

# CASAMENTO DE MAPAS BASEADO EM REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARACONSISTENTES

ANDERSON ANJOS DA SILVA\*, CARLOS H. C. RIBEIRO\*

\*Grupo de Pesquisa NCROMA

Divisão de Ciência da Computação

Instituto Tecnológico de Aeronáutica - ITA

Pça. Mal. Eduardo Gomes 50, Vila das Acácias 12228-900

São José dos Campos, SP, Brasil

Emails: anjos@ita.br, carlos@ita.br

**Abstract**— This paper presents a new method for matching metric maps generated by different robots that act cooperatively. This process of information matching in mobile robotics makes it possible to perform global map generation from local maps (possibly partial and nonconsistent) provided by individual robots. The proposed method is based on a paraconsistent artificial neural network model that considers as input data the Euclidean distances between the points from each one of the partial maps. The use of this kind of input information makes the individual maps invariant with respect to relative rotation and translation between the robots in the mapping environment. The neural network then analyzes these distances to determine what are the matching belief relations among the points of the distinct maps. The algorithm implemented for the neural architecture achieved good results with very satisfactory computational performance, and made it possible to determine the certainty and contradiction degrees in the map point matching analysis. Additionally, tests with noisy maps were carried out to analyze the algorithm sensibility. The results show that the proposed approach is robust for the cases where it was applied. Equally important is the fact that the considered architecture allows for the combination of information from partial distinct maps during execution time.

**Keywords**— Scan Matching, Cooperative Mobile Robotics, Paraconsistent Artificial Neural Networks.

**Resumo**— Este artigo apresenta um novo método para casamento de mapas métricos gerados por diferentes robôs que atuam de forma cooperativa. Este processo de casamento de informações em robótica móvel possibilita a geração de mapas globais a partir dos mapas locais (possivelmente parciais e inconsistentes) gerados por robôs individuais. O método proposto é baseado em um modelo de redes neurais artificiais paraconsistentes que consideram como entradas as distâncias Euclidianas entre os pontos de cada um dos mapas parciais a serem casados. A utilização destas informações de entrada torna os mapas individuais invariantes a rotação e translação relativas entre os robôs no ambiente que estão mapeando. Estas distâncias são então analisadas pela rede, e são determinadas quais as relações de crenças de casamento entre os pontos dos mapas distintos. O algoritmo implementado para a arquitetura neural considerada levou a bons resultados e possui desempenho computacional muito satisfatório, além de possibilitar a determinação dos graus de certeza e contradição na análise dos casamentos dos pontos dos mapas. Adicionalmente, foram efetuados testes com mapas ruidosos para analisar a sensibilidade do algoritmo, que também se mostrou robusto para os casos testados. Igualmente importante é o fato de que a arquitetura considerada permite a combinação de informações de mapas parciais distintos em tempo de execução.

**Keywords**— Casamento de Mapas, Robótica Móvel Cooperativa, Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes.

## 1 Introdução

Uma capacidade fundamental a ser considerada para o projeto e implementação de robôs móveis autônomos é a exploração do ambiente desconhecido em que o robô atua, sem informação *a priori* e visando o aprendizado deste ambiente. Para adquirir esta representação do mundo, o robô através dos dados informados pelos sensores *on-board*, dados estes que são processados para extração das características relevantes do ambiente. Após esta exploração, deve ser possível a geração de um mapa global e a auto-localização do robô.

Muitas das soluções propostas para a geração de mapa e localização são baseadas em algoritmos simultâneos, (Simultaneous Localisation And Mapping — SLAM), conforme (Dissanayake et al., 2000) e (Thrun and Liu, 2003). Entretanto, independentemente de se considerar tarefas separadas de mapeamento e localização ou SLAM, a modelagem do ambiente baseada em mapas parciais gerados por vários robôs poderá ser obtida em um tempo de execução menor, quando comparado à exploração por apenas um robô no ambiente. Desta forma, há

uma vantagem na utilização de sistemas cooperativos, onde algoritmos de casamento de mapas individuais previamente adquiridos são utilizados para obter o mapa global do ambiente, como no método descrito em (Diosi and Kleeman, 2005).

Para solucionar o problema de casamento de mapas locais gerados por robôs individuais, este artigo propõe um novo algoritmo baseado em Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, descrito na Seção 3.

## 2 Lógica Paraconsistente

Conforme (da Costa et al., 1999), a Lógica Paraconsistente é uma Lógica Não-Clássica que nasceu, com o intuito de considerar situações reais não suportadas pelas Lógicas Clássicas.

Seja  $T$  uma teoria baseado em uma lógica  $L$ , de uma linguagem  $L'$  que contenha o símbolo de negação  $\neg$ . A teoria  $T$  é dita inconsistente se existir uma sentença  $A$ , tal que,  $A$  e  $\neg A$  sejam teoremas de  $T$ , caso contrário,  $T$  é denominada consistente. A teoria  $T$  é trivial se todas as sentenças de sua linguagem forem teoremas, caso contrário,  $T$  é não-trivial.

Uma lógica  $L$  é denominada Paraconsistente

se for utilizada como fundamento de teorias inconsistentes e não-triviais, ou seja, uma lógica Paraconsistente torna possível a manipulação de sistemas inconsistentes de informações sem subentender trivialidade da teoria.

## 2.1 Lógica Paraconsistente Anotada de Anotação com dois valores - LPA2v

A Lógica Paraconsistente Anotada de Anotação com dois valores LPA2v são representações sobre o quanto as anotações, ou evidências, expressam o conhecimento sobre uma proposição  $P$ , baseada em dois componentes. Para cada proposição, associam-se dois valores de graus.

Uma proposição  $P_{(\mu,\lambda)}$  é tal que  $\mu, \lambda \in [0, 1]$  (intervalo real unitário fechado),  $\mu$  indica o grau de evidência favorável de  $P$  e  $\lambda$  é o grau de evidência contrária de  $P$ . Com estas definições, é possível obter:

- $P_{(1,0,0,0)}$ , indicando uma proposição verdadeira (evidência favorável total e evidência contrária nula).
- $P_{(0,0,1,0)}$ , indicando uma proposição falsa (evidência favorável nula e evidência contrária total).
- $P_{(1,0,1,0)}$ , indicando uma proposição inconsistente (evidência favorável total e evidência contrária total).
- $P_{(0,0,0,0)}$ , indicando uma proposição paracompleta (evidência favorável nula e evidência contrária nula).
- $P_{(0,5,0,5)}$ , indicando uma proposição indefinida (evidência favorável igual à evidência contrária de 0.5).

As proposições em Lógica Paraconsistente podem ser interpretadas com auxílio do reticulado apresentado na Figura 1.

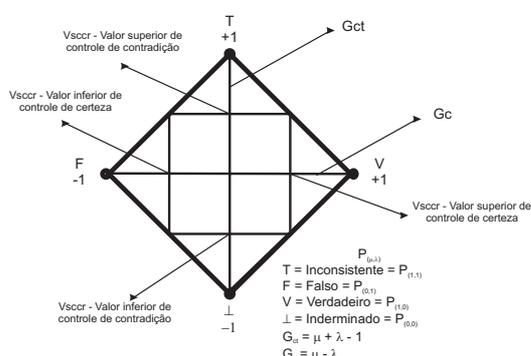


Figura 1: Representação do Reticulado.

Nas aplicações da LPA2v, os graus de crença e descrença são considerados evidências que servirão para orientar o processo de tomada de decisão. No reticulado apresentado na Figura 1 são apresentadas

as equações para se obter os graus de Contradição  $G_{ct}$  e de Certeza  $G_c$ , respectivamente Equações 1 e 2.

$$G_{ct} = \mu + \lambda - 1 \quad (1)$$

$$G_c = \mu - \lambda \quad (2)$$

Conforme apresentado na Figura 1, os valores dos Graus de Certeza  $G_c$  são alocados horizontalmente no reticulado associado à Lógica Paraconsistente Anotada compondo o eixo denominado Eixo dos Graus de Certeza e os valores dos Graus de Contradição  $G_{ct}$  são alocados verticalmente compondo o eixo denominado de eixo dos graus de contradição. Dois valores limites arbitrários ( $V_{scrc} =$  Valor superior de controle de certeza e  $V_{icrc} =$  Valor inferior de controle de certeza) determinam quando o grau de Certeza resultante é alto o suficiente para que a Proposição analisada seja considerada de totalmente Verdadeira ou totalmente Falsa. Da mesma forma, dois valores limites externos e arbitrários ( $V_{scct} =$  Valor superior de controle contradição e  $V_{icct} =$  Valor inferior de controle contradição) determinam quando o valor do grau de Contradição resultante da análise é tão alto que a Proposição totalmente inconsistente ou totalmente indeterminada, ambos os Graus variando no intervalo de  $[-1, +1]$ . A análise efetuada pelo Reticulado, deverá determinar a intensidade dos Graus de Certeza e Contradição da proposição sugerida.

## 3 Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes

De acordo com (da Silva Filho and Abe, 2001) e (Mario, 2006), as Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes (RNAP) são estruturas de características conexas, compostas de uma extensa rede de componentes fundamentados na Lógica Paraconsistente Anotada (LPA), conforme descrito em (da Costa et al., 1999). Tais componentes são as Células Neurais Artificiais Paraconsistentes (CNAP).

### 3.1 Célula Neural Artificial Paraconsistente

Segundo (da Silva Filho and Abe, 2001), a CNAP é o menor componente de uma RNAP com função comportamental definida. O valor obtido de uma CNAP, é representado pelo  $\mu_r$ , denominado grau de Crença resultante. O  $\mu_r$  é calculado com base na Equação 2, que varia entre +1 e -1. Para obtenção do grau de crença resultante da análise, conforme as características da metodologia LPA2v na Seção 2.1.; o valor deverá ser analógico e com variações no intervalo real fechado  $[0, 1]$ , portanto, é efetuada uma normalização na equação, obtendo-se:

$$\mu_r = \frac{G_c + 1}{2} \quad (3)$$

A Equação 3 originada da normalização para obtenção do grau de crença resultante será utilizada

para fazer a conexão das informações e é denominada Equação Estrutural Básica EEB.

Dentre os diversos modelos de CNAP descritos em (da Silva Filho and Abe, 2001), serão apresentados neste trabalho apenas as CNAPs de Conexão Lógica Simples e de Decisão, que fazem parte da modelagem da RNAP proposta para solução do problema abordado nesta pesquisa.

### 3.2 Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Lógica Simples para Maximização

Conforme (da Silva Filho and Abe, 2001), a Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Lógica Simples (CNAPCs) para maximização, conforme o símbolo apresentado na Figura 2, possui a funcionalidade de estabelecer uma análise lógicas entre os sinais representativos de graus de crença que entram na célula.

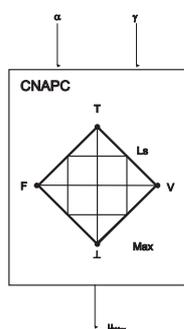


Figura 2: Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Lógica Simples.

Na CNAPCs, através da Equação Estrutural Básica é obtida a maximização das crenças de entrada na Célula, informando qual dos dois sinais de entrada ( $\mu_A, \mu_B$ ) possui maior crença, sendo a saída da célula à crença resultante, com base na seguinte comparação:

$$\text{Se } \mu_r \leq 1/2 \Rightarrow \mu_A \leq \mu_B \Rightarrow \text{Saída é } \mu_A$$

Senão Saída é  $\mu_B$

### 3.3 Célula Neural Artificial Paraconsistente de Decisão

A Célula Neural Artificial Paraconsistente de Decisão, representada na Figura 3, tem como função principal trabalhar como nó de decisão. Esta célula recebe em suas entradas dois sinais de crença ( $\mu_A$  e  $\mu_B$ ) e apresenta na saída um resultado que irá estabelecer uma conclusão total da análise. A CNAPd deverá apresentar como resultado da análise um dos três valores: o valor 1, representando a conclusão "Verdadeira", o valor 0, representando a conclusão "Falsa" ou o valor 1/2 representando a conclusão "Indefinição". Esta célula possui ajustes externos através de um fator de decisão  $Ft_d$  e de um fator de tolerância a contradição  $Ft_{ct}$ , e a análise é efetuada com base nos valores resultante da EEB, obtendo a saída da seguinte maneira:

Cálculo dos limites de falsidade e de verdade:

$$Vl_F = \frac{1 - Ft_d}{2} \quad (4)$$

$$Vl_V = \frac{1 + Ft_d}{2} \quad (5)$$

Cálculo de Contradição e Certeza através das Equações 1 e 2.

Os estados de saídas  $S_1$  e  $S_2$  são obtidos através das comparações a seguir:

$$\text{Se } Vl_F < \mu_r < Vl_V \Rightarrow S_1 = 1/2 = \text{Indefinição e } S_2 = 0$$

$$\text{Se } \mu_r \geq Vl_V \Rightarrow S_1 = 1 = \text{Verdade e } S_2 = 0$$

$$\text{Se } \mu_r \leq Vl_F \Rightarrow S_1 = 0 = \text{Falso e } S_2 = 0$$

$$\text{Se } |G_{ct}| \geq Ft_{ct} \text{ e } |G_{ct}| > |G_c| \Rightarrow S_1 = 1/2 = \text{Indefinição e } S_2 = S_{ct} = |G_{ct}|$$

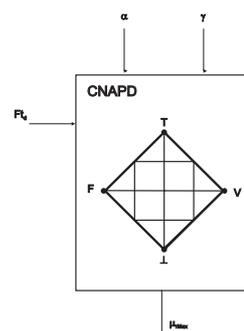


Figura 3: Célula Neural Artificial Paraconsistente de Decisão.

### 3.4 Unidades Neurais Artificiais Paraconsistentes

As Unidades Neurais Artificiais Paraconsistentes (UNAPs), podem ser comparadas aos blocos de componentes estruturais da rede de neurônios biológicos do cérebro. As UNAPs são aglomerados de CNAPs devidamente interligadas, formando blocos com configurações distintas e funções definidas. Estas unidades são interligadas entre si para compor a estrutura básica funcional das RNAPs. Para este trabalho, foram implementadas uma UNAP para tomada de decisão e uma UNAP para extração de máximo.

## 4 Casamento de Mapas

A representação do mapa global do ambiente explorado pode ser obtido através de informações de mapas locais adquiridos através de sistemas robóticos cooperativos (da Silva et al., 2005). Nesta representação, cada robô individual explora o ambiente aplicando técnicas próprias para geração de mapas, possibilitando a representação de sua percepção do mundo explorado. Com o uso dos sistemas cooperativos, podem-se obter, a partir dos mapas individuais possivelmente parciais e inconsistentes, uma representação de um mapa global do ambiente, utilizando técnicas apropriadas para casamento de mapas.

#### 4.1 Pré-Processamento

A geração dos mapas de cada robô utiliza o algoritmo descrito em (Ângelo Arleo et al., 1999). Este algoritmo extrai as informações de um ambiente formado por paredes e obstáculos ortogonais entre si por um processo de busca de esquinas e retas, relacionando cada esquina à um ponto de referência no plano de coordenadas cartesianas. Com base nas coordenadas  $x$  e  $y$  dos pontos de referência, é determinada uma matriz com todas as possíveis combinações Euclidianas entre os pontos. A equação para determinação das distâncias é:

$$E(j, i) = \sqrt{(m(j, x) - m(i, x))^2 + (m(j, y) - m(i, y))^2} \quad (6)$$

onde  $i$  e  $j$  são os índices para todas as possíveis combinações dos pontos do mapa contidos na matriz.

As entradas da RNAP são estas distâncias Euclidianas. A utilização destas informações torna os mapas individuais invariantes a rotação e translação relativa entre os robôs no ambiente que estão mapeando.

#### 4.2 Modelagem da RNAP

Este trabalho propõe a modelagem de uma Rede Neural Artificial Paraconsistente para solucionar o problema de Casamento de Mapas métricos. Optou-se por esta solução pelo eficiente desempenho computacional desta técnica na determinação das conclusões da análise, além da possibilidade da determinação dos graus de certeza e contradição de um ponto de referência de um mapa gerado por um robô em relação a todos os outros pontos do outro mapa a ser casado.

Na Figura 4 é apresentada a RNAP implementada.

O modelo é baseado em duas CNAPs. A primeira representa uma Célula Neural Artificial Paraconsistente de Decisão com fator de decisão ajustável, que determina um limiar para análise da semelhança entre as distâncias Euclidianas que estão sendo analisadas. O outro componente é a Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Lógica Simples, que analisa os valores de quais dos pontos se obtém maior crença de casamento com o ponto comparado.

As entradas de informações da RNAP são duas matrizes de distâncias Euclidianas, cada uma das quais correspondente a um mapa parcial gerado por um robô. Cada linha de cada matriz representa um ponto que se corresponde com todos os outros pontos do mapa, referenciado pelas colunas.

Inicialmente são analisadas, através das células CNAPd (que unidas formam a UNAP de decisão), cada linha da matriz de distâncias Euclidianas do mapa de um robô em relação a todas as linhas de distâncias do outro robô. Para cada comparação de crenças que estiver dentro de um limiar (fator de decisão), é utilizado um histograma para acumular a quantidade

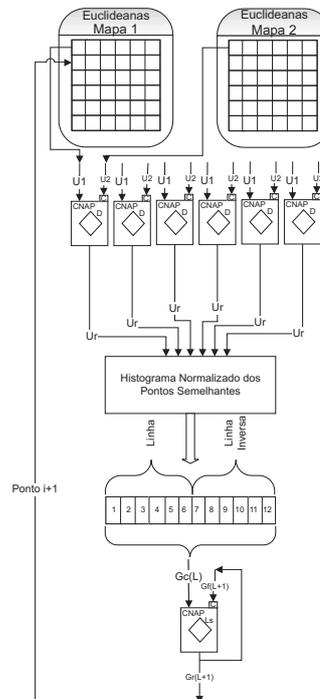


Figura 4: Rede Neural Artificial Paraconsistente para Casamento de Mapas.

de pontos similares, e o incremento de uma unidade é efetuado no histograma, referente a este ponto. Após todas as análises, as informações deste histograma são normalizadas entre 0 e 1 e são enviadas para a UNAP de Extração de Máximo, composta pelas CNAPCs, para que esta determine quais dos pontos do mapa que está sendo analisado possuem maior crença de similaridade. Este processo é repetido para todos os outros pontos.

## 5 Resultados Experimentais

Os experimentos realizados com o algoritmo de casamento de mapas baseado na RNAP foram implementados em Matlab 7.0 (MathWorks, 2007). Foram gerados dois tipos de mapas para validação da RNAP, um deles, considerando que um dos robôs mapeou parcialmente o ambiente em relação ao mapa gerado pelo outro robô. Com base neste mesmo experimento, foi adicionado ruído para análise da sensibilidade da rede. O outro experimento possui o intuito de validação da rede para rotações entre os mapas. As dimensões aproximadas dos mapas são 12x5 metros para o primeiro e 5x4 metros para o segundo.

As Figuras 5 e 6, representam os mapas hipoteticamente gerados por dois robôs. Nestes mapas não foram considerados ruídos, e o fator de decisão da CNAPd foi definido como 0.01.

A execução da RNAP gerou os resultados informados na Tabela 1, que exhibe os pontos relacionados com maior crença (na terceira coluna) do Mapa 2 (na primeira coluna) no Mapa 1 (na segunda

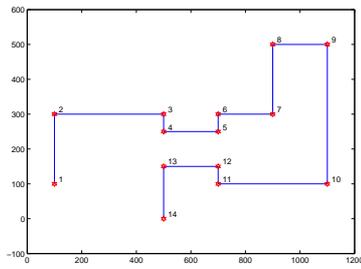


Figura 5: Mapa Gerado pelo Robô 1 sem ruídos.

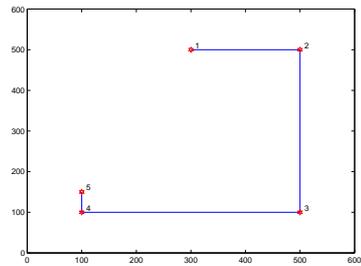


Figura 6: Mapa Gerado pelo Robô 2 sem ruídos.

coluna). A Tabela 2 apresenta todas as crenças dos pontos do Mapa 1 (descritos nas linhas da tabela) em relação a todos os pontos do Mapa 2 (descritos nas colunas da tabela). De acordo com estes resultados foi observado que o algoritmo de RNAP identificou o casamento ideal em relação aos dois mapas propostos, considerando que as medidas do Mapa 2 que mais se assemelham ao Mapa 1, estão relacionadas aos pontos correspondentes na Tabela 1.

Tabela 1: Casamento do Mapa 2 no Mapa 1 com as melhores crenças, sem ruído.

Mapa 2	Mapa 1	> Crença
1	8	1.0
2	9	1.0
3	10	1.0
4	11	1.0
5	12	1.0

Tabela 2: Crenças de todos os relacionamentos entre os pontos dos mapas para o experimento sem ruído.

Pontos	1	2	3	4	5
1	0.8	0.4	0.4	0.4	0.4
2	0.4	0.6	0.6	0.4	0.4
3	0.4	0.4	0.6	0.6	0.2
4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.6
5	0.6	0.4	0.4	0.4	0.2
6	0.6	0.2	0.2	0.2	0.4
7	0.4	0.4	0.4	0.2	0.4
8	1.0	0.4	0.4	0.4	0.4
9	0.4	1.0	0.4	0.4	0.2
10	0.4	0.4	1.0	0.4	0.4
11	0.4	0.4	0.4	1.0	0.2
12	0.4	0.2	0.4	0.2	1.0
13	0.4	0.4	0.4	0.2	0.4
14	0.2	0.4	0.4	0.2	0.4

Com a finalidade de analisar a sensibilidade da RNAP em relação aos ruídos de medidas obtidas através dos sensores dos robôs, foi inserido ruído aleatório (variando entre -70 e +70 centímetros) nas

coordenadas  $x$  e  $y$  de cada ponto. Os mapas ruidosos são apresentados nas Figuras 7 e 8.

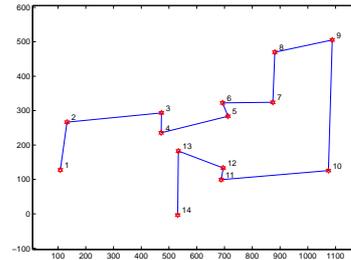


Figura 7: Mapa Gerado pelo Robô 1 com ruídos.

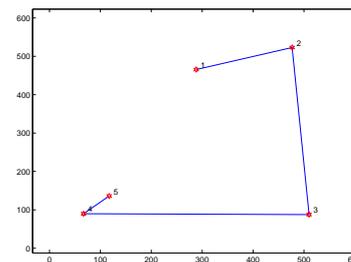


Figura 8: Mapa Gerado pelo Robô 2 com ruídos.

Os resultados obtidos do casamento destes mapas com ruído são apresentados nas Tabelas 3 e 4. Como no experimento anterior, mesmo com o ruído aplicado, chegou-se ao casamento ideal dos mapas, considerando que as medidas mais semelhantes entre os pontos dos mapas, são apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3: Casamento do Mapa 2 no Mapa 1 com as melhores crenças, com ruído.

Mapa 2	Mapa 1	> Crença
1	8	1.0
2	9	1.0
3	10	1.0
4	11	1.0
5	12	1.0

Tabela 4: Crenças de todos os relacionamentos, entre os pontos dos mapas para o experimento com ruído.

Pontos	1	2	3	4	5
1	0.8	0.6	0.8	0.4	0.6
2	0.4	0.6	0.6	0.4	0.4
3	0.6	0.6	0.4	0.4	0.4
4	0.6	0.4	0.4	0.4	0.6
5	0.8	0.6	0.4	0.4	0.4
6	0.8	0.6	0.4	0.4	0.4
7	0.4	0.4	0.6	0.4	0.4
8	1.0	0.4	0.6	0.4	0.4
9	0.4	1.0	0.4	0.4	0.4
10	0.4	0.6	1.0	0.4	0.6
11	0.4	0.6	0.4	1.0	0.8
12	0.4	0.6	0.4	0.6	1.0
13	0.8	0.8	0.4	0.4	0.4
14	0.4	0.6	0.6	0.4	0.4

Outro experimento realizado considerou a apresentação de um mapa com rotação em relação ao outro mapa a ser casado, sem informação *a priori* das poses iniciais de cada robô. Para apresentação deste

experimento são exibidos os mapas nas Figuras 9 e 10. Além da rotação de um dos mapas, foi inserido ruído aleatório nas medidas, em ambos os mapas.

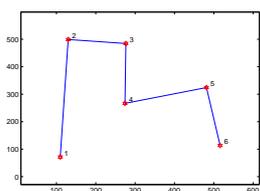


Figura 9: Mapa gerado pelo Robô 1 com ruído e rotação.

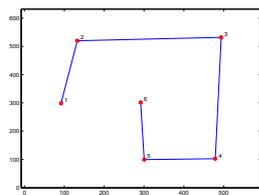


Figura 10: Mapa gerado pelo Robô 2 com ruído e rotação.

Os resultados obtidos estão nas Tabelas 5 e 6. Estes valores mostram a melhor combinação do Mapa 2 no Mapa 1 e todas as crenças obtidas entre todos os pontos do Mapa 2 no Mapa 1. De acordo com estes resultados, é possível afirmar que o algoritmo realizou o casamento correto, identificando a correspondência ideal entre os pontos de ambos os mapas, justificada pela semelhança entre os mapas e os valores de relações entre os pontos apresentados na Tabela 5.

Tabela 5: Casamento do Mapa 2 no Mapa 1 com as melhores crenças, com ruído e rotação relativa de 180 graus.

Mapa 2	Mapa 1	> Crença
1	5	0.8
2	6	0.8
3	1	0.7
4	2	0.8
5	3	1.0
6	4	0.8

Tabela 6: Crenças de todos os relacionamentos entre os pontos dos mapas para o experimento com ruído e rotação relativa de 180 graus.

Pontos	1	2	3	4	5	6
1	0.5	0.3	0.7	0.3	0.3	0.2
2	0.2	0.5	0.3	0.8	0.3	0.3
3	0.5	0.3	0.3	0.5	1.0	0.5
4	0.7	0.5	0.2	0.5	0.5	0.8
5	0.8	0.5	0.3	0.3	0.5	0.7
6	0.7	0.8	0.3	0.7	0.5	0.5

O modelo de Rede Neural Artificial Paraconsistente proposta neste trabalho, possui potencial para futuras aplicações de casamento de mapas *on-line* devido ao seu ótimo desempenho computacional, que em experimentos no Matlab, obteve tempo de processamento aproximado 0.05 segundo.

## 6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho propõe um algoritmo de casamento de mapas baseado nas informações adquiridas através de robótica cooperativa na exploração de ambientes. Com base nos mapas individuais representados por cada robô, são consideradas todas as combinações possíveis entre os pontos de cada

mapa, determinando-se as distâncias Euclidianas entre os pares de pontos.

As matrizes de informação Euclidiana de cada mapa são utilizadas como entrada de uma Rede Neural Artificial Paraconsistente, modelada para o propósito de casamento de mapas métricos. A partir dos pontos dos mapas obtidos pelos robôs, a RNAP determina quais são as semelhanças entre os pontos dos maps. Como resultado da análise, são determinadas as relações dos graus de crença de casamento entre todos os pontos dos mapas comparados.

Foram realizados três tipos de experimentos, e tanto para os testes sem ruído nas medidas adquiridas pelos robôs, quanto naqueles com ruído, ou mesmo considerando-se rotações relativas entre os mapas, os resultados obtidos foram muito satisfatórios, determinando o casamento ideal entre os pontos em tempo computacional reduzido.

Como trabalho futuro, propõe-se o estudo de outras técnicas para construção da entrada da rede. Também serão pesquisados algoritmos para implementação de uma célula de aprendizagem, que possibilite o aprendizado do casamento de um mapa em relação ao outro, em tempo de execução.

## 7 Agradecimentos

Os autores agradecem à CAPES pelo suporte financeiro.

## Referências

- da Costa, N. C. A., Abe, J. M., da Silva Filho, J. I., Murolo, A. C. and Leite, C. F. S. (1999). *Lógica Paraconsistente Aplicada*, 1 edn, Atlas, Brasil.
- da Silva, A. A., Colombini, E. L. and Ribeiro, C. H. C. (2005). Cognitive map merging for multi-robot navigation, *Workshop on Multi-Agent Robotic Systems*.
- da Silva Filho, J. I. and Abe, J. M. (2001). *Fundamentos das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes*, 1 edn, Arte e Ciência, Brasil.
- Diosi, A. and Kleeman, L. (2005). Laser scan matching in polar coordinates with application to slam.
- Dissanayake, G., Durrant-Whyte, H. and Bailey, T. (2000). A computationally efficient solution to the simultaneous localisation and map building (slam) problem, *International Conference on robotics and automation*.
- Mario, M. C. (2006). *Modelo de Análise de Variáveis Craniométricas Através das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes*, PhD thesis, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP.
- MathWorks (2007). *Getting Started With Matlab 7*, The MathWorks, Inc.
- Ângelo Arleo, del R. Millán, J. and Floreano, D. (1999). Efficient learning of variable-resolution cognitive maps for autonomous indoor, *IEEE Transactions of Robotics and Automation* **15**(6): 990–1000.
- Thrun, S. and Liu, Y. (2003). Multi-robot slam with sparse extended information filers.