

Uma nova abordagem para a resolução do Problema do Caixeiro Viajante utilizando Redes Neurais

Paulo Henrique SIQUEIRA
Departamento de Desenho, Universidade Federal do Paraná
Curitiba, Paraná 81531-990, Brasil

Sérgio SCHEER
Departamento de Construção Civil, Universidade Federal do Paraná
Curitiba, Paraná 81531-990, Brasil

e

Maria Teresinha Arns STEINER
Departamento de Matemática, Universidade Federal do Paraná
Curitiba, Paraná 81531-990, Brasil

RESUMO

Este trabalho apresenta uma técnica que utiliza a Rede Neural Recorrente de Wang com o princípio *Winner Takes All* para solucionar o Problema do Caixeiro Viajante. Quando a Rede Neural de Wang apresenta soluções factíveis para o Problema da Designação, o princípio *Winner Takes All* é aplicado nos valores das variáveis de decisão da Rede Neural, com a restrição adicional de que a nova solução forme uma rota factível para o Problema do Caixeiro Viajante. Os resultados desta nova técnica são comparados com outras heurísticas (Mapas Auto-Organizáveis, *Simulated Annealing* e heurísticas de inserção e remoção de arcos) com dados do *TSPLIB (Traveling Salesman Problem Library)*. A técnica de busca local *2-opt* é aplicada nas soluções finais da técnica proposta, demonstrando melhorias consideráveis em seus resultados. As vantagens desta nova técnica são a fácil implementação computacional, a baixa complexidade computacional, os bons resultados obtidos e a possibilidade de resolver problemas simétricos e assimétricos com a mesma técnica.

Palavras-chave: Redes Neurais Recorrentes, Problema da Designação, Problema do Caixeiro Viajante

1. INTRODUÇÃO

O problema do Caixeiro Viajante (PCV) é um problema clássico de otimização combinatória da Pesquisa Operacional. O objetivo deste problema é encontrar um ciclo Hamiltoniano de custo mínimo [2]. Existem diversas aplicações na vida real deste problema, tais como Roteamento de Veículos (com a restrição adicional da rota do veículo, tal como a capacidade do veículo) [11] e Problemas de Perfuração [15].

O PCV tem sido utilizado nos últimos anos como base de comparação para melhorias em diversas técnicas de otimização, tais como Algoritmos Genéticos [1], *Simulated Annealing* [5] Busca Tabu [14], Busca Local [4], Colônia de formigas [6] e Redes Neurais [12]. Os principais tipos de Redes Neurais utilizadas para resolver o PCV são: as Redes Recorrentes de Hopfield [21] e os Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen [12]. Na Rede de Hopfield, a idéia principal é encontrar automaticamente uma solução do PCV através do estado de

equilíbrio do sistema de equações definido para o PCV. Na aplicação dos Mapas de Kohonen para o PCV, a rota final é determinada através dos neurônios com pesos mais próximos do par de coordenadas de cada cidade do problema.

A Rede Neural Recorrente de Wang (RNRW), com o princípio *Winner Takes All (WTA)* [17] pode ser aplicada na resolução do PCV, resolvendo-se este problema como um Problema da Designação (PD) através da RNRW, e utilizando-se o princípio *WTA* nas soluções encontradas com a RNRW com a restrição de que as soluções encontradas formem uma rota factível para o PCV. Os parâmetros utilizados para a RNRW são os que apresentam as melhores soluções para o PD.

A técnica proposta neste trabalho (RNRW+WTA) pode ser utilizada para resolver o PD, onde a solução ótima é obtida em 92% das matrizes testadas [17]. Além disso, a técnica proposta sempre apresenta soluções factíveis, e reduz o número de iterações da RNRW em 99%. A média do número de iterações para resolver o PD com a RNRW é de 4.463, e da técnica RNRW+WTA é de 41, em problemas com dimensão entre 3×3 e 20×20 [17]. Outras vantagens da técnica proposta são a fácil implementação computacional, a complexidade computacional de $O(n^2 + n)$ [20], que é considerada baixa e competitiva comparada com outras técnicas apresentadas neste trabalho [12], além da possibilidade de resolver tanto problemas simétricos e assimétricos com a mesma técnica.

As soluções encontradas com a técnica proposta neste trabalho são comparadas com as soluções dos Mapas Auto-Organizáveis (*SOM: Self Organizing Maps*) e *Simulated Annealing (SA)* para o PCV simétrico, e com outras heurísticas para o PCV assimétrico. A técnica de Busca Local *2-opt* [4] é utilizada para melhorar as soluções encontradas com a técnica proposta neste trabalho, e os dados utilizados para as comparações feitas são do banco de dados *TSPLIB* [16].

Este trabalho está dividido em 5 seções, incluindo-se esta introdução. Na seção 2 o PCV é definido, na seção 3 a RNRW e o princípio *WTA* são apresentados, na seção 4 são mostrados os resultados da técnica proposta, e feitas comparações desta técnica com outras heurísticas conhecidas na literatura, e na última seção, são feitas as conclusões do trabalho.

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O PCV pode ser formulado matematicamente como [2]:

$$\text{Minimizar } z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

$$\text{Sujeito a } \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, i, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\tilde{x} \text{ forma um circuito Hamiltoniano} \quad (5)$$

onde c_{ij} e x_{ij} são, respectivamente, o custo e a variável de decisão associados à designação do elemento i à posição j . Quando $x_{ij} = 1$, o elemento i é designado à posição j , o que significa que a rota possui um trecho que é a seqüência da cidade i para a cidade j . O vetor \tilde{x} possui a seqüência da rota.

O PD possui a mesma formulação dada acima, com exceção da restrição expressa na Eq. (5). A função objetivo (1) representa o custo total a ser minimizado. O conjunto de restrições expresso nas Eqs. (2) e (3) garante que cada cidade i será designada para exatamente uma cidade j . A Eq. (4) representa as restrições de integralidade das variáveis zero-um x_{ij} , e pode ser substituído por restrições do seguinte tipo [2]:

$$x_{ij} \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, n. \quad (6)$$

A Eq. (5) garante que na rota final cada cidade será visitada uma vez, sem a formação de sub-rotas. A forma matricial do problema descrito pelas Eqs. (1)-(5) é a seguinte [9]:

$$\text{Minimizar } z = c^T x \quad (7)$$

$$\text{Sujeito a } Ax = b \quad (8)$$

$$x_{ij} \geq 0, i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$\tilde{x} \text{ forma um circuito Hamiltoniano}$$

onde os vetores c^T e x contém todas as linhas da matriz de custos e de decisão, o vetor b contém o número 1 em todas as posições, e a matriz A tem a seguinte forma:

$$A = \begin{bmatrix} I & I & \dots & I \\ B_1 & B_2 & \dots & B_n \end{bmatrix} \in \Re^{2n \times n^2}$$

onde I é a matriz identidade, de ordem $n \times n$, e cada matriz B_i , para $i = 1, 2, \dots, n$, contém zeros, com exceção da i -ésima linha que contém o número 1 em todas as posições.

3. APLICAÇÃO DA TÉCNICA PROPOSTA PARA RESOLVER O PCV

A Rede Neural Recorrente proposta por Wang, publicada em [9], [19] e [20], é definida pela seguinte equação diferencial:

$$\frac{du_{ij}(t)}{dt} = -\eta \sum_{k=1}^n x_{ik}(t) - \eta \sum_{l=1}^n x_{lj}(t) + \eta \theta - \lambda c_{ij} e^{-\frac{t}{\tau}}, \quad (9)$$

onde $x_{ij} = g(u_{ij}(t))$ e o estado de equilíbrio desta Rede Neural é uma solução para o PD. A função g é considerada como a função sigmoidal, com parâmetro β , ou seja,

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}}. \quad (10)$$

O vetor limiar é definido como $\theta = A^T b = (2, 2, \dots, 2)$, cuja dimensão é n^2 . Os parâmetros η , λ e τ são constantes, e escolhidos empiricamente [9], afetando a convergência da Rede Neural. O parâmetro η serve para penalizar violações do conjunto de restrições do problema definido pelas Eqs. (1)-(4). Os parâmetros λ e τ controlam a minimização da função objetivo do PD. A forma matricial para esta Rede Neural pode ser escrita como:

$$\frac{du(t)}{dt} = -\eta(Wx(t) - \theta) - \lambda c e^{-\frac{t}{\tau}} \quad (11)$$

onde $x = g(u(t))$ e $W = A^T A$.

A técnica proposta neste trabalho utiliza o princípio WTA, acelerando a convergência da RNRW, além de corrigir eventuais problemas que podem surgir devido a múltiplas soluções ótimas ou soluções ótimas muito próximas [17].

Os parâmetros escolhidos para a RNRW são aqueles que determinam melhores resultados para o PD [18]. O parâmetro η é considerado igual a 1 em todos os casos testados neste trabalho. O parâmetro λ é considerado como o seguinte vetor:

$$\bar{\lambda} = \eta \left(\frac{1}{d_1}, \frac{1}{d_2}, \dots, \frac{1}{d_n} \right), \quad (12)$$

onde d_i , para $i = 1, 2, \dots, n$, representa o desvio padrão de cada linha da matriz de custos C . Cada elemento do vetor $\bar{\lambda}$ é utilizado para atualizar a linha correspondente da matriz de decisão x .

O melhor ajuste para o parâmetro τ utiliza o quarto termo da Eq. (9). Quando $c_{ij} = c_{\max}$, o termo $\lambda c \exp(-t/\tau) = \alpha$ deve ser tal que $g(\alpha) = \phi \cong 0$. Isolando-se o valor de α , obtém-se:

$$\alpha = \frac{-\ln\left(\frac{1}{\phi} - 1\right)}{\beta}, \quad (13)$$

Utilizando-se o valor de $\alpha = \lambda c \exp(-t/\tau)$ e a Eq. (13), obtém-se o valor do parâmetro τ :

$$\tau_i = \frac{-t}{\ln\left(\frac{-\alpha}{\lambda c_{\max}}\right)}. \quad (14)$$

Na Eq. (11), $Wx(t) - \theta$ mede a violação das restrições do PD. Após um certo número de iterações, este termo não sofre mudanças substanciais em seu valor, evidenciando o fato de que as restrições do problema estão quase satisfeitas. Neste momento, o princípio WTA pode ser aplicado. Quando todos os elementos de x satisfazem a condição $Wx(t) - \theta \leq \delta$, onde $\delta \in [0, 2]$, a técnica proposta pode ser utilizada, e seu algoritmo é apresentado a seguir:

Algoritmo

Passo 1: Determine um número máximo de rotas r_{\max} . Encontre uma solução x do PD, utilizando a RNRW. No caso em que $Wx(t) - \theta \leq \delta$, vá para o passo 2. Caso contrário, encontre uma outra solução x .

Passo 2: Dada a matriz de decisão, considere a matriz \bar{x} , onde $\bar{x} = x$, $m = 1$, e vá ao passo 3.

Passo 3: Escolha uma linha k da matriz de decisão \bar{x} . Faça $p = k$, $\tilde{x}(m) = k$ e vá ao passo 4.

Passo 4: Encontre o maior elemento da linha k , \bar{x}_{kl} . O valor deste elemento é dado pela metade da soma de todos os elementos da linha k e coluna l da matriz x , ou seja,

$$\bar{x}_{kl} = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n x_{il} + \sum_{j=1}^n x_{kj} \right). \quad (15)$$

Os outros elementos da linha k e coluna l tornam-se nulos. Para evitar a formação de sub-rotas, os elementos da coluna k devem ser também nulos. Faça $\tilde{x}(m+1) = l$, para dar continuidade à rota do PCV faça $k = l$, e vá ao passo 5.

Passo 5: Se $m < n$, faça $m = m + 1$, e vá ao passo 4. Caso contrário, faça

$$\bar{x}_{kp} = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^n x_{ip} + \sum_{j=1}^n x_{kj} \right), \quad (16)$$

$\tilde{x}(n+1) = p$, determine o custo da rota, z , e vá ao passo 6.

Passo 6: Se $z < z_{\min}$, então faça $z_{\min} = z$ e $x = \bar{x}$. Faça $r = r + 1$. Se $r < r_{\max}$, então execute novamente a RNRW, e vá ao passo 2, caso contrário, pare.

A técnica proposta neste trabalho pode ser aplicada em PCV simétricos e assimétricos. Na próxima seção são mostrados os resultados da aplicação desta técnica para alguns problemas do *TSPLIB*, tanto para PCV simétricos quanto assimétricos.

4. RESULTADOS DA APLICAÇÃO DA TÉCNICA PROPOSTA EM PROBLEMAS DO *TSPLIB*

Os resultados encontrados com a técnica proposta neste trabalho para os casos simétricos do PCV do *TSPLIB* são comparados com resultados de *SOM* e *SA*, e os casos assimétricos são comparados com heurísticas de remoção e inserção de arcos.

Para PCV simétricos, os métodos utilizados como comparação da técnica proposta neste trabalho são os seguintes: o método que envolve métodos estatísticos entre os neurônios de *SOM* [3], e possui a versão global (*KniesG*: Rede de Kohonen com métodos estatísticos na versão global), onde todas as cidades são utilizadas no processo de dispersão dos neurônios, e a versão local (*KniesL*), onde somente algumas cidades representadas são utilizadas na fase dispersão dos neurônios; a técnica *SA* [5], com a utilização da técnica de melhoria *2-opt*; o *SOM* de Budinich, que consiste em um *SOM* tradicional aplicado ao PCV, apresentado em [5]; o *SOM* expandido (*ESOM*) [12], que em cada iteração, coloca os neurônios próximos dos respectivos dados de entrada (cidades), e ao mesmo tempo os coloca no contorno convexo determinado pelas cidades; o *SOM* eficiente e integrado (*eISOM*) [10], onde os procedimentos do *ESOM* são utilizados, e o neurônio vencedor é colocado no ponto médio de seus neurônios vizinhos mais próximos; a técnica *SOM* eficiente (*SETSP*) [18], onde são definidas formas de atualização dos parâmetros que utilizam o número de cidades do PCV; e a Rede Cooperativa Adaptativa de Kohonen (*CAN*) [7] que utiliza um número maior de neurônios do que o número de cidades, aplica um princípio de

cooperação entre os neurônios mais próximos do *SOM*, e usa uma técnica de melhoria para as rotas finais chamada construção *near-tour to tour*.

Na tabela 1, são mostrados os erros médios das técnicas descritas acima, da técnica pura proposta neste trabalho, da técnica proposta com a melhoria *2-opt*, assim como os melhores (min) e piores (max) resultados para cada problema considerado. O tempo computacional de cada iteração do PCV em um computador com processador Pentium IV, com memória de 1.6 Gb, e 256Mb de memória RAM, varia entre 0,11 (para o *eil51*) e 29,76 segundos (para o *att532*).

A complexidade computacional da técnica proposta é de $O(n^2 + n)$ [20], considerada competitiva quando comparada com a complexidade dos *SOM* citados neste trabalho, os quais têm complexidade de $O(n^2)$ [12]. A técnica *CAN* tem complexidade um pouco maior, de $O(n^2 \log(n))$ [7], enquanto a técnica *SA* tem complexidade de $O(n^4 \log(n))$ [13]. Os resultados da técnica proposta neste trabalho com a melhoria *2-opt* são melhores do que os resultados das outras Redes Neurais, com erros médios variando entre 0 e 3,31%, conforme mostra a última coluna da Tabela 1. Sem a técnica de melhoria, os resultados para os problemas *eil51*, *eil76*, *eil101* e *rat195* são melhores do que os resultados das demais Redes Neurais. A figura 1 mostra os resultados da aplicação da técnica proposta para o problema *pr107* com e sem a técnica *2-opt*.

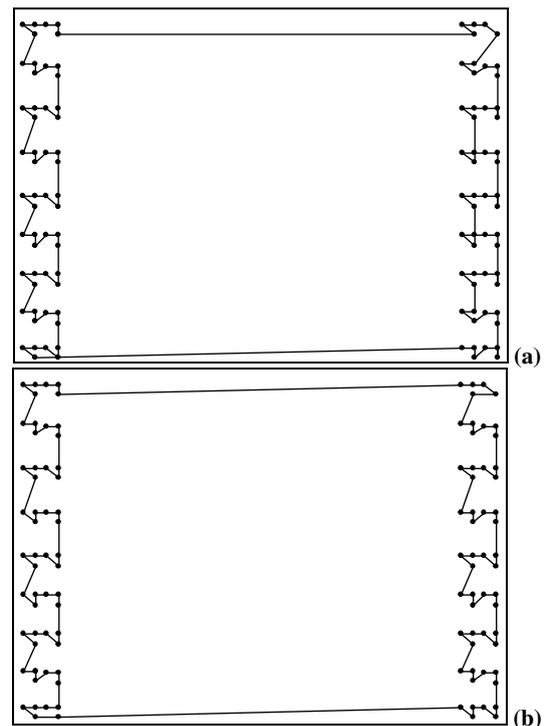


Figura 1 - Soluções factíveis encontradas para o *pr107* através: (a) do método proposto puro, com erro médio de 3,14%; (b) do método proposto com a técnica *2-opt*, com a solução ótima encontrada.

Na tabela 2 encontram-se os resultados encontrados com a técnica proposta neste trabalho para outros PCV simétricos.

Tabela 1: Resultados dos experimentos para o PCV simétrico com as técnicas: *KniesG*, *KniesL*, *SA*, *SOM* de Budinich, *ESOM*, *EISOM*, *SETSP* e *RNRW* com *WTA*. As soluções em negrito mostram os melhores resultados para cada problema, desconsiderando-se os resultados com a técnica *2-opt*.

PCV	n	solução ótima	Erro médio (%)										
			Para 8 algoritmos							WRNN+WTA			
			KniesG	KniesL	AS	Budinich	ESom	EiSom	Setsp	CAN	Max	min	2opt
eil51	51	430	2.86	2.86	2.33	3.10	2.10	2.56	2.22	1.65	1.16	1.16	0
st70	70	678.6	2.33	1.51	2.14	1.70	2.09	NC	1.60	1.33	4.04	2.71	0
eil76	76	545.4	5.48	4.98	5.54	5.32	3.89	NC	4.23	3.12	2.49	1.03	0
gr96	96	514	NC	NC	4.12	2.09	1.03	NC	NC	NC	6.61	4.28	0
rd100	100	7,910	2.62	2.09	3.26	3.16	1.96	NC	2.60	1.23	7.17	6.83	0.08
eil101	101	629	5.63	4.66	5.74	5.24	3.43	3.59	NC	3.02	7.95	3.02	0.48
lin105	105	14,383	1.29	1.98	1.87	1.71	0.25	NC	1.30	0.03	5.94	4.33	0.20
pr107	107	44,303	0.42	0.73	1.54	1.32	1.48	NC	0.41	0.17	3.14	3.14	0
pr124	124	59,030	0.49	0.08	1.26	1.62	0.67	NC	NC	2.36	2.63	0.33	0
bier127	127	118,282	3.08	2.76	3.52	3.61	1.70	NC	1.85	0.70	5.08	4.22	0.37
ch130	130	6110	5.63	4.66	5.74	5.24	3.43	NC	NC	NC	6.58	5.06	1.39
pr136	136	96,772	5.15	4.53	4.90	5.20	4.31	NC	4.40	3.94	6.86	5.99	1.21
pr152	152	73,682	1.29	0.97	2.64	2.04	0.89	NC	1.17	0.74	3.27	3.23	0
rat195	195	2,323	11.92	12.24	13.29	11.48	7.13	NC	11.19	5.27	8.82	5.55	3.31
kroa200	200	29,368	6.57	5.72	5.61	6.13	2.91	1.64	3.12	0.93	12.25	8.95	0.62
lin318	318	42,029	NC	NC	7.56	8.19	4.11	2.05	NC	2.65	8.65	8.35	1.90
pcb442	442	50,784	10.45	11.07	9.15	8.43	7.43	6.11	10.16	5.89	13.18	9.16	2.87
att532	532	27,686	6.8	6.74	5.38	5.67	4.95	3.35	NC	3.32	15.43	14.58	1.28
média dos erros			4.5	4.22	4.76	4.51	2.99	3.22	3.69	2.27	6.74	5.11	0.76

Tabela 2: Resultados dos experimentos para o PCV simétrico com *RNRW* com *WTA* para outros problemas simétricos.

TSP	n	Solução ótima	Erro médio (%)		
			max	min	2opt
burma14	14	30	3,33	0	0
ulysses16	16	74,1	1,89	0,95	0
ulysses22	22	75,6	4,49	0	0
bays29	29	2020	3,42	1,39	0
swiss42	42	1273	2,28	0,47	0
att48	48	33522	3,99	2,52	0
berlin52	52	7542	8,12	1,53	0
pr76	76	108159	2,93	2,41	0
kroC100	100	20749	5,21	4,93	0
kroD100	100	21294	9,55	8,19	0,69
u159	159	42080	7,19	6,33	0
d198	198	15780	11,00	10,42	1,22
gr202	202	490	4,69	2,45	0
tsp225	225	3916	8,45	6,08	1,05
a280	280	2586	12,37	12,14	3,02
pr299	299	48191	12,13	12,13	3,22
rd400	400	15281	15,29	13,00	3,21
média dos erros			6,84	4,99	0,73

Para o PCV assimétrico, as técnicas utilizadas como comparação da técnica proposta têm complexidade computacional de $O(n^3)$ [8]: os métodos do caminho de Karp-Steele (*KSP*) e Karp-Steele geral (*GKS*) iniciam com um ciclo, e através da remoção de arcos e da colocação de novos arcos transformam o ciclo inicial em um ciclo Hamiltoniano, onde a diferença entre estas duas técnicas é que o *GKS* utiliza todos os vértices do ciclo para as mudanças dos arcos do ciclo. A contração recursiva de caminhos (*RPC*) consiste na formação de um ciclo inicial, e através da remoção de arcos de cada sub-ciclo, transforma o ciclo inicial em um ciclo Hamiltoniano. A

heurística de contração ou caminho (*COP*) é uma combinação das técnicas *GKS* e *RPC*. A heurística “gulosa” (*GR*) escolhe o menor arco do grafo, e contrai este arco, criando um novo grafo, e efetua este procedimento até o último arco, criando uma rota. A heurística de inserção randômica (*RI*) escolhe inicialmente 2 vértices, insere um vértice que não tinha sido escolhido, criando um ciclo, repetindo este procedimento até criar uma rota com todos os vértices. Na tabela 3, são mostrados os erros médios das técnicas descritas acima, além da técnica pura proposta neste trabalho, e da técnica proposta com a melhoria *2-opt*.

Os resultados da técnica pura proposta neste trabalho são melhores ou equivalentes aos resultados das demais heurísticas citadas acima para os problemas br17, ftv33, ftv44, ft53, ft70 e kro124p, conforme mostra a Tabela 2. Com a aplicação da técnica *2-opt* na técnica proposta, os resultados encontrados são melhores para os problemas br17, ftv33, ftv35, pr43, ry48p, ftv44, ft53, ft70 e kro124p, com erros médios variando entre 0 e 16,14%.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentada a *RNRW* com o princípio *WTA* para resolver o PCV. Através da *RNRW*, uma solução para o PD é encontrada, e o princípio *WTA* é aplicado nesta solução, transformando-a em uma rota factível para o PCV. As soluções desta técnica apresentaram melhoria considerável quando a técnica *2-opt* foi utilizada nas soluções apresentadas pela técnica proposta neste trabalho. Os dados utilizados para testes são do TSPLIB, e as comparações feitas com outras heurísticas mostram que a técnica proposta neste trabalho obtém melhores resultados em diversos problemas testados, com erros médios abaixo de 16.14%. Uma grande vantagem da implementação da técnica mostrada neste trabalho é a possibilidade de resolver tanto o PCV simétrico quanto o assimétrico com a mesma técnica.

Tabela 3: Resultados dos experimentos para o PCV assimétrico com as técnicas: GR, RI, KSP, GKS, RPC, COP e RNRW com WTA. As soluções em negrito mostram os melhores resultados para cada problema, desconsiderando-se os resultados com a técnica 2-opt.

PCV	n	Solução ótima	Erro médio (%)									
			para 6 algoritmos					WRNN+WTA				
			GR	RI	KSP	GKS	PRC	COP	max	min	2opt	
br17	17	39	102.56	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ftv33	33	1,286	31.34	11.82	13.14	8.09	21.62	9.49	7.00	0	0	0
ftv35	35	1,473	24.37	9.37	1.56	1.09	21.18	1.56	5.70	3.12	3.12	3.12
ftv38	38	1,530	14.84	10.20	1.50	1.05	25.69	3.59	3.79	3.73	3.01	3.01
pr43	43	5,620	3.59	0.30	0.11	0.32	0.66	0.68	0.46	0.29	0.05	0.05
ftv44	44	1,613	18.78	14.07	7.69	5.33	22.26	10.66	2.60	2.60	2.60	2.60
ftv47	47	1,776	11.88	12.16	3.04	1.69	28.72	8.73	8.05	3.83	3.83	3.83
ry48p	48	14,422	32.55	11.66	7.23	4.52	29.50	7.97	6.39	5.59	1.24	1.24
ft53	53	6,905	80.84	24.82	12.99	12.31	18.64	15.68	3.23	2.65	2.65	2.65
ftv55	55	1,608	25.93	15.30	3.05	3.05	33.27	4.79	12.19	11.19	6.03	6.03
ftv64	64	1,839	25.77	18.49	3.81	2.61	29.09	1.96	2.50	2.50	2.50	2.50
ft70	70	38,673	14.84	9.32	1.88	2.84	5.89	1.90	2.43	1.74	1.74	1.74
ftv70	70	1,950	31.85	16.15	3.33	2.87	22.77	1.85	8.87	8.77	8.56	8.56
kro124p	100	36,230	21.01	12.17	16.95	8.69	23.06	8.79	10.52	7.66	7.66	7.66
ftv170	170	2,755	32.05	28.97	2.40	1.38	25.66	3.59	14.66	12.16	12.16	12.16
rbg323	323	1,326	8.52	29.34	0	0	0.53	0	16.44	16.14	16.14	16.14
rbg358	358	1,163	7.74	42.48	0	0	2.32	0.26	22.01	12.73	8.17	8.17
rbg403	403	2,465	0.85	9.17	0	0	0.69	0.20	4.71	4.71	4.71	4.71
rbg443	443	2,720	0.92	10.48	0	0	0	0	8.05	8.05	2.17	2.17
Media dos erros			25.80	15.07	4.14	2.94	16.40	4.30	7.35	5.66	4.54	4.54

6. REFERÊNCIAS

- [1] M. Affenzeller, S. Wanger, "A Self-Adaptive Model for Selective Pressure Handling within the Theory of Genetic Algorithms", Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2809, No. 1, 2003, pp. 384-393.
- [2] R.K. Ahuja, T.L. Mangnanti, J.B. Orlin, Network Flows, Prentice Hall, New Jersey, 1993.
- [3] N. Aras, B.J. Oommen, I.K. Altinel, "The Kohonen network incorporating explicit statistics and its application to the traveling salesman problem", Neural Networks, Vol. 12, No. 9, 1999, pp. 1273-1284.
- [4] L. Bianchi, J. Knowles, J. Bowler, "Local search for the probabilistic traveling salesman problem: Correction to the 2-p-opt and 1-shift algorithms", European Journal of Operational Research, Vol. 162, No. 1, 2005, pp. 206-219.
- [5] M. Budinich, "A self-organizing neural network for the traveling salesman problem that is competitive with simulated annealing", Neural Computing, Vol. 8, 1996, pp. 416-424.
- [6] S.C. Chu, J.F. Roddick, J.S. Pan, Ant colony system with communication strategies, Information Sciences 167 (1-4) (2004) 63-76.
- [7] E.M. Cochrane, J.E. Beasley, "The Co-Adaptive Neural Network Approach to the Euclidean Travelling Salesman Problem". Neural Networks, Vol. 16, No. 10, 2003, pp. 1499-1525.
- [8] F. Glover, G. Gutin, A. Yeo, A. Zverovich, "Construction heuristics for the asymmetric TSP", European Journal of Operational Research, Vol. 129, No. 3, 2001, pp. 555-568.
- [9] D.L. Hung, J. Wang, "Digital Hardware realization of a Recurrent Neural Network for solving the Assignment Problem", Neurocomputing, Vol. 51, 2003, pp. 447-461.
- [10] H.D. Jin, K.S. Leung, M.L. Wong, Z.B. Xu, "An Efficient Self-Organizing Map Designed by Genetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem", IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, Vol. 33, No. 6, 2003, pp. 877-887.
- [11] G. Laporte, "The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms", European Journal of Operational Research, Vol. 59, No. 2, 1992, pp. 345-358.
- [12] K.S. Leung, H.D. Jin, Z.B. Xu, "An expanding self-organizing neural network for the traveling salesman problem", Neurocomputing, Vol. 62, 2004, pp. 267-292.
- [13] F.T. Lin, C.Y. Kao, C.C. Hsu, "Applying the Genetic Approach to Simulated Annealing in Solving Some NP-Hard Problems", IEEE Transactions on System, Men and Cybernetics, Vol. 23, No. 6, 1993, pp. 1752-1167.
- [14] G. Liu, Y. He, Y. Fang, Y. Oiu, "A novel adaptive search strategy of intensification and diversification in tabu search", Proceedings of Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, China, 2003.
- [15] G.C. Onwubolu, M. Clerc, "Optimal path for automated drilling operations by a new heuristic approach using particle swarm optimization", International Journal of Production Research, Vol. 42, No. 3, 2004, pp. 473-491.
- [16] G. Reinelt, "TSPLIB - A traveling salesman problem library", ORSA Journal on Computing, Vol. 3, No. 4, 1991, pp. 376-384.
- [17] P.H. Siqueira, S. Scheer, M.T.A. Steiner, "Application of the "Winner Takes All" Principle in Wang's Recurrent Neural Network for the Assignment Problem", Advances in Neural Networks - ISSN 2005, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 3496, No. 1, 2005, pp. 731-738.
- [18] F.C. Vieira, A.D. Doria Neto, J.A. Costa, "An Efficient Approach to the Travelling Salesman Problem Using Self-Organizing Maps", International Journal Of Neural Systems, Vol. 13, No. 2, 2003, pp. 59-66.
- [19] J. Wang, "Analog Neural Network for Solving the Assignment Problem", Electronic Letters, Vol. 28, No. 11, 1992, pp. 1047-1050.

- [20] J. Wang, "Primal and Dual Assignment Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, No. 3, 1997, pp. 784-790.
- [21] R.L. Wang, Z. Tang, Q.P. Cao, "A learning method in Hopfield neural network for combinatorial optimization problem", Neurocomputing, Vol. 48, No. 4, 2002, pp. 1021-1031.

6ta. Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática



**del 12 al 15 de julio de 2007
Orlando, Florida ~ EE.UU.**

Memorias

Volumen III

Editores:

Jorge Baralt
Nagib Callaos
Andrés Tremante
Friedrich Welsch
Angel Oropeza
J. V. Carrasquero



Organizada por
International Institute of Informatics and Systemics
Miembro de la International Federation for Systems Research (IFSR)

2007 International Institute of informatics and Systemics. Todos los derechos reservados

VOLUMEN III

CONTENIDO

Contenido	i
Aplicaciones de Informática y Cibernética en Ciencia e Ingeniería	
Bustamante, John; Sáenz, José F.; Amaya, Adrián A. (Colombia): "Sistema Telemédico de Registro y Monitoreo Inalámbrico Cardíaco"	1
Flórez Pardo, Luz M.; López Galán, Jorge E. (Colombia): "Selección de Enzimas Secundarias en la Hidrólisis de Maracuyá Utilizando Redes Neuronales"	5
Giraldo, Jorge E.; Guzmán, Jaime A.; Ovalle, Demetrio A. (Colombia): "Modelo Global de Comunicación para la Coreografía de Servicios Web"	11
Martins Junior, Antonio Real; Sales Calçado, Vera Lúcia X. de; Camapum, Juliana F. (Brasil): "Desenvolvimento de um Sistema de Gerenciamento do Processamento de Impressão de Imagens Médicas Digitais Utilizando o Protocolo Dicom"	17
Ciencia e Ingeniería de la Computación	
Cardona Q., Jesús D. *; Castán R., Héctor **; Hidalgo S., Miguel A. * (* Colombia, ** España): "Una Aproximación Metodológica para la Construcción de Entornos Virtuales Mediante Procesos de Desarrollo Genérico"	22
Computación Emergente	
Correa Villalón, Christian José; Padilla Díaz, Felipe; Pérez Morphe, Eugenio; Quezada Aguilera, Fátima Sayuri (México): "Algoritmo Transgénico. Un nuevo Paradigma"	28
Ponce, Julio C.; Padilla, Felipe; Padilla, Alejandro; Meza, Miguel A.; Ochoa, Carlos A. (México): "ACHPM: Algoritmo de Optimización con Colonia de Hormigas para el Problema de la Mochila"	32
Siqueira, Paulo Henrique; Scheer, Sérgio; Steiner, Maria Teresinha Arns (Brasil): "Uma Nova Abordagem para a Resolução do Problema do Caixeiro Viajante Utilizando Redes Neurais"	36
Desarrollo de Sistemas de Información	
Batista de Chambers, Delva O. *; Sastrón Baguena, Francisco **; Galán, Ramón ** (* Panamá, ** España): "Modelo de un Sistema de Información para la Gestión de la Producción bajo un Enfoque de Empresas Virtuales, Orientado a la Industria de Ingeniería y Fabricación bajo Pedido (ETO/MTO): Resultado de un Caso de Estudio"	42