população de
    descendentes  $O, |O| = N$  usando
    cruzamento e mutação sobre  $P$ 
    Avalie cada solução  $x_i \in O$ ,
    obtendo  $y_i$  e  $z_i$ 
     $R \leftarrow P \cup O, |R| = 2N$ 
    ordene  $R$  pelo operador  $<_c$ 
     $P \leftarrow \emptyset$ 
     $P \leftarrow P \cup R^{(i)}$ , para  $i = 1 \dots N$ 
  Retorne o conjunto de soluções  $P$ 

```

O Algoritmo 1 retorna uma aproximação da *Frenteira de Pareto* (Definições 4 e 5).

Definição 4 Conjunto Pareto Ótimo
 $\mathcal{P}^* = \{x \in \Omega \mid \nexists x' \in \Omega : f(x') \preceq f(x)\}$ (Coello et al., 2006).

Definição 5 Fronteira de Pareto Ótima
 $\mathcal{PF}^* = \{y = f(x) \mid \forall x \in \mathcal{P}^*\}$ (Coello et al., 2006).

4 Experimentos e Resultados

O OTA é configurado com $V_{dd} = 3V$ e $C_L = 3pF$. Os modelos de transístores MOSFET utilizados são de tecnologia AMS 0,5 μm SCN05² (MOSIS).

Os parâmetros do NSGA-II utilizados são: probabilidade de cruzamento $p_c = 0.8$, probabilidade de mutação $p_m = 0.07$, fator da distribuição do cruzamento SBX $\eta_c = 20$ e fator da distribuição da mutação polinomial $\eta_m = 12$. O tamanho da população é $N = 200$ e os experimentos são executados por $t = 1000$ gerações, totalizando 200400 soluções geradas³. Os 5 experimentos possuem inicializações diferentes do gerador de números pseudo-aleatórios. Somente as soluções que satisfazem as restrições são preservadas para a análise.

Para avaliar a capacidade de convergência do método proposto, pode-se comparar os resultados obtidos com uma amostragem aleatória de 200400 soluções. Somente as soluções factíveis foram preservadas, onde 6 soluções foram obtidas (Tabela 4). Estima-se que a probabilidade de obter-se uma solução factível ao acaso é $\hat{p} = 0,0000299$ com intervalo de confiança de 95% entre $0,00000598 \leq \hat{p} \leq 0,00005389$ (Hines and

²<http://www.mosis.com/cgi-bin/cgiwrap/umosis/swp/params/ami-c5/t99j-params.txt>

³400 soluções da geração 0 mais 200 soluções geradas a cada geração entre as gerações 1 e 1000

Tabela 4: Resultados do experimento de busca aleatória.

A_{v0} (dB)	f_T (MHz)	SR (V/ μs)	Pwr (mW)	Area (μm^2)
58,78	6,00	12,00	0,15	7940
55,64	3,25	5,55	0,06	11300
45,06	0,98	4,11	0,08	11600
56,51	1,32	2,56	0,17	13300
54,18	1,75	3,43	0,15	15200
49,04	1,60	3,96	0,25	14100

Montgomery, 1990, p. 273–274). Todos os 5 experimentos com NSGA-II apresentaram 100% da população de pais $N = 200$ satisfazendo a todas restrições próximos da centésima geração. A proporção da população com $r = 1$ também sobe rapidamente após atingir 100% de satisfação das restrições, sendo o resultado final um conjunto de 200 soluções não-dominadas ($r = 1$).

Os limites mínimos e máximos das aproximações das fronteiras de pareto obtidas nos 5 experimentos com NSGA-II são apresentados na Tabela 5.

Objetivo	Mínimo	Máximo
A_{v0} (dB)	20,2411	70,0856
f_T (MHz)	0,118518	924,088
SR (V/ μs)	0,09385	2813,33
Pwr (mW)	0,000658	39,4558
Area (μm^2)	5,324	41378,4

Tabela 5: Limites máximos e mínimos obtidos para os 5 experimentos.

A comparação entre os conjuntos de soluções obtidos não é trivial. Conforme demonstrado por Zitzler et al. (2002) a comparação entre aproximações da *Frenteira de Pareto* requer pelo menos tantos indicadores unários quantos forem os objetivos e uma interpretação destes indicadores. Devido à complexidade em determinar qual a melhor aproximação, a prática usual é utilizar uma representação gráfica das *Frenteiras de Pareto* como a Figura 5 e alguns indicadores, sendo pelo menos um destes binário. Esta figura mostra a projeção das fronteiras de pareto para cada par de objetivos. As sub-figuras são simétricas a partir da diagonal. Os indicadores para a comparação de podem ser:

Hipervolume (Deb, 2001), que é uma métrica do volume dominado pelo conjunto \mathcal{A} . Para evitar o efeito de magnitudes diferentes entre os objetivos, o espaço de objetivos deve ser normalizado, ou seja,

$$I_{\mathcal{H}}(\mathcal{A}) = \cup_{i=1}^{|\mathcal{A}|} v_i, \quad (2)$$

onde v_i é o volume da área dominada por $y_i \in \mathcal{A}$;

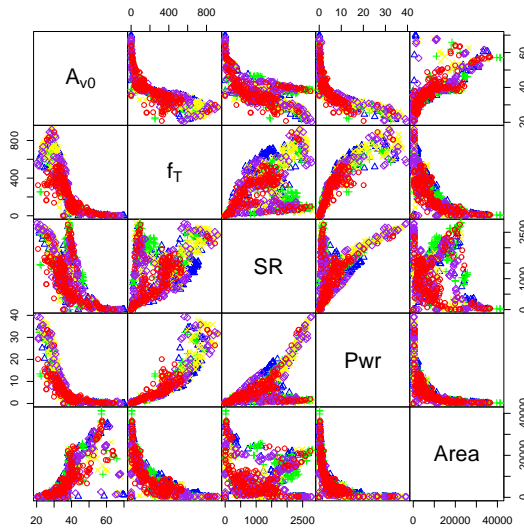


Figura 5: Projeções das aproximações da Fronteira de Pareto resultantes dos 5 experimentos com NSGA-II para cada par de objetivos: A_{v0} [dB], f_T [MHz], SR [V/ μ s], Pwr [mW] e $Area$ [μ m²].

Espalhamento (Deb, 2001), que é uma métrica unária da uniformidade do espalhamento das soluções,

$$I_{\Delta}(\mathcal{A}) = \frac{\sum_{j=1}^m d_j^e + \sum_{i=1}^{|\mathcal{A}|} |d_i - \bar{d}|}{\sum_{j=1}^m d_j^e + |\mathcal{A}|\bar{d}}, \quad (3)$$

onde o parâmetro d_j^e é a distância entre os vetores extremos \mathcal{A} correspondentes ao j -ésimo objetivo. O parâmetro \bar{d} é a média das distâncias entre as soluções $\mathbf{y}_i \in \mathcal{A}$.

Cobertura do Conjunto (Deb, 2001), que é uma métrica binária da proporção de soluções $\mathbf{y} \in \mathcal{B}$ fracamente dominadas por pelo menos uma solução $\mathbf{y} \in \mathcal{A}$,

$$I_C(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \frac{|\{y^{(b)} \in \mathcal{B} | \exists y^{(a)} \in \mathcal{A} : y^{(a)} \preceq y^{(b)}\}|}{|\mathcal{B}|}, \quad (4)$$

podemos afirmar que uma aproximação \mathcal{A} é melhor do que \mathcal{B} quando $I_C(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = 1$ e $I_C(\mathcal{B}, \mathcal{A}) < 1$.

Os resultados são apresentados nas Tabelas 6 e 7, sugerindo que as aproximações dos 5 experimentos NSGA-II são equivalentes.

Experimento	I_H	I_{Δ}
NSGA-II/1	0,135	0,064
NSGA-II/2	0,157	0,045
NSGA-II/3	0,151	0,051
NSGA-II/4	0,169	0,050
NSGA-II/5	0,160	0,059
Aleatório/0	1,68E-5	0,036

Tabela 6: Hipervolume da região dominada pelos 5 experimentos.

I_C	1	2	3	4	5	0
1	#	0,020	0,051	0,005	0	0
2	0,114	#	0,097	0,021	0,061	0,5
3	0,098	0,076	#	0,005	0,061	0
4	0,212	0,192	0,240	#	0,102	0,5
5	0,109	0,061	0,138	0,036	#	0,17
0	0	0	0,005	0,005	0	#

Tabela 7: Cobertura de Conjunto entre as aproximações da Fronteira de Pareto. Experimentos NSGA-II 1 a 5, Experimento Aleatório 0.

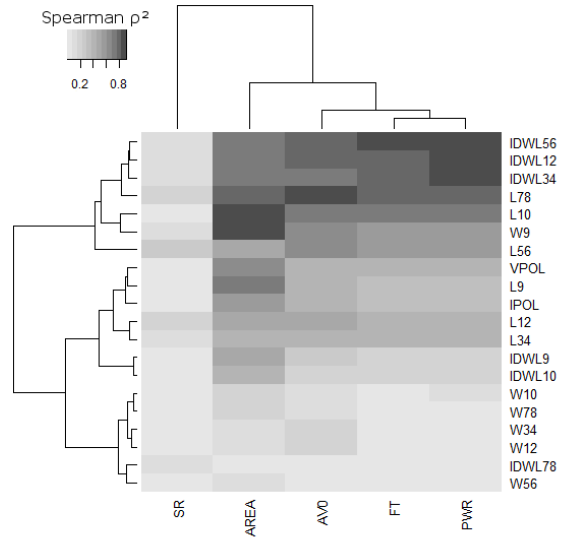


Figura 6: “Heatmap” e dendrogramas da correlação de Spearman entre os parâmetros e os objetivos. IDWL [$I_{ds}/(W/L)$] é a medida de inversão do MOSFET.

Adicionalmente, através da correlação de Spearman⁴, o “Heatmap” (Hastie et al., 2003) da Figura 6 é calculado utilizando-se as *Fronteiras de Pareto*. Os dendrogramas lateral e superior agrupam hierarquicamente os parâmetros e objetivos que possuem maior correlação quadrática (ρ^2). Os gradientes escuros mostram maior correlação entre parâmetros e objetivos e os gradientes claros menor correlação. Apesar da correlação de Spearman não ser prova de relação causal, este tipo de mapeamento estatístico pode ser utilizado como guia de configuração do OTA apresentado neste artigo.

O “Slew Rate” (SR) possui uma baixa correlação com os demais objetivos e parâmetros e observado-se a projeção das *Fronteiras de Pareto* (Figura 5), nota-se que existe uma relação bimodal de SR com os demais objetivos, justificando a baixa correlação. Este resultado deve ser abordado mais detalhadamente em trabalhos subse-

⁴A correlação de Spearman revela relações de Monotonicidade, enquanto que a correlação de Pearson revela relações Lineares.

quentes. Outra observação válida é a alta correlação dos parâmetros de inversão de alguns transistores MOSFETs [$I_{ds}/(W/L)$] com os objetivos, sugerindo que os resultados obtidos neste artigo corroboram com a metodologia g_m/I_{ds} de Silveira et al. (1996).

5 Conclusões

A *Eletrônica Analógica* é “considerada por muitos uma forma de arte ao invés de uma ciência” (O. Aaserud and I. Ring Nielsen (1995) apud Koza et al. (1999, p. 383)), requerendo intuição, experiência e grande conhecimento. O OTA é um exemplo desta complexidade, como encontramos nas abordagens de Stefanović and Kayal (2008), Silveira et al. (1996), Gimenez et al. (2005) na área de *Microeletrônica* e nos resultados apresentados neste trabalho.

As possibilidades de análise dos dados obtidos são tão extensas quanto o volume de dados gerados nos experimentos, não podendo ser completamente exploradas na extensão deste artigo. Os resultados obtidos, entretanto, sugerem que a *Análise Multivariada das Fronteiras de Pareto* é um guia importante para a investigação de relações de otimalidade em modelos complexos como o OTA, revelando relações que são muitas vezes desconhecidas por projetistas experientes.

Referências

- Coello, C. A. C., Lamont, G. B. and Veldhuizen, D. A. V. (2006). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems (Genetic and Evolutionary Computation)*, Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA.
- Deb, K. (2001). *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*, 1 edn, Wiley.
- Deb, K. and Agrawal, R. B. (1994). Simulated Binary Crossover for Continuous Search Space, *Technical report*, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanpur, India.
- Deb, K. and Goyal, M. (1996). A combined genetic adaptive search (geneas) for engineering design, *Computer Science and Informatics* **26**: 30–45.
- Deb, K. and Koksalan, M. (2010). Guest editorial special issue on preference-based multiobjective evolutionary algorithms, *Evolutionary Computation*, *IEEE Transactions on* **14**(5): 669–670.
- Gentinne, B. (1996). *A study of the potential of SOI technology for analog applications*, PhD thesis, Université catholique de Louvain.
- Gimenez, S. P., Pavanello, M. A., ao Antonio Martino, J. and Flandre, D. (2005). Potential of Improved Gain in Operational Transconductance Amplifier using 0.5 mm graded-channel SOI nMOSFET for Applications in the Gigahertz Range, *Microelectronics Technology and Devices - SBMICRO 2005*, Vol. 2005-8, Microelectronics Technology and Devices - SBMICRO 2005, NJ, USA : The Electrochemical Society, Inc., pp. 502–511.
- Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J. H. (2003). *The Elements of Statistical Learning*, 2 edn, Springer.
- Hines, W. W. and Montgomery, D. C. (1990). *Probability and Statistics in Engineering and Management Science*, 3 edn, John Wiley & Sons.
- Igel, C., Heidrich-meisner, V., Glasmachers, T. and Sonnenburg, S. (2008). Shark, *Journal of Machine Learning* **9**.
- Koza, J. R., Bennett III, F. H., Andre, D. and Keane, M. A. (1999). *Genetic Programming III: Darwinian Invention and Problem Solving*, Morgan Kaufmann.
- R Development Core Team (2011). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Schaumann, R. (2004). *The Electrical Engineering Handbook*, Elsevier, chapter Active Filters, pp. 127–138.
- Silveira, F., Flandre, D. and Jaspers, P. G. A. (1996). A g_m/i_d based methodology for the design of cmos analog circuits and its application to the synthesis of a silicon-on-insulator micropower ota, *IEEE Journal of Solid-State Circuits* **31**(9).
- Stefanović, D. and Kayal, M. (2008). *Structured Analog CMOS Design*, Springer.
- Tuma, T. and Bürmen, A. (2009). *Circuit Simulation with SPICE OPUS: Theory and Practice*, 1st edn, Birkhäuser Basel Berlin.
- Zebulum, R. S., Pacheco, M. A. and Vellasco, M. M. B. (2001). *Evolutionary Electronics: Automatic Design of Electronic Circuits and Systems by Genetic Algorithms*, CRC Press, Inc., Boca Raton, FL, USA.
- Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M. and Grunert da Fonseca, V. (2002). Performance Assessment of Multiobjective Optimizers: An Analysis and Review, *Technical Report 139*, Computer Engineering and Networks Laboratory, ETH Zurich.