

OTIMIZAÇÃO DA CAPACIDADE DE FORÇA ESTÁTICA DE ROBÔS HUMANOIDES USANDO METAHEURÍSTICAS BIO-INSPIRADAS

JULIANO PIEREZAN

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná Curitiba, Paraná, Brasil.

juliano.pierezan@ufpr.br

ROBERTO ZANETTI FREIRE

Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Escola Politécnica, Pontifícia Universidade Católica do Paraná Curitiba, Paraná, Brasil.

roberto.freire@pucpr.br

LUCAS WEIHMANN

Universidade Federal de Santa Catarina Joinville, Santa Catarina, Brasil.

lucas.weihmann@ufsc.br

LEANDRO DOS SANTOS COELHO

Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, Escola Politécnica, Pontifícia Universidade Católica do Paraná e Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná Curitiba, Paraná, Brasil.

leandro.coelho@pucpr.br

Abstract—*Due to the high rate of repetitive strain injury, work-related osteomuscular disturbances and domestic issues involving elderly and handicapped, the researches on the complex machines with similar structure to humans, known as humanoid robots, have been increasing as well as the emerging optimization metaheuristics on evolutionary computation and swarm intelligence fields. The combination of these technologies can result in machines able to substitute humans in certain tasks. The static modeling of a humanoid robot and the optimization of its static force capability through optimization metaheuristics widespread in the literature are both presented in this study. After a series of controlled experiments, some statistical tests are applied and an analysis of the results is carried out to indicate which of the metaheuristics presents the best performance regarding to the proposed optimization problem.*

Keywords— Humanoid robots. Bio-inspired metaheuristics. Static force capability. Constrained optimization.

Resumo— Devido ao alto índice de lesões causadas por esforços repetitivos (LER), distúrbios osteomusculares relacionados ao trabalho (DORT) e também aos problemas domésticos presentes na vida de idosos e pessoas com deficiência, as pesquisas relacionadas a robôs humanoides, que são máquinas complexas com estrutura mecânica baseada nos humanos, estão aumentando, bem como técnicas emergentes de otimização da computação evolutiva e inteligência de enxames. A combinação dessas tecnologias pode resultar em máquinas aptas a substituir os humanos em determinadas tarefas. Este artigo apresenta a modelagem estática de um robô humanoide, cuja capacidade de força estática é otimizada por meio de metaheurísticas de otimização bem difundidas na literatura. A partir de uma série de experimentos controlados, alguns testes estatísticos são aplicados e uma análise dos resultados é realizada com o objetivo de indicar a metaheurística que apresenta o melhor desempenho para o problema de otimização proposto.

Palavras-chave— Robôs humanoides. Metaheurísticas bio-inspiradas. Capacidade de força estática. Otimização com restrições.

1 Introdução

A utilização de humanoides em tarefas que exigem esforços excessivos pode ser uma solução para preservar a saúde dos trabalhadores, visto que, nas últimas décadas, o excesso de distúrbios osteomusculares advindos dessa classe é tratado como uma epidemia. Além disso, as diversas doenças causadas pelo manuseio de cargas excessivas ou pela postura inadequada tendem a se agravar quando a mesma tarefa é realizada sucessivas vezes (Przysezny, 2000; Sokas e Sprince, 2008; Negri et al., 2015).

Tendo em vista esse e diversos outros problemas, o número de estudos e projetos relacionados a robôs humanoides têm aumentado consideravelmente. Além de robôs comerciais, há também um crescimento notável nas pesquisas nessa área (Kemp et al., 2008; Mohamed e Capi, 2012; Pierezan et al., 2012). Entretanto, existem poucos estudos que lidam com a capacidade de força estática dessas máquinas, abordagem necessária para estimar os limites

suportados pelo mecanismo e garantir a realização de determinada tarefa, principalmente em situações de sobrecarga. Tratando-se de robôs humanoides, os quais apresentam redundância cinemática e de atuação, as equações que definem a capacidade de força são funções não convexas e não lineares. Isso aumenta a complexidade do problema, principalmente quando são consideradas as ações gravitacionais, e o torna um problema de otimização global cujas técnicas convencionais baseadas em derivadas não podem ser empregadas (Weihmann, 2011). Ainda, as limitações físicas do próprio robô e também do seu contato com o meio aumentam o grau de restrições do problema, tornando-se empecilhos na realização de determinada tarefa (Pierezan et al., 2012).

Devido à complexidade do problema, foram adotadas as metaheurísticas Colônia Artificial de Abelhas (*Artificial Bee Colony*, ABC) (Karaboga, 2005), Evolução Diferencial (*Differential Evolution*, DE) (Storn e Price, 1995) e Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization*, PSO) (Kennedy e Eberhart, 1995). Essas são

metaheurísticas bio-inspiradas, sendo a primeira classificada como computação evolutiva (*evolutionary computation*) e as demais como inteligência de enxames (*swarm intelligence*), as quais são bem difundidas e já tiveram sua eficiência comprovada em diversos estudos, tais como Parsopoulos e Vrahatis (2002), Das et al. (2011), Pierezan et al. (2012), Saka et al. (2013), Sun e Liu (2013), Yang (2013), Deb et al. (2014), Kherici e Ali (2014) e Yang (2014).

O restante deste artigo está dividido da seguinte maneira. A seção 2 descreve o problema de otimização abordado. A seção 3 mostra os resultados obtidos através das simulações realizadas e apresenta uma análise dos mesmos. Por fim, a seção 4 apresenta uma conclusão acerca deste estudo.

2 Problema de otimização

O problema abordado neste estudo é um modelo de robô humanoide presente na literatura (Pierezan et al., 2012), o qual possui o tronco representado por um elo único e membros formados por dois elos, uma junta rotativa intermediária e duas extremas, uma em contato com o meio e a outra com o tronco. O objetivo é determinar a capacidade de força estática horizontal do humanoide respeitando algumas restrições físicas relacionadas tanto às suas características quanto ao contato com o meio.

A Figura 1 ilustra a tarefa a ser realizada. Nota-se que existem infinitas configurações para a geometria, pois os pontos de contato com o meio podem ser alterados (Figura 1a), bem como a posição e a inclinação do tronco (Figura 1b e Figura 1c). Além disso, pode-se notar que o modo de trabalho foi adotado de forma inspirada na configuração de um humano (joelhos para frente e cotovelos para baixo) conforme apresentado em Pierezan et al. (2012).

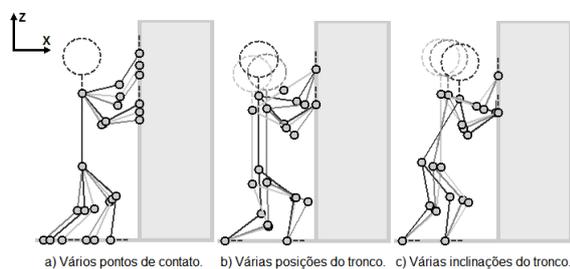


Figura 1. Diferentes configurações para a realização da tarefa.

2.1 Objetivo de otimização

O objetivo do problema é maximizar a força horizontal, ou seja, obter o maior valor para a soma das forças horizontais nas juntas de contato). Mantendo a abordagem padrão dos algoritmos de otimização, que visa a minimização do custo da função objetivo, a equação foi adaptada para conter o inverso da soma dos módulos das forças de contato, isto é:

$$f(\vec{x}) = \frac{1}{|F_{x_A}| + |F_{x_D}|}. \quad (1)$$

As componentes F_{x_A} e F_{x_D} , (representadas na Figura 2) advêm do cálculo do equilíbrio estático do humanoide, o qual é realizado através do Método de Davies (Davies, 1983). Essa metodologia é adequada para este estudo, pois apresenta formalismo claro para resolução da análise estática de cadeias cinemáticas, facilidade de inclusão de ações externas adicionais e formulação matricial (Weihmann, 2011; Pierezan et al., 2012).

A identificação dos elos e juntas do robô humanoide no plano sagital é apresentada na Figura 2. O conjunto dos elos e juntas constitui o modelo geométrico, a partir do qual é obtida a representação através de grafo do humanoide, conforme mostrado na Figura 3. Como apenas o plano sagital é considerado (robô planar), as ações em cada uma das juntas são decompostas em duas forças na direção x e z e em um momento em torno do eixo y . Portanto a dimensão do espaço considerado (λ) é igual a 3 Weihmann (2011). Assim, analisando as figuras 2 e 3, verifica-se que: existem quatro juntas em contato com o meio (juntas A, D, I e L), totalizando 12 ações de contato; o robô possui nove elos (de 1 a 9), totalizando 9 forças peso que são consideradas como ações adicionais na modelagem estática; existem 8 juntas internas com 3 componentes cada (demais letras), totalizando 24 ações internas. O elo fixo é representado pelo número 0.

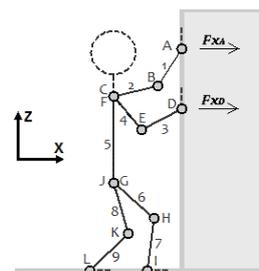


Figura 2. Juntas e elos do humanoide no plano bidimensional xz .

Logo, o grau bruto de restrições (C_b) do mecanismo é igual a 45. Utilizando a técnica apresentada em Weihmann (2011), o número de cortes no grafo necessários para resolver estaticamente o sistema é igual a 9 (na Figura 3 os cortes são representados pela letra C seguida de um número). O grau líquido de restrições C_n é igual a 18, valor que representa o número de variáveis primárias necessárias para determinar o equilíbrio estático. Dentre essas variáveis, nove são forças peso dos elos, os quais são valores conhecidos, obtidos pela multiplicação das massas pela aceleração gravitacional e concentradas no centro de massa de cada elo. Como foi considerado que os elos do humanoide possuem geometria simétrica, então o centro de massa de cada elo coincide com o seu respectivo centro geométrico (Pierezan et al., 2012).

$$p(\vec{x}) = 10000 * \sum_{k=1}^8 g_k(\vec{x}) > 0 \quad (10)$$

Então, o valor retornado pela função objetivo é escrito como a soma entre o objetivo real e as penalizações e é calculado da seguinte maneira:

$$f_{obj}(\vec{x}) = f(\vec{x}) + p(\vec{x}), \quad (11)$$

sendo que esse valor elevado deve ser interpretado pelas metaheurísticas como uma condição indesejada. É importante observar que algumas das restrições são aplicadas múltiplas vezes. Portanto, o total de condições verificadas é igual a 36. Isso torna o problema complexo em termos de restrições.

3 Resultados

Nesta seção são apresentados os parâmetros de controle dos algoritmos, o espaço de busca do problema, os resultados obtidos por cada metaheurística e a análise dos mesmos.

3.1 Ajustes dos parâmetros dos algoritmos

Para cada metaheurística foi definido um conjunto de parâmetros de controle. Os valores utilizados foram extraídos de outros estudos que obtiveram resultados satisfatórios para seus respectivos problemas. Para fins comparativos, os parâmetros tamanho do enxame (Np) e número de indivíduos (N) foram definidos como 10 vezes a dimensão do problema, resultando em 120 (Storn e Price, 1997). Para a ABC, o parâmetro *Limit* foi definido como 100, com 50% das abelhas empregadas, 50% espectadoras e apenas uma escoteira (Karaboga, 2009). Para a DE, os valores adotados foram taxa de recombinação (CR) igual a 0,9, fator de escala (F) igual a 0,5 e a estratégia *rand/1/bin* (Montgomery e Chen, 2010). Por fim, para a PSO adotou-se constante cognitiva (c_1) igual a 2, constante social (c_2) igual a 1,3 e fator de inércia (W) igual a 0,7 (Parsopoulos e Vrahatis, 2002). A velocidade máxima foi limitada à 20% do espaço de busca.

3.2 Espaço de busca

Conforme citado na seção 2, cinco torques das juntas são utilizados como variáveis de decisão e seus limites máximos e mínimos advêm de Pierezan et al. (2012). Além disso, algumas variáveis geométricas devem ser conhecidas para que seja possível posicionar o humanoide no plano. Todas as 12 variáveis utilizadas e seus respectivos espaços de busca são mostrados na Tabela 1. Nota-se que foram escolhidos os pontos de contato com o meio nos punhos e nos tornozelos e também o posicionamento do tronco. Assim, a configuração completa do robô é

definida pela cinemática inversa calculada nos seus membros. Essa estratégia foi utilizada para garantir o contato do humanoide com o meio, pois se a cinemática direta tivesse sido utilizada, então as posições das juntas de contato dependeriam dos ângulos das juntas.

Tabela 1. Variáveis de decisão e seus espaços de busca.

Variável	Descrição (unidade)	Espaço de busca
τ_C	Torque do ombro 1 (Nm)	[-20,20]
τ_F	Torque do ombro 2 (Nm)	[-20,20]
τ_G	Torque do quadril 1 (Nm)	[-40,40]
τ_J	Torque do quadril 2 (Nm)	[-40,40]
τ_K	Torque do joelho 2 (Nm)	[-45,45]
z_A	Contato z do punho 1 (m)	[2.2311,4,2069]
z_D	Contato z do punho 2 (m)	[2.2311,4,2069]
x_I	Contato x do tornozelo 1 (m)	[-0.8800,1.0389]
x_L	Contato x do tornozelo 2 (m)	[-2.6389, -0.7200]
x_S	Centro do tronco em x (m)	[-0.3000, 0.2500]
z_S	Centro do tronco em z (m)	[2.1250, 2.1750]
θ	Inclinação da coluna (rad)	$[\pi/3, \pi/2]$

3.3 Resultados e análises

O critério de parada adotado na execução dos experimentos foi o limite de avaliações da função objetivo, o qual foi fixado como 10000 vezes a dimensão do problema (Liang et al., 2013), ou seja, 120000. Para obter resultados mais confiáveis, foram executados 30 experimentos para cada algoritmo.

Os resultados encontrados pelas três metaheurísticas foram comparados em termos de custo mínimo, médio, máximo e desvio padrão, conforme mostrado na Tabela 2. Nota-se que os valores apresentados pela DE são melhores em todos os critérios, porém um teste não-paramétrico é aplicado para confirmar esse resultado. Seja a hipótese de que o custo médio encontrado pela DE é igual às demais metaheurísticas, prova-se, através do teste *ranksum* de Wilcoxon (Montgomery e Runger, 2011), que essa hipótese é rejeitada (significâncias $p=3,01986E-11$ e $p=6,72195E-10$ comparando com ABC e PSO, respectivamente, bicaudal). Portanto, afirma-se que existe diferença significativa entre as amostras para um nível de significância $\alpha=0,01$, caracterizando melhor desempenho da DE em relação à ABC e à PSO em termos de custo da função objetivo.

Tabela 2. Comparação dos resultados

Otimizador	Custo Mínimo	Custo Médio	Custo Máximo	Desvio Padrão
ABC	0,026298	333,3737	10000,04	1825,741
DE	0,016656	0,016782	0,017513	0,000278
PSO	0,016716	1333,353	30000,00	5713,461

A diferença existente nos custos ocorreu devido à penalização da função objetivo, fator que pode ser notado através dos valores dos custos máximos encontrados pela ABC e PSO. Isso significa que, em pelos menos um dos experimentos, cada um desses dois algoritmos não foi capaz de encontrar uma solução sem penalizações. Por meio do gráfico de convergência dos algoritmos, ilustrado na Figura 4, pode-se visualizar a dificuldade apresentada por essas

duas metaheurísticas. Enquanto isso, a DE convergiu rapidamente e encontrou, em todos os experimentos realizados, uma solução livre de penalizações.

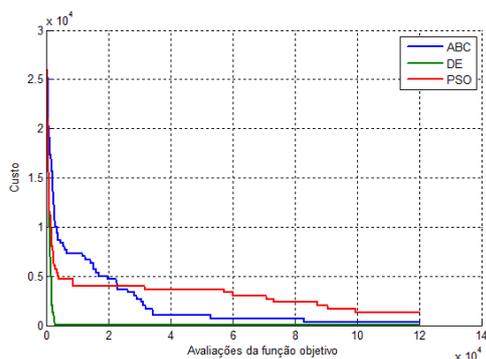


Figura 4 - Gráfico de convergência dos algoritmos

Os melhores resultados obtidos pela ABC, DE e PSO em termos de força foram, respectivamente, 38,0260, 60,03667 e 59,8233 N. Na Tabela 3 são mostrados os conjuntos de variáveis geométricas encontradas para as melhores soluções encontradas por cada metaheurística. É interessante notar que, em todos os casos, a inclinação encontrada para o tronco tende a $\pi/3$ radianos, valor limite de inclinação definido para o problema.

Tabela 3. Comparação dos parâmetros geométricos encontrados.

Parâmetro (un.)	ABC	DE	PSO
z_A	3,575815	2,671379	2,725632
z_D	2,484935	2,315261	2,231091
x_I	0,182747	-0,253268	-0,235276
x_L	-2,109656	-2,134004	-2,114815
x_5	0,087076	0,226999	0,249820
z_5	2,175000	2,175000	2,165695
θ	1,102489	1,047198	1,047198

Quanto ao conjunto de torques encontrados em cada caso, nota-se, através da Tabela 4, que a ABC explorou uma menor porcentagem de torque disponível nas juntas para realizar a tarefa. Por outro lado, a DE e a PSO encontraram uma condição de equilíbrio com valores muito próximos. Entretanto, a DE encontrou uma solução com capacidade de força de 0,21 N superior e com 0,07% menos utilização de torque comparada à PSO.

Por fim, o melhor posicionamento encontrado para o humanoide é ilustrado na Figura 5. É importante notar que o ZMP está dentro do polígono de estabilidade e relativamente distante do limite de tombamento. Isso significa que o posicionamento encontrado é favorável à realização de força e também que o robô suportaria uma carga ainda maior antes do tombamento. Porém, os coeficientes de atrito calculados foram 0,2298 e 0,1670 nos contatos superiores e 0,4391 e 0,5 nos inferiores, caracterizando o limite do deslizamento devido ao contato em que o coeficiente calculado é igual ao máximo permitido.

Tabela 4. Conjunto de torques (Nm) resultantes para cada método.

Parâmetro (un.)	ABC	DE	PSO
τ_B	9,50330	9,60921	8,58244
τ_C	-6,53183	-19,99999	-20,00000
τ_E	8,85140	7,91313	9,79323
τ_F	-20,00000	-20,00000	-20,00000
τ_G	-32,98388	-26,76541	-26,10648
τ_H	27,93501	44,99999	44,97601
τ_J	33,27264	40,00000	40,00000
τ_K	45,00000	44,99993	45,00000
Total	80,03%	93,17%	93,24%

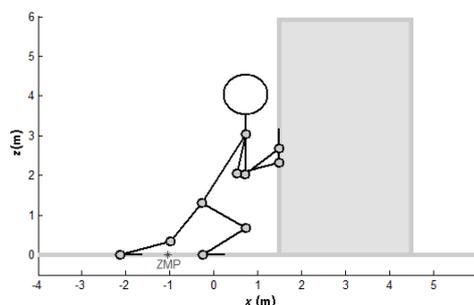


Figura 5. Melhor posicionamento encontrado (DE).

4 Conclusão

Nesse estudo foram comparados os desempenhos das metaheurísticas ABC, DE e PSO na otimização da capacidade de força estática de um robô humanoide. O problema de otimização foi modelado em termos de restrições e parâmetros e o equilíbrio estático do robô humanoide foi modelado utilizando o método de Davies.

Dentre os casos testados, os melhores resultados em termos de custo foram obtidos pelo método DE com configurações $F = 0,5$, $CR = 0,9$ e estratégia *rand/1/bin*. Esse método encontrou geometria e conjunto de torques capazes de proporcionar uma capacidade de força estática de 60,03667 N. Entretanto, não se pode afirmar que essa capacidade de força seja a máxima possível, uma vez que o comportamento completo da função não é conhecido.

Um fator importante observado foi que a maior utilização dos torques nas juntas não implica necessariamente em maior capacidade de força estática. Essa relação entre capacidade de força estática e energia necessária para realizar determinada tarefa é um tema que será explorado em pesquisas futuras, bem como outras análises relacionadas à estática de robôs humanóides e desenvolvimento de novas pesquisas na área de metaheurísticas bio-inspiradas.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Fundação CAPES) pelo financiamento parcial dessa pesquisa.

Referências Bibliográficas

- Çavdar, T., Mohammad, M. e Milani, R. A. (2012), "A new heuristic approach for inverse kinematics of robot arms", *Advanced Science Letters*, vol. 19, no. 1, pp. 329-333.
- Das, S., Maity, S., Qu, B. e Sundanthan, P. N. (2011), "Real-parameter evolutionary multimodal optimization — a survey of the state-of-the-art", *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 2, pp. 71-88.
- Davies, T. H. (1983), "Mechanical networks—III: wrenches on circuit screws", *Mechanism and Machine Theory*, vol. 18, no.2, pp. 107-112.
- Deb, A, Roy, J. S. e Gupta, B. (2014). "Performance comparison of differential evolution, particle swarm optimization and genetic algorithm in the design of circularly polarized microstrip antennas", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 62, no. 8, pp. 3920-3928.
- Douat, L. R. (2008), "Estabilização do caminhar de um robô bípede de 5 elos com compensação do movimento dorsal", *Dissertação (Mestrado) em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, SC, Brasil.*
- Karaboga, D. (2005), "An idea based on honey bee swarm for numerical optimization", *Technical report-tr06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, Kayseri, Turkey.*
- Karaboga, N. (2009), "A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters", *Journal of the Franklin Institute*, vol. 346, no. 4, pp. 328-348.
- Kemp, C. C., Fitzpatrick, P., Hirukawa, H., Yokoi, K., Harada, K. and Matsumoto, Y. (2008), "Humanoids", In: *Springer Handbook of Robotics*, Springer, Berlin, pp. 1307-1333.
- Kennedy, J. e Eberhart, R. (1995), "Particle swarm optimization", *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, Perth, WA, Australia, pp. 1942-1948.
- Kherici, N. e Ali, Y. M. B. (2014), "Using PSO for a walk of a biped robot", *Journal of Computational Science*, vol. 5, no. 5, pp. 743-749.
- Liang, J. J., Qu, B. Y., Sunganthan, P. N. e Hernández-Díaz, A. G. (2013), "Problem definitions and evaluation criteria for the CEC (2013) special session on real-parameter optimization", *Zhengzhou University, Zhengzhou, China.*
- Mohamed, Z. e Capi, G. (2012), "Development of a new mobile humanoid robot for assisting elderly people", *Procedia Engineering*, vol. 41, pp. 345-351.
- Montgomery, D. C e Runger, G. C. (2011), "Applied statistics and probability for engineers", *John Wiley and Sons Inc., 5ª Ed.*
- Montgomery, J. e Chen, S. (2010), "An analysis of the operation of differential evolution at high and low crossover rates", *IEEE World Congress on Computational Intelligence, Barcelona, Espanha*, pp. 1-8.
- Negri, J. R., Cervený, G. C. D. O., Montebelo, M. I. D. L., e Teodori, R. M. (2015). "Perfil sociodemográfico e ocupacional de trabalhadores com LER/DORT: estudo epidemiológico", *Revista Baiana de Saúde Pública*, vol. 38, no. 3, pp. 555-570.
- Parsopoulos, K. E. e Vrahatis, M. N. (2002), "Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization", *Natural computing*, vol. 1, no. 2-3, pp. 235-306.
- Pierezan, J., Weihmann, L. e Freire, R. Z. (2012), "Static force capacity modeling and optimization of humanoid robots", *The 5th International Conference on Optimization and Control with Application, Beijing, China*, pp. 41-49.
- Przysięzny, W. L. (2000), "Distúrbios osteomusculares relacionados ao trabalho: um enfoque ergonômico", *Revista Tecnocientífica Dynamis*, vol. 8, no. 31, pp. 19-34.
- Saka, M. P., Dogan, E. e Aydogdu, I. (2013). "Analysis of swarm intelligence-based algorithms for constrained optimization", In *Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation*, Elsevier, Oxford, pp. 25-48.
- Sokas, R. K., Sprince, N.L. (2008), "Occupational health: overview", In: *International Encyclopedia of Public Health*, Academic Press, Oxford, pp. 639-649.
- Storn, R. e Price, K. (1995), "Differential evolution - a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces", *CA, Tech. Rep. TR-95-012, Berkeley, USA.*
- Storn, R. e Price, K. (1997), "Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *Journal of global optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341-359.
- Sun, S. e Liu, H. (2013). "Particle swarm algorithm: convergence and applications", In: *Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation*, Elsevier, Oxford, pp. 137-168.
- Weihmann, L. (2011). "Modelagem e otimização de forças e torques aplicados por robôs com redundância cinemática e de atuação em contato com o meio", *Tese de Doutorado, Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Florianópolis, Santa Catarina, Brasil.*
- Yang, X-S. (2013). "Optimization and metaheuristic algorithms in engineering", In: *Metaheuristics in Water, Geotechnical and Transport Engineering*, Elsevier, Oxford, pp. 1-23.
- Yang, X-S. (2014). "Particle swarm optimization", In: *Nature-Inspired Optimization Algorithms*, Elsevier, Oxford, pp. 99-110.